

# 基于分块自适应融合特征的交通标志识别

戈 侠, 于凤芹, 陈 莹

GE Xia, YU Fengqin, CHEN Ying

江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122

School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

GE Xia, YU Fengqin, CHEN Ying. Traffic sign recognition based on blocking self-adaptation fusion features. *Computer Engineering and Applications*, 2017, 53(3): 188-192.

**Abstract:** Traffic signs consist of outer shapes and internal designated symbols, and the former can be described by Histogram of Oriented Gradients(HOG) which, however, is influenced by noise, and details of the latter can be well depicted by Local Binary Patterns(LBP). This paper, based on blocking HOG-LBP fusion features, proposes self-adaptation identification method of traffic signs. Firstly, it through weight coefficient which is attained by calculating blocking HOG, makes a judgement of which part some certain block belongs to(outer shapes incline to adopt HOG, and internal designated symbols, the LBP features), and secondly, it puts features created by mixing self-adaptation serials into support vector machine to conduct recognition. Simulation experiment shows that this algorithm achieves 100% recognition rate of standard traffic signs, and 76% of nonstandard traffic signs including unclear, incomplete and covered ones.

**Key words:** recognition of traffic signs; self-adaptation fusion features; Histogram of Oriented Gradients(HOG); Local Binary Patterns(LBP)

**摘 要:** 交通标志由外部轮廓和内部指示符号组成, HOG 特征可较好描述图像轮廓但易受噪声影响, 而 LBP 特征对图像细节刻画好, 提出基于分块 HOG-LBP 自适应融合特征的交通标志识别方法。通过分块计算梯度直方图得到的权重系数, 来判断该块是属于轮廓还是内部指示, 对前者选择 HOG 权重大, 后者选择 LBP 特征权重大, 将自适应串行融合后的特征送入支持向量机识别。仿真实验结果表明, 该算法对标准交通标志识别率可达到 100%, 对含模糊、残缺、遮挡等非标准交通标志也达到了 76%。

**关键词:** 交通标志识别; 自适应融合特征; 方向梯度直方图(HOG); 局部二值模式(LBP)

**文献标志码:** A **中图分类号:** TP391.41 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1505-0005

## 1 引言

交通标志识别<sup>[1]</sup>就是通过图像处理和模式识别技术让计算机来判断为何种交通标志。它在无人驾驶汽车<sup>[2]</sup>、盲人辅助导航<sup>[3]</sup>、智能机器人<sup>[4]</sup>等领域都有广泛应用。交通标志识别方法中, 最常用的方法有模板匹配法、基于颜色和形状特征识别法、基于特征提取结合分类器的机器学习法等。文献[5]利用模板与输入图像进行相互匹配运算, 可以识别出不同类型的交通标志, 但是由于模板数量之多, 在识别时不具有实时性。文献

[6]通过颜色和形状来对交通标志进行识别, 虽然可以取得较好的识别率, 且获得了较好的实时性, 但仅对标准交通标志有效, 不具有实用性。基于特征提取结合分类器的机器学习法的一般方法是提取感兴趣区域的特征向量, 通过分类器学习来对测试结果进行识别。文献[7-8]将方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)作为感兴趣区域的特征向量, 通过支持向量机(Support Vector Machine, SVM)来识别, 取得了较好的效果。

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.61104213)。

**作者简介:** 戈侠(1989—), 男, 硕士研究生, 研究领域为嵌入式技术应用与开发, E-mail: 731007333@qq.com; 于凤芹(1962—), 女, 博士, 教授, 研究领域为语音信号分析与处理研究、图像信号与信息处理等; 陈莹(1976—), 女, 博士, 副教授, 研究领域为计算机视觉、信息融合。

**收稿日期:** 2015-05-05 **修回日期:** 2015-08-13 **文章编号:** 1002-8331(2017)03-0188-05

**CNKI 网络优先出版:** 2015-09-07, <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20150907.1529.002.html>

但是由于HOG特征的梯度性质,所以该特征对噪点相当敏感,容易造成交通标志内部指示信息识别的错误。文献[9-10]将局部二进制模式(Local Binary Pattern, LBP)算子作为感兴趣区域的特征向量,并通过SVM来分类,虽然可以实现识别,但是由于LBP特征往往需要更多的维数才能识别,所以不利于识别的实时性。

我国交通标志分为警告、禁令、指示、指路等四大类。由于第四类指路交通标志根据城市的不同,所包含的指路信息也不同,种类繁多,且不具有通性,所以本文旨在对前三类交通标志进行识别。其中,警告标志颜色为黄底、黑边、黑色图案,形状一般为正三角形;禁令标志为白底、红圈、红斜杠,且黑色图案压杠,形状多为圆形;而指示标志颜色为蓝底、白色图案,形状有圆形和矩形。针对交通标志这些特征,本文提出了基于HOG-LBP自适应串行融合特征识别法。该方法首先将交通标志图像划分为16块,计算每一块的梯度直方图值得到其权重系数,通过权重系数来判断该块是属于轮廓还是内部指示,对交通标志边缘采用权重较大的HOG特征,对内部指示信息采用权重较大的LBP特征,其余部分HOG特征与LBP特征权重相当,然后对这些特征进行自适应串行融合,送入SVM分类器,对交通标志进行识别,通过选择匹配度最大的得到交通标志的识别结果。

## 2 相关原理

### 2.1 HOG特征描述

HOG是由Dalal提出的以像素点为基础的图像边缘特征提取算法<sup>[11-12]</sup>,其基本思想是即使没有图像相关的梯度和边缘信息,也能够通过局部梯度大小和边缘信息将图像的局部外观和形状特征化。因此HOG特征可以很好地描述交通标志边缘的特征。

在对HOG特征进行提取过程中,首先要对图像进行颜色归一化处理,目的是减少噪声的干扰,降低局部阴影和噪声对特征提取时带来的影响。然后对图像中每个像素的梯度幅值和梯度方向进行运算,得到图像的轮廓信息。图像中点 $(x, y)$ 的梯度幅值和梯度方向计算公式分别为:

$$m(x, y) = \left( [I(x+1, y) - I(x-1, y)]^2 + [I(x, y+1) - I(x, y-1)]^2 \right)^{1/2} \quad (1)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \left( \frac{I(x, y+1) - I(x, y-1)}{I(x+1, y) - I(x-1, y)} \right) \quad (2)$$

其中 $I(x, y)$ 是图像在点 $(x, y)$ 处的像素值,  $m(x, y)$ 和 $\theta(x, y)$ 分别为点 $(x, y)$ 处的梯度幅值和梯度方向幅值。将输入的图像划分成小单元,统计每个单元中的梯度直方图信息。再将梯度方向分成9个通道,也就是每个单位直方图可以用一个9维( $0^\circ \sim 20^\circ, \dots, 160^\circ \sim 180^\circ$ )的特

征向量来表示。最后将这些小单元合并成块,则这些块串联起来便组成了图像的HOG特征矢量。

### 2.2 LBP特征描述

LBP是一种局部提取特征算法,对纹理细节的处理有较好的效果<sup>[13]</sup>,可以用来描述交通标志内部的指示信息。LBP算子定义在一个 $3 \times 3$ 的窗口内,以窗口中心像素灰度值作为阈值,并将与其相邻的8个像素灰度值进行比较,若周围的像素值大于中心像素值,则记为1,反之,记为0。这样,在 $3 \times 3$ 的邻域内的8个点就可以通过顺时针或者逆时针方向产生一个8位二进制数,即为中心像素点的LBP值,并用这个值来反应该区域的纹理特征。LBP特征计算公式为:

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) \times 2^p \quad (3)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中 $P$ 是采样点个数,  $R$ 为算子半径,  $g_p$ 为相邻像素值,  $g_c$ 为中心像素值,  $s(x)$ 为判别函数。随着采样点数的增加, LBP特征的维数也会随之增多,对于特征的提取、分类及信息的存取都是不利的。所以本文将采用由Ojala<sup>[14]</sup>提出的LBP“等价模式”(Uniform Pattern)来对LBP算子的模式种类进行有效的降维。

LBP“等价模式”<sup>[15]</sup>是指在LBP模式中形成的二进制制串,只包含两次或两次以内的由0到1或1到0的跳变。判断某种模式是否为等价模式的方法为将二进制模式对其移动一位后,与其相减的绝对值求和,用 $U$ 表示:

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_i - g_c)| + \sum_{p=1}^{p-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (5)$$

则其中 $U \leq 2$ 的模式就是等级模式,对于标准交通标志图像的融合特征进行匹配,得到的 $3 \times 3$ 邻域内8个采样点来说, LBP模式由原来的256种减少到了58种,这种改进不仅大大地减少了特征向量的维数,而且可以很好地表达特征向量。

### 2.3 HOG-LBP串行融合特征向量

由于HOG对边缘轮廓的描述能力较好,但是当背景较复杂时,描述能力就会变弱,用标准LBP等价模式能很好地解决对内部指示信息的描述,而且能保证特征矩阵的维数不增加。基于此,将交通标志样本分割成 $4 \times 4$ 块。对于交通标志边缘部分的块,由于其为交通标志轮廓部分,所以选择HOG特征权重大;而对于交通标志内部指示信息,选择LBP特征权重大;其余块两者权重相当。融合后的特征维数变为178,相对于简单的融合方式维数有所下降,达到了能够在较低的维数下表征交通标志的特征的目的。

其中,各个特征的权重由每块梯度的直方图来自动调整,融合特征公式表达如下:

$$F(n)=a_n \cdot X+(1-a_n)Y \quad (6)$$

式中,  $X$ 、 $Y$  分别为 HOG 和 LBP 特征,  $a_n$  表示交通标志第  $n$  块的权重系数,其计算公式为:

$$a_n = \frac{G_n}{\max(G)} \quad (7)$$

其中  $G_n$  为各块梯度直方图值,  $\max(G)$  为最大梯度直方图值。

### 3 算法实现步骤

基于 HOG-LBP 自适应串行融合特征的交通标志识别流程如图 1 所示。

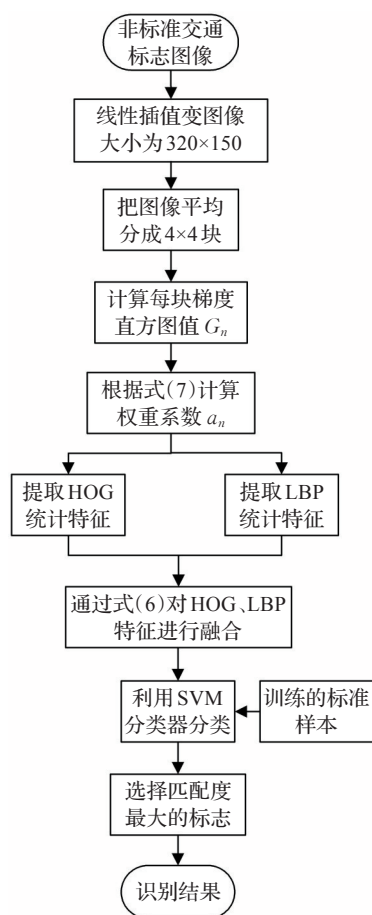


图1 基于 HOP-LBP 自适应融合特征的交通标志识别流程图

具体步骤如下:

**步骤1** 对输入的非标准交通标志图像进行线性插值,使其大小变为  $320 \times 150$ 。

**步骤2** 将非标准交通标志分割成  $4 \times 4$  块后,对每一块图像通过公式(7)计算其权重系数,决定其是通过哪种特征来表征图像。

**步骤3** 通过步骤2得出权重系数后,计算其相应的特征向量,对于边缘轮廓,采用公式(1)、(2)提取其

HOG 特征向量,对于内部指示信息,通过公式(3)、(5)提取其 LBP 特征向量。

**步骤4** 对步骤3中提取的特征通过公式(6)进行融合,得到其融合特征。

**步骤5** 对标准交通标志图像进行 HOG-LBP 特征提取。

**步骤6** 将步骤4中提取测试图像的 178 维特征送入 SVM 分类器与标准交通标志图像的融合特征进行匹配,得到的即是匹配率最大的交通标志识别结果。

### 4 仿真实验与结果分析

本算法运行的软件环境为 MATLAB7.1(R2013a)。实验中采用的图像一部分来源于 GTSRB(German Traffic Sign Recognition Benchmark)图像库中的图像<sup>[14]</sup>,一部分来源于网上搜集的图像。分别使用了 112 张图片进行训练(警告类 41 张,指示类 29 张,禁止类 42 张),并使用了 329 张非标准图片进行了测试(警告类 135 张,指示类 102 张,禁止类 92 张),图 2 展示了部分实验中用于识别的交通标志,图中用于识别的交通标志包含被局部腐蚀、部分模糊、颜色变化、形状残缺等(标志模糊 106 张,标志残缺 98 张,标志遮挡 102 张,标志变形、变色 23 张)。



图2 用于识别的部分非标准交通标志图片示例

为了客观评价本文所提出的 HOG-LBP 融合特征向量算子的有效性,在测试中,将本文算法、HOG 和 LBP 算法进行比较。

图 3 是仅提取 HOG 特征对交通标志识别时的错误结果,图 3(a)中将向左急转弯标志识别为了 T 形交叉标志;图 3(b)中将分向行驶车道识别为了机动车车道。分析原因主要是 HOG 特征无法表征内部指示信息所导致的识别错误。

图 4 是通过本文融合特征向量的识别结果,其中 HOG 特征图表示对应维度下块所包含的 HOG 特征数据统计,而 LBP 特征图则表示逐个块所对应的特征数据统计。图 4(a)可以正确识别出为向左急转弯;图 4(b)可以正确识别出为分向行驶车道。这是由于在提取内部指示信息特征时,通过自适应提取 LBP 特征来达到对交通标志的一个正确识别。

图 5 是本文算法对交通标志识别时还存在的一些识别错误示例,主要表现为图 5(a)交通标志的残缺和图 5(b)交通标志的模糊干扰,当交通标志存在残缺或者有



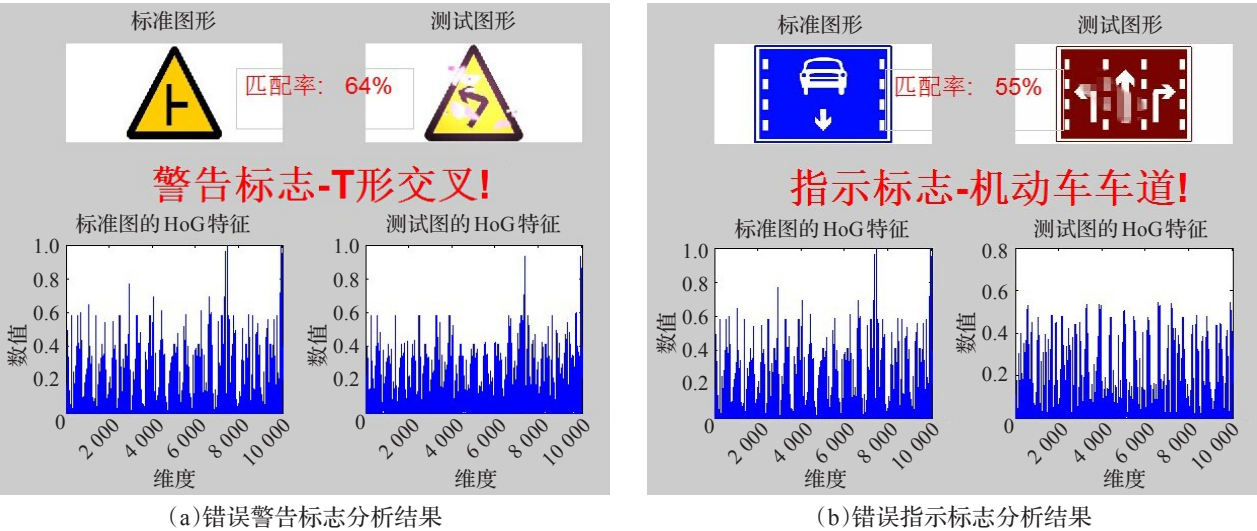


图3 通过HOG特征识别的错误交通标志结果

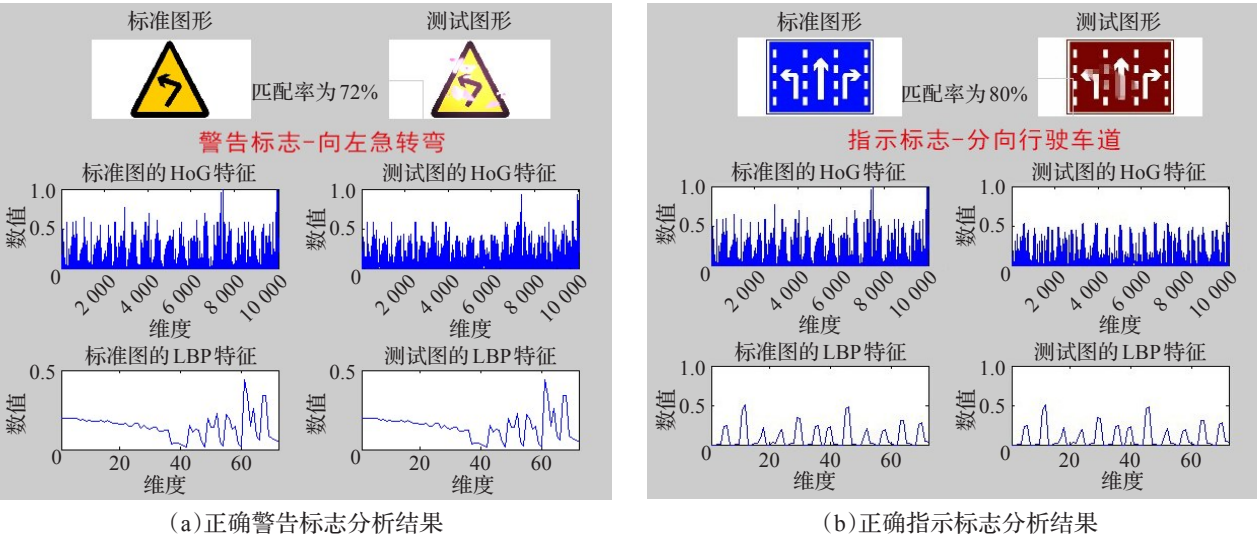


图4 通过HOG-LBP融合特征对错误交通标志的识别结果

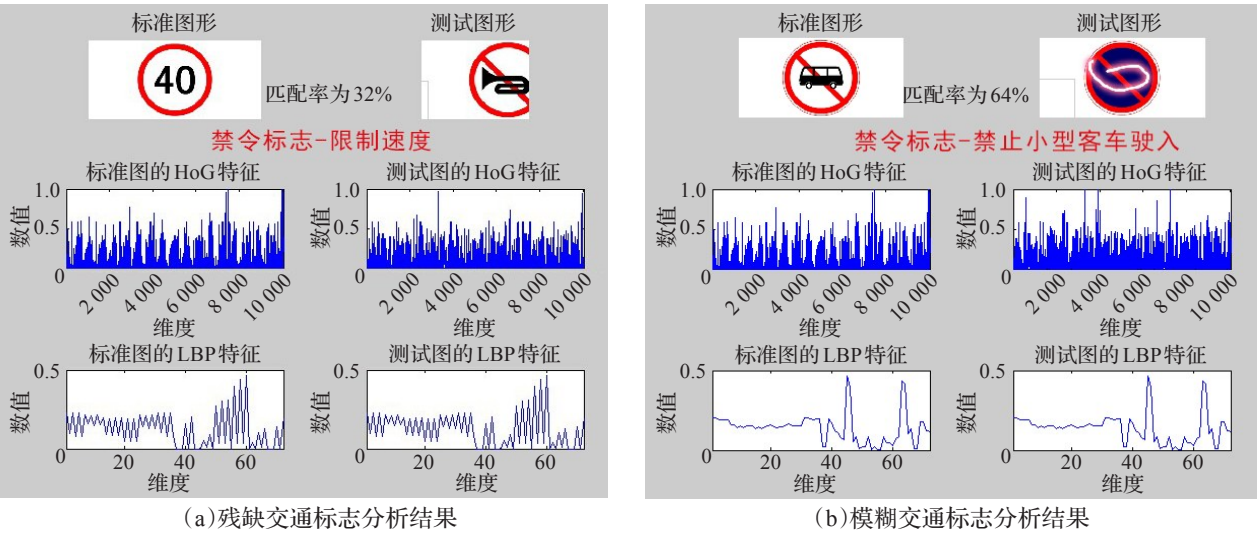


图5 通过HOG-LBP融合特征识别错误的交通标志结果

模糊干扰时,对特征提取容易造成交通标志的识别错误。

表1给出仅用HOG特征、仅用LBP特征和本文算法在识别率和平均时间的对比,从表1可以看出,本文

算法通过自适应调整特征向量,在分类率上要高于其他两种算法。同时,从平均检测时间上来说,本文算法的时间要高于单独使用HOG特征,但是还是可以有效地保证系统识别的实时性。

表1 三种方法识别结果和平均时间的比较

特征类型	对测试数据的识别 正确率/%	对测试数据识别的 平均时间/s
HOG	47.0	1.2
LBP	51.2	2.1
本文算法	76.0	1.4

表2给出了本文算法对三种基本类别交通标志的分类结果。对指示标志识别结果较低,这是由于指示标志内部包含大量细节符号,对内部符号细节特征描述有待选择更精细的特征向量。

表2 各类别交通标志识别率情况

类别	总交通标志	测试数据识别正确率/%
警告标志	135	100.0
禁止标志	102	71.2
指示标志	92	44.6

5 结束语

本文根据交通标志自身的特点,提出了一种通过特征互补方式来提高交通标志图像的识别方法。该方法首先将图像进行插值计算,标准化图像后分成4×4块,通过计算交通标志的权重系数,通过融合得到HOG-LBP融合特征,然后与标准交通标志的特征进行对比,选择匹配度最大的标准交通标志作为识别结果。通过仿真实验表明,该方法能够得到较好的交通标志识别性能。但是,在交通标志残缺或者交通标志模糊干扰的情况下,本文算法会产生错误的识别结果,今后还有待进一步研究描述内部符号细节特征。

参考文献:

[1] Mogelmose A, Trivedi M, Moselund T.Traffic sign detection and analysis: recent studies and emerging trends[C]//2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems(ITSC), 2012:1310-1314.

[2] Min K, Byong K.Traffic sign extract and recognition on unmanned vehicle using image processing based on support vector machine[C]//2012 11th International Confrence on Control, Automation and Systems(ICCAS), 2012:750-753.

[3] Kantawong S.Road traffic signs detection and classification for blind man navigation system[C]//International

Conference on Control, Automation and Systems, 2007: 847-852.

[4] Shen Xiangrong, Dumpert J, Farritor S.Design and control of robotic highway safety makers[J].IEEE Transactions on Mechatronics, 2005, 10(5):513-520.

[5] Jesmin F, Sharif M, Reza R.Image segmentation and shape analysis for road-sign detection[J].IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011, 12(1):83-96.

[6] Qiong W, Xinxin L.Traffic sign segmentation in natural scenes based on color and shape features[C]//2014 IEEE Workshop on Advanced Research and Technology in Industry Applications(WARTIA), 2014:374-377.

[7] Chang Y, Feng W, Yan S, et al.Traffic sign recognition using HOG-SVM and grid search[C]//2014 12th International Conference on Signal Processing (ICSP), 2014: 962-965.

[8] Greenhalgh J, Mirmehdi M.Real-time detection and recognition of road traffic signs[J].IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(4):1498-1506.

[9] Sanae B, Mounir A, Youssef F.Traffic sign recognition based on multi-block LBP features using svm with normalization[C]//2014 9th International Conference on Intelligent Systems:Theories and Applications(SITA-14), 2014:1-7.

[10] Chunsheng L, Faliang C, Zhenxue C.Rapid multiclass traffic sign detection in high-resolution images[J].IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(6):2394-2403.

[11] Peiyin C, Chienchuang H, Chiyuan L, et al.An efficient hardware implementation of hog feature extraction of human detection[J].IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 15(2):656-662.

[12] Hengliang T, Yang B, Zhangming M.Face recognition based on the fusion of global and local HOG features of face images[J].Computer Vision, 2014, 8(3):224-234.

[13] Di H, Caifeng S, Liming C, et al.Local binary patterns and its application to facial image analysis:a survey[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C:Applications and Reviews, 2011, 41(6):765-781.

[14] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T.Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7):971-987.

[15] 黄非非.基于LBP的人脸识别研究[D].重庆:重庆大学, 2009.