

文章编号: 2095-1922(2013)03-0571-06

电气符号识别的 HOG 方法

刘 剑^{1 2} 龚志恒¹ 高恩阳^{1 3} 刘亚楠¹

(1. 沈阳建筑大学信息与控制工程学院 辽宁 沈阳 110168; 2. 东北大学信息科学与工程学院 辽宁 沈阳 110004;
3. 中国科学院沈阳自动化研究所 辽宁 沈阳 110016)

摘 要:目的 为解决电气符号的大小、图纸背景的模糊、电气符号的旋转角度等各种干扰因素对计算机识别电气图纸造成的误差问题.方法 笔者提出了一种基于 HOG 的电气符号识别方法.建立电气符号训练集,提取电气符号图像的 HOG 特征,计算出梯度方向向量个数加权图;使用这些 HOG 特征和分类信息对支持向量机进行训练;利用支持向量机进行识别.结果 HOG 算法对电气符号的识别率达到 92.5%,与 SIFT 算法比较,识别效果更为准确.结论 所提出的 HOG 算法克服了外界干扰因素对电气符号识别的影响,提高了识别的准确率,具有良好的检测效果,为将 HOG 算法应用到其他领域奠定理论基础.

关键词: 电气符号识别; HOG 特征; 支持向量机; 梯度直方图

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A

Research on Electrical Symbols Recognition of HOG

LIU Jian^{1 2} GONG Zhiheng¹ GAO Enyang^{1 3} LIU Yanan¹

(1. School of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168; 2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang, China, 110004; 3. Shenyang Institute of Automation (SIA), Chinese Academy of Sciences, Shenyang, China, 110016)

Abstract: Electrical symbols recognition is one of the hot spots in the field of computer vision and electrical design recently. Various factors will bring errors on computer recognition of electrical drawings, such as size of the electrical symbols, drawings of background fuzzy, rotation of the electrical symbols etc. There are many electrical symbols recognition methods, but the problems are solved hardly. In order to overcome the external interference factors and improve recognition accuracy, an electrical symbol recognition method based on HOG is presented in the paper. Firstly, the electrical symbol training sets were established, and symbols of HOG feature were extracted. Secondly, support vector machine was trained by mean of these characteristics of HOG and classification information. Finally, symbols were recognized by support vector machines. Conducted different experiment of complex background research of electrical symbols and experimental study on the algorithm of the algorithm of SIFT and HOG, the results of experiments show that the proposed algorithm of HOG has good detection after experiment.

Key words: electrical symbol recognition; characteristics of HOG; support vector machine; histogram of gradient

收稿日期: 2012-06-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(61272253); 住房和城乡建设部科技项目(2010-K9-22)

作者简介: 刘剑(1963—),女,教授,博士,主要从事视觉图像识别及智能控制研究.

随着电子技术的飞速发展,图纸中电气符号识别问题受到极大关注.电气符号检测及其定位的准确性和快速性直接影响到图纸判断的正确性及总体设计思路的理解.但由于符号大小、旋转角度,尤其是复杂背景环境的影响,使目标符号存在诸多干扰,解决此类问题面临着很多困难.成为近年来计算机视觉及电气设计领域研究的热点.目前,国内外研究电气符号识别通常采用基于统计分类的方法,其中关键是需要提取电气符号特征,再采用机器学习的方法进行分类.其代表算法有:小波特征提取算法,Low^[1]提出 Scale Invariant Feature Transform (SIFT) 算法;Belongie^[2]提出 Shape context 算法,这些算法都是在一些密集、统一的空间单元上计算,而且为了改善性能,都要重叠局部进行像素对比度标准化,克服环境干扰因素能力较弱.针对传统算法的缺点,Dalai^[3]提出梯度方向直方图算法(Histograms of Oriented Gradients, -HOG)是在目标检测领域中取得较好的效果一种方法,它不是从图像的整体上去考虑特征,而是针对计算图像中各个像素点的梯度和边缘方向直方图,最终获得梯度方向向量,对目标形态的变化有更好的鲁棒性.

针对 HOG 识别理论及其在复杂电气符号识别方法进行研究,并且对其进行实验对比分析.

1 HOG 识别方法

传统的 HOG 特征提取及 SVM (Support Vector Machine) 分类的方法主要包括图像输入、颜色归一化、梯度计算、梯度向量加权、SVM 分类识别、输出结果等基本部分^[4].

在传统识别方法基础上,将物体形状分类系统大致分为 3 个阶段:第一,建立训练集.第二,训练支持向量机.第三,用训练完成的支持向量机进行电气符号分类识别.

建立训练集阶段,挑选出不同的电气符号图像,建立多个训练集,它是 HOG 提取图像特征及训练支持向量机的前提条件.

基于 HOG 的符号形状训练阶段,主要是依据符号所在的域,提取出一个包含电气符号的 HOG 训练窗口,再从训练窗口中提取出符号的 HOG 特征,最后送到 SVM 分类器中分类.符号分类识别阶段,用训练完成的支持向量机对电气符号进行检测及分类.采用的识别方法流程图如图 1 所示.

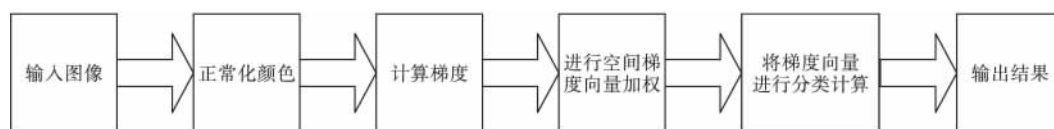


图1 HOG 识别方法流程图

Fig. 1 The flowchart of HOG recognition

2 HOG 识别原理

2.1 HOG 的基本构成

与其他的图像几何特征不同,HOG 不是从图像的整体上去考察其特征,而是将图像分为多个小的细胞单元(称为 cell),然后计算所有的细胞单元中各像素点的梯度或边缘的方向直方图.为提高性能,可以将几个细胞组成一个大单元^[5-6](称为 block),将多个大单元中的梯度进行归一化,取得最终的梯度方向向量.关键点梯形向量的直观表达见图 2 所示.

2.2 HOG 数学表达

图像的梯度方向向量数量由图像大小、block 大小、cell 大小、每个 cell 所取得的梯度维数所决

定.图像总梯度维数其计算方法为^[7]

$$\begin{aligned} Dim_{Num} &= f(g) \times f(h), \\ f(g) &= c_{Dim} \times (b_{Size} / c_{Size})^2, \\ f(h) &= \frac{(w - b_{Size} + b_{Step}) \times (h - b_{Size} + b_{Step})}{b_{Step}^2}. \end{aligned} \quad (1)$$

式中: Dim_{Num} 为图像梯度方向向量的总和; c_{Dim} 为 cell 的维数; b_{Size} block 的大小; c_{Size} 为 cell 的大小; b_{Step} 为 block 移动步长, w 与 h 分别为图像的宽与高.

2.3 HOG 特征计算

在对图像进行处理的过程中,必须对 HOG 的特征进行计算.只有计算出特征值,才可以构建一系列的模型,以便得到图像的特征.

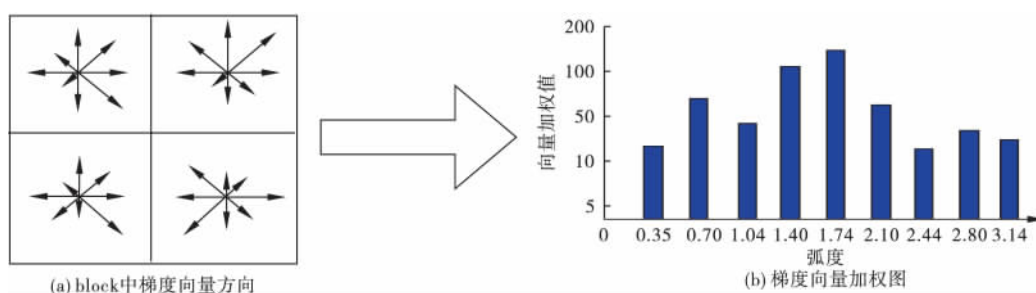


图2 关键点的梯度描述

Fig. 2 Key points of the gradient description

(1) 计算梯度值及构建直方图

使用一维离散微分模板同时在水平和垂直两个方向上计算每个 cell 的梯度。

用 cell 中的每个像素点为直方图通道进行加权投票,其权值根据像素点的梯度幅值进行加权计算而来。

(2) 梯度归一化

由于图纸背景等影响,使得梯度变化幅度比较大,难以使分类器适应其变化,需要对其以 L2 范数为因子进行如下归一化处理:

$$f = \frac{1}{\sqrt{\|V\|^2 + e^2}} \quad (2)$$

式(2)选取的梯度向量进行归一化处理后,可按 HOG 的训练最佳参数选取归一化的向量。

3 基于 HOG 的电气符号识别

3.1 训练集的构造

由于每个图像中,同一类型的目标符号出现的位置不确定,大小也不相同,因此需要确定电气符号,从而提取出 HOG 的特征。

在目标符号区域提取阶段,找出同种电气符号,并建立 HOG 的训练窗口。然后,可以用训练窗口中的电气符号图像,提取出目标符号的特征,即完成训练集的构造过程。

3.2 HOG 符号形状训练

目标符号训练大致分为两个过程,第一,设定 HOG 的初始参数,包括 c_{Size} 、 b_{Size} 、 b_{Step} 等。经过计算得到特征向量。第二,对计算得到的特征向量用支持向量机进行训练。

(1) HOG 初始参数

将目标符号区域的图像作为训练图像,训练窗口的大小根据实际情况进行设定,从而满足 HOG 的检测标准。

待测图像由于使用 HOG 的分类方法,在试

验中,采用矩形 HOG 结构;通常在度范围内分成 9 个方向,设定 cell 的大小、block 的大小。对于一个 cell 而言,将 9 个方向的梯度转变为 1 个 9 维的向量,从而计算每个 block 的向量,通过设定步长,最后求出整个训练窗口的总和向量。

(2) 支持向量机

支持向量机已经发展成为一个标准的分类模型,它寻找数据中的最大间隔超平面,作为分类平面对小样本以及高维的数据具有良好的分类效果。采用 OpenCV 2.3 提供的线性 SVM 函数进行分类训练^[8-9],选取参数 $c = 0.01$ 。标准的 SVM 算法的原始问题可以归结为如下的一个二次规划的问题:

$$\min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i, \quad (3)$$

$$y_i < w \cdot (g(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i. \quad (4)$$

其中 $\xi_i \geq 0$, $i = 1, \dots, l$, $x_i \in R^n$ 为支持向量机的输入指向向量, $y_i \in \{-1, 1\}$ 为 x_i 所属类别, $i = 1, \dots, l$, $K(x_i, x_j)$ 为核函数,它对应某特征空间 Z 中的内积,即 $K(x_i, x_j) = \langle g(x_i), g(x_j) \rangle$, 变换 $g: x \rightarrow z$ 将样本从输入空间映射到特征空间。 w 为超平面的法向量, b 为超平面的偏置, ξ_i 为松弛变量, c 为惩罚因子^[10-15]。

支持向量机的训练是求解它的对偶问题,其问题描述如下:

$$\min_a p(a) = \frac{1}{2} a^T Q a - e^T a, \quad (5)$$

$$y^T a = 0, 0 \leq a_i \leq C, i = 1, \dots, l.$$

其中: 矩阵 Q 是半正定的,

$$Q_{ij} = y_i y_j \langle g(x_i), g(x_j) \rangle, \quad (6)$$

$$g(x_j) \geq y_j y_i K(x_i, x_j), e = (1, 1, \dots, 1)^T.$$

$a = (a_1, a_2, \dots, a_l)^T$, a_i 是不等式约束如式(7)。

$$y_i (w \cdot f(x_i) - b) \geq 1 - \xi_i. \quad (7)$$

式(7)对应 Lagrange 乘子.

训练支持向量机实际上就是求解一个二次规划问题.

4 实验及结果分析

在仿真实验中选取了 8 种不同的电气符号,

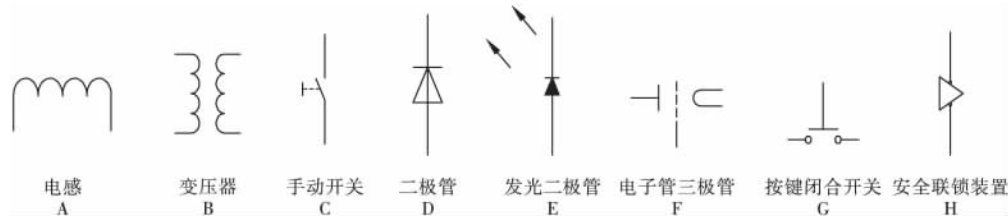


图3 实验选取的8种电气符号

Fig.3 Eight kinds of electrical symbols in the experiment

实验采用 SVM 作为识别工具,在学习过程中,对实验选取的同种电气符号,都选取 200 张不同大小,200 张不同旋转角度,200 张异常的图像(符号破损,模糊背景)进行学习.为验证所提出方法的有效性,通过计算机仿真进行大量实验.

实验 1: 电气符号识别及对比实验.从同一种

分别记为 A ,B ,C ,D ,E ,F ,G ,H. 根据 HOG 大量实验结果表明:选用数据以像素点为单位 μ_{Size} 为 8×8 μ_{Dim} 为 9 μ_{Size} 为 16×16 μ_{Step} 为 8 μ_w 与 h 分别为 128 和 64 的训练参数,使识别结果最为理想,识别率较高,误差也较小.如图 3 所示.

电气符号 200 张不同大小、旋转角度的图像和 200 张异常的图像中,随机选取 200 张作为实验图像,进行分类识别,实验结果如表 1 所示.为体现所提算法的优越性,将 SIFT 算法和 HOG 算法分别对实验一选取电气符号进行识别比较,得到的识别结果如表 2 所示.

表 1 电气符号混合识别结果

Table 1 The electrical symbols identify results

电气符号	A	B	C	D	E	F	G	H
识别率/%	92.1	88.4	94.3	94.0	87.5	90.6	95.8	97.5

表 2 SIFT 算法与 HOG 算法比较结果

Table 2 SIFT and HOG algorithms comparison results

电气符号	识别率/%		电气符号	识别率/%	
	SIFT 算法	HOG 算法		SIFT 算法	HOG 算法
A	88.7	92.1	E	81.8	87.5
B	83.6	88.4	F	84.8	90.6
C	84.5	94.3	G	87.4	95.8
D	82.3	94.0	H	88.7	97.5

实验结果表明,正常和异常的同种电气符号混合的平均准确率为 92.5%.表示 HOG 的识别方法,对符号形态的适应能力较强,基本克服了环境因素对识别的影响,使其对总体识别效果的影响不明显.而 SIFT 算法与 HOG 算法比较结果显示,提出的 HOG 算法识别电气符号比现有的 SIFT 算法的识别率要更加准确.

由于在实际的应用中,符号的大小、旋转角度和背景是影响识别的重要因素,就此对同种电气符号,不同的大小、旋转角度和背景进行了实验研

究.为了更好地表述 HOG 克服识别影响的原理,图 4 示出不同大小的二极管符号,图 5 示出不同旋转角度的二极管符号,图 6 示出正常和异常混合的电气符号.根据这三种情况,计算出梯度方向向量个数加权图.

不同大小的符号向量加权图如图 7 所示,不同大小和角度的符号向量加权图 8 所示,混合符号向量加权图如图 9 所示.

根据个数加权图可看出,不同大小和旋转角度的电气符号在梯度方向向量的个数变化不大,



图 4 不同大小的二极管符号

Fig. 4 Different sizes of the diode symbols



图 5 不同大小和旋转角度的二极管符号

Fig. 5 Different sizes and rotation angles of the diode symbols

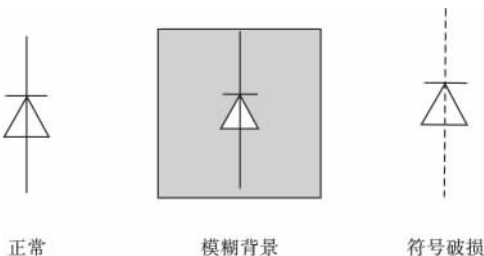


图 6 正常和异常混合二极管符号

Fig. 6 Normal and abnormal of the diode symbols

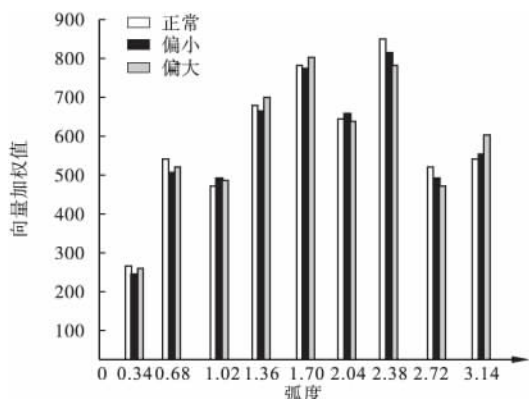


图 7 不同大小的二极管符号向量加权图

Fig. 7 The drawing of different sizes of the diode symbols vector weighting

能有效地克服符号大小、旋转角度和背景的影响。

实验 2: 图纸识别实验 为了更加直观的表现实验结果, 将含有多种电气符号的图纸加以识别, 判断二极管符号所在位置。仿真实验识别效果

如图 10 所示。

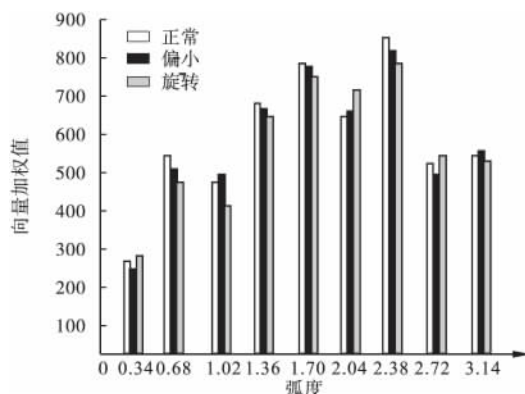


图 8 不同大小和角度的二极管符号向量加权图

Fig. 8 The drawing of different sizes and rotation angles of the diode symbols vector weighting

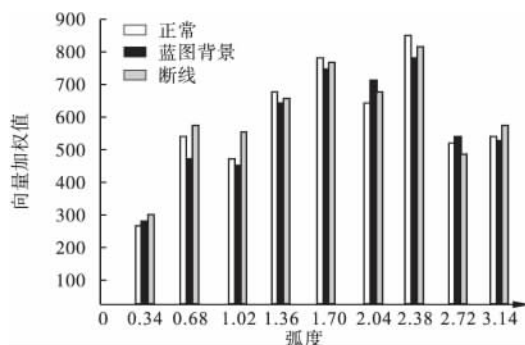


图 9 混合二极管符号向量

Fig. 9 The drawing of normal and abnormal diode symbols vector weighting

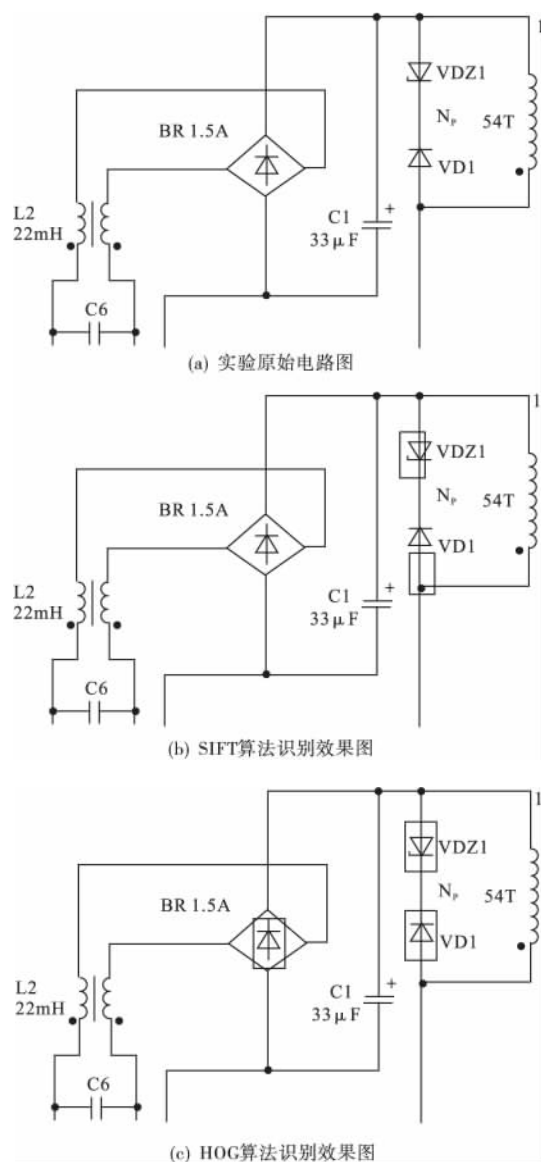
图 10 识别二极管实验结果图

Fig. 10 The identify result under the experiment of diode

从图 10 所示的计算机识别结果可以看出, HOG 对于电气符号的特征抓取比较精确, 不同种类的二极管也能进行识别。而 SIFT 对于电气符号的识别具有一定的漏检和误检的情况。对于 HOG 算法, 如果期望单一的对某种特定的二极管进行识别, 只需在训练时使用特定的训练样本即可实现。

5 结 论

笔者的算法克服了传统识别算法, 因环境干扰因素造成识别不准确的缺点。仿真实验表明: HOG 特征向量能较好地用于电气符号识别问题, 对符号的大小、旋转的适应能力比较强。所采用的 SVM 训练方法, 对不同状态下的电气符号识别效果较为理想。与 SIFT 算法相比, HOG 算法更具有优势, 从而使工程图像检测的应用方面大大增加, 为将 HOG 的识别方法应用到工程图纸检测中提



供了重要的理论依据。

参考文献:

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale invariant keypoints [J]. IJCV 2004 60(2): 91-110.
- [2] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Matching shapes [C]//The 8th ICCV. Vancouver, Canada: IEEE Press 2001: 454-461.
- [3] Dalai N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: USA, IEEE Press 2005: 886-893.
- [4] 周金芝, 王娟. 基于 HOG 的人体检测方法的改进 [J]. 软件导报 2011, 10(4): 76-78.
(Zhou Jinzhi, Wang Juan. Improvement of human detection method based on HOG [J]. Software Guide 2011, 10(4): 76-78.)
- [5] 舒畅, 丁晓青, 方驰. 基于 HOG 的人脸识别 [J]. 清华大学学报 2011, 16(2): 124-127.
(Shu Chang, Ding Xiaoqing, Fang Chi. Histogram of the oriented gradient for face recognition [J]. Tsinghua Science and Technology 2011, 16(2): 124-127.)
- [6] Felzenszwalb P, Huttenlocher D. Efficient matching of pictorial structures [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head, USA: IEEE Press 2000: 66-73.
- [7] 任彧, 顾成成. 基于 HOG 特征和 SVM 的手势识别 [J]. 科技通报 2011 27(2): 211-214.
(Ren Yu, Gu Chengcheng. Hand gesture recognition based on HOG characters and SVM [J]. Bulletin of Science and Technology 2011 27(2): 211-214.)
- [8] 胡仕玲, 顾爽, 陈启军. 基于 HOG 的物体分类方法 [J]. 华中科技大学学报 2011, 11(2): 124-126.
(Hu Shiling, Gu Shuang, Chen Qijun. Object classification method based on HOG [J]. Journal of Huazhong University 2011, 11(2): 124-126.)
- [9] 方辉, 王倩. 支持向量机的算法研究 [J]. 长春师范学院学报 2007 26(6): 89-91.
(Fang Hui, Wang Qian. Research on algorithm of support vector machine [J]. Journal of Changchun Teachers College 2007 26(6): 89-91.)
- [10] 方莹. 多策略融合的 SVM 决策树构建 [J]. 兰州工业大学学报 2012 24(3): 137-140.
(Fang Ying. Construction of SVM decision tree with fused multi-strategies [J]. Journal of Lanzhou University of Technology 2012 24(3): 137-140.)
- [11] 张舒, 王文剑, 康向平. 一种回归 SVM 选择性集成方法 [J]. 计算机科学 2008 35(4): 178-180.
(Zhang Yu, Wang Wenjian, Kang Xiangping. A regression SVM selection ensemble approach [J]. Computer Science 2008 35(4): 178-180.)
- [12] 马杰, 蔡延光. 基于改进 SVM 方法的车牌识别研究 [J]. 现代计算机 2012 16(14): 72-75.
(Ma Jie, Cai Yanguang. Research on license plate recognition based on improved SVM method [J]. Modern Computer 2012 16(14): 72-75.)
- [13] Furey, Terrence S, David W. Support vector machine classification and validation of cancer tissue samples using microarray expression data [J]. Bioinformatics 2000 16(10): 906-914.
- [14] Han B, Davis Larry S. Density-based multifeature background subtraction with support vector machine [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2012 34(5): 1017-1023.
- [15] Xiao H, Sun F S, Liang Y S. Support vector machine algorithm based on kernel hierarchical clustering for multiclass classification [C]//2010 International Conference on Electrical and Control Engineering (ICECE). Wuhan, China: IEEE Press 2010: 2201-2204.