

城市环境中交通信号灯准确识别与状态估计

蔡自兴¹, 谷明琴²

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083; 2. 奇瑞前瞻技术科学院, 安徽 芜湖 241009)

摘要: 根据交通信号灯灯板颜色和形状定位图像中的灯板位置. 将灯板区域的彩色图像转换到 YCbCr 空间, 分割灯板区域中的红、黄、绿三色区域, 利用交通信号灯的形态特性定位交通灯位置. 用 Gabor 小波和 2 维独立分量分析提取感兴趣区域的特征, 送入最近邻分类器分类信号灯的类型. 用代表性的观测序列建立隐马尔科夫模型, 并结合识别和跟踪结果估计信号灯状态. 实验结果表明, 该算法能可靠、准确地识别出信号灯, 并有效地估计出信号灯的状态.

关键词: 交通信号灯检测; 交通信号灯识别; Kalman 跟踪; 隐马尔科夫模型

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Accuracy recognition and state estimation for traffic light in urban environment

CAI Zi-xing¹, GU Ming-qin²

(1. School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha 410083, China; 2. Science & Research Laboratories of Chery, Wuhu 241009, China. Correspondent: GU Ming-qin, E-mail: gumingqin@gmail.com)

Abstract: The board of traffic light is located in input image by its color and shape. The color image of the board is converted to YCbCr space. The region that includes main color(red, amber, green) is segmented by thresholds. The traffic light is positioned by morphological properties. The feature of region of interest(ROI) is extracted by Gabor wavelet and 2 dimension independent component analysis, and sent into the nearest neighbor classifier to classify the type of traffic light. Structures of hidden Markov model are built by several representative observation sequences. The current state of traffic light is estimated by hidden Markov model which combines with recognition and tracking results. The experimental results show that this algorithm can recognize and track the traffic lights reliably and accurately, and estimate the states of the traffic light effectively.

Key words: traffic light detection; traffic light recognition; Kalman tracking; hidden Markov model

0 引言

道路环境信息感知系统是智能车辆的一个重要组成部分, 它能为车辆提供及时、可靠的行驶环境信息. 现在已采用了不少工程方法来简化驾驶过程, 如在十字路口安装交通信号灯来指示可优先通行的车道. 但是由于交通信号灯自身发光且目标较小, 感知其状态信息较为困难.

文献[1]设计了一种非被动式交通灯系统, 可广播当前状态和其他有用信息, 但却需要投入大量资金来更换设备. 目前, 在检测与识别交通信号灯状态(包括颜色和方向)方面有了一定的进展, 常用算法是利

用交通信号灯的形状和颜色信息进行检测. 首先在特定颜色空间(如 HSV^[2]和 HSI^[3])中分割交通信号灯的感兴趣区域, 然后根据形态特征判断是否为交通信号灯. 这种方式简单, 漏检较少, 但因其目标较小, 在图像中所占的像素数很少, 误检率非常高. 文献[4]在边缘图像中检测交通信号灯, 由于边缘图像中包含大量相似性的圆形区域, 算法的误检率较高. 文献[5]根据高斯分布构建了色调和饱和度模型, 并用样本训练参数, 根据参数和形状提取并判定测试图像中的交通灯候选区域. 但该方法需要模型化图像和大量矩阵运算, 计算复杂度高. Charette 等^[6]采用聚光灯检测和模板

收稿日期: 2012-09-21; 修回日期: 2013-03-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(90820302, 60805027); 国家博士点基金项目(195470); 湖南省自然科学基金项目(12JJ6058); 湖南省院士基金项目(2009FJ4030).

作者简介: 蔡自兴(1938—), 男, 教授, 博士生导师, 从事机器人、智能控制、图像处理等研究; 谷明琴(1981—), 女, 博士生, 从事图像处理、目标检测与识别的研究.

匹配的方法识别交通灯. 虽然识别较为准确, 但在预处理阶段需要多次卷积运算, 时间复杂度高. 文献[7]利用 GPS 数据信息, 在地图中预先标定出交通信号灯的位置, 然后在线检测交通灯. 这种方法需要大量的先验信息作为支撑, 对系统构建的要求非常高.

现代城市中, 在交通路口常见的交通信号灯由 3 个平行的竖板组成, 其上有红黄绿 3 个箭头型 LED 灯. 同一时刻, 仅有一盏灯亮, 指示对应车道的可通行状况. 因交通信号灯目标较小, 仅利用其颜色和形状信息来检测和识别, 效果较差. 需结合交通灯的先验状态和连续帧序列来综合确定交通信号灯的当前状态. 为此, 本文提出一种集交通信号灯检测、识别、跟踪、状态估计的新算法. 实验结果表明了该算法的有效性.

1 箭头型交通信号灯检测

本文用图 1 所示的算法框架来检测、识别、跟踪及状态估计城市环境中常见的交通信号灯.

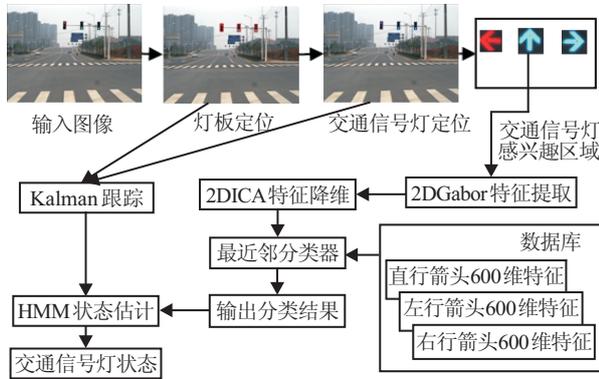


图 1 箭头型交通信号灯的识别与状态估计框架

1.1 交通信号灯灯板定位

为了定位输入图像中灯板区域, 首先需在 RGB 空间分割图像. 图 2 显示了两个灯板区域的颜色信息分布情况, 其 R、G、B 通道的颜色值均集中在 0 ~ 50 之间, 且两通道间的差异在 0 ~ 20 之间. 因此, 用阈值 50 和 20 来分割输入图像和通道间差的绝对值图像, 得到两幅二值图像 $\text{Bin}_1(x, y)$ 和 $\text{Bin}_2(x, y)$. 取其并集作为灯板的感兴趣区域, 即

$$\text{Bin}(x, y) = \text{Bin}_1(x, y) \cup \text{Bin}_2(x, y). \quad (1)$$

为了消除二值图像中的噪声点, 用腐蚀和膨胀形态学操作对 $\text{Bin}(x, y)$ 进行处理.

标记 $\text{Bin}(x, y)$ 中像素个数大于 300 且小于 3000 的连通区域作为灯板的感兴趣区域. 假设 $\text{Bin}(x, y)$ 有 N_r 个感兴趣区域, 记为 R_i , $i=1, 2, \dots, N_r$. 令 $R_i(H)$, $R_i(W)$, $R_i(A)$ 和 $R_i(CA)$ 分别是感兴趣区域的高、宽、像素数及其最小凸包中的像素数, 则区域 R_i 的宽高比 $R_i(\text{Rwh})$ 和凹形度 $R_i(S)$ 定义如下:

$$R_i(\text{Rwh}) = R_i(H)/R_i(W), \quad (2)$$

$$R_i(S) = R_i(A)/R_i(CA). \quad (3)$$

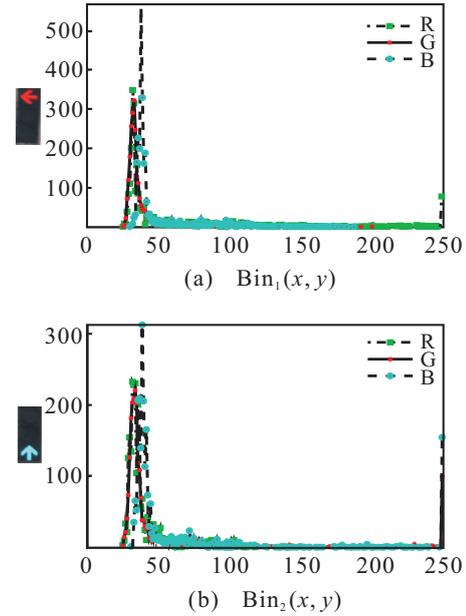


图 2 交通信号灯灯板的 RGB 直方图分布

符合交通信号灯灯板的感兴趣区域 R_i 具有以下形态学特性:

$$\begin{cases} T_{\text{Bwh}} < R_i(\text{Rwh}) < T_{\text{Uwh}}, \\ R_i(\text{Rwh}) > T_{\text{Strt}}. \end{cases} \quad (4)$$

其中: $T_{\text{Bwh}} = 2$, $T_{\text{Uwh}} = 4$, $T_{\text{Strt}} = 0.6$. 经形态滤波后, 剔除了不满足灯板形态的区域, 从原图中剪切满足灯板区域的彩色图像以定位交通信号灯.

1.2 交通信号灯定位

在 YCbCr 空间中, 红色和黄色在 Cb 通道中颜色偏暗, 而绿色在 Cr 通道中其值集中在 0 ~ 114 之间. 可将候选灯板区域 R_i 的彩色图像转换到 YCbCr 颜色空间, 在 Cb 通道中用阈值 110 分割出红色和黄色区域, 在 Cr 通道中用阈值 114 分割出绿色区域. 红色和黄色交通灯则可根据其在灯板的位置, 将它们分开.

令 Cb 通道中分割出的二值图像为 $R_{\text{red}}(x, y)$, 标记像素个数大于 50 且小于 1000 的连通区域 SR_j ($j = 1, 2, \dots, N_r$), N_r 是感兴趣区域的个数. 假设感兴趣区域 SR_j 的外接矩形为 $\text{Rect}_j = \{\text{SR}_x, \text{SR}_y, \text{SR}_W, \text{SR}_H\}$, 如果 SR_j 的宽高比 $\text{SR}_j(\text{Rwh})$ 与灯板 R_i 的相对位置满足如下不等式:

$$\begin{cases} T_{\text{Rl}} < \text{SR}_j(\text{Rwh}) < T_{\text{Ru}}, \\ \text{SR}_W > R_i(W)/2, \\ R_i(H)/5 < \text{SR}_H < R_i(H)/2, \\ \text{SR}_x > R_i(W)/3, \end{cases} \quad (5)$$

则 SR_j 是一个交通信号灯感兴趣区域. 其中: $\text{SR}_{\text{Rwh}} = \text{SR}_H/\text{SR}_W$, $T_{\text{Rl}} = 0.5$, $T_{\text{Ru}} = 1.5$. 令 $(\text{SR}_x, \text{SR}_y)$ 是区域 SR_j 的左上角坐标, 则有

$$\begin{cases} SR_y < R_j(H)/3, \text{ 红色交通信号灯;} \\ R_i(W)/3 < SR_y < 2(R_i(W)/3), \text{ 黄色交通信号灯;} \\ \text{other, 非交通信号灯.} \end{cases} \quad (6)$$

令Cr通道中分割出的二值图像为 $B_{\text{green}}(x, y)$, 用标记 $B_{\text{red}}(x, y)$ 相同的方式标记绿灯感兴趣区域为 $SR_j (j = 1, 2, \dots, Ng)$, Ng是其个数. 若 SR_j 的外接矩形 $\text{Rect}_j = \{SR_x, SR_y, SR_W, SR_H\}$ 满足式(5), 且其左上角坐标 (SR_x, SR_y) 满足 $SR_y > 2(R_i(W)/3)$, 则 SR_j 是绿色交通信号灯感兴趣区域. 从灯板图像中剪切感兴趣区域的彩色图像并将其灰度化, 归一化为 30×30 的图像, 记为 $I(x, y)$, 送入识别过程进行分类.

2 交通信号灯识别

为了判断交通信号灯感兴趣区域的箭头方向, 用2维Gabor小波变换及2维独立分量分析来表示图像并降低特征的冗余性, 用最近邻分类器对其特征进行分类.

2.1 图像的2维Gabor小波表示

Gabor小波变换能实现空间和频率信息的同步^[8]. 对于检测到的感兴趣区域灰度图像 $I(x, y)$, 可用文献[8]定义的2维Gabor函数与图像进行卷积, 作为Gabor滤波后的图像, 即

$$O_{u,v}(x, y) = I(x, y) * \psi_{u,v}(x, y), \quad (7)$$

$$G_{u,v}(x, y) = \sqrt{(\text{real}(O_{u,v}))^2 + (\text{imag}(O_{u,v}))^2}. \quad (8)$$

其中: $*$ 为卷积运算; $u = 0, 1, \dots, 5$; $v = 0, 1, \dots, 5$. 将这些图像每隔2个像素采样, 连接成为列向量 χ , 作为图像的特征.

2.2 2维独立分量分析特征降维

假设模板库特征为 $\chi_j = \{\chi_{ij}, i \in 1, 2, \dots, N_j\}$, $\chi_{ij} \in R^{n \times n}$, L 为模板个数, 则有

$$\Sigma = \frac{1}{F \times L} \sum_{j=1}^F \sum_{i=1}^{N_j} (\chi_{ij} - \bar{\chi})^T (\chi_{ij} - \bar{\chi}). \quad (9)$$

其中: Σ 为协方差矩阵, $\bar{\chi}$ 为训练样本图像的平均特征, $F = 4$. 特征值分解 Σ , 满足 $\Sigma = U\Lambda U^T$, $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, 且满足 $\lambda_j \geq \lambda_{j+1}$, U 为特征向量组成的正交阵. 取10个最大特征值 $\Lambda_r = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r)$ 及其对应的特征向量 $U_r = [u_1, u_2, \dots, u_r]$, 构造白化矩阵 $E = \Lambda_r^{-1/2} \times U_r^T$. 为了降低模板特征 χ_{ij} 的冗余度, 需求取优化映射矩阵^[9] $S = (s_1, s_2, \dots, s_r)$, r 为其独立向量的个数, s_i 必须符合均值为0、方差为1的非高斯分布. 令 $z = E\Sigma^T$, 有 $S = W \times \Lambda_r^{-1/2} \times U_r^T$, W 是分离矩阵, 其更新过程见文献[10]. 对于给定的图像特征 $\chi_{ij} = (\chi_{ij}^1, \chi_{ij}^2, \dots, \chi_{ij}^n)$, 有

$$Y = (\chi_{ij} - \bar{\chi}_j)S. \quad (10)$$

映射特征向量 Y_1, Y_2, \dots, Y_r 即为样本特征 χ_{ij} 的独立主分量. 样本 χ_i 的特征矩阵可以降为 $n \times r$ 矩阵, 送入最近邻分类算法对其分类以识别交通信号灯的类型.

3 交通信号灯状态估计

3.1 交通信号灯跟踪

现代交通路口设置的交通信号灯, 由3个平行的灯板组成, 分别对应于左转、直行和右转3个不同的车道. 一般情况下, 右转、左转和直行车道的通行状态交替出现, 以避免车辆在路口碰撞. 将相机固定在车辆顶部的支架上并保持与地面垂直, 可先根据判定识别到的交通灯区域个数、位置是否平行、大小是否相似来排除误识别区域, 再用Kalman滤波算法预测交通信号灯及灯板的位置和宽高信息, 并建立起观测值和预测值的关联关系.

3.2 隐马尔科夫模型状态估计

交通信号灯状态按规律顺序变化, 为了提高交通信号灯识别的准确性, 需要考虑其状态变化顺序. 本文构建隐马尔科夫模型来估计交通信号灯未来的状态.

对于单个交通灯的观测序列 $O = O_1, O_2, \dots, O_T$, 若要估计下一时刻的状态, 首先应选择能最好解释模型的观测序列来训练马尔科夫模型参数, 然后选择概率最大的状态作为目标的当前状态. 其中对于每个观测 $O_i, i \in \{1, 2, \dots, T\}$, 有 $O_i \in V, V = \{R, G, A, N\}$, R, G, A, N 分别表示红、绿、黄和无交通信号灯的状态. 将观测结果直接映射到交通信号灯的状态 S 中, $S = \{S_R, S_G, S_A, S_N\}$. 理想情况下, $v \in V$ 是状态 S_v 的观测值, 由于检测、识别、跟踪误差和目标被遮挡等情况的影响, 观测到的结果并不能真实地反映交通信号灯当前的状态. 计算最可能的概率模型

$$\lambda_{\text{best}} := \arg \max_{\lambda_i \in \Lambda} P(O'|\lambda), \quad (11)$$

其中 $\Lambda = \{\lambda_0, \lambda_{TL}\}$ 是概率隐马尔科夫模型. 选择能产生给定序列且概率最大的隐马尔科夫模型作为交通信号灯的模型. 使用前向算法^[11]计算 $P(O'|\lambda_i)$, 以避免计算所有可能状态序列 $Q_i \in Q$ 的概率, 即

$$P(O'|\lambda_i) = \sum_{Q_i \in Q} P(O'|Q_i, \lambda_i)P(Q_i|\lambda_i). \quad (12)$$

在任何时间点, 模型必然在 λ_0, λ_{TL} 中. 对于有多个状态的交通信号灯, 无法确定当前起作用的状态, 即对于给定观测序列 $O = O_1, O_2, \dots, O_T$ 和已得到的 λ_{best} , 还没有解决如何确定状态序列 $Q = Q_1, Q_2, \dots, Q_T$ 中当前起作用的状态 Q_T 的方法. 对此, 可利用Viterbi算法重新估计状态 Q_T 并计算 Q 值. 为了调整隐马尔科夫模型参数, 选择识别和跟踪结果作

为观测序列,用 Baum-Welch 算法重新估计模型参数.图 3 显示了单个交通信号灯状态变化的 HMM 基本结构,曲线上标注了状态转移和发射概率,其值为百分数.

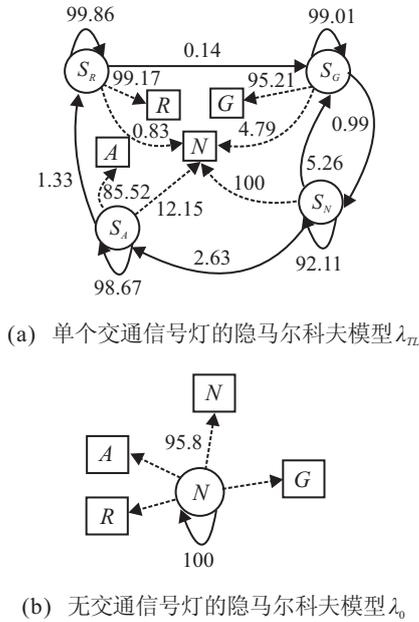


图 3 交通信号灯的隐马尔科夫模型

4 实验分析

4.1 实验数据

为了测试本文算法的性能,用配备工业相机的智能车在十字路口采集含有交通信号灯的测试库,每段视频包含 100 帧图像,其分辨率为 1392×1040 .交通信号灯类别包括红色(禁止左转,禁止右转,禁止直行),绿色(左转,右转,直行),黄色(左转警告,右转警告,直行警告)共 9 类交通信号灯.

4.2 交通信号灯识别结果及性能分析

表 1 列出了不同天气和光照条件下测试库及检测和识别效果,每个视频数均有 100 帧图像.从中可以看出,系统的检测率和识别率均在 94% 以上,而总体识别率(检测率和识别率的乘积)超过了 91%.交通信号灯识别失败的主要原因是背景较为复杂,图像曝光过度或者曝光不足等.

表 1 交通信号灯识别算法性能

测试库	视频数	检测率/%	识别率/%	整体/%	天气光照
1	127	98.35	94.93	93.363	晴天顺光
2	135	97.07	96.29	93.468	晴天逆光
3	123	95.46	95.94	91.584	晴天斜射
4	117	97.27	94.47	91.890	阴天偏暗
5	56	96.58	95.43	92.166	晴天逆光

图 4 为一段视频序列的第 1、第 183 帧的检测和识别结果.图 4 中信号灯处的矩形框框出了交通信号灯灯板的检测结果,而识别结果则显示在矩形框的左

侧.为了清楚起见,将识别的结果放大显示在图像下方.



图 4 交通标志检测和识别结果

4.3 交通信号灯的状态估计

识别交通信号灯后,可得到一个交通信号灯状态变化的观测序列.标记交通灯的状态信息并输入 Baum-Welch 算法中训练隐马尔科夫模型参数,调整后的发射和状态转移概率如图 3 所示.由调整后的参数计算每种状态的期望驻留时间,如 λ_{TL} 中红灯的驻留时间为 $1/(1 - 0.9986) \approx 714.3$ 帧图像,约为 28 s,这与实际相符.

考虑下列情况:当车辆进入交通路口时,先遇到黄灯,然后等待红灯,在绿灯亮时通过.交通信号灯的状态变化为:黄灯-红灯-绿灯.由识别和跟踪结果产生了观测序列: $A^{35}, R^{50}, N^2, R^{28}, N^9, R^{611}, N^2, G^{27}, N^4, G^2, N^1, G^1, N^1, G^1$.对于每一帧图像,估计从开始跟踪到当前的一个观测序列.计算每个隐马尔科夫模型的概率,选择概率值最大的模型作为当前观测序列的隐马尔科夫模型,实际应用中,概率最高的经常为 λ_{TL} .

图 5 显示了单个交通信号灯单帧的概率值,因其

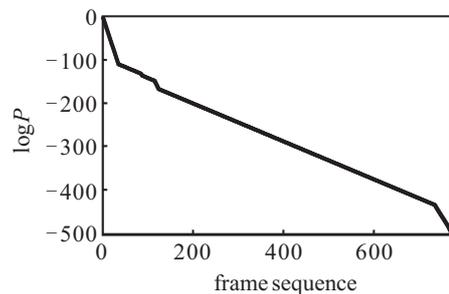


图 5 隐马尔科夫模型 λ_{TL} 估计序列的概率

值较小, 故用对数形式表示. 在第35帧和第735帧时, 交通灯的状态分别从黄色变为红色, 红色变为绿色, 概率对数曲线的斜率也在这些位置上有急剧的变化, 符合实际情况.

5 结 论

本文提出了一种新算法用来检测、识别、跟踪城市环境中的交通信号灯, 并估计其当前的状态信息. 利用灯板和交通信号灯的颜色和形态特性, 在输入图像中定位灯板和交通信号灯的感兴趣区域. 结合Gabor小波、2维独立分量分析和最近邻分类算法来识别交通信号灯的类型. 用Kalman滤波来跟踪灯板和交通信号灯的区城, 构建交通信号灯的隐马尔科夫模型, 并融合交通信号灯的检测、识别、跟踪结果, 估计交通信号灯当前所处的状态.

进一步将面临的问题有: 1) 多个交通信号灯状态间的相关变化状态模型构建; 2) 交通信号灯因其目标小, 在图像中容易与车尾灯和LED广告牌相混淆; 3) 城市中交通信号灯类型多, 设置的高度和位置也不完全相同. 如何解决这些问题是未来研究的方向.

参考文献(References)

- [1] Gradinescu V, Gorgorin C, Diaconescu R, et al. Adaptive traffic lights using car-to-car communication[C]. Vehicular Technology Conf. Dublin: IEEE, 2007: 21-25.
- [2] Gong J, Jiang Y, Xiong G, et al. The recognition and tracking of traffic lights based on color segmentation and CAMSHIFT for intelligent vehicles[C]. 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. San Diego, 2010: 431-435.
- [3] 谷明琴, 蔡自兴, 李仪. 应用圆形度和颜色直方图的交通信号灯识别[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(1): 243-247.
- (Gu M Q, Cai Z X, Li Y. Traffic light recognition with circularity and color histogram[J]. Computer Engineering & Design, 2012, 33(1): 243-247.)
- [4] Masako Omachi, Shinichiro Omachi. Detection of traffic light using structural information[C]. 2010 IEEE the 10th Int Conf on Signal Processing. Beijing, 2010: 809-812.
- [5] Yehu Shen, Ozguner U, Redmill K, et al. A robust video based traffic light detection algorithm for intelligent vehicles[C]. 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Xi'an, 2009: 521-526.
- [6] Charette de R, Nashashibi F. Real time visual traffic lights recognition based on spot light detection and adaptive traffic lights templates[C]. 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium(IV). Xi'an: IEEE, 2009: 358-363.
- [7] Fairfield N, Urmson C. Traffic light mapping and detection[C]. 2011 IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Shanghai: IEEE, 2011: 5421-5426.
- [8] Daugman J G. Two dimensional spectral analysis of cortical receptive field profile[J]. Vision Research, 1980, 20(10): 847-856.
- [9] Hyvarinen, Oja E. Independent component analysis: Algorithms and applications[J]. Neural Networks, 2000, 13(4/5): 411-430.
- [10] Cai Zi-xing, Gu Ming-qin. Traffic sign recognition algorithm based on shape signature and dual tree-complex wavelet transform[J]. J of Central South University of Technology: English Edition, 2013(20): 433-439.
- [11] Sergios Theodoridis, Konstantinos Koutroumbas. Pattern recognition[M]. 4th ed, Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010: 365-377.

(责任编辑: 李君玲)