

文章编号: 1001-0920(2010)12-1909-04

基于特征显著性的多特征融合车牌定位算法

陈振学, 常发亮, 刘成云

(山东大学控制科学与工程学院, 济南 250061)

摘要: 在分析已有车牌定位技术以及目标检测共有特性的基础上, 提出了基于视觉显著性的特征选择方法. 算法依据先验样本的统计学习, 利用导致最小错误概率判决方法, 得到目标的特征显著性分析. 在车牌定位过程中, 根据得到的特征显著性序列, 依次赋予特征不同的权值, 然后采用融合的方式得到所需要的车牌区域. 实验结果表明, 该算法提高了使用单一特征进行车牌定位的准确率.

关键词: 特征显著性; 特征选择; 最小错误概率; 多特征融合; 车牌定位

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Multi-features fusion license plates locating algorithm based on feature salience

CHEN Zhen-xue, CHANG Fa-liang, LIU Cheng-yun

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Ji'nan 250061, China. Correspondent: CHEN Zhen-xue, E-mail: chenzenxue@sdu.edu.cn)

Abstract: Based on the analysis of license plates technique and the commonness of target detection, the feature selection method based on vision salience is proposed. According to prior-sample training and minimum probability of error, feature salience is obtained. In real license plate location, the more salient features are given the larger weights. Then, the system fuses the multi-features to locate license plates. Experimental results show that the proposed method has better identify rate than single feature.

Key words: Feature salience; Feature selection; Minimum probability of error; Multi-features fusion; License plate location

1 引言

汽车牌照的自动识别是一种重要的交通信息获取技术, 而车牌定位是车牌识别技术的关键部分^[1,2]. 在这方面已有很多学者作了研究, 提出了多种车牌定位方法. Elliman^[3]提出的纹理定位方法是利用字符的纹理特征定位车牌, 对于光照不均匀、牌照倾斜和变形等情况定位较好. 但应用于背景复杂的图像时, 很容易把一些纹理分布比较丰富的其他非车牌区域也定位进来. 王义兴等^[4]从彩色车辆的牌照底色和字符颜色固定搭配的特点出发, 构造颜色搭配掩模矩阵来定位车牌. 王枚等^[5]提出了一种融合灰度边缘和颜色特征检测, 并进行目标真实性验证的车牌定位算法.

车牌定位从图像处理的意义上来说, 是要从一幅

随机图像中找到一块具有某种特征的感兴趣区域, 这种特征便是车牌本身区别于其他非车牌图像的特征. 因此, 车牌定位是典型的复杂背景下的目标检测问题. 而实际上, 不同的特征在目标检测中的重要程度是不同的, 越显著的特征越能保证检测结果的准确性, 而不显著的特征对于检测往往只起到辅助作用.

本文在分析人类视觉注意机制的基础上, 利用统计意义上的最小错误率定义了特征的显著性差异, 并将得到的显著性分析结果应用于多特征融合车牌定位算法.

2 基于最小错误率的特征选择

由于受背景的干扰和成像条件的限制, 目标实时特征存在着很大的不确定性, 显著性度量准则不应是具有确定形式的函数, 而应是一个感知经验的统计

收稿日期: 2010-05-09; 修回日期: 2010-08-02.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60975025); 教育部博士点专项基金项目(200901311200390); 中国博士后科学基金特别项目(200902563); 中国博士后科学基金项目(20080441123); 教育部留学回国人员启动基金项目.

作者简介: 陈振学(1977—), 山东昌邑人, 男, 副教授, 博士后, 从事目标检测与跟踪、生物特征识别等研究; 常发亮(1965—), 男, 山东寿光人, 教授, 博士生导师, 从事机器视觉、目标跟踪等研究.

量. 最显著特征对应最大的概率值, 则较显著特征对应较大的概率值. 因此本文采用最小错误概率准则描述特征的显著性. 在模式识别中, 对于两类问题, 统计判决的基本方法是根据类的概率和概率密度将模式的特征空间划分成两个子区域 Ω_1 和 Ω_2 (见图 1), 即

$$\Omega_1 \cup \Omega_2 = \Omega, \Omega_1 \cap \Omega_2 = \emptyset. \quad (1)$$

当 $x \in \Omega_1$ 时, 判 $x \in \omega_1$ 类; 当 $x \in \Omega_2$ 时, 判 $x \in \omega_2$ 类. 这时可能会发生两种错误: 一种是把实属 ω_1 类的模式判属 ω_2 类; 另一种是把实属 ω_2 类的模式判属 ω_1 类^[6]. 设 ω_1 和 ω_2 类出现的概率分别为 $P(\omega_1)$ 和 $P(\omega_2)$, 则总的误判概率为

$$P(e) = P(\omega_1)\varepsilon_{12} + P(\omega_2)\varepsilon_{21} = P(\omega_1) \int_{\Omega_2} p(x/\omega_1)dx + P(\omega_2) \int_{\Omega_1} p(x/\omega_2)dx. \quad (2)$$

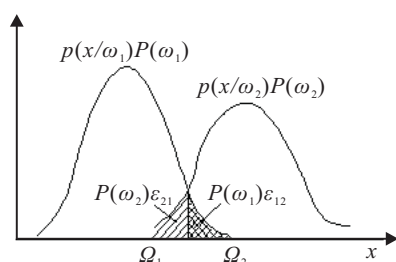


图 1 一维模式的误判概率计算示意图

若在总体上、统计上希望误判最少, 则所采取的判决准则应使误判概率最小, 即 $P(e) \rightarrow \min$, 这便是最小错误概率准则^[6]. 最小错误概率可以把某一特征的显著性度量问题转化为概率计算问题, 避免了多特征单位不同引起的不可比性, 可以定量地计算与分析目标特征的重要性差异.

3 车牌特征分析

车牌背景复杂、信噪比低、车牌区域变形和污染严重、光线不均匀等众多因素, 给车牌的定位带来很大的困难. 从视觉角度看, 车牌区域的主要特征是颜色鲜亮、有一系列字符和数字、四周有边框的矩形区域. 为了模拟人的上述智能, 本文将结合实际车牌图像进行全面的特征分析, 总结出车牌的显著特征.

3.1 车牌的形状特征

看到车牌时的第一个反应就是矩形轮廓, 因此形状特征成为定位时优先考虑的特征. Hough 变换因其对噪声、轮廓线中断及其他物体的遮挡不敏感, 而使其成为直线和其他参数化形状检测的重要工具. 因汽车牌照的轮廓是一个矩形, 从拍摄的汽车图像中, 由于拍摄角度的变化和车辆本身的位置变化, 车牌是一个类矩形区域^[7]. 为了分析问题, 本文不妨先假设车牌为理想的矩形, 建立车牌形状特征模型.

如图 2 所示, 以 C 为原点, 分别以 X 轴和 Y 轴建立坐标系. 车牌边框应符合以下特征: 1) 线段 CD 的

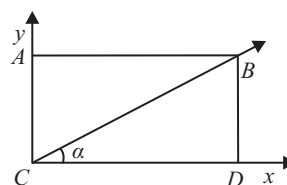


图 2 车牌矩形边框建模

倾角为 0° ; 2) 线段 CA 的倾角为 90° ; 3) 线段 CB 的倾角为 α° . 由统计经验 (车牌外轮廓尺寸一般为 $440 \text{ mm} \times 140 \text{ mm}$) 得出 $\alpha = \tan^{-1}(140/440) = 17.7$. 因此, 车牌的 3 个矢量为 $P = 0, 17.7, 9$. 建立基于 3 个矢量特征的车牌定位方法, 过程描述如下:

- 1) 利用边缘提取算子计算灰度图像边缘.
- 2) 利用 Hough 变换提取边缘图中直线特征^[8].
- 3) 利用车牌的矩形边框优选车牌直线特征, 对于车牌图像 $f(x, y)$, 除了车牌边框外还有各种噪声和干扰, 根据 Hough 变换的性质可知, 这个矩形经过 Hough 变换后, 它的垂直边缘和水平边缘会在 Hough 空间的 $\theta = 0$ 和 $\theta = 90$ 处分别产生两个亮点.

在 $g(\rho, \theta)$ 中 $\theta = 0$ 附近先找到垂直边缘所成的点, 记下它们的坐标值 $(\rho_1, 0)$, $(\rho_2, 0)$ 和像素值 H_1 , 并由坐标值得到两个点之间的距离 $d_1 = |\rho_1 - \rho_2|$.

在 $g(\rho, \theta)$ 中 $\theta = 90$ 处寻找像素值 $H_2 \approx KH_1$ 的点, 并在这些点中寻找点之间的距离为 $d_2 \approx d_1/K$ 的点对, 则这些点对有可能是车牌矩形的水平边界在 Hough 空间所成的点, 记下它们的坐标 $(\rho_3, 90)$, $(\rho_4, 90)$, \dots .

- 4) 利用矩形边框特征识别感兴趣车牌区域.

经过以上操作, 提取了感兴趣车牌的 4 条边框以及其他干扰线. 为了检测角点, 可建立十字形搜索模板. 平行移动模板, 并统计落在该模板中亮点的数目, 如果其数目大于某一阈值, 则将其作为一个候选角点. 依此方法, 找到所有的候选角点. 经建模分析, 对每一个候选角点进行矢量匹配, 如果符合匹配规则, 则该角点即为车牌的 4 个角点.

3.2 车牌的纹理特征

在对车牌字符进行纹理分析时, 将有字符区域的特征显现出来, 无字符的区域过滤掉. 如图 3 所示, 扫描线经过车牌区域与非车牌区域时, 扫描线的形状有明显的不同. 为此, 可以利用扫描行的离差数据及有效峰谷点特征标记车牌区域, 并用先验知识来初步提取车牌区域.

Step 1: 为了增强牌照区域的纹理特征, 设置处理函数如下:

$$g(x, y) = |f(x-d, y) - 2 * f(x, y) + f(x+d, y)|, \quad x \in [1, M], y \in [1, N]. \quad (3)$$



图 3 两条行扫描线的比较

其中: $f(x, y)$ 为原图像, $g(x, y)$ 为经过处理后的图像, 图像尺寸为 $M \times N$; d 一般取值为 $1 \sim 4$.

Step 2: 从上到下依次行扫描边缘图像, 对于每一行中每一个像素点, 判断其幅值, 如果该幅值大于设定的幅度阈值 $TH1$, 则令其为 1; 否则, 令其为 0. 对于每一行, 统计其中为 1 的点数, 如果大于设定的起伏频度阈值 $TH2$, 则令该行的水平投影值为 1; 否则, 为 0.

Step 3: 由于车牌周围区域也可能含有与车牌以上特征相近的区域, 但该区域较窄, 在 Hor 矩阵中反映为零散的 1 点或少量的 1 点. 本文利用以上特征, 使用一维循环清零法^[2]. 该方法可以在对 Hor 矩阵只进行一遍扫描的情况下统计出连续 1 点的个数, 并将少于某个设定车牌高度点数阈值 $TH3$ 的连续 1 点清零.

Step 4: 经过 Step 3 处理得到的水平投影, 去掉了车牌区域周围的干扰, 保留了车牌的定位信息. 此时, 只需找到 Hor 中 1 点集的起始和终止位置, 分割即可得需要的车牌区域.

3.3 车牌的颜色特征

车牌区域在车牌图像中表现出的颜色比周围背景区域的颜色要鲜亮, 颜色范围也有很大的不同, 给人的视觉效果是车牌区域特别醒目. 一般彩色图像通常采用 RGB 模型, 但是单纯地利用 RGB 模型, 则受光照条件的影响较大, 很难确定分割的阈值. 也就是说, 阈值受光照条件的影响较大, 因为 RGB 三原色空间中亮点间的欧氏距离与颜色距离不成线性比例. 因此, 在分析车牌的颜色特征时, 要对彩色车牌进行定位分割, 需要将该模型转化到另外一个空间中, 即 HSI 模型, H 表示色调, S 表示饱和度, I 表示亮度. HSI 模型有两个特点: 1) I 分量与图像的彩色信息无关; 2) H 分量抽出了色调而忽略了亮度信息, 这对分割车牌照十分有利^[8]. 例如蓝色的色调一般都处在 220 ± 20 , 通过对这个量进行过滤, 便可将输入图像的车牌部分全部检测出来.

彩色图像的二值: 设 $H(x, y)$ 表示输入图像 f 中的点 (x, y) 在 HSI 颜色空间中的 H 值. $H_f(x, y)$ 是任一选中的代表车牌底色的点 (x, y) 在 HSI 空间的 H 值, 则有

$$F(x, y) = \begin{cases} 1, & H(x, y) \in [H_f(x, y) \pm \sigma]; \\ 0, & \text{else.} \end{cases} \quad (4)$$

对于二值化后的车牌图像, 需进行像素的统计, 提取满足车牌高度和宽度的感兴趣区域, 进行置信度估计.

3.4 特征显著性结论

在经过图像的预处理后, 便获取了包含车牌目标的清晰图像; 然后提取感兴趣区域的显著特征: 车牌颜色、车牌形状和车牌纹理. 将随机抽取采集到的 1052 幅图像作为训练样本, 采用拟合算法统计得到颜色特征、形状特征和纹理特征的概率分布图; 然后根据第 2 节中的最小错误概率计算方法, 得到它们的最小错误率分别为 0.115, 0.172 和 0.196. 因此可得出结论: 显著性特征序列为形状特征、纹理特征、颜色特征.

4 基于显著性加权的多特征融合车牌定位

由于感兴趣的车牌目标位于车牌所在行上, 显著性行区域的正确提取有助于抑制背景干扰, 直接影响车牌的正确定位^[9]. 所以, 对于车牌目标而言, 车牌所在行的特征对车牌的正确定位作用更显著. 这里采取前面提到车牌的 3 个显著性特征来计算车牌目标出现的融合置信度估计值. 根据显著性特征提取相应的特征: 车牌形状特征 K , 车牌纹理特征 M , 车牌颜色特征 C , 采用不同权重特征的并行融合算法, 从多个候选车牌中选择待识别的正确车牌^[10].

假设有 n 个候选车牌, 定义它们形状特征的长宽比分别为 (K_1, K_2, \dots, K_n) , 纹理特征的纹理密度分别为 (M_1, M_2, \dots, M_n) , 车牌颜色特征的色调分量分别为 (C_1, C_2, \dots, C_n) . 根据前面的分析, 已知形状特征是最显著特征, 而纹理特征和颜色特征是次显著特征. 越显著的特征越能更大程度地表征识别的置信度, 而越不显著的特征对置信度的影响相对较小, 因此形状特征的权重 W_1 应比纹理特征和颜色特征的权重 W_2 和 W_3 相对大一些. 3 个权重满足条件: $W_1 > W_2 > W_3$, 且有 $W_1 + W_2 + W_3 = 1$. 根据前文的分析, 特征越显著, 对模式的分类就越有效, 分类的错误概率 $P_i(e)$ 就越小, 而 $(1 - P_i(e))$ 就越大. 因此, 本文将特征对应的最小错误概率作为特征的权重系数 W_i , 有

$$W_i = \frac{(1 - P_i(e))}{\sum_{i=0}^3 (1 - P_i(e))}, \quad i = 1, 2, 3, \quad (5)$$

满足 $\sum_{i=0}^3 W_i = 1$.

设判断第 i 个候选区域为真正车牌的置信度为

$B_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 则有

$$B_i = W_1 \cdot m_1(\cdot) + W_2 \cdot m_2(\cdot) + W_3 \cdot m_3(\cdot) =$$

$$W_1 \cdot \frac{|K_i - K|^{-1}}{\sum_j |K_j - K|^{-1}} + W_2 \cdot \frac{|M_i - M|^{-1}}{\sum_j |M_j - M|^{-1}} +$$

$$W_3 \cdot \frac{|C_i - C|^{-1}}{\sum_j |C_j - C|^{-1}}. \quad (6)$$

归一化后的置信度为

$$B'_i = \frac{B_i}{\sum_j B_j}, \quad (7)$$

其中 $j = 1, 2, \dots, n$. $m_l(\cdot)$ 为特征 $l (l = 1, 2, 3)$ 得到该区域为车牌区域的置信度. K, M, C 分别为训练真正车牌时得到的长宽比、纹理密度和色调分量.

通过计算置信度, 可将置信度最大的候选区域识别为待测车牌.

5 实验与分析

为了验证本文算法的有效性, 系统对实际拍摄的车牌图像进行实验. 以下是作者实际拍摄的部分车牌图像, 车身周围还有自然场景, 车牌包括不同省份和不同底色的车牌, 所处理的车辆可以是静止的或车速在 40 km/h 以下运动的车辆. 针对多种情况下的车牌, 进行了车牌的定位实验, 定位结果如图 4 所示.



(a) 黄色车牌的定位结果



(b) 字符标签干扰的定位结果

图 4 部分车牌定位结果

为了说明特征显著性融合算法的优越性, 作者将实际采集到的 300 帧可见光条件下含有车辆的图像进行实验, 使用本文算法与单独使用颜色特征、纹理特征和形状特征进行车牌定位得到的结果进行比较, 本文融合算法的权值采用式 (5) 中的加权方法, 实验结果见表 1.

从表 1 可以看出, 用形状特征定位车牌的准确率

表 1 不同特征的车牌定位率比较

车牌特征	图像总数	确定位数	定位率/%
颜色特征	300	249	83.0
纹理特征	300	265	88.3
形状特征	300	275	91.7
特征融合	300	296	98.7

要高于纹理特征与颜色特征的定位准确率, 而当运用 3 种特征的融合算法时, 定位准确率有较大的提高. 针对不能准确定位的车牌, 经分析可知, 主要原因是车牌内部存在严重污渍或者边缘处产生了遮挡.

6 结论

车牌定位是整个汽车牌照识别系统的基础. 本文在对国内车牌特征研究的基础上, 得出了采用形状、纹理和颜色特征作为主要特征进行车牌定位的算法. 算法在先验特征训练的基础上, 判断特征显著性, 利用得出的显著性结论, 赋予显著性特征不同的权重, 进行车牌定位分割, 并将置信概率最大的感兴趣区域作为要定位的车牌.

参考文献(References)

- [1] Du J B, Ren H E. Discussion of license plate automatic recognition technology[J]. Information Technology, 2005, 29 (5): 52-54.
- [2] Chen Z X, Liu C Y, Chang F L. A novel algorithm of license plates automatic location based on texture feature[C]. IEEE Int Conf on Automation and Logistics. Shenyang, 2009, 8: 1360-1363.
- [3] Elliman D G, Lancaster I T. A review of segmentation and contextual analysis techniques for text recognition[J]. Pattern Recognition, 1990, 23 (3): 337-346.
- [4] 王义兴, 黄凤岗, 韩金玉, 等. 基于颜色搭配与纹理特征的车牌定位方法[J]. 中国图像图形学报, 2009, 14(2): 303-308.
(Wang Y X, Huang F G, Han J Y, et al. License plate location based on color matches and texture feature[J]. J of Image and Graphics, 2009, 14(2): 303-308.)
- [5] 王枚, 苏光大, 王国宏. 多目标、多类型车牌融合定位算法[J]. 光电子·激光, 2009, 20(9): 1228-1233.
(Wang M, Su G D, Wang G H. A fusion location method of multi-object and multi-style licenses plate[J]. J of Optoelectronics · Laser, 2009, 20(9): 1228-1233.)
- [6] Jain A K, Duin R P W, Mao J. Statistical pattern recognition: A review[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(1): 4-37.
- [7] Bir Bhanu, Dndgeon D E, Zelnio E G. Introduction to the special issue on automatic target detection and recognition[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2007, 16(1): 1-6.

(下转第1916页)