一种基于 HSV 颜色空间和 SIFT 特征的车牌提取算法

杨 涛，张森林
（浙江大学 电气工程学院，杭州 310027）

摘 要：为了克服 SIFT 算法直接应用在车牌提取中表现出来的执行时间过长、误配率高的缺陷，提出了一种基于 HSV 颜色空间与 SIFT 特征的两级车牌提取算法，先使用 HSV 颜色空间确定车牌的候选区域，进行快速粗定位，再使用 SIFT 算法对候选区域进行精确定位与倾斜校正，在精确定位的同时也完成了对车牌汉字的辨识。这种方法不仅减少了 SIFT 特征的计算量，而且也避免了复杂背景对于 SIFT 特征匹配的干扰，大大提高了匹配准确率。最后通过编程实验证实本算法有良好的性能。

关键词：HSV 颜色空间；SIFT 特征；车牌提取；图像配准
中图分类号：TP391.4 **文献标志码**：A **文章编号**：1001-3695(2011)10-3937-03
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2011.10.092

Approach of vehicle plate extraction based on HSV color space and SIFT feature

YANG Tao, ZHANG Sen-lin
(*College of Electrical Engineering*, *Zhejiang University*, *Hangzhou* 310027, *China*)

Abstract: In order to overcome the drawbacks such as slow execution speed and high mismatch rate in directly apply SIFT feature to vehicle plate extraction, this paper proposed a two steps vehicle plate extraction method based on SIFT feature and HSV color space. First roughed location the candidate region use HSV color space in a short time, then adopted SIFT feature to locate the plate precisely and correct the tilt, in the meantime accomplished the recognition task of the Chinese character on the vehicle plate. Through the approach not only reduced the computation of SIFT feature, but also avoided the background interference, so can match the features fast and correct. Experimental results also show that the method has a good performance.

Key words: HSV color space; SIFT feature; vehicle plate extraction; image matching

0 引言

车牌识别技术在现代智能交通系统中属于核心技术之一，广泛用于道路监测、路桥收费及其他无人管理自动交通系统中，是计算机视觉与模式识别在智能交通领域中的热点课题之一。而高质量的车牌识别必须以高质量的车牌提取技术为前提，所以车牌提取是车牌识别中关键的第一步。

SIFT 特征作为近年来兴起的图像特征提取算法，其在模式识别、图像配准等领域取得了很大的发展。笔者也考虑将这种算法应用于车牌定位的研究中，通过观察发现可以利用 SIFT 特征对车牌上的汉字进行匹配，在完成汉字辨识的同时可以实现车牌的定位与倾斜校正，从而达到一举两得的功效。但是 SIFT 算法有一个不足之处就是，由于要对图像计算其不同尺度下的高斯图像金字塔，所以当图像较大时此算法要消耗的时间较多。并且车牌图像中人们感兴趣的车牌区域一般占总面积的比例较小，所以如果能快速提取出候选区域，再对候选区域进行 SIFT 匹配与校正，就能大大提高算法的速度，提高其实用性。

多年来人们已经对车牌定位算法进行了大量的研究，也取得了很多成果。车牌粗定位的算法大致有以下几种：a）基于车牌底色的定位方法，如文献[1]；b）基于车牌纹理特征的定位方法，如文献[2]；c）基于特征颜色边缘的定位方法，如文献[3]；d）基于多重特征的定位方法，如文献[4]。综合分析各种方法的复杂度与定位效果，本文使用基于底色的车牌粗定位算法，并对其进行了改进。

本文提出的车牌定位算法流程如图 1 所示。

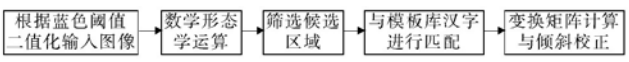

图 1 车牌定位流程

1 颜色空间的选择与转换

所谓颜色空间就是指某个三维颜色空间中的一个可见光子集，它包含某个颜色域的所有颜色，常用的颜色空间主要有 HSV、RGB、CMYK 等。一般情况下数字图像大都在 RGB 模型下，但是 R、G、B 三个分量随着光照变化都将改变，两个相近的颜色其 R、G、B 值可能相差很大，所以 RGB 空间不适合作颜色分割。在 HSV 空间中色调（hue）、对比度（saturation）、亮度（value）三要素是独立的三个量，较适合人的视觉系统，在车牌

收稿日期：2011-03-22；**修回日期**：2011-04-25

作者简介：杨涛（1988-），男，江西樟树人，硕士研究生，主要研究方向为图像处理与 CAD 应用（kimi1988@zju.edu.cn）；张森林（1964-），男，浙江浦江人，系主任，教授，博导，硕士，主要研究方向为 CAD/CAM 应用.

提取中颜色分割更容易通过调节这三个参数而实现,因而本文算法中先把 RGB 空间中的图像转换到 HSV 空间。RGB 到 HSV 的转换为

$$V = \max\{R,G,B\} \tag{1}$$

$$S = \begin{cases} 0 & V = 0 \\ (V - \min\{R,G,B\})/V & V \neq 0 \end{cases} \tag{2}$$

$$H = \begin{cases} \text{未定义}, S = 0 \\ 1 + (G - B)/(V - \min\{G,B\}), S \neq 0 \text{ 且 } V = R \\ 3 + (B - R)/\min\{B,R\}, S \neq 0 \text{ 且 } V = G \\ 5 + (R - G)/\min\{R,G\}, S \neq 0 \text{ 且 } V = B \end{cases} \tag{3}$$

2　使用颜色空间粗定位

本文以蓝底白字车牌为例,进行车牌候选区域的定位。本文提取了不同拍摄条件下的多幅蓝色车牌底色,然后将其从 RGB 转换到 HSV,通过观察统计,得到在 HSV 空间中车牌蓝色的约束条件为 $0.5 < H < 0.7$, $S > 0.4$, V 通道不设约束值。使用该条件遍历整幅图像,符合约束条件的标记为 1,不符合的标记为 0,得到二值化的蓝色候选区域图像如图 3 所示。

在该图像中存在一些噪点,通过观察可以看出这些点都是一些孤立的白点,这些白点可以通过二值图像的数学形态学运算而消除。本文采用一个 4×4 的全 1 结构体先对图像进行腐蚀,这样可以消除孤立的噪点。然后再使用 10×10 的结构体对图像进行膨胀,这样就可以使邻近的非连通前景区域连通,从而只留下几个连通的候选区域,结果如图 4 所示。

图 2　输入图像

图 3 根据阈值二值化后的图像

图 4　数学形态学运算后的图像

由于输入图像背景中存在蓝色元素,所以在图 4 中留下了多个候选区域。为了得到最有可能的候选车牌区域,必须采用一定的策略来对多个候选区进行筛选。文献[1]在筛选车牌区域时,只考虑了连通区域的面积,当存在面积符合筛选条件的干扰区域时,筛选的准确率就会下降;文献[3]中采用的方法主要侧重于候选区域的长宽比,当干扰区域的长宽比符合要求时也会降低筛选的准确率。通过对多幅图的候选区域的观察,本文总结出一种新的候选区域筛选规则,并在实验中取得了良好的效果。此规则综合考虑各个区域的面积与长宽比,规则具体如下:

a)首先得到各个连通区域面积占总面积的百分比,低于一定阈值 δ 的直接排除。

b)再计算剩余连通区域长宽比与标准车牌长宽比的比值记为 LW_i,找出其中最接近和次接近标准车牌长宽比的区域记为 S_1 和 S_2。

c)再求 $|LW_{S_2} - 1|/|LW_{S_1} - 1|$,若此值大于某一阈值 K 则取最接近区域 S_1 为候选区域,否则取 S_1 与 S_2 中面积较大者为候选区域。

K 的取值范围是 $[1, +\infty)$,K 值越大要求最近与次近之间的差别越大。若 K 取为 1,则不考虑最近与次近的差别,每次都取最近区域为候选区域。适当地设置 K 值可以实现当最近与次近和标准长宽比差别不大时,取其中面积较大者为候选区域,从而提高提取的准确率。本文中取 $\delta = 0.6\%$, $K = 1.5$。

3　SIFT 特征与匹配

SIFT 算法是由 Lowe[5] 在 1999 年提出,2004 年在文献[6]中完善总结。SIFT 算法是一种提取局部特征的算法,其主要思想是在尺度空间寻找极值点,然后提取位置、尺度、旋转不变量。SIFT 特征是图像的局部特征,其对旋转、尺度缩放、亮度变化保持不变性,对于视角变化、仿射变化、噪声也保持一定的稳定性,同时还具有独特性好、多量性等优点。

SIFT 算法主要步骤:

a) 在尺度空间检测极值点。将原始图像 $I(x,y)$ 用一系列的尺度因子乘一定倍数的高斯函数进行滤波,构成高斯图像,即图像与高斯核函数卷积得到高斯图像

$$L(x,y,\delta) = G(x,y,\delta) * I(x,y) \tag{4}$$

为了有效地在尺度空间检测到稳定的关键点,提出了高斯差分尺度空间的(DOG scale-space)。利用不同尺度的高斯差分核与图像卷积生成。

$$D(x,y,\delta) = (G(x,y,k\delta) - G(x,y,\delta)) * I(x,y) = L(x,y,k\delta) - L(x,y,\delta) \tag{5}$$

在高斯差分金字塔图像中,去除最底层和最上层的图像,在剩下的图像中的每幅图像求取不同尺度下的极值点,将这些图像中的每个像素与同一尺度下相邻的 8 个点及上下相邻尺度上对应位置的 2×9 个点,一共 26 个点的灰度值进行比较,如果其是极小或极大值,则把这点记为候选特征点。

b) 通过三维二次函数以精确确定关键点的尺度和位置,同时去除低对比度的关键点和不稳定的边缘响应点,以增强匹配的稳定性,提高抗噪声能力。

c) 利用关键点邻域像素的梯度分布方向特性为每个关键点指定方向参数,使算子具有旋转不变性,方向幅值与方向角度为

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \tag{6}$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1}((L(x,y+1) - L(x,y-1))/(L(x+1,y) - L(x-1,y))) \tag{7}$$

计算时,在以特征点为中心的一邻域窗口内采样,用直方图统计邻域像素的梯度方向,直方图的峰值代表了此邻域的主梯度方向,即作为该关键点的方向。

d) 特征点描述子的生成。为了取得旋转不变性,先将坐标轴旋转为关键点的方向。然后以关键点为中心取一个 8×8 的窗口,在其中每个 4×4 的小方块中计算 8 个方向上的梯度模值,而得到一个种子点,这种邻域方向信息联合的思想增强了算法的抗噪声能力,同时对于含有定位误差的特征匹配也提供了较好的容错性。在实际计算中取一个 16×16 的邻域,一共产生 4×4 个种子点,这样对于一个关键点就产生了 4×4×8 共 128 维的特征向量,再对特征向量进行归一化,则可进一步去除光照变化的影响。

在得到了两幅图像的 SIFT 特征向量以后,下一步进行特征向量的匹配,使用特征向量之间的欧氏距离来作为对应两个关键点之间相似性的度量。匹配时取图 1 中某个关键点,然后找出图 2 中与其欧氏距离最近与次近的两个点,若最近与次近距离的比值小于某个阈值则认定最近的这一对匹配。降低此阈值会减少匹配的数目,但会增加匹配的可靠性。

4　车牌精确定位与倾斜校正

我国现在使用的车牌都是以汉字、阿拉伯数字、大写英文字母组合而成的,鉴于这种先验知识,可以利用车牌的字符特征对车牌进行精确定位。笔者对于汉字、阿拉伯数字、大写英文字母都进行了 SIFT 特征的提取与匹配,实验结果显示汉字笔画多结构复杂,可以得到较多的稳定匹配点,但是阿拉伯数字和大写英文字母由于结构简单,特征匹配的结果非常差,并且由于汉字在车牌中的位置是固定的,而其他字符则不然。综合以上事实,本文选择以车牌中的汉字为对象进行车牌的精确定位与倾斜校正,这一过程其实就是利用 SIFT 特征对两幅图像进行配准,同时也完成了车牌中汉字的辨识,为后续辨识减少了工作量。

无论采取何种匹配算法,错配都是难以避免的,错配的出现会给下一步的变换参数计算带来误差,所以在下一步计算之前先要对得到的匹配点进行去外点处理,本算法中使用经典的去外点算法 RANSAC(随机抽样一致)算法来对匹配点进行提纯。RANSAC 算法在文献[7~9]中有具体的方法,限于篇幅这里不再详细论述。

去除外点之后就可以进行图像变换参数的计算,两幅图像之间的二维坐标变换模型可以写为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \tag{8}$$

其中:$[t_x \quad t_y]^{\mathrm{T}}$ 表示 x 和 y 方向上的平移参数,而 m_i 参数表示图像之间的旋转、缩放与拉伸。为了解出这些参数,可以把以上方程中的位置参数集合到一个列向量中。由此,上述方程可改写为

$$\begin{bmatrix} x & y & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & x & y & 0 & 1 \\ & & & \cdots & & \\ & & & \cdots & & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ m_3 \\ m_4 \\ t_x \\ t_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u \\ v \\ \cdots \end{bmatrix} \tag{9}$$

此方程只写出了一对匹配点之间的关系,但是任何其他匹配点都可以轻松地加入到该方程中。显而易见,只要有大于等于三个匹配点时就可计算出未知参数。本文将上述线性方程组记为 $Ax = b$,则 x 的最小二乘解可以表示为 $x = [A^{\mathrm{T}}A]^{-1}A^{\mathrm{T}}b$。

在匹配时先计算出车牌候选区域的 SIFT 特征,然后再与汉字模板库中的汉字进行匹配,取其中匹配点最多的汉字为匹配结果。本文中采用的汉字模板其图像平面是与照相机的光轴垂直,汉字位于照相机的成像中心,且正放没有旋转的。用此模板与车牌候选区进行匹配,并解出变换参数,然后把候选区图像变换到与模板图像同一坐标空间,从而消除了旋转、缩放与拉伸等因素对车牌图像的影响,为下一步截取作好了准备。

目前截取车牌的主要方法有:a)根据车牌的固定长宽比作为先验知识来确定车牌区域;b)根据车牌图像在垂直方向上的投影直方图来确定车牌区域;c)根据车牌图像在水平和垂直方向上投影值得到的灰度直方图来确定车牌区域。在本算法中由于已经对车牌候选区域进行了相对于模板的变换,所以使用固定长宽比的矩形区域就可以截取车牌区域,并且取得了良好的效果。

5　实验结果

由于 MATLAB 在处理循环时效率较低,为提高程序效率,本文使用 MATLAB 与 C 混合编程实现了以上算法,并进行了对比实验。在实际算法中为了防止车牌图像信息的丢失,对于用颜色空间得到的候选区域在上下左右四个方向分别延伸 5%,图 5 为得到的车牌候选区域。可见本算法在背景丰富时也可以正确提取出车牌区域,具有很强的鲁棒性。

本文实验中使用的 SIFT 参数为文献[6]中作者所推荐的参数。图 6 所示是候选区域与模板进行 SIFT 特征匹配并去除外点后的结果,一条线连接一对匹配点。图 7 为倾斜校正后截取车牌的最终结果,可见校正后的车牌非常端正规整,为后续的字符分割与识别提供了良好的条件。

图 5　粗定位后提取的候选区域　　图 6　候选区与模板匹配结果　　图 7　倾斜校正后最终提取结果

表 1 为 20 幅成功定位的车牌图像实验结果,实验在同一台电脑上进行,处理器型号为英特尔 E5300。方法 1 使用本文提出的算法;方法 2 是文献[10]中的算法,即直接使用 SIFT 特征对整幅图像进行匹配。实验图像的大小为 951×634。第一组车牌区域占整幅图像的百分比为 15%,第二组车牌区域占整幅图像的百分比为 4%。对于同样的图像尺寸,第二组的方法 2 要比第一组的方法 2 时间长,这是因为第二组的图像背景比第一组复杂,含有的 SIFT 特征也越多,所以计算时间更长。第一组使用本算法速度提高了 73%,第二组使用本算法速度提高了 91%。可见车牌相对于整幅图像越小,使用本算法提高的效率就越多。同时只在候选区域计算 SIFT 特征还可以避免图像复杂背景的干扰,减少错配的发生,从而提高提取的成功率。

表 1　算法运行速度对比

序号	第一组方法 1 耗时/s	第一组方法 2 耗时/s	第二组方法 1 耗时/s	第二组方法 2 耗时/s
1	2.087	6.625	1.188	11.109
2	2.344	7.031	1.020	12.188
3	2.109	7.063	0.906	11.297
4	1.859	7.023	0.922	11.156
5	2.047	7.016	0.938	11.672
6	1.828	6.891	0.922	11.406
7	1.984	8.156	1.141	10.734
8	1.734	6.906	0.984	11.238
9	1.656	7.070	1.125	11.406
10	1.672	6.984	0.891	12.328
平均值	1.932	7.077	1.004	11.453

6　结束语

应用本文提出的车牌定位算法,对学校停车场采集到的 50 副车牌进行了验证,实验图像的大小为 951×634,车牌区域占总面积的区域在 4%~15%,其中有 48 副车牌提取成功,准确率达到了 96%。实验表明本算法大大提高了使用 SIFT 特征进行车牌定位与校正的速度,解决了 SIFT 算法在车牌定位与校正应用中的一大障碍,提高了其实用性;同时本算法能对大多数车牌进行准确定位与校正。

(下转第 3976 页)

分别为:32×32,16×32,8×32,16×16,8×16 及 8×8。表 1 显示了实验结果,GMTR+LPP 在子图像大小为 8×8 的情况下取得了最好的识别效果。因此,最终选择子图像大小为8×8 来获取 GMTR。

(a) FERET 人脸库中两个人的样本图像

图 3　实验中所使用的一些经过裁剪并调整大小之后的样本图像

表 1　在不同的子图像大小情况下,GMTR+LPP 的识别表现

子图像大小	32×32	16×32	8×32	16×16	8×16	8×8
识别率	59.31	70.28	77.78	77.22	85.31	**89.47**

3.2　FERET 人脸库上的实验结果及分析

实验将对比 GMTR+LPP 与 PCA、LPP、GEF+LPP 的识别性能。每人 ξ(=2,3,4) 幅图像被随机选出组成训练集,剩余图像作为测试集。

表 2 给出了各算法在训练样本个数不同的情况下取得的最高识别率及对应的子空间维数。随着训练样本的增多,各算法的识别率都相应提高。从表 2 可以看到:

a) GMTR+LPP 识别表现显著优于 PCA、LPP、GEF+LPP。当 ξ=2,3,4 时,GMTR+LPP 取得的最高识别率分别为 75.81%、89.47%、93.42%。相对于 GEF+LPP,它将识别精度分别提高了大约 5.8%、9.1%、7.3%。

b) 基于 Gabor 特征的 LPP 算法(GEF+LPP 及 GMTR+LPP)的识别率明显高于 PCA 与 LPP,表明 Gabor 滤波特征比原始的灰度特征具有更强的鲁棒性。

表 2　FERET 人脸库上各算法取得的最高识别率(%)及对应维数的对比

方法	2	3	4
PCA	39.08(71)	44.14(78)	44.96(89)
LPP	63.88(53)	74.86(42)	81.67(46)
GEF+LPP	69.94(120)	80.33(120)	86.04(120)
GMTR+LPP	**75.81(120)**	**89.47(119)**	**93.42(119)**

3.3　Yale 人脸库上的实验结果及分析

Yale 人脸库包含 15 个人的 165 幅图像,每人 11 幅,图像分辨率为 320×243。图像含有光照、表情和饰物(戴眼镜或不戴眼镜)的变化。图 3(b) 显示了裁剪并调整大小之后的一个人的 11 幅图像。每人 ξ(=4,5,6) 幅图像被随机选出组成训练集,剩余图像作为测试集。

表 3 给出了各算法取得的最高识别率及对应的子空间维数。从表 3 可以看到,GMTR+LPP 仍然取得了最好的识别表现。当 ξ=4,5,6 时,GMTR+LPP 将 GEF+LPP 的识别率分别提高了大约 1.0%、1.3%、2.0%。

表 3　Yale 人脸库上各算法取得的最高识别率(%)及对应维数的对比

方法	4	5	6
PCA	72.48(28)	75.11(34)	76.40(30)
LPP	80.76(14)	84.33(14)	85.47(14)
GEF+LPP	88.38(15)	91.78(14)	93.47(14)
GMTR+LPP	**89.43(14)**	**93.11(14)**	**95.47(14)**

4　结束语

根据人类视觉纹理感知的原理,本文提出的基于 Gabor 幅值的纹理表征(GMTR)法,不同于传统的方法(直接利用 Gabor 幅值作为特征),它从 Gabor 幅值探索人脸的纹理特征,采用伽玛分布(ΓD)拟合 Gabor 幅值的分布,拟合的 ΓD 参数作为纹理特征。在 FERET 和 Yale 人脸库上的实验验证了该算法的有效性。

参考文献:

[1] 吴巾一,周德龙. 人脸识别综述[J]. 计算机应用研究, 2009,26(9):3205-3209.

[2] DAUGMAN J G. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters[J]. J Optical Soc Amer,1985,2(7):1160-1169.

[3] LIU C J,WECHSLER H. Gabor feature based classification using the enhanced Fisher linear discriminant model for face recognition[J]. IEEE Trans on Image Processing,2002,11(4):467-476.

[4] SHEN L, BAI L. MutualBoost learning for selecting Gabor features for face recognition[J]. Pattern Recognition Letters,2006,27(15):1758-1767.

[5] DO M N,VETTERLI M. Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance[J]. IEEE Trans on Image Processing,2002,11(2):146-158.

[6] HE X F,YAN S C,HU Y X,*et al*. Face recognition using Laplacianfaces[J]. IEEE Trans on PAMI,2005,27(3):328-340.

[7] TURK M,PENTLAND A. Face recognition using Eigenfaces[C]// Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Maui:IEEE Press,1991:586-591.

[8] DANG H, WEERAKKODY G. Bounds for the maximum likelihood estimates in two-parameter Gamma distribution[J]. Journal of Mathematical Analysis and Applications,2000,245(1):1-6.

(上接第 3939 页)

参考文献:

[1] 王夏黎,周明全,耿国华. 一种基于 HSV 颜色空间的车辆牌照提取方法[J]. 计算机工程,2004,30(17):133-135.

[2] 刘广起,郑晓势,张晓波. 基于图像纹理特征提取的车牌定位算法[J]. 中国图象图形学报,2005,10(11):1419-1422.

[3] 沈勇武, 章专. 基于特征颜色边缘检测的车牌定位方法[J]. 仪器仪表学报,2008,29(12):2673-2677.

[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]. 中国图象图形学报,2009,14(2):303-308.

[5] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Proc of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision. [S.l.]:IEEE Computer Society,1999:1150-1157.

[6] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision,2004,60(2):91-110.

[7] FISCHIER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM,1981,24(6):381-395.

[8] BROWN M, LOWE D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features[J]. International Journal of Computer Vision, 2007,74(1):59-73.

[9] 汤井田, 王凯, 肖嘉莹. 基于 SIFT 特征检测的医学显微图像自动拼接[J]. 计算机工程与应用,2007,43(35):243-244.

[10] 王国良, 梁德群. 一种新的车牌定位与倾斜校正方法[J]. 计算机应用,2008,28(7):1890-1891.