

# 基于颜色对特征点主成分分析的车牌校正方法

黄骥 吴一全

(南京航空航天大学 信息科学与技术学院通信与信息工程系, 南京 210016)

**摘要** 为了在车牌的倾斜校正过程中减少车牌边框和噪声干扰的影响, 并简化计算过程, 提出了一种基于颜色对特征点主成分分析(PCA)的车牌水平校正方法。该方法根据车牌背景与字符交界处的颜色具有固定搭配这一特点, 首先在原始车牌图像中提取颜色对特征点, 并将所有颜色对特征点视为待分析的样本; 然后构建这些样本特征点的2维散布矩阵, 并通过主成分分析求出其主成分方向, 该主成分方向就是车牌的水平倾斜方向; 最后再进行相应的旋转, 即可获得校正后图像。由于这种方法将车牌的颜色信息和边缘信息融合后共同使用于车牌的校正过程, 同时将搜索图像倾斜角度转换为2维实对称矩阵进行计算, 从而简化了计算。通过编程对实际车牌图像进行的实验结果证明, 该方法对于边框不清或含有噪声干扰的图像仍然能取得较好的校正结果。

**关键词** 车牌 倾斜校正 颜色对 主成分分析

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)04-0642-05

## Slant Correction of Vehicle License Plate Based on Color Pair Principal Component Analysis

HUANG Ji, WU Yi-quan

(Department of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

**Abstract** In this paper, slant correction methods of vehicle license plate are analyzed and an approach based on color pair and principal component analysis is presented. A pixel is considered as a color pair point if its color pattern matches the combination of the background color and text color of the plate. The principal component orientation of the plate is achieved through principal component analysis of the color pair pixels. The principal component orientation is considered as the slant angle of the plate and the correction of the plate is accomplished. The experiment results demonstrate that this method makes the correction of the plate easier and more precise. The images of dirty vehicle license can also obtain effective results through this algorithm.

**Keywords** vehicle license plate, slant correction, color pair, principal component analysis (PCA)

## 1 引言

在通过车牌定位提取出车牌区域后, 通常都要对车牌字符图像区域进行水平倾斜校正处理, 这是车牌识别的重要环节。目前, 车牌图像水平倾斜校正方法主要有 Hough 变换法<sup>[1]</sup> 和旋转投影法<sup>[2]</sup> 两种。由于车牌识别中受噪声、污迹等干扰的影响, 致使车牌的边框有时并不明显, 同时由于车牌图像中字符会有粘连和断裂现象, 使 Hough 变换后参数空间中的峰值过于分散, 因此此时用 Hough 变换方法

校正效果不理想; 旋转投影方法也存在以上问题, 而且该方法中最佳倾角的求取是一个寻优过程, 需要进行多次投影才能逐步逼近最佳倾角<sup>[3]</sup>。

为了使车牌校正既能克服 Hough 变换法受到车牌边框不明显的局限, 同时又能避免旋转投影法的复杂计算过程, 必须有新的思路。因此, 主成分分析法被引入到车牌校正中<sup>[3]</sup>, 但是已有的方法都是将倾斜车牌先进行二值化, 然后将二值化后的字符像素点作为样本进行主成分分析。考虑到校正前的车牌图像包含大量车牌以外的区域, 此时二值化受到车牌外区域的干扰较大,

效果并不好;因此需要选择其他的既能反映车牌倾斜的方向,而又不受车牌外区域过多干扰的像素点作为样本来进行主成分分析。

一方面由于车牌的字符像素点是有规律的排列着的,而且排列规律也反映着车牌倾斜的方向,另一方面,由于目前越来越多的车牌识别系统都是基于彩色图像的,很多学者已应用彩色图像处理技术进行车牌定位,并且在车牌定位过程中就判定了车牌的颜色信息<sup>[4]</sup>,而字符像素点往往具有特定的颜色,因此彩色图像分析为字符像素点的确定提供了前提。由于定位后的车牌往往还包含周边的一部分车身,并且车身颜色可能与字符体颜色一致,因此很可能造成干扰;另外,由于车牌字符与背景的颜色也同样具有固定的搭配,不仅提取字符与背景交界处的像素点比单单提取字符像素点更不容易受干扰,而且其排列规律也同样能反映车牌倾斜的方向,为此提出了这样一种基于颜色对特征点的主成分分析算法,即先融合车牌的颜色信息与边缘信息,以确定车牌字符与背景交界处的像素点,然后对这些像素点进行主成分分析,以得出车牌的倾斜方向。

## 2 颜色对特征点的提取

我国车牌颜色的重要特点是车牌背景与字符具有固定的颜色搭配,即蓝底白字(蓝牌)、黄底黑字(黄牌)、白底黑字(白牌)和黑底白字(黑牌)<sup>[4, 5]</sup>。因车牌背景与字符交界的点必然存在固定的颜色配对,故本文将这些固定的颜色配对点称为颜色对特征点。例如底色为蓝色的车牌中会出现相邻的两个像素,如果一个像素为蓝色,而另一个像素为白色,则将这两个像素都看作是蓝白特征点;底色为黄色的车牌存在黄黑特征点;底色为白色的车牌存在白黑特征点;底色为黑色的车牌也存在白黑特征点。以上所述蓝白特征点、黄黑特征点和白黑特征点就是我国车牌中可能出现的3种颜色对特征点。

目前,由于车牌定位过程往往就已判定了车牌的颜色信息,因此在校正开始前就可以确定一张定位好的车牌底色究竟是属于蓝底白字、黄底黑字、白底黑字和黑底白字中的哪一种,这样也就确定了车牌校正中可以提取的是蓝白、黄黑、白黑3种特征点中的哪一种了。例如,如果定位后的车牌为蓝底白字,则确定字符与背景是蓝色与白色

的搭配,校正过程中应该提取蓝白特征点。下面以蓝底白字的车牌为例来描述车牌颜色对特征点提取的过程。

### 2.1 图像差分确定边缘特征点

输入RGB的彩色车牌图像。确定边缘特征点时,先进行灰度化,并开辟一块新空间保存灰度图像;然后在灰度图像中将每个像素与左右相邻两个像素灰度值分别做差,并求其绝对值的和作为该像素的差分值,本文之所以选择左右两个像素做差,而不是上下像素做差的原因是因为车牌区域的纹理变化主要集中在垂直方向上;最后将整幅图像中差分值小于一定阈值的点皆置为0,而将大于阈值的点作为边缘特征点,并全部赋值为255,保留下来。

### 2.2 颜色信息与边缘信息融合确定颜色边缘点

一般彩色图像常采用RGB模型。为了避免光照的影响,应先将原图像(图1)从RGB空间转化到色度、饱和度、亮度空间(HSV空间),其中H表示色调,S表示饱和度,V表示亮度;然后在HSV空间中通过设定阈值用来确定每个像素点的颜色<sup>[6]</sup>。

对图2中的每一个边缘特征点,都要考查图1中对应像素的颜色,如果一个边缘特征点同时又被确定为蓝色像素,则作为蓝色边缘点;如果同时又被确定为白色像素,则作为白色边缘点。经过对图1和图2的处理后,得到蓝色边缘点和白色边缘点如图3所示(在黑白二值图像上,蓝色、白色边缘点均显示为白色)。



图1 车牌图像

Fig. 1 Image of vehicle license plate

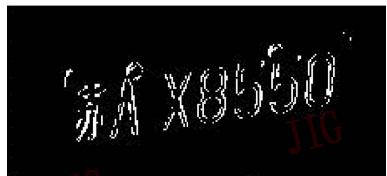


图2 边缘特征点

Fig. 2 Edge pixels



(a) 蓝色边缘点



(b) 白色边缘点

图 3 颜色边缘点

Fig. 3 Color-edge pixels

### 2.3 基于颜色搭配确定颜色对特征点

已知蓝底白字的车牌提取的颜色对特征点应该是蓝白特征点。遍历图 3 每一个像素,按如下规则确定蓝白特征点:如果左右相邻的两个像素中,有一个为白色边缘点,同时另一个为蓝色边缘点,则将这两个点标记为蓝白特征点。提取出的蓝白特征点如图 4 所示。



图 4 颜色对特征点

Fig. 4 Color-pair pixels

至此,颜色对特征点提取完毕。下面就要对这些特征点进行主成分分析,以确定车牌的倾斜方向。

## 3 JIG 颜色对特征点的主成分分析

### 3.1 主成分分析

主成分分析(principle component analysis, PCA)是模式识别中一种有效的特征提取方法。假定有一数据集,由  $n$  个 2 维的样本  $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_n$  组成,PCA 方法就是寻找一个新坐标系  $\hat{X}-\hat{Y}$ ,使全部样本点投影到新坐标  $\hat{X}$  上的分量离散最大,即方差最大,则该  $\hat{X}$  就被称为主成分方向<sup>[3,7]</sup>。

令  $\mathbf{m}$  为样本均值:

$$\mathbf{m} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathbf{p}_k \quad (1)$$

引入样本的散布矩阵  $\mathbf{S}$ ,表达式如下<sup>[8]</sup>:

$$\mathbf{S} = \sum_{k=1}^n (\mathbf{p}_k - \mathbf{m})(\mathbf{p}_k - \mathbf{m})^T \quad (2)$$

由式(2)可见,事实上它就是样本协方差矩阵的  $n-1$  倍,是一个 2 维实对称矩阵。根据协方差的定义, $\mathbf{S}$  的特征值  $\lambda_i$  代表样本集在与  $\lambda_i$  对应的特征向量上的方差。因此与散布矩阵最大的特征值对应的那个特征向量  $\mathbf{e}$  的方向就可以认为是  $n$  个 2 维样本  $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_n$  的主成分方向<sup>[8]</sup>。

### 3.2 以颜色对特征点为样本进行主成分分析

将图 4 中所有蓝白特征点的坐标  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$  构成  $n$  个 2 维的样本,即看作是  $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_n$ 。根据式(1)即可首先求出样本均值  $\mathbf{m} = (m_x, m_y)$ ,

$$m_x = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \quad (3)$$

$$m_y = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k \quad (4)$$

然后根据式(2)求出  $\mathbf{S}$ ,其所得到的  $\mathbf{S}$  应该是一个 2 维向量,即

$$\begin{aligned} \mathbf{S} = & \left[ \begin{array}{c} \sum_{k=1}^n (x_k - m_x)(x_k - m_x), \sum_{k=1}^n (x_k - m_x)(y_k - m_y) \\ \sum_{k=1}^n (x_k - m_x)(y_k - m_y), \sum_{k=1}^n (y_k - m_y)(y_k - m_y) \end{array} \right] \\ & (5) \end{aligned}$$

最后求出 2 维矩阵  $\mathbf{S}$  的特征值,并选择与较大的特征值对应的特征向量作为主成分方向  $\mathbf{e}$ 。例如图 4 中由所有蓝白特征点构成的样本的散布矩阵为

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} 716\ 590, & -108\ 011 \\ -108\ 011, & 530\ 97 \end{bmatrix} \quad (6)$$

求出的特征值分别为 359.57, 733.730; 对应的特征向量分别为  $(0.156\ 73, 0.987\ 64)$  和  $(0.987\ 64, -0.156\ 73)$ 。若选择与最大的特征值 733.730 对应的特征向量  $(0.987\ 64, -0.156\ 73)$  作为主成分方向  $\mathbf{e}$ , 则方向  $\mathbf{e}$  即可看作是车牌倾斜的方向  $\theta$ , 即  $\cos\theta = 0.987\ 64, \sin\theta = -0.156\ 73$ ; 然后将车牌图像旋转  $\theta$ , 即可得到水平校正后的图像, 校正结果如图 5 所示, 该图可供去除铆钉和垂直倾斜校正等后续步骤使用。



图 5 水平校正结果

Fig. 5 Result of horizontal correction

## 4 实验结果及分析

### 4.1 实验结果

图 1 为原始输入的车牌图像, 经过一系列处理最后得到的颜色对特征点如图 4 所示。由图 4 可以看出, 由于颜色对特征点大量存在于字符与背景的交界处, 与车牌边框没有联系, 因此不像 Hough 变换那样存在受车牌边框不明显局限太大的缺陷, 即便车牌边框因受噪声、污迹的影响而出现断裂不完整或不清晰现象的时候, 颜色对特征点也能大部分保留下来, 所以有较强的抗噪能力。

此外, 图 4 中的颜色对特征点的排列还反映了车牌的倾斜走势, 对其进行主成分分析就是为了确定颜色对特征点排列的方向走势进而得到其倾斜角度。图 5 为车牌水平校正结果, 由图 5 可见, 基于颜色对特征点主成分分析的校正方法获得了理想的结果。

下面再来看看一些特殊的车牌校正后的效果。例如图 6 的车牌边框对比不明显; 图 7 的车牌边框受污染, 断裂严重, 而采用本文算法对它们校正后, 均获得了不错的校正结果。



(a) 原车牌图像



(b) 水平校正结果

图 6 边框不明显的车牌校正结果

Fig. 6 Horizontal correction result of the vehicle license plate whose frame is not obvious



(a) 原车牌图像



(b) 水平校正结果

图 7 边框受污染的车牌校正结果

Fig. 7 Horizontal correction result of the vehicle license plate which has a illegible frame

### 4.2 比较与分析

通过对用本文方法校正的结果进行仔细分析后发现, 最可能影响本文方法校正结果的因素有如下两点:

(1) 颜色对特征点的提取过程要依赖于边缘提取。对于模糊、污染的图像, 由于边缘点模糊, 在边缘点提取的过程中将造成边缘点丢失, 进而导致车牌区域内的颜色对特征点减少。当特征点减少到一定程度后, 则势必影响主成分方向的可靠性。

(2) 主成分方向的计算过程隐含了样本点分布关于主方向的对称分布。车牌中颜色对特征点的分布虽满足对称分布的条件, 但是, 某些特殊情况下, 比如车牌字符区域中的某一片缺失时, 颜色对特征点的分布会改变, 其达到一定程度时会引起误差。

而对 Hough 变换法和旋转投影法来说, 最可能导致误差的原因, 则主要是边框污染或边框对比不明显。

由于一幅可识别车牌的边框更容易受污染, 而车牌模糊或缺失某片区域的现象却不多见, 因此本文方法更着重于边框干扰的消除。实验结果也体现了本文方法的有效性。

关于计算复杂性问题。目前, 车牌图像倾斜校正算法基本上均是先求车牌倾斜角度, 再通过坐标变换进行图像校正, 其复杂度就为两者复杂度的总和。

Hough 变换法首先要将图像二值化, 然后将图像空间中的每个白色像素点映射为对应参数空间中

的一条正弦曲线,最后在参数空间寻找局部最大值便可检测出倾斜车牌图像中的直线方程。如果参数空间量化得越细,那么计算量就越大。

由于旋转投影法需要按一定步长选取一定数量的角度值代入计算车牌投影,是一个寻优的过程,因此,如果待定角度在  $-k$  到  $k$  之间变化,则需要进行  $2k+1$  次旋转投影才能确定倾斜角度,也就是要对整幅图片的所有像素进行  $2k+1$  次坐标变换和投影,计算量很大。

主成分分析法是将彩色图像转到 HSV 空间后,只需要对提取出来的颜色对特征点进行分析,构建一个 2 维散布矩阵,然后求取矩阵的特征值和特征向量即可确定倾斜角度。

可见,主成分分析法与旋转投影法相比较,计算复杂度低。而与 Hough 变换法比较,则要视 Hough 变换具体选择的参数空间的量化精细度而定。

## 5 结 论

本文根据车牌背景与字符交界处的颜色具有固定搭配这一特点,提出了一种基于颜色对和主成分分析(PCA)的车牌水平校正方法。该方法的创新点和重点在于将颜色对和主成分分析结合起来,引入到车牌校正,即在原始车牌图像中提取颜色对特征点,并将所有颜色对特征点视为待分析的样本;然后构建这些样本特征点的 2 维散布矩阵,并通过主成分分析求出其倾斜方向。这种方法将车牌的颜色信息和边缘信息融合后共同使用于车牌的校正过程,由于将搜索图像倾斜角度转换为求取 2 维实对称矩阵的特征值和特征向量,从而简化了计算。通过在实际定位出的倾斜车牌图像中的应用,证明了算法的有效性,同时对于边框不清或含有噪声干扰的图像,该方法仍然能取得较好的校正结果,达到了车牌

校正的目的,从而为用非搜索的方法进行图像倾斜快速校正提供了一种新方法和思路。

## 参考文献 (References)

- 1 Rui Ting, Shen Cun-lin, Zhang Jin-lin. A fast algorithm for license plate orientation correction [ J ]. Computer Engineering, 2004, 30(13): 122 ~ 124. [ 范挺, 沈春林, 张金林. 车牌识别中倾斜牌照的快速矫正算法 [ J ]. 计算机工程, 2004, 30(13): 122 ~ 124. ]
- 2 Li Wen-ju, Liang De-qun, Cui Lian-yan, et al. A novel approach for vehicle license plate tilt correction [ J ]. Information and Control, 2004, 33(2): 231 ~ 235. [ 李文举, 梁德群, 崔连延等. 一种新的车牌倾斜校正方法 [ J ]. 信息与控制, 2004, 33(2): 231 ~ 235. ]
- 3 Zhu Cheng-hui, Wu De-hui. Study on method of slant license plate correction based on principal component analysis [ J ]. Microelectronics and Computer, 2006, 23(1): 177 ~ 180. [ 朱程辉, 吴德会. 基于主元分析的倾斜车牌图像校正方法研究 [ J ]. 微电子学与计算机, 2006, 23(1): 177 ~ 180. ]
- 4 Li Wen-ju, Liang De-qun, Zhang Qi, et al. A novel approach for vehicle license plate location based on edge color pair [ J ]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(2): 204 ~ 208. [ 李文举, 梁德群, 张旗等. 基于边缘颜色对的车牌定位新方法 [ J ]. 计算机学报, 2004, 27(2): 204 ~ 208. ]
- 5 Chang Shyang-lih , Chen Li-shien, Chung Yun-chung, et al. Automatic license plate recognition [ J ]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2004, 5(1): 42 ~ 53.
- 6 Guo Jie, Shi Peng-fei. Color and texture analysis based vehicle license plate location [ J ]. Journal of Image and Graphics, 2002, 7(5): 472 ~ 476. [ 郭捷, 施鹏飞. 基于颜色和纹理分析的车牌定位方法 [ J ]. 中国图象图形学报, 2002, 7(5): 472 ~ 476. ]
- 7 Wang Hai-qing, Song Zhi-huan, Li Ping. Fault detection behavior and performance analysis of PCA based process monitoring Methods [ J ]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2002, 41(5): 2455 ~ 2464.
- 8 Duda Richard O, Hart Peter E, Stork David G. Pattern Classification (Li Hong-dong, Yao Tian-xiang et al. Translate) [ M ]. Beijing: China Machine Press, 2003: 94 ~ 96. [ Duda Richard O, Hart Peter E, Stork David G. (李宏东、姚天翔等译) 模式分类 [ M ]. 北京: 机械工业出版社, 2003: 94 ~ 96. ]