

基于图像矩的车牌号码倾斜校正

潘梅森 郭国强

(湖南文理学院计算机科学与技术系 常德 415000)

(pmsjj@126.com)

摘 要 根据矩的旋转不变性计算倾斜车牌号码图像的质心和归一化的中心矩,得到使二阶中心矩变得最小时的旋转角 α ,把整个图像绕质心旋转 α 进行水平倾斜校正;在垂直倾斜校正中,提出了坐标相关系数法和最小二乘拟合直线法等 2 种校正方法,分别计算出垂直倾斜角 θ ,并对水平倾斜校正后的图像进行错切变换,得到最终的校正图像。实验结果表明,该方法简单实用,能快速、准确地检测出图像的倾斜角,为图像倾斜校正提供了一种有效方法。

关键词 倾斜校正;中心矩;坐标相关系数;最小二乘法
中图分类号 TP391

Vehicle License Plate Tilt Correction Based on Image Moments

Pan Meisen Guo Guoqiang

(Department of Computer Science and Technology, Hunan University of Arts and Science, Changde 415000)

Abstract The centroid and the normalized central moments of a vehicle license plate image are calculated, and the rotation angle α is obtained by minimizing the second order central moment based on its rotational invariance. Then whole image is rotated around the centroid by α to correct the image horizontal tilt. For the vertical tilt correction, two approaches, the one is based on the coordinate correlation coefficient, the other is based on line fitting with the least squares method, are proposed to compute the vertical tilt angle θ , and with which a shear transform is done on the previously rotated image for the final correction. The experimental results show that the proposed method is fairly reliable and accurate for the determination of tilt angles, and is a practical and effective tilt correction technique.

Key words tilt correction; central moment; coordinate correlation coefficient; the least squares method

城市智能化交通系统是一个热点研究领域,越来越受到人们的关注,而车牌号码识别是其中的一个重要组成部分^[1]。车牌图像拍摄一般是在交通十字路口全天候进行,由于摄影机是固定的,而车辆行驶方向不断变化,以及道路的坡度、车牌的悬挂等原因,图像中的车牌常常存在较为严重的倾斜现象,造成车牌字符粘连和断裂,给后续的字符分割和识别工作带来极大的困难。因此在车牌准确定位、对光照不均匀进行校正后,必须对车牌图像进行倾斜校正。多年来,国内外专家学者对校正方法进行了各

种有益的探索,提出一些较为实用的方法。目前较为流行的倾斜校正算法主要分为 3 大类:投影法、Hough 变换法和近邻法。投影法^[1]对投影图形状进行分析,但是由于需要计算每个倾斜角度的投影形状,因此其计算量非常大;Hough 变换法^[2-4]借助于 Hough 变换,采用图像空间目标像素的坐标计算参数空间中参考点的可能轨迹,该方法对于直线图形效果很好,校正精度较高,但是对于倾斜的车牌图像,其运算量太大,不仅耗时、耗存储空间,而且鲁棒性也有待提高;近邻法^[5-6]通过找出所有连通区中心

点的 K 个最近邻, 计算每对近邻点的矢量方向并统计生成直方图, 直方图的峰值对应于整个页面的倾角, 由于在图像中连通成分较多, 因此也相当费时^[7].

本文提出了基于图像矩的车牌号码倾斜校正算法. 该算法利用图像的质心和中心矩对车牌号码进行水平倾斜校正; 在垂直倾斜校正时, 提出了坐标相关系数法 (coordinate correlation coefficient method, CCCM) 和最小二乘拟合直线法 (line fitting method based on least square, LFMBLS) 等 2 种校正方法. 实验结果表明, 该方法简单实用, 能快速准确地检测出图像的倾斜角.

1 车牌号码倾斜校正

一般说来, 我们把图像中倾斜的车牌区域看成一个平行四边形, 根据车牌区域倾斜方向, 有水平倾斜、垂直倾斜和混合倾斜 3 种可能的倾斜方式^[1]. 在水平倾斜图像中, 车牌的主轴 X' 与图像的水平轴 X 之间有一个倾斜角度 α , 只要求得 α , 将整个图像绕质心旋转 α 即可. 在垂直倾斜图像中, 倾斜实际上是车牌区域沿水平轴 X 的错切变换, 即同一行所有像素的错位偏移. 因此, 只要求得垂直倾斜角度 θ , 进行错切变换即可. 在混合倾斜图像中, 倾斜包含了水平倾斜和垂直倾斜, 实际校正时, 我们一般先进行水平倾斜校正, 在此基础上, 再进行垂直倾斜校正.

车牌图像校正之前, 可采用背景估计消除图像光照不均. 在数学形态学中, 灰度开运算可以去除较小的明亮细节, 同时保持较大的明亮区域不变. 由于背景表现图像中的高频部分, 故可采用开运算来进行背景估计, 然后从原始车牌图像中减去背景; 如果得到的图像比较暗, 还可以进行图像对比度调整, 最后对图像进行二值化处理.

1.1 水平倾斜校正

由于图像区域的某些矩对于平移、旋转、尺度等几何变换具有一些不变的特性, 因此矩的表示方法在物体分类和识别方面具有重要意义^[8].

定义 1. 对于二维离散函数 $f(x, y)$, $M_{p,q} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q f(x, y)$ 称为 $(p+q)$ 阶矩, 参数 $(p+q)$ 称为矩的阶.

定义 2. 当 $p=1, q=0$ 和 $p=0, q=1$ 时, $\bar{x} = \frac{M_{1,0}}{M_{0,0}}, \bar{y} = \frac{M_{0,1}}{M_{0,0}}$; 则称 (\bar{x}, \bar{y}) 为图像中一个物体的质心坐标. 为了获得矩的不变特征, 采用中心矩以

及归一化的中心矩.

定义 3. 假设 (\bar{x}, \bar{y}) 为物体的质心, 则中心矩的定义为 $M'_{p,q} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y)$.

中心矩以质心作为原点进行计算, 因此具有位置无关性. 使二阶中心矩从 $M'_{1,1}$ 变得最小的旋转角 α 可以由

$$\tan 2\alpha = \frac{2M'_{1,1}}{M'_{2,0} - M'_{0,2}} \quad (1)$$

得出. 将 x, y 轴分别旋转 α 得到坐标轴 x' 和 y' , 称为该物体的主轴.

定理 1. 如果物体在计算矩之前旋转 α , 或相对于 x', y' 轴计算矩, 那么矩具有旋转不变性.

假设倾斜图像 P 大小为 $M \times N$, 左上角像素点位置为 $(1, 1)$. 根据定义 3 和定理 1 我们认为, 图像水平倾斜的原因是由于图像主轴绕质心相对于水平轴旋转 α , 所以只要把图像绕质心再旋转 $-\alpha$, 即进行了水平倾斜校正. 水平倾斜校正步骤如下:

Step1. 计算图像 P 的零阶矩 $M_{0,0}$ 和一阶矩 $M_{1,0}, M_{0,1}$;

Step2. 计算图像 P 的质心坐标 (\bar{x}_P, \bar{y}_P) ;

Step3. 计算图像 P 的中心矩 $M'_{1,1}, M'_{2,0}$ 和 $M'_{0,2}$;

Step4. 计算图像 P 的水平旋转角 α (单位为 rad), 由式 (1) 求逆可得

$$\alpha = \frac{1}{2} \arctan \frac{2M'_{1,1}}{M'_{2,0} - M'_{0,2}}.$$

Step5. 把整个图像 P 绕质心旋转 $-\alpha$, 即可得到水平倾斜校正后的车牌图像.

1.2 垂直倾斜校正

如果图像仅仅存在水平倾斜, 则不用进行垂直倾斜校正. 一般说来, 图像既存在水平倾斜, 也存在垂直倾斜. 垂直倾斜的校正方法在相关文献中并不多见, 一般是针对水平倾斜进行校正. 本文提出了 CCCM 和 LFMBLS 等 2 种垂直倾斜校正方法, 它们都是对车牌区域左边界像素进行操作, 以获取倾斜角的.

车牌图像经过水平校正后, 图像已经基本保持水平, 我们可以检测出车牌最上边的水平线 Top_Line 和最左面的垂直线 $Left_Line$,

$$Top_Line = \{x \mid f(x, y) = 255 \text{ 且使 } x \text{ 最小}\},$$

$$Left_Line = \{y \mid f(x, y) = 255 \text{ 且使 } y \text{ 最小}\};$$

其中, $f(x, y)$ 表示像素点 (x, y) 的灰度值; Top_Line 表示图像从上到下第一个灰度值为 255 的像

素点的 x 坐标; $Left_Line$ 表示图像从左到右第一个灰度值为 255 的像素点的 y 坐标,如图 1 所示. 对车牌区域,我们也可以检测出每行第一个值为 255 的像素坐标,计算出对于 Top_Line 线和 $Left_Line$ 线的相对坐标,构成 2 个坐标集合 $Coord_X$ 和 $Coord_Y$,

$$Coord_X = \{x - Top_Line \mid f(x, y) = 255 \text{ 且使 } y \text{ 最小}\},$$

$$Coord_Y = \{y - Left_Line \mid f(x, y) = 255 \text{ 且使 } y \text{ 最小}\}.$$

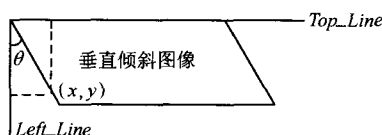


图 1 水平线和垂直线

假设坐标集合有 n 个元素,求出集合 $Coord_Y$ 的均值 y_Mean 和标准差 y_Std ,

$$\begin{cases} y_Mean = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Coord_Y(i) \\ y_Std = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Coord_Y(i) - y_Mean)^2} \end{cases} \quad (2)$$

由于 $Coord_Y$ 中元素的值相差较大,不能真实地反映垂直倾斜角度 θ 的大小,因此需要对 $Coord_Y$ 中的元素进行过滤处理. 对于每个元素 $Coord_Y(i)$ 过滤方法如下:

若 $|Coord_Y(i) - y_Mean| < y_Std$, 则保留 $Coord_Y(i)$ 和 $Coord_X(i)$ 元素;否则,去掉 $Coord_Y(i)$ 和 $Coord_X(i)$ 元素.

下面通过对过滤的 $Coord_X$ 和 $Coord_Y$ 集合来计算垂直倾斜角度 θ .

1) CCCM

由于垂直倾斜可以看成图像坐标沿 X 轴方向含 Y 的错切变换,即图像的 y 坐标不变, x 坐标加上 ρy 变成 $x + \rho y$,因此图像的 x 和 y 坐标必然存在一定的相关性,去除相关性就意味着使 x 和 y 坐标相互独立.

定义 4. 设二维离散随机向量为 (ξ, η) , 则称

$$\rho = \sqrt{\frac{D_\eta}{D_\xi}} = \sqrt{\frac{E(\eta - E_\eta)^2}{E(\xi - E_\xi)^2}} \quad (3)$$

为随机变量 ξ 与 η 的相关系数. D_η 和 D_ξ 分别表示 η 和 ξ 的方差, E_η 和 E_ξ 分别表示 η 和 ξ 的数学期望(均值).

本文将 (x, y) 作为二维离散随机变量. 根据式(2)计算过滤后的 $Coord_X$ 和 $Coord_Y$ 集合的方差(标准差),代入式(3)得到 $\tan \theta = \pm \rho$. 由于垂直倾斜校正相当于逆错切变换,而 $\tan \theta$ 有正负之分,当沿 X 方向逆错切时, $\tan \theta = -\rho$. 当沿 $-X$ 方向逆错切时, $\tan \theta = \rho$. 则垂直倾斜校正矩阵形式为

$$\begin{bmatrix} X' & Y' & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X & Y & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \tan \theta & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, X 和 Y 分别为水平倾斜校正后图像的 x 和 y 坐标矩阵, X' 和 Y' 分别为最终校正图像的 x 和 y 坐标矩阵.

2) LFMBS

在工程设计和实验统计中,常常需要对一批数据进行分析处理,找出其变化规律,用曲线来拟合这批数据,最小二乘法是一种常用的拟合方法.

对于一组有序的数据 (x_i, y_i) , 用一条光滑的曲线 $y = f(x)$ 来拟合,原则上应该使该组数据与曲线的偏差最小. 通常把 (x_i, y_i) 与曲线上对应点的坐标值的偏差 $\epsilon = f(x_i) - y$ 称为残差. 最小二乘法就是使 ϵ 平方和达到最小,即使目标函数 $Q = \sum_{i=1}^n \epsilon^2$ 为最小. 当用直线拟合时,设直线方程为 $y = a_0 x + a_1$, 通过对目标函数中的 a_0 和 a_1 求偏导,解得

$$a_0 = \frac{n \sum_{i=1}^n y_i x_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2} \quad (5)$$

其中, n 为过滤后的 $Coord_X$ 和 $Coord_Y$ 集合中元素个数. 把坐标集合 $Coord_X$ 和 $Coord_Y$ 代入式(5),可以计算出拟合直线的斜率 a_0 , 并有 $\tan \theta = -a_0$, 则垂直倾斜校正矩阵形式和式(4)相同.

2 实验和结果分析

我们使用如图 2 所示的车牌图像进行实验,软件环境为 Matlab 6.5. 图像 2 已经准确定位、对光照不均匀进行校正,并进行二值化处理,背景为黑色,字符为白色.

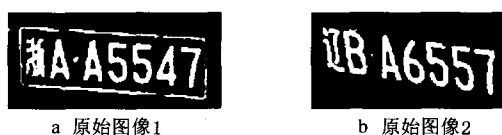


图 2 实验图像

实验 1. 水平倾斜校正

将本文方法和 Hough 变换、Radon 变换等校正结果进行了比较,结果如图 3,4 所示,相关性能指标如表 1 所示. 在 Hough 变换时,角度变化为 $[-90^\circ, 90^\circ]$,每次增幅为 1° ; Radon 变换时,角度变化为 $[0^\circ, 180^\circ]$,每次增幅为 1° .



图 3 图 2a 水平倾斜校正



图 4 图 2b 水平倾斜校正

表 1 水平倾斜校正性能指标比较

性能指标		实验图像	
		图 2a	图 2b
本文方法	时间/s	0.4220*	0.4380
	倾斜角/(°)	-4.1342	-8.7044
Hough 变换	时间/s	1.0945	1.2030
	倾斜角/(°)	-3.00	-7.00
Radon 变换	时间/s	1.0310	1.0150
	倾斜角/(°)	-3.00	-7.00

从图 3,4 中可以看到,本文方法已经较为精确地进行了水平校正,上边线基本水平;而 Hough 变换和 Radon 变换还存在水平倾斜,旋转角度略显不够;表 1 中的相关指标和图 3,4 结果相一致. 图 5 所示为 Radon 变换系数图,颜色越亮的表示系数越大. 从图 5a 中看到, Radon 系数最大值大约出现在角度为 87° 处,则 $\alpha = -(90^\circ - 87^\circ) = -3^\circ$; 图 5b 中, Radon 系数最大值大约出现在角度为 83° 处,则 $\alpha = -(90^\circ - 83^\circ) = -7^\circ$. 图 6 所示为 Hough 变换系数图,颜色越亮的表示系数越大. 从图 6a 中看到, Hough 系数最大值大约出现在角度为 -3° 处,则 $\alpha = -3^\circ$; 图 6b 中, Hough 系数最大值大约出现在角度为 -7° 处,则 $\alpha = -7^\circ$. 从表 1 中还可以看到,本文方法处理时间比 Hough 变换至少快了 1.6 倍,比 Radon 变换至少快了 1.33 倍,这在智能交通系统中对图像实时倾斜校正是非常重要的. 从校正效果来看, Radon 变换和 Hough 变换相同,但是在处理时间上有一定的差异.

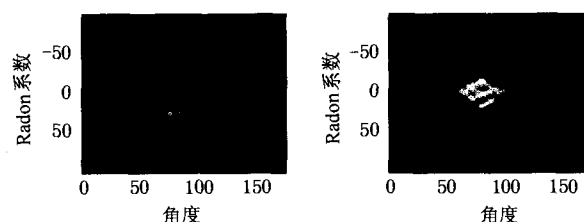


图 5 Radon 变换

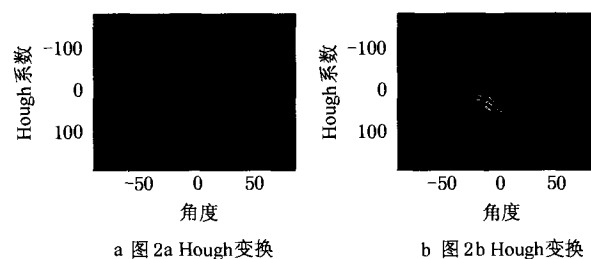


图 6 Hough 变换

实验 2. 2 种垂直倾斜校正

将 CCCM 和 LFMBLS 进行了比较,结果如图 7,8 所示,相关性能指标如表 2 所示.



图 7 图 2a 垂直倾斜校正



图 8 图 2b 垂直倾斜校正

表 2 垂直倾斜校正性能指标比较

性能指标		实验图像	
		图 2a	图 2b
CCCM	时间/s	0.3440	0.3750
	倾斜角/(°)	6.1882	17.2310
LFMBLS	时间/s	0.6100	0.5930
	倾斜角/(°)	5.8479	15.2680

从图 7 中看到,2 种方法效果相差不大,但是图 8 中 CCCM 效果较 LFMBLS 略差,倾斜角过大,从表 2 相关数据也可以印证. 我们经过大量的对比实验发现,图 8a 的效果对字符的分割和识别影响并不大,因此该校正结果是可以接受的. 在表 2 中还可以看到,CCCM 的处理时间较 LFMBLS 快了 0.58

~0.77 倍,在时间因素要求较高的情况下,CCCM 是一个较好的选择. 在实验中,LFMBLS 校正效果始终是最好的,能对所有的字符进行准确的分割和识别,这主要是因为最小二乘法较好地拟合了倾斜

直线,图 9 所示为对倾斜直线的拟合.

从最终校正的图像来看,字符出现了较多的毛刺,需要对二值图像进行平滑操作,但这不属于本文探讨的内容.

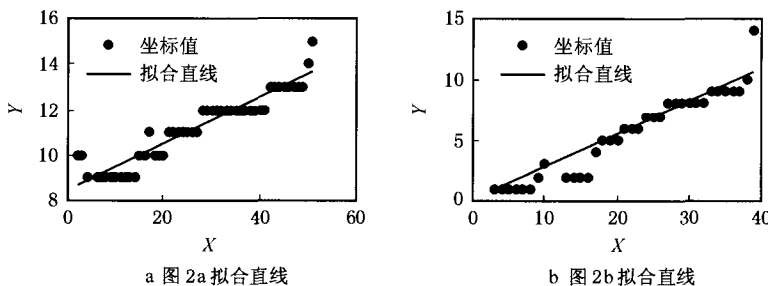


图 9 LFMBLS 拟合直线

3 结 论

本文通过分析图像的矩不变特性,提出了图像矩不变的车牌号码倾斜校正算法. 在深入研究了倾斜方式后,提出了采用矩旋转不变性进行水平倾斜校正,在垂直倾斜校正时,提出了 CCCM 和 LFMBLS 2 种校正方法. 实验结果表明:1) 矩不变方法能够更有效地进行水平倾斜校正;2) CCCM 和 LFMBLS 是 2 种较好的垂直倾斜校正方法,从校正效果上来看,LFMBLS 比 CCCM 要好,但是对于处理时间要求较高的系统,CCCM 更具有优势.

参 考 文 献

- [1] Li Wenju, Liang Dequn, Wang Xinnian, *et al.* Character segmentation for degraded license plate [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2004, 16(5): 697-700 (in Chinese)
(李文举, 梁德群, 王新年, 等. 质量退化的车牌字符分割方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(5): 697-700)
- [2] Hao Yongjie, Liu Wenyao, Lu Shuo. Spatial correction of the distorted license plate image of automobiles [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2002, 37(4): 417-420 (in Chinese)
(郝永杰, 刘文耀, 路 烁. 畸变汽车牌照图像的空间校正[J]. 西南交通大学学报, 2002, 37(4): 417-420)
- [3] Ding Yihong, Ping Xijian, Hu Min. Range image segmentation based on randomized Hough transform [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2005, 17(5): 902-907 (in Chinese)
(丁益洪, 平西建, 胡 敏. 基于随机 Hough 变换的深度图像分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(5): 902-907)
- [4] Ching Yutai. Detecting line segments in an image — a new implementation for Hough transform [J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(3): 421-429
- [5] Zhang Xiaohong, Tang Min, Dong Jinxiang. Image-based Chinese seal carving generation with non-parametric sampling [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2004, 16(12): 1679-1683 (in Chinese)
(张小红, 唐 敏, 董金祥. 基于图像的非参数化采样印章生成[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(12): 1679-1683)
- [6] O'Gorman L. The document spectrum for page layout analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1162-1173
- [7] Wang Tongqing, Zhu Yongquan, Wang Hong. Document images skew correction based on run-length smoothing [J]. Computer Engineering, 2004, 30(1): 141-143 (in Chinese)
(汪同庆, 朱永权, 王 洪. 基于游长平滑的文档图像倾斜校正[J]. 计算机工程, 2004, 30(1): 141-143)
- [8] He Dongjian, Geng Nan, Zhang Yikuan. Digital image processing [M]. Xi'an: Xidian University Press, 2003: 209-210 (in Chinese)
(何东健, 耿 楠, 张义宽. 数字图像处理[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2003. 209-210)