

# 选票图像快速倾斜检测方法<sup>①</sup>

Skew detection method for tradition ballot image based on line slope

刘海萍 肖刚 陈久军 高飞 周鸿斌

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310032)

**摘要:**倾斜检测和校正是图像预处理过程中的重要环节,针对传统纸质选票扫描中的图像倾斜问题,提出一种基于直线斜率的倾斜检测方法。该方法以表格的边缘点为特征点,为每个特征点建立相应的局部斜率特征集,最终形成一个以局部斜率特征集为集合元素的整体斜率特征集。通过先局部后全局的两轮筛选,得出整体斜率特征集内具有全局最大投票数的斜率,从而计算出选票图像的倾斜角度。通过与 Hough 算法比较,该方法具有速度快,准确性高,鲁棒性强等特点。

**关键词:**倾斜检测 倾斜校正 选票 斜率

## 1 引言

民主选举是人类社会重要又普遍使用的一种方式。传统的选举方式是在选票的投票区域填写勾(√)、叉(×)、圈(○)等符号,通过人工唱票得到选举结果,不仅费时,而且浪费较多人力物力,为此电子选举方式应运而生<sup>[1-2]</sup>,该方式具有计票速度快、准确性高等优点,其不足之处在于因票根缺乏而无法验票。为了实现选票的快速正确处理,节省资源,且符合人们传统的选举习惯,保留票根,采用传统的选举方法与选票的计算机化自动处理相结合,即将填写好投票符号的选票交由计算机进行自动识别统计,而其首要步骤是将纸质选票扫描转换为选票图像。在扫描过程中,不可避免会发生图像倾斜现象,版面分析和识别方法对图像倾斜十分敏感,因此,倾斜检测和校正是选票图像处理过程中的一个重要环节。

针对选票图像的特点,下面提出一种基于直线斜率的倾斜检测方法。该方法选取图像有效子区域中具有代表性的点(表格线的边缘点)形成特征点集,为每个特征点建立一个局部斜率特征集,并最终形成一个以局部斜率特征集为集合元素的整体斜率特征集,经过先局部后全局的两轮筛选,得出整体斜率特征集内

具有全局最大投票数的斜率,从而确定选票图像的倾斜角。

## 2 问题分析

经过对大量传统选票图像的观察与分析,得出其如下几个特点:

(1) 选票的印刷质量一般较好,极少有因印刷而导致选票上内容的倾斜,因而可以忽略因印刷而导致的倾斜。可以假设选票图像的倾斜都是因扫描时选票放置不正引起的。

(2) 选票图像一般由选票标题,选票主体和选票注释文字构成。(如图1所示)

(3) 为了方便选民一一对应地填写投票符号,选票的主体一般采用表格形式。

(4) 由扫描导致选票图像的倾斜角度一般都不大,一般在 $[-20^\circ, 20^\circ]$ 之间。

根据以上选票图像的特点,可以得出,选票只存在整体方向上的倾斜,而表格线在选票图像中占了主体比例,其倾斜角度即整张选票的倾斜角度。如果通过

① 基金项目:浙江省自然科学基金资助项目(Y106602),浙江省科技计划资助项目(2005C31010)

某种方法检测出表格线的倾斜角度,就可确定整个选票图像的倾斜角度。

### 3 基于直线斜率的倾斜角检测

选票图像事先经过二值化处理。设选票图像的宽度为  $w$ ,高度为  $h$ ,像素点  $(x,y)$  的灰度值  $f(x,y)$ ,  $f(x,y)$  为 0 时表示当前点为背景点,为 1 时表示当前点为目标像素点。 $i$  表示选票图像的列, $j$  表示选票图像的行, $black[i]$  表示第  $i$  列从上往下扫描找到的第一个目标像素点所在的行,每个特征点  $(i, black[i])$  对应的局部斜率特征集用  $f[i]$  表示。

的,且选票只存在整体方向的倾斜,因此检测选票图像的倾斜角时不必对整个图像进行扫描计算,只须选择合适的子区域,检测出其中表格线的倾斜角度,就可确定整个图像的倾斜角度。由于扫描后的选票图像边缘可能会出现大段黑区或噪声,这些区域不仅会影响倾斜角的检测,而且会大大增加计算量<sup>[8]</sup>。

因此,在选择被测子区域时,首先考虑将图像边缘区域去除,但得保证子区域有一定的大小,且须包含表格线。为了简单起见,指定在区域  $A = \{x,y \mid \frac{w}{10} \leq x \leq \frac{9 \times w}{10}, 0 \leq y \leq \frac{h}{2}\}$  内寻找表格线的上边缘点,其中  $w$  为选票图像的宽度, $h$  为选票图像的高度。虽然在区域  $A$  的左右两端会有少量上边缘点被忽略,但这不会影响到占主体比例的上边缘点的总体特性。

图像在扫描过程中,难以避免会引入噪声干扰,为了实现更高的准确性,先通过平滑滤波技术消除图像噪声。平滑噪声可以在空间域和频率域中进行。中值滤波技术是空间域中的平滑噪声技术,不仅适合于去除通过扫描增加的图像中小颗粒噪声,又可以保持原有数据。对于给定图像中的每个像素点  $(x,y)$ ,其灰度值为  $f(x,y)$ ,设定一个二维滑动模板  $W$ ,其中中值滤波输出为

$$g(x,y) = \text{Med}\{f(x-k, y-l), (k,l) \in W\} \quad (1)$$

用  $g(x,y)$  替换  $f(x,y)$ ,即将模板中的数据进行排序后,用处于中间位置上的值来代替该像素点原来的灰度。 $W$  为二维滑动模板,一般可以取  $3 \times 3, 5 \times 5$  区域。

#### 3.2 建立特征点集

选票的上半区域一般包括选票标题(也有少数标题包含在表格内)等文字行,而文字一般都有一定的高度,可以通过现有的成熟算法检测出文字行所在的位置,并对其进行抹除。

分析(选票主体)表格的的每条边缘,在每列(行)

XXXX 科学技术学院第三次代表大会代表选票

候选人姓名	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人
得票								
候选人姓名	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人
得票								

选票主体

填写选票的说明:

- 1 按照规定差额,选出指定数量的代表,多选无效;
- 2 对代表候选人赞成的,在其姓名上边空格内画“√”;
- 3 对代表候选人不赞成的,在其姓名上边空格内画“×”;
- 4 对代表候选人弃权的,其姓名上边空格内不画任何符号。

选票注释说明

图 1 选票票样

算法的基本思想是先选取有效的子区域,为了实更准确的率,使用平滑滤波技术消除噪音,选取具有代表性的表格线边缘点建立特征点集,并为每个特征点建立一个局部斜率特征集,最终形成以局部斜率特征集为集合元素的整体斜率特征集,通过先局部后全局的两轮筛选,得出整体斜率特征集内具有全局最大投票数的斜率,其对应的倾斜角即为选票图像的倾斜角。

#### 3.1 选取子区域

选票内表格线的相对位置及之间的距离都是固定

上只存在一个边缘点。下面介绍提取表格上边缘点的方法。在选取的子区域内,从左往右逐列扫描,对于每一列  $i \in [\frac{w}{10}, \frac{9w}{10}]$ ,从图像边缘  $y=0$  往下逐行扫描,寻找满足条件  $l: f(i, j) = 1$  的第一个点  $(i, j)$ ,令  $black[i] = j$ ,如果没有找到符合条件  $l$  的目标像素点,则令  $black[i] = \frac{h}{2}$ ,并记录  $(i, black[i])$  作为一个特征点,执行  $i = i + 1$ ,继续下一列上边缘点的扫描,并将符合条件  $l$  的第一个像素点的行列坐标记录为一个特征点,直到扫描完所有的列为止,提取指定宽度的所有上边缘点,确立特征点集  $\{( \frac{w}{10}, black[ \frac{w}{10} ] ), \dots, (i - 1, black[i - 1]), (i, black[i]), (i + 1, black[i + 1]), \dots, ( \frac{9w}{10}, black[ \frac{9w}{10} ] )\}$ 。

### 3.3 选票图像倾斜方向的确定

(1) 定义 1: 斜率的投票数。在一组斜率中,设定一个邻域区间  $[-\theta, \theta]$ ,统计属于当前斜率所在邻域区间  $[xielv[i][d] - \tan\theta, xielv[i][d] + \tan\theta]$  内的斜率个数,假定当前斜率为  $xielv[i][d]$ 。

(2) 定义 2: 局部最大斜率  $part\_slope$ 。每个特征点  $(i, black[i])$  通过斜率公式计算,得到一个局部斜率特征集  $f[i]$ ,从局部斜率特征集中筛选出的具有最大投票数的斜率称为局部最大斜率。

(3) 定义 3: 最终斜率  $end\_slope$ 。在定义 2 的基础上,遍历所有的局部最大斜率,从局部最大斜率中筛选出具有最大投票数的斜率,即最终斜率。

#### 3.3.1 建立局部和整体斜率特征集

由特征点的特性可知,特征点基本上是围绕当前表格线的位置分布的,这些特征点近似地组成一条直线,对于有效子区域内提取的特征点,其形成的共线方向可以抑制少量噪声点的干扰。为了避免重复计算特征点之间的斜率,同时提高处理速度,对于特征点集内的每一个特征点  $(i, black[i])$ ,以  $i$  为中心,以步长  $length$  做增量向外扩张,依次选取特征点  $(d, black[d])$  并计算两两之间的斜率  $xielv[i][d]$ ,即

$$xielv[i][d] = \frac{black[d] - black[i]}{d - i} \times 1.0 \quad (3)$$

$$|d - i| = n \times length \quad (n \geq 1, d \neq i, i \in [\frac{w}{10}, \frac{9w}{10}], d \in [\frac{w}{10}, \frac{9w}{10}]) \quad (4)$$

斜率保留小数位,其中  $i, d$  表示不同的列,且必须满足式子(4), $black[i], black[d]$  表示第  $i, d$  列上边缘点所在的行。通过以上过程的计算,对于每一个特征点  $(i, black[i])$ ,均建立相同规模的一个局部斜率特征集  $f[i], f[i] = \{\dots, xielv[i][i - 2 * length], xielv[i][i - length], xielv[i][i + length] \dots\}$ 。对于所有的特征点,形成一个以每个特征点的局部斜率特征集为集合元素的整体斜率特征集  $\{f[ \frac{w}{10} ], \dots, f[i - 1], f[i], f[i + 1], \dots, f[ \frac{9w}{10} ]\}$ 。局部斜率特征集和整体斜率特征集的大小要视  $length$  而定。 $length$  设定的越小,得到的局部斜率特征集和整体斜率特征集的规模就越大,后续的计算结果就越精确,但是计算量也相应地增加,一般的可以取  $length$  为 5。

#### 3.3.2 检测选票图像的倾斜角

首先在整体斜率特征集中,针对每一个局部斜率特征子集  $f[i]$ ,筛选出其中的局部最大斜率  $part\_slope$ 。由于选票扫描时的倾斜角度不会很大,所以对于特征点  $(i, black[i])$ ,在其对应的局部斜率特征集  $f[i]$  内统计每个斜率的投票数之前,可以设置过滤条件先把斜率进行过滤,排除那些不符合过滤条件的斜率特征,缩小局部斜率特征集  $f[i]$  的规模,过滤条件为倾斜角是否在  $[-\theta, \theta]$  之内,本文中  $\theta = 20^\circ$ 。接着对  $f[i]$  中倾斜角在  $[-\theta, \theta]$  之内的每个斜率,设定一个邻域区间  $[-\theta, \theta]$ ,统计属于当前斜率所在邻域区间  $[xielv[i][d] - \tan\theta, xielv[i][d] + \tan\theta]$  内的斜率个数,即当前斜率  $xielv[i][d]$  的投票数,筛选出具有最大投票数的斜率,即局部最大斜率  $part\_slope$ 。如果存在多个斜率具有相同的最大投票数,则局部最大斜率为多个斜率之和的平均值。遍历每一个特征点,利用上述步骤在其对应的局部斜率特征集内筛选出局部最大斜率,形成一个新的以局部最大斜率为集合元素的整体斜率特征集  $\{\dots, part\_slope_{i-1}, part\_slope_i, part\_slope_{i+1}, \dots\}$ 。实验证明,  $3^\circ$

以上的倾斜引起字符明显变形,将使字符切分和识别工作十分困难,但是 $1^\circ$ 以下对文字、图像的版面分析和识别工作并无很大的影响,因此,考虑到倾斜角度的精确度和检测速度,在设置邻域区间时,必须要考虑其精度,一般设 $\theta_1 = 1^\circ$ 。

在新的整体斜率特征集内,对于每一个局部最大斜率  $part\_slope_i$ , 根据先前设定的邻域区间  $[-\theta_1, \theta_1]$ , 重新统计属于当前局部最大斜率所在邻域区间  $[part\_slope_i - \tan, part\_slope_i + \tan\theta_1]$  内的局部最大斜率个数,即当前局部最大斜率的投票数。从当前所有局部最大斜率的投票数中筛选出具有最大投票数的局部最大斜率,即最终斜率  $end\_slope$ 。如果存在多个局部最大斜率具有相同的最大投票数,则最终斜率  $end\_slope$  为多个局部最大斜率之和的平均值。根据公式  $image\_theta = a \tan(end\_slope)$  计算出选票图像的倾斜角度。

检测到选票图像的倾斜角度后,利用现成的算法对其进行倾斜校正,由于现有的倾斜校正算法简单,快速,所以可以直接采用。

### 3.3.3 算法流程

倾斜角检测算法分为以下几个步骤:

- (1) 选取子区域,进行图像预处理;
- (2) 提取表格线的上边缘点作为特征点,确立特征点集,并建立局部和整体斜率特征集;
- (3) 获取选票图像的倾斜角。过程如下:

Begin

for 每个特征点  $(i, black[i])$

for  $(d = \frac{w}{10}; d \leq \frac{9w}{10}; d++)$

{ if  $(|d - i| \bmod length = 0 \ \&\& \ d \neq i)$

$xielv[i][d] = \frac{black[d] - black[i]}{d - i} \times 1.0$  }

从而为每个特征点  $(i, black[i])$  建立一个局部斜率特征集  $f[i]$ , 并形成以局部斜率特征集为集合元素的整体斜率特征集  $\{\dots, f[i-1], f[i], f[i+1], \dots\}$ ;

for 每个特征点  $(i, black[i])$ , 在其对应的局部斜率特征集  $f[i]$  内

{ if  $(a \tan(xielv[i][d])) \in [-\theta, \theta]$

遍历  $f[i]$  中除  $xielv[i][d]$  之外的其他斜率, 用  $xielv[i][h]$  表示

{ if  $(|xielv[i][d] - xielv[i][h]| \leq \tan\theta_1)$  num\_vote[i][d] ++ ; }

筛选出每个局部斜率特征集中具有最大投票数的斜率, 即局部最大斜率, 形成新的以局部最大斜率为集合元素的整体斜率特征集,  $\theta$  为倾斜角的过滤条件;

for 每个局部最大斜率  $part\_slope_i \in$  新的整体斜率特征集

设定邻域区间  $[-\theta_1, \theta_1]$ , 重新统计每个局部最大斜率的投票数, 筛选出具有最大投票数的局部最大斜率, 即最终斜率  $end\_slope$ , 并根据公式  $image\_theta = a \tan(end\_slope)$  求其倾斜角度  $image\_theta$ 。

End

(其中,  $i \in [\frac{w}{10}, \frac{9w}{10}]$ ,  $d \in [\frac{w}{10}, \frac{9w}{10}]$ ),  $xielv[i][d]$  为  $f[i]$  中任一斜率,  $num\_vote[i][d]$  为  $xielv[i][d]$  的投票数)。

## 4 实验结果与分析

下面以某科学技术学院第三次代表大会代表选票样本为实例对方法进行说明。选票为 A4 大小, 并以 100dpi 的分辨率输入。图 2 为扫描发生倾斜的原图像, 图 3 为倾斜校正后的图像。

为了对比算法的准确性, 将 Hough 算法, 本文算法分别应用于不同倾斜角度的同一文档。表 1 列出实验结果。通过对比实验表明, Hough 算法的平均误差为 0.13, 而本文算法仅为 0.07, 本文算法的平均处理时间仅需 0.52s 远低于 Hough 算法的 1.35s。实验证明, 该算法具有准确性高、速度快等特点, 较好地实现了图像的倾斜校正。

表 1 算法对比实验结果

倾斜角(°)	Hough 算法	本文算法
-10.0	-10.0	-9.93
-5.2	-5.1	-5.25
-2.3	-2.1	-2.38
-0.4	-0.3	-0.47
1.1	1.2	1.24
1.6	1.3	1.63
3.2	3.1	3.15
6.5	6.5	6.58
平均误差	0.13	0.07

- 张丘、马利庄、高岩、陈志华, 基于方向投影的票据图像倾斜检测方法, 计算机应用, 2004, 24(9): 50.
- 何希平、李云峰、朱庆生, 彩色文档图像的倾斜自动校正算法, 中国图像图形学报, 2006, 11(3): 367.
- Manjunath Aradhya V N, Hemantha Kumar G, and Shivakumara P. Skew Detection Technique for Binary Document Images based on Hough Transform. international journal of information technology, 2006, 3(3): 194.
- H. K. Kwag, S. H. Kim, S. H. Jeong, G. S. Lee. Efficient skew estimation and correction algorithm for document images. Image and Vision Computing, 2002, 20: 25.

XXXX 科学技术学院第三次代表大会代表选票

候选人姓名	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人
符号									
候选人姓名	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人
符号									

填写选票的说明:

- 1 按规定定选票, 选出指定数量的代表, 多选无效;
- 2 对代表候选人赞成的, 在其姓名上边空格内画“√”;
- 3 对代表候选人不赞成的, 在其姓名上边空格内画“×”;
- 4 对代表候选人弃权的, 其姓名上边空格内不画任何符号。

图 2 扫描发生倾斜的原图

参考文献

- 1 TADAYOSHI KOHNO, ADAM STUBBLEFIELD, AVIEL D. RUBIN. Analysis of an Electronic Voting System. IEEE Computer Society Press. 2004.
- 2 王思佳、韩纬、陈克非, 电子选举研究的挑战和进展, 计算机工程, 2006, 32(15): 7.

XXXX 科学技术学院第三次代表大会代表选票

候选人姓名	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人
符号									
候选人姓名	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人	候选人
符号									

填写选票的说明:

- 1 按规定定选票, 选出指定数量的代表, 多选无效;
- 2 对代表候选人赞成的, 在其姓名上边空格内画“√”;
- 3 对代表候选人不赞成的, 在其姓名上边空格内画“×”;
- 4 对代表候选人弃权的, 其姓名上边空格内不画任何符号。

图 3 倾斜校正后的结果

- 7 P. -Y. Yin. Skew detection and block classification of printed documents. Image vision Computing, 2001, 19: 567.
- 8 Yang Cao, Shuhua Wang, Heng Li. Skew detection and correction in document images based on straight - line fitting. Pattern Recognition Letters, 2003, 24: 1871.