

手写体数字识别中一种新的倾斜校正的方法

王有伟, 刘 捷

(山东大学计算机学院, 济南 250061)

摘 要: 介绍了在手写体数字识别预处理过程中一种新的倾斜校正的方法, 该方法利用手写数字的图像的高与宽的比值是否最大来确定倾斜校正是否完毕。在校正过程中, 手写体数字的图像高度逐渐变高, 宽度逐渐变窄, 所以当图像的高与宽的比值最大的时候倾斜角度最小。

关键词: 模式识别; 手写体数字识别; 文件自动处理; 倾斜校正

A New Method for Slant Correction in Recognition of Handwritten Numerals

WANG Youwei, LIU Jie

(Department of Computer, Shandong University, Jinan 250061)

【Abstract】 A new method for correcting askew handwritten numerals in the preprocess of recognition is presented in the paper. In order to know that the correcting process has ended, it should make sure that the ratio between the height and the width of the bitmap of the handwritten numerals is the greatest. In the process of slant correction, the height of the bitmap is increasing, while the width of the bitmap is decreasing, so the bitmap is least slanted when the ratio between the height and the width becomes the greatest.

【Key words】 Pattern recognition; Handwritten numerals recognition; Automated document processing; Slant correction

模式识别是用计算机来识别自然界各种模式(例如声音、指纹、虹膜、字符)的科学,是随着人工智能的发展而逐步被人们所重视的一门新的学问。手写数字、字符识别是模式识别的一个分支,在文件自动处理过程中,手写体字符的识别是非常重要的,大部分的文件自动处理过程基本上由以下几步来完成:(1)预处理,在这一阶段进行去噪、标准化、分割、倾斜校正以及提取骨架等操作;(2)特征提取,这一阶段提取每个字符所具有的不同特征;(3)设计分类器,这一阶段主要是根据上一阶段所提取的特征来设计分类器并训练分类器,使系统最终能够自动识别需要识别的字符。

预处理阶段如果进行得非常充分的话,就会提高所设计系统的识别率。而预处理中很重要的一个部分就是倾斜校正,如果这一部分的工作做得不够完善,那就会给后续工作造成麻烦甚至会影响到系统的识别率。

1 倾斜校正

需要进行倾斜校正的手写数字的图像主要有两种:一种是数字间完全没有限制的,可以连笔;另一种是数字间彼此孤立,没有任何联系。本文提出的倾斜校正方法是针对后一种情况的。从20世纪60年代以来,人们研究出了很多不同的对倾斜图像进行校正的方法。其中的很大一部分是通过矩的不变性特征来实现的,还有一部分方法是通过对待校正图像的一些特征点进行计算或是对灰度直方图进行分析从而估计出它倾斜的大致角度,根据得到的角度来把它校正至正常。

本文所采用的算法既没有用到矩的概念也不是用某种方法估算出图像的倾斜角度,而是用递归的方式来逐步完成校正工作的。该算法主要基于以下的观察:

(1)一般手写数字的倾斜度不会超过 45° ,即便是超过 45° ,也一定不会达到直角;

(2)当倾斜角度达到最小时,图像的高和宽的比值就达到最大。

这两个现象说明,只要在整个角度空间找到图像的高和宽的最大比值就找到了倾斜图像的校正位置。但是很显然,在整个角度空间来寻找这个最大值耗费的时间过长。因此如何得到图像高度和宽度的最大比值就是本文所要解决的主要问题。

在给出算法之前,先作这样的规定:图像中某点旋转方向为顺时针时,角度为正,为逆时针时,角度为负;旋转中心定在图像的几何中心,即点 $(\frac{1}{2}h, \frac{1}{2}w)$ (h, w 分别指图像的高和宽)处。

对于任意给定的图像中的像素点 (x_0, y_0) (该点不是背景点),绕旋转中心分别进行顺时针和逆时针旋转的方式如图1所示,图中 (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) 分别表示的是 (x_0, y_0) 顺、逆时针旋转角度 θ 后所到的点。

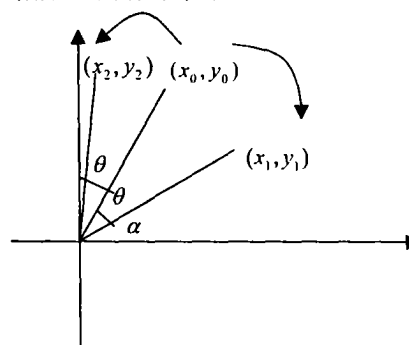


图1 任意点的顺、逆时针旋转示意图

作者简介: 王有伟(1979—),男,硕士生,主要研究模式识别和计算机网络;刘 捷,教授

收稿日期: 2003-05-15

E-mail: alittlekid@163.com

旋转前: $x_0 = r \cos(\alpha)$, $y_0 = r \sin(\alpha)$, r 是坐标点离原点的距离, 那么顺、逆时针旋转后的点 (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) 分别为:

顺时针旋转角度 θ 后, 点 (x_1, y_1) :

$$x_1 = r \cos(\alpha - \theta) = r \cos(\alpha) \cos(\theta) + r \sin(\alpha) \sin(\theta) = x_0 \cos(\theta) + y_0 \sin(\theta)$$

$$y_1 = r \sin(\alpha - \theta) = r \sin(\alpha) \cos(\theta) - r \cos(\alpha) \sin(\theta) = -x_0 \sin(\theta) + y_0 \cos(\theta)$$

逆时针旋转角度 θ 后, 点 (x_2, y_2) :

$$x_2 = r \cos(\alpha + \theta) = r \cos(\alpha) \cos(\theta) - r \sin(\alpha) \sin(\theta) = x_0 \cos(\theta) - y_0 \sin(\theta)$$

$$y_2 = r \sin(\alpha + \theta) = r \sin(\alpha) \cos(\theta) + r \cos(\alpha) \sin(\theta) = x_0 \sin(\theta) + y_0 \cos(\theta)$$

以上的旋转方法就是该算法对手写数字的位图图像进行倾斜校正时所要利用到的, 下面给出倾斜校正的具体算法:

(1) 先假定初始旋转角度 θ 为 45° , 初始位图图像 B 为活动位图。

(2) 如果旋转角度 $\theta > 1^\circ$, 转到(3)。

(3) 设定活动位图为 B_0 , 求出 B_0 的高度 h_0 、宽度 w_0 并求出两者的比值 $\mu_0 = \frac{h_0}{w_0}$ 。将 B_0 的所有像素点利用上面的方法分别进行顺、逆时针旋转角度 θ , 得到的图像赋值为 B_1 、 B_2 , 并求出 B_1 的高度 h_1 、宽度 w_1 、比值 $\mu_1 = \frac{h_1}{w_1}$ 和 B_2 的高度 h_2 、宽度 w_2 、比值 $\mu_2 = \frac{h_2}{w_2}$ 。

(4) 求出 μ_0 、 μ_1 、 μ_2 中最大的一个, 将它所对应的位图图像赋值为活动位图 B_0 。并把旋转角度作改变: $\theta \leftarrow \frac{\theta}{2}$ 。然后回到(2)重新开始。

这个算法是个逐步接近以取得最佳值的算法, 下面解释一下该算法是如何通过多次循环来达到校正倾斜的手写数字的目的。

如果原图像的倾斜角度大于初始角度 θ , 那么经过第一轮循环以后, 得到的图像还跟原图像在同一个倾斜方向; 如果原图像的倾斜角度小于初始角度 θ , 那么经过第一轮循环后, 可能得到一个新的倾斜的图像, 它的倾斜角度可能为正也可能为负。

如果经过某轮循环后, 倾斜角度有改变, 新的倾斜角为 $+\alpha$ 或 $-\beta$, 那么会有两种情况: α (或 β) $< \frac{\theta}{2}$ 或者 $\frac{\theta}{2} \leq \alpha$ (或 β) $\leq \theta$ 。在第一种情况下, 下一轮循环旋转后得到的倾斜角度 θ' 大于 $\frac{\theta}{2}$, 则循环后保持原来的倾斜角度 α (或 β) 不变; 在第二种情况下, 下一轮循环旋转后得到的倾斜角度 θ' 小于等于 $\frac{\theta}{2}$, 则将 θ' 赋值给 α (或 β)。如果这两种情况一直出现, 那么循环一直到 $\theta \leq 1^\circ$ 为止。如果连续几轮循环后的高度与宽度的比值均保持不变, 说明图像倾斜校正已经完毕或者是原来的图像根本就不倾斜。

校正后的倾斜角度不一定要是0, 因为当倾斜角度小于一个极限值时, 对识别结果几乎就没有影响了。假设这个极限值为 ε , 若在第 n 次校正角度小于等于 ε , 那么可以计算该算法的循环次数:

$$\frac{\theta}{2^{n-1}} \leq \varepsilon \Rightarrow \frac{\theta}{\varepsilon} \leq 2^{n-1}$$

$$n \geq \log_2 \frac{\theta}{\varepsilon} + 1$$

因为倾斜角度的最初值为 45° , 最小的极限值是 1° , 所以由上面的公式可以算出这个算法所需要的循环次数, n 为8。也就是说, 只要倾斜角度在 90° 以内, 总可以用小于8次的循环来完成校正工作。

从上面所描述的算法过程可以看出, 该算法在每次循环中所能校正的倾斜角度分别是: $\theta, \frac{\theta}{2}, \frac{\theta}{4}, \dots$, 由此可知该算法能校正的最大倾斜角度就是将每一次循环所校正的角度进行总和: $\theta + \frac{\theta}{2} + \frac{\theta}{4} + \dots + \frac{\theta}{2^{n-1}} + \dots = \frac{\theta}{1-1/2} = 2\theta = 90^\circ$ 。也就是说, 本文所提出的算法能对倾斜角度在 90° 以内的任何手写数字的图像进行校正。当然, 也可以通过改变 θ 值的大小来改变所能校正的倾斜角度的范围。

此外, 在图2中给出了几个校正前后的手写体数字的图像的对比 (上面一行是校正以前的图像, 下面一行是校正以后的图像):

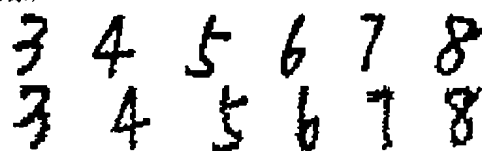


图2 几个手写体数字的校正前后对比

从图2中可以看出, 经过倾斜校正后, 手写数字的形状并没有发生任何变化; 只是多了一些像毛刺一样的东西, 但这些并不会影响分类器的识别结果。因为在校正过程后还要进行细化 (即提取骨架) 的工作, 在细化过程中这些所谓的毛刺也都被处理掉了。由于细化的工作不是本文讨论的内容, 因此不详细解释。

2 与参考文献[1]中所用算法的比较

参考文献[1]中所用的算法大体思想是利用了这样一个现象: 当手写体数字的图像倾斜度最小时, 它的宽度达到最小。假设图像中原来的像素坐标点为 (x, y) , 旋转后的像素点坐标为 (x', y') , 该算法对图像中像素点的旋转是这样的: $x' = x - y \times \tan(\theta)$, $y' = y$ 。它的旋转中心是图像的左下角; 同本文的其他假定一致: 旋转方向也是顺时针为正逆时针为负; 旋转角度 θ 最初的大小也是 45° , 递减的规律也是 $\theta \leftarrow \frac{\theta}{2}$, 角度的最小极限也是 1° ; 判定倾斜与否的标准是图像的宽度是否达到了最小 (连续几次循环宽度值都不变) 或者旋转角度是否达到了最小极限 ($\theta \leq 1^\circ$)。

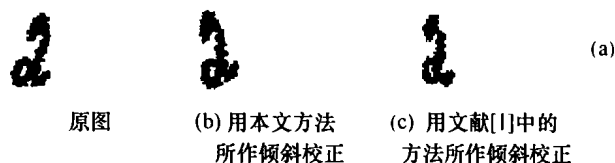


图3 本文所用方法与参考文献[1]中所用方法的比较

由图3可见, 本文中方法所做的倾斜校正并不改变图像 (下转第137页)

