

一种基于笔画密度的弹性网格特征提取方法*

高 学 金连文 尹俊勋

(华南理工大学 电子与通信工程系 广州 510641)

摘 要 本文在分析手写汉字识别的几种非线性归一化方法基础上,提出了五种新的基于笔画密度的弹性网格构造方法,并将之应用到手写汉字的弹性特征提取.该方法既兼顾了笔画密度对不同书写风格笔画不规则变形的适应能力,又避免了进行非线性归一化产生的笔画粗细不均匀,且计算量相对减少.针对 1034 类别的手写汉字样本的对比实验表明,本文方法的识别率较非线性归一化方法平均增加 4.02 个百分点,显示了弹性网格较强的适应笔画书写变形的能力.

关键词 手写汉字识别,非线性归一化,弹性网格
中图法分类号 TP391

1 引 言

手写汉字识别被认为是文字识别领域中最困难的问题之一,其原因在于汉字规模大,笔画及其书写变形复杂.为此,国内外学者分别针对汉字识别系统的不同阶段,提出了许多处理汉字的手写变形问题.从预处理的角度,文献[1]~[3]分别提出了几种基于笔画密度均衡的非线性归一化方法.该方法的优点在于笔画密度函数较好地反映了手写汉字的笔画空间分布情况,因而笔画的书写变形能够得到矫正.但是,几种非线性归一化方法又都会带来不同程度的笔画粗细不均匀,在一定程度上又会影响系统的识别性能.文献[4]从特征提取的角度,提出了通过构造字符的全局(或局部)弹性网格来吸收手写汉字的变形.划分弹性网格相当于对字符进行了非线性变换,因而能适应不同书写者的笔画变形.但是,由于弹性网格划分是直接对输入汉字进行操作,不存在非线性归一化方法可能产生的笔画粗细不均匀问题.基于以上分析,本文根据汉字图像的笔画密度函数进行弹性网格的划分.然后,在弹性网格基础上提取手写汉字的网格特征,而不进行非线性归一化.这样既充分利用了笔画密度对手写汉字笔画分布的描

述能力,又避免了非线性归一化带来的笔画宽度不均匀.实验结果表明,相对于非线性归一化方法,识别率和识别速度均得到了提高.

2 笔画密度函数的定义^[1-3]

汉字的书写变形在汉字图像上主要表现为,在垂直和水平方向上笔画分布过分不均匀.根据汉字的结构特点以及笔画像素点和背景点的分布,文献[1]~[3]提出了几种描述汉字笔画分布的密度函数,分别称为基于像素点的密度函数,基于笔画穿越数的密度函数,基于笔画间隔的密度函数,基于线密度的密度函数以及基于整体线密度的密度函数.本文仅以基于笔画间隔的密度函数为例,介绍笔画密度函数定义的思路,其他四种密度函数的计算详见文献[1]~[3].

设 $f(i, j)$ 为原始汉字图像,根据每个像素点在垂直和水平方向上相邻笔画的间隔不同,可以分别赋予相应的垂直和水平密度值.如图 1 所示,设像素点 (i, j) 的水平 and 垂直笔画密度为 $d_H(i, j)$ 和 $d_V(i, j)$. 则有

$$d_H(i, j) = SH \quad \text{if } f(i, j) = 1, \quad (1)$$

* 国家自然科学基金(69802007)、广东省自然科学基金(980602)、Motorola 研究基金资助项目
收稿日期:2001-09-19;修回日期:2002-04-26

$$d_v(i, j) = SV \quad \text{if } f(i, j) = 1, \quad (2)$$

$$d_H(i, j) = \frac{1}{h(i, j)} \quad \text{if } f(i, j) = 0, \quad (3)$$

$$d_v(i, j) = \frac{1}{v(i, j)} \quad \text{if } f(i, j) = 0, \quad (4)$$

其中, SH, SV 为很小的常数, $h(i, j), v(i, j)$ 分别为在背景点 (i, j) 处水平和垂直扫描所得到空白扫描线段的最大长度. 该方法同时考虑了笔画像素点和背景点, 能较好地适应手写笔画的变形.

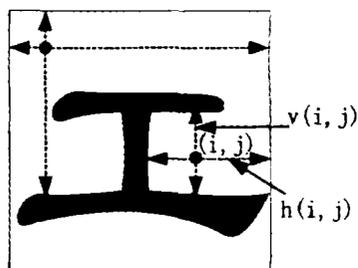


图 1 $h(i, j)$ 和 $v(i, j)$ 的定义

3 基于笔画密度函数的弹性网格

网格特征是字符识别中常用的特征之一^[4,5]. 网格的划分可分为均匀网格和弹性网格. 其中, 均匀网格是根据网格的大小, 将汉字图像均匀地划分为若干个固定大小的子网格. 而弹性网格则根据汉字图像的像素点分布情况动态确定网格线的位置, 以适应手写汉字的笔画书写变形. 实验证明, 弹性网格较均匀网格能更好地吸收手写汉字的笔画变形. 根据网格线划分区不同, 弹性网格又可分为全局和局部两种. 全局弹性网格划分分为两步, 首先将汉字图像划分为全局网格, 然后针对每个局部子网格, 重新计算笔画密度函数及其在水平和垂直方向上的投影, 并分别进行子网格划分. 图 2 所示为“哎”字的几种网格.



(a) 8×8 均匀网格 (b) 8×8 全局弹性网格 (c) 4×4 局部弹性网格

图 2 几种网格示意图

局部弹性网格需要多次计算笔画密度函数, 计算复杂度较大, 本文采用全局弹性网格.

设输入汉字图像的大小为 $I \times J$, 所要划分的全局网格为 $M \times N$, 水平和垂直网格线的位置坐标为

m, n , 笔画密度函数在水平和垂直方向上的投影分别为 $H(i), V(j)$, 则

$$H(i) = \sum_{j=1}^J [d_H(i, j) + \alpha_H(i, j)] \quad i = 1, 2, \dots, I, \quad (5)$$

$$V(j) = \sum_{i=1}^I [d_v(i, j) + \alpha_v(i, j)] \quad j = 1, 2, \dots, J, \quad (6)$$

其中, $\alpha_H(i, j), \alpha_v(i, j)$ 为常数.

弹性网格线的坐标表达式为

$$m(s) = \min \left\{ i \mid \frac{s-1}{M} \sum_{k=1}^I H(k) \leq \sum_{k=1}^I H(k) \leq \frac{s}{M} \sum_{k=1}^I H(k) \right\}, \quad (7)$$

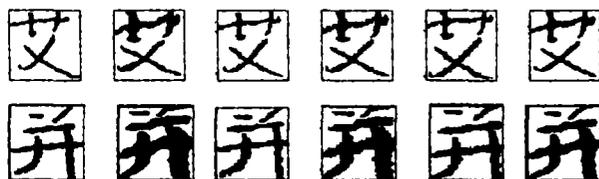
$$n(t) = \min \left\{ j \mid \frac{t-1}{N} \sum_{l=1}^J V(l) \leq \sum_{l=1}^J V(l) \leq \frac{t}{N} \sum_{l=1}^J V(l) \right\}, \quad (8)$$

其中 $s = 1, 2, \dots, M; t = 1, 2, \dots, N$.

根据不同的笔画密度函数表达式, 可以得到相应的弹性网格. 本文分别称之为基于点密度的弹性网格 (DDM), 基于笔画穿越数的弹性网格 (CLM), 基于笔画间隔的弹性网格 (LIM), 基于线密度的弹性网格 (LDM), 以及基于整体线密度的弹性网格 (GLDM), 相应的归一化方法分别记为 DDN, CLN, LIN, LDN, GLDN. 由于手写汉字笔画密度较好的反映了笔画分布情况, 因此所划分的弹性网格能较好地吸收笔画的不规则书写变形. 图 3 为“艾”字五种 8×8 全局弹性网格. 图 4 显示“艾”、“并”字相应的五种非线性归一化方法的结果, 从图中我们看到, 非线性归一化会带来笔画宽度的不均匀, 这会对汉字识别率产生一定的影响.



(a)DDM (b)CLM (c)LIM (d)LDM (e)GLDM
图 3 几种基于笔画密度的弹性网格



(a)原始 (b)DDN (c)CLN (d)LIN (e)LDN (f)GLDN
汉字

图 4 几种非线性归一化方法结果

4 实验结果

为了比较基于密度函数的弹性网格方法与直接非线性归一化方法的识别性能,本文利用 863 手写体汉字字库 HCL2000 中 70 套样本的 16~26 区共 1034 类汉字作为实验数据,进行了识别实验,其中 50 套样本用于分类器的训练,20 套样本则用于测试。

与西文字符不同,汉字是由横、竖、撇、捺四种基本笔画组成。根据汉字的这种结构特点,将手写汉字图像分解为四种方向子模式,从而可以获取更多关于汉字结构的信息,提高识别率。实验证明,方向分解特征要优于非分解特征^[4]。方向分解特征已成为手写体汉字识别的主要特征之一^[4]。本文将提出的五种网格划分方法分别应用于汉字基于骨架的方向分解子模式^[4,5],以及基于笔画的方向分解子模式^[6],得到新的抽取手写汉字特征方法。本实验所采用的分类器则为简单的距离分类器。实验系统如图 5 所示。

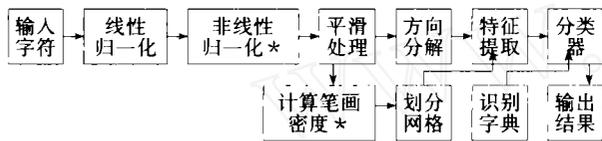


图5 实验系统流程(*为可选项)

在第一个实验中,汉字经线性归一化后,根据笔画密度函数进行非线性归一化。然后,将汉字图像划分为 8×8 的均匀网格,提取方向分解网格特征,并应用于手写汉字识别(称为非线性归一化识别方法)。在第二个实验中,根据本文所提出的方法,将线性归一化后的汉字图像划分为 8×8 的全局弹性网格,而不进行非线性归一化处理。然后,提取方向分解网格特征,并应用于手写汉字进行识别(即基于笔画密度的弹性网格方法)。实验结果(识别率及识别速度)见表1和表2。

表1 非线性归一化识别方法的识别性能

识别率(%)	不进行	DDN	CLN	LIN	LDN	GLDN
识别速度(字符/每分)	非线性归一化					
基于骨架的方向分解方法 ^[4]	77.70 2997.1	84.66 2645.6	82.97 2982.7	86.44 1998	85.64 2595.8	86.75 2447.3
基于笔画的方向分解方法 ^[6]	79.7 2905.85	86.4 2099.5	84.34 2617	87.93 1960.2	87.72 2113.8	87.96 2078.4

表2 基于笔画密度的弹性网格方法的识别性能

识别率(%)	DDN	CLN	LIN	LDN	GLDN
识别速度(字符/每分)					
基于骨架的方向分解方法	91.21 2989.9	85.67 2989.9	91.78 2001.3	90.33 2947.3	90.73 2933.3
基于笔画的方向分解方法	91.02 2839.4	85.78 2813.6	91.60 1991.7	90.96 2302.0	91.11 2471.7

由表1、表2可以看出,五种归一化方法以GLDN的识别率最高,平均相对于不进行非线性归一化高出8.66个百分点,与文献[3]的结果是一致的。而基于笔画密度的弹性网格方法的识别率均高于非线性归一化识别方法。在其它条件不变的情况下,识别率平均提高4.02个百分点,表明弹性网格在适应汉字的书写变形方面具有优势。从计算复杂度看,尽管两种方法都需要计算笔画密度,但基于笔画密度的弹性网格方法,只需对较少的网格线坐标进行非线性映射,计算量相对减少,识别速度高于非线性归一化识别方法。

5 结论

笔画的书写变形是手写汉字识别中的重要问题之一。到目前为止,国内外学者已提出了许多方法来处理笔画的不规则变形。本文在分析几种非线性归一化方法的基础上,提出将非线性归一化方法中的笔画密度函数应用于构造弹性网格,从而可以避免非线性归一化产生的笔画粗细不均匀,并且减少了计算量。从实验结果可知,汉字识别率和识别速度均得到了明显提高,表明本文提出的弹性网格划分方法相对线性归一化方法,具有更强的适应汉字的笔画书写变形能力。

参 考 文 献

- [1] Yamada H, Yamamoto K, Saito T. A Nonlinear Normalization Method for Handprinted Kanji Character Recognition - Line Density Equalization. Pattern Recognition, 1990, 23(9): 1023-1029
- [2] Lee S W, Park J S. Nonlinear Shape Normalization Methods for the Recognition of Large Set Handwritten Character. Pattern Recognition, 1994, 27(7): 895-902
- [3] 陈友斌,丁晓青,吴佑寿.一种新的用于手写汉字识别的非线性归一化方法.模式识别与人工智能,1998,11(3):310-317

- [4] Jin L W. Handwritten Chinese Character Recognition with Directional Decomposition Cellular Features. *Journal of Circuits, System, and Computers*, 1998, 8(4): 517 - 524
- [5] Li T F, Yu S S. Handprinted Chinese Character Recognition Using the Probability Distribution Feature. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1994, 8(5): 1241 - 1258
- [6] 陈友斌, 丁晓青. 一种手写汉字特征提取新方法. *信号处理*, 1998, 14(2): 117-122

A STROKE-DENSITY BASED ELASTIC MESHING FEATURE EXTRACTION METHOD

Gao Xue, Jin Lianwen, Yin Junxun

(*Department of Electronics and Communication Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510064*)

ABSTRACT

In this paper, a new elastic meshing feature extraction approach based on the stroke density is proposed for handwritten Chinese character recognition. Based on the different stroke density definitions, five kinds of elastic meshes are presented. The method can not only absorb the variations of strokes in different handwritings, but also avoid the unnatural and irregular width of character strokes that often occur in nonlinear shape normalization. Experimental results on 1034 categories of handwritten Chinese characters show the effectiveness of the proposed method and indicate that it can improve recognition rate by an average of 4.02% among different stroke density definitions compared to the nonlinear shape normalization.

Key Words Handwritten Chinese Character Recognition, Nonlinear Shape Normalization, Elastic Meshes