

面向书写教学的手写汉字图像笔画还原

荀恩东[†] 吕晓晨 安维华 孙燕南

北京语言大学汉语国际教育技术研发中心, 北京 100083; [†] 通信作者, E-mail: edxun@blcu.edu.cn

摘要 为了实现智能化汉字书写教学, 提出一种手写汉字图像的笔画还原方法。首先提取手写汉字图像的骨架; 然后从知识工程的角度出发, 利用字形中稳定的拓扑信息, 消除骨架中的歧义变形; 最后利用A*算法建立并求解手写汉字与相应模板汉字的字形相似度模型, 从而分割出手写汉字图像中的各个笔画, 并输出它们与模板汉字中各个笔画的对应关系。此方法的笔画还原结果可以应用于手写汉字规范性的自动化评判等场合。

关键词 计算机辅助汉字书写; 笔画还原; A*算法

中图分类号 TP391

Stroke Retrieval of Handwritten Chinese Character Images for Handwriting Teaching

XUN Endong[†], LÜ Xiaochen, AN Weihua, SUN Yannan

International R&D Center for Chinese Education, Beijing Language and Culture University, Beijing 100083;

[†] Corresponding author, E-mail: edxun@blcu.edu.cn

Abstract For intelligent teaching of Chinese character handwriting, the authors present a stroke retrieval method for handwritten Chinese character images, which includes three steps. Firstly, the method extracts the skeletons from the handwritten image. Secondly, from the perspective of knowledge engineering, it eliminates the skeleton distortions by using the stable grapheme topology. Thirdly, it divides the skeletons into some strokes and outputs the matching relationship between them and the strokes in the template character, by building and solving the similarity model with A* algorithm. The result of the method can be used to automatic quality assessment for handwritten Chinese character images.

Key words computer assisted Chinese character handwriting; stroke retrieval; A* algorithm

随着信息技术的发展, 计算机辅助汉字书写的研究工作越来越受到重视。人们希望利用相关技术改进传统的汉字书写教学方法, 并实现汉字书写规范性的自动化评判。

早期的计算机辅助汉字书写工作只是将模板汉字以动画形式演示给用户^[1-2], 或者让用户采用描红的形式完成交互^[3]。这些方式并不能主动地发现用户的书写缺陷, 并提供针对性的指导。还有一些工作采用实时方式进行汉字书写指导^[4-5], 这种不

停打断用户书写过程的交互形式也不够友好。

为了实现智能化的计算机辅助汉字书写^[6], 人们已经开始探索手写汉字的笔画还原技术。笔画还原的基本思路是, 首先让用户一次性地完成目标汉字的书写, 然后采用自动化方法将其与正确的模板汉字进行精确的笔画匹配。根据匹配结果, 可以针对该次书写给出正误评判(多笔、少笔等)和规范性指导(笔画交搭关系、长短比例等)。可见, 笔画还原是智能化汉字书写评判的基础。

笔画还原的处理对象分为联机手写汉字^[7]和脱机手写汉字两类。前者是由数码笔、手写板等数字终端记录的手写数据,包含笔画路径坐标和时序信息;后者是由传统纸笔书写产生的经过数字化得到的静态手写汉字图像。

相比而言,对脱机手写汉字图像进行笔画还原的研究具有更广泛的应用价值:可以为以汉字书写为考核目标的纸质试卷提供自动评判;可以嵌入移动数码终端,随时拍摄任意汉字,并再现其应有的正确书写过程;可以对任意汉字进行笔画拆解,实现基于笔画拼组的智能造字。因此,本文重点研究脱机手写汉字图像的笔画还原技术,并为汉字书写规范性的自动评测奠定基础。

目前,专门从书写教学角度研究脱机手写汉字图像笔画还原的工作还比较少,大部分成果来源于 OCR 领域。该领域的相关工作包括两方面:笔画提取和笔序重建。笔画提取技术已经有很多积累,例如:外围轮廓法^[8]、数学形态法^[9]、段化法^[10]、区域分解法^[11]、模糊区域检测法^[12]、基于细化的方法^[13-14]、基于距离的方法^[15]、基于方向游程长度的方法^[16-17]、基于编码的方法^[18]、基于神经网络的方法^[19]等。

由于 OCR 的目标是在模板库中寻找与待识别手写字总体特征最匹配的汉字。所以上述算法存在一定的局限性。上述方法一般只关心横竖撇捺等简单笔画特征,不关心复杂笔画;不关心笔画精确的路径坐标;很少关心笔画间细微的拓扑关系;并且,允许笔画提取结果存在一定的误差。

笔序重建技术一般来源于基于结构信息的 OCR 研究。文献[20]采用基于书写规则的思路重建手写字笔序,并根据它与模板字真实笔序间的相似度进行调整。这种方法只能处理部分简单的常用汉字,不适用于大字符集汉字的处理。文献[21]通过搜寻最小代价的汉密尔顿路径来重构手写数字字符的笔序,不适用于手写汉字。文献[22]从笔迹鉴定的角度进行笔序重建,不关心手写字与模板字的对应关系。

以书写教学为目的的笔画还原问题假设,被书写的目标汉字是已知的。在此前提下,还原出各种手写体汉字与模板汉字的笔画对应关系。该问题要求笔画还原的结果具有非常好的精度,并且能够对书写问题进行精确定位(多笔、少笔等),能够反馈手写汉字和目标汉字在字形结构上的细节差异(笔

画交接关系、比例关系等)。可见,上述 OCR 领域的技术尚不能满足这些要求。

为此,本文从图形学的角度出发,为手写体汉字的笔画还原问题定义一种字形相似度模型。我们利用 A* 算法求解该模型,算法中使用的启发策略和剪枝策略保证了计算结果的准确性。

1 问题描述

本文笔画还原的策略是,正确提取手写汉字图像中的笔画骨架,并将其与相应模板字中的笔画进行精确匹配。如图 1 所示,本文方法包含 4 个步骤:模板字的采集、手写汉字骨架的提取、骨架的消歧和笔画匹配。下面详细说明各步骤。

2 模板字的采集

模板字包括书写信息和结构信息。在书写信息方面,本文将模板字表示为笔画和笔段的二级结构。笔画是指不间断地一次性连续写成的线条,笔段是指不包含拐点的平滑线段。一个笔画可以包含一个或多个笔段。

图 2 给出模板字“发”的显示效果及其书写信息。它包含 5 个笔画,其中第一和第三个笔画各包含两个笔段,其他笔画各包含一个笔段。笔画和笔段的存储顺序与汉字的书写顺序一致。如果某个笔段是直线段,那么只需存储它的首尾两个端点(如图 2 中的 A_1);如果某个笔段是曲线段,那么为了保证平滑效果,需要存储笔段上的多个采样点(如图 2 中的 A_3)。

在结构信息方面,本文存储了模板字中各个笔段之间的位置关系和衔接关系。

为了获取上述模板字信息,我们设计一个标注工具,以 truetype 黑体字库中的字形为标准,采用手工方式标注 3500 个模板汉字。

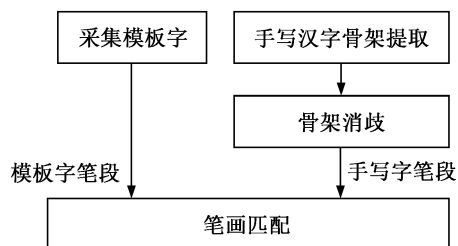


图 1 手写汉字图像的笔画还原流程
Fig. 1 Process of stroke retrieval

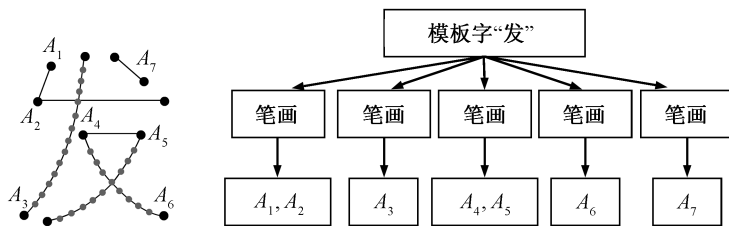


图 2 模板字显示效果及其存储结构
Fig. 2 Display and storage structure of template character

3 手写汉字骨架的提取

骨架提取的目的在于去除图像中笔迹的宽度信息, 获取笔迹的矢量信息。为此, 我们首先对手写汉字图像进行滤波去噪、二值化等预处理, 然后采用细化算法获取手写骨架。

经过对多种细化算法比较, 本文选用 Hilditch 算法^[23]对预处理后的汉字图像进行细化。该算法的优点在于: 细化后的骨架尽量接近笔画中心线, 且骨架路径在八邻域上是连通的, 从而避免了笔画断裂。图 3(a)为手写“发”字的细化效果。

显然, 骨架像素点中连通度为 2 的点为笔画路径点, 其他点为笔画端点和交叉点。端点和交叉点将笔画路径分割为一系列的不规则线段。我们采用动射线算法遍历每条线段, 从而计算出各个线段中的拐点。

端点、交叉点、拐点以及这些点之间的连通关系已经能够详细描述手写汉字图像的字形结构, 所以, 我们将连通度为 2 的像素点暂时删除, 以直线段直接连接具有连通性的上述特征点, 得到最简化的手写汉字矢量信息, 如图 3(b)所示。这种简化处理不会影响后续笔画匹配的精度。

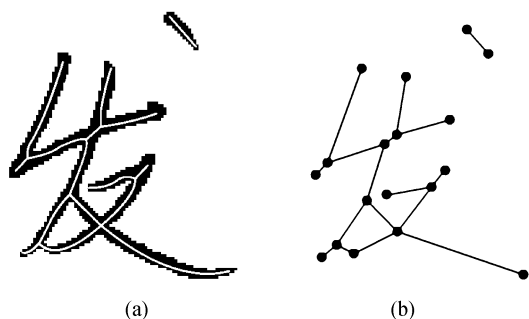


图 3 手写汉字骨架的提取: (a)中白色线条为细化后的笔迹中心线; (b)为简化后的字形骨架
Fig. 3 Skeleton extraction: (a) shows the line in center after thinning; (b) shows the skeleton in simple

4 手写汉字骨架的消歧

细化操作会使汉字拓扑结构产生歧义变形。经过大量样本的分析发现, 手写骨架中可能存在两种歧义变形, 如图 4 所示。

为了消除这些歧义变形, 我们使用脚本语言为每个汉字字符编写一个消歧规则。某个汉字的消歧规则适用于该汉字的所有手写体实例。使用相应的消歧规则对第 3 节的字形骨架进行处理后, 便可消除图 4 中的歧义变形。

对于某个特定的汉字, 消歧规则的编写思路包括以下两个步骤。

1) 确定手写骨架中的稳定点。

手写汉字骨架中的稳定点同时满足两个特征: 在骨架提取时, 不会产生图 4 中的歧义变形; 在任何手写样本中, 它的拓扑特征都绝对稳定。

例如, “大”字第二笔的起点就是稳定点, 它满足: 骨架提取时不会产生歧义变形, 在任何手写样本中都是最上方的极值点。所以, 在为“大”字编写消歧规则时, 可以直接找到字形骨架中最上方的极值点, 并将其标记为第二笔的起点。

对于某个手写汉字骨架, 不同的人理解的稳定点是不一样的。为了计算方便, 本文的思路是: 在手写汉字骨架的最小凸包上寻找笔画端点, 如果某个笔画端点在任何手写体样本中都表现为某个方向上的极值点, 那么就将其标注出来。

基于上述思路, 可以为每个汉字字符定义一个



图 4 骨架的歧义变形: (a)一个四岔点变形为两个三岔点; (b)笔画转折处产生毛刺
Fig. 4 Skeleton distortions: (a) distortion caused by cross; (b) burr around turning point

或多个稳定点属性。通过查询这些属性,便可以获取手写字形骨架中的稳定点,并能够标注它们所在的笔画。

2) 根据稳定点推断衍生点。

衍生点指字形骨架中除稳定点以外的端点、拐点和交叉点。需要注意的是:由于书写笔迹的宽度变化不定,所以衍生点的歧义变形具有不确定性。这一步的目标是,找到已经产生歧义变形的衍生点,并消除歧义,即:将属于同一个四岔点的两个三岔点进行合并,将拐点处的毛刺进行删除。

处理思路如下:从某个稳定点出发,参照字形结构在骨架路径中找到相邻的某个衍生点;判断它是否发生歧义变形;如果发生歧义变形,那么就消除变形;依此类推,直到骨架路径无法扩展或者衍生点特征无法确定为止。

例如,上一步已经确定“大”字第二笔起点为关键点,从该点向下搜索,找到的衍生点应该为第一、二笔的交点。该点可能产生图 4(a)所示的变形。所以,我们从第二笔起点向下搜索,如果在骨架路径中直接找到一个四岔点,那么就将其标记为第一、二笔的交点并继续扩展搜索;如果只找到两个相邻的三岔点,那么就将它们合并为一个四岔点,并将该点标记为第一、二笔的交点,然后继续扩展搜索;如果没有找到满足上述要求的衍生点,则搜索终止。

可见,本节中消歧规则的编写完全基于人们对汉字拓扑结构的主观认知。这种基于知识工程的策略具有如下特点:具有非常好的可扩展性和可编辑性,能够适应汉字的各种书写变形和常见书写错误,能够适应歧义变形的不确定性。

需要注意的是,由于手写的随意性(笔迹抖动、笔画粘连、笔画分离等),消歧操作可能无法遍历和标注出所有的衍生点,所以也就不可能消除所有的歧义变形。对此,我们会在笔画匹配阶段进一步处理。

图 5(a)是针对图 4(b)的消歧结果。消歧处理后,根据端点、拐点以及交叉点,我们将手写骨架切分为一系列分支,如图 5(b)所示,这些分支将用于后续的笔画匹配。

5 笔画匹配

为了简化说明,给出如下定义:按照汉字书写笔顺,某个模板字由有序笔段序列 $A = [A_1, A_2, \dots,$

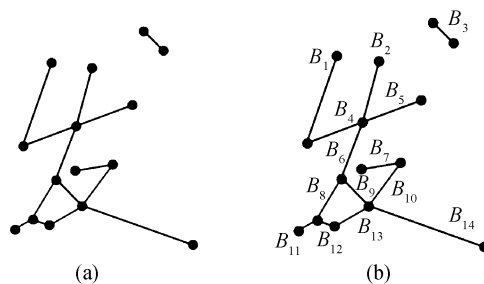


图 5 手写字形骨架的消歧:(a)消歧后的字形骨架;(b)骨架分支的标注结果

Fig. 5 Eliminate skeleton distortions: (a) skeleton after thinning; (b) marks of distortion branches

$A_n]$ 构成,笔段 A_i 由笔画的端点和拐点切分而成,如图 2 所示;与模板字对应的某个手写骨架由集合 $B=[B_1, B_2, \dots, B_m]$ 构成, B_i 由骨架中的端点、拐点以及交叉点切分而成,如图 5(b)所示。本节的目标是,将集合 A 与集合 B 进行正确匹配。

5.1 字形相似性模型

一般情况下,集合 B 中的元素数目多于集合 A 。将集合 B 中元素进行合并和重排序,可以得到新的集合 $B'=[B'_1, B'_2, \dots, B'_n]$,使得 B 中元素数目与 A 相同。对集合 B 中的多个笔段进行合并的原则为:这些笔段首尾相邻,可以形成一条连通路程。

在合并和重排序后的所有结果中,与 A 相似度最高的集合 $B'=[B'_1, B'_2, \dots, B'_n]$ 便为匹配结果,即:

$$B' = \arg \max \{P(B|A)\}, \tag{1}$$

由贝叶斯公式,可得:

$$\begin{aligned} B' &= \arg \max \{P(B|A)\} \\ &= \arg \max \{P(A|B) \times P(B)\} \\ &= \arg \max \left\{ \prod_{i=1}^n P(A_i|B_i) \times P(B) \right\}, \end{aligned} \tag{2}$$

其中, $P(A_i|B_i)$ 表示模板字笔段 A_i 与手写笔段 B_i 的相似性, $P(B)$ 表示手写字的字形合理性。

本文将 $P(A_i|B_i)$ 定义为

$$P(A_i|B_i) = \alpha X(A_i, B_i) + \beta Y(A_i, B_i) + \gamma Z(A_i, B_i), \tag{3}$$

$$X(A_i, B_i) = \frac{\cos(A_i, B_i)}{2\pi}, \tag{4}$$

$$Y(A_i, B_i) = \frac{|\overline{A_i} - \overline{B_i}|}{\text{size}}, \tag{5}$$

$$Z(A_i, B_i) = 1 - \min \left\{ \frac{|A_i|}{|B_i|}, \frac{|B_i|}{|A_i|} \right\}. \tag{6}$$

其中, $X(A_i, B_i)$ 表示笔段之间的角度相似性, $Y(A_i, B_i)$ 表示笔段之间的位置相似性, $Z(A_i, B_i)$ 表示笔段之间的尺寸比例相似性, α, β, γ 表示权重系数。 A_i 为笔

段 A_i 首尾点连线形成的向量, \bar{A}_i 为笔段 A_i 的路径中心, $|A_i|$ 为笔段 A_i 的长度, size 为字形大小归一化后的尺寸。

本文将 $P(B)$ 定义为式(7), 其含义是, 计算集合 B 中任意相邻笔段所形成的凸包面积, 并考察它与模板字中相应笔段所形成凸包面积的相似性, 以此来衡量手写字笔段序列的字形合理性。

$$P(B) = \sum_{i=1}^{n-1} \frac{|\Delta(B_i, B_{i+1}) - \Delta(A_i, A_{i+1})|}{\Delta(A_i, A_{i+1})} \times \frac{1}{n-1}, \quad (7)$$

其中, $\Delta(B_i, B_{i+1})$ 表示由笔段 B_i 和 B_{i+1} 构成的凸包面积。

5.2 基于 A* 算法的求解

本文采用 A* 算法求解上述字形相似性模型。A* 算法是一种在目标解空间中进行全局路径规划的搜索算法, 通过启发函数来估算每一步搜索达到的位置。启发函数的一般表达如下:

$$F_k = G_k + H_k \quad (1 \leq k \leq n), \quad (8)$$

其中, G_k 表示从搜索路径的起始点到当前节点所花费的实际代价, H_k 表示从当前节点到搜索路径的终点所花费的估算代价。

由于已知模板字笔段集合 A 中的元素是有序的, 所以可以按照该序列展开搜索路径。此时只需解决两个问题: 确定每一步搜索的实际代价 G_k 和估算代价 H_k 。

根据式(2), G_k 可以定义为

$$G_k = \prod_{i=1}^k P(A_i | B_i) \times P(B_1 B_2 \dots B_k), \quad (9)$$

其中, $P(A_i | B_i)$ 的计算方法如式(3)所示, $P(B_1 B_2 \dots B_k)$ 的计算方法如式(7)所示。

在计算当前节点到路径终点的估算代价 H_k 时, 将余下的未匹配笔段集合中最不可能匹配组合的相似度累计值作为 H_k 即可。计算公式如下:

$$H_k = \sum_{i=k+1}^n \min\{P(A_i | B_i)\}. \quad (10)$$

5.3 相关问题说明

5.3.1 A* 算法中候选搜索空间的构造

首先, 将手写字形骨架表示为一个加权图 $G=(V, E)$ 。其中, 顶点集合 V 为骨架中的所有笔段; 边集合 E 表示笔段之间的连接关系。如果手写骨架中两个笔段首尾相连, 那么在图 G 中对应的两个顶点之间就有一条边相连, 该边的权重为相应两条笔段的夹角。图 6 为图 5 中“发”字形骨架的加权图(权重忽略)。

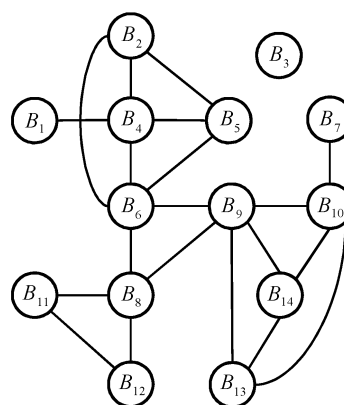


图 6 手写字形骨架的加权图示意

Fig. 6 Weighted graph of handwriting character skeleton

接下来, 将图 G 切分为若干个连通子图, 并保证每个子图满足如下条件: 子图中的所有边形成一个简单通路, 且无回路; 子图中所有边的权重累计小于某个阈值。这样, 每个子图中任意数目的相互连通的顶点均有可能对应于模板汉字上的一个笔段。我们可以遍历每个子图和每个模板字笔段 A_i , 并通过计算式(3)是否满足阈值要求来确定模板字笔段 A_i 的候选匹配笔段。

另外, 第 4 节消歧步骤中已经获得一些特征点约束信息, 例如: 关键点、衍生点所在笔段等。这些信息在一定程度上约束了手写字笔段与模板字笔段在特征点上的对应关系。所以, 利用这些约束信息可以进一步缩小每个模板字笔段 A_i 的候选空间。表 1 是由图 5(b)为“发”字构造的搜索空间。

还需注意的是, 第 4 节消歧步骤并不能消除手写骨架中的所有歧义。如果手写骨架中仍存在一个四岔点变为两个三岔点的歧义变形, 那么在切分子图时就可能会出现两个子图共用一个笔段的情况。

表 1 图 5(b)中“发”字的搜索空间

Table 1 Search space of “发” shown in Fig. 5(b)

模板字笔段	候选搜索空间
A_1	B_1
A_2	B_4+B_5
A_3	$B_2+B_6+B_8+B_{11}, B_2+B_6+B_8, B_2+B_6$
A_4	B_7
A_5	$B_{10}+B_{13}+B_{12}, B_{10}+B_{13}$
A_6	B_9+B_{14}
A_7	B_3

在这种情况下, 首先将骨架中的这个共用笔段收缩为一个点, 然后重新进行子图切分。

5.3.2 搜索过程中的剪枝处理

在 A* 算法求解时, 本文通过模板字笔段之间的拓扑关系进行剪枝。也就是说, 如果当前搜索路径中已经将模板字中的笔段 A_i 与手写字中的笔段 B_j 进行匹配, 那么在对模板字中的后续笔段进行匹配搜索时, 就可以利用它与 A_i 的位置关系裁剪搜索路径。例如, 如果接下来需要搜索 A_k 的匹配笔段, 而 A_k 与 A_i 是首尾相邻的关系, 那么此时就可以把 A_k 的候选笔段中所有与 B_j 相距较远的笔段忽略。

5.4 正确解筛选

上述 A* 算法的计算结果往往不止一个, 但是我们只需要一个正确的笔画还原结果。为此, 需要对候选解集进行检测, 具体策略如下。

首先, 根据式(8)的取值对候选解集进行升序排列(我们只选择前 10 个候选解)。然后依据该次序, 依次对候选结果进行如下阈值检测。

- 1) 整字比例阈值。
- 2) 各个部件比例阈值, 各个部件之间的相对位置关系阈值。
- 3) 笔段间衔接关系阈值, 笔段之间的位置关系阈值。

如果某个候选结果通过上述所有阈值检测, 则直接将其视为最终结果进行输出, 不再检测后续的候选结果; 如果所有候选结果都未能通过检测, 则说明手写汉字存在书写错误, 那么输出解集中的第一个候选结果, 以供后续的错误识别。

6 实验分析

本文对“本、表、尘、成、出、大、代、导、到、动、度、发、法、工、国、华、上、社、世、市、务、系、以、元、在、展、中、组”这 28 个汉字的共 518 个正确书写的手写样本进行笔画还原实验。其中, 501 个样本能够得到正确的笔画还原结果, 准确率达到 96.7%。

以“发”和“成”字的手写样本为例, 最终还原结果如图 7 的前两行所示。其中, 左侧为手写实例, 右侧为笔画还原之后的有序的手写字笔段序列。

本文还选择一些印刷体汉字图像进行测试。结果证明, 本文方法能够很好地处理宋体、楷体、隶书等书写规范、笔画分明的字体。例如, 图 7 的第三行是对宋体“国”字的笔画还原结果。但是, 本



图 7 笔画还原结果示例
Fig. 7 Samples of stroke retrieval

文方法不大适用于行楷、草书等字体, 因为这些字体往往笔画连绵, 甚至结构简省, 不符合规范汉字的要求。

本文的应用目标不仅在于规范汉字的笔序展示, 并且重点在于面向汉字初学者的计算机辅助书写教学和书写水平测试。因此, 没有对各种复杂书法字、连笔字进行笔画还原测试。这方面的实验结果还有待进一步分析。

对于常规书写的汉字, 如果出现多笔、少笔等简单书写错误, 本文方法能够给出正确书写部分的笔画还原结果, 从而能够定位书写错误的具体位置。这为后续的书写的规范性的自动评判奠定了基础。如图 8 所示, 本文方法能够正确识别出“民”字末笔缺少的提勾。

6.1 笔画还原的准确性

5.4 节对 A* 算法的前 10 个候选结果进行了筛



图 8 存在书写错误的汉字示例
Fig. 8 Samples with writing mistakes

选,得到满足要求的正确解。为考察正确解在候选解集中的排序位置,本文进行了统计实验。

如图9所示,对501个得到正确笔画还原结果的样本进行统计,图中横轴表示正确解在候选解集中出现的位置,正确解的位置越靠前,则筛选的速度越快。由图9可知,正确解出现在前10位的概率为100%,出现在第1位的概率为90.2%。所以,5.4节的筛选策略是有效的。

518个测试样本中,有17个样本没能得到正确的笔画还原结果,原因包括如下3点。1) 手写汉字中存在笔画重叠或覆盖,使得字形骨架不正确(共5个样本)。例如,图10中“度”字的第七、八笔重叠严重,导致字形骨架不正确。2) 手写汉字中存在笔画首尾粘连,使得对汉字骨架的笔段切分不正确(共3个样本)。例如,图11中“展”字骨架的第一笔和第六笔产生粘连,并且过渡平滑无明显拐点。这样就无法将二者切分开,导致笔画还原不正确。3)

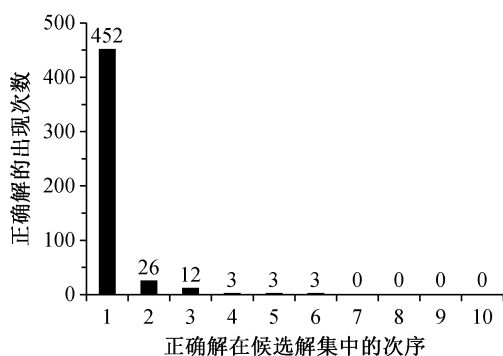


图9 501个手写样本的正确解排序位置

Fig. 9 Positive solutions in sorted order of 501 samples



图10 笔画重叠或覆盖的汉字示例

Fig. 10 Sample with stroke overlap or cover



图11 细化导致的笔段缺失示例

Fig. 11 Sample with stroke missing after thinning

消歧规则失效(共9个样本)。

对于上述前两个原因,我们计划在笔画匹配阶段,通过适当的笔段共用、笔段再细分等手段扩展A*算法的候选搜索空间,从而得到正确的匹配结果。对于上述第3个原因,下面进行详细说明。

6.2 消歧操作分析

在9个消歧规则失效的样本中,包含两种情况:1) 在不应该将两个三岔点合并为一个四岔点的地方,进行了错误的合并;2) 在应该将两个三岔点合并为一个四岔点的地方,没有进行合并。

由于消歧规则是基于知识工程的思想,由人工编写的,编写过程中既要考虑各种手写体变形,又要考虑歧义发生的不确定性,所以很难达到100%的准确率。目前,通过对518个测试样本的统计,对于四岔点变形的消歧准确率为98.7%,召回率为94.1%。

本文中消歧规则的设计思路具有可编辑性,可以随时修改规则,包容新的歧义现象。所以,我们会在后续工作中继续优化消歧规则的编写方案,进一步提高准确率和召回率。另外,我们还会对一些基于数字图像处理的消歧算法进行尝试。

6.3 A*算法的效率

我们从前文所述的501个能够完成正确笔画还原的手写样本中随机选择200个样本,分别统计本文A*算法和传统贪心算法的计算效果,统计结果见表2。

相比本文的A*算法,贪心算法的正确解在候选解集中的首位率由88%下降到63%。另外,随汉字笔画复杂度的上升,本文A*算法在效率上也更有优势。

表2 A*算法和贪心算法的对比
Table 2 Comparison between A* algorithm and the greedy algorithm

正确解在候选解集中的次序	正确解在该次序的出现次数	
	A*算法	贪心算法
1	176	126
2	16	27
3	5	15
4	1	16
5	2	1
6	0	8
7	0	7

7 结论

本文提出一种面向书写教学的手写汉字图像笔画还原方法。该方法通过骨架提取、骨架消歧、笔画匹配等步骤将手写字笔画和模板字笔画匹配起来,模拟出手写字应有的正确书写过程。其中,笔画匹配步骤采用具有启发性的 A* 算法,取得较高的精度。

手写汉字图像的正确书写演示只是本文方法的一个简单应用。我们的最终目标是汉字书写规范性的自动评判。本文方法得到的手写字与模板字之间精确的笔画匹配关系,已经为此打下基础。下一步,我们将采用基于统计的方法挖掘规范汉字的评判要素,例如:笔画之间的长度比例、笔画之间的交搭阈值等。这样,结合本文工作,便可以自动评价手写字的规范性。将来,针对不同用户,还可以给出个性化的书写指导和练习提示。

参考文献

- [1] Lam H C, Pun K H, Leung S T, et al. Computer-assisted-learning for learning Chinese characters. Intl Journal of the Chinese and Oriental Languages Processing Society, 1993, 3(1): 31-44
- [2] Lam H C, Ki W W, Law N, et al. Designing CALL for learning Chinese characters. Journal of Computer Assisted Learning, 2001, 17: 115-128
- [3] Tam V, Yeung K W. Learning to write Chinese characters with correct stroke sequences on mobile devices // Proceedings of ICETC2010. Shanghai, 2010: 395-399
- [4] Tan C. An algorithm for on-line strokes verification of Chinese characters using discrete features // Proceedings of IWFHR2002. Ontario, 2002: 339-344
- [5] Chen G, Yao H, Jheng Y. On-line assessment for the stroke order of Chinese characters writing // Workshop Proceedings of ICCE2008. Hamburg, 2008: 132-138
- [6] Hu Z, Xu Y, Huang L, et al. A Chinese handwriting education system with automatic error detection. Journal of Software, 2009, 4: 101-107
- [7] Tang K, Li K, Leung H. A web-based Chinese handwriting education system with automatic feedback and analysis. Lecture Notes in Computer Science, 2006, 4181: 176-188
- [8] 史伟,傅彦,陈安龙,等.一种动态的汉字笔段提取方法.计算机应用研究,2008,25(7):1998-2000
- [9] 王建平,钱自拓,王金玲,等.基于数学形态学的图像汉字笔划细化和提取.合肥工业大学学报,2005,28(11):1431-1435
- [10] 刘峡壁,贾云得.汉字笔段形成规律及其提取方法.计算机学报,2004,27(3):389-395
- [11] 陈睿,唐雁,邱玉辉.基于笔画段分割和组合的汉字笔画提取模型.计算机科学,2003,30(10):74-77
- [12] 曹忠升,苏哲文,王元珍,等.基于模糊区域检测的手写汉字笔画提取方法.中国图象图形学报,2009,14(11):2341-2348
- [13] 张世辉,孔令富.一种新的基于细化的汉字笔画抽取方法及其在汉字识别中的应用.计算机工程与应用,2002(16):46-48
- [14] 张晓青,王国文,曹海云,等.基于细化的手写字的笔段提取方法.哈尔滨工业大学学报,1999,31(5):107-110
- [15] 张世辉.一种新的基于距离的汉字笔画抽取方法.计算机工程,2003,29(14):37-38
- [16] 王宏志,姜显明.基于笔划包围盒的脱机手写体汉字分割算法.计算机工程与设计,2005,26(3):803-806
- [17] 赵建平,车丹.手写体笔迹单笔划提取算法.长春理工大学学报,2005,28(4):66-70
- [18] 李正华,胡奇光.汉字笔画提取的算法与实现.计算机应用与软件,2004,21(7):96-97
- [19] 王建平,徐奇.基于过程神经网络的汉字笔段提取算法研究.计算机应用研究,2010,27(5):1965-1967
- [20] 陈治平,林亚平,李军义.基于笔划和笔顺的汉字识别算法.湖南大学学报,2000,27(4):101-105
- [21] 李国宏,施鹏飞.基于笔段结构的手写体数字字符笔迹顺序信息重构.模式识别与人工智能,2006,19(2):232-237
- [22] 曹忠升,苏哲文,王元珍.一种脱机手写汉字书写顺序恢复模型.中国图象图形学报,2009,14(10):2074-2081
- [23] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing. 2nd ed. London: Prentice Hall, 2003