

基于笔划组合的手写数字切分

丁杰 娄震 杨静宇

(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘要 主曲线是一种新的基于非线性变换的特征抽取方法,它是一种通过数据分布“中间”并满足“自相合”的光滑曲线来进行特征提取的方法。为了提高手写数字串切分的正确率,提出了一种基于笔划组合的手写数字串切分方法。该方法首先使用主曲线完成字符模板的笔划抽取,然后以字符识别器提供的置信度为依据来组合笔划,以实现手写数字串的切分过程。另外,在字符识别器设计方面,则是使用基于数字轮廓分段特征与规范化模板特征这两个单特征分类器组合。实验表明,分别基于这两个特征的分类器具有较强的互补性。由于字符识别器的置信度难以真实反映识别结果,为此需使用类条件置信变换法,通过估计分类器的后验概率来对识别器的置信度进行修正。实验结果表明,该方法对于手写数字的分割是有效的。

关键词 主曲线 分类器组合 置信变换 后验概率 数字串分割 笔划组合

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)08-1609-06

Segmentation of Numeral Strings Using Stroke Grouping

DING Jie, LOU Zhen, YANG Jing-yu

(Department of Computer Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract Principal curves is a new feature extraction method based on nonlinear transformation. They are smooth self-consistent curves that passes through the “middle” of the distribution. They perfectly reflect the structural features of the data. The paper chooses principal curves to extract strokes of characters and segments numeral strings by grouping strokes based on the confidence of the classifiers. The classifiers based on the segmented contour feature and the normalized template features are combined and experimental results indicate that the correlation of these two features is small. The paper modifies the confidence of the combined classifier by posterior probabilities which are estimated by a novel class-conditional confidence transformation approach. Experimental results indicate that the method is effective in the segmentation of numeral strings.

Keywords principal curve, multi-classifier combination, confidence transformation, posterior possibility, segmentation of numeral strings, stroke grouping

1 引言

在现有的大多数字符识别系统中,字符串的切分是一个不可缺少的步骤,手写数字串的分割和识别是字符识别中一个典型的问题,并在邮政、财务、税务、金融等领域有着广泛的应用。手写数字因其

书写的随意性,字符本身存在断笔以及相邻字符间经常发生相碰、连笔或重叠情况,从而使手写数字串的切分成为一项非常困难的工作。

目前关于手写数字分割的方法有很多^[1-4],常用的有基于投影和轮廓特征的方法、基于结构特征的方法和基于字符模板识别的方法。其中基于投影和轮廓特征的方法对具体的应用对象缺乏针对性,

基金项目:国家自然科学基金重点项目(60632050);国家高技术研究发展计划(863)项目(2006AA01Z119)

收稿日期:2007-12-20;改回日期:2008-04-25

第一作者简介:丁杰(1983~),男,南京理工大学计算机专业博士研究生。研究方向为模式识别和图像处理。E-mail:dingjie_star@163.com

如投影分析法对字符发生严重倾斜或交错的情况无法处理,其主要原因是垂直投影中连接字符的主体难以确定;外轮廓分析法在字符间粘连笔划为直线的情况下,因找不到轮廓线上的凹点而不太适合使用。基于结构特征的方法由于缺乏识别的指导,往往导致分割质量不高,从而影响后期的单字识别。基于模板识别的方法是以字符识别器提供的置信度作为分割的度量,其中选取真实反映识别结果的置信度是提高分割正确率的关键。

本文使用推广的多边形 (polygonal line, PL) 主曲线算法来提取数字骨架,并抽取笔划,首先得到初始的笔划集合。由于初始的笔划集合中存在笔划碎片和特殊笔划,因此需要进行笔划筛选和特殊笔划处理,这一方面是为了提高字符串分割的正确率,另一方面是为了降低笔划组合的复杂度。笔划组合过程是先采用基于数字规范化模板特征与轮廓分段特征这两个互补特征的组合分类器来对不同的笔划组合进行置信度评估,然后依据字符样本空间中各模式类的散布来计算后验概率,再通过后验概率对置信度加以修正,以获取合理的分割度量。实验结果表明,该方法不仅能够较为准确地切分简单粘连的字符,而且对多处粘连的字符也行之有效。通过对 500 例粘连数字串进行实验的结果表明,在拒识率 12.60% 的条件下,分割正确率为 94.74%。

2 预处理

字符串图像经二值化后,很容易产生内孔或笔划断裂,同时由于字符背景存在噪声干扰而影响后续切分和识别的准确性,因此需要对图像进行以下平滑处理:

(1) 以字符图像的平均笔划宽度为依据对图像进行滤波处理,但要避免平滑掉细的笔划部分^[5]。

(2) 逐行扫描二值字符图像,并依据给定大小窗口内的图像结构细节修改中心像素值,以便剔除笔划上的毛刺、填平笔划上的凹陷或内孔,并抑制或消除噪声对字符切分的影响^[6]。

3 粘连数字串分割

3.1 笔划抽取

笔划抽取的方法可分为无细化处理的笔划抽取^[7-8]和基于细化处理的笔划抽取^[9-11]两类。其中无细化处理的笔划抽取方法虽然速度比较快,但是

对于结构复杂的字符,笔划抽取的准确率不高,其常用的方法有:(1)利用区间图直接抽取笔划^[7]的方法;(2)利用轮廓跟踪将笔划从字符中分割出来的方法,其轮廓跟踪过程是按照一定的规则,通过移动和分裂笔划上的窗口来完成的^[8]。基于细化处理的笔划抽取方法是先通过细化将线状模式的宽度减少到一个点,再从细化的图像上提取笔划。这类方法虽然在提取笔划时比较容易,但细化过程易产生噪声,因此结果需要进行一定的修正。

本文采用 PL 主曲线算法^[12],通过提取字符骨架来完成笔划的抽取。算法由以下 3 个步骤组成:

(1) 初始化 采用传统的 Suzuki-Abe 细化算法获取字符的近似骨架 G 。

(2) 拟合-光滑 对给定数据集 X ,通过最小化如下距离惩罚函数,以保证骨架具有较好的拟合性和光滑性:

$$E(G) = \Delta(G) + \lambda P(G) \quad (1)$$

其中, $\Delta(G)$ 表示数据集 X 中的点到骨架 G 中的曲线距离平方的均值, $\Delta(G)$ 越小,曲线对数据集 X 的拟合性越好; $P(G)$ 为骨架 G 中曲线的平均曲率惩罚函数, $P(G)$ 越小,曲线越光滑。

(3) 重构利用骨架 G 的几何结构对其中曲线进行修补,以消除短枝、小圈等。

字符骨架 $G = (V, S)$, 由一组控制点集 V 和曲线集合 S 构成。

$$V = \{v_1, \dots, v_n\}, \quad v_i \in \mathbf{R}^d (1 \leq i \leq n) \quad (2)$$

$$S = \{s_1, \dots, s_m\} \quad (3)$$

$$S_i = \{(v_{i_1}, v_{i_2}), (v_{i_2}, v_{i_3}), \dots, (v_{i_{k-1}}, v_{i_k})\} \\ (1 < i_1, \dots, i_k \leq n) \quad (4)$$

各段曲线的端点为 V 中的特殊结构点,分为端点、三分叉点和多分叉点 3 类,它们构成初始笔划集合。这种初始笔划集合中存在笔划碎片以及特殊笔划(图 1)。其中笔划碎片通常由噪声干扰形成,需

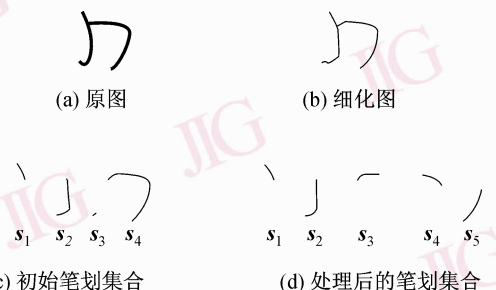


图 1 特殊笔划处理

Fig. 1 Disposal of the special strokes

要剔除;特殊笔划往往包含较长的横向笔段或较大曲率的笔段,需要予以分裂,分裂的规则如下:

(1) 使用基于边素(边过程)的轮廓跟踪算法提取笔划轮廓的八链码,首先求出链码的切向序列,然后对切向序列进行滤波后再求差分,并计算出曲率序列

$$K = k_1 k_2 \cdots k_L \quad (5)$$

再与最长曲率子序列

$$\hat{K} = k_m k_{m+1} \cdots k_n, \quad k_i < \frac{1}{4}\pi, m \leq i \leq n \quad (6)$$

进行比较,若满足如下条件:

$$\begin{cases} l(\hat{K}) > \frac{1}{2}h \\ \theta(\hat{K}) < \frac{1}{4}\pi \end{cases} \quad (7)$$

则分裂 \hat{K} 的对应曲线段。其中 $l(\hat{K}), \theta(\hat{K})$ 分别表示 \hat{K} 的对应曲线段的长度和切向方向均值, h 表示字符的高度。

(2) k^{ext} 对应于曲率序列的极值曲率点。选取

$$\xi = \begin{cases} \arg(\min_{k_i < \frac{3}{4}\pi} (l_i^{ext})) & \exists i, 1 \leq i \leq L, k_i < \frac{3}{4}\pi \\ \arg(\min_{i=1, L} l_i^{ext}) & \forall i, 1 \leq i \leq L, k_i > \frac{3}{4}\pi \end{cases} \quad (8)$$

若 $l_\xi^{ext} > \frac{1}{2}h$,则以曲率极值点为分割点, l_ξ^{ext} 为曲率 k_ξ, k^{ext} 的对应点之间的曲线段的长度, h 为字高。

图 2 给出了部分粘连字符串的笔划抽取结果。

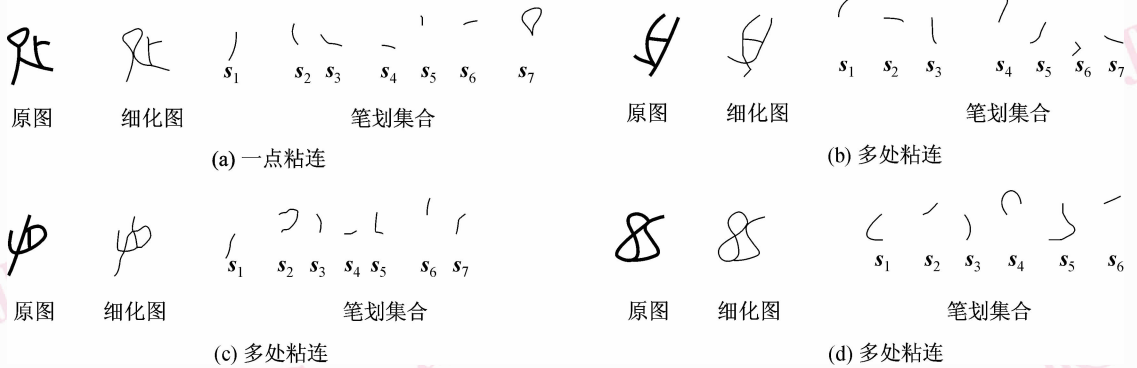


图 2 笔划抽取

Fig. 2 Extraction of strokes

3.2 字符识别器设计

3.2.1 特征提取

多分类器组合是设计一个高性能,且稳定的手写体数字识别器的有效途径,一般认为,分别基于结构和统计特征的分类器是互补的。识别过程中,本文采用基于结构特征的分类器(轮廓分段特征)与基于统计特征的分类器(规范化模板特征)相结合的识别方法。

(1) 轮廓分段特征^[13]

由于外轮廓包含了字符结构的主要信息,因此利用轮廓跟踪可得到轮廓链码的切向序列,并可先计算出轮廓曲率,然后按曲率极值点对轮廓进行初始分段。为得到字符轮廓简洁、稳定的描述,应将初始分段合并为较大的片段,其分为凸弧、凹弧、直线段、端点 4 种类型,称为特征片段。外轮廓可由上述特征片段序列表征。

对于各特征片段,可先计算出它的一组参数用来构成特征基元,每个特征基元包含类型和参数两个部分。其中类型就是指其特征片段的类型,而参数则包含特征基元在字符图像中的归一化坐标、归一化大小及其方向。这样就得到了字符的外轮廓特征基元的结构描述。

(2) 规范化模板特征^[14]

由于数字字符图像的大小不一致,不能基于图像模板直接进行比较,因此需要对字符图像进行线性规范。可在水平和垂直两个方向上对图像进行线性伸缩变换,使所有的数字字符具有相同的大小,同时将细化字符图像的笔划宽度调整到一个固定的数值,以排除字符的笔划宽度对模板比较的影响。

3.2.2 后验概率估计

设有 c 个模式类 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$, 第 i 个模式类 ω_i 有 n_i 个训练样本,记为 $X_{i,k} (k = 1, 2, \dots, n_i)$, 其

特征为 $\mathbf{x}_{i,k}$ 。设有一个待识别样本 \mathbf{X} , 其特征为 \mathbf{x} , 定义 \mathbf{X} 到模式类 ω_i 的距离 d_i 为 \mathbf{X} 到类 ω_i 中的训练样本的距离最小值, 即最近邻距离(1NN), 其定义如下:

$$d_i = \min_{1 \leq k \leq n_i} (|\mathbf{x} - \mathbf{x}_{i,k}|) \quad (9)$$

设样本 \mathbf{X} 的最近邻类为 ω_i , 次近邻类为 ω_j , 即

$$d_i = \min_{1 \leq k \leq c} (d_k) \quad (10)$$

$$d_j = \min_{1 \leq k \leq c, k \neq i} (d_k) \quad (11)$$

一般地, 若 d_i 与 d_j 越大, 则 1NN 分类器的决策结果越可靠、越可信; 反之, 则越不可靠, 越不可信。1NN 分类器的置信度^[15] 定义为

$$Conf(\mathbf{X}) = 1 - \frac{d_i}{d_j} \quad (12)$$

特征空间中各类的协方差矩阵为 $\Sigma_i (i = 1, 2, \dots, c)$, 若各类协方差矩阵彼此相等, 即 Σ_i 恒等于 $\Sigma_j (i \neq j, 1 \leq i, j \leq c)$, 则可认为后验概率 $P(\omega_i | \mathbf{x})$ 与 $Conf(\mathbf{X})$ 间存在一定的函数关系^[16]。一般地, 特征空间中各类的协方差矩阵 $\Sigma_i (i = 1, 2, \dots, c)$ 是彼此不等的, 对于两个模式类 ω_i, ω_j , 若模式类 ω_i 具有较大的离散性, 则对最近邻类 ω_i 的样本 \mathbf{X} 而言, 可认为 $P(\omega_i | \mathbf{x}) > P(\omega_j | \mathbf{x})$ 是合理的, 反之则不然。依据各类模式散布的置信变换法^[17] 是基于以下两点假设:

(1) 待识样本 \mathbf{X} 的后验概率集中在最近邻类 ω_i 和次近邻类 ω_j 上, 即认为

$$P(\omega_k | \mathbf{X}) = 0 \quad k \neq i, k \neq j, 1 \leq k \leq c \quad (13)$$

(2) 对每一模式类 ω_i , 存在置信变换函数 $h_i(\cdot)$, 并使得

$$P(\omega_i | \mathbf{X}) = h_i(Conf(\mathbf{X})) \quad 1 \leq i \leq c \quad (14)$$

3.2.3 基于后验概率的多分类器组合

设有 c 个模式类 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$, 且待识别样本 \mathbf{X} 具有多个特征 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_T$, 则对第 t 个特征 $\mathbf{x}_t (1 \leq t \leq T)$ 使用 K 个分类器识别决策的后验概率为 $P_k(\omega_i | \mathbf{x}_t) (1 \leq k \leq K)$, Kittler 加法规则^[18] 给出的多分类器组合的后验概率为

$$\begin{cases} P(\omega_\zeta | \mathbf{X}) = \max_{1 \leq i \leq c} (P(\omega_i | \mathbf{X})) \\ \zeta = \arg(\max_{1 \leq i \leq c} (P(\omega_i | \mathbf{X}))) \end{cases} \quad (15)$$

$$P(\omega_i | \mathbf{X}) = \frac{1}{KT} \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K P_k(\omega_i | \mathbf{x}_t) \quad (16)$$

在本文设计的分类器中, $K = 2, T = 1$ 。由于基于轮廓分段特征的分类器有较高的可靠性, 因此需要对各分类器的后验概率进行加权, 多分类器组合

的后验概率如下:

$$\begin{cases} P(\omega_\zeta | \mathbf{X}) = \max_{1 \leq i \leq c} (\alpha \times P_0(\omega_i | \mathbf{x}) + (1 - \alpha) \times P_1(\omega_i | \mathbf{x})) \\ \zeta = \arg(\max_{1 \leq i \leq c} (\alpha \times P_0(\omega_i | \mathbf{x}) + (1 - \alpha) \times P_1(\omega_i | \mathbf{x}))) \end{cases} \quad (17)$$

其中, α 为权重。

3.2.4 基于后验概率的置信度修正

一般地, 特征空间中各个模式类的散布矩阵是彼此不等的。待识样本 $\mathbf{X} \in \omega$, 最近邻类 ω_i 和次近邻类 ω_j 分别具有散布矩阵 Σ_i 和 Σ_j (见图 3)。显然, 上述 1NN 分类器对 $\mathbf{X} \in \omega_i$ 的置信度不高, 而此时 $\mathbf{X} \in \omega_i$ 具有较高的置信度则认为是合理的。由于文献[15]定义的 1NN 分类器的置信度未考虑到模式类的散布矩阵, 因此不能真实地反映识别器的识别结果。本文修正后的置信度为

$$\hat{Conf}(\mathbf{X}) = 1 - \frac{\min(d_i + (\text{tr}(\Sigma_i) + \text{tr}(\Sigma_j)) \times P(\omega_j | \mathbf{X}))}{\max(d_j + (\text{tr}(\Sigma_i) + \text{tr}(\Sigma_j)) \times P(\omega_i | \mathbf{X}))} \quad (18)$$

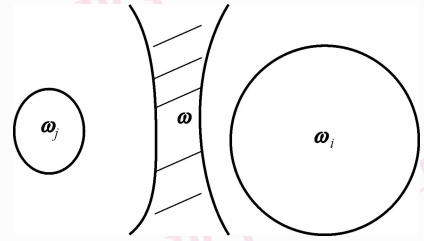


图 3 具有不同散布矩阵的两类

Fig. 3 Classes with different distribution matrix

3.3 笔划组合

将笔划集合 S 的子集分为 $m + 1$ 个集合, 即 $S = \{\hat{s}_n | 0 \leq n \leq m\}$, S 的子集的集合表示如下:

$$\hat{s}_n = \{\hat{s}_{n,t} | 1 \leq t \leq C_m^n\} \quad (19)$$

其中 $\hat{s}_{n,t} (1 \leq t \leq C_m^n)$ 为笔划集合 S 的子集, 其含有的元素个数为 t 。图 $G = \{E, \hat{V}\}$ (图 4),

$$\hat{V} = \{\hat{s}_n | 0 \leq n \leq m\} \quad (20)$$

相邻结点 $\hat{s}_{i,p}$ 到 $\hat{s}_{j,q}$ 的匹配度 $\delta(\hat{s}_{i,p}, \hat{s}_{j,q})$ 定义为

$$\delta(\hat{s}_{i,p}, \hat{s}_{j,q}) = Conf(\text{Sub}(\hat{s}_{j,p}, \hat{s}_{i,q})) \quad 1 \leq i, j \leq m \quad 1 \leq p \leq C_m^i, 1 \leq q \leq C_m^j \quad (21)$$

$$\text{Sub}(\mathbf{R}_i, \mathbf{R}_j) = \begin{cases} \mathbf{R}_i - \mathbf{R}_j & \mathbf{R}_j \subset \mathbf{R}_i \\ \emptyset & \mathbf{R}_j \not\subset \mathbf{R}_i \end{cases} \quad (22)$$

$Conf(\Delta \mathbf{R})$ 为字符识别器提供的置信度。最佳笔划

组合需满足如下条件:

$$\delta_{i,j} = \max_{k,l} \left(\sqrt{\delta(\hat{s}_{i-k,l}, \hat{s}_{i,j}) \delta_{i-k,l} (1 - \beta(\delta_{i-k,l}))} \right) \quad (23)$$

$$1 \leq k \leq i - 1, 1 \leq l \leq C_m^{i-k} \quad (23)$$

$$\zeta_{i,j} = \arg(\delta_{i,j}) \quad (24)$$

$\beta(\cdot)$ 为笔划子集合的惩罚系数,例如短笔的“1”通常是单一数字的组成部分,其通常具有较高的置信度,并影响分类结果的正确性。 \hat{s}_0 到 \hat{s}_m 的决策路径 L 的可信度由 $C(L)$ 给出, $C(L)$ 为决策路径 L 上各边匹配度(式(21))的几何均值,则最优决策路径由 $\max_L(C(L))$ 给出。若 $\max_L(C(L)) < \tau$ 则认为分割结果不可靠,予以拒识。其中 $0 < \tau < 1$,实验中取 $\tau = 0.3$ 。

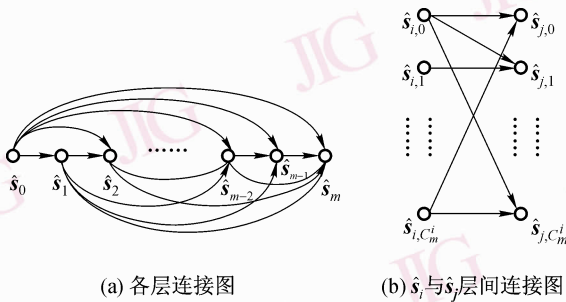


图 4 笔划组合图

Fig. 4 Graph of the stroke grouping

4 实验结果及分析

实验采用的数据是从我国银行实地采集的 4 000 张现行支票中截取的小写金额字符串,其中 745 张支票中存在字符粘连数字。从中选取了 500 例两字符粘连数字,应用本文提出的方法进行分割,分割结果示例见图 5,实验得到的分割率、识别率等数据统计结果见表 1。对 500 例粘连数字的分割处理中,因置信度过低而拒识的为 63 例,在 12.60% 的拒识条件下,分割成功率为 94.74%。分割失败



图 5 与图 1(a) ~ 图 1(d)对应的分割结果

Fig. 5 Segmentation results of numeral strings in Fig. 1(a) ~ Fig. 1(d)

的原因主要是:

- (1) 识别器提供的置信度与识别结果不一致,即置信度未能如实反映识别结果。
- (2) 对部分短笔划的惩罚系数设置有误。

表 1 本文分割方法的统计结果

Tab. 1 The statistical radio of method used in the paper

数字串 数目	正确分割 率(%)	错误分割 率(%)	拒识率 (%)	识别率 (%)
简单粘连	95.44	4.56	12.33	94.30
多处粘连	93.68	6.32	13.00	91.38
总计	94.74	5.26	12.60	93.14

表 2 本文分割方法与传统滴水算法分割效果比较

Tab. 2 The comparative result with the segmentation method using water reservoir concept

分割算法	数字串 数目	正确分割 率(%)	错误分割 率(%)	拒识率 (%)	识别率 (%)
传统滴水算法	200	85.50	14.50	0	82.50
本文分割方法		94.92	5.08	11.50	91.53

实验中,对本文分割方法与传统的滴水算法的分割效果进行了比较(见表 2),表 2 的统计结果表明,在引入拒识率的条件下,本文分割方法的正确分割率、识别率明显提高。

5 结 论

非约束手写数字串的切分问题是 OCR (optical character recognition) 领域中比较困难的问题。由于字符的粘连情况复杂,实际可以应用的切分算法并不多。本文先使用主曲线分析抽取字符笔划,然后在此基础上通用动态规划完成笔划组合,从而实现了手写字符串的切分。但识别器的可信度成为切分过程的关键和瓶颈。为此本文采用后验概率估计有效地改善了识别器的可信度,从而提高了切分的正确率。识别器的可信度是否能真实地反映识别结果,以及利用字符串已有的结构信息来改进算法的复杂度是今后工作研究的重点。

参考文献 (References)

1 Lu Yi, Shridhar M. Character segmentation in handwritten words-an overview[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1):77-96.
 2 Casey R, Lecolinet E. A survey of methods and strategies in character

- segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, **18**(7):690-706.
- 3 Chen Y K, Wang J F. Segmentation of single-or multiple-touching handwritten numeral string using background and foreground analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2000, **22**(11):1304-1317.
- 4 Gao Qing-ji, Wang Xiao-hua, Zhao Wei-ping. The segmentation of numeral characters with deformity and conglutination [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2000, **13**(1): 99-102. [高庆吉, 王晓华, 赵为平. 对粘连和缺损数字串分割的研究. 模式识别与人工智能, 2000, **13**(1):99-102.]
- 5 Arica N, Yarman-Vural F T. Optical character recognition for cursive handwriting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2002, **24**(6):801-813.
- 6 Pal U, Belaid A, Choisy C. Touching numeral segmentation using water reservoir concept [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, **24**(1-3):261-272.
- 7 Chuang C T, Tseng L Y. A stroke extraction method for multi-font Chinese characters based on the reduced special interval graph [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1995, **25**(7): 1171-1178.
- 8 Wang A B, Fan K C, Wu W H. Recursive hierarchical extraction for handwritten Chinese characters [J]. Pattern Recognition, 1997, **30**(7):1213-1227.
- 9 Liu X, Jia Y. Character stroke extraction based on B-spline curve matching by constrained alternating optimization [J]. Document Analysis and Recognition, 2007, **1**(1):13-17.
- 10 Chiu H P, Tseng D C. A novel stroke-based feature extraction for handwritten Chinese character recognition [J]. Pattern Recognition, 1999, **32**(12):1947-1959.
- 11 Kim J W, Kim K I, Choi B J, *et al.* Decomposition of Chinese characters into strokes using mathematical morphology [J]. Pattern Recognition Letters, 1999, **20**(3):285-292
- 12 Kegl B, Krzyzak A. Piecewise linear skeletonization using principal curves [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, **24**(1):59-74
- 13 Lou Zhen, Hu Zhong-shan, Yang Jing-yu. Handwritten numbers recognition based on segmented contour feature [J]. Chinese Journal of Computers, 1999, **22**(10):1065-1073. [娄震, 胡钟山, 杨静宇. 基于轮廓分段特征的手写体阿拉伯数字识别 [J]. 计算机学报, 1999, **22**(10):1065-1073.]
- 14 Zhang Chong-yang, Lou Zhen, Yang Jing-yu. Handwritten digit recognition based on contour and static feature [J]. Computer Engineering and Application, 2004, **40**(9):83-84. [张重阳, 娄震, 杨静宇. 基于轮廓和统计特征的手写体数字识别 [J]. 计算机工程与应用. 2004, **40**(9):83-84.]
- 15 Smith S J, Bourgoin M O, Sims K, *et al.* Handwritten character classification using nearest neighbor in large databases [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, **16**(9):915-919.
- 16 Lin Xiao-fan, Ding Xiao-qing, Chen Ming, *et al.* Adaptive confidence transform based classifier combination for Chinese character recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 1998, **19**(10): 975-988.
- 17 Lou Zhen, Jin Zhong, Yang Jing-yu. A novel approach to estimate posterior probabilities by class-conditional confidence transformation [J]. Chinese Journal of Computers, 2005, **28**(1):18-24. [娄震, 金忠, 杨静宇. 基于类条件置信变换的后验概率估计方法 [J]. 计算机学报. 2005, **28**(1):18-24.]
- 18 Kittle J, Hatem M, Duin R P W. On combining classifiers [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, **20**(3):226-239.