

脱机手写汉字识别若干关键技术研究

任俊玲◎著



北京邮电大学出版社
www.buptpress.com

电子信息类新技术丛书

脱机手写汉字识别 若干关键技术研究

任俊玲 著



北京邮电大学出版社
www.buptpress.com

内 容 简 介

本书是北京信息科技大学任俊玲博士在从事脱机手写汉字识别相关研究基础上的撰编成果。该书从脱机手写汉字识别为大类别数模式识别问题出发,以在基本不降低识别速度的基础上较大地提高识别的精度为研究目的,就手写汉字库的建立、脱机汉字识别系统的构建、基于统计分析的汉字识别算法中汉字特征的描述、样本选择等问题进行了详尽阐述。

本书论述严谨,实验数据详尽,可供脱机手写汉字识别的研究人员使用,对模式识别和机器学习的研究人员也有参考价值。

图书在版编目(CIP)数据

脱机手写汉字识别若干关键技术研究/任俊玲著.--北京:北京邮电大学出版社,2013.1

ISBN 978-7-5635-3390-9

I. ①脱… II. ①任… III. ①手写字符识别—研究 IV. ①TP391.43

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2012)第 316443 号

书 名: 脱机手写汉字识别若干关键技术研究

著作责任者: 任俊玲

责任编辑: 刘 颖

出版发行: 北京邮电大学出版社

社 址: 北京市海淀区西土城路 10 号(邮编:100876)

发 行 部: 电话: 010-62282185 传真: 010-62283578

E-mail: publish@bupt.edu.cn

经 销: 各地新华书店

印 刷: 北京联兴华印刷厂

开 本: 787 mm×960 mm 1/16

印 张: 6.5

字 数: 115 千字

版 次: 2013 年 1 月第 1 版 2013 年 1 月第 1 次印刷

ISBN 978-7-5635-3390-9

定 价: 26.00 元

• 如有印装质量问题,请与北京邮电大学出版社发行部联系 •

前　　言

脱机手写体汉字识别是模式识别领域的一个重要分支,是实现中文计算机智能接口的关键技术。与其他的模式识别问题相比,汉字具有字符集数量大、结构复杂、相似字多和字形变化不规则等特点,因此脱机手写体汉字识别是一个典型的大类别数模式识别问题。

对于大字符集识别问题,一般采用模板匹配的算法,主要是因为该算法比较简单,识别速度快。但直接的模板匹配算法往往无法满足实际应用中对识别精度的需求。为此本书在模板匹配算法的基础上,结合统计分析和统计信号处理的原理,对脱机手写汉字识别算法以及相关问题进行了研究,力求在基本不降低识别速度的基础上较大地提高识别的精度。围绕这个目的,本书作了以下的工作:

(1) 修改数据库模型。到目前为止,HCL2000 是国内最大的脱机手写汉字数据库,许多手写汉字的研究工作都是在这个数据库上进行的。为了便于研究文字书写的相关因素,该数据库采用以书写者为单位进行组织与存放的方式,但这种组织方式不便于单字可识别性能和样本选择问题的研究。为此,本书构建了一个按顺序码顺序组织文件的手写汉字数据库系统模型,并在该数据库模型和原 HCL2000 数据库样本的基础上,建立了脱机手写汉字数据库 HCL2004,同时对训练样本数、训练样本质量的选择和单字的识别性能等进行了相关的分析。

(2) 基于统计分析的手写汉字识别算法研究。在基于模板匹配的手写汉字识别系统中,建立标准模板的过程,实际上是确定训练样本平均数的过程,本书在统计分析理论的基础上,提出了基于分位数和分位数组合的标准模板生成方法,而不仅仅局限于用均值来作为汉字的标准模板。同时,考虑到要全面描述汉字特征分布情况,不仅要表示特征的集中位置,还必须考虑总体的分散程度,为此,文中给出了引入离散程度参数的

距离测度，并详细分析了各种不同的离散程度参数对识别性能的影响。

(3) 基于高阶统计量的距离测度。上述研究表明，在模板匹配算法中对汉字离散程度的描述是影响汉字识别精度的主要原因。但由于手写汉字结构复杂，字形多变，其特征分布并不满足高斯分布，因此仅用标准差来对其分散程度进行表征是很粗略的，更确切的方法应该是用统计信号处理的方法来描述。本书从统计信号处理的角度出发，提出了基于高阶统计量的汉字特征描述方法，并在此基础上建立了基于高阶统计量的距离测度，该算法既避免了用非高斯信号处理方法的复杂性，又对手写汉字的分散特性进行了更好的逼近，将该距离测度作为汉字识别模板匹配的相似度度量准则，达到了较好的识别效果。

(4) 基于样本聚类的多级汉字识别系统。对手写汉字识别而言，多策略综合的方法是一个重要的发展趋势。本书在样本聚类和多模板匹配的基础上，建立了一个多级汉字识别系统，其中，对训练样本的聚类起到了补偿汉字变形的作用。该系统中，粗分类过程采用单模板匹配算法，细分或细细分类过程则通过基于聚类算法生成的多模板匹配实现。

(5) 基于广义置信度的样本选择算法。在有监督的模式识别系统中，由于不同的训练样本在训练过程中所起的作用不同，同时位于分类边界的样本对系统性能有直接的影响，因此，训练样本尤其是边界样本的选择一直是模式识别领域备受关注的问题。本书在最近邻广义置信度的基础上，给出了边界样本的定义，并据此提出了基于广义置信度的样本选择算法，通过在手写汉字识别系统中的应用，证明由该算法选择的训练样本集在训练样本数较少时得到了较好的标准模板，最终提高了系统的识别性能，从而证实了算法的有效性。

作者

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 课题的提出	1
1.2 研究现状分析	2
1.3 研究内容和主要工作	3
1.4 本书的结构及安排	5
参考文献	6
第 2 章 脱机手写汉字识别系统的实现	10
2.1 脱机手写汉字识别系统	10
2.1.1 识别原理	10
2.1.2 基于模板匹配的两级脱机手写汉字识别系统	11
2.2 手写汉字识别系统的特征提取	11
2.2.1 方向线素的定义	11
2.2.2 方向线素特征的提取	12
2.3 基于模板匹配的识别算法	13
2.4 汉字识别系统的粗分类算法	13
2.4.1 粗分类特征提取	14
2.4.2 粗分类时的识别算法	15
2.5 汉字识别系统的细分类算法	16
2.5.1 细分类特征提取	16
2.5.2 细分类时的识别算法	17

2.6 本章小结	17
参考文献	18
第3章 HCL2004 脱机手写汉字库及相关研究	20
3.1 研究背景及现状	20
3.2 HCL2000 手写汉字数据库	21
3.2.1 数据库系统模型	21
3.2.2 汉字样本信息的组织	22
3.2.3 书写者信息的管理	23
3.2.4 两种信息的互查方法	23
3.2.5 HCL2000 的数据分布	23
3.3 对 HCL2000 数据库进行更新的原因	24
3.4 手写汉字数据库 HCL2004 系统模型及实现	24
3.4.1 汉字样本信息的组织形式	25
3.4.2 样本集的划分	25
3.4.3 HCL2004 手写汉字数据库的实现	26
3.5 基于 HCL2004 数据库的分析	29
3.5.1 实验系统	29
3.5.2 训练样本数与识别率	30
3.5.3 样本质量的选择与识别	31
3.5.4 基于单字的识别性能分析	32
3.5.5 关于距离测度分类器性能的分析	33
3.6 本章小结	35
参考文献	35
第4章 基于统计分析的手写汉字识别算法研究	38
4.1 引言	38
4.2 几种常用的平均数	38
4.2.1 均值	39
4.2.2 中位数	39
4.3 样本数据的分散程度描述	42

目 录

4.3.1 标准差	42
4.3.2 极差	43
4.4 HCL2004 数据库样本特征分析	43
4.5 基于平均数的手写汉字标准模板	45
4.5.1 基于均值的标准模板	45
4.5.2 基于分位数的标准模板	45
4.6 引入数据分散程度参数的距离测度	46
4.6.1 引入极差的距离测度	47
4.6.2 引入标准差的距离测度	47
4.7 实验	48
4.7.1 不同标准模板分类性能分析	49
4.7.2 引入不同分散程度参数的距离测度分类性能分析	50
4.8 本章小结	52
参考文献	53
第 5 章 基于高阶统计量的距离测度	54
5.1 引言	54
5.2 在距离测度中引入高阶统计量	55
5.3 基于二阶标准差的距离测度	56
5.3.1 二阶标准差的定义	56
5.3.2 用二阶标准差刻画特征分布的可行性分析	57
5.3.3 基于二阶标准差的距离测度	58
5.3.4 实验	60
5.4 基于高阶统计量的距离测度	61
5.4.1 3 种高阶统计量	61
5.4.2 基于高阶统计量的距离测度	62
5.4.3 实验	63
5.5 本章小结	65
参考文献	65
第 6 章 基于样本聚类的多级汉字识别系统	67
6.1 引言	67

6.2 基于 DB 准则的 K 均值聚类算法	68
6.2.1 K 均值算法	68
6.2.2 DB 有效性准则	69
6.2.3 基于 DB 准则的 K 均值算法	70
6.3 多模板匹配算法	71
6.3.1 多模板匹配算法原理	71
6.3.2 多模板匹配算法的设计方案	72
6.4 实验	73
6.4.1 实验系统	73
6.4.2 系统实现	74
6.4.3 实验结果及分析	75
6.5 本章小结	76
参考文献	76
第 7 章 基于广义置信度的样本选择算法	80
7.1 引言	80
7.2 字符识别的置信度分析	81
7.2.1 分类器的置信度和广义置信度	81
7.2.2 分类器的置信度估计	82
7.3 基于广义置信度的边界样本定义	83
7.4 基于广义置信度的样本选择算法	84
7.5 实验结果及分析	86
7.6 本章小结	89
参考文献	90
第 8 章 结束语	93

第1章 絮 论

1.1 课题的提出

汉字识别是解决中文计算机智能接口应用的主要方式,也是实现计算机录入的主要手段,由于它具有广泛的应用前景,已经成为高科技领域的一个重要研究课题。

汉字识别主要包括两大类:一类是联机汉字识别;另一类是脱机汉字识别。目前,联机汉字识别技术已经相当成熟,市场上也出现了多项具有代表性的产品。而对于脱机汉字识别,印刷体识别有成熟的产品出现,识别率也基本能够达到实用的要求。但由于目前手写汉字使用更为广泛,较之印刷体识别,手写汉字又有字形各异,变形不规则的特点,因此,脱机手写汉字识别成为汉字识别领域人们日益关注的课题。

脱机手写汉字识别属于多类模式集合的分类问题,从候选字集类别数的多少,可将其分为小字符集汉字识别和大字符集汉字识别问题。在小字符集汉字识别中,候选字仅为特定的小字符库的识别,因此,类别数比较少,算法易于实现,已经得到了广泛的应用。但对于大字符集汉字识别而言,其应用却受到了一定的限制,主要在于简单的方法达不到较高的识别精度,而精度较高的方法又往往比较复杂,无法满足实际中对识别速度的需求。可见,建立高精度的快速手写汉字识别算法是大字符集脱机手写汉字识别技术得以实用的关键。本书正是以此为出发点,在模板匹配算法的基础上,结合统计分析和统计信号处理的理论,对 GB 2312—80 一级字库的脱机手写汉字识别问题进行了相关研究。

1.2 研究现状分析

脱机手写汉字识别方法基本上分为结构识别与统计识别两大类^[1-3]。

结构识别方法一般以笔画或笔画轮廓为特征,用图匹配或松弛匹配的方法作识别判决,如笔画分析综合法^[4]、笔画近似法与松弛匹配法^[5,6]、特征点法^[7,9]等。结构识别方法的优点是能够适应手写汉字的变形,但是由于对结构特征的描述和比较要占用大量的存储和计算资源,因此算法在实现上相对复杂、识别速度慢^[10]。而且由于手写体的随意性和实际应用中可能出现的噪声等干扰^[11],使从汉字图像提取笔画这一步就非常困难,从而在很大程度上制约了结构识别方法的发展和应用。

在统计识别方法中,特征向量一般选取同一类字符中共有的、相对稳定的并且分类性能好的统计特征来承担。近年来,研究人员提出了许多种不同的特征提取方法,这些特征主要分为两类,即全局特征和局部特征^[12]。全局特征是将汉字作为一般的二维图像,采用图像处理中常用的变换方法对汉字图像进行变换,以变换系数作为特征向量,包括 K-L 变换、Fourier 变换、Hough 变换^[13,14]、Cosine 变换、Gabor 变换^[15,16]及小波变换^[17]等。这些变换,可以直接在原二维图像上进行,也可以是在原图像经过投影之后得到的一维图像上进行。局部特征是在特定位置对特定大小的窗内图像进行变换,包括笔画密度特征、笔画方向特征、从文字背景部分抽取笔画密度特征、抽取文字背景轮廓特征、网格单元特征^[18]、周边差分特征、线索方向图特征^[19]等。20世纪90年代初以来,方向线索特征(Direction Element Feature, DEF)的提出^[20-23],使得脱机手写汉字识别的水平提高到了一个新的台阶。近年来,还出现了许多基于方向线索特征改进的特征抽取方法,其中包括对网格构造方式的改进,如由原先的静态网格^[24,25]到动态网格^[26,27],引入了提高特征鲁棒性的参数,如对网格内点的加权^[22,25]或引入模糊隶属度^[28]等,以及这些方法的综合运用^[29]。

在手写汉字识别中,另一个关键的问题是分类器的设计,目前最常用的分类器为距离分类器。在距离分类器中,通过待识别样本与各模式类标准模板的比较,将距离最小的字类作为识别结果。常用的距离分类器有欧式距离、绝对值距离、马氏距离等,为了表达方式的统一,还出现了以这些距离为基础的归一化匹配的方法^[30,31]。由于通过距离分类器进行识别时,需要对各个像素点逐个匹配,造成算法实现的计算量大的问题,又有学者提出了诸如序贯相似性算法^[32-34]等算法。近年

来许多人开始用神经网络分类器和 SVM 分类器来进行文字识别,但由于汉字字符集大,直接使用这些方法进行识别的计算量都非常大,所以这些方法往往被用来进行细分类或相似字的识别^[35]等。另外,脱机手写汉字识别还有基于隐马尔可夫模型、基于二维统计模型和子空间分类等方法^[36]。

多年的研究结果表明,基于单个识别器原理的方法往往各有长短,不能从根本上提高系统性能,于是多分类器的集成被认为是今后的发展方向。目前关于这方面的研究十分活跃,从集成方法的体系结构上讲,可以分为串行、并行与混合 3 种类型。所谓串行是将前一级识别子系统的结果作为后一级识别的输入,各识别子系统之间是不独立的,它需要对识别器性能和相互关系有充分的认识。所谓并行是指各个识别子系统分别独立地接收原始图像并给出自己的识别结果,然后在相互独立的识别结果基础上得到最终的答案,因此整个系统的错误不是各成员分类器的简单累加,并且各成员分类器可以用并行处理器来实现,从而具有实时性的性能。常用的并行分类器集成方法有投票(Voting)法、概率法^[37]、D-S(Dempster-Shafer)法^[38]、以及行为知识空间(Behavior-Knowledge Space)法^[39]等。混合方式结合了串行与并行的特点,至于如何进行混合式的组合,应当与实际的应用有关。

1.3 研究内容和主要工作

通过对研究现状的分析可见,脱机手写汉字识别无论在理论上还是技术上都有了较大的发展。但对于大字符集汉字识别,无论是研究者还是使用者都清楚地看到了所取得的成果的局限性,也意识到要真正将手写汉字识别技术应用到实际中还有很多工作需要做。这主要是因为识别率与识别速度间的矛盾大大制约了手写汉字识别技术的实际应用。到目前为止,尽管有些算法在实验条件下单字识别率已经很高,但对于复杂的应用,不仅识别率会大幅下降,识别速度更是无法满足应用的需要。而对于一些简单的快速算法,如模板匹配算法,其识别精度又往往达不到实际需要。综合以上两方面的考虑,本书以建立高精度的快速手写汉字识别算法为研究目的,希望在识别算法和识别精度之间找到一个折中。为了达到该研究目的,本书以模板匹配算法为基础,从统计分析和统计信号处理的角度出发,对脱机手写汉字识别作了以下几方面的工作。

1. HCL2000 脱机手写汉字数据库的更新及相关研究

HCL2000^[40]是在国家 863 计划的资助下,由北京邮电大学模式识别实验室建

立的国家脱机手写汉字标准数据库。与国内外其他的数据库相比,该数据库具有样本量大且可以实现汉字样本和书写者信息互查的特点,因而从建立到现在,短短几年的时间,它已成为手写汉字识别领域最有影响的数据库,同时也有许多的学术研究者在它的基础上进行了有关手写汉字识别的研究。

在 HCL2000 手写汉字数据库中,文件的组织和存放是以书写者为单位实现的,这样的组织方式在进行汉字手写规律以及书写者与手写汉字特征之间的关系等研究时,显示了充分的优越性,但在进行有关单字的可识别性以及样本选择等问题的研究时,这种组织形式却便于工作的进行。这主要是因为在研究这两类问题时,我们往往需要将同一字类的所有样本同时考虑,并对其进行统计,但由于 HCL2000 数据库中的文件是以书写者为单位存放的,因此同一个字的各个样本分别存放在不同的文件中,要考虑字类的所有样本,就需要同时打开所有文件,分别读取每个文件中该字的样本,操作起来很不方便;而对样本选择问题而言,采取这样的文件存放方式,也无法直观地对同一个字的各个样本进行比较,从而不便于对样本选择的结果进行分析。为了满足以上研究工作的需要,本书构建了一个按顺序码顺序组织文件的手写汉字数据库系统模型,在该模型中,某个汉字的样本都存放在以该汉字为文件名的文件中,从而避免了同时打开多个文件进行操作。在该数据库模型和原 HCL2000 中样本的基础上,建立了脱机手写汉字数据库 HCL2004,同时对训练样本数、训练样本质量的选择和单字的识别性能等进行了相关的分析。

2. 基于统计分析的脱机手写汉字识别方法

由于汉字字符集大,字形结构复杂,书写风格又因人而异,变化多端,所以在现有的手写汉字识别方法中,基于模板匹配思想的距离分类器仍然是最常用的分类器,而且在生成各模式类的标准模板时,一般都采用样本特征的均值来表示汉字特征的集中位置。本书从统计分析的角度出发,结合手写汉字本身的特征分别给出了基于分位数和分位数组合的标准模板,并分别对由该方法得到的粗分类和细分类模板的分类性能进行了分析。

同时,考虑到要全面描述汉字特征分布情况,不仅需要描述特征的集中位置,还必须考虑总体的分散程度,为此,本书给出了引入描述离散程度参数的距离测度,并详细分析了各种不同参数对识别性能的影响。

3. 基于高阶统计量的手写汉字识别算法

对于脱机手写汉字而言,影响其字形的因素很多,使得其字形呈现各种各样的

变形,而无法用正态分布的概率模型表示,由此说明常见的用均值和标准差特征来表征汉字特征分布的方法是比较粗略的,更确切的应该是用统计信号处理(即非高斯信号处理)的方法来分析,但对大字符集手写汉字识别而言,直接使用非高斯信号处理的方法计算量非常大,为此本书从统计信号处理的角度出发,提出了用高阶统计量描述汉字特征的方法,书中定义了3种不同形式的高阶统计量,并在此基础上建立了基于高阶统计量的距离测度,该算法既避免了直接用非高斯信号处理方法的复杂性,又通过高阶统计量对标准差特征的调整更好地描述了手写汉字的分散特性,达到了较好的识别效果。

4. 多级汉字识别系统的研究

对于复杂的模式识别问题,只有将多种策略综合应用,才能达到更好的识别效果。为了提高汉字识别系统的性能,本书建立了一个基于样本聚类的多级汉字识别系统,该系统在粗分类过程中仅采用单模板匹配的算法,但在细分类或细细分类过程中,则通过多模板进行匹配,其中的多模板为由基于DB准则的K均值聚类算法对训练样本进行聚类生成,起到了对手写汉字的变形进行补偿的作用。

5. 样本选择问题的研究

在识别手写汉字时,识别器需要有足够的样本进行学习,一个字对应的训练样本越多,就越能更全面地反映人们对这个字的写法,提高识别率。但随着训练样本的增多,一些奇异的字体会对特征产生负面影响。要解决这个矛盾,就需要对训练样本进行细致挑选。以往在挑选训练样本时,往往采用人工挑选的方法,这种方法的主要缺点在于对人的依赖性大,不同的人挑选的结果是不同的。此外,在大样本集情况下,人工挑选比较费力费时。同时,研究表明,不同的训练样本在系统中所起的作用不同,这也是人工挑选所不能区分的。为了解决这一问题,更好地对训练样本尤其是边界样本进行选择,本书提出了基于广义置信度的样本质量定义方法,通过样本的识别情况和置信度的大小对不同质量的样本进行区分,并给出了基于该定义的样本选择算法。通过在手写汉字识别系统中的应用,证明由该算法选择的训练样本集在训练样本数较少时得到了较好的标准模板,最终提高了系统的识别性能,从而证实了算法的有效性。

1.4 本书的结构及安排

本书共分为8章,以下是各章的内容安排:

第 1 章绪论。

第 2 章对本书中所用到的基于模板匹配的两级汉字识别系统进行了介绍。

第 3 章简要介绍了 HCL2000 脱机手写汉字库模型及其主要特点,通过对其特点的分析,说明了改进的必要性,最后给出了 HCL2004 手写汉字数据库的模型,并在此基础上进行了一些相关研究。

第 4 章为基于统计分析的汉字识别算法研究,讨论了基于分位数和分位数组合的手写汉字识别算法,并将描述样本数据离散程度的参数引入距离测度,最后对各种算法的性能进行了比较和分析。

第 5 章讨论了通过高阶统计量对汉字的标准差特征进行调整,更好地描述手写汉字特征分散情况的方法,并在此基础上给出了基于高阶统计量的距离测度。

第 6 章提出了基于样本聚类的多级汉字识别系统。通过对各字类的样本进行聚类,起到了补偿汉字变形的作用,然后通过多模板匹配的算法进行汉字识别。

第 7 章给出了基于广义置信度的边界样本的定义,并在此基础上给出了几种不同的样本选择算法,通过对这几种算法的比较,分析了不同训练样本在识别系统中的不同作用。

第 8 章是本书的结束语,对全书工作进行了总结,概括了其主要的贡献及意义,并提出了今后的研究方向。

参考文献

- [1] 吴佑寿, 丁晓青. 汉字识别——原理方法与实现. 北京: 高等教育出版社, 1992.
- [2] S Mori, C Y Suen, K Yamamoto. Historical review of OCR research and development. Proceedings of the IEEE, 1992, 80(7): 1029-1058.
- [3] T H Hildebrandt, W Liu. Optical recognition of handwritten Chinese characters: Advances since 1980. Pattern Recognition, 1993, 26 (2): 205-225.
- [4] K Yamamoto, A Roesenfield. Recognition of handprinted Kanji characters by a relaxation method, in Proc. ICPA-1983, 1982.
- [5] Sekita, K Toraichi, R Mori, K Yamamoto, H Yamada. Feature extraction of handwritten Japanese characters by spline functions for relaxation

- matching, Pattern Recognition, 1989, 21(1): 9-17.
- [6] S Zhang. A Chinese character recognition system based on pictorial database technique, in Proc. 6th ICPR, 1982.
- [7] K Kobayashi, F Yoda, K Yamamoto, H Nambu. Recognition of handprinted Kanji characters by the stroke matching method. Pattern Recognition Letters, 1983, 1(6): 481-488.
- [8] K P Chan, Y S Cheung. Fuzzy-attribute graph with application to Chinese character recognition. IEEE Trans. Syst. Man. Cybern., 1992, 22(1): 153-160.
- [9] 赵明. 用于手写体汉字识别中的二维可扩展属性关系文法中的文法规约. 计算机学报, 1990, 13(7): 97-104.
- [10] 荆涛, 王仲. 光学字符识别技术与展望. 计算机工程, 2003, 29(2): 1-3.
- [11] 丁晓青. 汉字识别研究的回顾. 电子学报, 2002, 30(9): 1364-1368.
- [12] 封筠, 王先梅. 脱机手写体汉字识别技术研究的回顾与展望. 微型电脑应用, 2003, 19(4): 17-19.
- [13] P P Wang, R C Shian. Machine recognition of printed Chinese characters via transformation algorithms. Pattern Recognition, 1973, 5: 303-321.
- [14] F H Cheng, W H Hsu, M Y Chen. Recognition of handwritten Chinese characters by modified Hough transform techniques, IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intel, 1989, 11(4): 429-439.
- [15] Y Hamamoto, et al. Recognition of handprinted Chinese characters using Gabor features, in Proc. ICDAR-95, 1995: 819-823.
- [16] Qiang Hao, Zhi-Dan Feng, et al. A study on the use of Gabor features for Chinese OCR. Proceedings of 2001 International Symposium on Intelligent Multimedia. Video and Speech Processing, 2001: 389-392.
- [17] 张育尹, 俊勋. 小波变换在手写汉字识别中的应用. 电路与系统学报, 1996, 1(3): 63-67.
- [18] R Oka. Handwritten Chinese-Japanese character recognition by using cellular feature, in Proc. 6th ICPR, 1982.
- [19] L Wang. Recognition of handprinted Chinese characters using outline direction and background density, in Int. Conf. on Computer Processing

- of Chinese and Oriental Languages, 1988.
- [20] Ning Sun, et al. Printed character recognition using directional element feature. IEICE, 1991, J74D-II(3): 330-339.
- [21] Youbin Chen, Youshou Wu, J Ross Beveridge. Analysis and improvement of directional element feature for off-line handwritten Chinese character recognition. SPIE, 1998, 33(5): 72-80.
- [22] N Sato, M Suzuki, et al. A handwritten character recognition using directional element feature and asymmetric Mahalanobis distance. IEEE Trans on PAMI, 1999, 21: 258-262.
- [23] 陈友斌, 丁晓青, 吴佑寿. 一种手写汉字特征抽取的新方法. 信号处理, 1998, 14(2): 117-122.
- [24] F Kimura, T Wakabayashi, S Tsuruoka. Improvement of handwritten Japanese character recognition using weighted direction code histogram. Pattern Recognition, 1997, 30: 1329-1337.
- [25] Jiayong Zhang, Xiaoqing Ding, Changsong Liu. Multi-scale feature extraction and nested-subset classifier design for high accuracy handwritten character recognition. 15th ICPR, 2000, 2: 581-584.
- [26] 金连文, 徐秉铮. 手写体汉字识别中的一种新的特征提取方法——弹性网格方向分解特征. 电路与系统学报, 1997, 2: 7-12.
- [27] V Govindaraju, S N Srihari. OCR in hierarchical feature space. IEEE Trans on PAMI, 2000, 22: 400-407.
- [28] 马少平, 夏莹, 朱晓燕. 基于模糊方向线索特征的手写汉字识别. 清华大学学报, 1997, 37(3): 42-45.
- [29] 吴天雷, 马少平. 基于重叠动态网格和模糊方法线索特征的手写汉字识别. 电子学报, 2004, 32(2): 186-190.
- [30] 章毓晋. 图像分割(上册). 北京: 科学出版社, 2001.
- [31] 沈庭芳. 数字图像处理及模式识别. 北京: 北京理工大学出版社, 2001.
- [32] W K 普特拉[美]. 数字图像处理. 北京: 科学出版社, 1987.
- [33] Knosravi M, Schafer R M. Template matching based on grayscale hit-miss transform, IEEE Trans. on Image Processing, 1996, (6): 15-1613.
- [34] Prased L, Iyengar S S. High performance algorithms for object