

基于主曲线的脱机手写数字识别

苗夺谦,张红云,李道国,王 真

(同济大学计算机科学与技术系,上海 200092)

摘 要: 该文提出了一种基于主曲线的脱机手写数字识别方法.该方法将主曲线及知识约简算法运用于识别模型中.主曲线是主成份分析的非线性推广,它是通过数据分布“中间”并满足“自相合”的光滑曲线.它较好地反映了数据分布的结构特征.粗糙集理论的知识约简是从决策表中获取决策(分类)规则的有效工具.本文将主曲线用于训练数据的特征提取,根据主曲线的特征生成决策表;利用我们提出的知识约简算法对决策表进行处理,自动获得分类规则.这种方法既符合人的识别习惯,又克服了利用统计特征识别所带来的不足.实验结果表明了该方法能有效提高手写数字的识别率,为脱机手写数字识别的研究提供了一条新途径.

关键词: 手写数字识别;主曲线;知识约简;分类规则

中图分类号: TP391. 4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 09-1639-05

Off-Line Handwritten Digit Recognition Based on Principal Curves

MIAO Duo-qian, ZHANG Hong-yun, LI Dao-guo, WANG Zhen

(Department of computer Science and Technology, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: The paper proposes a method of off-line handwritten digit recognition based on principal curves. The method uses principal curves and reduction of knowledge to extract the structural features of digits and design a classifier. Principal curves are non-linear generalizations of principal component analysis. They are smooth self-consistent curves that pass through the “middle” of the distribution. They preferably reflect the structural features of the data. Reduction of knowledge is the efficient tool of obtaining classification rules from a decision table. Firstly principal curves are used to extract the structural features of training data. Secondly the classification features are chosen by analyzing the structural features of principal curves in detail, then we set up the decision table that consists of these classification features. Finally we automatically attain classification rules by attribute and attribute value reduction. The method accords with the recognition habit of human and overcomes the disadvantage of statistical features. The experimental result indicates that the method can effectively improve the recognition rate of off-line handwritten digits, and provides a new approach to the research for off-line handwritten digit recognition.

Key words: handwritten digit recognition; principal curve; reduction of knowledge; classification rules

1 引言

脱机手写数字识别是一个经典问题,并且在银行、税务和邮政系统等领域有重要的应用和广阔的发展前景.到目前为止,人们提出了很多手写数字识别方法,但这些方法主要是基于人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)、隐马尔可夫模型(HMM)和最近邻匹配(KNN)等方法的推广或几种方法的集成.例如最近提出的基于置信度分析和多信息融合的手写数字识别方法就是集成BP网络和SOFM两种神经网络的分类器^[1];基于选择性注意的视觉模式识别方法在数字和人脸识别中的运用就是集成了HMM和ANN的分类器^[2];基于反馈的手写体字符识别方法的研究是将ANN结构和学习算法运用于系统反馈机制中^[3].虽然它们在一定程度上提高了

识别率,但这些方法基本上都是利用数字的统计特征来进行识别.一方面,它们不能很好地分辨出数字结构上的细微差异,另一方面,它也不太符合人的思维习惯,因为人在识别数字时,他首先是根据数字的结构特征而非统计特征来进行识别的.而我们提出的方法充分利用了数字的结构特征来设计分类器.实验结果证明:该方法提高了系统在干扰和较差输入条件下的鲁棒性,尤其对数字的变形有很好的抗干扰能力.

主曲线概念^[4]是Hastie和Stuetzle于1984年提出的.主曲线是通过数据分布“中间”并满足“自相合”的光滑曲线,其目的是根据给定的数据集合求出一个曲线,使得这个曲线对给定的数据集合是某种意义上的对偶,形象地说,希望能寻找通过数据分布“中间”的曲线和曲面,使它能真实的反映数据的形态,即曲线是数据集合的“骨架”,数据集合是这个曲线的

“云”。由此可见,主曲线对数据的信息保持性好。主曲线的理论基础是寻找嵌入高维空间的非欧氏低维流形,也是线性主成分的非线性推广^[5]。由于主曲线的这些性质和优点,自 90 年代以来在国外取得了较快的发展。1992 年 Banfield 和 Raftery 提出了 BR 主曲线^[6],1999 年 Kejl 提出了 PL 主曲线^[7],2000 年 Verbeek 给出了 K 段主曲线算法^[8],2001 Delicado 提出了 D 主曲线^[9]。虽然在主曲线的原理中使用了较复杂的数学,但由于其广泛的应用前景,在 90 年代后期已引起国外计算机科学家的关注,现在他们已报道了许多主曲线在计算机方面的应用,例如:线性对撞机中电子束运行轨迹的控制,图像处理中辨识冰原轮廓,手写体数字的主曲线模板化等。在这里,我们采用推广的多边形(PL)主曲线算法来提取手写数字的骨架结构^[10]。

Rough Set 理论是一种新的处理模糊和不确定性知识的数学工具。其主要思想就是在保持分类能力不变的情况下,通过知识约简,导出问题的决策或分类规则。目前,它已被成功应用于人工智能、模式识别与智能信息处理等领域。

虽然国外已有人提出用主曲线来提取手写数字的骨架,但依据它来进行特征选取和相应的分类器设计目前国内外还没有人做。本文将推广的 PL 主曲线算法与我们提出的知识约简算法相结合来构造分类器。首先用推广的 PL 主曲线算法来提取手写数字的结构特征,然后利用数字的结构特征来生成决策表,最后用我们提出的知识约简算法对它进行属性和属性值约简来自动得到分类规则。在设计过程中我们充分利用数字的结构特征,这样做既符合人的识别习惯,又克服了利用统计特征所带来的参数多、训练时间长、需要对输入图像预标准化等不足。实验结果表明了该方法有效提高了手写数字的识别率。

2 基于主曲线的手写数字特征提取

在众多的数字识别方法中,按使用特征的不同可分为基于结构特征的方法^[11]和基于统计特征的方法。对如何有效地提取图形的结构特征,研究者们也提出了许多方法^[10,12,13],但如何选择一种方法使它更好地提取出反映图像信息的特征是模式识别过程中重要的一步。由于主曲线对数据的信息保持性好,它能真实的反映数据的形态,即,曲线是数据集合的“骨架”,而非“脊梁骨”,因此它能很好地反映数据分布的结构特征,而且从主曲线定义可知,它与中轴线(与轮廓线等距离的穿过图形的光滑曲线)定义有明显的相似性。鉴于主曲线的这些优点,本文选用它来提取手写数字的特征。

2.1 主曲线

定义 1(主曲线) 假设随机向量 $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_p)$ 的概率密度为 $g_y(y)$,则通过 Y 数据分布中间的一条曲线 $f(s)$ 如果满足:

$$f(s) = E(Y | s_f(y) = s)$$

则称 $f(s)$ 是 Y 的一条主曲线。其中 $s_f(y)$ 是数据点 y 投影到曲线 $f(s)$ 上 s 点的值,即

$$s_f(y) = \sup \{s : y - f(s) \perp f'(s)\} = \inf \{s : y - f(s) \perp f'(s)\}$$

由主曲线定义可知:主曲线上每个点是所有投影至该点的数

据点的条件均值,它满足自相合性。主曲线的理论基础是寻找嵌入高维空间的非欧氏低维流形,也是线性主成分的非线性推广。图 1 是一个简单的例子,从该图中可发现主曲线与第一主成分相比具有两个明显的优点:一方面对数据的信息保持性好,另一方面它与数据间的距离均方差小,它较好地勾画出了原始信息的轮廓。

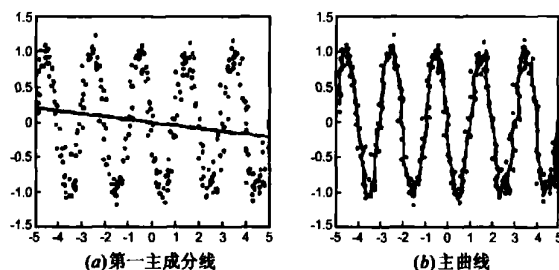


图 1 数据第一主成分与主曲线的对照图

2.2 特征提取

我们采用推广的多边形(PL)主曲线算法来提取手写数字的骨架结构。算法主要有以下几步组成:

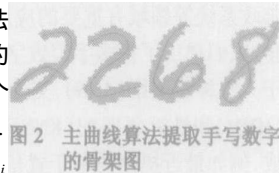
初始化步 它采用传统的 Suzuki-Abe 算法来获取原始字迹模板的近似骨架图 G_{ns} 。 G_{ns} 由两个集合 V, S 构成,其中 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\} \subset R^d$ 是顶点的集合, $S = \{(v_{i1}, v_{j1}), \dots, (v_{ik}, v_{jk})\} = \{s_{i1j1}, \dots, s_{ikjk}\}$ 是边的集合。

拟合-光滑步 在这一步的目的是调整骨架图 G_{ns} 的光滑性,使之更好地拟合字形。对给定数据集 $X_n = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,用距离惩罚函数 $E(G) = (G) + P(G)$ 取最小来优化骨架图,其中 G 是表示数据集中点到图形 G 的距离平方的平均值, $P(G)$ 是关于图形曲率的惩罚函数。 G 值较小表示骨架图可以较好地拟合数据, $P(G)$ 值较小能保证骨架图的光滑性较好。在这一步中首先执行投影步,在投影步中把数据集 X_n 划分到属于骨架图顶点和边的最近邻区;其次做顶点优化步,即调整骨架图 G 中顶点和边的位置,使得距离惩罚函数 $E(G)$ 取得局部最小值。

重构步 这一步是对拟合-光滑步的补充完善。在重构步中利用骨架图的几何性质对顶点和边的结构进行修改,消除或校正初始图形的瑕疵,例如删除短分支、删除小圈等。

用推广的 PL 主曲线算法提取手写数字的骨架图见图 2。

用推广的 PL 主曲线算法提取如图 2 所示的手写数字的结构特征后,我们可知每一个数字有几条光滑的曲线组成。一条曲线是有一系列点 $p_1, \dots, p_j = (v_{i1}, \dots, v_{ij})$ 组成,并且每对相邻的点 $(v_{ij}, v_{i,j+1}), j = 1, \dots, l - 1$ 有一条边相连。



3 分类器设计

3.1 特征选取

提取数字的结构特征后,如何充分有效地利用数字的结构信息来选取最能反映分类本质的特征是模式识别过程中关键的一步,即如何进行特征选取对提高识别率是非常重要的

的. 在这里, 我们先用推广的 PL 主曲线算法提取大量训练数据的结构特征, 由于手写数字的书写因人而异, 因时而变, 形态变化十分巨大, 所以为了更有利于特征选取, 在进行特征选取前先对近似回路和回路外的短分支进行预处理^[14].

然后观察不同数字在不同写法下的结构特征(每个数字至少观察 100 个), 并根据人的识别习惯找出这 10 个数字结构上的异同之处, 即结构特点, 例如: 在 10 个数字中只有 8 有两个圈(回路); 6 和 9 虽然都只有一个圈, 但与 6 相连的曲线的顶点在圈的上方, 与 9 相连的曲线的顶点在圈的下方. 这样我们从每个数字的主曲线中抽取 12 个特征作为该数字的描述. 这 12 个特征分别是: 笔划数、回路数、水平线数、凸曲线数、凹曲线数、竖直线数、是否为直线、水平线端点相对于交点的位置、凹/凸点相对于交点的位置、主要曲线相对于回路的位置、凸点相对于凹点的位置、竖直线端点相对于交点的位置. 然后由算法自动生成关于数字特征的决策表.

3.2 计算回路数

由于数字是由笔画本身连接或交叉而成, 因此用主曲线进行特征提取后得到的图像可看作是一幅连通图.

这里设连通图 G 中边的数量为 E , 顶点为 v , 顶点数是 n , 每个顶点的度数为 $\deg(v)$. 如果以端点、二叉点、三叉点和四叉点作为连通图的顶点, 那么显然, 其顶点度数分别与它们的连通分量相同, 即分别为 1、2、3 和 4. 为了检测连通图中的闭合曲线, 即回路数. 这里结合离散数学中图论知识可给出下面两个定理:

定理 1 $\sum_{v \in V(G)} \deg(v) = 2E$, 其中, $V(G)$ 为 G 中顶点的集合.

定理 2 设 G 是连通图, 则 G 中有闭合曲线的充要条件是 $E > n$, 且当 $E = n$ 时, G 中有且只有一条闭合曲线, 当 $E > n$ 时, G 中必有多条闭合曲线.

下面我们给出数字图像中是否存在闭合曲线的检测方法:

(1) 在主曲线图中抽取端点、二叉点、三叉点和四叉点, 分别记录其个数 n_1, n_2, n_3 和 n_4 .

(2) 用 Euler 公式计算出图中的边数 $E = (n_1 + 2n_2 + 3n_3 + 4n_4) / 2$; 顶点数 $n = n_1 + n_2 + n_3 + n_4$.

(3) 若 $E > n$, 则图中至少有 2 条闭合曲线;

若 $E = n$, 则图中有且仅有 1 条有闭合曲线

若 $E < n$, 则图中没有闭合曲线存在.

3.3 细节特征定义及说明

定义 1(NS) 数字中光滑曲线段的个数称之为笔划数(在这里一个回路表示一划). 笔划数的取值范围是 1~4, 我们把笔划数简称为 NS.

定义 2(NL) 由 3.2 计算出数字中的回路数. 回路数的取值范围是 0~2, 我们把回路数简称为 NL.

定义 3(NCV) 在 X 方向, 各曲线所含极大值的个数之和称为凸曲线数. 凸曲线数的取值范围是 0~2, 我们把凸曲线数简称为 NCV.

定义 4(NCC) 在 X 方向, 各曲线所含极小值的个数之和称为凹曲线数. 凹曲线数的取值范围是 0~2, 我们把凹曲

线数简称为 NCC.

定义 5(SL) 在这里定义的直线是近似直线. 设曲线的两个端点为 v_i 和 v_j , 如果曲线满足两端点间距离 $d(v_i, v_j)$ 除以曲线长度 $\int_{k=i}^{j-1} d(v_k, v_{k+1}) >$

parameter3 则认为这条曲线是直线, 否则称曲线不是直线. 经大量训练样本训练可知参数 parameter3 = 0.847 时效果最好. 我们把曲线是否为直线简称为 SL.

定义 6(CRL) 主要曲线相对于回路的位置: 当笔划数大于 2 时, 指较长曲线相对于回路的位置. 我们把它简称为 CRL.

定义 7(NHL) 与 X 轴近似平行的曲线的数目称为水平线数. 简称为 NHL.

定义 8(NVL) 与 Y 轴近似平行的曲线的数目称为竖直线数. 简称为 NVL.

定义 9(HRA) 我们分别把水平线端点相对于交点的位置简称为 HRA.

定义 10(CRA) 凸/凹点相对于交点的位置简称为 CRA.

定义 11(CRC) 凸点相对于凹点的位置简称为 CRC.

定义 12(VRA) 竖直线端点相对于交点的位置简称为 VRA.

3.4 Rough Set 方法^[15]

在这里主要讨论基于决策表的粗糙集方法. 一个决策表 T 可以定义为四元组 $T = \langle U, C, D, V, f \rangle$, 其中 U 为论域; C, D 分别为关于 U 的条件和决策属性集; $C \cap D = \emptyset$; $V = \bigcup_{a \in C \cup D} V_a$, V_a 是属性 a 的值域; $f: U \times (C \cup D) \rightarrow V$ 是一个信息函数, 即对 $\forall x \in U, a \in C \cup D$, 有 $f(x, a) \in V_a$. 基于 Rough 集理论的知识获取, 主要是在保持决策表中决策属性和条件属性之间的依赖关系不发生变化的前提下对决策表进行知识约简; 知识约简是 Rough Set 理论的核心内容之一, 它包括属性和属性值约简. 众所周知, 决策表中的属性并不是同等重要的, 甚至其中某些属性是冗余的. 冗余属性的存在, 一方面是对资源的浪费(需要存储空间); 另一方面, 干扰人们作出正确而简洁的决策. 所谓属性约简, 就是在保持决策表的分类或决策能力不变的条件下, 删除其中不相关或不重要的属性. 但是, 属性约简只是在一定程度上去掉了决策表中的冗余信息, 它并没有充分去掉决策表中的所有冗余信息, 所以我们还需要进一步对决策表进行处理, 进行属性值约简. 属性值约简的目的就是减少规则的条件属性数目, 使得所得的所有规则都不含有冗余条件属性.

3.5 分类规则形成

下面用我们提出的基于互信息的属性约简算法(算法 1)对决策表进行属性约简, 我们可得表 1(假设为表 1).

算法 1. 以 bottom-up 方式求相对约简算法 它以决策表的相对核为起点, 依据属性重要性, 逐次选择最重要的属性添加到相对核中, 直到终止条件满足(详细算法见[16]).

下面用我们提出的启发式属性值约简算法对表 1 进行属

性值约简得表 2.

算法 2. 启发式属性值约简算法

输入 :表 1(为了方便起见,假设条件属性为 c_i).

输出 :表 1 的一个最终约简表 2.

步骤 1 计算表 2 中每个对象 x_i 的核值 B , x_i 上不属于 B 的条件属性的值标记为 *;

表 2 属性值约简后的决策表(部分样本)

U	条件属性								决策属性 类别 d
	NS	NL	NCV	NCC	SL	CRA	CRL	CRC	
x1	1	1	*	*	*	*	*	*	0
x2	1	*	*	*	是	*	*	*	1
x3	1	*	1	1	*	无	*	右上	2
x4	2	*	1	0	*	右上	*	无	2
x5	3	*	1	0	*	右上	*	无	2
x6	*	*	2	*	*	*	*	*	3
x7	4	0	*	1	*	*	*	*	4
x8	1	*	1	1	*	无	*	右下	5
x9	3	*	1	0	*	右下	*	无	5
x10	1	1	0	*	*	*	*	上	6
x11	2	1	0	*	*	*	*	上	6
x12	2	2	*	*	*	*	*	*	8
x13	3	2	*	*	*	*	*	*	8

(注: *表示冗余属性)

步骤 2 如果 $[x_i]_B \subseteq [x_i]_d$ 不成立,则 对每个 $c_i \in B$, 分别求 $[x_i]_{B-c_j}$, $[x_i]_B$, 令 $p = [x_i]_{B-c_j} - [x_i]_B$; 选择使 p 最大的属性 c_k , 并且 $B \leftarrow B - c_k$;

步骤 3 如果 $[x_i]_B \subseteq [x_i]_d$, 则终止; 否则, 转步骤 2;

步骤 4 最后得到的 B 就是使规则都不含有冗余条件属性的最终结果.

由表 3 自动得部分规则如下:

if ((NS = 1) (NL = 1)) then 识别该数字为 0

if ((NS = 1) (NCV = 1) (NCC = 1) (CRC = 右上方)) then 识别该数字为 2

if ((NS = 2) (NCV = 1) (CRA = 右上方)) then 识别该数字为 2

if (NCV = 2) then 识别该数字为 3

if ((NS = 1) (NL = 1) (CRL = 上方)) then 识别该数字为 6

if ((NS = 2) (NL = 2)) then 识别该数字为 8

4 实验结果与分析

在这里我们把提出的分类器命名为 CBPC(Classifier Based on Principal Curve).

4.1 数字识别过程

对新样本的分类过程如下:对训练集中每个样本,首先抽取其主曲线,然后基于主曲线的特征生成决策表,再对决策表经过粗糙集处理得分类规则,最后利用分类规则判定其类别.我们针对图 2 中的第 1,2 个样本的主曲线来举例说明其识别过程:首先由算法根据主曲线的特征生成决策表,然后用我们提出的知识约简算法分别对决策表进行属性约简和属性值约

简.由表 2 可知第 1 个样本适用于第 3 条规则,识别其结果是 2;第 2 个样本适用于第 2 条规则,识别其结果是 2.

4.2 实验

本实验分别用了 4

表 3 数据库

标准数据库	训练集	测试集
CENPARMI	4000	2000
USPS	7291	2007
MNIST	60000	10000
NIST	24092	10688

表 4 CENPARMI 样本库下的识别结果

分类器	错误率 (%)
MQDF	4.8
S W Lee	2.20
Local Learning Framework	1.90
Virtual SVM	1.30
SVC-rbf	1.10
CBPC	0.923

表 5 USPS 样本库下的识别结果

分类器	错误率 (%)
Optimal margin Classifier	4.6
Feature-based Virtual SVM	2.34
Virtual SVM	3.2
Local kernel	3.0
CBPC	1.68

上述实验从 4

表 6 MNIST 样本库下的识别结果

分类器	错误率 (%)
K-nearest-neighbors, Euclidean	5.0
MQDF	4.9
1000RBF + linear classifier	3.6
Reduced Set SVM deg 5 polynomial	1.0
LeNet-1	1.7
LeNet-5	0.95
SVC-rbf	0.42
CBPC	0.34

表 7 NIST 样本库下的识别结果

分类器	错误率 (%)
MQDF	10.37
GLVQ	10.17
Feature-based Virtual SVM	7.44
Local Learning Framework	7.66
160 - 100 - 27 MLP	8.40
VSVM	6.70
CBPC	4.86

个标准数据库出发来比较 CBPC 分类器和常用的几个手写数字识别器的性能.在实验中我们发现易把 4 (4) 识别为 9, 5 (5) 识别为 6, 3 (3) 识别为 0, 8 (8) 识别为 6, 7 (2) 识别为 7.错分的主要原因是预处理和主曲线生成过程中产生的,在预处理中把近似回路补成了回路,使其回路数为 1,在主曲线生成的重构步中把短分支给去掉了,这是以后工作中要解决的问题.实验数据也充分表明了本论文提出的基于主曲线的识别方法使得分类器整体性能有了新的提高.

5 结论和进一步研究工作

本文提出了一种基于主曲线的新的手写数字识别的结构方法.从理论上讲,训练集的规模越大越好,但从实验中发现训练集规模达到一定程度是,本算法的识别率已很高且稳定.初步观察发现它所要求的训练集规模比其它方法相对要小,这样就会节省不少训练时间.下一步将对本算法的时间复杂度进行深入的理论与实验验证.同时为了进一步完善本系统的性能,下一步我们将考虑如何把数字的统计信息引入

到本方法中,充分利用结构信息与统计信息来设计更好的分类器。

参考文献:

- [1] 张宏林. Visual C++ 数字图像模式识别技术及工程实践[M]. 北京:人民邮电出版社,2003.
- [2] Salah A A,Alpaydin E,Akarun L. A selective attention-based method for visual pattern recognition with application to handwritten digit recognition and face recognition[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence. IEEE Transactions on ,2002 ,24(3) :789 - 796.
- [3] 朱小燕,史一凡. 基于反馈的手写体字符识别方法的研究[J]. 计算机学报,2002 ,25(5) :476 - 481.
- [4] Hastie T. Principal Curves and Surfaces[R]. Laboratory for Computational Statistics,Stanford University,Department of Statistics:Technical Report 11,1984.
- [5] 张军平,王珏. 主曲线综述[J]. 计算机学报,2003 ,26(2) :129 - 146.
- [6] Banfield J D,Raftery A E. Ice floe identification in satellite images using mathematical morphology and clustering about principal curves[J]. Journal of the American Statistical Association ,1992 ,87(417) :7 - 16.
- [7] Kegl B,Krzyzak A,et al. A polygonal Line algorithm for constructing principal curves[A]. Proceedings of Neural Information Processing System[C]. Denver Colorado,USA :1999. 501 - 507.
- [8] Verbeek JJ,Vlassis N,Krose B. A k-segments algorithm for finding principal curve[R]. Computer Science of Institute,University of Amsterdam,IAS-UVA-00-11,2000.
- [9] Delicado P. Another look at principal curves and surfaces[J]. Journal of Multivariate Analysis,2001 ,77(1) :84 - 116.
- [10] Kegl B,Krzyzak A,et al. Piecewise linear skeletonization using principal curves[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence ,2002 ,24(1) :59 - 74.
- [11] 姜震,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.
- [12] S W LEE,L Lam,C Y Suen. A systematic evaluation of skeletonization algorithms[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence ,1993 ,7(5) :1203 - 1225.
- [13] J C Bezdek,N R Pal. An index of topological preservation for feature extraction[J]. Pattern Recognition ,1995 ,28(5) :381 - 391.
- [14] Hongyun Zhang,Duoqian Miao. Automatic Recognition System of Bills Based on Principal Curves[J]. Journal of Information and Computational Science ,2004 ,1(2) :199 - 204.
- [15] 王珏,苗夺谦,周育健. 关于 Rough Set 理论与应用的综述[J]. 模式识别与人工智能,1996 ,9:337 - 344.
- [16] 苗夺谦,胡桂荣. 知识约简的一种启发式算法[J]. 计算机研究与发展,1999 ,36(6) :681 - 684.
- [17] S W Lee. Multilayer cluster neural network for totally unconstrained handwritten numeral recognition[J]. Neural Networks ,1995 ,8(5) :783 - 792.
- [18] Y Lecun,L Jackel,L Bottou,A Brunot,et al. Comparison of learning algorithms for handwritten digit recognition[A]. In F Fogelman and P Gallinari, editors, International Conference on Artificial Neural Networks[C]. Paris,1995. 53 - 60.
- [19] Bailing Zhang,Minyue Fu,Hong Yan,Marwan A Jabri. Handwritten digit recognition by adaptive-subspace self-organizing map[J]. IEEE Transactions on neural network,1999 ,10(4) :169 - 177.
- [20] L N Teow,K F Loe. Robust vision-based features and classification schemes for off-line handwritten digit recognition[J]. Pattern Recognition ,2002 ,35(3) :2355 - 2364.
- [21] Jian-xiong Dong,Krzyzak A,Suen C Y. Local learning framework for handwritten character recognition[J]. Appear on the International Journal of Elsevier Science:Engineering Applications of Artificial Intelligence ,2002.

作者简介:



苗夺谦 1964年4月生,1997年毕业于中国科学院自动化研究所模式识别与智能系统专业,获工学博士学位,现为同济大学计算机科学与工程系教授,博士生导师,系主任,研究方向为人工智能、模式识别、数据挖掘、粗糙集理论、主曲线。
E-mail :miaoduoqian@163.com.



张红云 1972年12月生,同济大学博士研究生,研究方向为模式识别、主曲线、粗糙集理论、数据挖掘。

李道国 1965年4月生,同济大学博士研究生,副教授。研究方向为、粗糙集理论、模式识别、粒度计算。

王真 1980年11月生,同济大学硕士生研究生,研究方向为模式识别、主曲线。