

## 部分级联特征的离线手写体汉字识别方法<sup>①</sup>

叶 锋<sup>1,2</sup>, 邓衍晨<sup>3</sup>, 汪 敏<sup>1</sup>, 廖 茜<sup>1</sup>, 郑子华<sup>1</sup>, 林 晖<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(福建师范大学 数学与计算机科学学院, 福州 350007)

<sup>2</sup>(福建星网锐捷通讯股份有限公司 通讯产品研究院, 福州 350002)

<sup>3</sup>(重庆大学 计算机学院, 重庆 400044)

**摘 要:** 针对汉字类别多、风格多等识别难点, 提出了一种基于 LS-SVM 的部分级联特征分类的离线手写体识别方法. 具体包括霍夫空间加权采样和局部二值分布直方图两种新的特征提取算法, 其可将任意大小的图像映射到固定长度的特征向量上, 克服了已有特征提取算法的需要归一化、对笔画密度分布敏感等缺点; 提出了基于部分级联特征的分类方式; 提出了常见多分类方式的类别与正确率的关系, 并给出了相应的数学证明.

**关键词:** 离线手写体识别; LS-SVM; 多分类; 部分级联特征

引用格式: 叶锋, 邓衍晨, 汪敏, 廖茜, 郑子华, 林晖. 部分级联特征的离线手写体汉字识别方法. 计算机系统应用, 2017, 26(8): 134-140. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/5913.html>

## Offline Hand-Written Chinese Character Recognition Based on Partial Cascade Feature

YE Feng<sup>1,2</sup>, DEN Yan-Chen<sup>3</sup>, WANG Min<sup>1</sup>, LIAO Xi<sup>1</sup>, ZHEN Zi-Hua<sup>1</sup>, LIN Hui<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(School of Mathematics and Computer Science, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

<sup>2</sup>(Fujian STAR-NET Communications Co. Ltd., Fuzhou 350002, China)

<sup>3</sup>(College Of Compute Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** A method for offline hand-written Chinese character recognition is proposed based on partial cascade feature classification, which is of much research value and highly innovative. Two feature extracting algorithms are proposed as follows: weighted Low Threshold Hough Space Sampling(wHHS) and Histogram of Local Binary Distribution(HLBD). These algorithms can map images of various sizes into vectors with fixed dimension, but eliminate the disadvantages of existing algorithms, which has high sensitivity of the distribution of strokes destiny, and demand uniformization. A strategy of classification based on partial cascade feature is proposed and the relationship between number of category for classification and accuracy is put forward with the corresponding mathematical proof.

**Key words:** offline hand-written Chinese character recognition; LS-SVM; multi-classification; partial cascade feature

离线手写体识别是利用计算机对手写体汉字样本进行自动分类识别, 它是智能计算机接口的重要功能之一. 在现实生活工作中, 各行各业都会产生海量的文字信息, 例如研究者的论文、新闻稿件、书面报告、会议文献记录、产品样本的记录等一系列文本信息. 如何运用计算机技术自动识别汉字及其他字符, 已引起越来越广泛的关注. 离线手写体识别研究的对象是

通过扫描仪输入的点阵字符, 原始信号为二维图像. 目前, 离线手写体识别由于缺乏实时交互功能, 书写过程信息无法获得, 加上手写体汉字书写随意性大, 书写不规范造成的字符变形、连笔等问题, 使得对离线手写体的识别较为困难, 识别准确率没有达到令人满意的程度. 研究表明: 不少知名品牌的手写输入法软件的识别率达不到 90%<sup>[1]</sup>. 而且, 现阶段还没有制定统一的标

① 基金项目: 福建省引导项目(2016Y0031); 福建省教育厅项目(JA15136); 福建师范大学教学改革研究项目(I201602015); 福建师范大学2015年省级大学生创新训练计划项目(201510394044)

收稿时间: 2016-12-09; 采用时间: 2017-01-05

准和评价体系去判别汉字识别的效果. 因此, 离线手写体识别的研究仍然是一个未解决的挑战性课题.

作为字符识别的关键环节, 特征提取近些年来吸引了越来越多的研究人员的关注. 常见的特征提取算法可分为基于结构特征提取算法和基于统计的特征提取算法. 前者试图通过识别图像中字符的要件(如笔画、关键点、部件等), 再由这些要件来描述字符. 文献[10]提出利用形态学操作的方式将字符分解成“横”、“竖”、“撇”、“捺”四种笔画后, 利用匹配的方法对字符进行识别. 此外, 文献[13]利用模板规则将原始图像分解为四种笔画, 并利用网格特征进行特征提取. 尽管结构特征符合人们对汉字认识的过程, 但由于部件间拓扑结构较为复杂、对基本部件的提取过于困难, 因此可能会引入新的噪声.

相比于对基本部件进行分析, 基于统计的特征提取方法对整字进行分析, 具有较强的鲁棒性. 弹性网格特征<sup>[11]</sup>是一种常见的基于统计的特征提取方法. 其通过纵横弹性网格将汉字分块, 并分别统计每一个区域内非零像素点个数, 串联作为特征向量. 此外, 文献[12]还提出基于纵横、对角的双弹性网格进行特征提取, 取得了较好的效果. 为了解决特征对图像旋转较为敏感的问题, 文献[9]提出基于环形投影的特征提取方式.

尽管统计特征具有较强的鲁棒性, 但其无法较好的利用汉字的结构特征. 因此, 本文提出一种基于结构特征与统计特征相结合的特征提取算法, 并提出了一种基于粗细分类器级联的分类方法.

## 1 手写汉字特征提取算法

特征提取算法是所有模式识别问题的关键, 好的特征提取算法可以较好地地区分不同类别的样本, 并可有效提高分类器性能. 目前通用的手写汉字特征提取方法有笔划分解、分块密度统计、射线穿透次数统计、统计不变矩(如 Hu 矩、Zernike 矩)、梯度直方图<sup>[2]</sup>. 但这几种特征提取方法, 大部分都是基于统计原理, 在特征提取之前必须先进行大小归一化, 可能导致图片产生扭曲, 从而损失了图像的原始信息, 并且对笔划密度分布很敏感(如颜色深浅、笔划粗细). 除此之外, 当待识别图像为二值图时, 梯度直方图算法将退化为几种固定模式, 无法较好描述图片. 为了克服上述问题, 本文提出了霍夫空间加权采样和局部二值分布直方图两种手写汉字特征提取方法.

### 1.1 霍夫空间加权采样(wHHS)

与英文字母相比, 汉字结构性较强. 汉字的基本笔画可分为“横”、“竖”、“撇”、“捺”四种, 从结构出发, 为了得到这四种笔划所占的比例, 提出一种霍夫空间加权采样(weighted Hough Space Sampling, wHHS)方法. 其主要思想是这四种笔画可以用直线来描述特征(撇和捺可以用断续的直线间接表示). 通过对原图像进行直线检测, 可以得出各笔画在该图像中所占的比例, 且不受笔划密度的影响.

#### 1.1.1 霍夫变换方法

霍夫变换(Hough Transform)理论, 是由 Paul Hough 于 1959 年提出的一种特征提取方法<sup>[3]</sup>. 开始该方法主要用于对二值图的直线检测, 后来逐渐推广到圆检测、椭圆检测等领域. 其主要思想是平面二维空间与参数空间的对偶性. 霍夫变换最简单的应用是对图像进行直线检测. 直线在二维平面坐标中可以被表示为,  $y=kx+b$  其中  $k$  为直线斜率,  $b$  为直线的截距. 在霍夫变换中, 考虑其参数模型而不是考虑直线上离散的点. 即在参数空间中, 可以用  $(k, b)$  一个点来表示二维平面坐标中的直线  $y=kx+b$ . 注意到当该直线与  $y$  轴平行时,  $k$  将为无穷大, 故一般采用  $(\rho, \theta)$  来代替参数  $(k, b)$  对直线进行描述, 如图 1 所示.

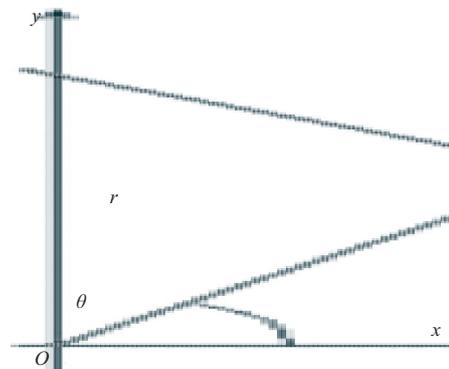


图 1 霍夫变换示意图<sup>[4]</sup>

$$y = \left( -\frac{\cos \theta}{\sin \theta} \right) x + \left( \frac{\rho}{\sin \theta} \right) \quad (1)$$

可变形为:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (2)$$

这样就可以将二维平面中某个直线与参数空间中的点  $(\rho, \theta)$  对应起来. 其中  $\theta \in [-\pi, \pi)$ ,  $\rho > 0$  这个参数空间也被称为霍夫空间, 对与二维坐标平面中的任意一点  $(x_0, y_0)$ , 经过该点的直线束可表示为:

$$\rho(\theta) = x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta \quad (3)$$

显然对于二维坐标平面中的任意一点 $(x_0, y_0)$ , 相应的参数空间 $r(\theta)$ 为一条曲线, 且在同一条直线上. 所以, 点对应的参数曲线都将相交于一点, 该点即为检测出来的直线所对应的参数对, 示意如图2.

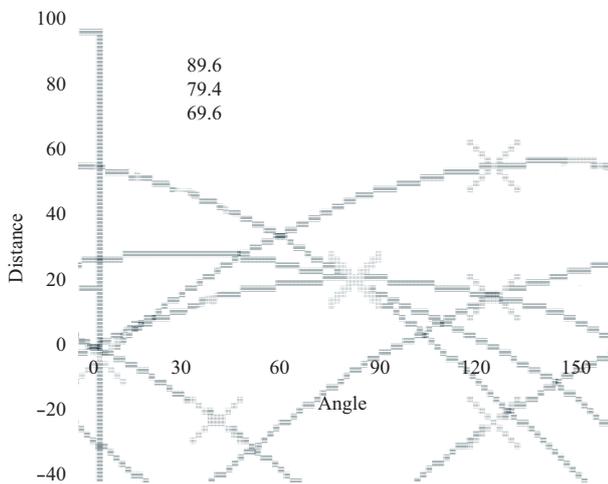


图2 一条直线上的三个点检测结果<sup>[4]</sup>

### 1.1.2 wLTHS 算法流程

wLTHS 通过得到的霍夫空间分布情况, 进而得到对应字符的笔画所占比例. 具体算法如下:

#### 步骤 1. 字符图片二值化与边缘检测

根据字符前景与纯色背景通常反差巨大这一特征, 利用 Otsu 算法<sup>[5]</sup>对字符进行二值化, 使得其笔划深浅一致, 降低给后续处理带来的噪声. 采用 Sobel 算子进行边缘检测, 保证特征提取结果与笔划粗细密度没有关系.

#### 步骤 2. 霍夫变换

采用低阈值霍夫变换: 将霍夫变换的阈值设置为一个低阈值, 以最大限度的保证漏检最少, 但其会大大增加错检的可能性. 因此, 引入了加权的方式, 改用直线占所检测出所有直线总长度的权重作为霍夫空间分布情况的描述. 检测其中的直线, 并存储直线与水平轴的夹角 $\alpha$ 和该直线长度与所有直线总长度的比值, 以便后续步骤处理.

#### 步骤 3. 计算笔划比例

该步骤根据直线 $\alpha$ 值进行划分采样, 将所有检测出的直线划分为横、竖、撇、捺四个笔划, 并得到每个笔划对应的权重.

### 1.1.3 鲁棒性讨论

本方法具有笔划密度不变性、尺度不变性、平移不变性等多种不变性, 下面分别说明:

**笔划密度不变性:** 因为本方法引入 Sobel 算子进行边缘检测, 后续所有处理步骤是围绕边缘展开的, 因而与笔划的粗细密度没有关系. 考虑到进行边缘检测时, 一个笔划将出现两个边缘, 而这两个边缘检测出来的结果是两条平行的直线, 故其 $\alpha$ 值相同, 而 $\rho$ 值不同. 本方法按照值对霍夫空间进行描述,  $\rho$ 值改变并不会影响 $\alpha$ 值的权重分布. 因此, 本算法中笔划的粗细对检测效果没有影响.

**尺度不变性:** 问题等价于证明对于一条直线段, 在不进行旋转的情况下, 对长度进行任意缩放, 考察霍夫空间权重分布情况的变化. 若不进行旋转, 则该直线的 $\alpha$ 值不变、 $\rho$ 值不变. 又因为用权重作为霍夫空间分布的描述, 因而长度的缩放不会影响其权重的分布.

**平移不变性:** 问题等价于讨论对于一条直线, 在不进行旋转的情况下, 对直线沿任意方向平移, 考察霍夫空间中的权重变化情况. 若不进行旋转, 只进行平移, 则该直线的斜率不变, 而只有截距发生变化. 反映到霍夫空间上, 即 $\alpha$ 值不变,  $\rho$ 发生变化. 因为本方法是按照 $\alpha$ 值对霍夫空间进行描述,  $\rho$ 值改变并不会影响 $\alpha$ 值的权重分布, 所以本方法具有平移不变性.

**与传统模板法<sup>[6]</sup>相比:** 本方法具有更多的优越性. 首先, 传统模板法很难对撇和捺进行检测, 因为倾斜方向的梯度模板较难获取; 其次, 传统模板法受笔划密度影响较大, 会给后续处理带来较大的噪声; 最后, 传统模板法的灵活性较低, 只能沿固定方向进行梯度差分, 而手写汉字较为随意, 无法严格按照横平竖直的规则书写.

### 1.1.4 wHHS 算法性能分析

汉字“哀”特征提取的效果如图3. 可以看到, 低阈值霍夫变换将字符的大部分轮廓清晰地刻画出来, 但同时也带来一定的噪声, 比如字符结束和拐弯处均有一些不需要的小线段被检测出来, 若采用检测到直线的个数作为霍夫空间的描述, 则将会进一步放大这些噪声, 以至于得到的直方图没有参考价值. 所以, 用长度之比作为权重可以将噪声所带来的影响降到最低. 图4为字符“哀”的霍夫空间权重直方图, 其中横轴为直线与水平线的夹角, 纵轴为权重的累加结果.

由图4可以发现, 本算法较好地刻画了字符“哀”的笔划结构. 首先, “哀”的“竖”笔划最多, 因此,  $90^\circ$ 、 $-90^\circ$ 附近的权值累加后最高, 其次是其捺的笔划, 即  $25^\circ \sim 75^\circ$  范围内的权值累计, 最后, “哀”字的撇笔划较

少, 所以其-25°~75°范围内权值累加为最低.

本文选用中科院自动化所的 CASIA-HWDB1.1 数据库<sup>[8]</sup>作为实验样本. 对训练集 15 类共 3425 个样本进行分析, 为了忽略掉误差较大的样本, 取每类平均值附近的 90% 样本的观测值, 笔画分析结果如表 1 所示. 考虑到国家标准 GB2312 中规定的一级、二级汉字共 6763 个, 如果仅靠这个特征去分类, 是远远不够的. 因此, 本算法主要用来对汉字字符进行粗分类.

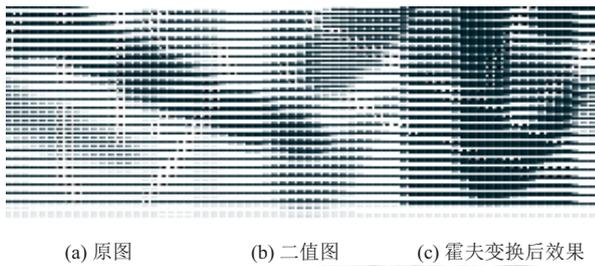


图3 特征提取效果

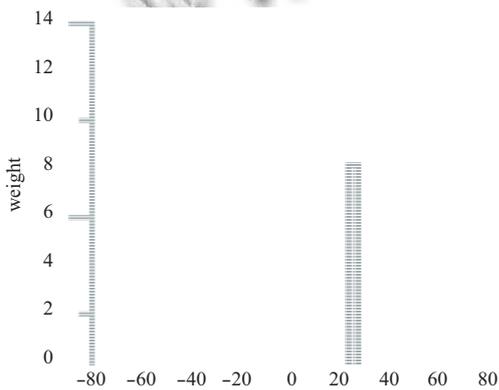


图4 字符“哀”对应的霍夫空间权重分布直方图

表1 部分笔划分析结果

字符	笔划	上限	下限	平均值
哀	横	0.42	0.11	0.268
	竖	0.39	0.15	0.268
	撇	0.24	0.04	0.14
	捺	0.45	0.18	0.317
哎	横	0.31	0.08	0.195
	竖	0.47	0.17	0.321
	撇	0.27	0.05	0.162
	捺	0.46	0.17	0.317
唉	横	0.36	0.1	0.231
	竖	0.42	0.13	0.272
	撇	0.24	0.04	0.142
	捺	0.51	0.19	0.349
啊	横	0.27	0.06	0.166
	竖	0.65	0.31	0.48
	撇	0.16	0.03	0.097
	捺	0.38	0.12	0.251

## 1.2 局部二值分布直方图(HLBD)

单一的全局特征进行分类, 准确率有待提高. 在此基础上, 本文针对二值化后的汉字字符图提出了一种局部二值分布直方图算法: 描述二值图中某个前景点周围的像素分布情况, 并将其分布情况直方图作为细分类特征.

### 1.2.1 HLBD 算法描述

如图 5, 本文将背景部分的点的像素值抽象为 1, 前景部分点的像素值抽象为 0, 考察其八邻域中二值分布情况. 对图 5 中画圈部分进行局部二值分析, 得到图 6 的八邻域分布情况.

对八邻域中得到的数作为二进制串, 求其对应的十进制值并将其作为其中心点 P0 的值:

$$P0 = P1P2P3P4P5P6P7P8 B \quad (4)$$



图5 八邻域中二值部分情况

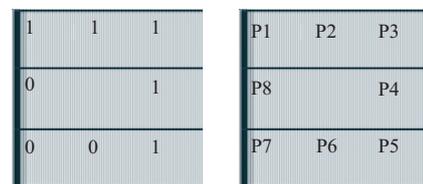


图6 八邻域分布情况

图 6 所示中心点  $P0=11111000b=248$ . 由上面的讨论不难看出, 中心点的取值范围 $[0, 255]$ 共 256 种情况, 而在实际操作中往往会将中心点为 0 的情况忽略掉. 当中心点的值为 0 时, 表明此时该点不是前景点或者该点周围所有点均是前景. 对于前一种情况, 没必要收集背景点分布信息; 对于后一种情况, 表明该前景点处在笔划的中央, 无法反应笔划的走势等重要信息, 故亦不予保留.

### 1.2.2 手写字符分割方式

上述算法最多提取 255 维特征, 无法充分描述一副图片. 因此, 为了更好的描述图片, 采用对图片进行分块的方法对图片进行特征提取. 首先将图片分成 4 个子图, 对每个子图分别进行 HLBD 特征提取, 然后,

将4个子图的特征向量串联起来便可得到图片最终的特征向量. 由于每个子图有255个特征, 所以每张图片共有 $255 \times 4 = 1020$ 维. 针对手写字符分割提出了一种基于形心分块的图像分块方法, 具体描述如下:

定义形心如式(5)和(6):

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=0}^{image.Columns-1} \sum_{j=0}^{image.Rows-1} if(i, j)}{\sum_{i=0}^{image.Columns-1} \sum_{j=0}^{image.Rows-1} f(i, j)} \quad (5)$$

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=0}^{image.Columns-1} \sum_{j=0}^{image.Rows-1} jf(i, j)}{\sum_{i=0}^{image.Columns-1} \sum_{j=0}^{image.Rows-1} f(i, j)} \quad (6)$$

其中:

$$f(i, j) = \begin{cases} 1, & image[i, j] = 255 \\ 0, & image[i, j] = 0 \end{cases} \quad (7)$$

将原图像分割成以形心 $(\bar{x}, \bar{y})$ 为中心的四块, 具体分割效果如图7.



图7 形心分割效果

### 1.2.3 HLBD 算法的性能分析

为了评估 HLBD 算法, 分别用支持向量机、K-近邻算法对15类共3425个字符进行训练, 并对200个测试样本进行分类, 统计实验结果得到: 用支持向量机算法测得准确率为78.5%, 用K-近邻算法( $k=5$ )测得准确率为68.5.

该方法克服了HOG特征在二值化情况下产生退化问题和不变矩对图像尺寸和笔划密度分布较为敏感问题. 为了使其具有尺度不变性, 引入了直方图归一化思想, 即将直方图中每一个统计区域(bin)的值除以直方图的总数.

## 2 部分级联特征分类

本文采用最小二乘支持向量机(Least Square-

Support Vector Machine, LS-SVM)算法<sup>[14]</sup>对提取特征后的手写字符进行分类. 支持向量机常见的多分类策略有: 一对一法、一对多法、无向图法、决策树法. 而本文采用一对多策略进行分类. 一对多法(One-Versus-Rest, 简称OVR SVMs)具体描述如下: 训练时依次把某个类别的样本归为一类, 其他剩余的样本归为另一类, 这样k个类别的样本就构造出了k个支持向量机. 分类时将未知样本分类为具有最大分类函数值的那类, 其分类示意图如图8.

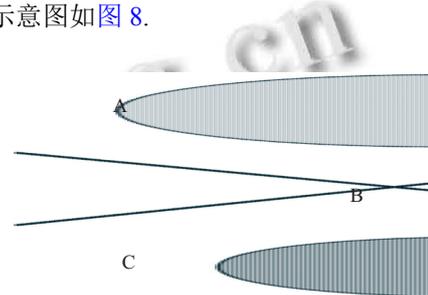


图8 分类示意图

### 2.1 分类正确率与类别数定性关系

记总分类数为N, 本节讨论一对多多分类策略的准确性与类别数的定性关系. 记第k个支持向量机为 $S_k (k=1, \dots, N)$ , 并记第k个支持向量机输出最大函数值的概率为 $p_k (k=1, \dots, N)$ . 对于某个属于第i类的样本 $X_0$ , 其分类正确的概率为P, 在参数和特征向量不变的情况下, 增加一个类别, 讨论此时属于第i类的样本 $X_0$ 的分类正确的概率:

$$P' = (1-p_1)(1-p_2)\dots(1-p_{i-1})p_i(1-p_{i+1})\dots(1-p_N)(1-p_{N+1}) = P(1-p_{N+1}) \quad (8)$$

显然, 第N+1个支持向量机输出最大函数值的概率 $P_{N+1} \geq 0$ , 亦即 $1-P_{N+1} \leq 1$ , 所以有:  $P' > P$ . 因此, 对于一对多分类策略, 其分类的准确率与分类个数呈负相关.

### 2.2 部分级联特征分类

根据上面的讨论, 一对多策略的分类正确率与分类数呈负相关, 即在支持向量机的参数和样本的特征向量不变的情况下, 减少分类数目, 从而提高分类正确率.

求解一多分类问题, 可以构建部分级联粗分类多叉树. 每一级将其公共父节点所包含的样本按某一特征进行分类, 将其划分成若干个子类和一剩余类别, 若公共父节点所包含的样本被完全被正确划分到各个子类, 则不存在剩余类别, 此时, 称作完全级联分类; 若公共父节点所包含的样本不能完全划分到各个子类, 则

存在剩余类别,此时称作部分级联分类.

本文采用低阈值霍夫空间采样结果作为粗分类特征,对于分出的每一类,用局部二值分布直方图作为细分类特征.粗分类完毕后,对每个叶子节点采用一对多策略构造一多分类支持向量机,最终实现对样本的细分类.该方法可以显著降低识别一个样本所用的支持向量机个数的期望,从而有效地提高分类速度.

设总共有  $N$  种待识别的类别,则根据传统的一对多策略,所需支持向量机个数的期望为  $N$ ;若采用部分级联特征分类,设在粗分类环节共产生  $K$  个叶子节点,每个叶子节点包含的类别数为  $n_k(k=1, \dots, K; nk \leq N)$ , 则其需要支持向量机个数的期望为:

$$E = \frac{1}{K}(n_1 + n_2 + \dots + n_k) \leq \frac{1}{K}(N + N + \dots + N) = N \quad (9)$$

因此,本方法可以有效地提高分类速度.

### 3 算法性能评估

实验以 CASIA-HWDB1.1 数据库<sup>[8]</sup>作为实验样本,对 15 类共 3425 个训练样本、200 个测试样本进行实验.

#### (1) 粗分类

采用 wHHS 算法结果作为粗分类特征,按照“区分度较大、同类数据较为集中、异类数据分布离散”的标准(如表 2),可以得出捺笔画进行粗分类的准确率最高.并由此划分得到表 3 粗划分结果.其中,异类字符是指按照对应分类规则,被划分到不包含其真实类别的大类的样本.

表 2 粗分类标准

笔划	笔划比例阈值	关系	类别包含字符
横	0.1	小于	哎、啊、爱、癌、碍、艾、阿
	0.39	大于	哀、艾、隘
竖	0.15	小于	哀、唉、埃、爱、矮、艾
	0.5	大于	癌、皑、藹、阿、啊
撇	0.2	大于	哀、哎、唉、埃、挨、爱、艾、藹
捺	0.2	小于	哀、哎、唉、啊、癌、皑、艾、藹、阿、隘、埃

#### (2) 细分类

由粗分类结果构建部分级联分类多叉树的形态如图 9 所示.对于分出的每一类,用局部二值分布直方图作为细分类特征,结果表明,在外部条件不变的情况下,部分级联特征分类可提高识别的准确率.

为部分级联二叉树(见图 9)中每个叶子节点根据表 1 所限定的类别构造支持向量机,其中对于剩余样本,需要对所有类别构造支持向量机,并用以形心分割的局部二值分布直方图作为细分类特征进行实验,结果如表 4.结果表明,在外部条件不变的情况下,部分级联特征分类可提高识别的准确率.

表 3 样本粗划分结果

笔划	笔划比例阈值	关系	包含的样本数(个)	异类(误分)字符数	准确率(%)
横	0.1	小于	6	2	66.7
	0.39	大于	2	1	50
竖	0.15	小于	2	0	100
	0.5	大于	2	1	50
撇	0.2	大于	21	6	71.4
捺	0.2	小于	29	8	72.4
剩余类别	-	-	138	-	-

总样本



图 9 部分级联分类多叉树

表 4 准确率实验结果

笔划	笔划比例阈值	关系	包含的样本数(个)	错误分类样本数(个)	准确率(%)
横	0.1	小于	6	1	83.3
	0.39	大于	2	0	100
竖	0.15	小于	2	0	100
	0.5	大于	2	1	50
撇	0.2	大于	21	2	90.5
捺	0.2	小于	29	5	82.8
剩余类别	-	-	138	24	82.6
合计	-	-	200	33	83.5

### 4 结语

本文提出了一种基于 LS-SVM 的部分级联特征分类的离线手写体识别方法,其中为了克服传统特征提取算法对图像大小有要求的弊端,提出了霍夫空间加权采样(wHHS)和局部二值分布直方图(HLBD)两种特征提取方法. wHHS 算法依据霍夫变换理论,进行直线检测,统计出不同斜率的线段所占的比例.在多个方面优于传统的梯度模板法.而 HLBD 算法用一个数描述某点周围的二值分布情况,具有很强的局部刻画能力.这两种算法都可将任意大小的图像映射到固定长度的特征向量上,解决了已有特征提取算法的需要归一

化、对笔画密度分布敏感等缺点。此外由于 wHHS 和 HLBD 算法对汉样本识别的准确率不够高的问题, 本文又提出了一种基于多叉树的部分级联粗分类策略, 在特征向量和支撑向量机参数的不变的情况下, 减少分类个数, 从而提高识别准确率。

#### 参考文献

- 1 Qiu L Q, Jin L W, Dai R F, *et al.* An open source testing tool for evaluating handwriting input methods. Proc. 13th International Conference on Document Analysis and Recognition. Tunis, Tunisia. 2015. 136–140.
- 2 徐小丽. 基于 SVM 的动态剪枝二叉树离线手写体研究 [学位论文]. 合肥: 合肥工业大学, 2011.
- 3 何浩智, 朱宁波, 刘伟. 基于霍夫变换和弹性网格的手写汉字识别方法. 计算机仿真, 2008, 25(1): 240–243.
- 4 Hough transform. [https://en.wikipedia.org/wiki/Hough\\_transform](https://en.wikipedia.org/wiki/Hough_transform).
- 5 胡敏, 李梅, 汪荣贵. 改进的 Otsu 算法在图像分割中的应用. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(5): 443–449.
- 6 陈章辉, 黄小晖, 陈鹏飞, 等. 基于双弹性网格的手写体汉字识别. 计算机应用, 2009, 29(2): 395–397.
- 7 高彦宇, 杨扬, 陈飞. 基于融合特征和 LS-SVM 的脱机手写体汉字识别. 北京科技大学学报, 2005, 27(4): 509–512.
- 8 CASIA-HWDB1.1 数据库. [http://www.nlpr.ia.ac.cn/databases/handwriting/Online\\_database.htm](http://www.nlpr.ia.ac.cn/databases/handwriting/Online_database.htm).
- 9 Tang Y Y, Li B F, Ma H, *et al.* Ring-projection-wavelet-fractal signatures: A novel approach to feature extraction. IEEE Trans. Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Proc., 1998, 45(8): 1130–1134. [doi: 10.1109/82.718824]
- 10 王建平, 藺菲, 陈军. 基于手写体汉字笔画提取重构的识别方法. 计算机工程, 2007, 33(10): 230–232.
- 11 高学, 金连文, 尹俊勋. 一种基于笔画密度的弹性网格特征提取方法. 模式识别与人工智能, 2002, 15(3): 351–354.
- 12 陈章辉, 黄小晖, 陈鹏飞, 等. 基于双弹性网格的手写体汉字识别. 计算机应用, 2009, 29(2): 395–397.
- 13 鲍胜利. 基于多算法集成和神经网络的汉字识别系统的研究 [硕士学位论文]. 成都: 四川大学, 2002.
- 14 Baesens B, Viaene S, van Gestel T, *et al.* Least squares support vector machine classifiers: An empirical evaluation. Open Access Publications from Katholieke Universiteit Leuven. 2000. 1–16.