

基于 Gist 和 IPCA 算法的多文种离线手写签名识别^{*}

韩 辉¹, 麦合甫热提^{2,3}, 吾尔尼沙·买买提², 朱亚俐¹, 库尔班·吾布力^{1,2}

(1. 新疆大学信息科学与工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830046; 2. 新疆多语种信息技术重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046;
3. 新疆大学教务处, 新疆 乌鲁木齐 830046)

摘 要: 由于离线手写签名图像有效的笔画部分普遍比较稀疏, 存在大量的无效白色背景, 目前常用的特征描述方法会使得得到的特征数据存在大量冗余, 影响识别准确率。识别准确率的提高, 需要依赖大量的训练数据和提取多个特征并进行融合, 但这样又会因特征数据过多和维度过大而造成计算困难, 影响识别效率。为此, 提出了一种基于 Gist 和 IPCA 算法的多文种离线手写签名识别方法, 利用 Gist 特征聚焦图像的整体布局和笔画部分, 同时利用 IPCA 算法的批处理能力来提高识别效果和运行效率。使用中、英、维 3 种语言的实验数据集, 并使用 SVM 分类器进行识别实验。结果显示, 3 个数据集上的识别准确率分别为 97.97%, 98.43% 和 97.19%, 3 种数据混合后的识别准确率为 97.70%。经过对比分析可知, 提出的方法与之前的相关方法相比明显较优。

关键词: 多文种; 手写签名识别; Gist 特征; IPCA 算法; SVM

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

doi: 10.3969/j.issn.1007-130X.2022.11.018

Multilingual offline handwritten signature recognition based on Gist and IPCA

HAN Hui¹, Mahpirat^{2,3}, Hornisa Mamat², ZHU Ya-li¹, Kurban Ubul^{1,2}

(1. School of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046;
2. Key Laboratory of Xinjiang Multilingual Information Technology, Urumqi 830046;
3. Office of Educational Administration, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: Because the effective strokes of offline handwritten signature images are generally sparse, and there are lots of invalid white backgrounds, using the commonly used feature description methods will cause a lot of re-redundancy in the obtained feature data, which will affect the recognition accuracy. In order to improve the recognition accuracy, we either need to rely on a large number of training data or extract multiple features for fusion, which will cause difficulty in the calculation and affect the efficiency of the experiment due to too much feature data and too large dimensions. Therefore, this paper proposes a multilingual off-line hand-written signature recognition method based on the Gist and IPCA algorithms, which uses gist features to focus on the overall layout and strokes of the image, and the batch processing ability of the IPCA algorithm to improve the recognition effect and operation efficiency. Three experimental datasets (Chinese, English, and Uyghur) and the SVM classifier are used in the recognition experiments. The results show that the recognition accuracy of the three data sets is 97.97%, 98.43%, and 97.19% respectively, and the recognition accuracy of the three mixed data sets is 97.7%. Comparative analysis shows that the proposal is obviously better than the previous related research.

^{*} 收稿日期: 2021-04-08; 修回日期: 2021-08-08

基金项目: 国家自然科学基金(61862061, 61563052, 62061045); 新疆大学博士启动基金(BS180268); 新疆维吾尔自治区研究生科研创新项目(XJ2019G064, XJ2020G064)

通信作者: 库尔班·吾布力(kurbanu@xju.edu.cn)

通信地址: 830046 新疆乌鲁木齐市新疆大学信息科学与工程学院

Address: School of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, Xinjiang, P. R. China

Key words: multilingual; handwritten signature recognition; Gist feature; IPCA algorithm; SVM

1 引言

生物特征为人体所固有且不可复制、不会失窃和不会被遗忘,利用生物特征进行身份识别安全、可靠、准确。手写签名作为一种有效并且被法律认可的生物行为特征,被广泛应用于金融、司法、银行和保险等各个领域^[1]。手写签名根据数据获取方式的不同分为在线手写签名和离线手写签名^[1,2];根据数据组成和分类方法的不同可分为手写签名识别和手写签名鉴别^[2]。手写签名自被提出可以用于进行身份识别至今,针对世界主流语言文字的研究已经取得了丰硕的成果,但是对于我国少数民族语言以及多文种混合的签名识别研究仍处于发展阶段。

Ubul 等人^[3]通过提取维吾尔文离线手写签名的多维改进的网格信息特征,并采用欧氏距离 ED (Euclidean Distance)、K 近邻 KNN (K-Nearest Neighbor) 和贝叶斯网络 3 种分类器对维吾尔文离线手写签名进行分类识别,最终得到了 93.53% 的平均准确率。Pal 等人^[4]提出了一种基于前景和背景的双语脱机签名识别技术,采用梯度直方图 HOG (Histogram of Oriented Gradient) 和 Zernike 矩等特征,在支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 分类器下得到了最高为 97.70% 的识别率,但是该工作只进行了文种的识别,并没有实现把签名图像分类到用户个体。Serdouk 等人^[5]从 CEDAR 和 GPDS-300 这 2 个数据集中提取了图像的梯度局部二值模式 GLBP (Gradient Local Binary Patterns) 并利用 SVM 分类器进行签名鉴别,最终在 2 个数据集上分别得到了 9.58% 和 14.01% 的平均错误率。刘利利^[6]采用形状上下文特征在 GPDS960 和自建的离线手写签名鉴别数据库上进行了实验,分别得到了误拒率为 9.75%、误纳率为 12.89% 和误拒率为 12.38%、误纳率为 18.27% 的效果。魏佳敏等人^[7]通过提取图像的静态特征和伪动态特征并进行有效融合,在极限学习机和稀疏表示的两阶段分类中取得了 95.53% 的平均准确率,但是该工作的缺点是分类数量少,文字形式单一。艾海提·伊敏等人^[8]通过提取局部中心点和 ETDT 2 种特征并进行有效融合,同时使用绝对距离、欧氏距离、卡方距离和 cosine 距离进行分类识别,最终得到了最高为 98.70% 的平均准确率。Mo 等人^[9]提出了一种基于离散曲波变

换的多文种离线手写签名识别方法,在我国 2 种少数民族语言维吾尔语和柯尔克孜语中实现了较好的识别准确率。

本文针对多文种混合模式的离线手写签名识别展开研究。由于离线手写签名图像有效的笔画部分普遍比较稀疏,存在大量的无效白色背景,但是目前现有的特征提取方法大多是对图像整体表层内容进行描述,这样会使得提取到的特征存在大量的冗余,不利于提高识别准确率。而如果想要提高识别准确率,则需要依赖大量的训练数据和提取多个特征并进行有效融合,这样又会造成提取的特征过多和特征维度过大,最终计算困难影响识别效率。为此,本文提出了一种基于 Gist 和增量主成分分析 IPCA (Incremental Principal Component Analysis) 算法的多文种离线手写签名识别方法,利用 Gist 特征对静态图像的宏观全局意义上的特征进行描述,使其在特征提取的过程中更多地聚焦到签名图像的整体布局和笔画部分,而忽略图像无效白色背景;同时,利用 IPCA 算法的批处理方式,把提取的数据特征逐批加载到内存中,递增式更新特征的主成分,以达到在对识别效果影响很小的情况下大大提高运行效率。本文使用汉语、英语和我国少数民族语言维吾尔语 3 个不同的数据集对本文方法进行实验。由于这 3 种语言来自不同中文的语系(汉语:汉藏语系,英语:印欧语系,维吾尔语:阿尔泰语系),所以能有效证明本文所提方法的有效性,而且本文还混合 3 种数据后进行了实验,最后都使用 SVM 分类器进行识别分类。实验结果表明,本文提出的方法即使使用少量的训练数据,无论是在单文种还是在多文种混合的数据上进行实验,其识别准确率与之前相关研究相比都表现较优。

2 离线手写签名识别

离线手写签名识别是模式识别研究领域的一个重要研究方向。类似于其他模式识别问题的实验流程,离线手写签名识别的基本步骤包括签名图像数据采集、图像预处理、特征提取、分类决策 4 个步骤。本文方法的具体实验流程如图 1 所示。

(1) 签名数据采集。在数据采集的过程中,首先要求每位签名者将自己的名字书写在已被等分成横七竖三共 21 个矩形方框的一张 A4 纸上。之后,把每一份手写签名样本通过扫描仪以 300 dpi

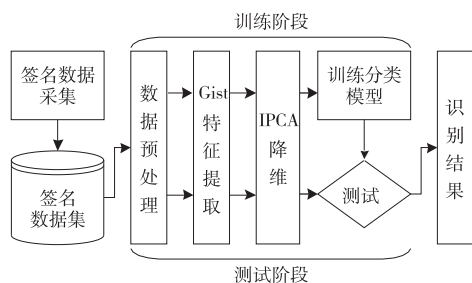


Figure 1 Experimental procedure of the proposed method

图1 本文方法实验流程

的分辨率扫描成电子图像,并以“.jpg”格式保存在计算机中。然后,使用切图工具将其处理成一个个单独的签名样本图像,并以“.bmp”格式 24 位图像保存在数据集中。

(2)数据预处理。为了更好地保留签名图像类内相似性和类间差异性,在对签名图像进行特征提取之前需要先对其进行预处理操作,以最大限度地保留签名本身的信息。本文首先依次使用高斯滤波、全局平均阈值和 Unger 平滑算法^[10]对图像进行去噪、二值化和平滑等预处理操作;然后去除签名图像无效边缘背景,并使用最邻近插值法进行签名图像的尺寸归一化(96 * 384)。预处理后的图像如图 2 所示。

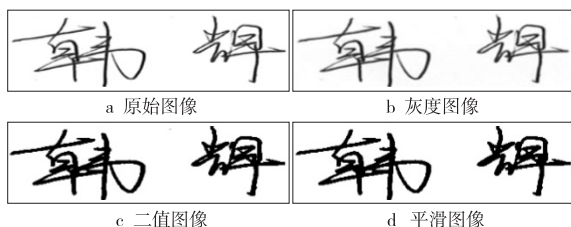


Figure 2 Pre-processing renderings

图2 预处理效果图

(3)特征提取。特征提取是签名识别过程中最重要的一环,提取的特征优异与否,将直接影响分类识别的结果。本文针对离线手写签名有效特征稀疏难以提取的问题,提出了一种基于 Gist 和 IP-CA 算法的多文种离线手写签名识别方法,且分别将特征维度 k 设置为 60, 80, 100, 120 和 140 进行对比实验。

(4)训练和测试。本文选取每位签名者的前 S ($=5, 8, 11, 14, 17$) 个签名用于训练,其余的用于测试,使用 SVM 分类器对实验数据进行分类识别,并对实验结果进行比较分析。

3 特征提取与降维

3.1 Gist 特征提取

“Gist”最初源自于 1979 年 Friedman 的论

文^[11],用来对场景进行抽象的描述。2001 年被 Oliva 等人^[12]借用来代指空间包络特征,用于对经过分块的输入图像进行离散傅里叶变换和窗口傅里叶变换,进而提取其全局特征信息。随后,在 2003 年由 Torralba 等人^[13]继续研究并进行改进,用 6 个方向、4 尺度的小波变换代替傅里叶变换进行纹理特征提取。2004 年,Renninger 等人^[14]又采用 Gabor 滤波对其进行改进,用于提取静态场景图像的 Gist 特征。2007 年,Siagian 等人^[15]基于生物的中央周围滤波特征,将图像分成方向、颜色和密度 3 种特征通道,共 34 个次通道,每幅图像分割为 $4 * 4$ 共 16 个小模块,采用 Gabor 滤波算法提取图像的 Gist 全局特征信息。

Gist 特征是一种全局的特征描述方式,它能够很好地捕捉到场景图像的整体特征。对静态场景图像进行识别时,不需要对图像进行分割和局部特征提取就可以实现快速的静态场景图像的分类^[16,17]。与以往的特征提取方法不同的是, Gist 特征利用 Gabor 变换多尺度和多方向的特性,能很好地模拟人类视觉,以尽可能地关注到签名图像的笔画和整体,并将变换后的多通道图像分别分块取平均,再将这些平均值进行直方图均衡化得到最终的特征数据。与其他单通道图像特征提取方法相比,上述方法更加全面具体,有效解决了有效特征难以提取的问题。其计算公式如式(5)所示:

$$\psi(\mathbf{z}) = \frac{\|\mathbf{k}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{k}\|^2 \|\mathbf{z}\|^2}{2\sigma^2}\right) (e^{i\mathbf{z}\mathbf{k}} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}}) \quad (1)$$

$$\mathbf{k} = \begin{bmatrix} k_v \cos \varphi_u \\ k_v \sin \varphi_u \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$k_v = 2^{-(v+2)/2} \pi \quad (3)$$

$$\varphi_u = u \frac{\pi}{8} \quad (4)$$

其中, σ 为常数, i 为虚数单位, \mathbf{z} 表示图像矩阵中元素的坐标值。 u 和 v 分别表示对应 Gabor 滤波器的方向和尺度。

将一副大小为 $h * w$ 的输入图像分成 $n * n$ 个图像块,每个图像块 $g(x, y)$ 分别与 u 尺度、 v 方向的 Gabor 滤波器 $\psi(\mathbf{z})$ 进行卷积滤波,每个网格内取平均值得到一个特征,并将这些特征进行级联拼接,得到图像的 Gist 特征,其计算公式如式(5)所示:

$$G_{\psi, g}(x, y, \mu, v) = g(x, y) \otimes \psi_{\mu, v}(\mathbf{z}) \quad (5)$$

其中 \otimes 在此定义为卷积运算符。这样每幅输入图像就获得了 $u * v * n * n$ 维的 Gist 特征数据。

3.2 IPCA 降维

增量主成分分析 IPCA 算法是主成分分析 PCA(Principal Component Analysis)算法的一种改进,用于解决因样本数量或特征维数大而造成的系统资源占用问题^[18]。与深度学习在数据量过大时的加载方法一致,IPCA 是将数据分成多个批次,然后每次都只从外存中取一个批次的数据输入到内存中,直接用新样本对已有的主成分进行增量式修正,进而得到最终的样本最优降维。

对于 n 个 d 维样本向量 $\{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, 其中 $u_i \in \mathbf{R}^d, 1 \leq i \leq n$ 。不失一般性,假设 u_i 的均值为 0。 $A = E\{u_i u_i^T\}, 1 \leq i \leq n$ 是整个数据集的协方差矩阵。根据定义,矩阵 A 的特征向量 h 满足式(6):

$$\lambda h = Ah \quad (6)$$

其中, λ 是对应的特征值。将 A 替换为样本协方差矩阵,对于每一个时间步长 i , 向量 h 替换为其在第 m 批样本向量待求的第 i 个特征,记为 $h_i(m)$, 每个批次一个样本数据,即 $m = 1, 2, \dots, n$ 。令 $v = \lambda h$, 可以得到式(7):

$$v(m) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (u_i^T u_i h_i(m)) \quad (7)$$

其中, $v(m)$ 是对 v 的第 m 步的估计值。考虑到 $h = v / \|v\|$, 并且在一开始,设 $v(0) = h(1)$ 作为数据扩展的第一个方向,并令 $h_i(m) = v(m-1) / \|v(m-1)\|$, 从而式(7)可以推出增量表达式及其递归形式,如式(8)所示:

$$v(m) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(u_i u_i^T \frac{v(m-1)}{\|v(m-1)\|} \right) = \frac{m-1}{m} v(m-1) + \frac{1}{m} u_m u_m^T \frac{v(m-1)}{\|v(m-1)\|} \quad (8)$$

其中, $(m-1)/m$ 是之前估计的权重, $1/m$ 是新数据的权重。

4 支持向量机

支持向量机 SVM 是一种有监督学习的二元分类的广义线性分类器^[19],其决策边界是对学习样本求解的最大边距超平面。SVM 通过核函数将输入数据映射至高维空间,为了将输入特征向量映射到高维特征空间,本文使用高斯径向基核函数,将问题转换成线性可分问题进行非线性分类,并使用其软边距 SVM 分类方法对签名数据进行分类计算,具体实现公式如式(9)所示:

$$\min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i$$

$$s. t. \{y_i (w^T X_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad (9)$$

其中, ξ_i 为松弛变量,用于把一些离群点向中心集中; C 为惩罚因子,其值越大,对误分类的惩罚越大,这样对训练集测试时准确率就高,但泛化能力弱,反之,泛化能力较强; N 表示样本个数, y_i 表示学习目标。经过实验对比,本文实验中设置 $C = 1e3$ 。

5 实验

5.1 实验数据

本文共采集和使用了 3 个完全不同语系的离线手写签名数据集,其中包括汉语、少数民族语言维吾尔语和西文英语。

(1)汉语离线手写签名数据集:汉语归属于汉藏语系,其特点是字与字之间有明显的间隔,单个字体的书写较为紧凑。该数据集包含 160 人的离线手写签名,每人 21 个,共 3 360 幅离线手写签名图像。

(2)维吾尔语离线手写签名数据集:维吾尔语归属于阿尔泰语系,其书写特点是字母与字母之间连写构成一个音节,几个音节写在一起构成一个词,词与词之间分开书写。该数据集也包含 160 人的离线手写签名,每人 21 个,共 3 360 幅离线手写签名图像。

(3)西文英语离线手写签名数据集:英语归属于印欧语系,其书写方式和维吾尔语大致相同,但两者字母结构完全不同。本文使用的是公开数据集 GPDS Synthetic Off-Line Signature^[20,21] 中前 160 人的前 21 个真实签名样本图像,共 3 360 幅离线手写签名图像。

3 个数据集共 $3 \times 3360 = 10080$ 幅离线手写签名图像。图 3 所示是本文实验数据样本图像。

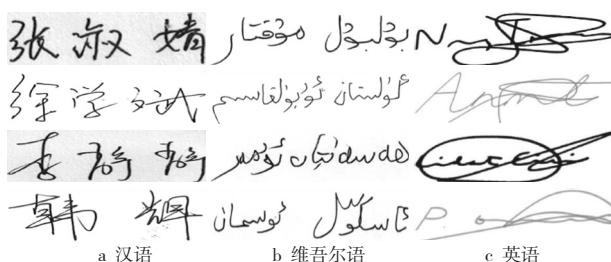


Figure 3 Presentation of data samples

图 3 数据样本展示

在实验过程中,由于签名图像并没有先后顺序,所以本文使用每个数据集中每个人前 $S (=5, 8, 11, 14, 17)$ 个签名图像作为训练数据,其余图像

作为测试数据。

5.2 运行环境和评价标准

本文所有实验均在 64 位 Ubuntu 18.04.5 LTS 的环境下进行,其 CPU 为 Intel i5-4200M, 2.40 GHz,内存为 8 GB,具体程序通过基于 PyCharm 实现。

由于本文实验的是多分类任务,所以只使用平均准确率 AAR (Average Accuracy Rate) 作为评价指标,其计算公式如式(10)所示:

$$AAR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{C_T}{T} \times 100\% \quad (10)$$

其中, T 表示所有参与测试的数据量; C_T 表示参与预测的数据中得到正确结果的数据量; $N=10$, 表示本文把每次实验进行 10 次,并取平均值得到 AAR。

5.3 结果分析

5.3.1 Gabor 滤波器尺度和方向的选择

首先,本文混合 3 个数据集的所有数据,分别使用不同尺度 $u(=1,2,3,\dots,8)$ 的 Gabor 滤波进行 Gist 特征提取,得到对应的 8 种 $d(=64,128,192,256,320,384,448,512)$ 维 Gist 特征。其对应的识别结果如图 4 所示。

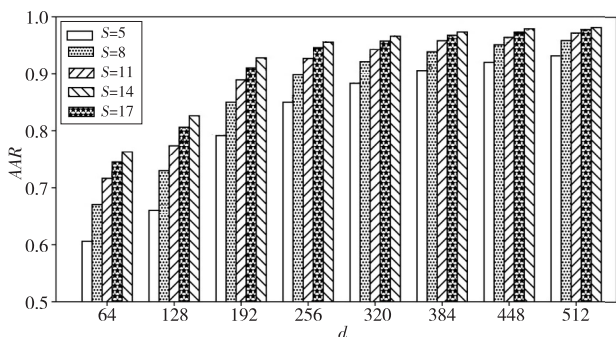


Figure 4 Experimental results of classification using Gist features with different scales

图 4 使用不同尺度 Gist 特征的分类结果

一般情况下,提取的特征维度越小,特征数据就越难以完整表示原本的图像数据,进而直接导致分类结果差。由图 4 可以看出,当使用 1 尺度 4 个方向的 Gabor 滤波器提取得到 64 维 Gist 特征时,识别准确率最高为 76.26%;当提取的特征维度为 384 维(6 尺度 4 个方向)时,即使训练数据个数 S 仅为 5,识别准确率也达到了 90.54%。但是,随着提取特征的维度不断增大,识别准确率增幅越来越小,而实验运行时间复杂度的增幅也越来越大。

对于不同方向的 Gabor 滤波器,本文使用 8 尺度 1 个方向(0°)、8 尺度 2 个方向(0° 和 90°)和

尺度 4 个方向($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135°)进行对比,如图 5 所示。不难看出,使用的方向越多,提取到的特征越详细,具体识别准确率也就越高。

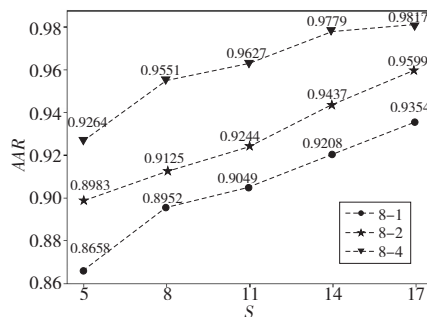


Figure 5 Experimental results of classification using different directional Gist features

图 5 使用不同方向 Gist 特征的分类结果

图 6 给出了当每个人的训练数据个数 S 为 11 时,不同方向的 Gist 特征在不进行降维的情况下的识别准确率与实验运行时间对比。

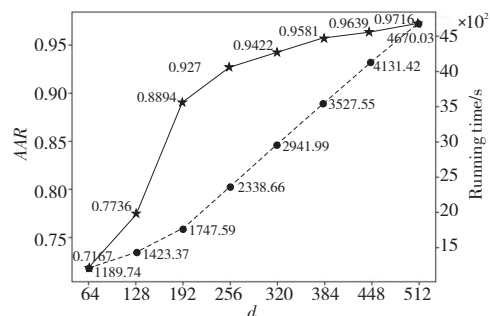


Figure 6 Comparison of running effects when $S=11$

图 6 $S=11$ 时运行效果对比

所以,本文选用 8 尺度 4 个方向的 Gabor 滤波器进行 Gist 特征提取,共得到 $d=512$ 维的特征数据。

5.3.2 IPCA 降维维度选择

一般情况下,特征数据降维后,其表示能力也会相对降低,而实验运行速度会相应提高。本文使用不同降维算法:主成分分析法 PCA、稀疏主成分分析法 SPCA (Sparse Principal Component Analysis) 和核主成分分析法 KPCA (Kernel Principal Component Analysis),把特征维度约减到 100 维后进行识别得到的实验结果如表 1 所示。

如表 1 所示,使用不同的降维算法的分类识别在识别准确率上,IPCA 算法相对最低,但是只比使用 PCA 算法的识别准确率低了 0.17%,而其实验运行时间只有使用原始特征的 1/50 以下,只有核主成分分析算法 KPCA 的 1/2。在保证识别准确率变化不大的情况下,极大地提高了实验运行效

Table 1 Experimental results of classification using different dimensionality-reduction methods

表 1 使用不同降维算法的实验结果

降维算法	维度	运行时间/s	AAR/%
不降维	512	4 670.03	97.16
PCA	100	190.55	96.44
SPCA	100	962.56	94.72
KPCA	100	183.05	96.29
IPCA	100	91.13	96.27

率,可见这种算法在实际应用中是可行的。所以,本文使用 IPCA 算法进行维度约减,并利用 IPCA 算法批处理的能力来提高运行效率。

除此之外,本文把提取得到的 512 维的 Gist 特征分别约减到 $k(=60,80,100,120,140)$ 维,并进行识别实验。图 7 和图 8 分别为使用不同维度的 Gist 特征的分类识别效果对比。

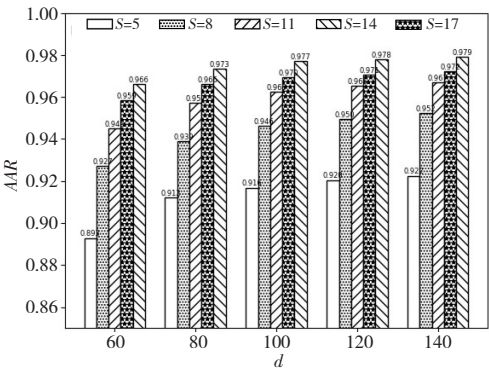


Figure 7 Recognition results of classification using different dimension features
图 7 不同维度特征的分类识别结果

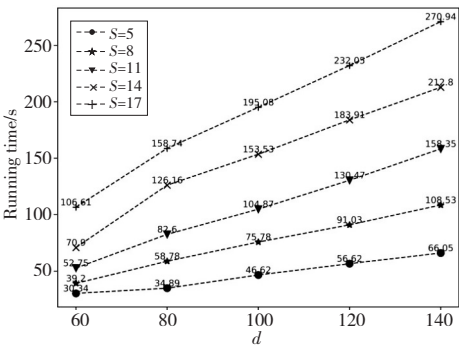


Figure 8 Running time of classification using different dimension features
图 8 不同维度特征的实验运行时间

与使用原始特征数据的识别结果相比,图 7 中的实验结果表明,当维度降到一定程度时,识别准确率会大大减小,但是与表 1 中使用原始低维特征数据的实验结果相比,即使维度约减到 $k=60$ 维时,识别准确率依然比使用原始 64 维(1 尺度 4 个

方向)特征的平均高出 10% 以上。当维度 $k=80$ 时,即使训练数据个数为 5,其实验结果依然能达到 90% 以上。本文希望在不影响实验结果的情况下,尽可能地提高运行效率,所以在接下来的工作中只展示了维度约减到 $k=100$ 时的实验结果。

5.3.3 实验结果

上述实验结果展示了 3 个数据集混合情况下的识别结果,除此之外,本文还在单文种及两两混合的实验数据集上分别进行了识别实验。表 2 和表 3 分别表示单文种和两两混合实验数据集上的签名识别结果。

Table 2 Experimental results of classification on single-language dataset

表 2 单文种数据集上的识别准确率 %

语言	每位签名人员的训练样本数量 S				
	5	8	11	14	17
汉语	95.19	96.92	97.81	98.03	97.97
维吾尔语	94.56	95.66	97.62	98.39	98.43
英语	87.73	92.07	94.06	95.63	97.19

Table 3 Experimental results of classification on mutli-language dataset

表 3 多文种混合数据集上的识别准确率 %

语言	每位签名人员的训练样本数量 S				
	5	8	11	14	17
汉维	94.47	96.22	97.59	98.12	98.20
汉英	90.80	94.28	95.62	96.47	97.50
维英	90.46	93.53	95.93	96.69	97.65
混合	92.64	95.51	96.27	97.79	98.17

通过表 2 和表 3 可知,就单文种的离线手写签名识别结果而言,英语数据集上的识别结果相对较差。以往实验经验和实验结果证实,维吾尔语数据集上的识别准确率会相对较高,但是本文提取的 Gist 特征在汉语的离线签名数据集上的识别准确率较好。这是因为之前的实验大部分提取的是局部特征,维吾尔语的离线手写签名笔画较为稠密,有效的局部特征表示能力相对较强;而在整体性方面汉语手写签名特征表示能力较强;对于英语数据集的签名数据,其笔画相对稀疏,也不似中文汉字签名那样字与字之间具有整体性,且不同的 2 个签名间的整体差异更大,所以其识别结果较差。对于两两语种混合的数据集,由于类别数翻倍,所以识别准确率有所下降,但降低幅度不大,这样正说明了本文算法的有效性和实用性。

5.4 对比分析

为了证明本文所提方法的有效性,本文使用了

几种常见的纹理特征提取方法:局部二值模式 LBP(Local Binary Pattern)、局部方向模式 LDP(Local Direction Pattern)和局部相位量化 LPQ(Local Phase Quantization),并分别结合 Gabor 变换进行特征提取,结果如表 4 所示。

Table 4 Experimental results of classification using different amount of training data

表 4 使用不同训练样本量的识别准确率 %					
特征	每位签名人员的训练样本数量 S				
	5	8	11	14	17
LBP	68.56	72.95	76.24	80.27	79.50
LDP	57.85	60.36	65.63	69.42	72.67
LPQ	63.93	69.84	72.12	74.01	75.42
Gabor+LBP	79.79	82.93	85.58	87.57	89.33
Gabor+LDP	73.58	79.64	82.55	84.18	85.46
Gabor+LPQ	77.22	79.09	80.00	82.98	84.32
本文方法	92.64	95.51	96.27	97.79	98.17

根据上述实验结果易知,本文提出的基于 Gist 特征的离线手写签名识别方法,无论是在单文种还是在 3 种不同语系的手写签名混合的数据集上,即使使用少量的训练数据,也都具有较高的识别准确率。同时,为了提高实验的运行效率,本文使用 IPCA 算法对提取的特征数据进行特征降维,与使用原始特征的运动时间进行对比,降维后的实验运行效率得到了很大的提高。为了表明本文方法准确有效,本文与之前相关方法的实验结果进行了比较,如表 5 所示。

Table 5 Comparison between the proposed method and related methods

表 5 本文方法与相关方法的对比			
方法来源	方法和特征	分类器	识别准确率/%
库尔班·吾布力等人 ^[22]	密度特征	KNN	90.51
艾海提·伊敏等人 ^[8]	高维统计、局部中心点特征和 ETDT 特征	SVM	95.88
Serdouk Y 等人 ^[5]	GLBP	SVM	93.72
莫龙飞等人 ^[23]	非下采样轮廓波变换(NSCT)、GLCM 和 MBLBP	SVM, BP	96.75
本文	Gist 特征和 IPCA	SVM	97.62

通过实验对比,本文提出的基于 Gist 特征的多文种混合模式的离线手写签名识别方法有效地实现了多文种混合方式下的多文种离线手写签名识别,而且即使使用少量的训练数据,依然有很好的识别结果。

6 结束语

针对多文种混合模式的离线手写签名识别,本文提出了一种基于 Gist 特征的方法:利用 Gist 特征对静态图像的宏观表示能力,提取了具有较强表示能力的特征数据,提高了识别准确率;同时使用 IPCA 算法进行特征维度约减,提高了实验运行效率。与之前的研究方法相比,本文方法在实验结果和实验效率上都相对较优。本文方法是一种传统的模式识别方法,与目前比较流行的深度学习方法相比,本文方法所需中间步骤较多,如预处理、特征提取和分类决策;相对而言,传统方法的优点在于所需训练数据较少、运行效率较高、运行环境要求较低等。所以,在接下来的工作中,将致力于实现更加高效的和实用的多文种离线手写签名识别方法。

参考文献:

- [1] Diaz M, Ferrer M A, Impedovo D, et al. A perspective analysis of handwritten signature technology[J]. ACM Computing Surveys, 2019, 51(6): 1-39.
- [2] Alaei A, Pal S, Pal U, et al. An efficient signature verification method based on an interval symbolic representation and a fuzzy similarity measure[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017, 12(10): 2360-2372.
- [3] Ubul K, Adler A, Abliz G, et al. Off-line Uyghur signature recognition based on modified grid information features[C]//Proc of the 11th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications, 2012: 1056-1061.
- [4] Pal S, Alireza A, Pal U, et al. Multi-script off-line signature identification[C]//Proc of the 12th International Conference on Hybrid Intelligent Systems, 2012: 236-240.
- [5] Serdouk Y, Nemmour H, Chibani Y. New gradient features for off-line handwritten signature verification[C]//Proc of 2015 International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications, 2015: 1-4.
- [6] Liu Li-li. Off-line signature verification based on shape context[D]. Baoding: Hebei University, 2016. (in Chinese)
- [7] Wei Jia-min, Feng Jun, Bu Qi-rong, et al. Off-line Chinese handwriting signature verification with hierarchical classification[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(8): 112-118. (in Chinese)
- [8] Ahat Yimin, Mutellip Mamut, Alimjan Aysa, et al. High-dimensional statistical features based Uyghur handwritten signature recognition[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2018, 12(2): 308-317. (in Chinese)
- [9] Mo L F, Zhu Y L, Mamat H, et al. Off-line handwritten signature recognition based on discrete curvelet transform[C]//Proc of Chinese Conference on Biometric Recognition, 2019: 424-434.

- [10] Kushner T R, Rosenfeld A. A model of interprocessor communication for parallel image processing[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2012, SMC-13(4): 600-618.
- [11] Friedman A. Framing pictures: The role of knowledge in automatized encoding and memory for Gist[J]. Journal of Experimental Psychology: General, 1979, 108(3): 316-355.
- [12] Oliva A, Torralba A. Modeling the shape of the scene: A holistic representation of the spatial envelope[J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 42(3): 145-175.
- [13] Torralba A, Murphy K P, Freeman W T, et al. Context-based vision system for place and object recognition[C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision, 2003: 273-273.
- [14] Renninger L, Malik J. When is scene identification just texture recognition? [J]. Vision Research, 2004, 44(19): 2301-2311.
- [15] Siagian C, Itti L. Rapid biologically-inspired scene classification using features shared with visual attention[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 300-312.
- [16] Chen Cong. Research on image scene recognition method considering scene complexity[D]. Nanjing: Nanjing Normal University, 2017. (in Chinese)
- [17] Wang En-de, Liu Qiao-ying, Li Yong. Static human behavior classification based on LLC and GIST features[J]. Computer Engineering, 2018, 44(8): 268-272. (in Chinese)
- [18] Stuttaford S A, Krasoulis A, Dupan S S G, et al. Automatic myoelectric control site detection using candid covariance-free incremental principal component analysis[C]//Proc of the 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, 2020: 3497-3500.
- [19] Chandra M A, Bedi S S. Survey on SVM and their application in image classification[J]. International Journal of Information Technology, 2018(2): 1-11.
- [20] Ferrer M A, Diaz-Cabrera M, Morales A. Static signature synthesis: A neuromotor inspired approach for biometrics [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 667-680.
- [21] Ferrer M A, Diaz-Cabrera M, Morales A. Synthetic off-line signature image generation[C]//Proc of 2013 International Conference on Biometrics, 2013: 1-7.
- [22] Kurban Ubul, Rayima Ablikim, Nurbiya Yadikar, et al. Off-line Uyghur signature recognition technology based on density feature[J]. Computer Engineering and Design, 2016, 37(8): 2200-2205. (in Chinese)
- [23] Mo Long-fei, Mahpirat, Zhu Ya-li, et al. Off-line signature recognition based on non-downsampled contourlet transform [J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(12): 180-186. (in Chinese)

附中文参考文献:

- [6] 刘利利. 基于形状上下文的离线签名鉴别[D]. 保定: 河北大学, 2016.
- [7] 魏佳敏, 冯筠, 卜起荣, 等. 层次化分类的离线中文签名真伪鉴别方法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(8): 112-118.
- [8] 艾海提·伊敏, 阿力木江·艾沙, 库尔班·吾布力. 高维统计特征融合的维吾尔文脱机手写签名识别[J]. 计算机科学与

探索, 2018, 12(2): 308-317.

- [16] 陈聪. 顾及场景复杂度的图像自然场景识别方法研究[D]. 南京: 南京师范大学, 2017.
- [17] 王恩德, 刘巧英, 李勇. 基于 LLC 与 GIST 特征的静态人体行为分类[J]. 计算机工程, 2018, 44(8): 268-272.
- [22] 库尔班·吾布力, 热依买·阿不力克木, 努尔毕亚·亚地卡尔, 等. 基于密度特征的维吾尔文离线签名识别[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(8): 2200-2205.
- [23] 莫龙飞, 麦合甫热提, 朱亚俐, 等. 基于非下采样轮廓波变换的离线签名识别[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(12): 180-186.

作者简介:



韩辉(1994-), 男, 河南商丘人, 硕士生, 研究方向为计算机视觉、图像处理和模式识别。E-mail: hanhui0619@163.com

HAN Hui, born in 1994, MS candidate, his research interests include computer vision, image processing, and pattern recognition.



麦合甫热提(1976-), 女, 新疆塔城人, 硕士, 副教授, 研究方向为图像处理和自然语言处理。E-mail: xmahpu@xju.edu.cn

Mahpirat, born in 1976, MS, associate professor, her research interests include image processing and natural language processing.



吾尔尼沙·买买提(1977-), 女, 新疆乌鲁木齐人, 硕士, 讲师, 研究方向为计算机视觉、图像处理和模式识别。E-mail: hornisa1016@126.com

Hornisa Mamat, born in 1977, MS, lecturer, her research interests include computer vision, image processing, and pattern recognition.



朱亚俐(1971-), 女, 江西鄱阳人, 硕士, 讲师, 研究方向为图像处理和模式识别。E-mail: 13999875990@163.com

ZHU Ya-li, born in 1971, MS, lecturer, her research interests include image processing and pattern recognition.



库尔班·吾布力(1974-), 男, 新疆巴楚人, 博士, 教授, CCF 会员(30804S), 研究方向为计算机视觉、生物特征识别、图像处理和模式识别。E-mail: kurbanu@xju.edu.cn

kurbanu Ubul, born in 1974, PhD, professor, CCF member(30804S), his research interests include computer vision, biometrics, image processing, and pattern recognition.