 DOI: https://doi.org/10.12349/iser.v6i4.5294

A review of research on multilingual offline signature authentication technology: challenges and innovations in cross lingual writing features

Mukairemu·Maihaiti

College of Electronic and Communication Engineering, Kashgar University, Kashgar, Xinjiang, 844099, China

Abstract

Offline handwritten signatures, as an important carrier of biometric recognition, have significant application value in the field of identity authentication in multilingual environments. This article systematically reviews the research progress of offline signature authentication technology for Chinese (Chinese, Uyghur, Kazakh) and English, with a focus on analyzing the core issues of cross language feature extraction and anti-counterfeiting technology. Analyze the morphological differences of different writing systems (block characters, Arabic letter variants, Latin letters) and summarize the limitations of existing monolingual authentication methods based on the offline signature authentication technology for multiple languages including Chinese, Uyghur, Kazakh, and English. The study provides technical support for the certification of cross-border documents along the "the Belt and Road".

Keywords

multilingual offline signature; Signature authentication; biosignature

多文种离线签名鉴别技术研究综述：跨语言书写特征的挑战与创新

穆开热姆·麦海提

喀什大学电子与通信工程学院，中国·新疆 喀什 844099

摘　要

离线手写签名作为生物特征识别的重要载体，在多语言环境下的身份认证领域具有显著应用价值。本文系统梳理了中文（汉文、维吾尔文、哈萨克文）和英文离线签名鉴别技术的研究进展，重点分析跨语言特征提取与防伪技术的核心问题。围绕汉文、维吾尔文、哈萨克文与英文的多文种离线签名鉴别技术，分析不同书写体系（方块字、阿拉伯字母变体、拉丁字母）的形态特征差异，总结现有单语种鉴别方法的局限性。研究为“一带一路”跨境文书认证提供技术支撑。

关键词

多文种离线签名；签名鉴别；生物特征

1 研究背景与意义

1.1 研究背景

多语言社会的身份认证需求。在全球化与数字化浪潮中，多语言社会对身份认证技术的需求日益迫切。中国作为多民族国家，拥有 56 个民族及多种语言文字体系，其中汉文、维吾尔文、哈萨克文分别作为汉、维吾尔、哈萨克等民族的主要书写系统，承载着深厚的文化内涵与社会功能。同时，英文作为国际通用语言，在跨境事务中具有不可替代的地位。传统签名作为法律认可的身份标识，其电子化与自动化鉴别技术成为保障政务、金融、司法等领域安全的核心需求。离线手写签名的独特优势。相较于在线签名（如压感笔输入），离线手写签名具有无需专用设备、兼容性强、符合传统习惯等特点。然而，离线签名图像易受书写工具、纸张质量、扫描噪声等因素影响，且伪造手段（如描摹、模仿）不断升级，对鉴别算法的鲁棒性提出更高要求。多语言签名因文字结构差异（如汉文的方块字、维哈文的连写字母、英文的自由曲线）进一步增加了技术复杂度。跨语言研究的技术空白。现有研究多聚焦单一语言（如英文或汉文），针对多语种联合鉴别的系统性研究较少。不同文字的笔画构成、书写习惯、伪造模式存在显著差异：

1.2 研究意义

社会安全与法治建设的技术支撑。多语种签名鉴别技术可有效遏制身份冒用与文件伪造，为电子政务、跨境贸易、

【作者简介】穆开热姆·麦海提（1994–），女，维吾尔族，中国新疆喀什人，硕士，助教，从事模式识别、图像处理研究。

司法文书等场景提供可靠的身份验证手段。例如，在新疆等多民族地区，维哈文签名的自动化鉴别可提升政府服务效率，保障少数民族群体的合法权益。生物特征识别领域的理论创新。多语言签名研究推动了特征提取、迁移学习、防伪技术的交叉融合：

特征工程：需设计兼顾文字特异性与跨语言共性的特征表示。

迁移学习：通过领域自适应技术缓解不同文字间的分布差异。

抗攻防：利用 GAN 生成对抗样本，提升模型对伪造签名的免疫力。

多文化融合的技术桥梁。语言是文化的载体，签名鉴别技术的多语言支持体现了对多元文化的尊重。通过算法优化减少因书写习惯差异导致的误判，可促进民族间的信息互通与社会信任。例如，在“一带一路”倡议下，支持中西亚语言的签名鉴别系统可降低跨境贸易中的信任成本，推动区域经济一体化。多民族国家公文签署场景（新疆地区汉 / 维 / 哈三语并存），跨境贸易合同多语言签名认证（中哈边境贸易英文 / 哈文双语文件），司法鉴定中的笔迹跨语种溯源需求。

2 研究现状与挑战

2.1 技术进展

传统方法：基于几何特征（如转折点、交叉点）、统计特征(如方向直方图)与结构特征(如笔画分解树)的融合;

深度学习：CNN-RNN 架构用于序列特征建模（如手写汉字的笔顺分析），Transformer 捕捉长距离依赖（如维文连写字母的全局结构）；

防伪技术：GAN 生成伪造样本以增强模型鲁棒性，零样本学习应对未见伪造模式。

2.2 现存挑战

数据匮乏：公开的多语种签名数据库稀缺（如 CASIA、MCYT 等库以单语种为主）；

特征对齐：不同文字的语义鸿沟导致跨语言迁移效率低下(如汉文的 “横折弯钩” 与维文的 “ى” 难以直接映射)；

文化差异：少数民族签名常融入图腾、装饰元素，增加了特征解析难度；

边缘计算需求：移动端设备需轻量化模型，但现有深度模型参数量庞大（如 ResNet-50 需约 2500 万参数）。

3 多文种数据集构建及预处理

3.1 数据集建立

3.1.1 样本构成

每个语种采集 100 名志愿者的真实签名（每人 20 个）和伪造签名（每人 20 个），总计：

真签名：100 人 ×20 个 =2000 个

假签名：100 人 ×20 个 =2000 个

总样本量：3 语种 ×4000 个 =12,000 个

志愿者选择：

覆盖不同年龄段（18-60 岁）、性别、职业，确保书写习惯多样性；

维吾尔文 / 哈萨克文志愿者需具备本民族文字书写能力，避免机器打印签名。

假签名生成方式：采用“双盲测试”：伪造者在未见过真实签名的情况下自由模仿，或根据签名复印件描摹；记录伪造者与真实签署者的关系（如亲属、同事），评估不同伪造难度。

3.1.2 英文数据集

国际公开数据集：MCYT-100：100 人 ×40 个真签名 +100 人 ×40 个伪造签名；

CASIA-Sig：100 人 ×30 个真签名 +100 人 ×30 个伪造签名；

SVC2004：包含离线签名伪造检测子任务。

数据整合：将英文数据集与自建多语种数据按 8:2 比例混合，保持语言分布均衡。

3.1.3 数据采集标准化流程

物理介质：使用 A4 无格白纸，避免荧光笔、铅笔等特殊书写工具；签署区域划定为 10cm × 5cm 矩形框，减少位置偏移。

数字化采集：扫描仪：300dpi 分辨率，灰度模式，避免 JPEG 压缩（建议使用 TIFF 格式）；手机拍摄：固定光源(如 5000K 色温 LED 灯)，避免阴影，使用 OCR 类 App(如 AdobeScan ）优化图像。

3.2 预处理方法

3.2.1 通用预处理步骤

①图像增强。

二值化：

自适应阈值算法（如 Sauvola）处理低对比度签名；形态学开运算去除孤立噪声点。

倾斜校正：Hough 变换检测基线，旋转图像至水平方向；对于维哈文连写字母，采用基于轮廓的方向估计。

②归一化。

尺寸统一：将签名图像缩放到 256 × 128 像素，保留宽高比；

位置对齐：基于投影直方图确定签名区域中心；维哈文签名需额外处理连写字母的基线对齐。

③特征增强。

方向场估计：计算每个像素的局部梯度方向，生成方向场图；

边缘检测：Canny 算子提取签名轮廓，用于结构特征分析。

4 特征提取方法以及分类决策的对比

4.1 特征提取方法对比

4.1.1 传统特征提取技术

①几何特征。

核心思想：基于签名的物理形态进行量化描述。

典型特征：笔画长度、曲率、角度、交叉点数量（适用于汉文方块字结构分析）；基线偏移量、字母连写区域长度（针对维哈文连写特性）；签名整体长宽比、重心坐标（通用特征）。

优势：可解释性强，计算复杂度低，适合小样本场景。

局限：对低质量图像（如扫描模糊）敏感；难以捕捉多语言签名的深层语义关联（如汉文“横折”与维文“ھ”的抽象相似性）。

②统计特征。

核心思想：通过概率分布描述签名的全局特性。

典型特征：灰度共生矩阵（GLCM）提取纹理信息；方向梯度直方图（HOG）表征局部形状；压力分布统计（需配合压力传感器数据，离线场景需间接估计）。

应用场景：英文签名的个性化曲线分析（如 SVC2004 数据集采用 HOG+SVM 方案）；维吾尔文签名的连写模式统计（如字母连接点的概率分布）。

4.1.2 深度学习特征提取

① CNN 架构。

核心思想：通过卷积层自动学习局部到全局的特征层级。

典型应用：汉文签名：ResNet-50 提取笔画边缘与空间布局特征；维哈文签名：DenseNet 捕捉连写字母的密集连接模式；跨语言任务：使用多尺度 CNN（如 Inception 模块）适应不同文字大小。

优势：无需人工设计特征，适合处理多语言复杂结构；特征嵌入空间具有更强的语义区分能力（如 TripletLoss 训练提升类间可分性）。

②序列建模（RNN/LSTM）。

核心思想：利用循环结构捕捉签名的时序信息。

典型方案：CNN-LSTM 混合模型：CNN 提取图像特征，LSTM 建模笔顺顺序（如汉文签名的书写时序）；注意力机制：在维吾尔文连写字母分割中，通过 Self-Attention 聚焦关键字符。

局限：对长距离依赖建模能力有限（如英文长串签名的全局结构）；并行计算效率低，难以部署于移动端。

③ Transformer 架构。

核心思想：基于自注意力机制处理全局依赖关系。

创新应用：跨语言特征对齐：通过 Multi-head Attention 学习不同文字的统一表征（如将汉文“人”与英文“V”映射到相似嵌入空间）；防伪检测：使用 VisionTransformer（ViT）分析签名伪造痕迹（如 GAN 生成的高频噪声模式）。

挑战：参数量庞大（如 ViT-Base 需 86M 参数），需分布式训练；对离线签名的局部细节（如笔压变化）建模不足。

4.1.3 对比总结

见表 1。

表 1

维度	传统特征	深度学习特征
设计方式	人工定义，依赖领域知识	数据驱动，自动学习
跨语言能力	需针对每种文字调整特征集	可通过多语言联合训练实现特征共享
鲁棒性	对低质量图像敏感	数据增强与预训练提升泛化能力
可解释性	特征含义明确	黑箱特性导致解释困难
计算资源	轻量级，适合边缘设备	需 GPU 加速，部署成本高

4.2 分类决策方法对比

4.2.1 传统分类器

①支持向量机（SVM）。

核心思想：寻找最优超平面区分真假签名。

多语言适配：使用多核函数（如径向基核 + 线性核）融合几何与统计特征；

在维吾尔文签名鉴别中，结合连写字母统计特征（如字母间距分布）。

局限：特征空间维度高时易过拟合；难以处理多类别不平衡问题（如真签名与多种伪造类型）。

②隐马尔可夫模型（HMM）。

核心思想：将签名视为状态转移序列进行建模。

典型应用：汉文签名笔顺分析：通过状态转移概率检测异常书写顺序；维哈文签名分割：将连写字母序列解码为独立字符状态。

挑战：状态定义依赖人工标注，跨语言扩展性差；对签名变形的容错能力有限。

③集成学习（Ensemble）。

典型方案：Bagging+ 随机森林：融合几何、统计、结构特征，提升分类稳定性；Stacking：将 SVM、HMM、KNN 的输出作为元特征，构建二级分类器。

优势：缓解单一模型的偏差与方差；在小样本多语言场景中表现稳健（如哈萨克文签名鉴别）。

4.2.2 深度学习分类器

①端到端网络。

典型架构：CNN-Siamese Network：孪生网络计

算签名对的余弦相似度（适用于英文签名验证）；Transformer+MLP：全局特征提取后接多层感知机分类（如维哈文防伪检测）。

训练策略：三元组损失（Triplet Loss）优化类内紧凑性与类间分离性；对比学习（Contrastive Learning）提升跨语言特征对齐。

②对抗生成网络（GAN）。

创新应用：伪造签名生成：通过 Conditional GAN 生成与真实签名分布匹配的伪造样本，增强模型鲁棒性；

防伪特征挖掘：训练判别器识别 GAN 生成的高频伪影（如非自然曲线转折）。

局限：训练过程不稳定，易出现模式崩溃；需大量计算资源（如 StyleGAN2 训练需 A100 GPU）。

4.2.3 对比总结

见表 2。

表 2

维度	传统分类器	深度学习分类器
决策逻辑	基于显示规则或统计模型	数据驱动的非线性决策边界
跨语言迁移	需重新训练参数或调整特征	预训练模型可快速适应新语言
防伪能力	依赖手工设计的防伪特征	通过对抗训练自动捕捉伪造模式
小样本表现	需特征选择与数据增强	元学习缓解过拟合
实时性	计算速度快，适合移动端	模型压缩后可部署

4.3 多语言场景下的对比分析

4.3.1 跨语言特征对齐挑战

传统方法：通过特征融合（如将汉文的结构特征与维文的统计特征拼接）实现跨语言匹配；需定义语言无关的中间表示（如基于极坐标的笔画方向编码）。

深度学习方法：使用对比学习（Contrastive Learning）约束不同语言特征嵌入到同一空间；设计多分支网络，共享高层语义层，保留低层语言特异性层。

4.3.2 文化差异适应性

传统方法：通过规则引擎处理少数民族签名的装饰性元素（如哈萨克文签名中的图腾图案）；人工标注文化敏感特征（如维吾尔文签名的字母大小写习惯）。

深度学习方法：数据增强中加入文化风格扰动（如旋转、缩放模拟不同书写习惯）；注意力机制自动聚焦于关键鉴别区域（如维文签名的字母连接处）。

5 结论

多文种离线手写签名鉴别技术是生物特征识别领域的重要分支，其研究对多语言社会的身份认证、文化保护与经济发展具有深远意义。本文系统梳理了汉文、维吾尔文、哈萨克文及英文签名鉴别的技术路径与挑战，得出以下核心结论：

5.1 多语言特征的复杂性与共性并存

不同文字的结构特性（如汉文的方块字、维哈文的连写字母、英文的自由曲线）对特征提取提出差异化要求，但深层语义空间仍存在跨语言共性。传统方法依赖人工设计特征，需针对每种文字调整策略；深度学习通过端到端学习实现特征共享，在跨语言迁移中展现潜力。未来需探索语言特异性与通用性的平衡，例如通过多分支网络保留低层文字特性，共享高层语义表征。

5.2 防伪技术与小样本学习是关键突破点

伪造签名的多样性（如描摹、自由模仿）与低资源语言的数据匮乏制约了技术落地。现有研究通过对抗生成网络（GAN）增强模型鲁棒性，利用元学习（Meta-Learning）缓解小样本过拟合问题，但对抗训练的稳定性与少样本泛化能力仍需提升。结合联邦学习与数据合成技术，有望在保护隐私的同时解决数据稀缺问题。

5.3 应用场景的多元化与伦理风险并存

多文种签名鉴别技术在电子政务、跨境贸易、司法存证等领域具有广阔前景，但需警惕算法偏见与隐私泄露风险。例如，少数民族签名的装饰性元素可能被误判为伪造特征，需通过文化敏感性标注与公平性评估确保技术中立性。

参考文献

[1] Fierrez,J.,Ortega-Garcia,J.,etal.(2009).”MCYT baselinecorpus:a bimodal biometric database.”PatternRecognition,42(1),14-29.

[2] Ahmed,F.,etal.(2021).”Offline signature verification for Urdu and Arabic scripts using deep convolutional neural networks.”IEEE Access,9,15183-15193.

[3] Liu,Y.,et al.(2023).”Multi-script signature verification via contrastive learning and language-specific attention.”Pattern Recognition,139,109432.

[4] Offline signature verification for Uyghur script using HMM and geometric features”(UyghurNLP Workshop, 2021).

[5] Wang,X.,et al.(2022).”Forgery detection in offline handwritten signatures using generative adversarial networks.”IEEE Transactions on Information Forensics and Security,17,3556-3569.