

如何识别机器模仿笔迹

涂梦诺¹, 刘承明², 肖毅霖¹

¹江西中正司法鉴定中心 江西南昌

²江西吉安司法鉴定中心 江西吉安

【摘要】 机器书写技术的快速发展带来了笔迹真伪鉴定的新挑战。识别机器模仿的笔迹需要从视觉和运动特征入手, 构建合适的分类模型。本文系统综述了该领域的研究进展, 重点分析了基于图像分析和运动建模的主要识别方法, 讨论了其优势和局限性。在此基础上, 提出了一种结合专家知识的机器笔迹检测系统框架, 并讨论了该框架在实际应用中可能面临的挑战和限制。通过构建专家知识库和规则引擎, 实现数据驱动和知识驱动的融合, 以期获得更加全面可靠的判别结果。最后, 文章探讨了未来的改进方向, 包括扩大数据集、精细化运动认知建模、挖掘新型物理化学特征等, 为实现可信人机书写环境提供参考。

【关键词】 机器笔迹; 笔迹鉴定; 专家知识; 图像分析; 运动建模

【收稿日期】 2024年5月1日

【出刊日期】 2024年6月12日

【DOI】 10.12208/j.aics.20240009

How to recognize machine imitation handwriting

Mengnuo Tu¹, Chengming Liu², Yilin Xiao¹

¹Jiangxi Zhongzheng Judicial Authentication Center, Nanchang, Jiangxi

²Jiangxi Ji'an Judicial Authentication Center, Ji'an, Jiangxi

【Abstract】 The rapid development of machine writing technology has brought new challenges to the authentication of handwriting authenticity. To recognize the handwriting imitated by the machine, it is necessary to construct a suitable classification model based on the visual and motion features. This paper systematically reviews the research progress in this field, focusing on the main recognition methods based on image analysis and motion modeling, and discusses their advantages and limitations. On this basis, a framework of machine handwriting detection system combining expert knowledge is proposed, and the possible challenges and limitations of this framework in practical application are discussed. By constructing expert knowledge base and rule engine, the integration of data driven and knowledge driven can be realized in order to obtain more comprehensive and reliable judgment results. Finally, the paper discusses the future improvement direction, including expanding the data set, refining the motor cognitive modeling, mining new physicochemical characteristics, etc., to provide reference for the realization of trusted human-machine writing environment.

【Keywords】 Machine handwriting; Handwriting identification; Expert knowledge; Image analysis; Motion modeling

1 引言

近年来, 随着人工智能和机器人技术的快速发展, 机器模仿人类书写的能力不断提高, 已经可以生成与人工笔迹非常相似的手写文字^[1]。这一技术在自动化办公、仿生机器人等领域具有广阔的应用前景, 但也可能被不法分子利用, 用于伪造签名、合同等。因此, 研究

如何有效地识别机器模仿的笔迹, 对于维护社会信任和交易安全具有重要意义^[2]。

本文将从机器笔迹的生成原理和特点入手, 系统总结目前主要的机器笔迹识别方法, 包括基于图像分析和运动建模的特征量化与分类算法。在此基础上, 提出一种结合专家知识的机器笔迹检测系统框架。通过

作者简介: 肖毅霖, 男, 江西中正司法鉴定中心鉴定人员, 主要从事司法鉴定制度相关研究;

*通讯作者: 涂梦诺, 男, 江西省南昌市司法鉴定协会常务理事, 主要从事文书鉴定、痕迹鉴定等相关研究。

构建专家知识库,并将其与机器学习模型相结合,形成一套规则引擎,可以更加全面和可靠地筛查机器笔迹,为相关应用提供参考。

2 机器模仿笔迹的原理与特点

传统的机器书写系统主要采用图像合成的方式,通过分析大量人工书写样本,提取其中的字形、笔画等特征,再用计算机图形学算法进行重组^[3],生成仿真笔迹。这类系统的优点是比较直观,容易实现,但生成的笔迹往往缺乏自然性和多样性。

近年来,随着深度学习技术的发展,一些研究开始尝试使用生成对抗网络(GAN)等模型^[4]来实现笔迹合成。GAN由生成器和判别器两部分组成,生成器负责从随机噪声中生成尽可能逼真的笔迹图像,判别器则不断判断其真伪,两者在博弈中同步提升,最终使生成

的笔迹难以辨别。基于GAN的方法可以生成更加灵活多变的笔迹样式,但也需要消耗大量的训练数据和计算资源。

从视觉特征上看,机器模仿的笔迹通常线条平滑,粗细均匀,缺乏人工书写的自然变化^[5]。一些细节处如笔锋、收笔等也不够随意,透露出刻板和规则的痕迹。另外,机器书写通常按固定模板生成字形轮廓,缺乏字与字之间的连接和整体的和谐^[6]。

从运动学特征看,人工书写是一个复杂的神经肌肉协调过程,笔尖在纸面的运动轨迹呈现出独特的加速度波动模式^[7]。而机器书写则是由电机传动,其位移、速度等参数可能更加规则,缺乏手写的韵律感。此外,书写过程中的笔压变化、纸张形变等细节也难以完全模仿^[8]。

表1 机器模仿笔迹与真人手写笔迹特点对比

特点	人类手写笔迹	机器模仿笔迹
笔画流畅性	笔画流畅,但可能因疲劳或情绪波动而不一致。	笔画流畅性高,通常保持一致性和连贯性。
字形一致性	字形可能因个体差异和书写习惯而有所不同。	字形一致性强,重复书写时几乎无变化。
压力变化	书写压力因个人习惯和使用工具不同而变化。	可以精确模拟压力变化,表现出特定的粗细。
速写模式	速写时可能出现随意、不规则的笔迹。	速写风格可以被编程设置,表现出一致性。
字距和行距	字距和行距通常不均匀,受书写状态影响。	字距和行距均匀,控制精确性高。
笔迹个性化	每个人的笔迹都有独特的个性和风格。	个性化程度取决于训练样本,可能缺乏真实个性。
笔画方向	笔画方向多样,受个人习惯影响。	笔画方向一致,遵循设定路径。
细节表现	细节多变,可能包含个人的情感和风格。	细节表现精准,但可能缺乏情感表达。
书写速度	书写速度随状态变化,不同场合表现不同。	书写速度可编程,但通常保持一致。
适应性	能够根据不同工具和环境自如调整书写风格。	适应性较差,通常依赖预设参数和工具。

3 基于图像分析的机器笔迹识别方法

识别机器笔迹的一个基本思路是从笔迹图像入手,通过分析其纹理、形状等视觉特征,构建分类模型。首先需要采集一定量的人工和机器书写样本,并进行图像预处理,消除噪声、校正倾斜等。

在特征提取方面,可以使用传统的图像特征描述算子,如局部二值模式(LBP)、方向梯度直方图(HOG)等,刻画笔迹的纹理分布^[9]。一些研究也提出了专门针对手写体设计的特征,如连接度、自相交数等,揭示笔画拓扑结构的差异^[10]。此外,还可以分析笔迹中字形的几何参数,如外接矩形的长宽比、重心位置等。在分类器选择上,支持向量机(SVM)以其良好的学习泛化能力,被广泛用于笔迹真伪判别^[11]。决策树、K近邻等传统机器学习方法也可以用于对比实验。近年来,卷

积神经网络(CNN)凭借其强大的特征学习能力,在笔迹识别任务上取得了不错的效果^[12]。通过堆叠卷积、池化等层,CNN能够自适应地提取判别性特征。

Boulid 等人在 2017 年 ICDAR 书写分析竞赛中,针对阿拉伯文数据集应用 SVM 和 CNN 进行机器笔迹检测,实验结果显示 SVM 在人工设计的特征上表现稳定,而 CNN 则在自动学习的特征上性能更优^[13]。两者的融合系统错误率降至 3.5%,体现了互补的优势。

4 基于运动学分析的机器笔迹识别方法

在探讨笔迹真伪鉴别的广阔领域中,传统方法多聚焦于静态图像特征的分析,如笔画的形状、结构等,这些特征固然为鉴别工作提供了重要线索。随着技术的进步与对笔迹行为学深入研究的推进,人们逐渐意识到,笔迹的产生不仅仅是一个静态的图形构建过程,

更是一个动态的、包含丰富个人习惯与生理特征的运动过程。因此,从运动学角度分析笔迹,即研究书写时笔尖的动态运动轨迹及其相关参数,成为了提升笔迹鉴别精度与可靠性的新途径。

除了静态图像特征外,笔迹产生的动态过程也蕴含着丰富的判别信息。通过记录书写时笔尖的运动轨迹,可以分析其时间和空间特征,构建序列模式识别模型^[14]。

常用的笔迹运动数据采集装置包括电磁感应笔、压力感应板等,可以实时记录笔尖坐标、压力、倾斜角度等参数。对采集到的数据需要进行去噪、平滑等预处理,提取稳定的特征序列。在特征选取方面,可以统计笔画的长度、方向分布,计算笔尖速度、加速度的均值和方差等^[15]。一些研究发现,笔尖在拐点、折点处的加速度波动具有显著的个人特征。另外,不同人的书写节奏、笔顿时间等时域指标也各不相同。对于序列数据的建模,隐马尔可夫模型(HMM)^[16]是一种行之有效的方法。HMM由一组隐含状态和观测状态组成,可以刻画笔迹在不同阶段的运动模式。通过在大量真实和虚拟的笔迹样本上训练,得到人工和机器书写的HMM参数,用于在线评估输入笔迹的可疑程度。动态时间规整(DTW)算法也常用于衡量两个笔迹序列的相似度^[17]。

近年来,循环神经网络(RNN)及其变体长短时记忆网络(LSTM)在序列建模任务上表现出色,也被用于笔迹真伪鉴别。Tolosana等人使用LSTM模型对在线签名进行了真假判别,准确率达到97.4%^[18]。与传统HMM相比,LSTM能够学习更长距离的时序依赖,捕捉笔迹运动的动态演化规律。

5 结合专家知识的机器笔迹检测系统设计

前面介绍的机器笔迹识别方法各有侧重,基于图像分析的方法主要利用了视觉纹理、形状等表观特征,而基于运动分析的方法则挖掘了笔迹生成过程的动力学规律。为了更加全面可靠地筛查机器笔迹,需要将不同特征和分类器进行系统集成。

本文提出的机器笔迹检测系统(如图1)先汇聚文献中已有的识别方法形成初步的特征库和模型库,并邀请书法、笔迹鉴定等领域的专家总结经验性判别规则,形成专家知识库。然后针对具体的应用场景选取合适的特征和模型进行集成,通过加权平均、投票等策略生成初步判别结果。

再将其输入到专家规则引擎中进行推理和校验,过滤明显违背专家知识的误判案例。最后给出可解释性的综合判别结果和置信度。

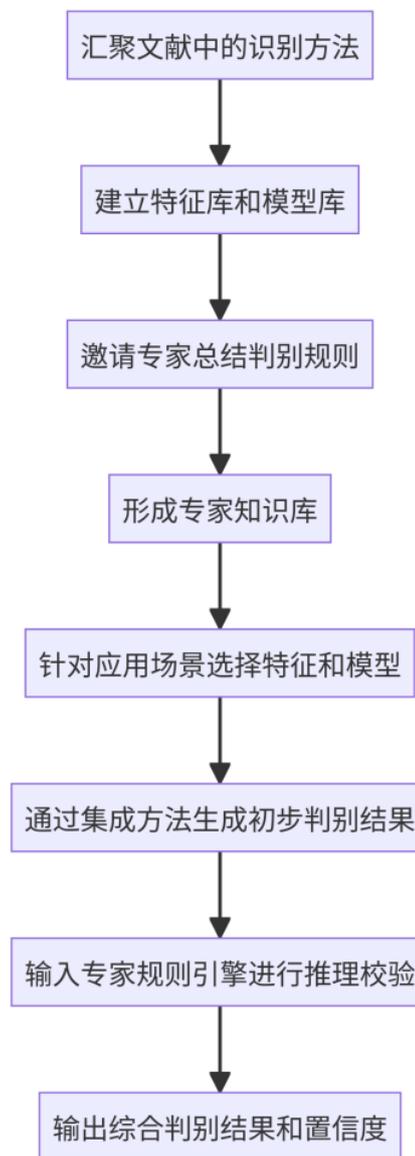


图1 机器笔迹检测系统流程

系统的关键在于专家知识库的构建和规则引擎的设计^[19]。专家知识主要包括书法理论、运笔规律等内容,可表示为一系列IF-THEN形式的规则。如"IF笔迹中有多处突兀的线条交叉,THEN机器笔迹可能性增加"。知识获取可通过文献总结、专家访谈等方式进行。构建规则引擎需权衡规则的覆盖全面性和推理的高效性^[20]。一般采用正向链式推理机制,即用判别结果触发相关规则,迭代地缩小假设空间。对系统性能的评估需在真实场景中收集足够量的测试样本,包括专业仿制和业余仿制的机器笔迹,考察其对未知攻击类型的泛化能力。此外,还要权衡系统的实时性和资源消耗,便于嵌入到实际业务流程中。

6 总结与展望

本文围绕"如何识别机器模仿的笔迹"这一问题,综述了文献中的主要研究方法,并提出了一种结合专家知识的检测系统框架。识别机器笔迹不仅需要提取细微的视觉和运动特征,还要理解人类书写行为的内在规律。目前的研究虽然取得了可喜的进展,但离实用化部署还有不小差距。

未来的改进方向包括:扩大数据集的规模和多样性,提高模型的鲁棒性;加深对笔迹运动认知规律的理解,构建更精细的生物力学模型;挖掘新的物理化学特征,如纸张和墨水的微观分析;研究模仿笔迹攻击的对抗机制,发展主动防御手段等。此外,在隐私和伦理方面,要加强对笔迹采集、利用的管理,严格保护用户的生物特征信息。

随着人工智能模仿能力的不断提升,识别机器笔迹将成为笔迹鉴定和书写分析领域的重要课题。本文梳理了这一方向的研究脉络和进展,提出了一个兼顾数据驱动和知识驱动的技术框架。期待能抛砖引玉,为构建可信的人机书写环境贡献力量。

参考文献

- [1] Li J, Song G, Zhang M .Occluded offline handwritten Chinese character recognition using deep convolutional generative adversarial network and improved GoogLeNet [J]. *Neural Computing and Applications*,2018, 32(9):1-15.
- [2] Alafif, Tarik, Alharbi, et al. GEAD: generating and evaluating handwritten Eastern Arabic digits using generative adversarial networks[J]. *International Journal of Information Technology*,2021,14(1):1-9.
- [3] ZC L, L W. Style-preserving English handwriting synthesis[J]. *Pattern Recognition: The Journal of the Pattern Recognition Society*,2007,40(7):2097-2109.
- [4] Alonso E, Moysset B, Messina O R. Adversarial Generation of Handwritten Text Images Conditioned on Sequences. [J]. *CoRR*,2019, abs/1903.00277
- [5] 高俊.基于速度的手写笔迹实时仿真算法研究[D].江西财经大学,2020.
- [6] 司佳,陈思平,袁洲,等.基于图像识别与生成技术的人工智能技术应用[J].*科技资讯*,2023,21(22):47-50.
- [7] Liu Y, Wang L, Cheng J, et al. Multi-focus image fusion: A Survey of the state of the art[J]. *Information Fusion*,2020, 6471-91.
- [8] 徐秋菊.图的规范化拉普拉斯特征多项式和谱[D].江西师范大学,2019.
- [9] Okawa M. Synergy of foreground-background images for feature extraction: Offline signature verification using Fisher vector with fused KAZE features[J]. *Pattern Recognition*, 2018,79480-489.
- [10] Jagtap B A, Hegadi S R ,Santosh K .Feature Learning for Offline Handwritten Signature Verification Using Convolutional Neural Network[J]. *International Journal of Technology and Human Interaction (IJTHI)*, 2019,15(4): 54-62.
- [11] Zois N E, Alexandridis A, Economou G. Writer independent offline signature verification based on asymmetric pixel relations and unrelated training-testing datasets[J]. *Expert Systems With Applications*, 2019, 12514-32.
- [12] Hafemann G L, Sabourin R, Oliveira S L. Offline Handwritten Signature Verification - Literature Review. [J]. *CoRR*, 2015, abs/1507.07909
- [13] Boulid Y, Lazrek A, Moreau R, Anquetil E. Machine-printed and handwritten text discrimination for Arabic documents[C]//2017 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR). IEEE, 2017: 1463-1468.
- [14] Diaz M, Ferrer A M, Impedovo D , et al.A Perspective Analysis of Handwritten Signature Technology[J].*ACM Computing Surveys (CSUR)*,2019,51(6):1-39.
- [15] 杜晓瑜,张燕.签名笔迹动态特征分析技术现状[J].*中国科技信息*,2024,(15):75-77.
- [16] Wu Z, Fang P, Shen F. Online signature verification based on global feature of writing forces[M]//*Advances in Biometrics*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2005: 827-833.
- [17] Chen X, Champod C, Yang X, et al. Assessment of signature handwriting evidence via score-based likelihood ratio based on comparative measurement of relevant dynamic features[J]. *Forensic Science International*,2018, 282101-110.
- [18] Ruben T, Ruben R V, Julian F , et al.BioTouchPass2: Touchscreen Password Biometrics Using Time-Aligned Recurrent Neural Networks[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*,2020,152616-2628.
- [19] 才让先木. 基于域泛化的跨数据集离线签名验证研究 [D]. 四川大学, 2023.
- [20] 张宇宽, 施少培, 王雅晨, 等. 笔迹鉴定标准比较研究 [J]. *中国司法鉴定*, 2024,(01): 99-106.

版权声明: ©2023 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS