

脱机手写签名研究综述

基于深度学习的验证

尤斯努尔·穆赫塔尔
信息科学与工程学院

Xinjiang University
Xinjiang, China
yusnur@163.com

康文雄自动化科学与
工程学院

华南理工大学广州510641
auwxkang@scut.edu.cn

Aliya Rexit信
息科学与工程研究所

Xinjiang University
Xinjiang, China
aliya0302shan@163.com

Mahpirat*信
息科学与工程学院

新疆大学新疆,中国 *通讯
作者电子邮件:
xmahpu@xju.edu.cn

库尔班乌布尔*信
息科学与工程学院
新疆大学新疆,中国 *通讯
作者电子邮件:
kurbanu@xju.edu.cn

摘要: 手写签名是一种生物识别技术,也是科学界争论的焦点,它是用来验证一个人的签名是否真实的过程。在过去的十年中,手写签名技术在行政、金融、处理法律纠纷和安全领域的应用得到了很大的发展,许多研究人员都致力于将基于手写签名分析和处理的系统应用到新领域的可能性。经过几年该研究领域的无序发展,现在是时候评估其当前发展的适用性以制定结构化的前进道路了。在本文中,我们系统地回顾了过去 10 年关于离线手写签名的文献,重点关注最突出和最前途的基于深度学习的签名验证方法,并试图引出该主题未来可能的研究方向。

签名验证系统中的伪造分为三类[2]:

粗劣伪造签名是指伪造者在签名时没有提供任何有关签名的信息。

随机伪造是指伪造者在没有任何先例的情况下知道签名者姓名的签名。 熟练伪造是指伪造者知道原始签名的名称和形式的签名。

手写签名验证 (HSV) 系统中可以使用两种类型的学习:作者独立 (WI) 或作者依赖 (WD)。对于 WI,学习是基于与数据集中的所有人相关的大量签名样本进行的,而对于 WD,学习是基于每个人的签名样本分别进行的。虽然 WD 学习取得了良好的效果,但必须为系统中添加的每个用户进行分类,因此系统的复杂性和成本会增加 [3]。一种更实用且用户友好的方法是作者独立 (WI) 方法,该方法只需要为所有用户提供一个全局分类器。只需提供单个签名样本即可使用 WI 系统,这使得该方法比 WD 方法更受欢迎。

关键词: 离线手写签名验证,神经网络 (NN),深度学习 (DL)

一、引言

手写签名验证领域在过去几十年中得到了广泛的研究,但仍是一个悬而未决的研究问题。签名验证系统的目的是区分给定的签名是真实的 (由声称的个人制作) 还是伪造的 (由冒名顶替者制作)

[1] 根据手写签名图像数据采集方式不同,手写签名真伪验证分为在线签名验证和离线签名验证。与在线签名验证相比,离线签名验证不考虑书写过程中产生的动态信息,准确率较低,验证难度较大。但离线签名验证不需要专门的样本输入设备,适用范围更广,使用价值更大。

传统的机器学习方法是基于手工设计的特征进行训练的,分类的准确性与这些特征直接相关。这种依赖性被认为是传统模型的一大弱点。在过去的 5-10 年里,文献中提出了许多进展,最引人注目的是应用深度学习方法从特征图像中学习特征表示。

深度学习 (DL) 和 CNN 引起了生物信息学研究人员的关注。与手工制作的特征相比,基于 DL 和 CNN 的签名验证系统的报道结果有显著改善。因此,可以预期,随着深度学习的发展和进步,

随着离线签名认证技术的不断发展,签名认证技术在身份认证领域的地位也将越来越重要,而手写签名真实性验证的研究也将使得这一课题在实践中显得更加重要。鉴于此,本文主要针对近年来国内外基于深度学习的离线手写签名真实性验证的研究技术进行综述,主要内容阐述了离线签名认证的基本概念、常用的公开数据集、预处理方法以及现代主流和前沿的离线签名认证方法,并探讨了该领域的研究进展和发展方向。

II.相关工作

手写签名分类决策的工作模式不同,可以分为手写签名识别和手写签名验证。离线手写签名识别是识别用户身份的过程,属于多分类,因此离线手写签名数据集中的数据是每个用户的真实签名样本。离线手写签名验证是识别用户真实性的手段,属于二分类。因此,离线手写签名验证需要利用签名者的伪造签名,尤其是熟练的伪造者

签名,以提高系统的验证能力。通常情况下,不仅真实签名与伪造签名之间存在不同程度的差异,同一个人的真实签名之间也会存在一定的差异,甚至同一时间、同一环境下的签名也不尽相同,因此在进行身份验证时会出现两个误判:错误接受率 (FAR)和错误拒绝率 (FRR) 。同时引入总体正确率 (ORR)进行评价,ORR越高,说明所提算法对真实签名和伪造签名的处理能力越好。

其中FAR指将伪造的签名判定为真实签名,FRR指将真实签名判定为伪造的签名。本文选取FRR和FAR两类错误率作为评价指标:FRR= (错误拒绝的真实签名数/N)×100%,

FAR= (错误接受的虚假签名数量/N)×100%,ORR= (1- (FRR+FAR) / 2)×100%,其中N是每个签名的总体样本集。

神经网络方法,该方法在签名验证系统中应用广泛,其强大的功能、可用性、学习和推广能力是使用该方法的主要原因。在使用该方法时,我们必须通过从签名者样本中删除特征并学习签名与其类别之间的关系来构建神经网络 (NN) 。因此,签名验证过程与这种学习机制并行运行[2]。

深度神经网络 (DNN) 是一种多层前馈神经网络,由输入层和输出层之间的两个或多个隐藏层组成。DNN 需要经过适当配置和训练才能获得所需的性能。通过增加隐藏层的数量,可以提高 DNN 的泛化效率。但是,额外的层也需要更多的数据实例来防止网络模型过度拟合。过度拟合是一种设计错误,当模型学习训练数据中的细节和噪声时,就会发生这种情况,从而对模型在新数据上的性能产生不利影响。隐藏层优化和超参数训练对于大型 DNN 至关重要。DNN 分为三大类,即从头训练模型、预训练模型和集成模型。CNN 是一种基于 DL 的 DNN 模型,是所选研究中采用最多的基于 ML 的验证模型。在所选研究中,研究人员将 CNN 应用于所有三种形式的 DNN。从头开始创建和训练的 CNN 模型称为“从头模型”。

利用先前训练过的网络 (例如 AlexNet,VGGNet,GoogLeNet 和 ResNet)的 CNN 模型被称为“预训练模型”。

近年来,随着人工智能、神经网络的不断发展与应用,深度学习的实验方法在手写签名研究中也发挥了积极的作用,图1给出了目前基于这两种实验方法的流程图。

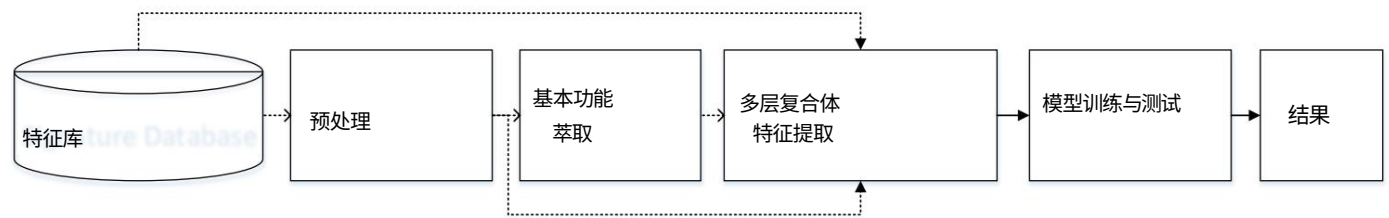


图1.离线手写签名验证系统 (深度学习) 。

根据图1的描述,基于深度学习算法的手写签名研究实验步骤一般包括数据采集、(数据预处理、基本特征提取)、多层复杂特征提取、分类决策。其中,数据预处理和基本特征提取为可选步骤。多层复杂特征提取过程可解释性低,难以理解,

但其实验过程简单,不需要太多的人为干预,且验证准确率较高。

III.数据集

目前国外常用的公开的离线手写签名数据集多为西方语种 (拉丁语,以英语为主) ,本文列出了现有的常见公开数据集,如表1所示:

表一常用签名数据集

数据集名称	语言	解释	数据量
雪松	西	300 dpi,图片	55 人,24 真,24 假
GPDS 合成离线 签名	西	原件采集及电子合成 多种类型 300 dpi, BMP 300	4000 人,24 人真实,30 人真实
MCYT-75	西	dpi, BMP	75 人,15 真,15 假
4NsigComp2010	西		2 人,其中 113 人为真,194 人为熟练,27 人为假
4NsigComp2012	西		3 人,其中 113 人真实,273 人熟练,64 人虚假
SigWlcomp2015	意大利语	多种类型	50 人,479 真,249 假
	孟加拉		10 个人,240 个是真的,300 个是假的
统一通信协议	波斯语	300 dpi,TIFF	100 个人,1000 个是真的,200 个是假的
巴西 (PUB-PR)	西		168 人,其中真 6720 人,假 2280 人
BHSig260	孟加拉		100 人中,2400 人为真,3000 人为假
	梵文		160 人,其中真 3840 人,假 4800 人

表中“true”代表真实的签名样本，“false”代表伪造的签名样本,伪造的签名样本又可分为熟练伪造（经过训练学会模仿和书写被伪造签名人的签名)和随机伪造（没有经过训练就冒充和书写被伪造人的签名）。从上表内容我们不难看出,目前汉字和小语种离线手写签名数据集几乎没有。

而且,对于这些西方语言的离线手写签名数据集,即使一些中亚地区的离线手写签名数据也大多来自同一语系 印欧语系,虽然目前这些语言在书写上并不相似,但是,对于研究者来说,换句话说,进行这种单语或单语种数据研究,从长远来看,将限制其实验方法的实用性和适用性,最终导致实验结果出现偏差。因此,离线手写签名验证的挑战不仅在于改进目前最先进的实验方法和实验结果,更要兼顾现实中多语言混合模式下的离线手写签名验证研究。

预处理

图像预处理的主要目的是消除图像中的无关信息,恢复有用的真实信息。签名图像的预处理是离线手写签名验证研究过程的第一步。签名图像数据的类内不相似度和类间相似度。

如表2所示,本文列出了一些常用的图像预处理方法。除了表2所示的数据预处理方法外,一些图像变换方法也可以看作是对图像数据进行图像预处理的过程,例如小波变换、Ridgelet变换、Contourlet变换、Shearlet变换等。这些变换通过剥离原始图像的特征信息,将原始数据信息分离成包含不同信息内容的多个波段图像,然后对这些原始图像或变换系数进行分析研究。

表 II.常见的预处理方法

预处理	实现算法
灰度	分量、最大值、平均值、加权平均值 ge法等 OTSU,一维最大熵,Torque 保存方法,Kittler,Bersen,Niblack,VFCM,NFCM,Shanbhag,固定阈值、Global 平衡阈值、动态阈值、自适应阈值 eshold 等
二值化	均值滤波器、高斯滤波器、中值滤波器、双边滤波器 滤波器、Unger算法等
平滑噪声 减少	图像翻转、图像旋转、中心裁剪、图像反转 编辑（平移、转置、镜像、缩放）等。
几何的 转型	最近邻插值、双线性插值 化、三次插值、Lanczos插值。
正常化	迭代和非迭代算法（系列和 d 并行计算）。
细化	Sobel 算子、Scharr 算子、拉普拉斯算子 tor等
坡度 计算	

五、文献综述

A.神经网络和深度学习

1)CNN:深度学习的发展逐渐成为主流,基于卷积神经网络（CNN)的离线手写签名验证算法一直是人们关注的焦点。

网络模型众多,结构简单,运行效率高,使得这些算法可以广泛应用于CNN进行波斯签名验证,这是首次报道将CNN应用于签名验证

文献[20]。Hafemann等人采用CNN进行离线签名验证,对GPDS-160得到了1.72%的误差率。

Das SD 等人 [25] 提出了一种独立于作者离线手写签名验证任务的集成模型,使用两个卷积神经网络（CNN)进行特征提取,然后用正则化梯度提升树（Regularized Gradient Boosting Tree,RGBT)进行分类堆叠,生成最终的预测向量,最终取得了良好的判别效果。

郑等人 [24] 提出卷积神经网络 (CNN) 有潜力提取这些微变形

通过max-pooling实现。通过观察max-pooling的池化窗口最大值的位置坐标可以判断微变形,利用该信息作为微变形的新特征,与卷积特征相结合。数据采用了GPDS、CEDAR、UTSIG、BHSIG260四个公开数据。

2)VGGNet: VGGNet是提交给ILSVRC2014的著名模型之一,在图像分类任务中获得亚军,并赢得ILSVRC 2014定位任务。

VGG16 由 16 个卷积层 (3×3 卷积)组成,具有非常统一的架构 (使用大量过滤器),在许多应用中都能产生有吸引力的结果。

Bonde 等人 [7] 提出了一种新的签名特征计算方法,该方法分为两部分:作者无关方法和作者相关方法。作者无关方法使用 VGG16 卷积神经网络 (CNN) 进行微调。在作者相关方法中,此微调后的 CNN 用于从签名中提取特征。签名通过此微调后的 CNN,并从第一个全连接层 (最后一个卷积层之后)获得的向量用作特征向量。曲线角度是形状像素的重要属性,因此使用 GWBTA 算法替换特征像素,并且作者无关和作者相关方法均使用 GWBTA 算法。

方法采用基于高斯加权的切角(gwt)代替稀疏签名图像的像素,将基于作者相关法得到的特征输入到支持向量机(SVM)分类器中对签名的真伪进行分类。

VGG16 的贡献:

本文提出了一种新的离线签名特征计算方法。

用曲线角度代替特征像素 GWBTA。

使用新方法对VGG16进行微调。

使用经过微调的VGG16计算离线手写签名的特征向量,并采用SVM分类器,在三个不同的数据库上进行测试。

3)LS2Net:专为 GPDS-4000 数据集设计了一种新的大规模签名网络 (LS2Net),该网络具有批量归一化功能,可克服签名和签名者数量庞大的问题 [19]。其中,基于类中心的分类器 (C3) 算法依赖于 1-最近邻 (1-NN) 分类任务,使用从全连接层获得的特征嵌入的类中心。除此之外,还通过用泄漏的 ReLU 替换激活函数整流线性单元 (ReLU) 创建了一种称为 LS2Net\Uv2 的新网络结构,这为训练数据提供了非常好的结果。批量归一化和 C3 算法对性能贡献很大。

4)SigNet:不同于以上基于分类的研究,Dey 等 [22] 提出了一种具有代表性的孪生卷积网络模型 SigNet 用于签名鉴别。SigNet 特征向量由 2048 维组成。该模型接收两幅签名图像作为输出,经过两个并行的卷积网络处理后输出一个标量值,以衡量输入签名的直接相似度。在多个公开数据集上的实验表明,SigNet 比其他基于分类的验证模型具有更好的鲁棒性,这种设计结构已成为当前智能手写签名验证系统的主流结构。

遗憾的是由于网络参数过多,模型在训练过程中更容易因签名样本数量不足而产生过拟合,为了克服这一问题,Souza等[23]提出了粒子群算法的特征选择技术,可以有效滤除手写签名样本不同表示空间中的冗余信息,使得模型能够学习到更有效的特征,从而降低过拟合的可能性。

5)CapsNet:深度卷积神经网络 (DCNN)具有强大的特征提取能力。虽然这些网络具有重要的优势,但它们无法识别签名中每个特征的空间属性。

此外,最大池化层通常会删除一些对伪造检测至关重要的特征。Parcham 等人 [18] 提出了一种结合 CNN 和胶囊神经网络 (CapsNet) 的复合主干结构 (CBCapsNet) 签名验证模型。设计了一种新的训练机制,其中单个网络同时由两个相同级别的图像进行训练,从而将训练参数减少了一半。该机制不需要两个单独的网络来学习特征。评估结果表明,所提出的模型可以提高准确性并优于社区中流行的签名验证方法。

CapsNet 的贡献:

CapsNet取代了CNN中的池化层,胶囊保留了所有图像特征。

弥补卷积网络在检测和区分成分空间变化、识别图像成分变换和变化方面的不足。

可以提高特征提取的准确率,使得特征提取骨干更加有效。

B.数据增强

构建自动签名验证系统的主要挑战之一是用于训练的每个用户的样本数量很少。为了解决这个问题,许多研究人员提出了几种新方法来人为地增加离线签名图像的数量。一种地面实况增强方法 (通过向

该方法使用现有的真实签名（用于反映笔迹的实际变化）从现有的真实签名生成新的训练签名 [6]。
类似地,在监督训练视角下使用基于深度 CNN 的方法生成合成离线签名。

方法的发展显示出了有希望的结果,其中通过为离线签名合成提供统一的合成器来生成动态信息 [8]。提出了一种基于人体神经运动的离线合成签名生成方法,该方法利用墨水沉积模型生成逼真的合成签名 [9]。同样,通过使用认知启发算法复制离线签名来解决签名数量有限的问题 [10]。M Diaz 等人 [11] 提出了一种基于神经认知扭曲的签名复制程序。所有这些研究人员都在尝试通过添加签名来填补这一空白,但仍然需要为 HSV 系统开发强大的算法,因此需要研究人员给予更多关注。

C.迁移学习

具体来说,对于大多数合理的图像分类任务,无论数据集如何,网络的前几层都会学习相同的低级特征。这意味着我们可以用从不同数据集中学习到的参数值初始化我们的神经网络,并期望网络第一层的值无需训练就能很好地工作。这个过程称为迁移学习。大型数据集的必要性被认为是 CNN 模型应用中最重要缺陷 [26]。为了克服这一缺陷,提出了迁移学习和微调两个概念。

学习特征表示试图直接从原始数据中学习良好的特征表示,这已使用深度 CNN 成功实现并在几秒钟内完成。CNN 模型领域最成功的技术之一是迁移学习或知识迁移 [3]。迁移学习使我们能够将 CNN 模型的潜力从源任务转移到受海量数据或时间不足限制的另一个任务。基于迁移学习的模型可以减少训练时间并提高性能准确性,尤其是在训练样本较少的情况下。一些研究人员已经在他们的 HSV 系统中使用了这些方法。最近,在 HSV 系统的背景下,基于二分变换的迁移学习可以验证其他数据集中的签名（基于数据集间迁移学习的场景）[12, 13]。同样,Hafemann 等人 [14] 提出了一种基于元学习的迁移学习解决方案来区分真实的和伪造的离线签名。为了提高 HSV 系统的准确性性能,这一研究领域仍需要研究人员的更多关注。

六、研究趋势

A. 尚未解决的问题

1) 创建大型公共数据集:据我们所知,目前还没有可用于开发稳健 HSV 模型的大型标准公共数据集。GPDS Synthesis 拥有最多离线签名,共 4000 个用户。此外,可用的公共数据集遵循不同的签名获取协议,因为没有用于获取离线签名的特定标准协议。很少有公共数据集收集离线签名

在一个实例中,而其他实例则给出不同离线签名样本收集会话之间的时间间隔。对于不同的语言,例如西方语、波斯语、印地语等,迫切需要标准的公共数据集和标准的签名采集协议。这是必要的,因为它将使研究人员能够将他们在标准公共数据集上的结果与公认的标准采集协议进行比较。据观察,大多数 HSV 系统都是针对特定数据集开发的,而不是在具有不同图像采集协议、人均图像数量不同等的其他数据集上进行测试。因此,迫切需要这样一个强大的 HSV 系统,它可以更好地推广。换句话说,HSV 系统可以在各种公共数据集上产生类似的结果。很少有文献研究人员试图解决这个问题。

2)签名大小规范化:本研究探讨了基于 DL 的 HSV 系统的离线签名图像大小规范化问题。基于 DL 的 HSV 系统需要固定大小的离线签名图像才能大幅提高性能。Hafemann 等人 [15] 提出,微调（固定图像大小）表示有助于使表示适应新条件,从而提高基于 CNN 的 HSV 系统的性能。此外,他们发现微调符号在多脚本场景中也能很好地发挥作用。为了提高基于 DL 的 HSV 系统的准确性性能,这一研究领域仍需要研究人员的更多关注。

3)提高系统的可扩展性:可扩展性意味着 HSV 系统具有可以处理任意数量签名的学习算法或分类器,无论是单个样本还是多个样本。文献表明,混合独立于作者的作者依靠 HSV 系统来结合 WI 和 WD 分类器的优势。一种混合 WI-WD 系统,其中设计了一个通用 WI 分类器,并带有开发数据库 [16]。只要为特定用户收集了足够的样本,就可以选择切换到更安全、更简单、更准确的 WD 操作模型。初始通用 (WI) 验证模式的性能与最先进的离线 SV 系统相当。同样,混合 WI-WD 分类器表现出更好的准确性性能。在 WI 训练期间,仍然需要通过使用附加特征和从独立伪造中学习来提高具有混合 WI-WD 的 HSV 系统的准确性 [17]。

此外,深度学习方法需要大量的数据集、较高的软硬件环境,需要较长的实验时间,难以提取有效特征,真签名与伪造签名之间的类内变异性较大,判别率较低。最后,针对多语言混合离线手写签名验证问题,传统的机器学习算法或深度学习算法都是从每个实验阶段开始,在进行多维签名图像预处理、特征提取、多维度训练的过程中,对签名进行分类,最终得到签名的真实性。

阶段分类研究方法中,容易出现签名图像类间相似度高、类内差异性大、特征稀疏难以提取、特征表征性弱、鉴别率低等问题。

B. 挑战HSV

通常对特定签名数据库中找到的签名的属性进行建模,这限制了它们的适用性。这种影响会导致结果出现偏差,因为数据集并未考虑到所有人类行为。因此,挑战不仅在于使用现有数据库改进最佳结果,还在于开发增量签名数据。上述研究发现,大多数 HSV 模型的性能受到每个用户的签名图像数量不足的影响。每个用户都需要足够数量的图像样本来训练模型,而不会面临过度拟合和欠拟合问题。与传统的基于 ML 的模型相比,基于 DL 的模型具有更高的离线签名验证准确率。然而,这些基于 DL 的模型同时需要大量的训练样本来构建通用模型。因此,有必要使用有限数量的图像开发针对 HSV 的鲁棒算法。

训练自动签名验证系统的另一个重要挑战是训练期间存在部分知识。在现实情况下,在训练期间,我们只能访问系统中注册用户的真实签名。但是,我们希望系统不仅能够接受真实签名,还能够拒绝伪造签名。这是一项具有挑战性的任务,因为在训练期间,分类器没有信息来了解系统中注册用户的真实签名和伪造签名的确切区别。最后,在实际应用中,每个用户可用的数据量通常非常有限。在注册阶段,用户通常只需提供少量签名样本。换句话说,即使系统中注册了大量用户,分类器也需要对新用户表现出色,因为只有一小部分样本可用。

利用技术、趋势、地理、人文、政策等优势,手写签名鉴别与验证技术成为我们研究的重点,特别是我国新疆地区大多数少数民族语言与中亚许多国家的语言属于同一语系,具有很多东西,多语言手写签名的研究对促进我国与中亚国家的交流,以及促进我国新疆地区的发展有着积极的作用。

随着我国一带一路倡议的推进,该系统可适用于阿拉伯文字,即阿拉伯文、波斯文、乌尔都文,以及汉语和新疆少数民族 (维吾尔族、哈萨克族、柯尔克孜族) 手写签名验证,具有广阔的应用价值。签名验证具有广阔的应用价值。对于小语种的在线和离线签名研究,学术界目前还是一片荒漠,不同语言对验证效果的影响,不同语言对书写风格的影响等仍需进一步探索和验证,该技术未来有很大的潜力可挖掘。因此,在下一阶段的

研究除了在手写签名验证准确率这一主要目标上取得突破外,在保证系统可靠性的基础上,还可为公安刑侦部门、司法鉴定机构等应用部门提供必要的流程依据参考。此外,相关验证系统的应用范围也将进一步扩大,除了能检测人为伪造的签名外,还将逐步具备基于人工智能技术的伪造签名检测能力。

VII. 结论

在撰写这篇综述之前,我仔细阅读了近十年国内外相关研究方向的参考文献,对提出的算法进行了比较和总结,并从多个角度分析了当前基于深度学习的手写签名验证领域的经典和前沿方法。本文对离线手写签名验证问题进行了概述,并列出了可用于评估此类系统的常用公共离线签名数据集。然后,描述了离线手写签名验证各个过程中使用的技术:预处理、网络模型和模型训练,最后总结了近期进展和未来潜在的研究领域。

近十年来,研究人员提出了多种离线签名验证方法。虽然区分真实签名与熟练伪造的签名仍是一项具有挑战性的任务,但过去几年错误率已大幅下降,这主要得益于深度学习应用于这一任务的进展。可以看到,多种基于深度学习的模型在离线手写签名验证任务中取得了良好的效果,可以有效弥补传统人工审核方法的效率和成本问题。在实验数据很少的情况下,传统方法具有直观易懂、使用训练数据较少、对实验环境要求较低、实验耗时较少等优点;而神经网络具有判别准确率高、很少或没有中间处理过程 (端到端)等优势,可以真正实现生物特征验证等研究的智能化。

因此在接下来的研究中,除了在手写签名验证的准确率上有所突破,在保证系统可靠性的基础上,还能为公安刑侦部门、司法验证机构等应用部门提供必要的依据。此外,相关验证系统的应用范围也将进一步扩大,除了能够检测人为伪造的签名外,还将逐步具备基于人工智能技术的伪造签名检测能力。本篇综述揭示了许多新兴的研究问题,需要付出大量的努力来提高离线签名验证系统的性能。我们相信本篇综述将为研究人员提供对基于深度学习的离线签名的深刻理解

验证并为该领域的研究人员提供宝贵的见解。

致谢

致谢:本研究得到国家自然科学基金 (No.61862061、61563052、61163028)、新疆大学博士科研启动项目 (批准号BS180268)和新疆维吾尔自治区高等教育研究计划创新群体资金 (批准号XJEDU2017TO02)的资助。

参考

[1] Hafemann LG, Sabourin R, Oliveira LS. 离线手写签名验证 文献综述[C]// 2017 年第七届国际图像处理理论、工具和应用会议 (IPTA) 。
IEEE,2017:1-8。

[2] Gharde SS, Adhiya KP, Chavan HG.离线手写签名验证方法:回顾。2012 年。

[3] Foroozandeh A,Hemmat AA,Rabbani H.基于卷积神经网络深度迁移学习的离线手写签名验证与识别 (文献综述)[C]// 第 11 届伊朗和第一届国际机器视觉与图像处理会议 (MVIP2020) ,德黑兰大学法拉比学院工程学院,2 月 18 日至 20 日, 2020。2020。

[4] Hafemann LG, Sabourin R, Oliveira LS. 使用深度卷积神经网络进行离线签名验证的独立于作者的特征学习 [C]// 2016 年国际神经网络联合会议 (IJCNN) 。IEEE,2016:2576-2583。

[5] Hameed MM, Ahmad R, Kiah MLM 等人。基于机器学习的离线签名验证系统:系统综述[J]。信号处理:图像通信,2021,93:116139。

[6] Jayasundara V, Jayasekara S, Jayasekara H 等人。Textcaps:使用非常小的数据集进行手写字符识别[C]// 2019 年 IEEE 计算机视觉应用冬季会议 (WACV) 。IEEE,2019:254-262。

[7] Bonde SV,Narwade P,Sawant R. 使用卷积神经网络进行离线签名验证[C]// 2020 年第六届国际信号处理和通信会议 (ICSC) 。IEEE,2020:119-127。

[8] Ferrer MA, Diaz M, Carmona-Duarte C 等. 用于静态和动态签名合成的行为手写模型[J]. IEEE 模式分析与机器智能交易, 2016, 39(6): 1041-1053。

[9] Ferrer MA, Diaz-Cabrera M, Morales A. 静态签名合成:一种受神经运动启发的生物识别方法[J]. IEEE 模式分析与机器智能学报,2014,37(3): 667-680。

[10] Diaz M, Ferrer MA, Eskander GS 等. 用于验证系统的重复离线签名图像的生成[J]. IEEE 模式分析与机器智能交易, 2016, 39(5): 951-964。

[11] Diaz M, Ferrer MA. 评估一组可疑签名图像的共同作者身份[C]// 2017 年国际卡纳汉安全技术会议 (ICCST). IEEE, 2017: 1-5。

[12] Souza VLF, Oliveira ALI, Cruz RMO 等. 离线手写签名验证的差异表示与迁移学习[C]// 2019 年国际神经网络联合会议 (IJCNN). IEEE, 2019: 1-9.

[13] Souza VLF, Oliveira ALI, Cruz RMO 等。应用于离线手写签名验证的独立于作者的二分变换的白盒分析[J]。应用专家系统,2020,154:113397。

[14] Hafemann LG, Sabourin R, Oliveira LS. 元学习用于快速分类器适应签名验证系统的新用户[J]。IEEE信息取证和安全学报,2019,15:1735-1745。

[15] Hafemann LG, Oliveira LS, Sabourin R. 从不同大小的离线手写签名中进行固定大小表示学习[J]. 国际文档分析与识别杂志 (IJDAR) ,2018,21(3): 219-232。

[16] Eskander GS, Sabourin R, Granger E. 混合作家独立依赖于书写者的离线签名验证系统[J]. IET Biometrics, 2013, 2(4): 169-181.

[17] 张哲, 刘晓玲, 崔颖. 基于深度卷积生成对抗网络的多阶段离线签名验证系统[C]// 2016 第九届国际计算智能与设计研讨会 (ISCID) . IEEE, 2016, 2: 103-107.

[18] Parcham E,Ilbeygi M,Amini M. CBCapsNet:一种使用基于 CNN 的架构和胶囊神经网络的新型独立于书写者的离线签名验证模型 [J].应用专家系统,2021,185:115649。

[19] Calik N, Kurban OC, Yilmaz AR 等. 通过深度神经网络和特征嵌入实现大规模离线签名识别[J]. 神经计算,2019,359:1-14。

[20] Khalajzadeh H, Mansouri M, Teshnehlab M.使用卷积神经网络进行波斯语签名验证[J].国际工程研究与技术杂志,2012,1(2):7-12。

[21] Hafemann LG, Sabourin R, Oliveira LS. 使用深度卷积神经网络学习离线手写签名验证的特征[J]. 模式识别, 2017, 70: 163-176。

[22] Dey S,Dutta A,Toledo JI 等。Signet:用于作者独立离线签名验证的卷积神经网络[J]。arXiv preprint arXiv:1707.02131,2017 年。

[23] Souza VLF,Oliveira ALI,Cruz RMO 等人。独立于作者的离线手写签名验证的特征选择和迁移学习研究[C]// 2020 年第 25 届国际模式识别会议 (ICPR) 。IEEE,2021:7478-7485。

[24] Zheng Y, Iwana BK, Malik MI 等。通过最大池化学习微变形以实现离线签名验证[J]. 模式识别,2021(6):108008。Wei P, Li H, Hu P. 用于手写签名验证的逆判别网络[C]. IEEE/CVF 计算机视觉与模式识别会议论文集。2019: 5764-5772。

[25] Das SD,Ladia H,Kumar V 等人。使用集成学习实现与作者无关的离线签名识别[J]。arXiv preprint arXiv:1901.06494,2019 年。

[26] Alvarez G, Sheffer B, Bryant M. 使用卷积神经网络实现离线签名验证[J]. 技术报告 ,斯坦福大学,2016 年。