

离线手写签名验证 - 文献综述

Luiz G. Hafemann¹, Robert Sabourin¹ 和 Luiz S. Oliveira。奥利维拉²

¹ École de technologie supérieure, Université du Québec, Montreal,
Canada 电子邮件: lghafemann@livia.etsmtl.ca,
robert.sabourin@etsmtl.ca

² 巴西库里提巴巴拉那联邦大学 电子邮箱:
luiz.oliveira@ufpr.br

摘要 过去几十年来，手写签名验证领域得到了广泛的研究，但仍然是一个有待解决的研究问题。签名验证系统的目标是辨别给定签名是真实签名（由签名人签名）还是伪造签名（由冒名顶替者签名）。事实证明，这是一项具有挑战性的任务，尤其是在使用扫描签名图像的离线（静态）情况下，因为在这种情况下无法获得签名过程的动态信息。在过去的 5-10 年中，文献中提出了许多先进的方法，其中最引人注目的是应用深度学习从签名图像中学习特征表示。在本文中，我们将介绍过去几十年是如何处理这一问题的，分析该领域的最新进展以及未来研究的潜在方向。

简单伪造和熟练伪造（或模拟伪造）。

978-1-5386-1842-4/17/\$31.00 ©2017 IEEE

I. 引言

生物识别技术被广泛应用于各种安全领域。这类系统的目的是根据生理或行为特征识别一个人。在前一种情况下，识别是基于生物特征的测量，如指纹、面部、虹膜等。后一种情况则与行为特征有关，如声音和手写签名 [33]。

生物识别系统主要用于两种情况：验证和识别。在第一种情况下，系统用户声称自己的身份，并提供生物识别样本。验证系统的作用是检查用户是否确有其人。在识别情况下，用户提供生物特征样本，目的是在系统注册的所有用户中识别该用户。

手写签名是一种特别重要的生物识别特征，主要是因为它在法律、金融和行政领域被广泛用于验证个人身份。手写签名被广泛使用的原因之一是，收集手写签名的过程是非侵入性的，而且人们熟悉在日常生活中使用签名 [48]。

签名验证系统的目的是自动判别生物识别样本是否确属所声称的个人。换句话说，这些系统用于将查询的签名分为真实签名和伪造签名。伪造通常分为三类：随机伪造、

伪造。在随机伪造的情况下，伪造者没有用户或其签名的信息，而是使用自己的签名。在这种情况下，伪造的签名与用户的真实签名包含不同的语义，呈现出截然不同的整体形态。在简单伪造的情况下，伪造者知道用户的姓名，但不知道用户的签名。在这种情况下，伪造的签名可能与真签名更相似，特别是对于用全名或部分姓名签名的用户。在技术娴熟的伪造中，伪造者可以同时获取用户的姓名和签名，并经常模仿用户的签名。这导致伪造的签名与真签名有更高的相似度，因此更难被发现。

根据获取方法的不同，签名验证系统分为两类：在线（动态）和离线（静态）。在线情况下，使用数字化台等采集设备采集用户签名。采集的数据是随时间变化的序列，包含笔的位置，有时还包括笔的倾斜度、压力等附加信息。在离线签名验证中，签名是在书写过程完成后获取的。在这种情况下，签名用数字图像表示[31]。

在过去的几十年里，一些重要的调查论文总结了该领域在 80 年代末 [47]、90 年代 [40] 和 2000 年代 [31] 取得的进展。最近的一些文献综述对近期的一些进展进行了总结：Impedovo 等人[32]对作者之前的综述[31]进行了更新，重点介绍了新的采集设备（主要用于在线签名）和签名表示法等方面的进展；Shah 等人[58]对文献中提出的 15 个签名验证系统进行了批判性评估，根据特征提取方法、分类器以及系统的整体优势和局限性对每项工作进行了分类。另一方面，这些评论并没有捕捉到该领域的最新趋势，尤其是深度学习方法在手写签名中的应用。这些方法在多个基准测试中都取得了优异的成绩，本作品将对其进行评述。

本文的组织结构如下：我们首先对当前的问题进行了形式化，并列出了主要的数据集。

可用于评估此类系统。然后，我们将介绍训练系统管道中每个过程所使用的技术：最后，我们总结了最近的研究进展和未来研究的潜在领域。

II. 问题陈述

自动手写签名验证问题通常被模拟为一项验证任务：给定一个学习集 L ，其中包含一组用户的真实签名，然后训练一个模型。然后利用该模型进行验证：用户声称自己的身份并提供查询签名 X_{new} 。该模型用于将签名分为真实签名（属于声称的个人）或伪造签名（由他人创建）。为了评估系统的性能，我们考虑了由真实签名和伪造签名组成的测试集 T 。签名在注册阶段获得，第二阶段称为操作（或分类）阶段。

如果使用单一模型对来自任何用户的图像进行分类，我们将其称为独立于作家（WI）系统。如果为每个用户训练一个模型，则称为依赖于作者的系统（WD）。对于 WI 系统，通常的做法是用不同的用户子集来训练和测试系统。在这种情况下，我们需要考虑一个开发集 D （用于训练 WI 模型）和一个开发集 E ，前者代表系统注册的用户（如上所述，后者又分为 L 和 T ）。

文献中的大多数工作都不使用熟练伪造者进行训练（如 [52], [16]）。其他工作则使用熟练伪造者来训练与作者无关的分类器，并在另一组用户中测试这些分类器（如 [65]、[50]、[28]）；最后，一些论文使用熟练伪造者来训练与作者有关的分类器，并在另一组来自同一组用户的真实签名和伪造签名中测试这些分类器。我们的分析仅限于不依赖系统注册用户（集合 E ）的熟练伪造者的方法，因为在实际应用中并不存在这种情况。不过，我们也考虑到，由真实签名和伪造签名组成的数据集可用于训练与作者无关的分类器（数据集 D ），而该数据集中的用户不用于评估分类器的性能。这在实际应用中是合理的，因为机构有可能收集到一些用户的伪造签名（例如通过检测实际的伪造企图），可用于训练 WI 系统。

A. 挑战

签名验证任务面临的主要挑战之一是类内变异性较高。与指纹或虹膜等物理生物特征相比，来自同一用户的手写

签名在不同样本之间往往存在很大差异。图 1 举例说明了这一问题。当我们考虑到熟练的伪造时，这个问题就会随着低类间变异性的存在而加剧。这些伪造是针对特定个人进行的，其中一个人通常会



图 1.同一用户多个签名的叠加示例。我们可以注意到用户签名的类内差异性很大[35]。

模仿用户签名的做法。因此，熟练的伪造者往往会在很大程度上模仿真签名。

训练自动签名验证系统的另一个重要挑战是训练过程中部分知识的存在。在现实场景中，培训期间我们只能获得系统注册用户的真实签名。但在运行期间，我们希望系统不仅能接受真实签名，还能拒绝伪造签名。这是一项具有挑战性的任务，因为在训练过程中，分类器没有任何信息来了解系统注册用户的真实签名和伪造签名之间的确切区别。

最后，在实际应用中，每个用户的可用数据量往往非常有限。在注册阶段，用户往往只需提供少量的签名样本。换句话说，即使有大量用户注册到系统中，分类器也需要对新用户进行良好的分类，因为只有一小部分样本可供使用。

III. 数据集

自动签名验证方面的大量研究都是利用私人数据集进行的。这就很难对相关工作进行比较，因为分类性能的提高可能归因于一种更好的方法，或者仅仅归因于一个更干净或更简单的数据库。不过，在过去十年中，研究界公开了一些签名数据集，弥补了这一空白。

获取签名图像的过程与大多数公共数据集的步骤相似。真实签名是在一次或多次会话中收集的，要求用户提供多个签名样本。用户会收到一份包含多个单元格的表格，并在每个单元格中提供一个签名样本。这些单元格的大小通常与银行支票和信用卡凭证等常见场景相匹配[62]。伪造签名的收集则采用不同的流程：用户收到真实签名的样本，并被要求模仿签名一次或多次。值得注意的是，提供赝品的用户并非制作赝品的专家。收集表格

后，对其进行扫描（通常为 300 dpi 或 600 dpi）和预处理。

表 I 列出了最常用的特征数据集摘要。

表 I
常用签名数据集

| 数据集名称 | 用户 | 真实签名 | 赝品 |
|-------------------------------------|----------|------|--------------|
| CEDAR [36] | 55 | 24 | 24 |
| MCYT-75 [20] | 75 | 15 | 15 |
| GPDS 签名 160 [17] | 160 | 24 | 30 |
| GPDS Signature 960 灰度[62] GPDS 合 | 881 | 24 | 30 |
| 成 | 4000 | 24 | 30 |
| 签名[19] | | | |
| 巴西 (PUC-PR) [21] | 60 + 108 | 40 | 10 个简单、10 个熟 |
| 练 ¹ | | | |

广泛应用于离线场景。Yilmaz [65] 建议通过旋转、缩放等方法对训练签名进行对齐。

¹仅限 60 位用户

IV. 预处理

与大多数模式识别问题一样，预处理在签名验证中发挥着重要作用。签名图像可能在笔的粗细、比例、旋转等方面存在差异，即使是一个人的真实签名也不例外。下面我们总结了主要的预处理技术：

- **签名提取** - 这是第一步，包括从文件中查找和提取签名。在银行支票中，这是一个特别具有挑战性的问题，因为签名通常是写在复杂的背景之上 [12], [13]。然而，大多数签名验证研究都不考虑这一步，因为这些研究已经考虑了从文件中提取签名的问题。
- **去噪** - 扫描的签名图像通常含有噪点。解决这一问题的常用方法是对图像应用去噪滤波器，如中值滤波器 [30]。应用形态学操作来填补小洞和去除小区域的连接成分也很常见 [30] [65]。
- **尺寸归一化和居中**--根据待用特征的属性，可采用不同的尺寸归一化策略。最简单的策略是裁剪签名图像，在签名上形成一个狭小的框[22]。另一种策略是使用较窄的边界框，例如剪切离图像中心点较远的笔画，因为这些笔画在用户签名中的变化往往较大[65]。其他作者使用固定的框架尺寸（宽度和高度），并将签名置于该框架的中心位置 [49], [28]。
- **签名表示法**--除了使用灰度图像作为特征提取器的输入外，还考虑了其他表示法。例如，使用签名的骨架、轮廓、墨迹分布、高压区域和方向边界 [30]。
- **签名对齐**--对齐是在线签名验证的常用策略，但并未

和平移。Kalera 等人[36] 提出了一种利用签名图像的一阶和二阶矩进行旋转归一化的方法。

V. 特征提取

离线签名验证已从多个角度进行了研究，产生了多种特征提取方法。从广义上讲，特征提取技术可分为静态特征和伪动态特征，其中伪动态特征试图恢复签名执行过程中的动态信息（如速度、压力等）。特征提取方法的另一个大类是全局特征和局部特征。全局特征描述的是签名图像的整体--例如签名的高度、宽度等特征，或应用于整个签名图像的一般特征提取器。与此相反，局部特征描述的是图像的各个部分，具体方法是分割图像（例如根据连接组件），或者最常见的是将图像划分为网格（笛卡尔坐标或极坐标），并在图像的每个部分应用特征提取器。

最近的研究从表征学习的角度来解决这个问题[27], [28], [50], [68]：这些方法不是为任务设计特征提取器，而是直接从签名图像中学习特征表征。

A. 手工制作的特征提取器

该领域的大部分研究工作都致力于为离线签名寻找良好的特征表示。在本节中，我们将总结针对这一问题提出的主要描述符。

1) *几何特征*：几何特征测量签名的整体形状。这包括基本描述符，如签名高度、宽度、口径（高宽比）和面积。更复杂的描述符包括端点计数和闭合回路[1]。除了使用全局描述符，一些学者还通过将签名划分为网格并计算每个单元的特征来生成局部几何特征。例如，使用网格内的像素密度 [1]、[15]、[35]。

2) *图形特征*：法证文件检验人员使用图形学和图形测量学的概念来检验笔迹，目的有多种，包括检测真实性和伪造性。Oliveira 等人[44] 研究了如何将这些特征用于自动签名验证。他们找出了可以用算法描述的图形特征子集，并提出了一套特征描述符。他们考虑了以下静态特征：*口径 (Calibre)* --图像的高/宽比例；*比例 (Proportion)*，指签名的对称性；*对齐基线 (Alignment to*

baseline) --描述与水平基线的角位移；*间距 (Spacing)* --描述笔画之间的空隙。

3) *方向特征*：方向特征旨在根据笔画的方向对图像进行去刻画

在签名中。Sabourin [54] 和 Drouhard [14] 从签名轮廓的栅格中提取了方向概率密度函数（Directional-PDF）。Rivard 等人[52] 利用多尺度网格提取特征。Zhang 等人研究了定向梯度金字塔直方图（PHOG）[67] 的使用。这种描述符通过边缘方向的直方图来表示图像中的局部形状，也可以是多尺度的。

4) **数学变换**：研究人员使用了多种数学变换作为特征提取器。Nemcek 和 Lin [43] 研究了快速 *Hadamart* 变换和频谱分析在特征提取中的应用。Pourshahabi 等人[49] 使用 *Contourlet* 变换作为特征提取，并指出它是捕捉平滑轮廓的合适工具。Coetzer 等人[8] 使用离散 *Radon* 变换提取观测序列，用于随后的 HMM 训练。Deng 等人[10]提出了一种基于小波变换的签名验证系统。Zouari 等人[69] 研究了分形变换在该问题中的应用。

5) **影子代码** Sabourin 等人[54]、[55] 提出了一种用于签名验证的扩展阴影码。在签名图像上方覆盖一个网格，网格包含水平、垂直和对角线条，每个条包含固定数量的箱。然后将签名图像的每个像素投射到每个方向上最靠近的条形图上，激活相应的小块。然后，投影中的激活仓数被用作签名的描述符。Rivard [52] 和 Eskander [16] 使用这种特征提取器，结合多种分辨率和方向特征，在独立于作者和依赖于作者的分类中取得了可喜的成果，重新 spectively。

6) **纹理特征**：纹理特征，特别是局部二进制模式（LBP）的变体，近年来已在许多实验中得到应用。LBP 运算符描述图像中的局部模式，这些模式的直方图被用作特征描述符。许多研究都使用了 LBP 变体[66]、[65]、[56]、[57]、[29]，并证明它们是这项任务的最佳手工特征提取器之一。另一个重要的纹理描述符是 GLCM（灰度共现矩阵）。该特征使用相邻像素的相对频率，在的几篇论文[29]、[61]中均有使用。

7) **兴趣点匹配**：SIFT（尺度不变特征变换）和 SURF（加速鲁棒特征）等兴趣点匹配方法已广泛应用于计算机视觉任务。Ruiz-del-Solar 等人[53]使用 SIFT 从查询样本和参考样本中提取局部兴趣点，以建立一个依赖于作者的分类器。从两幅图像中提取兴趣点后，他们利用两幅图像

之间的 SIFT 匹配数和处理时间等信息生成了一组 12 个特征。Malik 等人[42] 使用 SURF 提取签名图像中的兴趣点，并利用这些特征评估签名的局部稳定性。在分类过程中，只有稳定的兴趣点

点进行匹配。利用查询图像中关键点的数量和匹配关键点的数量来对签名进行真伪分类。

8) *伪动态特征*: Oliveira 等人[44] 根据图形计量学研究提出了一套伪动态特征: *像素的分布*; *渐进*--测量笔画的张力, 提供有关速度、连续性和均匀性的信息; *倾斜*和*形态*--测量签名的凹凸。

最近, Bertolini 等人[4] 提出了一种考虑签名*曲率*的描述符。其方法是将 Benzier 曲线拟合到签名轮廓(更具体地说, 拟合到签名的最大部分), 并使用曲线参数作为特征。

B. 深度学习

近年来, 越来越多的人开始关注不依赖手工设计的特征前置器的技术。取而代之的是, 从原始数据(图像中的像素)中学习特征表征。深度学习模型就是这种情况[3], [41]。

将表征学习应用于该任务的早期工作使用的是私有数据集, 并没有报告太多成功案例: Ribeiro 等人[51] 使用 RBM 学习签名表征, 但只报告了学习到的权重的可视化表征, 而没有报告使用这些特征区分真假签名的结果。Khalajzadeh [37] 使用 CNN 进行波斯语签名验证, 但在测试中只考虑了随机伪造。

考虑到针对真实签名和熟练伪造签名的分类工作, 我们发现近期文献中有两种主要方法: 1) 在用户子集中学习与作者无关的特征, 用于训练与作者相关的分类器[27], [26], [28], [68]; 2) 使用度量学习[50], 同时学习特征表示和与作者无关的系统。

Hafemann 等人[27]提出了一种与作家无关的特征学习方法, 即使用开发集 D 学习特征表示 $\phi(X)$ 。网络训练完成后, 函数 $\phi(X)$ 将用作开发集 E 的特征提取器, 并为其训练独立于作家的分类器。在后来的工作[28]中, 作者还提出了一个多任务框架, 即用真实签名和熟练的伪造签名来训练 CNN, 优化其共同区分用户, 并区分真实签名和伪造签名。Zhang 等人[68]建议使用生成对抗网络 (GANs) [24]来学习用户子集的特征。在这种情况下, 需

要训练两个网络: 一个是生成器, 用于学习生成签名; 另一个是判别器, 用于学习判别图像是真实签名还是自动生成的签名。训练完成后

作者将判别器的卷积层作为新签名的特征。

Rantzsch 等人[50] 提出了一种使用度量学习的 "独立于作家"方法。在这种方法中,系统学习签名之间的距离。在训练过程中,由三个签名组成的元组被输入网络: (X_r, X_+, X_-) , 其中 X_r 是参考签名, X_+ 是来自同一用户的真实签名,而 X_- 是伪造签名(随机伪造或熟练伪造)。系统的训练目标是最大化 X_r 和 X_+ 之间的距离,最大化 X_r 和 X_- 之间的距离。其核心思想是学习一种特征表示方法,从而在比较一个真实签名和另一个(参考)真实签名时分配较小的距离,而在比较一个熟练的伪造签名和一个参考签名时分配较大的距离。

VI. 模型培训

正如第二节所介绍的,用于签名验证的分类器大致可分为两类: *依赖于作者*的分类器和 *独立于作者*的分类器。第一种情况在文献中较为常见,即使用用户的真实签名和随机伪造签名(使用其他用户的真实签名)为每个用户训练一个模型。在操作阶段,为声称的身份训练的模型被用来将查询签名分类为真实签名或伪造签名。另一方面,独立于作者的方法只涉及所有用户的单一分类器。在这种情况下,系统学习将查询签名与参考签名进行比较。在测试阶段,使用该模型将查询签名与来自声称的个人的参考真实样本进行比较,从而做出决定。训练 WI 系统的一种常见方法是使用差异表示法,即分类器的输入是两个特征向量之间的差异:

$|x_q - x_r|$, 二进制标签表示两个签名是否来自同一个用户[52], [16]。

有些作者将两种方法结合使用。例如, Eskander 等人[16]和 Zhang 等人[68]训练了 "独立于作者-依赖于作者" 的混合解决方案,即当只有少量真实签名时,使用独立于作者的分类器进行分类。当收集到的真实样本数量超过阈值时,就会为用户训练依赖于作者的分类器。Yilmaz [65] 提出了一种混合方法,将独立于作者分类器和依赖于作者分类器的结果结合起来。

除了最基本的分类器(如简单的阈值法和最近邻法)外,人们还尝试了几种用于签名验证任务的策略。下文将介

绍用于该任务的主要模型。

A. 隐马尔可夫模型

有几位学者提议使用隐马尔可夫模型来完成签名验证任务 [35]、[44]、[2]。其中,从左到右拓扑结构的 HMM 最受研究,因为它们符合签名验证的动态特征。

美式和欧式手写体（手部动作从左到右）。

在 Justino [35]、Oliveira [44] 和 Batista [2] 等人的研究中，签名被划分为网格格式。网格的每一列都作为 HMM 的观测点，从每一列的不同单元中提取特征，然后量化到编码本中。在验证阶段，从签名中提取特征向量序列，并使用编码本进行量化。然后，使用 HMM 计算模型观测值的可能性。计算似然后，可使用一个简单的阈值来区分真假签名 [35]，或将似然本身用于更复杂的分类机制 [2]。

B. 支持向量机

支持向量机已被广泛用于签名验证，包括依赖于作者的分类和独立于作者的分类 [46]、[34]、[4]、[39]、[65]、[28]，经验表明支持向量机是该任务最有效的分类器之一。近年来，Guerbai 等人[25] 使用单类 SVM 完成了这项任务。这类模型试图只对一类进行建模（在签名验证的情况下，只对真实签名建模），这是一个理想的特性，因为对于系统中注册的实际用户，我们只有真实签名来训练模型。然而，由于真实签名的数量较少，这一策略面临着巨大的挑战。

C. 神经网络和深度学习

神经网络既可用于依赖作家的系统，也可用于独立于作家的系统。Huang 和 Yan [30] 使用神经网络对真迹和随机及有针对性的伪迹进行分类。他们根据在不同分辨率下提取的特征训练了多个网络，并根据这些网络的输出做出了另一个网络的决定。Shekar 等人[59] 在三个数据集中对神经网络和支持向量机进行了比较。

最近，Soleimani 等人[60] 提出了一种用于签名验证的深度多任务度量学习（DMML）系统。在这种方法中，系统通过学习两个签名之间的距离度量来比较它们。使用前馈神经网络对签名进行处理，其中底层为所有用户共享（即使用相同的权重），最后一层针对每个人，并针对个人进行专门处理。在 Rantzschi 等人的研究中[50]，通过联合学习特征表示和独立于作者的分类器，学习

了一种度量学习分类器。

D. 分类器组合

一些学者采用了训练多个分类器的策略，并在对新样本进行分类时将它们的预测结果结合起来。Bertollini 等人 [4]使用了一种静态组合

表 II
GPDS 数据集的最新性能

| 类型特征和 AER | 算法# | 参考文献 | FRR | FARskilled | AER |
|-----------------------------------|-----|-------|-------|-------------|-------|
| FARskilled | EER | | | | |
| WD [63] 小波 (SVM) | 5 | 24.77 | 5.87 | 15.32 | 14.22 |
| WD [61] LBP, GLCM (SVM) | 10 | 9.66 | 8.64 | 9.15 | 9.02 |
| WD [66] LBP, HOG (SVM) | 12 | - | - | - | 15.41 |
| WD [2] 像素密度 (HMM + SVM) | 12 | 16.81 | 16.88 | 16.85 | - |
| WI [39] 包围度 (NN) | 1 | - | - | - | 13.76 |
| WD [5] 链码 (SVM) | 12 | 13.16 | 9.64 | 11.4 | - |
| WI [16] ESC + DPDF (Adaboost) | 1 | 26.42 | 27.04 | 26.73 | - |
| WD [16] ESC + DPDF (Adaboost) | 14 | 18.06 | 22.71 | 20.39 | - |
| WI [29] LBP, GLCM, HOG (Adaboost) | 1 | - | - | - | 9.94 |
| WD [29] LBP, GLCM, HOG (Adaboost) | 10 | - | - | - | 7.66 |
| WD [25] Curvelet 变换 (OC-SVM) | 12 | 12.5 | 19.4 | 15.95 | - |
| WD [65] LBP, HOG, SIFT (SVM) | 1 | - | - | - | 17.14 |
| WD [65] LBP, HOG, SIFT (SVM) | 12 | - | - | - | 6.97 |
| WD [59] 模式光谱 (NN) | 15 | 8.59 | 8.94 | 8.76 | - |
| WD [60] LBP (度量学习) | 10 | - | - | - | 20.94 |
| WD [28] 特征学习 (SVM) | 12 | 3.94 | 3.53 | 3.73 | 1.69 |
| WD [68] 特征学习 | 14 | - | - | 12.57~16.08 | - |

利用图形特征进行选择。他们生成了一大批分类器（使用不同的网格大小进行训练），并使用遗传算法选择模型的一个子集，从而构建了一个分类器集合。Batista 等人[2]使用动态选择分类器来建立一个依赖作家的系统。他们使用一组 HMM 作为基础分类器，对于给定样本，计算所有 HMM 的后验似然。似然集合被视为特征向量，并使用专门的随机子空间方法来训练分类器集合。Yilmaz 和 Yanikoglu [65] 提出了一种系统，它结合了依赖作家的模型和不依赖作家的模型（使用各种特征描述器进行训练）。随后，所有分类器的得分将通过线性组合进行汇总，从而得出组合的最终判定结果。

E. 数据扩增

建立自动签名验证系统的主要挑战之一是每个用户用于训练的样本数量太少。为了解决这个问题，一些研究人员提出了基于现有真实签名生成更多样本的方法。

Huang 和 Yan [30] 提出了一套 "扰动" 方法，应用于每个真实签名，以生成新的样本：倾斜、旋转、缩放和透视。在他们的工作中，他们考虑了一组 "轻微扭曲" 和 "严重扭曲"，"轻微扭曲" 用于生成新的真实样本，"严重扭曲" 用于从真实样本中生成伪造样本。最近，Ferrer 等人[19]、[18]、[11] 在神经运动模型的启发下提出了一种签名合成方法。

F. 常用数据集的分类性能

比较不同特征提取器和分类器的性能需要使用标准数据

表 III
MCYT 数据集的最新性能

| EER | 类型特征和算法 | #参考文献 | FRR |
|-------------------------|---------|-------|-------|
| WD [23] 等值线 (秩平方距离) | 10 | - | - |
| WD [64] RPF (HMM) | 5 | - | - |
| WD [61] LBP (SVM) | 10 | 8.69 | 6.54 |
| WD [45] DRT + PCA (PNN) | 10 | - | - |
| WD [60] HOG (度量学习) | 10 | 6.13 | 12.71 |
| WD [28] 特征学习 (SVM) | 10 | - | - |

表 IV
CEDAR 数据集的最新性能

| 类型特征和 AER | 算法# | 参考文献 | FRR | FARskilled | EER |
|------------------------|-----|------|-------|------------|-------|
| WD [7] 图匹配 | 16 | 7.7 | 8.2 | 7.9 | - |
| WD [38] 图匹配 (SVM) | 12 | 9.26 | 11.25 | 11.81 | 11.59 |
| WD [35] 包围度变换 (OC-SVM) | 12 | - | 8.33 | 8.43 | 8.33 |
| WD [28] 特征学习 (SVM) | 12 | - | - | - | 4.63 |

集和相似（理想情况下相同）的实验方案。公共数据集的可用性使我们能够比较不同的方法，但必须注意的是，在训练协议（如用于训练的参考文献数量，或训练中如何选择随机伪造物等）和测试协议（如报告哪些指标）方面存在差异是很常见的。我们

综合了三个数据集的最新性能：表二为 GPDS 数据集，表三为 MCYT 数据集，表四为 CEDAR 数据集。值得注意的是，GPDS 数据集有不同的发布版本（GPDS-100、GPDS-160、GPDS-300、GPDS-960），因为有更多用户加入了该数据集。表 II 将 GPDS 数据集的所有结果归为一组。

为了进行比较，我们考虑了分类器的类型（依赖作家或独立作家）、特征描述符和分类器，以及用于训练的参考签名的数量。对于独立于作家的系统，我们报告了系统新用户所需的样本数量（通常为 1 个参考签名）。我们考虑以下指标（如果论文中有报告）：错误拒绝率 (FRR) - 被系统拒绝的真实签名所占的百分比，错误接受率 (FARskilled) - 被系统拒绝的真实签名所占的百分比，错误接受率 ($FAR_{skilled}$) - 被系统拒绝的真实签名所占的百分比，错误接受率 (FARskilled) - 被系统拒绝的真实签名所占的百分比。

- 平均错误率 (AER)：仅考虑 FRR 和 $FAR_{skilled}$ 的平均误差，以及相等错误率 (EER) - $FAR = FAR_{skilled}$ 时的误差。

总的来说，我们看到许多特征提取器都已针对该任务进行了评估，其中纹理描述符（LBP 和 GLCM）和基于方向的描述符（HOG 和 DPDF）尤为重要。最近，特征学习方法在这项任务中显示出了潜力，在这些数据集上取得了最佳性能。

VII. 结论

在过去十年中，研究人员提出了大量离线签名验证方法。虽然辨别真假签名仍然是一项具有挑战性的任务，但在过去几年中，错误率已经显著下降，这主要归功于深度学习在这项任务中的应用。分析该领域的最新成果，我们可以发现它们主要集中在以下几个方面：

- **获取更好的特征** - 针对这项任务提出了几种新的特征外征。纹理特征（LBP 变化）、兴趣点匹配（SIFT、SURF）和方向特征（HOG）已成功用于提高离线签名验证系统的准确性。最近，特征学习方法也被成功应用于这项任务，结果表明，针对用户子集学习的特征可以推广到新用户，甚至其他数据集的用户。
- **在样本数量有限的情况下改进分类**--鉴于实际应用中的严重限制，研究人员一直在寻找在每个用户只有少量样本的情况下提高性能的方法。其中，基于异质性的独立于作者的解决方案和度量学习解决方案在解决这一问题方面大有可为。
- **扩充数据集** - 针对每个用户样本数量较少的问题，一些研究人员致力于生成合成签名，以增加可用于训练的样本数量。
- **建立模型集合**--为了提高分类准确性和解决方案的鲁棒性，一些研究人员对分类器的静态和动态集合的创建进行了研究。

作者认为，这一趋势在未来的工作中仍将继续，研究人员将继续探索更好的特征表征（特别是利用深度学习方法从签名图像中学习表征），以及如何在样本数量有限的情况下改进分类。基于分类器集合的方法，特别是动态选择技术[6]、[9]也是很有前景的方向。文献中尚未充分解决的另一个问题是单类分类模型的使用。单类分类器在理论上对这项任务很有意义，因为它们更符合问题的陈述。单类分类系统在每个用户样本数量较少的情况下也能很好地工作，这是未来研究的一个有趣领域。

鸣谢

这项工作得到了魁北克自然与技术研究基金会（FRQNT）、CNPq #206318/2014-6号基金以及加拿大国家科学研究中心（NSERC）RGPIN-2015-04490号基金对罗伯特-萨布林（Robert Sabourin）的支持。

参考资料

- [1] H.Baltzakis and N. Papamarkos 基于两级神经网络分类器的新型签名验证技术。《工程应用 of Artificial intelligence》, 14(1):95-103, February 2001.
- [2] Luana Batista、Eric Granger 和 Robert Sabourin. 用于离线签名验证

的生成-判别集合动态选择。《模式识别》, 45 (4) : 1326-1340, 2012 年 4 月。

- [3] Yoshua Bengio. 学习人工智能的深度架构。《Found.Trends Mach.Learn.》, 2(1):1-127, January 2009.
- [4] D.Bertolini、L. S. Oliveira、E. Justino 和 R. Sabourin. 通过分类器集合减少独立于作者的离线签名验证中的伪造。《模式识别》, 43 (1) , 2010 年 1 月。

- [5] R.K. Bharathi 和 B.H. Shekar. 基于链码直方图和支持向量机的离线签名验证。In *2013 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, pages 2063-2068, August 2013.
- [6] Alceu S. Britto, Robert Sabourin, and Luiz E. S. Oliveira. 分类器的动态选择--综合评述。《模式识别》, 47 (11): 3665-3680, 2014 年 11 月。
- [7] Siyuan Chen 和 S. Srihari. 基于图的新型离线签名验证方法。第 18 届国际模式识别会议 (ICPR'06), 第 2 卷, 第 869-872 页, 2006 年。
- [8] 约翰内斯-库策. 离线签名验证。博士论文, Stellenbosch: 斯泰伦博斯大学, 2005 年。
- [9] Rafael M. O. Cruz, Robert Sabourin, and George D. C. Cavalcanti. 动态分类器选择: 最新进展与展望。《Information Fusion》, 41:195-216, 2018 年 5 月。
- [10] Peter Shaohua Deng、Hong-Yuan Mark Liao、Chin Wen Ho 和 Hsiao-Rong Tyan. 基于小波的离线手写签名验证。《计算机视觉与图像理解》, 76 (3), 1999 年 12 月。
- [11] M.Diaz、M. A. Ferrer、G. S. Eskander 和 R. Sabourin. 为验证系统生成重复的离线签名图像。《IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence》, 39(5):951-964, May 2017.
- [12] Giovanni Dimauro、Sebastiano Impedovo、Giuseppe Pirlo 和 A. Salzo. 用于银行支票处理的多专家签名验证系统。《Int. 模式识别期刊》, 11 (05): 827-844, 1997.
- [13] S.Djeziri, F. Nouboud, and R. Plamondon. 基于丝状准则从检查背景中提取签名。《IEEE Transactions on Image Processing》, 7(10):1425-1438, October 1998.
- [14] J.-P.Drouhard, Robert Sabourin, and Mario Godbout. 使用定向 PDF 的离线签名验证神经网络方法。《Pattern Recognition》, 29 (3): 415-424, 1996.
- [15] A.El-Yacoubi, E. J. R. Justino, R. Sabourin, and F. Bortolozzi. 使用 HMMs 和交叉验证的离线签名验证。In *Neural Networks for Signal Processing X, 2000. IEEE 信号处理学会 2000 年研讨会论文集*, 第 2 卷。IEEE, 2000.
- [16] G.S. Eskander, R. Sabourin, and E. Granger. 独立于作者-依赖于作者的混合离线签名验证系统。《IET Biometrics》, 2 (4): 169-181, 2013 年 12 月。
- [17] M.M. A. Ferrer, J. B. Alonso, and C. M. Travieso. 使用定点算法自动验证签名的离线几何参数。《IEEE 模式分析与机器智能论文集》, 27(6):993-997, 2005 年 6 月。
- [18] M.M. A. Ferrer, M. Diaz-Cabrera, and A. Morales. 静态签名合成: 神经运动启发的生物识别方法。《IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence》, 37(3):667-680, 2015 年 3 月。
- [19] M.A. Ferrer、M. Diaz-Cabrera 和 A. Morales. 合成离线签名图像生成。2013 生物统计学国际会议 (ICB), 第 1-7 页, 2013 年 6 月。
- [20] Julian Fierrez-Aguilar、N. Alonso-Hermira、G. Moreno-Marquez、Javier Ortega-Garcia. 基于局部和全局信息融合的离线签名验证系统。《生物识别身份验证》, 第 295-306 页。Springer, 2004.
- [21] C.C. 弗雷塔斯、M. 莫里塔、L. 奥利维拉、E. 贾斯蒂诺、A. 亚库比、E. 莱特利尔、F. Bortolozzi, and R. Sabourin. Bases de dados de cheques bancarios brasileiros. In *XXVI Conferencia Latinoamericana de Informatica*, 2000.
- [22] S.S. Ghandali 和 M.E. Moghaddam. 使用 DWT 和图像融合的离线波斯文签名识别与验证方法。In *IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, ISSPIT*, pages 315-319, December 2008.
- [23] Almudena Gilperez、Fernando Alonso-Fernandez、Susana Pecharroman、Julian Fierrez 和 Javier Ortega-Garcia. 利用轮廓特征进行离线签名验证。第 11 届手写识别前沿国际会议, 2008 年。
- [24] Ian Goodfellow、Jean Pouget-Abadie、Mehdi Mirza、Bing Xu、David Warde-Farley、Sherjil Ozair、Aaron Courville 和 Yoshua Bengio. Generative Adversarial Nets. In *Advances in Neural Information Processing Systems 27*, pages 2672-2680. 2014.
- [25] Yasmine Guerbai、Youssef Chibani 和 Bilal Hadjadji. 基于作者无关参数的手写签名验证中单类 SVM 分类器的有效使用。《模式识别》, 48 (1): 103-113, 2015 年 1 月。
- [26] Luiz G. Hafemann、Robert Sabourin 和 Luiz S. Oliveira. Oliveira. 使用深度 CNN 分析离线签名验证所学特征。

国际模式识别会议, 第 2989-2994 页, 2016。

- [27] Luiz G. Hafemann、Robert Sabourin 和 Luiz S. Oliveira。Oliveira.使用深度卷积神经网络进行离线签名验证的独立于书写者的特征学习。《国际神经网络联合会议》上, 第 2576-2583 页, 2016 年 7 月。
- [28] Luiz G. Hafemann、Robert Sabourin 和 Luiz S. Oliveira。Oliveira.使用深度共振神经网络学习离线手写签名验证特征。《模式识别》, 70:163-176, 2017 年 10 月。
- [29] 胡娟、陈友斌。使用真实 Adaboost 分类器结合伪动态特征进行离线签名验证。《第 12 届文档分析与识别国际会议》, 第 1345-1349 页, 2013 年 8 月。
- [30] Kai Huang 和 Hong Yan.基于几何特征提取和神经网络分类的离线签名验证。《Pattern Recognition》, 30(1):9-17, January 1997.
- [31] Donato Impedovo 和 Giuseppe Pirlo。自动签名验证: 自动签名验证: 技术现状》。《IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)》, 38(5):609-635, September 2008.
- [32] Donato Impedovo、Giuseppe Pirlo 和 Rejean Plamondon。手写签名验证: 新进展与未决问题。《手写识别前沿》, 国际会议。IEEE, 2012。
- [33] Anil K. Jain、Arun Ross 和 Salil Prabhakar。生物识别简介。《视频技术电路与系统》, 《IEEE Transactions on》, 14(1):4-20, 2004.
- [34] Edson J. R. Justino、Flavio Bortolozzi 和 Robert Sabourin。SVM 和 HMM 分类器在离线签名验证中的比较。《模式识别通讯》, 26 (9) : 1377-1385, 2005 年 7 月。
- [35] Edson J. R. Justino、Abdenain El Yacoubi、Flavio Bortolozzi 和 Robert Sabourin。使用 HMM 和图形特征的离线签名验证系统。《第四届 IAPR 国际文档分析系统 (DAS) 研讨会, 里约热内卢》, 第 211-222 页, 2000 年。
- [36] Meenakshi K. Kalera、Sargur Srihari 和 Aihua Xu。使用距离统计的离线签名验证与识别。《Int. Pattern Recogn.》, 18(07):1339-1360, November 2004.
- [37] Hurieh Khalajzadeh、Mohammad Mansouri 和 Mohammad Teshnehlal。使用卷积神经网络验证波斯语签名。《工程研究与技术国际期刊》第 1 卷, 2012 年。
- [38] Rajesh Kumar、Lopamudra Kundu、Bhabatosh Chanda 和 J. D. Sharma。基于签名形态学的离线签名验证系统 (A Writer-independent Off-line Signature Verification System Based on Signature Morphology.《第 1 届智能交互技术与多媒体国际会议》, 第 261-265 页, New York, NY, USA, 2010.
- [39] Rajesh Kumar、J. D. Sharma 和 Bhabatosh Chanda。使用环绕性特征的独立于书写者的离线签名验证。《模式识别通讯》, 33 (3) : 301-308, 2012 年 2 月。
- [40] Franck Leclerc 和 Rejean Plamondon。自动签名验证: 国际模式识别与人工智能杂志》, 8 (03) : 643-660, 1994 年。《International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence》, 8(03):643-660, 1994.
- [41] Yann LeCun、Yoshua Bengio 和 Geoffrey Hinton。深度学习《自然》, 521 (7553) : 436-444, 2015 年 5 月。
- [42] M.Malik、M. Liwicki、A. Dengel、S. Uchida 和 V. Frinken。使用局部特征自动分析和验证签名的稳定性。《手写识别前沿》, 国际手写识别会议。会议上。IEEE, 2014.
- [43] Walter F. Nemcek 和 Wen C. Lin.Lin.自动签名验证的实验研究》。《IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics》, SMC-4(1):121-126, January 1974.
- [44] Luiz S.Oliveira, Edson Justino, Cinthia Freitas, and Robert Sabourin.应用于签名验证的图形学。《第 12 届国际图形学学会会议》, 第 286-290 页, 2005 年。
- [45] Shih Yin Ooi、Andrew Beng Jin Teoh、Ying Han Pang 和 Bee Yan Hiew。使用离散拉顿变换、主成分分析和概率神经网络的混合方法进行基于图像的手写签名验证。《应用软计算》, 40:274-282, 2016。
- [46] Emre Ozgunduz、Tulin Senturk 和 M. Elif Karşilgil。支持向量机离线签名验证与识别。《欧洲信号处理会议》, EUSIPCO, 2005 年。
- [47] Rejean Plamondon 和 Guy Lorette。自动签名验证和作者识别--技术现状。《模式识别》, 22 (2) : 107-131, 1989 年。

- [48] Rejean Plamondon 和 Sargur N. Srihari.在线和离线手写识别：综合调查。 *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 22(1):63-84, 2000.
- [49] M.Pourshahabi, M. Hoseyn Sigari, and H. Pourreza.使用小轮廓变换的离线手写签名识别与验证。 In *Soft Computing and Pattern Recognition, Int. Conference of* 会议。 IEEE, 2009.
- [50] H.Rantzsch, H. Yang, and C. Meinel.签名嵌入：利用深度度量学习进行独立于作家的离线签名验证。见 *视觉计算进展*。 Springer, 2016.
- [51] Bernardete Ribeiro, Ivo Goncalves, Sergio Santos 和 Alexander Kovacec.用于离线手写签名识别的深度神经网络。 In *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications*, pages 523-532.Springer, 2011.
- [52] Dominique Rivard, Eric Granger 和 Robert Sabourin.独立于作者的离线签名验证中的多重特征提取和选择。 *Int.Journal on Doc.分析与识别*, 16 (1), 2013 年。
- [53] J.Ruiz-del Solar, C. Devia, P. Loncomilla 和 F. Concha.使用局部兴趣点和描述符的离线签名验证。 *模式识别、图像分析和应用进展*, 编号 5197. Springer, 2008.
- [54] R.Sabourin 和 Jean-Pierre Drouhard.使用定向 PDF 和神经网络的离线签名验证。 *模式识别国际会议*, 第 321-325 页, 1992 年 8 月。
- [55] R.Sabourin 和 G. Genest.基于扩展阴影代码的离线签名验证方法。 I. 评估条形掩码定义。 In *Int. 模式识别会议*, 1994 年 10 月。
- [56] Y.Serdouk, H. Nemmour, and Y. Chibani.用于离线签名验证的 OC-LBP 和最长运行特征组合。 *2014 年第十届国际信号图像技术与基于互联网的系统 (SITIS) 会议*, 第84-88页, 2014年11月。
- [57] Yasmine Serdouk, Hassiba Nemmour 和 Youcef Chibani.用于线外手写签名验证的局部二进制模式的正交组合和旋转不变性。 2014.
- [58] Abdul Salam Shah, M. N. A. Khan 和 Asadullah Shah.离线签名验证技术评估。 *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 4:67-75, 2015.
- [59] B Shekar, R Bharathi, J. Kittler, Yu.V. Vizilter 和 L Mestestskiy.用于离线签名验证的网格结构形态图谱。 2015年 *国际生物统计会议*。
- [60] Amir Soleimani, Babak N. Araabi 和 Kazim Fouladi.用于离线签名验证的深度多任务度量学习。 *Pattern Recognition Letters*, 80:84-90, September 2016.
- [61] J.J. F. Vargas, M. A. Ferrer, C. M. Travieso 和 J. B. Alonso.基于灰度级信息的离线签名验证（使用纹理特征）。 *模式识别*, 44 (2) : 375-385, 2011 年 2 月。
- [62] J.F. Vargas, M.A. Ferrer, C.M. Travieso 和 J.B. Alonso.离线手写签名 GPDs-960 语料库。 *第九届文档分析与识别国际会议, 2007 年。 ICDAR 2007*, 第 2 卷, 第 764-768 页, 2007 年 9 月。
- [63] J.F. Vargas, C.M. Travieso, J.B. Alonso 和 M.A. Ferrer.使用小波变换和纹理特征基于灰度信息的离线签名验证。 *手写识别前沿国际会议*, 第 587-592 页, 2010 年。
- [64] Jing Wen, Bin Fang, Y. Y. Tang, and TaiPing Zhang.基于模型的旋转不变特征的符号性质验证。 *模式识别*, 42 (7) : 1458-1466, 2009 年 7 月。
- [65] Mustafa Berkay Yilmaz 和 Berrin Yanikoglu.离线签名验证中分类器的分数级融合。 *信息融合*, 32, Part B: 109-119, 2016 年 11 月。
- [66] Mustafa Berkay Yilmaz, Berrin Yanikoglu, Caglar Tirkaz 和 Alisher Kholmatov.使用 HOG 和 LBP 特征组合分类器进行离线签名验证。 *生物统计学 (JCB)*, 2011 国际联合会议, 第 1-7 页。 IEEE, 2011.
- [67] 张百灵利用定向梯度金字塔直方图的离线签名验证与识别。 *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 3(4):611-630, 2010.
- [68] Z.Z. Zhang, X. Liu, and Y. Cui.使用深度卷积生成对抗网络的多阶段离线签名验证系统。 *2016 年第九届计算智能与设计国际研讨会 (ISCID)*, 第02卷, 第103-107页。
- [69] R.Zouari, R. Mokni 和 M. Kherallah.使用分形方法的离线手写签名识别与验证系统。在 *图像处理、应用和系统会议 (IPAS)* 上, 2014 年第一届国际会议, 第 1-4 页, 2014 年 11 月。