[文章编号] 1003－4684(2025)02-0036-06

基于 PCM 的在线签名认证算法

姚 颖，靳华中

（湖北工业大学计算机学院，湖北 武汉 430068）

[摘 要] 针对在线签名中存在噪点导致模糊 C 均值算法(FCM)聚类效果差的问题，提出了一种基于可能性 C 均值(PCM)的在线签名认证算法。首先，将签名的采样点进行 PCM 聚类分析，将签名的采样点编码成子空间的概率值。然后，利用 PCM 提取出的特征进行动态时间规整(DTW)并得到匹配路径。最后，使用多种距离对签名特征之间的相似度进行度量，进一步挖掘出签名之间的绝对数值特征和形状分布特征的差异。在公开数据库 SUSIG 数据集上进行实验，在使用全局阈值时可以得到 2.62%的等误率，相比 FCM 方法降低了约 27%。

[关键词] 签名认证；聚类分析；FCM；PCM；动态时间规整

[中图分类号] TP391 [文献标识码] A

随着互联网技术的高速发展，移动支付越来越受到人们的欢迎，同时，网络和信息安全也变得尤为重要，如何准确地鉴别出用户的身份变得越来越重要。手写签名是比较常见的一种生物特征，手写签名的认证已经广泛地用于银行存款，快递签收，合同签署，会议签到等各个方面，对签名的信息进行处理和分析签名之间的差异是当前研究的热门问题。

在线签名认证通常由特征提取、相似度计算两部分组成。在线签名认证过程中特征提取的好坏直接影响认证的准确度。Iranmanesh 等[1]利用签名数据集提供的坐标以及压力信息，通过皮尔森相关系数计算特征之间的相关性，然后将得到的皮尔森相关系数作为特征向量来表示签名。Yishu Liu 等[2]提出一种基于离散余弦变换(discrete cosine transform，DCT)的在线签名认证方法，通过 DCT 对签名进行分析，将 DCT 提取出的能量特征作为签名的特征向量，从而使用固定长度的系数对签名进行编码，简化了签名的匹配过程。Napa Sae-Bae 等[3]提出一种基于直方图的高效的签名认证方法，通过少量的从签名直方图中提取的派生属性作为签名的特征向量。张梓轩等[4]提出一种基于信号序列的在线签名认证方法，通过动态时间规整(dynamic time warping，DTW)计算测试签名与模板签名之间的平均距离、最小距离、中值距离和模板距离，组成签名的特征向量。Ahrabian K 等[5]提出一种独立于用户的全局特征提取框架，即利用自编码器将样本空间建模为一个固定长度的潜在空间和一个孪生空间。Xia Xinghua 等[6]认为伪造者很难模仿签名者的内在和本质特征，因此提出一种利用局部特征的方差来寻找用户签名的稳定片段进行认证的方法。MEENA L 等[7]提出一种基于支持向量机(support vector machines，SVM)和随机森林(random forest，RF)的在线签名认证方法，该方法利用签名的 x，y，p 的 k 阶倒数作为特征向量，然后使用 SVM 和 RF 对提取的特征进行分类。HOWAL P 等[8]提出一种两层架构的在线签名认证方法，该方法首先从每个输入签名中提取了三种不同类别的特征：物理特征、基于频率的特征和统计特征，然后传入第一层，第一层使用三个不同的模型分别进行预测，第二层对第一层的输出进行投票，以判别签名是真实签名还是伪造签名。本文分析了签名采样点的空间分布情况，将签名采样点的坐标及压力信息编码成子空间的概率值，提出了一种基于可能性 C 均值(Possibilistic C-Means，PCM)的在线签名认证算法。

签名的相似度计算目前分为基于模型和基于距离两类方法。基于模型的方法主要用生成模型和判别模型来描述数据的分布。常见的生成模型有高斯混合模型(gaussian mixture model，GMM)[9]、隐马尔可夫模型(hidden markov model，HMM)[10]，该方法通过对签名的训练数据进行建模得到一个概

[收稿日期] 2022－11－15

[第一作者] 姚 颖(1996－)，男，湖北随州人，湖北工业大学硕士研究生，研究方向为计算机视觉。

[通信作者] 靳华中(1973－)，男，湖北洪湖人，湖北工业大学副教授，研究方向为计算机视觉。

率分布模型。常见的判别模型有支持向量机(support vector machines，SVM)[11]，卷积神经网络(convolutional neural networks，CNNs)[12]和循环神经网络(recurrent neural networks，RNNs)[13]。基于距离的认证方式往往采用 DTW[14]，基于距离的认证方法在数据有限的情况下更为优越，因为模型往往需要大量的数据进行训练，同时会面临过拟合的问题。近些年，研究者们提出一系列的 DTW 改进算法，Silva 等[15]为提高 DTW 的匹配速度，提出剪枝 DTW 算法，能在稀疏的时间序列下进行快速匹配。Dilmi 等[16]提出一种基于多尺度迭代动态时间规整(iterative multiscale DTW，IMs-DTW)的算法，可以在精细的时间尺度上直接比较时间序列的差异。刘莉等[17]为解决 DTW 的误匹配问题和整体均衡效应导致的匹配距离过大的问题，提出基于曲线分段的 DTW 匹配方法。Okawa M 提出一种新型的基于单模板策略的时间序列平均方法，即基于欧几里德重心的重心平均 DTW(EB-DBA)[18]以及局部加权 DTW(LG-DTW)[19,20]。

传统 DTW 在度量两个时间序列的相似度的时候，往往使用欧式距离计算点与点之间的距离，然后累加所有对应点的距离，得到最终的距离。针对传统 DTW 算法使用单一距离无法充分判断签名间差异的问题，本文在 DTW 得到的最优匹配路径后，使用多种距离对该路径上的采样点进行距离的计算和融合，可以在有限的信息中从不同尺度上充分挖掘出签名之间的差异，从而提高了认证的准确度。

1　可能性 C 均值算法

聚类算法一般分为硬聚类和软聚类，k-means 是聚类算法中最常用的一种，k-means 会把每个对象严格地划分到某一类中，所以 k-means 是一种硬聚类算法。但实际情况是：大多数的对象并没有非常严格的区分，模糊 C 均值算法(FCM，Fuzzy C-means)首次将模糊理论引入到聚类算法中，FCM 对于每个数据点都会在不同程度上属于某一个类，但是当数据存在噪点的时候，会导致 FCM 的聚类性能降低。PCM 是基于可信度理论和可能性理论发展起来的，PCM 是对 FCM 的一种改进，PCM 可以在有噪点的情况下有更好的稳定性，PCM 就是用一个概率矩阵 $\boldsymbol{U}=[u_{is}]$ 来表示每个对象属于每个类的程度，又称隶属度，PCM 的目标函数为：

$$J(U,C)=\sum_{s=1}^{N}\sum_{i=1}^{k}(u_{is})^m * d(c_i,x_s)^2+\sum_{i=1}^{k}\eta_i\sum_{s=1}^{N}(1-u_{is})^m \tag{1}$$

其中，N 为样本的数量，k 为聚类中心的个数，m 为模糊参数，u_{is} 代表第 s 个采样点属于第 i 簇的概率值，$d(c_i,x_s)$ 表示第 s 个采样点与第 i 个聚类中心的距离。$J(U,C)$ 代表样本中所有的点到各个聚类中心的距离的加权平方和。PCM 的条件约束为：

$$0<\sum_{s=1}^{N}u_{is}\leqslant N,\forall i \tag{2}$$

η 取值为：

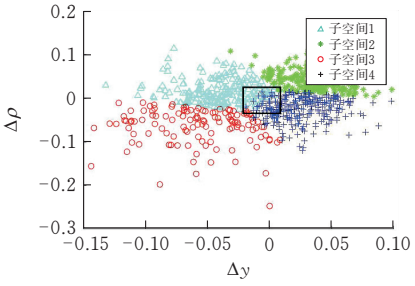
$$\eta_i=\sum_{s=1}^{N}u_{is}^m * d(c_i,x_s)^2/\sum_{s=1}^{N}u_{is}^m \tag{3}$$

η 是带宽参数，表示类别隶属度为 0.5 时的距离平方，η 一般是先用 FCM 算法得到的隶属度矩阵 U 和聚类中心 C 后利用式(3)计算后直接作为定值。PCM 的聚类中心计算公式如式(4)，数据点 s 属于第 i 类的隶属度 u_{is} 可通过式(5)计算：

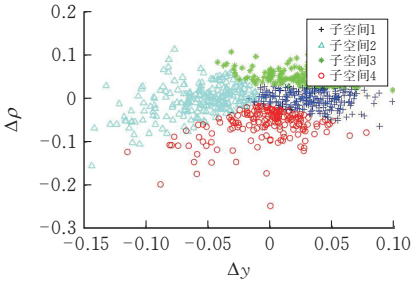
$$c_i=\sum_{s=1}^{N}u_{is}^m x_s/\sum_{s=1}^{N}u_{is}^m \tag{4}$$

$$u_{is}=1/(1+(d_{is}^2/\eta_i)^{1/(m-1)}) \tag{5}$$

为比较 FCM 与 PCM 算法在聚类上的差异，取某用户的前五个签名的所有采样点分别进行 FCM 与 PCM 的聚类分析，每个采样点包含签名的信息 $\{\Delta x,\Delta y,\Delta p\}$，设置 4 个聚类中心，观察每个采样点在特征空间的分布情况。为了便于观察，将三维特征空间 $\{\Delta x,\Delta y,\Delta p\}$ 中的采样点投影到 $\{\Delta y,\Delta p\}$ 二维平面上进行观察，采样点在 FCM 特征空间与 PCM 特征空间的分布情况如图 1 所示。



(a)FCM



(b)PCM

图 1　采样点在特征空间的分布情况

从图 1a 黑色矩形标出的位置可以看出，在聚类的边界处，存在将子空间 4 与子空间 1 误分的情况，而在 PCM 的聚类特征空间中，边界较为清晰，这也说明了 PCM 相较于 FCM 有更好的聚类性能。

2 特征相似度计算

判别在线签名的相似性，通过计算模板签名与测试签名对应采样点之间距离来完成。由于签名书写时间长短不同，造成签名信号序列长度不相等，因此需要解决长度不相等签名序列的相似度度量问题。DTW 算法是一个典型的非线性优化方法，它利用动态规划的思想来寻找两个时间序列之间最佳的点与点的对应关系，从而实现序列匹配时累计距离最小。本文利用 DTW 算法来寻找两个签名信号序列采样点之间的匹配关系。

假设 X，Y 是两条不同的时间序列，X 表示模板签名，Y 表示测试签名，其长度分别为 I，J，表示如下：

$$X=\{x(1),x(2),\cdots,x(i),\cdots x(I)\},$$
$$Y=\{y(1),y(2),\cdots,y(j),\cdots y(J)\} \tag{6}$$

定义一个大小为 $I*J$ 的距离矩阵 d，d 中的元素 $d(i,j)$ 代表着序列 X 的第 i 个点 $x(i)$ 与序列 Y 的第 j 个点 $y(j)$ 的距离，距离计算公式如下：

$$d(x(i),y(j))=(x(i)-y(j))^2 \tag{7}$$

然后从距离矩阵 d 中构造一条规整路径 $W=\{w_p\}_{p=1}^{P}$，假设 $w_p=(i,j)$，$w_{p1}=(i',j')$，则规整路径 W 必须满足以下条件：

1)边界条件：$W_1=(1,1)$ 并且 $W_P=(I,J)$。

2)连续性条件：$i'\leqslant i+1$ 并且 $j'\leqslant j+1$。

3)单调性条件：$i'\geqslant i$ 并且 $j'\geqslant j$。

满足上述的条件后，序列 X 与序列 Y 的 DTW 可以定义为：

$$\mathrm{DTW}(X,Y)=\min_{W}\left\{\sum_{p=1}^{P}d(w_p)\right\} \tag{8}$$

即寻找一条匹配路径使得序列 X 与序列 Y 的累计距离最小，式中 $d(w_p)=d(x(i),y(j))$ 与点在 X，Y 中的位置 i，j 相关联，从路径 w_1 到 w_p 的累计距离 $D(i,j)$ 可以通过下式计算：

$$D(i,j)=d(x(i),y(j))+\min\begin{cases}D(i,j-1)\\D(i-1,j-1)\\D(i-1,j)\end{cases} \tag{9}$$

本文将使用七种距离进行度量，这七种距离主要分类两类：基于绝对数值的度量方式和基于形状分布的度量方式。基于绝对数值的度量方式主要包括：曼哈顿距离，欧式距离，切比雪夫距离和标准欧式距离；基于形状分布的度量方式主要包括：余弦距离，相关性系数和巴氏系数。

多距离 DTW 的算法流程如下：

1)构建用户 n 的第 i 个参考样本 R_n^i 的隶属度特征 F_n^i 和第 j 个测试样本 T_n^j 的隶属度特征 F_n^j。

2)计算序列 F_n^i 与序列 F_n^j 在欧氏距离下 DTW 的最优路径 W_i^j。

3)基于 W_i^j 计算 7 种 DTW 距离 $DTW_d_{n,k}^{i,j}$，$k=1,2,\cdots,7$。

4)计算所有用户的测试签名与模板签名之间的距离 $DTW_d_r^{R,R}$，并计算 PCA 的投影矩阵 W_{pca}。

5)将原始距离数据进行降维：$D_{n,pca}^{i,j}=W_{pca}*DTW_d_{n,k}^{i,j}$。

6)取降维后数据的第一维数据作为用户 n 的第 i 个参考样本第 j 个测试样本的距离：$D_n^{i,j}=[D_{n,pca}^{i,j}]_1$。

3 本文算法

本文提出的算法整体流程如下：

1)首先选择 N 个真实签名作为模板签名，得到模板签名的原始序列 $\{r_1,r_2,\cdots,r_N\}$，然后利用 PCM 算法进行特征提取得到对应的隶属度特征 $\{u_1,u_2,\cdots,u_N\}$。

2)对于测试签名，获取其原始签名序列 t，然后执行与模板签名对应的特征提取操作，得到对应的隶属度特征 u_t。

3)计算模板签名两两之间 7 种 DTW 距离的平均值，并通过 PCA 降维得到的第一维数据作为真实签名之间的参考距离 μ_t。

4)计算待测签名 u_t 与模板签名之间的 7 种 DTW 距离，通过 PCA 降维得到的第一维数据作为待测签名与模板签名之间的距离 Φ。

5)计算相似度比值 $q=\Phi/\mu_t$，比较相似度比值 q 与阈值的大小，判别签名的真伪。算法流程如图 2 所示。

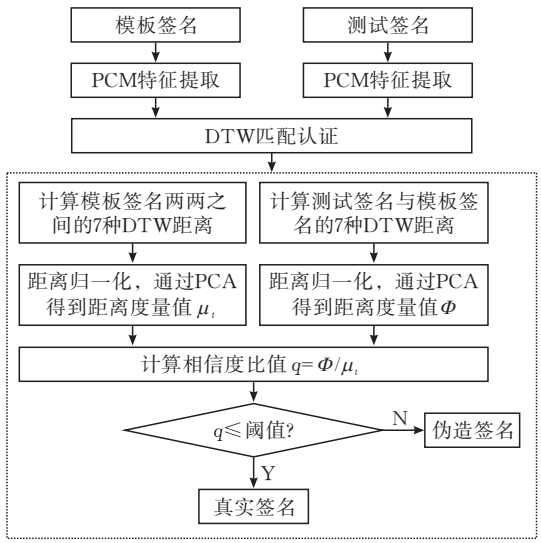


图 2 算法流程

4　实验

4.1　数据集

测试数据集采用 SUSIG 数据集，SUSIG 数据集是由土耳其萨班哲大学生物特征识别研究组采集的签名数据库。该数据集的采集硬件包括智能笔和压力感应屏两套设备。智能笔用于记录签名时笔的轨迹，压力感应屏可以用于显示笔的轨迹并记录笔尖的压力信息。该数据集分为两个子数据集；一个为 visual 子数据集，该数据集采集签名时签名者能看到签名的实时轨迹反馈；另一组为 bind 子数据集，该数据集采集签名时签名者无法得到签名轨迹反馈。本文将只使用常用的 visual 子数据集进行实验。数据集信息如表 1 所示。

表 1　SUSIG 数据集信息

数据集	用户数	真实/伪造签名数	采集频率/Hz	数据信息
SUSIG visual	94	20/10	100	$[x, y, p]$
SUSIG bind	94	8～10/10	100	$[x, y, p]$

4.2　评价指标

在评估签名验证系统的性能时，有两个重要指标：真实签名的错误拒绝率(false rejection rate，FRR)和伪造签名的错误接受率(false acceptance rate，FAR)。由于这两个错误率是负相关的，因此经常使用 FAR 随阈值变化的曲线与 FRR 随阈值变化的曲线的交点作为系统的等误率（equal error rate，EER），其值越低，代表系统的性能越好。FRR，FAR 的定义如式(10)，(11)所示：

$$FRR = \frac{\text{被误拒的真实签名样本数}}{\text{真实签名样本总数}} \times 100\% \tag{10}$$

$$FAR = \frac{\text{被误纳的伪造签名数}}{\text{伪造签名样本总数}} \times 100\% \tag{11}$$

本文共设计了三组实验，一组测试了不同的隶属度中心个数对 FCM、PCM 认证效果的影响；第二组测试了利用不同特征进行 DTW 认证时的错误率。第三组测试了不同的距离度量方式对认证效果的影响。

4.3　实验结果

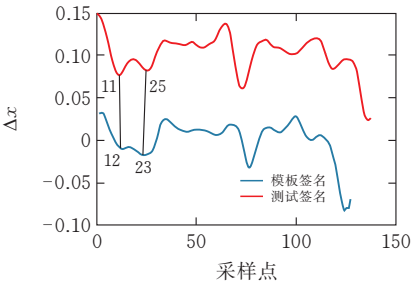
不同的隶属度中心个数与实验的结果有密切关系，本文分别设置聚类中心的个数为 2，4，8，16 进行实验，实验的结果如表 2 所示。

表 2　不同的聚类中心个数认证效果对比　%

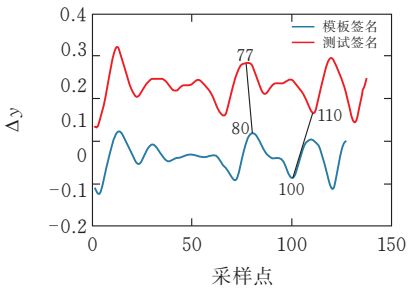
聚类个数	FCM			PCM		
	FRR	FAR	EER	FRR	FAR	EER
2	3.97	3.94	3.97	3.05	2.87	2.98
4	3.76	3.51	3.62	2.84	2.87	2.87
8	3.97	3.83	3.83	2.98	2.98	2.98
16	3.83	3.51	3.62	3.12	3.09	3.09

由表 2 可知，当聚类中心为 4 的时候，FCM 的等误率为 3.62，PCM 的等误率 2.87，可以看出，PCM 比 FCM 有更好的聚类性能。

对于某被 FCM 误判的真实签名，模板签名与测试签名的 Δx 和 Δy 曲线对比分别如图 3a、3b 所示。从图 3a 可以看出，测试签名的 Δx 曲线的 11－25 号点与模板签名的 Δx 曲线上的 12－23 号点对应，测试签名的 11－25 号点属于噪点。同样，在测试签名的 Δy 曲线上的 77－110 号点中也存在部分的噪点。



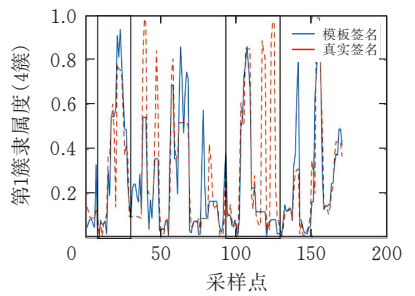
(a) Δx



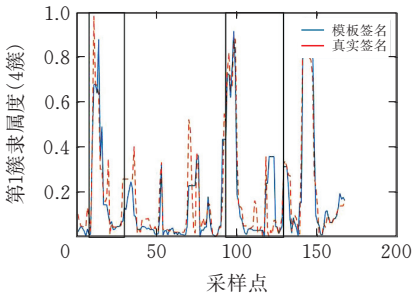
(b) Δy

图 3　模板签名与测试签名的 Δx，Δy 曲线对比

将该签名分别进行 FCM、PCM 隶属度编码，其与模板签名的 FCM 和 PCM 隶属度特征匹配波形分别如图 4a、4b 所示。上述两部分的噪点，在匹配波形中均用矩形框进行了标注，可以看出，FCM 隶属度特征匹配差异较大，导致真实签名与模板签名的距离较大，因而产生了误判，而 PCM 隶属度特征整体匹配差异较小。在数值上，该签名的 FCM 和 PCM 隶属度特征与模板签名的相似度比值分别为 1.2354 和 1.1724。这也证明了：在有噪点的时候，PCM 有更好聚类性能。



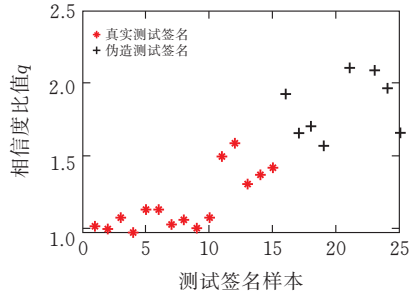
(a)FCM



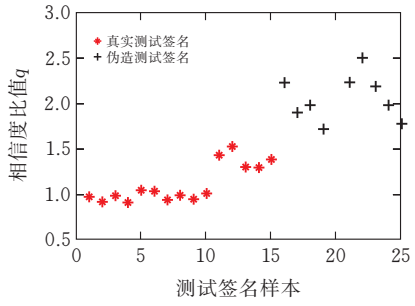
(b)PCM

图 4 真实签名与模板签名的匹配波形

图 5 展示了某用户的签名分别使用 FCM 特征和 PCM 特征进行 DTW 匹配后的距离分布图，其中 1—15 号为真实签名，16—25 号为伪造签名：从图 5 可以看出，在使用 FCM 隶属度特征进行 DTW 匹配时，存在部分伪造签名与真实签名的差异较小，因此导致了误判，而使用 PCM 隶属度特征进行 DTW 匹配时，距离分布存在较大差异，通过设置阈值，可以判断出签名的真伪。



(a)FCM



(b)PCM

图 5 使用 FCM 与 PCM 特征进行 DTW 匹配的距离分布

表 3 列出了分别使用原始特征、差分特征、FCM 和 PCM 隶属度特征进行匹配认证时系统的等误率。

表 3 不同特征进行匹配认证的等误率 %

签名特征	FRR	FAR	EER
x，y，p	8.37	7.45	8.04
Δx，Δy，Δp	4.57	4.04	4.04
FCM	3.76	3.51	3.62
PCM	2.84	2.87	2.87

从表 3 可以看出，使用 PCM 隶属度特征进行匹配认证时具有最低的等误率，相较于直接使用数据集中的 x，y，p 进行匹配认证，等误率下降了约 64%，这也说明了 PCM 隶属度特征的有效性。

不同的距离度量方式可能造成认证精度的改变，常用的距离度量方式有欧式距离，曼哈顿距离等，本组实验将对比分别使用 7 种不同距离取 PCA 的实验结果，实验结果如表 4 所示。

表 4 7 种不同的距离度量方式认证效果对比 %

距离度量方式	FRR	FAR	EER
曼哈顿距离	3.53	3.55	3.51
欧式距离	2.87	2.84	2.87
切比雪夫距离	3.62	3.76	3.62
标准欧式距离	3.05	3.05	3.79
余弦距离	4.97	4.96	5.0
相关性系数	4.40	4.46	4.36
巴氏系数	6.41	6.45	6.38
多种距离取 PCA	2.70	2.66	2.62

表 5 列出了本文方法与采用相同数据集的现有方法的对比，文献[17]方法先对签名进行分段，然后使用高阶贝塞尔曲线进行拟合，最后进行签名的差异性度量。文献[21]方法利用改进的 Hausdorff 距离度量签名的曲率和扭转特征相似度。文献[22]方法利用自编码器和卷积神经网络提取签名全局特征进行匹配认证。文献[23]方法将字符编辑距离(string edit distance，SED)用于在线签名的差异性匹配。

表 5 与经典方法的认证效果对比 %

方法	FRR	FAR	EER
文献[17]	—	—	3.56
文献[21]	—	—	7.05
文献[22]	—	—	3.47
文献[23]	—	—	2.91
本文方法	2.70	2.66	2.62

5 结束语

通过研究签名采样点在空间上的分布，提出一种基于 PCM 的在线签名特征提取算法，将签名的原始特征编码成子空间的隶属度。在此基础上，在进行签名间距离度量时，得到基于欧式距离的 DTW 匹配路径后，采用多种距离度量方式去计算签名间的距离，充分挖掘出签名之间的隐含信息，从不同尺度上对签名的差异进行度量。本文的方法在 SUSIG 数据集上进行了训练和测试，达到等误率为 2.62%的认证效果，证明了本方法的有效性。

[参 考 文 献]

[1] IRANMANESH V. Online signature verification using neural network and pearson correlation features[C]// IEEE Conference on Open Systems (ICOS). IEEE, 2013:18-21.

[2] LIU Y, YANG Z, YANG L. Online signature verification based on dct and sparse representation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 45(11): 2498-2511.

[3] SAE-BAE N, MEMON N. Online signature verification on mobile devices[J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2014, 9(06): 933-947.

[4] 张梓轩，贺也平. 基于信号序列的在线签名认证方法及应用[J]. 计算机工程与设计，2018，39(03):8.

[5] AHRABIAN K, AHRABIAN K, BABAALI B, et al. Usage of autoencoders and Siamese networks for online handwritten signature verification[J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(12):9321-9334.

[6] XINGHUA XIA, SHUANG WANG. Research on online signature verification based on anomaly detection [C]// Journal of Physics: Conference Series, 2021, 2031(01).

[7] MEENA L, CHAURASIYA V K, PUROHIT N, et al. Comparison of SVM and random forest methods for online signature verification[C]// Lecture Notes in Computer Science, 2021, 12616: 288-299.

[8] HOWAL P, BANERJEE D, MALAKAR S, et al. A two-tier ensemble approach for writer dependent online signature verification[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021, 13(01):21-40.

[9] RUA E A, CASTRO J L A. Online signature verification based on generative modelsin[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2012, 42(04): 1231-1242.

[10] BAO L V, GARCIA-SALICETTI S, DORIZZI B. On using the viterbi path along with HMM likelihood information for online signature verification[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B, 2007, 37(05):1237-1247.

[11] ROHILLA S, SHARMA A. SVM based online signature verification technique using reference feature vector[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, India Section A: Physical Sciences, 2017, 87(01): 125-136.

[12] LAI S, JIN L, ZHU Y, et al. SynSig2Vec: Forgery-free learning of dynamic signature representations by sigma lognormal-based synthesis and 1D CNN[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 44(10): 6472 - 6485.

[13] TOLOSANA R, VERA-RODRIGUEZ R, FIERREZ J, et al. Exploring recurrent neural networks for online handwritten signature biometrics[J]. IEEE Access, 2018, 6:5128-5138.

[14] MARTENS R, CLAESEN L J M. Dynamic programming optimisation for on-line signature verification[C]// Document Analysis and Recognition, 1997, 2: 653-656.

[15] SILVA D F, GIUSTI R, KEOGH E, et al. Speeding up similarity search under dynamic time warping by pruning unpromising alignments[J]. Data Mining & Knowledge Discovery, 2018, 32(04):988-1016.

[16] DILMI M D, BARTHES L, CÉCILE MALLET, et al. Iterative multiscale dynamic time warping (IMs-DTW): A tool for rainfall time series comparison[J]. International Journal of Data Science and Analytics, 2020, 10(01):65-79.

[17] 刘莉，詹恩奇，郑建彬. 基于曲线分段相似匹配的在线签名认证[J]. 计算机应用，2018，38(04)：1046-1050.

[18] OKAWA M. Template matching using time-series averaging and dtw with dependent warping for online signature verification[J]. IEEE Access, 2019, 7: 81010-81019.

[19] OKAWA M. Online signature verification using single-template matching through locally and globally weighted dynamic time warping[J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2020, E103.D(12): 2701-2708.

[20] OKAWA M. Modified dynamic time warping with local and global weighting for online signature verification [C]// 2021 IEEE 3rd Global Conference on Life Sciences and Technologies, 2021: 124-125.

[21] HE L, TAN H, HUANG Z C. Online handwritten signature verification based on association of curvature and torsion feature with Hausdorff distance[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(14): 19253-19278.

[22] VORUGUNTI C S, PULABAIGARI V. A deep learning architecture based dimensionality reduction and online signature verification[J]. Communications in Computer and Information Science, 2019, 1020: 109-118.

[23] RIESEN K, SCHMIDT R. Online signature verification based on string edit distance[J]. Document Analysis and Recognition, 2019, 22(01):41-54.

（下转第 99 页）