

文章编号:1007-2780(2019)10-1013-08

基于笔划三维深度特征的签名识别

吴坤帅^{1,2}, 魏仲慧^{1*}, 何 昕¹, 李佩君³

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 中国人民解放军 63850 部队, 吉林 白城 137000)

摘要:针对熟练伪造签名识别正确率较低的问题,提出了基于笔划三维深度特征的个人签名识别方案。首先采集不同书写者的真实签名及他人的套摹签名,用高精度的体式显微镜分别对签名笔划进行扫描,获取签名笔划的表面三维点云数据。然后通过高斯滤波器滤掉三维点云数据中的噪声,计算签名笔划的平均深度、沿笔划方向深度标准差以及熵等统计特征。之后,对数据集进行数据增强,增加签名数据的数量。最后,将签名数据分为训练集和测试集,在不同训练比例下使用分类器(包括 SVM、KNN、ANN)进行分类。实验结果显示,本文算法在本地签名数据集上的最佳识别正确率为 98.69%,优于大多数传统算法,满足实际应用的要求。

关键词: 签名识别;深度特征;三维图像处理;特征提取;数据增强

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20193410.1013

Signatures recognition based on strokes 3D depth feature

WU Kun-shuai^{1,2}, WEI Zhong-hui^{1*}, HE Xin¹, LI Pei-jun³

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;*

3. *Unit 63850 of PLA, Baicheng 137000, China)*

Abstract: In order to solve the problem that the recognition rates of skilled forgery signatures is not satisfied, a personal signatures recognition scheme based on 3D depth feature of strokes is proposed. Firstly, the real signatures of different writers and the skilled forgery signatures are collected by high-precision stereo microscope, obtaining the surface 3D point cloud data of the signature strokes. Secondly, after filtering the noise of cloud data through the Gaussian filter, the statistical features such as the average depth of the stroke, the standard deviation of the depth along the stroke direction, and the entropy are calculated. To increase the number of data sets, data augmentation is implemented. Finally, the data set is divided into training set and test set, using classifier (including SVM, KNN, ANN) to classify the data set under different training ratios. The experimental results show that the

收稿日期:2019-06-06;修订日期:2019-08-21.

基金项目:吉林省科技发展项目计划(No.20180201013GX)

Supported by Jilin Province Science and Technology Development Plan (No.20180201013GX)

* 通信联系人, E-mail: wzhlvp@sohu.com

best recognition accuracy of the algorithm on the local signature data set is 98.69%, which is better than most traditional algorithms and meets the requirements of practical applications.

Key words: signature recognition; depth feature; 3D image process; feature extraction; data augmentation

1 引言

签名是一项方便快捷的个人身份认证方式,具有使用简单方便和签名特征稳定可区分等优点,应用范围广泛。由于个人签名容易被刻意伪造,因此签名笔迹检测科学也随之诞生,而计算机技术的高速发展,笔迹识别科学逐步进入与计算机技术紧密结合的新时代。使用计算机进行签名识别有着速度快和数据量大的优点,适合于对大量签名进行初步的筛选,给出一份或者数份待选的正确结果,节省人力和物力。签名识别技术一般包括图像预处理,特征提取,特征分类 3 个组成部分。近年来,国内外的学者进行了大量理论研究和实际探索,提出了许多巧妙的识别方法,并取得了一定的成果。

Ferrer 等在不同背景污染的情况下,提取签名图像的局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)特征用于识别^[1]。Ferrer 等的样本大多是在书写在发票及支票等常用书写载体上,污染多为下划线和水印等常见污染,此研究与现实应用场景相近,有很高的应用价值,但对熟练仿写的签名鉴别效果有限。Okawa 使用视觉词袋模型结合 KAZE 算法和 VLAD(Vector of Locally Aggregated Descriptors)来研究签名识别。Okawa 结合了计算机视觉领域的两个最新算法到签名识别之中,大大提高了识别的正确率,对伪随机签名数据集的识别率达到最先进的水平。但是其数据集包含了较多随机签名的原因,分辨难度低,应用价值有限^[2-3]。Cui 等使用 AlexNet 进行签名识别,总正确率为 87.5%。他直接使用神经网络提取并进行分类,避免了人工选择特征,但神经网络需要的签名数据量较大,现实生活中很难满足^[4]。Maergner 等使用图编辑距离(Graph Edit Distance)度量两个签名的相似度,并使用深度神经网络进行分类,在公共数据集 GPDS 的随机伪签名集上取得了很高的识别正确率,但在熟练签名集上的效果明显差于随机签名集^[5]。祖丽皮亚使

用统计特征研究维吾尔签名的识别,统计不同方向上的像素点的数目作为特征特征向量。统计特征提取简单快速,实现方便,提高了识别的速度,但需要大量的训练数据才能达到良好的识别效果^[6]。

虽然目前的研究取得了一定的成果,但依然存在一些问题:尽管使用了不同的数据集、特征、分类器以及正确率评判的标准,国内外大多数的签名识别方案的识别成功率在 85%~95%之间(错误率在 5%~15%)^[7-12],使用熟练签名集的正确率要明显低于使用伪随机签名集的正确率,要达到较高的识别正确率则需要大量的训练数据。而在现实生活中,需要我们识别的大多是熟练仿写的签名,许多情况下我们能获取的签名数据也是有限的。

在计算机签名识别中,签名识别的成功率不会无限地提升,它存在一个上限。计算机通过计算待识别样本和真实签名的特征相似程度,给出真伪判断,而精心模仿的签名与真实签名的相似度甚至可能要高于两个真实签名之间的相似度。因此,只要研究真实签名的书写规律,仿写人就能够写出尽可能与真实签名相似的签名。这也是熟练伪造数据集识别成功率低的原因。二维特征签名识别都忽略了笔迹的三维信息,而这些信息是仿写人难以模仿的。

国内外的研究人员对笔划的三维深度特征进行过一定的研究,但目前还处于起步阶段,大多还未使用深度特征直接进行签名识别。Furukawa^[13-14]采集了大量横竖撇捺笔划,发现同一书写者笔划深度之间的差异明显小于不同书写者之间的差异,这为深度特征在签名识别上的应用提供了理论支持,但他还没有使用完整的签名进行研究。申思^[15]等研究了套摹签名与原始签名行笔过程中压痕曲线变化,发现原始签名在行笔过程中的极值点位置(反映了行笔笔力的变化)具有一定的稳定性,而同一套摹人的套摹签名之间的极值点位置变化较大。申思的研究证明,摹写签名之间的深度特征变化大于原始签名,这是由个人

书写习惯所决定的。目前的研究已经证明笔划三维深度特征中蕴含了书写者的个人特征,具有进行签名识别的理论基础。

本文旨在研究签名笔划三维深度特征,对获取的签名笔划进行扫描和去噪处理,提取笔划的深度信息,在熟练仿写签名数据集上进行分类,证明三维深度特征在签名识别上的有效性。

2 基于笔划深度特征的签名识别

熟练伪造签名与真实签名的二维特征可以非常相似,而三维特征却难以进行模仿。中文汉字中,笔划横、竖、撇、捺的出现频率很高,在书写这 4 个笔划的过程中,起笔、行笔以及收笔的力度大致是稳定的,是由人的书写习惯影响的,包含了个人的生物学特征。在其他书写条件不变的情况下,书写力度短期内不会发生较大的改变,因此可以用来识别书写者的身份。书写时的力度信息属于动态特征,在离线签名识别中,无法获取书写者写下签名时的力度信息,但是可以用深度信息来代替力度信息。图 1 为签名识别系统原理图,它由显微镜扫描系统、签名预处理、特征提取以及分类器 4 个主要模块组成。

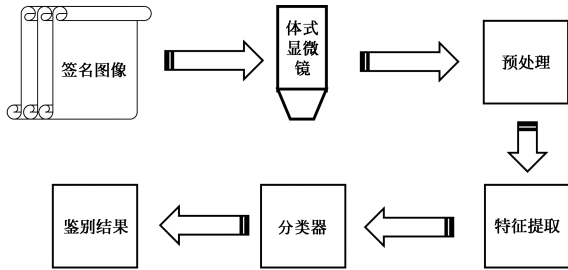


图 1 签名识别系统原理图

Fig.1 Block diagram of signature recognition system

2.1 签名的获取与预处理

(1) 签名笔划的采集。签名笔划的深度信息需要专业的扫描设备,这里使用高精度的体式显微镜采集签名笔划的表面形态。显微镜的 Z 轴精度为 $0.1 \mu\text{m}$,一般情况下,笔划的深度为 $10 \sim 60 \mu\text{m}$ 之间,因此,采集误差在可接受范围之内。采集到的信息以矩阵的形式等间隔存储笔划的表面深度信息,点云相邻点之间的距离均相等,因此只按顺序存储下点的深度信息,不存位置信息,矩阵的长和宽分别为笔划的长和宽,值为该位置点

的深度。笔划的深度信息存储方式与灰度图像的存储方式类似,因此可以将深度信息当作图像来处理,作为笔划的深度图像。

(2) 噪声去除。采集到的笔划表面形态带有噪声,需要先进行滤波。深度图像中的噪声主要来源于机器运转时的微小振动,属于随机噪声。我们参考图像处理中图像去噪的方法过滤深度图像的随机噪声。高斯滤波是一种线性平滑滤波,对于滤去图像中的高斯或近高斯噪声有着非常好的效果。根据国际标准 ISO11562 规定,当使用高斯滤波器作为建立表面轮廓基准线的滤波器时,规定的权函数为:

$$S_{1D}(x) = \frac{1}{\alpha \lambda_c} \exp\left[-\pi \left(\frac{x}{\alpha \lambda_c}\right)^2\right], \quad (1)$$

$$\alpha = \sqrt{\frac{\ln 2}{\pi}} = 0.4697, \quad (2)$$

其中: λ_c 为截止波长, $\lambda = \lambda_c$ 时,滤波器的阻尼系数为 0.5。二维的高斯卷积核由水平和垂直方向的卷积和直接卷积而来:

$$s_{2D}(x, y) = s_x(x) \otimes s_y(y), \quad (3)$$

在频域上表现为:

$$S_{2D}(X, Y) = S_x(X) \cdot S_y(Y). \quad (4)$$

深度图像与高斯滤波器进行卷积,得到去除噪声的图像 $F(X, Y)$ 。

$$F(X, Y) = F_o(X, Y) \cdot S_{2D}(X, Y). \quad (5)$$

2.2 签名笔划特征提取

进行深度图像采集时发现,除了噪声外,纸面粗糙度也会对特征提取造成一定的影响。常见书写纸一般表面不平整,还带有一定的纸质纤维和杂质。这造成在未书写的情况下,纸面的峰-谷可能会达到几微米,这已经与较轻的笔划造成的深度相近了。通常情况下,这些粗糙点都是凸出纸面的,影响最高点的选取。因此我们在沿笔划横截面上,选择横截面平均值与最低值的差作为该截面的高度,并计算整个笔划的深度,即:

$$w(x) = \underset{y}{\text{mean}}(f(x, y)) - \underset{y}{\text{min}}(f(x, y)), \quad (6)$$

式(6)中, $\underset{y}{\text{mean}}$ 和 $\underset{y}{\text{min}}$ 分别求取深度图像行均值和行最小值,为 $w(x)$ 为沿笔划方向的深度分布。

通过式(6)可得到沿笔划方向的深度矩阵,矩阵的长度为笔划的长度。深度矩阵维数较大,不适合直接用作特征分类,还需要进一步处理,选择深

度矩阵的统计特征作为笔划的深度特征。常用的使用统计特性有平均值、标准差和矩阵的熵 3 种。笔划深度的平均值反映了笔划在行笔过程中的平均力度;沿笔划方向的深度标准差反映了行笔过程中的力度变化;深度矩阵的熵是图像处理和计算机视觉学科中度量图像纹理随性的一个常用特征,用来度量深度矩阵的随机性。深度平均值一致的两个笔划,在行笔上也可能不同,这样他们的熵值就有所区别。当深度矩阵中的数值差异较大时,熵的值就会小,当深度矩阵中所有值一致时,熵值取最大值^[16]。以上 3 个特征分别由以下公式计算:

$$\text{mean} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w(i), \quad (7)$$

$$\text{std} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (w(i) - \text{mean})^2}{N}}, \quad (8)$$

$$\text{entropy} = - \sum_{i=1}^N w(i) \log(w(i)), \quad (9)$$

上式中, N 为笔划的采集行数。将一个签名的所有笔划提取的统计特征合在一起,作为签名的完整深度特征。

2.3 签名笔划特征分类

传统签名识别中广泛运用的分类方法有支持向量机(Support Vector Machine, SVM), K-近邻分类(K-Nearest Neighbor, KNN)以及人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)等。由于不同的数据集在不同分类器上的效果各有优劣,因此我们同时使用这 3 种分类器来进行分类,寻找最适合我们样本的分类器。

2.3.1 SVM

SVM 是一种成熟的特征分类算法。在本实验中,它的目的是寻找一个超平面,将不同书写者签名的深度特征向量,以最大的间隔分类在超平面两侧。距离超平面最近的点称为支持向量。最靠近超平面的数据点与超平面之间的距离越大,分类效果越好。

2.3.2 KNN

K-近邻算法是机器学习中简单有效的分类算法,它计算待测样本特征向量与已知签名库特征向量之间的距离,并选举出 K 个最相邻的数据,通过统计这些数据的标签,得到样本的归属判断。KNN 参数较少,实现方便,适合在样本较少的情况下使用。它的主要流程如下:

(1) 计算待分类签名特征向量与签名库签名特征向量之间的距离,并按照递增排序;

(2) 选取 K 个最相邻的数据;

(3) 统计这 K 个数据的标签出现次数,并得到出现频次最高的数据样本,即为待测样本的预测分类。

2.3.3 ANN

人工神经网络是用来模拟人类大脑中神经元的工作方式的人造模型。1986 年, Rumelhar 和 Hinton 等人提出了反向传播(Backpropagation, BP)算法,它的主要特点是特征向量前向传递,而误差反向传播,通过不断修改神经网络权重和偏置,使得网络的最终输出与期望输出尽可能接近,以达到训练的目的。本实验中,只使用神经网络作为分类器,输入神经网络的特征是我们上一步提取到的深度特征。

2.4 评判标准

签名识别中常用的评判标准有错误拒绝率、错误接受率和错误率 3 种,这里我们使用前两种。并引入总正确率作为两个指标的综合评判标准。

错误拒绝率(False Rejection Rate, FRR), FRR 是真实签名当作伪造签名被系统拒绝的概率,即输入识别系统的签名为真实签名,考察系统将签名当作是伪造签名的概率。

$$\text{FRR} = \frac{\text{真实签名被拒绝数}}{\text{被鉴定真实签名数}}. \quad (10)$$

错误接受率(False Acceptance Rate, FAR), 是伪签名当作真实签名被系统接受的概率,即输入识别系统的签名为伪造签名,考察系统将签名当作真实签名接受的概率。

$$\text{FAR} = \frac{\text{伪造签名被接受数}}{\text{被鉴定伪造签名数}}. \quad (11)$$

再使用总正确率考察两个指标的综合结果,总正确率以公式(12)求得:

$$\text{ORR} = (1 - \frac{\text{FAR} + \text{FRR}}{2}). \quad (12)$$

3 实验结果及分析

3.1 实验数据获取

为了使签名的二维特征尽可能地相似,伪造签名使用套摹的方式得到。仿写人获得真实签名后,经过一定的练习,对真实签名进行摹写。真实

签名与伪造签名对比如图 2 所示。选取签名中的长竖笔划进行三维扫描,获取深度矩阵,真实签名与伪造签名的对比如图所示。我们可以看到,真实签名与伪造签名的二维特征难以用肉眼进行区分,特征很相似,而笔划的深度特征有明显的区别,难以进行模仿。

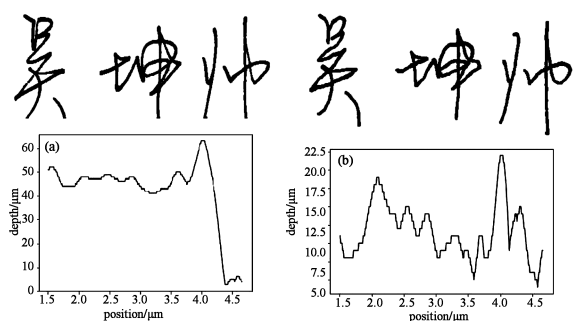


图 2 真实签名与套摹签名对比。(a)真实签名与“帅”字长竖笔划的深度走势图;(b)套摹签名与长竖深度走势图。

Fig2 Real signature versus forgery signature. (a) Real signature and depth chart of the vertical stroke of character “帅”; (b) Forgery signature and the depth chart of the corresponding stroke.

实验中使用的签名数据是书写人在平和的条件下写下的,排除环境因素对签名深度的影响。采集真实签名与其熟练仿写签名各 10 个,共计 19 组,即 380 个签名。每个签名图像采集 5~6 个笔划,每个笔划提取 3 个特征(即平均深度,沿笔划方向深度标准差和深度矩阵的熵),即每个签名提取 15~18 个特征,真实签名及其仿写签名采集的笔划部位一致。

为了防止过拟合,使用数据增强增加数据集。常用的数据增强方法有:翻转、旋转、平移、缩放、裁剪以及增加噪声。大量的实验表明,数据增强

能明显增加识别系统的泛化能力和鲁棒性,减少错误识别率。这里我们使用增加噪声的方法进行数据增强,将数据集扩展到原先的两倍。具体增加数据集的方法为:首先使用随机数生成器产生在 $[-10,10]$ 之间的随机矩阵,随机矩阵的维数与签名图像的特征维数一致;将随机矩阵乘以一个噪声因子,此处设为 0.01,并与原特征矩阵进行点乘产生新的带有噪声的新的人工签名特征。新的人工签名的特征值与原特征值相差在 10% 以内。

3.2 实验结果及分析

3.2.1 笔划特征对比

如表 1 所示,是一组真实签名-伪造签名的单一笔划特征的对比,包括该笔划的平均深度(Stroke Mean)、沿笔划方向深度标准差(Stroke Std.)和熵(Stroke Entropy)3 项。表中显示了 10 个真实签名(或伪造签名)之间的均值和标准差。可以看到,对于笔划 1,签名人和其仿写者之间,真实签名和伪造签名的 3 项特征的平均值有一定的差别,伪造签名的平均深度大于真实签名,且真实签名的 3 项特征的标准差均小于伪造签名,说明真实签名的深度更加稳定,行笔过程力度稳定性好。而仿写人由于刻意模仿笔划的轨迹,行笔力度变化较大,因此签名间的力度变化较大,深度差异大。笔划 2,是由另一个签名人的签名中的某一笔划及其仿写笔划的特征。可以看到,签名人的笔划深度小于仿写人,且其特征的标准差也比较大,说明签名人签名力度较大,且力度变化范围大,而仿写人仿写时下笔较轻且沉稳。这两个笔划特征的对比中可以看出,签名笔划深度的特征值大小和稳定度并不绝对与笔划是正常情况下书写或刻意仿写相关,而是签名人和仿写人的习惯相关。这与现实情况相吻合,不同人在签名或者是仿写时,下笔的力度都会下意识遵循自己的习惯,因而与他人有所区别。

表 1 真实签名与伪造签名笔划特征对比

Tab.1 Contrast on stroke features of real and forgery signature

Stroke Signature	Feature	S.Mean/ μm	S.Std.	S.Entropy
1	Real	Mean	11.030	2.757
		Std.	1.498	0.542
	Forgery	Mean	13.473	4.023
		Std.	2.262	1.798

续 表

Stroke Signature		Feature	S.Mean/ μm	S.Std.	S.Entropy
2	Real	Mean	17.007	4.706	-14.744
		Std.	2.754	1.339	3.267
	Forgery	Mean	12.481	3.653	-9.66
		Std.	1.616	1.083	1.760

3.2.2 熟练签名集分类

在原始熟练签名数据集上进行实验,将数据集随机分为训练集和测试集,训练集占总体实验数据的比例(Training Rate, T_R)为 0.5。提取到的特征分别使用支持向量机、K-近邻分类器以及神经网络进行分类。实验结果如表 2 所示。从表 2 中可以得到,SVM、KNN 以及 ANN 3 个分类器的识别正确率分别为 91.686%、97.393%以及 95.209%。3 个结果均高于 90%,其中 KNN 分类器的结果达到了 97.393%,高于传统二维签名识别 85%~95%的正确率。这说明了笔划的深度特征对于熟练签名的识别具有优秀的效果。

表 2 不同训练比例和分类器下的签名分类结果

Tab.2 Recognition rates of signature with different classifier and training rate

T_R		0.5	0.4	0.3
SVM	FRR	13.402	8.772	9.023
	FAR	3.226	6.140	8.271
	ORR	91.686	92.544	91.353
K-NN	FRR	2.273	7.018	9.023
	FAR	2.941	3.509	4.511
	ORR	97.393	94.736	93.233
ANN	FRR	6.522	8.772	12.030
	FAR	3.061	2.632	4.511
	ORR	95.209	94.298	91.730

在现实的应用中,进行签名识别时,我们能获得签名样本一般都是有限的,需要保证在较少的训练样本下也有不错识别效果。降低训练比例至 0.4 和 0.3 并进行重复试验,从表 2 中可以看到,减少样本训练数据量情况下,3 个分类器的识别正确率依然保持在 90%以上,可以认为识别系统

在较少的训练数据下依然能保持较高的识别正确率。此外,训练数据的量较少,也导致了 SVM 和 ANN 这类参数较多的分类器无法充分排除所有误差,而 KNN 的参数较少,受到的影响相对小一些,因而,KNN 的识别正确率要高于另外两个分类器。

3.2.3 数据增强后的实验结果

表 3 是原始签名数据集进行数据增强后的实验结果。表 3 显示,数据增强可以有效提高系统的签名识别正确率,SVM、KNN 和 ANN 三分分类方式的最高分类结果分别为:96.108%、98.690%和 97.378%。3 项正确率分别相对于未进行数据增强前上升了 3.564%、1.297%和 2.169%。数据增强后分类正确率的增加,是因为数据集增加的同时,训练数据也增加了。由于一般手写签名数据集的个数有限,数据增强是一个简单有效的增加实验数据,提升分类正确率的方法。

同时对比表 2 和表 3 可以发现,随着训练集

表 3 数据增强后签名分类结果

Tab.3 Recognition rates of signature after data augmentation

T_R		0.5	0.4	0.3
SVM	FRR	2.174	6.299	4.887
	FAR	5.610	4.800	7.895
	ORR	96.108	94.451	93.609
K-NN	FRR	1.075	0.885	1.880
	FAR	1.546	3.043	2.256
	ORR	98.690	98.036	97.932
ANN	FRR	0.497	0.441	2.226
	FAR	7.821	4.803	5.263
	ORR	95.841	97.378	96.256

比例的增加,分类总体正确率有上升的趋势,这也说明了训练集越大,训练越充分,分类结果越高。

3.2.4 与其他算法的对比

表 4 是本文算法与其他常用的签名识别算法对比结果。从表中可以看出,本文提出的算法的

FRR 和 FAR 均比较小,性能优于大多数的传统算法,只略差于文献[3]中的算法,表明了本文算法在签名识别方面具有优秀的性能。

4 结 论

本文针对熟练伪造签名识别正确率低的现状,提出了基于笔划三维深度特征的签名识别方法,并收集了真实签名和熟练伪造签名数据集,伪造签名通过套摹方式获得,使用数据增强扩充了数据集。签名特征使用了笔划深度的平均值、沿笔划方向标准差和深度的熵 3 个统计量。实验结果表明,笔划三维深度特征能有效识别熟练伪造签名,在 KNN 分类器上,签名识别正确率最高达到了 98.69%,FRR、FAR 优于大多数传统算法,具有优秀的识别性能。

表 4 不同算法的分类结果对比

Tab.2 Performance comparison on different algorithm

Method	FRR/%	FAR/%
GLCM ^[17]	24.61	4.92
LBP ^[17]	11.36	10.05
SIFT ^[5]	7.0	5.3
AlexNet ^[4]	5.0	7.5
KAZE ^[3]	1.0	1.0
Proposed method	1.075	1.546

参 考 文 献:

- [1] FERRER M A, VARGAS J F, MORALES A, *et al.* Robustness of offline signature verification based on gray level features [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2012, 7(3): 966-977.
- [2] OKAWA M. Offline signature verification based on bag-of-visualwords model using KAZE features and weighting schemes [C]//*Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 252-258.
- [3] OKAWA M. From BoVW to VLAD with KAZE features: offline signature verification considering cognitive processes of forensic experts [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2018, 113: 75-82.
- [4] CUIW C, GUO X P, SHAO H, *et al.* Offline Chinese signature verification based on AlexNet [C]//*Proceedings of the 1st International Conference on Advanced Hybrid Information Processing*. Harbin, China: Springer, 2017: 33-37.
- [5] 丁一,詹恩奇,郑建彬,等.基于改进 SIFT 的离线签名鉴别方法[J].计算机应用研究,2017,34(11):3451-3454,3462. DING Y, ZHAN E Q, ZHENG J B, *et al.* Offline signature identification based on improved SIFT [J]. *Application Research of Computers*, 2017, 34(11): 3451-3454, 3462. (in Chinese)
- [6] MAERGNER P, PONDENKANDATH V, ALBERTI M, *et al.* Offline signature verification by combining graph edit distance and triplet networks [C]//*Proceedings of 2018 Joint IAPR International Workshops on Statistical Techniques in Pattern Recognition (SPR) and Structural and Syntactic Pattern Recognition*. Beijing, China: Springer, 2018: 470-480.
- [7] 祖丽皮亚·艾尼.基于统计特征的维吾尔文离线手写签名鉴别技术研究[D].乌鲁木齐:新疆大学,2017. GHENI Z. Study on Uyghur off-line handwritten signature verification based on statistical features[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2017. (in Chinese)
- [8] ZHANG S J, MAHPIRAT, AYSAY Y, *et al.* BOVW based feature selection for Uyghur offline signature verification [C]//*Proceedings of the 13th Chinese Conference on Biometric Recognition*. Urumqi, China: Springer, 2018: 700-708.
- [9] ZOIS E N, ALEWIJNSE L, ECONOMOU G. Offline signature verification and quality characterization using poset-oriented grid features [J]. *Pattern Recognition*, 2016, 54: 162-177.
- [10] 马小晴,桑庆兵.基于 LBP 和深度学习的手写签名识别算法[J].量子电子学报,2017,34(1):23-31.

- MA X Q, SANG Q B. Handwritten signature verification algorithm based on LBP and deep learning [J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 2017, 34(1): 23-31. (in Chinese)
- [11] ZHANG S L, Li F L. Off-line handwritten Chinese signature verification based on support vector machine multiple classifiers [M]//HU W S. *Advances in Electric and Electronics*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012: 563-568.
- [12] JOSHI M A, GOSWAMI M M, ADESARA H H. Offline handwritten signature verification using low level stroke features [C]//*Proceedings of 2015 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics*. Kochi, India: IEEE, 2015: 1214-1218.
- [13] FURUKAWA T. Detecting indentations on documents pressed by pen tip force using a near infrared light emitting diode (NIR LED) and shape from shading [C]//*Proceedings of the 4th International Workshop on Computational Forensics*. Tokyo, Japan: Springer, 2010: 114-125.
- [14] FURUKAWA T. The new method of identification of handwriting using volumes of indentations [C]//*Proceedings of 2012 International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition*. Bari, Italy: IEEE, 2012: 163-168.
- [15] 申思, 韩丹岩, 俞纲. 运用笔迹三维信息提取分析仪对摹仿签名笔力特征的实验研究[J]. *中国刑警学院学报*, 2016(3): 66-69.
- SHEN S, HAN D Y, YU G. Experimental study on the imitation signature pen-tip forces features using the handwriting 3D information extraction analyzer [J]. *Journal of Criminal Investigation Police University of China*, 2016(3): 66-69. (in Chinese)
- [16] 凌剑勇, 何昕, 魏仲慧, 等. 融合纹理特征与深度信息的足迹自动比对算法[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(7): 1946-1954.
- LING J Y, HE X, WEI Z H, *et al.* Footprint automatic alignment algorithm fusing texture features and depth information [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(7): 1946-1954. (in Chinese)
- [17] VARGAS J F, FERRER M A, TRAVIESO C M, *et al.* Off-line signature verification based on grey level information using texture features [J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(2): 375-385.

作者简介:



吴坤帅(1996—),男,海南海口人,硕士研究生,2017年于清华大学获得学士学位,主要从事图像处理,计算机签名鉴别等方面的研究。E-mail: wukunshuai17@mails.ucas.ac



魏仲慧(1961—),女,吉林长春人,研究员,博士生导师,1983年于吉林工业大学获得学士学位,主要从事数字图像处理、图像储存方面的研究。E-mail: wzhlvp@sohu.com