

基于光度立体成像与灰度值变化的签名笔迹检验

周鹏, 高树辉*

中国人民公安大学侦查学院, 北京 100038

摘要 利用光度立体成像法, 重建签名笔迹立体形态样本集, 基于样本图灰度数据进行量化分析, 提出区域灰度差异度 D 和相邻区域灰度均值变化趋势 V' 两个特征指标, 研究签名笔迹立体形态图灰度指标与签名者书写特征的相关性。实验中共采集 5 名志愿者 1000 枚签名共计 2600 个单字样本集, 500 枚临摹签名共计 1300 个单字样本集, 在 Lib-SVM 分类器的基础上利用 Canny 算子提取边缘特征, 通过膨胀腐蚀处理进行特征区域定位, 并使用局部二值模式 (LBP) 算子提取特征区域纹理信息作为分类的特征向量。实验结果表明, 经过图像处理后的特征区域二分类模型, 可以有效区分真实和临摹签名笔迹的立体形态图, 相比特征区域未处理的样本有较高的准确率, 由此证明人工智能结合立体成像检测签名笔迹立体形态的方法具有科学性和可行性, 能为签名笔迹鉴定提供技术支持。

关键词 成像系统; 光度立体成像; 签名笔迹检验; 灰度均值; 灰度差异度; 图像处理

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0811001

Signature Handwriting Examination Based on Photometric Stereo Imaging and Change of Gray Value

Zhou Peng, Gao Shuhui*

School of Investigation, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China

Abstract In this study, photometric stereo imaging is used to reconstruct the stereo morphology of signature handwriting. Based on gray data quantitative analysis of the sample image, two characteristic indicators of the regional gray difference D and the gray average change trend V' of adjacent regions gray levels are proposed to examine the correlation between three-dimensional (3D) morphological images of the signature handwriting and the signer's writing characteristics. In the experiment, 1000 signatures from five volunteers are collected to form 2600 single-character sample sets, and 500 copied signatures are collected to form 1300 single-character sample sets. Based on the Lib-SVM classifier, the Canny operator is used to extract edge features, and image processing, such as dilation and corrosion, is performed. The method locates the feature region and uses the LBP (Local Binary Pattern) operator to extract the texture information of the feature region as a feature vector for classification. The experimental results show that a binary classification model of the feature area processed using image processing technology can effectively differentiate the 3D morphology of the real and copied signature handwriting. The proposed method has a higher accuracy rate than the unprocessed sample in the characteristic area, proving that the method is scientific and feasible. It can provide technical support for signature-handwriting examination.

Key words imaging system; photometric stereo imaging; signature handwriting examination; gray average; gray difference degree; image processing

OCIS codes 110.6880; 150.6910; 200.3050

收稿日期: 2020-07-21; 修回日期: 2020-08-23; 录用日期: 2020-09-09

基金项目: 上海市现场物证重点实验室开放课题基金(2020XCWZK07)

* E-mail: gaoshuhui@ppsuc.edu.cn

1 引言

签名笔迹检验一直是文件检验领域的难点,传统的检验方法通过观察签名笔迹二维形态的运笔、搭配比例、字形特征、字体特征、布局特征、写法特征、笔顺等细节,将检材与样本的特征进行观察对比,确定两者是否属于同一人的书写笔迹^[1]。对于笔迹压痕特征,早有学者利用力学信息研究笔力特征,探究电子签名笔迹。如:1983年 Crane 等^[2]对在线签名验证系统的可行性进行研究,通过压电板和计算机作为输入和输出设备获取笔迹“三维”信息,对获取的特征进行分类,对平均值、标准差等进行验证,为电子签名检验提供了思路;1993年 Boccignon 等^[3]利用电子板收集书写过程中的动态特征进行在线动态笔迹验证,将采集到的笔压、加速度、速度等特征输入模型进行训练验证;1988年李虹等^[4]利用静电压痕检测仪对实际案件中嫌疑人书写的压力参数进行提取,通过检测检材与样本下方纸张印痕出现的页数分析书写压力;2003年沈峰^[5]将签名笔迹的动态特征分为全局特征和局部特征两类,并提出全局特征、模板匹配、隐马尔可夫(HMM)、神经网络模型共 4 种分类模型,通过统计整体签名的平均速度、平均压力以及单个采样点的信息等进行分类与评价。

近年来较多学者利用数位板等输入设备深挖电子签名笔迹的动态特征,目的是对签名笔迹进行数据分析,为检验提供可靠的依据,但研究对象不具有现实空间形态特征,在实际的签名笔迹检验案件中应用受限。

通过研读诸多签名笔迹的国内外文献后发现,各研究趋于分析量化数据,如压力、书写时长、书写速度、笔画凹痕深度、统计字迹搭配比例和不同压力下书写签名笔迹特征异变率等,这与当下智能化、图像技术发展以及司法审判中要求提供更客观、有说服力的证据特征相适应。

2019年戴超兰^[6]、周桂雪^[7]等使用传统检验方法,针对笔迹概貌、笔顺、运笔、搭配比例等特征,比对了触摸板数字手写签名笔迹、电磁式手写板签名笔迹与纸笔签名笔迹的不同,结果发现触摸板数字手写签名笔迹在宏观二维层面上空间位置、形态特征稳定,可以用于人身同一认定。2020年 Xiao 等^[8]提出基于卷积神经网络-循环神经网络(CNN-RNN)模型的纸笔签名笔迹识别器,通过混合 RNN 层邻域输出的方法提高了识别器的鲁棒性,将 RNN

层前一层输出附以随机权重加到当前输出中,结果证明该方法在 IAM、Rimes、IFM/ENIT 和 CASIA-HWDB 4 种手写笔迹数据集中的测试表现良好。

笔者在应用光度立体视觉成像仪器和阅读相关文献后发现,以三维成像技术再现笔迹微小的立体形态具有可行性,并且离线签名笔迹形态具有书写条件高相关性和直观性^[9-11],笔迹三维立体形态能直观地反映字迹极微小的空间信息,例如书写过程中个体施加给笔的力作用于纸面时形成的笔画凹痕与凸出纸张平面部分的形态。这种立体形态能以二维形态展示,它表现为像素灰度值的连续变化并且呈现出一种规律,能为签名笔迹检验提供更有力的支撑数据。通过对该形态的形成过程进行分析,结合图像处理和机器学习方法进行灰度值统计,探究签名笔迹检验的新方法,研究结果表明,签名笔迹立体形态自动化检验是一种有效可行的新方法。

2 签名笔迹立体形态重建

2.1 光度立体视觉成像法

光度立体视觉三维成像属于计算机视觉领域技术,其利用计算机语言对物质世界中的特定事物进行描述和分析,通过采集物体的深度、表面方向等空间信息来重建对象立体形态。利用三个不同方向的光源照射物体表面,从同一方向高倍率拍摄多幅图像,求解物体的表面法向量 \mathbf{N} ^[12],要求物体和摄像机的观测视角向量 \mathbf{V} 相对位置不变,然后使用不同方向的光源依次照射物体,由光源照射产生的反射光 \mathbf{L} 产生不同的明暗效果,如图 1 所示。光度立体视觉成像以求图像中每一点的表面朝向为目的,对一些特征点不明显的复杂表面可以体现出比其他三维重建算法更为优越的性能,如利用光度立体视觉成像对织物表面进行三维重建的效果相当理想^[13]。本文的研究样本是普通 A4 纸张上书写的签名字迹,纸张属于漫反射表面的朗伯体,通过该方法可

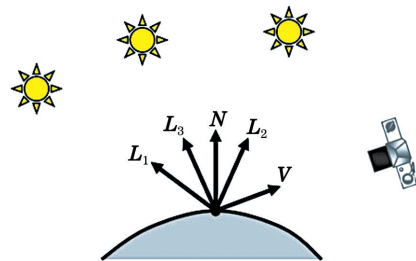


图 1 固定入射光源并拍摄

Fig. 1 Fix the incident light source and shoot

以再现签名笔迹的空间立体形态^[14]。

测量原理如下:朗伯体表面的光源照明和成像观察均满足正射投影条件时,反射光强公式可描述为 $R_e = k_d \mathbf{N} \cdot (\mathbf{L}\mathbf{R}')$, 其中 \mathbf{L} 为反射光方向, \mathbf{N} 为表面法向量, \mathbf{R}' 为反射方向, k_d 为朗伯表面系数。三个光源方向的反射光强为 $I_i = k_d \mathbf{N} \cdot \mathbf{L}_i$, 其中 $i = 1, 2, 3$, 可写成矩阵

$$\begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \\ I_3 \end{bmatrix}_{3 \times 1} = \begin{bmatrix} \mathbf{L}_1^T \\ \mathbf{L}_2^T \\ \mathbf{L}_3^T \end{bmatrix}_{3 \times 3} k_d \mathbf{N}, \text{ 且 } k_d = 1, \text{ 则 } \mathbf{I} = \mathbf{L}\mathbf{N}.$$

当成像观察视角 \mathbf{V} 与 \mathbf{R}' 一致时即反射光 $\mathbf{R}' = \mathbf{V}$ 时, 得 $R_e = \begin{cases} I_i, & \text{if } \mathbf{V} = \mathbf{R}' \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \mathbf{L} = 2(\mathbf{N} \cdot \mathbf{R}')\mathbf{N} - \mathbf{R}'$, 如图 2 所示。

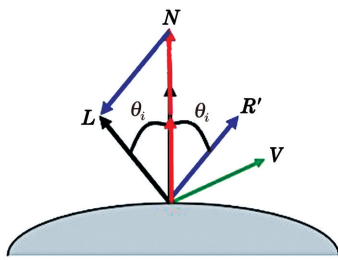


图 2 物体表面法向量

Fig. 2 Normal vector on the surface of an object

利用法向量 \mathbf{N} 建立坐标系, 如图 3 所示, 以测得的表面光亮点为圆心、所在平面为 XY 平面、法向量方向为 Z 轴。已知一点 (x, y) 以及表面法向量求表面深度 $Z, \mathbf{V}_1 = (x+1, y, z_{x+1,y}) - (x, y, z_{x,y}) = (1, 0, z_{x+1,y} - z_{x,y})$, 表面法向量正交于向量 $\mathbf{V}_1, 0 = \mathbf{N} \cdot \mathbf{V}_1 = (n_x, n_y, n_z) \cdot (1, 0, z_{x+1,y} - z_{x,y}) = n_x + n_z(z_{x+1,y} - z_{x,y})$, 同理得 $\mathbf{V}_2 = (0, 1, z_{x,y+1} - z_{x,y})$

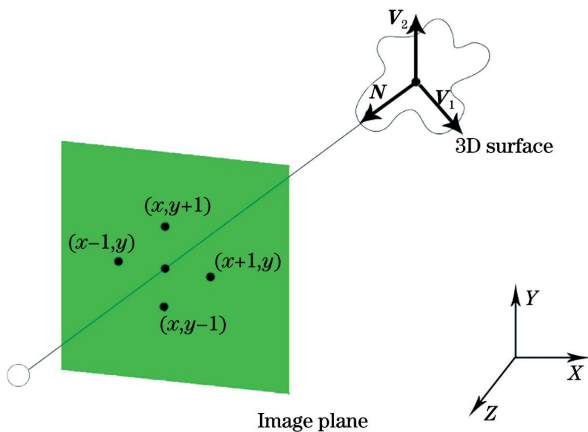


图 3 物体表面法向量坐标系及表面深度 Z

Fig. 3 Object surface normal vector coordinate system and surface depth Z

$z_{x,y}), \mathbf{N} \cdot \mathbf{V}_2 = 0, n_y + n_z(z_{x,y+1} - z_{x,y}) = 0. N_x = P_x - C_x, N_y = P_y - C_y, N_z = \sqrt{(\mathbf{R}'^2 - N_x^2 - N_y^2)}$, 通过校准光源进行法向量的求解, (P_x, P_y) 为校准参照物表面最亮的点, (C_x, C_y) 为参照物的图像中心点坐标, 获得法向量后通过 \mathbf{V} 的方程矩阵求解 Z 值。

2.2 签名笔迹立体形态图重建

通过光度立体视觉法得到的签名笔迹立体形态图为灰度图像, 即视差图像, 如图 4 所示。将灰度图像的亮度级分为 $0 \sim 255$ 级, 由于笔迹表面各个点的法向量是在不同方向的点光源照射下获得, 签名笔迹立体形态图中每个像素点的灰度值亮度不同, 故可构建出笔迹的三维立体形态^[15], 且形态不同的部位可由不同的灰度值表示。但是灰度图像展示的级别过多, 人眼较难识别。实验通过赋予伪彩色来增强人眼视觉的辨别力^[16], 伪彩色的参考标尺如图 5 所示。在一幅签名笔迹立体形态图中, 伪彩色的分布取决于三维图像形成时计算的表面法向量方向的坐标值大小: 当坐标 Z 值高于 XY 坐标平面时, R 通道的灰度值越大; 相反则 B 通道的灰度值越大; Z 值接近 XY 坐标平面时, 则 G 通道的灰度值越大。通过以上方法重建签名笔迹立体形态图, 为进一步提出区域切分结合灰度直方图统计算法提供数据。

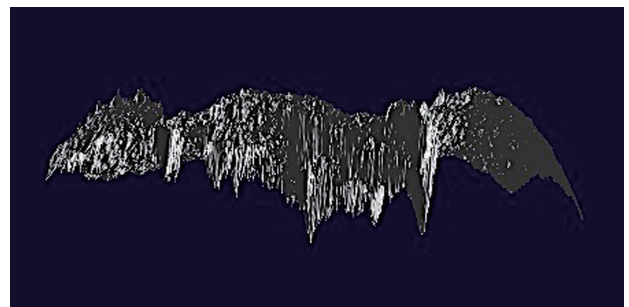
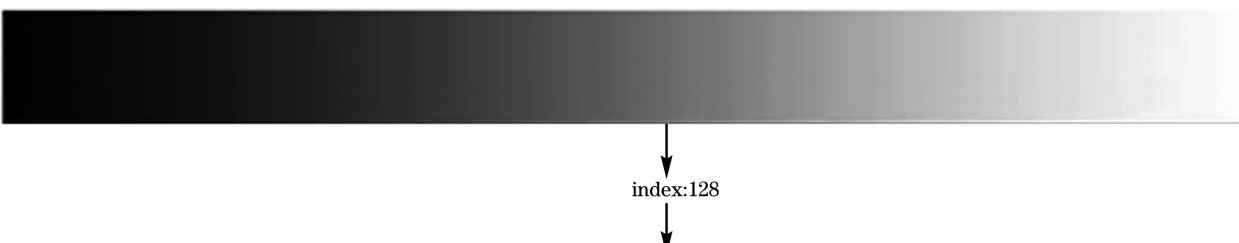


图 4 签名笔迹立体形态灰度图

Fig. 4 Three-dimensional gray-scale map of signature handwriting

2.3 特征提取与分类

签名笔迹立体形态在空间上是连续的, 图像的像素点位置变化表示其形态特征, 像素点灰度值的大小表示灰度图亮度的高低。在赋予图像伪彩色后, RGB 三个通道的灰度值在签名笔迹立体形态的不同部位得到体现, 如图 6 所示, 因此, 为区分真实签名笔迹立体形态图与临摹签名笔迹立体形态图, 提取签名笔迹立体图区域的 RGB 值并以统计方式分析通道均值, 提出区域灰度差异度 $D^{[17]}$ 和区域变化趋势 V' 两个指标, 表达式分别为



index	0	1	2	.	128	.	253	254	255
R	10	20	30	.	60	.	220	225	230
G	12	23	64	.	180	.	219	142	150
B	34	56	78	.	150	.	225	228	234

图 5 伪彩色赋予参考标尺

Fig. 5 A reference ruler that gives pseudo-color

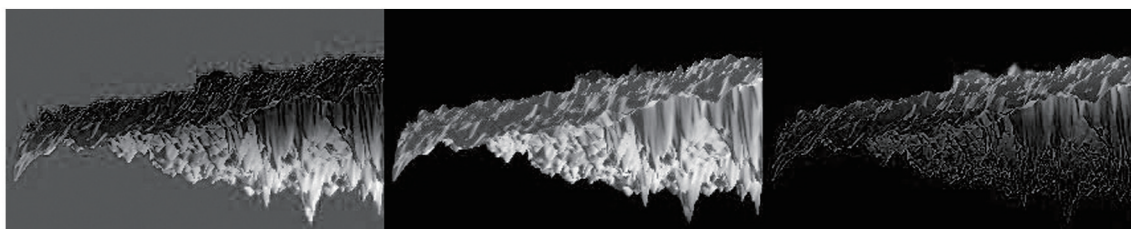


图 6 R、G、B 通道下签名笔迹立体图部分区域样本图

Fig. 6 Partial signature stereogram of the sample under R, G, B channels

$$D = \frac{\sum_{i=1}^N d_i}{N}, \quad (1)$$

$$V'_i = a_{i+1} - a_i, \quad (2)$$

式中, $d = \sqrt{(R-M)^2 + (B-M)^2 + (G-M)^2}$, $M = \frac{R+G+B}{3}$, N 为图像像素点个数, a_i 为单幅样本图

第 i 个区域的灰度均值。由灰度差异度 D 分析各样本图 RGB 通道灰度值之间的差异, 由区域变化趋势 V' 获得整幅签名笔迹立体形态图的区域灰度均值变化值。

利用机器学习的方法对签名笔迹立体形态图进行快速分类^[18]。在图像识别领域中特征提取方法有很多, 考虑到签名笔迹立体图的形态和各像素点的细节差异, 分别利用边缘检测提取区域轮廓、精确定位特征区域坐标的方法, 结合均匀模式局部二值模式 (Uniform LBP) 算子^[19-20]提取图像的局部细节纹理信息作为特征提取方法, 并利用 Lib-SVM 二分类器进行签名笔迹立体图分类模型训练和测试集测试^[21]。

3 实验与分析

3.1 主要实验设备

硬件: VSC8000 文检仪。

软件: 光度立体成像算法、VSC Suite 程序、Matlab。

3.2 实验样本的制作

将书写载体 A4 纸张裁切为 $6 \text{ cm} \times 6 \text{ cm}$ 的规格, 书写条件统一为: 安静环境, 无人打扰, 书写人使用同一硬质书桌、座椅, 书写衬垫物为 5 张得力 A4 纸。

随机请 5 名在校大学生书写签名 (名字为 3 个字的志愿者 3 名、名字为 2 个字的志愿者 2 名), 每个样本签名后更换下方衬垫纸张, 防止衬垫纸张影响样本。样本书写间隔为每 5 min 书写一份签名。

筛选出每名志愿者 200 枚真实签名样本, 并选择签名笔迹样本二维形态无较大差异的 2600 个单字样本, 将样本分为 A、B、C、D、E 5 组。同时, 请一位签名者在相同书写条件下临摹别人姓名 100 枚, 得到临摹签名笔迹样本 500 枚, 共计 1300 个单字样本, 将其也分成 5 组, 命名为 a、b、c、d、e。

签名笔迹立体图像样本的制作: 光度立体成像采集设备选用 VSC8000, 在 $32 \times$ 镜头倍率下观察签名笔迹, 将单个字调节至仪器视野中央, 准确调焦, 在正确曝光下提取形态特征。将图像导入 VSC Suite 程序, 引用光度立体成像模型生成签名笔迹立体形态灰度图, 然后根据参考标尺用伪彩色标示灰度图像, 如图 7 所示。

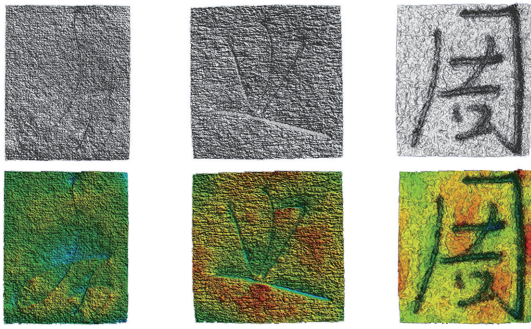


图 7 部分真实签名笔迹立体形态俯视图

Fig. 7 Top view of stereo morphology of partial real signature handwriting

表 1 各组签名者部分签名笔迹立体形态图

Table 1 Stereogram of partial signature of each group signer

Sample image	1	2	3	4	5
True image					
Copy image					

本文提出一种精确定位签名笔迹立体形态特征区域的特征提取算法。首先进行边缘检测,检测样本图中因立体形态变化导致明暗变化显著的像素点。Canny 算子又称最优的阶梯型边缘检测法,最适合类似于本实验中闭合边界的检测。边缘检测的步骤如下:

1) 用高斯滤波器平滑图像中噪声的影响,以 3×3 的矩阵模块对图像进行卷积,即求 3×3 模块内像素点的灰度均值,然后引入高斯核函数 $f(x, y)$

3.3 样本处理与数据提取

签名笔迹立体形态图在 VSC Suite 程序中可以通过旋转展示全方位形态,本文将俯视图沿 Z 轴方向顺时针旋转 90° 获得侧位图。侧位图不仅可以从侧视角度展示签名笔迹的三维立体形态,表征签名笔迹立体形态的最大轮廓,而且其行像素点的灰度值可代表所在水平面立体区域的灰度值。

后续实验都以此样本图集作为实验对象,如表 1 所示。为准确统计签名笔迹立体形态图的 RGB 灰度值,避免背景空间的干扰,将每个样本的背景统一裁切,并按照 1~200 的顺序命名。

的函数值作为权值对均值进行加权,使像素点 (x, y) 有了新的像素值,核函数的表达式为

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right), \quad (3)$$

式中: σ 为高斯函数统计坐标点到中心轴距离的标准差,也即函数图像的宽度。

2) 梯度用于表征图像中像素值的差异大小,即用于检测图像边缘,因此需要确定梯度幅值矩阵 \mathbf{M} 和方向 θ 。选取像素点 $p(i, j)$, 则有

$$M(i, j) = \sqrt{\frac{\partial P(i, j)}{\partial i}^2 + \frac{\partial P(i, j)}{\partial j}^2}, \quad \theta(i, j) = \arctan\left[\frac{\partial P(i, j)}{\partial i} / \frac{\partial P(i, j)}{\partial j}\right], \quad (4)$$

式中: $\frac{\partial P(i, j)}{\partial i} = \frac{P(i+1, j) - P(i-1, j)}{2}$;
 $\frac{\partial P(i, j)}{\partial j} = \frac{P(i, j+1) - P(i, j-1)}{2}$ 。

经过上述步骤后会得到一个二值图像,但上述边缘的检测中梯度值较离散,导致边缘较粗且出现了一些不闭合区域。因此,使用非极大值抑制的方法进行瘦边处理,引入一个 3×3 的邻域进行卷积,选取图像的一点为中心,将该点梯度值和邻域内的像素点进行比较并保留最大值。

非极大值处理后,图像还存在一些噪声点,即一

些非边缘区域被处理为边缘。解决方法如下:以迭代式双阈值分割的方法求解最优阈值,梯度幅值矩阵经过非极大值处理后,计算梯度值的均值并作为初始阈值 T_0 。将每个像素点的梯度幅值 T 与 T_0 作比较并分为 G_1 组与 G_2 组,计算两组的平均阈值 m_1 和 m_2 ,求得新的初始阈值 T'_0 ,重复上述步骤,当预定义值 $d_i \leq 0$ 时获得最优阈值,从而获得签名笔迹立体形态的闭合边界,即

$$G_i = \{T_j > T_0, T_j \in G_1; T_j < T_0, T_j \in G_2; i \in [1, 2]\}, \quad (5)$$

$$m_1 = \frac{\sum_{j=1}^{n_1} T_j}{n_1}, T_j \in G_1;$$

$$m_2 = \frac{\sum_{j=1}^{n_2} T_j}{n_2}, T_j \in G_2; T'_0 = (m_1 + m_2) / 2, (6)$$

式中： n_1 等于 G_1 组梯度值个数， n_2 等于 G_2 组梯度值个数，预定义 $d_i = m_1 - m_2$ 。

Canny 算法处理后的结果为二值图像，白色边界处的灰度值均为 255，选择膨胀处理填充 Canny 处理图中的白色闭合区域。

$$X \oplus s = \{x | (s + x) \cap x \subseteq X\}, s = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, (7)$$

式中： X 为待处理图的灰度值矩阵， s 为膨胀结构算子。当 X 与 s 有公共集合时， X 与 s 的相交区域 x 周围像素点灰度值均被 255 替换，从而完成膨胀处理，获得签名笔迹立体形态的轮廓如图 8 所示。



图 8 样本图经腐蚀膨胀处理结果
Fig. 8 Sample diagram after corrosion expansion

从 Matlab 中读取样本图特征区域的坐标点， h 为灰度值， (x, y) 为图像的坐标点， A 为坐标点集合。算法为： $(x, y) = \text{find}(h = 255)$ ， $A = \{(x, y)\}$ ，将坐标点写入到 LBP 算法的图片输入部分，则可以精确提取签名笔迹立体形态特征区域的纹理信息。样本图特征区域坐标点提取前后的对比图如图 9 所示。

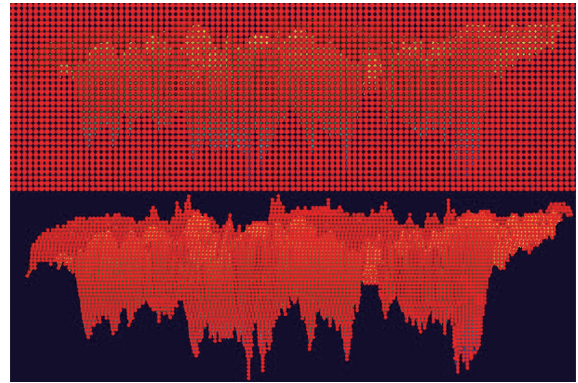


图 9 精确定位特征区域效果
Fig. 9 Effect of accurately locating feature areas

特征点确认后，结合灰度直方图算法，统计样本图的 RGB 值与像素点，求各通道的灰度均值。由于每幅签名笔迹立体形态图的灰度分布不完全一致，统计全幅图的灰度均值无法准确表示与签名者的相关性。因此本文引入区域切分算法，将真实样本图、临摹签名样本图分为 5 个区域并在实验结果中讨论切分依据，如图 10 所示，按从左至右顺序命名为 1~5，并统计每个区域的各通道灰度均值，通过分析签名笔迹立体形态图的局部灰度差异度和相邻区域通道均值的差值，分析样本图区域灰度均值的变化趋势，从而进一步确定样本图与签名者的相关性。

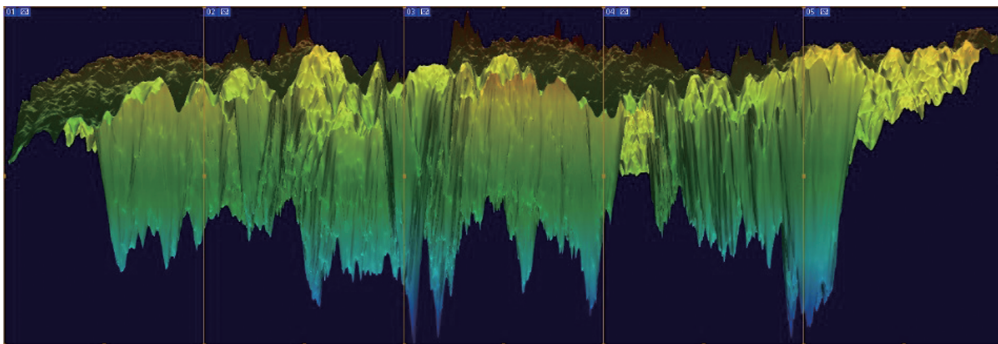


图 10 签名笔迹立体形态区域等切分
Fig. 10 Contour area of equal-cut signature handwriting

此外，利用 Canny 算子提取真实签名样本图和临摹签名样本图的边缘信息后，经腐蚀膨胀处理获得签名笔迹立体形态轮廓，使用 LBP 算子进行二进

制模式降维并利用相关数据表示签名笔迹立体形态的局部细节纹理信息。

使用 LBP 算子提取 59 种特征向量，其中 58 种

为等价模式,1 种为混合模式。提取过程中以 3×3 邻域(8 个采样点)进行采样,故可以产生 256 种 8 位二进制数据。为便于纹理信息的提取,需要按照二进制数 0、1 的跳变次数进行归类,如二进制数据 00000000、00001111 或 11101111 中 0 与 1 间的跳动次数最多为 2 次,则该数据被称为一个等价模式,其中:0 次跳动仅有 2 种情况;1 次跳动分为 $0 \rightarrow 1$ 或 $1 \rightarrow 0$,如第 1 位是 1 则后面有 7 个位置可以发生 1 次跳动,两种情况共计 14 种;2 次跳动分为 $0 \rightarrow 1 \rightarrow 0$ 或 $1 \rightarrow 0 \rightarrow 1$,讨论每次跳动发生的位置,当第 1 次跳动发生在第 2 至 7 位时则第 2 次跳动有 6 至 1 种可能,两种情况共计 42 种。因此等价模式的种类为 $2+14+42=58$ 。二进制数据高于 2 次跳动的情况算作一类称为混合模式,如 11011011 发生了 4 次跳动。因此,合计为 59 个特征向量。

然后以 1、-1 作为正负样本标签,分别赋予真实签名及临摹签名训练样本。选取各组 170 枚真实签名样本、70 枚临摹签名样本为训练样本,30 枚真实签名样本和 30 枚临摹签名样本为测试样本。本文选取单字进行比对,因此每次分类模型的命名分别为 Aa_1 、 Aa_2 、 Aa_3 、 Bb_1 、 Bb_2 、 Bb_3 、 Cc_1 、 Cc_2 、 Cc_3 、 Dd_1 、 Dd_2 、 Ee_1 、 Ee_2 。训练模型的目的是要进行临摹签名笔迹与真实笔迹的二分类任务,该分类任务是线性不可分的,使用 SVC 型 SVM 进行分类且核函数种类为 RBF,目的是将该分类任务的样本维度降低,并使其线性可分。RBF 函数表达式为 $K(x_1, x_2) = \exp(-\gamma \|x_1 - x_2\|^2)$, (x_1, x_2) 表示特征向量, γ 为高斯核函数唯一的超参数。核函数的转换原理为 $x_1 \rightarrow (\exp(-\gamma \|x_1 - l_1\|^2), \exp(-\gamma \|x_1 - l_2\|^2))$, 其中 l_1, l_2 为样本集的衡量地标,一般可从样本集中选择。转换步骤为:1) x_1 转换为 x'_1 , $x'_1 \rightarrow (\exp(-\gamma \|x_1 - x_1\|^2), \exp(-\gamma \|x_1 - x_2\|^2), \exp(-\gamma \|x_1 - x_3\|^2), \dots, \exp(-\gamma \|x_1 - x_m\|^2))$; 2) 同样转化 x_2 ; 3) 进行点乘计算, $x'_2 \cdot x'_1 = K(x_1, x_2) = \exp(-\gamma \|x_1 - x_2\|^2)$ 。最终的具体值表示维度转换后两样本之间的距离,即相似度。利用核函数进行分类其实是求最优问题,求得样本到分类面的最大几何间隔并进行阈值判断,因此希望目标函数的值越小越好,定义函数间隔 \hat{g} ,表达式为 $\hat{g} = y_i (w^T x'_i + b)$ ($i = 1, 2, \dots, I$), I 是样本数, $y_i \in \{-1, 1\}$ 是结果标签, b 为实数, w^T 为垂直于分类平面的法向量, x'_i 为样本点。 $\hat{g} = 0$ 时样本点在分类平面上,分类面的函数为 $w^T x'_i + b = 0$ 。因此, w 和 b 是需要训练得到的参数,最大间隔会随参数的变化

而变化。以 1 来表示分类面左右最大间隔的约束条件,表示为 $y_i (w^T x'_i + b) \geq 1, y_i \in \{-1, 1\}$, 则最大间隔为 $\frac{w^T (x'_{+i} - x'_{-i})}{\|w\|} = \frac{1 - b - (-1 - b)}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|}$, $\|w\|$ 为 w 的范数。为加强容错性并囊括离群样本,引入松弛变量 ξ_i 以调整分类间隔的大小。而惩罚因子 C 会对误分类点增加一个惩罚,减小分类间隔加强分类效果,在 Lib-SVM 中默认 $C = 1$, 将这种离群损失加入目标函数,则表达式为 $y_i [(w x'_i) + b] \geq 1 - C \sum_{i=1}^I \xi_i (i = 1, 2, \dots, I)$ 。

3.4 实验结果与分析

实验得 A 组签名笔迹立体形态图切分区域各通道灰度均值,见图 11、12、13。按顺序统计的 5 个区域通道灰度均值都在一定范围内变化且数据的离散程度较小,分布有一定的规律性。1、2、5 区域属于立体图的两端,包含的像素点少,且该部位多属于书写过程中笔迹的边缘区域,这三个区域的笔迹压痕变化的程度要小于中部区域,形态更接近于纸平面, B 通道下的灰度值都较小。而 3、4 区域的笔迹压痕变化程度大,其低于纸平面的区域较大, B 通道

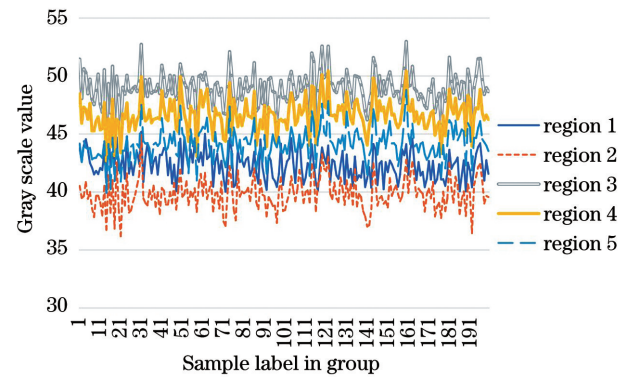


图 11 A₁ 组 B 通道区域灰度值

Fig. 11 Gray value of B channel area for group A₁

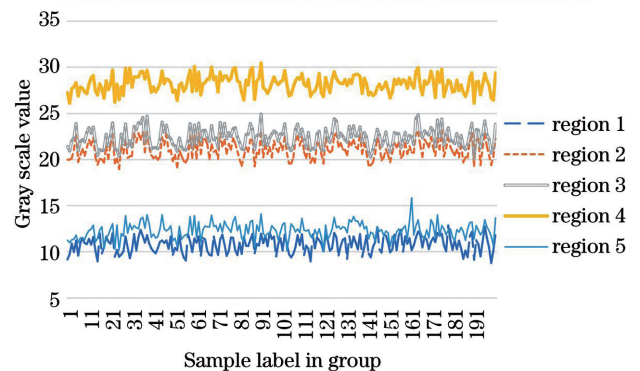


图 12 A₂ 组 R 通道区域灰度值

Fig. 12 Gray value of R channel area for group A₂

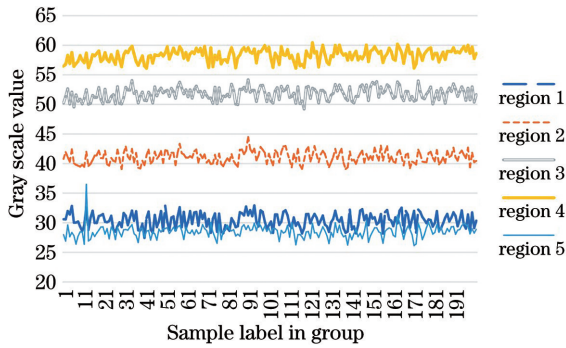


图 13 A_3 组 G 通道区域灰度值

Fig. 13 Gray value of G channel area for group A_3

的灰度值较大。R、G 通道的灰度值分布也与样本图的形态相关,在不同的区域有相应的数据分布。

a_3 组临摹签名笔迹立体形态的区域灰度均值变化如图 14、15、16 所示,各区域的灰度均值波动较大,数据离散程度较高,无明显的统计规律。但 1、5 区域由于是笔迹边缘,其灰度值都相对较低,且各区域的数据变化幅度较大,与临摹者非正常的书写状态相关。

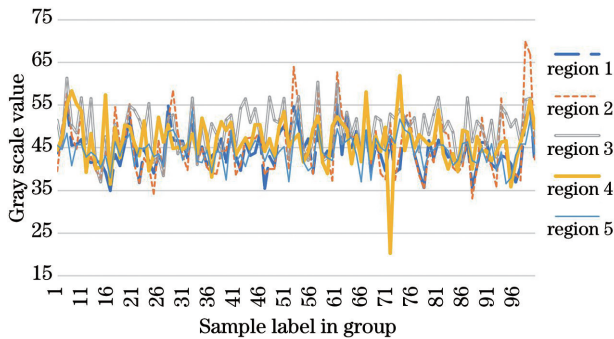


图 14 a_1 组 B 通道区域灰度

Fig. 14 Gray scale of B channel area for group a_1

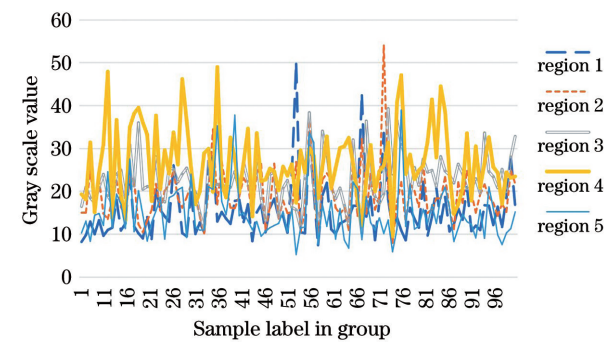


图 15 a_2 组 R 通道区域灰度

Fig. 15 Gray scale of R channel area for group a_2

为从整体角度分析各切分区域的关系,探究签名笔迹立体形态图与签名者的相关性,需统计签名笔迹立体形态图中各像素点 RGB 通道灰度值的差异。三个通道的灰度值越相近,那么统计的灰度差异度 D 值也就越小,反之,统计的灰度差异度 D 值越

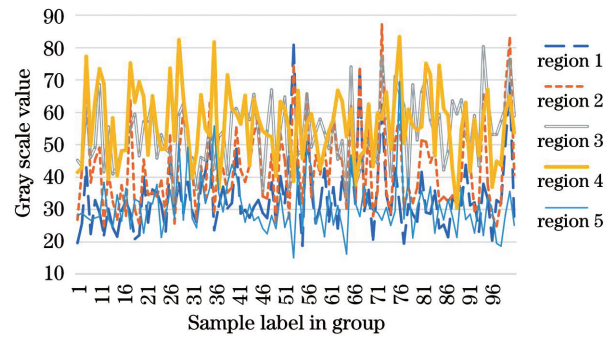


图 16 a_3 组 G 通道区域灰度

Fig. 16 Gray scale of G channel area for group a_3

大。图 17 给出 C_1 组与 c_1 组样本图的灰度差异度分布,统计发现真实样本图与临摹样本图的全幅灰度差异度差异不明显,这是由于签名过程中不同区域的笔迹形态变化较大,使整幅图中存在局部的颜色丰富区域。例如区域的 RGB 通道的灰度值一部分较大,另一部分数值较小,以此计算全幅像素点灰度差异度时会产生较大的误差,故出现了图中真实签名笔迹和临摹签名笔迹灰度差异度不明显的情况。

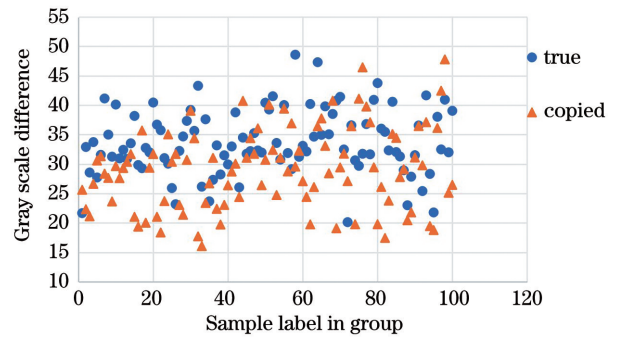


图 17 C_1 与 c_1 全幅灰度差异度分布

Fig. 17 Full-amplitude gray scale difference distribution with groups C_1 and c_1

图 18 和图 19 给出二等分区域的灰度差异度分布,从图中可以看出 C_1 组真实样本的数据分布较为集中, c_1 组临摹样本的数据分布相对较分散。其中 C_1 组真实样本的数据展示的是立体形态图中较大区域的灰度差异度,无法准确表达立体形态图中相邻局部区域的灰度值变化。此外,真实样本数据和临摹样本数据无法明显区分,因此选择继续等分处理。图 20 和图 21 给出进行五等分时 C_1 组真实样本和 c_1 组临摹笔迹样本立体形态图中 5 个相邻区域的灰度差异度分布,比较发现各区域的 D 值分布较集中且真实样本与临摹样本对应区域的差异较为明显,真实样本组 D 值普遍低于临摹样本组。进行样本六等分时,部分样本图被切分后无法包含某个完整的特征区域,如图 22 所示,因此本文选用五等

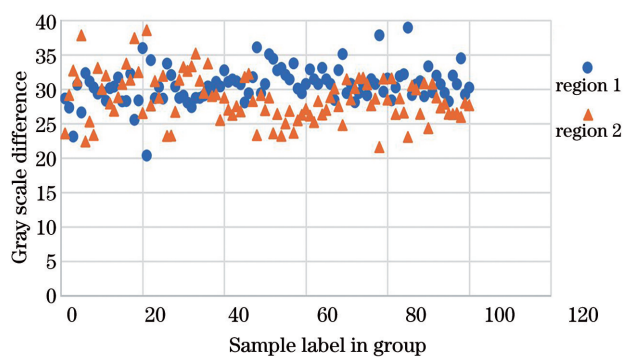


图 18 C_1 组样本图经二等分处理时局部灰度差异度分布
Fig. 18 Local gray scale difference distribution of group C_1 after two equal parts

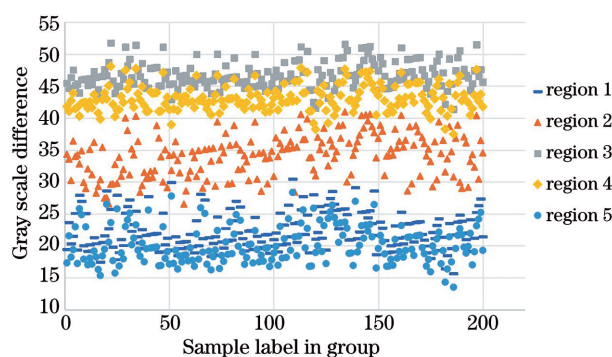


图 20 C_1 组样本图经五等分处理时的局部灰度差异度分布
Fig. 20 Local gray scale difference distribution of group C_1 after five equal parts

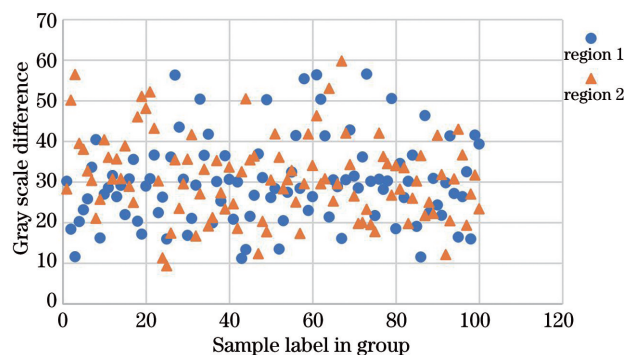


图 19 c_1 组样本图经二等分处理时局部灰度差异度分布
Fig. 19 Local gray scale difference distribution of group c_1 after two equal parts

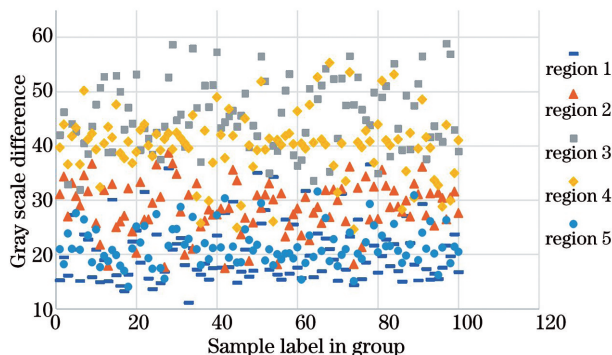


图 21 c_1 组样本图五等分处理时的局部灰度差异度分布
Fig. 21 Local gray scale difference distribution of group c_1 after five equal parts

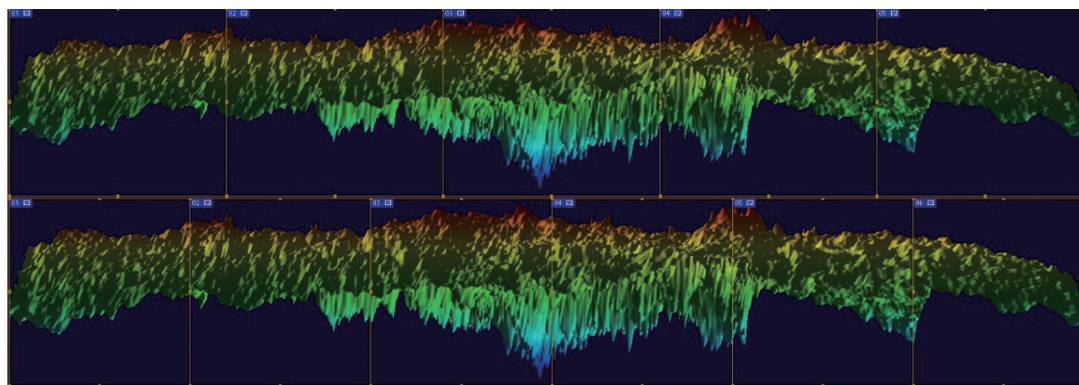


图 22 C_1 组样本图五等分与六等分对比图

Fig. 22 Comparison of five and six equal parts of the sample picture of group C_1

分切分区域。

通过统计真实样本和临摹样本笔迹立体形态图的局部区域灰度差异度,发现局部区域灰度差异度可以明显反映真实和临摹签名样本图 RGB 通道的灰度值差异,能够区分真实签名和临摹签名的笔迹立体形态图。

图 23 和图 24 给出 B_1 组和 b_1 组签名笔迹立体形态图的相邻区域各通道灰度值变化趋势 V' 。从

中可以发现真实签名笔迹立体形态图相邻区域的灰度变化趋势有明显的规律性,且这种变化在一定范围内波动,而临摹签名笔迹立体形态图相邻区域的灰度变化无明显规律,其变化范围相比真实组样本大,因样本图的立体形态变化幅度也与数据对应,故临摹组样本 2~3 区域的形态变化最显著。

通过计算每组数据标准偏差后,对比真实和临

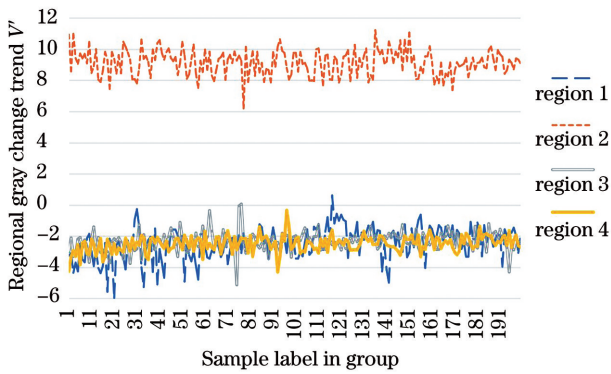


图 23 B₁ 真实签名笔迹立体形态图相邻区域 B 通道灰度变化趋势

Fig. 23 Variation trend of gray level of channel B in the adjacent area of the stereo morphology diagram of B₁ real signature

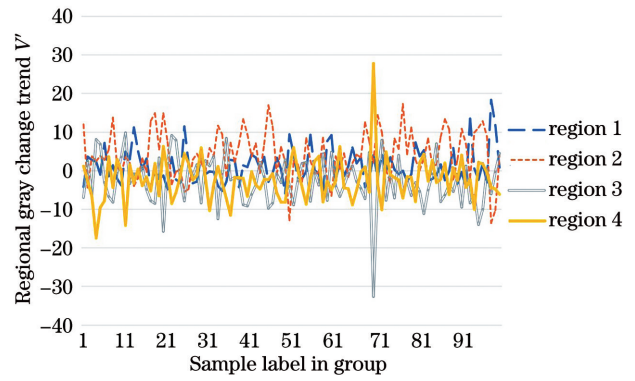


图 24 b₁ 临摹签名笔迹立体形态图相邻区域 B 通道灰度变化趋势

Fig. 24 Variation trend of gray level of channel B in the adjacent area of the stereo morphology diagram of b₁ real signature

摹样本图的特征数据发现,真实签名笔迹立体形态图的特征数据整体离散程度小,说明真实样本的 V' 值变化趋势稳定,而临摹签名笔迹立体形态图的特征数据偏离程度相对较大,说明临摹样本的 V' 值变

化无明显规律性,由此表明真实签名笔迹相比临摹签名笔迹更具有稳定性,且不同书写者的个人签名笔迹存在差异性,各组特征数据的标准偏差统计结果如表 2~4 所示。

表 2 真实样本与临摹样本相邻区域 B 通道 V' 值标准偏差

Table 2 Standard deviation of V' value of channel B in adjacent area of real sample and copied sample

Group	V' ₁	V' ₂	V' ₃	V' ₄	Group	V' ₁	V' ₂	V' ₃	V' ₄
A ₁	1.054	0.8353	0.62	0.513	a ₁	4.49	6.162	6.2	5.455
A ₂	0.473	0.459	0.488	0.473	a ₂	7.324	5.67	7.071	3.61
A ₃	0.351	0.534	0.294	0.405	a ₃	4.323	2.651	5.811	4.63
B ₁	0.662	0.741	0.734	0.532	b ₁	6.231	5.782	5.668	5.3
B ₂	0.782	0.564	0.451	0.683	b ₂	7.631	6.661	4.563	4.673
B ₃	1.331	0.792	0.607	0.93	b ₃	2.451	3.56	2.961	4.668
C ₁	0.743	1.036	0.532	0.662	c ₁	7.112	6.864	6.556	6.016
C ₂	0.326	0.513	0.74	0.631	c ₂	6.531	3.524	3.665	4.684
C ₃	1.12	0.627	0.764	0.467	c ₃	5.331	5.625	4.239	3.586
D ₁	0.452	0.876	0.752	0.253	d ₁	5.836	5.031	4.62	5.363
D ₂	0.562	0.643	0.716	0.628	d ₂	2.684	3.478	2.068	4.837
E ₁	1.32	0.814	0.335	0.746	e ₁	5.691	6.553	4.28	6.08
E ₂	0.863	0.728	0.472	1.035	e ₂	4.49	4.61	3.102	4.673

表 3 真实样本与临摹样本相邻区域 R 通道 V' 值标准偏差

Table 3 Standard deviation of V' value of channel R in adjacent area of real sample and copied sample

Group	V' ₁	V' ₂	V' ₃	V' ₄	Group	V' ₁	V' ₂	V' ₃	V' ₄
A ₁	0.791	0.342	0.566	0.608	a ₁	5.1	7.632	7.1	4.632
A ₂	0.836	0.411	0.725	0.708	a ₂	3.651	4.627	7.633	2.571
A ₃	0.213	0.437	0.281	0.435	a ₃	4.323	2.651	3.653	3.672
B ₁	0.442	0.532	0.615	0.214	b ₁	7.013	4.672	6.043	5.104
B ₂	0.364	0.273	0.215	0.243	b ₂	4.871	5.31	4.67	5.667

Group	V'_1	V'_2	V'_3	V'_4	Group	V'_1	V'_2	V'_3	V'_4
B ₃	0.809	0.637	0.501	0.341	b ₃	4.112	5.391	6.142	2.98
C ₁	0.253	0.361	0.483	0.673	c ₁	5.341	5.681	4.223	4.03
C ₂	0.441	0.876	1.06	0.366	c ₂	5.829	4.617	3.481	5.247
C ₃	0.286	0.413	0.586	0.847	c ₃	3.01	4.523	7.651	7.21
D ₁	0.524	0.217	0.401	0.763	d ₁	2.127	4.214	4.363	4.211
D ₂	0.487	0.566	1.171	0.834	d ₂	6.332	6.536	4.256	3.89
E ₁	0.788	0.82	0.541	0.53	e ₁	7.06	6.831	5.67	4.583
E ₂	0.966	0.723	0.334	0.662	e ₂	4.681	5.426	7.223	4.972

表 4 真实样本与临摹样本相邻区域 G 通道 V' 值标准偏差

Table 4 Standard deviation of V' value of channel G in adjacent area of real sample and copy sample

Group	V'_1	V'_2	V'_3	V'_4	Group	V'_1	V'_2	V'_3	V'_4
A ₁	0.858	0.74	0.739	0.937	a ₁	3.35	6.451	5.437	4.332
A ₂	0.836	0.411	0.725	0.708	a ₂	5.824	4.24	5.364	5.012
A ₃	0.807	0.532	0.527	0.689	a ₃	6.33	3.582	4.453	6.434
B ₁	0.463	0.653	0.522	0.576	b ₁	5.363	7.712	4.692	5.172
B ₂	0.531	0.607	0.646	0.341	b ₂	6.312	5.213	5.361	5.113
B ₃	0.341	0.517	0.701	0.657	b ₃	3.367	3.68	5.257	7.66
C ₁	0.768	0.677	0.586	0.736	c ₁	7.164	7.52	5.021	6.817
C ₂	0.813	0.53	0.616	0.501	c ₂	5.829	4.617	3.481	5.247
C ₃	0.773	0.688	0.584	0.716	c ₃	4.561	4.121	5.364	5.142
D ₁	0.262	0.583	0.68	0.476	d ₁	3.622	2.23	2.531	5.113
D ₂	0.443	0.727	0.861	0.831	d ₂	3.714	4.635	4.772	2.663
E ₁	0.637	0.843	0.716	0.581	e ₁	5.101	5.364	2.331	4.562
E ₂	0.563	0.481	0.91	0.677	e ₂	7.004	4.182	3.962	6.331

使用 LBP 算子对样本图进行特征提取的结果如表 5 所示,表中给出 A₁ 组第 1 个样本的部分特

征向量,行数表示样本量 P ,列数表示提取的特征向量个数 Q 。

表 5 A₁ 组第 1 个样本的部分特征向量

Table 5 Partial feature vectors of the first sample of group A₁

Number of sample	Q=1	Q=2	Q=3	Q=4	Q=5	Q=6	Q=7	Q=8	Q=9	Q=10
1	96684	14390	4091	6743	46455	7009	17059	4141	7243	4782
2	10857	15604	4753	8324	51555	8618	20011	4802	8506	5842
3	82429	14944	3851	6665	39472	7108	18035	3738	6829	6497
4	86049	15266	4111	7219	39907	7141	20680	4202	7158	6529
5	89562	13232	3836	7138	41777	6763	15332	3975	6426	4376
6	88871	14405	4256	6576	40750	6945	16903	4217	6965	5495
7	87856	15024	4040	7215	41953	7883	19183	4068	7682	6496
8	86479	15418	3985	7104	41823	7363	21600	4032	7465	6409
9	91647	14753	4277	8269	43677	7959	20465	4171	8091	6306
10	92237	15346	4337	7798	45603	8082	20330	4467	8275	6751

使用 Lib-SVM 进行二分类,结果如表 6 所示,表中给出未精确特征区域定位的训练结果,可以发

现,训练模型识别精度较高而测试模型识别精确率较低,如 Aa₁ 模型中 60 个测试样本中正确分类的

仅有 32 个。对结构进行初步分析可知,由于未经特征区域定位的样本图都具有大量的相同背景,故 LBP 算子提取的特征数据受大量相同的无用数据的影响,无法描述特征区域的纹理信息。再对精确定位后的样本特征区域进行特征提取和训练,过程中调试重要的模型参数 g 值与惩罚因子 c 值。实验中的数据线性不可分,需要调用 RBF 核函数将分类任务转化为高维度线性可分问题。 g 值表征 gamma 校正对分类效果的影响, gamma 值较低表示相似半径较大,很容易将更多的样本点组合在一起,当 gamma 值较高的时,样本点之间必须非常接近,才能将其视为同一类。它的选择与模型的类别相关,因此本实验中 g 值均设为 0.5。惩罚因子 c 表征影响分类间隔的大小, c 较小易导致误分类点的增多,而 Lib-SVM 选用交叉验证模式,参数设置按照 SVM 类型,核函数支持参数进行任意组合。如果参数设置不正确,则模型会默认参数值,例如 $c=1$,此时实验最终获取的测试准确率如表 6 所示。

表 6 各组分类模型训练及测试精确率对比

Table 6 Comparison of accuracy rate of training and test for each classification model unit: %

Group	Accuracy	
	Untreated feature	Treated feature
Aa ₁	53.333	78.333
Aa ₂	46.666	83.333
Aa ₃	48.333	95.000
Bb ₁	76.666	85.000
Bb ₂	65.000	88.333
Bb ₃	68.333	91.666
Cc ₁	35.000	88.333
Cc ₂	51.666	88.333
Cc ₃	41.666	78.333
Dd ₁	48.333	81.666
Dd ₂	56.666	86.666
Ee ₁	31.666	93.333
Ee ₂	43.333	85.000

4 结 论

基于光度立体成像法获得签名笔迹表面法向量,通过三维成像算法得到签名笔迹立体形态图,并建立样本数据库,同时赋予样本灰度图伪彩色,使签名笔迹立体形态的变化可视化。

通过统计样本图不同通道灰度值的变化,探究签名笔迹立体形态图与签名者的相关性,以及真实与临摹签名笔迹的差异,并引入区域灰度差异度 D

和区域变化趋势 V' 两个特征指标。结果发现,真实签名笔迹立体形态图的灰度值数据表现出较强的规律性,与签名者有较高的相关性,而临摹者的签名笔迹立体形态图的灰度值数据则表现出较强的不稳定性,这种不稳定性是临摹时临摹者与真实签名者的书写动力定型不同所致。此外,本文对签名笔迹立体形态图进行预处理,去除背景干扰并准确定位特征区域,结合 Canny 算子与 LBP 算子进行特征提取,利用 Lib-SVM 进行二分类模型训练,最终结果表明,使用机器学习图像分类的方法可以对真实签名笔迹与临摹签名笔迹的立体形态图进行分类且有较高的准确率。综上所述,基于签名笔迹立体形态图的灰度值变化,探究签名笔迹与签名者的相关性具有科学性,结合统计学和图像分类的方法可以区分临摹签名笔迹,是检验签名笔迹的一种有效方法。但是本文只涉及签名笔迹中单个字的检测,在实际案件中名字多为两个字和三个字,今后会着重研究完整签名的检测,同时增加样本数据,探究更先进的网络模型,这为笔迹检验开辟了新思路。

参 考 文 献

- [1] Ke C L. Verification of facsimile signature [D]. Chongqing: Southwest University of Political Science and Law, 2007: 15-18.
柯昌林. 摹仿签名笔迹检验 [D]. 重庆: 西南政法大学, 2007: 15-18.
- [2] Crane H D, Ostrem J S. Automatic signature verification using a three-axis force-sensitive pen [C] // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. New York: IEEE Press, 1983: 329-337.
- [3] Boccignone G, Chianese A, Cordella L P, et al. Recovering dynamic information from static handwriting [J]. Pattern Recognition, 1993, 26(3): 409-418.
- [4] Li H, Wang J S. An attempt to detect the pressure of handwriting with static electricity trace detector [J]. Journal of Chinese People's Public Security University (Social Sciences Edition), 1988, 4(6): 71, 76.
李虹, 王锦生. 用静电电压痕检测仪检测笔迹压力的尝试 [J]. 公安大学学报(社会科学版), 1988, 4(6): 71, 76.
- [5] Shen F, Yang F, Yuan Y L, et al. A survey of dynamic handwritten signature verification [J]. Computer Science, 2003, 30(3): 92-95.
沈峰, 杨飞, 袁余良, 等. 动态手写签名验证技术概述 [J]. 计算机科学, 2003, 30(3): 92-95.
- [6] Dai C L, Zhao Z H. Comparison and analysis of

- touchpad digital handwriting signature and gel pen signature handwriting [J]. Shandong Chemical Industry, 2019, 48(22): 130-132.
- 戴超兰, 赵智浩. 触摸板数字手写签名与中性笔签名字迹的比较与分析[J]. 山东化工, 2019, 48(22): 130-132.
- [7] Zhou G X, Ai P F, Pan Z Q. Study on characteristics of static handwritten signatures captured by electromagnetic tablet: take Wacom Bamboo Slate CDS610S digital tablet as example [J]. Chinese Journal of Forensic Sciences, 2019(5): 56-62.
- 周桂雪, 艾攀枫, 潘自勤. 电磁式手写板数字签名的静态笔迹特点研究: 以 Wacom Bamboo Slate CDS610S 数位板为例[J]. 中国司法鉴定, 2019(5): 56-62.
- [8] Xiao S Y, Peng L R, Yan R J, et al. Deep network with pixel-level rectification and robust training for handwriting recognition[C]// 2019 International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), September 20-25, 2019, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2019: 19318431.
- [9] Shen S, Han D Y, Yu G. An experimental research on the characteristics of imitated signatures by using the handwriting three-dimensional information extraction analyzer[J]. Journal of Criminal Investigation Police University of China, 2016(3): 66-69.
- 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实验研究的实验研究[J]. 中国刑警学院学报, 2016(3): 66-69.
- [10] Liang S. The application of RTI in handwriting 3D character[D]. Shanghai: East China University of Political Science and Law, 2018: 8-13.
- 梁适. RTI 在笔迹三维特征检验中的应用初探[D]. 上海: 华东政法大学, 2018: 8-13.
- [11] Lu R S, Shi Y Q, Hu H B. Review of three-dimensional imaging techniques for robotic vision[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 040001.
- 卢荣胜, 史艳琼, 胡海兵. 机器人视觉三维成像技术综述[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 040001.
- [12] Woodham R J. Photometric method for determining surface orientation from multiple images[J]. Proceedings of SPIE, 1980, 1911: 191139.
- [13] Sakarya U, Leloglou U M, Tunali E. Three-dimensional surface reconstruction for cartridge cases using photometric stereo[J]. Forensic Science International, 2008, 175(2/3): 209-217.
- [14] Fu L, Hong H B, Wang X, et al. Non-lambertian photometric stereo vision based on inverse reflectance model [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(5): 0520001.
- 付琳, 洪海波, 王晰, 等. 基于逆向反射模型的非朗伯光度立体视觉[J]. 光学学报, 2020, 40(5): 0520001.
- [15] Yu Y M, Jin D, Wang Q, et al. Color image segmentation algorithm based on lab sub channel histogram and its application[J]. Imaging Science and Photochemistry, 2019, 37(1): 18-32.
- 于艺铭, 金典, 王琪, 等. Lab 分通道直方图的彩色图像分割算法及应用[J]. 影像科学与光化学, 2019, 37(1): 18-32.
- [16] Shi K L. Research on obstacle detection algorithms for binocular vision robots discipline [D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2019: 24-26.
- 史珂路. 双目视觉机器人障碍物检测算法研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2019: 24-26.
- [17] Zhang S Y, Zhao Y M, Li J L. Algorithm and implementation of image classification based on SVM [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(25): 40-42, 86.
- 张淑雅, 赵一鸣, 李均利. 基于 SVM 的图像分类算法与实现[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(25): 40-42, 86.
- [18] Chen Y, Gao S H. Forgery numeral handwriting detection based on Fire Module convolutional neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(22): 221019.
- 陈颖, 高树辉. 基于 Fire Module 卷积神经网络的手写变造数字检测[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): 221019.
- [19] Yao L P, Pan Z L. Research on face recognition method based on improved HOG and LBP algorithms [J]. Optoelectronic Technology, 2020, 40(2): 114-118, 124.
- 姚立平, 潘中良. 基于改进的 HOG 和 LBP 算法的人脸识别方法研究[J]. 光电子技术, 2020, 40(2): 114-118, 124.
- [20] Ojala T, Pietikäinen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [21] Zhu A H, Zhao S, Mao M L. Research for classification system of projects text based on LIB-SVM[J]. Microcomputer Information, 2011, 27(4): 13-15.
- 朱爱红, 赵帅, 毛民樑. 基于 LIB-SVM 的项目文本自动分类系统研究[J]. 微计算机信息, 2011, 27(4): 13-15.