

文章编号:1007-2780(2022)06-0726-10

局部方向二值模式结合协同表示的 3D 掌纹识别

刘玉珍¹, 范湘冀^{1*}, 林 森², 陶志勇¹

(1. 辽宁工程技术大学 电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105;

2. 沈阳理工大学 自动化与电气工程学院, 辽宁 沈阳 110159)

摘要:针对三维掌纹特征表示准确性差的问题,提出一种局部方向二值模式(Local Orientation Binary Pattern, LOBP)结合协同表示(Collaborative Representation, CR)的 3D 掌纹识别方法。利用掌纹主方向和方向置信度的编码来共同表达掌纹的方向信息,从而有效提高方向编码的准确性。使用表面类型编码来刻画掌纹的结构,充分表达掌纹的几何特征。最后,在分类识别时通过协同表示的方法将特征结合进而完成掌纹识别。在香港理工大学 3D 掌纹库上进行实验,结果表明获得的平均识别率最高可达 99.55%,平均识别时间为 0.874 9 s。所提方法可以在保持较低识别时间的同时提高 3D 掌纹的识别精度。

关键词:模式识别;3D 掌纹识别;局部方向二值模式;协同表示

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2021-0287

3D palmprint recognition based on local orientation binary pattern combined with collaborative representation

LIU Yu-zhen¹, FAN Xiang-ji^{1*}, LIN Sen², TAO Zhi-yong¹

(1. *College of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China;*

2. *College of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China*)

Abstract: In order to solve the problem of poor accuracy of 3D palmprint feature representation, a 3D palmprint recognition method based on local orientation binary pattern (LOBP) and collaborative representation (CR) is proposed in this paper. The principal orientation coding and orientation confidence coding of palmprints are used to jointly characterize the directional features of 3D palmprints. This operation can effectively improve the accuracy of directional coding. The surface type coding is used to describe the structure of palmprint and fully express the geometric characteristics of palmprint. Finally, the features are combined by collaborative representation method to complete palmprint recognition in the classification and recognition. The experiment is carried out on the 3D palmprint database of Hong Kong

收稿日期:2021-11-13;**修订日期:**2021-12-28.

基金项目:国家重点研发计划(No. 2018YFB1403303);辽宁省教育厅科学技术研究项目(No. LJ2019JL022)

Supported by National Key Research and Development Program(No. 2018YFB1403303); Scientific Research Fund of Liaoning Provincial Education Department(No. LJ2019JL022)

*通信联系人, E-mail:1160219445@qq.com

Polytechnic University, and the results indicate that the average recognition rate is up to 99.55% and the average recognition time is 0.874 9 s. The proposed method can improve the recognition accuracy of 3D palmprints while maintaining a relatively low recognition time.

Key words: pattern recognition; 3D palmprint recognition; local orientation binary pattern; collaborative representation

1 引言

随着社会科技水平的发展,信息安全已是当今社会面临的一个重大难题。在银行、刑侦、门禁、商场、车站和机场安检等应用场景中,基于生物特征的模式识别由于其可靠性和准确性受到越来越多的关注^[1]。其中掌纹识别^[2]不仅包含丰富的识别特征(主线、纹线端点、纹线分叉、褶皱等),而且受外界干扰小,非常稳定。与虹膜识别^[3]相比,掌纹图像的采集设备要求较低,且对用户友好;伴随着硅胶指纹套的出现,指纹识别^[4]身份认证变得不再可靠;而步态识别^[5]容易受到情绪和年龄的影响,造成识别效果不佳。所以,掌纹识别目前已经成为生物特征识别方面极其重要的研究内容,具有广阔的发展空间和极大的社会应用价值。

目前掌纹识别方法主要包括2D和3D掌纹识别。在2D掌纹识别方面,Zhang等人^[6]首先采用Gabor滤波器提取掌纹的方向特征,并通过汉明距离进行识别。在此基础上,又有许多通过方向特征进行识别的方法被提出,如竞争编码^[7]、BOCV^[8]等。此外,基于机器学习的方法也已经应用于掌纹识别,如子空间方法^[9]、深度学习方法^[10]等。2D掌纹识别虽然准确率较高,但也存在一些缺点。首先,2D图像无法完全体现掌纹图像的三维信息;其次,光照的变化会明显影响掌纹的图像质量,造成识别精度的下降;最后,2D掌纹图像安全性能差,容易被窃取,不利于个人隐私的保护。

与2D掌纹识别相比,3D掌纹识别解决了上述问题,还包括更丰富的特征信息。在目前流行的3D掌纹识别方法中,文献[11]依据高斯曲率、均值曲率与零值之间的关系进行识别分类;文献[12]通过对表面类型直方图进行均匀分块,再连接成3D掌纹描述符,并通过协同表示的方法进行特征识别;文献[7]提出融合曲面的几何特征和方向特征进行掌纹识别;文献[13]基于两个主方向提取精确方向编码特征,结合紧凑表面类型完成识别

过程。然而,3D掌纹的特征是多方向的,在考虑表征几何信息的同时,也要求方向信息的完整性和准确性。

为了解决上述问题,充分利用掌纹的特征信息,本文采用形状指数来描述3D掌纹的几何结构,采用表面类型编码来表征3D掌纹的几何特征。另外,提出一种局部方向二值模式(Local Orientation Binary Pattern, LOBP)以提取掌纹的主方向和方向置信度^[14],进而表征3D掌纹的方向特征,在决策层将上述特征进行结合。为了提高掌纹识别中的时效性,在识别分类的算法中采用协同表示(Collaborative Representation, CR)的方法^[15],可以在保证较快识别速度的同时实现较高的准确性。

2 相关原理

3D掌纹感兴趣区域(Region of Interest, ROI)可以清楚表达掌纹图像的特征信息,如图1所示。其中上面2张分别属于两个不同个体,其ROI具有明显区别,下面2张则是其对应手掌第二次采集时的ROI图像。

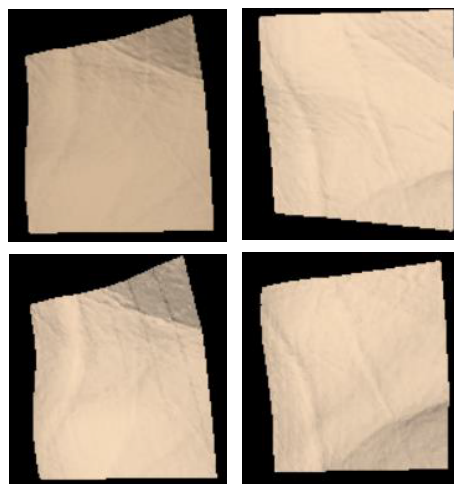


图1 3D掌纹图像ROI图像

Fig. 1 ROI 3D palmprints

在信息采集过程中,掌纹图像往往会受到噪声的干扰而发生形变。均值曲率(Mean Curvature, MC)和高斯曲率(Gaussian Curvature, GC)作为描述曲面特征的内在几何不变量,其值与手掌在 3D 空间的位置、姿态等因素无关,只与手掌局部的固有形状相关。因此,通常用曲率来刻画 3D 掌纹图像的曲面特征。对于任意曲面,其高斯曲率 GC 和均值曲率 MC 都可定义如下:

$$GC = \frac{H_{xx}H_{yy} - H_{xy}^2}{(1 + H_x^2 + H_y^2)^2}, \quad (1)$$

$$MC = \frac{(1 + H_x^2)H_{yy} + (1 + H_y^2)H_{xx} - 2H_xH_yH_{xy}}{2(1 + H_x^2 + H_y^2)^{3/2}}, \quad (2)$$

式中: H_x 、 H_y 是 $H(x, y)$ 的一阶偏导, H_{xx} 、 H_{yy} 是

$H(x, y)$ 的二阶偏导, H_{xy} 则是 $H(x, y)$ 的混合偏导。

2.1 表面类型及其编码

为了将 3D 掌纹的曲面特性描述得更加具体,根据掌纹表面的凹凸性将手掌中的点分成不同的类型,即将一个曲面划分为 8 种基本类型^[11],这些类型被称为表面类型(Surface Type, ST)。并且为了表述的完整性,提出一种特殊的表面类型,即 $MC = 0$ 且 $GC > 0$ 的情况,此类型称为最小表面,在实际应用中并不存在。因此,通过表面类型编码(Surface Type Code, STC)的方式可以将 3D 掌纹的表面类型定义为 9 种基本表面类型中的一种,表 1 列出了 9 种基本 ST 类型及其具体划分方法。

表 1 表面类型

Tab. 1 Surface type

	GC>0	GC=0	GC<0
MC<0	Peak (STC=1)	Ridge (STC=2)	Saddle Ridge (STC=3)
MC=0	None (STC=4)	Flat (STC=5)	Minimal Surface (STC=6)
MC>0	Pit (STC=7)	Valley (STC=8)	Saddle Valley (STC=9)

最小表面的判定定义了趋于零值的区间域 ϵ 。对处于 $[-\epsilon, +\epsilon]$ 范围内的值,认为其 GC 或 MC 等于零值。

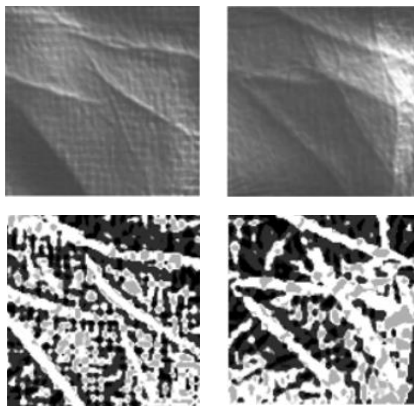


图 2 不同掌纹 ROI 及其对应的 ST 图像

Fig. 2 Different palmprint ROI and its corresponding ST images

因此,通过上述步骤,每个 3D 掌纹 ROI 都可以获得其对应的 ST 图。作为一种 3D 特征,表面类型映射具有很强的分辨力,但对测试图像和训练图像之间的少量配准误差敏感,而基于分块的

ST 特征提取方法则解决了这一问题。如图 2 所示,上面两张是不同手掌采集的 ROI 区域,下面两张是其相对应的 ST 图像。对于一个 3D 掌纹的 ROI,经过计算可以得到其对应的 ST 特征图,然后将其均匀的划分成块,每个块都可以计算出基于 ST 特征的直方图,将每个直方图表示为 h_i 。然后将所有分块直方图的 h_i 进行级联,形成总 ST 特征直方图 h 用来描述掌纹的几何特征。

2.2 形状指数

为了更加完整地描述 3D 的细节信息,提出了形状指数^[16](Shape Index, SI)这一概念,其不仅比曲率更直观地表现了掌纹的局部特性,而且具有尺度、平移以及旋转不变性。假设 F 为曲面 S 上的一个点, C_i 为曲面 S 经过点 F 的所有曲线,设所有曲线 C_i 在点 F 处的曲率为 K_i 。令 k_1 为曲率值 K_i 中的最大值, k_2 为 K_i 中的最小值, k_1 和 k_2 可以视作点 F 处的决定性曲率,计算公式如式(3)、(4)所示:

$$k_1 = MC + \sqrt{MC^2 - GC}, \quad (3)$$

$$k_2 = MC - \sqrt{MC^2 - GC}, \quad (4)$$

形状指数根据 k_1 和 k_2 可以表示为:

$$S_{SI} = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \arctan \frac{k_1 + k_2}{k_1 - k_2}, \quad (5)$$

同时根据形状指数 S_{SI} 的取值范围,掌纹曲面可转化为 8 bit 的灰度图像,即为形状指数图像,具体公式见式(6):

$$U(i, j) = \text{round}(255 \times S_{SI}(i, j)). \quad (6)$$

由图3形状指数图及特征直方图可以发现,不同个体间的掌纹特征存在明显差异,可以准确识别不同的身份;而同一个体虽然是在一定时间间隔下采集的,其特征信息却高度稳定。

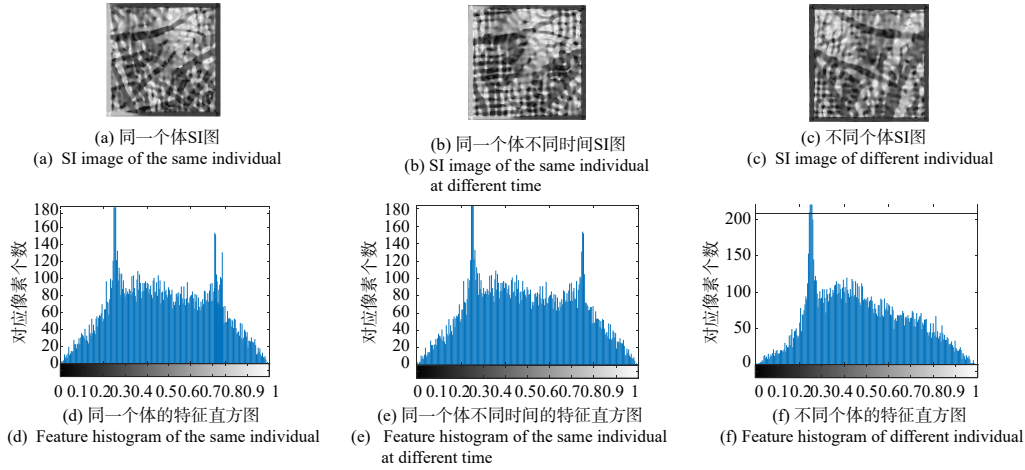


图3 3D掌纹的形状指数图及其特征直方图

Fig. 3 Shape index diagram and characteristic histogram of three-dimensional palmprint

3 本文方法

3.1 局部方向二值模式

3.1.1 掌纹的主方向和方向置信度

在提取掌纹方向特征方面,通常是利用几组不同方向的直线检测器。本文利用Gabor滤波器来检测掌纹的主方向,该方法的公式如式(7)所示:

$$G(x, y, \theta, \mu, \sigma, \beta) = \frac{1}{2\pi\sigma\beta} \exp\left[-\pi\left(\frac{x^2}{\sigma^2} + \frac{y^2}{\beta^2}\right)\right] \exp(i2\pi\mu(x\cos\theta + y\sin\theta)), \quad (7)$$

式中: $i = \sqrt{-1}$, μ 是单位长度的径向频率(单位:弧度), σ 和 β 分别是椭圆高斯沿 x 轴和 y 轴的标准偏差。将式(7)中的最优参数设为 $\mu = 0.0916$, $\sigma = \beta = 5.6179$, 并将Gabor滤波器的大小(x 和 y 的范围)定义为 35×35 ^[17]。 θ 定义了Gabor函数的方向。本文从6种不同的方向来提取掌纹的主方向,即 $(j-1)\pi/6$ ($j = 1, 2, \dots, 6$), 因此定义了6个模板。在方向特征的提取中, Gabor滤波器的实部与掌纹卷积的结果定义为:

$$c_j(x, y) = G_j^r \otimes (255 - I(x, y)), \quad (8)$$

式中: G_j^r 表示方向为 $(j-1)\pi/6$ 的Gabor滤波器

的实部, “ $\otimes$ ” 是卷积算子, I 表示输入的掌纹图像, c 是Gabor模板和输入掌纹图像之间的对应卷积。所以定义掌纹的主方向为:

$$o(x, y) = \arg \max_j c_j(x, y), \quad (9)$$

掌纹的主方向可以最大程度表现掌纹的方向特征, 其方向上的卷积也反映了掌纹方向的重要性和鲁棒性, 所以将其方向上卷积响应的最大值, 即 $c_{o(x, y)}(x, y)$ 作为3D掌纹主方向的置信度, 公式如式(10)所示:

$$c_o(x, y) = c_{o(x, y)}(x, y) = \arg \max_c c_c(x, y). \quad (10)$$

3.1.2 局部方向二值模式编码

由掌纹的主方向和方向置信度的内容可知, $o(x, y)$ 和 $c_o(x, y)$ 反映了掌纹的方向特征。也就是说 $o(x, y)$ 代表主方向, 对应的 $c_o(x, y)$ 则反映主方向的置信度。假设掌纹上的一条纹线, 在划分局部区域后, 有点的方向与该纹线的方向保持一致, 也有点或因不在线上而导致主方向的差异。所以掌纹局部区域内的主方向关系可以反映掌纹方向的变化。即掌纹的主方向关系(Orientation Binary Pattern, OBP)可以定义为:

$$\text{OBP} = \sum_{i=1}^8 e(o_i, o_c) 2^i, \quad (11)$$

式中: o_c 代表中心像素的主方向, o_i 表示其相邻像素的主方向。 $e()$ 代表对中心像素的主方向与邻域进行比较。将周围域定义为 $(8,1)$ 个域集, 即将中心点与周围 8 个点进行比较。当 u 等于 v 时, $e(u, v)$ 为 1, 否则为 0。基于掌纹主方向上卷积的最大卷响应, 即 $c_o(x, y)$ 。因此方向置信度的差 (Confidence Binary Pattern, CBP) 可以定义为:

$$CBP = \sum_{i=1}^8 s(c_{o,i} - c_{o,c}) 2^i, \quad (12)$$

式中: $c_{o,c}$ 和 $c_{o,i}$ 分别表示中心像素和相应相邻点的方向置信度。当 $u > 0$ 时, $s(u)$ 为 1, 否则为 0。与

传统的局部二值模式 (Local Binary Pattern, LBP) 相比, CBP 是卷积响应的结果, 其结果更稳定, 抗噪能力强。

由于掌纹的主方向和方向置信度具有高度相关的信息, 因此将两者结合。具体来说给定一张掌纹图像, 将其均匀地划分为一组不重叠的块, 块的大小设置为 $16 \text{ 像素} \times 16 \text{ 像素}$ 。对于每个块分别提取主方向和相应的置信度, 进而分别计算特征直方图。然后, 将基于块统计的 OBP 和 CBP 直方图结合, 得到掌纹的全局直方图, 定义为基于 3D 掌纹图像的 LOBP 特征。图 4 显示了提取 LOBP 特征的基本思想。

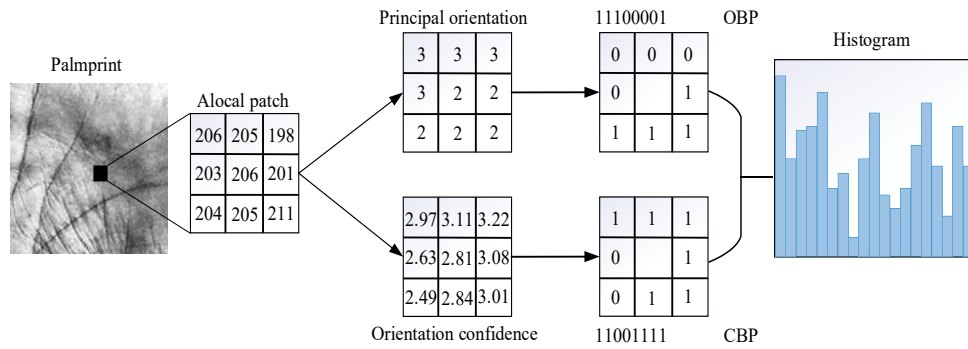


图 4 LOBP 方法基本思想

Fig. 4 Basic idea of LOBP method

3.2 基于协同表示的掌纹分类

3.2.1 基于稀疏表示的分类方法

稀疏表示的思想^[15] (Spare Representation For Classification, SRC) 是将测试集样本的特征表示为训练集字典中元素的线性组合, 并且通过字典的最小残差来判断测试图像的分类。假设训练集的样本数量足够多, 当判断与测试样本不属于同一类别时, 其线性系数即视作非零值; 当判断与测试样本属于同一类别时, 其线性系数视作零值。

SRC 算法的具体步骤如下:

Step1: 对训练集样本和测试集样本提取特征向量并对提取到的特征向量进行归一化操作, 用 l_2 代替 l_1 范数, 同时获取训练集的字典矩阵 A 和测试集的特征向量 y 。

Step2: 求解最小 l_1 范数问题。

$$(\hat{\gamma}) = \arg \min_{\gamma} \|\gamma\|_1, \text{ 使得 } \|y - A\gamma\|_2 < \varepsilon, \quad (13)$$

式中: ε 表示 y 与 γ 之间的编码误差。

Step3: 计算类别残差。

$$e_i(y) = \|y - A_i \hat{\gamma}_i\|_2, \quad (14)$$

式中: $\hat{\gamma}_i$ 为第 i 类的编码系数矢量。

Step4: 计算测试样本类别。

$$\text{identity}(y) = \arg \min_i \{e_i(y)\}, \quad (15)$$

将使 $e_i(y)$ 最小的 i 所对应的类别作为测试集样本的类别, 用 $\text{identity}(y)$ 表示。

3.2.2 基于协同表示的分类方法

协同表示^[18] (Collaborative Representation, CR) 这一分类思想, 是用 l_2 范数来替代 SRC 分类方法中的 l_1 范数。基于稀疏表示的分类方法中, 一要求测试集特征向量 y 的编码系数矢量呈稀疏分布, 二要求测试集特征向量 y 的稀疏编码是基于所有训练集样本协同表示的结果。基于 l_1 范数的稀疏表示计算复杂度高, 且无法体现协同表示的重要作用, 而基于 l_2 范数的协同表示则解决了这一问题, 这种方法称为基于协同表示和规则最小二乘法的分类方法 (Classification Based On Collaborative Representation And Rule Least Square Method,

CRC_RLS)。

CRC_RLS算法的具体步骤如下:

Step1: 用 $A = [A_1, A_2, \dots, A_K]$ 表示第 K 类掌纹的训练样本集 A , 则第 i 类训练样本可以定义为:

$$A_i = [\mathbf{v}_{i,1}, \mathbf{v}_{i,2}, \dots, \mathbf{v}_{i,n_i}] \in R^{m \times n_i} (j = 1, 2, \dots, n_i), \quad (16)$$

式中: $\mathbf{v}_{i,j}$ 为第 i 类掌纹的第 j 个样本的特征向量, n 为特征向量的维度。

Step2: 若 $\mathbf{y} \in R^m$ 表示一个测试样本的特征向量, 则可以用训练样本集中的特征向量线性表示出 $\mathbf{y}$, 即 $\mathbf{y} \approx A\chi$, $\chi = [\chi_1; \chi_2; \dots; \chi_k]$, 其中 χ_i 为第 i 类的编码系数矢量。

Step3: 若 $\mathbf{y} \approx A_i\chi_i$ 成立, 则测试样本的特征向量 $\mathbf{y}$ 属于第 i 类掌纹。当基于所有的训练样本协同表示测试集样本时, 为了降低计算的复杂度, 可以通过 $\mathbf{y}$ 将稀疏表示思想中的求解 l_1 范数问题替换成求解规则化最小二乘的问题, 公式如下:

$$(\hat{\chi}) = \arg \min_{\chi} \left\{ \|\mathbf{y} - A\chi\|_2^2 + \lambda \|\chi\|_2^2 \right\}. \quad (17)$$

Step4: 与稀疏表示的方法相比, 解式(17)所示的基于规则化最小二乘的问题比直接求解基于 l_1 范数的最优解问题降低很多难度, 公式如下:

$$\hat{\chi} = (A^T A + \lambda I)^{-1} A^T \mathbf{y}, \quad (18)$$

式中: $I \in R^{n \times n}$ 代表单位矩阵, 令 $P = (A^T A + \lambda I)^{-1} A^T$, 则可以看出, P 与 $\mathbf{y}$ 是相互独立的, P 相当于一个投影矩阵。

在对测试样本 $\mathbf{y}$ 进行识别过程中, 只需要将 $\mathbf{y}$ 投影到 P 上, 就可以直接计算系数向量, 进而得到 $P\mathbf{y}$, 这种方法可以明显降低计算复杂度, 从而缩短计算时间。

3.2.3 本文方法

局部方向二值模式结合协同表示的3D掌纹识别算法流程图如图5所示, 详细步骤如下:

Step1: 将训练集和测试集3D掌纹感兴趣区域映射成SI图像, 并且根据曲率特征得到ST图像。

Step2: 将各个样本的ST和SI图像进行均匀分块, 分别提取ST特征和LOBP特征直方图。

Step3: 将提取的特征直方图进行级联, 形成特征向量矩阵。

Step4: 将各个样本的特征做归一化处理, 计算得到训练字典 A 与 $\mathbf{y}$ 。

Step5: 通过式(18)使用规则最小二乘法替换成 l_2 范数。

Step6: 计算规则化残差 e , 在决策层进行结合。

$$e_i(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - A_i \hat{\chi}_i\|_2 / \|\hat{\chi}_i\|_2. \quad (19)$$

Step7: 计算测试样本的类别。

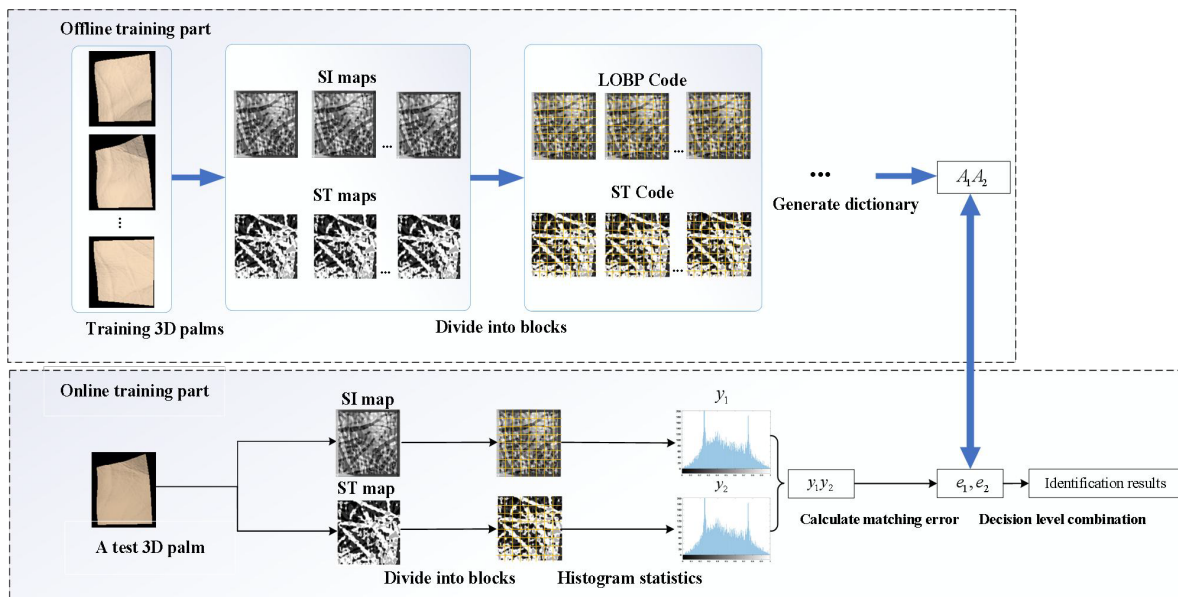


图5 本文算法流程图

Fig. 5 Algorithm flow chart of this paper

4 实验与分析

4.1 数据集及关键参数说明

本文的所有实验均是在香港理工大学 3D 掌纹库 (Hong Kong Polytechnic University 3D palm-print database) 上进行的。该掌纹数据库采集了 200 名志愿者的掌纹信息, 包含男性 136 名, 女性 64 名, 年龄在 10~55 岁之间。共采集到 8 000 张 3D 掌纹图像, 每名志愿者分别采集左、右两只不同手掌各 10 张掌纹图像, 共计采集两次, 期间间隔为 30 天。在图像预处理以后, 目前每张 3D 掌纹图像的 ROI 大小为 128 像素 $\times$ 128 像素。本实验平台的硬件规格为 Windows 10 系统, 中央处理器为 AMD Ryzen 3 4300U, 主频为 2.7 GHz, 运行内存为 8 GB。

4.2 分块方式实验

本文在进行掌纹的特征提取过程中, 对掌纹的表面类型图像进行分块处理来提高识别率, 图像被分成了若干个大小相同的子块, 但是不同的分块方式对识别率有着不同的影响。为探究分块方式的有效性, 将分块方式作为变量进行实验。实验处理过程参照图 5, 将 3D 掌纹图像库里第 1 次采集的 10 张掌纹图像作为训练集样本, 第 2 次采集的 10 张掌纹图像则作为测试集样本, 按照分块方式的不同, 每种分块方式都重复 10 次, 取结果的平均值作为记录结果, 实验结果如表 2 所示。

实验结果表明, 当不对图像进行分块处理, 即采用 1×1 的分块方式时, 识别率为 76.69%; 随着

分块数量的不断增加, 识别率呈现上升趋势, 当采用 8×8 的分块方式时, 识别率最高可达到 99.29%; 而当分块继续增加时, 识别率则呈现下降趋势, 当采用 10×10 的分块方式时, 识别率下降到 98.74%。由此可见, 当分块数量较大时, 无法精确反映 3D 掌纹的纹理特征, 故而有碍于识别过程; 而当分块数量较小时, 局部区域内包含的特征信息则会受限, 不能表征掌纹图像的细节信息, 造成识别效果不佳。因此, 本文在综合考虑识别效果的情况下, 选择 8×8 作为最佳分块方式。

4.3 特征有效性实验

为验证本文提出的 ST 和 LOBP 特征的有效性, 以下实验均采用分块统计和基于协同表示的分类算法。当训练集样本个数从 1 增加到 10 时, 分别提取 OBP、CBP 以及 LOBP 作为掌纹特征, 图 6 展示了 3 种特征识别率的变化趋势, 而后则分别比较了 ST、LOBP 特征以及将 ST 和 LOBP 结合 (图中记录为 Proposed) 的识别率, 如图 7 所示。

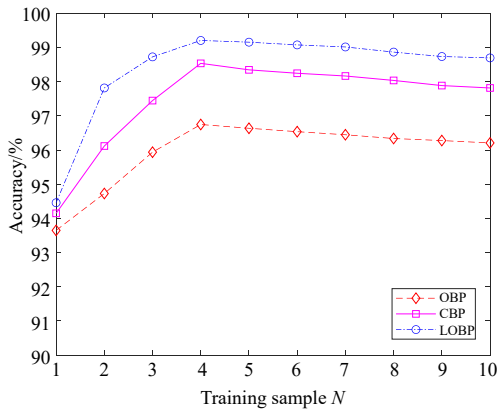


图6 OBP、CBP和LOBP的识别率。

Fig. 6 Accuracy of OBP, CBP and LOBP, respectively.

图 6 显示, 在将 OBP 和 CBP 结合以后, 掌纹的方向特征表达得更加准确, 表明本文利用 LOBP 描述 3D 掌纹方向信息的方法是有效的。LOBP 特征利用了多个方向的信息获取掌纹方向的变化趋势, 再通过卷积编码可以有效提高方向特征的稳定性。

图 7 表明, 本文使用 ST 描述掌纹的几何特征, LOBP 描述掌纹的方向特征, 两者的结合有效地提高了掌纹识别的准确性, 说明两者结合具有使用价值和现实意义, 有利于识别工作的研究。

表 2 分块方式实验

Tab. 2 Experiment of block partitioning method

分块方式	识别率/%
1×1	76.69
2×2	78.33
3×3	80.45
4×4	86.93
5×5	90.58
6×6	93.98
7×7	97.95
8×8	99.29
9×9	99.16
10×10	98.74

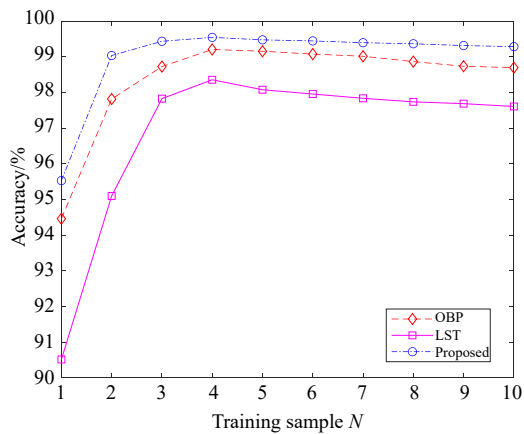


图7 ST和LOBP结合的认可率

Fig. 7 Accuracy combination of ST and LOBP

4.4 掌纹识别实验

为了验证方法的有效性,实验中分别选择各个类别样本数 N 为 1, 2, 3, 4 作为训练集,其余图像作为测试集。当选择每类样本数为 N 时,则在掌纹图像中随机选择训练样本,不同样本数各运行 10 次并计算平均值。将本文方法与当前 MCI_Comp^[19]、MCI_Ordinal^[20]、MCI_GCI_ST^[21]、SI_Comp_LTP^[22]、ST_CR^[12]、ST_PCA^[23] 以及 PDC^[13] 等 3D 掌纹识别方法进行了比较。实验结果见表 3,当选择不同样本数的掌纹图像作为训练样本时,本文方法比其他 7 种方法的识别率的平均值分别提高约 7.99%, 3.89%, 2.66%, 1.14%。

表3 不同掌纹识别方法识别率比较

Tab. 3 Comparison of accuracy of different palmprint recognition methods

(%)

N	MCI_Comp	MCI_Ordinal	MCI_GCI_ST	SI_Comp_LTP	ST_CR	ST_PCA	PDC	Proposed
1	87.16	83.12	80.99	82.84	90.51	93.76	94.41	95.53
2	94.90	93.09	92.09	93.46	95.10	98.69	98.74	99.04
3	96.86	93.86	95.06	95.33	97.83	99.18	99.32	99.44
4	98.75	97.95	97.50	97.42	98.36	99.39	99.48	99.55

4.5 CRC_RLS分类性能实验

为了验证 CRC_RLS 分类方法的优越性能,在解决基于 l_1 范数最小化问题和协同框架的基础上,将本文方法与目前较为流行的分类方法进行比较,如 SpaRSA、DALM、Homotopy, 分别记作 CR_L1_SpaRSA、CR_L1_DALM、CR_L1_Homotopy。将第 1 次采集到的 10 张掌纹图像作为训练集,第 2 次采集的 10 张掌纹图像作为测试集,在相同设备环境下,将 3 种对比方法和本文方法分别运行 10 次,并计算识别率及识别时间(包括训练和分类识别)的平均值列为表 4。

从表 4 可见,本文平均识别时间为 0.874 9 s,

表4 基于协同表示的方法比较

Tab. 4 Comparison of methods based on collaborative representation

分类方法	识别率/%	识别时间/s
CR_L1_SpaRSA	98.94	52.463 7
CR_L1_DALM	99.17	19.145 7
CR_L1_Homotopy	99.22	1.334 8
Proposed	99.29	0.874 9

与其他 3 种方法相比分别降低了 52, 18, 0.45 s, 且识别率相比 CR_L1_SpaRSA、CR_L1_DALM 以及 CR_L1_Homotopy 分别提高了 0.35%, 0.12%, 0.07%。因此,本文 CRC_RLS 的分类方法具有比其他 3 种方法更加出色的分类性能和分类效率。

5 结 论

本文提出的局部方向二值模式结合协同表示的 3D 掌纹识别方法,不仅可以实现更高的识别精度,而且具有出色的识别效率。在特征提取方面,本文用 ST 来描述 3D 掌纹的几何特征,以满足几何特征表达的确定性和稳定性。本文提出局部方向二值模式的编码算法,用掌纹图像的主方向和方向置信度表达掌纹的方向特征,可以在最大程度上反映掌纹的方向及其变化趋势。通过 CRC_RLS 的分类方法,将 ST 和 LOBP 特征进行结合,有效地提高了算法的识别精度,降低了识别时间。在香港理工大学 3D 掌纹库上的实验结果表明:获得的平均识别率最高可达 99.55%, 平均识别时间为 0.874 9 s。

参 考 文 献:

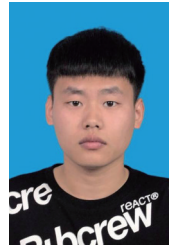
- [1] JAIN A K, ROSS A, RABHAKAR S. An introduction to biometric recognition [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, 14(1): 4-20.
- [2] ZHONG D X, DU X F, ZHONG K C. Decade progress of palmprint recognition: a brief survey [J]. *Neurocomputing*, 2019, 328: 16-28.
- [3] 史春蕾, 周凤文, 胡雨露, 等. 虹膜图像的质量评价研究[J]. 液晶与显示, 2016, 31(12): 1131-1136.
SHI C L, ZHOU F W, HU Y L, *et al.* Study for iris image quality assessment [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(12): 1131-1136. (in Chinese)
- [4] 毕雪芹, 苏艳娟, 王琪. 嵌入式指纹识别系统的设计及试验研究[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(2): 50-53, 81.
BI X Q, SU Y J, WANG Q. Design and experimental study of embedded fingerprint identification system [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2015, 34(2): 50-53, 81. (in Chinese)
- [5] 王全杰, 吴雅文. 基于步态的人体身份识别技术分析与研究[J]. 计算机与现代化, 2009(10): 165-168.
WANG T J, WU Y W. Research on gait-based body identification method [J]. *Computer and Modernization*, 2009 (10): 165-168. (in Chinese)
- [6] ZHANG D, KONG W K, YOU J, *et al.* Online palmprint identification [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(9): 1041-1050.
- [7] 王曦, 盖绍彦, 达飞鹏. 融合几何信息和方向信息的三维掌纹识别方法[J]. 图学学报, 2020, 41(3): 390-398.
WANG X, GAI S F, DA F P. Fusion of geometric and orientation information for 3D palmprint recognition [J]. *Journal of Graphics*, 2020, 41(3): 390-398. (in Chinese)
- [8] GUO Z H, ZHANG D, ZHANG L, *et al.* Palmprint verification using binary orientation co-occurrence vector [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(13): 1219-1227.
- [9] 伊力哈木·亚尔买买提. 基于改进型 PCA 和 LDA 融合算法的人脸图像识别[J]. 计算机仿真, 2013, 30(1): 415-418, 426.
YAERMAIMAITI Y. Human face recognition based on improved PCA and LDA fusion algorithm [J]. *Computer Simulation*, 2013, 30(1): 415-418, 426. (in Chinese)
- [10] ZHAO S P, ZHANG B. Deep discriminative representation for generic palmprint recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2020, 98: 107071.
- [11] BESL P J, JAIN R C. Segmentation through variable-order surface fitting [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1988, 10(2): 167-192.
- [12] ZHANG L, SHEN Y, LI H Y, *et al.* 3D palmprint identification using block-wise features and collaborative representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(8): 1730-1736.
- [13] FEI L K, ZHANG B, XU Y, *et al.* Precision direction and compact surface type representation for 3D palmprint identification [J]. *Pattern Recognition*, 2019, 87: 237-247.
- [14] FEI L K, XU Y, TENG S H, *et al.* Local orientation binary pattern with use for palmprint recognition [C]//12th Chinese Conference on Biometric Recognition. Shenzhen, China: Springer, 2017: 213-220.
- [15] ZHANG L, YANG M, FENG X C. Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition? [C]//2011 International Conference on Computer Vision. New York: IEEE, 2011: 471-478.
- [16] KOENDERINK J J, DOORN A J VAN. Surface shape and curvature scales [J]. *Image and Vision Computing*, 1992, 10(8): 557-564.
- [17] FEI L K, XU Y, TANG W L, *et al.* Double-orientation code and nonlinear matching scheme for palmprint recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2016, 49: 89-101.
- [18] 刘玉珍, 蒋政权, 赵娜. 基于近邻三值模式和协作表示的三维掌纹识别[J]. 计算机应用, 2019, 39(6): 1690-1695.
LIU Y Z, JIANG Z Q, ZHAO N. Three dimensional palmprint recognition based on neighbor ternary pattern and collaborative representation [J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(6): 1690-1695. (in Chinese)
- [19] LI W, ZHANG D, ZHANG L, *et al.* 3-D palmprint recognition with joint line and orientation features [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2011, 41(2): 274-279.

- [20] LIU M, LI L H. Cross-correlation based binary image registration for 3D palmprint recognition [C]//*IEEE 11th International Conference on Signal Processing (ICSP)*. Beijing: IEEE, 2012: 1597-1600.
- [21] ZHANG D, LU G M, LI W, *et al.* Palmprint recognition using 3-D information [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 2009, 39(5): 505-519.
- [22] 杨冰,王小华,杨鑫. 基于局部纹理特征的三维掌纹识别研究[J]. *光电工程*, 2014, 41(12): 53-59.
YANG B, WANG X H, YANG X. 3D palmprint recognition based on local texture feature sets [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2014, 41(12): 53-59. (in Chinese)
- [23] 白雪飞,高楠,张宗华,等. 基于分块ST与主成分分析的三维掌纹识别[J]. *天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2018, 51(6): 631-637.
BAI X F, GAO N, ZHANG Z H, *et al.* Three dimensional palmprint identification based on blocked ST and PCA [J]. *Journal of Tianjin University (Science and Technology)*, 2018, 51(6): 631-637. (in Chinese)

作者简介:



刘玉珍(1964—),女,吉林德惠人,硕士,教授,2004年于辽宁工程技术大学获得硕士学位,主要研究方向为现代通信理论与仿真、信号与信息处理。E-mail: 825807294@qq.com



范湘冀(1997—),男,河北保定人,硕士研究生,2020年于辽宁工程技术大学获得学士学位,主要研究方向为图像处理。E-mail: 1160219445@qq.com