

三维掌纹局部方向特征二进制编码研究

杨 冰^{1,3}, 莫文博², 姚金良^{1,3}

(1. 杭州电子科技大学计算机学院, 浙江杭州 310018; 2. 衢州职业技术学院信息工程学院, 浙江衢州 324000; 3. 浙江省脑机协同智能重点实验室, 浙江杭州 310018)

摘 要: 三维掌纹能显著地减少应用过程中潜在的安全隐患, 近年来吸引了越来越多的关注. 然而, 现有的三维掌纹识别方法大多借助人工设计的描述符来进行匹配, 这往往需要先验知识. 本文提出一种基于学习策略的局部方向特征二进制编码来完成三维掌纹识别. 该方法利用形状指数来描述三维掌纹的局部几何特征, 并且在形状指数图像上计算 Gabor 滤波器响应并将响应差值组合起来形成特征向量. 提出利用哈希学习模型得到特征映射函数并将响应差值特征向量转换为方向特征二进制编码, 并对方向特征二进制编码图采用分块策略形成特征直方图来进行匹配. 在香港理工三维掌纹数据库上的实验结果表明, 本文方法在识别率上要优于目前流行的其他三维掌纹识别方法, 从而验证了本文方法的有效性.

关键词: 三维掌纹识别; 局部方向特征二进制编码; 形状指数; 哈希学习

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2021)08-1533-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20190473

Learning Local Direction Binary Code for 3D Palmprint

YANG Bing^{1,3}, MO Wen-bo², YAO Jin-liang^{1,3}

(1. School of Computer Science and Technology, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

2. Information Engineering School, Quzhou College of Technology, Quzhou, Zhejiang 324000, China;

3. Key Laboratory of Brain Machine Collaborative Intelligence of Zhejiang Province, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: Three dimensional (3D) palmprint could efficiently reduce potential security risks in practical applications, and thus attracts a growing interest in recent years. However, most existing 3D palmprint recognition methods require hand-craft designed descriptors and strong prior knowledge are needed. In this paper, we propose a local direction binary code learning method for 3D palmprint recognition. We employ shape index representation to demonstrate the geometry characteristics of local regions in 3D palmprint data, and form Gabor filter response difference vector as the feature vectors by applying the Gabor filter on the shape index image. We utilize the hash learning model to learn feature mapping functions that can project these feature vectors into direction binary code, and further construct the block-wise histograms for matching. Experiments on Hong Kong Polytechnic University 3D palmprint database validate that our method outperforms existing state-of-the-art methods in terms of recognition accuracy, showing the effectiveness of our method.

Key words: 3D palmprint recognition; local direction binary code; shape index; hash learning

1 引言

信息安全是当今社会面临的一个重大难题, 生物特征识别系统由于其高安全性和便利性, 目前在智慧城市、电子商务、安全取证等方面得到广泛的应用. 作为一种新颖的生物特征, 掌纹^[1]不仅包含了复杂的线条和纹理特征, 同时也蕴含着丰富的脊特征和细节点, 具有较高的可辨别性. 因此, 掌纹识别系统^[2,3]在个人身

份验证领域具有较大的应用潜力.

现有的掌纹识别方法主要关注二维掌纹识别^[4], 包括低分辨率二维掌纹图像识别^[5]和高分辨率二维掌纹图像识别^[6]. 掌纹识别一般包含掌纹图像预处理(图像质量评估等^[7,8])、特征提取、特征匹配等环节. 随着三维生物特征识别技术的发展, 三维掌纹识别成为掌纹识别领域发展的趋势^[9]. 相比于二维掌纹, 三维掌纹记

录了掌纹的三维信息,其对旋转和光照的变化具有鲁棒性.更为重要的是,三维掌纹在仿制难度上要大大高于二维掌纹.因此,三维掌纹为个人身份验证提供了一种鲁棒性的解决方案.

目前流行的三维掌纹识别方法首先通过特定的特征来描述掌纹的三维结构,然后基于先验知识,通过人工设计的策略对提取出来的特征进行处理和匹配,最终达到识别目的.如白雪飞等^[10]使用分块的表面类型特征来提取三维掌纹的几何结构,随后通过主成分分析达到识别的目的.Yang等^[11]提出利用形状指数和脆弱位特征来进一步提高三维掌纹识别的精度,验证了形状指数在三维掌纹几何结构描述上的有效性.Li等^[12]提出融合三维掌纹的线特征以及方向特征来完成识别任务.Zhang等^[13]提出了一种基于协同表示的三维掌纹识别分类框架,通过表面类型特征来构建局部直方图从而形成特征描述符.由于该方法需要训练构建一个字典,因而无法完成掌纹鉴别任务.Fei等^[14]提出使用精确方向编码和紧凑表面类型特征来表达三维掌

纹特征,该方法在进行精确方向编码时仅使用三维掌纹的两个主方向特征.然而,人工设计的策略往往需要丰富的先验知识,同时也不能保证最优的识别效果.并且三维掌纹通常也含有多个主方向特征^[15].为了解决上述问题,充分利用三维掌纹所蕴含的有效信息,本文提出一种基于学习策略的三维掌纹识别方法,原理框架如图1所示.该方法首先使用形状指数^[11]以二维平面的形式来描述三维掌纹的几何结构,其优点在于形状指数能够反映三维掌纹上细微的变化.接着,在形状指数图上采用Gabor滤波器进行滤波,并将该滤波器响应差值组合起来形成特征向量,该特征向量反映了三维掌纹多个主方向特征.随后,通过哈希学习得到特征映射函数并将响应差值特征向量转换为方向特征二进制编码.最终,对方向特征二进制编码图采用分块策略形成特征直方图来进行三维掌纹匹配.在香港理工三维掌纹数据库^[16]上的实验结果表明,本文方法的性能要好于目前流行的三维掌纹识别方法^[12-14],从而证明了本文方法的有效性.

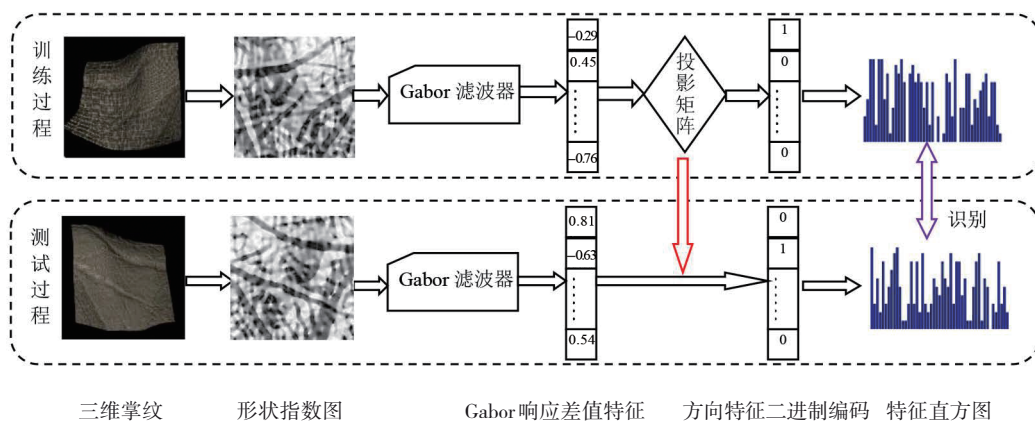


图1 本文方法流程图

2 基于形状指数的三维掌纹表示

文献^[16]指出,香港理工三维掌纹数据库中的掌纹可视为近似刚体.然而三维掌纹数据在采集过程中往往易受到噪声的干扰,即便是微小的手掌变形也会给采集数据带来随机噪声.同时手掌本身也不是一个完全刚性的物体,形变情况不可避免.传统的迭代最近点方法(Iterative Closest Point, ICP)可用于三维点云匹配,然而文献^[11]指出由于三维掌纹存在着噪声以及形变,该方法并不适用于三维掌纹识别.而平均曲率和高斯曲率是表面的内在量度:平均曲率描述曲面嵌入周围空间的曲率,从而确定了掌纹表面的形状;而高斯曲率描述曲面的弯曲程度,从而确定了掌纹凹凸面的形状.对于任一三维掌纹曲面 $S(u, v, f(u, v))$ (u 代表横坐标, v 代表纵坐标),高斯曲率(GC)和平均曲率(MC)计

算公式如下:

$$GC = \frac{f_{uu}f_{vv} - f_{uv}^2}{(1 + f_u^2 + f_v^2)^2} \quad (1)$$

$$MC = \frac{(1 + f_u^2)f_{vv} + (1 + f_v^2)f_{uu} - 2f_u f_v f_{uv}}{2(1 + f_u^2 + f_v^2)^{3/2}} \quad (2)$$

其中, $f_u, f_v, f_{uu}, f_{vv}, f_{uv}$ 分别代表了曲面的一阶、二阶以及混合偏导数.

通过平均曲率和高斯曲率,可以得到形状指数特征.考虑曲面 S 上通过点 P 的所有曲线,每条曲线 C_i 在 P 处都具有相应的曲率 k_i .令所有曲率 k_i 中最大值为 k_{\max} ,最小值为 k_{\min} ,这两个曲率 k_{\max} 和 k_{\min} 称为曲面上点 P 的主曲率,计算为

$$k_{\max}, k_{\min} = MC \pm \sqrt{MC^2 - GC} \quad (3)$$

在获取最大、最小曲率值后,根据文献^[11]所提出

的方法,形状指数(Shape Index, SI)可表示为

$$SI = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \arctan\left(\frac{k_{\max} + k_{\min}}{k_{\max} - k_{\min}}\right) \quad (4)$$

目前,大部分现有的三维掌纹识别方法大多利用掌纹的平均曲率和高斯曲率来提取特征,而研究^[17]表明,形状指数不易受到平移、旋转和尺度变换的影响,能够刻画三维掌纹几何结构上细微的变化.同时,由于形状指数图取值在 $[0, 1]$ 之间,可以直接将其转化为8位灰度图像:

$$\bar{G}(i, j) = \text{round}(255 * SI(i, j)) \quad (5)$$

式(5)中 round 表示四舍五入取整操作.图2显示了三维掌纹形状指数图,其中图2(a)和图2(b)为同一个手掌两个不同时期所采集的三维掌纹,图2(d)和图2(e)为其对应的形状指数图;图2(c)则为另外一个手掌的三维掌纹,图2(f)为其对应的形状指数图.从图2可以看出,形状指数不但可以有效地提取出三维掌纹中的主要线条,同时也保留了掌纹表面的很多细节.注:为了更好的显示,图2中所示的三维掌纹使用 OpenGL 进行了渲染处理.

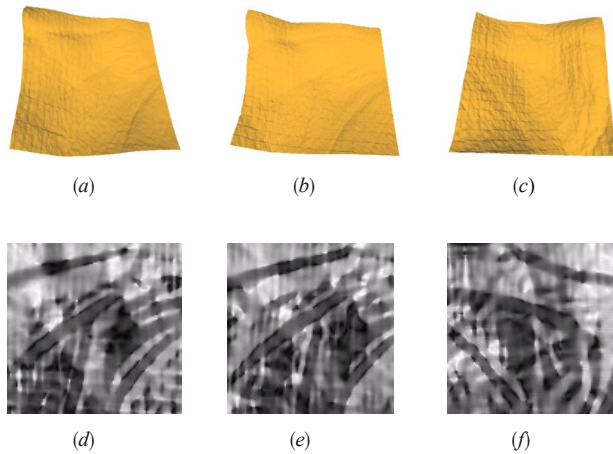


图2 形状指数图示例

形状指数是根据平均曲率和高斯曲率直接计算而来,三维掌纹上几何结构的细微变化必然会导致曲率的改变,从而影响形状指数的取值.一些方法^[13]考虑将平均曲率和高斯曲率以不同方式组合(根据平均曲率或高斯曲率取值是否大于、等于、小于0进行组合)到一起提取三维掌纹的特征,包含8种基本类型和1个特例.然而在组合过程中信息的损失不可避免,因此本文使用平均曲率和高斯曲率的原始数据,提取形状指数特征进行处理,从而避免了组合带来的信息丢失情况,有利于后续的学习策略充分挖掘三维掌纹中所蕴含的细节信息.

3 基于学习策略的局部方向二进制编码及匹配

3.1 Gabor滤波器响应差值向量

在二维掌纹识别中,使用Gabor滤波器能有效地提取掌纹的方向信息,达到较好的识别效果^[3].如图2所示,形状指数图中也存在着很多方向和结构化的信息,类似地通过Gabor滤波器也能获取这些信息来进行三维掌纹识别.同时考虑到三维掌纹在采集过程中的噪声会不可避免地对应形状指数图的生成带来负面影响,而Gabor滤波器对于噪声具有较好的鲁棒性,因此可以有效地过滤形状指数图中的随机噪声.Gabor滤波器一般包含固定尺度以及可变多尺度两种形式^[12].为了便于实验比较,选用文献[12]中唯一采用的Gabor滤波器,即固定尺度形式的Gabor滤波器,本文所采用的Gabor滤波器形式如下:

$$\psi(x, y, \omega, \theta) = \frac{\omega}{\sqrt{2\pi}\kappa} e^{-\frac{\omega^2}{8\kappa^2}(4x'^2 + y'^2)} (e^{i\omega x'} - e^{-\frac{\kappa^2}{2}}) \quad (6)$$

其中, $x' = (x - x_0)\cos\theta + (y - y_0)\sin\theta$, $y' = -(x - x_0)\sin\theta + (y - y_0)\cos\theta$. (x_0, y_0) 为函数的中心, $\omega = \kappa/\sigma$ 为弧度表示的角频率, θ 为Gabor函数的方向, κ 为一系数定义为

$$\kappa = \sqrt{2\ln 2} ((2^\alpha + 1)/(2^\alpha - 1)) \quad (7)$$

类似文献[12], α 为频率响应的半振幅带宽,取值为1.3785. σ 设为4.2, Gabor滤波器的大小设置为35*35.

常见的三维掌纹识别方法^[10]采用竞争性编码方案(Competitive Code Scheme)处理Gabor小波特征,本文提出一种Gabor滤波器响应差值向量(Gabor Filter Response Difference Vector, GRDV)进行特征提取,其过程如下.

(1) 使用Gabor滤波器对形状指数图进行卷积.

(2) 计算各个方向上Gabor滤波器的响应:

$$o(\theta_n) = |\bar{G}(i, j) * \psi(x, y, \omega, \theta_n)| \quad (8)$$

其中, $\bar{G}(i, j)$ 代表形状指数图, '||' 表示向量的幅值, '*' 代表卷积运算.参考文献[2]的做法,本文中,Gabor滤波器的方向选择为 $\theta_n = n\pi/12, n = \{0, 1, \dots, 11\}$.

(3) 计算当前方向与前一方向上Gabor滤波器响应差值,得到GRDV:

$$GRDV = [(o_0 - o_{11}), (o_1 - o_0), \dots, (o_n - o_{n-1}), \dots, (o_{11} - o_{10})] \quad (9)$$

这里,GRDV向量大小与Gabor滤波器方向数量大小一致.由于GRDV是在各个方向上Gabor滤波器的响应基础上产生的,因而能够反映出三维掌纹的方向特征.图3显示了GRDV形成过程.

GRDV向量通过衡量 Gabor 滤波器相邻方向上幅值的差异,较好的描述了卷积响应在方向上的变化. 具体而言 **GRDV**取值为正,意味着当前方向上 Gabor 滤波器响应要大于前一个方向上响应; **GRDV**取值为负,则说明当前方向上 Gabor 滤波器响应要小于前一个方向上响应. 因此,一个正的 **GRDV**取值紧随一个负的 **GRDV**取值就意味着一个主方向特征. 相比于竞争性编码方案这一单一主方向的策略^[10], **GRDV**能够描述三维掌纹的多个主方向,从而充分利用了三维掌纹的内在信息. 同时, **GRDV**向量的均值为零,对其应用一些非归一化操作的学习策略将变得简单.

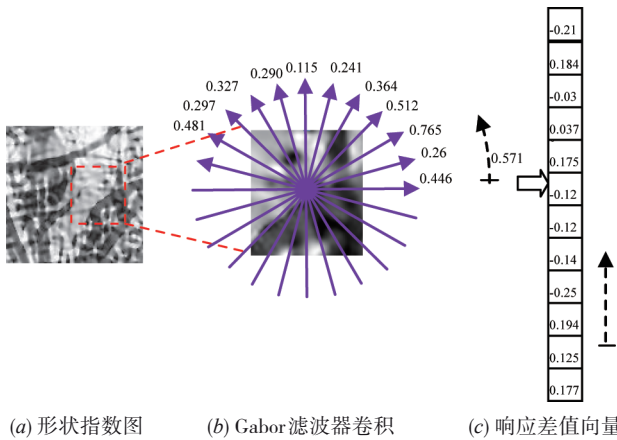


图3 Gabor 滤波器响应差值向量产生过程示意图

3.2 采用学习策略的方向二进制编码

作为一种新颖的学习策略之一,哈希学习(Hash Learning)目前在模式识别领域深受关注,文献[18]也验证了哈希学习在特征提取上的良好效果. 受此启发,本文采用学习策略来学习一系列的哈希函数,从而将响应差值特征向量转化为具有可判别性的方向二进制编码. 本文首先在某一训练样本的形状指数图上计算所有像素的 **GRDV**取值并将 **GRDV**向量整合起来形成 **GRDV**矩阵. 随后,将所有训练样本对应的 **GRDV**矩阵整合在一起形成全局 **GRDV**矩阵. 令 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_k] \in \mathbb{R}^{s \times k}$ 为全局 **GRDV**矩阵, y_i 代表某一像素的 **GRDV**向量. 本文尝试学习 M 个哈希函数,这些函数可以将 **GRDV**向量转化为方向二进制编码:

$$c_i = 1/2 * (\text{sgn}(U^T y_i) + 1^{M \times 1}) \quad (10)$$

其中, $U = [u_1, u_2, \dots, u_m] \in \mathbb{R}^{s \times m}$ 为投影矩阵; $c_i \in \{0, 1\}^{M \times 1}$ 为通过 **GRDV**向量转化而来的方向二进制编码; $1^{M \times 1}$ 为一列向量,包含 M 个取值为 1 的元素; sgn 为符号函数,当输入变量取值大于等于零时,符号函数输出为 1,否则为 -1.

受 PCA^[10]和 LDA^[19]准则启发,首先在特征空间里,尽量使得学习得到的二进制编码方差最大,满足 PCA

准则. 同时,考虑到分类的实际应用,该二进制编码类间差异尽量较大,类内差异尽量较小,从而满足 LDA 准则. 因此,投影矩阵的目标函数定义为

$$u_m = \arg \max_{u_m} H(u_m) = \sum_{i=1}^K \|c_{i,m} - \bar{c}_m\|^2 + 2\lambda \sum_{i=1}^K \left(\sum_{y_i \in \Omega(y_i)} \|c_{i,m} - c_{l,m}\|^2 - \sum_{y_j \in \Psi(y_i)} \|c_{i,m} - c_{j,m}\|^2 \right) \quad (11)$$

其中, \bar{c}_m 为第 m 个二进制编码的均值; $\Omega(y_i)$ 和 $\Psi(y_i)$ 都表示 **GRDV**向量集合,其中 $\Omega(y_i)$ 与 y_i 归属于不同类别, $\Psi(y_i)$ 与 y_i 归属于同一类别. 式(11)第一项是使得学习到的二进制编码尽可能互相独立(方差较大),第二项是使得二进制编码类间差异较大的同时类内差异尽可能小. 两项联合起来的目标是学习最优的二进制编码, λ 为两项之间的权重参数. 为优化目标函数,本文将式(11)第二项中的二范式替换为符号函数相乘的形式,则式(11)变为

$$H(u_m) = H_1(u_m) + 2\lambda H_2(u_m) = \sum_{i=1}^K \|c_{i,m} - \bar{c}_m\|^2 + 2\lambda \sum_{i=1}^K \left(\sum_{y_i \in \Omega(y_i)} (\tilde{c}_{i,m} \times \tilde{c}_{l,m}) + \sum_{y_j \in \Psi(y_i)} (\tilde{c}_{i,m} \times \tilde{c}_{j,m}) \right) \quad (12)$$

其中, $\tilde{c}_{i,m} = 2 * c_{i,m} - 1 = \text{sgn}(u_m^T y_i)$. 由于符号函数 sgn 具有非线性特点,为了求解上述 NP 难问题,文献[20]将符号函数 sgn 松弛为其带符号的幅值. 因此,式(12)第一项可重写为

$$H_1(U) = \|U^T Y - U^T V\|^2 = \text{tr}(U^T Y Y^T U - 2U^T Y V^T U + U^T V V^T U) \quad (13)$$

其中, $V = [v, v, \dots, v] \in \mathbb{R}^{s \times k}$ 为 **GRDV**的均值矩阵, $v \in \mathbb{R}^{s \times 1}$ 为 Y 的列均值向量. 式(12)第二项可重写为

$$H_2(U) = 0.5 * \text{tr}(U^T Y Q Y^T U) \quad (14)$$

其中, $Q \in \mathbb{R}^{k \times k}$ 为 Y 的相关性矩阵,定义为

$$Q_{a,b} = \begin{cases} 1, & \text{if } Y_a \in \Psi(Y_b) \\ -1, & \text{if } Y_a \in \Omega(Y_b) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

借助式(13)和式(14),目标函数变为

$$H(U) = H_1(U) + 2\lambda H_2(U) = \text{tr}(U^T Y Y^T U - 2U^T Y V^T U + U^T V V^T U) + \lambda \text{tr}(U^T Y Q Y^T U) = \text{tr}(U^T (Y Y^T - 2Y V^T + V V^T + \lambda Y Q Y^T) U) = \text{tr}(U^T D U) \quad (16)$$

其中, $D = Y Y^T - 2Y V^T + V V^T + \lambda Y Q Y^T$. 因此,目标函数可以改写为

$$\begin{aligned} U &= \arg \max_U H(U) \\ &= \arg \max_U H(U^T D U) \quad (17) \\ \text{and } U^T U &= I \end{aligned}$$

式(17)为一典型的特征值问题,可快速求解. 假定 $U = [u_1, u_2, \dots, u_M]$ 包含了矩阵 D 最大 M 个特征值所对应的特征向量. 一旦得到该投影矩阵 U , 三维掌纹形状指数图中每一个像素, 都可以求出其所对应的方向二进制编码.

3.3 方向二进制编码直方图匹配

由于三维掌纹数据在采集过程中往往出现对齐不准的情况, 且形状指数图(如图2)存在有显著的与位置相关的方向特征: 线条丰富的区域方向特征通常比较明显, 而平坦区域的方向特征则较难辨别. 为了解决上述问题, 本文采用方向二进制编码分块统计的策略进行匹配: 首先从某一形状指数图提取出 M 个方向二进制编码特征谱(将二进制编码转化为整数形式), 随后对这些特征谱进行分块得到对应的直方图, 同一分块区域内 M 个直方图连接起来形成该分块的三维掌纹方向二进制描述符. 本文利用直方图交集形式(Histogram Intersection) $\chi(R^1, R^2)$ 来描述两个三维掌纹方向二进制描述符之间的相似性:

$$\chi(G^1, G^2) = \sum_{i=1}^L \min(g_i^1, g_i^2) \quad (18)$$

其中, g^1 与 g^2 为两个方向二进制描述符, L 表示方向二进制描述符中位元(bin)的数量, 式(18)实际上计算的是两个方向二进制描述符公共部分的大小.

当使用方向二进制描述符进行两个三维掌纹的匹配时, 注意到不同区域所蕴含的掌纹信息存在着差异, 本文赋予不同块以不同的权值, 因而两个三维掌纹之间的差异定义为

$$S(\text{Palm}^1, \text{Palm}^2) = \sum_{r=1}^Z w_r \chi(G_r^1, G_r^2) \quad (19)$$

其中, w_r 代表二进制描述符中第 r 块权重大小. 本文采用 Fisher 准则来学习不同块的权值, 即对于 Z 类问题, 本文使用同一三维掌纹不同样本之间的相似度来构建类内相似度, 不同三维掌纹中不同样本的相似度来构建类间相似度. 对于二进制描述符中第 r 块, 其类内相似度的均值和方差计算为

$$\mu_{\text{in}}(r) = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^Z \frac{2}{N_i(N_i - 1)} \sum_{k=2}^{N_i} \sum_{j=1}^{k-1} \chi(G_r^{(i,j)}, G_r^{(i,k)}) \quad (20)$$

$$\sigma_{\text{in}}(r) = \sum_{i=1}^Z \sum_{k=2}^{N_i} \sum_{j=1}^{k-1} (\chi(G_r^{(i,j)}, G_r^{(i,k)}) - \mu_{\text{in}}(r))^2 \quad (21)$$

其中, $G_r^{(i,j)}$ 代表从第 i 个掌纹第 j 个样本中提取的方向二进制描述符, N_i 代表训练样本中第 i 个掌纹类中样本的数量. 同理, 第 r 块类间相似度的均值和方差计算为

$$\mu_{\text{out}}(r) = \frac{2}{Z(Z-1)} \sum_{i=1}^{Z-1} \sum_{j=i+1}^Z \frac{1}{N_i N_j} \sum_{k=1}^{N_i} \sum_{l=1}^{N_j} \chi(G_r^{(i,k)}, G_r^{(j,l)}) \quad (22)$$

$$\sigma_{\text{out}}(r) = \sum_{i=1}^{Z-1} \sum_{j=i+1}^Z \sum_{k=1}^{N_i} \sum_{l=1}^{N_j} (\chi(G_r^{(i,k)}, G_r^{(j,l)}) - \mu_{\text{out}}(r))^2 \quad (23)$$

因此, 第 r 块权重 w_r 可根据下式计算得到:

$$w_r = \frac{(\mu_{\text{in}}(r) - \mu_{\text{out}}(r))^2}{\sigma_{\text{in}}(r) + \sigma_{\text{out}}(r)} \quad (24)$$

最终, 本文采用简单的最近邻分类器进行分类, 完成三维掌纹识别. 图4显示了上述基于方向二进制编码描述符的三维掌纹识别过程, 本文中分块大小被设定为经验值 16 像素 \times 16 像素.

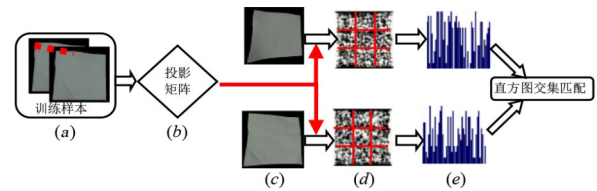


图4 基于方向二进制编码描述符的三维掌纹识别流程图

4 实验与讨论

4.1 三维掌纹数据库及实验设置

为了验证本文方法的性能, 在香港理工大学生物特征识别研究中心所公开的三维掌纹数据库^[16]上进行实验, 其中三维掌纹表面深度信息借助结构光扫描技术而得到. 该数据库包含了来自 200 个志愿者的 8000 个掌纹样本, 其中男性为 136 人, 女性为 64 人, 年龄跨度为 10 岁到 55 岁, 绝大多数志愿者为生物特征识别研究中心的学生以及职员. 每个志愿者的三维掌纹数据分两次采集, 采集间隔期限为 1 个月. 在每次采集, 记录并获取每一个体左、右手各 10 个三维掌纹数据. 同一个体左手或者右手的三维掌纹被视为同一类, 因此数据库总计有 400 个类别, 每一类别包含了 20 个三维掌纹. 原始三维掌纹的空间分辨率为 768 像素 \times 576 像素, Z 方向上的精度为 32 比特. 三维掌纹的中心区域(大小为 128 像素 \times 128 像素)通过文献[16]中所采用的感兴趣区域方法裁剪获得. 目前为止, 该数据库是已知最大的公开三维掌纹数据库, 因此被广泛用于衡量三维掌纹识别方法的性能. 所有的实验在 Windows 10 环境下运行, 计算机 CPU 主频为 2.8GHz, 内存是 4GB.

本文实验中训练样本构建过程如下:

首先从每一个掌纹类别第一次采集数据中随机选取 N ($N=2, 4, 10$) 个样本作为训练样本(training sample), 该类其他样本则视为探测样本(probe sample).

随后,在训练样本上学习得到投影矩阵并将其运用于探测样本的特征提取.

最后,基于特征直方图进行匹配并采用最近邻分类器的方法完成特征识别.

本文在上述数据库上开展了两种类型的实验——识别(identification)实验以及鉴别(verification)实验,并且与目前流行的三维掌纹识别方法^[12-14]进行了比较:文献[12]首先提取三维掌纹的平均曲率特征,然后融合线特征以及方向特征来完成识别任务,然而文献[11]指出使用平均曲率特征并不能获得最佳的识别效果;文献[13]则通过表面类型特征来构建局部直方图从而形成特征描述符,随后基于协同表示实现三维掌纹识别分类.然而该方法需要训练构建一个字典,因而无法进行掌纹鉴别实验;文献[14]则提出使用精确方向编码和紧凑表面类型特征来表达三维掌纹特征.然而该方法在进行精确方向编码时仅使用三维掌纹的两个主方向特征,实际上三维掌纹通常存在多个主方向特征^[15].

4.2 三维掌纹识别实验及分析

在识别实验中,尝试确定输入三维掌纹所归属的类别,这属于一对多(one-against-many)的比较过程.表1总结了不同三维掌纹识别方法在不同数量训练样本下的识别精度.从表1可以看出,本文方法在识别精度上要优于目前流行的三维掌纹识别方法^[12-14]:当训练样本数目较多时($N=10$),各种方法识别率差异并不大;而当训练样本数目较少时($N=2$),本文方法识别率要好于其他三种方法.究其原因,文献[12-14]都采用人工设计的描述符来提取特征,如文献[12]采用平均曲率,文献[13]利用表面类型,文献[14]使用方向编码和紧凑表面类型来提取三维掌纹特征,而本文提出的局部方向二进制编码策略能够学习并挖掘出三维掌纹数据中方向特征细节信息,相比于人工设计的方法,学习过程中获取的信息更加全面、准确,因而识别率更高.需要指出的是,文献[12]采用平均曲率来提取三维掌纹特征,而本文则利用形状指数来描述三维掌纹几何结构信息,这从一个侧面也说明了形状指数三维表达能力的优越性.

表1 不同训练样本条件下,三维掌纹识别方法识别率比较表

方法	$N=2$	$N=4$	$N=10$
文献[12]	0.9269	0.9610	0.9843
文献[13]	0.9417	0.9726	0.9915
文献[14]	0.9731	0.9952	0.9966
本文方法	0.9840	0.9955	0.9967

式(11)包含了本文方法唯一的权重参数 λ ,为了衡量不同 λ 取值对于本文方法识别精度的影响,在 $N=2,4$ 条件下进行三维掌纹识别实验.实验中, λ 取值首先分

别设定为0.01,0.1,1,10,100,然后在训练集上学习得到投影矩阵,随后在测试集上进行实验并统计识别率,结果如表2所示.表2表明当 λ 取值为1时识别精度最佳,因此本文实验中 λ 取值固定为1.同时注意到本文方法识别精度随 λ 取值变化的差别并不大,这也验证本文方法的鲁棒性.

表2 识别率随权重参数 λ 取值变化表

	$\lambda=0.01$	$\lambda=0.1$	$\lambda=1$	$\lambda=10$	$\lambda=100$
$N=2$	0.9795	0.9813	0.9840	0.9803	0.9806
$N=4$	0.9914	0.9931	0.9955	0.9926	0.9902

本文方法在12个不同方向上计算Gabor滤波器的响应,因此GRDV向量维度为12,投影矩阵 $U=[u_1, u_2, \dots, u_M]$ 最多包含12个列向量.为了衡量不同投影方式对于本文方法识别精度的影响,在 $N=2,4$ 条件下,将投影矩阵列向量数目 M 从1到12进行变化,并进行识别实验,结果如图5所示.从图5可以看出,当 M 取值从1增大到6时,本文方法识别率显著增大;而随着 M 取值进一步加大,识别率变化则趋于平缓.另一方面,本文方法响应时间随着 M 取值增大而变大.兼顾两者,本文方法选择 $M=6$,将其固定作为投影矩阵大小.

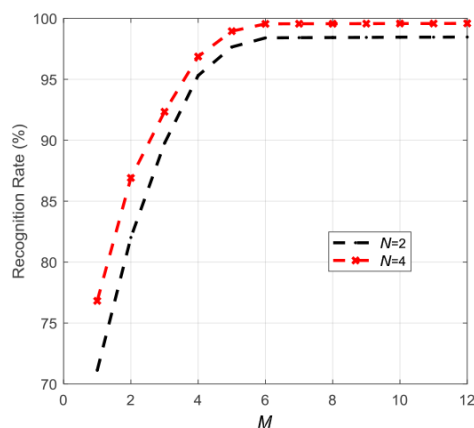


图5 识别率随投影矩阵大小 M 变化图

本文方法在构建方向二进制编码描述符时(图4所示)需要确定分块大小,为了衡量不同分块大小对于三维掌纹识别精度的影响,在权重参数 $\lambda=1$ 、投影矩阵列向量数目 $M=6$,训练样本为 $N=2,4$ 的条件下进行识别实验,结果如表3所示.从表3可以看出,当分块大小适中时(16像素 \times 16像素或24像素 \times 24像素),识别精度较好,16像素 \times 16像素分块大小精度最佳.当分块大小较小时,由于块内信息有限,识别精度有所下降;而当分块大小较大时,由于无法反映三维掌纹的一些细节信息,因而对识别产生负面影响.综上本文选取16像素 \times 16像素作为分块的固定大小.

表 3 识别率随分块大小变化表

	8 像素× 8 像素	16 像素× 16 像素	24 像素× 24 像素	32 像素× 32 像素
N=2	0.9793	0.9840	0.9831	0.9789
N=4	0.9894	0.9955	0.9943	0.9890

4.3 三维掌纹鉴别实验及分析

本文接着在三维掌纹数据库上进行鉴别实验. 鉴别实验设计如下:

将每一个类别第一次采集的数据视为模板集(template set), 第二次采集的数据视为探测集(probe set). 随后在 $N=2$ 的条件下, 通过模板集学习得到投影矩阵, 并将其运用于模板集和探测集特征提取. 每一个探测集中的样本与所有模板样本进行匹配, 如果二个三维掌纹属于同一类别, 则此次匹配称为类内匹配(intra-class matching or genuine), 反之为类间匹配(inter-class matching or imposter).

本文统计各种方法的错误接受率(False Acceptance Rate, FAR)和正确接受率(Genuine Acceptance Rate, GAR). 表4列举了当 $FAR=0.001$ 和 $FAR=0.1$ 时, 各种方法的GAR的结果, 从中可以看出本文方法的鉴别精度要优于目前流行的三维掌纹识别方法^[12,14], 这也说明了本文方法在三维掌纹鉴别中的有效性. 在这里需要指出的是, 由于文献[13]方法需要从所有三维掌纹类别的训练样本中构建字典, 因此无法进行三维掌纹鉴别实验.

表 4 三维掌纹鉴别实验比较表

方法	FAR=0.001	FAR=0.1
文献[12]	0.8312	0.9287
文献[14]	0.8756	0.9725
本文方法	0.8914	0.9827

通过上述实验可以得出结论: 本文所提出的基于局部方向二进制编码的三维掌纹识别方法由于能够自动提取三维掌纹有效的方向信息, 因而在鉴别精度上要优于其他使用人工设计的描述符进行特征提取的方法, 这从侧面也验证了哈希学习方法在掌纹识别上的有效性.

4.4 响应时间讨论

考虑响应时间, 由于本文方法需要在更多的方向上计算Gabor滤波器的响应, 故而在特征提取阶段的时间消耗上要略大于其他方法^[12-14]. 表5给出了在训练样本 $N=4$ 时, 根据100次探测结果得到的各种方法平均提取时间以及匹配时间. 值得注意的是, 尽管本文方法在投影矩阵学习上需要相对较长的时间(1min左右), 但上述学习过程以及训练样本特征提取过程可以离线进行. 因此, 在进行实际的三维掌纹匹配时, 本文方法

耗时较少, 仅需30ms左右, 完全可以满足实时应用的需要. 在这里值得注意的是, 由于文献[13]方法无法进行一对一的匹配, 因而该方法匹配时间无法进行比较.

表 5 各种方法平均特征提取与匹配时间比较表/s

方法	特征提取	匹配
文献[12]	0.0139	0.0071
文献[13]	0.0165	/
文献[14]	0.0254	0.0174
本文方法	0.0262	0.0027

5 结论

本文方法提出一种基于局部方向特征二进制编码的三维掌纹识别方法. 首先使用形状指数来描述三维掌纹的几何结构. 接着, 在形状指数图上计算Gabor滤波器响应, 并将这些响应的差值组合起来形成特征向量. 随后, 借助哈希学习得到的特征映射函数将响应差值特征向量转换为方向特征二进制编码. 最终, 对方向特征二进制编码图采用分块策略形成特征直方图来进行三维掌纹匹配. 在香港理工三维掌纹数据库上的全面实验表明本文方法的性能要优于目前流行的三维掌纹识别方法, 这也验证了哈希学习在掌纹识别中的有效性.

参考文献

- [1] Arteaga-Falconi J S, Osman H A, Saddik A E. ECG authentication for mobile devices[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(3): 591-600.
- [2] Xu Y, Fei L, Zhang D. Combining left and right palmprint images for more accurate personal identification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(2): 549-559.
- [3] 孙冬梅, 裘正定. 生物特征识别技术综述[J]. 电子学报, 2001, 29(S1): 1744-1748.
Sun D M, Qiu Z D. A survey of the emerging biometric technology[J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(S1): 1744-1748. (in Chinese)
- [4] 李强, 裘正定, 孙冬梅, 等. 基于改进二维主成分分析的在线掌纹识别[J]. 电子学报, 2005, 33(10): 1886-1889.
Li Q, Qiu Z D, Sun D M, et al. Online palmprint identification based on improved 2D PCA[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(10): 1886-1889. (in Chinese)
- [5] Liu D, Sun D, Qiu Z. A novel image enhancement method for SIFT feature extraction of low resolution palmprint images[J]. Chinese Journal of Electronics, 2011, 20(1): 111-113.
- [6] Fei L, Xu Y, Tang W, et al. Double-orientation code and nonlinear matching scheme for palmprint recognition[J].

- Pattern Recognition, 2016, 49: 89–101.
- [7] Hao F, Chang X, Yang G, et al. Local image quality measurement for multi-scale forensic palmprints[J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(19): 12915–12938.
- [8] Hao F, Yang L, Yang G, et al. RFPIQM: Ridge-based forensic palmprint image quality measurement[J]. IEEE Access, 2018, 6: 62076–62088.
- [9] Zheng Q, Kumar A, Pan G. A 3D feature descriptor recovered from a single 2D palmprint image[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(6): 1272–1279.
- [10] 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)
- [11] Yang B, Xiang X, Xu D, et al. 3D palmprint recognition using shape index representation and fragile bits[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(14): 15357–15375.
- [12] Li W, Zhang D, Zhang L, et al. 3D palmprint recognition with joint line and orientation features[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part C: Applications and Reviews, 2011, 42(2): 274–279.
- [13] Zhang L, Shen Y, Li H, et al. 3D palmprint identification using block-wise features and collaborative representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(8): 1730–1736.
- [14] Fei L, Zhang B, Xu Y, et al. Precision direction and compact surface type representation for 3D palmprint identification[J]. Pattern Recognition, 2019, 87(3): 237–247.
- [15] Fei L, Lu G, Jia W, et al. Feature extraction methods for palmprint recognition: A survey and evaluation[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019, 49(2): 346–363.
- [16] Li W, Zhang D, Lu G, et al. A novel 3D palmprint acquisition system[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2012, 42(2): 443–452.
- [17] Hetzel G, Leibe B, Levi P, et al. 3D Object Recognition from Range Images using Local Feature Histograms[A]. Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Washington, USA: IEEE Computer Society Press, 2001. 394–399.
- [18] Wang J, Zhang T, Song J, et al. A survey on learning to hash[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(4): 769–790.
- [19] Wu X, Zhang D, Wang K. Fisherpalms based palmprint recognition[J]. Pattern Recognition Letter, 2003, 24(15): 2829–2838.
- [20] Lu J, Liong V, Zhou J. Simultaneous local binary feature learning and encoding for homogeneous and heterogeneous face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(8): 1979–1993.

作者简介



杨冰(通信作者) 女, 1985年生, 安徽砀山人. 博士, 杭州电子科技大学计算机学院副教授, 硕士生导师. 主要从事模式识别、计算机视觉研究.
E-mail: yb@hdu.edu.cn



莫文博 男, 1994年生, 吉林通化人. 硕士, 衢州职业技术学院信息工程学院教师, 主要从事掌纹识别、图像处理研究.