

一种存储伪图像的手掌静脉识别研究

吴微¹, 林森², 苑玮琦³

¹沈阳大学信息工程学院, 辽宁 沈阳 110041;

²辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105;

³沈阳工业大学视觉检测技术研究所, 辽宁 沈阳 110870

摘要 传统的生物特征识别方法直接将用户的生物特征模板存储于数据库中。由于生物特征具有唯一性和稳定性,一旦被盗,用户的生物特征将终身不可再用。针对此问题提出了一种存储伪生物特征图像的手掌静脉识别算法,该算法不从外部输入密钥,不存储原始掌脉生物特征模板。在注册阶段,于近红外光下采集用户手掌静脉图像,对图像进行加密形成伪图像,将伪图像存储于数据库中;在认证阶段,将数据库中的伪图像解密后提取特征,与认证阶段采集图像提取的特征进行匹配,给出认证结果。在 PolyU 图库、CASIA 图库和自建图库上进行测试,结果表明:在样本数量为 300 时,该算法在上述 3 种图库中的等误率分别为 0.4135%、0.5576%、0.4744%,识别时间分别为 325.0740、316.0800、322.6530 ms。在小范围样本内,所提算法适用于安防、考勤等场合,具有一定的实用价值。

关键词 机器视觉; 手掌静脉识别; 生物特征模板保护; 近红外光图像; 伪图像

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0411007

Palm Vein Recognition with Pseudo Image Storage

Wu Wei¹, Lin Sen², Yuan Weiqi³

¹School of Information Engineering, Shenyang University, Shenyang, Liaoning 110041, China;

²School of Electronics and Information Engineering, Liaoning Technical University,
Huludao, Liaoning 125105, China;

³Computer Vision Group, Shenyang University of Technology, Shenyang, Liaoning 110870, China

Abstract Traditional biometric system stores the biometric template in the database directly. While the biometric template is unique and permanent, it can't be used anymore if stolen. To solve this problem, we propose a palm vein recognition algorithm with pseudo image storage, which doesn't input any key information and doesn't store original palm vein template. In the stage of register, the system collects palm vein images under near-infrared light. Then the collected image is stored in the form of pseudo image. In the stage of recognition, the pseudo image is decrypted and the feature is extracted. The feature is matched with input image and the authentication result is given. The proposed algorithm is tested on PolyU database, CASIA database, and self-built database. The experimental results show that in sample range of 300, the proposed algorithm can reach the equal error rates of 0.4135%, 0.5576%, and 0.4744% and recognition times of 325.0740 ms, 316.0800 ms, and 322.6530 ms for the above databases. The algorithm has practical value for security and checking-in occasions in certain sample range.

Key words machine vision; palm vein identification; biometric temple protection; NIR image; pseudo image

OCIS codes 110.3080; 100.5010; 100.4998; 100.3008

1 引 言

生物特征识别是指根据人的生理特征或行为特征进行身份鉴别的技术(ISO/IEC JTC1 SC37),如

人脸识别^[1-2]、虹膜识别^[3]、掌纹识别^[4]、静脉识别^[5]。根据美国著名的市场研究和咨询机构 Tractica 预报,从 2015 年到 2024 年,生物特征识别的全球金融市场将以 38% 的年复合增长率增长。我国在《国家中

收稿日期: 2017-10-10; 收到修改稿日期: 2017-11-14

基金项目: 国家自然科学基金(60972123)、辽宁省自然科学基金(2015020057,2015020100)

作者简介: 吴微(1979—),女,博士,副教授,硕士生导师,主要从事生物特征识别方面的研究。

E-mail: wuweii429@163.com

长期科学和技术发展规划纲要(2006—2020)》中,将生物特征识别列为重点技术和优先主题^[6]。手掌静脉(以下简称“掌脉”)识别是生物特征识别中的前沿技术,它利用人体掌脉分布具有唯一性和长期稳定性^[6-7]的特点进行身份鉴别。掌脉隐藏在皮下,呈网状分布,在可见光下无法成像;但在 720~1100 nm 近红外光(NIR)照射下,掌脉中的氧合血红蛋白和还原血红蛋白对近红外光的吸收强于周围组织对近红外光的吸收,因此通过光成像系统可以观察到血管部分对应的光强度低于非血管区域,从而形成暗影,这就是掌脉的图像^[8]。掌脉识别技术正是利用这些掌脉图像进行身份识别的。

掌脉虽然是一种高安全性的生物特征,但是掌脉识别与其他一切生物特征识别一样,面临着生物特征模板保密的问题。因为一切生物特征都具有稳定性和不变性,所以如果存储在注册数据库中的生物特征模板一旦失窃,用户的生物特征隐私将被暴露,而且终身不可再用。事实上,民众对生物认证在侵犯隐私安全方面的担心已成为应用生物特征识别的主要障碍之一。因此,需要研发一种存储伪生物特征图像的手掌静脉识别系统,以提高生物特征识别系统的安全性。

目前的生物特征模板保护方法可分为信息隐藏法^[9-10]、生物特征变换^[11-13]和生物特征加密^[14-16]三种方法。信息隐藏法采用视觉密码^[9]、数字水印^[10]等方法实现对生物特征的隐藏和保护,在认证或识别阶段再恢复特征模板,因此其恢复速度是通常要面对的主要问题;另外此方法不适合用于对安全性要求极高的场合。生物特征变换方法也称作可撤销模板方法,其主要原理是利用某种变换函数 F 将原始生物特征模板 K 变成新的特征模板 $F(K)$,用 $F(K)$ 替代原始模板 K 并保存起来。在进行识别时,用相同的变换函数 F 作用于生物特征模板 K' ,使

用变换后的特征模板 $F(K')$ 与 $F(K)$ 相匹配。其主要面对的问题是生物特征变换后的识别率下降,主要代表算法有生物哈希法(Biohashing)^[12]等。生物特征加密可以细分成密钥生成^[13]和密钥绑定^[14-16]两类。密钥生成通过模糊提取器提取稳定不变的特征作为生物特征密钥,或者在生物特征密钥生成的基础上设计其他相关算法,例如模糊承诺、模糊保箱等辅助数据的方式。其关键是解决生物特征类内差异与密码加密系统对密钥精确一致性之间的矛盾。密钥绑定将生物特征数据作为明文,采用密码学的方法对其进行加密。仅当生物特征数据可以用二值表示时,对生物特征数据加密的方法才能保证在不恢复原始生物特征的情况下,直接在加密域进行匹配操作;否则需要先解密出原始生物特征,然后再进行匹配操作。但实际的生物特征并非都可以方便地表示成二值化数据;即使可以表示为二值化数据,多种高性能分类器也不能对二值化数据实现分类。生物特征变换和生物特征加密方法都不保留原始生物特征模板,系统升级后需要重新采集图像。以上文献中的生物特征保护算法通常比较复杂,耗时较多,大大降低了其实用性。本文提出了一种存储伪图像的生物特征识别方法,属于信息隐藏类的生物特征模板加密方法,通过存储伪掌脉图像来保护原始的生物特征模板,设计了以部分最小二乘法提取掌脉特征的掌脉识别系统。

2 系统流程

传统的手掌静脉识别系统如图 1 所示,分成注册和认证两个阶段:注册阶段分为掌脉图像采集、掌脉图像预处理、特征提取和特征存储 4 个步骤;认证阶段分为掌脉图像采集、掌脉图像预处理、特征提取和特征匹配 4 个步骤。存储伪图像的手掌静脉识别系统对注册阶段的特征存储步骤进行了改变。传统

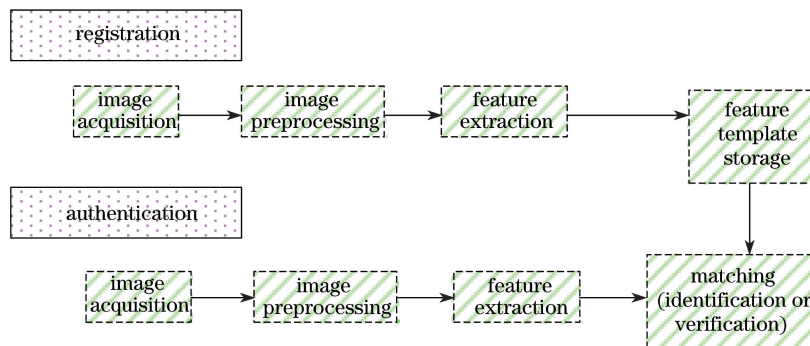


图 1 传统的手掌静脉识别系统

Fig. 1 Traditional palm vein recognition system

的掌脉识别系统直接将特征矩阵存储在系统数据库中,存储伪图像的手掌静脉识别系统则先将感兴趣区域(ROI)加密形成伪图像,而后存储在数据库中,在认证阶段再解密伪图像进行特征提取,而后匹配,

如图 2 中红色圈所示。虽然该算法在特征模板保护安全性上弱于生物特征变换和生物特征加密方法,但其复杂性大大降低,且大幅提升了系统的安全性,解决了系统升级后图像必须重新采集的问题。

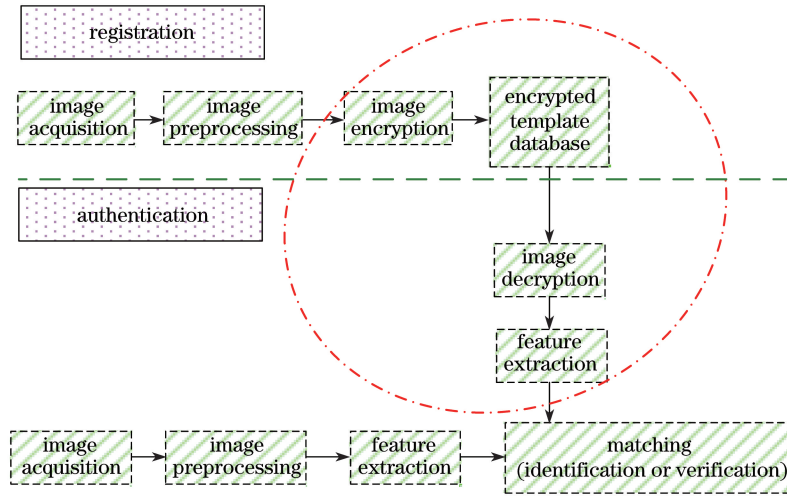


图 2 存储伪图像的手掌静脉识别系统

Fig. 2 Proposed palm vein recognition system with pseudo image storage

3 算 法

算法分为以下 5 个步骤:

(1) 图像预处理。对采集到的掌脉图像进行预处理,其主要目的是提取出用于识别的 ROI。具体步骤为:采用低通滤波对采集到的掌脉原始图像(如图 3(a)所示)进行去噪、图像二值化处理,再利用二值形态学的膨胀方法提取手掌轮廓。将手掌轮廓细化成单像素,而后采用文献[17]的方法提取 ROI。ROI 定位如图 3(b)所示,提取的 ROI 如图 3(c)所示。

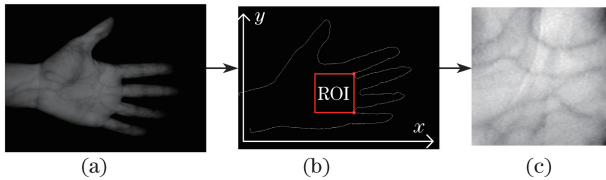


图 3 掌脉图像 ROI 提取图。(a)原图;
(b) ROI 定位;(c)提取的 ROI

Fig. 3 ROI extraction of palm vein image.

(a) Original image; (b) location of ROI; (c) extracted ROI

(2) 图像分块。在 ROI 上进行无重叠分块,而后生成伪图像。因为本算法是在识别时将数据库中的所有伪图像同时解密,而后提取特征再进行匹配,所以解密时间是检验算法是否具有实用性的关键。ROI 的大小为 128 pixel×128 pixel,含有部分冗余信息,若直接参与加密,不仅在解密时花费的时间过长,还会影响后续特征提取的速度。无重叠分块方

法在保存图像基本灰度特征的基础上实现了最快速的降维,同时因为分块使图像分辨率下降,隐藏了部分图像细节,使得分块后的图像对轻微的旋转和平移具有一定的稳健性。无重叠分块就是要将一个 $M \times N$ 的图像矩阵分成 $p \times q$ 个子图像分块矩阵,其中每个子图像分块矩阵大小为 $m_1 \times n_1$, $M = p \times m_1$, $N = q \times n_1$ 。如设 \mathbf{A} 为一个 $M \times N$ 的掌脉图像

矩阵,将 \mathbf{A} 表示为 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} & \cdots & \mathbf{A}_{1q} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} & \cdots & \mathbf{A}_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}_{p1} & \mathbf{A}_{p2} & \cdots & \mathbf{A}_{pq} \end{bmatrix}$, 其中

每个子图像 \mathbf{A}_{ij} ($i=1, 2, \dots, p; j=1, 2, \dots, q$) 是一个 $m_1 \times n_1$ 的矩阵, $M = p \times m_1$, $N = q \times n_1$ 。这样就将 \mathbf{A} 分成了一个含有 $p \times q$ 个子图像的分块矩阵。子图像的平均灰度计算公式为

$$\mu_{rh} = \frac{1}{m_1 n_1} \sum_{r=1}^{m_1} \sum_{h=1}^{n_1} h(x, y),$$

$$(r=1, 2, \dots, p; h=1, 2, \dots, q), \quad (1)$$

式中 μ_{rh} 为任意子图像, $h(x, y)$ 为点 (x, y) 的灰度值。所有子图像的均值组成 $p \times q$ 低维图像矩阵,即

$$\text{无重叠分块后的矩阵 } \mathbf{I} = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \cdots & \mu_{1q} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \cdots & \mu_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{p1} & \mu_{p2} & \cdots & \mu_{pq} \end{bmatrix}.$$

分块大小的选择不宜使图像分辨率下降过多,

即以样本中大部分掌脉仍能清晰可见为宜。比如：在3个图库中将分块分成 2×2 时,图像上大部分掌脉清晰可见;分成 4×4 时只能看到图像上的主要掌脉纹理;分为 8×8 时,掌脉图像信息损失已经很严重,不适合用来识别。图4分别给出了3个图库中各1幅掌脉图像的原图、 2×2 分块图、 4×4 分块图和 8×8 分块图。

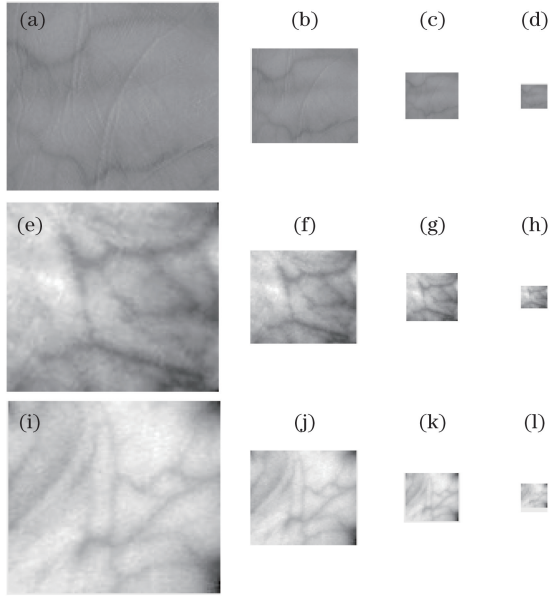


图4 3个图库中的原图及分块图。(a) PolyU 图库原图; (b) PolyU 图库 2×2 分块图; (c) PolyU 图库 4×4 分块图; (d) PolyU 图库 8×8 分块图; (e) CASIA 图库 ROI 原图; (f) CASIA 图库 2×2 分块图; (g) CASIA 图库 4×4 分块图; (h) CASIA 图库 8×8 分块图; (i) 自建图库 ROI 原图; (j) 自建图库 2×2 分块图; (k) 自建图库 4×4 分块图; (l) 自建图库 8×8 分块图

Fig. 4 Original images and blocked images in three databases. (a) Original image in PolyU database; (b) 2×2 block image in PolyU database; (c) 4×4 block image in PolyU database; (d) 8×8 block image in PolyU database; (e) original image in CASIA database; (f) 2×2 block image in CASIA database; (g) 4×4 block image in CASIA database; (h) 8×8 block image in CASIA database; (i) ROI of original image in self-built database; (j) 2×2 block image in self-built database; (k) 4×4 block image in self-built database; (l) 8×8 block image in self-built database

在实验部分会分别对 2×2 分块和 4×4 分块两种情况进行讨论,通过实验结果选择适宜的分块大小。

(3) 图像加密与解密。加密:原图加密后的图像为伪图像,其生成算法以原图像中央为对称轴,左右对称点的灰度值互调。设原图像为 I , 图像中每

个像素的灰度值可以表示为 μ_{ij} ($i=1,2,\dots,p; j=1,2,\dots,q$), 则伪图像 C 为

$$C = \begin{bmatrix} \bar{\omega}_{1q} & \bar{\omega}_{12} & \cdots & \bar{\omega}_{11} \\ \bar{\omega}_{2q} & \bar{\omega}_{2,q-2} & \cdots & \bar{\omega}_{21} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \bar{\omega}_{pq} & \bar{\omega}_{p,q-1} & \cdots & \bar{\omega}_{pq} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

图像中每个像素的灰度值可以表示为 $\bar{\omega}_{ij}$ ($i=1,2,\dots,p; j=1,2,\dots,q$)。

伪图像中各点的像素值 $\bar{\omega}_{ij}$ 的计算公式为

$$\bar{\omega}_{ij} = \mu_{i,q+1-j}. \quad (3)$$

解密:解密后图像的生成算法以伪图像中央为对称轴,左右对称点的灰度值互调。设解密后的图像为

$$D = \begin{bmatrix} \lambda_{1q} & \lambda_{12} & \cdots & \lambda_{11} \\ \lambda_{2q} & \lambda_{2,q-2} & \cdots & \lambda_{21} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \lambda_{pq} & \lambda_{p,q-1} & \cdots & \lambda_{pq} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

图像中每个像素的灰度值可以表示为 λ_{ij} ($i=1,2,\dots,p; j=1,2,\dots,q$), 其值可用表达式 $\lambda_{ij} = \bar{\omega}_{i,q+1-j}$ 计算。

以自建图库中 2×2 分块后的 ROI 图像(如图5(a)所示)为原图像,加密变换后得到伪图像,如图5(b)所示,伪图像解密后即得到图5(c)。

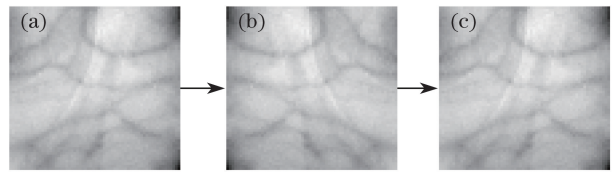


图5 图像加密解密转换图。(a) 2×2 分块后的 ROI; (b) 伪图像; (c) 解密后的 ROI

Fig. 5 Conversion between encrypted and decrypted images. (a) 2×2 blocked ROI; (b) pseudo image; (c) decrypted image

(4) 特征提取。特征提取方法是一个关键,要考虑识别所花费的时间和识别的准确率。现有的掌脉特征提取方法可归结为以下几类^[18-20]: 1) 基于结构特征的方法提取掌脉的结构特征进行识别,该方法易因掌脉信息模糊而丢失部分点、线特征,从而可能对识别性能有所影响; 2) 基于纹理的方法^[21-23], 该方法是目前使用得较多的掌脉特征提取方法,该方法将掌脉图像看作是纹理图像,通常使用某种变换将掌脉图像变换到另一个域,而后提取其纹理信息。但这些提取纹理特征的方法也会受到掌脉图像中掌脉纹理信息不够丰富、不够清晰带来的影响,从而可

能对识别性能造成影响;3)子空间方法^[24-25],该方法将掌脉图像看作是 高维向量或矩阵,通过投影或变换将其转化为低维向量或矩阵,并在此低维空间下对掌脉进行表示和匹配。相对于基于结构的方法和基于纹理的方法,子空间方法不提取纹理特征或结构特征,而是把图像作为整体向子空间投影,以投影坐标作为识别依据,具有特征向量维数少、对图像质量要求低的优点。影响掌脉识别性能的根本原因是覆盖在掌脉上的皮肤组织具有非透明性、不均匀性和各异性,使得照射掌脉的近红外光发生散射,导致部分人群掌脉结构特征和纹理特征成像不清晰^[26],而子空间方法正好可以解决此问题。另外,掌脉识别可能采取接触或非接触方式拍摄掌脉图像,非接触方式中同一样本在多次拍摄中因旋转、平移、比例缩放以及光照改变而造成图像差别增大的问题尤为突出,成为影响掌脉识别系统性能的另一个主要因素。部分最小二乘法(PLS)可以将提取到的掌脉图像中灰度值变异大且类别信息相关性最大的若干方向组成分类子空间,然后依据图像在此空间中的位置进行分类识别,能够较好地克服此问题。因此本系统采用基于部分最小二乘法^[27]的掌脉特征提取方法进行掌脉识别。

设数据库中共有 p 幅 ROI 图像,用自变量矩阵 \mathbf{X} 表示。将这 p 幅 ROI 图像分成 G 类,用因变量矩阵 \mathbf{Y} 表示; $\mathbf{Y}=(y_1, y_2, \dots, y_p)^T$ 。从 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 中分别提取第 1 对成分 T_1 和 U_1 。 T_1 和 U_1 应尽可能多地携带各自矩阵中的变异信息,且 T_1 和 U_1 的相关程度应最大,即必须满足以下条件:

$$\max[\text{cov}(T_1, U_1)] = \sqrt{\text{var}(T_1)\text{var}(U_1)} r(T_1, U_1), \quad (5)$$

式中: $\text{cov}(\cdot)$ 为协方差算子; $\text{var}(\cdot)$ 为方差算子; $r(\cdot)$ 为相关系数算子,约束条件是 $\|v_1\|^2=1$ 、 $\|\omega_1\|^2=1$ 。再根据两组变量集的标准化观测矩阵 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 计算第 1 对成分的得分向量 $t_1 = \mathbf{X}\omega_1$ 、 $u_1 = \mathbf{Y}v_1$, ω_1 被称为第 1 主轴, t_1 被称为第一主成分。分别做 \mathbf{X} 与 \mathbf{Y} 关于 t_1 的线性回归:

$$\mathbf{X} = t_1 P_1' + \mathbf{X}_1, \quad (6)$$

$$\mathbf{Y} = t_1 R_1 + \mathbf{Y}_1, \quad (7)$$

式中: \mathbf{X}_1 和 \mathbf{Y}_1 为残差矩阵; P_1 和 R_1 为回归系数, $P_1 = \frac{\mathbf{X}^T t_1}{\|t_1\|^2}$, $R_1 = \frac{\mathbf{Y}^T t_1}{\|t_1\|^2}$ 。

若(6)式和(7)式满足预设精度,则算法停止;否则,以 \mathbf{X}_1 和 \mathbf{Y}_1 取代 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} , 进行第 2 个主成分 t_2 的提取,一直回归到满足精度为止。如果共提取了

m 个主成分(t_1, \dots, t_m),则建立 \mathbf{X} 、 \mathbf{Y} 在 t_1, \dots, t_m 上的 PLS 回归为

$$\mathbf{X} = t_1 P_1' + t_2 P_2' + \dots + t_m P_m' + \mathbf{X}_m, \quad (8)$$

$$\mathbf{Y} = a_1 t_1 + a_2 t_2 + \dots + a_m t_m + \mathbf{Y}_m. \quad (9)$$

于是, \mathbf{Y} 可以写成关于 $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_p$ 的模型:

$$\mathbf{Y} = \beta_1 \mathbf{X}_1 + \beta_2 \mathbf{X}_2 + \dots + \beta_m \mathbf{X}_m + \mathbf{Y}_m, \quad (10)$$

式中特征向量集 $\beta_1, \beta_2 \dots \beta_m$ 为一组坐标系数,将还原后的 ROI 图像向这 m 个特征向量投影,得到的一组坐标即代表了该图像在子空间的位置,也就是分类的依据。

(5)特征匹配。特征提取后,得到图像 p 在子空间的一组位置坐标 \mathbf{F}_p ,即为匹配所用的特征向量。根据训练集中类内匹配和类间匹配^[28]分布曲线计算类内类间阈值 t 。匹配距离是图像 p 的特征向量 \mathbf{F}_p 和图像 q 的特征向量 \mathbf{F}_q 的欧氏距离,记为 $D_{pq} = \|\mathbf{F}_p - \mathbf{F}_q\|$ 。

画出类内和类间匹配曲线,两曲线交点所对应的欧氏距离即为阈值 t 。匹配时,利用测试集中的两图像特征向量计算欧氏距离 D ,如果满足 $D < t$,则认为该掌脉属于同一个人而被接受;否则,被拒绝。

4 实验及结果分析

4.1 实验图库与实验条件介绍

为了全面客观地评价算法的实际效果,采用 2 个通用的手掌静脉图库和 1 个自建的手掌静脉图库,既有接触式图库又有非接触式图库。各图库说明如下:

(1) 香港理工大学多光谱图库(PolyU)^[29]。该图库是接触式拍摄图库,使用了 CCD 摄像机和高功率的卤素光源,利用一个简易装置限制人手的活动范围。装置如图 6 所示。通过液晶可调谐滤波器(LCTF)在 420~1100 nm 波段范围内以 10 nm 为步长,采集所有志愿者手掌的图片。根据本研究组前期的研究^[30]可知,在 850 nm 波长的近红外光下可获得最佳的掌脉成像效果,因此选取 PolyU 图库 850 nm 波段的图像作为掌脉图像源进行系统验证,共采集了 250 个手掌样本,每个样本 6 幅图像。

(2) 中国科学院自动化研究所(CASIA)多光谱非接触式图库^[31]。使用 CCD 摄像机采集了 460, 630, 700, 850, 940 nm 波段以及白光条件下人手自然张开时的图像,与 PolyU 图库类似,选取 850 nm 波段的图像作为实验用掌脉原图像。在 850 nm 波段共采集了 200 个手掌样本,每个样本 6 幅图像。



图 6 PolyU 图库采集环境

Fig. 6 Acquisition environment of PolyU database

(3) 自建的非接触式掌脉图库。使用自行开发的原型装置,如图 7 所示,采集人手自然张开时的掌脉图像。该装置采用的是 CCD 摄像机和 850 nm LED 集成光源。共采集了 100 人的左手掌脉图像,每人 6 幅,共 600 幅。被采集者年龄为 20~50 岁。拍摄在 850 nm 近红外光照射下进行,所拍图像为 768 pixel×554 pixel 的 8 bit 灰度图。



图 7 自建图库的采集环境

Fig. 7 Acquisition environment of self-built database

图 8 给出了各个图库中掌脉 ROI 的示例。其中 PolyU 图库提供的是 ROI 图像,CASIA 与自建图库中的 ROI 是自行提取的。从图库示例中可以看到图像均有不同程度的模糊和不连贯现象,这是由于覆盖在掌脉上的皮肤组织具有非透明性、不均匀性和各向异性的特性,导致照射掌脉的近红外光发生散射而产生的^[26]。

进行实验的计算机配置如下:CPU 为英特尔酷睿 i5-5200U,内存为 4.00 GB,硬盘为 200 GB 固态硬盘。计算机操作系统为 Windows 7,程序在 MATLAB 2015b 环境下运行。

4.2 评价指标的定义

为了验证方法的性能,进行一对多(One-To-All)匹配实验,对同一个手掌的不同图像进行匹配称为类内匹配,对不同手掌的图像匹配称为类间匹配。如对 100 类掌脉图像样本进行 179700 次匹配,其中类内匹配 1500 次,类间匹配 178200 次。以误

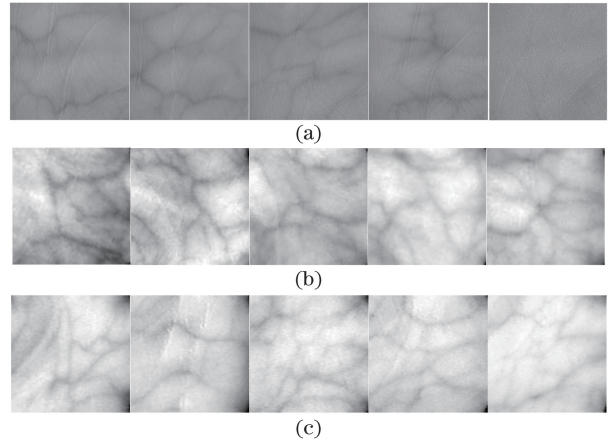
图 8 不同图库中掌脉的 ROI。(a) PolyU 图库;
(b) CASIA 图库;(c)自建图库

Fig. 8 ROIs of palm vein in different databases.

(a) PolyU database; (b) CASIA database;
(c) self-built database

拒率(r_{FRR})、误识率(r_{FAR})、识别时间(t)指标来衡量识别性能^[32]。其中:

$$r_{FRR} = \frac{t_{NFR}}{t_{NAA}} \times 100\%, \quad (11)$$

$$r_{FAR} = \frac{t_{NFA}}{t_{NIA}} \times 100\%, \quad (12)$$

式中 t_{NFR} 和 t_{NFA} 分别为错误拒绝和错误接受的次数, t_{NAA} 和 t_{NIA} 分别为合法用户和假冒(非法)用户分别尝试的总次数。

在同一平面直角坐标系内以 x_{FAR} 为横坐标, y_{FRR} 为纵坐标即可绘制出接受者操作特征(ROC)曲线。该曲线上 y_{FRR} 与 x_{FAR} 相等的点被称为等误率 e_{EER} ,它是评价系统综合识别性能的一个重要参数, e_{EER} 值越小,表示识别性能越高。

4.3 实验结果与对比分析

将一幅 2×2 无重叠分块后的 ROI 伪图像还原成原图的用时约为 0.768 ms,在识别时若对 100 人(每人 6 幅图像)完成此操作则需要耗时 460.8 ms,每幅图的特征提取时间约为 0.3086 ms,600 幅共花费 185.148 ms,每幅图的特征匹配时间为 0.007 ms,600 幅图共花费 4.2 ms。所以,识别时间为 460.8 ms + 185.148 ms + 4.2 ms = 650.148 ms。这是用户可以容忍的识别时间。若增大样本范围,不仅会使识别性能下降过多,而且识别时间也将超出用户的忍耐范围。所以,虽然 PolyU 图库包含 250 个样本,CASIA 包含 200 个样本,但仅分别从这两个图库中任意抽取 100 个样本参与测试。自建图库共包含 100 样本。

在 PLS 中,取主元数为 60。表 1、2 分别给出了

取样规模为 100 人时,所提算法对 3 个图库中 2×2 和 4×4 无重叠分块的等误率和识别时间。从表 1、2 中可以看出,在 100 人样本范围内,虽然系统识别时间仍在用户容忍范围内,但识别性能有所下降,实用性比较差。因此,将样本范围缩减为 50 人,共 300 个样本,再进行测试。从表 3、4 可以看出,无重叠分块方法在保存图像基本灰度特征的基础上,大幅提升了图像恢复和特征提取时的速度。

表 1 取样规模为 100 人时所提算法的等误率

Table 1 Equal error rate of proposed algorithm with sample size of 100

Block size	$e_{EER} / \%$		
	PolyU	CASIA	Self-built
2×2	1.9726	1.9721	1.4858
4×4	1.9735	1.9900	2.0011

表 2 取样规模为 100 人时所提算法的识别时间

Table 2 Recognition time of proposed algorithm with sample size of 100

Block size	Recognition time /ms		
	PolyU	CASIA	Self-built
2×2	736.9380	759.2820	777.7080
4×4	316.4700	328.3020	310.2900

表 3 取样规模为 50 人时所提算法的等误率

Table 3 Equal error rate of proposed algorithm with sample size of 50

Block size	$e_{EER} / \%$		
	PolyU	CASIA	Self-built
2×2	0.4135	0.5577	0.4744
4×4	1.1970	0.7287	0.5482

表 4 取样规模为 50 人时所提算法的识别时间

Table 4 Recognition time of proposed algorithm with sample size of 50

Block size	Recognition time /ms		
	PolyU	CASIA	Self-built
2×2	325.0740	316.0800	322.6530
4×4	111.1410	110.8110	116.5530

从表 3 中可见,分块为 4×4 时,图像分辨率下降,分块为 2×2 时系统识别性能更差。在 3 个图库中都是同样的结论。这是因为过大的分块不能体现手掌静脉图像丰富的局部纹理,从而导致识别性能下降,尤其是在图像最细腻的 PolyU 图库中,识别性能下降得更为明显。从表 2 中可见,分块为 4×4 时,时间性能获得了更好的提升,但 2×2 时已经在

用户能容忍的时间范围内了,所以没有必要以牺牲识别性能来换取时间性能的提升。

在分块大小为 2×2 、样本范围为 50 人的条件下,所提算法在各个图库上的 ROC 曲线如图 9~11 所示,可见,所提算法具有实用性。

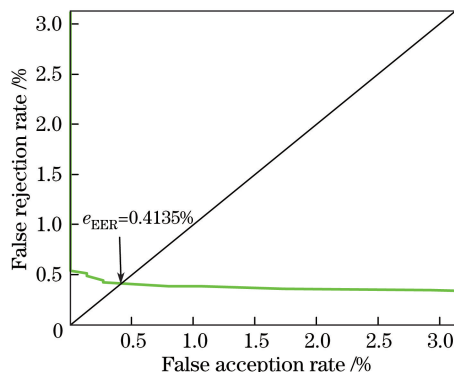


图 9 PolyU 图库的 ROC 曲线

Fig. 9 ROC curve of PolyU database

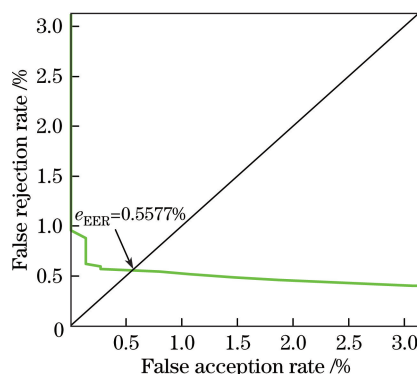


图 10 CASIA 图库的 ROC 曲线

Fig. 10 ROC curve of CASIA database

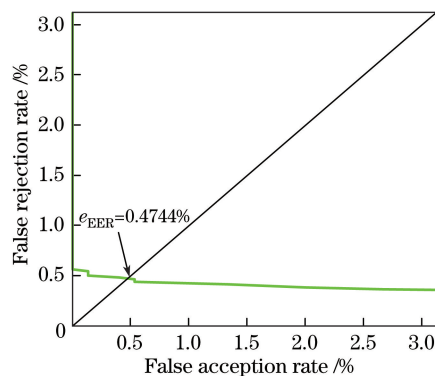


图 11 自建图库的 ROC 曲线

Fig. 11 ROC curve of self-built database

为了进一步体现所提算法的优越性,表 5 给出了所提算法和其他典型算法的等误率。表 5 中用于对比的算法有尺度不变特征变换(SIFT)、主成分分析(PCA)、局部保留投影(LPP)、二维 Fisher 线性判别(2DFLD)。表 6 给出了所提算法与上述算法的

表 5 所提算法和其他算法的等误率
Table 5 Equal error rate of proposed
algorithm and other algorithms

Algorithm	$e_{EER} / \%$		
	PolyU	CASIA	Self-built
SIFT ^[20]	3.6893	17.5038	17.5156
2D Gabor ^[22]	3.6981	19.0672	7.8250
PCA+LPP ^[25]	2.1218	4.2234	3.2750
Grayscale surface ^[33]	3.0395	6.6176	3.3866
2DFLD	2.9619	6.1252	3.6911
Proposed algorithm	0.4135	0.5576	0.4744

表 6 所提算法和其他算法的识别时间
Table 6 Recognition time of proposed
algorithm and other algorithms

Algorithm	Recognition time / ms		
	PolyU	CASIA	Self-built
SIFT ^[20]	80962.5	60172.5	58132.5
2D Gabor ^[22]	4432.5	4492.5	4462.5
PCA+LPP ^[25]	40882.5	39172.5	7582.5
Grayscale surface ^[33]	292.5	263.5	279.42
2DFLD	243.1938	242.8062	243.0606
Proposed algorithm	325.0740	316.0800	322.6530

识别时间。

从表 5、6 可见,所提算法与基于纹理特征的 2D Gabor 算法和基于结构特征的 SIFT 算法相比,在各实验图库上都获得了最低的等误率和最短的识别时间。与不提取掌脉结构特征和纹理特征的 Grayscale surface 算法相比,所提算法的时间性能略差,但等误率在各图库的实验中分别提升了 2.626%、6.06%、2.9122%。与另外两种子空间算法 PCA+LPP 和 2DFLD 相比,所提算法的等误率具有明显优势,只是在识别时间上较 2DFLD 算法略长。以上说明本算法对接触式和非接触式掌脉图像上均具有良好效果。

5 结 论

提出了一种存储伪生物特征图像的手掌静脉识别算法,该算法不从外部输入密钥,不存储原始掌脉生物特征模板,从而提升了生物特征识别系统的安全性。在特征提取阶段采用 PLS 提取特征,从而提升了系统的识别性能和识别速度。与传统的生物特征模板保护算法相比,所提算法的复杂性大大降低。在两个通用数据库和一个自建数据库上进行实验,结果表明,在样本数量为 300 时,所提算法对 PolyU、

CASIA、自建图库的识别时间分别为 325.0740、316.0800、322.6530 ms,等误率分别为 0.4135%、0.5576%、0.4744%。与传统的掌脉识别算法相比,所提算法在识别性能上具有明显优势,且识别时间上也在用户的接受范围内,因此在小规模安防和考勤场合下具有很高的实用性。下一步工作将进一步提高系统的识别性能。

参 考 文 献

- [1] Wright J, Yang A Y, Sastry S S, *et al.* Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227.
- [2] Wang Y X, Luo Y H, Yin D. A super resolution technology of face image for surveillance video[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(3): 0318012. 王嫣然, 罗宇豪, 尹东. 一种监控视频人脸图像超分辨率技术[J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0318012.
- [3] Han M, Peng Y H, Zhang S L, *et al.* Iris recognition based on empirical mode decomposition[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(2): 364-368. 韩民, 彭玉华, 张顺利, 等. 基于经验模态分解的虹膜识别[J]. 光学学报, 2010, 30(2): 364-368.
- [4] Yuan W Q, Feng S Y. Simulation system of improved non-contact on-line palmprint recognition[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(7): 0712003. 苑玮琦, 冯素月. 改进的非接触式在线掌纹识别模拟系统[J]. 光学学报, 2011, 31(7): 0712003.
- [5] Zhao S, Wang B, Tang C Y. Arm vein feature extraction and matching based on chain code[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(5): 515003. 赵珊, 王彪, 唐超颖. 基于链码表示的手臂静脉特征提取与匹配[J]. 光学学报, 2016, 36(5): 515003.
- [6] Yuan W Q, Ke L, Bai Y. Biometric identification technology[M]. Beijing: Science Press, 2009. 苑玮琦, 柯丽, 白云. 生物特征识别技术[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [7] Jain A, Ross A A, Nandakumar K. Introduction to biometrics[M]. New York: Springer, 2011.
- [8] Watanabe M. Palm vein authentication[M]//Advances in biometrics: Sensors, algorithms and systems. [S.l.]: [s.n.], 2009: 75-88.
- [9] Ross A, Othman A. Visual cryptography for biometric privacy[J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2011, 6(1): 70-81.
- [10] Jain A K, Uludag U. Hiding biometric data[J]. IEEE Computer Society, 2003, 25(11): 1494-1498.
- [11] Ratha N K, Connell J H, Bolle R M. Enhancing security and privacy in biometrics-based authentication systems[J]. IBM Systems Journal, 2001, 40(3):

- 614-634.
- [12] Canuto A M P, Pintro F, Xavier-Junior J C. Investigating fusion approaches in multi-biometric cancellable recognition[J]. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40(6): 1971-1980.
- [13] Bringer J, Morel C, Rathgeb C. Security analysis and improvement of some biometric protected templates based on Bloom filters[J]. *Image & Vision Computing*, 2016, 58: 239-253.
- [14] Sutcu Y, Li Q, Memon N. Secure biometric templates from fingerprint-face features[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007: 1-6.
- [15] Nagar A, Nandakumar K, Jain A K. Multibiometric cryptosystems based on feature-level fusion[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics & Security*, 2012, 7(1): 255-268.
- [16] Tuyls P, Tuyls P, Obi C, *et al.* Key extraction from general nondiscrete signals[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics & Security*, 2010, 5(2): 269-279.
- [17] Wang N. Research on palm vein extraction and recognition method[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2011.
王楠. 手掌静脉特征提取与识别方法研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2011.
- [18] Yan X K, Kang W X, Deng F Q, *et al.* Palm vein recognition based on multi-sampling and feature-level fusion[J]. *Neurocomputing*, 2015, 151(151): 798-807.
- [19] Wu K S, Lee J C, Lo T M, *et al.* A secure palm vein recognition system[J]. *Journal of Systems & Software*, 2013, 86(11): 2870-2876.
- [20] Ladoux P O, Rosenberger C, Dorizzi B. Palm vein verification system based on SIFT matching[C]. *International Conference on Advances in Biometrics*, 2009, 5558: 1290-1298.
- [21] Li Q, Zeng Y A, Peng X J, *et al.* Curvelet-based palm vein biometric recognition[J]. *Chinese Optics Letters*, 2010, 8(6): 577-579.
- [22] Lee J C. A novel biometric system based on palm vein image[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(12): 1520-1528.
- [23] Wang R, Wang G Y, Chen Z, *et al.* A palm vein identification system based on Gabor wavelet features[J]. *Neural Computing and Applications*, 2014, 24(1): 161-168.
- [24] Kang W X, Wu Q X. Contactless palm vein recognition using a mutual foreground-based local binary pattern[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics & Security*, 2014, 9(11): 1974-1985.
- [25] Wang J G, Yau W Y, Suwandy A, *et al.* Person recognition by fusing palmprint and palm vein images based on "Laplacianpalm" representation[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(5): 1514-1527.
- [26] Lee E C, Park K R. Image restoration of skin scattering and optical blurring for finger vein recognition[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2011, 49(7): 816-828.
- [27] Wang H W, Wu Z B, Meng J, *et al.* Linear and non-linear method of partial least squares[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2006: 150-155.
王惠文, 吴载斌, 孟洁, 等. 偏最小二乘回归的线性与非线性方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006: 150-155.
- [28] Lu G, Zhang D, Wang K. Palmprint recognition using eigenpalms features[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(9): 1463-1467.
- [29] Zhang D, Guo Z, Lu G, *et al.* An online system of multispectral palmprint verification[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 2010, 59(2): 480-490.
- [30] Wu W, Yuan W Q, Lin S, *et al.* Selection of typical wavelength for palm vein recognition[J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(12): 1211002.
吴微, 苑玮琦, 林森, 等. 手掌静脉识别典型波长选择[J]. *光学学报*, 2012, 32(12): 1211002.
- [31] Zhou Y, Kumar A. Human identification using palm-vein images[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics & Security*, 2011, 6(4): 1259-1274.
- [32] Badrinath G S, Gupta P. Stockwell transform based palm-print recognition[J]. *Applied Soft Computing Journal*, 2011, 11(7): 4267-4281.
- [33] Wu W, Yuan W Q, Lin S, *et al.* Fast palm vein identification algorithm based on grayscale surface matching[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(10): 1015004.
吴微, 苑玮琦, 林森, 等. 基于灰度曲面匹配的快速手掌静脉识别[J]. *光学学报*, 2013, 33(10): 1015004.