

DOI:10.16136/j.joel.2022.06.0708

基于 LRC 与多样本扩充的指静脉识别方法

陶志勇*, 许稚雪

(辽宁工程技术大学 电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要:针对目前手指静脉识别由于训练样本不足引起图像识别率低的问题,提出基于线性回归分类(linear regression classification, LRC)与多样本扩充的指静脉识别方法。首先,利用矩阵变换生成原始图像的镜像,训练原始图像与镜像,增加指静脉图像中包含的有用信息;然后,基于 LRC 对测试和训练样本进行分类;最后,通过计算偏差得到最终分类结果,求出识别率。此外,设计了一种指静脉采集装置收集得到自建指静脉数据库。实验结果表明:所提算法在自建指静脉数据库、山东大学指静脉数据库、马来西亚理工大学指静脉数据库上的识别率分别达到 98.93%、98.89%、99.67%,最低等误率为 2.388%。实验结果与其他传统和流行算法相比具有明显优势,拥有良好的实际应用价值。

关键词:模式识别;图像处理;指静脉识别;多样本扩充;线性回归分类

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-0086(2022)06-0660-07

Finger-vein recognition method based on LRC and multi-sample expansion

TAO Zhiyong*, XU Zhixue

(School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105, China)

Abstract: Aiming at the problem of low image recognition rate in finger-vein recognition due to insufficient training samples, a finger-vein recognition method combining linear regression classification (LRC) and multi-sample expansion is proposed. First, the matrix transformation is used to generate a mirror image of the original image, all the original images and mirror images are trained, and the useful information contained in the finger-vein image is increased. Then, the test and training samples are classified based on LRC. Finally, the final classification result is obtained by calculating the deviation, and the recognition rate is found out. In addition, a finger-vein acquisition device is designed to collect and obtain a self-built finger-vein database. The experimental results show that the recognition rate of the proposed algorithm on the finger-vein database of the self-built database, the finger-vein database of Shandong University and Malaysian University of Technology reached 98.93%, 98.89% and 99.67%, and the lowest error rate was 2.388%. Compared with other traditional and popular algorithms, the experimental results have obvious advantages and good practical application value.

Key words: pattern recognition; image processing; finger-vein recognition; multi-sample expansion; linear regression classification

1 引言

在信息技术快速发展的时代背景下,身份信

息安全面临着严峻的挑战。与传统身份认证技术(身份证、护照等)相比,生物特征识别技术(人脸、虹膜、指静脉识别等^[1])表现出安全性高、稳定性

* E-mail: xyzmail@126.com

收稿日期:2021-10-15 修订日期:2021-11-22

基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFB1403303)资助项目

强等优势。其中,手指静脉识别因不受污渍、粗糙、干燥等皮肤不良情况的影响^[2],且特征唯一性良好,不易伪造和盗取,具有重要的应用价值和广阔的研究前景。

随着指静脉识别在模式识别领域的兴起,越来越多的算法被应用在手指静脉识别方向,其大致分为非学习以及学习模型两个类别。非学习模型中,基于指静脉图像的纹理提取比较常用的算法包括:Gabor^[3]滤波器、局部二值模式(local binary patterns, LBP)^[4]、局部线性二值模式(line local binary patterns, LLBP)^[5];基于指静脉图像的特征点提取多采用尺度不变特征转换(scale-invariant feature transformation, SIFT)算法^[6]。指静脉图像经过以上特征信息提取算法,最终匹配策略一般使用欧氏距离。但在图像识别过程中,往往会受到手指姿态、光照等外部因素的影响,导致以上算法鲁棒性不强。

为了解决以上问题,研究者们逐渐开始引入机器学习的方法来提取指静脉特征。此类算法具有很强的稳健性,不易受指静脉图片质量、位置信息的影响。HE等^[7]引入主成分分析(principal component analysis, PCA)算法获得指静脉主成分分量,最后采用神经网络进行分类识别。Souad等^[8]提出利用Gabor滤波器提取指静脉特征,采用支持向量机^[9](support vector machine, SVM)进行分类匹配。WU等^[10]提出基于SVM的指静脉识别算法,指静脉图像经感兴趣区域提取和尺寸调整后通过PCA及线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)算法降维,最后采用SVM分类。上述算法虽然在解决指静脉识别问题上取得良好效果,但特征提取后得到的向量信息不够充分,识别率仍然具有可提升空间。XU等^[11]将镜像用于人脸识别,得到较低的误识率,为生物特征识别提供了新的方向。

基于以上分析,本文提出一种线性回归分类与多样本扩充结合的手指静脉识别方法。通过矩阵变换生成镜像图像,结合原始图像与其镜像的特征向量,得到新的训练样本矩阵。再依据线性回归分类(linear regression classification, LRC)分类的原理,求出偏差获得分类结果,得到较高识别率,取得良好的实验效果。

2 相关理论

2.1 线性回归分类

LRC是一种基于稀疏表示的手指静脉识别方法,测试样本由每一类训练样本的线性组合表示。首先,已知来自特定对象类的样本位于线性子空间

上。使用此概念来开发特定类别的注册用户模型,使用下采样的图库图像,从而将指静脉识别任务定义为一个线性回归问题。其次,采用最小二乘估计方法对给定探针图像的参数向量进行分类估计。最后,根据决策规则对图像所属的类进行最精确估计。该分类可以归为最近邻子空间(nearest subspace, NS)方法。

2.2 具体步骤

假设指静脉图像有 N 个不同类别,其中有 p_i 个来自第 i 类的训练图像($i=1,2,\dots,N$)。每个灰度训练图像均为 $a \times b$,为 $u_i^{(m)} \in \mathbf{IR}^{a \times b}$ ($i=1,2,\dots,N, m=1,2,\dots,p_i$)。每幅图像被下采样到 $c \times d$ 阶,并通过列连接转换为向量,使得 $u_i^{(m)} \in \mathbf{IR}^{a \times b} \rightarrow \mathbf{w}_i^{(m)} \in \mathbf{IR}^{q \times 1}$,其中 $q=cd, cd < ab$ 。对每个图像向量进行归一化,使最大像素值为1。利用来自同一类的模式位于线性子空间的概念,通过叠加 q 维图像向量,建立了一个类特定模型 $\mathbf{X}_i$:

$$\mathbf{X}_i = \begin{bmatrix} (1) & (2) & & (p_i) \\ \mathbf{w}_i & \mathbf{w}_i & \dots & \mathbf{w}_i \end{bmatrix} \in \mathbf{IR}^{q \times p_i},$$

$$i = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

每个向量均表示为 $\mathbf{w}_i^{(m)}, m=1,2,\dots,p_i$,跨越 $\mathbf{IR}^q$ 的子空间被称为 $\mathbf{X}_i$ 的列空间。因此,在训练水平上,每个类 i 由向量子空间 $\mathbf{X}_i$ 表示, $\mathbf{X}_i$ 也被称为类 i 的预测器。若 z 是一幅未标记的测试图像,则识别过程需要将 z 进行正确的分类,即:把 z 分到第 i 类, $i=1,2,\dots,N$ 。故将灰度图像 z 变换并规格化为图像向量 $\mathbf{y} \in \mathbf{IR}^{q \times 1}$ 。如果 $\mathbf{y}$ 属于第 i 类,则表示为同一类(属于同一子空间)的训练图像的线性组合,即:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}_i, i = 1, 2, \dots, N, \quad (2)$$

式中, $\boldsymbol{\beta}_i \in \mathbf{IR}^{p_i \times 1}$ 是参数向量。如果 $q \geq p_i$,那么式(2)中的方程组是符合条件的, $\boldsymbol{\beta}_i$ 可以使用最小二乘法来估计得到:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_i = (\mathbf{X}_i^T \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \mathbf{y}, \quad (3)$$

用参数 $\hat{\boldsymbol{\beta}}_i$ 的估计向量和预测向量(预测器)预测每个类别 i 的响应向量:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{y}}_i &= \mathbf{X}_i \hat{\boldsymbol{\beta}}_i, i = 1, 2, \dots, N, \\ \hat{\mathbf{y}}_i &= \mathbf{X}_i (\mathbf{X}_i^T \mathbf{X}_i)^{-1} \mathbf{X}_i^T \mathbf{y}, \\ \hat{\mathbf{y}}_i &= \mathbf{H}_i \mathbf{y}, \end{aligned} \quad (4)$$

式中,预测向量 $\hat{\mathbf{y}}_i \in \mathbf{IR}^{q \times 1}$ 是 $\mathbf{y}$ 在第 i 个子空间上的投影,即: $\hat{\mathbf{y}}_i$ 是第 i 个子空间中最接近欧几里德意义上的观测向量 $\mathbf{y}$ 的向量。 $\mathbf{H}$ 把 $\mathbf{y}$ 映射到 $\hat{\mathbf{y}}_i$,称为帽子矩阵。计算预测响应向量, $\hat{\mathbf{y}}_i, i=1,2,\dots,N$ 和原始响应向量 $\mathbf{y}$ 之间的距离:

$$d_i(\hat{\mathbf{y}}) = \|\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}_i\|_2, i = 1, 2, \dots, N. \quad (5)$$

类的最小距离的决策规则表示为:

$$\min_i d_i(\mathbf{y}), i = 1, 2, \dots, N. \quad (6)$$

3 基于 LRC 与多样本扩充的手指静脉识别

本文利用一种复杂度低且十分有效的方法来获得更多的训练样本,以提高手指静脉识别的准确性。使用的镜像图像是从原始的手指静脉图像中生成的,通过矩阵变换得到的图像与原始图像呈对称关系,原始手指静脉图像和镜像对称后的图像虽然包含了相同的特征,但特征的位置关系发生了变化,因此后续的认可效果方面会存在差异。

下面将详细描述本文所提出的算法,基本思路

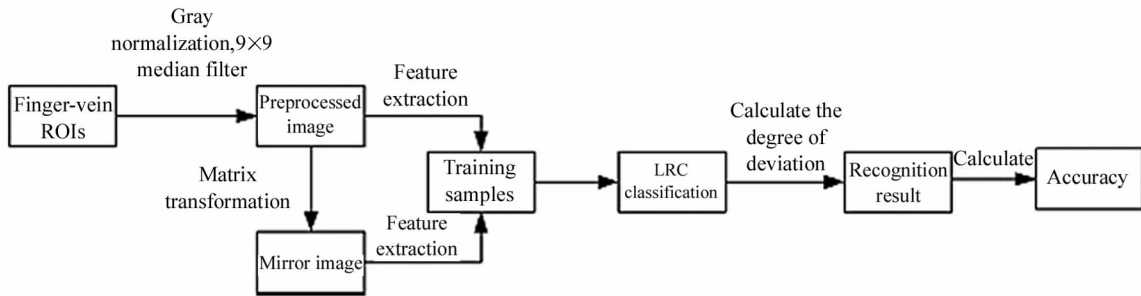


图1 算法基本思路

Fig. 1 The basic idea of the algorithm

算法具体步骤如下:

步骤1:假设原始指静脉图像矩阵有 P 行 Q 列,则该幅指静脉图像的镜像也为 P 行 Q 列。设第 i 类指静脉图像,它的镜像 $\mathbf{y}_{(i-1)n+k}^0$ 由矩阵变换式生成。如下式:

$$\mathbf{y}_{(i-1)n+k}^0(p, q) = \mathbf{x}_{(i-1)n+k}^0(p, Q - q + 1), \quad (7)$$

式中, $k=1, \dots, n, p=1, \dots, P, q=1, \dots, Q$ 。 $\mathbf{x}_{(i-1)n+k}^0(p, q)$ 表示 $\mathbf{x}_{(i-1)n+k}^0$ 位于第 P 行第 Q 列的像素点, $\mathbf{y}_{(i-1)n+k}^0(p, q)$ 表示 $\mathbf{y}_{(i-1)n+k}^0$ 位于第 P 行第 Q 列的像素点。

接下来,将 $\mathbf{y}_{(i-1)n+k}^0$ 转换为列向量,表示为 $\mathbf{y}_{(i-1)n+k}$ 。所有的 $\mathbf{x}_{(i-1)n+k}$ 和 $\mathbf{y}_{(i-1)n+k}$ 都作为训练样本,共有 $2cn$ 个训练样本。

步骤2:第 i 幅指静脉图像 ($i=1, \dots, c$),其训练样本矩阵表示为 $\mathbf{X}_i$:

$$\mathbf{X}_i = [\mathbf{x}_{(i-1)n+1} \dots \mathbf{x}_{i*n} \mathbf{y}_{(i-1)n+1} \dots \mathbf{y}_{i*n}]. \quad (8)$$

由式(8)可知 $\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_c$ 是所有训练样本组成的矩阵,包括第1张到第 i 张指静脉的原始图像和镜像。式(8)中 $\mathbf{x}_{(i-1)n+1} \dots \mathbf{x}_{i*n}$ 和 $\mathbf{y}_{(i-1)n+1} \dots \mathbf{y}_{i*n}$ 都是列向量。 $\mathbf{X}$ 被定义为 $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1 \dots \mathbf{X}_c]$ 。

对每个测试样本和相应的训练样本采用 LRC 方法分类,若测试样本 $\mathbf{z}$ 有 c 个方程,则第 i 个方程表示为:

$$\mathbf{z} = \mathbf{X}_i \mathbf{A}_i. \quad (9)$$

由式(9)的方程可求出 $\mathbf{z} = \mathbf{X}_i \mathbf{A}_i$ 的解 $\hat{\mathbf{A}}_i$ 。

步骤3:使用 LRC 分类,在得到解 $\hat{\mathbf{A}}_1, \dots, \hat{\mathbf{A}}_c$ 后,使用 $d_i = \|\mathbf{z} - \mathbf{x}_i \hat{\mathbf{A}}_i\|$ 计算被测图像与第 i 类图像之间的偏差。如果 $i = \arg \min_i d_i$,那么测试样本将分配到第 i 类。

4 实验分析与结果讨论

4.1 实验环境

本实验采用的环境为 Windows 10 系统,中央处理器为 Inter Core i5-6200U, CPU 主频为 2.4 GHz,运行内存为 8 GB。为了验证算法可行性以及检验算法的各项性能,本文分别在自建指静脉数据库(FV-SIPL)、山东大学指静脉数据库^[12] SDUMLA-HMT)、马来西亚理工大学指静脉数据库^[13] (FV-USM)上对算法进行测试。4.2 节将详细阐述 3 个数据库的相关情况。

4.2 数据库情况

1) 自建指静脉数据库

FV-SIPL 是通过辽宁工程技术大学信号与信息处理实验室自制指静脉采集设备收集获得的。该设备包括采集传感器和单摄像头,采用 850 nm 近红外 LED,内嵌红外高透滤光片,可减少背景噪声干扰,

消除可见光;使用脉宽调制(pulse width modulation,PWM)来调节 LED 照明强度,并利用 1 080 p 分辨率的近红外摄像头获取高质量的手指静脉。

构造指静脉成像传感器的原理如下:波长为 720—1 104 nm 的近红外线更易被血红蛋白吸收。当入射光处于该波长区间时,血液中的血红蛋白吸收近红外光,其他手指组织反射近红外光。因此,可以在成像系统中突出显示指静脉结构。

常见的指静脉图像采集装置分为直射采集和反射采集。与光反射式采集相比,光直射式采集的红外光由于处于相对密闭的环境,不易受外界环境干扰,采集的图像质量较高。因此 FV-SIPL 采集装置采用光直射方式,采集方式及装置如图 2 所示。

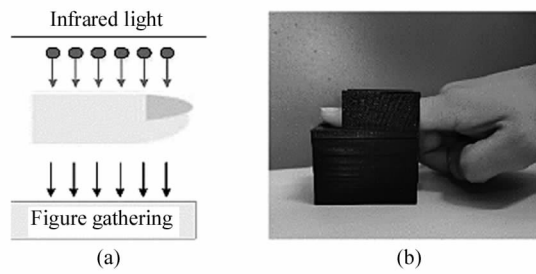


图 2 FV-SIPL 采集方式与装置:(a) FV-SIPL 采集方式;
(b) FV-SIPL 采集装置

Fig. 2 FV-SIPL collection method and device:

(a) FV-SIPL collection method; (b) FV-SIPL device

该数据集提取每人右手的食指、中指、无名指和小指图片,每根手指提取 12 张图像,共计提取 1 296 张。任选该数据集中 100 类指静脉图像,每类包含 12 个样本。图像大小为 176 pixel $\times$ 415 pixel,格式为“*.bmp”。

2) 山东大学指静脉数据库

SDUMLA-HMT 数据采集设备是由山东大学智能计算与智能系统联合实验室制作,提取 106 人双手的食指、中指和无名指,并且对 6 根手指中的每一根重复收集 6 次,以获得 6 根手指静脉图像。手指静脉数据库由 3 816(106 $\times$ 6 $\times$ 6)张图像组成。任选该数据集中 120 类指静脉图像,每类包含 6 个样本。选取图像大小为 176 pixel $\times$ 415 pixel,图像格式为“*.png”。

3) 马来西亚理工大学指静脉数据库

马来西亚理工大学的指静脉数据集中的图像从 123 名志愿者(83 名男性和 40 名女性)中收集,每个志愿者提供 4 个手指:左食指,左中指,右食指和右

中指,共 5 904 张图像。任选该数据集中 150 类指静脉图像,每类包含 6 个样本。图像大小为 176 pixel $\times$ 415 pixel,图像格式为“*.jpg”。

3 个数据集中的部分图像示例如图 3 所示(分别从 FV-SIPL/SDUMLA-HMT/FV-USM 中依次任意选取 2 幅图像)。

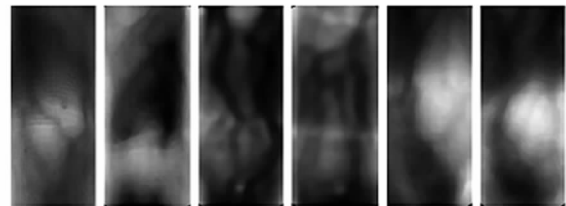


图 3 数据集图像示例

Fig. 3 Examples of database

4.3 图像预处理

为加强后续识别效果,通常会对图像进行预处理。预处理过程首先将 ROI 提取后的图像采用灰度归一化来消除噪声对输入图像灰度分布的影响,使预处理后图像的灰度分布相似。对所有图像灰度归一化之后,再进行中值滤波处理,为得到最好的识别效果,经过反复实验选择 9 $\times$ 9 模板中值滤波。以 FV-SIPL 为例,实验所用图像预处理过程如图 4 所示。

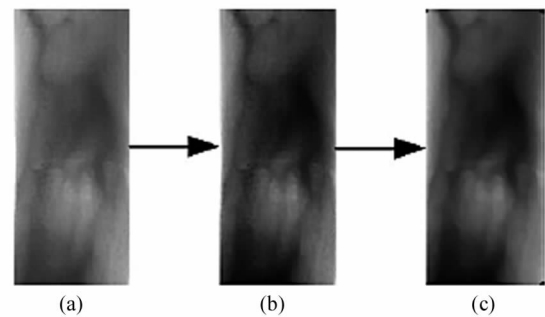


图 4 图像预处理:(a) 原始指静脉图像;
(b) 灰度归一化;(c) 9 $\times$ 9 模板中值滤波

Fig. 4 Image pre-processing: (a) Original finger-vein image;

(b) Gray normalization;

(c) 9 $\times$ 9 template median filter

4.4 评价指标

为验证本文方法的识别效果,实验评价指标包括:

1) 识别率(accuracy, ACC),ACC 表示为系统正确识别次数占总识别次数的比例,式(10)为 ACC 的计算式。

$$ACC = \frac{TP + TN}{P + N} \times 100\%, \quad (10)$$

式中, P 、 N 分别为正例和负例的个数, TP 为被正确分类的正例个数, TN 为被正确分类的负例个数。

2) 错误拒绝率(false rejection rate, FRR), 是指同一指静脉的匹配分数低于给定的阈值, 从而认为是不同指静脉的比例。

3) 错误接受率(false acceptance rate, FAR), 是指不同指静脉的匹配分数大于给定的阈值, 从而认为是相同指静脉的比例。 FRR 和 FAR 的公式如下:

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

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

式中, $NGRA$ 和 $NIRA$ 是类内测试和类间测试总次数, NFR 和 NFA 是错误拒绝和错误接受的次数。

4) 等误率(equal error rate, EER), 即受试者工作特征(receiver operator characteristics, ROC) 曲线上 FAR 和 FRR 的交点, EER 越小, 系统识别性能越好。

4.5 实验 1

为探究指静脉每一类训练样本数目对识别率的影响, 分别在 $FV-SIPL$ 、 $SDUMLA-HMT$ 和 $FV-USM$ 上进行实验, $FV-SIPL$ 数据集中每一类选取 7、6、5、4 张图像作为训练样本, 其余图像作测试样本。同样, $SDUMLA-HMT$ 和 $FV-USM$ 数据集中每一类均选取 4、3、2 张样本作为训练集, 剩余图像为测试集。识别率对比实验结果如表 1 所示。在实验时发现不同训练样本数对识别时间也有影响, 实验结果如表 2 所示。

从表 1 可以看出, 在一定范围内训练样本数量越多, 识别率越高, 在 $FV-USM$ 中的识别率为 3 个数据集中的最高识别率, 达到 99.67%。这是由于将原始指静脉图像镜像变换后再对原始图像及镜像图特征提取, 增加了训练集样本的数目, 使得图像含有的特征信息更多更全面, 识别率得到了较大幅度的提升。

表 1 不同训练样本数的识别率

Tab. 1 Accuracy of different training samples

Training samples	ACC/%		
	FV-SIPL	SDUMLA-HMT	FV-USM
7	98.93	—	—
6	98.75	—	—
5	98.50	—	—
4	98.17	98.89	99.67
3	—	94.03	98.78
2	—	91.81	97.00

表 2 为不同训练样本数对平均每幅图像识别时间的影响, 从表中可发现, 训练样本数目在一定范围内时, 3 个数据集均呈现识别时间随训练样本数增加而减少的规律, 且识别时间均未超过 1 s, 最短识别时间为 0.36 s, 说明本文识别算法效率高, 识别性能稳定。

表 2 不同训练样本数的识别时间

Tab. 2 Identification time of different training samples

Training samples	Identification time/s		
	FV-SIPL	SDUMLA-HMT	FV-USM
7	0.36	—	—
6	0.39	—	—
5	0.45	—	—
4	0.50	0.92	0.45
3	—	0.97	0.48
2	—	0.98	0.54

4.6 实验 2

本文在 3 个图库上进行类内类间匹配实验, 图 5 为 $FV-SIPL$ 、 $SDUMLA-HMT$ 、 $FV-USM$ 3 个数据集上的 ROC 曲线, EER 值如表 3 所示, 在 $SDUMLA-HMT$ 上的等误率最高, 在 $FV-SIPL$ 上的等误率最低, 最低等误率为 2.388%。

表 3 EER 对比

Tab. 3 EER comparison

Database	FV-SIPL	SDUMLA-HMT	FV-USM
$EER/\%$	2.388 8	3.693 4	3.258 3

4.7 实验 3

为进一步验证本文算法的有效性及其合理性, 与其他文献中的经典及新颖算法进行比较, 在 $FV-SIPL$ 、 $SDUMLA-HMT$ 、 $FV-USM$ 上得到的识别率结果如表 4 所示。

由表 4 可以看出, 本文算法明显优于所对比的算法, 与 LDA 、 $2DPCA$ 以及文献[14]—[16]提及的传统的图像识别算法相比, 本文提出的算法在指静脉识别效果方面存在的优势十分明显; 同时与 $DG-LFV-ResNet$ 、 $BFE-CNN$ 以及文献[17]、[18]提到的深度学习方法比较, 本文算法在识别率上也有很大提高, 弥补了特征提取不充分的缺陷。经比较本文使用的 3 个数据集的识别结果, 所提方法在 $FV-USM$ 中识别率最高, 效果最好, 达到 99.67%。

以上实验对比均说明本文算法具有较高的身份

识别准确性,基于 LRC 与多样本扩充的手指静脉识别方法可增加提取特征中包含的信息,有效解决了以往算法指静脉特征提取过程中有用信息不足的问题,对后续识别步骤产生了积极的影响。综上,本

表 4 不同算法识别率
Tab. 4 Recognition rate of different algorithms

Paper	Method	Database	ACC/%
—	LDA	FV-SIPL	90.15
—	2DPCA	FV-SIPL	97.72
—	DGLFV-ResNet	SDUMLA-HMT	96.60
Li et al. [14]	Improved HOG features+Sparse representation	SDUMLA-HMT	98.64
Tao et al. [18]	Improved AlexNet+CNN	SDUMLA-HMT	98.23
Qiu et al. [16]	Dula-sliding window+location+Pseudo-elliptical transformer+2D-PCA	SDUMLA-HMT	98.89
—	Bidirectional feature extraction+CNN(Vgg 19)	FV-USM	98.00
Deng et al. [17]	Pseudo-elliptical transformer	FV-USM	97.68
He et al. [15]	Improved Gabor+Uniform+LBP+DBN	FV-USM	98.21
		FV-SIPL	98.93
Proposed	Mirror image+LRC	SDUMLA-HMT	98.89
		FV-USM	99.67

文算法具有一定的实际应用价值。

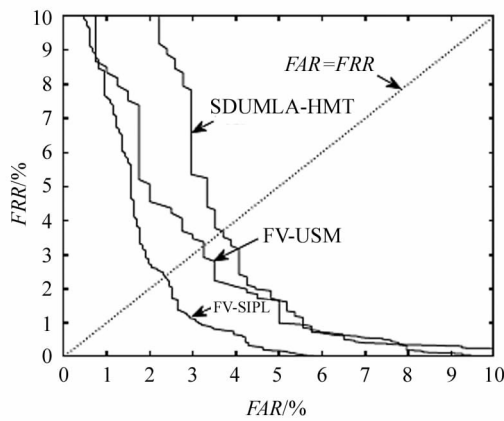


图 5 ROC 曲线
Fig. 5 ROC curve

5 结 论

本文通过分析当前手指静脉识别方法中,由于特征提取时包含有用信息少导致识别效率较低的问题,提出一种基于 LRC 与多样本扩充的手指静脉识别方法。该方法的基本思想是在矩阵层次上通过变换生成手指静脉图像的镜像,将原始图像和镜像同时作为训练样本进行训练,即提取所有图像的特征。该过程能够获得更丰富的特征信息,从而达到更加理想的识别效果。实验结果体现了训练样本数对识别率的影响,证实了本文提出的算法在指静脉识别中能获得较高的识别准确率,在 FV-SIPL、SDUM-

LA-HMT 以及 FV-USM 上识别准确率分别达到 98.93%、98.89%、99.67%,且识别时间均小于 1 s。与文中提到的多个较新的、经典的传统方法以及深度学习的手指静脉识别算法相比,本文算法具有很好的识别效果,故其用于指静脉识别系统中具有较大优势。

参考文献:

[1] LIN S, WANG X L, TAO Z Y. Palmprint recognition based on hybrid Gabor filter and weighted central symmetric LBP [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2021, 32 (5): 515-523.
林森,王鑫磊,陶志勇. 基于混合 Gabor 滤波器与加权中心对称 LBP 的掌纹识别[J]. 光电子 • 激光, 2021, 32 (5): 515-523.
[2] DEV R, KHANAM R. Review on finger vein feature extraction methods [C]//2017 International Conference on Computing, Communication and Automation (ICCCA), May 5-6, 2017, Greater Noida, India. New York: IEEE, 2017: 1209-1213.
[3] LI F Y, HUO H T, LI J, et al. Hyperspectral image classification based on multiple features and improved sparse representation [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39 (5): 0528004.
李非燕,霍宏涛,李静,等. 基于多特征和改进稀疏表示的高光谱图像分类[J]. 光学学报, 2019, 39 (5): 0528004.

- [4] LV X L, HUANG Z H, BAI Y Q. Research on face recognition algorithm based on improved LBP and DBN[J]. Industrial Instrumentation and Automation, 2021(5): 80-82.
吕秀丽, 黄兆昊, 白永强. 基于改进 LBP 和 DBN 的人脸识别算法研究[J]. 工业仪表与自动化装置, 2021(5): 80-82.
- [5] SU K, YANG G P, WU B, et al. Human identification using finger vein and ECG signals[J]. Neurocomputing, 2018, 332: 111-118.
- [6] WANG G Q, WANG J. SIFT based vein recognition models: analysis and improvement[J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2017, 2017: 2373818.
- [7] HE C L, LI Z J, CHEN L K, et al. Identification of finger vein using neural network recognition research based on PCA[C]//2017 IEEE 16th International Conference on Cognitive Informatics and Cognitive Computing (ICCI * CC), July 26-28, 2017, Oxford, UK. New York: IEEE. 2017: 456-460.
- [8] KHELLAT-KIHEL S, ABRISHAMBAF R, CARDOSO N, et al. Finger vein recognition using Gabor filter and support vector machine[C]//International Image Processing, Applications and Systems Conference, November 5-7, 2014, Sfax, Tunisia. New York: IEEE, 2015: 1-6.
- [9] DAI Q H, CHEN G H, TANG X, et al. Finger vein recognition based on siamese convolutional neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(24): 51-55.
戴庆华, 陈光化, 唐逍, 等. 基于 Siamese 卷积神经网络的指静脉识别[J]. 电子测量技术, 2018, 41(24): 51-55.
- [10] WU J D, LIU C T. Finger-vein pattern identification using SVM and neural network technique[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(11): 14284-14289.
- [11] XU Y, LI X L, YANG J, et al. Integrate the original face image and its mirror image for face recognition[J]. Neurocomputing, 2014, 131: 191-199.
- [12] WANG W. Finger vein feature extraction and matching algorithm based on gray uneven correction[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2020.
- 王雯. 基于灰度不均匀校正的指静脉特征提取与匹配算法[D]. 南京: 南京邮电大学, 2020.
- [13] DAS R, PICIUCCO E, MAIORANA E, et al. Convolutional neural network for finger-vein-based biometric identification[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2019, 14(2): 360-373.
- [14] LI F, LI X X, ZHOU Y Y, et al. Finger vein recognition based on improved HOG features and sparse representation[J]. Sensors and Microsystems, 2018, 37(11): 38-41 + 44.
李菲, 李小霞, 周颖玥, 等. 基于改进 HOG 特征和稀疏表示的手指静脉识别[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(11): 38-41 + 44.
- [15] HE X, CHEN X. Research on the key technologies of finger-vein identification[D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2018: 41-54.
何鑫, 陈讯. 指静脉身份识别关键技术研究[D]. 镇江: 江苏科技大学, 2018: 41-54.
- [16] QIU S R, LIU Y, ZHOU Y, et al. Finger-vein recognition based on dual-sliding window localization and pseudo elliptical transformer [J]. Expert Systems with Applications, 2016, 64: 618-632.
- [17] DENG R C, PENG C, BIAN Y. Finger vein recognition algorithm based on depth separable convolution[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(2): 199-203.
邓若辰, 彭程, 边赞. 基于深度可分离卷积的指静脉识别算法[J]. 计算机应用, 2020, 40(2): 199-203.
- [18] TAO Z Y, HU Y L, LIN S. Finger vein recognition based on improved AlexNet[J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2020, 57(8): 081005.
陶志勇, 胡亚磊, 林森. 基于改进 AlexNet 的手指静脉识别[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 081005.

作者简介:

陶志勇 (1978—), 男, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要从事智能信息处理方面的研究。