

基于 Gabor 小波和 NBP 算法的手掌静脉识别

林 森¹, 徐天扬², 王 颖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中国农业科学院蜜蜂研究所, 北京 100093

摘要 为了提取手掌静脉图像的纹理特征,并有效提高其识别率,在联合 Gabor 小波和近邻二值模式(NBP)的基础上提出了一种纹理特征提取方法。该方法利用静脉结构中血管粗细与延伸方向不同的特点,将掌静脉图像感兴趣区域与 4 尺度、4 方向的 Gabor 小波卷积获得多个幅值特征,并在 4 个不同的尺度下分别求取均值,获得 Gabor 尺度均值模式(GSP),在每个 GSP 分块上使用 NBP 描述算子来提取局部邻域关系模式(GSPNBP)。然后将这些多尺度、多方向的 GSPNBP 分块区域的编码序列的总和作为掌静脉特征向量。最后通过求特征向量间汉明距离衡量静脉图像的相似程度来计算识别率,并在 PolyU 图库和自建图库中进行实验。实验结果显示,该算法获得的识别率最高可分别可达 99.7935% 和 99.3965%,识别时间都在 1 s 以内,有效增强了算法稳健性。

关键词 图像处理; 手掌静脉识别; Gabor 小波; 近邻二值模式; 多尺度; 多方向

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.051002

Palm Vein Recognition Based on Gabor Wavelet and NBP Algorithm

Lin Sen¹, Xu Tianyang², Wang Ying¹

¹School of Electrics and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105, China;

²Institute of Apicultural Research, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100093, China

Abstract In order to extract the texture features of palm vein image and improve the recognition rate effectively, a texture feature extraction method based on joint Gabor wavelet and neighbor binary pattern (NBP) is proposed. Considering the difference of vein thickness and extension direction in venous structure, this method obtains multiple Gabor-magnitude features by convoluting the region of interest of the palm vein image with Gabor wavelet of four scales and four directions. And the Gabor scale-mean pattern (GSP) is obtained by averaging four different scales. The GSP neighbor binary pattern (GSPNBP) is extracted from each GSP block using the NBP description operator. Then the concatenation of the coding sequences of these multi-scale and multi-direction GSPNBP regions is used as the feature vector of the palm vein. Finally, the similarity of the two vein images is calculated by Hamming distance of the feature vectors, and the experiments are carried out in the PolyU and self-built database, respectively. Experimental results show that the highest recognition rate of this algorithm can be reached to 99.7935% and 99.3965%, respectively, and the recognition time is less than 1s, which effectively enhances the robustness of the algorithm.

Key words image processing; palm vein recognition; Gabor wavelet; neighbor binary pattern; multi-scale; multi-direction

OCIS codes 100.3008; 100.4997; 100.5010

1 引 言

掌静脉识别^[1]是静脉识别的一种,是一种新兴的生物特征识别技术。与掌纹识别^[2]相比,掌静脉属于内生理特征,不会磨损,是掌活体时才存在的特征,比较难伪造,具有很高的安全性。与人脸识别^[3]相比,静脉识别不受姿态、表情、遮挡物的影响,具有较好的稳定性,能排除人体衰老等因素的干扰;具有唯一性,对双胞胎

收稿日期: 2016-12-08; 收到修改稿日期: 2016-12-30

基金项目: 辽宁省教育厅科学研究一般项目(L2014132)、辽宁省科技厅面上项目(2015020100)

作者简介: 林 森(1980—),男,博士,讲师,主要从事图像处理和模式识别等方面的研究。E-mail: lin_sen6@126.com

胎具有较好的识别效果。与虹膜识别^[4]相比,静脉识别采集设备更为简便,成本更低,用户可接受性更好,友好性更佳。与手指、手背静脉识别^[5-6]相比,掌静脉采集的图像面积更大,信息更为丰富,可有效提高识别性能。因此,掌静脉识别逐渐成为生物特征识别技术中研究的前沿热点,具有良好发展前景。

目前掌静脉图像的特征提取方式可以分为以下几类:

1) 基于结构特征的方法。这种方法是将提取到手掌静脉图像上的特征点、几何线的结构特征进行比对,完成身份识别。该识别方法比较直观,但是由于点特征数量较多、计算量较大,线特征提取困难,所以辨识能力相对有限。

2) 基于子空间的方法。这种方法在子空间的基础上利用空间投影变换的数学方法将原始掌静脉图像降维,从而获得较高的运算效率。林建民等^[7]运用二维主成分分析(2DPCA)方法获得了手掌静脉识别特征。彭加亮^[8]提出了将线性判别分析(LDA)方法运用到手指静脉与指纹相结合的多模态生物识别中。但这种方法对光照等噪声影响的敏感性较高,其应用范围是相对有限的。

3) 基于纹理的方法。这种方法采用纹理分析方法对手掌静脉进行分析,将提取的静脉图像的全局或局部统计信息作为特征数据。Mirmohamadsadeghi 等^[9]对局部二值模式(LBP)和局部导数模式(LDP)这两种方法的应用效果以及它们的融合效果进行了深入的研究。Fischer 等^[10]先用多尺度多方向的 Gabor 滤波器对掌脉图像滤波,进一步使用 LBP 获得直方图序列作为特征向量,取得了较高的识别率。纹理分析方法具有较强的描述能力,在静脉识别领域的通用性较强,直观上比较符合掌脉图像自身特点。

本文基于纹理分析提出了一个结合 Gabor^[11]小波和近邻二值模式(NBP)^[12]算法的掌静脉纹理特征提取方法,该方法综合运用了具有多尺度多方向特性的 Gabor 小波和具有良好的局部纹理描述特性的 NBP 算子。利用静脉结构中血管粗细与延伸方向不同的特点,将掌静脉图像感兴趣区域(ROI)与 4 尺度、4 方向的 Gabor 小波卷积获得多个幅值模式,并在 4 个不同的尺度下分别求取均值,获得 4 个 Gabor 尺度均值模式(GSP),在每个 GSP 分块上使用 NBP 描述算子来求取局部邻域关系模式(GSPNBP),然后将这些多尺度、多方向的 GSPNBP 分块区域的编码序列的总和作为掌静脉特征向量,最后通过求取特征向量的汉明距离衡量两个静脉图像的相似程度,计算识别率。结果显示,本文算法有效细化了纹理特征,对掌脉的识别准确率高于传统 LBP 算子^[13]及其他流行和典型方法。而且本文提出的具有一定稳健性的 NBP 算子通过与 Gabor 小波的结合,突破了 NBP 算子尺度方向单一的局限性,在 PolyU 和自建图库中识别率最高可分别达 99.7935% 和 99.3965%,识别时间都在 1 s 以内,具有广阔的应用前景。

2 图像纹理特征提取算法

2.1 Gabor 纹理特征提取

Gabor 滤波器的应用十分广泛,主要在图像处理、模式识别以及计算机视觉等领域中,也经常应用在纹理表示和描述中。Gabor 滤波器在频率域和空间域中对频率和方向的表示与人类视觉系统对其的表示特性极为相似。在空间域中,一个二维的 Gabor 滤波器是一个应用正弦平面波调制过的高斯核函数,即高斯核函数和正弦平面波的乘积。因为最优局部化的特性可以在频率域和空间域中同时获得,所以对应于空间频率(尺度)、空间位置及方向选择性的局部结构信息能够被很好地描述。在实际应用中,为了得到一组自相似的频率和方向不同的 Gabor 小波滤波器,可以对 Gabor 滤波器的频率和方向进行设定,从而可以提取出基于频域的不同尺度、不同方向上的相关特征。Gabor 小波滤波器的核函数^[14]定义为

$$g_{v,u}(x,y) = \frac{\|\mathbf{k}_{v,u}\|^2}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{k}_{v,u}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right] \times \left[\exp(i\mathbf{k}_{v,u}z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)\right], \quad (1)$$

式中 z 为图像像素空间坐标位置, $\mathbf{k}_{v,u}$ 为波向量,表达式为 $\mathbf{k}_{v,u} = k_v \exp(i\phi_u)$, 其中 $k_v = k_{\max}/f^v$ 定义了波向量的尺度, k_{\max} 表示滤波器组的最大采样频率, f 表示频率域的最大采样步长。可以定义符号 $\phi_u = \pi_u/n$ 来表示波向量的方向,滤波器组的总方向数用 n 表示。控制高斯窗口的宽度与波长的比值用 σ 表示。一组尺度和方向各异的 Gabor 小波滤波器组可以通过改变(1)式中的 u 与 v 值获得。考虑到过多的方向和尺度会大幅增加算法复杂度,取 $v = 0, 1, 2, 3, u = 0, 1, 2, 3$, 这样就可以在 4 尺度, 4 方向上进行滤波。

手掌静脉图像在各个尺度和方向上的 Gabor 特征可以通过将上述尺度和方向各异的 Gabor 小波滤波

器分别与手掌静脉图像作卷积运算获得。若手掌静脉图像灰度的空间分布用 $I(x, y)$ 表示, 则

$$O_{v,u}(x, y) = I(x, y) \cdot g_{v,u}(x, y), \quad (2)$$

式中 $O_{v,u}(x, y)$ 表示该图像经过尺度参数为 v , 方向参数为 u 的 Gabor 小波滤波器卷积后的特征。(2) 式中 $g_{v,u}(x, y)$ 为复数, 则卷积结果 $O_{v,u}(x, y)$ 也为复数。由于能量特征和相位特征都包含在 $O_{v,u}(x, y)$ 中, 而图像纹理用能量特征的代表效果较好, 因此表示为

$$R_{\text{GMF}_{v,u}}(x, y) = \sqrt{\text{Re} [O_{v,u}(x, y)]^2 + \text{Im} [O_{v,u}(x, y)]^2}, \quad (3)$$

利用(3)式提取 Gabor 幅值特征。

2.2 LBP 算法原理

LBP 算子^[13]是以某像素点为中心, 选取 P 作为采样点数, R 作为半径的局部邻域 (P, R) 。若取 $P=8$, $R=1$, 则 LBP 的编码过程如图 1 所示。整个过程描述为

$$E_{\text{LBPP}, R}(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{P-1} 2^i \times s(g_i - g_c), \quad (4)$$

$$s(g_i - g_c) = \begin{cases} 1, & g_i - g_c \geq 0 \\ 0, & g_i - g_c < 0 \end{cases}, \quad (5)$$

式中所选邻域中心像素点 c 的坐标用 x_c, y_c 表示, 中心像素点 c 的灰度值用 g_c 表示, 邻域各像素点灰度值用 g_i 表示, 邻域像素点位置用 i 表示。

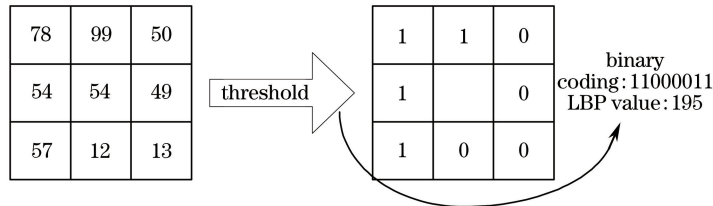


图 1 LBP 计算示例

Fig. 1 Example of LBP calculation

2.3 NBP 算法原理

传统 LBP 算法选择的阈值为中心像素灰度值, 这导致图像各近邻像素之间的关系被忽视, 对噪声的影响比较敏感, 存在一定局限性。而作为一种改进型的纹理描述方法, NBP 主要考虑的是各近邻像素之间的灰度大小关系。图 2 给出一个 3×3 窗口的 NBP 像素排列方法。

p_7	p_6	p_5
p_0		p_4
p_1	p_2	p_3

图 2 NBP 像素排列次序

Fig. 2 Pixel sequence of NBP

比较邻近灰度值大小, 从而编码形成二进制比特串, 表示为

$$s_i(p_{i+1} - p_i) = \begin{cases} 1, & p_{i+1} - p_i > 0 \\ 0, & p_{i+1} - p_i \leq 0 \end{cases}, \quad i = 0, 1, \dots, 6, \quad (6)$$

$$s_7(p_0 - p_7) = \begin{cases} 1, & p_0 - p_7 > 0 \\ 0, & p_0 - p_7 \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

将此二进制编码转换为十进制数, 得到的数值即是中心像素的 NBP 编码, 公式为

$$D_{\text{NBP}} = \sum_{i=0}^7 s_i \times 2^i. \quad (8)$$

NBP 的编码原理如图 3 所示。

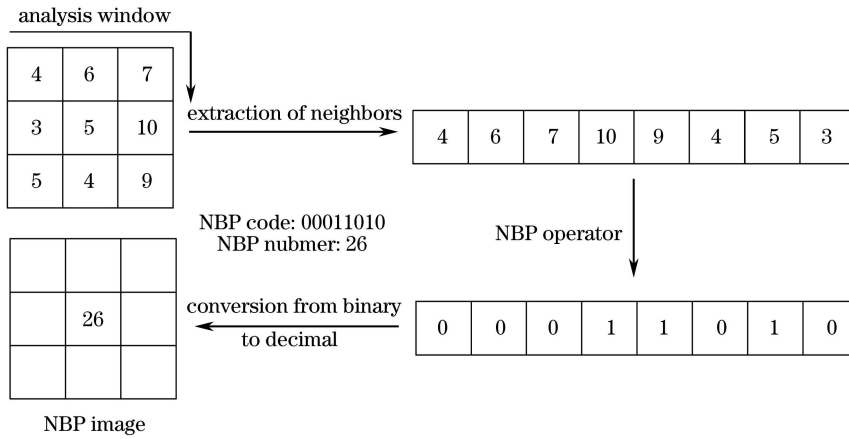


图3 NBP 编码原理

Fig. 3 Coding principle of NBP

3 基于 Gabor 小波和 NBP 算法的手掌静脉识别

为了对手掌静脉纹理特征进行匹配识别操作,首先对手掌静脉图像进行下采样,然后基于 Gabor 小波和 NBP 算子提取出手掌静脉图像表面的纹理特征数据,再根据特征数据进行类内类间匹配识别,计算识别率。

3.1 手掌静脉图像纹理特征数据提取流程

手掌静脉图像特征提取流程如图 4 所示。具体过程可描述为:

1) 对手掌静脉图像进行下采样预处理。

2) Gabor 滤波器组滤波。通过一组 Gabor 滤波器将手掌静脉图像在多尺度多方向上滤波,并获得滤波后各图像的幅值为

$$R_{GMF_{v,u}}(x,y) = |I(x,y) \cdot g_{v,u}(x,y)| \quad (9)$$

取 4 个尺度, $v \in \{0,1,2,3\}$, 4 个方向, $u \in \{0,1,2,3\}$, 共形成 16 个 Gabor 滤波器,得到 16 个 Gabor 幅值特征 R_{GMF} , 图 4 中用 $R_{GMF11} \sim R_{GMF44}$ 来表示。

3) 分别计算 4 个尺度下各方向幅值均值。即

$$R_{GSP1} = (R_{GMF11} + R_{GMF12} + R_{GMF13} + R_{GMF14})/4, \quad (10)$$

$$R_{GSP2} = (R_{GMF21} + R_{GMF22} + R_{GMF23} + R_{GMF24})/4, \quad (11)$$

$$R_{GSP3} = (R_{GMF31} + R_{GMF32} + R_{GMF33} + R_{GMF34})/4, \quad (12)$$

$$R_{GSP4} = (R_{GMF41} + R_{GMF42} + R_{GMF43} + R_{GMF44})/4. \quad (13)$$

得到 4 个图像 $R_{GSP1} \sim R_{GSP4}$ 。

4) 计算 GSPNBP 编码向量。首先对 $R_{GSP1} \sim R_{GSP4}$ 分别进行 NBP 编码,得到 4 个图像矩阵 $\mathbf{R}_{GSPNBP1} \sim \mathbf{R}_{GSPNBP4}$, 进一步形成 4 个行向量即 NBP 编码串,然后将这 4 个 NBP 编码串联起来,最后得到一个 GSPNBP 编码向量,如图 4 所示。

3.2 汉明距离匹配算法

在匹配阶段,计算出两幅手掌静脉图像特征向量 GSPNBP 编码之间的汉明距离。若两个 GSPNBP 编码分别为 $S_{GSPNBP1}$ 和 $S_{GSPNBP2}$, 其比特串形式为

$$S_{GSPNBP1} = x_1 x_2 \cdots x_N, \quad (14)$$

$$S_{GSPNBP2} = y_1 y_2 \cdots y_N, \quad (15)$$

式中 x, y 为 0 或 1。

则它们之间的汉明距离被定义为

$$R_{HD}(S_{GSPNBP1}, S_{GSPNBP2}) = \frac{\sum_{i=1}^N x_i \oplus y_i}{N}, \quad (16)$$

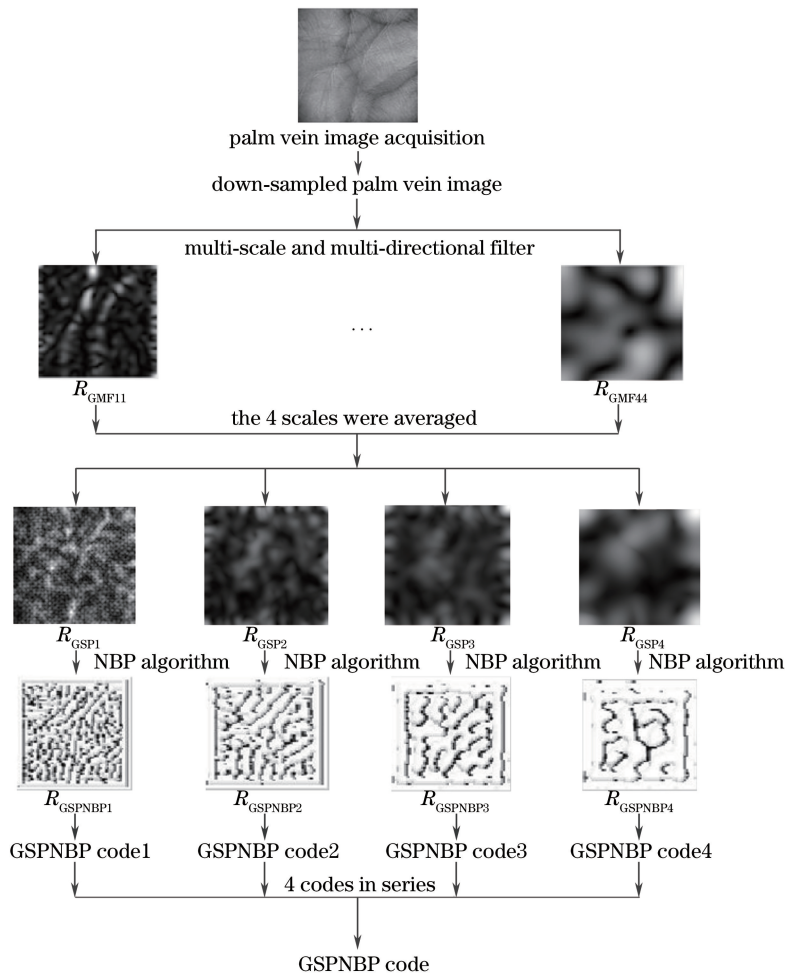


图 4 手掌静脉图像纹理特征提取流程图

Fig. 4 Flow chart of texture feature extraction of palm vein image

符号 \oplus 表示异或运算, N 为编码串长度。

两个掌脉图像的相似程度用 R_{HD} 来衡量, R_{HD} 的值分布在 0 和 1 之间, R_{HD} 值越大, 相似程度越低。反之 R_{HD} 值越小, 相似程度越高。 t 为设定的一个阈值, 当 R_{HD} 满足:

$$R_{HD} < t, \tag{17}$$

系统接受的掌脉图像被认为是同一个人, 否则系统拒绝的掌脉图像被认为不是同一个人。

4 实验与结果分析

整个系统流程如图 5 所示。

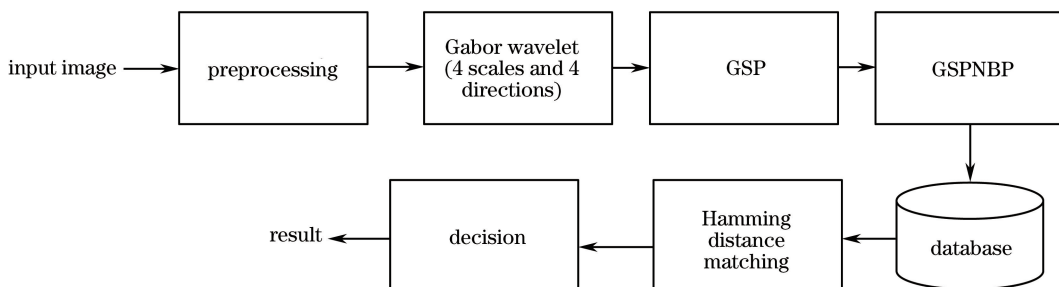


图 5 识别系统流程图

Fig. 5 Flow chart of the recognition system

4.1 评价指标与测试环境

根据类内类间匹配实验评来估算法^[15]。类内匹配指的是同一个人掌脉间匹配,类间匹配指的是不同人掌脉间匹配。通过计算类内类间汉明距离,给出匹配分布曲线,根据交点设定阈值 t ,按照式(17)给出掌脉分类结果。采用正确识别率(CRR)作为主要的评价指标^[16],计算公式为

$$W_{\text{CRR}} = \frac{V_c}{V_s} \times 100\%, \quad (18)$$

式中正确辨识结果的次数用 V_c 表示,辨识实验总次数用 V_s 表示。

本文算法的测试环境为安装了 Matlab 软件(版本号:2014b)的计算机,基本配置为主频为 2.4 GHz 的 Intel 酷睿四核心处理器 RAM 为 4 GB。

4.2 接触式标准图库

本文所使用的测试集是目前掌脉识别中最常用的香港理工大学(PolyU)建立的手部图像接触式标准图库。图库中不同波段的超光谱手部图像是在室内条件下使用接触式采集设备获取的^[17],用于掌脉识别的实验样本集选择 850 nm 波段 100 人,每人 5 张 ROI 图像,这是因为研究表明掌脉成像效果在此波长下为最优^[18]。图 6 给出了 PolyU 图库的示例。

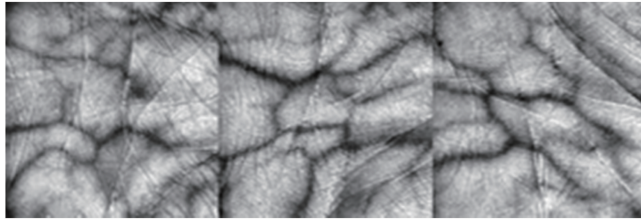


图 6 PolyU 图库示例

Fig. 6 Examples in PolyU database

表 1 给出了在 PolyU 图库上进行匹配实验的比对次数。

表 1 比对次数(PolyU 图库)

Table 1 Matching number (PolyU database)

Matching type	Matching number
Intra-class	1000
Inter-class	123750

图 7 给出了本文算法在 PolyU 图库上的类内类间匹配曲线。

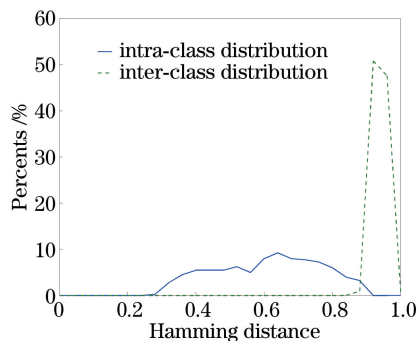


图 7 PolyU 图库上的匹配曲线

Fig. 7 Matching curves in PolyU database

表 2 给出了在 PolyU 图库上基于 Gabor 小波和 NBP 算法的手掌静脉识别方法和其他典型方法^[18]的 W_{CRR} 值对比。其中,2Dfisher 表示二维 fisher 线性判别分析。

表 2 本文算法和其他方法对比 W_{CRR} 值(PolyU 图库)Table 2 Comparison of W_{CRR} values of the proposed algorithm and other methods (PolyU database)

Algorithm	Gabor NBP	Gabor LBP	2Dfisher	PCA	2DPCA	LDA	LBP	NBP
$W_{CRR}/\%$	99.7935	99.1084	98.8322	95.2714	98.8019	95.9546	99.0128	99.2917

表 3 给出了在 PolyU 图库上基于 Gabor 小波和 NBP 算法的手掌静脉识别方法和其他典型方法的时间对比。

表 3 本文算法和其他方法执行时间对比(PolyU 图库)

Table 3 Comparison of execution time of proposed algorithm and other methods (PolyU database)

Algorithm	Gabor NBP	Gabor LBP	2Dfisher	PCA	2DPCA	LDA	LBP	NBP
Feature extraction time /s	0.9333	0.9027	0.1682	0.0921	0.1739	0.1111	0.1920	0.1573
Matching time /s	0.0104	0.0098	0.0058	0.0068	0.0089	0.0008	0.0037	0.0794
Total time /s	0.9437	0.9125	0.1740	0.0989	0.1828	0.1119	0.1957	0.2367

4.3 自建非接触图库

在室内环境下,将近红外发光二极管(LED)作为光源,波长选择为 850 nm。获取 50 个人每人 10 张全手静脉图像,并提取 ROI。图 8 给出了示例图像。

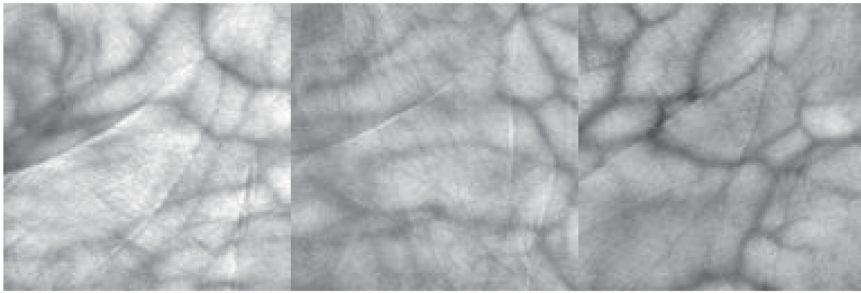


图 8 自建图库示例

Fig. 8 Examples in self-built database

表 4 给出了在自建非接触图库进行匹配实验的比对次数。

表 4 比对次数(自建图库)

Table 4 Matching number (self-built database)

Matching type	Matching number
Intra-class	2250
Inter-class	122500

图 9 给出了本文算法在自建非接触图库上的类内类间匹配曲线。

表 5 给出了在自建非接触图库上基于 Gabor 小波和 NBP 的手掌静脉识别方法和其他传统典型方法对比的 W_{CRR} 值。

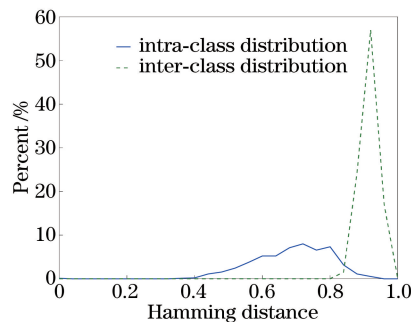


图 9 自建非接触图库的匹配曲线

Fig. 9 Matching curves in self-built non-contact database

表5 本文算法和其他方法对比 W_{CRR} 值(自建图库)Table 5 Comparison of W_{CRR} values of proposed algorithm and other methods (self-built database)

Algorithm	Gabor NBP	Gabor LBP	2Dfisher	PCA	2DPCA	LDA	LBP	NBP
$W_{\text{CRR}}/\%$	99.3965	98.9927	98.1251	94.6472	98.1025	95.4744	98.9268	99.1001

表6给出了在自建非接触图库上基于 Gabor 小波和 NBP 的手掌静脉识别方法和其他传统典型方法的时间比对。

表6 本文算法和其他方法执行时间比对(自建图库)

Table 6 Comparison of execution time of proposed algorithm and other methods (self-built database)

Algorithm	Gabor NBP	Gabor LBP	2Dfisher	PCA	2DPCA	LDA	LBP	NBP
Feature extraction time /s	0.9472	0.9029	0.2283	0.0975	0.1251	0.1769	0.1821	0.1793
Matching time /s	0.0112	0.0105	0.0093	0.0012	0.0094	0.0005	0.0126	0.0824
Total time /s	0.9584	0.9134	0.2376	0.0987	0.1345	0.1774	0.1947	0.2617

4.4 实验结果分析

结果显示本文算法有效细化了图像纹理特征,在香港理工大学接触式标准图库和自建非接触式图库上分别获得识别率可达 99.7935% 和 99.3965%, 高于 Gabor LBP 算子的识别率 99.1084% 和 98.9927%。这是因为多尺度多方向 Gabor 小波符合静脉血管走向视觉特性,能够很好地提取掌脉图像纹理特征,而且 NBP 算法主要对局部区域各邻近像素之间的灰度大小关系进行考察,阈值的位置具有一定自适应性,所以将 Gabor 小波和 NBP 结合起来能够取得良好的识别效果。传统 LBP 算法重点关注图像局部区域像素与中心像素之间的大小关系,用固定位置的区域中心作为阈值,并没有将周边像素之间的关系考虑在内,存在一定的局限性。

本文算法在特征提取阶段所用时间高于其他算法,这主要是由于 Gabor 小波自身的特点造成的,在提取 Gabor 多尺度多方向特征时产生较多运算,故耗时较多,但识别时间仍在 1 s 以内,因此本文算法仍然具有良好的有效性。

5 结 论

为了有效提取手掌静脉图像的纹理特征,并对其进行识别,提高其识别率,从纹理图像分析角度提出了联合 Gabor 小波和 NBP 算法的纹理特征提取方法。该方法以 NBP 运算为核心,通过对传统 LBP 的编码方式进行改进并结合 Gabor 小波的运算方法,使得该算法具有一定的稳健性,算法稳定性得到提升。实验结果验证了该文算法的优越性,获得的识别率最高可以分别达到 99.7935% 和 99.3965%,识别时间都在 1 s 以内,具有实际的应用前景。在下一步研究工作中将进一步考虑优化算法,降低特征向量编码长度等,有效提高算法运行速度,并尝试将 Gabor 小波与其他方法相结合。

参 考 文 献

- [1] Jain A K, Nandakumar K, Ross A. 50 years of biometric research: accomplishments, challenges, and opportunities [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 79: 80-105.
- [2] Peng Yanfei, Zhou Nan, Lin Sen. Improved SLTP feature extraction algorithm for palmprint recognition[J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(5): 179-184.
彭晏飞, 周南, 林森. 改进的 SLTP 方法在掌纹识别中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(5): 179-184.
- [3] Sun Donghui, Ju Xiuliang, Feng Dengchao, et al. Aggregated image face recognition based on FAST detector and SURF descriptor[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(1): 94-98.
孙东辉, 鞠秀亮, 冯登超, 等. 基于 FAST 检测器和 SURF 描述子的聚合图像人脸识别[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(1): 94-98.
- [4] He Zhenhong. Iris recognition algorithm based on feature weighting fast discrete Curvelet transform and fuzzy LS-SVM [J]. Telecommunication Science, 2016, 32(3): 92-98.
何振红. 基于特征加权 FDCT 和模糊最小二乘支持向量机的虹膜识别算法[J]. 电信科学, 2016, 32(3): 92-98.

- [5] Xu Tianyang, Hui Xiaowei, Lin Sen. A near infrared finger vein recognition approach based on wavelet gray scale surface matching[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(4): 041005.
徐天扬, 惠晓威, 林森. 基于小波灰度曲面的近红外手指静脉识别方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(4): 041005.
- [6] Jia Xu, Sun Fuming, Cao Yudong, *et al.* Dorsal hand vein recognition algorithm based on effective dimensional feature [J]. *Computer Science*, 2016, 43(1): 315-318.
贾旭, 孙福明, 曹玉东, 等. 基于有效维度特征的手背静脉识别算法[J]. *计算机科学*, 2016, 43(1): 315-318.
- [7] Lin Jianmin, Feng Gui. Palm vein recognition method based on single sample [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2015, 51(2): 181-184.
林建民, 冯桂. 基于单样本的手掌静脉识别方法[J]. *计算机工程与应用*, 2015, 51(2): 181-184.
- [8] Peng Jialiang. Research on key issues of multi-modal biometric verification based on finger [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014: 78-93.
彭加亮. 基于手指多模态生物特征的身份认证关键问题研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014: 78-93.
- [9] Mirmohamadsadeghi L, Drygajlo A. Palm vein recognition with local texture patterns[J]. *IET Biometrics*, 2014, 3(4): 198-206.
- [10] Fischer M, Rybnicek M, Tjoa S. A novel palm vein recognition approach based on enhanced local gabor binary patterns histogram sequence[C]. *Proceedings of the 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, 2012: 429-432.
- [11] Hu Haifeng, Chen Suting. Recognition of work piece surface roughness based on Gabor wavelet and improved LBP[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2014, 19(11): 1623-1629.
胡海锋, 陈苏婷. Gabor小波和改进LBP的零件表面粗糙度识别[J]. *中国图象图形学报*, 2014, 19(11): 1623-1629.
- [12] Hamouchene I, Aouat S. A cognitive approach for texture analysis using neighbors-based binary patterns [C]. *Proceedings of the IEEE 13th International Conference on Cognitive Informatics & Cognitive Computing*, 2014: 94-99.
- [13] Nanni L, Lumini A, Brahnam S. Survey on LBP based texture descriptors for image classification[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(3): 3634-3641.
- [14] Ye Zhen, Bai Lin, Nian Yongjian. Hyperspectral image classification algorithm based on gabor feature and locality-preserving dimensionality reduction[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(10): 1028003.
叶珍, 白麟, 粘永健. 基于Gabor特征与局部保护降维的高光谱图像分类算法[J]. *光学学报*, 2016, 36(10): 1028003.
- [15] Wu Wei, Yuan Weiqi, Lin Sen, *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.
- [16] Cao J, Shi W, Salim A, *et al.* MyPalmVein: A palm vein-based low-cost mobile identification system for wide age range[C]. *Proceedings of International Conference on E-Health Networking, Application & Services*, 2015: 324-325.
- [17] Guo Z, Zhang D, Zhang L, *et al.* Feature band selection for online multispectral palmprint recognition[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2012, 7(3): 1094-1099.
- [18] Wu Wei, Yuan Weiqi, Lin Sen, *et al.* Selection of typical wavelength for palm vein recognition[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 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*, 2013, 32(12): 1211002.