

基于融合像素点Gabor-Tetrolet的指关节纹识别

林森, 王媛

引用本文:

林森, 王媛. 基于融合像素点Gabor-Tetrolet的指关节纹识别[J]. 液晶与显示, 2021, 36(9): 1314-1322.

LIN Sen, WANG Yuan. Finger-knuckle-print recognition based on fused pixels Gabor-Tetrolet[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(9): 1314-1322.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2021-0015>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种指纹奇异点区域图像增强算法

Fingerprint singularity region image enhancement algorithm

液晶与显示. 2018, 33(9): 801-807 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183309.0801>

基于改进Hough变换的指针式仪表识别方法

Pointer meter recognition method based on improved Hough transform

液晶与显示. 2021, 36(8): 1196-1203 <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0179>

基于Gabor和灰度共生矩阵混合特征叶片泵装配质量检测

Vane pump assembly quality detection based on gabor and gray level co-occurrence matrix hybrid characteristics

液晶与显示. 2018, 33(11): 936-942 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183311.0936>

基于特征域聚类下Radon变换的火车票图像方向检测算法研究

Direction detection algorithm of train ticket images based on Radon transform with feature area clustering

液晶与显示. 2018, 33(12): 1033-1039 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183312.1033>

基于连通性检测的图像椒盐噪声滤波算法

Salt and pepper noise filtering algorithm based on connectivity detection

液晶与显示. 2020, 35(2): 167-172 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203502.0167>

文章编号:1007-2780(2021)09-1314-09

基于融合像素点 Gabor-Tetrolet 的指关节纹识别

林 森^{1*}, 王 媛²

- (1. 沈阳理工大学 自动化与电气工程学院, 辽宁 沈阳 110159;
2. 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:为了提取指关节纹图像的纹理特征并进一步提高其识别精度,提出一种基于改进 Gabor 小波和 Tetrolet 的指关节纹识别方法。首先,利用某点邻域像素的融合幅值特征代表该点的 Gabor 幅值特征,增强每个像素点之间的局部关联性;其次,将滤波后的指关节纹特征图像经过具有高稀疏性的 Tetrolet 变换以获取图像的最优稀疏表示;最后,利用带限相位相关(Band-Limited Phase-Only Correlation, BLPOC)算法提取指关节纹图像的互功率谱进行匹配。在 PolyU-FK、PolyU-CFK、IITD 图库得到的识别准确率分别为 99.1300%, 98.8324%, 98.7937%, 最低等误率为 1.4601%, 最短识别时间为 0.043 2 s。本文方法能够提高识别系统的性能,具有可行性和有效性。

关键词:模式识别;指关节纹识别;融合像素点;Gabor-Tetrolet;带限相位相关

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2021-0015

Finger-knuckle-print recognition based on fused pixels Gabor-Tetrolet

LIN Sen^{1*}, WANG Yuan²

- (1. College of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China;
2. College of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: In order to extract the texture features of finger-knuckle-print image and improve its recognition accuracy, a new method of finger-knuckle-print recognition based on improved Gabor wavelet and tetrolet is proposed. Firstly, the fused amplitude features of the neighboring pixels are used to represent the Gabor amplitude features of the point to enhance the local correlation between each pixel. Secondly, the filtered fingerprint feature image is transformed by tetrolet with high sparsity to obtain the optimal sparse representation of the image. Finally, band limited phase-only correlation is used to extract the cross power spectra of finger-knuckle-print image for matching. The correct recognition rate of PolyU-FK, PolyU-CFK and IITD database are 99.1300%, 98.8324% and 98.7937%, respectively. The lowest equal error rate is 1.4601%, and the shortest recognition time is 0.043 2 s. The

收稿日期:2021-01-14; **修订日期:**2021-02-06.

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);沈阳理工大学引进高层次人才科研支持计划(No.1010147000915)

Supported by National Key Research and Development Program (No. 2018YFB1403303); Scientific Research Fund of Liaoning Provincial Education Department (No. LJ2019JL022); Research Program for Introduced High Level Talents in Shenyang Ligong University (No.1010147000915)

* 通信联系人, E-mail: lin_sen6@126.com

method proposed in this paper can improve the performance of the recognition system, and is feasible and effective.

Key words: pattern recognition; finger-knuckle-print recognition; fused pixels; Gabor-Tetrolet; band-limited phase-only correlation

1 引言

随着社会信息化程度的不断发展,信息安全对人类生活的影响愈发深入,如何准确识别一个人的身份,已成为模式识别领域的关注焦点。指关节纹识别是一种比较新颖的身份认证方式。与人脸识别^[1-2]相比,指关节纹识别不受表情变化^[3]等外部因素影响,其特征稳定性强;与指纹识别^[4]相比,采集指关节纹特征的环境具有非侵犯性;与掌纹识别^[5]相比,指关节纹接触刚性物体少且特征不易被磨损;与指静脉识别^[6]相比,指关节纹的采集设备更简易。因此,指关节纹逐渐成为生物特征识别技术研究中的前沿热点,具有广阔的发展空间^[7]。

目前,基于指关节纹图像的身份识别方法一般分为以下几类:

(1)基于结构特征的方法。这种方法提取指关节纹的空间结构特征进行匹配识别。如文献[8]利用细节点特征对指关节纹图像进行恢复和匹配,有效地利用细节质量来提高指关节模式匹配的性能,但点特征数量较多,导致算法复杂度上升,线特征提取复杂,识别能力有限。

(2)基于子空间学习的方法。这种方法将指关节纹图像通过投影或变换,转化为低维向量或矩阵,并对指关节纹进行匹配识别。如文献[9]利用复数局部保持投影(Complex Locality Preserving Projections, CLPP)来提取指关节纹图像的低维特征,并利用正交复局部保持投影(Orthogonal Complex Locality Preserving Projections, OCLPP)的方法消除特征之间的冗余信息,但该方法受光照、噪声等外部信息影响较大,应用范围相对有限。

(3)基于深度学习的方法。这种方法用指关节纹图片训练卷积神经网络模型,并对图像进行分类、匹配。如文献[10]通过主成分分析网络(PCANet)提取指关节纹特征,采用线性多类支持向量机方法进行分类,建立分数级融合的多模

态生物识别系统,该方法可取得较好分类效果,但目前指关节纹样本量较小,难以支撑卷积神经网络从参数随机初始化开始训练。

(4)基于纹理特征的方法。这种方法通过提取指关节纹的纹理特征参数对指关节纹进行分析。如文献[11]将 Log-Gabor 滤波器应用于不同的灰度图像,以此来减小特征向量的维数达到缩短计算时间的效果。纹理分析方法可以较好地描述指关节纹特征,符合指关节纹识别特性。因此,基于纹理特征的方法适用于指关节纹的识别。

综合分析,本文利用指关节纹纹理信息丰富的特点,提出一种基于改进 Gabor-Tetrolet 的指关节纹特征提取方法,利用某点邻域内的融合幅值特征代表该中心像素点的幅值特征,增强像素点之间的关联性。综合运用具有方向选择性的 Gabor 小波滤波器和能够较好表达图像高维纹理特征的 Tetrolet 变换算法,获取图像的最优稀疏表示。根据指关节纹图像的互功率谱计算识别准确率。结果显示,所提方法准确性和鲁棒性较好,在指关节纹识别领域具有优势。

2 相关原理

2.1 改进的 Gabor 小波变换

指关节纹纹理的方向特征明显,而 Gabor 小波变换能够很好地提取图像的局部空间信息,并且符合人类的视觉特性,故选取 Gabor 小波变换提取指关节纹的局部细微变化^[12]。输入指关节纹图像,与 Gabor 核函数做卷积运算:

$$F_{u,v}(z) = I(z) * G_{u,v}(z), \quad (1)$$

其中: z 为指关节纹图像的像素点坐标, $F_{u,v}(z)$ 为所得特征图像, u 、 v 分别代表 Gabor 核的方向和尺度, $G_{u,v}(z)$ 为二维 Gabor 小波核函数^[13],如式(2)所示:

$$G_{u,v}(z) = \frac{k_{u,v}^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k_{u,v}^2}{2\sigma^2}\right) \times \left[\exp(ik_{u,v}z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right], \quad (2)$$

Gabor 核函数的实部与虚部响应表达式如式(3)、(4)所示:

$$\operatorname{Re}(G_{u,v}(z)) = \frac{k_{u,v}^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k_{u,v}^2}{2\sigma^2}\right) \times \left[\cos(k_{u,v}z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right], \quad (3)$$

$$\operatorname{Im}(G_{u,v}(z)) = \frac{k_{u,v}^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k_{u,v}^2}{2\sigma^2}\right) [\sin(k_{u,v}z)], \quad (4)$$

其中: $k_{u,v} = \begin{pmatrix} k_v \cos \varphi_u \\ k_v \sin \varphi_u \end{pmatrix}$ 是滤波器的中心频率,

$$k_v = 2^{\frac{v+2}{2}\pi}, \varphi_u = u \frac{\pi}{k}, u = 0, 1, 2, \dots, 7, v = 0, 1,$$

2, 3, 4, $\sigma = 2\pi$, k 是方向的总数目, 图像的幅值特征表示为:

$$M_{u,v}(z) = \sqrt{(\operatorname{Re}(F_{u,v}(z)))^2 + (\operatorname{Im}(F_{u,v}(z)))^2}, \quad (5)$$

其中: $\operatorname{Re}(F_{u,v}(z))$ 为 Gabor 特征 $F_{u,v}(z)$ 的实部, $\operatorname{Im}(F_{u,v}(z))$ 为 $F_{u,v}(z)$ 的虚部。

传统的 Gabor 小波变换在获取像素点的幅值特征时, 忽略了像素点之间的关联性, 导致每个像素点的幅值特征相互独立, 不能较好地提取指关节纹的图像特征。作为一种改进的 Gabor 小波变换, 本文提出融合每个点的邻域像素作为该点的幅值特征, 构成相互之间具有紧密关联性的新幅值特征。像素点 z_0 及其 3×3 邻域内像素分布如图 1 所示。

z_1	z_2	z_3
z_4	z_0	z_5
z_6	z_7	z_8

图 1 z_0 邻域像素点分布

Fig.1 Neighborhood distribution of pixels z_0

首先计算像素点 z_0 周围 3×3 邻域内幅值特征的均值, 并求取邻域内 8 个像素点的均值; 其次, 将求得的均值特征与 z_0 的幅值特征相加取平均, 作为 z_0 最终的幅值特征, 计算公式如下:

$$M'_{u,v}(z_0) = \frac{\sum_{i=1}^8 M_{u,v}(z_i)}{8} + M_{u,v}(z_0) \quad (6)$$

$M'_{u,v}(z_0)$ 即为融合像素点后所得的新幅值特

征。其中, z_i 为 z_0 周围 3×3 邻域内的像素点, $i = 1, \dots, 8$, $M_{u,v}(z_0)$ 为 z_0 的幅值特征。

计算经融合像素点变换后的某点特征值时, 为直观显示计算结果, 假设任一点 z_0 及其周围邻域像素点经原始 Gabor 小波变换后的幅值特征分布如图 2(a) 所示。由式(6)计算出 z_0 的幅值特征为 1.187 5, 变换后的 z_0 点幅值特征如图 2(b) 所示。经过融合像素点变换后, 得到包含周围邻域像素点信息的幅值特征, 增强了该点与周围邻域像素点的关联性, 便于经过下一步的 Tetrolet 稀疏变换。

(a)

3	2	1
2	1	0
2	1	0

Fused pixels →

(b)

3	2	1
2	1.18 75	0
2	1	0

图 2 像素点特征值。(a) 变化前的特征值分布; (b) 变化后的特征值分布。

Fig.2 Pixel eigenvalue. (a) Distribution of eigenvalues before change; (b) Distribution of eigenvalues after change.

2.2 Tetrolet 变换

Tetrolet 变换是一种新的自适应 Haar 小波变换, 对指关节纹的高维特征有较好的稀疏表示效果^[14]。该变换将指关节纹图像分块, 并对每个图像块进行拼版划分。通过对划分好的区域进行 Haar 小波变换获取图像的稀疏表示。具体变换步骤如下:

Step1: 将输入的指关节纹图像分解成 N 个 4×4 大小的图像块 $Q_{i,j}$, $i, j = 0, \dots, N/4^J - 1$, $J \in \mathbb{Z}$ 。

Step2: 对图像块进行 Tetrolet 分解, 获取 Tetrolet 排列 $I_s^{(c)}$, $c = 1, 2, 3, \dots, 117$, $s = 0, 1, 2, 3$, 得到低通子带 $a^{r,(c)}$ 和高通子带 $w_l^{r,(c)}$ 为:

$$a^{r,(c)}[s] = \sum_{(m,n) \in I_s^{(c)}} \epsilon[0, L(m,n)] a^{r-1}[m,n], \quad (7)$$

$$w_l^{r,(c)}[s] = \sum_{(m,n) \in I_s^{(c)}} \epsilon[l, L(m,n)] a^{r-1}[m,n], \quad (8)$$

其中: $r = J - 1$, $l = 1, 2, 3$, (m,n) 为 $I_s^{(c)}$ 的索引对, L 是 $I_s^{(c)}$ 4 个索引对到集合 $I_s^{(c)} \{0, 1, 2, 3\}$ 的双射映射, $\epsilon[0, L(m,n)]$ 、 $\epsilon[l, L(m,n)]$ 为

Haar 小波变换矩阵中的元素^[14]。

Step3:根据式(9)选出最佳排列方式:

$$c^* = \underset{c}{\operatorname{argmin}} \sum_{l=1}^3 \|w_l^{r,(c)}\|_1 = \underset{c}{\operatorname{argmin}} \sum_{l=1}^3 \sum_{s=0}^3 |w_l^{r,(c)}[s]|, \quad (9)$$

其中: c^* 为最佳排列方式, argmin 为取最小值操作。每个图像块 $Q_{i,j}$ 中具有最佳排列方式的子带为:

$$[a^{r,(c^*)}, w_1^{r,(c^*)}, w_2^{r,(c^*)}, w_3^{r,(c^*)}] \quad (10)$$

Step4:通过变换矩阵 $\mathbf{R}$ 将 $a^{r,(c^*)}$ 和 $w_l^{r,(c^*)}$ 重新排列,排列后的低通子带 $a^r|_{Q_{i,j}}$ 、高通子带 $w_l^r|_{Q_{i,j}}$ 为:

$$a^r|_{Q_{i,j}} = \mathbf{R}[a^{r,(c^*)}] = \begin{pmatrix} a^{r,(c^*)}[0] & a^{r,(c^*)}[2] \\ a^{r,(c^*)}[1] & a^{r,(c^*)}[3] \end{pmatrix}, \quad (11)$$

$$w_l^r|_{Q_{i,j}} = \mathbf{R}[w_l^{r,(c^*)}] = \begin{pmatrix} w_l^{r,(c^*)}[0] & w_l^{r,(c^*)}[2] \\ w_l^{r,(c^*)}[1] & w_l^{r,(c^*)}[3] \end{pmatrix}. \quad (12)$$

Step5:存储重排后的低通子带和高通子带,并进行下一级变换。分解结束后,得到原图像的最优稀疏表示图像。

2.3 带限相位相关

匹配时,采用计算量少、识别精度高的带限相位相关算法进行图像特征之间相似性的度量^[15],设两个指关节纹图像 $c(m,n)$ 和 $d(m,n)$,大小为 $M \times N$, $C(u,v)$ 和 $D(u,v)$ 表示两幅图像的 2D DFT:

$$C(u,v) = \sum_{m=-M_0}^{M_0} \sum_{n=-N_0}^{N_0} c(m,n) e^{-j2\pi(\frac{mu}{M} + \frac{nv}{N})} = A_C(u,v) e^{j\varphi_C(u,v)}, \quad (13)$$

$$D(u,v) = \sum_{m=-M_0}^{M_0} \sum_{n=-N_0}^{N_0} d(m,n) e^{-j2\pi(\frac{mu}{M} + \frac{nv}{N})} = A_D(u,v) e^{j\varphi_D(u,v)}, \quad (14)$$

其中: $m = -M_0, \dots, M_0$, $n = -N_0, \dots, N_0$ ($M_0, N_0 > 0$), $M=2M_0+1$, $N=2N_0+1$, $u = -M_0, \dots, M_0$, $v = -N_0, \dots, N_0$, $A_C(u,v)$ 和 $A_D(u,v)$ 是振幅分量, $\varphi_C(u,v)$ 和 $\varphi_D(u,v)$ 是相位分量, $D(u,v)$ 和 $C(u,v)$ 之间的交叉相位光谱 $R_{DC}(u,v)$ 为:

$$R_{DC}(u,v) = \frac{D(u,v)C^*(u,v)}{|D(u,v)C^*(u,v)|} = \frac{e^{j\{\varphi_D(u,v) - \varphi_C(u,v)\}}}{1}. \quad (15)$$

设指关节纹纹理的固有频带范围是 $u =$

$-U_0, \dots, U_0$ 和 $v = -V_0, \dots, V_0$, 其中 $0 \leq U_0 \leq M_0$, $0 \leq V_0 \leq N_0$ 。因此,有效光谱尺寸为 $L_1 = 2U_0 + 1$ 和 $L_2 = 2V_0 + 1$ 。BLPOC 函数为:

$$p_{dc}^{U_0 V_0}(m,n) = \frac{1}{L_1 L_2} \times \sum_{u=-U_0}^{U_0} \sum_{v=-V_0}^{V_0} R_{DC}(u,v) e^{j2\pi(\frac{mu}{L_1} + \frac{nv}{L_2})}, \quad (16)$$

其中: $m = -U_0, \dots, U_0$ 和 $n = -V_0, \dots, V_0$ 。利用指关节纹图像的带限相位相关函数互功率谱作为相似性的度量。

3 改进 Gabor-Tetrolet 的指关节纹识别

本文提出基于融合像素点信息的改进型 Gabor-Tetrolet 指关节纹识别方法。首先,将指关节纹图像与融合像素点的 5 尺度 8 方向 Gabor 小波滤波器进行卷积运算,得到包含邻域像素点信息的幅值特征,该幅值特征与周围像素点具有关联性,提升了特征提取的准确性;其次,将所得的多特征经 Tetrolet 变换获取具有高稀疏性的特征图像;最后根据带限相位相关算法处理之后的互功率谱图像进行识别率的计算。识别流程图如图 3 所示。

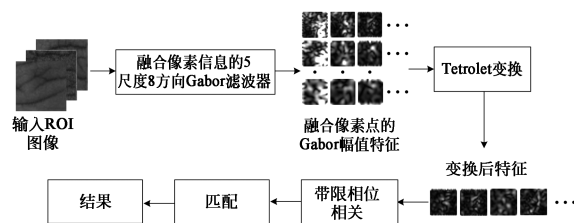


图3 改进型 Gabor-Tetrolet 指关节纹识别流程图

Fig. 3 Flow chart of improved Gabor-Tetrolet finger-knuckle-print recognition

改进的 Gabor-Tetrolet 特征提取算法伪代码如下:

- 1 第一个像素点 z_0 的坐标;
- 2 for $i \leftarrow 1$ to $m \times n$;
- 3 $F_{u,v}(z) \leftarrow I(z) * G_{u,v}(z)$;
- 4 $M_{u,v}(z) \leftarrow \sqrt{(\operatorname{Re}(F_{u,v}(z)))^2 + (\operatorname{Im}(F_{u,v}(z)))^2}$;
- 5 for $j \leftarrow 1$ to 8;
- 6 $M'_{u,v}(z_0) \leftarrow \frac{\sum_{i=1}^8 M_{u,v}(z_i)}{8} + M_{u,v}(z_0)$;

7 end for; //计算每个像素点的幅值特征

8 for $J \leftarrow 1$ to 2;

9 $a_{|Q_{i,j}}^{J-1} \leftarrow R[a^{J-1, (c^*)}]$;

10 $w_{|Q_{i,j}}^{J-1} \leftarrow R[w^{J-1, (c^*)}]$;

11 $a^{r-1} \leftarrow \begin{pmatrix} a^r & w_2^r \\ w_1^r & w_3^r \end{pmatrix}$;

12 end for; //存储 2 层 Tetrolet 变换后的低通图像特征。

4 实验结果及分析

4.1 评价指标及实验环境

实验评价指标为识别率、识别时间及等误率。识别率计算公式如下：

$$W_{CRR} = \frac{V_C}{V_S} \times 100\%, \quad (17)$$

其中: W_{CRR} 代表识别率, V_C 为正确识别的样本个数, V_S 为被测试样本总数。 W_{CRR} 值越大表明所求识别率越高, 识别效果越好; 反之, 方法的性能较差。 W_{FRR} 为错误拒绝率, W_{FAR} 为错误接受率, 等误率(Equal error rate, EER)为 W_{FRR} 与 W_{FAR} 的交点, 根据交点设定阈值, 当两幅图像之间的距离小于该阈值时判定为匹配。 W_{EER} 的值越小代表方法性能越好。 W_{FRR} 和 W_{FAR} 的计算公式为:

$$W_{FRR} = \frac{V_{NFR}}{V_{NEA}} \times 100\%, \quad (18)$$

$$W_{FAR} = \frac{V_{NFA}}{V_{NIA}} \times 100\%, \quad (19)$$

其中: V_{NFR} 为错误拒绝次数, V_{NEA} 为类内测试总次数, V_{NFA} 为错误接受次数, V_{NIA} 为类间测试总次数。

实验环境: CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-7300HQ CPU @ 2.50 GHz; 内存为 12.00 GB; Windows10, 64 位操作系统。实验采用标准指关节纹数据集包括香港理工大学接触式 (PolyU-FK)^[16]、非接触式图库 (PolyU-CFK)^[17], 印度理工学院图库 (IITD)^[18] 及 3 个噪声图库作样本, 图库示例如图 4、5、6 所示。

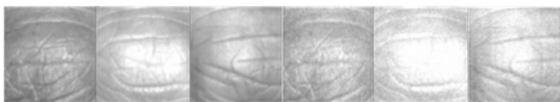


图 4 PolyU-FK 及其噪声图库

Fig.4 PolyU-FK and noise database

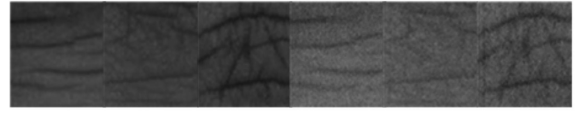


图 5 IITD 及其噪声图库

Fig.5 IITD and noise database

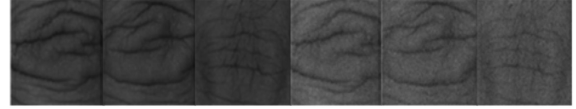


图 6 PolyU-CFK 及其噪声图库

Fig.6 PolyU-CFK and noise database

4.2 各数据库上实验结果及分析

4.2.1 香港理工大学接触式图库实验

在 PolyU-FK 图库中选取前 100 个志愿者, 每人 6 张指关节纹图像, 图像噪声选用高斯噪

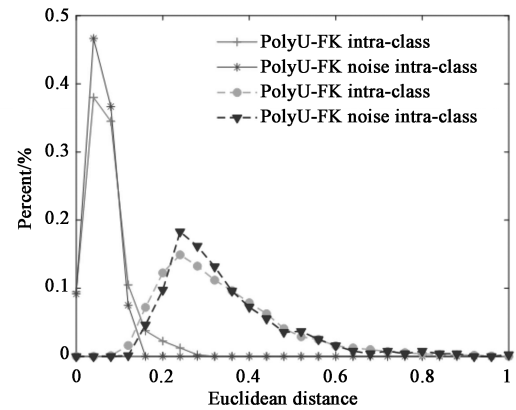


图 7 PolyU-FK 及噪声图库的匹配曲线

Fig.7 Matching curves of PolyU-FK and noise database

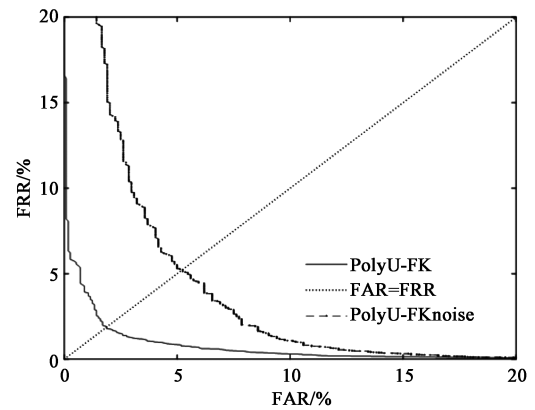


图 8 PolyU-FK 及噪声图库的 ROC 曲线

Fig.8 ROC curves of PolyU-FK and noise database

声,以测试方法的抗噪性能。获取等误率的实验中进行类内匹配 3 000 次,类间匹配 359 400 次,所得类内类间匹配曲线及受试者工作特征曲线(Receiver Operating Characteristic, ROC)如图 7、8 所示。观察类内类间匹配曲线可以看出,该方法可较好区分类内类间距离,在原图库及噪声图库所得 EER 分别为 1.8236% 和 5.0621%。

为检验所提算法的有效性,与其他方法进行对比,识别率、识别时间对比如表 1、2 所示。

表 1 识别率与识别时间(PolyU-FK 原图库)

Tab.1 Recognition rate and matching time (PolyU-FK original database)

方法	识别率/%	时间/s
Gabor+LDA	96.872 1	0.145 2
PCA	94.456 4	0.098 7
2DPCA	98.102 5	0.134 5
NTES	98.039 2	0.049 7
Gabor-LBP	98.273 1	0.342 8
VGG19	86.710 0	—
ResNet50	91.450 0	—
本文方法	99.130 0	0.088 8

表 2 识别率与识别时间(PolyU-FK 噪声图库)

Tab.2 Recognition rate and matching time (PolyU-FK noise database)

方法	识别率/%	时间/s
Gabor+LDA	94.270 5	0.152 9
PCA	93.216 7	0.102 4
2DPCA	96.285 1	0.167 2
NTES	97.732 8	0.052 6
Gabor-LBP	96.347 2	0.562 1
VGG19	82.090 0	—
ResNet50	90.830 0	—
本文方法	98.032 7	0.132 1

其中表 1 为在 PolyU-FK 原图库中的结果对比,表 2 为在 PolyU-FK 噪声图库中的结果对比。对比方法包括 Gabor+线性判别分析法(Gabor+Linear Discriminant Analysis, Gabor+LDA)、主

成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)、二维主成分分析法(Two-Dimensional Principal Component Analysis, 2DPCA)、基于 NSST 和 Tetrolet 的能量曲面方法(NSST and Tetrolet Energy Surface, NTES)、Gabor-局部二值模式(Gabor-Local Binary Patterns, Gabor-LBP)、基于 VGG19、ResNet50 网络模型的方法。

4.2.2 印度理工学院图库实验

IITD 指关节纹图库包含 158 个人,每人 5 张指关节纹图像,实验共进行类内匹配 3 160 次,类间匹配 623 310 次,所得类内类间匹配曲线及 ROC 曲线如图 9、10 所示。

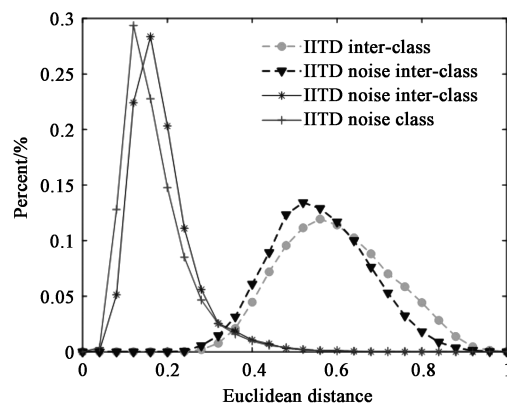


图 9 IITD 及噪声图库的匹配曲线

Fig.9 Matching curves of IITD and noise database

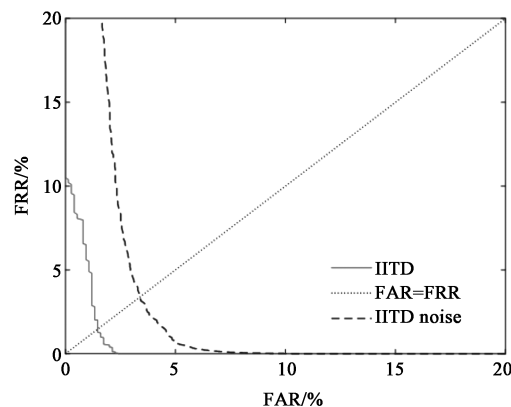


图 10 IITD 及噪声图库的 ROC 曲线

Fig.10 ROC curves of IITD and noise database

观察匹配曲线可以看出该方法有效区分类内类间距离,在原图库及噪声图库求得 EER 分别为 1.4601% 和 3.5731%。

表 3、表 4 为与其他方法在 IITD 图库及其噪

声图库上的正确识别率及识别时间。

表 3 识别率与识别时间(IITD 原图库)

Tab.3 Recognition rate and matching time (IITD original database)

方法	识别率/%	时间/s
Gabor+LDA	96.952 3	0.152 3
PCA	94.032 3	0.084 5
2DPCA	97.025 6	0.156 2
NTES	98.015 8	0.055 2
Gabor-LBP	97.752 3	0.223 8
VGG1 9	93.564 4	—
ResNet50	94.554 5	—
本文方法	98.793 7	0.088 8

表 4 识别率与识别时间(IITD 噪声图库)

Tab.4 Recognition rate and matching time (IITD noise database)

方法	识别率/%	时间/s
Gabor+LDA	94.375 2	0.172 3
PCA	93.508 7	0.108 1
2DPCA	95.316 4	0.164 2
NTES	97.132 8	0.067 2
Gabor-LBP	96.245 8	0.363 3
VGG19	91.170 9	—
ResNet50	92.626 6	—
本文方法	98.013 2	0.076 8

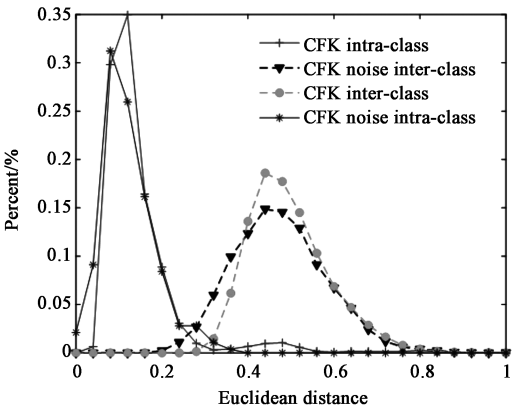


图 11 PolyU-CFK 及噪声图库的匹配曲线

Fig.11 Matching curves of PolyU-CFK and noise database

4.2.3 香港理工大学非接触式图库实验

在 PolyU-CFK 指关节纹图库中进行类内匹配 2 000 次,类间匹配 249 500 次,所得类内类间匹配曲线及 ROC 曲线如图 11、12 所示。

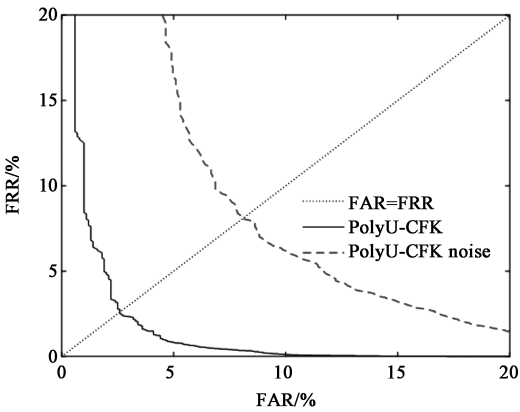


图 12 PolyU-CFK 及噪声图库的 ROC 曲线

Fig.12 ROC curves of PolyU-CFK and noise database

实验表明,在原图库及噪声图库所得 EER 分别为 2.4169%和 7.3124%。该方法与其他方法在 PolyU-CFK 原图库和噪声图库中的正确识别率及识别时间如表 5、表 6 所示。

表 5 识别率与识别时间(PolyU-CFK 原图库)

Tab.5 Recognition rate and matching time (PolyU-CFK original database)

方法	识别率/%	时间/s
Gabor+LDA	97.235 6	0.192 5
PCA	93.251 7	0.112 5
2DPCA	97.332 1	0.172 8
NTES	98.002 7	0.057 2
Gabor-LBP	98.352 9	0.175 1
VGG19	96.330 0	—
ResNet50	98.330 6	—
本文方法	98.832 4	0.132 4

表 6 识别率与识别时间(PolyU-CFK 噪声图库)

Tab.6 Recognition rate and matching time (PolyU-CFK noise database)

方法	识别率/%	时间/s
Gabor+LDA	95.952 5	0.203 2
PCA	92.573 2	0.132 4

续 表

方法	识别率/%	时间/s
2DPCA	96.270 8	0.190 7
NTES	97.163 1	0.062 5
Gabor-LBP	97.752 4	0.263 1
VGG19	93.465 6	—
ResNet50	96.931 2	—
本文方法	97.827 5	0.197 5

4.2.4 实验分析

通过以上实验可得,本文方法在原图库及噪声图库中的识别率最高分别可达 99.1300% 和 98.0327%,识别时间最短分别为 0.043 2 s 和 0.076 8 s,等误率最低分别为 1.4601% 和 3.5731%,相较于其他传统方法,所提方法在识别精确度方面明显提升且识别时间较快。

其中,PCA、2DPCA 等方法由于进行降维等操作,在特征提取时占用时间较长;Gabor + LDA、Gabor-LBP 等方法忽略了各邻近像素之间的关联性,导致识别准确性不理想,而 Gabor-Tetrolet 变换综合运用具有方向选择性的 Gabor 小波滤波器和 Tetrolet 变换算法,根据指关节纹图像的互功率谱进行匹配,识别效率优于 Gabor + LDA/LBP 方法;NTES 虽然具有最短识别时间,但在进行图像的去噪及稀疏处理时,图像边缘不能够完全被表示,因此识别率的提高相对有限;标准卷积神经网络(CNN)框架下的 VGG19 网络结

构为 5 个卷积组、5 个最大池化层、3 个全连接层和 1 个 soft-max 层,基于 VGG19、ResNet50 等网络的识别方法由于对指关节纹的特征提取不充分以及计算参数量较大的问题,导致在分类效果方面不具优势。而利用融合像素点的方法,可以获取更为准确的指关节纹图像特征,并将滤波后的指关节纹图像特征经过具有高稀疏性的 Tetrolet 变换以获取图像的最优稀疏表示。匹配时,利用带限相位相关算法提取指关节纹图像的相位特征,根据两幅图像的互功率谱峰值进行匹配。实验表明,所提算法有效提高了指关节纹识别精度,减少了运算时间,取得了较好的等误率效果。

5 结 论

针对指关节纹纹理信息丰富的特点,考虑到指关节纹结构中纹线褶皱深浅与延伸方向不同,提出基于融合像素点 Gabor-Tetrolet 的指关节纹特征提取方法。运用具有方向选择性的 Gabor 小波滤波器和能够较好地表达图像高维纹理特征的 Tetrolet 变换算法,获取图像的最优特征表示,并利用区分度较高的带限相位相关算法计算识别准确率。在 PolyU-FK、PolyU-CFK、IITD 图库得到的识别准确率分别为 99.1300%、98.8324%、98.7937%,最低等误率为 1.4601%,最短识别时间为 0.043 2 s,识别率较其他算法有较大提升,准确性较高,在指关节纹识别领域具有优势。

参 考 文 献:

- [1] 陈斌,东一舟,朱晋宁.非控场景下主成分稀疏表示与低秩分解的人脸识别[J].液晶与显示,2019,34(8):816-824.
CHEN B, DONG Y Z, ZHU J N. Face recognition based on sparse representation of principal components and low rank decomposition in uncontrolled scenes [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2019, 34(8): 816-824. (in Chinese)
- [2] 明悦,王绍颖,范春晓,等.对齐特征表示的跨模态人脸识别[J].光学精密工程,2020,28(10):2311-2322.
MING Y, WANG S Y, FAN C X, et al. Exploring aligned latent representations for cross-domain face recognition [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(10): 2311-2322. (in Chinese)
- [3] 潘仙张,张石清,郭文平.多模深度卷积神经网络应用于视频表情识别[J].光学精密工程,2019,27(4):963-970.
PAN X Z, ZHANG S Q, GUO W P. Video-based facial expression recognition using multimodal deep convolutional neural networks [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(4): 963-970. (in Chinese)
- [4] 王曙光.指纹识别技术综述[J].信息安全研究,2016,2(4):343-355.
WANG S G. A survey of fingerprint recognition technology [J]. *Journal of Information Security Research*, 2016, 2(4): 343-355. (in Chinese)

- [5] 钟德星,朱劲松,杜学峰.掌纹识别研究进展综述[J].模式识别与人工智能,2019,32(5):436-445.
ZHONG D X, ZHU J S, DU X F. Progress of palmprint recognition: a review [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2019, 32(5): 436-445. (in Chinese)
- [6] 李伟剑,全建,邸思.基于 FAST 特征提取的指静脉识别[J].光学 精密工程,2020,28(2):507-514.
LI W J, JIN J, DI S. Finger vein recognition algorithm based on FAST feature extraction [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(2): 507-514. (in Chinese)
- [7] 陆劲挺,贾伟,叶慧,等.指节纹识别综述[J].模式识别与人工智能,2017,30(7):622-636.
LU J T, JIA W, YE H, *et al.* Finger-knuckle-print recognition: a preliminary review [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2017, 30(7): 622-636. (in Chinese)
- [8] KUMAR A, WANG B C. Recovering and matching minutiae patterns from finger knuckle images [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2015, 68: 361-367.
- [9] JING X Y, LI W Q, LAN C, *et al.* Orthogonal complex locality preserving projections based on image space metric for finger-knuckle-print recognition [C]//*Proceedings of 2011 International Conference on Hand-based Biometrics*. Hong Kong, China: IEEE, 2011.
- [10] CHLAOUA R, MERAOUA A, AIADI K E, *et al.* Deep learning for finger-knuckle-print identification system based on PCANet and SVM classifier [J]. *Evolving Systems*, 2019, 10(2): 261-272.
- [11] SHARIATMADAR Z S, FAEZ K. Finger-knuckle-print recognition performance improvement *via* multi-instance fusion at the score level [J]. *Optik*, 2014, 125(3): 908-910.
- [12] 范国娟,范国卿,柳絮青.HOGG:基于 Gabor 变换与 HOG 特征的人体检测[J].微型机与应用,2016,35(21):14-15,19.
FAN G J, FAN G Q, LIU X Q. HOGG: Gabor and HOG-based human detection [J]. *Microcomputer & Its Applications*, 2016, 35(21): 14-15, 19. (in Chinese)
- [13] JEONG K J, KIM D J. Face recognition by weighted multi-resolution uniform local Gabor binary patterns [C]//*Proceedings of the 2012 12th International Conference on Control, Automation and Systems*. Jeju, Korea (South): IEEE, 2012.
- [14] KROMMWEH J. Tetrolet transform: a new adaptive Haar wavelet algorithm for sparse image representation [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2010, 21(4): 364-374.
- [15] ASAARI M S M, SUANDI S A, ROSDI B A. Fusion of band limited phase only correlation and width centroid contour distance for finger based biometrics [J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(7): 3367-3382.
- [16] ZHANG L, ZHANG L, ZHANG D, *et al.* Online finger-knuckle-print verification for personal authentication [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(7): 2560-2571.
- [17] KUMAR A. Importance of being unique from finger dorsal patterns: exploring minor finger knuckle patterns in verifying human identities [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2014, 9(8): 1288-1298.
- [18] KUMAR A, RAVIKANTH C. Personal authentication using finger knuckle surface [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2009, 4(1): 98-110.

作者简介:



林 森(1980—),男,辽宁沈阳人,博士,副教授,2013 年于沈阳工业大学获得博士学位,主要从事图像处理与模式识别方面的研究。E-mail: lin_sen6@126.com