

指静脉红外图像特征不变性编码新方法

贾桂敏, 李树一, 杨金锋, 夏冬

(中国民航大学天津市智能信号与图像处理重点实验室, 天津 300300)

摘要: 基于编码的特征表达方法在光照不变性、运算效率、特征表述能力等方面具有较大优势, 成为新型的特征提取方法之一。手指静脉图像采用红外光透射成像, 加之手指内部其他组织的固有影响, 图像质量普遍较低。将 Gabor 滤波对图像纹理的增强与局部图结构编码的思想相结合, 重点研究一种新的对称邻域交叉图结构, 将局部邻域的纹理变化转换为加权的编码串。通过不同方向特征编码提取每个通道 Gabor 滤波图像的特征编码图, 充分表达像素点周围邻域的位置信息和梯度信息, 具有良好的旋转不变性。实验结果表明: 提出的手指静脉特征编码新方法比多种常用特征编码方法具有更好的识别性能, 对图像姿态变化更鲁棒。

关键词: 特征编码; 指静脉识别; 局部图结构; Gabor 滤波; 旋转不变性

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.0926006

Novel invariant feature encoding method for finger-vein IR images

Jia Guimin, Li Shuyi, Yang Jinfeng, Xia Dong

(Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: The feature representing method based on encoding has advantages in illumination invariance, calculation efficiency and feature representation. It is one of the new feature extracting methods. The finger-vein images were captured in a perspective view by using infrared light source. Due to the complex biological tissue and the imaging mode, the image quality was usually poor. The Gabor filtering was used to enhance the image texture and the local graph structure encoding was adopted. A new feature encoding method was proposed with emphasis on a new local graph structure which was symmetric and crossed in neighborhood. The image texture of local neighborhood was converted to weighted encoding strings. The filtered image of each channel of Gabor filter was encoded in different directions so as to express the information of position and gradient in the neighborhood adequately, and it was rotation invariant as a result. The experiments results show that new method achieves better performance in finger recognition than common feature encoding methods and is more robust in rotation.

Key words: feature encoding; finger-vein recognition; local graph structure; Gabor filtering; rotation invariance

收稿日期: 2018-04-10; 修订日期: 2018-05-21

基金项目: 国家自然科学基金(61502498, 61379102, U1433120); 天津市自然科学基金(15JCQNJC04400);

中央高校基本科研业务费民航大学专项 B 类项目(3122017001)

作者简介: 贾桂敏(1982-), 女, 讲师, 博士, 主要从事光电探测与成像、模式识别等方面的研究。Email: gmjia_cauc@163.com

0 引言

静脉识别由于具有天然的活体防伪性,作为一种新的身份识别方法得到广泛的关注^[1]。手指静脉图像可以通过近红外光透射或反射手指来获取内部静脉图像特征,有效地避免了因皮肤表面的皱纹、粗糙、干裂或太湿等造成的获取精确图像特征的障碍,能保持较高的识别精度。另外,它是对生物活体内部特征的识别,识别时接触少甚至无需直接接触,不易被复制,安全等级高。但是由于光学模糊、皮肤散射、手指内部其他组织的固有影响等原因,指静脉图像成像质量普遍较低,还会显示不规则阴影^[2-4]。由于指静脉图像的质量退化,在特征提取过程中,容易发生分割错误,从而严重弱化了静脉特征辨别能力。如何从退化模糊的近红外光图像中有效地提取指静脉特征,对于静脉图像的识别至关重要。

与其他特征表达方法相比,基于编码的特征表达方法在光照不变性、特征描述能力和特征匹配效率等方面具有较大优势,取得了很好的匹配效果。1996年,Ojala等人提出了经典的局部二值模式算法(LBP)^[5],介绍了局部信息特征提取方法。由于LBP算法特征鉴别力强、计算复杂度低,对光照变化和局部变换具有一定的鲁棒性,已经成为图像特征提取、纹理分析中的经典方法之一。研究人员还针对不同方向特征的描述及图像旋转的影响,提出了很多改进方法^[6-8]。其中,Rosdi等人将LBP算法扩展到两个方向,提出了线性局部二进制模式(LLBP)算法并应用于指静脉识别^[7]。2012年,Meng等人提出局部方向编码(LDC)算法,该方法利用图像的梯度信息进行编码,并用于指静脉识别^[9]。近年来,学者们相继提出了一系列与特征图像局部结构有关的特征编码算法。2011年,Abusham等人首次提出了局部图结构(LGS)算法,将该算法用于脸部识别,减少了光照带来的负面影响^[10]。2014年,Abdullah等人对该方法进行改进,提出了对称式的局部图结构(SLGS)算法,利用对称的空间像素信息,但是这种方法不具有旋转不变性^[11]。2015年,Dong等人对该方法进行改进,提出多方向加权对称局部图结构(MOW-SLGS)算法,没有充分考虑中心像素点与周围像素点之间隐含的关系,虽然在权值分配上进行了改进,但是也存在不足^[12]。

针对手指静脉图像质量退化严重和成像姿态易变的问题,文中提出了一种新的基于局部图结构的

邻域特征编码方法。首先通过Gabor滤波增强图像的纹理特征,在此基础上提出一种新的对称邻域交叉图结构,对不同通道Gabor滤波图像进行加权的多方向特征编码,从而充分利用邻域像素的局部位置关系和梯度信息。实验结果表明:这种新的指静脉特征编码方法具有较好的姿态不变性,相比传统特征编码方法取得了更高的识别率,提高了手指特征表达的鲁棒性。

1 基于Gabor的指静脉图像增强

手指静脉是一种特殊的纹理,它在图像中的分布以及静脉直径的变化都较大。这种方向与直径的高度可变性包含了丰富的局部频率,方向和相位特征。由于Gabor滤波器可调节中心频率和方向,可以生成一组不同频率、不同方向的多通道滤波器组。因此,可以尽可能地覆盖图像的频率空间,最大程度地抽取手指静脉的纹理信息^[13-14]。

二维Gabor滤波器的定义如公式(1)所示。可以

$$G(x, y, \theta, f_0) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_{\theta_k}^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_{\theta_k}^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \exp(j2\pi f_0 x_{\theta}) \begin{bmatrix} x_{\theta} \\ y_{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}, \quad j^2 = -1 \quad (1)$$

看作高斯函数被一个合成正弦信号调制的过程。其中, θ 是滤波器的方向; f_0 为脊线的中心频率; σ_x, σ_y 分别是沿着 x 轴和 y 轴的高斯包络常量; x_{θ}, y_{θ} 分别表示坐标轴逆时针转过角度 θ 。

Gabor滤波器的实部称为偶对称Gabor滤波器,适合增强图像中的脊线结构。由于手指静脉近红外图像通常表现出深色的脊线结构,因此笔者所在课题组提出一种多通道偶对称Gabor滤波手指静脉图像增强方法,可以有效提取复杂多变的指静脉纹理信息^[14-15]。偶对称Gabor滤波器定义如公式(2)所示。

$$G_k^e(x, y, \theta_k, f_k) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_{\theta_k}^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_{\theta_k}^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \cos(2\pi f_k x_{\theta_k}) \quad (2)$$

式中: $k(=1, 2, \dots, n)$ 为通道编号; $\theta_k(=k\pi/n)$ 和 f_k 分别表示第 k 通道的方向和中心频率。

指静脉第 k 个通道的滤波图像可以通过原始静脉图像与第 k 通道的Gabor算子 $G_k^e(x, y, \theta_k, f_k)$ 卷积得到,如图1所示。已有实验表明:指静脉图像经过8通

道Gabor 滤波后, 图像纹理信息能得到较好增强^[16-17]。因此, 文中在此基础上再利用编码的思想, 更容易获取稳定有效的图像编码特征。

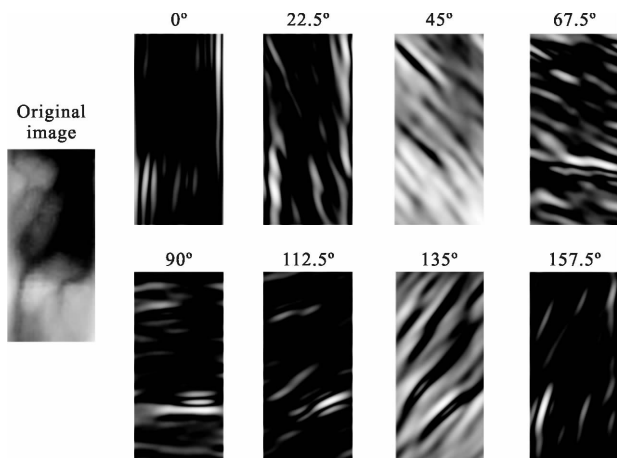


图 1 8 通道 Gabor 滤波图像

Fig.1 Eight orientation images of Gabor filtering

2 SLGS 图像编码方法

SLGS 图像编码方法在LGS 图像编码方法基础上, 采用对称的图结构形式, 对图像灰度信息进行编码。SLGS 方法对像素周围邻域的信息描述更加充分, 对光照引起的亮度变化有一定鲁棒性。图 2 为 SLGS 方法采用的局部图结构形式^[11]。

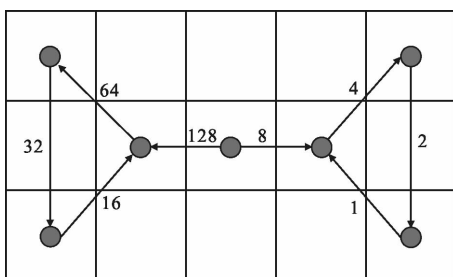


图 2 SLGS 方法局部对称图结构

Fig.2 Symmetrical local graph structure of SLGS

在中心像素点左右两侧分别选取对称的三个像素点, 在中心像素点的左边, 按照逆时针顺序, 比较像素点之间灰度值的关系, 若下一个位置的灰度值大于上一个位置的灰度, 则编码为 1, 否则编码为 0。类似地, 右边按照顺时针顺序进行编码。同时, 按照局部图结构的顺序每个码位设置不同的权值。如图 3 所示, 中心像素点的特征灰度值为:

$$\text{Feature}(00101001) = 0 \times 128 + 0 \times 64 + 1 \times 32 + 0 \times 16 + 1 \times 8 + 0 \times 4 + 0 \times 2 + 1 \times 1 = 41$$

SLGS 方法虽然考虑了周围像素间的关系, 但是该方法只利用了中心像素点水平方向的信息, 对旋转较敏感。另外, 在权值分配上也存在不足, 左边像素点的权重较大, 会导致进行编码时提取到的特征信息不够均衡。

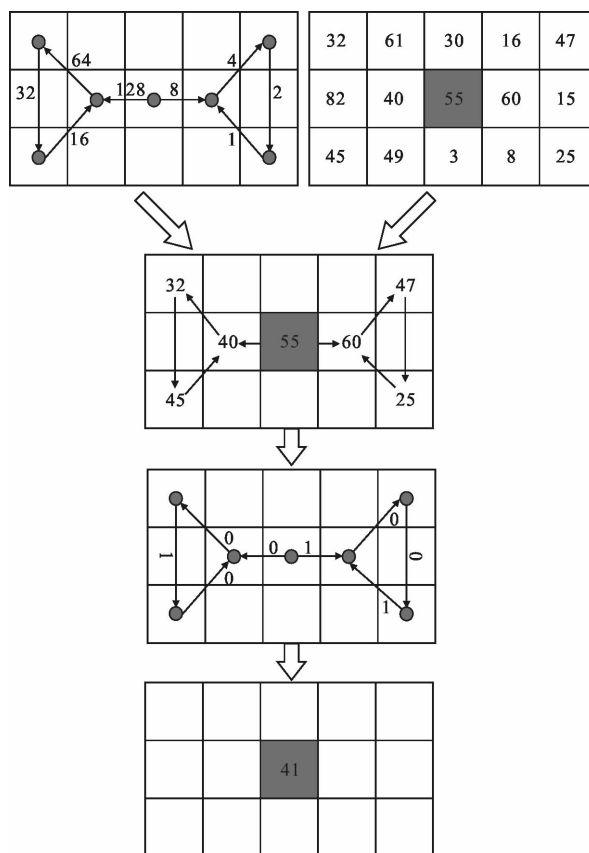


图 3 SLGS 编码方法计算流程

Fig.3 Computational process of SLGS encoding method

3 文中指静脉图像特征编码方法

考虑到手指静脉图像中的纹理信息在图像上分布随机性强且复杂多变, 为充分利用图像像素点之间的局部信息和方向信息, 文中在 Gabor 增强和 SLGS 编码思想的基础上, 提出了一种新的基于局部对称图结构的特征编码方法。设计流程如下:

Step1: 利用第 1 节多通道偶对称 Gabor 滤波器对指静脉红外图像进行增强, 得到 8 个不同方向的 Gabor 滤波图像;

Step2: 构建新的指静脉图像编码局部图结构: 对称交叉加权局部图结构(简称 SCW-LGS), 如图 4 所示。在中心像素点周围左右对称的 $n \times n$ 邻域内, 各选取 3 个像素, 与中心像素点共同构成两个对称的

正方形邻域(中心像素点共用)。从中心像素点开始,按照图 4 所示图结构的形式,随着像素两两比较的顺序,从大到小分配不同的权值。

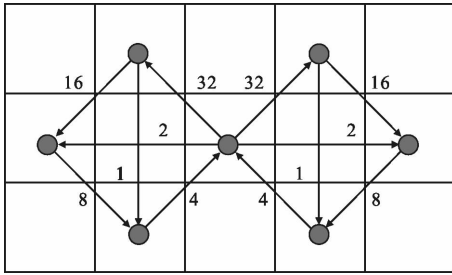


图 4 图结构 SCW-LGS(n=3,0°方向)
Fig.4 Structure of SCW-LGS graph structure

Step3: 单方向特征编码。中心像素右侧按照顺时针方向,对 4 个像素点的灰度值进行两两比较,如果下 1 个像素点的灰度值比前 1 个像素点的灰度值大,那么这两个像素点之间的关系编码为 1。否则,编码为 0。左侧按照逆时针顺序进行类似的编码。因此,1 个中心像素位置生成两个六位的二进制码。按照提出的 SCW-LGS 图结构分别乘以相应的权值,相加得到该中心像素点的特征灰度值。如图 5 所示,

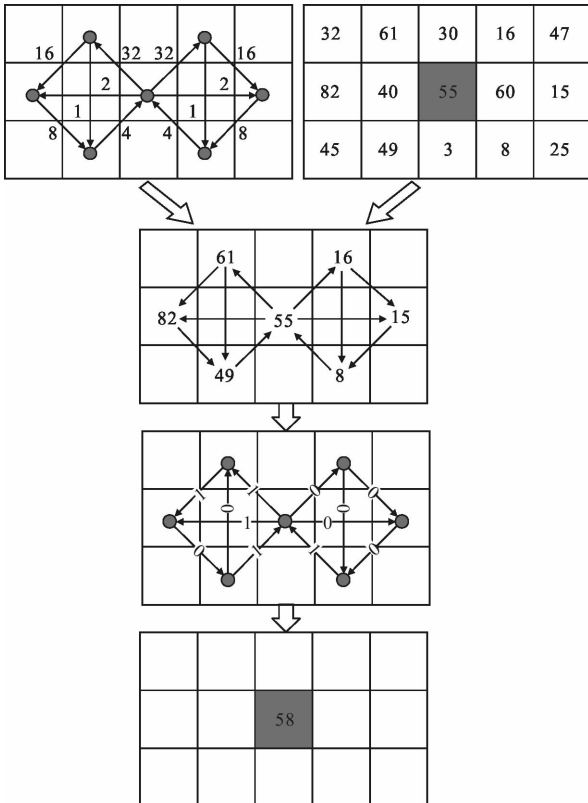


图 5 基于 SCW-LGS 的编码值计算流程

Fig.5 Computational process of encoding value based on SCW-LGS

中心像素左右水平方向选取像素点组成 SCW-LGS 图结构,用 $Feature(0^\circ)$ 表示中心像素点的特征编码值,则:

$$\begin{aligned} Feature(0^\circ) &= (000100)_2 + (110110)_2 = \\ &= (0 \times 32 + 0 \times 16 + 0 \times 8 + 1 \times 4 + 0 \times 2 + 0 \times 1) + \\ &= (1 \times 32 + 1 \times 16 + 0 \times 8 + 1 \times 4 + 1 \times 2 + 0 \times 1) = \\ &= 4 + 54 = 58 \end{aligned}$$

SCW-LGS 图结构在权值分配上,采用左右两侧对称像素点权值相同的方式进行加权,考虑了中心像素点与周围像素点之间的关系,以及周围像素点之间隐含的关系,充分利用了图像梯度信息,特征表达更均衡,在光照不变性方面具有较好的鲁棒性。

Step4: 获取 4 方向特征编码。指静脉红外图像在不同方向上的特征强度不同,因此,在中心像素点的 0° 、 45° 、 90° 和 135° 4 个方向分别进行编码。将 0° 的 SCW-LGS 图结构分别逆时针转过 45° 、 90° 和 135° , 得到以上 3 个方向的 SCW-LGS 图结构,如图 6 所示。

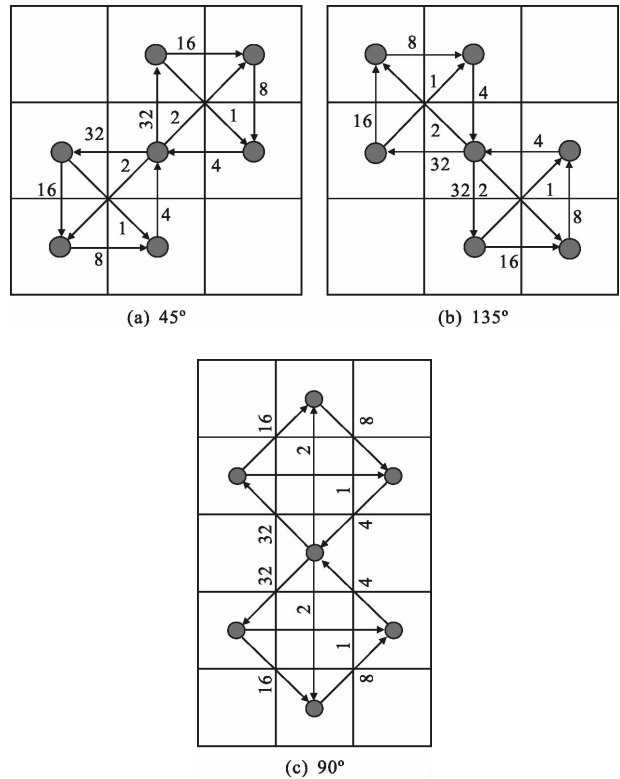


图 6 不同方向 SCW-LGS 图结构

Fig.6 Different orientation graph structures of SCW-LGS

按照 Step3 中的计算方法,可以得到中心像素点在 45° 、 90° 、 135° 3 个方向的特征编码值 $Feature(45^\circ) =$

26、Feature(90°)=40、Feature(135°)=50。

Step5: 获取多通道 Gabor 滤波图像的特征编码图像。首先,利用每个像素点 4 方向编码中的最大值生成单通道的编码图;然后,将 8 通道 Gabor 滤波图像分别按照以上步骤计算特征编码图,组成文中提出的手指静脉红外图像的特征编码(简称 Gabor-SCW-LGS)。

由于 Feature (0°)、Feature (45°)、Feature (90°)、Feature(135°) 可以反映中心像素点与邻域像素点之间的位置信息和梯度信息,并且不管图像怎么旋转,分别提取多个方向特征编码,总会得到一个最大值。因此,选取 4 方向特征编码的最大值作为该像素点的最终编码灰度值,可以解决旋转不变性问题。

4 实验与分析

文中采用笔者所在实验室自制的手指静脉红外图像数据库(Data-1)和山东大学手指静脉红外图像数据库(Data-2)进行实验。Data-1 和 Data-2 数据库中的指静脉红外图像都存在光照和姿态的变化,Data-2 的光照和姿态变化稍明显^[18]。两个数据库的指静脉 ROI 图像实例如图 7 所示。实验中,在 Data-1 和 Data-2 中各随机选取 100 类,每一类使用 6 张图像作为实验数据。

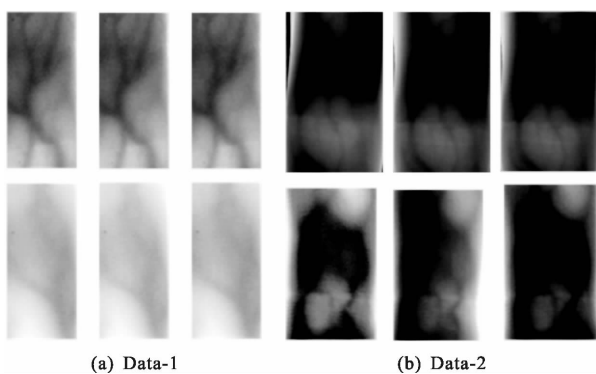


图 7 指静脉红外图像 ROI 实例(分别给出两类的 3 幅指静脉图像)
Fig.7 ROI examples of finger-vein IR images (Two classes and three images of each class)

文中采用的手指静脉识别流程如图 8 所示。首先,提取指静脉的 ROI 图像并进行 Gabor 滤波,得到 8 方向 Gabor 滤波图;然后,利用文中提出的 Gabor-SCW-LGS 特征编码方法,分别对每个 Gabor 滤波图像在 0°、45°、90°、135° 4 个角度上计算特征编码值,

选取其中最大的编码值作为该像素点特征编码灰度值,从而得到 8 方向 Gabor 特征编码图像;最后,分别计算 8 方向特征编码直方图,将其串联进行相似度匹配。

文中采用归一化直方图相交法进行指静脉特征编码图的相似性度量,如公式(3)所示^[19]:

$$\text{sim}(m_1, m_2) = \frac{\sum_{i=1}^L \min[H_{m_1}(i), H_{m_2}(i)]}{\sum_{i=1}^L H_{m_1}(i)} \quad (3)$$

式中: m_1 和 m_2 分别表示两幅待匹配的手指 ROI 图像; $H_{m_1}(i)$ 和 $H_{m_2}(i)$ 分别代表两幅待匹配的指静脉图像的特征编码直方图; L 表示特征编码图的直方图维数。 $\text{sim}(m_1, m_2)$ 为直方图的归一化相交系数。 $\text{sim}(m_1, m_2)$ 越大,匹配的可能性越大。相似性决策阈值 T 为图像匹配结果中错误拒绝率等于错误允许率时所对应的阈值点。相交系数 $> T$, 则判定两幅图像匹配;否则,判定为不匹配。

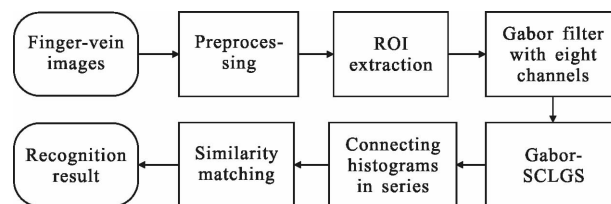


图 8 基于 Gabor-SCW-LGS 的指静脉识别流程

Fig.8 Finger-vein recognition process based on Gabor-SCW-LGS

4.1 不同邻域对识别结果影响

在进行邻域方向特征编码时,选取的是中心像素点周围 $n \times n$ 邻域内的像素点。对比了 n 分别取 3、5、7 时的 ROC 曲线和识别等错误率(简称 EER),如图 9 和表 1 所示。

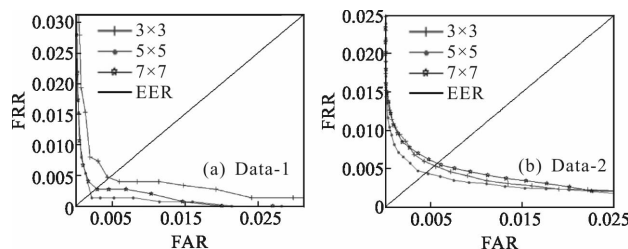


图 9 选取不同邻域编码的 ROC 曲线

Fig.9 ROC curve with different neighborhoods encoding

表 1 不同邻域下的等错误率

Tab.1 EER of different neighborhoods

Neighborhood	Data-1 EER	Data-2 EER
3×3	0.43%	5.39%
5×5	0.20%	4.42%
7×7	0.28%	5.68%

可以看出,选取不同邻域构建 SCW-LGS 图结构,对识别性能影响不同。3×3 邻域对图像局部的细节描述性较强,但是受噪声影响较大,而 7×7 邻域的像素点的细节描述能力相对较弱。选取 5×5 邻域内的像素点构成 SCW-LGS 图结构,能较好表达像素周围的纹理变化,受噪声影响也较小,Data-1 和 Data-2 的 EER 分别能降低到 0.2% 和 4.42%。因此,文中后面的实验均选取中心像素点周围 5×5 邻域内的像素点进行特征编码。

4.2 旋转不变性分析

为验证文中方法的旋转不变性,将文中方法与利用单方向特征编码图时的静脉识别结果进行对比,即:分别提取 4 个方向上的特征编码图像与选取 4 方向最大编码值生成的特征编码图进行识别结果的对比。以 0° 和 90° 两个通道的 Gabor 滤波图像为例,对比不同方向特征编码图,如图 10 所示。

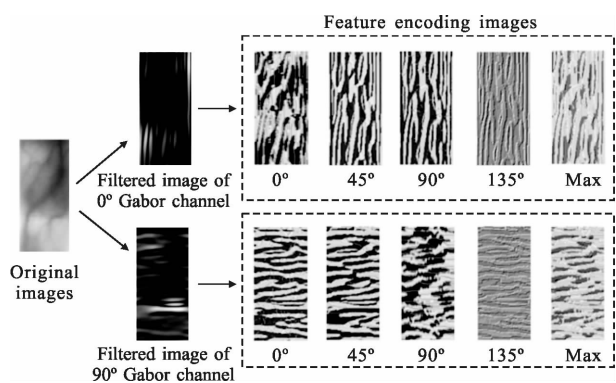


图 10 不同方向特征编码图对比

Fig.10 Comparison of feature encoding maps in different directions

表 2 列出了 Data-1 和 Data-2 在不同方向特征编码的识别结果。可以看出:在不同方向上进行编码得到的特征强度不同,Data-1 在 0°、45°、90°、135° 方向上的 EER 分别为 0.24%、0.46%、0.33%、0.68%,而选取不同方向上编码的最大值作为该像素点的特征灰度值,EER 为 0.20%,其 ROC 曲线如图 11(a)所示。

类似地,Data-2 在选取不同方向编码最大值作为该像素点的特征灰度值时,EER 比其他 4 个方向上的 EER 都小,为 4.42%,其 ROC 曲线如图 11(b)所示。可以看出,文中提出的基于 SCW-LGS 图结构的特征编码方法,选取 4 个方向中最大值生成编码图像,可以较好地解决手指姿态易变的问题,提高了旋转不变性。

表 2 不同方向编码下的等错误率

Tab.2 EER of different directions

Different directions	0°	45°	90°	135°	Max
Data-1 EER	0.24%	0.46%	0.33%	0.68%	0.20%
Data-2 EER	4.54%	5.48%	4.80%	5.40%	4.42%

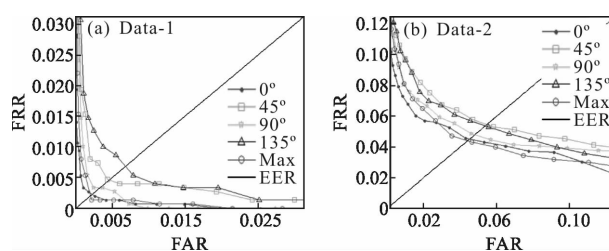


图 11 不同方向编码时的 ROC 曲线

Fig.11 ROC curves of different directions encoding

4.3 不同编码方法识别性能比较

文中利用常用的 4 种特征编码方法(LBP、LLBP、SLGS、MOW-SLGS)与文中提出的 Gabor-SCW-LGS 方法进行对比。表 3 给出了利用不同特

表 3 5 种不同编码方法等错误率

Tab.3 EER of the five different feature encoding methods

Different encoding methods	LBP	LLBP	SLGS	MOW-SLGS	Our method
Data-1 EER	4.00%	2.22%	0.53%	0.47%	0.20%
Data-2 EER	11.46%	10.00%	8.80%	8.02%	4.42%

征编码方法在 Data-1 和 Data-2 上取得的 EER 结果。图 12 给出了文中方法与其他 4 种方法在 Data-1 和 Data-2 上指静脉识别结果的 ROC 曲线。可以看出:文中方法相比其他 4 种编码方法具有更好的识别性能。在 Data-1 的指静脉识别中,文中方法比 LBP 编码方法的 EER 降低了 3.8%,比 SLGS 方法以及 MOW-SLGS 方法的 EER 分别降低了 0.33% 和

0.27%。在 Data-2 的指静脉识别中,文中方法的识别性能优势更为明显,比 SLGS 方法以及 MOW-SLGS 方法的 EER 分别降低了 4.38% 和 3.60%。进一步表明文中提出的 Gabor-SCW-LGS 方法对光照和姿态变化都有较好的鲁棒性。

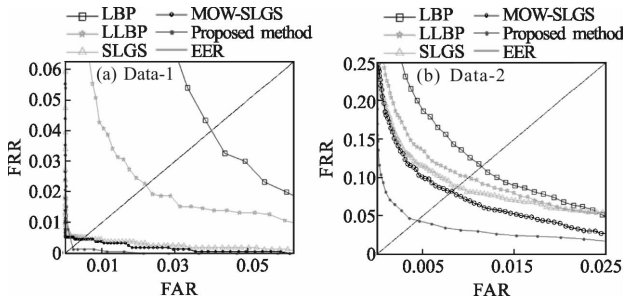


图 12 5 种不同编码方法 ROC 曲线

Fig.12 ROC curves of the five different feature encoding methods

5 结 论

文中针对传统特征编码方法不能有效克服手指姿态易变带来的问题,提出了一种基于局部图结构和 Gabor 滤波的对称交叉加权特征编码方法,并用于指静脉红外图像识别。文中方法给出了一种新的局部图结构,通过交叉形式的图结构充分利用描述中心像素点和邻域像素点之间的局部纹理信息,并根据图结构对称设置不同权值,均衡提取像素点周围的邻域特征。实验结果表明:文中提出的特征编码方法比常用编码方法具有更好的鲁棒性,能够改善手指姿态变化对特征识别性能的影响。

参考文献:

[1] Miura N, Nagasaka A, Miyatake T. Feature extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its application to personal identification[J]. *Machine Vision and Applications*, 2004, 15: 194-203.

[2] Kono M, Ueki H, Umemura S. Near-infrared finger vein patterns for personal identification [J]. *Appl Opt*, 2002, 41 (35): 7429-7436.

[3] Lee E C, Kang R P. Image restoration of skin scattering and optical blurring for finger vein recognition [J]. *Optics & Lasers in Engineering*, 2011, 49(7): 816-828.

[4] Yang J, Shi Y. Finger-vein ROI localization and vein ridge enhancement [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(12): 1569-1579.

[5] Ojala T, Harwood I. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1996, 29(1): 51-59.

[6] Ojala T, Pietik, Inen M, et al. Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns[M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2000: 404-420.

[7] Affendi R B, Wuh S C, Azmin S S. Finger vein recognition using local line binary pattern [J]. *Sensors*, 2011, 11(12): 11357-11371.

[8] Lu Y, Yoon S, Xie S J, et al. Finger vein recognition using generalized local line binary pattern[J]. *Ksii Transactions on Internet & Information Systems*, 2014, 8(5): 1766-1784.

[9] Meng X, Yang G, Yin Y, et al. Finger vein recognition based on local directional code[J]. *Sensors*, 2012, 12(11):14937.

[10] Abusham E E A, Bashir H K. Face Recognition Using Local Graph Structure (LGS) [M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2011: 169-175.

[11] Abdullah M F A, Sayeed M S, Muthu K S, et al. Face recognition with symmetric local graph structure (SLGS)[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(14): 6131-6137.

[12] Dong S, Yang J, Chen Y, et al. Finger vein recognition based on multi-orientation weighted symmetric local graph structure [J]. *Ksii Transactions on Internet & Information Systems*, 2015, 9(10): 4126-4142.

[13] Shen L, Bai L. A review on gabor wavelets for face recognition[J]. *Pattern Analysis & Applications*, 2006, 9(2-3): 273-292.

[14] Yang J, Yang J. Multi-channel gabor filter design for finger-vein image enhancement [C]//Fifth International Conference on Image and Graphics, IEEE Computer Society, 2009: 87-91.

[15] Yang Jinfeng, Zhang Haijin. Study of region of interest extraction from finger-vein images[J]. *Journal of Shandong University (Engineering Edition)*, 2012, 42(3): 6-12. (in Chinese)

[16] Yang Jinfeng, Shi Yihua. Finger-vein network enhancement and segmentation[J]. *Pattern Analysis & Applications*, 2014, 17(4): 783-797.

[17] Yang Jinfeng, Yang Jinli, Shi Yihua. Personal identification based on finger-vein features [J]. *Computers in Human Behavior*, 2011, 27(5): 1565-1570.

[18] Yin Y, Liu L, Sun X. SDUMLA -HMT: A multimodal biometric database[C]//CCBR, 2011: 260-268.

[19] Swain M J, Ballard D H. Color indexing [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1991, 7(1): 11-32.