

融合 Weber 定律与 Gabor 滤波的手指静脉图像增强方法

杨玉清*, 郭晓静**

中国民航大学计算机科学与技术学院, 天津 300300

摘要 在采集手指静脉图像的过程中,近红外光在生物组织的高衰减性降低了静脉与非静脉区域的对比度,导致采集的手指静脉图像出现严重的噪声干扰。提出了一种融合 Weber 定律与 Gabor 滤波的静脉血管区域稳定增强方法,该方法以 Weber 定律为基础,建立了方向性 Weber 差分激励,并将其与 Gabor 滤波有机地结合起来。通过 Gabor 滤波的多尺度、多方向特性,放大了 WLD(Weber local descriptor)的方向激励能力,实现了 Gabor 滤波的最优响应与 Weber 定律最优激励的相互配合,从而有效凸显了静脉血管成像区域,对退化手指静脉图像进行了稳定增强。实验结果表明,所提方法对图像的增强效果良好,可有效提高手指静脉网络的可区分性。

关键词 图像处理; Gabor 滤波; Weber 定律; 手指静脉图像; 图像增强

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1410003

Finger-Vein Image Enhancement Method Combining Weber Law and Gabor Filtering

Yang Yuqing*, Guo Xiaojing**

School of Computer Science and Technology, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China

Abstract In the process of acquisition of finger vein images, the high attenuation of near-infrared light in biological tissues reduces the contrast between the vein and non-vein areas, resulting in serious noise interference in the collected finger vein images. Accordingly, this paper proposes a stable enhancement method of the venous blood vessel region combining the Weber law and Gabor filtering. Based on the Weber law, the directional Weber differential excitations are established and combined with Gabor filtering organically in this method. Through the multi-scale and multi-directional characteristics of Gabor filtering, the directional excitation capability of WLD (Weber local descriptor) is amplified, and the mutual cooperation between the optimal response of Gabor filtering and the optimal excitation of Weber law is realized. This effectively highlights the venous blood vessel imaging regions and enhances the degraded finger vein images stably. The experimental results show that the method proposed in this paper has a good image enhancement effect and can effectively improve the distinguishability of the finger vein network.

Key words image processing; Gabor filtering; Weber law; finger-vein image; image enhancement

OCIS codes 100.2980; 100.3008

1 引言

手指静脉识别是一种新兴的生物特征识别技

术,在过去几年中受到了广泛的关注。与传统的生物特征^[1-2]相比,手指静脉具有活体性、防伪性、便捷性和友好性等比较突出的应用优势^[3-4]。手指静脉识别基本包括 4 个步骤:1)图像采集以及感兴趣区

收稿日期: 2020-09-29; 修回日期: 2020-11-04; 录用日期: 2020-11-14

基金项目: 国家自然科学基金(62076166)

通信作者: *yuqingyang0912@163.com; **13820869553@139.com

域(ROI)提取^[5];2)图像增强^[6-11];3)特征提取^[12];4)匹配和识别^[13]。受近红外透射成像方式的影响,手指静脉影像往往退化严重,静脉与非静脉区域之间的对比度普遍偏低^[14-15],这为精确刻画手指静脉血管网络特征带来了很大困难,极大地降低了静脉网络特征的可区分性。因此,探索针对手指静脉图像的鲁棒性增强方法对提高手指静脉网络特征的稳定性、可靠性和可区分性具有重要意义。

人们对基于局部描述子的图像内容表达与增强方法的研究已久。相对于全局描述子而言,局部描述子善于捕捉图像内容的局部变化,利于刻画目标的局部特征。在手指静脉识别任务上,局部特征描述子^[16-18]也得到了较为成功的应用。Chen 等^[18]根据 Weber 定律,提出了一种简单稳定的 Weber 局部描述符 WLD(Weber local descriptor),WLD 可有效减小光照对局部特征的影响,但也有些不足,如忽略了方向性激励。针对 WLD 方向性不足的问题,Sun 等^[19]提出了一种基于 Gabor 滤波的局部描述子 GWLD。采用 GWLD 对五尺度、八方向的 Gabor 滤波图像进行差分激励计算,不仅资源消耗严重,而且 Gabor 滤波与 Weber 激励相互独立,对静脉区域的增强结果并不理想。考虑到资源消耗的问题,罗月童等^[20]提出了一种线性 Weber 局部描述子 LWLD,但是该方法尺度单一,缺乏多尺度特征表达能力。通常,静脉血管粗细不均、方向随机,多尺度多方向增强方法可获得稳定的静脉区域增强结果。近年来,一些学者又将基于 WLD 的描述子进行改进,提出了 WLBP 描述符^[21],该方法利用 WLD 和局部二值模式(LBP)的最佳优势,对噪声具有鲁棒性,但因为 LBP 替换了原始 WLD 的梯度方向,使得其对照明变化敏感。

综上所述,为了克服现有局部描述子在光照变化、旋转变换、尺度单一等方面的局限性,本文提出了一个新的泛化能力较好的局部特征描述算子 MGWLD(Multi-Gabor Weber Local Descriptor)。MGWLD 有机融合了 WLD 的邻域特点和 Gabor 滤波器的多尺度多方向特点,有效兼顾了静脉血管网络的方向随机性和 WLD 的局部方向表达能力。MGWLD 有如下主要特点:1)实现了 WLD 邻域的方向表达能力与 Gabor 滤波器方向变化能力的有机统一;2)利用 Gabor 小波的多尺度和多方向性,有效克服了 WLD 邻域对静脉血管尺度变化不能自适应给出最优激励响应的固有缺点;3)综合利用了 Gabor 小波的可容性和 Weber 定律的激励特点,提

高了算法对光照的敏感性和噪声压制能力。实验证明,本文提出的 MGWLD 算子在静脉区域增强方面有效提高了手指静脉图像的匹配精度。

2 改进 WLD 差分激励算子

Chen 等^[18]根据 Weber 定律,提出了一种简单高效并且对照明变化具有鲁棒性的 WLD,如图 1 所示。WLD 可使用 3×3 邻域滤波器来计算当前的像素灰度变化,原始差分激励计算方式为

$$\xi(I_{\bar{x}_c}) = \arctan \left[\frac{\Delta I}{I} \right] = \arctan \left[\sum_{i=0}^{p-1} \left(\frac{I_{\bar{x}_i} - I_{\bar{x}_c}}{I_{\bar{x}_c}} \right) \right], \quad (1)$$

式中: I 为原始刺激的强度; ΔI 为激励差别; $I_{\bar{x}_i}$ 为中心像素 $I_{\bar{x}_c}$ 的第 i 个邻域像素;下标 \bar{x}_c 为中心像素的坐标, \bar{x}_i 为第 i 个邻域像素的坐标; p 为邻域像素的数目。 $\xi(I_{\bar{x}_c}) > 0$,表明邻域像素值大于当前像素值; $\xi(I_{\bar{x}_c}) < 0$,则表明当前像素在该区域内的亮度较低。在计算过程中,为避免输入值过大或过小,利用 $\arctan(\cdot)$ 函数将输出映射至一个合理的取值范围之内。

$I_{\bar{x}_0}$	$I_{\bar{x}_1}$	$I_{\bar{x}_2}$
$I_{\bar{x}_7}$	$I_{\bar{x}_c}$	$I_{\bar{x}_3}$
$I_{\bar{x}_6}$	$I_{\bar{x}_5}$	$I_{\bar{x}_4}$

图 1 WLD 区域的 3×3 邻域

Fig. 1 3×3 neighbors in WLD region

原始的差分激励算子将 $I_{\bar{x}_i} - I_{\bar{x}_c}$ 视为标量,仅对 8 个方向上的灰度差求和,其本质上是一个各向同性的拉普拉斯算子,对灰度变化信息以及对图像噪声敏感的适用性不足。对于图像内容方向性比较突出的静脉血管区域,中心像素的增强效果应该与方向性激励紧密相关。因此,将差分分量简单地表示为标量不利于对指静脉图像的方向性增强。

为了计算差分激励的方向性差别,重新定义方向性差分激励增强函数为

$$\xi_{\theta_k}(I_{\bar{x}_c}) = \arctan \left(\sum_{i=0}^{p-1} \frac{I_{\bar{x}_{\theta_k}^i} - I_{\bar{x}_c}}{I_{\bar{x}_c}} \right), \quad (2)$$

式中: $I_{\bar{x}_{\theta_k}^i}$ 为中心像素 $I_{\bar{x}_c}$ 的 θ_k 方向上的第 i 个邻域像素; $\bar{x}_{\theta_k}^i$ 为该像素的空间坐标; θ_k 为 WLD 邻域的第 k 个方向; $\xi_{\theta_k}(I_{\bar{x}_c})$ 为当前像素 $I_{\bar{x}_c}$ 第 k 个方向的差分激励强度。由于手指静脉图像退化严重,血

管走向很不明显,以原始像素信息为基础,(2)式在刻画方向性激励差异方面效果并不理想。因此,为了凸显血管网络的方向性,需要对原始图像进行方向性滤波。

3 MGWLD 图像增强算法

在手指静脉血管区域增强方面,Gabor 函数作为一种方向滤波器,具有突出的性能^[22-24]。把 Weber 定律和 Gabor 滤波器有机结合,对于稳定增强静脉区域具有重要意义。在 θ_k 方向上,经过 Gabor 滤波的手指静脉图像为

$$F_{\theta_k}^m(\bar{x}) = G_{\theta_k}^m(\bar{x}) \otimes I(\bar{x}), \quad (3)$$

式中: m 为尺度索引; $I(\bar{x})$ 为原始手指静脉图像; $G_{\theta_k}^m(\bar{x})$ 为方向性多尺度 Gabor 滤波器组; \otimes 为 2D 卷积; $F_{\theta_k}^m(\bar{x})$ 为滤波后的图像。有关 Gabor 滤波器组的详细设计方法请参考文献[25]。由于原始 Gabor 小波不具备可容性,为了减小图像光照变化带来的响应偏差,需要使 Gabor 小波方向性可容。多尺度、方向性、可容性的 Gabor 滤波器定义为

$$G_{\theta_k}^m(\bar{x}) = \frac{\omega_m}{\sqrt{2\pi v}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_m^2} |\mathbf{A}\bar{x}_{\theta_k}|^2\right) \cdot \left[\exp(j\bar{f}_m \bar{x}_{\theta_k}) - \exp\left(-\frac{v^2}{2}\right) \right], \quad (4)$$

$$\begin{cases} \sigma_m = \frac{v}{\omega_m} \\ \omega_{m+1} = \omega_m \frac{v + \sqrt{2\ln 2}}{v - \sqrt{2\ln 2}} \end{cases}, \quad (5)$$

式中: ω_m 为第 m 个尺度下 Gabor 滤波器的中心频率; v 为直流响应因子, $v = \sqrt{2\ln 2} 2^{\Delta\phi+1} / 2^{\Delta\phi-1}$, $\Delta\phi$ 为倍频程的半幅度方向带宽, $\Delta\phi \in [1, 1.5]$; \mathbf{A} 为一个 2×2 的对角矩阵,体现 Gabor 小波的各向异性, $\mathbf{A} = \{\text{diag}[1, v \sin(\pi/16) (2\ln 2)^{-0.5}]\}$; \bar{f}_m 为复指数的中心频率, $\bar{f}_m = [\omega_m, 0]$; $\sigma_m (m = 1, 2, 3)$ 为第 m 个尺度下 Gabor 频率响应半幅度轮廓的短轴; θ_k 为 Gabor 小波的第 k 个方向,它与(2)式所表达的方向相同, $k = 1, 2, 3, \dots, K, K = 2(n-1)$; $n = 3, 5, 7, n$ 为 WLD 邻域大小。当 $n = 3$ 时,WLD 的邻域可以表达 4 个方向, $n = 5$ 时可表达 8 个方向, $n = 7$ 时可表达 12 个方向,如图 2 所示。

结合(3)式和(4)式,可得到新的 WLD 差分激励增强函数为

$$\tilde{\xi}_{\theta_k}^m(\bar{x}_c) = \arctan \left[\sum_{i=0}^{p-1} \frac{F^m(\bar{x}_{\theta_k}^i) - F^m(\bar{x}_c)}{F^m(\bar{x}_c)} \right]. \quad (6)$$

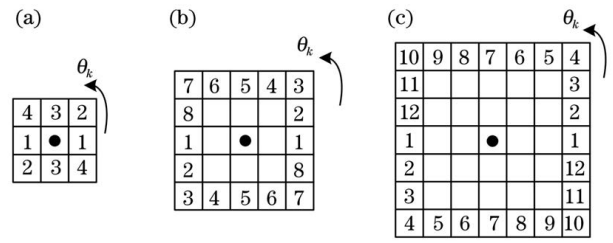


图 2 WLD 三种不同的邻域形式。(a) $n = 3, K = 4$;
(b) $n = 5, K = 8$;(c) $n = 7, K = 12$

Fig. 2 Three different neighborhoods of WLD. (a) $n = 3, K = 4$; (b) $n = 5, K = 8$; (c) $n = 7, K = 12$

由于 Gabor 小波的主激励瓣局部垂直于手指静脉脊线时,滤波响应最强,此时的 $\tilde{\xi}_{\theta_k}^m(\bar{x}_c)$ 也应该表现最优。因此,在某个 m 尺度上,手指静脉增强图像的最优形式为

$$W^m(\bar{x}) = \max_{\theta_k \in [0, \pi)} [\tilde{\xi}_{\theta_k}^m(\bar{x}_c)]. \quad (7)$$

这样利用(7)式,取 $m = 1$,可以获得一个单尺度方向最优的手指静脉区域增强结果,如图 3 所示。由图 3 可见,MGWLD 对静脉区域的增强效果非常明显,尤其是在 7×7 邻域条件下,融合 12 个方向的 Gabor 滤波与 Weber 的方向性激励的计算有效地

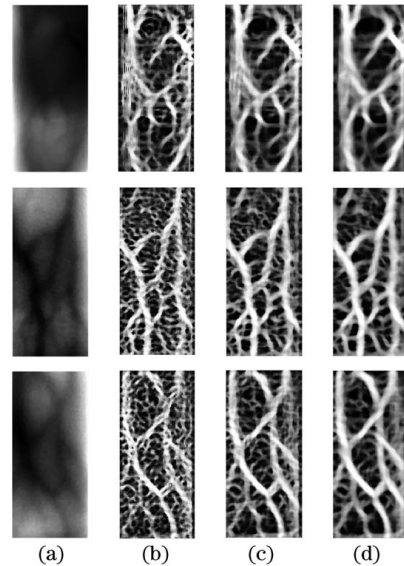


图 3 增强示例。(a)部分原始手指静脉图像;(b) $n = 3$ 时的增强结果, 3×3 邻域 4 个方向;(c) $n = 5$ 时的增强结果, 5×5 邻域 8 个方向;
 7×7 邻域 12 个方向

Fig. 3 Enhancement examples. (a) Some original finger-vein images; (b) enhanced results using 3×3 blocks with 4 orientations ($n = 3$); (c) enhanced results using 5×5 blocks with 8 orientations ($n = 5$); (d) enhanced results using 7×7 blocks with 12 orientations ($n = 7$)

抑制了噪声,对主要血管的增强效果十分突出。

静脉血管在一个邻域内的管径粗细变化是随机的,因此当使用具有多尺度特点的 Gabor 小波时,才能得到最优的滤波响应,如(3)式和(4)式所示。因此,在多尺度情况下,考虑到 Weber 激励响应应该同时具有尺度响应最强和方向响应最强,手指静脉图像的增强结果应为

$$W(\bar{x}) = \max_{\theta_k \in [0, \pi)} \left[\max_{m=(1,2,3)} \tilde{\xi}_{\theta_k}^m(\bar{x}_c) \right]. \quad (8)$$

4 实验分析与验证

本文实验分别是在实验室自制数据库(Data-1)和公开数据库 SDUMLA-FV(Data-2)上进行的。图 4(a)为实验室自制的手指静脉 ROI 图像,该数据库共有 585 类,每类包含 10 个图像,一共 5850 张手指静脉图像。图 4(b)是公开手指静脉数据库 SDUMLA-FV 的 ROI 图像,库中一共有 3816 张图像,共有 636 类,每类都有 6 张图片。本文实验中,在 Data-1 和 Data-2 中各随机选取 100 类作为实验数据。

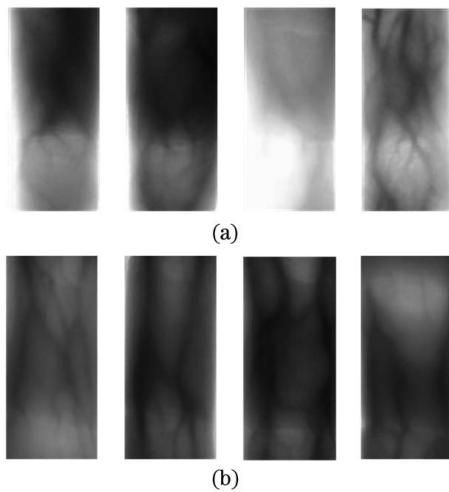


图 4 手指静脉 ROI 图像。(a) Data-1;(b) Data-2

Fig. 4 Finger-vein ROI images. (a) Data-1; (b) Data-2

4.1 评估方法

对于手指静脉识别来说,特征识别精度直接与静脉网络的随机性紧密相关,由于视觉效果缺乏客观性,为了验证手指静脉图像增强后的可区分性,可采用图像的匹配相似度进行衡量。本文利用归一化直方图相交法进行相似性度量^[26],即

$$\text{sim}(W_1, W_2) = \frac{\sum_{l=1}^L \min [H_{w_1}(l), H_{w_2}(l)]}{\sum_{l=1}^L H_{w_1}(l)}, \quad (9)$$

式中: L 表示匹配特征向量的维数; W_1 和 W_2 分别

为两幅待匹配的手指静脉增强图像; l 为直方图维数; $H_{w_1}(l)$ 和 $H_{w_2}(l)$ 分别为两幅待匹配的手指静脉增强图像的特征直方图; $\text{sim}(W_1, W_2)$ 为直方图的归一化相交系数。 $\text{sim}(W_1, W_2)$ 越大,两幅图像越相似。设 T 为匹配决策阈值,若 $\text{sim}(W_1, W_2) > T$,则可判定两幅手指静脉图像相互匹配,否则为不匹配。调整决策阈值 T ,通过计算错误拒绝率和错误接收率,可以得到相应的 ROC(receiver operating characteristics)曲线。根据 ROC 曲线,可以得到等错误率(EER),EER 是判断图像可区分性的关键参数。

4.2 实验分析

根据第三部分的分析,WLD 邻域 n 和 Gabor 尺度 m 是构成 MGWLD 的两个重要参数,对所提出的手指静脉增强方法的性能会产生重大影响。为了验证本研究所提出方法的普适性,分别在 Data-1 和 Data-2 中进行 9 种邻域尺度组合的对比实验。图 5 给出了数据库 Data-1 和 Data-2 增强后,手指静脉图像匹配的 ROC 曲线,表 1 列出了以上方法在手指静脉数据库上对应的 EER 数值。

表 1 不同邻域的 WLD 和不同尺度的 Gabor 的等错误率

Table 1 EER of WLD in different neighborhoods and Gabor in different scales

Scale m	Neighborhood n					
	Data-1			Data-2		
	3×3	5×5	7×7	3×3	5×5	7×7
1	0.1409	0.0603	0.0382	0.2336	0.1817	0.1684
2	0.1338	0.0732	0.0556	0.2370	0.1982	0.1932
3	0.1670	0.1015	0.1095	0.2473	0.2362	0.2490

EER 越小,类内相似度越高,类间相似度越低,手指静脉网络的可区分性就越好。图 5 给出了单尺度和多尺度增强后,手指静脉图像匹配的 ROC 曲线,图 5 中 FAR 是错误接受率,FRR 是错误拒绝率。表 1 列出了以上方法在该手指静脉数据库上对应的 EER 数值。可以看出,不同的 m 和 n 组合对识别性能的影响不同。当 Gabor 尺度 m 为 1,且 WLD 邻域 n 为 7 时,识别性能最佳。Data-1 和 Data-2 的 EER 分别能降低到 0.0382 和 0.1684,说明手指静脉网络的随机性得到了较为稳定的增强表达。因此,本文后面的实验均选取当 WLD 邻域 n 为 7、Gabor 尺度 m 为 1 时对图像增强的结果。

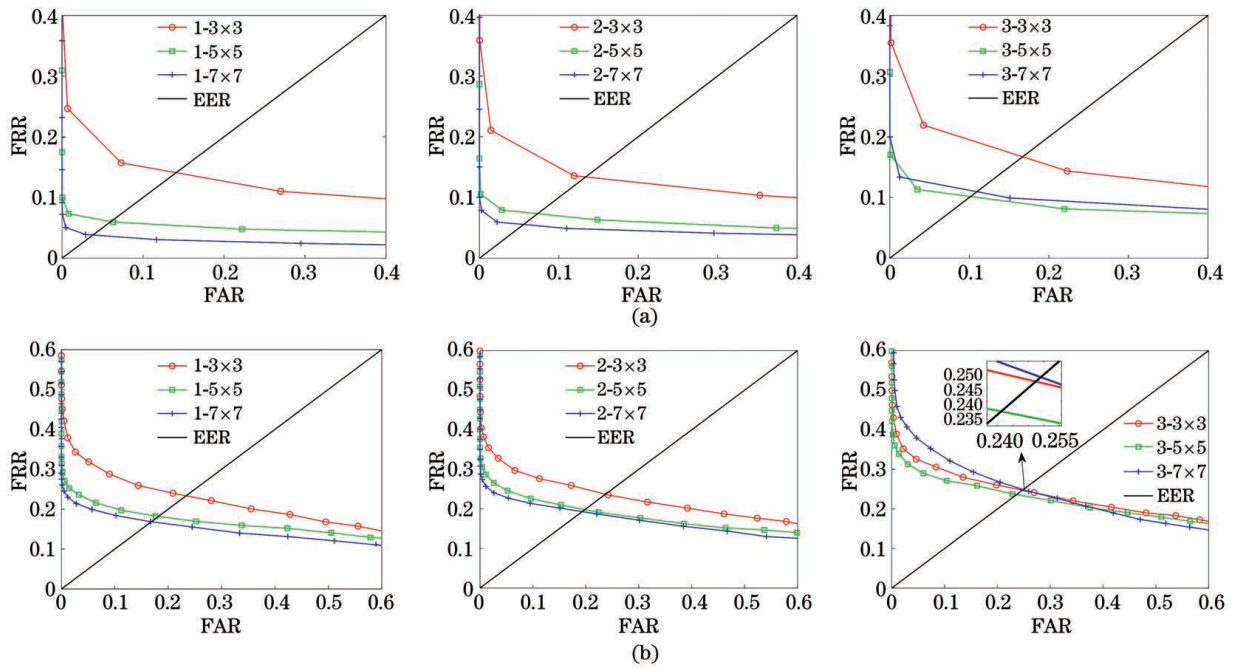


图 5 Gabor 和 WLD 不同结合方式的增强方法。(a)Data-1;(b)Data-2

Fig. 5 Enhancement methods with different combinations of Gabor and WLD. (a) Data-1; (b) Data-2

为验证 MGWLD 的性能,比较了 Gabor 滤波、WLD 和 MGWLD 三者手指静脉网络表达能力上的区别,如图 6 所示, MGWLD 在 Data-1 和

Data-2 中的手指静脉网络表达方面都明显优于 Gabor 滤波和 WLD,具有较好的血管网络稳定表达能力。

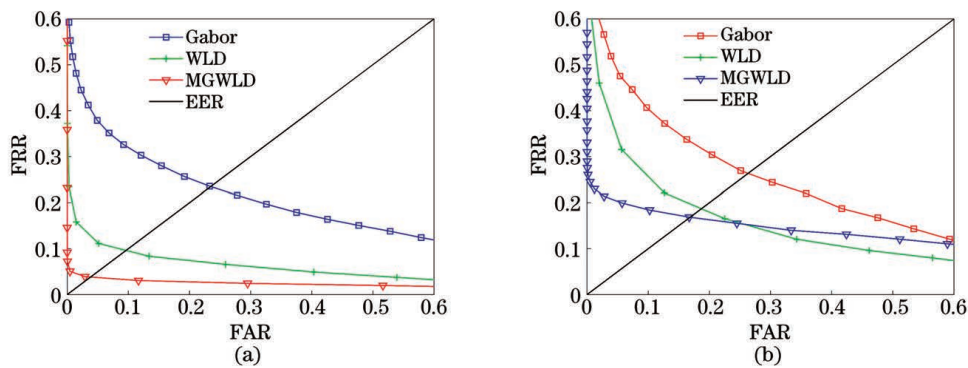


图 6 不同增强方法的 ROC 曲线。(a) Data-1;(b) Data-2

Fig. 6 ROC curves of different enhancement methods. (a) Data-1; (b) Data-2

由表 2 也可以看出,在 Data-1 中,Gabor 滤波后的手指静脉图像的匹配 EER 是 MGWLD 方法的 6 倍左右,WLD 的 EER 结果则是 MGWLD 方法的 2.5 倍左右;在 Data-2 中, MGWLD 方法的结果比 Gabor 和 WLD 分别降低了 0.095 和 0.0186。

因此 MGWLD 在手指静脉血管网络表达能力方面,性能比较突出。

表 2 不同增强方法的等错误率

4.3 对比实验

Table 2 ERR with different enhancement methods

Method	Gabor	WLD	MGWLD
EER of Data-1	0.2348	0.0963	0.0382
EER of Data-2	0.2634	0.1870	0.1684

为了进一步说明 MGWLD 在静脉网络方面的表达能力,将本文方法与方法 GWLD^[19]、WLB^[20]、LWLD^[21]和 Hessian^[27-28]进行对比,结果如图 7 所示。由图 7 可以看出,利用 MGWLD 获得的手指静脉图像明显比其他三种方法具有更好的匹配性能。

表 3 给出了 5 种方法在 Data-1 和 Data-2 上取得的 ERR 结果和图像的单张增强时间,从表中可

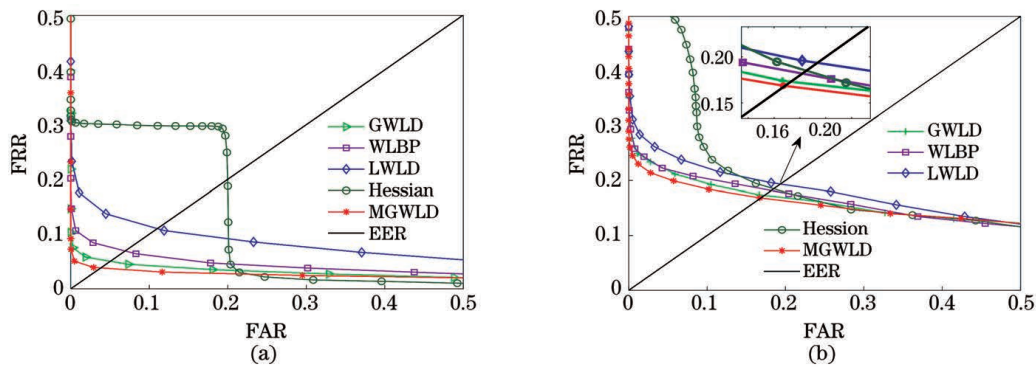


图 7 不同对比方法的 ROC 曲线。(a) Data-1;(b) Data-2

Fig. 7 ROC curves of different comparison methods. (a) Data-1; (b) Data-2

可以看出,在 Data-1 的手指静脉识别中, MGWLD 的 ERR 结果比 WLBP、LWLD、GWLD 和 Hessian 分别降低了 0.0311、0.0720、0.0122 和 0.1616;在 Data-2 的手指静脉识别中, MGWLD 的 ERR 结果比 WLBP、LWLD、GWLD 和 Hessian 分别降低了 0.0135、0.0251、0.0046 和 0.0166。这说明 MGWLD 方法在手指静脉网络随机特性的描述上的确具有突出的性能。从正确率的角度来看, MGWLD 方法在所有对比方法中的匹配率最高,说明本文提出的方法是最可靠的。从增强速度来看,所提出的方法虽然不是最优的,但是对单张图片的增强时间为 0.28 s 左右也已足够满足实时检测的需求,具有实际的应用价值。

表 3 不同对比方法的识别结果

Table 3 Recognition results of different comparison methods

Method	Data-1		Data-2	
	EER	Enhancement time /s	EER	Enhancement time /s
WLBP	0.0693	0.1889	0.1819	0.1910
LWLD	0.1102	0.1806	0.1935	0.1826
GWLD	0.0504	0.1911	0.1730	0.1956
Hessian	0.1998	0.0321	0.1850	0.0353
MGWLD	0.0382	0.2803	0.1684	0.2824

5 结 论

针对手指静脉成像的特殊问题,提出融合 Weber 定律与 Gabor 滤波的静脉血管区域稳定增强方法,通过将 Weber 激励的局部性计算模式与 Gabor 小波的多方向性和多尺度性有机结合起来,使 Gabor 滤波的最优响应与 Weber 最优激励相互配合,实现了对手指静脉网络的稳定性增强。实验

结果表明,所提出的 MGWLD 在刻画手指静脉网络的随机性方面具有突出的性能,极大地提升了手指静脉图像的可区分性。尽管所提出的增强方法在匹配率方面达到了相当不错的效果,但是增强速度还需要进一步的提升。在未来工作中,将以此为基础,对该算法进行进一步改进。

参 考 文 献

- [1] Galbally J, Marcel S, Fierrez J. Biometric anti-spoofing methods: a survey in face recognition [J]. IEEE Access, 2014, 2: 1530-1552.
- [2] Shen C, Liu C, Tan H L, et al. Hybrid-augmented device fingerprinting for intrusion detection in industrial control system networks [J]. IEEE Wireless Communications, 2018, 25(6): 26-31.
- [3] Chen Q, Yang L, Yang G P, et al. Geometric shape analysis based finger vein deformation detection and correction [J]. Neurocomputing, 2018, 311: 112-125.
- [4] Wu J D, Ye S H. Driver identification using finger-vein patterns with Radon transform and neural network [J]. Expert Systems With Applications, 2009, 36(3): 5793-5799.
- [5] Yang J F, Shi B M. Reliably locating ROIs of dual-modal biometric images of human fingers [J]. Journal of Signal Processing, 2019, 35(7): 1191-1200.
杨金锋, 石滨萌. 手指双模态特征图像感兴趣区域稳定定位方法研究 [J]. 信号处理, 2019, 35(7): 1191-1200.
- [6] Yang J F, Wei J Z, Shi Y H. Accurate ROI localization and hierarchical hyper-sphere model for finger-vein recognition [J]. Neurocomputing, 2019, 328: 171-181.
- [7] Qiu S R, Liu Y Q, Zhou Y J, et al. Finger-vein recognition based on dual-sliding window localization and pseudo-elliptical transformer [J]. Expert Systems With Applications, 2016, 64: 618-632.

- [8] Ye H. Research on directional local descriptor based palmprint and palm vein recognition[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2018: 32-53.
叶慧. 基于方向局部描述子的掌纹和手掌静脉识别研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2018: 32-53.
- [9] Wang H B, Du M L, Zhou J, et al. Weber local descriptors with variable curvature Gabor filter for finger vein recognition[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 108261-108277.
- [10] Ye L L, Wang H B, Du M L, et al. Weber local descriptor with edge detection and double Gabor orientations for finger vein recognition[J]. *Proceedings of SPIE*, 2019, 11069: 110693J.
- [11] Wang W B, Li C B, Zheng C J. Retinal blood vessel segmentation using Hessian based orientational adaptive Gabor wavelet[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(8): 081023.
王文斌, 李灿标, 郑楚君. 基于 Hessian 的方向自适应 Gabor 小波的视网膜血管分割[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(8): 081023.
- [12] Li S Y, Zhang H G, Jia G M, et al. Finger vein recognition based on weighted graph structural feature encoding[M]//Zhou J, Wang Y H, Sun Z A, et al. *Biometric recognition. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2018, 10996: 29-37.
- [13] Lee E C, Jung H, Kim D. New finger biometric method using near infrared imaging [J]. *Sensors*, 2011, 11(3): 2319-2333.
- [14] Bashkatov A N, Genina E A, Kochubey V I, et al. Optical properties of human skin, subcutaneous and mucous tissues in the wavelength range from 400 to 2000 nm[J]. *Journal of Physics D: Applied Physics*, 2005, 38(15): 2543-2555.
- [15] Dhawan A P, D'Alessandro B, Fu X L. Optical imaging modalities for biomedical applications [J]. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2010, 3: 69-92.
- [16] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [17] Jo J, Yoon G, Ko D, et al. Infrared finger biometric using scale invariant feature transform correspondences [J]. *Advanced Science Letters*, 2015, 21(3): 365-371.
- [18] Chen J, Shan S, He C, et al. WLD: a robust local image descriptor[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(9): 1705-1720.
- [19] Sun S N, Zhao L D, Yang S C. Gabor Weber local descriptor for bovine iris recognition[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, 1(1): 920597-920603.
- [20] Luo Y T, Zhao L Y, Jia W, et al. Palmprint recognition method based on line feature Weber local descriptor[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2016, 21(2): 235-244.
罗月童, 赵兰英, 贾伟, 等. 基于线特征韦伯局部描述子的掌纹识别[J]. *中国图象图形学报*, 2016, 21(2): 235-244.
- [21] Zandi N, Razzazi F. Source camera identification using WLBP descriptor[C]//2020 International Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP), February 18-20, 2020, Iran. New York: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [22] Huang S, Qu J H, Lu H B. Extracting texture features in palmprint via multichannel-sampling Gabor filters [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, 12(12): 2148-2157.
黄申, 屈景辉, 卢虹冰. 采样式多通道 Gabor 滤波对掌纹的特征提取和分类[J]. *中国图象图形学报*, 2007, 12(12): 2148-2157.
- [23] Lin X R, Su X S, Ding T H, et al. Gabor filter and its application in the fingerprint image processing[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2003, 24(2): 183-186.
林喜荣, 苏晓生, 丁天怀, 等. Gabor 滤波器在指纹图像处理中的应用[J]. *仪器仪表学报*, 2003, 24(2): 183-186.
- [24] Chen X G, Feng J F. Fast Gabor filtering[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(5): 456-461.
陈小光, 封举富. Gabor 滤波器的快速实现[J]. *自动化学报*, 2007, 33(5): 456-461.
- [25] Yang J F, Shi Y H. Towards finger-vein image restoration and enhancement for finger-vein recognition [J]. *Information Sciences*, 2014, 268: 33-52.
- [26] Swain M J, Ballard D H. Color indexing [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1991, 7(1): 11-32.
- [27] Jerman T, Pernuš F, Likar B, et al. Enhancement of vascular structures in 3D and 2D angiographic images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(9): 2107-2118.
- [28] Jerman T, Pernuš F, Likar B, et al. Blob enhancement and visualization for improved intracranial aneurysm detection[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2016, 22(6): 1705-1717.