

基于边缘检测加权引导滤波的指静脉图像增强算法

曹伟, 王华彬*, 石军, 余锐, 陶亮

安徽大学计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230601

摘要 针对基于引导滤波的指静脉图像增强算法不能突出静脉纹理细节信息的问题, 提出了基于边缘检测加权引导滤波算法。通过计算指静脉图像的边缘算子幅值, 对引导滤波中固定的规整化因子进行惩罚, 分别得到了静脉纹理区域和平滑区域的自适应规整化因子, 从而使滤波器具有更好的边缘保护特性。该算法在降低噪声的同时, 能保留并突出图像更多的静脉纹理细节。在国内和国外两个数据库上, 对基于边缘检测加权引导滤波与基于引导滤波的两类指静脉图像增强算法进行了对比实验, 结果表明, 前者在时间复杂度不变的情况下具有更低的错误识别率。

关键词 图像处理; 指静脉图像增强; 边缘检测算子; 加权引导滤波; 静脉识别

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.021007

Enhancement Algorithm of Finger Vein Image Based on Weighted Guided Filter with Edge Detection

Cao Wei, Wang Huabin, Shi Jun, Yu Rui, Tao Liang

School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei, Anhui 230601, China

Abstract To solve the problem that the finger vein image enhancement algorithm based on guided filter fails to highlight the vein texture details, the weighted guided filter algorithm based on edge detection is proposed. Through calculating the amplitude value of the vein image edge operator to punish the fixed neat parameter in the guided filter, the adaptive neat parameters of the vein texture area and the smooth area are obtained respectively, which makes the filter possess a better edge protection feature. This algorithm can reduce the noise, and simultaneously retain and highlight more vein texture details of images. A comparison experiment between two finger vein image enhancement algorithms proposed here and based on the guided filter is conducted in domestic and foreign image databases, and the results indicate that, under the condition of time complexity being constant, the former has a lower false recognition rate.

Key words image processing; finger vein image enhancement; edge detection operator; weighted guided filter; vein recognition

OCIS codes 100.2980; 040.1880; 100.3008; 100.4997

1 引言

随着信息技术和生物医学的不断发展, 手部静脉特征识别技术正在融入日常生活, 如门禁、考勤、支付等。常见的手部静脉识别技术主要包括手背静脉识别技术^[1]、手掌静脉识别技术^[2]、手指静脉识别技术^[3]等。其中手指静脉特征较为丰富, 手指的位置容易固定, 易于设计采集装置; 且手指相对较小、皮肤脂肪较少, 易于被近红外光透过, 能够采集相对稳定的手指静脉图像, 这些特点使手指静脉识别技术成为手部静脉

收稿日期: 2016-09-28; **收到修改稿日期:** 2016-10-21

基金项目: 国家自然科学基金(61372137)、安徽大学信息保障技术协同创新中心开放课题(ADXXBZ201411)、安徽大学大学生科研训练计划(KYXL2015030)

作者简介: 曹伟(1991—), 男, 硕士研究生, 主要从事手部静脉图像增强方面的研究。E-mail: caowei_ahu@163.com

导师简介: 王华彬(1983—), 男, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要从事模式识别与信息处理方面的研究。

E-mail: wanghuabin@ahu.edu.cn(通信联系人)

特征识别技术的研究热点。在实际应用中,光照不均和设备受限等原因使得采集到的图像中的静脉纹理细节较弱^[4],这些低质量的图像会影响静脉特征的提取及识别,因此增强静脉图像纹理细节是手指静脉识别技术中的重要研究内容之一^[5-6]。

目前,手指静脉图像的增强算法主要包括图像对比度提升增强算法和图像纹理特征增强算法。图像对比度提升增强算法主要依靠改进的直方图均衡技术^[7]、Retinex 技术^[8-9],其目的在于提升图像的对比度,使感兴趣区域(ROI)与背景区域区别开来。这一类算法的优点在于能更多地保留指静脉图像的静脉纹理细节,缺点是无法较好地增强微弱的指静脉纹理细节,因此对指静脉图像质量的要求比较高。在指静脉图像增强的应用中,这一类算法主要用来增强指静脉纹理细节较为清晰的图像。

根据静脉图像中纹理分布和方向特征,图像纹理特征增强算法分为图像纹理分布特征增强算法和图像纹理方向特征增强算法。图像纹理分布特征增强算法主要包括主成分分析(PCA)、Hu 矩不变量^[10]等,这些方法虽然可以用来描述指静脉图像中静脉纹理区域与平滑区域的相对分布情况,但是无法描述指静脉纹理结构中的局部细节差异,如指静脉图像中各关键点的位置差异等。基于关键点位置和相对距离等特征的点模式方法^[11],虽然可以描述指静脉纹路结构中的差异,但是丢失了许多线性特征,无法充分描述指静脉的纹理结构。图像纹理方向特征增强算法主要依靠方向滤波技术^[12]、图像阈值分割技术、黑塞矩阵方法^[13]等,其目的在于充分利用指静脉纹路的线性特征信息,以较好地保留指静脉局部的纹理细节与线性特征。该算法是先对指静脉图像纹理特征的方向进行提取,然后对获得的方向进行相应的滤波增强或者图像分割,最终提取出 ROI 的指静脉纹理细节。由于指静脉图像的对比度较低,线性特征信息无法准确提取,增强后的图像中带有很多错误信息,导致最后静脉特征提取失败。

图像对比度提升增强算法和图像纹理特征增强算法对多噪声、低对比度的指静脉图像增强效果不佳,不能在降低噪声的同时保留并突出指静脉图像的纹理细节。因此,需要一种能够对低质量的指静脉图像进行增强且带有去噪功能的低复杂度算法。

引导滤波最早由 He 等^[14]在 2010 年计算机视觉会议上提出,其在图像处理领域有着广泛应用,如边缘增强、图像平滑、去雾等^[15-18]。赵丹丹等^[19]将引导滤波应用在指静脉图像增强算法上,取得了较好的增强效果。针对引导滤波应用在指静脉图像增强算法上的不足,本文提出了边缘检测加权引导滤波算法。通过计算图像边缘区域与平滑区域的边缘检测算子幅值,对引导滤波中固定的规整化因子进行惩罚,得到对边缘区域和平滑区域各自的自适应规整化因子,使滤波器具有更好的边缘保护特性。新算法应用在指静脉图像增强算法中,能够在降低噪声的同时保留并突出更多的静脉纹理细节,取得了较好的增强效果。

2 基于边缘检测加权引导滤波的指静脉图像增强

2.1 引导滤波理论

引导滤波因具有边缘保护特性和低复杂度的优点而广泛应用于图像复原算法中。相比于双边滤波,引导滤波克服了梯度翻转效应且复杂度较低;相比于中值滤波,引导滤波有着较好的边缘保护特性。在引导滤波理论中,假设输出图像 \mathbf{Z} 与引导图像 \mathbf{G} 在以像素点 k 为中心、半径为 r 的窗口 $\Omega_r(k)$ 内存在线性变换关系,即

$$\mathbf{Z}(i) = a_k \mathbf{G}(i) + b_k, \quad \forall i \in \Omega_r(k), \quad (1)$$

式中线性系数 a_k 、 b_k 为常量。对(1)式两边求梯度得 $\nabla \mathbf{Z} = a \nabla \mathbf{G}$ (a 为常量),即输出图像和引导图像的边缘信息具有线性关系。通过最小化代价函数求出线性系数,代价函数的定义为

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \Omega_r(k)} \{ [a_k \mathbf{G}(i) + b_k - \mathbf{X}(i)]^2 + \lambda a_k^2 \}, \quad (2)$$

式中固定值 λ 为规整化因子, \mathbf{X} 为待滤波图像。

2.2 边缘检测加权引导滤波

指静脉图像中的静脉纹理细节相当于边缘信息,因此可以将引导滤波应用在指静脉图像的增强算法中,在降低噪声的同时保留图像的静脉纹理细节。由于引导滤波对不同区域使用相同的线性模型与固定的规整化因子,因此直接将引导滤波应用在指静脉图像增强算法上并不能很好地突出图像的静脉纹理细节,不利于指静脉图像的特征提取,从而影响识别率。针对引导滤波应用在指静脉图像增强上的不足,本文基于常用的

边缘检测算子,如索贝尔(Sobel)、坎尼(Canny)、高斯拉普拉斯(Log)算子,提出了边缘检测加权引导滤波。通过计算图像的边缘检测算子幅值,对引导滤波中固定的规整化因子进行惩罚,分别得到边缘区域和平滑区域的自适应规整化因子。因此,(2)式中的代价函数重新定义为

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \Omega_r(k)} \left\{ [a_k \mathbf{G}(i) + b_k - \mathbf{X}(i)]^2 + \frac{\lambda}{\psi_{G(k)}} a_k^2 \right\}, \quad (3)$$

式中 $\psi_{G(k)}$ 是引导图像中像素点的权值,定义为

$$\psi_{G(k)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|f(k)| + \gamma}{|f(i)| + \gamma}, \quad (4)$$

式中 N 为图像的像素个数; $|f(k)|$ 为像素点 k 处的算子绝对幅值; γ 为正则化因子,可避免过大或过小的 $|f(k)|$ 对滤波结果的影响。实验过程中发现,采用与 $|f(k)|$ 相关的 γ 时,算法具有更高的稳健性,故将 γ 取值为 $|f(k)|$ 最大值的 n 倍, $n \in (0, 1)$, $n \in \mathbb{R}$, \mathbb{R} 为实数集。由(3)、(4)式求得线性系数 a_k, b_k 为

$$a_k = \frac{\mu_{\mathbf{G} \cdot \mathbf{X}, r}(k) - \mu_{\mathbf{G}, r}(k) \mu_{\mathbf{X}, r}(k)}{\sigma_{\mathbf{G}, r}^2(k) + \frac{\lambda}{\psi_{G(k)}}}, \quad (5)$$

$$b_k = \mu_{\mathbf{X}, r}(k) - a_k \mu_{\mathbf{G}, r}(k), \quad (6)$$

式中 μ 为均值, \cdot 表示矩阵相乘, σ 为方差。由于在包含像素点 i 的每个窗口中求解的线性系数不同,因此先在这些窗口中求解 a_k, b_k 的平均值,再将结果作为像素点 i 的线性系数,因此将(1)式重新定义为

$$\mathbf{Z}(i) = \frac{1}{|\Omega_r(i)|} \sum_{k \in \Omega_r(i)} [a_k \mathbf{G}(i) + b_k], \quad (7)$$

式中 $|\Omega_r(i)|$ 为窗口 $\Omega_r(i)$ 内的像素个数。

由于边缘检测算子在图像的静脉纹理细节处的像素绝对幅值比平滑区域处的大,因此利用图像的算子绝对幅值对引导滤波中固定的规整化因子进行惩罚时,由(4)、(5)式可知:当静脉纹理细节处的像素权值 ψ 大于 1 时, a_k 值变大,由 $\nabla \mathbf{Z} = a \nabla \mathbf{G}$ 可知,输出图像 \mathbf{Z} 保留引导图像 \mathbf{G} 中较多的静脉纹理细节;当平滑区域处像素权值 ψ 小于 1 时, a_k 值变小,输出图像 \mathbf{Z} 保留引导图像 \mathbf{G} 中较少的平滑区域信息。因此,边缘检测加权引导滤波的边缘保护效果好于引导滤波的,其能够更多地保留图像的静脉纹理细节。

2.3 指静脉图像增强

2.3.1 基于边缘检测加权引导滤波的指静脉图像增强算法

利用 2.2 节提出的边缘检测加权引导滤波算法,对指静脉图像进行自引导滤波增强处理,即引导图像为图 1(a)所示的输入图像,增强后的结果如图 1(b)所示。由图可知,增强后的图像在去噪的同时,并没有突出静脉纹理细节。这是因为指静脉图像的对比较低,边缘检测加权引导滤波不适合直接处理此类图像。

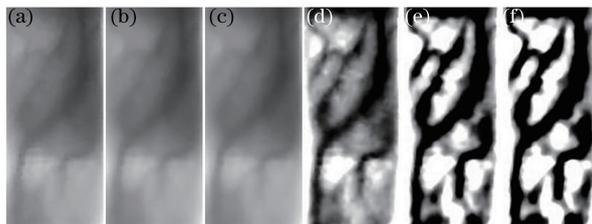


图 1 (a)原图;(b)增强后的图像;(c)去噪后的图像;(d)图像增强一次;(e)图像增强两次;(f)图像增强三次

Fig. 1 (a) Original image; (b) enhanced image; (c) denoised image; (d) one-time enhancement image;

(e) twice enhancement image; (f) thrice enhancement image

由文献[19]可知,滤波半径 r 或规整化参数 λ 越大,滤掉的静脉纹理细节就越多,起到的平滑作用就越明显;反之,滤掉的静脉纹理细节就减少,滤波后的图像和原图像的相似度就越高;当 $r=1$ 时,滤波器仅起去噪作用。

先用滤波半径 $r=16$ 的边缘检测加权引导滤波方法对输入图像 \mathbf{I} 进行自引导滤波,得到平滑图像 \mathbf{q} ,则 $\mathbf{I}-\mathbf{q}$ 是输入图像被滤掉的静脉纹理细节;再用线性增强模型 $\mathbf{I}' = (\mathbf{I}-\mathbf{q}) \times t + \mathbf{q}$ 对静脉纹理细节进行增强,其中 t 是用来调节图像增强效果的倍乘系数, \mathbf{I}' 是经过增强后的图像。滤波半径 r 取值较大是为了滤掉更

多的图像静脉纹理细节,通过线性增强模型对静脉纹理细节进行增强,使得增强后的图像在去噪的同时,突出了静脉纹理细节。

由于原指静脉图像含有一定的噪声,因此在图像增强之前,先对图像进行一次自引导图像滤波去噪,滤波半径 $r=1$,规整化因子 $\lambda=0.01$,去噪后的效果如图 1(c)所示。滤波半径 r 取值较小是为了让滤波器在保证去噪效果的同时,滤掉较少的静脉纹理细节。

图 1(d)是经过一次静脉纹理细节增强处理后的的图像,可以看到,其静脉纹理细节的增强效果不明显,且噪声信息被增强。因此,继续对第一次增强后的图像先进行去噪处理,再将去噪后的图像进行第二次增强,结果如图 1(e)所示,可以看出,第二次增强后的图像静脉纹理细节比第一次的更突出。由图 1(f)可以看出,第三次增强后的图像出现了光晕现象,且丢失了部分微弱的静脉纹理细节,故新算法只进行两次静脉纹理细节增强过程。

2.3.2 指静脉增强算法步骤

- 1) 对输入的指静脉图像进行自引导图像滤波处理,取 $r=1$ 、 $\lambda=0.01$,起到去噪的作用,滤波后的图像丢失的静脉纹理细节较少,得到滤波结果 q_1 ;
- 2) q_1 同时作为引导滤波的输入图像和引导图像 I ,再进行一次自引导图像滤波,此时取 $r=16$ 、 $\lambda=0.01$,滤波后的图像丢失的静脉纹理细节较多,得到滤波结果 q_2 ;
- 3) 利用线性增强模型 $I'=(I-q_2)\times 5+q_2$,得到第一次增强后的图像;
- 4) 将步骤 3)的结果 I' 作为步骤 1)的输入图像和引导图像,再次进行步骤 1)~3),输出图像即为增强图像。算法的效果图如图 2 所示。

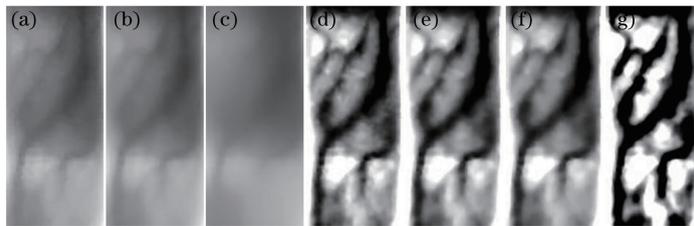


图 2 (a)原图;(b)第一次去噪后的图像;(c)第一次滤波后的图像;(d)第一次增强后的图像;(e)第二次去噪后的图像;(f)第二次滤波后的图像;(g)第二次增强后的图像

Fig. 2 (a) Original image; (b) first denoised image; (c) first filtered image; (d) first enhanced image; (e) second denoised image; (f) second filtered image; (g) second enhanced image

3 实验过程与结果分析

3.1 数据库选择

本文所用的第一个图库是天津市智能信号与图像处理重点实验室的图库(简称 FV 图库),包括 64 个手指样本,每个手指样本有 15 幅图像,数据库经过了精准的 ROI 提取。由于图像大小不统一,实验过程中进行了归一化处理,图像大小统一为 $172 \text{ pixel} \times 76 \text{ pixel}$ 。第二个图库是国外公开的一个指静脉数据库(USM),含有 492 个手指样本,每个手指样本有 6 幅图像,数据库经过了精准的 ROI 提取,每个图像的大小统一为 $300 \text{ pixel} \times 100 \text{ pixel}$,实验过程中将图像大小归一化为 $172 \text{ pixel} \times 76 \text{ pixel}$,与 FV 图库图像大小相同。

3.2 基于边缘检测加权引导滤波的指静脉图像增强算法的参数选择

边缘检测加权引导滤波以及增强算法中的参数取值对不同大小的图像增强效果不同,所以针对 FV 和 USM 这两个图库,先将它们的图像大小归一化为 $172 \text{ pixel} \times 76 \text{ pixel}$,再利用基于二级小波特征提取的手指静脉识别实验,通过不同取值后识别率的对比,对各参数进行最优选择。

边缘检测加权引导滤波器的参数有滤波半径 r 和规整化因子 λ ,当 r 和 λ 取不同值时,错误识别率 F 的对比结果见表 1(最佳结果用粗体标出,下同),由此得到合理的 r 和 λ 取值。其中 $F = \frac{S_1}{S} \times 100\%$, S_1 为错误识别样本总数, S 为识别样本总数。

表 1 当 r 和 λ 取不同值时, 错误识别率 F 的对比结果Table 1 Comparison among false recognition rates F under different r and λ

Database	r	False recognition rate F / %		
		λ		
		0.005	0.01	0.05
FV	14	0.4687	0.4687	5.9325
	15	0.3125	0.4687	1.4062
	16	0.3125	0.1562	1.7187
	17	0.1562	0.1562	1.5625
	18	0.4687	0.4687	7.1875
	19	0.4687	0.4687	7.6563
USM	14	2.71	2.71	2.981
	15	2.71	2.71	2.981
	16	2.71	2.71	2.891
	17	2.71	2.891	3.252
	18	2.71	2.891	3.252
	19	2.891	2.891	3.252

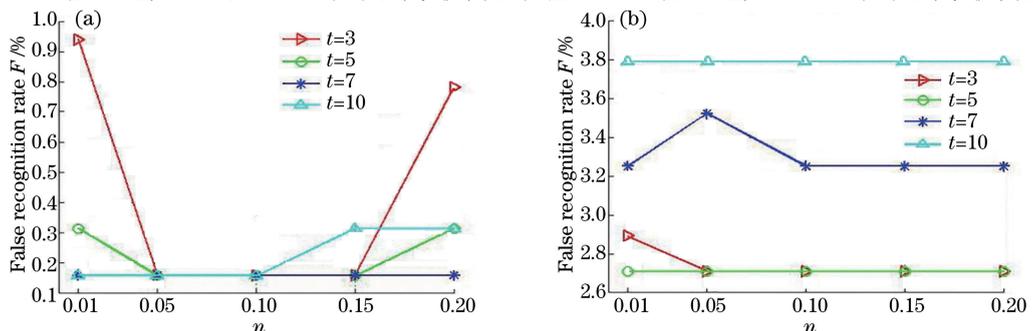
从表 1 中可以看出, 当 $r=16, \lambda=0.01$ 以及 $r=17, \lambda=0.005$ 时, 增强算法在两个图库中的错误识别率最低。而由 2.3.1 节的分析可知, 当 $r=16, \lambda=0.01$ 时, 增强图像更为清晰, 且与原图像相似度更高, 所以更为合理。

当边缘检测引导滤波算法中的倍数 n 和增强算法中线性增强模型的倍乘系数 t 取不同值时, 错误识别率的对比结果见表 2。不同图库中变量 n 和 t 对识别率的影响如图 3 所示。

表 2 当 n 和 t 取不同值时, 错误识别率 F 的对比结果Table 2 Comparison among false recognition rates F under different n and t

Database	n	False recognition rate F / %			
		t			
		3	5	7	10
FV	0.01	0.9375	0.3125	0.1562	0.1562
	0.05	0.1562	0.1562	0.1562	0.1562
	0.1	0.1562	0.1562	0.1562	0.1562
	0.15	0.1562	0.1562	0.1562	0.3125
	0.2	0.7812	0.3125	0.1562	0.3125
USM	0.01	2.891	2.71	3.252	3.794
	0.05	2.71	2.71	3.523	3.794
	0.1	2.71	2.71	3.252	3.794
	0.15	2.71	2.71	3.252	3.794
	0.2	2.71	2.71	3.252	3.794

从表 2 可以看出, 当 $t=3$ 和 $t=5$ 时, 识别率较高。从图 3 可以看出, 当 $n=0.1$ 时, 识别率较高且受 t 取值

图 3 不同图库中变量 n 和 t 对错误识别率的影响。(a) FV; (b) USMFig. 3 Influence of variables n and t on false recognition rate in different image databases. (a) FV; (b) USM

的影响最小,此时增强算法的稳健性较好。增强后的图库中的图像质量对比如图 4 所示,可以看出, $t=5$ 时增强后的图像的对比度比 $t=3$ 时的更高且静脉纹理细节更突出,有利于特征提取,所以取 $t=5$ 更为合理。

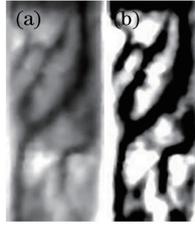


图 4 (a) $t=3$ 和 (b) $t=5$ 时,增强后的图像

Fig. 4 Enhanced images when (a) $t=3$ and (b) $t=5$

通过对比实验,得到增强算法各参数的合理取值为 $r=16$ 、 $\lambda=0.01$ 、 $n=0.1$ 、 $t=5$ 。

3.3 增强图像质量评价对比实验

利用基于引导滤波的增强算法与本文提出的基于边缘检测加权引导滤波的增强算法,对两个数据库的指静脉图像分别进行增强,对增强后的图像在对比度(C)、清晰度(D)、局部结构相似性(f_{MSSIM})这三个客观图像质量指标上进行对比。

对比度(C):计算图像均方差,作为对比度参数。

清晰度(D):1) 提取图像像素点 8 个方向上的边缘成分;

2) 计算像素点的梯度值;

3) 以图像标准差为阈值,判断像素点是否为边缘点,如果像素点梯度值小于阈值,则像素点梯度值为 0;

4) 求图像所有边缘像素点的平均梯度和,作为清晰度参数。

局部结构相似性(f_{MSSIM}):局部求结构相似性指数可以更准确地反映图像之间的相似度,定义为

$$f_{MSSIM}(x, y) = \frac{1}{f_{MN}} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{SSIM}(x_i, y_j), \quad (8)$$

式中 f_{MN} 为局部窗口的数量, x_i, y_j 为 f_{MSSIM} 指数在映射中的位置。

令算法 1 为基于引导滤波的指静脉图像增强算法,算法 2 为提出的基于边缘检测加权引导滤波的指静脉图像增强算法,比较结果见表 3。

表 3 两个算法在三个客观图像质量指标上的比较

Table 3 Comparison between two algorithms on three objective image quality indicators

Database	C		D		f_{MSSIM}	
	1	2	1	2	1	2
FV	78.4230	79.0041	46.6414	46.9888	0.8539	0.8877
USM	62.6351	62.7019	98.9365	99.2055	0.6887	0.7916

从表 3 可以看出,在三个客观图像质量指标上,算法 2 均优于算法 1。

3.4 不同边缘检测算子的加权引导滤波之间的比较

不同边缘检测算子(如 Log、Canny、Sobel 算子)在客观图像质量指标上的比较结果见表 4。

表 4 不同边缘检测算子在客观图像质量指标上的比较

Table 4 Comparison among different edge detection operators on objective image quality indicators

Database	C			D			f_{MSSIM}		
	Log	Canny	Sobel	Log	Canny	Sobel	Log	Canny	Sobel
FV	77.3239	75.1611	79.0041	45.3335	35.9464	46.9888	0.8600	0.8539	0.8877
USM	60.7929	58.6376	62.7019	98.4487	98.5605	99.2055	0.7003	0.7158	0.7916

从表 4 可以看出,在三个客观图像质量指标上,基于 Sobel 算子加权引导滤波的指静脉图像增强算法均优于基于 Canny 算子和 Log 算子加权引导滤波的增强算法。

比较两个数据库中不同边缘检测算子对识别率的影响,结果见表 5。

表 5 边缘检测算子对错误识别率的影响

Table 5 Influence of edge detection operators on false recognition rate

Database	Edge detection operator	False recognition rate $F / \%$
FV	Sobel	0.1562
USM		2.71
FV	Canny	0.3125
USM		2.981
FV	Log	0.3125
USM		2.71

从表 5 可以看出,基于 Sobel 算子的边缘检测加权引导滤波的指静脉图像增强算法的识别率更高。

3.5 基于二级小波特征提取的手指静脉识别实验

由于文献[19]、[20]中的识别实验用的是二级小波特征提取方法,为了便于对比实验,这里也采用基于二级小波特征提取的指静脉识别实验。

3.5.1 基于二级小波特征提取方法的分类器设计

实验利用相似性系数来设计分类器。相似性系数公式为

$$R = \frac{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [A(m,n) - \bar{A}] [B(m,n) - \bar{B}]}{\sqrt{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [A(m,n) - \bar{A}]^2 \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [B(m,n) - \bar{B}]^2}}, \quad (9)$$

式中 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 为待比较相似性系数的两个特征图像, (M, N) 为特征图像 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的尺寸大小。

3.5.2 相似性系数阈值的选择和识别过程

学习阶段:输入 FV 图库中每个类别的前 5 个样本,即对 64×5 个样本进行训练(USM 图库中选取 492×3 个训练样本)。先利用 2.3 节提出的指静脉增强算法对每个训练样本进行增强,再通过本节提出的二级小波特征提取方法得到特征图像,接着求每个类别前 5 个样本的特征图像均值模板,然后求这 5 个样本特征图像与均值模板的相似性系数 R ,求出类内阈值最小值 R_{\min} ,最后求出类间阈值最小值 $R_{N,\min}$,并把该阈值作为拒识别阈值。

识别阶段:将 FV 图库中每个类别的后 10 个样本作为待测样本,即 64×10 个测试样本(USM 图库中选取 492×3 个待测样本),先利用 2.3 节提出的指静脉增强算法对每个待测样本进行增强,再通过本节提出的二级小波特征提取方法得到特征图像,接着求出特征图像与每个类别的均值模板的相似性系数 R ,把 R 值最大的那个类别归属为待测样本的类别,最后根据阈值 $R_{N,\min}$ 判断是否是拒识别情况。若 64 个(USM 图库中 492 个) R 值中的最大值小于阈值 $R_{N,\min}$,则认为该样本未经训练,为拒识别情况。

3.5.3 对比实验

在两个图库中,分别对两个增强算法进行了对比实验,结果见表 6。

表 6 两个增强算法的识别实验对比

Table 6 Comparison between two enhancement algorithms in recognition experiment

Database	Before enhancement		After enhancement		
	False recognition rate $F / \%$	Average time of each enhancement / s		False recognition rate $F / \%$	
		1	2	1	2
FV	1.25	0.0290	0.0559	1.0938	0.1562
USM	4.607	0.0397	0.0633	3.794	2.71

结合表 5、6 可以看出,相比于算法 1,算法 2 的错误识别率更低,说明基于边缘检测加权引导滤波的增强算法对低对比度指静脉图像的增强效果好于基于引导滤波的增强算法,其中基于 Sobel 算子加权引导滤波的指静脉图像增强算法的错误识别率最低。

另外,分别对比了本文提出的增强算法与文献[19]、[20]中算法的识别率,结果见表 7、8。从表 5、7、8 可以看出,本文提出的增强算法实验效果更佳,其中基于 Sobel 算子加权引导滤波的指静脉图像增强算法错误识别率最低。

表 7 与文献[19]实验效果对比

Table 7 Comparison with experimental result in reference [19]

Database	False recognition rate $F / \%$	
	Reference [19]	Proposed algorithm
FV	0.94	0.1562

表 8 与文献[20]实验效果对比

Table 8 Comparison with experimental result in reference [20]

Database	False recognition rate $F / \%$	
	Reference [20]	Proposed algorithm
USM	4.6281	2.71

3.6 实验结果分析

在提出的边缘检测加权引导滤波方法中,通过自适应的规整化因子使滤波器具有更好的边缘保护特性。经基于边缘检测加权引导滤波的指静脉增强算法增强后的图像在对比度、清晰度和局部结构相似度这三个客观图像质量指标上均占优,说明增强后的图像保留了原图更多的静脉纹理细节。在两个图库上,用二级小波特征提取方法进行类内、类间识别实验,结果表明,未增强前的错误识别率分别是 1.25% 和 4.607%,而经新算法增强后的错误识别率明显降低。其中,基于 Sobel 算子加权引导滤波的指静脉图像增强算法的错误识别率最低,分别为 0.1562% 和 2.71%,说明增强后的图像保留并突出了原图更多的静脉纹理细节,有利于图像特征提取。与文献[19]、[20]对比,经新算法增强后的错误识别率更低,说明了算法的有效性和实用性。

4 结 论

针对引导滤波应用在指静脉图像增强算法上的不足,在不改变引导滤波线性复杂度的情况下,提出了基于边缘检测加权引导滤波方法,通过计算静脉图像的边缘算子幅值对引导滤波中固定的规整化因子进行惩罚,得到静脉图像纹理区域和平滑区域各自的自适应规整化因子,使滤波器具有更好的边缘保护特性。将该方法应用于指静脉图像增强算法中,在降低噪声的同时,能够更多地保留并突出静脉图像的纹理细节。基于 FV 和 USM 两个数据库的识别实验表明,提出的基于边缘检测加权引导滤波的指静脉图像增强算法能够对低质量的指静脉图像进行增强,可突出静脉纹理细节,有利于特征提取并降低错误识别率。下一步的工作是对算法中的参数进行进一步优化,同时针对传统边缘检测算子容易检测出伪边缘的不足进行改进,以有效提高算法的识别率。

参 考 文 献

- [1] Huang D, Tang Y H, Wang Y D, *et al.* Hand-dorsa vein recognition by matching local features of multisource keypoints[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45(9): 1823-1837.
 - [2] Mirmohamadsadeghi L, Drygajlo A. Palm vein recognition with local texture patterns[J]. IET Biometrics, 2014, 3(4): 198-206.
 - [3] Shrikhande S P, Fadewar H S. Finger vein recognition using discrete wavelet packet transform based features[C]. Proceedings of the 2015, International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics, 2015: 1646-1651.
 - [4] Sierro A, Ferrez P, Roudit P. Contact-less palm/finger vein biometrics[C]. Proceedings of the 2015 International Conference of the Biometrics Special Interest Group, 2015: 1-12.
 - [5] You L, Li H, Wang J W. Finger-vein recognition algorithm based on potential energy theory[C]. Proceedings of the 2015 IEEE 16th International Conference on Communication Technology, 2015: 678-683.
 - [6] Yang W M, Qin C, Wang X J, *et al.* Cross section binary coding for fusion of finger vein and finger dorsal texture[C]. Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Industrial Technology, 2016: 742-745.
 - [7] Cai Chaofeng, Ren Jingying. Contrast enhancement of hand vein images based on histogram equalization[J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(4): 1125-1127.
- 蔡超峰, 任景英. 基于直方图均衡化的手背静脉图像对比度增强[J]. 计算机应用, 2013, 33(4): 1125-1127.

- [8] Wen Haibin, Bi Duyan, Ma Shiping, *et al.* Variational Retinex algorithm for infrared image enhancement with staircase effect suppression and detail enhancement[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(9): 0911005.
温海滨, 毕笃彦, 马时平, 等. 消除阶梯效应与增强细节的变分 Retinex 红外图像增强算法[J]. *光学学报*, 2016, 36(9): 0911005.
- [9] Li Qingzhong, Liu Qing. Adaptive enhancement algorithm for low illumination images based on wavelet transform[J]. *Chinese J Lasers*, 2015, 42(2): 0209001.
李庆忠, 刘清. 基于小波变换的低照度图像自适应增强算法[J]. *中国激光*, 2015, 42(2): 0209001.
- [10] Qian X H, Guo S X, Li X Y, *et al.* Finger-vein recognition based on the score level moment invariants fusion[C]. *Proceedings of the 2009 International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering*, 2009: 1-4.
- [11] Wang Kejun, Liu Jingyu. Finger vein recognition method based relative distance and angle[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2011, 39(5): 96-99.
王科俊, 刘靖宇. 基于相对距离和角度的手指静脉识别方法[J]. *华中科技大学学报: 自然科学版*, 2011, 39(5): 96-99.
- [12] Wang Kejun, Li Xuefeng, Zhao Yue. Directional filtering-based fingerprint image enhancement[J]. *Techniques of Automation and Applications*, 2009, 28(7): 54-56.
王科俊, 李雪峰, 赵玥. 基于方向滤波的指纹图像增强算法研究[J]. *自动化技术与应用*, 2009, 28(7): 54-56.
- [13] Xu Yan, Hu Guangshu, Shang Lihua, *et al.* Adaptive tracking extraction of vessel centerlines in coronary arteriograms using Hessian matrix[J]. *Journal of Tsinghua University: Science and Technology*, 2007, 47(6): 889-892.
许燕, 胡广书, 商丽华, 等. 基于 Hessian 矩阵的冠状动脉中心线的跟踪算法[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2007, 47(6): 889-892.
- [14] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [15] Zhang Q, Li X R. Fast image dehazing using guided filter[C]. *Proceedings of the 2015 IEEE 16th International Conference on Communication Technology*, 2015: 182-185.
- [16] Ni W P, Gao X B. Despeckling of SAR image using generalized guided filter with Bayesian nonlocal means[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(1): 567-579.
- [17] Hua K L, Lo K H, Wang Y C F. Extended guided filtering for depth map upsampling[J]. *IEEE MultiMedia*, 2016, 23(2): 72-83.
- [18] Li Yi, Zhang Yunfeng, Li Ning, *et al.* Adaptive detail enhancement for infrared image based on subband-decomposed multi-scale Retinex[J]. *Chinese J Lasers*, 2015, 42(5): 0512001.
李毅, 张云峰, 李宁, 等. 基于子带分解多尺度 Retinex 的红外图像自适应细节增强[J]. *中国激光*, 2015, 42(5): 0512001.
- [19] Zhao Dandan, Tao Liang. Novel algorithm for finger-vein image enhancement and thinning and its application in recognition[D]. Hefei: Anhui University, 2015.
赵丹丹, 陶亮. 手指静脉图像的增强和细化算法及其在身份识别中的应用[D]. 合肥: 安徽大学, 2015.
- [20] Xu Tianyang, Hui Xiaowei, Lin Sen. A near infrared finger vein recognition approach based on wavelet grayscale 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.