

手掌静脉识别典型波长选择

吴 微^{1,2} 苑玮琦¹ 林 森¹ 孔德奇¹ 张洪涛¹

(¹ 沈阳工业大学 视觉检测技术研究所, 辽宁 沈阳 110870)
(² 沈阳大学信息工程学院, 辽宁 沈阳 110041)

摘要 目前的手掌静脉识别系统均采用主动光源来获取掌脉图像,光源波长的选择直接影响掌脉图像的清晰度与识别性能。典型的掌脉识别成像波长为 760,850,890,940 nm,但没有指出哪种波长识别性能最佳。从两个角度解决此问题,从识别特征提取角度,建立了基于 Fisher 判别率的掌脉成像清晰度模型,对 4 种波长拍摄的掌脉清晰度进行比较;从特征匹配角度,以 3 种典型的生物特征识别算法对 4 种波长拍摄的掌脉图像进行识别性能比较。在包含 4 种波长共 2400 幅掌脉图像的自建图库中进行实验,模型选择和典型算法实验结果都表明,850 nm 优于其他 3 种波长。证明了 850 nm 拍摄的掌脉图像的识别性能最佳。

关键词 成像系统;波长选择;手掌静脉识别;Fisher 判别率;图像清晰度

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201232.1211002

Selection of Typical Wavelength for Palm Vein Recognition

Wu Wei^{1,2} Yuan Weiqi¹ Lin Sen¹ Kong Deqi¹ Zhang Hongtao¹

(¹ Computer Vision Group, Shenyang University of Technology, Shenyang, Liaoning 110178, China)
(² School of Information Engineering, Shenyang University, Shenyang, Liaoning 110041, China)

Abstract Most of current palm vein recognition systems use an active light source to acquire images. The choice of light-source wavelength directly affects the definition of palm vein image and recognition performance. Typical wavelength of palm vein recognition is 760, 850, 890, 940 nm, while few works have been done on investigating which one is the optimal wavelength for palm vein recognitions. It is solved from two angles. From the angle of feature extraction, the model of palm vein image definition is established and palm vein definition of the four wavelengths is compared according to the model. From the angle of feature matching, the recognition performance of palm vein image with four wavelengths separately by three typical biological identification algorithms is compared. The experiment was done in a self-build database including 2400 palm vein images with four kinds of wavelength. The experiment result of the model and 3 algorithms show that 850 nm is the optimal wavelength. Wavelength of 850 nm achieves higher palm vein recognition performance than the other three wavelengths.

Key words imaging system; selection of wavelength; palm vein recognition; Fisher's discriminant ratio; image definition

OCIS codes 120.3688; 110.3080; 100.3005

1 引 言

人体的手掌静脉(以下简称“掌脉”)具有稳定性和唯一性,是一种可用作身份鉴别的生物特征^[1,2]。

掌脉隐藏在表皮下,在可见光下无法拍摄,却可以在近红外光下拍摄,其结构复杂很难被复制,使得掌脉成为一种安全性高的生物特征。断落的手掌或尸体

收稿日期: 2012-06-04; **收到修改稿日期**: 2012-07-18

基金项目: 国家自然科学基金(60972123)、高等学校博士学科点专项科研基金(20092102110002)和沈阳市科技计划(F10-213-1-00)资助课题。

作者简介: 吴 微(1979—),女,博士研究生,讲师,主要从事机器视觉检测和生物特征识别等方面的研究。

E-mail: wuwei429@163.com

导师简介: 苑玮琦(1960—),男,博士后,教授,主要从事机器视觉检测和生物特征识别等方面的研究。

E-mail: yuan60@126.com

因血液停止流动将不能通过认证,所以掌脉又可以作为“活体识别”的依据^[3]。掌脉的以上特点使得掌脉识别技术具有了独特的优势,成为了近几年生物特征识别研究^[4~6]的新热点。

掌脉识别系统由图像采集、预处理、特征提取和特征匹配4部分组成。在图像采集方式上,文献[1,7]通过热成像方式被动采集掌脉,图像中的掌脉信息基本无法分辨。目前的掌脉识别装置都采用基于近红外光的主动光源拍摄掌脉。其成像原理为,在720~1100 nm近红外光的照射下,掌脉中的血红蛋白(包括氧合血红蛋白和还原血红蛋白)对近红外光的吸收强于周围组织对近红外光的吸收,通过光成像系统可以观察到血管部分对应的光强度低于非血管区域,形成了暗影,这就是掌脉的图像^[2]。但是,由于覆盖在掌脉上的皮肤组织的非透明性、不均匀性和各异性,使得照射掌脉的近红外光发生散射,从而部分人群掌脉成像不清晰^[8]。不清晰的掌脉图像无法准确提取掌脉特征,就无法准确特征匹配,也就不能得到正确的识别结果。文献[2]等采用760 nm波长的光源;文献[9]等选取了波长为890 nm的发光二极管(LED)阵列作为近红外光源;文献[10,11]等采用波长为850 nm的LED作为光源;文献[12]等采用850 nm和940 nm的LED作为光源;文献[13,14]等都未给出具体的近红外光源波长。

当光源波段在940~1100 nm时,水对光的吸收作用十分强烈,手掌组织中70%都是水分子,光子进入皮肤后几乎被水吸收殆尽,使成像效果大幅减弱;在720~760 nm波段中,含氧血红蛋白对近红外光的吸收率较低^[15],含氧血红蛋白又占静脉血红蛋白的50%~80%^[16],对掌脉成像起到重要作用。所以,掌脉成像的理想波段应该在760~940 nm之间。760,850,890,940 nm是手掌静脉识别领域典型的识别波长,便于掌脉识别产品化。因此,本文仅在此4种典型的掌脉识别波长中进行选择。

针对典型波长选择,从两个角度解决此问题。1)从识别所要提取的掌脉特征的清晰程度角度进行选择,提出基于Fisher判别率^[17](FDR)的掌脉成像清晰度模型。2)从特征匹配角度进行选择,以3种典型的生物特征识别算法分别计算4种波长拍摄图像的识别等误率。在自建的4种典型波长掌脉图库上进行了模型选择和识别性能比较实验,选择出了此4种波长中最适合识别者。为掌脉识别装置典型波长选择提供了理论依据和实验数据,具有实用价值。

2 基于FDR的掌脉清晰度模型

掌脉成像不清晰的现象不是运动产生的,也不是离焦造成的,而是由于覆盖在掌脉上的皮肤组织的非透明性、不均匀性和各异性使得照射掌脉的近红外光发生散射造成的。所以针对离焦和运动建立的清晰度模型均不适用。通过大量观察掌脉图像发现,清晰的掌脉图像具有这样的特征:静脉与周围组织对比度大;静脉灰度值集中,周围组织灰度值集中。若能敏感区分静脉与周围组织对比度;区分静脉的灰度值集中程度、静脉周围组织的灰度值集中程度则能准确评价掌脉图像清晰度。由Fisher判别准则的线性判别分析(LDA)推导得到的FDR能够实现这种区分。

2.1 LDA和FDR

FDR来源于基于Fisher判别准则的LDA^[18,19]。线性鉴别分析主要思想是基于与分类相关的特征抽取准则,即基于Fisher准则。Fisher准则函数为

$$J(W) = \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \quad (1)$$

寻找向量 W ,使得 $J(W)$ 达到最大,以便数据对象在投影方向 $y=W^T X$ 上将两类数据分开。(1)式中 S_B 为类间散布矩阵, S_W 为总类内散布矩阵,由 S_i 计算得到, S_i 为类内散布矩阵。 S_B, S_W, S_i 分别定义为

$$S_B = (\mu_1 - \mu_2)(\mu_1 - \mu_2)^T, \quad (2)$$

$$S_i = \sum_{X \in \Omega_i} (X - \mu_i)(X - \mu_i)^T, \quad (3)$$

$$S_W = S_1 - S_2, \quad (4)$$

式中 X 为数据对象, $\mu_i = \frac{1}{M_i} \sum_{X \in \Omega_i} X$ 为数据对象均值。

为求得 $J(W)$ 达到最大时 W 的方向,可对 W^T 求导并令其为零,得到最佳的 W 向量

$$W^* = S_W^{-1}(\mu_1 - \mu_2). \quad (5)$$

此时的 W^* 确定了最佳的投影方向。若未选择最佳投影方向,则FDR为

$$R_{FDR} = K \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \quad (6)$$

$|S_B|$ 与 $(\mu_1 - \mu_2)^2$ 成正比, $|S_W|$ 与 $\sigma_1^2 + \sigma_2^2$ 成正比。合并二者,即得到

$$R_{FDR} = \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}, \quad (7)$$

R_{FDR} 不仅能度量两类对象区分程度的大小,而且能够度量这两类对象在类内的差异性。若 R_{FDR} 值越大则说明两类对象差异性越大且两类对象各自聚合,即两类对象区分性好。

2.2 基于 FDR 的掌脉清晰度评价模型

在掌脉识别中,因为采集到的掌脉图像包括手指、腕部和背景区域,所以在特征提取之前,要从图像中选择分割出一块有效区域用来提取特征,进而特征匹配。这块有效区域,通常也称为感兴趣区域(ROI)。ROI 的清晰度直接关系到后续的特征提取和匹配的准确率,对识别性能有直接影响。掌脉图像清晰度的评价是在 ROI 上进行的。

ROI 图像中,为了描述掌脉像素与周围组织像素灰度值的对比度及两类像素集合内部的聚合度,定义掌脉像素集合及其周围组织像素集合的 FDR 为

$$R_{\text{FDR(vt)}} = \frac{(\mu_{\text{tissue}} - \mu_{\text{vein}})^2}{\sigma_{\text{tissue}}^2 + \sigma_{\text{vein}}^2}, \quad (8)$$

式中 $R_{\text{FDR(vt)}}$ 为掌脉像素集合及其周围组织像素集合的 FDR。 μ_{tissue} 为图像上掌脉的周围组织像素对应的灰度值的平均值。 μ_{vein} 为图像上掌脉像素对应的灰度值的平均值。 σ_{tissue}^2 为图像上掌脉的周围组织像素对应的灰度值的总体方差。 σ_{vein}^2 为图像上掌脉像素对应的灰度值的总体方差。掌脉图像清晰度越好, $R_{\text{FDR(vt)}}$ 值越大。需要说明的是,本方法只讨论掌脉区域及其周围组织区域都存在的情况,其他情况不在讨论范围内。

为了区分掌脉像素及其周围组织像素,需要对手掌静脉进行分割。掌脉图像中的灰度阈值很难确定,不适宜采用基于灰度阈值法的掌脉分割算法。在掌脉边缘检测分割算法中,文献[20]采用 Step 边缘检测方法进行掌脉分割,该方法虽然提取效果比较好,但方法中的两个阈值需要人工设定,且最终得到的是掌脉纹线的边缘,会增加后续处理工作。文献[21]将检测 Roof 边缘的局部灰度极小值方法应用到掌脉分割上,相比选择阈值判断更具自适应能力。采用该方法分割出掌脉与周围组织。采用 $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ 的均值滤波器对掌脉图像做平滑处理。而后,构造 $0^\circ, 90^\circ, 45^\circ, 135^\circ$ 4 个方向子检测模板检测掌脉图像,对 4 个方向的检测结果图像二值化后去噪。最后,将此 4 幅二值图像叠加成一幅,连接图像断点得到最终结果。模型流程如图 1 所示。

3 掌脉图像采集装置

采集装置如图 2 所示。该装置采用基于 OV5116 CMOS 传感器设计的小型黑白摄像机采集手掌静脉,通过视频解码芯片 TVP5146 将视频信号数字化,再将数字信号输入计算机。为了避免可见光的影响,在摄像机镜头前加上 750 nm 长波通

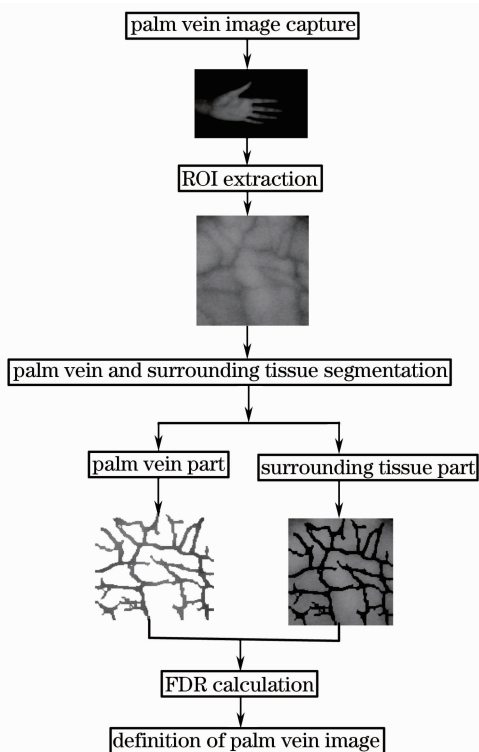


图 1 基于 FDR 的掌脉清晰度模型流程图
Fig. 1 Flow chart of image definition model for palm vein based on FDR



图 2 采集装置外观图

Fig. 2 Image acquisition equipment

滤光片,其近红外光通过率达到 90% 以上,既保证了近红外波段的通过率,又有效地截止了可见光。所拍摄图像的大小为 $768 \text{ pixel} \times 554 \text{ pixel}$ 的 8 bit 灰度图。在采集过程中手只发生刚性形变,即手各点之间的相对位置不发生变化。

采集所用光源由 15×16 LED 阵列构成,如图 3 所示。每行 LED 从左至右分为 4 组,每组依次排布波长为 $760, 850, 890, 940 \text{ nm}$ 的 LED。4 种波长的 LED 具有相同的管压降,电流、电压条件相同。通过光照仪测量,4 波长光源照度相同。各波长之间切换时间在 0.5 ms 之内。

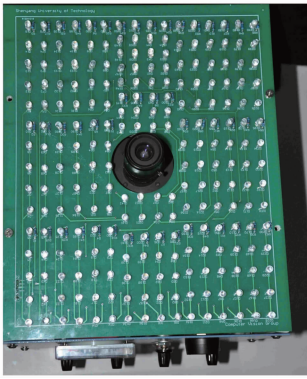


图 3 采集装置光源外观图

Fig. 3 Light source of image acquisition equipment

4 实验及结果分析

4.1 图库的建立

为了验证此方法,利用图 3 中的掌脉图像采集装置自建了一个掌脉图像库。图库采集 60 人的左手掌脉图像,每人分别在 760,850,890,940 nm 波长进行拍摄,每个波长 10 幅,共 2400 幅。被采集者年龄在 20~40 岁,其中 23 名为女性。图 4 为图库中图像示例,其中图 4(a)~(d) 和图 4(e)~(h) 分别是被采集者 1 和 2 分别在 760,850,890,940 nm 波长下采集的图像。

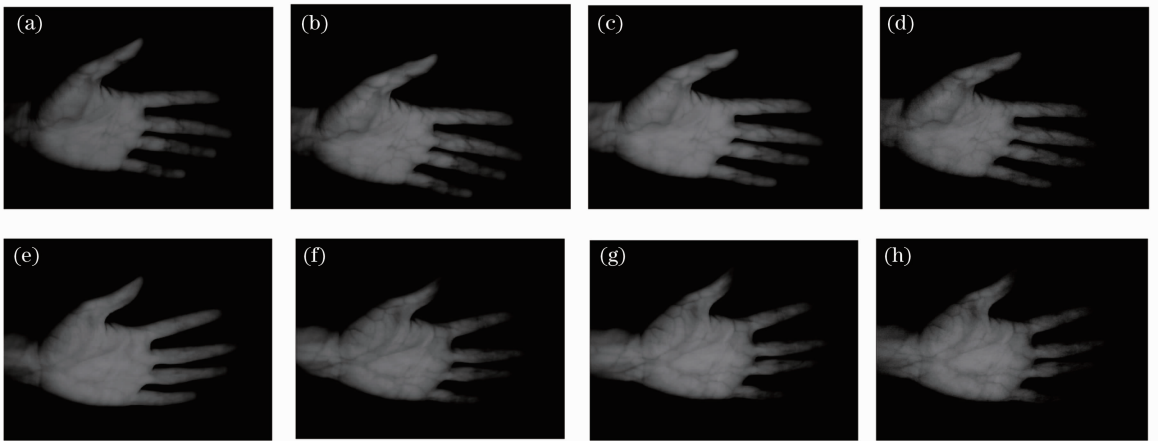


图 4 自建掌脉图库中的图像

Fig. 4 Images from self-built image database

4.2 ROI 区域的提取

采用文献[3]方法提取 ROI。该方法在提取掌脉图像的轮廓线后,计算食指和中指间的缝隙与无名指和小指间缝隙下边界的公切线,并将公切点作为定位基准点建立坐标系,截取 128 pixel ×

128 pixel大小矩形作为 ROI。

4.3 基于 FDR 模型的掌脉图像清晰度比较实验

4.3.1 图库中图像 FDR 值对比

在图库中,选取 4 幅清晰度不同的掌脉图像,提取 ROI,分割其掌脉与周围组织像素,图 5(a),(d),

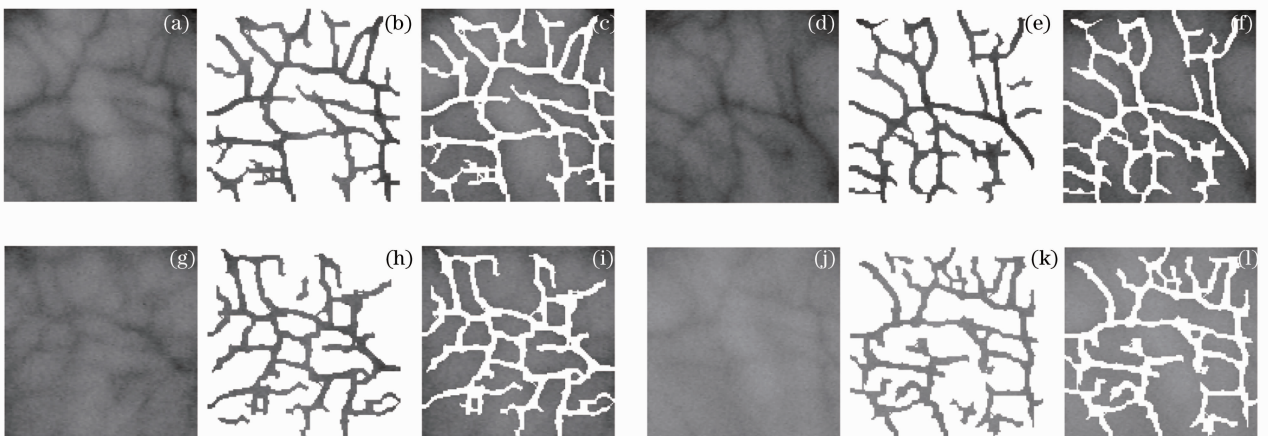


图 5 掌脉和周围组织分割效果对比图

Fig. 5 Comparison of segmentation results for palm vein and peripheral tissue

(g),(j)为 ROI 图像;图 5(b),(e),(h),(k)为提取的掌脉,将周围组织像素统一置为全白;图 5(c),(f),(i),(l)为静脉周围组织图像,将掌脉像素统一置为全白。计算此 4 幅图像的 R_{FDR} ,结果如表 1 所示。对照图 5 和表 1,发现图 5 中 4 幅图像清晰度依次下降,表 1 中 R_{FDR} 也依次下降,二者趋势一致。说明该模型可以表达出掌脉图像清晰度变化。

表 1 图 5(a),(d),(g),(j) R_{FDR} 值对比表

Table 1 Comparison of R_{FDR} for (a),(d),(g),(j) in Fig. 5

Images	Fig. 5(a)	Fig. 5(d)	Fig. 5(g)	Fig. 5(j)
R_{FDR}	0.2443	0.2214	0.1832	0.1746

4.3.2 4 种波长掌脉图像 FDR 均值比较

从图 4 中采集者 1 的 4 幅图像上分别提取 ROI,图 6(a)~(d)分别为 760,850,890,940 nm 波长下 ROI 图像。计算此 4 幅图像的 FDR 值,结果如表 2 所示。图 6 中 4 幅图像清晰度接近,用肉眼很难辨别其掌脉清晰度。表 2 中 R_{FDR} 数值表明 850 nm 图像质量最好,890 nm 图像质量次之,760 nm 图像质量最差。

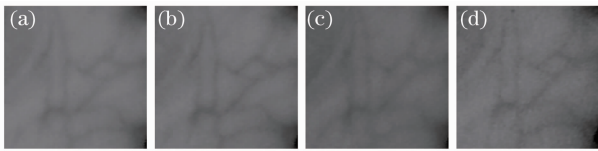


图 6 图 4 中被采集者 1 的 ROI 图像

Fig. 6 ROI images from volunteer 1 in Fig. 4

表 2 图 6 中各图 FDR 值对比表

Table 2 Comparison of R_{FDR} for images in Fig. 6

Images	Fig. (a)	Fig. (b)	Fig. (c)	Fig. (d)
R_{FDR}	0.1807	0.1867	0.1854	0.1831

按照此方法,提取图库中 2400 幅掌脉图像的 ROI。计算每个波长拍摄的 600 幅掌脉图像的 R_{FDR} 值,再求均值,得到该波长掌脉图像的 R_{FDR} 均值,作为此波长掌脉图像清晰度。计算结果如表 3 所示。

表 3 4 种波长掌脉图像 R_{FDR} 均值

Table 3 Comparison of average R_{FDR} for palm vein image with 4 kinds of wavelength

Wavelength /nm	760	850	890	940
R_{FDR}	0.1899	0.2216	0.2143	0.2039

从表 3 可以看出,850 nm 图像的 FDR 均值大于其余 3 个波长图像的 R_{FDR} 均值,是模型选择出的识别最佳成像波长。

4.4 4 种波长图像识别性能比较

为了验证模型选择的正确性,以典型的生物特

征识别算法:2DFLD^[22]、2DGabor^[23,24] 和 2DPCA^[25]对此 4 种波长拍摄的掌脉图像进行识别性能比较。选择等误率 R_{EER} ^[26]作为衡量指标。当拒真率 R_{FRR} 与认假率 R_{FAR} 相等时, R_{FAR} (R_{FRR})称为等误率。 R_{FAR} , R_{FRR} 定义为

$$R_{FRR} = \frac{R_{NFR}}{R_{NAA}} \times 100\%, \quad (9)$$

$$R_{FAR} = \frac{R_{NFA}}{R_{NIA}} \times 100\%, \quad (10)$$

式中 R_{NAA} 和 R_{NIA} 分别是合法用户和假冒(非法)用户分别尝试的总次数; R_{NFR} 和 R_{NFA} 分别是错误拒绝和错误接受的次数。从模式识别的角度讲, R_{EER} 越小,身份识别系统的性能越好。

分别以 2DFLD, 2DGabor, 2DPCA 3 种算法计算样本为 30 人、45 人、60 人的 4 种波长图像的识别等误率。首先以 30 人为样本范围,以算法 2DFLD 计算 760 nm 波长图像的识别等误率。对此 30 类手掌,每类 10 幅进行比较。共比较次数为 44850 次,其中类内比较为 1350 次。图 7 给出 2DFLD 算法的 R_{FAR} , R_{FRR} 曲线。从曲线图中可见,当 $R_{FAR} = R_{FRR}$ 时, $R_{EER} = 5.556\%$ 。

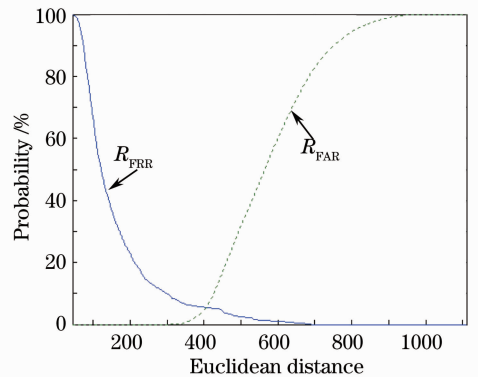


图 7 样本为 30 人时 2DFLD 算法下 760 nm 图像的 R_{FAR} 和 R_{FRR} 曲线

Fig. 7 Curves of R_{FAR} and R_{FRR} for 2DFLD with 760 nm images on 30-person dataset

再以 2DFLD、2DGabor、2DPCA 3 种算法计算这 30 类样本在 850,890,940 nm 波长下拍摄图像的等误率。得到样本数为 30 人时,不同波长不同算法等误率对比结果,如图 8 所示。

计算样本数为 45 人、60 人时 4 种波长图像在 3 种算法下的识别等误率。其结果如图 9 和图 10 所示。

由图 8~10 可以看出,在 3 个样本范围内,850 nm 的图像在 3 种算法的比较中识别等误率都最小,即识别性能最好。与表 3 得到的结论一致。由等误率数据可看出,各波长识别性能差别足以影响掌脉

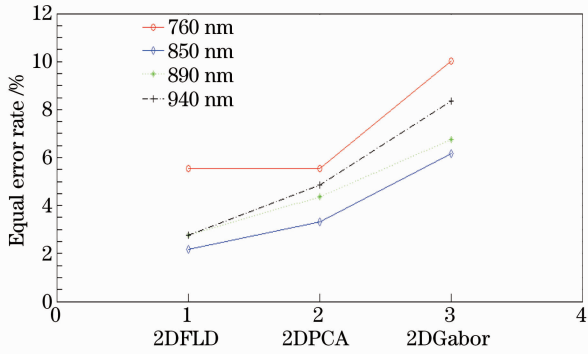


图 8 样本为 30 人时 3 种算法的 4 种波长图像等误率比较图

Fig. 8 Comparison of R_{EER} by 3 algorithms on images of 4 kinds of wavelength on 30-person dataset

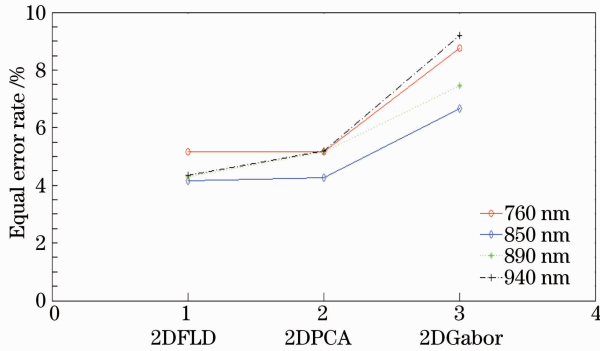


图 9 样本为 45 人时 3 种算法的 4 种波长图像等误率比较图

Fig. 9 Comparison of R_{EER} by 3 algorithms on images of 4 kinds of wavelength on 45-person dataset

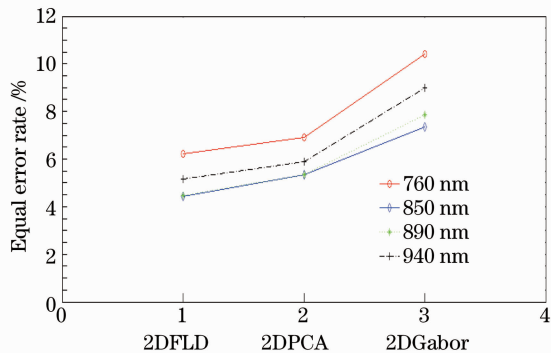


图 10 样本为 60 人时 3 种算法的 4 种波长图像等误率比较图

Fig. 10 Comparison of EER by 3 algorithms on images of 4 kinds of wavelength on 60-person dataset

识别系统总体性能。亦由图中可以看出各算法识别等误率都偏高,其原因是为比较原始 ROI 图像识别性能,因而图像未经过任何增强等处理。

5 结 论

从特征提取和特征匹配两个角度对手掌静脉识别系统中光源的典型波长:760,850,890,940 nm 进行选择。从特征提取角度,建立了基于 Fisher 判别率的掌脉成像清晰度模型,以 R_{FDR} 均值对 4 种波长拍摄的掌脉特征清晰度进行比较;从特征匹配角度,以 3 种典型的生物特征识别算法对 4 种波长拍摄的掌脉图像进行识别性能比较。在自建的掌脉图库中,采集 4 种波长掌脉图像各 600 幅,计算该波长图像 R_{FDR} 均值,得到 850 nm 波长图像的 R_{FDR} 均值为 0.2216,大于其他 3 种波长,即光源波长为 850 nm 时掌脉特征清晰度最佳。在此 4 种波长拍摄的掌脉图像识别性能比较中,得到 850 nm 拍摄掌脉图像的认识等误率最小,即识别性能最好。证明了 850 nm 拍摄的掌脉图像具有最佳的识别性能,由等误率数据可看出,各波长识别性能差别足以影响掌脉识别系统总体性能,波长选择具有必要性,其结果为掌脉图像采集装置中光源波长的选择提供了理论依据。

参 考 文 献

- Wang Lingyu, Graham Leedham. Near-and far-infrared imaging for vein pattern biometrics[C]. IEEE International Conference on Video and Signal Based Surveillance, 2006. 52~57
- Masaki Watanabe. Palm Vein Authentication in Advances in Biometrics[M]. Heidelberg, Germany: Springer-Verlag, 2008. 75~88
- David Zhang, Guo Zhenhua, Guangming Lu *et al.*. Online joint palmprint and palmvein verification[J]. *Expert Syst. Appl.*, 2011, **38**(3): 2621~2631
- Yuan Weiqi, Feng Suyue. Simulation system of improved non-contact on-line palmprint recognition[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(7): 0712003
苑玮琦, 冯素月. 改进的非接触式在线掌纹识别模拟系统[J]. *光学学报*, 2011, **31**(7): 0712003
- Han Min, Peng Yuhua, Zhang Shunli *et al.*. Iris recognition based on empirical mode decomposition[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(2): 364~368
韩 民, 彭玉华, 张顺利 等. 基于经验模态分解的虹膜识别[J]. *光学学报*, 2010, **30**(2): 364~368
- Yuan Weiqi, Dong Qian. Hand shape verification method based on hand geometry feature[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(10): 2994~2999
苑玮琦, 董 茜. 基于手部尺寸特征的手形认证方法[J]. *光学学报*, 2010, **30**(10): 2994~2999
- Lin Chih-Lung, Fan Kuo-Chin. Biometric verification using thermal images of palm-dorsa vein patterns[J]. *IEEE T. Circ. Syst. Vid.*, 2004, **14**(2): 199~213
- Eui Chul Lee, Kang Ryoung Park. Image restoration of skin scattering and optical blurring for finger vein recognition[J]. *Opt. Laser. Eng.*, 2011, **49**(7): 816~828
- Zhang Dapeng, Lu Guangming, Guo Zhenhua. Near infrared imaging equipment and identification method based on the palm vein and palm prints[P]. China Patent, 2008. 200710144916
张大鹏, 卢光明, 郭振华. 基于手掌静脉与掌纹的近红外成像设备与身份识别方法[P]. 中国专利, 2008. 200710144916

- 10 Li Qiang, Zeng Yan'an, Peng Xiaojun *et al.*. Curvelet-based palm vein biometric recognition[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2010, **8**(6): 577~579
- 11 Pierre-Olivier Ladoux, Christophe Rosenberger, Bernadette Dorizzi. Palm vein verification system based on SIFT matching [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2009, **5558**: 1290~1298
- 12 Zuo Tiedong. Design and Implementation of Palm Vein Recognition System [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2009. 21~23
左铁东. 手掌静脉识别系统的设计与实现[D].长沙:国防科学技术大学, 2009. 21~23
- 13 Zhang Yibo, Li Qin, You Jane *et al.*. Palm vein extraction and matching for personal authentication [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2007, **4781**: 154~164
- 14 Wang Jiangang, Yau Weiyun, Suwandy Andy *et al.*. Fusion of palmprint and palm vein images for person recognition based on "Laplacian palm" feature[J]. *Pattern Recogn.*, 2008, **41**(5): 1514~1527
- 15 M. F. Stranc, M. G. Sowa, B. Abdulrauf *et al.*. Assessment of tissue viability using near-infrared spectroscopy [J]. *Brit. J. Plast. Surg.*, 1998, **51**(3): 210~217
- 16 Teng Yichao, Ding Haishu, Gong Qingcheng. Monitoring cerebral oxygenation using near infrared spectroscopy during cardiopulmonary bypass surgery[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2006, **26**(5): 828~831
腾铁超, 丁海曙, 龚庆成. 近红外光谱监测体外循环手术中脑组织氧合状况的研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2006, **26**(5): 828~831
- 17 John Daugman. The importance of being random; statistical principles of iris recognition[J]. *Pattern Recogn.*, 2003, **36**(2): 279~291
- 18 Cheong Hee Park, Haesun Park. A comparison of generalized linear discriminant analysis algorithm [J]. *Pattern Recogn.*, 2008, **41**(3): 1083~1097
- 19 Wu Yiquan, Zhan Bichao, Wu Jiaming. An infrared image segmentation method based on within-class absolute difference and chaotic particle swarm optimization[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(1): 79~85
吴一全, 占必超, 吴加明. 基于类内绝对差和混沌粒子群的红外图像分割[J]. *光学学报*, 2010, **30**(10): 79~85
- 20 B. Prasanalakshmi, A. Kannammal. Secure cryptosystem from palm vein biometrics in smart card[C]. International Conference on Computer and Automation Engineering, 2010, **1**: 653~657
- 21 Yuan Weiqi, Wang Nan. Palm-vein image segmentation method based on local gray minimum[J]. *J. Optoelectronics • Laser*, 2011, **22**(7): 1091~1096
苑玮琦, 王楠. 基于局部灰度极小值的掌脉图像分割方法[J]. *光电子·激光*, 2011, **22**(7): 1091~1096
- 22 Xiangqian Wu, David Zhang, Kuanquan Wang. Fisher palms based palmprint recognition[J]. *Pattern Recogn. Lett.*, 2003, **24**(15): 2829~2838
- 23 D. Zhang, W. Kong, J. You *et al.*. Online palmprint identification [C]. IEEE T. Pattern Anal., 2003, **25**(9): 1041~1050
- 24 Yuan Weiqi, Fan Yonggang, Ke Li. Palmprints recognition method based on the phase consistency combined with log Gabor filter[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(1): 147~152
苑玮琦, 范永刚, 柯丽. 相位一致性和对数 Gabor 滤波器相结合的掌纹识别方法[J]. *光学学报*, 2010, **30**(1): 147~152
- 25 D. Zhang, A. F. Frangi, Jing-yu Yang. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition [C]. IEEE T. Pattern Anal., 2004, **26**(1): 131~137
- 26 Wu Xiangqian, Zhang Dapeng, Wang Kuanquan. Palmprint Recognition [M]. Beijing: Science Press, 2006. 9~10
邬向前, 张大鹏, 王宽全. 掌纹识别技术[M]. 北京: 科学出版社, 2006. 9~10

栏目编辑: 李文喆