

基于 RGB 颜色空间的红外偏振人脸识别

汪方斌^{1,2,3*}, 金蓄^{1,2}, 朱达荣^{1,2,3}, 胡子粮^{1,2}, 唐晟^{1,2}, 雷经发^{1,2,3}

¹安徽建筑大学机械与电气工程学院, 安徽 合肥 230601;

²安徽建筑大学建筑机械故障诊断与预警重点实验室, 安徽 合肥 230601;

³工程机械智能制造重点实验室, 安徽 合肥 230601

摘要 热红外成像在人脸识别中具有重要的应用价值,但存在分辨率低、细节不清、边界模糊等不足。通过分析人脸长波红外偏振图像的特征,研究偏振探测技术对人脸热红外成像纹理细节的增强效果;基于高斯差分(DoG)边缘特征图像修正色域通道映射权重,提出一种人脸偏振热像RGB空间融合框架;利用方向梯度直方图(HOG)获取红外偏振人脸特征,提出一种基于支持向量机(SVM)的人脸识别方法。实验结果表明,偏振探测能够增强人脸红外热像的纹理和细节,RGB色域融合可以提高人脸长波红外热像的结构相似性,偏振红外人脸热像的质量指标整体优于普通红外热像;利用偏振红外人脸热像进行人脸识别时,所提框架的精度可达到75.6%。

关键词 偏振热像; 人脸识别; 色域融合; 支持向量机

中图分类号 O436

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1233001

Infrared Polarized Face Recognition Based on RGB Color Space

Wang Fangbin^{1,2,3*}, Jin Xu^{1,2}, Zhu Darong^{1,2,3}, Hu Ziliang^{1,2}, Tang Sheng^{1,2}, Lei Jingfa^{1,2,3}

¹School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, Anhui, China;

²Key Laboratory of Construction Machinery Fault Diagnosis and Early Warning Technology, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, Anhui, China;

³Key Laboratory of Intelligent Manufacturing of Construction Machinery, Hefei 230601, Anhui, China

Abstract Thermal infrared imaging has an essential application in face recognition, but it has certain limitations, such as low resolution, unclear details, and fuzzy boundaries. Herein, we describe the enhancement effect of polarization detection technology on the texture details of thermal infrared face imaging by analyzing the characteristics of the long-wave infrared polarization images of human faces. Based on the correction of the difference of Gaussian (DoG) edge feature image's color gamut channel mapping weights, a RGB space fusion framework for the polarized thermal images of human faces is proposed. We use the histogram of oriented gradients (HOG) to obtain infrared polarization facial features and propose a face recognition method based on support vector machine (SVM). Experimental results show that, first, polarization detection technology can enhance the texture and details of the infrared thermal image of the human face, and that RGB color gamut fusion can improve the structural similarity of the long-wave infrared thermal image of the human face. Second, the overall quality index of polarized infrared thermal images is better than ordinary infrared thermal images. Finally, under the framework of this article, the accuracy for face recognition can reach 75.6% using the polarized infrared thermal images of the face.

Key words polarimetric thermal imaging; face recognition; gamut fusion; support vector machine

收稿日期: 2021-07-28; 修回日期: 2021-09-10; 录用日期: 2021-10-11

基金项目: 国家自然科学基金(61871002)、安徽省教育厅高校自然科学基金重点项目(KJ2020A0487, KJ2019A0795)、安徽省自然科学基金(2008085UD09, 1808085ME125)、安徽省重点研发计划(1804a09020009)、安徽省高校优秀青年人才支持计划(gxyqzd2018058, gxyq2017025)

通信作者: *wangfb@ahjzu.edu.cn

1 引言

基于生物学特征,人脸识别技术通过摄录的人脸图像或者视频流对人的信息进行识别或对主体的身份特征进行验证,在身份认证、安全监测等领域有广泛的应用^[1]。近年来,基于可见光人脸图像的识别准确率得到了很大提高,已经达到99%的识别率^[2-3]。但基于可见光的人脸识别系统容易受到光照变化的影响,在雾天、夜晚等户外、昏暗光照以及非均匀照明条件下,成像质量显著下降,人脸识别精度大幅降低^[4-5]。

研究表明,人脸皮肤具有近似黑体的发射率和较强的自发辐射能力。人脸自发辐射由人脸组织和结构如血管和血管分布所决定,与人的基因结构有关。通过人脸自发辐射获取的红外热像与人脸特征密切相关,具有唯一性,且不受环境光照、肤色和化妆品的影响^[6],具有抗干扰性强、防伪装、防欺诈等优点,因此可以通过热红外图像实现低分辨率下的人脸识别。

目前,通过热红外图像进行人脸识别取得巨大进展^[7]。Buddharaju等^[8]分析红外光谱提取的皮下解剖信息,进而提出一种基于血管网络特征的人脸识别方法,但是血管网络会受到高对比度区域(如发际线和皮肤)的影响,识别精度不高。Xie等^[9]则根据 Pennes 方程通过对血液灌注的量化,将人脸表面的热信息转换为血液灌注率,再利用离散余弦变换域的可分性判别准则提取血液灌注信息的判别特征,提高了红外人脸识别系统的性能。

上述研究主要利用红外人脸热像的自身特征进行识别,没有考虑现行人脸识别系统基于可见光谱数据的算法结构。为此,国内外学者试图对人脸热像特征进行分析,对可见光谱和红外光谱人脸图像的面部特征进行比较,利用两者之间的相似特征实现对红外热像人脸的识别。如Hu等^[10]提取红外与可见光谱人脸图像的方向梯度直方图(HOG)等特征并利用二者的相似性和偏最小二乘法,提高了人脸红外热像识别的效果,识别率可达49.9%。Sarfranz等^[11]则通过深度感知映射将可见光谱人脸图像特征映射到红外光谱域,得到类红外热像人脸图像特征,然后对类红外热像人脸图像特征矢量与直接获取的红外热像人脸图像特征矢量之间的余弦相似性进行识别,提高了红外热像人脸识别的精度,在三个典型数据集上的测试精度可达86%

以上。

虽然这些方法都取得了较好的效果,但在成像时,红外热像会受到环境、相机自身、光谱范围等多种因素的影响,导致人脸识别的效果不理想。归纳其原因,主要有:1)红外相机的热焦平面阵列(FPA)响应光谱波长较长,热像人脸面部图像的空间分辨率低于对应可见光图像,观测到的可见人脸特征与热像人脸特征存在较大不同;2)识别算法性能在根本上受限于可见和热像面部特征之间的相关性,而现象学(可见光成像的反射比和热成像的发射率)上的差异使得可见光谱成像与红外热成像之间存在较大的模态间隙。

实际上,人脸皮肤由表皮层、真皮层和皮下组织组成。最外层是表皮层,由90%以上的角质形成的细胞组成,将有害物质挡在外面,防止水分和其他必需物质逸出体外,起着屏障的作用;另外,约10%的表皮细胞是黑色素细胞,产生的黑色素能够保护人体免受紫外线伤害。真皮层由大量的毛细血管和组织液组成。人体血液循环过程中,毛细血管向外散发热量并通过传导作用到达皮肤表面,进而向外产生自发辐射。由于真皮层中细胞核、细胞、线粒体以及显示双折射效应的胶原纤维的作用^[12],自发辐射从皮肤表面出射时产生折射,具有一定的偏振特性^[13-14];另一方面,由于毛囊、汗渍等的存在,人脸皮肤并不光滑,而是凹凸不平的粗糙表面,根据基尔霍夫定律,自发辐射的偏振态与人脸表面的轮廓、粗糙度、出射位置等表面几何特性有关^[15]。因此,从物理上来讲,人脸自发辐射也是电磁波,电场和磁场相互正交,并且垂直于自发辐射的传播方向,具有偏振特性。研究表明,偏振探测有助于提高目标的识别性能^[16]。2014年,美国陆军研究实验室(ARL)将偏振探测技术引入红外人脸热成像^[17],有效凸显了红外人脸热像的细节特征,特别是在鼻子、嘴巴周围,补充了红外热成像所缺少的纹理细节;另一方面,目前建立在可见光谱成像基础上的人脸识别算法性能很大程度上恰恰严重依赖这些人脸的关键细节,即眼睛、鼻子和嘴巴边缘等^[18]。因此,利用人脸自发辐射携带的偏振信息突出人脸表面纹理和几何结构变化特征,可以提高红外热像人脸识别系统的性能^[19-20]。

本文在红外热成像的基础上,利用偏振成像获取人脸的红外热像,通过高斯差分(DoG)边缘特征自适应调节通道权重,提出一种基于RGB颜色空间

的红外人脸热像色域融合框架,并进行偏振热像人脸融合,形成 RGB 红外偏振融合图像。然后,利用 HOG 提取 RGB 红外偏振融合图像的特征,提出一种基于支持向量机(SVM)的红外热像人脸识别方法。最后,利用红外偏振相机搭建了人脸红外偏振热像采集平台,对所提方法进行验证。

2 人脸偏振成像机理

人是恒温动物,人体表面的温度均值与方差非常稳定,人体皮肤在中波红外和长波红外波段会吸收大量能量并向外射出中波与长波红外能量,形成自发辐射。研究表明,人脸皮肤在中波与长波红外波段的发射率分别在 0.91 和 0.97 以上,近似于黑体,且不受种族和肤色的影响。

在红外辐射中,人脸表面不仅会因反射现象而引起偏振,自发辐射同样具有偏振特性,因为红外自发辐射从人脸皮肤射出后,自发辐射的光矢量平行分量和垂直分量因发射率不同而在强度上会表现出一定的差异。相对传统红外光强成像,自发辐射偏振成像以目标辐射能量偏振特征作为探测信息,不仅能够获得目标表面的红外辐射强度,还可以获得反映目标材料性质、理化特征、表面纹理、粗糙度、含水率、温度、辐射率等信息的自发辐射偏振度和偏振角等参数,进而将目标识别从表面上升到多维空间,可以很好地分辨目标上低反射区域和目标轮廓,增强目标与背景之间的对比度,将目标从复杂的背景中提取出来^[21-22]。因此,在人脸热像检测的基础上融入偏振探测技术,将有助于降低测量噪声的影响,提高目标分割的精度,增加热图的分度与识别率。

假设人脸皮肤自发辐射在观测过程中保持稳定,Stokes 矢量为 $S_m = [I, Q, U, V]^T$ 。考虑到人脸长波红外光谱中几乎没有圆偏振信息(即 V 约等于零)^[23],通过偏振方位角为 α 的偏振分析器后被探测

器接收的能量为

$$I(\alpha) = \frac{1}{2} [I + Q \cos(2\alpha) + U \sin(2\alpha)] \quad (1)$$

当 $\alpha = 0^\circ, 60^\circ, 120^\circ$ 时,可以解析出人脸自发辐射的 Stokes 参量:

$$\begin{cases} I = \frac{2}{3} [I(0^\circ) + I(60^\circ) + I(120^\circ)] \\ Q = \frac{2}{3} [2I(0^\circ) - I(60^\circ) - I(120^\circ)] \\ U = \frac{2\sqrt{2}}{3} [I(0^\circ) - I(120^\circ)] \end{cases} \quad (2)$$

进而可以计算出人脸自发辐射的偏振度(DOP)为

$$D_{DOP} = \frac{\sqrt{Q^2 + U^2}}{I} \quad (3)$$

由式(1)~(3)可知,红外偏振成像可以获取自发辐射偏振角、偏振度等多维信息,利用这些多维信息进行人脸表面的物理特性的反演与分析,可以提高人脸红外热成像系统的性能。

3 RGB 色域偏振热像融合

RGB 作为最常用的颜色空间,也是一般的图像存储方式,由 R(红色)、G(绿色)和 B(蓝色)3 个独立通道组成。实践证明,人眼对彩色图像目标识别、认知理解具有更快更精确的表现能力,因此彩色化方法描述人脸图像时能够增强对人脸特征和信息的感知和理解。由前述所知,红外偏振成像得到的 Stokes 参量 (I, Q, U) 从不同方面代表人脸的不同信息, I 反映人脸自发辐射的能量, Q 呈现人脸不同部分存在的对比度信息,而 U 则凸显人脸表面更多的纹理细节,与 RGB 色域三个独立通道反映的信息具有良好的对应关系。基于此,同时受到文献[24]的启发,将 I, Q, U 参量图像组合变换并映射到 RGB 颜色空间进行融合,以此来突出图像的特征。融合的具体步骤包括原始图像的预处理、DoG 特征边缘检测、RGB 颜色空间融合等,如图 1 所示。

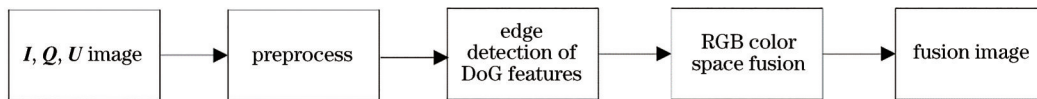


图 1 RGB 颜色空间融合流程

Fig. 1 Flow chart of RGB color space fusion

3.1 预处理

红外偏振图像在生成和传输过程中由于红外传感器成像特点以及容易受到环境影响产生随机噪声,为防止噪声对图像带来的不利影响,对红外

偏振图像进行均值滤波预处理。

$$g(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{f \in S} f(x, y), \quad (4)$$

式中: $g(x, y)$ 为滤波后像素值; M 为邻域的灰度值

数量; S 为邻域范围; $f(x, y)$ 为邻域各个像素点的灰度值。

3.2 DoG 特征边缘检测

为了突出人脸的具体细节并降低高频和低频噪声,对滤波后的 Stokes 参量图像应用 DoG 处理:

$$D(x, y, \sigma_1, \sigma_2) = [G(x, y, \sigma_1) - G(x, y, \sigma_2)] * I(x, y), \quad (5)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right), \quad (6)$$

式中: D 是 DoG 滤波后的图像; G 是高斯滤波核函数; σ_1, σ_2 是滤波器的带宽; I 是预处理后的 Stokes 参量图像。

3.3 RGB 颜色空间融合

融合时,首先对 DoG 处理的图像进行权重处理,并将 Stokes 参量 I, Q, U 图像对应色域通道 R、G、B,从而可以形成 RGB 色域偏振热像融合的彩色图像。

$$\begin{cases} R = \alpha_1 \times I \\ G = \alpha_2 \times Q, \\ B = \alpha_3 \times U \end{cases} \quad (7)$$

$$\alpha = \frac{P - \min(P)}{\max(P) - \min(P)} \times \varphi_1 + \varphi_2, \quad (8)$$

式中: $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 均为权重;由于 DoG 后的图像、Stokes 图像和 RGB 通道像素值范围都为 $(0, 255)$, P 为 Stokes 参量经过 DoG 后的图像;由于 DoG 图像除了特征凸显区域,其余区域像素值几乎为 0,但这些低特征区域也包含一定的面部信息,故将 φ_1, φ_2 设置为 0.5、0.5,使得低特征区域也可以融合到 RGB 色域偏振热像融合的彩色图像中。

4 红外偏振人脸识别算法

4.1 支持向量机(SVM)基本原理

支持向量机作为监督学习算法比较适用于小样本的分类识别问题。它将线性不可分的特征空间通过核函数映射到线性可分或近似线性可分的高维度特征空间,然后寻找最优划分超平面实现目标分类。最优超平面可以表示为

$$f(x) = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^*\right\}, \quad (9)$$

式中: $K(\cdot)$ 为核函数; α_i^* 为各个样本对应的拉格朗日系数最优解集合; b^* 为最优截距; $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数。人脸识别本质上是一个非线性多分类问题,因此支持向量机适用于人脸识别。

4.2 特征提取

受到 Dalal 等^[25]思想启发,本文基于方向梯度直方图提取融合图像特征,然后应用 SVM 实现红外偏振人脸的识别。HOG 特征是在图像处理中用来进行物体检测的特征描述子,通过计算和统计图像局部区域的梯度方向直方图获得。HOG 提供了可区分的边缘大小以及针对可见和偏振面部特征方向信息的强大编码。HOG 特征提取过程如下。

1) 采用中心对称的梯度算子来计算人脸图像每个像素点的梯度方向和幅值信息,计算过程为

$$\theta(x, y) = \arctan\left[\frac{I(x, y+1) - I(x, y-1)}{I(x+1, y) - I(x-1, y)}\right], \quad (10)$$

$$m(x, y) = \left\{ \left[I(x, y+1) - I(x, y-1) \right]^2 + \left[I(x+1, y) - I(x-1, y) \right]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}, \quad (11)$$

式中: $I(x, y)$ 是人脸图像在 (x, y) 点的灰度值; $\theta(x, y)$ 为该点的梯度方向; $m(x, y)$ 为该点的梯度幅值。

2) 首先将梯度方向平均分为 n_d 个方向,然后对每个像素胞元中同一梯度方向的梯度幅值进行累加,得到一个 n_d 维的胞元特征向量。通过级联整合整个图像的特征,即可提取人脸图像的全局 HOG 特征。

4.3 识别流程

由于人脸识别问题是一个多分类问题,采用“一对一”策略,即任意两类样本之间都需要设计一个 SVM 分类器,统计测试图片得票最多的标签即为该类。红外偏振人脸识别算法流程如图 2 所示。

如图 2(a)所示,模型训练过程中,首先将可见光图像作为训练集进行均值滤波预处理操作,降低噪声影响;其次对不同的人进行分类;接着对图像进行 HOG 特征提取,将不同人特征信息储存在不同人的类里;最后利用 SVM 分类器对训练样本类进行训练,获得 SVM 人脸识别模型。测试过程如图 2(b)所示,首先对测试图像(分别是 I, Q, U, DOP, RGB 红外偏振融合图像)中的不同的人进行均值滤波预处理操作,接着对结果进行 HOG 特征提取,随后通过 SVM 人脸识别模型对测试图像进行分类识别,得到识别结果,若识别结果与本身自带的标签一致,则匹配成功,反之失败,最终得到识别率。

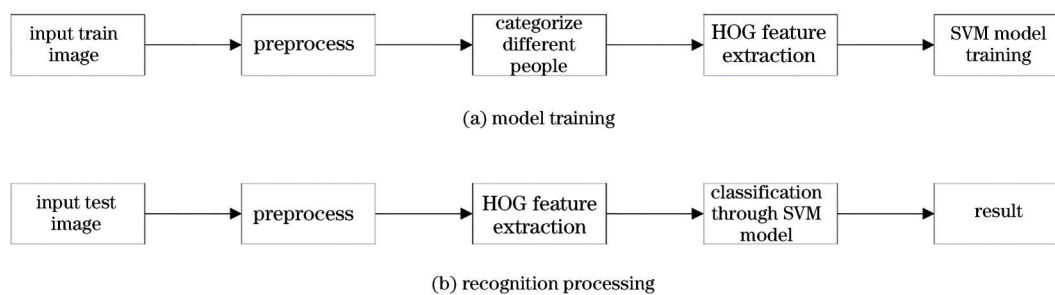


图 2 HOG-SVM 人脸识别流程

Fig. 2 Flow chart of HOG-SVM face recognition

5 实验结果分析

5.1 偏振图像采集与分析

图像的采集装置如图 3(a)所示,由 CCD 长波红外制冷相机(1)、带有红外金属线栅偏光镜(2)的高

精密转台(3)、可见光相机(4)组成。为了收集数据,要求每个受试者坐在椅子上并摘下眼镜。为控制环境光照的影响,利用如图 3(b)所示的暗室模拟黑夜环境。

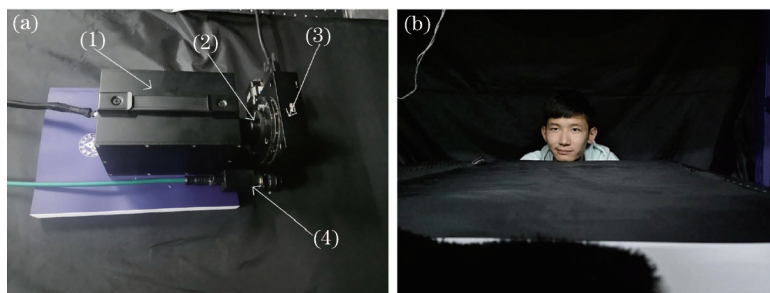


图 3 实验设备和场景。(a)设备;(b)场景

Fig. 3 Experimental equipment and scene. (a) Equipment; (b) scene

受试者将在离相机 1 m 处表露各种微表情(面无表情、微笑、撇嘴、惊讶、不屑、愤怒等),并保持 10 s 无变化。10 s 内当完全黑暗时进行红外偏振图像的拍摄,之后开灯拍摄可见光图像。通过面部表情的变化来增加人脸不同状态的多样性。数据集一共采集了 15 个人,对每人采集了 15 组不同表情图片,共计 225 组图片,每组图片包含 $I(0^\circ)$ 、 $I(60^\circ)$ 、 $I(120^\circ)$ 、 I 、

Q 、 U 、DOP、可见光图片。对长波红外偏振热像和可见光图像进行几何归一化操作^[26],先手动定位并记录两眼中心的坐标;然后旋转人脸图像,使得两眼中心连线位于水平线上;再缩放旋转过的图像,使得眼间距离为 150 pixel;最后以两眼连线中点坐标为 (128, 20),将图像裁剪为 256×256 ,得到几何归一化图像。如上处理后,得到如图 4 所示的结果。

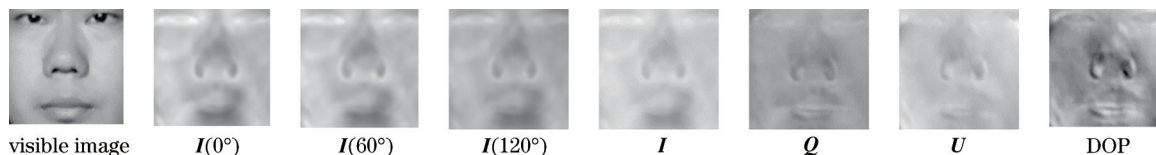


图 4 不同偏振方位角图像及解析获取的 Stokes 参量图像

Fig. 4 Different polarization azimuth images and Stokes parameter images obtained by analysis

由图 4 可见: I 图像的强度最大,但是嘴巴部分很模糊,无法有效区分面部皮肤和嘴唇的分界处,同时眼睛部分对比度低;相对 I 图像, Q 、 U 、DOP 图像更加凸显嘴巴和眼睛部分的细节纹理, Q 图像的嘴唇分界线明显且对比度较高,DOP 图像的眼睛对比度明显增

强。主观上, Q 、 U 、DOP 图像更加凸显人脸各个器官。

5.2 RGB 空间融合图像结果分析

利用式(7),对获取的图像进行 RGB 色域融合,获得 RGB 红外偏振融合图像(简称 RGB 图像),如图 5 所示。

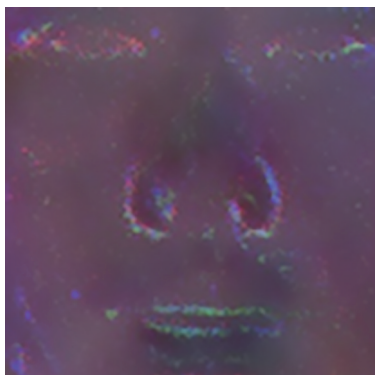


图5 RGB图像
Fig. 5 RGB image

如图5所示,主观上RGB图像的各个面部器官相对凸显,纹理细节丰富,器官之间分界线清晰,对比度也明显增强,有利于进行人脸识别。为定量分析融合图像展现的信息,提取融合图像的信息熵、结构相似性和DoG边缘检测图像,并与原图像进行比较。

图像的信息熵反映了图像包含的信息量大小,信息

量越大,熵值越大,在一定程度上可以反映图像的纹理是否丰富。图像的信息熵的表达式为

$$H = \sum_{i=0}^{255} P_i \log P_i, \quad (12)$$

式中: i 是像素值; P_i 是该像素值所占比例。

结构相似性(SSIM)是衡量两幅图像是否相似的评价指标,在亮度、对比度、结构上进行比较,反映两个图像之间的差距,范围是 $[-1, 1]$,图像相似性越高,SSIM越趋于1。

$$P_{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}, \quad (13)$$

式中: μ_x 为 x 的平均值, μ_y 为 y 的平均值; σ_x^2 是 x 的方差, σ_y^2 是 y 的方差; σ_{xy} 是 x 和 y 的协方差;用来维持稳定的常数 $c_1 = (k_1L)^2, c_2 = (k_2L)^2$ 。 L 是像素值的动态范围。 $k_1 = 0.01, k_2 = 0.03$ 。

计算图6(a)所示热像的SSIM和信息熵并取平均值,结果如表1所示。

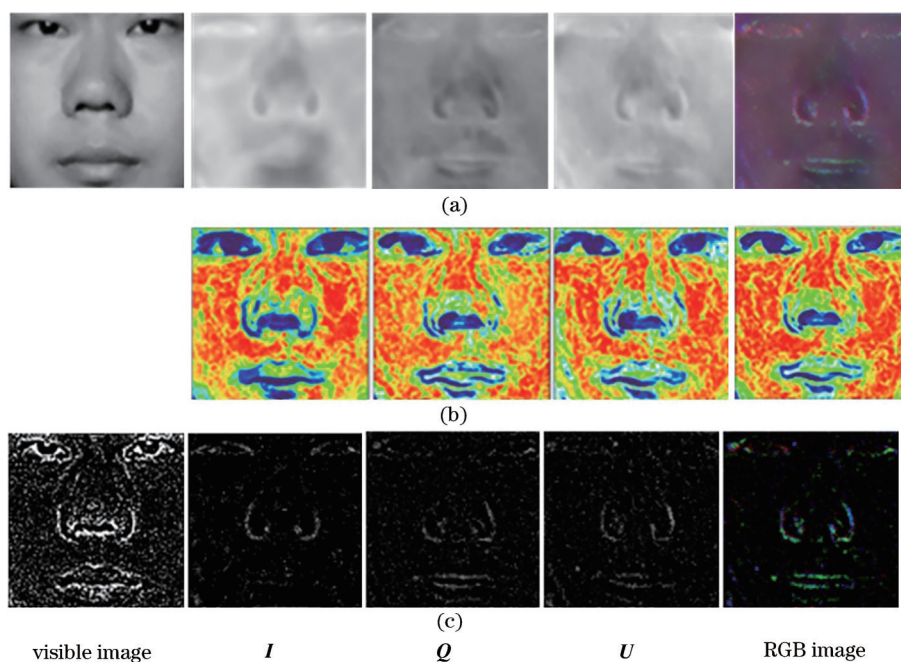


图6 定量分析。(a)原图;(b)结构相似性图;(c) DoG边缘检测图像

Fig. 6 Quantitative analysis. (a) Original images; (b) structural similarity images; (c) DoG edge detection images

表1 不同图像的信息熵和SSIM

Table 1 SSIM and entropy of different images

Parameter	I	Q	U	DOP	RGB image	Visible image
Entropy $/(bit \cdot pixel^{-1})$	6.214	5.802	6.106	3.597	6.777	7.334
SSIM	0.712	0.717	0.701	0.478	0.743	1

由表1可见:DOP图像结构相似性最低, I 和 Q 图像的信息熵最低, I 的信息熵略大于 Q 和 U ,RGB图像结构相似性大于 U ,但是RGB图像最高;DOP

图像的信息熵最低,可见光图像最高。结果表明,所提融合

方式可以增加结构相关性和信息量,使得处理的结果更加接近于可见光图像。对 Stokes 参量图像和 RGB 图像绘制了与可见光图像的结构相似性图,如图 6 所示,其中由于可见光图像的结构相似性为 1,呈现完全红色,故未贴图。红色、橙色表示相似性高,黑色、蓝色表示相似性低,并对 Stokes 和 RGB 图像进行 DoG 边缘检测处理。

由图 6(a)可以看出, I 、 Q 、 U 、DOP 图像在结构上基本一致。由图 6(b)可以看出, U 图像在嘴巴和眼睛上凸显效果最好,相对来说, Q 图像在鼻子区域凸显效果较好, I 图像则主要凸显了面部的整体, RGB 融合图像显示面部区域整体具有较强的红色调,结构相似性图像得到进一步的凸显,在诸如嘴巴、鼻子、眼睛等区域相对 I 、 Q 、 U 单幅图像凸显了面部的更多细节。由图 6(c)可以看出: DoG 边缘检

测处理以后, I 图像中的嘴巴区域几乎没有任何体现,而在 Q 和 U 图像中则得到凸显; I 图像中的鼻子区域整体轮廓较好,而 Q 和 U 图像中的面部细节则相对显著; I 、 Q 和 U 图像中,只能看到眼睛区域的部分轮廓, I 、 Q 图像则凸显了眼睛内部和外部的部分细节。结果表明,融合图像经过差分直方图处理后凸显了 Stokes 参量图像的面部边缘信息,面部特征更加突出,具有较好的效果。

5.3 红外偏振人脸识别

为对红外人脸偏振图像进行识别,利用支持向量机算法,以可见光人脸图像的 HOG 特征为输入进行训练获得识别模型;然后以 I 、 Q 、 U 、RGB 分别作为测试集,通过提取各图像的 HOG 特征图来验证所提方法的效果。测试集图像 HOG 特征经数据增强后得到的结果如图 7 所示。

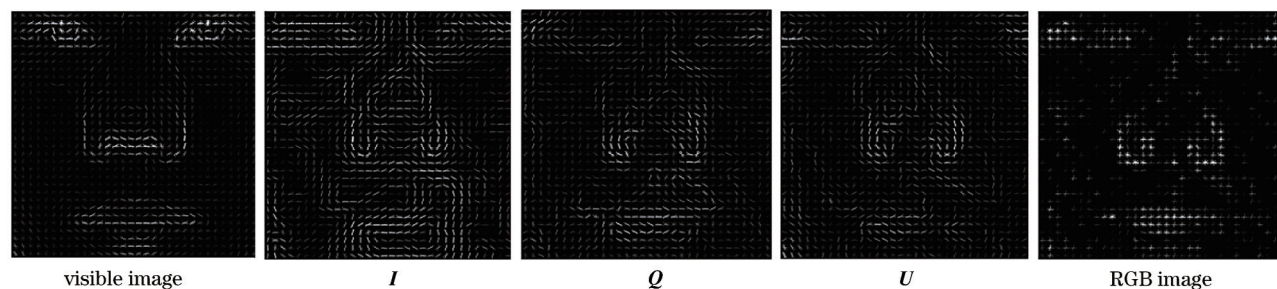


图 7 HOG 特征图

Fig. 7 HOG feature map

由图 7 可以清楚看到, RGB 融合后的 HOG 特征图将人脸各个特征明显区分,接近于可见光人脸的 HOG 特征。

通过识别算法进行人脸识别,识别率如表 2 所示。

表 2 红外人脸偏振图像的识别率

Table 2 Recognition rate of infrared polarized face image

Parameter	I	Q	U	DOP	RGB image
Recognition rate /%	51.6	40.8	37.9	48.9	75.6

由表 2 可得,利用 HOG 特征并结合 SVM 算法,所提方法对红外人脸偏振图像融合后的 RGB 图像的识别率明显高于 I 、 Q 、 U 、DOP 图像,说明所提方法通过偏振成像凸显了红外人脸偏振图像中面部区域的纹理细节, RGB 图像融合后进一步增强了对这些纹理细节的凸显效果,提高了对红外人脸偏振图像的识别精度。

6 结 论

对红外人脸偏振热像的特征融合和识别方法进行了研究。分析了不同 Stokes 图像的人脸显著特征和结构相关性,提出了一种融合红外和偏振信息的 RGB 颜色空间融合方法。基于不同 Stokes 图像对人脸不同区域的特征凸显,应用 DoG 后的 Stokes 图像作为 RGB 颜色空间融合的参数,得到融合后人脸。建立了一个红外人脸偏振热像数据集,对融合图像进行分析,并用 HOG-SVM 人脸识别框架进行人脸识别。实验结果表明,所提方法的信息熵和结构相似性更高,并且得到的人脸特征更加接近可见光图像,人脸识别率更高。

参 考 文 献

- [1] Guo G D, Zhang N. A survey on deep learning based face recognition[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2019, 189: 102805.
- [2] Parkhi O M, Vedaldi A, Zisserman A. Deep face

- recognition[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2015, September 7-10, 2015, Swansea, UK. London: British Machine Vision Association, 2015: 1-12.
- [3] Schroff F, Kalenichenko D, Philbin J. FaceNet: a unified embedding for face recognition and clustering [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 815-823.
- [4] 栗科峰, 黄全振, 卢金燕. 基于热红外光谱的人脸特征提取算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(2): 023001.
- Su K F, Huang Q Z, Lu J Y. Extraction algorithm of face features based on thermal infrared spectra[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(2): 023001.
- [5] Ouyang S X, Hospedales T, Song Y Z, et al. A survey on heterogeneous face recognition: sketch, infra-red, 3D and low-resolution[J]. Image and Vision Computing, 2016, 56: 28-48.
- [6] Socolinsky D A, Selinger A. Thermal face recognition in an operational scenario[C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 27-July 2, 2004, Washington, DC, USA. New York: IEEE Press, 2004: 1315275.
- [7] Kakkirala K R, Chalamala S R, Jami S K. Thermal infrared face recognition: a review[C]//2017 UKSim-AMSS 19th International Conference on Computer Modelling & Simulation (UKSim), April 5-7, 2017, Cambridge, UK. New York: IEEE Press, 2017: 55-60.
- [8] Buddharaju P, Pavlidis I T, Tsiamyrtzis P, et al. Physiology-based face recognition in the thermal infrared spectrum[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(4): 613-626.
- [9] Xie Z H, Liu G D. Blood perfusion construction for infrared face recognition based on bio-heat transfer [J]. Bio-Medical Materials and Engineering, 2014, 24(6): 2733-2742.
- [10] Hu S W, Choi J, Chan A L, et al. Thermal-to-visible face recognition using partial least squares[J]. Journal of the Optical Society of America. A, Optics, Image Science, and Vision, 2015, 32(3): 431-442.
- [11] Sarfraz M S, Stiefelhagen R. Deep perceptual mapping for cross-modal face recognition[J]. International Journal of Computer Vision, 2017, 122(3): 426-438.
- [12] Tuchin V V. Tissue optics and photonics: biological tissue structures[J]. Journal of Biomedical Photonics & Engineering, 2015, 1(1): 3-21.
- [13] Ghassemi P, Miranbaygi M H. Towards skin polarization characterization using polarimetric technique [J]. Journal of Zhejiang University. Science. B, 2009, 10(8): 602-608.
- [14] Sakai S, Nakagawa N, Yamanari M, et al. Relationship between dermal birefringence and the skin surface roughness of photoaged human skin[J]. Journal of Biomedical Optics, 2009, 14: 044032.
- [15] Ramella-Roman J C, Duncan D, Germer T A. Out-of-plane polarimetric imaging of skin: surface and subsurface effects[J]. Proceedings of SPIE, 2005, 5686: 142-153.
- [16] Gurton K P, Yuffa A J, Videen G W. Enhanced facial recognition for thermal imagery using polarimetric imaging[J]. Optics Letters, 2014, 39(13): 3857-3859.
- [17] 汪震, 洪津, 乔延利, 等. 热红外偏振成像技术在目标识别中的实验研究[J]. 光学技术, 2007, 33(2): 196-198, 201.
- Wang Z, Hong J, Qiao Y L, et al. Study of thermal polarization imaging measurement in target recognition[J]. Optical Technique, 2007, 33(2): 196-198, 201.
- [18] Short N, Hu S W, Gurram P, et al. Exploiting polarization-state information for cross-spectrum face recognition[C]//2015 IEEE 7th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems, September 8-11, 2015, Arlington, VA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 15668100.
- [19] Tyo J S, Ratliff B M, Boger J K, et al. The effects of thermal equilibrium and contrast in LWIR polarimetric images[J]. Optics Express, 2007, 15(23): 15161-15167.
- [20] Liakat S, Michel A P M, Bors K A, et al. Mid-infrared ($\lambda=8.4-9.9 \mu\text{m}$) light scattering from porcine tissue[J]. Applied Physics Letters, 2012, 101(9): 093705.
- [21] 陈伟力, 孙秋菊, 王淑华, 等. 基于目标边缘轮廓偏振特征的姿态分析初探[J]. 红外与毫米波学报, 2016, 35(6): 758-765.
- Chen W L, Sun Q J, Wang S H, et al. Gesture analysis based on the polarization characteristics for the target edge contour[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2016, 35(6): 758-765.
- [22] 徐文斌, 陈伟力, 李军伟. 长波红外高光谱偏振特性的伪装目标识别方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(1): 235-240.
- Xu W B, Chen W L, Li J W. Identification method

- of camouflaged objects based on long-wave infrared hyperspectral polarization characteristic[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(1): 235-240.
- [23] Wen C D, Mudawar I. Modeling the effects of surface roughness on the emissivity of aluminum alloys[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2006, 49(23/24): 4279-4289.
- [24] Blin R, Ainouz S, Canu S, et al. A new multimodal RGB and polarimetric image dataset for road scenes analysis[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), June 14-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 19854470.
- [25] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2005, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2005: 886-893.
- [26] Hu S W, Short N J, Riggan B S, et al. A polarimetric thermal database for face recognition research[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, June 26-July 1, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016.