

一种煤矿井下复杂光照条件下的人脸识别方法

霍跃华¹, 范伟强^{2*}

¹中国矿业大学(北京)现代教育技术中心, 北京 100083;

²中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院, 北京 100083

摘要 为了解决煤矿井下复杂光照条件导致人脸识别率低的问题,提出了一种适用于煤矿井下复杂光照条件下的人脸识别方法。首先利用小波分解将人脸图像分解为低频和高频部分,对低频部分利用直方图均衡化处理,增强图像对比度;然后采用引入模糊隶属度因子的小波去噪模型对高频部分进行滤波处理,并通过新的 PAL 模糊增强算法对高频部分进行模糊增强,在不同阈值下的非线性变换得到不同尺度、不同方向的特征图像,并进行反模糊处理;最后对处理后的低频和高频部分进行小波重构。实验表明,在井下复杂光照条件下,本文提出的人脸识别方法能有效改善人脸图像的整体效果,增强图像的细节信息,且平均识别率能够达到 94.45%,显著提高了井下复杂光照下的人脸识别率。

关键词 图像处理;小波变换;模糊处理;隶属度;重构;人脸识别

中图分类号 TN911.73

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.011003

Face Recognition Method Under Complex Light Conditions in Coal Mines

Huo Yuehua¹, Fan Weiqiang^{2*}

¹Modern Educational Technology Center, China University of Mining & Technology, Beijing 100083, China;

²School of Mechanical Electronic and Information Engineering, China University of Mining & Technology, Beijing 100083, China

Abstract In order to solve the problem of low face recognition rate caused by the complex lighting conditions in coal mines, a face recognition method applied to the underground coal mines with complex lighting conditions is proposed. First, the face image is decomposed into low-frequency and high-frequency components by wavelet decomposition, and simultaneously the histogram equalization processing is conducted on the low-frequency components to enhance the image contrast. Then, the wavelet denoising model with a fuzzy degree of membership factor is used to filter the high-frequency components and meanwhile a new PAL fuzzy enhancement algorithm is adopted for the fuzzy enhancement of high-frequency components. Under different thresholds, a non-linear transformation is used to get feature images with different scales and different directions, and the anti-fuzzy processing is conducted. Finally, the processed low-frequency and high-frequency components are reconstructed based on wavelets. The experimental results show that the proposed face recognition method can be used to effectively improve the overall effect of face images and enhance the detail information of images under the complex lighting conditions in underground coal mines. Moreover, the average recognition rate can reach 94.45%, indicating the face recognition rate under complex lighting conditions in coal mines is significantly enhanced.

Key words image processing; wavelet transform; fuzzy processing; degree of membership; reconstruction; face recognition

OCIS codes 100.4995; 160.0160; 100.2980

1 引言

人脸识别技术在煤矿井下的视频监控、工作考

勤、人员定位等应用中具有重要意义。目前,实际投用的人脸识别系统,需要被识别人在限定的环境下(如固定光照等)进行面部图像采集,但是煤矿井下

收稿日期: 2018-05-26; 修回日期: 2018-06-26; 录用日期: 2018-07-18

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFC0804300, 2016YFC0801800)

* E-mail: fan_weiqiang@163.com

光照条件复杂,存在光线差、照度不均匀、粉尘多等特殊情况,由复杂光照条件所造成的图像阴影、明暗区、暗光、高光都会降低识别率^[1-2]。因此,研究一种适用于煤矿井下复杂光照条件的人脸识别方法,是人脸识别技术在煤矿井下应用中急需解决的问题。

当前学者对于非均匀光照条件下的人脸识别方法进行了研究,文献[3]所述的自适应局部二值模式(ALBP)识别方法,通过光照归一化对图像进行预处理,改进两幅图像的非线性扭曲问题,进而判断两幅图像是否来自不同光照下的同一物体;文献[4]所述的改进的线性判别分析(LDA)方法用于光照不变人脸识别,基于光照不变特征将图像从空域经韦伯局部描述算子预处理变换到频域,得到具有更多韦伯脸(WF)特征信息的人脸图像;文献[5]所述的对数-离散余弦变换(LOG_DCT)方法用于提取光照不变特征,在对数域中进行DCT变换进而提取光照不变特征用于人脸识别。然而当前对于煤矿井下复杂光照条件下的人脸识别算法的研究和应用较少。

本文提出一种适用于煤矿井下复杂光照条件下的人脸识别方法。首先对矿工人脸图像进行小波分解,并将其得到的低频部分进行直方图均衡化;通过引入模糊隶属度因子的去噪模型和新的PAL模糊增强算法,实现对高频部分的滤波处理和模糊增强,使其得到不同尺度、不同方向下的模糊增强特征图像,对其进行反模糊处理;然后对处理后的低频和高频部分进行小波重构;最后通过局部二值模式(LBP)算子对重构的特征图像进行纹理描述,并用

LBP特征依次进行连接,使构成人脸特征向量。在自建的矿工人脸图像数据库中对本文算法进行了验证实验,结果表明,本文算法能够有效提高煤矿井下复杂光照条件下的人脸识别率。

2 复杂光照条件下的人脸识别方法建模

小波变换是人脸识别的重要方法,其具有较好的时频局部特性,在基于小波处理的图像识别中,能够将图像进行多尺度分解时,既不丢失图像原有信息,又不增加冗余信息,具有比较完善的重构能力^[6]。但二维小波函数的小波去噪阈值模型适用范围局限,导致在对复杂光照条件下的人脸进行识别时,小波分解后的高频系数的细节信息(边缘、轮廓等特征)不明显,出现不同程度的模糊。因此需要设计一种适用于煤矿井下复杂光照条件的人脸识别算法模型。

2.1 去噪模型设计

小波阈值选取是去噪模型设计的关键,目前常用的小波去噪阈值模型^[7]分为两种。

1) 综合去噪模型

$$\mu_T(\omega_{ij}) = \begin{cases} \alpha |\omega_{ij}|, & |\omega_{ij}| < T \\ \text{sgn}(\omega_{ij}) \cdot (|\omega_{ij}| - T), & |\omega_{ij}| \geq T \end{cases}, \quad (1)$$

式中: α 为调节系数; ω_{ij} 为小波高频系数中 (i, j) 点的绝对值; $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数; μ_T 为去噪后的小波高频系数; T 为小波阈值。

2) 硬阈值/软阈值改进型模型

$$\mu_T(\omega_{ij}) = \begin{cases} 0, & |\omega_{ij}| < T \\ \lambda |\omega_{ij}| + (1 - \lambda) \text{sgn}(\omega_{ij}) \cdot \left[|\omega_{ij}| - \frac{T}{\exp(|\omega_{ij}|/T - 1)^n} \right], & |\omega_{ij}| \geq T \end{cases}, \quad (2)$$

式中为最高小波分解层数; λ 为调节系数。

对于经典的小波硬阈值、软阈值去噪模型,(1)、(2)式作为两类典型的改进型小波阈值去噪模型,在小波分解系数幅值较大时,其去噪效果有一定程度的改善。同时(1)式中模型整体设计复杂度较小,编程实现简单,但调节系数 α 需要依赖大量的实验确定,随机性较强,而且小波阈值 T 无法根据小波分解层数和分解系数幅值进行自适应调整,最后导致滤波后的图像出现不同程度的模糊^[8],无法进行后续图像识别;(2)式中的改进小波去噪模型通过对原有模型添加了一系列计算环节,并对大量调节系数进行改进,能够在一定程度上提高去噪效果,但模型

调节系数繁多、算法复杂,实时化处理视频图像难度较高。

针对煤矿井下人脸识别光照条件复杂的基本特点,常用的小波硬阈值、软阈值去噪模型无法直接用于煤矿井下人脸识别。本文引入了一种模糊隶属度因子的小波阈值去噪模型,该方法能够对煤矿井下人脸图像的高频小波分解系数进行有效判别。其表达式为

$$\mu_T(\omega_{ij}) = \begin{cases} 0, & |\omega_{ij}| < T \\ \text{sgn}(\omega_{ij}) \cdot (|\omega_{ij}| - s), & |\omega_{ij}| \geq T \end{cases} \quad (3)$$

本模型中,模糊隶属度因子 s 替代(1)、(2)式中

的小波阈值 T , 该因子能够根据图像噪声的分布情况自适应调整, 大幅度提高了模型的灵活性。其因子 s 的计算公式为

$$s = a^{|\omega_{ij}|^{-T}} + 1, \quad (4)$$

式中 a 为调节因子, $a \in (0, 1]$ 。

由于噪声信息的系数与图像信息的系数相差较大, 通过对多尺度小波分解的高频部分进行均方差计算, 得到的均方差就会比较大, 然后确定某一个系数值, 使大于这个数值的所有系数的均方差达到最小, 且效果较好, 则该值就是所要选取的阈值。其阈值 T 计算公式为

$$T = 2^{-n} |\omega_{ij}| \sigma^2 / \sigma', \quad (5)$$

式中: n 为最高小波分解层数; σ 为图像噪声方差, 且 $\sigma = \text{median}(|\omega_{ij}|) / 0.6745$; σ' 为图像小波分解系

数标准差, 且 $\sigma' = \sqrt{\max\left(0, \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |\omega_{ij}|^2}{M \times N} - \sigma^2\right)}$,

M 为处理图片的行最大值, N 为处理图像的列最大值。

2.2 PAL 模糊增强算法

经过小波阈值去噪对高频信息进行去噪处理, 通常会造造成图像细节和边缘信息的模糊。为了增强有效纹理信息, 抑制噪声信息^[9], 对高频系数部分采用模糊增强算子对图像进行模糊增强。本文采用了改进的 PAL 模糊增强算法来对高频系数进行模糊增强。

1) 设计隶属度函数

$$\mu_{ij} = \cos\left[\frac{\pi}{2} \left(\frac{\omega_{ij} - \omega_{\min}}{D}\right)\right],$$

$$\omega_{\max} - \omega_{\min} \leq D \leq 2(\omega_{\max} - \omega_{\min}), \quad (6)$$

式中: ω_{\max} 为高频部分中最大系数绝对值; ω_{\min} 为高频部分的最小系数绝对值。

2) 设计模糊增强算子

$$T(\mu_{ij}) = \begin{cases} 2 \cdot \frac{\mu_{ij}^2}{\mu_c}, & 0 \leq \mu_{ij} < \mu_c \\ 1 - 2^t \cdot \frac{(1 - \mu_{ij})^2}{1 - \mu_c}, & \mu_{ij} \geq \mu_c \end{cases}, \quad (7)$$

式中: t 为控制收敛速度的一个参数, t 越大, 收敛速度越快; 可变参数 $\mu_c \in [0, 1]$ 。

该隶属度函数能够将经过变换处理后的 μ_{ij} 取值限定在区域 $[0, 1]$ 内, 从而克服了经典模糊增强算法中丢失部分信息的缺陷, 降低了模糊增强算法的复杂程度, 并且能够通过控制可变参数 μ_c , 实现对

图像部分区域的系数值进行增强或削弱。

2.3 特征提取

为了既能够改善井下人脸图像的整体视觉效果, 又不引入新的噪声并保持图像原有信息^[10], 因此, 通过对小波分解后的井下人脸图像低频信息进行灰度直方图均衡化, 使得高频噪声信号保持不变, 仅实现对人脸图像的亮度增强。经过前述算法处理, 将去噪和模糊增强后的高频部分采用自适应分块采样方法^[11], 得到与原图像相同像素, 并通过平滑投影 LandWeber (SPL) 算法对高频部分进行图像重构; 将灰度直方图均衡化后的低频部分进行小波逆变换; 同时将重构后的高频图像和低频图像进行叠加^[11], 并进行归一化处理得到井下人脸特征图像。

在人脸识别时, 将井下人脸特征图像中像素间的对比度值映射到某个指定区域以抽取出人脸图像的 ALBP 特征值^[12], 最后再将该特征值进行融合计算, 即可得到复杂光照条件下的人脸图像特征向量。

提取 ALBP 特征层:

$$\begin{cases} \max C = \max\{g_p - g_c \mid p = 0, 1, \dots, p-1\} \\ \min C = \min\{g_p - g_c \mid p = 0, 1, \dots, p-1\} \end{cases}, \quad (8)$$

式中: $\max C$ 和 $\min C$ 分别为在 LBP 窗口半径为 R , 领域点像素个数为 P 的局部区域内的对比度最大值和最小值; g_c 为区域内中心像素点; g_p 为区域内任意邻域像素点。

采用 l_r 表示每个邻域点与中心点的对比度值的对应区间:

$$l_r = \begin{cases} L, & l_r > L \\ \left\lfloor \frac{g_p - g_c - \min C}{r} \right\rfloor, & l_r \leq L \end{cases}, \quad (9)$$

式中: L 为区间个数; r 为区间对比度的取值范围, 且 $r = (\max C - \min C) / L$ 。

根据区域内不同对比度的区间关系, 获取每个区间的 ALBP 特征值, 计算每个区间的 ALBP 特征值:

$$X_{\text{ALBP-P,R}}^i = \sum_{p=0}^{p-1} 2^p \cdot A_p, \quad (10)$$

式中: i 为第 i 个 ALBP 窗口; 当 $g_p - g_c > 0$ 时, $A_p = 1$; $g_p - g_c \leq 0$ 时, $A_p = 0$ 。

每个区间中的 ALBP 特征值将人脸图像划分为 N 个局部区域, 通过对每个层次得到的 $X_{\text{ALBP-P,R}}^i$ 级联, 可得到每个区域的 $X_{\text{ALBP-P,R}}$, 每个

区域的相应的直方图为

$$H_i^n(k) = \sum_{x,y \in B_{blockn}} i[f(s,y) = k],$$

$$k = 0, 1, \dots, 2^p - 1. \quad (11)$$

最后将不同区域的 H 连接起来,即可得到描述

全局人脸多对比度层次的特征向量。

3 本文算法的实现

适用于煤矿井下光照不均匀条件下的人脸识别算法的具体实现过程如图 1 所示。

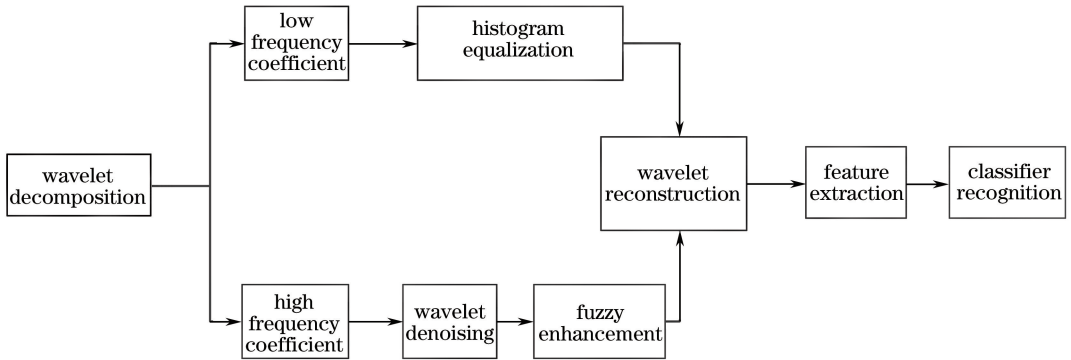


图 1 人脸识别实现过程图

Fig. 1 Flow chart of face recognition process

1) 先将输入的矿工人脸图像通过(1)式进行小波分解,消除图像中的噪点。

2) 采用“db3”小波基函数对预处理后的图像进行 3 层小波分解,并分别提取小波低频和高频分解系数。

3) 由各低频小波分解系数幅值,通过(4)式计算模糊隶属度因子,调节因子 $\alpha = 0.5$ 。

4) 根据小波阈值 T 和模糊隶属度因子 s ,通过(3)式定义的去噪模型对高频系数进行小波去噪。

5) 对小波分解后的低频部分进行直方图均衡化处理。

6) 根据(6)式和(7)式,用新的模糊增强算子对高频部分进行模糊增强,并获得新的模糊增强图像。

7) 将均衡化后的低频部分和新的 PAL 模糊处理后的高频部分进行小波重构,并获得改善后的待识别特征图像。

8) 根据小波重构后的图像,通过改进的 ALBP 特征提取算法获得矿工人脸特征向量,(8)式中 LBP 窗口半径 R 取 1.5, P 取 12,最后采用最小近邻分类器进行矿工人脸识别。

4 实验结果及分析

为了验证本文方法的有效性,对复杂光照条件下的矿工人脸图像分别采用本文算法和文献[3]、文献[4]、文献[5]、文献[13]算法进行矿工人脸识别的对比实验,并对其实验结果进行了分析。

4.1 不同算法在低频和高频处理效果

本文算法在低频信息图像及对其进行均衡后的

图像处理效果如图 2 所示。

由图 2(a)、(b)可知,原低频图像信息整体灰度对比度偏差,整体灰度偏暗,灰度值主要集中在 $0 \sim 50$ 。经过直方图均衡化处理,图像灰度对比度得到提高,图像整体亮度有所改善,灰度动态范围扩大,具有较好的增强效果。同时,对本文算法处理后的图片低频部分,并无引入高频噪声信号,算法能够把噪声信号与图像整体的轮廓信息进行有效分离。

本文算法与传统小波去噪算法^[14]、Log_Gabor 算法^[5]、双边滤波的多尺度 Retinex 算法^[15]、文献[16]算法对图像高频进行处理后的对比效果如图 3 所示。

图 3(a)为煤矿井下矿工原始采集图像。在原始采集图像中,矿工脸部图像存在光照不均匀、对比度差,以及噪声信息较多等缺点,导致视觉上人脸图像轮廓边际模糊、特征点较少,不利于人脸特征提取和图像识别。

图 3(b)采用传统的小波去噪算法对原始采集图像进行高频系数处理,处理后的图像在明暗对比明显处存在光晕问题,而且部分区域失真严重,清晰化效果欠佳。

图 3(c)为采用 Log_Gabor 算法处理后的图像,能够改善原始采集图像的对比度,明显增强了图像亮度,使得图像的清晰度有所改善,但是对原始采集图像的信噪比和图像细节信息的改善效果不明显。

图 3(d)为采用双边滤波的多尺度 Retinex 算法处理后的图像,保留了原始采集图像的清晰度,对信噪比的改善较为明显,但对比度几乎没有改变,对改善人脸特征效果不明显。

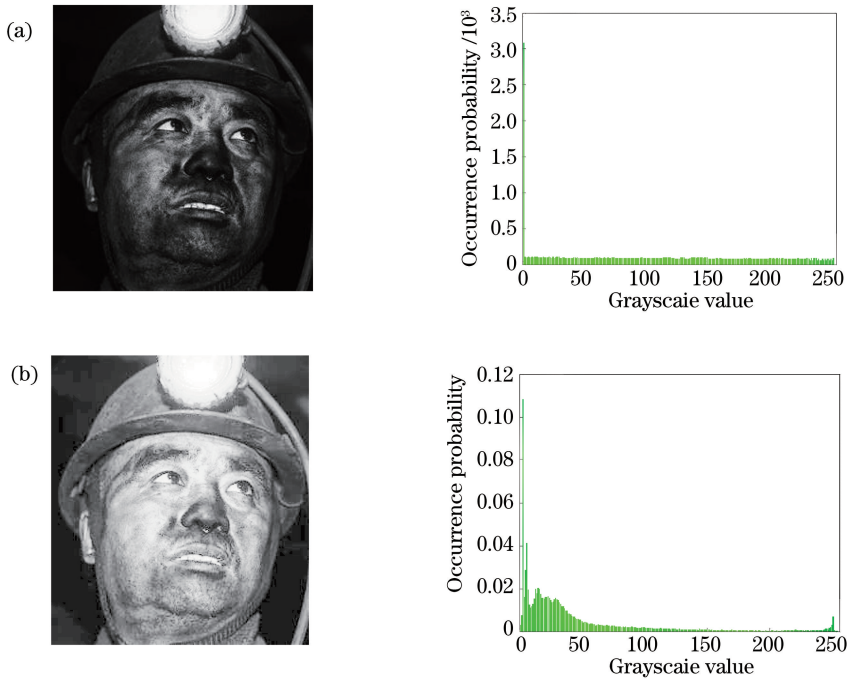


图 2 低频信号均衡化处理前后对比图。(a)原始图像及对应的直方图;(b)低频均衡化处理后的图像效果及对应直方图

Fig. 2 Comparison before and after low-frequency signal equalization processing. (a) Original image and corresponding histogram; (b) image effect and corresponding histogram after low-frequency equalization processing



图 3 不同算法对井下人脸图像高频处理效果图。(a)原始图像;(b)传统小波法;(c) Log_Gabor 算法;(d)双边滤波的多尺度 Retinex 算法;(e)文献[16]的算法;(f)本文算法

Fig. 3 High-frequency processing effects of downhole face images by different algorithms. (a) Original image; (b) traditional wavelet algorithm; (c) Log_Gabor algorithm; (d) bilateral filtered multiscale Retinex algorithm; (e) algorithm in Ref. [16]; (f) proposed algorithm

图 3(e)采用文献[16]所述的算法对原始采集图像进行处理,尽管该算法对处理后的图像的对比度、信噪比、清晰度方面都有较好的改善,但是该算法仅对图像的高频部分进行了处理,对人脸的低频部分并无处理,没有对图像的亮度进行增强,因此无法有效提高井下人脸识别率。

图 3(f)与原始图像相比,采用本文算法对原始采集图像进行处理后,图像的对比度明显提高,能够很好地去除在明暗对比强烈处的光晕,图像增强效果自然,通过直方图均衡增强对比度,并没有产生灰度级合并及放大噪声,而且改进的模糊处理函数很好地保持了人脸图像中细节信息的完整度,增强了

人脸关键特征信息,因此能够应用于煤矿井下复杂光照环境下的人脸识别。

4.2 本文算法与非均匀光照条件下的人脸识别算法的效果对比

基于模糊处理的小波变换对井下矿工人脸进行图像处理,使用 LBP 算子对本文算法处理后的图像进行特征描述,最后将所有图像的 LBP 特征进行连接,作为矿工人脸的特征向量,并在自建的矿工人脸数据中进行人脸识别的实验。实验选取其中 36 张正常光照条件下的矿工人脸图像作为训练集,同时选取相对应的 36 张煤矿井下复杂光照条件下矿工人脸图像作为测试集。部分实验样本如图 4 所示。



图4 部分实验样本图

Fig. 4 Partial sampling images in experiment

将36张不同矿工脸的训练集随机分成3组,每组12张图像作为训练样本,同时将36张测试集中的对应的矿工脸也分成3组,每组12张图像作为测试样本。根据样本数据进行了3组实验,每次实验后记录获得的识别率,并取其平均值。本实验所用矿工人脸数据库中的图片都是经过相同大小裁剪过的正面图像,其大小为 76×96 。在进行匹配实验之前,首先对以下参数进行设置:1) 本文改进型模糊增强的小波滤波器的尺度与方向;2) ALBP算子邻域大小;3) LBP图像分块数目。实验参数设置如表1所示。

表1 实验参数设置

Table 1 Parameter setting in experiment

Name	Parameter	Value
Wavelet fuzzy processing	Scales	4
	Direction	6
LBP description	Neighborhood sizes	ALBP12, 1.5
LBP image segmentation	Size	13×13

表2 不同识别方法下的识别率

Table 2 Recognition rates by different recognition methods

Method	Recognition rate				Average value
	Subset 1	Subset 2	Subset 3	Recognition rate	
Method in Ref. [3]	75.00	66.67	66.67	69.45	
Method in Ref. [4]	83.33	75.00	91.67	83.33	
Method in Ref. [5]	75.00	66.67	75.00	72.22	
Method in Ref. [13]	83.33	83.33	91.67	86.11	
Proposed method	91.67	91.67	100.00	94.45	

由表2可知:

1) 文献[3]提出的ALBP识别方法仅是对图像低频部分进行了处理,能够保留光照不变特性,但是无法去除图像噪声和增强对比度,在实验中,对于样本的平均识别率为69.45%。

2) 文献[4]提出的改进LDA方法对高频分量处理效果较好,但是对图像低频部分灵敏度较低,实

在进行脸部识别前,首先通过LBP提取出经模糊小波处理后的人脸图像的纹理特征。样本库中的部分人脸经过LBP特征描述后,如图5所示。

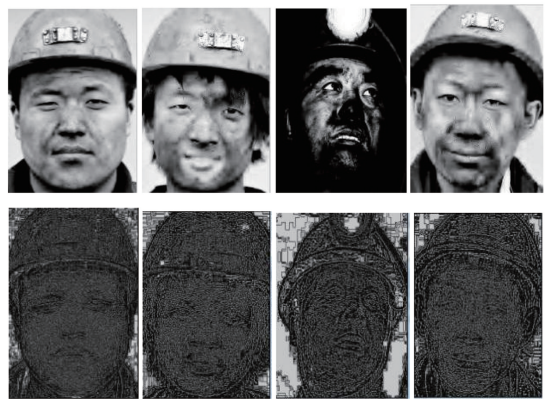


图5 LBP描述后纹理特征图

Fig. 5 Post-texture feature maps described by LBP

将本文方法与文献[3]、文献[4]、文献[5]、文献[13]方法进行对比实验。不同方法在矿工人脸数据库的3个子集中的实验结果如表2所示。

验中,对于样本的平均识别率为83.33%。

3) 文献[5]提出的Log-Gabor算法在光照严重不足情况下,容易将图像低频部分信息去除,使图像特征点减少,在实验中,对于样本的平均识别率为72.22%。

4) 文献[13]提出的Dog-LBP方法,通过设置阈值对低频成分进行了直接去除,能够较好地保留

光照不变特征,但在光照严重不足时,低频部分中有用的图像信息也同时被滤除,对于识别效果也受到影响,在实验中,对于样本的平均识别率为86.11%。

5) 本文方法对于图像的低频和低频部分均进行了增强和改进,因此在实验中,对于样本的平均识别率最高,对于部分子集的平均识别率达到了94.45%。

5 结 论

由于煤矿井下光照环境复杂、光线差、照度不均匀、粉尘多等因素,常用的非均匀光照人脸识别算法在井下人脸识别应用中效果不佳,为此提出煤矿复杂光照条件下的人脸识别方法。采用直方图均衡化方法对低频部分进行灰度调整,实现图像对比度增强。通过引入模糊隶属度因子的小波去噪模型对高频部分进行滤波处理,通过改进的PAL模糊增强算法对高频部分进行模糊增强,增强图像的细节信息。相比原始图像,经高频和低频部分处理,以及小波重构后的特征图像,在对比度、信噪比、清晰度、亮度等方面均得到改善。经过实验验证,相比其他非均匀光照的图像增强方法,本文方法能够对井下复杂光照条件下的人脸图像进行有效识别,适用于煤矿井下人脸识别。

参 考 文 献

- [1] Zhi N, Mao S J, Li M. Enhancement algorithm based on illumination adjustment for non-uniform illuminance video images in coal mine[J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(8): 2190-2197.
智宁, 毛善君, 李梅. 基于照度调整的矿井非均匀照度视频图像增强算法[J]. 煤炭学报, 2017, 42(8): 2190-2197.
- [2] Yang A P, Wang N. Nighttime image dehazing algorithm by structure-texture image decomposition [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(6): 061001.
杨爱萍, 王南. 基于结构-纹理分层的夜间图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(6): 061001.
- [3] Yang X Y, Deng X M. Identification method of ALBP and its application in aid system for deaf vision [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2015, 29(8): 94-98.
杨小义, 邓新梅. ALBP识别方法及其在聋人视觉辅助系统中的应用[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2015, 29(8): 94-98.
- [4] Kong R, Zhang B. Research on face recognition

method under uncontrolled illumination variation[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(3): 689-695.

孔锐, 张冰. 光照变化条件下人脸识别方法研究[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(3): 689-695.

- [5] Cheng X F, Li S, Long F. Illumination invariant face recognition based on Log-Gabor filtering and LBP descriptor[J]. Journal of Xiamen University (Natural Science), 2014, 53(3): 359-363.
程雪峰, 李顺, 龙飞. 基于Log-Gabor滤波和LBP算子光照不变人脸识别方法[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2014, 53(3): 359-363.
- [6] Bae C, Chung Y Y, Lee J. Image based video querying algorithm using 3-level Haar wavelet transform features [C] // International Conference on Computer Science and Its Applications, 2016: 779-785.
- [7] Yuan Y Z. Fuzzy membership degree threshold denoising algorithm of mine remote sensing image in wavelet domain[J]. Metal Mine, 2017(4): 123-126.
袁玉珠. 矿山遥感图像小波域模糊隶属度阈值去噪算法[J]. 金属矿山, 2017(4): 123-126.
- [8] Ding C, Dong L L, Xu W H. Enhancement technique for infrared scene with maritime target [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(6): 0610001.
丁畅, 董丽丽, 许文海. 海面目标的红外景象增强技术研究[J]. 光学学报, 2018, 38(6): 0610001.
- [9] Huang T, Xue F C, Qian H L, et al. Remote sensing image denoising algorithm based on NSCT and adaptive fuzzy threshold [J]. Computer Technology and Development, 2016, 26(1): 65-69.
黄涛, 薛丰昌, 钱洪亮, 等. 基于NSCT和自适应模糊阈值遥感图像去噪算法[J]. 计算机技术与发展, 2016, 26(1): 65-69.
- [10] Wang Y, Pan Z B. Image contrast enhancement using adjacent-blocks-based modification for local histogram equalization [J]. Infrared Physics & Technology, 2017, 86: 59-65.
- [11] Cheng D Q, Gao L Z, Chen L L, et al. Adaptive multi-scale block compressed sensing algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(9): 1175-1182.
程德强, 高凌志, 陈亮亮, 等. 自适应多尺度分块压缩感知算法[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(9): 1175-1182.
- [12] Huang P F, Cai J, Chen L, et al. Fusion LBP and gray feature description based straight line segment matching method: 105405147A[P]. 2016-03-16.

- 黄攀峰, 蔡佳, 陈路, 等. 一种基于融合 LBP 和灰度特征描述的直线段匹配方法: 105405147A [P]. 2016-03-16.
- [13] Lian Z C, Er M J, Li J K. A novel face recognition approach under illumination variations based on local binary pattern [C] // International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns, 2011: 89-96.
- [14] Huang J J, Chen W J, Su X Y, *et al.* Application of wavelet transform in modulation measurement profilometry[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(7): 0707001.
黄静静, 陈文静, 苏显渝, 等. 小波变换在调制度测量轮廓术中的应用 [J]. 光学学报, 2016, 36(7): 0707001.
- [15] Liu X Y, Qiao T, Qiao Z. Image enhancement method of mine based on bilateral filtering and Retinex algorithm [J]. Industry and Mine Automation, 2017, 43(2): 49-54.
刘晓阳, 乔通, 乔智. 基于双边滤波和 Retinex 算法的矿井图像增强方法 [J]. 工矿自动化, 2017, 43(2): 49-54.
- [16] Li Q Z, Liu Q. Adaptive enhancement algorithm for low illumination images based on wavelet transform [J]. Chinese Journal of 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.