

# 基于 KCCA 的煤矿人员特征融合识别

王 君<sup>1</sup>, 黄 宁<sup>1</sup>, 陈楷升<sup>1</sup>, 何新宇<sup>1</sup>, 梁世亮<sup>1</sup>, 梁薇薇<sup>2</sup>

(1. 中山大学南方学院 电气与计算机工程学院, 广东 广州 510970;

2. 重庆邮电大学, 重庆 400065)

**摘 要:**煤矿井下险情时有发生,为险情下方便救援,需要监控各区域人员签到,准确掌握人员身份及分布情况。在煤矿井下由于光线不足、黑尘干扰等原因,影响人员的识别和管理。传统的识别由于单独依赖人脸识别来辨别井下人员数量和身份,易受到井下恶劣的环境影响而导致出现无法识别和识别效率低等问题,所以可靠程度较低。为解决上述问题,提出了一种基于 KCCA 算法的人脸特征和虹膜特征融合的煤矿井下人员签到识别方法。首先提取出人脸特征和虹膜特征,然后采用 KCCA 算法对采集到的人脸特征和虹膜特征进行融合,去除图片中无效的信息,降低算法复杂度,最后利用 TAN 分类完成人员认证,准确识别人员身份。实验表明,该算法降低了计算复杂度,提高了身份识别的准确度,增强了工作人员的安全监控。

**关键词:**煤矿井下;救援;人员识别;KCCA 算法;人脸特征和虹膜特征融合;安全监控

中图分类号:TP305

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2021)02-0101-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2021.02.019

## Feature Fusion Recognition of Personnel in Coal Mine Based on KCCA

WANG Jun<sup>1</sup>, HUNAG Ning<sup>1</sup>, CHEN Kai-sheng<sup>1</sup>, HE Xin-yu<sup>1</sup>, LIANG Shi-liang<sup>1</sup>, LIANG Wei-wei<sup>2</sup>

(1. School of Electrical and Computer Engineering, Nanfang College of Sun Yat-sen University, Guangzhou 510970, China;

2. Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** Dangerous situations occur in underground coal mines from time to time. To facilitate rescue in dangerous situations, it is necessary to monitor personnel check-in in various regions and accurately grasp the identity and distribution of personnel. In an underground coal mine, due to weak light and coal dust, the identification and management of personnel can be affected. What's more, the traditional identification system relies solely on face recognition to identify the number and identity of personnel, which is easily affected by the harsh environment under the mine and leads to problems such as failure to identify and low recognition efficiency, so the reliability is low. To solve these problems, we propose a sign-in identification method for underground coal mine personnel fusing their face and iris feature based on KCCA. At first, the face features and iris features are extracted and then fused by KCCA to remove the useless information in the image and lower the algorithm complexity. In the end, TAN classifier can finish the personnel identification, which is correct and accurate. The experiment shows that the proposed algorithm can cut the complexity of calculation, improve the accuracy of identity recognition and strengthen the coal mine safety surveillance.

**Key words:** underground coal mine; rescue; personnel recognition; KCCA; fusion of face and iris characteristics; security monitoring

## 0 引言

煤矿开采多为井下作业,地质条件复杂,容易发生煤矿事故。煤矿井下生产具有多工种、多方位、多系统立体交叉连续作业的特点<sup>[1]</sup>。如果发生事故,很难对人员的安全进行监督和识别。一般的检测、跟踪和识别技术不适合煤矿复杂的井下环境,因此有必要对其进行研究,并将其应用到井下安全系统管理中。生物识别技术是目前最方便、最安全的身份识别技术<sup>[2]</sup>,具

有实际应用价值。

## 1 人脸识别技术

人的脸部和身体的其他生物特征<sup>[3-5]</sup>(如指纹、虹膜)是天生的。与其他类型的生物识别技术不同,人脸识别具有唯一性和易于识别的特点。

(1)非强制性:井下人员无需操作识别设备。

(2)非接触性:用户可以访问面部图像,无需直接

收稿日期:2020-04-10

修回日期:2020-08-12

基金项目:广东省“千名博士(后)”人才引进专项(2020GDASYL-20200103037)

作者简介:王 君(1987-),男,硕士,研究方向为智能图像处理、机器视觉。

与设备接触。

(3) 并发性:能同时识别多人。

人脸识别的过程主要分为三个阶段<sup>[6]</sup>:

(1) 识别图像中是否有人脸。

(2) 获取人脸中的特征信息。

(3) 将特征信息与数据库中的人脸进行比较,确定身份。

然后,可以通过霍特林变换(Karhunen-Loeve transform, KL 变换)去除干扰的特征量和贝叶斯分类识别。

虽然人脸识别具有较高的便利性,但其准确率相对较弱。识别精度会受到环境光照、识别距离等因素的影响。例如,煤矿井下人脸识别面临着工作环境光线昏暗、人脸易受黑尘干扰等新问题,人脸识别算法难以适应<sup>[1]</sup>,系统识别率低,检测效率低,直接影响到人员的识别。

## 2 虹膜识别

### 2.1 虹膜识别技术

胎儿发育期虹膜形成后,在整个生命过程中保持不变。另外,虹膜识别具有稳定性、不可复制性、活体检测等特点<sup>[7]</sup>。虹膜测量技术可以读取 266 个特征点,而其他生物测量技术只能读取 13~60 个特征点<sup>[8-10]</sup>,虹膜具有唯一性,且虹膜识别准确性高,适合煤矿井下环境光线不足,需要无接触自动识别且识别准确的要求。

### 2.2 虹膜识别算法

虹膜识别的主要过程<sup>[11-12]</sup>:(1)虹膜图像采集,虹膜图像需要通过具有近红外线的特殊摄像机进行采集;(2)对采集到的虹膜图像进行处理。需要对其进行有效的分割,然后进行归一化处理,即标准化;(3)虹膜图像特征提取与编码。其识别过程如图 1 所示。

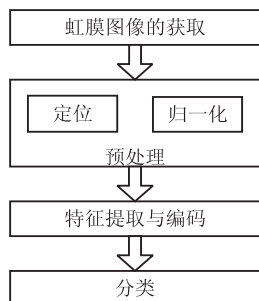


图 1 虹膜识别流程

## 3 人脸识别与虹膜识别算法

### 3.1 人脸识别与虹膜识别算法融合

针对矿井复杂环境下的人脸遮挡和粉尘覆盖问题,人脸识别不清晰时,该文提出一种在煤矿井下的人

脸特征和虹膜特征融合的识别方法,提高了系统的稳定性和识别效率<sup>[13-17]</sup>。其总体框架如图 2 所示。

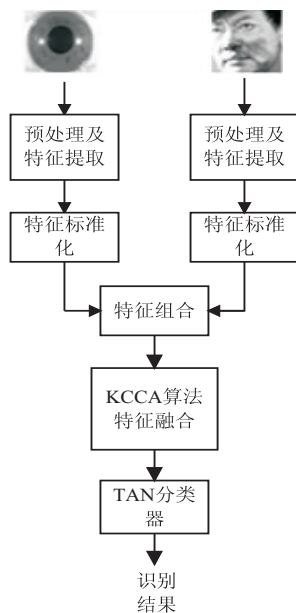


图 2 人脸和虹膜融合识别方法总体框架

首先,从采集到的图像中检测出人脸和左右眼虹膜。其次,对其进行图像预处理,特征标准化,再提取人脸和左右虹膜的特征。将提取的人脸和左右虹膜特征进行串联融合,通过 KCCA 核方法进行计算,降维,将样本集映射到高维特征空间,用再生核代替特征空间中的内积运算,最后通过 TAN 分类将人员身份信息识别出来。

### 3.2 人脸识别与虹膜识别系统

该系统主要利用图像预处理模块、KL 变换模块和 TAN 分类器模块三个功能模块来实现人脸签到。以下描述了功能模块之间的关系。人脸签到方法的系统框图如图 3 所示。

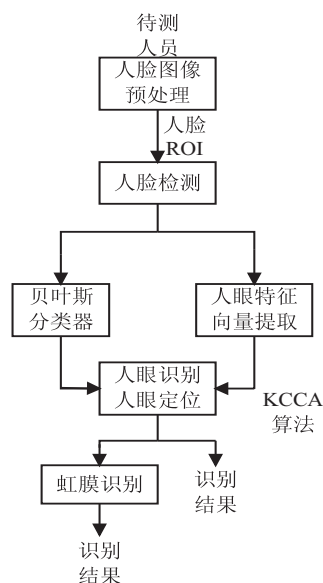


图 3 人脸与虹膜多融合签到方法系统框图

(1)图像预处理模块主要提高图像的信噪比,获得感兴趣的区域;(2)KCCA 算法模块主要降低图像的维数,得到特征向量;(3)训练中使用的算法是 TAN 分类器模块,主要对人脸进行判断。当遇到复杂的矿山环境,如粉尘覆盖、遮挡或光线特别昏暗时,人脸识别率会降低,因此需要与虹膜识别相结合,以增强识别系统的适应性。

### 3.2.1 图像预处理

由于视觉图像具有视场广、信息量大、干扰多等特点,摄像头获取的矿井下的图像,由于环境因素复杂多变,可以进行预处理<sup>[18]</sup>,平滑图像,改善信噪比。保留人脸区域,最后图像二值化再次去除非必要数据图像信息,留下人脸特征空间位置,以截取人脸感兴趣区域(region of interest, ROI)<sup>[19]</sup>。人脸 ROI 图像采集过程如图 4 所示。



图 4 人脸 ROI 区域的截取过程

### 3.2.2 KCCA 算法

霍特林变换正交变换,使图片保留重要的正交基,即去除非必特征,留下重要特征信息,从而使识别算法降维。实验通过 20 位人员的 400 幅图像特征向量,然后用霍特林变换降维,获取信息提取技术数据特征。

即均方误差是:

$$\xi = E[(x - \hat{x})^T(x - \hat{x})]$$

其中,  $x$  为特征提取模板图像像素的列向量;  $\hat{x}$  为特征提取模板的总均值向量。

有:

$$\hat{x} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N c_j u_j = \frac{1}{4\,000} \sum_{j=1}^{4\,000} c_j u_j$$

其中,  $u_j$  为确定的完备正交归一向量系数,即图像的特征向量。

将特征值  $\lambda_j$  按其大小顺序排列  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_d \geq \lambda_{d+1} \geq \dots \geq \lambda_\infty$ , 取前  $d$  项特征值对应的特征向量  $u_j$  组成的坐标系,可使向量的均方误差最小。由于直接计算矩阵的特征值和正交归一的特征向量是十分困难的,因此需用奇异值分解方法。

### 3.2.3 特征分类器的设计

特征识别主要是特征提取和分类器设计。特征识别系统的工作集中在两个问题上:特征选择提取和分类器设计<sup>[20]</sup>。贝叶斯分类器是各种分类器中,在预先给定代价的情况下平均风险最小的分类器。它是通过

某对象的先验概率,利用贝叶斯公式计算出其后验概率。即该特征属于某一类的概率,选择具有最大后验概率类作为该特征所属的类<sup>[21]</sup>。

多元正太分布的概率密度函数由下式定义:

$$p(x) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} (X - \mu)^T \Sigma^{-1} (X - \mu)\right\}$$

由最小错误概率判决规则,可得如下的函数作为判别函数:

$$g(x) = p(X | \omega_i) p(\omega_i), i = 1, 2, \dots, N$$

其中,  $p(\omega_i)$  为  $\omega_i$  发生的先验概率,  $p(X | \omega_i)$  为类别  $\omega_i$  的概率密度函数,  $N$  为类别数。

通过输入图片提取特征,分离出人脸特征区域和虹膜特征区域。首先,利用人脸特征和虹膜特征训练模板的机器学习;然后,对输入的人脸特征和虹膜融合特征与已训练的模板库进行匹配判断。

本设计识别的关键:特征信息提取和特征比对识别。经过图像预处理,获得 ROI 图像,使相邻图像构成列向量  $X$ ;投影到 KL 降维变换的子空间,获得 400 维的特征向量  $X$ ;将特征向量非线性映射到新的特征空间  $H$ ;在 TAN 分类器计算得到投影点  $g_i(X)$ 。进行比较建立决策规则为:

如果  $\|g_i(X) - g_j(X)\| > e$ , 则判断与特征提取特征库的相关性。若成立,属于人脸类;否则,不属于人脸类。

其中,  $e$  ( $e = 0.000\,1$ ) 为检测特征的设定误差。

## 4 实验结果

采集了人脸图像后,快速识别人眼,选择人眼的中心坐标,通过瞳孔的中心坐标  $10 * 10$  邻域,确定人眼初步位置。图 5 为瞳孔初步定位效果图。

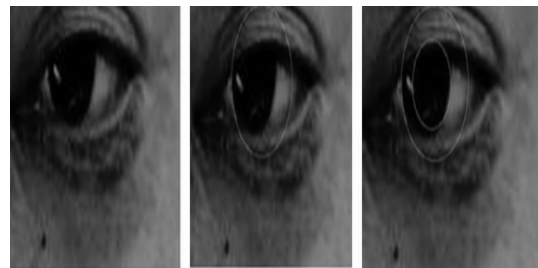


图 5 瞳孔初步定位效果

根据虹膜的分布情况,对图像进行取反操作,提取边缘特征。定位虹膜的内圆,有时虹膜不是完全圆的,需要椭圆拟合。然后结合纹理和虹膜边缘,滤除睫毛和斑点,得到虹膜特征图像。图 6 为虹膜特征效果图。

同理,可以得到双眼虹膜特征图像。标准化后,图像整体均衡,减少了光强的影响,增强了适应性,使图像更容易识别。由于要将系统放在嵌入式平台,识别

过程中算法的复杂度和计算量都不宜过大。通过KCCA算法降维,使点特征突出。因此,将人脸识别与虹膜算法的结合分为两步:第一步是训练人脸和虹膜的融合新特征模型;第二步是通过比较模型数据库来识别身份。人脸和虹膜的融合后,新特征模板库和待识别新特征,分别如图7所示。

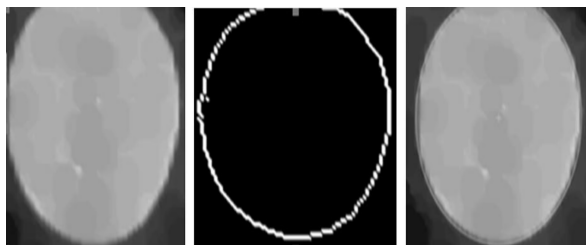


图6 虹膜特征效果

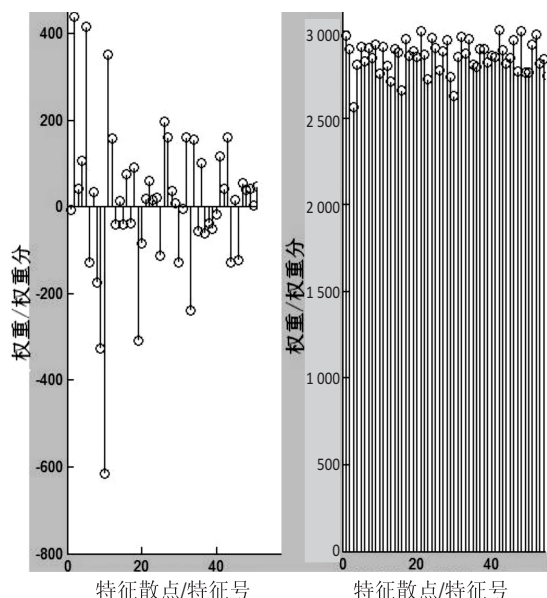


图7 新特征点权重和新特征点模板库特征权重

从图7可以看出,提高人员身份识别准确度的实质是尽可能有效地保留待检测的新特征,而模板特征数据库则需要尽可能多地包含特征值信息。即识别人眼时应该保留更多的特征,模板库内井下人员的特征信息应该尽量详细,这样才能提高人员身份识别的准确性。

最后,为了验证算法的实际识别效果,对采集到的100个人脸图像检入点进行虹膜识别,得到矿井人员检入判别的识别率数据,如表1所示。

表1 矿井人员签到判别识别率数据 %

识别方法	信噪比 10 dB	信噪比 15 dB	信噪比 30 dB	信噪比 35 dB	方差
人脸识别	70.7	81.3	85.5	92.1	7.785 1
虹膜识别	81.6	82.7	88.9	93.7	4.701 4
人脸识别(KL+ TAN)+虹膜识别	95.54	96.9	97.21	99.21	1.343 28

矿井人员人脸和虹膜融合识别率比较如图8所示。

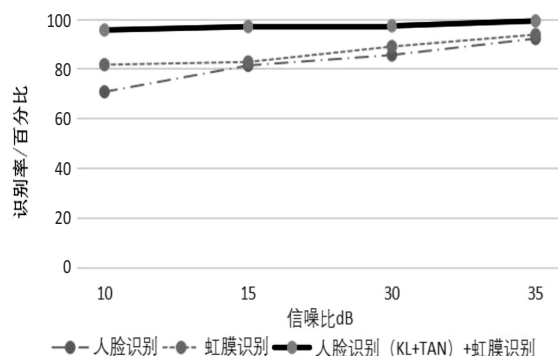


图8 矿井人员人脸和虹膜融合识别率比较

该文提出的人脸特征和虹膜特征融合,可以解决单一算法下面的识别率低的问题。由表1和图8可以看出,在不同的信噪比环境下,人脸识别和虹膜识别效率和准确性比以往的单一识别方法的准确率更高。同时可以看出,人脸和虹膜融合识别具有更高的稳定性,可靠程度比单独的人脸或虹膜识别更高。因为人脸和虹膜特征融合,可以降低对单一图像特征的依赖性,可以形成特征互补,降低整体复杂度,降低检测的波动性,算法的稳定性得到增强。

## 5 结束语

针对煤矿井下环境人员识别率低的问题,单独的识别方式可靠程度较低,提出了一种基于KCCA算法的人脸图像和虹膜识别相融合的识别方法,采用和TAN分类器进行融合后的特征识别。能快速掌握矿井复杂环境下人员的数量分布、身份识别,提高了井下人员身份鉴定的准确性和稳定性,解决了以往煤矿井下人员识别效率低、不稳定和依赖程度高的问题。能高效准确地识别出井下人员信息,为发生险情时提供更准确的数据和营救行动救援提供帮助。在下一步的研究中,试图尝试多摄像头多人身份的同时识别。

## 参考文献:

- [1] 盛朝强,王 君. 煤矿井下人员签到系统人脸识别算法研究[J]. 计算机技术与发展,2012,22(7):171-173.
- [2] SUN Y, ZHANG M, SUN Z, et al. Demographic analysis from biometric data: achievements, challenges, and new frontiers[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2017,40(2):332-351.
- [3] KABIR W, AHMAD M O, SWAMY M N S. Normalization and weighting techniques based on genuine-impostor score fusion in multi-biometric systems[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security. 2018,13(8):1989-2000.
- [4] MEENA H K, SHARMA K K, JOSHI S D. Facial expression recognition using the spectral graph wavelet[J]. IET Signal

- Processing, 2019, 13(2): 224–229.
- [5] 徐建亮, 周明安, 刘文军, 等. 基于二维几何特征与深度特征的人脸识别技术研究[J]. 图像与信号处理, 2020, 9(1): 18–26.
- [6] AMMOUR B, BOUDEN T, BOUBCHIR L. Face-iris multi-modal biometric system using multi-resolution Log-Gabor filter with spectral regression kernel discriminant analysis[J]. IET Biometrics, 2018, 9: 482–489.
- [7] DE MARSICO M, PETROSINO A, RICCIARDI S. Iris recognition through machine learning techniques: a survey[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 82(2): 106–115.
- [8] ZABALZA J, REN J, MARSHALL S. Singular spectrum analysis for effective noise removal and improved data classification in hyperspectral imaging[C]//Proceedings of the IEEE workshop on hyperspectral image and signal processing: evolution in remote sensing (WHISPERS). Lausanne, Switzerland: IEEE, 2014.
- [9] MOUTAFIFIS P, KAKADIARIS I A. Rank-based score normalization for multi-biometric score fusion[C]//Proceedings of the IEEE international symposium on technologies for homeland security. Waltham, MA, USA: IEEE, 2015.
- [10] ESKANDARI M, SHARIFI O. Optimum scheme selection for face-iris biometric[J]. IET Biometrics, 2017, 6(5): 334–341.
- [11] DAUGMAN J, DOWNING C. Radial correlations in iris patterns, and mutual information within IrisCodes[J]. IET Biometrics, 2019, 8(3): 185–189.
- [12] ESKANDARI M, TOYGAR Ö. Selection of optimized features and weights on face-iris fusion using distance images[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2015, 137(C): 63–75.
- [13] 汪训昌. 基于人脸和虹膜融合的身份识别技术研究[D]. 北京: 北方工业大学, 2019.
- [14] ZHANG Q, LI H, SUN Z, et al. Deep feature fusion for iris and periocular biometrics on mobile devices[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2018, 13(11): 2897–2912.
- [15] MIAO D, ZHANG M, SUN Z, et al. Bin-based classifier fusion of iris and face biometrics[J]. Neurocomputing, 2017, 224: 105–118.
- [16] 陈 刚, 魏 晗. MATLAB 在数字图象中的应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [17] SINGH S, PRASAD S V A V. Techniques and challenges of face recognition: a critical review[J]. Procedia Computer Science, 2018, 143: 536–543.
- [18] 王 君. 井下救援机器人手势检测与识别应用研究[M]. 德国: 金琅学术出版社, 2019.
- [19] WANG W, WANG R, HUANG Z, et al. Discriminant analysis on riemannian manifold of Gaussian distributions for face recognition with image sets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(1): 151–163.
- [20] SHEKHAR S, PATEL V M, NASRABADI N M, et al. Joint sparse representation for robust multimodal biometric recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(1): 113–126.
- [21] KIM J H, KIM B G, ROY P P, et al. Efficient facial expression recognition algorithm based on hierarchical deep neural network structure[J]. IEEE Access, 2019, 7: 41273–41285.