文章编号:1674-7607(2026)10-0138-08 DOI:10.19805/j.cnki.jcspe.2026.250411

适用于新型火电安全管理的人脸识别技术

王文毓[1,2]， 高 林[1,2]， 王 林[1,2]， 张明琦[1]， 赵旭东[1]， 张会强[3]，
刘佳杰[3]， 兰 建[3]， 肖 辉[3]， 蒲昌建[3]
(1. 西安热工研究院有限公司，陕西西安 710054；
2. 高效灵活煤电及碳捕集利用封存全国重点实验室，北京 102209；
3. 华能汕头海门发电有限责任公司，广东汕头 515132)

摘 要：构建了由多任务卷积神经网络(MTCNN)检测模块、八度卷积(OctConv)特征优化模块与FaceNet识别模块深度融合的优化识别算法。引入OctConv替代MTCNN传统卷积，针对输出网络(O-Net)加入关键点回归的损失函数，引入频域动态权重分配机制增强OctConv模块，在FaceNet训练阶段加入三元组损失函数。同时，创新性地构建覆盖多种典型火电厂场景的人脸图像数据集。实验结果表明，本文优化算法的准确率达95.2%。在锅炉高温区表现出色，识别准确率从传统MTCNN算法的87.6%提升至97.2%，有效解决了高温设备反光导致的特征弱化问题。该算法检测速度达到24.7帧/s，优于MTCNN(22.3帧/s)和卷积神经网络(CCN)-长短时记忆(LSTM)网络(18.5帧/s)。优化后的算法提高了准确率和实时性，降低了计算资源消耗，能够有效满足火电厂复杂环境下的安全管理需求，提高了火电厂安全管理智慧化程度。

关键词：火力发电；深度学习；卷积神经网络；生物特征识别；安全管理
中图分类号：TK39 **文献标志码**：A **学科分类号**：470.30

Facial Recognition Technology for Novel Safety Management of Thermal Power Plant

WANG Wenyu[1,2]， *GAO Lin*[1,2]， *WANG Lin*[1,2]， *ZHANG Mingqi*[1]， *ZHAO Xudong*[1]，
ZHANG Huiqiang[3]， *LIU Jiajie*[3]， *LAN Jian*[3]， *XIAO Hui*[3]， *PU Changjian*[3]
(1. Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd., Xi'an 710054, Shaanxi Province, China;
2. National Key Laboratory of High-efficiency Flexible Coal Power Generation and Carbon Capture Utilization and Storage, Beijing 102209, China;
3. Huaneng Shantou Haimen Power Generation Co., Ltd., Shantou 515132, Guangdong Province, China)

Abstract: An improved recognition algorithm was constructed by deeply integrating multi-task convolutional neural network (MTCNN) detection module, octave convolution (OctConv) feature optimization module and FaceNet recognition module. OctConv was introduced to replace the traditional convolution of MTCNN, a loss function for keypoint regression was added to output network (O-Net), a frequency-domain dynamic weight allocation mechanism was introduced to enhance OctConv module, and the triplet

收稿日期:2025-07-01 **修订日期**:2025-08-12
基金项目:国家重点研发计划资助项目(2022YFB4100700)；陕西省重点研发计划资助项目(2024GX-ZDCYL-01-18)；华能集团科技项目(HNKJ24-HF57，HNKJ24-H136)
作者简介:王文毓(1992—)，男，甘肃陇南人，工程师，博士研究生，主要从事智慧电站关键技术方面的研究，E-mail：352393116@qq.com。

loss function was added during FaceNet training phase. Meanwhile, a novel facial image dataset covering various typical thermal power plant scenarios was constructed. Experimental results show that the accuracy of the proposed optimized algorithm reaches 95.2%. It performs excellently in the high-temperature area of the boiler, with the recognition accuracy increased from 87.6% of traditional MTCNN algorithm to 97.2%, effectively solving the problem of feature degradation caused by the reflection of high-temperature equipment. The detection speed of this algorithm reaches 24.7 frames per second, which is superior to that of MTCNN (22.3 frames per second) and convolutional neural network (CNN)-long short-term memory (LSTM) network (18.5 frames per second). The optimized algorithm improves accuracy and real-time performance, reduces computing resource consumption, can effectively meet the safety management requirements in the complex environment of thermal power plants, and enhances the intelligent level of safety management in thermal power plants.

Key words: thermal power generation; deep learning; convolutional neural network; biological recognition; safety management

电力是现代社会运转的根基,是我国经济发展、社会稳定和人民生活水平提高的能源保障。我国煤炭资源丰富,石油和天然气相对匮乏,新能源具有稳定性不足的特点,使得火电成为我国能源安全的压舱石、电力调节的稳定器及经济民生的支撑点。持续优化火电结构、提升其清洁高效水平,对实现能源安全与绿色转型目标具有重要意义[1-3]。火电厂涉及较多高温、高压区域及易燃易爆物质,一旦发生事故,不仅会导致设备损毁、生产中断,造成巨大经济损失,还可能危及员工生命安全,甚至引发环境污染。因此,保障火电厂安全至关重要,是维持电力稳定供应、守护社会正常运转的关键所在[4-6]。

在火电厂安全管控中,基于生物特征精准身份识别的人员管控技术[7-10],能准确识别身份,杜绝冒用、伪造等风险,实现人员与区域权限、作业资质的精准匹配,无需携带卡片或记忆密码,操作便捷且防丢失,严防无关人员误入高危区、无资质人员违规操作,从源头降低人为风险。同时,记录“人员-时间-位置-操作”的全数据链,既为事故追溯提供责任依据,也在应急时快速定位涉险人员,提升救援效率。目前,部分学者在常规条件下研究了人脸识别的相关技术。Pranav 等[11]利用卷积神经网络设计了一种人脸识别系统,并通过调整参数提升了模型准确性。Jia 等[12]和 Jiang 等[13]通过改进多任务卷积神经网络(MTCNN)模型,更好地定位人脸的关键点,提高了人脸年龄估计的准确性和鲁棒性。Essel 等[14]提出的模型克服了多个约束存在下对模块识别的难题。An 等[15]提出了一种基于掩模图像建模的自监督面部表情识别方法,可学习多层次的面部特征表示,并通过进一步细粒度的特征选择获得面部表情。Liu 等[16]提出通过在生成对抗网络中引入条件自注意操作来完成具有远程依赖的姿态不变图像编辑任务,在扩展和丰富训练集的同时,克服了姿态变化的影响。

然而,相比于常规条件,火电厂具备一定的特殊性,这些特殊性对人脸识别技术提出了新的挑战[17-21]。火电厂中锅炉火焰及金属设备表面的反光容易造成人脸图像局部过度曝光,从而干扰人脸识别系统对脸部特征的提取。大型设备与管道所形成的不规则阴影,也会影响人脸识别的稳定性。与此同时,火电厂作业环境中的粉尘及高温引起的热辐射皆可引发图像畸变,降低图像清晰度和削弱人脸识别的精度。其次,由于火电厂的作业人员必须佩戴安全帽、防护面罩、护目镜等设备,可能会遮挡关键部位特征增加辨识的难度。火电厂员工在作业中场景多变,要求系统能够支持人员在动态过程中侧面、俯视等非正面角度的识别。最后,火电厂的特殊行业要求在紧急情况下需要快速识别,须在强噪音、高温、高湿等恶劣条件下稳定的运行。因此,必须针对火电厂现场复杂场景下的人脸检测与识别困难,设计具备抗遮挡、强光适应、低误识别率与快速响应能力的专用识别系统。

分析可知,传统人脸识别技术在复杂环境下常面临光照不均、人员遮挡等问题,影响识别精度和实时性[22-24]。针对上述难题,本文构建了由 MTCNN 检测模块、八度卷积(OctConv)特征优化模块与 FaceNet 识别模块深度融合的多层级协同识别算法。本算法引入 OctConv 替代 MTCNN 传统卷积,针对输出网络(O-Net)加入关键点回归的损失函

数,引入频域动态权重分配机制增强 OctConv 模块,在 FaceNet 训练阶段加入三元组损失函数,旨在提高识别精度与效率,适应火电厂复杂环境的高要求。同时,本研究创新性地构建覆盖多种典型工业场景的人脸图像数据集。所有图像均为原始采集图像或经基础处理的半原始图像,以最大程度地保留工业现场的复杂性。为保障数据质量与多样性,图像采集涵盖多角度、多人交互、遮挡严重等典型工业工况,并人工标注五官关键点及遮挡区域,以便适配后续算法。

1 算法构建

1.1 基于 MTCNN 的人脸检测算法构建

MTCNN 的多阶段结构能够在不同环境下识别并定位人脸。MTCNN 的第一阶段是候选框生成网络(P-Net),该网络通过卷积神经网络结构,负责从输入的图像中生成初步的候选框。

火电厂的人员往往穿着工作服且周围环境杂乱,P-Net 需要有效处理这些复杂情况,生成准确的候选框,确保后续阶段能够精确定位到人脸区域。该网络通过滑动窗口机制在图像上进行遍历,将每个窗口输出为包含人脸的置信度评分,并通过回归模型调整候选框的坐标。

为优化候选框生成过程,在 P-Net 中引入优化回归损失函数。该函数在传统的回归框架基础上,增强对高噪声环境下人脸的识别能力,尤其是工业现场环境中可能存在的遮挡、低光照和背景干扰:

$$L_P=\lambda_1\sum_{i=1}^{N}(b_i^*-b_i)^2+\lambda_2\sum_{i=1}^{N}\ln(1+\exp(-y_i\cdot s_i)) \tag{1}$$

式中:L_P 为总损失函数;b_i^* 为目标框的位置;b_i 为预测框的位置;y_i 为标签(人脸为 1,非人脸为 −1);s_i 为置信度;λ_1、λ_2 分别为调节回归与分类损失的权重系数;i 为样本索引;N 为样本总数。

该损失函数在工业现场应用中,能够提高候选框生成的准确性,尤其是在复杂环境下。

精炼网络(R-Net)负责对 P-Net 生成的候选框进行精细化,筛选出准确的候选框。火电厂现场中,人员可能处于不同的角度或与设备、工具有交互,R-Net 通过卷积网络结构,提取更丰富的特征,对候选框进行精确调整。在优化过程中,R-Net 采用结合边界框回归与分类的多任务损失函数。该损失函数通过增加边界框的精确度,提高了对工业现场中局部遮挡或人物角度变化的适应能力:

$$L_P=\lambda_1\sum_{i=1}^{N}(b_i^*-b_i)^2+\lambda_2\sum_{i=1}^{N}\ln(1+\exp(-y_i\cdot s_i))+\lambda_3\sum_{i=1}^{N}\|w_i-w_i^*\|_2^2 \tag{2}$$

式中:w_i 为候选框的边界框坐标;w_i^* 为真实边界框坐标;λ_3 为回归项的权重系数。

通过引入此优化,当候选框经常受到遮挡或其他物体影响时,R-Net 能够有效提高生产现场环境中工业现场人员检测的精度。而 O-Net 是 MTCNN 的最后一个阶段,负责从 R-Net 输出的候选框中提取人脸的精确位置,并对人脸进行对齐,输出人脸的关键点坐标。工业现场对人员的身份识别要求非常高,O-Net 需要能够准确识别出人员面部的 5 个关键点,如图 1 所示。

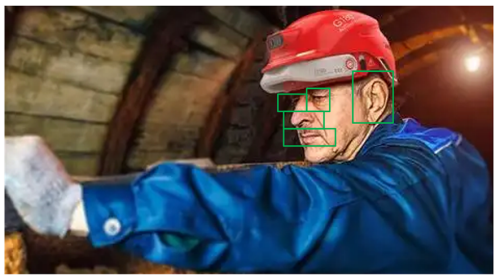


图 1 O-Net 面部识别特征点示意图

Fig. 1 Diagram of O-Net facial recognition feature points

在图 1 中,关键点为眼睛、鼻尖、嘴角等,通过对齐确保后续的人脸识别系统能够得到准确的特征向量。针对 O-Net,研究加入关键点回归的损失函数,用于确保在工业现场人员快速识别中,能够避免面部遮挡或角度变化导致的关键点识别错误。

1.2 OctConv 替代 MTCNN 的设计与优化

在 MTCNN 算法中,传统的卷积操作主要通过标准卷积层提取图像特征。然而,随着深度神经网络的逐渐复杂化,标准卷积在高分辨率图像和复杂背景下的计算开销逐渐增大。

尤其在火电厂安全管理中,嵌入式设备常常受到计算资源和存储容量的限制,并且特殊环境(强光反射、复杂阴影、粉尘干扰和人员防护装备遮挡等)对人脸识别的精度和鲁棒性提出了更高要求。因此,为提升模型在复杂环境下的识别性能并兼顾计算效率,引入 OctConv 作为传统卷积的替代方案,其结构图见图 2。OctConv 通过将特征图分解为高频和低频部分并分别处理,不仅减少了计算量,而且能够更好地捕捉人脸的细节特征,进一步地提高在火电厂特殊环境下的识别精度。

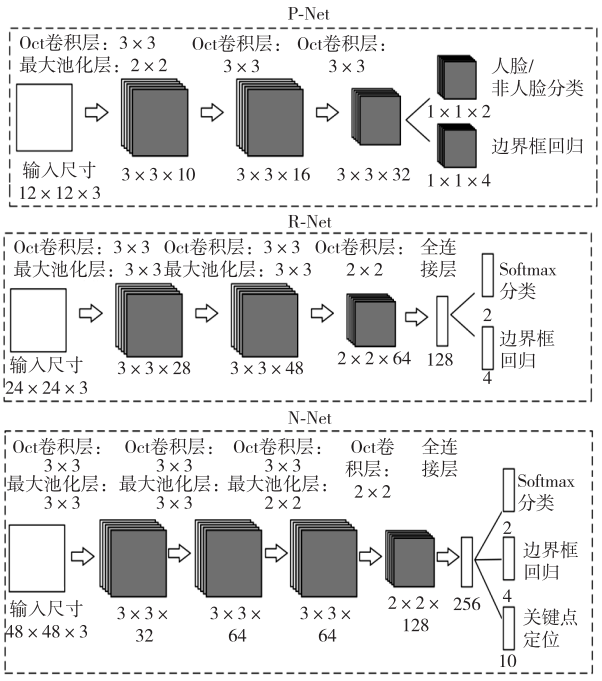


图 2　OctConv-MTCNN 算法的结构图

Fig. 2　Structure diagram of OctConv-MTCNN algorithm

OctConv 能够将输入特征图分解为低频和高频部分再分别进行处理，在减少计算量的同时提高特征提取的精度，用于嵌入式系统的实时人脸检测任务。OctConv 的核心思想是将传统卷积操作中的特征图分解为低频和高频部分。低频部分保留图像的基本轮廓和全局信息，而高频部分则包含细节和局部变化。通过分别对低频和高频信息进行卷积处理，OctConv 能够在减少计算量的同时保持较好的特征提取能力。

OctConv 使用 2 种不同的卷积核，分别对低频和高频特征进行处理：一是对低频特征进行较少的卷积操作，保留全局信息；二是对高频特征进行较多的卷积操作，以增强局部细节的提取。由于低频特征以较低空间分辨率存储和计算，该分解策略能够减少特征图中的空间冗余及卷积浮点运算量，适用于资源受限的嵌入式系统。在火电厂安全管理中，对实时性和计算资源的要求尤其严格，因此 OctConv 能够有效提升系统的运行效率。

设定输入特征图为 X，经过 OctConv 处理后，输出为低频部分 X_{L} 和高频部分 X_{H}。

$$\begin{cases} X_{\mathrm{L}} = C_{\mathrm{L}}(X, K_{\mathrm{L}}) \\ X_{\mathrm{H}} = C_{\mathrm{H}}(X, K_{\mathrm{H}}) \end{cases} \tag{3}$$

式中：C_{L}、C_{H} 分别代表低频和高频部分的卷积操作；K_{L}、K_{H} 为对应的低频和高频卷积核。

通过这种分解，低频部分能够保留全局信息，而高频部分则增强了细节部分的特征表达。

为保证不同频率部分的信息能够有效融合，在卷积输出后进行适当的融合操作，确保低频与高频信息在模型中的协同作用。在 MTCNN 中，特征提取决定了后续人脸框回归和关键点定位的准确性。然而，标准卷积在面对大量图像数据时，计算复杂度较高且效率较低，尤其在嵌入式系统上，无法满足实时性要求。

OctConv 通过分别处理低频和高频特征，能够减少特征图中的空间冗余。在 MTCNN 的 P-Net、R-Net 和 O-Net 3 个子网络中，使用 OctConv 替换部分标准卷积，以降低浮点运算量。P-Net 利用改进卷积提取人脸候选框的粗略位置，R-Net 进一步筛选并校正候选框，O-Net 完成关键点定位和边界框回归。该设计在保留全局轮廓和局部细节的同时，提高了网络对复杂光照、遮挡和背景干扰的特征表征能力。

在火电厂安全管理中，诸如锅炉高温区、燃料仓库等高风险区，人员进出和活动监控的实时性要求极高，引入 OctConv 可使人脸检测系统在保证高精度的同时，能够实时响应，避免因计算延迟导致的安全隐患。而为提升基于 OctConv 的 MTCNN 模型在人脸检测中的性能，以及更好地平衡低频与高频部分的贡献，损失函数需要根据不同频率特征的贡献进行加权调整。优化后的损失函数为

$$\begin{aligned} L_P = {} & \lambda_1 \sum_{i=1}^{N} (b_i^* - b_i)^2 + \\ & \lambda_2 \sum_{i=1}^{N} \ln(1 + \exp(-y_i \cdot s_i)) + \\ & \lambda_3 \sum_{i=1}^{N} \left\| w_i - w_i^* \right\|_2^2 + \lambda_4 \sum_{i=1}^{N} \left\| p_i - p_i^* \right\|_2^2 \end{aligned} \tag{4}$$

式中：p_i 为第 i 个样本的预测关键点坐标；p_i^* 为第 i 个样本的真实关键点坐标；λ_4 为针对高频部分的关键点回归权重。

通过该方式优化后的损失函数能够更加精确地调整低频和高频信息对最终结果的贡献，使得 OctConv在不同场景下达到良好表现。同时，针对 OctConv 在火电厂复杂背景下仍存在的高频干扰敏感的问题，引入了频域动态权重分配机制作为 OctConv模块的增强手段。

1.3　基于 FaceNet 的特征提取与人脸识别模块融合构建

为实现工业场景下更高鲁棒性与实时性的人脸识别系统，构建了一个由 MTCNN 检测模块、OctConv特征优化模块与 FaceNet 识别模块深度融合的多层级协同架构。其中，FaceNet 作为末端识别核心模块，与前两级模块形成功能协同。整个系统的架构如图 3 所示。

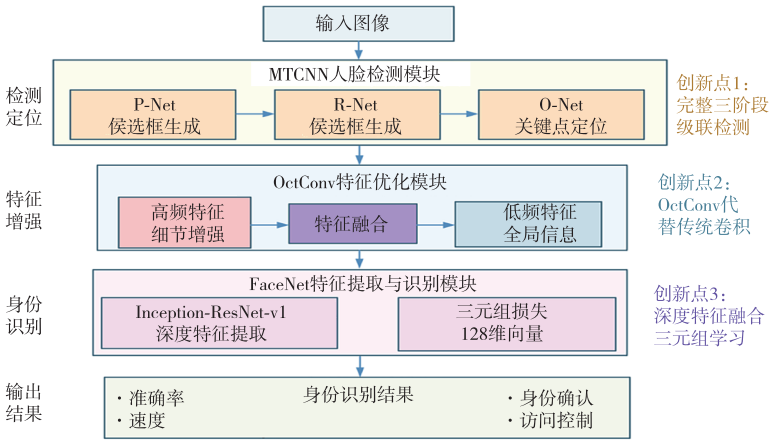


图 3 优化算法结构图

Fig. 3 Structure diagram of optimized algorithm

如图 3 所示，OctConv 并非位于 MTCNN 之后的独立串联模块，而是用于替换 P-Net、R-Net 和 O-Net 中的部分标准卷积层。输入图像首先进入改进的 MTCNN：P-Net 生成候选框，R-Net 进一步筛选并校正候选框，O-Net 输出最终人脸框和面部关键点；各级网络中的 OctConv 分别处理高、低频特征，以降低冗余计算并增强复杂光照和遮挡条件下的特征表达。检测结果经关键点对齐、人脸裁剪和归一化后输入 FaceNet。FaceNet 基于 Inception-ResNet-v1 骨干网络将人脸映射为 128 维嵌入向量，再由身份匹配模块与特征数据库进行距离比对，输出身份结果或告警信息。

图 4 进一步给出了上述数据流的完整处理顺序。三元组损失机制使其具备更强的个体差异学习能力，尤其适用于火电厂环境下不同角度、遮挡、变光条件的人脸识别；FaceNet提取的人脸嵌入特征与 OctConv 输出特征深度融合，构建了多频段信息的表征基础，使得人脸的嵌入表达区分度更加强；FaceNet 模块可采用适用于边缘部署的高效推理结构（如 MobileFaceNet 可选版本），有利于实际工业现场的嵌入式部署需求。

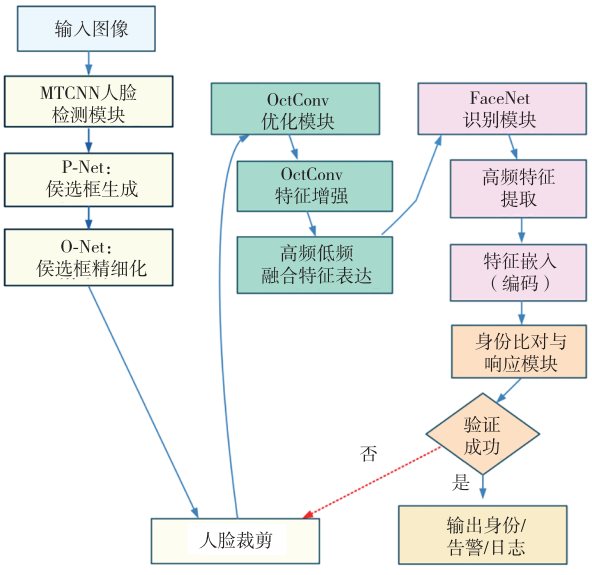


图 4 优化算法的流程图

Fig. 4 Flowchart of optimized algorithm

提出基于 MTCNN 和 OctConv 优化算法的人脸识别系统，结合 OctConv 和 FaceNet 特征提取模块，输入的图像首先由 MTCNN 通过三级联结构有效检测并定位人脸关键点，随后进入 OctConv 优化模块和特征融合器，最后由 FaceNet 提取人脸特征并进人脸识别。

另外，考虑火电厂现场图像存在显著的遮挡、反光与角度偏差问题，在 FaceNet 训练阶段加入了三元组损失函数。通过构建复杂背景区域下的人脸对比，以强化系统在非理想条件下的表征能力。

2 算法模型训练

2.1 优化算法运算流程

优化算法完成从图像采集、检测定位、特征增强到身份判定的完整闭环流程（如图 4 所示）。

2.2 适用于火电厂环境的数据集构建

鉴于火电厂环境的特殊性（如复杂光照条件、人员防护装备遮挡、空间结构不规则等），构建一个覆盖多种典型工业场景的人脸图像数据集，涵盖锅炉高温区、汽轮机平台、燃料仓库和主控室 4 类区域，共计 5 500 张图像。

其中：70% 的图像由研究团队在合作火电厂中现场采集，使用高分辨率工业相机拍摄，拍摄过程经过所在单位安全管理部门审批；30% 的图像来自公开网络图像和模拟拍摄数据，人工筛选并根据工业现场特征（穿着、防护、环境光照）进行分类标注。所有图像均为原始采集图像或经基础处

理的半原始图像，未进行样本增强或风格迁移类操作，以最大程度地保留工业现场的复杂性。为保障数据质量与多样性，图像采集涵盖多角度、多人交互、遮挡严重等典型工业工况，并人工标注五官关键点及遮挡区域，以便后续算法适配。数据集描述见表 1。

表 1　数据集描述

Tab. 1　Description of data set

场景类型	图片数量	亮度情况	遮挡	姿势
锅炉区	1 800	高温蒸汽区强光/管道阴影	安全帽＋防护面罩＋蒸汽雾气遮挡	弯腰作业/攀爬扶梯
汽轮机平台	1 500	机组运行区均匀照明	安全帽＋耳塞遮挡	多角度设备巡检
燃料仓库	1 200	装卸区强光/仓储区弱光	防尘口罩＋叉车作业遮挡	搬运货物姿态变化
主控室	1 000	控制台屏幕反光/灯光调节	无遮挡（室内环境）	坐姿/站姿交互操作

3　结果与分析

3.1　实验结果对比

为评估优化后的算法在火电厂环境中的表现，将 MTCNN、反向传播（BP）-MTCNN、卷积神经网络（CNN）-长短时记忆（LSTM）网络 3 种不同的算法组合与本文优化算法进行对比实验，实验结果如表 2 所示。本文优化算法的准确率高达 95.2%，可显著提升人脸检测和识别的精度。

表 2　实验结果对比

Tab. 2　Comparison of test results

算法	准确率/%	检测速度/(帧·s^{-1})	单帧识别延时/ms	浮点运算次数(FLOPs)
MTCNN	85.4	22.3	75.2	3.5×10^9
BP-MTCNN	88.7	26.1	70.4	2.8×10^9
CNN-LSTM	92.3	18.5	80.6	4.1×10^9
本文优化算法	95.2	24.7	65.3	3.0×10^9

此外，本文优化算法在检测速度方面表现优异，达到 24.7 帧/s，相较于 MTCNN（22.3 帧/s）和 CNN-LSTM（18.5 帧/s），检测速度有明显提高。表明本文优化算法不仅可以提高识别准确性，还可以优化计算效率，在实时性要求高的工业现场环境中具备更好的适应性。

在单帧识别延时上，本文优化算法的表现同样突出，达到 65.3 ms。相比之下，MTCNN 的单帧识别延时为 75.2 ms，而 CNN-LSTM 为 80.6 ms，表明本文优化算法在保证高精度的同时，能够快速响应，适应火电厂环境中对即时反馈的需求。

这种速度优势对于需要实时监控和快速响应的安全管理系统尤其关键。计算成本方面，本文优化算法的浮点运算次数为 3.0×10^9，较其他高精度算法 CNN-LSTM（4.1×10^9）有所降低，同时保持较高的准确性和实时性。这表明本文优化算法在计算资源的消耗和性能之间可以找到良好的平衡，尤其适合嵌入式系统的应用场景。

综上所述，本文优化算法在准确率、检测速度、识别速度及运算量上均表现出色，具备在实际火电厂环境中应用的优势。

3.2　准确度评估

图 5 为在锅炉高温区（图 5(a)）和燃料仓库（图 5(b)）的准确率对比。

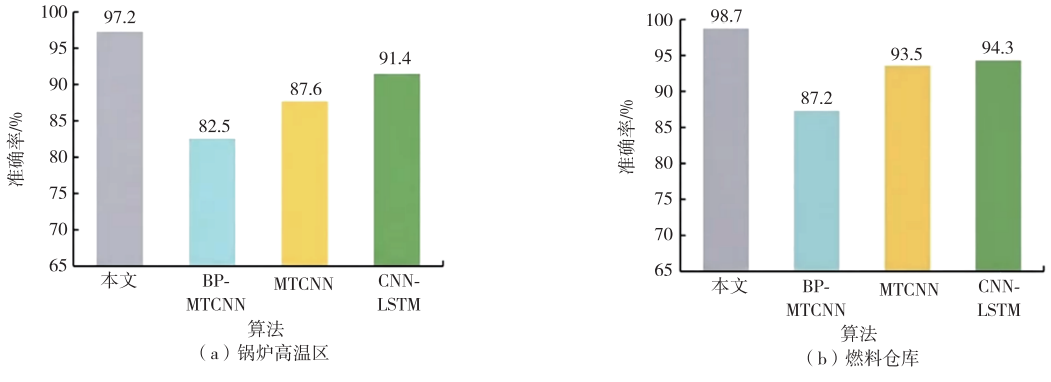


图 5　不同算法的准确度对比

Fig. 5　Comparison of accuracies of different algorithms

在锅炉高温区中，优化算法的准确率为 97.2%，显著高于其他算法。该算法通过结合 OctConv 优化与 FaceNet 特征提取，不仅提升了准确率，还在复杂环境下确保较高的鲁棒性。与之相比，传统 MTCNN 算法的准确率为 87.6%，而 BP-MTCNN 和 CNN-LSTM 的准确率分别为 82.5%和 91.4%，虽表现优于传统 MTCNN，但仍远低于本文优化算法。OctConv 的引入在有效减小计算成本的同时，提高了对复杂背景和遮挡情况下的识别能力。

在燃料仓库场景下，本文优化算法的准确率为 98.7%。该算法在高风险火电厂环境中，尤其是人员频繁进出的场景下，能够快速而准确地进行人脸识别。尽管 MTCNN（93.5%）和 CNN-LSTM（94.3%）在准确率上也表现不俗，但本文优化算法的优势尤其明显，尤其是在实时性要求较高的环境中，其高准确率提供了更可靠的人员身份识别能力。

总结来看，本文优化算法在锅炉高温区和燃料仓库的环境中均表现出色，其高准确率和优越的实时性能使其成为复杂工业场景中人脸识别的理想选择。

4 结论

构建了由 MTCNN 检测模块、OctConv 特征优化模块与 FaceNet 识别模块深度融合的多层级协同识别算法，优化算法准确率达 95.2%。在锅炉高温区表现出色，识别准确率从传统 MTCNN 的 87.6%提升至 97.2%，有效解决了高温设备反光导致的特征弱化问题。该算法检测速度达到 24.7 帧/s，优于 MTCNN（22.3 帧/s）和 CNN-LSTM（18.5 帧/s）。其不仅在复杂背景和遮挡情况下表现尤其优异，而且在检测速度和计算效率上具备明显优势。

综上所述，本文的优化算法提高了准确率和实时性，降低计算资源消耗，能够有效满足火电厂复杂环境下的安全管理需求，提高了火电厂安全管理智慧化程度。

参考文献：

[1] 程其云，李峰，罗澍忻，等. 新型电力系统规划方法框架及关键支撑技术[J]. 电网技术，2025，49(6)：2219-2231.
CHENG Qiyun，LI Feng，LUO Shuxin，et al. Research on the planning methodology framework and key supporting technologies for new power systems [J]. Power System Technology，2025，49(6)：2219-2231.

[2] 李政，张东杰，潘玲颖，等. “双碳”目标下我国能源低碳转型路径及建议[J]. 动力工程学报，2021，41(11)：905-909，971.
LI Zheng，ZHANG Dongjie，PAN Lingying，et al. Low-carbon transition of China's energy sector and suggestions with the 'carbon-peak and carbon-neutrality' target[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering，2021，41(11)：905-909，971.

[3] 刘吉臻，李云鹭，宋子秋，等. 灵活智能燃煤发电技术及评价体系[J]. 动力工程学报，2022，42(11)：993-1004，1012.
LIU Jizhen，LI Yunzhi，SONG Ziqiu，et al. Flexible and intelligent coal-fired power generation technology and its evaluation system[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering，2022，42(11)：993-1004，1012.

[4] 王文毓，弓林娟，王林，等. 基于煤质在线检测的燃烧优化及自适应协调控制研究[J]. 动力工程学报，2023，43(2)：143-150.
WANG Wenyu，GONG Linjuan，WANG Lin，et al. Combustion optimization and adaptive coordination control based on online detection of coal quality[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering，2023，43(2)：143-150.

[5] 朱瑞，于建章. 数字音频技术在火力发电项目智慧工程管控中的应用[J]. 电声技术，2025，49(1)：78-80.
ZHU Rui，YU Jianzhang. Application of digital audio technology in smart engineering control of thermal power generation projects[J]. Audio Engineering，2025，49(1)：78-80.

[6] 高致富，白爱军. 火力发电企业智能安全教育培训体系的研究及应用[J]. 电力安全技术，2023，25(10)：6-11.
GAO Zhifu，BAI Aijun. Research and application of intelligent safety education and training system for thermal power generation enterprises[J]. Electric Safety Technology，2023，25(10)：6-11.

[7] CAI Ruying，LI Jingru，TAN Yi，et al. Convolutional neural networks for construction safety：a technical review of computer vision applications[J]. Applied Soft Computing，2025，180：113374.

[8] RAMADEVI P，DAS R. RETRACTED：face detection based on K-medoids clustering and associated with convolutional neural networks[J]. Heliyon，2024，10(16)：e35928.

[9] 高致富. 火力发电企业基建期与经营期安全生产管理[J]. 电力安全技术，2024，26(8)：1-5.
GAO Zhifu. Safety production management during capital construction and operation phases for thermal

power generation enterprises[J]. Electric Safety Technology, 2024, 26(8): 1-5.

[10] 金树伟. 新型电力系统安全稳定控制系统设计与应用研究[J]. 电工技术, 2025(增刊 1): 644-646.
JIN Shuwei. Design and application research of new power system safety and stability control system[J]. Electric Engineering, 2025(Sup1): 644-646.

[11] PRANAV K B, MANIKANDAN J. Design and evaluation of a real-time face recognition system using convolutional neural networks[J]. Procedia Computer Science, 2020, 171: 1651-1659.

[12] JIA Siyu, TIAN Ying. Face detection based on improved multi-task cascaded convolutional neural networks[J]. IAENG International Journal of Computer Science, 2024, 51(2): 67-74.

[13] JIANG Mingyang, LI Man, CAO Wenming, et al. Multi-task convolutional deep neural network for recommendation based on knowledge graphs[J]. Neurocomputing, 2025, 619: 129136.

[14] ESSEL J K, MENSAH J A, OCRAN E, et al. On the search for efficient face recognition algorithm subject to multiple environmental constraints[J]. Heliyon, 2024, 10(7): e28568.

[15] AN Hengyu, JIA Ruisheng. Self-supervised facial expression recognition with fine-grained feature selection[J]. The Visual Computer, 2024, 40(10): 7001-7013.

[16] LIU Tong, LI Jing, WU Jia, et al. Confusable facial expression recognition with geometry-aware conditional network[J]. Pattern Recognition, 2024, 148: 110174.

[17] 邹宜金，唐晓萌，钟天东，等. 基于深度学习的火电厂施工作业安全智能检测系统[J]. 红水河，2021，40(5)：44-48.
ZOU Yijin, TANG Xiaomeng, ZHONG Tiandong, et al. Intelligent detection system for construction safety of thermal power plant based on deep learning[J]. Hongshui River, 2021, 40(5): 44-48.

[18] 邵延华，张铎，楚红雨，等. 基于深度学习的 YOLO 目标检测综述[J]. 电子与信息学报，2022，44(10)：3697-3708.
SHAO Yanhua, ZHANG Duo, CHU Hongyu, et al. A review of YOLO object detection based on deep learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(10): 3697-3708.

[19] 钟鑫豪，龙永红，何震凯，等. 基于改进 Tiny-yolov3 算法的安全帽佩戴检测[J]. 湖南工业大学学报，2021，35(2)：46-50.
ZHONG Xinhao, LONG Yonghong, HE Zhenkai, et al. Hamlet wearing detection algorithm based on an improved Tiny-yolov3[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2021, 35(2): 46-50.

[20] 吴冬梅，王慧，李佳. 基于改进 Faster RCNN 的安全帽检测及身份识别[J]. 信息技术与信息化，2020(1)：17-20.
WU Dongmei, WANG Hui, LI Jia. Safety helmet detection and identification based on improved Faster RCNN[J]. Information Technology and Informatization, 2020(1): 17-20.

[21] GUO Qi, WANG Zhihui, FAN Daoerji, et al. Multi-face detection and alignment using multiple kernels[J]. Applied Soft Computing, 2022, 122: 108808.

[22] LIU Jinfeng. Research on video image face detection and recognition technology based on improved MTCNN algorithm[J]. International Journal of Wireless and Mobile Computing, 2022, 22(3/4): 205-212.

[23] XU Chujie, DU Yong, WANG Jingzi, et al. A joint hierarchical cross-attention graph convolutional network for multi-modal facial expression recognition[J]. Computational Intelligence, 2024, 40(1): e12607.

[24] ZHANG Kaipeng, ZHANG Zhanpeng, LI Zhifeng, et al. Joint face detection and alignment using multi-task cascaded convolutional networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(10): 1499-1503.