

基于改进LBP优化 MTCNN在复杂人脸遮挡场景的人脸检测

摘要

随着人们对时尚的追求，佩戴帽子、眼镜等遮挡物已成为日常现象，这对人脸检测技术提出了更高要求。尽管基于深度学习的多任务卷积神经网络（MTCNN）在人脸检测中表现优秀，但在复杂遮挡场景下，MTCNN仍存在局部纹理和边缘信息提取不足的问题。为此，本文提出了一种改进的局部二值模式（LBP）特征提取方法，即DLBP-SW，通过增强局部特征和边缘信息，提升MTCNN在人脸遮挡场景下的检测精度。实验结果表明，优化后的MTCNN在多个数据集上，特别是在CelebA数据集的复杂遮挡场景中，比原始模型提高了约2%的检测精度，并在IoU值上也有所提升，验证了该方法在复杂背景下的有效性和鲁棒性。

关键词：MTCNN；LBP；人脸检测；深度学习

1 引言

在现代社会中，人脸部的部分遮挡已经成为日常生活中的常见现象，例如佩戴帽子、墨镜等造成的遮挡。这些场景对人脸检测技术提出了更高的要求，特别是复杂环境下检测遮挡部分下的完整人脸，成为人脸检测系统的关键挑战之一。

近年来，基于深度学习的人脸检测技术取得了长足进展。其中，多任务卷积神经网络（MTCNN, Multitask Cascaded Convolutional Networks）因其高效性和鲁棒性被广泛应用于多种人脸检测场景 [1]。然而，MTCNN在应对复杂场景中的遮挡人脸检测，仍存在性能提升的空间，主要原因在于在面对复杂场景时面部局部区域的纹理和边缘信息提取还不够充分，同时在低分辨率和光照不均等复杂条件下，其人脸检测和关键点定位能力会受到限制 [2]，难以有效处理由遮挡带来的纹理信息缺失问题。

局部二值模式（LBP, Local Binary Patterns）作为一种经典的特征提取方法，能够有效捕捉局部纹理，对光照变化具有鲁棒性，同时具备一定的边缘提取能力。然而，传统 LBP 在处理复杂边缘区域或受噪声干扰时，表现出边缘检测能力的不足。

为了解决这一问题，本文提出了一种改进的LBP特征提取方法，结合局部特征增强与边缘优化技术，旨在提升 MTCNN 在人脸特征遮挡场景下的检测准确度，进一步增强其在复杂环境中的鲁棒性。

2 相关工作

2.1 LBP（局部二值模式）的应用

LBP（局部二值模式）在人脸检测和人脸识别中的应用具有广泛的研究价值。早在2004年，就有研究提出基于贝叶斯框架的改进 LBP 方法用于人脸检测，该方法通过引入贝叶斯推断提升了对复杂背景和光照变化的适应能力 [3]。除了单独使用，LBP 还可与其他人脸检测技术结合，以进一步提高检测精度。例如，将 LBP 与肤色检测结合，能够有效增强肤色方法在人脸区域识别中的准确性 [4]。此外，研究还表明，LBP 特征与卷积神经网络（CNN）结合后，能够增强 CNN 在处理图像边缘信息方面的能力，从而提升人脸识别的效果和精度 [5]。

2.2 MTCNN的相关优化方案

MTCNN是一种强大的人脸检测方法，近年来，关于其优化的研究不断涌现。研究者提出了一种基于光照补偿和自适应权重设置的图像预处理方法，应用于 MTCNN，显著提高了在非均匀弱光条件下的人脸检测准确率 [6]。另有研究提出了结合 SRGAN 超分辨率修复和InceptionV2 优化的 MTCNN人脸检测算法，通过提高图像清晰度并优化网络结构，从而提升了在复杂背景下的检测精度 [7]。此外，MTCNN与深度残差特征生成模块的结合，在保证检测精度的同时，显著提升了检测速度 [8]。还有研究对MTCNN各阶段的 P-Net、R-Net 和 O-Net 进行了架构和参数优化，使得改进后的模型能够更好地应对口罩遮挡、低分辨率、光照不均等复杂条件，进一步提升了人脸检测和关键点定位的精度与鲁棒性 [9]。然而，目前针对日常环境中人脸部特征遮挡场景，利用LBP优化MTCNN以提升人脸检测精度的研究尚未见诸报道。

为此，本文提出了一种结合局部特征增强与边缘优化技术的改进型LBP特征提取方法。通过强化局部纹理和边缘信息的表达能力，提升 MTCNN 在人脸遮挡场景中的鲁棒性和检测准确性，从而显著提高模型在人脸特征被遮挡时的检测性能，尤其在复杂背景下表现出更强的适应能力。

3 提出模型及优化方法

本研究基于原MTCNN模型，对数据预处理部分进行了优化，用于引入一个额外的特征通道（即通过改进后的LBP特征提取方法生成的第4通道），使得模型输入数据由3通道变为4通道，丰富了神经网络输入数据，从而提升在人脸遮挡场景下的检测精度。

具体而言，我们在原有的3通道（RGB通道）图像处理流程之前，首先增加了灰度图像处理步骤，并对改进后的 LBP（局部二值模式）特征提取方法进行了优化。为了进一步提高 LBP 特征的有效性，我们对灰度图像进行了对比度调整，以便为后续的LBP特征提取提供更具信息量的输入。

以下是参考应用于深度局部二值模式（DLBP, Depth Local Binary Pattern）的对比度调整

公式 [10]:

$$G = \begin{cases} 0, & \text{if } i < \text{low} \\ S(i), & \text{if } \text{low} \leq i \leq \text{high} \\ 255, & \text{if } i > \text{high} \end{cases} \quad (1)$$

$$S(i) = \frac{255}{\text{high} - \text{low}}(i - \text{low}), \quad (2)$$

LBP的改进通过应用微调后的DLBP算子，并引入滑动窗口（Sliding Window, SW）技术 [11]。DLBP算子在深度图像的边缘检测任务中表现出色，而滑动窗口技术则用于遍历图像的局部区域（即子图像），在每个局部区域内提取特征。这种方法能够更精确地捕捉图像中的细节特征，从而提升模型的整体性能。因此，本文将这种方法称为DLBP-SW。

以下是应用于DLBP的算子相关公式 [10]，其中(3) (4) (5)为算子公式，(6)则为在DLBP边缘检测后，进一步进行边缘确认的附加公式：

$$DLBP(x, y) = D \left(\sum_{p=0}^7 L(i_p - i_c) \right), \quad (3)$$

$$L(j) = \begin{cases} 1, & \text{if } j \geq i_T, \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad i_T = i_{\max} - i_{\text{aver}}, \quad (4)$$

$$D(k) = \begin{cases} 1, & \text{if } k \geq 1, \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (5)$$

$$R(x, y) = \begin{cases} DLBP(x, y), & \text{if } |i_{\text{aver}} - i_c| \geq 1.5, \\ 0, & \text{else} \end{cases}. \quad (6)$$

4 优化细节

4.1 与已有开源代码对比

本研究基于开源的 MTCNN（PyTorch 版本），对模型的数据预处理模块进行了优化。具体来说，引入了图像边缘信息提取，将输入图像从3通道扩展为4通道，以增强模型对图像特征的表达能力。通过这一改进，模型能够更有效地应对复杂人脸遮挡场景中的人脸检测任务。

4.2 实验设置

本实验中，我们采用了以下标准和数据集对模型进行评估。WIDER FACE数据集（4000张图片）用于训练，部分LFW数据集及网络图片数据（共3000张）用于验证模型性能，CelebA数据集用于进一步评估模型的泛化能力。

在第四通道数据特征提取过程中，图像对比度进行了调整，具体参数为：低阈值（low）为120，低于该值的像素处理为0（黑色）；高阈值（high）为200，高于该值的像素处理为255（白色）。

交并比（IoU）阈值设定为0.5，表示当 $\text{IoU} \geq 0.5$ 时判定为正确检测。特征点匹配方面，对于LFW数据集和部分网络图片数据，匹配阈值为10像素；对于CelebA数据集，匹配阈值为20像素。我们选取了五个关键特征点（双眼、鼻尖、两个嘴角），并设定匹配标准为至少三个特征点匹配成功（匹配率 $\geq 60\%$ ）。所有其他实验设置与原MTCNN模型一致

5 实验结果分析

5.1 DLBP-SW特征提取

与传统LBP特征提取方法一样，DLBP-SW提取的图像数据需要先转换为灰度图。在进行特征提取之前，我们参考了应用于DLBP的对比度调整方法 [10]，并对图像进行了相应的调整。如图1所示，经过对比度调整后，DLBP-SW特征提取方法能够更加清晰地捕捉到图像中人脸的边缘信息，从而提升特征提取的效果。从左到右依次为：原图、未经对比度调整的DLBP-SW特征提取结果、经过对比度调整后的DLBP-SW特征提取结果。

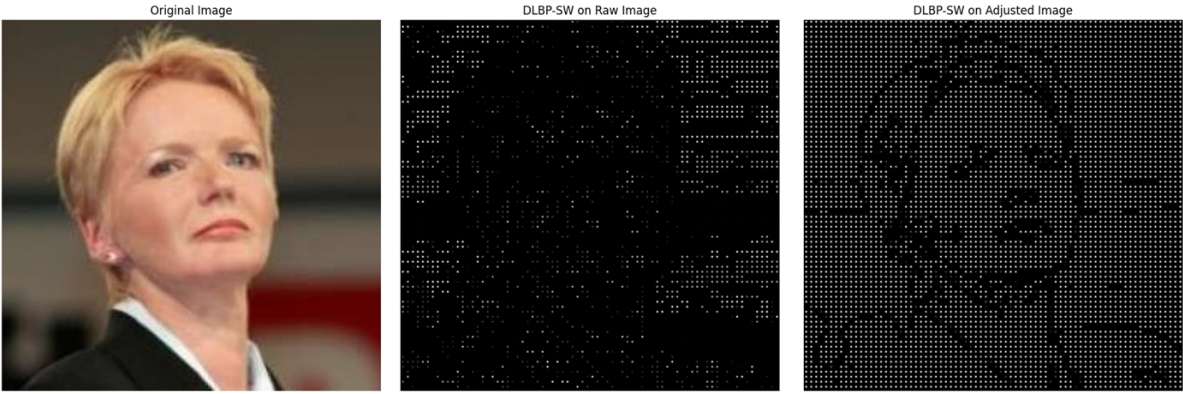


图 1. 调整对比度前后的特征提取效果图

5.2 人脸检测效果

我们使用3个不同的数据集对优化后的MTCNN模型与原始MTCNN模型进行了测试，采用 $\text{IoU} \geq 0.5$ 作为合格标准。实验结果表明，在LFW数据集和网络数据集（共3000张）中，两个模型的表现相差无几。在复杂的CelebA数据集（3000张）中，优化后的MTCNN（84.97%）相比原始模型（84.13%）略有提升。而在基于CelebA数据集随机筛选的戴眼镜和帽子的人脸数据集上，优化后的MTCNN（73.85%）比原始模型（71.78%）提高了约2%的正确检测率（见表1）。

表 1. 优化后的MTCNN与MTCNN在不同数据集上的检测正确率

Model	Detection Accuracy Rate (%)		
	LFW + NET	CelebA	CelebA (glasses and hats)
Optimized MTCNN	84.20	84.96	73.85
MTCNN	83.90	84.13	71.77

如表2所示，优化后的MTCNN模型在复杂数据集和面部遮挡数据集集中的IoU平均值较高（未检测到人脸时IoU值为0）。如图2所示，两模型在佩戴眼镜的图像中的检测效果，优化后的MTCNN模型能够更全面地覆盖人脸区域。

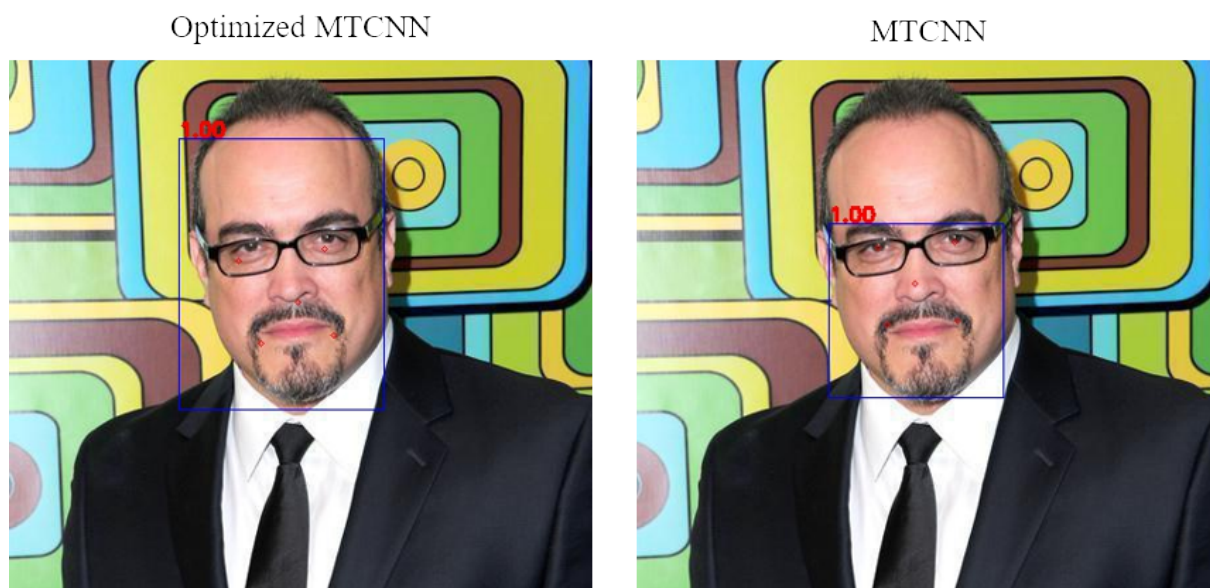


图 2. 优化后的MTCNN与MTCNN在戴眼镜人脸上的效果

表 2. 优化后的MTCNN与MTCNN在复杂数据集集中的平均IoU值

Model	Average IoU value	
	CelebA	CelebA (glasses and hats)
Optimized MTCNN	0.6112	0.5530
MTCNN	0.6078	0.5483

6 总结与展望

本文提出了一种改进的LBP特征提取方法，通过在数据预处理阶段引入DLBP-SW特征，并将其作为MTCNN模型的第4输入通道，增强了图像的局部纹理与边缘信息，提升了在人脸遮挡条件下的检测精度。实验结果显示，优化后的MTCNN在多个数据集上表现优于原始模型，尤其在戴眼镜和帽子等遮挡场景中，检测精度提高约2%。同时，优化模型在复杂数据集集中的IoU值有所提升，增强了鲁棒性。

后续研究可结合其他特征提取方法，并优化网络结构以提高计算效率，从而进一步提升模型在复杂环境中的表现。

参考文献

- [1] Kaipeng Zhang, Zhanpeng Zhang, Zhifeng Li, and Yu Qiao. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks. *IEEE signal processing letters*, 23(10):1499–1503, 2016.
- [2] Ning Zhang, Junmin Luo, and Wuqi Gao. Research on face detection technology based on mtcnn. In *2020 international conference on computer network, electronic and automation (IC-CNEA)*, pages 154–158. IEEE, 2020.
- [3] Hongliang Jin, Qingshan Liu, Hanqing Lu, and Xiaofeng Tong. Face detection using improved lbp under bayesian framework. In *Third International Conference on Image and Graphics (ICIG'04)*, pages 306–309. IEEE, 2004.
- [4] Zheng Jun, Hua Jizhao, Tang Zhenglan, and Wang Feng. Face detection based on lbp. In *2017 13th IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments (ICEMI)*, pages 421–425. IEEE, 2017.
- [5] Hongshuai Zhang, Zhiyi Qu, Liping Yuan, and Gang Li. A face recognition method based on lbp feature for cnn. In *2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, pages 544–547. IEEE, 2017.
- [6] Yufei Bao and Rong Dang. Face detection under non-uniform low light based on improved mtcnn. In *2021 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Computer Engineering (ICAICE)*, pages 704–707. IEEE, 2021.
- [7] Meihua Gu, Xiaolong Liu, and Jing Feng. Classroom face detection algorithm based on improved mtcnn. *Signal, Image and Video Processing*, 16(5):1355–1362, 2022.
- [8] Gaiping Liu, Jianmei Xiao, and Xihuai Wang. Optimization of face detection algorithm based on mtcnn. *International Core Journal of Engineering*, 7(8):456–464, 2021.
- [9] Jian Xiao, Jia Wang, Shaozhong Cao, and Yang Li. Research on the improvement of mtcnn algorithm: face recognition with mask. In *2021 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Information Systems*, pages 1–7, 2021.
- [10] Xinyu Wang, Jie Cao, Qun Hao, Kaiyu Zhang, Zihan Wang, and Saad Rizvi. Lbp-based edge detection method for depth images with low resolutions. *IEEE Photonics Journal*, 11(1):1–11, 2018.
- [11] Ebrahim Al-wajih and Rozaida Ghazali. An enhanced lbp-based technique with various size of sliding window approach for handwritten arabic digit recognition. *Multimedia Tools and Applications*, 80:24399–24418, 2021.