

基于改进 Gabor 小波算法的智慧教室人脸识别方法研究

王艳华¹

WANG Yanhua

摘要

在智慧教室场景中，不同光照条件、姿态变化及个体差异会显著影响图像识别。传统 Gabor 小波算法在滤波器参数设置上往往基于经验，缺乏根据具体图像分辨率或细节程度进行自适应调整的能力。这导致在光照条件多样或人脸姿态多变的情况下，特征提取的稳定性和区分性不足，分类器的识别准确率较低。为此，提出基于改进 Gabor 小波算法的人脸识别方法。设计了一种改进 Gabor 小波算法，通过引入自适应尺度选择机制、光照不变特征提取技术和姿态校正技术，显著增强对光照和姿态变化的鲁棒性。在特征提取前，通过灰度化、去噪和直方图均衡化等预处理步骤，有效提升图像质量。利用改进 Gabor 小波算法从预处理后的图像中提取人脸图像的深层特征，这些特征具有更高的鲁棒性和区分度。最后，构建基于径向基函数（RBF）神经网络的分类器，将特征提取结果输入分类器中，实现对智慧教室中学生人脸的准确识别。通过对比实验证明，该方法相较于现有方法，在识别准确率上有显著提升，为智慧教室中的高效人脸识别提供了一种有效的解决方案。

关键词

改进 Gabor 小波算法；教室；识别；人脸；智慧

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.07.046

0 引言

智慧教室作为未来教育的重要形态，其与深度学习算法的融合正逐渐成为研究与应用的热点。智慧教室旨在为校园教学及学生学习提供个性化推荐，使其能够为学生及教师提供更加智能化、个性化的教学环境。其中，人脸识别技术作为智慧教室中的一项关键技术，对于实现精准教学、智能考勤、行为分析等功能具有重要意义。然而，在实际应用中，由于光照变化、姿态多样、分辨率差异等因素，人脸识别面临着诸多挑战，这促使相关领域的研究不断深入，如李云红等人^[1]提出了一种基于超分辨重建和公共特征子空间的低分辨率人脸识别方法。该方法通过超分辨重建技术提高图像的分辨率，进而利用公共特征子空间提取人脸特征，实现低分辨率人脸的有效识别。尽管该方法在低分辨率环境下取得了一定的识别效果，但仍存在不足之处。在该方法中，公共特征子空间提取方法通常基于全局统计信息，无法针对不同光照、姿态和个体差异进行动态调整。在光照条件多样或姿态变化较大的情况下，提取的特征可能缺乏足够的区分度，导致识别准确率下降。王海勇等人^[2]则研究了一种基于混合自

适应损失函数的人脸识别方法。该方法通过设计一种混合损失函数，结合分类损失和特征距离损失，以优化人脸识别模型的性能。然而，在智慧教室中，由于摄像头分辨率或距离限制，部分图像分辨率较低。固定权重的损失函数难以有效优化低分辨率图像的特征提取，导致特征区分度不足，影响分类器的性能。

针对现有方法的不足，本文提出了一种基于改进 Gabor 小波算法的智慧教室人脸识别方法。

1 改进 Gabor 小波算法设计

智慧教室场景中，人脸识别需要适应不同光照条件、姿态变化以及个体差异。在 Gabor 小波算法中，滤波器的参数设置直接影响特征提取的效果。传统的 Gabor 滤波器参数往往基于经验设定，缺乏自适应性^[3]。尤其在光照条件多样和人脸姿态多变的情况下，传统 Gabor 小波算法难以提取稳定且具区分性的特征。针对这一问题，本研究提出改进 Gabor 小波算法。改进后的算法通过以下 3 方面进行优化：

（1）自适应尺度选择机制：使滤波器能够根据不同人脸图像的特点自动调整其尺度和方向，从而更准确地提取特征。优化后的 Gabor 滤波器参数可以表示为：

$$\psi(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (1)$$

1. 吉林建筑科学院 吉林长春 130000

[基金项目] 吉林建筑科技学院科研项目“基于深度学习的个性化推荐方法研究”（校科字（2024）001ZDKJ 号）

其中:

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (2)$$

$$y' = x \sin \theta + y \cos \theta \quad (3)$$

式中: x 表示图像像素的水平值; y 表示图像像素的垂直值; λ 表示波长; θ 表示方向; ψ 表示相位偏移; σ 表示高斯函数的标准差; γ 表示空间纵横比。通过调整这些参数, 获得更加适应不同人脸图像特征的滤波器。

(2) 光照不变特征提取技术: 这一技术主要包括对数变换和仿射变换两个步骤。对数变换是一种有效的图像增强方法, 它可以将图像中的暗区域变得更亮, 同时保持亮区域的细节^[4]。对数变换的数学表达式为:

$$I'(x, y) = c \cdot \log(1 + I(x, y)) \quad (4)$$

式中: $I(x, y)$ 表示原始图像的像素值; $I'(x, y)$ 表示对数变换后的像素值; c 表示一个常数, 用于调整变换的强度。对数变换可以减小光照变化对图像像素值的影响, 使得图像在不同光照条件下具有更加一致的特征分布^[5]。

(3) 姿态校正技术: 利用仿射变换将人脸图像调整到标准姿态。仿射变换是一种二维线性变换, 用于图像的旋转、缩放和平移等操作。仿射变换的数学表达式为:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: (x, y) 表示原始图像中的像素坐标; (x', y') 表示变换后的像素坐标; a 、 b 、 c 、 d 表示仿射变换的系数; t_x 和 t_y 表示平移量。通过调整这些参数, 实现人脸图像的姿态校正^[6]。

综上所述, 通过结合光照不变特征提取和姿态校正技术, 算法显著增强了对光照和姿态变化的鲁棒性, 为后续的特征提取和识别任务奠定了坚实基础。

2 智慧教室图像预处理

智慧教室环境中存在多种外部干扰, 如光照条件变化、摄像头视角差异以及设备自带噪声等, 这些因素会显著影响后续特征提取和人脸识别的效果。未经预处理的图像通常存在噪声和光照不均匀等问题, 降低了特征提取的准确性^[7]。为此, 本研究提出对智慧教室图像进行灰度化和去噪等预处理步骤, 以消除或减轻这些干扰因素, 显著提升人脸图像质量, 使其特征更加清晰。预处理后的图像能够更准确地展现人脸的本质特征, 为后续特征提取和人脸识别任务提供更精确和可靠的依据。

灰度化可以简化后续处理步骤, 并减少计算量。灰度化的常用方法是将彩色图像的每个像素的 RGB 值按照一定权重进行加权平均, 得到灰度值。具体公式为:

$$\text{Gray}(x, y) = 0.299 \cdot R(x, y) + 0.587 \cdot G(x, y) + 0.114 \cdot B(x, y) \quad (6)$$

式中: $\text{Gray}(x, y)$ 表示灰度图像在坐标 (x, y) 处的像素值; $R(x, y)$ 、 $G(x, y)$ 、 $B(x, y)$ 分别表示彩色图像在坐标 (x, y) 处的红、绿、蓝三个通道的像素值。去噪是减少图像中噪声干扰的重要步骤。中值滤波是一种非线性滤波方法, 具体公式为:

$$\text{Median}(x, y) = \text{med}\{\text{pixel}(x+i, y+j)\} \quad (7)$$

式中: $\text{Median}(x, y)$ 表示中值滤波后图像在坐标 (x, y) 处的像素值; $\text{Pixel}(x+i, y+j)$ 表示原图像在坐标 $(x+i, y+j)$ 处的像素值; med 表示取中值操作; i 和 j 的取值范围取决于滤波窗口的大小。

高斯滤波是一种线性滤波方法, 用像素点邻域内各像素值的加权平均来代替该像素点的值, 权重由高斯函数确定^[8]。高斯函数具有中心对称性和平滑性, 因此可以有效地去除图像中的高斯噪声。具体公式为:

$$\text{Gaussian}(x, y) = \frac{1}{K} \sum_{i,j} G(i, j) \cdot \text{pixel}(x+i, y+j) \quad (8)$$

式中: $\text{Gaussian}(x, y)$ 表示高斯滤波后图像在坐标 (x, y) 处的像素值; $G(i, j)$ 表示高斯函数在坐标 (i, j) 处的值; K 表示高斯函数的归一化因子; $\text{Pixel}(x+i, y+j)$ 表示原图像在坐标 $(x+i, y+j)$ 处的像素值。

综上所述, 通过灰度化、去噪等预处理步骤, 有效地提高智慧教室环境中采集到的人脸图像的质量。

3 基于改进 Gabor 小波算法的特征提取

为进一步进行人脸识别, 需要从预处理后的图像中提取出能够表征人脸身份的特征数据。这些特征数据具有高度的唯一性和稳定性, 是后续人脸比对和识别的关键。为此, 本研究提出采用改进 Gabor 小波算法进行特征提取。改进算法通过优化滤波器的参数设置和引入光照不变特征提取技术, 能够减小光照变化对图像像素值的影响, 从而提取出更加一致的人脸特征。具体步骤如下:

首先, 将预处理后的人脸图像划分为若干个小块; 其次, 对每个小块应用优化后的 Gabor 滤波器组, 得到一组滤波响应; 再次, 将滤波响应进行下采样和归一化处理, 得到特征; 最后, 将所有小块的特征向量拼接起来, 形成最终的人脸特征表示^[9]。在特征提取过程中, 利用公式计算 Gabor 滤波器的响应:

$$R(x, y, \lambda, \theta) = I(x, y) * \psi(x, y; \lambda, \theta, 0, \sigma, \gamma) \quad (9)$$

式中: $I(x, y)$ 表示输入图像; $*$ 表示卷积运算。通过计算不同参数下的 Gabor 滤波器响应, 能够获得丰富的人脸特征信息, 为后续的智慧教室人脸比对和识别提供有力的支持。

4 智慧教室人脸分类识别

改进 Gabor 小波算法在提取人脸特征时, 通常会得到高

维数据。这些高维数据包含了丰富的人脸信息，但同时也给传统分类器带来了计算复杂度高、分类效果不佳的挑战。为此，本研究采用了基于径向基函数（RBF）神经网络的分类器进行人脸识别^[10]。RBF神经网络具有结构简单、收敛速度快、对高维数据适应性强等优点，能够高效处理改进 Gabor 小波算法提取的高维特征数据，实现高精度、高效率的人脸识别。RBF 神经网络的输出可以表示为：

$$y = \sum_{i=1}^N w_i \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (10)$$

式中： c_i 表示隐层神经元的中心； σ_i 表示隐层神经元的宽度参数； w_i 表示隐层到输出层的权重。

通过训练 RBF 神经网络，得到最优的权重和参数，从而实现准确的人脸识别。在智慧教室中，人脸识别技术可以应用于学生考勤、课堂互动等多个场景。通过结合改进 Gabor 小波算法和 RBF 神经网络分类器，实现高效、准确的人脸识别功能，为智慧教室的建设和发展提供有力支持。

5 对比实验

5.1 实验环境

本对比实验采用了搭载英特尔 Core i5-11400 处理器、NVIDIA GeForce RTX 3060 Ti 图形处理器以及 8 GB 系统内存的硬件配置。在软件层面，实验依赖于 PyTorch 这一先进的深度学习开源框架，并辅以 PyCharm 2021.1.2 这一强大的集成开发环境以及 Python 3.7 编程语言。图 1 展示了作为人脸识别实验场景的一间典型学校教室环境。



图 1 实验环境

为直观验证本文基于改进 Gabor 小波算法的人脸识别方法有效性，将该方法设置为实验组，将基于超分辨率重建和公共特征子空间的人脸识别方法设置为对照 A 组，将基于混合自适应损失函数的人脸识别方法设置为对照 B 组。

5.2 实验数据

公开资源数据集：CASIA-WebFace 数据集广泛收集自网络，包含 10 574 位个体的 494 414 张图像，每张图像在角度和光照条件上均展现出多样性。

实验聚焦于 LFW（labeled faces in the wild）数据集，这是一个广受认可的标准测试集，涵盖 5 749 名个体的 13 233

张图像。鉴于 LFW 中的图像均为自然环境下捕捉，不受人为控制，因此该数据集的人脸图像面临着光照变化、姿态多样及表情丰富等多重挑战。

自制数据集部分，采集了 365 min 的视频资料。为了捕捉学生自然状态下的多样面貌，每隔 100 帧从教学视频中抽取一帧，并借助 YOLOv5s 模型提取人脸区域。经过仔细筛选，去除面部表情和姿态过于相近的图像后，最终整理出包含 45 名学生、每人 80 张正面肖像的数据集，每张肖像图像分辨率为 112 px×112 px。

在利用本文识别方法进行人脸识别前，将头部姿态数据集中的“看黑板”“低头”及“侧脸”3 个类别，依据 8:2 的比例分割为训练集与测试集。所有图像均被统一调整至 224 px×224 px 像素的分辨率。训练集与验证集的具体数据分布详情如表 1 所示。

表 1 训练子集与验证子集数量分布表

序号	标签	训练集 / 张	验证集 / 张
(1)	Profile	961	241
(2)	Lookup	954	238
(3)	Headdrop	965	241
(4)	总计	2 880	720

在完成训练后，从获取到的监控图像中随机抽取一帧图像，并对其进行了一系列预处理操作。为了评估预处理对图像质量的影响，计算了预处理前后图像的结构相似性指数（SSIM），该指数能够衡量两幅图像在亮度、对比度和结构信息上的相似性，如图 2 所示。

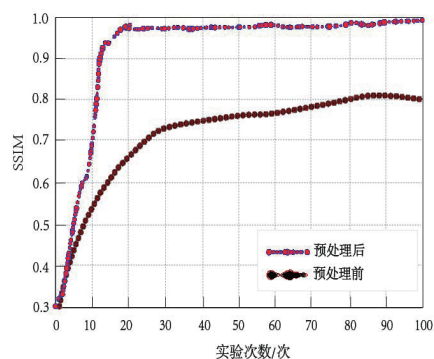


图 2 图像预处理前后结构相似性指数对比

分析图 2 可以看出，通过对比预处理前后的图像，可以发现，预处理后的图像与原始图像之间的 SSIM 值非常接近 1，这表明预处理过程对图像的改动较小，且成功地保留了图像中的重要信息，能够更准确地展现人脸的本质特征，为后续的人脸识别等任务提供更有利的条件。

5.3 实验结果

利用上述 3 种方法进行人脸识别，识别内容为学生的头

部姿态。将 3 种方法绘制成如图 3~5 所示的识别结果。



图 3 实验组人脸识别结果



图 4 对照 A 组人脸识别结果



图 5 对照 B 组人脸识别结果

在图 3~5 的展示中，正确识别的人脸区域被以实线框标注，而错误识别的区域则以虚线框标记。通过对比图 3 至图 5 的内容，可以明显观察到实验组的识别结果几乎全部被实线框正确标注，相比之下，对照 A 组和对照 B 组中虚线框的数量显著较多，直接反映了识别准确性的差异。据此分析，实验组的识别方法在准确性上展现出了更高的水平。

实验组人脸识别方法之所以表现出色，其优势在于改进 Gabor 小波算法通过优化参数设置，结合了方向性和频率选择性的增强，能够实现对人脸图像纹理特征的精细提取。这些深层特征不仅具有更高的鲁棒性，能够抵抗光照变化、噪声等干扰因素，而且具有更高的区分度，能够更有效地区分不同的人脸。因此，在特征提取阶段，改进 Gabor 小波算法为后续的人脸分类识别提供了高质量、高区分度的特征数据，从而显著提高了识别的准确性。

6 结语

本文提出了一种基于改进 Gabor 小波算法的智慧教室人脸识别方法，并通过实验验证了其有效性和优越性。该方法

在传统 Gabor 小波算法的基础上，通过引入自适应尺度选择机制、光照不变特征提取技术和姿态校正技术，显著提升了对复杂场景的适应能力。同时，结合灰度化、去噪和直方图均衡化等预处理步骤，进一步优化了图像质量，为特征提取奠定了坚实基础。基于径向基函数（RBF）神经网络的分类器设计，则确保了特征的高效分类与识别。未来，将继续深入研究 Gabor 小波算法在人脸识别中的应用，进一步优化算法参数和流程，提高识别效率和准确性。同时，也将探索将深度学习等先进技术引入人脸识别系统，以实现更加智能化、精准化的识别效果。

参考文献：

[1] 李云红,刘杏瑞,谢蓉蓉,等.基于超分辨率重建和公共特征子空间的低分辨率人脸识别[J].西北大学学报(自然科学版),2023,53(2):241-247.

[2] 王海勇,潘海涛.基于混合自适应损失函数的人脸识别方法[J].计算机科学与探索,2024,18(6):1627-1636.

[3] 沈伍强,张小陆,曾纪钧.基于人脸识别技术的变电检修工作远程许可方法研究[J].电测与仪表,2024,61(12):56-62.

[4] 张立辉.基于损失函数优化神经网络模型的面罩遮挡人脸识别算法[J].工矿自动化,2024,50(S01):15-20.

[5] 张晨晨,王帅,王文一,等.针对人脸识别卷积神经网络的局部背景区域对抗攻击[J].光电工程,2023,50(1):113-125.

[6] 王奇,钱伟中,雷航,等.基于关键特征增强机制的3D人脸识别[J].电子科技大学学报,2024,53(2):252-258.

[7] 赵晓,陈勇,李一洋.基于超分辨率重建的低分辨率人脸识别[J].火力与指挥控制,2024,49(3):151-155.

[8] 李小薪,丁伟杰,方怡,等.基于图像深度先验和鲁棒马尔可夫随机场的有遮挡人脸识别[J].计算机科学,2024,51(7):244-256.

[9] 陈侃松,郑园,许立君,等.基于ThetaMEX全局池化的人脸识别神经网络:ShuffaceNet[J].计算机应用,2023,43(8):2572-2580.

[10] 李明,党青霞.融合Transformer和CNN的轻量级人脸识别算法[J].计算机工程与应用,2024,60(14):96-104.

【作者简介】

王艳华(1981—),女,吉林长春人,硕士,教师、工程师、助理研究员,研究方向:生成式人工智能、大数据分析、计算机科学与技术。

(收稿日期:2025-02-18 修回日期:2025-07-10)