

基于自适应特征提取网络的 复杂环境下人脸识别

李 达

(同方知网数字出版技术股份有限公司, 北京 100083)

摘要: 针对现有人脸识别算法在运动模糊、低光照等真实复杂环境下识别率低、鲁棒性较差, 导致难以稳定应用在实际人脸识别任务的问题, 提出一种基于自适应特征提取网络的复杂环境下人脸识别方法; 该网络结合传统方法的特征提取技术和深度学习网络特征表示能力, 实现了对不同复杂环境下人脸稳定识别; 设计了一种自适应纹理特征提取算法, 通过自动获取阈值来实现特征提取, 提高网络计算效率; 使用逆向传播算法改进深度信念网络, 并引入共轭梯度算法解决网络的梯度消失问题, 减少其收敛时间, 提高算法鲁棒性; 经实验验证, 所提方法在标准 LWF 数据集和复杂环境 CASIA、MS1M 数据集上的准确率分别达到 99.72%、89.54% 及 88.75%, 参数量和网络计算量分别为 2.84 M 和 0.67 G, 均优于对比算法, 能够满足复杂环境下人脸识别任务需求。

关键词: 复杂环境; 人脸识别; 特征提取; 深度学习; 深度信念网络

Face Recognition in Complex Environment Based on Adaptive Feature Extraction Network

LI Da

(Tongfang Knowledge Network Digital Publishing Technology Co., Ltd., Beijing 100083, China)

Abstract: Aiming at the problem that existing face recognition algorithms have low recognition rates and poor robustness in real and complex environments such as motion blur and low light, which makes it difficult to be stably applied in actual face recognition tasks, a face recognition method in complex environments based on adaptive feature extraction network is proposed. The network combines the feature extraction technology of traditional methods with the feature representation ability of deep learning network, and realizes the stable face recognition in different complex environments. An adaptive texture feature extraction algorithm is designed, which realizes the feature extraction by automatically obtaining the threshold value and improves the network computing efficiency. The backpropagation algorithm is used to improve the deep belief network, and the conjugate gradient algorithm is introduced to solve the gradient disappearance of the network, which reduces its convergence time and improves the algorithm's robustness. Experimental results show that the accuracy of the proposed method reaches 99.72%, 89.54% and 88.75% on standard LWF dataset, CASIA and MS1M datasets in complex environments, respectively. The parameter quantity and network computation are 2.84 M and 0.67 G, respectively, the proposed method is superior to the comparison algorithm, and can meet the needs of face recognition in complex environments.

Keywords: complex environment; face recognition; feature extraction; deep learning; deep belief network

0 引言

随着数字化社会的迅猛推进, 个人身份识别技术在生活中消费、信息安全乃至社会治理等多个领域扮演着日益重要的角色^[1]。人脸识别技术, 凭借其高精度、高效率以及非接触性等显著优势, 已逐渐成为身份识别领域中的主流手段。然而, 在实际应用场景中, 人脸识别技术面临着诸多挑战, 如运动模糊、低光照条件等因素, 这些干扰严重影响了现有算法的识别准确性和稳定性。因此, 深入研究并提升人脸识别算法在复杂环境下的性能, 不仅对保障个

人信息安全、促进智能化服务的普及具有重要意义, 同时也将推动计算机视觉、模式识别等相关领域的理论创新与技术进步。

现阶段, 人脸识别方法可分为传统识别算法和基于深度学习的人脸识别网络^[2]。传统方法主要包括基于几何特征^[3]、子空间^[4]、模板匹配^[5]和稀疏矩阵^[6]等类型, 通过对人脸的纹理、边缘等低层次特征进行定位来实现识别。例如, 文献 [7] 提出一种判别性多尺度稀疏编码方法, 对人脸遮挡部分进行建模, 并通过单个样本的训练方式提升算法对遮挡人脸的识别精度; 文献 [8] 提出一种基于模板匹

收稿日期: 2024-01-02; 修回日期: 2024-02-13。

基金项目: 知网数据中心云平台建设项目 (KeJ5S2301201)。

作者简介: 李 达 (1979-), 男, 大学本科, 工程师。

引用格式: 李 达. 基于自适应特征提取网络的复杂环境下人脸识别[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(8): 265-271, 279.

配的人脸识别方法,即通过在数据库中找到与目标人脸最匹配的数据类型进行人脸识别;文献[9]提出将主成分分析法和 Adaboost 算法结合,提高算法识别时的准确性及对外界影响的抗干扰性;文献[10]提出一种基于半监督 LDA 特征提取及优化方法实现人脸识别。该算法将主成分分析和线性判别法获取的特征进行加权组合,然后对特征子空间使用二进制遗传算法优化来提高准确率;文献[11]综合分析了基于欧氏距离和方向梯度直方图(HOG, histogram of oriented gradient)的人脸识别算法,进而提出一种基于模板匹配的人脸识别及跟踪方法,并利用摄像头及上位机软件进行实验,证明该方法的有效性。文献[12]针对传统人脸识别方法中非负矩阵分解稳定性及收敛速度较差等问题,对现有算法进行改进,使用最速下降法在非负矩阵分解时添加稀疏约束条件,进一步提高其准确性。虽然上述传统人脸识别算法可以通过对基本特征提取,实现简单的人脸识别任务,但是它们对非线性特征的处理能力有限,稳健性不足,并且处理时间较长,这使得它们在实际的人脸识别应用中受到限制。

随着深度学习技术的发展,研究人员通过使用卷积神经网络强大的特征表达能力,构建出高效的深度学习网络来实现人脸识别任务。例如,文献[13]提出一种基于乌鸦搜索算法(CSA, crow search algorithm)的自适应神经模糊推理,首先使用归一化操作和滤波算法预处理输入图像,然后使用特征提取网络获取面部信息,最后减少无用特征并识别人脸。文献[14]提出一种深度指标学习网络的多人脸识别方法,为使用更少的数据集实现多人脸识别任务,设计具有 29 层的多残差网络进行训练,提高深层信息提取及权重存储能力。文献[15]提出基于 Magface 损失函数的人脸识别方法,通过优化识别损失来约束网络,充分使用模长和角度信息,提高算法效率。文献[16]提出了 AdaFace,以解决低质量图像的人脸识别问题。该算法使用特征范数估算图像质量,提出了一个概括性损失函数,从而有效地提高了低质量图像的人脸识别精度。文献[17]针对目前卷积神经网络(CNN, convolutional neural network)结构复杂,且资源消耗与预期结果难以成正比的问题,使用一种基于多层感知机(MLP, multi-layer perceptron)的 Mixer Layer 网络,并加入迁移学习和数据增强技术提高算法的鲁棒性。文献[18]针对单一神经网络难以稳定提取关键特征的问题,提出一种高效网络,即通过改进现有卷积神经网络与自编码器,提高网络特征提取效率,并引入注意力机制来减少模型参数。

虽然上述算法可在一定程度上实现面部识别相关任务,但真实环境下识别人脸时通常会遇到光照不足、运动模糊等复杂情况,导致上述算法难以稳定运行。因此,本文提出一种基于自适应特征提取网络的复杂环境下人脸识别方法,主要贡献如下:

1) 针对传统方法在特征提取方面的优势以及深度学习算法在学习能力上的特点,提出一种融合传统方法与深度

学习的人脸识别思路,旨在复杂环境下,实现对人脸目标的稳定且准确的识别;

2) 提出了一种自适应纹理特征提取算法,旨在提高面部特征提取的效率和稳定性。该算法的主要创新点在于自动设置阈值,从而实现对输入图像中面部特征的准确提取;

3) 针对深度信念网络(DBN, deep belief network)在训练过程中的计算效率问题,采用更高效的策略,引入逆向传播(BP, back propagation)算法优化网络权重,并针对特征稀疏可能导致的梯度消失问题,进一步引入共轭梯度算法(CG, conjugate gradient)提升网络的训练效果。

1 深度信念网络

在理论层面上,深度学习网络模型的深度与其完成任务的稳定性呈正相关,然而,随着网络层数的增加,模型的优化难度亦会相应提升。为应对此挑战,有研究者提出了深度信念网络(DBN, deep belief network)的构想^[19],并通过逐层预训练的策略来降低模型优化的复杂性。该方法在手写数字数据集 MNIST 上的实验表现验证了其有效性及优越性。DBN 的架构由多个隐藏层和一个可视层组成,其中可视层负责处理网络输入的数据,通过大量显性神经元来实现这一功能;而隐藏层则利用大量隐性神经元对可视层或上一隐藏层的输出参数进行编码表达。其训练过程可划分为两个主要阶段:

在第一阶段,网络以无标签数据作为输入,通过逐层迭代的方式进行无监督训练。具体而言,首先将数据输入可视层,从中提取出初步的特征表达;随后,将第一层的输出结果作为第二层隐藏层的输入数据,继续进行训练学习。这一过程逐层递进,直至整个网络的各层参数均通过无监督学习得到初步确定。

进入第二阶段,当各层参数通过无监督训练获得后,会在网络的最顶层添加一个分类器(通常采用 softmax 分类器),并引入带有标签的数据。此时,利用 BP 算法计算网络输出信息与输入信息之间的差异,从而对整个网络全局微调,旨在进一步优化网络参数,使其能够更精确地适应有标签数据的分布。最终,网络会计算出每个标签上的概率值,从而得出识别结果。

整个网络的结构如图 1 所示。

可以看出,网络的内部结构是由多个受限玻尔兹曼机(RBM, restricted boltzmann machine)堆叠而成。这种独特的神经网络结构具有一个显著特点:每个 RBM 仅包含一层隐藏层和一层可视层,且这两层中的神经元之间是相互独立的。如图 1 所示,可视层由 n 个显性神经元组成,负责处理输入数据;而隐藏层则由 m 个隐性神经元构成,负责对输入数据进行特征提取和表达。值得注意的是,每一层的神经元都与相邻层的所有神经元进行全连接,这种连接方式不仅增强了网络的信息处理能力,还有效地提高了信息的传输效率。通过这种逐层堆叠的方式,RBMs 构成了一

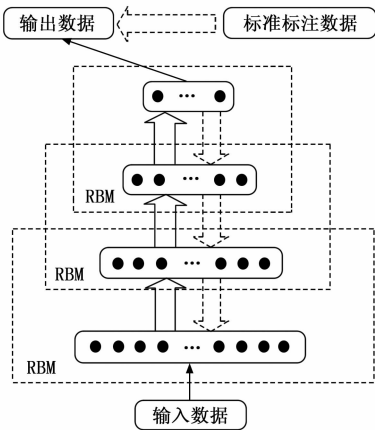


图 1 深度信念网络结构

个完整的深度神经网络，为处理复杂任务提供了强大的计算能力。

2 本文算法

所提算法流程如图 2 所示，主要分为特征提取和人脸识别两个阶段。当待检测人脸输入网络时，特征提取阶段首先使用平均池化平滑复杂环境下的图像噪点，然后使用自适应纹理特征提取算法获取人脸关键特征，最后将特征变为 50×50 和 80×80 大小，便于后续网络计算；人脸识别阶段则首先使用最大池化操作进一步增强图像纹理特征，然后输入到深度学习网络进行识别，最后输出判断结果。下面详细介绍各步骤。

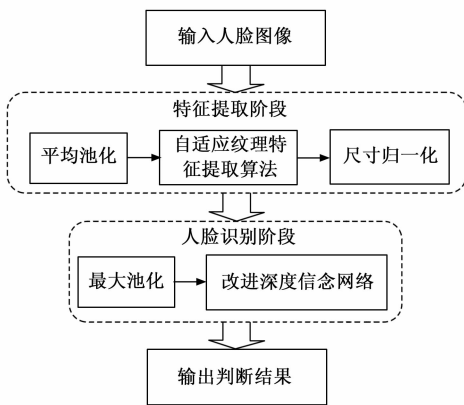


图 2 本文算法流程

2.1 数据预处理

为了提升算法在复杂环境下的人脸识别稳定性，在特征提取和识别之前需要对输入特征实施预处理。

在复杂环境中捕获的人脸图像常受模糊、噪声等因素影响，可能导致局部像素值的突变，进而误导网络将突变特征误判为人脸的关键信息。为应对此挑战，采用平均池化操作对输入特征进行预处理。平均池化通过计算图像特定区域内像素值的平均值，来替代该区域内的各个像素值，从而有效地平滑图像中的噪声和突变，降低局部像素值变

化对后续处理的干扰。经过平均池化处理，图像噪声得到显著抑制，同时图像清晰度得到初步恢复，为后续的特征提取和人脸识别任务奠定了良好基础。这一步骤对于确保算法专注于人脸的整体结构和关键特征至关重要，避免了局部噪声或突变对识别过程的负面影响。

在人脸识别阶段，算法利用预先提取的特征进行人脸匹配，以实现稳定且精确的人脸识别。此阶段的关键在于所提取特征的显著性和代表性，因为这些特征直接决定了算法的最终识别准确率。为确保算法能从输入图像中准确提取关键特征，本文在人脸识别阶段前进一步引入了最大池化操作。最大池化通过选择图像不同区域内的最大像素值作为该区域的代表值，有助于凸显图像中的关键特征信息。由于最大像素值通常与边缘、纹理等重要视觉信息相关联，因此最大池化能够引导算法更加关注这些关键特征。通过这一操作，算法在后续的人脸匹配过程中能够更准确地识别人脸，从而提升整体的人脸识别性能。

2.2 自适应纹理特征提取算法

虽然传统的人脸识别算法可以较好地提取输入人脸的关键特征，并达到了良好效果，但大部分过度依赖于主观的人工选择^[20]，不仅消耗大量资源，而且应用于真实人脸识别环境时，难以保持算法的鲁棒性。因此，本文提出一种自适应纹理特征提取算法，即设计了一种自动定义人脸特征阈值方法，提高特征提取的稳定性。

为实现传统人脸识别算法稳定提取关键特征，文献^[21]提出一种局部三值算法（LTP, local ternary patterns），其核心思想如下：

首先，通过平移计算图像中每个 3×3 邻域特征，并将邻域内其他像素值与中心像素点取差值，然后，设定像素阈值 $[-a, a]$ ，将像素值化为 $-1, 0, 1$ 三元纹理模式，计算过程如公式（1）所示：

$$I_{LTP}(x) = \begin{cases} 1, & I_b - I_c \geq a \\ 0, & -a < I_b - I_c < a \\ -1, & I_b - I_c \leq -a \end{cases} \quad (1)$$

其中： $I_{LTP}(x)$ 表示输出的编码矩阵， I_c, I_b 分别为中间和邻域像素值。最后，输出人脸关键特征。

得到编码矩阵后，该算法将矩阵拆成正、负两个子特征矩阵来降低计算复杂度，即正矩阵部分以 0 为基础，去除 -1 特征值，负矩阵部分则去除 1 特征值，并将特征值为 -1 的元素取绝对值，提高后续网络对突出特征的敏感程度。分解编码矩阵过程如图 3 所示。

可以看出，通过上述操作后可以提取出较为完整的人脸特征，但该算法在分析阈值时往往需要通过实验、经验等人为提前设置，且输出特征还需人工进行选取，增加了算法的时间复杂度。此外，综合考虑人脸识别算法在真实环境运行时，可能存在以局部噪点、模糊点为中心值的现象，进而导致特征纹理提取不稳定的问题，本文在该算法基础上设计了一种自适应纹理特征提取算法，即通过自动设置阈值来保证纹理获取的稳定性，计算过程如下：

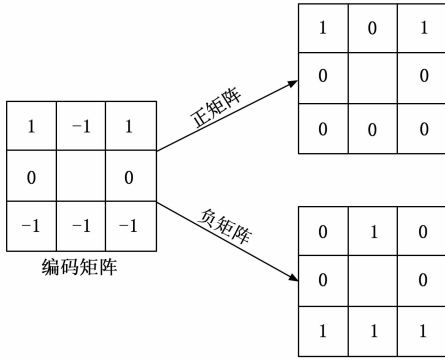


图 3 LTP 分解编码过程

1) 计算 3×3 矩阵中所有像素的平均值, 并计算整个特征图像的平均像素值, 则该邻域阈值为:

$$a = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W I^e(i, j) - \frac{1}{9} \sum_{n=1}^9 \mathbf{I}(i, j) \quad (2)$$

其中: W 、 H 分别为输入图像的长和高, I^e 为输入特征, \mathbf{I} 为邻域特征矩阵。

2) 计算邻域内像素与阈值 a 的插值, 利用 LTP 算法获取编码矩阵, 并将该邻域的中心像素点纳入计算;

3) 考虑到当前邻域编码矩阵的第一列会与上个邻域编码矩阵产生重叠, 因此通过对比矩阵相应数值来重新进行赋值, 即当对应矩阵像素点出现 $(0, 0)$ 时, 将当前像素值重设为 0; 当出现 $(1, 1)$ 、 $(0, 1)$ 、 $(1, 0)$ 时, 将当前像素值重设为 1; 当出现 $(-1, 0)$ 、 $(0, -1)$ 时, 将当前像素值重设为 -1。此外, 经过大量实验得出, 当图像出现噪点时, 邻域编码矩阵会出现剧变现象, 因此将对应特征为 $(-1, 1)$ 或 $(1, -1)$ 时的像素点设置为 0, 从而进一步减弱噪声。具体实现方式如下所示:

Input: $I_{3 \times 3}$ 、 I

Output: I_{LTP}

For i in range (W):

For j in range (H):

$$b = b + I[i, j]$$

end

For i in range (3):

For j in range (3):

$$c = I_{3 \times 3}[i, j] + c$$

end

$$a = b / (W \times H) - c / 9$$

For i in range (3):

For j in range (3):

elif $I[i, j] - a < 30$

$$I_{LTP}[i, j] = -1$$

elif $I[i, j] - a > 30$

$$I_{LTP}[i, j] = 1$$

else $I[i, j] - a == 30$

```

 $I_{LTP}[i, j] = 0$ 
end if
end
end
end
    
```

图 4 为本文算法和原 LTP 算法在运动模糊环境下提取的特征图像, 其中图 (b) 为本文改进后算法提取的正负值特征, 图 (c) 为原 LTP 算法提取的特征。可以看出本文改进后的算法不仅可以更稳定地提取图像纹理、细节等特征, 并有效保留关键信息, 还可以平滑图像, 突出关键特征, 从而提高后续识别准确度。

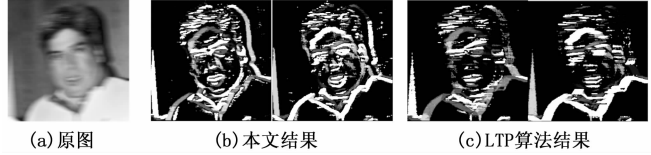


图 4 特征提取结果对比

2.3 改进的深度信念网络

传统深度信念网络由多层玻尔兹曼机组成, 该模块属于无监督学习网络, 并且模块内部的可见层和隐藏层之间, 只存在层与层连接, 这种连接方式虽然可以使网络学习到更高级的模式或特征^[22], 但同时导致网络存在训练时间较长、优化难度大且对异常值过于敏感问题。

针对上述情况, 本文采用有监督网络, 即逆向传播算法对深度信念网络进行微调, 同时采用标注的数据集对其训练。此外, 逆向传播算法虽然能在一定程度上提升网络效率, 但由于网络内部层与层之间的连接方式, 导致其仍存在陷入局部最优解的问题, 因此本文还加入共轭梯度算法来加速训练过程, 提高网络的拟合速度。该算法的核心思想为使用已知损失点构造共轭梯度, 然后向该梯度方向逐渐更新损失, 并使用均方误差来更新最优解, 公式为:

$$V_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (3)$$

其中: Y_i 、 \hat{Y}_i 分别为真实数据和拟合数据, n 为数据样本数量。

在训练阶段, 网络的权重组成为:

$$k_{\lambda+1} = k_{\lambda} + \alpha_{\lambda} \beta_{\lambda} \quad (4)$$

其中: β 为当前梯度的共轭方向, α 表示每次更新步长, k 、 $k+1$ 分别为迭代阶段。共轭梯度算法的主要目的为沿当前共轭梯度方向更新损失, 并求解 $V_{MSE}(k_{\lambda} + \alpha_{\lambda} \beta_{\lambda})$ 最小时对应的网络权重。本文的最终网络结构如图 5 所示。

该网络使用 5 层深度信念网络实现人脸识别, 其中, 输入层包括两个节点, 即大小分别为 50×50 和 80×80 的人脸特征图像, 中间层分别有 2、3、4 个节点, 每个节点间使用 Sigmoid 激活函数保持神经元的输出平滑性, 即下个神经元的敏感程度。输出前使用 Softmax 函数进行标准化, 提高算法的稳定性。训练时, 首先以无监督的方式使用对比散度算法更新权重, 然后输出层再对标记数据的逆向传播算法和共轭梯度算法进行激活。

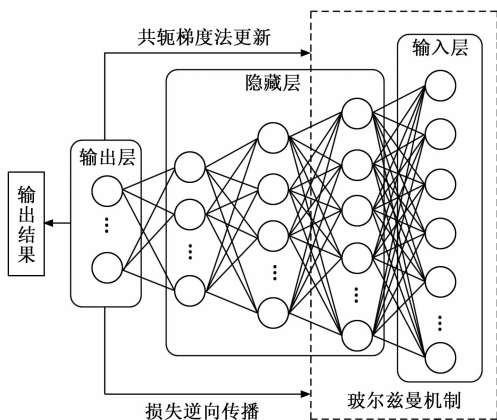


图 5 改进的深度概念网络结构图

3 实验结果与分析

3.1 实验平台及数据集处理

算法的实验平台如下：GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3090 (24 GB)，CPU 为英特尔酷睿 i9-12900K，运行内存为 32 GB，软件平台包括 Pycharm 2021.3，Pytorch 1.18.1，Python 3.8。

目前，针对真实环境下运动模糊或低照度问题的人脸识别数据集相对匮乏，限制了相关算法在实际应用中的性能和鲁棒性评估。为弥补这一不足，本文在进行相关研究和实验时，首选了中国科学院发布的 CASIA-FaceV5（简称 CASIA）亚洲人脸数据集。CASIA 数据集涵盖了 500 人、每人 5 张图片，共 2 500 张图片，包括不同姿势、照明条件、表情变化以及是否佩戴眼镜等。这些数据的丰富多样性能够模拟真实环境中的人脸识别场景，为本文的研究奠定了坚实的基础。

此外，本文还引入了 MS1M 数据集^[23]。原始数据集包含 10 万人的面部图像，虽然存在一定的噪声，未经清洗，但其原始性和复杂性使其更符合本文的研究需求。通过在 MS1M 数据集上进行实验，可以更为真实地反映算法在实际应用中的性能。

为了更贴近真实环境下可能出现的图像质量退化情况，本文对上述两个数据集进行了进一步处理。具体而言，采用了低光生成和运动模糊模拟技术，以模拟在低照度或运动状态下拍摄的人脸图像。这些经过处理的图像不仅增加了数据集的复杂性和挑战性，同时也使研究更加符合实际应用场景。通过图 6 所示的处理效果对比，可以清晰地观察到经过低光生成和运动模糊处理后的图像与原始图像之间的差异。这种差异使得算法在训练和测试过程中能够更好地适应真实环境下的各种复杂条件，从而提升其在实际应用中的性能和鲁棒性。

最后，为了验证所提出算法相较于其他对比算法在常规数据集上的性能优势，本研究选用了 LFW (Labeled Faces in the Wild) 数据集进行实验。LFW 数据集是一个包含丰富标记人脸信息图像的大型数据集，因其广泛的人脸



图 6 数据集处理展示

多样性和标注准确性而被常用作人脸识别算法性能评估。通过在这一基准集上进行测试，能够确保所提出算法的性能评估具有可靠性和普适性。

在图像预处理阶段，为确保算法能够准确识别图像中的人脸并提取有效特征信息，采用了飞浆预训练模型 (Paddle) 和迁移学习工具 PaddleHub 对处理过的数据集进行预处理。具体而言，利用 PaddleHub 提供的 ultra_light_fast_generic_face_detector_1mb_640 模型进行人脸检测。该模型为轻量级且快速的人脸检测器，能够准确定位图像中的人脸位置。通过使用此预训练模型，避免了从头开始训练人脸检测器的繁琐过程，从而节省了大量时间和计算资源。这一预处理步骤确保了算法能够准确识别图像中的人脸，并为后续的特征提取和分类任务提供了高质量的输入数据，进而提升了算法的整体性能和鲁棒性，使其能够更好地应对实际应用中的各种复杂场景和挑战。

数据集分配策略如表 1 所示。

表 1 数据集分配策略

类型	名称	人数	数量/张	备注
训练集	LFW	800	6 523	未经修改
	CASIA	300	1 000	增加噪声
	MS1M	400	6 000	增加噪声
测试集	LFW	300	500	未经修改
	CASIA	50	80	增加噪声
	MS1M	200	1 500	增加噪声

3.2 实验过程

鉴于本文所采用的网络参数量相对较少，训练过程中对学习率 (LR, learning rate)、激活函数以及批次大小 (BS, batch size) 等超参数的调整显得尤为重要。其中，BS 较小可以使网络更容易训练，但易发生过拟合现象；过大可能导致网络难以拟合。LR 代表网络每次迭代之后更新的步长，设置不当可能造成陷入局部最优解等问题。经过多次实验，本文将 BS 设为 2，LR 设置为动态调整方案，即从开始的 1×10^{-4} 逐渐变为 5×10^{-5} ，共训练 80 个 epoch，训练过程中的损失变化如图 7 所示。

可以看出，所提方法在 40 epoch 时就已经贴近最优解，但为了进一步提高网络的鲁棒性，选择在 60~80 epoch 损失趋于稳定时停止训练。

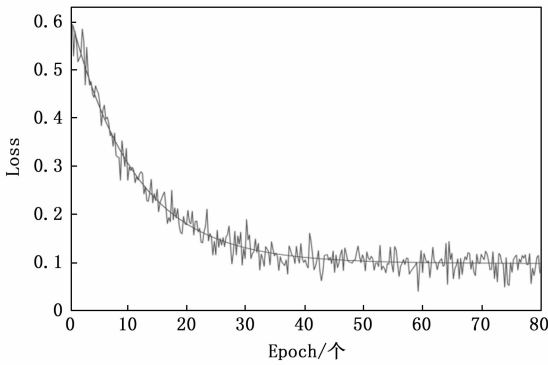


图 7 训练过程的损失变化曲线

3.3 标准实验结果

为证明本文算法的优越性，对比方法选择谷歌在 Inception-resnet-v1 网络下的 FaceNet^[24-25] 模型、轻量化网络 Efficientnet^[26] 及 ResNet50 算法^[27]。

首先，为证明本文算法在正常环境下人脸识别的优越性，在未经处理过的 LFW 数据集下进行实验，可视化效果如图 8 所示。可以看出，所提方法均能准确识别出目标人脸，而且能够稳定识别出同一目标的多种形态。



图 8 LFW 数据集下的可视化效果

为客观验证本文方法在人脸识别领域的实用性，使用参数量 (Param) 和网络计算量 (FLOPs) 指标来验证所提和对比较算法的网络复杂度。其中，FLOPs 可计算出网络每秒浮点运算次数，结果越小表示网络所需硬件的运算次数越少，更容易嵌入到真实工作环境中，而 Param 表示网络模型需要训练的参数总数，结果越小越好，如表 2 所示，本文方法在 LFW 数据集集中的准确率为 99.72%，均优于对比算法，且网络复杂度远远低于其他算法，表明本文算法不仅在标准数据集中识别更加准确，而且参数量较少，更容易部署在实际人脸识别环境中使用。

表 2 标准 LFW 数据集测评结果

算法	准确率/%	Param/M	FLOPs/G
FaceNet	99.05	77.16	22.82
Efficientnet	99.53	6.58	1.14
ResNet50	99.64	40.29	2.19
本文	99.72	2.84	0.67

3.4 复杂环境下实验

为验证所提方法在实际环境中的识别效果，本文在 CASIA 数据集和 MS1M 数据集添加低照度和运动模糊噪声，并再次与上述算法进行对比。其中 CASIA 数据集为人脸识别领域原始数据，添加噪声之后可以拟合实际复杂环境，而 MS1M 数据集未经过清洗，本身噪声较大，添加噪声后更能体现出复杂环境下本文算法的稳定程度，可视化结果如图 9 所示。其中图 9 (a) 为低照度和运动模糊处理后的 CASIA 数据集结果图像，图 9 (b) 为低照度和运动模糊处理后的 MS1M 数据集结果图像。



(a) 处理后的CASIA数据集结果展示



(b) 处理后的MS1M数据集结果展示

图 9 复杂环境下人脸识别结果

可以看出，所提方法均稳定识别低照度及运动模糊下人脸图像，表明本文算法在复杂环境下具有较好的鲁棒性。此外，在上述数据集中所提算法与相关算法的对比结果如表 3 所示。

表 3 复杂环境下测评结果

算法	CASIA	MS1M
	准确率/%	准确率/%
FaceNet	75.58	72.84
Efficientnet	85.62	80.32
ResNet50	81.15	82.15
本文	89.54	88.75

可以看出，虽然相较于标准的 LFW 数据集，所提算法的准确率均有不同程度下降，但本文算法的结果仍优于对比算法，客观证明了其在复杂环境下的识别准确率及鲁棒性更优越，更适用于真实复杂人脸识别环境中。

3.5 消融实验

为验证本文方法各个结构的有效性，随机挑选 500 张

人脸图像对所提方法进行消融实验, 实验具体安排如下:

1) N_1 : 去掉自适应纹理特征提取算法, 直接将人脸图像输入到改进后的深度信念网络进行训练并测试;

2) N_2 : 将改进后的深度信念网络替换成原网络进行训练并测试;

3) Y: 直接将本文算法进行训练并测试。

消融实验结果展示在表 4 中。经过对数据的分析, 可以观察到几个趋势。首先, N_1 网络由于摒弃了自适应纹理特征提取算法, 其人脸特征的计算与匹配能力受到了显著影响。这一设计选择直接导致了识别准确率的降低, 仅为 68.2%, 从而凸显了自适应特征提取在人脸识别任务中的核心作用。其次, 在 N_2 网络的实验中, 原深度信念网络所固有的训练难度和拟合问题变得尤为明显。这些问题使得在训练过程中难以通过参数调整来保持损失的稳定性, 最终导致了梯度爆炸现象的发生, 因此未能得出有效的测试结果。与 N_1 和 N_2 网络相比, Y 网络展现出了良好的性能。通过融合自适应特征提取算法与改进的深度信念网络, 并配合精细的后期训练参数调整, Y 网络在测试中实现了 98.6% 的准确率, 验证了所提出方法的有效性, 显示出传统特征提取技术与深度学习网络特征表达能力相结合在人脸识别领域的优势。

表 4 消融实验结果

算法	N_1	N_2	Y
准确率/%	68.2	—	98.64

综上所述, 本研究通过结合自适应特征提取算法和改进的深度信念网络, 提升了人脸识别算法的稳定性和准确率, 显示了方法的有效性和优越性。

4 结束语

针对实际环境下人脸识别所面临的低照度、运动模糊等复杂场景问题, 本文提出了一种基于自适应特征提取网络的复杂环境下人脸识别方法。该方法设计了一种自适应纹理特征提取算法, 旨在提高网络的计算效率, 并有效解决在复杂环境中特征提取困难的问题。同时, 结合逆向传播和共轭梯度算法对深度信念网络进行了改进, 使其能够更好地利用提取的特征进行识别, 从而提升网络的拟合能力以及在复杂环境下的稳定识别性能。为了验证所提算法的有效性, 在标准数据集以及经过处理的低照度和运动模糊数据集上进行了对比实验。实验结果表明, 本文所提算法在标准数据集中的识别准确率显著优于对比算法, 并且在处理过的复杂数据集上也展现出稳定的识别能力。此外, 通过消融实验进一步证实所提算法中各个结构的有效性, 为后续的研究提供有力支撑。下一步将继续致力于提升算法的鲁棒性, 以应对更为广泛的复杂环境挑战。

参考文献:

[1] 孙 伟, 刘晓敏, 王浩宇, 等. 基于三重人脸识别身份验证的

门禁管理系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (2): 225 - 227.

[2] 郭 文, 李 冬, 袁 飞. 多尺度注意力融合和抗噪声的轻量点云人脸识别模型 [J]. 图学学报, 2022, 43 (6): 1124 - 1133.

[3] 曹海燕, 曹 广. 基于几何特征的人脸识别方法研究 [J]. 电子技术, 2021, 50 (6): 27 - 29.

[4] 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.

[5] 戴志远, 闫克丁, 杨树蔚, 等. 基于模板匹配的人脸识别跟踪方法研究 [J]. 上海电力大学学报, 2021, 37 (1): 83 - 88.

[6] 虞 涛, 童 莹, 曹雪虹. 基于迭代加权低秩分解的遮挡人脸识别算法 [J]. 计算机技术与发展, 2019, 29 (6): 42 - 46.

[7] YU Y F, DAI D Q, REN C X, et al. Discriminative multi-scale sparse coding for single-sample face recognition with occlusion [J]. Pattern Recognition, 2017, 66: 302 - 312.

[8] NIKAN S, AHMADI M. Partial face recognition based on template matching [C] // International Conference on Signal-Image Technology and Internet-Based Systems (SITIS), 2015: 160 - 163.

[9] 任安虎, 王 磊. PCA 人脸识别算法的优化 [J]. 计算机与数字工程, 2016, 44 (11): 2110 - 2112.

[10] 纪明君, 刘漫丹, 才乐千. 基于半监督 LDA 特征子空间优化的人脸识别算法 [J]. 计算机工程与科学, 2018, 40 (10): 1851 - 1857.

[11] 戴志远, 闫克丁, 杨树蔚, 等. 基于模板匹配的人脸识别跟踪方法研究 [J]. 上海电力大学学报, 2021, 37 (1): 83 - 88.

[12] 王焕庭, 王鑫印. 基于改进非负矩阵分解算法的人脸识别研究 [J]. 安阳师范学院学报, 2021 (5): 19 - 23.

[13] BANERJEE R, DE S, DEY S. A novel facial expression recognition system using BMCSA based adaptive neuro-fuzzy inference system [J]. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 2021, 29 (6): 791 - 813.

[14] KUMAR P. A multiple face recognition system with DLIB' S ResNet network using deep metric learning [J]. Journal of Critical Reviews, 2020, 7 (6): 856 - 859.

[15] MENG Q, ZHAO S, HUANG Z, et al. Magface: a universal representation for face recognition and quality assessment [C] // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 14225 - 14234.

[16] KIM M, JAIN A K, LIU X. Adaface: quality adaptive margin for face recognition [C] // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 18750 - 18759.

[17] 简腾飞, 王 佳, 曹少中, 等. 基于 Mixer Layer 的人脸表情识别 [J]. 计算机系统应用, 2022, 31 (7): 128 - 134.

[18] 魏 赟, 李 栋. 结合改进卷积神经网络与自编码器的表情识别 [J]. 小型微型计算机系统, 2022, 43 (2): 387 - 392.

(下转第 279 页)