

基于改进 DeepLabv3+和半自动标签策略的面部皱纹检测^①



钟佳璇¹, 张俊巧¹, 张宁涛², 郭振宇², 张梅², 张榆锋¹

¹(云南大学 信息学院 电子工程系, 昆明 650500)

²(云南省贝泰妮生物科技集团股份有限公司, 昆明 650106)

通信作者: 张榆锋, E-mail: zhangyf@ynu.edu.cn

摘要: 皮肤衰老问题日渐引起关注, 皱纹可以有效反馈皮肤抗衰老治疗进程, 还可以反映人的生活方式、提供关于皮肤健康状况的信息. 现有皱纹检测算法受到人脸五官及图片背景的影响, 需要将面部区域切割成多个模块后才能进行检测, 且仅能在额头处水平方向皱纹的检测中展现出较好的结果, 具有较强的局限性. 针对上述问题, 本文提出一种基于改进 DeepLabv3+和半自动标签策略的面部皱纹检测算法, 主要创新点包括: (1) 结合面部纹理特征和皮肤科医生对皱纹的人工标注生成深度学习所需的目标数据集标签; (2) 使用轻量级的 MobileNetV2 网络作为模型的主干网络, 以降低网络参数量和计算量; (3) 加入混合注意力机制, 增强特征提取能力. 最终, 使用原始图像和生成标签训练所构建的学习模型, 实现面部皱纹检测. 采用 Jaccard 相似性指数对本文方法的准确性进行评估. 实验结果表明, 所提算法相较于传统算法、U-Net 网络、HRNetV2 网络、PSPNet 网络和原始 DeepLabv3+网络显示出更好的性能.

关键词: DeepLabv3+; 轻量级网络; 注意力机制; 皱纹检测; 半自动标记

引用格式: 钟佳璇, 张俊巧, 张宁涛, 郭振宇, 张梅, 张榆锋. 基于改进 DeepLabv3+和半自动标签策略的面部皱纹检测. 计算机系统应用, 2025, 34(6): 180-187. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/9867.html>

Facial Wrinkle Detection Based on Improved DeepLabv3+ and Semi-automatic Labeling Strategy

ZHONG Jia-Xuan¹, ZHANG Jun-Qiao¹, ZHANG Ning-Tao², GUO Zhen-Yu², ZHANG Mei², ZHANG Yu-Feng¹

¹(Department of Electronic Engineering, School of Information Science & Engineering, Yunnan University, Kunming 650500, China)

²(Yunnan Botanee Bio-technology Group Co. Ltd., Kunming 650106, China)

Abstract: Skin aging is an increasing concern, and wrinkle information provides effective feedback on the progress of anti-aging treatments for the skin. It also reflects a person's lifestyle and offers valuable insights into skin health. Existing wrinkle detection algorithms are influenced by facial features and image backgrounds, require segmentation of the facial region into multiple blocks before detection, and perform well only in the detection of horizontally oriented wrinkles at the forehead, which presents a significant limitation. Motivated by these challenges, this study proposes a facial wrinkle detection algorithm based on an improved DeepLabv3+ model and a semi-automatic labeling strategy, characterized by the following procedures: (1) The algorithm combines facial texture features with rough annotations of wrinkles provided by dermatologists to generate the ground truth required for deep learning; (2) A lightweight, MobileNetV2 network is utilized as the backbone of the model to reduce network parameters and computational complexity. (3) A hybrid attention mechanism is incorporated to enhance feature extraction capability. The deep learning model is subsequently trained using

① 基金项目: 国家自然科学基金 (62261057, 62201495)

收稿时间: 2024-10-25; 修改时间: 2024-11-29; 采用时间: 2024-12-25; csa 在线出版时间: 2025-04-30

CNKI 网络首发时间: 2025-05-06

the original images and ground truth labels. The accuracy of the proposed method is evaluated using the Jaccard similarity index. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm outperforms traditional algorithms, the U-Net network, the HRNetV2 network, the PAPNet network and the original DeepLabv3+ network in wrinkle detection.

Key words: DeepLabv3+; lightweight network; attention mechanism; wrinkle detection; semi-automatic annotation

皮肤是人体最大的器官,面部皮肤的衰老和抗衰老研究越来越多^[1-3].由皮肤组织结构变化引起的皱纹是衰老的重要特征^[4].随着生活水平的提高,面部皮肤年轻化问题日渐引起关注,皮肤美容护理成为人们的关注热点.为此,皮肤科医生提出各种相关的面部皱纹治疗方案^[5-8],化妆品公司也在积极推出各类抗衰老产品,而皱纹检测可以有效反馈面部年轻化的治疗疗效,对抗衰产品功效测试也很有价值.除了年龄增长外,皱纹的形成还与人的生活方式密切相关^[9].例如,面部皱纹可以反映一个人是否吸烟^[10]和是否长期太阳暴晒^[11].皱纹还可以提供关于皮肤健康状态的信息,例如银屑病、皮肤癌等皮肤病变可能导致皱纹的异常产生.通过对皱纹的检测,可以帮助人们及早发现一些潜在的健康问题.此外,皱纹检测还应用于年龄估计^[12]、人脸识别、表情识别^[13]等方面.综上,准确皱纹检测可以为上述相关应用研究提供基础信息且有助于辅助医学诊断,说明皱纹检测具有重要的研究意义和应用价值.

目前,研究人员已提出多种方法来检测面部皱纹.Lodén等人^[14]使用硅胶制作皱纹体膜来分析皱纹特性,但是难以获得与实际皮肤形态高度一致的皱纹体膜导致该方法的临床实用性较差.随着计算机技术发展,Batool等人^[15]提出利用马尔可夫点过程进行人脸皱纹检测,但该方法受到初始线段位置的影响,且计算耗时长.为减少计算时间,他们又提出一种基于Gabor滤波器的皱纹曲线对象检测方法^[16],能够快速定位面部皱纹.另一种计算复杂度较低的皱纹检测方法^[17]是基于最大曲率法实现的,但这两种方法在高分辨率图像及皮肤粗糙的人脸图像上受噪声干扰严重,皱纹检测率较低.鉴于这些限制,自动检测和量化面部皱纹的混合海森滤波器(hybrid Hessian filter, HHF)方法^[18]被提出.与上述方法相比,HHF表现出更好效果,然而该方法仅适用于面部局部粗大皱纹的检测.针对传统皱纹检测方法存在的问题, Kim等人^[19]提出利用深度学习进行面部皱纹检测.他们使用半自动标签训练U-Net网络来避免对人脸区域进行切割,打破了传统方法的局限

性.可以看出,基于深度学习进一步改进、优化网络模型和提升网络性能是提高皱纹检测率的有效方法.

鉴于此,本文提出一种基于改进DeepLabv3+和半自动标签策略的面部皱纹检测方法.首先,提出半自动标签策略制作皱纹数据集以满足皱纹检测模型的输入需求.然后,利用制作的数据集对改进的DeepLabv3+模型进行训练,以实现面部皱纹的检测.其中,改进的DeepLabv3+模型使用轻量级网络MobileNetV2作为主干网络,以减小原始DeepLabv3+网络^[20]的参数量,提高运算效率.同时,加入混合注意力机制提高网络精确度,使皱纹检测率更高.最后,本文将改进的算法与传统算法(Gabor滤波器、HHF算法)、U-Net网络、HRNetV2网络、PSPNet网络、DeepLabv3+原始网络以及未结合注意力机制的改进DeepLabv3+网络进行性能对比.基于Jaccard相似性指数(Jaccard similarity index, JSI)的实验结果表明,本文算法相较上述方法JSI分别提升了44%、45%、7%、2%、16%、3%和6%.

1 数据集制作流程

由于未检索到与皱纹相关的公开数据集,本文提出一种半自动标签策略,即通过人工标注数据与原始图像的纹理映射融合生成真实标签,并用于后续神经网络的训练.该标签策略具体流程如图1所示,包含如下步骤.

1) 皮肤科医师对面部原始图像 I 中的皱纹进行粗略标记,并将其转化为二进制掩膜 M ;

2) 利用维纳滤波器^[21]通过式(1)从面部原始图像 I 中提取特征纹理图 T :

$$T(x, y) = \left(1 - \frac{I(x, y)}{1 + I_w(m, n)(x, y)} \right) \times 255 \quad (1)$$

其中, I_w 表示维纳滤波图像, (m, n) 表示滤波器尺寸为 $(m \times n)$, (x, y) 是像素点坐标;

3) 将二进制掩膜 M 与特征纹理图 T 相乘,从特征纹理图 T 中去除非皱纹纹理,从而得到新的纹理特征图

T' , 如式 (2) 所示:

$$T'(x,y) = \begin{cases} T(x,y), & M(x,y) > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

4) 使用自适应阈值^[22]从 T 中生成真实标签GT.

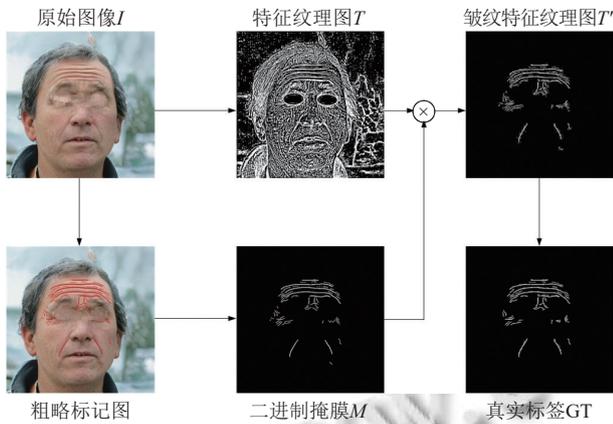


图1 真实标签 M 生成流程

2 DeepLabv3+网络结构

DeepLabv3+是 Google 提出的深度卷积神经网络模型, 由 DeepLabv3 改进而来. DeepLabv3+网络由编码器和解码器组成^[20], 其网络模型如图 2 所示.

在编码阶段, DeepLabv3+使用 Xception 作为主干网络, 加深网络的深度^[23]. 由于图像中需要分割的目标种类和分割尺度不尽相同, 对有多个目标种类的图像使用同层特征进行分割不能确保分割效果. 因此 DeepLabv3+提出了空洞空间金字塔池化结构 (atrous spatial pyramid pooling, ASPP)^[24]. ASPP 对特征图分别进行扩张率为 6、12、18 的 1×1 和 3×3 卷积及全局平均池化操作. 接着进行特征融合并压缩通道, 完成多尺度的特征提取^[25]. 在解码阶段, 首先将编码阶段得到的特征图上采样 4 倍, 并与主干网络提取的特征图在通道上进行拼接, 再进行 4 倍的上采样, 来恢复目标边界信息得到最终预测结果.

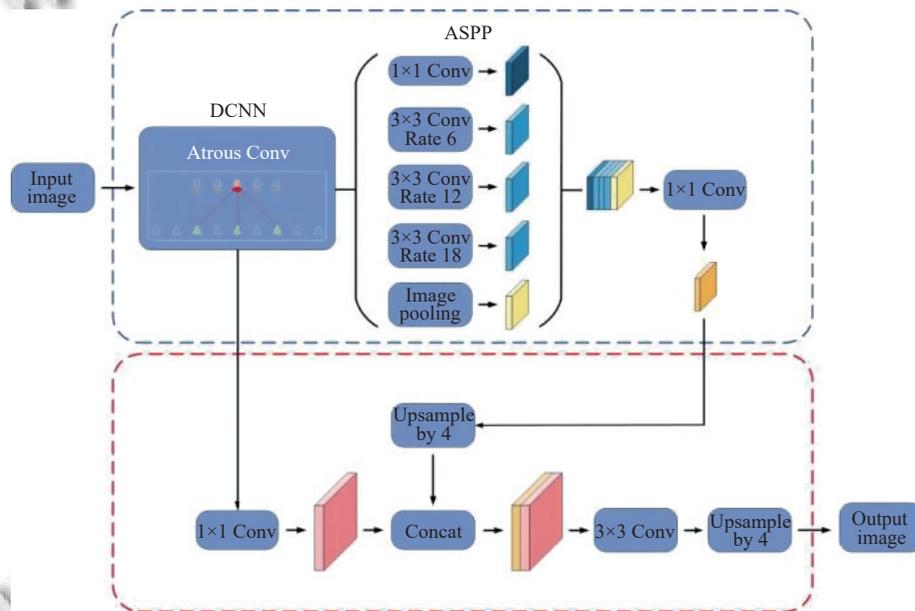


图2 DeepLabv3+网络模型

2.1 改进 DeepLabv3+网络结构

面部皱纹大多数是长条状的, 具有丰富的边缘信息, 要求网络具有较高的细节提取能力^[26]. DeepLabv3+网络可满足上述要求, 但其主干网络 Xception 结构复杂且计算量庞大, 耗费时间量大, 不利于面部皱纹检测算法的广泛应用. 因此, 针对 Xception 网络的缺点, 本文利用轻量级网络 MobileNetV2 替代 Xception 作为主干网络以减少计算量、缩短运算时间, 但轻量级网络

必然带来一定的计算损失. 通过在 ASPP 模块后接入 CBAM 模块, 对特征图进行特征强化, 从而有效弥补精度损失的问题. 同时, 结合 *Dice Loss* 和交叉熵损失函数解决检测目标位置矫正的问题. 经过上述步骤完成对 DeepLabv3+网络的改进, 如图 3 所示.

2.2 轻量化的 MobileNetV2 主干网络

大型网络的计算量和参数量庞大, 对计算机性能要求高. 为了能将皱纹检测模型搭载到移动或嵌入式

设备, 本文采用轻量级网络作为主干网络. MobileNetV2 因其具有参数少、计算损失小、准确性高的优势, 是轻量级网络的典型代表. 其轻量级主要体现在对深度可分离卷积 (depthwise separable convolution, DSC)^[27] 的使用上. DSC 通过将常规卷积分为深度卷积和逐点卷积, 实现空间特征和通道特征的分隔, 从而减少计算量. 具体地, 深度卷积阶段仅处理输入特征图的空间特征. 在该阶段, 每个输入通道独立进行卷积操作, 即一个通道只由一个卷积核进行卷积, 输出的通道数不改变. 该阶段不涉及通道间的特征融合, 从而有效降低了计算量. 逐点卷积阶段负责处理通道特征, 将深度卷积阶段得到的中间特征图进行通道间的特征融合. 该阶段卷积核尺寸为 1×1, 因此计算量依然较低. DSC 过程如图 4 所示.

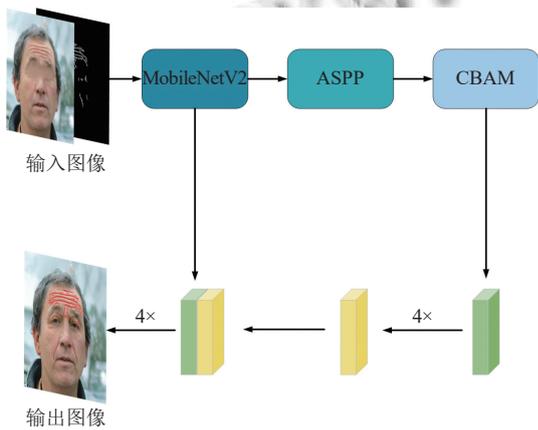


图 3 本文网络结构

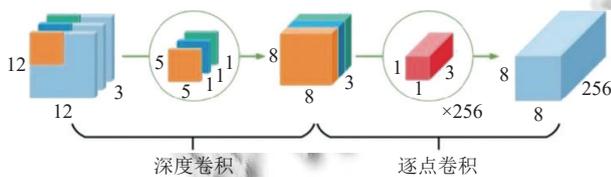


图 4 深度可分离卷积过程

2.3 混合注意力模块 CBAM

注意力机制目前广泛应用于深度学习的许多领域. 其中, 卷积注意力模块 (convolutional block attention module, CBAM) 是一种结合了空间和通道的混合注意力机制模块, 其结构如图 5 所示. 给定一个中间特征图, CBAM 将沿通道和空间两个维度依次推断注意力图, 最后将注意力图与输入特征图相乘以进行自适应特征优化, 从而突出图中的重要特征, 抑制无用特征^[28].

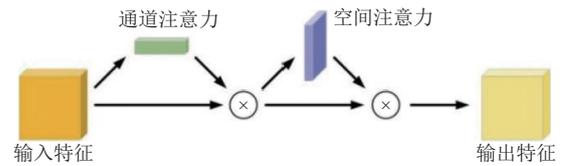


图 5 混合注意力模块

2.4 改进损失函数

损失函数用于评估模型预测结果与真实结果之间的误差. 最小化损失函数可调整模型参数, 使模型能够更好地逼近真实结果, 因此常被用作优化算法的目标函数.

交叉熵 (cross entropy) 为图像语义分割任务中常用的损失函数, 主要用于衡量模型输出与标注样本的接近程度, 其公式为:

$$cross\ entropy = - \sum_{i=1}^k y_i \lg P_i \quad (3)$$

其中, k 为类别数量, y 为标签, 若类别为 i , 则 y_i 为 1, 否则为 0. P_i 为神经网络输出, 即类别为 i 的概率^[25]. 交叉熵损失函数数值越小, 模型性能越好.

然而, 当目标像素样本与背景像素样本差距较大时, 交叉熵损失函数显示出的效果达不到预期. 利用 Dice Loss 函数可弥补这个不足, Dice Loss 函数将目标图像分割的评价指标作为损失, 用于衡量交并比. 其公式为:

$$Dice\ Loss = 1 - \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (4)$$

其中, X 表示目标类预测集合, Y 表示真实标签类集合^[29]. Dice Loss 数值越小, 模型性能越好.

为了适应各种目标样本, 得到理想的损失函数值, 本文将交叉熵损失函数和 Dice Loss 损失函数相加作为最终的损失函数, 其公式为:

$$Loss = cross\ entropy + Dice\ Loss \quad (5)$$

3 实验

3.1 数据集

因 Flickr-PAD 数据集^[30]中包含大量各个年龄段的面部图像数据, 所以为了验证本文模型对皱纹检测的有效性, 本文从该数据集中随机选取了 300 张像素为 1024×1024、不同年龄且都具有皱纹特征的面部图像. 利用编程语言 Python 中的图像处理库 OpenCV 调整

图片像素尺寸,将其调整为 512×512 大小,以减小计算量.然后,由皮肤科医师对 300 张图片进行皱纹标记,生成粗略标记图 M .再按照第 1 节所提出的数据集制作流程对面部图像原图 I 和粗略标记图 M 进行特征提取、相乘等处理后得到用于训练的真实标签 GT .图 6 展示了本文所制作数据集的个别示例.

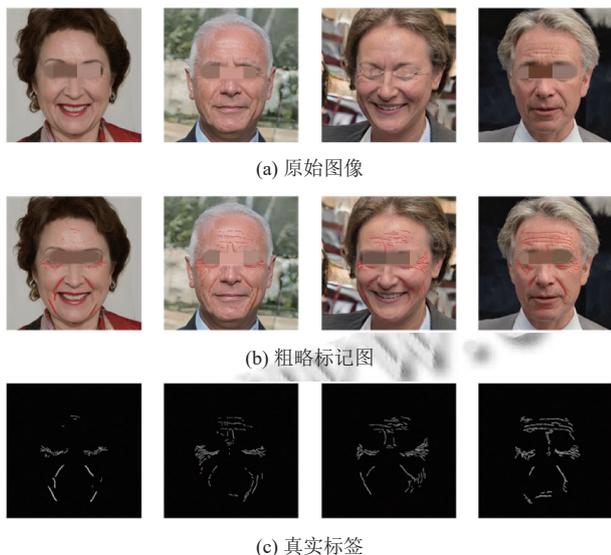


图 6 数据集实例

为了加强数据集的多样性,提高模型泛化能力,通过旋转、裁剪、对比度增强、亮度增强和扭曲变形等方式对已生成的数据集进行增强处理^[31],如图 7 所示.最终,原数据集被扩容至 2560 张图片.本文按照 8:1:1 的比例将目标数据集划分为训练集、验证集和测试集.



图 7 数据增强效果

3.2 实验环境

本文算法基于 Python 3.9,在 PyTorch 1.13.0 框架

中进行构建.实验设备的参数如下:CPU 为 Intel Core i9-12900K,显卡为 RTX 3070,内存 RAM 为 32 GB.操作系统为 Windows 11 专业工作站版.训练过程采用的超参数设置如下:学习率为 0.01,每批次输入大小为 8,训练迭代次数为 100,优化器为 Adam^[32].

3.3 评价指标

为了分析和比较各种皱纹检测算法的总体有效率,使用 JSI^[15]作为评价指标.JSI 有精确性高、操作简便、不受计算机环境影响等特性,可更好地比较有限样本集之间的相似性与差异性.其计算公式如下:

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (6)$$

其中, A 和 B 分别指皱纹检测结果和真实标签. JSI 系数值越大,样本相似度越高,且 $J(A, B) \in [0, 1]$.

3.4 迁移学习

本文实验所需的数据集,因制作过程繁杂,时间和人力有限,导致样本数量较少,无法满足深度学习网络训练对数据集的需求.为了解决样本数量不足的问题,本文采用迁移学习方法,以保证训练效果^[33].

迁移学习分为两个主要阶段.首先,利用 Pascal VOC 数据集进行 DeepLabv3+网络模型的训练,以初始化模型参数.在此过程中,通过冻结 ASPP 模块和解码器结构中的批量归一化层,确保在特征迁移期间批量归一化层不会更新,从而降低模型错误率,保障良好的迁移效果.在这一阶段得到的是预训练权重.接下来,将预训练权重迁移至目标数据集上训练.在训练初期,冻结主干网络,以提高模型训练速度和防止权值被破坏.随着训练的进行,将主干网络解冻,使其参与整个模型的训练过程.本文参考迁移学习中常用的参数设置,即 Epoch 总值为 200,冻结训练的 Epoch 为 40.

3.5 实验结果

在实验环境一致的情况下,将本文算法与默认参数下的 HHF^[18]、Gabor^[16]两种传统皱纹检测算法在整体面部图像上进行对比.所有对比实验均在测试集上进行.实验结果如图 8 所示.可看出,HHF 和 Gabor 两种传统算法在对整体面部皱纹进行检测时,会将头发、五官、背景区域等误检为皱纹,导致检测效率低.因此传统算法通常需要将人脸裁剪成多个不含上述影响因素的模块后才能进行检测,而本文算法很好地解决了该局限性,无需对人脸进行裁剪便可实现对整体面部的皱纹检测.



图8 整体面部对比结果

由于传统方法的局限性,为了更好地对比各种算法检测皱纹的效果,仅选择额头和眼周区域作为实验对象.除了与传统方法进行对比外,还在实验环境和超参数一致的情况下,采用与本文方法完全一致的训练流程,将本文算法与原始DeepLabv3+网络^[20]、U-Net网络^[19]、HRNetV2网络^[34]、PSPNet网络^[35]进行对比.所有对比实验均在测试集上进行.为更细节地说明本文算法的有效性,我们从测试集中分别选择3张额头和3张眼周皱纹的典型图片进行展示,如图9和图10所示.由图9和图10可以看出,两种传统方法的检测效果最差,存在遗漏大范围面部皱纹和边缘分割不准确的问题.使用U-Net网络、HRNetV2网络、PSPNet网络及原始DeepLabv3+网络弥补了传统方法的缺点,但对细小皱纹的检测率仍然不高.相较之下,本文算法进一步弥补了上述方法的缺陷,使皱纹检测准确率更高、边缘分割更清晰.此外,为全面评估轻量级网络MobileNetV2替代Xception作为主干网络在皱纹检测任务中所带来的计算损失与精度之间的权衡,我们与以Xception为主干网络,且未加入注意力机制的改进DeepLabv3+网络进行性能对比.

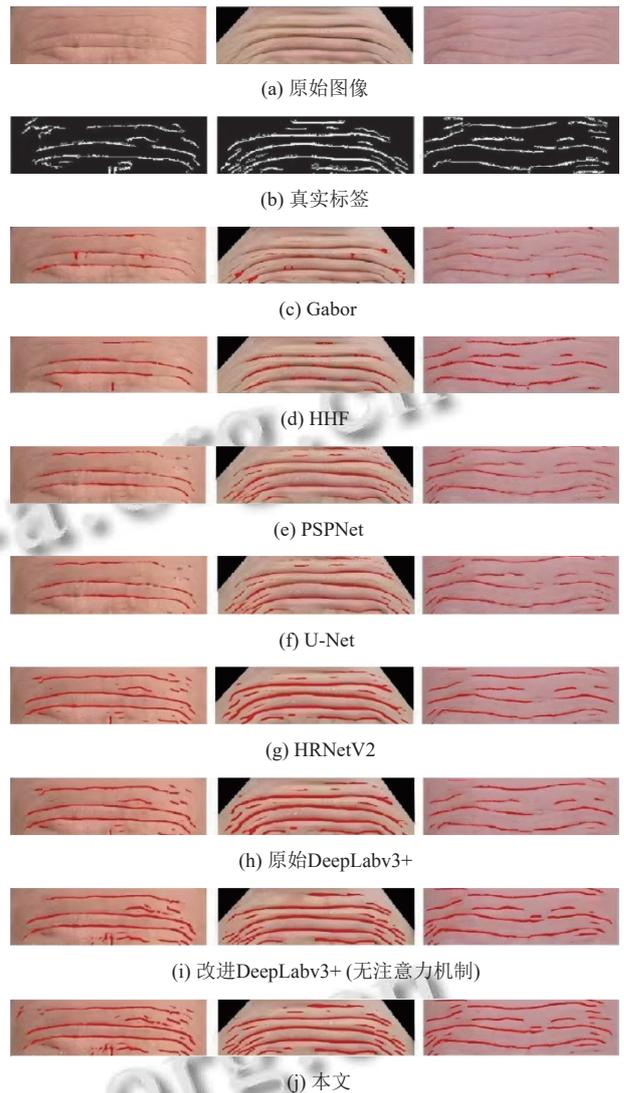


图9 额头区域皱纹检测结果的比较

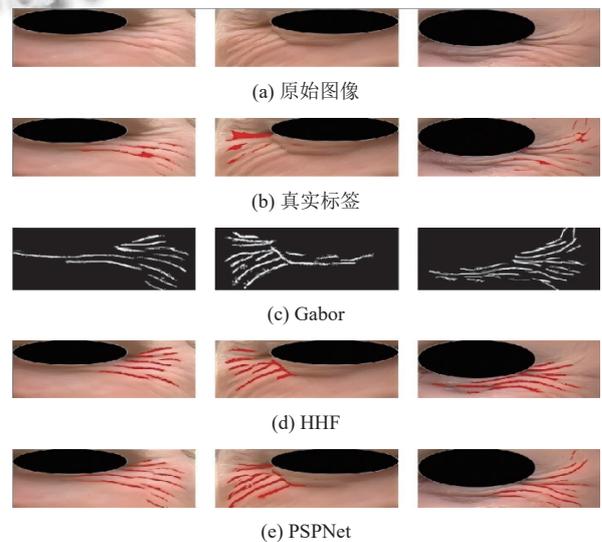


图10 眼睛周围区域皱纹检测结果的比较

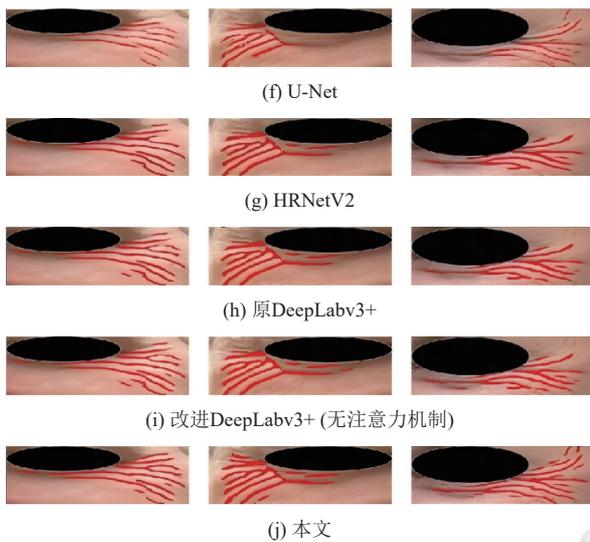


图 10 眼睛周围区域皱纹检测结果的比较 (续)

表 1 为各模型检测结果与真实标签的 JSI 性能比较. 结果表明, 本文算法的 JSI 指标优于其他算法, 其皱纹检测结果更接近真实标签. 以额头区域为例分析, 本文方法相较于对比方法, JSI 分别提升了 44%、45%、7%、2%、16%、3% 和 6%. 因此, 本文所提出算法相较传统算法、U-Net 网络、HRNetV2 网络、PSPNet 网络和原始 DeepLabv3+ 网络显示出更好的性能. 但轻量级网络会带来一定计算损失, 在额头、眼睛皱纹检测结果中改进 DeepLabv3+ 的 JSI 指标比原始 DeepLabv3+ 网络分别下降了 0.03、0.06. 因此, 我们加入注意力机制以弥补损失, 由表 1 可以看出算法通过引入注意力机制策略, 有效平衡了算法的计算损失与精度.

表 1 JSI 性能比较

方法	额头	眼睛周围
Gabor ^[16]	0.21	0.15
HHF ^[18]	0.20	0.18
PSPNet ^[35]	0.49	0.46
U-Net ^[19]	0.58	0.55
HRNetV2 ^[34]	0.63	0.61
DeepLabv3+ ^[20]	0.62	0.62
改进DeepLabv3+ (无注意力机制)	0.59	0.56
本文	0.65	0.66

表 2 为各模型在 RTX 3070 GPU 上进行皱纹检测的性能比较. 可以看到, 本文算法对单张图片的分割耗时显著降低, 是原 DeepLabv3+ 的 49%, 具有更好的实时性, 更适合嵌入移动端. 并且本文算法的参数量远小于原始 DeepLabv3+ 网络、PSPNet 网络、HRNetV2 网络及 U-Net 网络. 因此得益于 MobileNetV2 的轻量化, 本文算法能够有效减小参数量和运算时间, 并且提

高 JSI 性能.

表 2 模型分割性能比较 (GPU)

方法	单张图像分割耗时 (s)	参数量 (M)
Gabor ^[16]	5.64	—
HHF ^[18]	5.55	—
PSPNet ^[35]	7.67	45.69
U-Net ^[19]	3.95	27.89
HRNetV2 ^[34]	7.98	65.52
DeepLabv3+ ^[20]	7.62	54.73
改进DeepLabv3+ (无注意力机制)	3.46	5.57
本文	3.74	5.83

4 结论

本文提出一种基于改进 DeepLabv3+ 和半自动标记策略的面部皱纹检测算法. 首先提出半自动标签策略, 从原始图像生成真实标签, 然后与原始图像一起用于网络的训练. 所提出的改进网络首先使用轻量化的 MobileNetV2 作为主干特征提取网络以降低网络参数量, 然后通过 ASPP 特征提取模块后加入混合注意力机制以弥补轻量网络带来的精度损失. 最后, 结合 Dice Loss 和交叉熵损失函数解决分割目标位置矫正问题. 为解决数据集较少的问题, 本文还采用了数据增强和迁移学习. 实验结果表明, 所提算法性能优于现有的皱纹检测方法, 具有更好的检测精度. 此外, 本文算法在单张图像分割方面表现出较短的计算耗时, 具备卓越的实时性, 有效完成面部皱纹检测任务. 这一性能优势为其在移动端嵌入并开发应用提供了技术支持.

参考文献

- 孙宇. 细胞衰老的病理生理学意义和新型抗衰老药物的发展前景. 生理学报, 2023, 75(6): 847–863.
- 涂颖. 医学美容与抗衰老. 皮肤科学通报, 2023, 40(5): 553–558.
- 潘海浩, 王思艺, 杨伶俐, 等. 云南地区和江浙沪地区青年女性面部衰老表征差异分析. 中国皮肤性病学杂志, 2024, 38(4): 418–424.
- Quatresooz P, Thirion L, Piérard-Franchimont C, et al. The riddle of genuine skin microrelief and wrinkles. International Journal of Cosmetic Science, 2006, 28(6): 389–395. [doi: 10.1111/j.1467-2494.2006.00342.x]
- 郎恂, 李利, 钟佳璇, 等. 面部年轻化射频技术在国内应用新进展. 中国美容整形外科杂志, 2023, 34(6): 345–349. [doi: 10.3969/j.issn.1673-7040.2023.06.008]
- Wu XL, Cen QQ, Zhu JF, et al. Effectiveness and safety of nonablative fractional laser and infrared bipolar radiofrequency for treating periorbital wrinkles. Journal of Cosmetic and Laser Therapy, 2022, 24(6-8): 91–97. [doi: 10.

- 1080/14764172.2022.2120618]
- 7 郎恂, 张梅, 王飞飞, 等. 经皮失水测量技术. 皮肤病与性病, 2023, 45(2): 87–91. [doi: [10.3969/j.issn.1002-1310.2023.02.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-1310.2023.02.002)]
 - 8 孙叶培, 唐春, 李彦青, 等. 黄金微针射频联合胶原敷料在面部年轻化中的临床应用. 中国医疗美容, 2022, 12(12): 29–33.
 - 9 He BB, Lei J, Lang X, *et al.* Ultra-fast ultrasound blood flow velocimetry for carotid artery with deep learning. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2023, 144: 102664. [doi: [10.1016/j.artmed.2023.102664](https://doi.org/10.1016/j.artmed.2023.102664)]
 - 10 Okada HC, Alleyne B, Varghai K, *et al.* Facial changes caused by smoking: A comparison between smoking and nonsmoking identical twins. *Plastic and Reconstructive Surgery*, 2013, 132(5): 1085–1092. [doi: [10.1097/PRS.0b013e3182a4c20a](https://doi.org/10.1097/PRS.0b013e3182a4c20a)]
 - 11 Robert C, Bonnet M, Marques S, *et al.* Low to moderate doses of infrared a irradiation impair extracellular matrix homeostasis of the skin and contribute to skin photodamage. *Skin Pharmacology and Physiology*, 2015, 28(4): 196–204. [doi: [10.1159/000369829](https://doi.org/10.1159/000369829)]
 - 12 Aznar-Casanova J, Torro-Alves N, Fukushima S. How much older do you get when a wrinkle appears on your face? Modifying age estimates by number of wrinkles. *Aging, Neuropsychology, and Cognition*, 2010, 17(4): 406–421. [doi: [10.1080/13825580903420153](https://doi.org/10.1080/13825580903420153)]
 - 13 Xie WC, Shen LL, Jiang JM. A novel transient wrinkle detection algorithm and its application for expression synthesis. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2017, 19(2): 279–292. [doi: [10.1109/TMM.2016.2614429](https://doi.org/10.1109/TMM.2016.2614429)]
 - 14 Lodén M, Buraczewska I, Halvarsson K. Facial anti-wrinkle cream: Influence of product presentation on effectiveness: A randomized and controlled study. *Skin Research and Technology*, 2007, 13(2): 189–194. [doi: [10.1111/j.1600-0846.2007.00220.x](https://doi.org/10.1111/j.1600-0846.2007.00220.x)]
 - 15 Batool N, Chellappa R. Modeling and detection of wrinkles in aging human faces using marked point processes. *Proceedings of the 2012 International Conference on Computer Vision*. Florence: Springer, 2012. 178–188.
 - 16 Batool N, Chellappa R. Fast detection of facial wrinkles based on Gabor features using image morphology and geometric constraints. *Pattern Recognition*, 2015, 48(3): 642–658. [doi: [10.1016/j.patcog.2014.08.003](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2014.08.003)]
 - 17 Zhou D, Zhao S. Detection of facial wrinkle based on improved maximum curvature points in image profiles. *Proceedings of the 3rd International Conference on Mechatronics Engineering and Information Technology (ICMEIT 2019)*. Paris: Atlantis Press, 2019. 843–848.
 - 18 Ng CC, Yap MH, Costen N, *et al.* Automatic wrinkle detection using hybrid hessian filter. *Proceedings of the 12th Asian Conference on Computer Vision*. Singapore: Springer, 2015. 609–622.
 - 19 Kim S, Yoon H, Lee J, *et al.* Semi-automatic labeling and training strategy for deep learning-based facial wrinkle detection. *Proceedings of the 35th International Symposium on Computer-based Medical Systems (CBMS)*. Shenzhen: IEEE, 2022. 383–388.
 - 20 Chen LC, Zhu YK, Papandreou G, *et al.* Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation. *Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Munich: Springer, 2018. 833–851.
 - 21 宫威. 基于维纳滤波的图像增强和消噪技术研究. *现代信息科技*, 2022, 6(8): 72–74, 78.
 - 22 刘泓华, 何冰冰, 郎恂, 等. 中值互补集合经验模态分解. *自动化学报*, 2023, 49(12): 2544–2556.
 - 23 胡智翔, 鲍胜利, 徐传淇, 等. 基于 DeepLabv3+ 的遥感建筑物语义分割算法. *计算机应用*, 2021, 41(S2): 71–75.
 - 24 袁立, 袁吉收, 张德政. 基于 DeepLab-v3+ 的遥感影像分类. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(15): 152801.
 - 25 马旭, 杨立东, 郭勇, 等. 改进 DeepLabV3+ 网络的露天矿挡墙分割方法. *电子测量技术*, 2023, 46(10): 92–97.
 - 26 彭道刚, 刘薇薇, 威尔江, 等. 基于 CBAM-Res_UNet 电厂高压蒸汽泄漏检测研究. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(12): 206–214.
 - 27 Sandler M, Howard A, Zhu M, *et al.* MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks. *Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City: IEEE, 2018. 4510–4520.
 - 28 Woo S, Park J, Lee JY, *et al.* CBAM: Convolutional block attention module. *Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Munich: Springer, 2018. 3–19.
 - 29 郭江, 辛月兰, 谢琪琦. 改进 DeepLabV3+ 的遥感图像建筑物分割. *激光杂志*, 2024, 45(5): 139–145.
 - 30 Pasmino D, Aravena C, Tapia JE, *et al.* Flickr-PAD: New face high-resolution presentation attack detection database. *Proceedings of the 11th International Workshop on Biometrics and Forensics (IWBF)*. Barcelona: IEEE, 2023. 1–6.
 - 31 石晨宇, 周春, 靳鸿, 等. 基于卷积神经网络的农作物病害识别研究. *国外电子测量技术*, 2021, 40(9): 93–99.
 - 32 康辉, 窦文章, 韩灵怡, 等. 基于 DeepLabv3+ 模型的地表水体快速遥感监测. *自然资源遥感*, 2024, 36(4): 117–123.
 - 33 武陵, 王浩, 张晓春, 等. 基于深度迁移学习的垃圾分类系统设计与实现. *沈阳大学学报 (自然科学版)*, 2020, 32(6): 496–502.
 - 34 Sun K, Zhao Y, Jiang BR, *et al.* High-resolution representations for labeling pixels and regions. *arXiv:1904.04514*, 2019.
 - 35 Zhao HS, Shi JP, Qi XJ, *et al.* Pyramid scene parsing network. *Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu: IEEE, 2017. 6230–6239.

(校对责编: 王欣欣)