

基于改进序列注意力模型的弱光照图像特征分割

罗君梅¹ 宋忠森² 张 闯¹ 徐恕贞¹

LUO Junmei SONG Zhongsen ZHANG Chuang XU Shuzhen

摘 要

低照度环境下的图像常面临着颜色恒常性失效的状况,导致颜色信息的严重扭曲和混淆,这种现象被称为色偏。现有方法通常忽略目标区域与边界之间的相关性,使物体与背景之间的颜色差异变得模糊不清,难以区分,这对准确提取颜色特征造成了极大的阻碍,加大了图像分割的难度。因此,文章设计了一种基于改进序列注意力模型的弱光照图像特征分割算法。通过定义含多调节因子的复合亮度控制函数,生成弱光照图像时间序列。在此基础上,采用 Lab 颜色空间并结合 G' 分量和超红颜色特征因子,提取弱光照图像的颜色特征。 G' 分量和超红颜色特征因子与 Lab 颜色空间相结合,可以在一定程度上补偿弱光照导致的颜色恒常性失效,提高颜色饱和度和可辨识度,从而增强对低对比度下物体与背景之间颜色差异的分辨能力。将颜色特征图沿时间维度展开形成序列特征向量,利用余弦相似度改进序列注意力模型,使模型能够更好地聚焦于与分割任务相关的关键颜色特征,选用 ReLU 作为算法输出层激活函数,嵌入 Sigmoid 函数实现注意力权重的归一化处理,从而在低光照条件下实现更精确的图像分割。实验结果表明,所提算法在 8 个类别上像素精度均超过 92%,显著优于其他方法。在 7×7 卷积核尺寸下的特征分割测试中,所提算法能准确区分图像特征与杂乱背景,实现精准分割。

关键词

改进序列;注意力模型;弱光照图像;颜色特征;特征分割

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.09.002

0 引言

图像分割技术在众多应用场景中发挥着至关重要的作用,例如自动驾驶中的道路与障碍物识别、医学图像中的病变区域分割等。然而,弱光照环境下的图像分割却面临着诸多挑战,由于光照不足,图像中的细节信息往往被严重削弱,使得传统的图像分割算法难以准确提取出有用的特征。为了克服这一难题,研究者们不断探索新的技术和方法,以提高在弱光照条件下的图像特征分割精度。

文献[1]通过多个尺度的池化操作来处理图像特征,实现了高效的特征融合。金字塔池化结构能够捕捉不同尺度的上下文信息,从而增强模型对图像全局特征的理解能力。多尺度池化操作由于更关注全局特征,无法准确区分这些颜色相近的局部区域,从而影响图像分割的有效性。文献[2]通

过迭代优化,将数据点划分为 K 个预定义的簇,每个簇的中心点代表该簇的所有数据点,根据数据点的特征(如颜色、亮度等)将图像划分为不同的区域。该方法会错误地将部分绿色区域的数据点划分到红色簇中,从而导致颜色特征提取不准确,影响图像分割的有效性。文献[3]通过结合频域通道与空间注意力机制,提取多尺度特征,在多尺度特征融合模块内添加空洞卷积层,融合全局和细节信息,完成三维视觉图像场景分割,且边界清晰。该方法在关注空间区域时可能存在偏向性,导致颜色特征提取不准确。文献[4]利用光照感知算法和特征增强技术,挖掘图像的光照先验信息,通过结合注意力机制,提取关注可靠信息,实现图像语义分割。该方法对光照的估计存在误差,进而影响颜色特征的准确提取和区域的正确区分。

因此,本文提出了一种基于改进序列注意力模型的弱光照图像特征分割算法。该模型通过引入先进的注意力机制,能够动态地聚焦于输入序列中的重要部分,有效捕捉图像中的关键特征。同时,通过优化模型结构和训练策略,提高了模型的泛化能力和鲁棒性。这种改进不仅增强了模型对全局信息的理解能力,还显著提升了在细节特征提取上的准确性,

1. 郑州科技学院信息工程学院 河南郑州 450064

2. 郑州科技学院大数据与人工智能学院 河南郑州 450064

[基金项目] 河南省科技攻关项目“集会场景下关注性区域检测关键技术研究”(242102210030);河南省自然科学基金项目“面向公共安全的关注性区域检测关键技术研究”(252300420365)

为弱光照图像特征分割领域带来了新的突破。

1 弱光照图像时间序列生成

在弱光照图像的处理过程中,存在着物体与背景之间颜色差异模糊难分的难点问题,这严重阻碍颜色特征的准确提取,极大地增加了图像分割的难度,颜色特征是图像分割的重要依据,颜色难以区分时基于颜色区分物体和背景就变得十分困难。为解决此问题,提出通过定义含多调节因子的复合亮度控制函数来生成弱光照图像时间序列的方法,多调节因子可灵活调控弱光照图像的亮度,进而生成不同亮度条件下的图像时间序列。该方法对后续图像分割意义重大,借助生成的时间序列能深入探究不同亮度下物体与背景颜色差异的变化规律,从而理解弱光照对颜色特征的影响机制,以克服颜色差异模糊导致的分割难题,提高弱光照下图像分割的准确性。

采用改进序列注意力模型生成弱光照图像时间序列,在改进序列注意力模型上分别定义了含 EL 和自适应 W 两个调节因子的复合亮度控制函数,以实现弱光照图像时间序列的生成,复合亮度控制函数 $\mu(t)$ 可表示为:

$$\mu(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 e^{-bt} \quad (1)$$

式中: t 表示时间; e 表示指数函数; b 表示衰减系数; a_0 、 a_1 、 a_2 、 a_3 表示公式的系数,决定了亮度值随时间变化的形状和趋势。

将上述定义的含多调节因子的复合亮度控制函数简称为 μ 函数,用于实现边缘平滑过渡的插值处理。弱光照图像时间序列的轮廓曲线 $C(s, t)$ 则被定义为:

$$C(s, t) = \sum_{i=1}^n \mu(t) \times I(s, t_i) \quad (2)$$

式中: s 表示空间坐标; n 表示过渡点的总数; i 表示索引变量; $I(s, t_i)$ 表示在特定时空位置 (s, t_i) 处的亮度值或图像强度值。

在生成弱光照图像时间序列的过程中,进一步引入了空间平滑性约束^[5],以确保图像轮廓曲线的连续性和平滑性。为此,定义了一个空间平滑性函数 $S(s)$,该函数考虑了相邻像素之间的亮度差异,并对其进行最小化处理。结合之前定义的 μ 函数和轮廓曲线公式,可以得到弱光照图像的时间序列 $L(s, t)$:

$$L(s, t) = C(s, t) + \lambda S(s) \quad (3)$$

式中: λ 表示权重系数,用于平衡轮廓曲线和空间平滑性之间的相对重要性。

空间平滑性函数 $S(s)$ 可以定义为相邻像素亮度值之差的平方和,即:

$$S(s) = \sum_{j \in n(s)} [I(s) - I(j)]^2 \quad (4)$$

式中: $n(s)$ 表示所有相邻像素集合; $I(s)$ 和 $I(j)$ 分别表示空间坐标 s 和其相邻像素 j 的亮度值。

通过生成具有平滑轮廓和连续亮度变化的弱光照图像时间序列,能够从动态的角度去分析弱光照图像,有助于在低对比度的情况下更好地分辨物体与背景的边界,并且在一定程度上减轻噪声对分割的干扰,同时也为克服颜色信息丢失或失真带来的分割难题提供了可能。

2 弱光照图像中的颜色特征提取

由于弱光照环境的影响,图像中的颜色信息依旧处于不理想的状态。尽管生成时间序列有助于从时间维度对弱光照图像进行分析,但弱光照所带来的颜色恒常性失效问题并未得到根本解决。这就导致图像的颜色饱和度较低,颜色的可辨识度不高,物体与背景之间在低对比度下的颜色差异仍然难以清晰地分辨,这对于准确地进行图像分析和处理来说是很大的阻碍。 G' 分量和超红颜色特征因子与 Lab 颜色空间相结合^[6],可以在一定程度上补偿弱光照导致的颜色恒常性失效。Lab 颜色空间本身具有独特的优势,能够将颜色信息从亮度信息中分离出来,减少亮度因素对颜色特征提取的干扰。而 G' 分量能够捕捉到图像颜色分量之间的比例关系,超红颜色特征因子着重于增强红色区域相关的颜色特征表示。三者结合起来,能够提高颜色饱和度和可辨识度,从而增强对低对比度下物体与背景之间颜色差异的分辨能力,为后续更精准的图像分析和处理奠定良好的颜色特征基础。

在生成弱光照图像时间序列的基础上,为了提取弱光照图像的颜色特征,采用 Lab 颜色空间并结合 G'' 分量和超红颜色特征因子来增强颜色特征的表示。从 RGB 颜色空间到 Lab 颜色空间的转换可以通过一个相对复杂的矩阵变换来实现,转换公式为:

$$\begin{bmatrix} L \\ a \\ b \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + cL(s, t) \quad (5)$$

式中: M 表示一个 3×3 的转换矩阵; c 表示一个三维的偏移向量。这个转换过程虽然复杂,但计算量相对较小,且能够准确地实现颜色空间的转换。

然而,仅仅使用 Lab 颜色空间的分量进行特征提取可能无法充分捕捉弱光照图像中的所有有用信息,因此,结合了超红颜色特征因子 H ,增强红色区域的对比度^[7-8],从而在弱光照条件下更好地识别出红色或接近红色的物体。其计算公式为:

$$H = \frac{R - (G + B)}{2(R + G + B)} \quad (6)$$

在弱光照条件下,颜色恒常性容易失效,导致颜色饱和度降低、物体与背景之间在低对比度下颜色差异难以分辨等问题。 G' 分量能够捕捉到图像颜色分量之间的特定关系,将 G' 分量、超红颜色特征因子与Lab颜色空间相结合,可以在一定程度上补偿弱光照导致的颜色恒常性失效。为了进一步提高图像分割的准确度,还考虑了将Lab颜色空间中的 a 和 b 分量与 G' 分量以及超红颜色特征因子进行结合,形成一个多特征向量 F ,实现弱光照图像中的颜色特征提取。

$$F = [a, b, G', H] \quad (7)$$

通过这种方式,能够提高颜色饱和度和可辨识度,从而增强对低对比度下物体与背景之间颜色差异的分辨能力,更全面地描述弱光照图像中的颜色特征,以应对弱光照图像颜色信息丢失或失真等问题,为后续的图像分割提供更有效的颜色特征信息。

3 弱光照图像特征分割算法

弱光照使图像复杂,颜色特征关系错综,直接用这些特征分割图像精度不高。将颜色特征图按时序展开成序列特征向量,旨在分析颜色特征变化规律,但常规方法难捕捉关键特征。利用余弦相似度改进序列注意力模型,可聚焦关键特征筛选出有价值部分。模型构建选用ReLU作输出层激活函数,其正数区线性、能加快收敛、避免梯度消失以提高输出准确性,嵌入Sigmoid函数归一化注意力权重,让模型处理颜色特征更稳定,从而在低光照下克服难题实现精确图像分割。改进后的序列注意力模型架构如图1所示。

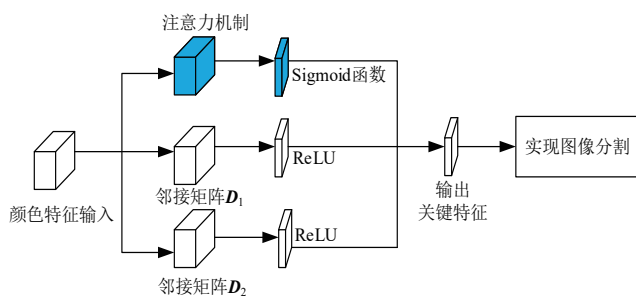


图1 改进后的序列注意力模型架构

如图1所示,在弱光照图像特征分割算法中,首先将颜色特征图 M_1 和 M_2 沿时间维度展开,形成序列特征向量,记为 S_1 和 S_2 。利用余弦相似度计算序列向量中各元素间的相关性,构建出邻接矩阵 D_1 和 D_2 。基于此,设计的弱光照图像特征分割算法,表达式为:

$$A = \sigma \left(\frac{S_1 S_2^T}{F \sqrt{d_k}} \right) \otimes (D_1 + D_2) \quad (8)$$

式中: σ 表示激活函数; d_k 表示序列特征向量的维度。

选用ReLU作为输出层的激活函数,以增强分割算法对

复杂光照变化的适应性。同时,在序列注意力层内嵌入了Sigmoid函数,以实现注意力权重的归一化处理,确保各特征点权重之和为 $1^{[9-10]}$ 。鉴于注意力机制的核心在于对特征图各区域的动态聚焦与抑制,ReLU函数能够自然地将注意力权重映射至-1至1区间,凸显关键特征并抑制噪声。采用的ReLU激活函数可表示为:

$$\text{ReLU} = \max(AA' + b) \quad (9)$$

式中: A' 表示改进序列注意力模型输出的特征矩阵; b 表示偏置向量,用于调整输出特征的基线水平。

通过ReLU激活函数和Sigmoid函数实现了注意力权重的精确控制,使得算法能够更有效地聚焦于关键特征,从而在低光照条件下实现更精确的图像分割。

4 实验分析

4.1 实验环境

实验聚焦于弱光照条件下的图像特征分割,实验平台基于Ubuntu 22.04 LTS操作系统,该操作系统以其强大的多线程处理能力为改进序列注意力模型的训练提供计算基础,实验环境配置如表1所示,实验环境模拟布局如图2所示。

表1 实验环境配置

项目	配置详情
深度学习框架	TensorFlow 2.8.0
CUDA 版本	CUDA 11.8
cuDNN 版本	cuDNN 8.3.0
编程语言	Python 3.9
优化器	RMSprop
学习率	0.000 2
每批次图像数量	12
训练周期数	60

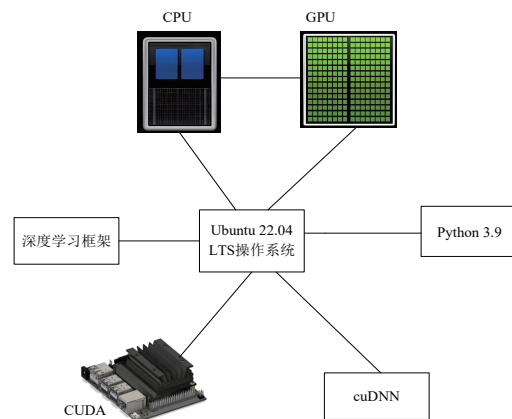


图2 实验环境模拟布局

实验过程中,每批次处理12张图像,并历经60个训练周期,以确保模型能够充分学习并适应弱光照条件下的图像特征。

4.2 实验准备

实验基于改进序列注意力模型，针对弱光照图像特征分割进行了充分准备。实验所用数据集为专门为此任务构建的“暗光图像集”，包含1 637对弱光照条件下的RGB图像，其中晨曦时段850对，黄昏时段787对，统一分辨率为512 px×768 px。该数据集涵盖8类物体标注：建筑、树木、路灯、人行道、车辆、行人、动物及背景杂项，具体分类如表2所示。

表2 暗光图像集物体标注分类表

类别编号	类别名称	标注数量
1	建筑	3 274
2	树木	2 896
3	路灯	1 258
4	人行道	2 412
5	车辆	1 987
6	行人	1 632
7	动物	578
8	背景杂项	4 340
总计	—	18 387

为确保实验结果的公正性，遵循划分标准，将数据集按60%、20%、20%的比例分为训练集、验证集和测试集。在3×3、7×7、11×11三种不同尺寸的卷积核下，通过改进的序列注意力模型，提取了弱光照图像的多尺度特征，部分特征提取结果如图3所示。



图3 部分特征提取结果

根据图3所示，所提的改进序列注意力模型在3×3、7×7、11×11三种卷积核尺寸下，成功提取了弱光照图像的多尺度特征。具体而言，大卷积核（11×11）擅长捕捉图像的全局上下文信息，对理解暗光环境下的整体场景结构至关重要；小卷积核（3×3）则聚焦于图像的局部细节，有助于精准识别物体的边缘和纹理特征；中等尺寸的卷积核（7×7）则提供了全局与局部信息的良好平衡，为后续弱光照图像的特征分割任务提供了全面且丰富的数据支撑。

在实验的初步阶段，首先训练基于改进序列注意力模

型的弱光照图像特征分割网络。实验中，模型的损失函数由特征提取损失与边界保持损失的加权和构成，其中边界保持损失的权值 μ 经过试验对比，当 $\mu=50$ 时，模型性能最优。基于此设置，所提模型的详细网络结构参数如表3所示。

表3 所提模型的详细网络结构参数

层名	卷积核大小	步长	输入通道数	输出通道数	激活函数
Conv1	3×3	1	3	64	ReLU
Conv2	3×3	2	64	128	ReLU
Attn1	—	—	128	128	Sigmoid
Conv3	3×3	1	128	256	ReLU
Conv4	7×7	2	256	512	ReLU
Attn2	—	—	512	512	Sigmoid
Conv5	11×11	1	512	1 024	ReLU
Deconv	4×4	2	1 024	512	ReLU
Conv6	3×3	1	512	256	ReLU
Deconv	4×4	2	256	128	ReLU
Conv7	3×3	1	128	64	ReLU
Conv8	11×11	1	64	类别数	Softmax

注：Conv表示卷积层；Attn1表示序列注意力层；Deconv表示反卷积层。

为验证设计的基于改进序列注意力模型的弱光照图像特征分割算法有效性，采用文献[1]基于金字塔池化特征融合方式的图像分割算法和文献[2]基于K-means聚类算法的图像特征分割算法进行对比实验，验证像素精度和特征分割结果。

4.3 像素精度分析

在实验中，采用评估指标平均类别像素精度 m 。该指标通过计算每一类别中正确分割的像素数与该类别总像素数的比值，再对所有类别求平均得到，具体公式为：

$$m=\frac{1}{Q}\sum_{q=1}^Q\frac{p_q}{p_q+u_q}$$

(10)

式中： Q 表示类别总数； p_q 和 u_q 表示第 q 类的真正例和假正例像素数。

三种算法在特定类别上的像素精度结果如图4所示。由图可清晰观察到，所提算法在涵盖的8个类别上像素精度超越了92%，而文献[1]像素精度在64%~75%之间，文献[2]像素精度最高为69%。无论是在图像中占比较小但数量众多的类别，还是在占比较大但数量有限的类别中，所提算法的像素精度均显著优于其他算法，整体性能更为突出。

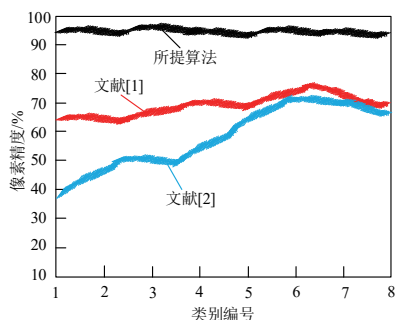


图4 三种算法在特定类别上的像素精度结果

4.4 特征分割分析

为了更充分验证所提算法的有效性，在上述数据集中随机选取2幅图像作为研究对象，分别采用三种方法进行图像特征分割，三种算法弱光照图像特征分割效果对比如图5所示。



图5 三种算法弱光照图像特征分割效果

图5可以看到，所提算法在全局与局部特征的捕捉与分割上，均呈现出了卓越的性能。在昏暗复杂的环境中，所提算法能够准确地区分图像中的特征与周围杂乱的背景，还能细致入微地捕捉到每一个细节。相比之下，文献[1]中的方法在面对同样低亮度的图像时，整体效果并不理想，不能进行精准的分割。而文献[2]也存在部分特征识别不准确的问题，存在明显的不足。综上所述，所提算法在分割精确度上相较于其他方法有了显著的提升。不仅能够捕捉全局特征，更能在细节处理上做到精准无误。

5 结语

通过对基于改进序列注意力模型的弱光照图像特征分割的研究，深刻认识到该模型在复杂光照条件下的强大潜力。不仅显著提高了图像特征分割的精度，还提供了更丰富的图像理解和分析能力。未来，随着技术的不断进步和应用场景的拓展，期待该模型能够在更多领域发挥重要作用，如自动驾驶、安防监控等。同时，也将继续探索和优化该模型，以

进一步提升其性能和实用性，为图像处理和计算机视觉领域的发展做出更大贡献。

参考文献：

- [1] 张凯乐. 基于金字塔池化特征融合方式的图像分割算法研究[J]. 电子制作, 2024, 32(13): 60-63.
- [2] 张伟. 基于 K-means 聚类算法的图像特征分割研究[J]. 信息与电脑(理论版), 2022, 34(12): 29-31.
- [3] 闫景富, 王鹏飞. 多尺度特征融合下三维视图图像场景分割算法[J]. 现代电子技术, 2024, 47(21): 46-50.
- [4] 刘锬龙, 王虎, 刘小强, 等. 基于光照感知和特征增强的可见光-热红外图像语义分割[J]. 兵工学报, 2024, 45(S1): 219-230.
- [5] 贾克斌, 何岩, 魏之皓. 融合多尺度特征的高分辨率森林遥感图像分割[J]. 北京工业大学学报, 2024, 50(9): 1089-1099.
- [6] 葛云峰, 李红艳, 史可懿. 一种自注意力序列模型的视频流长期预测方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2024, 51(3): 88-102.
- [7] 杨克虎, 龙启航, 汪嘉文, 等. 基于自注意力机制的矿井次光照图像语义分割研究[J]. 矿业安全与环保, 2023, 50(5): 9-18.
- [8] 薛倩倩, 胡红萍, 宋娜. 基于改进引导滤波算法的水下图像复原[J]. 火力与指挥控制, 2023, 48(12): 148-155.
- [9] 欧阳柳, 贺禧, 瞿绍军. 全卷积注意力机制神经网络的图像语义分割[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(5): 1136-1145.
- [10] 火元莲, 张乔森, 张金石, 等. 一种用 Sigmoid 函数进行加权融合的图像去雾算法[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(9): 1621-1628.

【作者简介】

罗君梅(1987—)，女，河南南阳人，硕士研究生，助教，研究方向：数据挖掘。

宋忠森(1988—)，男，河南商丘人，硕士研究生，助教，研究方向：人工智能。

张闯(1982—)，男，河南南阳人，硕士研究生，讲师，研究方向：物联网。

徐恕贞(1990—)，女，河南南阳人，硕士研究生，助教，研究方向：数据挖掘。

(收稿日期：2024-11-22 修回日期：2025-08-29)