

基于 Mask R-CNN 的计算机数字图像处理算法

朱倩倩¹, 田恬恬²

(1. 郑州科技学院, 信息工程学院, 河南 郑州 450000;

2. 郑州科技学院, 大数据与人工智能学院, 河南 郑州 450000)

摘要:为进一步提高图像处理的精度与速度, 提出基于 Mask R-CNN 的计算机数字图像处理算法。通过残差结构, 替换模型架构中大部分作用于全连接层的图像, 基于 Mask R-CNN 算法提取图像特征; 设计数字图像处理方法, 设置目标函数, 获取特征信息, 在编码层与解码层的共同作用下获取生成器的网络结构, 经过处理后得到数字图像。实验结果表明, 该算法处理后图像的峰值信噪比、结构相似性系数、均方误差较小, 运行时间均在 0.13s 以下。

关键词:Mask R-CNN 算法; 计算机数字图像; 数字图像; 图像处理算法

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:2096-9759(2023)06-0039-03

0 引言

数字图像处理一般指通过计算机技术对图像进行处理的一种技术, 人们使用一系列的算法获取图像中的信息, 并对其进行一系列的处理。然而在现有的数字图像处理技术中心, 图像处理的精度以及处理速度均有很大的提升空间。文献[1]使用深度学习技术与边缘检测算法处理光学图像, 由于图像内的目标与背景差异较大, 因此对图像的提取与处理效率较高, 但是该方法仅适用于单一目标的图像处理。文献[2]使用稀疏低秩处理的方法, 在快速交替极小化的情况下, 以主成分分析和鲁棒特性得到处理后的图像, 该图像可以在视觉显示效果差异较大的情况下使用, 且运算速度较快, 但是在背景较为复杂的图像中效果较差。文献[3]准确破译一系列卫星遥感影像, 从提高图像分割准确率的角度出发, 基于烟花优化聚类

算法, 获取更高的聚类效果, 将分割结果作为初始值, 建立分步混合模型, 完成图像的分割组合。该图像适用于背景复杂的图像处理, 精度较高, 但是算法运行效率极低。综合上述文献, 本文设计一种基于 Mask R-CNN 算法的计算机数字图像处理算法。

1 基于 Mask R-CNN 算法的图像特征提取

图像特征提取的本质是提高计算机数字图像的表征能力, 为获取更高鲁棒性和更高精度的特征模型, 可以使用 Mask R-CNN 算法对其进行特征提取。为防止网络结构的中间部分梯度消失, 在同样的标签上损失计算节点, 可以针对小目标进行自下而上或者自上而下的信息变换。为便于定量分析, 通过残差结构, 在考虑计算成本的基础上, 将其中的一个 3×3 的卷积层替换成两个 1×1 和一个 2×2 的卷积层, 并在另一个卷积

收稿日期:2023-01-30

基金项目:1. 郑州市社科联调研课题“推动郑州市有色金属工业数字化与智能化转型研究”(ZSLX20220989); 2. 郑州科技学院科技攻关项目“基于 KIII 的嗅觉神经系统仿生模型构建及仿生程度评估”(2022XJKY06)。

作者简介:朱倩倩(1993-), 女, 河南周口人, 硕士, 助教, 研究方向: 计算机信息处理。

表 2 三种信号识别方法的识别耗时

| 并交比参数 | 无线通信网络干扰信号识别耗时/ms | | |
|-------|-------------------|---------|--------|
| | 文献[3]方法 | 文献[4]方法 | 所设计的方法 |
| 1 | 11.43 | 8.67 | 7.80 |
| 2 | 11.43 | 8.87 | 7.91 |
| 3 | 11.13 | 12.97 | 5.16 |
| 4 | 14.93 | 17.27 | 4.23 |
| 5 | 11.53 | 11.37 | 7.56 |
| 6 | 15.03 | 14.67 | 7.76 |
| 7 | 14.73 | 16.07 | 5.96 |
| 8 | 11.83 | 12.57 | 6.96 |
| 9 | 10.63 | 8.87 | 7.76 |
| 10 | 15.03 | 11.57 | 10.45 |
| 均值 | 12.77 | 12.29 | 7.16 |

根据表 2 所示的测试结果可知, 文献[3]方法消耗的识别耗时均值为 12.77ms, 该种检测方法的识别耗时最长。文献[4]方法消耗的识别耗时均值为 12.29ms, 检测该种检测方法的识别耗时较长。而所设计的信号识别方法在相同的检测干扰环境下, 消耗

的检测时间均值为 7.16ms, 与两种参与测试的信号识别技术相比, 设计的方法对无线通信网络干扰信号消耗的识别耗时最短。

4 结语

本文提出了基于深度学习 YOLOv2 算法的无线通信网络干扰信号准确识别方法, 实验结果表明, 所提出的深度学习 YOLOv2 算法可以快速、准确的识别无线通信网络干扰信号。在未来无线通信网络干扰信号识别中, 将会是新一代通信网络抗干扰技术发展的主要方向, 同时对于无线通信网络干扰信号提取要求也会越来越高, 此次研究虽然取得了一定的研究成果, 也需要进一步细化干扰分类, 优化信号识别精准度。

参考文献:

- [1] 王晓惠, 冯彩英. 基于子波变换的无线通信网络干扰信号检测研究[J]. 激光与红外, 2022, 52(6): 875-880.
- [2] 白琳, 安邦. 基于自适应滤波的通信网络干扰信号提取方法[J]. 通信电源技术, 2020, 37(20): 196-198.
- [3] 杨洁, 褚书培. 改进 SFLA-BP 神经网络在遮盖干扰信号识别应用[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(8): 155-157, 160.
- [4] 邵正途, 许登荣, 徐文利, 等. 基于 LSTM 和残差网络的雷达有源干扰识别[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(2): 416-423.

层的作用下还原。不同的图像特征提取可以作用于不同类型的解码器,而解码器可以通过反卷积层的逐步恢复反作用于相对应的空间维度^[4-5]。为更快速地获取某个特定类的特征信息,对于目标的空间信息,模型架构大部分作用于全连接层的替换。此时需要着重注意小尺度目标检测,随着图像本身的占比分布变化,卷积神经网络通常由池化层与全连接层组成,上面的一个网络结构一般用于综合所有信息,并将原始数据映射到隐层空间内^[6-7]。在多尺度的特征提取中,单一的卷积核尺寸则需要通过良好的图像覆盖获得,在网络模型中,可以依据改变特征网络连接结构的方式,实行不同尺度的拼接,进而获取多个尺度的密集图像。此时卷积核的尺寸需要被标记为 $k \times k$,其中的 k 一般取值为1、3、5^[8-9]。设定卷积步长和特征尺寸,对上一层的特征图,可以通过该结构进行相对应的输出:

$$H_{out} = \frac{H_m - p_k + 2 \times F_p}{B_s} + 1 \quad (1)$$

式中, H_{out} 和 H_m 分别表示特征图的输出值与输入值; p_k 表示卷积核大小; F_p 表示特征图像的标记尺寸; B_s 表示卷积步长^[10]。从该公式来看,在卷积核周边的分配可以起到一定的权衡与控制作用,另一方面,网络提取得到的特征信息则能够有效地传递到任意区域,一定程度上解决网络训练时的梯度消失问题,此时便可以提取到图像特征。

2 设计数字图像处理方法

在网络结构中,一共包含十层结构,通过改变网络结构设置的方式,生成图像处理的判别器,改变网络结构的相关参数,获取特征信息,使改变后的图像更加接近原始图像。设置目标函数:

$$\min \max f(g, d) = T_p [\lg d(p)] + T_k [\lg(1 - d(h(m)))] \quad (2)$$

式中, $f(g, d)$ 表示该图像处理算法的目标函数; g 和 d 分别表示生成器和判别器; T_p 和 T_k 分别表示原始图像的输入期望值和处理后图像的网络期望; $d(p)$ 表示原始图像; $h(m)$ 表示处理后的图像。

在编码层中,卷积层为两个 3×3 和两个 2×2 的卷积核,原始图像在经过编码层的处理后,需要进入池化层,进行统一的归一化处理,以解决网络中梯度弥散的问题,使网络模型更加稳定。在解码层中,每一个卷积层都需要添加一个池化层,并获取最大池化和平均池化。在解码层中,前两层卷积层的上采样层步长需要设置大小一致。该判别器的特征信息需要进行降维,前四层卷积层可以选择激活函数的特点,将输出值映射在0-1之间。此时判别的损失函数为:

$$f(x) = \lg H_p(M(d)) \quad (3)$$

式中, $f(x)$ 表示损失函数值; $M(d)$ 表示原始的含噪声图像, $H_p(M(d))$ 则表示在第 p 层维度下的训练损失。通过选择均方误差作为损失函数,网络模型的收敛速度会变得很慢,这样需要在预训练过程中生成网络参数,将噪声图像与原始图像分批处理。最后将生成器与判别器联合起来进行训练,多次迭代后,即可以得到收敛后的网络模型。

3 实验研究

3.1 实验图像准备

为验证本文设计的基于Mask R-CNN的计算机数字图像处理算法的性能,选择一部分图像对其进行测试,同时以深度学习算法、快速稀疏低秩和鲁棒主成分分析算法、聚类改进算法、改进Bernsen算法作为对比方法,判断本文设计的算法是否更具优

越性。在选择实验图像时,以MNIST为数据集。其中包括多个图像类别,共含有60000个训练样本与10000个测试样本,图像尺寸均为 28×28 的灰度图像。在该数据集中选择1-9的艺术体数字作为初始图像样本,并通过上述四种对比算法,分别得到处理结果。在该实验中,测试环境使用python3.8,硬件设施则由NVIDIA 1060 GPU提供。在处理图像之前,需要首先对其进行去噪处理,生成的去噪图像需要保证标准差达到25以上。

3.2 图像去噪处理

使用工程上的最小批次训练方法,设置网络收敛局部最小点,在去噪模型的基础上,进行300次迭代训练,直至网络逐渐收敛,达到均衡状态。此时图像的损失函数值变化情况如图1所示。

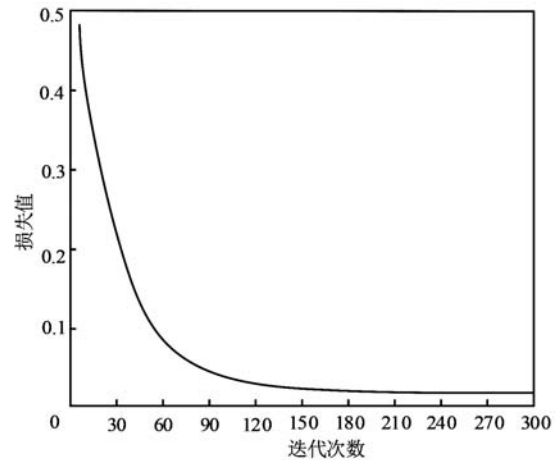


图1 去噪过程中图像损失值

从图中可以看出,当迭代次数小于120时,图像的损失值迅速下降,当迭代次数达到210时,损失值已经达到最低点,此后均没有发生变化,此时的图像在去噪过程中的损失值为0.027。由此可见,该图像处理算法可以很好地保留图像自身的特征,去噪效果优异。

3.3 实验结果与分析

针对该数字图像处理算法,可以使用峰值信噪比、结构相似性系数、均方误差等三种评价指标进行评价。结合9个初始图像样本,对比上述五种图像处理方法的峰值信噪比、结构相似性系数、均方误差如表1—表3所示。

表1 峰值信噪比(PSNR)

| 图像 | Mask R-CNN | 深度学习算法 | 快速稀疏低秩和鲁棒主成分分析算法 | 聚类改进算法 | 改进Bernsen算法 |
|----|------------|---------|------------------|---------|-------------|
| 1 | 32.1452 | 27.5475 | 29.7748 | 30.7489 | 28.8757 |
| 2 | 32.7485 | 27.6124 | 29.8521 | 30.7458 | 28.8854 |
| 3 | 32.6325 | 28.4632 | 28.7012 | 30.7748 | 29.9652 |
| 4 | 32.5458 | 28.5141 | 28.8635 | 30.8563 | 29.9321 |
| 5 | 31.4632 | 27.6526 | 29.9458 | 30.6415 | 29.7452 |
| 6 | 31.7456 | 27.7324 | 29.8963 | 30.7254 | 28.9745 |
| 7 | 32.5852 | 28.8156 | 28.7547 | 30.6748 | 28.8215 |
| 8 | 32.4951 | 28.9325 | 28.8415 | 30.8035 | 29.8632 |
| 9 | 32.5157 | 28.6741 | 29.9034 | 30.6748 | 29.9178 |

表 2 结构相似性系数(SSIM)

| 图像 | Mask R-CNN | 深度学习算法 | 快速稀疏低秩和鲁棒主成分分析算法 | 聚类改进算法 | 改进 Bernsen 算法 |
|----|------------|--------|------------------|--------|---------------|
| 1 | 0.9174 | 0.8774 | 0.8952 | 0.8647 | 0.8854 |
| 2 | 0.9185 | 0.8885 | 0.8963 | 0.8615 | 0.8863 |
| 3 | 0.9165 | 0.8965 | 0.8841 | 0.8665 | 0.8842 |
| 4 | 0.9225 | 0.8824 | 0.8852 | 0.8745 | 0.8751 |
| 5 | 0.9263 | 0.8715 | 0.8863 | 0.8785 | 0.8763 |
| 6 | 0.9041 | 0.8863 | 0.8925 | 0.8775 | 0.8852 |
| 7 | 0.9156 | 0.8954 | 0.8926 | 0.8695 | 0.8864 |
| 8 | 0.9185 | 0.8774 | 0.8934 | 0.8665 | 0.8975 |
| 9 | 0.9202 | 0.8985 | 0.8974 | 0.8775 | 0.8785 |

表 3 均方误差(MSE)

| 图像 | Mask R-CNN | 深度学习算法 | 快速稀疏低秩和鲁棒主成分分析算法 | 聚类改进算法 | 改进 Bernsen 算法 |
|----|------------|--------|------------------|--------|---------------|
| 1 | 4.8748 | 6.7478 | 7.0748 | 8.7748 | 8.4185 |
| 2 | 4.9654 | 6.5547 | 7.1956 | 8.4514 | 7.6547 |
| 3 | 4.7741 | 6.4521 | 7.2254 | 8.2632 | 7.7471 |
| 4 | 5.1521 | 7.8012 | 7.3159 | 8.5521 | 7.1474 |
| 5 | 4.8425 | 7.6325 | 7.1635 | 8.1425 | 7.4145 |
| 6 | 4.9325 | 7.9741 | 8.0425 | 8.6632 | 8.7632 |
| 7 | 4.7654 | 6.7521 | 8.1526 | 8.3125 | 8.8014 |
| 8 | 4.9741 | 7.4126 | 7.2321 | 8.4456 | 7.5852 |
| 9 | 5.1024 | 7.8325 | 7.1415 | 8.7854 | 7.1658 |

在峰值信噪比的测试中,本文设计的 Mask R-CNN 算法综合 9 个图像所得平均值为 32.3195,深度学习算法的峰值信噪比平均值为 28.2161,快速稀疏低秩和鲁棒主成分分析算法的峰值信噪比平均值为 29.3926,聚类改进算法和改进 Bernsen 算法则分别为 30.7384 和 29.4423。对比五个平均数可知,本文算法的峰值信噪比均大于其他四种算法。

在结构相似性系数中,五种对比算法均在 0.80 以上,其中本文算法在这九个图像中的平均值为 0.9177,其他四个算法的平均值分别为 0.8860、0.8914、0.8707、0.8839。只有本文算法的结构相似性系数达到 0.90 以上,为 5 个对比算法中最接近 1 的图像处理方法。

在均方误差中,5 种对比方法的平均值分别为 4.9315、7.2400、7.3938、8.4879、7.8553,由此可见本文算法的均方误差远小于其他四种算法。除上述三个指标外,还需要进行算法运行时间的测试,实验结果如表 4 所示。

在本文算法中,所用最大时间的图像为数字“6”需要 0.128s,在 9 个测试图像中,运行时间较为集中,可见该算法较稳定。深度学习算法所需运行时间在 0.2s-0.5 之间,平均值为 0.368s,最大为数字“4”,需要 0.454s。运行该算法不仅需要更多的时间,且十分不稳定。剩余的三种算法所需时间均在 0.3s-0.6s 之间,远大于本文算法。

表 4 算法运行时间(s)

| 图像 | Mask R-CNN | 深度学习算法 | 快速稀疏低秩和鲁棒主成分分析算法 | 聚类改进算法 | 改进 Bernsen 算法 |
|----|------------|--------|------------------|--------|---------------|
| 1 | 0.115 | 0.294 | 0.474 | 0.474 | 0.374 |
| 2 | 0.124 | 0.355 | 0.541 | 0.445 | 0.359 |
| 3 | 0.091 | 0.297 | 0.485 | 0.486 | 0.365 |
| 4 | 0.084 | 0.454 | 0.552 | 0.445 | 0.387 |
| 5 | 0.116 | 0.348 | 0.440 | 0.425 | 0.348 |
| 6 | 0.128 | 0.415 | 0.548 | 0.414 | 0.368 |
| 7 | 0.117 | 0.356 | 0.459 | 0.452 | 0.354 |
| 8 | 0.124 | 0.443 | 0.466 | 0.463 | 0.314 |
| 9 | 0.081 | 0.352 | 0.584 | 0.442 | 0.332 |

综合上述四个表格中的数据可知,本文设计的 Mask R-CNN 算法在峰值信噪比、结构相似性系数、均方误差以及运行时间四个方面均优于其他四种对比算法。

4 结语

本文设计一种基于 Mask R-CNN 算法的计算机数字图像处理算法,通过该算法能够得到质量较好的数字图像。实验结果显示,同样的图像处理下,该算法的峰值信噪比等三项参数均优于其他图像处理算法,且运行速度也明显更快。今后可以针对更高精度的像素图像进行研究,进一步提高图像的处理精度与处理速度。

参考文献:

- [1] 石磊,雷艳,梁晓杰,等.基于深度学习的甲烷高压射流湍流燃烧火焰图像处理研究方法[J].内燃机工程,2022,43(04):22-30.
- [2] 郑宝玉,李昂.基于快速稀疏低秩和鲁棒主成分分析的图像处理算法的研究[J].信号处理,2020,36(02):290-296.
- [3] 屈艳红.基于聚类改进的河流水体遥感图像处理算法[J].人民长江,2022,53(03):196-201.
- [4] 杨光,丁博,宋昕.基于改进的 Bernsen 秸秆覆盖率图像处理算法研究[J].电子测量与仪器学报,2021,35(12):158-166.
- [5] 韦存阳,贾海鹏,张云泉,等.基于 ARMv8 处理器的高性能图像处理算法实现与优化研究[J].计算机工程与科学,2022,44(10):1711-1720.
- [6] 冯进,石磊,管耀,等.基于图像处理和 Kozeny-Carman 方程的砂岩储层渗透率预测[J].中国海上油气,2022,34(02):67-75.
- [7] 徐聪,王春华,孙晶茹.基于忆阻器的 RBM 及其在车牌图像处理中的应用[J].中国科学:信息科学,2023,53(01):164-177.
- [8] 刘文正,朱如鹏,周文广,等.基于图像处理的齿面剥落故障的啮合刚度及动力学特性分析[J].机械强度,2022,44(03):525-530.
- [9] 刘建思,尹丽菊,潘金凤,等.基于参数化对数图像处理模型的光照不均匀图像的边缘检测算法[J].激光与光电子学进展,2021,58(22):140-149.
- [10] 叶一帆.基于计算机视觉算法的图像处理技术研究[J].长江信息通信,2021,34(10):73-75.