Computer Science and Application 计算机科学与应用, 2025, 15(5), 584-591 Published Online May 2025 in Hans. <u>https://www.hanspub.org/journal/csa</u> https://doi.org/10.12677/csa.2025.155131

基于Mask R-CNN的船舶涂层腐蚀检测

陆艺帆1,梁昌慎1,杨诗琪2,杨婷婷1,张鑫晨1

¹上海海事大学信息工程学院,上海 ²上海海事大学经济管理学院,上海

收稿日期: 2025年4月9日; 录用日期: 2025年5月12日; 发布日期: 2025年5月21日

摘要

船舶长期暴露在高盐高湿的海洋环境中,腐蚀问题严重影响其结构安全与运营效率。传统人工检测存在 效率低、精度不足的局限性,而传统目标检测算法并未针对船舶腐蚀问题进行有针对性的优化。因此, 本文提出了一种基于Mask R-CNN的智能船舶腐蚀检测方法。本文通过多源数据整合与模型优化,实现腐 蚀区域的精准识别,研究汇集各开源数据,构建包含135张高分辨率图像的标准数据集,并在预处理后 利用Labelme进行像素级精细的多边形标注。在模型上,本研究选择结合特征金字塔网络(FPN)与改进型 ROIAlign模块,并采用动态学习率策略优化训练,通过迁移学习策略解决了船舶腐蚀检测数据集合数量 不足的问题。最后的实验结果表明,Mask R-CNN结合FPN结构与128 × ROIAlign模块的模型在多尺度检 测方面表现优异,平均精度(AP)达到0.414,较基准配置(Faster R-CNN结合C4结构与64 × ROIAlign模 块)提升14.0%;小目标检测精度(APS)提高11.4%;边界定位精度(AP75)提升15.6%。本研究验证了深 度学习在船舶腐蚀检测中的有效性,并提出轻量化部署方案,为工程应用提供技术支撑。

关键词

Mask R-CNN,船舶腐蚀检测,实例分割,特征金字塔网络,ROIAlign

Mask R-CNN-Based Detection of Ship Coating Corrosion

Yifan Lu¹, Changshen Liang¹, Shiqi Yang², Tingting Yang¹, Xinchen Zhang¹

¹College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai ²College of Economics and Management, Shanghai Maritime University, Shanghai

Received: Apr. 9th, 2025; accepted: May 12th, 2025; published: May 21st, 2025

Abstract

Ships are chronically exposed to high-salinity and high-humidity marine environments, where

corrosion severely compromises structural safety and operational efficiency. Traditional manual inspection suffers from inefficiency and limited accuracy, while conventional object detection algorithms lack targeted optimization for ship corrosion issues. To address these challenges, this paper proposes an intelligent ship corrosion detection method based on Mask R-CNN. Through multisource data integration and model optimization, our approach achieves precise identification of corrosion areas. We aggregated open-source datasets to construct a standardized dataset comprising 135 high-resolution images, followed by pixel-level polygonal annotations using Labelme after preprocessing. For the model architecture, we integrated a Feature Pyramid Network (FPN) with an enhanced ROIAlign module and adopted a dynamic learning rate strategy to optimize training. A transfer learning strategy was employed to mitigate the limited dataset size for ship corrosion detection. Experimental results demonstrate that the Mask R-CNN model combined with FPN and a 128 × ROIAlign module excels in multi-scale detection, achieving a mean Average Precision (AP) of 0.414-a 14.0% improvement over the baseline configuration (Faster R-CNN with C4 backbone and 64×ROIAlign). Notably, small-target detection precision (APs) increased by 11.4%, and boundary localization accuracy (AP₇₅) improved by 15.6%. This study validates the effectiveness of deep learning in ship corrosion detection and proposes a lightweight deployment solution, offering technical support for engineering applications.

Keywords

Mask R-CNN, Ship Corrosion Detection, Instance Segmentation, Feature Pyramid Network, ROIAlign

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0). http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/

CC O Open Access

1. 引言

船舶作为全球供应链的核心运输载体,长期处于高腐蚀性的海洋环境中。其金属结构在航行过程中 持续受到多种环境因素的协同作用,包括高浓度盐雾侵蚀、干湿循环效应以及温度剧烈波动等,这些因 素共同诱发金属电化学腐蚀过程[1]。尽管海上船舶智能监测系统可以进行实时监测,但是船舶的腐蚀依 旧是船舶所面临的重大挑战之一[2]。这种材料性能的渐进式劣化不仅会削弱船体结构强度,还可能造成 重大安全事故,对船员生命安全、货物运输安全以及海洋生态环境构成多重威胁。

在腐蚀监测技术方面,传统的检测手段主要采用人工巡检配合常规无损检测技术(如超声波及磁粉探伤等)。然而,这些方法普遍存在检测效率低下、结果易受主观判断影响、难以全面检测结构隐蔽部位等 技术瓶颈[3]。针对上述技术瓶颈,融合人工智能的智能腐蚀诊断系统成为重点研发方向,特别是卷积神 经网络在视觉感知领域的革新,为构建船舶表面状态分析平台提供了理论支撑[4]。

得益于计算机目标识别及视觉领域的突破性进展,基于深度学习的智能检测方法逐渐成为该领域的 研究重点[5]。其中,Mask R-CNN 框架凭借其优异的实例分割性能,在复杂环境下的多目标识别任务中 表现出独特优势,这为船舶腐蚀的智能化检测提供了新的技术路径[6]。

从技术演进角度看, Faster R-CNN 通过创新性地采用区域生成网络(RPN)提高了检测速度,但其在像 素级分割方面存在局限[7]。相比之下, Mask R-CNN 架构通过增设掩码预测分支,实现了检测与分割的 同步优化,特别适合处理多尺度目标的识别问题[8]。于宪煜等人相关研究表明,在滑坡体识别任务中, Mask R-CNN 的综合性能指标(包括准确率、召回率及 F1 值)均显著优于 Faster R-CNN [9]。类似地,江佳 霖团队通过架构改进(融合可变形卷积与注意力模块),在复杂地质样本分析中取得了 89%的检测精度, 证实了该算法在细小目标识别方面的有效性[10]。

针对大尺寸图像的检测挑战,特征金字塔网络(FPN)通过多层次特征融合机制显著提升了模型性能 [11]。舒江鹏等学者开发的基于 FPN 的裂缝检测系统,通过多尺度特征保留策略,实现了对细微结构缺 陷的高精度识别(交并比达 0.78)。这些技术突破为船舶腐蚀检测中的类似问题提供了重要借鉴。

综上所述,在具体算法选择上,整合 FPN 的 Mask R-CNN 架构能够有效应对船舶腐蚀检测中的关键 挑战,包括多尺度目标识别和复杂背景干扰等问题[12]。该方案通过特征金字塔结构与 ROIAlign 层的协 同作用,成功解决了传统方法在曲面结构边缘检测中的精度不足问题。后续研究应着重优化模型计算效 能,并结合实际应用场景开发轻量化部署方案。

2. 基于 Mask R-CNN 的船舶腐蚀检测

2.1. 数据集构建

本研究构建的船舶腐蚀影像数据库严格遵循国际标准,其中视觉素材选自 BIGIBIGWORK 聚合平台下的 Pixabay 图库(遵循 CC0 1.0 通用公共领域协议),专业数据取自 RoboFlow 平台发布的船舶腐蚀(Corrosion)数据集(遵循 Roboflow 开源协议),通过多阶段清洗流程最终形成标准化数据集。

该数据库共纳入135组高分辨率样本,采用分层交叉验证策略进行数据划分:训练集,包含92张图像(占总数据量的68.1%),用于模型参数的优化和特征学习;验证集,由33张图像组成(占总数据量的24.4%),主要用于超参数调优和训练过程中的模型性能监控;测试集,包含10张具有挑战性的图像样本(占总数据量的7.4%),专门用于最终评估模型的泛化能力和实际应用性能。

该划分方案满足深度学习数据量基本准则(n > 50),又能保证验证和测试过程的统计显著性。所有子 集的划分均通过分层抽样完成,确保每个子集中各类腐蚀形态的比例与原始数据集保持一致,从而避免 因数据划分引入的系统偏差。

2.2. 数据预处理

为了提高数据集的质量并增强模型的泛化性能,本研究构建了图像预处理体系,通过三阶联级处理 流程实现数据质量优化。该流程依次包括中值滤波去噪、灰度世界白平衡、直方图均衡化及,旨在消除 图像噪声、校正色彩偏差、增强对比度并标准化数据分布,如图1。

1) 中值滤波去噪

针对船舶图像采集过程中可能存在的环境噪声干扰问题,对 RGB 三通道分别应用固定窗口大小(3×3)的中值滤波。该方法在去除脉冲噪声的同时,较好地保留了边缘细节,相较于传统高斯滤波,均方误差降低了 9.05%。

2) 灰度世界白平衡

基于标准灰度世界假设,通过计算 RGB 三通道的平均值,并调整各通道的增益系数,使整体色彩趋于均衡,从而补偿光照偏差。经处理后,图像在 CIEDE 2000 标准下的色差指数从 27.19 降至 23.28,色彩保真度提升 14.38%,有效增强了锈蚀区域的色度可分性。

3) 直方图均衡化

采用全局直方图均衡化增强图像对比度,该方法通过调整像素灰度值的分布,扩展图像的动态范围, 从而提升图像整体的视觉可分性,特别是增强了锈蚀区域与背景的对比度。经处理后,腐蚀区域与背景 的 Weber 对比度从 0.1335 提升至 0.2746。其数学表达式为:

陆艺帆 等

(1)

$$S_k = T(r_k) = \sum_{i=0}^k \frac{n_j}{N}$$

其中, r_k 为输入灰度级, s_k 为输出灰度级, n_j 为j级灰度的像素数,N为总像素数。

原始图像





灰度世界白平衡





Figure 1. Data preprocessing image 图 1. 数据预处理图像

2.3. 数据标注

为了训练 Mask R-CNN 模型以精准识别并分割船舶腐蚀区域,本研究选用 Labelme 作为数据标注工具,使用的是其中的多边形标注法。该工具因其直观易用的多边形标注方式、广泛的格式兼容性及开源可定制特性,能够有效支持复杂腐蚀边缘的精细化标注需求,实现对不规则船舶腐蚀区域的精确轮廓刻画。

通过优化多边形标注流程并结合自动化转换脚本,本研究构建了高质量的船舶腐蚀实例分割数据集, 其中每个腐蚀区域都通过多边形顶点精确定位,为 Mask R-CNN 模型的训练奠定了坚实的数据基础。这 种基于多边形标注的数据构建方法不仅适用于腐蚀检测,未来该标注框架还可进一步拓展至其他船舶缺 陷检测任务,如涂层剥落、结构裂纹等不规则缺陷的标注工作。

2.4. 模型训练与优化

2.4.1. 模型选择

在目标检测与实例分割领域, Faster R-CNN 和 Mask R-CNN 系列算法因其优异的性能而被广泛应用。 本研究重点对比分析以下三种算法架构:

1) Faster R-CNN C4: 使用 ResNet-50-C4 作为主干网络,采用 C4 特征金字塔,主要用于目标检测。

2) Mask R-CNN C4: 在 Faster R-CNN C4 的基础上增加了掩码分支,用于生成像素级的目标分割掩码。

3) Mask R-CNN FPN:使用 ResNet-50-FPN 作为主干网络,采用特征金字塔网络,相比 C4 结构, FPN 在多尺度目标检测上表现更优,并同样增加了掩码分支。

2.4.2. 数据增强

本研究依托 Mask R-CNN 框架开展船舶腐蚀检测工作,通过迁移学习,制定了系统化的数据增强策略,以解决船舶腐蚀检测数据集合数量不足的问题。研究中以镜像翻转作为主要增强方法,严格确保图像与标注 mask 之间的空间对应关系,同时规避可能引入物理不合理性的增强方式。

基础训练集由 92 张精细标注的原始图像构成,其中选取 79 张具有代表性的图像进行增强,使样本 数量增至原始的两倍,即 158 张,最终形成包含 171 张图像的数据集。翻转增强不仅有效模拟了实际检 测场景下船舶不同方位的观测视角,还保持了腐蚀形貌的物理真实性,避免几何失真,显著提升了数据 集多样性。

2.4.3. 相关参数的设定

1) 损失函数

针对船舶腐蚀检测中的多任务学习需求,本研究在 Detectron2 框架中默认使用了一种集成化损失函数框架,统一优化目标分类、边界框回归以及像素级分割三个关键子任务。该框架基于深度卷积神经网络的特征共享机制,通过联合优化策略促进各任务间的协同学习,提高检测性能。

2) 优化算法

在 Detectron2 框架中,SGD 被设定为默认优化器,这是一种基于梯度下降的优化算法,其原理是计算损失函数的梯度以更新模型参数。相较于批量梯度下降,SGD 每次仅使用单个或少量样本进行参数更新,因此具备更快的收敛速度,同时降低了内存占用。其更新规则可表示为:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \cdot \nabla_{\theta} L(\theta_t; x_i, y_i)$$
⁽²⁾

其中, θ_t 表示第 *t* 次迭代时的模型参数, η 表示学习率, L (θ_i ; *x_i*, *y_i*)表示在第 *t* 次迭代时,使用样本(*x_i*, *y_i*) 计算得到的损失函数值, ∇_{θ} L (θ_i ; *x_i*, *y_i*)表示损失函数关于模型参数的梯度。

基础学习率也是影响模型收敛速度与训练效果的关键超参数。在本研究的实验设置中,基础学习率 被设定为 0.0025,该值基于实验经验以及小批量训练的特点进行选择,既能保证模型快速收敛,又能避 免过大的学习率导致训练过程的不稳定性。

同时,为防止模型在训练过程中出现过度拟合,并进一步提升泛化能力,本研究还引入了学习率衰 减策略。其公式可表示为:

$$\eta_{new} = \eta_{old} \cdot \gamma \tag{3}$$

其中, η_{old}表示衰减前的学习率, η_{new}表示衰减后的学习率, γ表示衰减因子。在本实验中, γ被设置为一 个小于1的常数, 以确保学习率能够逐步降低。

本研究使用的优化策略能够有效加快模型的收敛速度,并提升泛化能力。特别是在小批量训练环境下,当基础学习率设为 0.0025 时,模型表现尤为优异。

3) 超参数调整

ROIAlign 是在 Mask R-CNN 中提出的一种区域特征聚集方式,它解决了 ROI Pooling 操作中两次量 化造成的区域不匹配问题,通过双线性插值的方式,在遍历取样点的数量上虽然不多,但却能够获得更 好的性能。

在基于 Mask R-CNN 的船舶腐蚀检测任务中,本研究使用的数据集包含大量的目标检测与分割任务 样本,ROIAlign 作为关键的特征提取模块,其参数配置直接影响模型的检测精度和计算效率。为了公平 比较不同 ROIAlign 分辨率下的模型性能,本研究保持其他超参数一致,针对其进行参数调整。

ROIAlign 的分辨率决定了在特征图中池化区域的大小。本研究分别测试了 64×64 和 128×128 两种 分辨率,通过调整,可以观察模型在目标分类、边界框回归和腐蚀区域分割任务上的性能变化。可以发 现 ROIAlign 分辨率为 128×128 时,模型在目标分类和边界框回归任务上的性能略优于 64×64 的分辨 率,但其计算成本也相对较高,且模型的训练时间和推理时间均有所增加。因此,在实际应用中需要根 据具体需求权衡性能与计算效率。

3. 结果展示与讨论

3.1. 实验结果展示

在以上三张表中,表1系统性地展示了五种模型架构在船舶腐蚀检测任务中的平均性能指标,深入 揭示了关键设计参数对检测效果的影响;表2为关键指标的最优值与最低值的对比;表3是5种模型架

构的测试结果图。

Table 1. Average performance metrics of five model architectures 表 1.5 种模型架构的平均性能指标

	Backbone	ROIAlign	AP	AP50	AP75	APS	APM	APL
(A) Faster R-CNN	ResNet-50-C4	64	36.3	69.3	37.9	30.7	46.4	54.1
(B) Faster R-CNN	ResNet-50-C4	128	34.0	66.4	34.5	30.7	39.6	48.7
(C) Mask R-CNN	ResNet-50-C4	64	34.5	62.9	32.1	32.3	43.6	51.6
(D) Mask R-CNN	ResNet-50-FPN	64	37.0	61.5	39.0	28.7	40.4	66.3
(E) Mask R-CNN	ResNet-50-FPN	128	41.4	69.7	43.8	34.2	40.0	66.8

Table 2. Comparison of AP_s/AP_M/AP_L metrics 表 2. AP_s/AP_M/AP_L 指标对比

指标	最优组 (数值)	最差组 (数值)	差异分析
APs(小目标)	E (34.2)	B (30.7)	FPN + 128 × ROIAlign模块提升小目标特征保留
AP _M (中目标)	A (46.4)	E (40.0)	C4结构可能更适合中等尺度目标检测
AP _L (大目标)	E (66.8)	B (48.7)	FPN显著改善大目标空间连续性

Table 3. Test results of the five model architectures 表 3. 5 种模型架构的测试结果图

		Faster R-RCNN		Mask R-CNN		
	C4	C4	C4	FPN	FPN	
	ROIAlign = 64	ROIAlign = 128	ROIAlign = 64	ROIAlign = 64	ROIAlign = 128	
图像一						
图像二						
图像三						
图像四						
图像五			No. 100 No. 100			

实验结果表明, Mask R-CNN 结合 FPN 结构与 128 × ROIAlign 模块(配置 E)为最优方案,其整体检测精度(AP=41.4%)相较于基准配置(配置 A)提升了 14.0%。在高 IoU 阈值检测性能(AP₇₅=43.8%)及极端尺度目标检测方面(AP₈=34.2%, AP_L=66.8%),该配置均表现优异,尤其在腐蚀区域边界定位能力上,相较于纯检测模型(配置 B, AP₇₅=34.5%)提升了 26.9%。

但需要注意的是,配置 A 在中等尺寸目标检测(AP_M=46.4%)方面表现尤为突出,但由于其采用单尺 度特征提取(ResNet-50-C4),导致小目标信息易丢失(AP_s=30.7%),同时对大目标的空间连续性建模能力 较弱(AP_L=54.1%)。

3.2. 架构参数耦合效应机制

IoU 阈值敏感性分析表明,配置 E 在低 IoU 阈值(AP₅₀=69.7%)和高 IoU 阈值(AP₇₅=43.8%)条件下均 表现出色。其中,AP₅₀与配置 A (AP₅₀=69.3%)接近,但在更严格的 IoU 标准下(AP₇₅)优势明显。这表明 FPN 结构通过多尺度特征融合,成功平衡了检测召回率与边界定位精度之间的权衡关系。

此外,目标尺度敏感性实验进一步验证了配置 E 的有效性,使小目标检测精度(AP_s)提升 11.4%,大 目标检测精度(AP_L)提高 37.2%。相比之下,配置 A 在中目标检测(AP_M=46.4%)方面的突出表现主要得益 于其深层特征(ResNet-50 Stage4)具备较强的语义抽象能力。然而,由于该模型采用单尺度特征提取,难 以适应船舶腐蚀区域的多尺度分布特性,限制了其在小目标检测与大目标完整性建模上的效果。

3.3. 关键设计参数影响规律

包含有特征金字塔架构的引入使检测性能全面提升,其多尺度特征融合机制有效缓解了腐蚀目标尺度跨度大带来的检测难题。空间金字塔池化与 FPN 的协同作用显著,128 × ROIAlign 在浅层特征上保留更多边缘细节,使配置 E 的 AP 较配置 D 的 AP 提升 11.9%。而对于深层特征(ResNet-50-C4),64 × ROIAlign 的反向优化效应表明,紧凑采样策略更匹配中等尺度目标的固有模式。

模型类型对比显示, Mask R-CNN 的分割监督使检测头学习到更精确的边界特征,这种任务耦合效应显著缓解了腐蚀区域与背景的低对比度问题,实例分割分支的正则化作用,使配置 E 在复杂海洋场景下仍能保持稳健的检测性能。

3.4. 尺度敏感矛盾与工程启示

实验结果揭示了尺度敏感性的矛盾,表明单尺度特征难以满足船舶腐蚀检测的多尺度需求。FPN 结构通过多尺度特征融合,在 AP_s、AP_M和 AP_L指标上分别提升 5.9%、7.3%和 29.5%,尤其显著改善了大范围腐蚀区域的检测一致性。然而,深层特征(C4)在中等尺度目标上的优越表现表明,未来可探索混合尺度特征融合策略,以进一步增强模型的鲁棒性。此外,本研究提出的轻量化部署方案,为船舶智能运维系统提供了技术支撑,所构建的标准化数据集与优化的模型训练策略,不仅提升了检测精度,也为深度学习在海洋工程领域的应用落地提供了有力支持。

4. 研究总结与创新贡献

本研究构建了专门针对于船舶腐蚀检测的数据集合,提出了一种基于深度学习的智能检测方案。在 算法层面上,本文选择了多个模型,并在专门的船舶腐蚀检测数据集合上进行有针对性的训练和优化, 进行对比分析后选择出最合适船舶腐蚀检测领域的模型组合。研究成果不仅验证了深度学习在船舶腐蚀 检测中的可行性,还通过模型架构优化与工程实践改进,提升了检测精度并拓展了应用边界。

本研究构建了融合多尺度特征与动态 ROIAlign 优化的检测框架。引入特征金字塔网络,实现从浅层 细节特征到深层语义特征的多尺度融合。特别是针对小尺寸腐蚀区域易被忽略的难题,在浅层特征引入

128 × 大尺寸 ROIAlign,从而提升小目标检测精度,有效增强了图像边缘特征的提取能力,使模型在光照不足、锈迹干扰等复杂工况下仍保持稳定的检测性能。

更进一步,本研究将实例分割技术整合到检测框架中,建立了检测与分割任务耦合的训练框架。实验结果表明,分割监督有助于检测头学习更精细的边界特征,使 AP₇₅指标相较于纯检测模型平均提升 14.9%。这种协同训练策略成功缓解了腐蚀区域与背景区分度低的难题,大幅提升了模型在复杂海洋环境 中的鲁棒性。

综上,本研究提出的多尺度特征融合与动态优化检测方案,不仅实现了船舶腐蚀检测的高精度要求, 其通用性设计还可应用于海洋工程结构损伤评估、水下目标识别等多个相关领域。通过理论创新与实际 应用的有机结合,本研究为船舶腐蚀检测技术的智能化发展提供了可靠的技术支持。

基金项目

本文是上海海事大学 2024 市级大学生创新创业训练计划项目(项目编号: S20240613)。

参考文献

- [1] 肖敬发. 浅谈船舶腐蚀及防护[J]. 船电技术, 2023, 43(10): 57-60.
- [2] 郭先游, 陈亚锋. 海上船舶现场作业风险智能识别系统研究与实践[J]. 石油工业技术监督, 2025, 41(3): 48-51.
- [3] 秦建康. 船舶船体检测技术与检验标准研究[J]. 中国科技期刊数据库工业 A, 2024(3): 19-22
- [4] 陈静, 刘奥祥, 蔡翼枫. 基于小样本学习理论的船舶目标检测算法研究[J]. 水道港口, 2025, 46(1): 150-156.
- [5] 欧攀, 路奎, 张正, 等. 基于 Mask RCNN 的目标识别与空间定位[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(6): 172-176.
- [6] 张俊威. 基于深度学习的图像分割方法[J]. 数字技术与应用, 2023, 41(3): 120-122, 154.
- [7] 丁仲熙, 钟昊, 胡列峰. 基于改进 Faster R-CNN 的 X 光安检图像检测识别研究[J]. 微型电脑应用, 2024, 40(12): 194-198.
- [8] 张逸清. 基于多尺度特征融合与合并非极大值抑制的实例分割[D]: [硕士学位论文]. 南昌: 南昌航空大学, 2020.
- [9] 于宪煜, 杨森. 基于 Faster R-CNN 和 Mask R-CNN 的滑坡自动识别研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2025, 45(1): 1-4, 12.
- [10] 江佳霖, 钟宝荣. 基于改进 Mask R-CNN 的高密度砂岩颗粒的分割识别[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(9): 3737-3746.
- [11] 舒江鹏,李俊,马亥波,段元锋,赵唯坚.基于特征金字塔网络的超大尺寸图像裂缝识别检测方法[J]. 土木与环 境工程学报(中英文), 2022, 44(3): 29-36.
- [12] 温尧乐, 李林燕, 尚欣茹, 等. 一种改进的 Mask RCNN 特征融合实例分割方法[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(10): 130-133.