

本文引用格式: 张娅玲,周松斌,庞锬锬,等.面向 5G 无人船的深度图片压缩方法[J].自动化与信息工程,2023,44(2):52-58.

ZHANG Yaling, ZHOU Songbin, PANG Kunkun, et al. Deep image compression method for 5G unmanned surface vessels[J]. Automation & Information Engineering, 2023,44(2):52-58.

面向 5G 无人船的深度图片压缩方法*

张娅玲^{1,2} 周松斌¹ 庞锬锬¹ 廖奕校¹ 袁飞¹ 张寿明²

(1.广东省科学院智能制造研究所/广东省现代控制技术重点实验室, 广东 广州 510070

2.昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650051)

摘要: 海上无人船网络信号受天气、信号塔距离等因素影响,无法维持稳定,导致采集的海上船舶图片不能及时回传至服务器;同时海上船舶图片中存在大量的海水、天空等冗余信息,导致关键信息传输速率较低,影响船舶的监控效果。为提高海上无人船的图片传输速率,提出基于语义分割和动态调整码率相结合的无人船深度图片压缩(DCUV)方法。DCUV方法根据图片不同区域的感兴趣程度,在采取不同码率进行图片压缩的同时保留了关键信息。实验结果表明,DCUV方法将海上船舶图片的数据存储空间压缩至原始图片的1.8%时,船舶识别准确率可维持不变。

关键词: 5G 无人船; 深度图片压缩; 图片传输; 语义分割; 动态调整码率

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1674-2605(2023)02-0010-07

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2023.02.010

Deep Image Compression Method for 5G Unmanned Surface Vessels

ZHANG Yaling¹ ZHOU Songbin¹ PANG Kunkun¹

LIAO Yixiao¹ YUAN Fei^{1,2} ZHANG Shouming²

(1.Institute of Intelligent Manufacturing, Guangdong Academy of Science, Guangdong Key Laboratory of Modern Control Technology, Guangzhou 510070, China

2.Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650051, China)

Abstract: The network signal of unmanned surface vessels on the sea is affected by factors such as weather and signal tower distance, which cannot maintain stability, resulting in the collected images of ships on the sea not being transmitted back to the server in a timely manner; At the same time, there is a large amount of redundant information such as seawater and sky in the images of ships at sea, resulting in a low transmission rate of key information and affecting the effectiveness of ship monitoring. To improve the image transmission rate of unmanned surface vessels at sea, a deep image compression (DCUV) method based on semantic segmentation and dynamic rate adjustment for unmanned surface vessels is proposed. The DCUV method adopts different bitrates for image compression based on the degree of interest in different regions of the image, while retaining key information. The experimental results show that when the DCUV method compresses the data storage space of marine ship images to 1.8% of the original image, the accuracy of ship recognition can be maintained unchanged.

Keywords: 5G unmanned surface vessels; deep image compression; image transmission; semantic segmentation; dynamically adjusting the bit rate

0 引言

海上运输技术的迅猛发展,不仅促进了国内经济

贸易的流通,还加速了全球经济一体化^[1]。随着船舶数量的逐年递增,船舶航行安全越来越具有挑战性^[2]。

为确保船舶航行安全，海上交通管理部门需要对船舶航海情况进行持续监控。目前，针对船舶航海监控的研究，大都集中于海上船舶识别算法^[3-7]，对海上船舶识别与图传速率的相关性研究较少，而图传速率又是船舶航海监控不可忽略的影响因素之一。图传速率主要受两方面的影响：1) 传输网络，海上网络信号受多种因素的影响，较难维持长期稳定；2) 传输数据量，采集的海上船舶图片中含有大量的冗余信息，造成流量浪费，导致关键信息的传输速率下降。通过减少图片数据存储空间，优化海上无人船的图传效率，可提高航海过程中船舶的实时监控效果。

近年来，5G 网络因具有大带宽、低时延、高可靠、广覆盖等特性而广泛应用于电力、医疗、智慧城市等领域^[8]。熊星月等^[9]利用 5G 网络，基于深度学习算法，设计了一套无线定位方案，定位准确率可达 95%。胥昊^[10]在高铁无线通信的不同场景中引入了 5G 技术，实现了人与物、物与物的泛在互联。为提高海上网络的传输速率及稳定性，本文采用 5G 网络传输无人船采集的海上船舶图片。

目前，减少图片数据存储空间主要采用图片压缩的方法，如 JPG、WebP、PNG 等^[11]。吕军等^[12]利用小波变换将图片系数稀疏化，采用高斯随机矩阵压缩图片，解决了图片数据存储空间利用率低的问题。杨涛等^[13]利用离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 压缩图片后，改变不同级的灰度增强，可减少图片数据存储空间。陈笑峰等^[14]针对无人机拍摄的航空图片数据量大、网络传输慢等问题，提出卷积神经网络压缩 (convolutional neural network compression, CNNC) 的方法，压缩效果优于 JPG、WebP。通过对海上船舶图片数据集 *mastr1325*^[15]进行分析，发现船舶图片面积约占整张图片面积的 8%，约 92% 的图片面积为海水和天空等冗余信息。而以上图片压缩方法是对整张图片进行全局压缩，不适用于海上船舶图片的压缩。

为此，本文提出面向 5G 无人船的深度图片压缩 (deep image compression for unmanned surface vessels,

DCUV) 方法，在减少海上船舶图片数据存储空间的同时保留关键信息。首先，通过语义分割将海上船舶图片分为关键信息和冗余信息 2 部分；然后，动态调整码率，保留关键信息，去除冗余信息，减少图片数据存储空间；最后，通过船舶识别准确率来验证 DCUV 方法的有效性。

1 总体框架

面向 5G 无人船的深度图片压缩方法总体框架包括数据采集与压缩，5G 传输、解压缩与识别 3 个部分，图片压缩流程如图 1 所示。

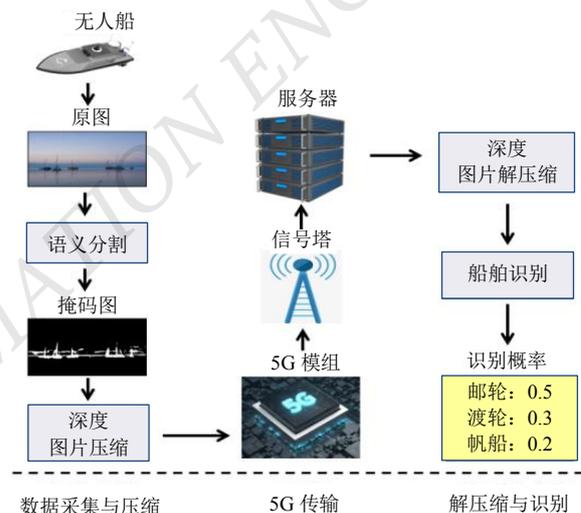


图 1 面向 5G 无人船的深度图片压缩流程图

1) 数据采集与压缩，对无人船采集的海上船舶原始图片先进行语义分割处理，再动态调整码率，把原始图片压缩至不同的分辨率。

2) 5G 传输，将压缩后的海上船舶图片发送给 5G 模组，通过 5G 网络传输至服务器。

3) 解压缩与识别，服务器先对接收的海上船舶图片进行解压缩，再进行船舶识别。根据船舶识别准确率来验证 DCUV 方法的有效性。

2 语义分割

WaSR 网络模型^[16]针对海面范围较广和光反射导致的图片模糊问题，先利用 ResNet101 网络^[17]提取图片的深层特征，再将图片的深层特征融合到融合

块^[18-20]，来提高图片的分割质量。

本文利用 WaSR 网络模型进行海上船舶图片的语义分割。首先，通过残差块对海上船舶原始图片 x_i 进行特征提取；其次，将特征输入空间金字塔池化块和注意力细化模块进行特征融合，通过调整不同损失值的计算方法，实现不同语义的分割；最后，得到掩码图片 $mask$ 。海上船舶原始图片被分割为关键信息（白色—船舶）和冗余信息（黑色—海水和天空等）2 部分，用公式可表示为 $mask = S(x_i)$ （ x_i 为输入的海上船舶原始图片， $mask$ 为语义分割后的掩码图片）。WaSR 网络模型如图 2 所示。

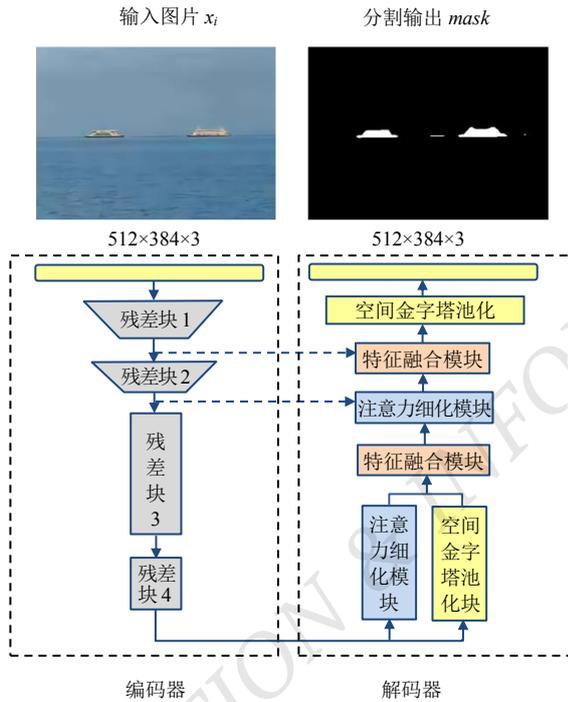


图 2 WaSR 网络模型

3 基于感兴趣区域的深度图片压缩

3.1 深度图片压缩算法原理

深度图片压缩算法主要由 3 部分组成：1) 对图片颜色轮廓解构的编码器网络 E_θ ；2) 对编码器压缩信息进行再编码的量化函数 Q ；3) 重构解码器网络 D_ϕ 。深度图片压缩流程图如图 3 所示。

编码器网络 E_θ 根据质量图片标示的感兴趣区域，

通过卷积块、残差块等非线性运算降低原始图片的空间冗余度，得到原始图片的非线性紧凑表达^[21]。

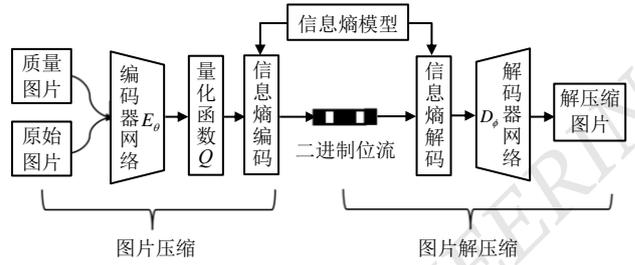


图 3 深度图片压缩流程图

量化函数 Q 对原始图片的非线性紧凑表达离散化，再通过信息熵模型对有规律与无规律的模式分别用不同位数进行信息熵编码，得到二进制位流 (Bitstreams)。

$$Z = Q(E_\theta(X)) \quad (1)$$

在图片解压缩阶段，通过对二进制位流进行信息熵解码，并将解码结果输入到解码器网络 D_ϕ ，可得解压后的图片 \hat{x} 。

$$\hat{x} = D_\phi(z) = D_\phi(Q(E_\theta(x))) \quad (2)$$

3.2 可变码率深度图片压缩

可变码率深度图片压缩通过对原始图片中的感兴趣区域进行高保真压缩，对不感兴趣区域进行失真压缩，来提高图片的压缩比。首先，通过语义分割出海水和天空等为不感兴趣区域，其他区域为感兴趣区域；然后，将掩码图片 $mask$ 与码率 $\lambda \in [0,1]$ 相乘，得到 $m = \lambda \times mask$ ($m \in [0,1]$) 的质量图片；最后，将质量图片和原始图片输入编码器和解码器进行图片压缩和解压缩。

本文利用 Qmap 网络^[22]对海上船舶图片进行压缩。Qmap 网络主要由编码器 $E_\theta = \{g_a, g_{a,c}, h_a, h_{a,c}\}$ 、量化函数 Q 、解码器 $D_\phi = \{g_s, g_{s,c}\}$ 组成。

编码器 $E_\theta = \{g_a, g_{a,c}, h_a, h_{a,c}\}$ 的输入不仅依赖原始图片 x ，还依赖质量图片 m ($m \in [0,1]$)。其中， g_a 、 $g_{a,c}$ 从原始图片与质量图片中提取图片空间质量

隐藏信息 y ; h_a 、 $h_{a,c}$ 根据图片空间质量隐藏信息 y 与质量图片 m , 提取空间结构关联的隐藏信息 z 。

$$y = g_a(x, g_{a,c}(x, m)) \quad (3)$$

$$z = h_a(y, h_{a,c}(y, m)) \quad (4)$$

量化函数 Q 利用非对称数字系统 (asymmetric numerical systems, ANS) 对隐藏信息 y 、 z 进行信息熵编码, 得到二进制位流。当解压缩时, 则通过信息熵解码得到反量化的 \hat{y} 、 \hat{z} 。

解码器 $D_\phi = \{g_s, g_{s,c}\}$ 将量化后的 \hat{y} 、 \hat{z} 输入到 $g_s, g_{s,c}$ 中, 通过解码获得重构的图片 \hat{x} 。

$$\hat{x} = g_s(\hat{y}, g_{s,c}(\hat{y}, \hat{z})) \quad (5)$$

编码器 E_θ 与解码器 D_ϕ 均采用广义除法归一化层 (generalized divisive normalization, GDN)^[23] 和空间特征变换层 (spatial feature transform, SFT)^[24]。其中, GDN 是一个可微且可逆的非线性高斯化运算层; SFT 依赖质量图片的先验信息可提高神经网络在感兴趣区域的压缩能力。

3.3 压缩模型微调

因预训练的 Qmap 模型未在无人船海上图片数据集上训练, 导致 Qmap 模型对海洋信息过滤及船舶细节还原能力较弱。因此, 本文对预训练的 Qmap 模型在关于海事语义分割的数据集 (mastr1325)^[15] 上进行微调。微调的损失函数为

$$L = -\log P(\hat{y} | m) + \sum_i \lambda_i \frac{(x_i - \hat{x}_i)}{N} \quad (6)$$

式中: $-\log P(\hat{y} | m)$ 为特定质量图下的压缩码率,

$\sum_i \lambda_i \frac{(x_i - \hat{x}_i)}{N}$ 为图片失真率。

4 海上船舶识别

本文以船舶识别准确率来验证 DCUV 方法在降低冗余信息分辨率的同时, 不丢失关键信息的有效性。选用 Inception V3 模型^[25] 作为船舶识别网络, 其将高

分辨率卷积因式分解为低分辨率且非对称的卷积, 增强表达能力, 减少计算量, 对于小物体有较高的识别准确率。

将公开数据集 kaggle-boat 中的常见邮轮、渡轮、帆船 3 类船舶, 按照 6 : 2 : 2 的比例分为训练集、验证集、测试集。采用 Inception V3 模型对 3 类船舶进行分类 $l = f(\hat{x})$ 。其中, \hat{x} 表示压缩后的图片, l 表示船舶类别。考虑到数据集 kaggle-boat 中的数据不充足, 采用图片随机裁剪和水平旋转的数据增强方法, 提升模型的鲁棒性。

计算损失的公式为

$$Loss = -\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{K-1} T_{i,k} \log p_{i,k} \quad (7)$$

式中: $T_{i,k}$ 表示第 i 张图片的真实标签为 k , $p_{i,k}$ 表示第 i 张图片预测为 k 的概率。

通过不断地调整参数, 在批量大小为 146、学习率为 1×10^{-5} 时船舶分类准确率达到 95.6%。

5 实验方案与结果

5.1 数据集

在 kaggle-boat 数据集中选取邮轮、渡轮、帆船图片共 1 500 张。

鉴于 kaggle-boat 数据集中的图片大部分是拍摄点离船舶较近的情况, 而真实情况是船舶离拍摄点远且不居中。为验证 Inception V3 模型分类可靠性, 在网上收集接近真实情况的邮轮图片 6 张、渡轮图片 7 张、帆船图片 10 张, 共 23 张图片组成自选数据集。

5.2 实验结果与分析

5.2.1 裁剪方法对比实验

采用简单的裁剪方法与本文所提的 DCUV 方法进行对比。首先, 对海上船舶原始图片进行语义分割, 得到掩码图片; 然后, 根据掩码图片对原始图片进行简单的裁剪处理; 最后, 将裁剪处理后的图片作为船舶识别网络 Inception V3 的输入, 进行船舶识别。海上船舶图片裁剪处理流程如图 4 所示。

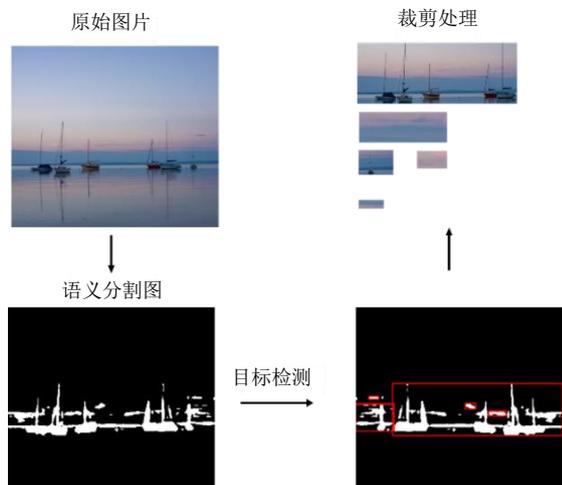


图4 海上船舶图片裁剪处理流程

压缩后图片大小与原始图片大小的比值称为图片压缩比。图片压缩比等价于压缩前后传输图片所需流量的比值。本文通过图片压缩比和识别准确率来验证 DCUV 方法的压缩效果。不同压缩算法在 kaggle-boat 数据集和自选数据集的性能比较分别如表 1、表 2 所示。

表 1 kaggle-boat 数据集不同压缩算法的性能比较

压缩方法	识别准确率	识别准确率差	图片大小/kB	图片压缩比
原始图片	95.6%	0.0%	271.5	100.0%
裁剪后	74.3%	-21.3%	160.9	59.0%
JPG(7%)	93.4%	-2.2%	6.1	2.2%
JPG(2%)	76.9%	-18.7%	4.4	1.6%
DCUV(2%)	93.4%	-2.2%	4.7	1.8%

表 2 自选数据集不同压缩算法的性能比较

压缩方法	识别准确率	识别准确率差	图片大小/kB	图片压缩比
原始图片	95.6%	0.0%	189.3	100.0%
裁剪后	71.4%	-24.2%	89.9	47.8%
JPG(7%)	95.6%	0.0%	5.3	2.8%
JPG(2%)	78.2%	-17.4%	4.1	2.1%
DCUV(2%)	100.0%	+4.6%	2.2	1.3%

由表 1、表 2 可知，经语义分割、裁剪后的海上船舶原始图片，压缩比虽为原始图片的 50%~60%，

但船舶识别准确率比原始图片分别降低了 21.3% 和 24.2%，因此，简单的裁剪方法不能完全保留关键信息，影响了船舶的监控效果。

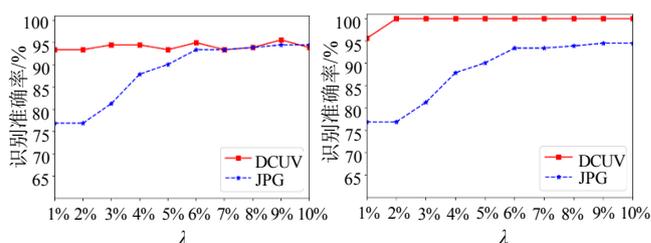
5.2.2 JPG 压缩方法对比实验

将 DCUV 方法与 JPG 压缩方法通过动态调整码率进行压缩对比测试，结果如表 1、表 2 所示。

由表 1、表 2 可知：当码率为 2% 时，DCUV 方法在 kaggle-boat 数据集和自选数据集上的船舶识别准确率比原始图片分别降低了 2.2%、上升了 4.6%，但图片压缩比仅为原始图片的 1.8%、1.3%，说明 DCUV 方法对海上船舶原始图片的处理，在保持船舶识别准确率的同时节省了流量；JPG 压缩方法以码率为 2% 进行压缩时，在 kaggle-boat 数据集和自选数据集的船舶识别准确率比原始图片分别降低了 18.7%、17.4%。综上所述，在海上船舶图片压缩方面，DCUV 方法可实现不丢失关键信息的同时降低图片数据存储空间的目的。

5.2.3 压缩图片细节分析

采用不同码率 (λ) 对海上船舶原始图片进行 JPG 和 DCUV 方法压缩，船舶识别准确率的变化如图 5 所示。



(a) kaggle-boat 数据集

(b) 自选数据集

图 5 改变码率压缩后的船舶识别准确率变化

由图 5 可知：在真实的海上场景下，在 kaggle-boat 数据集上，当 DCUV 方法码率为 2% 和 JPG 压缩方法码率为 7% 时，船舶识别准确率均为 93.4%；在自选数据集上，当 DCUV 方法码率为 2% 和 JPG 压缩方法码率为 7% 时，船舶识别准确率分别为 100% 和 94%，且 DCUV 方法比 JPG 压缩方法更能保留文字细节，船身文字清晰度对比图如图 6 所示。

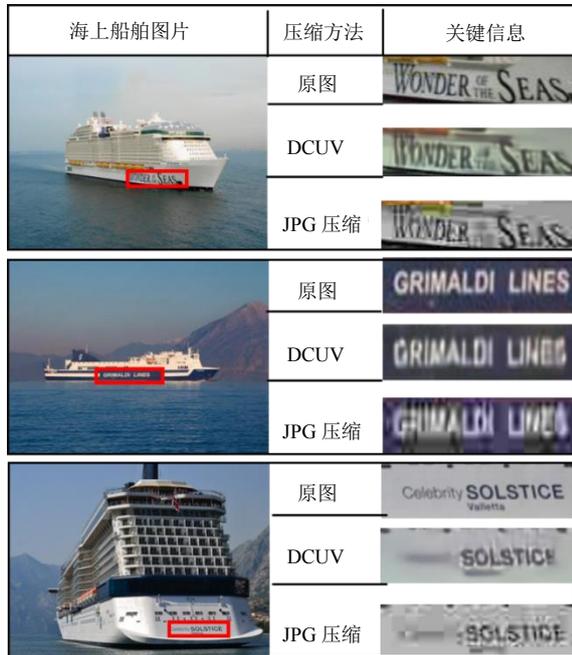


图 6 DCUV 方法与 JPG 压缩方法船身文字清晰度对比图

6 结论

本文针对海上网络信号不稳定、海上船舶图片冗余信息过多,导致海上船舶监控效率低的问题,提出基于语义分割和动态调整码率相结合的面向 5G 无人船的深度学习图片压缩方法,在保留关键信息的同时使冗余信息失真。实验结果表明:简单的裁剪会丢失关键信息,虽 JPG 压缩方法能够保留图片整体轮廓,但会丢失细节;本文所提的 DCUV 方法在海上船舶图片数据存储空间仅占原始图片的 1.8% 时,船舶识别准确率保持不变。因此,本文所提 DCUV 方法比简单的裁剪处理和 JPG 压缩方法,在降低图片数据存储空间和保留关键信息方面更具优势。

参考文献

- [1] 董颖博. 基于深度学习的 SAR 图像船舶检测与分类方法研究[D]. 中国科学院大学(中国科学院空天信息创新研究院), 2020.
- [2] CHEN X, YANG Y, WANG S, et al. Ship type recognition via a coarse-to-fine cascaded convolution neural network[J]. *Journal of Navigation*, 2020,73(4):813-832.
- [3] 赵亮, 王晓峰, 袁逸涛. 基于深度卷积神经网络的船舶识别方法研究[J]. *舰船科学技术*, 2016,38(15):119-123.
- [4] HUANG L, LI W, CHEN C, et al. Multiple features learning for ship classification in optical imagery[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018,77(11):13363-13389.
- [5] SHI Q, LI W, ZHANG F, et al. Deep CNN with multi-scale rotation invariance features for ship classification[J]. *IEEE Access*, 2018,6:38656-38668.
- [6] ZHANG E, WANG K, LIN G. Classification of marine vessels with multi-feature structure fusion[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(10):2153.
- [7] HUANG L, LI W, CHEN C, et al. Multiple features learning for ship classification in optical imagery[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018,77(11):13363-13389.
- [8] POKHREL S R, DING J, PARK J, et al. Towards enabling critical mMTC: a review of URLLC within mMTC[J]. *IEEE Access*, 2020,8:131796-131813.
- [9] 熊星月, 何迪, 何至军, 等. 基于卷积神经网络的 5G 蜂窝网络无线定位方法[J]. *数据采集与处理*, 2022,37(6):1228-1245.
- [10] 胥昊. 基于 5G 的高铁无线通信关键技术及资源分配算法研究[D]. 中国铁道科学研究院, 2022.
- [11] 徐星, 徐天华. 基于 LSTM 的图片压缩算法以及实现[J]. *计算机产品与流通*, 2018(7):97.
- [12] 吕军, 陈烁, 李秀梅. 基于压缩感知的图片压缩与加密 GUI 系统[J]. *计算机系统应用*, 2017,26(1):96-100.
- [13] 杨涛, 万帅帅, 胡世涛, 等. 关于 DCT 压缩后图片经不同级灰度增强的研究[J]. *科技视界*, 2020(9):125-126.
- [14] 陈笑峰, 周兴霞, 沈富强, 等. 无人机原始航片压缩技术在应急测绘保障中的应用[J]. *测绘与空间地理信息*, 2022,45(4): 256-258.
- [15] BOVCON B, MUHOVIĆ J, PERŠ J, et al. The mastr1325 dataset for training deep usv obstacle detection models[C]// 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2019: 3431-3438.
- [16] BOVCON B, KRISTAN M. WaSR--a water segmentation and refinement maritime obstacle detection network[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021.
- [17] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:770-778.
- [18] YU C, WANG J, PENG C, et al. Bisenet: Bilateral segmentation network for real-time semantic segmentation[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 325-341.
- [19] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab:

- Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017,40(4):834-848.
- [20] 杨兵,刘晓芳,张纠.基于深度特征聚合网络的医学图像分割[J].计算机工程,2021,47(4):187-196.
- [21] HU Yueyu, MA Zhan, YANG Wenhan, et al. Learning end-to-end lossy image compression: a benchmark[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2021.
- [22] SONG Myungseo, CHOI Jinyoung, HAN Bohyung. Variable-rate deep image compression through spatially-adaptive feature transform[C]. International Conference on Computer Vision, Virtual Event, Montreal, QC, Canada, 2021:2360-2369.
- [23] ISLAM K, DANG L M, LEE S, et al. Image compression with recurrent neural network and generalized divisive normalization[C]//CVPR, 2021:1875-1879.
- [24] WANG X, YU K, DONG C, et al. Recovering realistic texture in image super-resolution by deep spatial feature transform [C]//CVPR, 2018:606-615.
- [25] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision[C]//CVPR, 2016:2818-2826.

作者简介:

张娅玲,女,1997年生,硕士研究生,主要研究方向:信号处理。E-mail: 2635145995@qq.com

周松斌(第一通信作者),男,1978年生,博士研究生,研究员,主要研究方向:智能传感。E-mail: sb.zhou@giim.ac.cn

庞锬锬,男,1991年生,博士研究生,主要研究方向:机器学习。E-mail: kk.pang@giim.ac.cn

廖奕校,男,1992年生,博士研究生,主要研究方向:装备故障诊断与智能运维。E-mail: yx.liao@giim.ac.cn

袁飞,男,1984年生,博士研究生,讲师,主要研究方向:智能感知、智能数据处理。E-mail: eric_f_y@foxmail.com

张寿明(第二通信作者),男,1966年生,博士研究生,教授,主要研究方向:复杂工业过程控制系统。E-mail: 1411834974@qq.com

(上接第 51 页)

参考文献

- [1] 段昌淼.数据云平台技术研究与建设探讨[J].网络安全与信息化,2022(11):62-65.
- [2] 慕慧娟,郑云林,塔依尔·斯拉甫力.智慧停车场在线计量云平台分析与设计研究[J].中国测试,2021,47(4):124-129.
- [3] 李文迪,陈华伟,伍权,等.设备上云技术研究现状与展望[J].机床与液压,2020,48(15):194-198.
- [4] 刘小梅,唐鑫,杨舒婷,等.基于 Reed-Solomon 编码的抗边信道攻击云数据安全去重方法[J].信息安全学报,2022,7(6):80-93.
- [5] 张红金,刘维.国产云平台安全体系策略探究[J].自动化与信息工程,2022,43(2):23-28.
- [6] 荣喜丰.云计算网络环境下的信息安全研究[J].网络安全技术与应用,2021(7):83-84.
- [7] 李慧芹,吕静贤,王慧,等.网络监听技术下的网络安全平台设计[J].机电工程技术,2022,51(8):153-155;244.
- [8] 刘隐.云计算网络环境下的信息安全问题探讨[J].电脑知识与技术,2021,17(18):64-65.
- [9] 赵宏,常有康,王伟杰.深度神经网络的对抗攻击及防御方法综述[J].计算机科学,2022,49(S2):662-672.
- [10] 张勇,郭骏,刘金波,等.调控云平台 IaaS 层技术架构设计和关键技术[J].电力系统自动化,2021,45(2):114-121.
- [11] 齐祥柏,陈青,赵洪岗.工业控制系统信息安全问题探讨[J].机电工程技术,2021,50(12):180-182.
- [12] 王承明,白连万,王健,等.基于云平台的计算机公共实验教学中心建设的研究与实践[J].实验技术与管理,2020,37(11):269-272.
- [13] 谈永奇,王换换,阳媛,等.基于智能化集成设备的医院大数据信息化云测试系统设计[J].计算机测量与控制,2020,28(8):98-101.

作者简介:

张红金,男,1976年生,本科,高级工程师,信息系统项目管理师,主要研究方向:软件测试、信息系统安全研究、科研项目管理及质量管理。E-mail: zhanghongjin@ceppei.com