引文格式：王顺,陈小月,林中杰,等. 运用U-Net++模型的遥感影像多尺度云检测[J]. 地理空间信息, 2024, 22(7): 54-58. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.07.012

运用U-Net++模型的遥感影像多尺度云检测

王　顺[1]，陈小月[1]，林中杰[1]，周　渝[2]，么嘉棋[3]
（1. 上海勘测设计研究院有限公司，上海 200434；2. 成都锦江电子系统工程有限公司，四川 成都 610300；
3. 天津师范大学 京津冀生态文明发展研究院，天津 300387）

摘　要：针对传统方法将建筑物、水体误识别为云以及提取边缘轮廓不连续等问题，提出了一种结合多尺度语义分割模型的云检测方法。首先对遥感影像各个波段进行标注、裁剪、数据增广等处理，形成多个数据集；再将数据集输入U-Net++网络进行训练、直至收敛，并利用深度监督方法进行剪枝以减少待保存参数，得到各波段的云检测模型；最后通过多模型加权融合获取总体精度更高、主观效果更优的云检测结果。实验结果表明，该方法的总体精度达到91.04%、约比OTSU法高6%，且改善了提取云区轮廓效果。

关键词：U-Net++；OTSU；云检测；深度学习；语义分割
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）07-0054-05

Multi-scale Cloud Detection in Remote Sensing Image Based on U-Net++ Model

WANG Shun[1], CHEN Xiaoyue[1], LIN Zhongjie[1], ZHOU Yu[2], YAO Jiaqi[3]
(1. Shanghai Survey Design & Research Institute Co., Ltd., Shanghai 200434, China;
2. Chengdu Jinjiang Electronic System Engineering Co., Ltd., Chengdu 610300, China;
3. Academy of Eco-civilization Development for Jing-Jin-Ji Megalopolis, Tianjin Normal University, Tianjin 300387, China)

Abstract: Aiming at the problem of misidentifying building and water body as cloud by traditional method and the extracted edge contour discontinuity, we proposed a cloud detection method based on multi-scale semantic segmentation model. Firstly, we marked, cut and data augmented each band of remote sensing image to form multiple data sets. Then, we sent the data set to the U-Net++ network for training until it converged, and carried out pruning through in-depth supervision to reduce the parameters to be saved, so as to obtain the cloud detection models of each band. Finally, we obtained the cloud detection results with higher overall accuracy and better subjective effect by multi-model weighted fusion. The experimental results show that the overall accuracy of this method is 91.04%, which is about 6% higher than that of OTSU, and the method improves the effect of cloud contour extraction.

Key words: U-Net++, OTSU, cloud detection, deep learning, semantic segmentation

国际卫星云计划统计报告表明全球范围内被云覆盖的平均概率约为67%，云覆盖降低了地表辐射特性的真实性，严重制约着卫星遥感影像的使用效率[1-2]。因此，精准而高效的遥感影像云检测方法是准确获取地表信息、开展后续应用与分析的关键技术，也是影像云雾处理领域一直以来的研究热点与难点。对地观测遥感卫星发展至今，云检测理论经历了从目视解译到自动化提取的漫长探索过程。卫星遥感技术可通过接收太阳光辐射到地物后散射、反射到接收视场内的电磁波获取目标光谱特征，云顶温度与下垫面其他地物存在显著区别，早期研究人员则基于这一点通过在近红外、可见光波段设定阈值实现云识别，该方法计算复杂度低、识别效率高，但由于“同谱异物”和依赖经验阈值的影响，整体精度被局限在一个较低水平[3-7]。为避免主观因素与先验参数的影响，研究人员开始将图像分割算法引入云检测，主要是根据云与其他地物的纹理特征差异进行识别，如最大类间分类法等[8-12]，但该类方法不仅对高分辨率遥感影像中的白噪声较敏感，而且当云类型为薄云、碎云时背景地物多种多样，仅通过纹理特征难以准确识别。为解决这一难题，相关学者引入强分类器加多维图像特征的组合算法，通过目标与其他地物的多维度特征进行逐像素迭代分类，直至分类器模型达到收敛，可满足复杂的分类任务，如SVM理论等[13-18]。该类算法可在一定程度上解决目标类别特征较复杂的识别问题，但计算复杂度较高、模型可移植性较差，难以适用于海量卫星

收稿日期：2022-11-09。
第一作者简介：王顺（1984—），硕士，工程师，主要研究方向为深度学习在卫星遥感中应用探索，E-mail：wangshun921@163.com。

数据处理。

随着深度学习技术的快速发展，U-Net、SegNet、Deeplab V3+等语义分割模型通过提取多尺度、高级特征，在图像分类、目标检测、图像分割等方面取得了远超经典模型的表现[19-21]。因此，研究者尝试将深度学习引入卫星遥感影像云检测领域，以展现优于传统算法的模型泛化能力。段雅鸣[22]等将Fmask初步云检测结果作为Landsat数据云标签，通过优化后的深度卷积神经网络实现云检测，经验证在保证模型泛化能力的同时，提高了云检测的准确性；Xie F Y[23]、Yao J Q[24]等通过简单线性迭代聚类理论为深度卷积神经网络提供多尺度特征，实现多类型多尺度的云检测；为提高云边界的检测精度，Chen L C[25]等通过局部颜色和距离信息来改善边界，但条件随机场预测需耗费大量时间，且最终预测结果易受参数影响；陈洋[26]等针对云像元特性提出了一种自适应池化模型，通过卷积神经网络实现遥感影像云检测，但该模型在反向传播过程中的表现仍需进一步完善；张永宏[27]等结合U-Net和残差模块实现了FY-4A卫星影像云检测，提高了云的整体识别精度，但不能很好保留碎云的细节特征；么嘉棋[28]等在SegNet的基础上结合CRF理论实现了资源三号卫星影像云检测，改善了传统算法对噪声敏感的缺点，但对于薄云、碎云存在一定程度的漏检，且各区域之间存在拼接痕迹，影响整体效果；Yao J[29-30]等基于Adaboost理论实现了多基础网络模型融合，使最终激光足印影像云检测结果兼具各模型的优点，但模型保留的参数较多，不便于后续系统部署。由上述研究可知，实现卫星遥感影像多类型、多尺度云高精度提取是一个难点问题。针对传统方法对噪声敏感、边缘轮廓提取精度低等问题，本文提出了一种结合遥感多尺度特征与U-Net++网络的云检测方法。

1　研究方法

1.1　数据来源与预处理

本文采用Windows环境下的PyTorch深度学习框架，硬件条件为Intel(R)CPU E3-1505M v3 @ 2.3 Hz，显卡为NVIDIA Quadro K2200，内存为128 G。实验数据为资源三号卫星多光谱影像，空间分辨率为5.8 m、具备红、绿、蓝、近红外4个波段，影像大小为30 786像素×30 847像素。为解决遥感影像过大难以训练的问题，实验中将遥感影像切割成256像素×256像素大小的影像块，并通过翻转、加噪声和形态学变换等处理对数据进行扩充，以扩大深度学习网络的训练集数据。

1.2　U-Net++网络原理

U-Net++由U-Net结构演变而来（图1）。本文尝试通过U-Net++形成每个光谱波段的多尺度云检测模型，以适应遥感影像上尺度、形态不同的云像元目标，最终达到提升总体精度、改善云区域边缘轮廓效果的目的。U-Net是一个较经典的语义分割模型，具备的特点为：①呈左右对称的U型结构，通过编码—解码压缩影像和去除噪声，进而保存影像中的典型地物特征；②通过跳跃连接层解决梯度消失的问题，并通过叠加替换原有的求和操作，保留被泛化的典型特征。PSPNet、DenseNet、SegNet等网络通过调整卷积深度、降采样模块在ImageNet上获得了比U-Net速度更快、准确率更好的结果，但最佳深度往往是未知的、需要广泛的架构搜索或不同深度模型的低效率集成测试来获取，且跳跃连接对浅层、深层特征融合施加了不必要的限制、仅在相同比例的编码—解码器进行特征图融合。为解决上述问题，Zhou Z W[31]等提出了U-Net++网络，通过有效集成不同深度U-Net来缓解未知网络深度带来的问题，并通过深度监督、新的跳跃连接层结构和剪枝方案获取更优的训练效果。

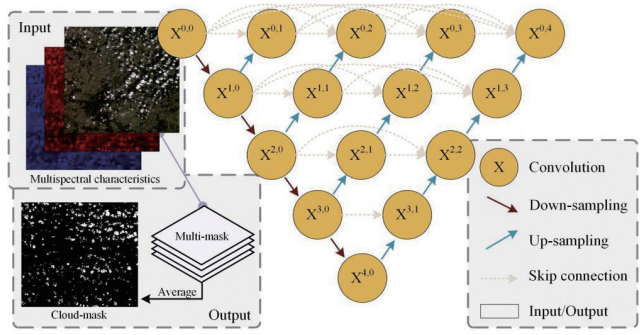


图1　U-Net++网络结构

U-Net++网络整体上可分为卷积层、下采样层、上采样层、跳跃连接层和输入/输出层。通过多尺度跳跃连接层可融合不同比例地物的浅层、深层特征，能比其他网络保留更多遥感影像细节，这也是本文选择该网络的主要原因之一。节点间相互关系可定义为：

$$X^{i,j}=\begin{cases}H(D(X^{i-1,j})) & j=0\\ H([[X^{i,k}]_{k=0}^{j-1},U(x^{i+1,j-1})]) & j>0\end{cases} \tag{1}$$

式中，$X^{i,j}$为不同比例的卷积节点；H、D、U分别为卷积、下采样和上采样操作；i为沿编码器下采样操作进行顺序的索引编号；j为沿跳跃连接操作进行顺序的索引编号。

Zhou Z W[31]等在U-Net++中引入了深度监督，用于获取多组U-Net模型中的最佳深度。在节点$X^{0,1}$、$X^{0,2}$、$X^{0,3}$和$X^{0,4}$的输出上附加1×1卷积和Sigmoid

激活函数。在上述运算后，定义了一种新的损失函数，主要由像素级交叉熵损失和Dice系数损失构成，可兼具二者优势，即对梯度进行平滑处理和对不平衡类进行再分配处理。损失函数的定义为：

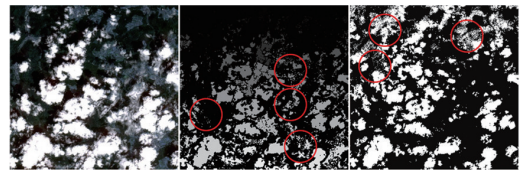
$$L(Y,P)=-\frac{1}{N}\sum_{c=1}^{C}\sum_{n=1}^{N}\left(y_{n,c}\log p_{n,c}+\frac{2y_{n,c}p_{n,c}}{y_{n,c}^2+p_{n,c}^2}\right) \quad (2)$$

式中，$y_{n,c}\in Y$ 为目标标签；$p_{n,c}\in P$ 为当前类别的预测概率；c 为当前类别；n 为第 n 个像素。

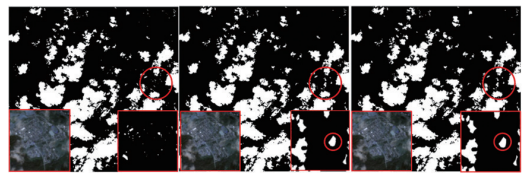
此外，可通过深度监督对训练模型进行剪枝，以减少待保存参数，两种实现途经为：①集成模式，先收集所有模型分支的分割结果，再取其平均值；②剪枝模式，从多尺度U-Net模型中选择一种作为输出。通过U-Net++不仅可以获得识别精度、训练时间明显优于其他模型的结果，还可以在遥感影像获得不同比例尺地物目标的浅层、深层特征，便于后续构建多源数据模型。

2 实验结果与分析

由于现有理论不能完全适用于卫星遥感影像云检测，为验证本文方法的可靠性，将其与分水岭法、OTSU法、K-means聚类法的云监测结果进行对比，结果见图2。分水岭法与OTSU法在原理上较接近，是基于梯度分布或辐射亮度阈值进行二分类，它们的局限性在于当云下垫面特征较丰富或影像上辐射变化较大时，云识别整体精度将降低甚至不能完成识别任务。由图2b、2c可知，云识别结果存在大量噪声以及误检、漏检，且云影、水体、建筑物等像元引起的干扰较大，云区轮廓精度很差，不能适应多尺度云检测任务。K-means聚类法是一种非监督分类方法，优势在于无需样本标注，通过逐像素迭代计算到种子点的距离进行重分类，最终实现云检测，但计算复杂度较高且需要一定的先验知识，如影像上需要分类的地物类别数目等参数。由图2d可知，K-means聚类法可基本胜任云检测任务，但其应用场景较单一，不能适用于自动化、多尺度的云检测任务需求。U-Net是应用较广泛的语义分割网络，跳跃连接层可保留检测对象更多的细节特征，同时极大改善传统算法对先验知识的依赖。由图2e可知，U-Net法基本可以胜任云检测任务，但跳跃连接层在保留细节特征的同时云轮廓边缘保留了更多的“毛刺”，当云覆盖区域较广时，将会引入额外的误差，甚至对云区准确提取造成较大干扰；而U-Net++通过多尺度跳跃连接层改善了该问题，同时降低了误检率。与上述方法相比，本文方法是一种模型可迁移、泛化能力较强的方法，在云检测整体精度、细节特征提取、抗噪性等方面均取得较好的结果（图2f），总体精度达到92.23%，约优于传统算法7.38%（表1），可有效识别碎云、薄云、厚云等多种相态和尺度的云，能满足自动化、多尺度任务需求。



a 多光谱影像　b 分水岭法　c OTSU法



d K-means聚类法　e U-Net　f U-Net++

图2 不同方法云识别结果对比

表1 不同云检测方法精度评价/%

实验方法	总体精度	误检率
分水岭法	81.85	18.15
OTSU法	85.51	14.49
K-means聚类法	87.20	12.80
U-Net	89.75	10.25
U-Net++	92.23	7.77

为了进一步描述本文方法的优势，结合OTSU法，在3个局部案例中展开精度评估对比分析，图3从上到下依次对应实验一、二、三，从左至右依次为原始多光谱影像、OTSU云检测结果、U-Net++云检测结果，包含各种云相态以及水体、建筑物、植被等地物，场景较丰富。结合图3b、3e、3h可知，OTSU法会将高反射率人造物误识别为云，同时存在大量噪声，且对多尺度云特征不敏感导致漏检，使得云检测结果呈现不规则萎缩或膨胀。与之相比，本文方法改善了这些局限性，可实现多尺度、各种场景下的云检测。

对应实验组云检测的云量、总体精度见表2，云量即影像上云像元占总体像元的比例，总体精度即在有参考情况下云像元、背景像元检测正确的平均概率，所参考数据与真实云量的判断标准为人为目视解译的结果。由于OTSU法存在大量的漏检、误检，所以在检测云量和整体精度上均与本文方法存在较大差距，本文方法的总体精度平均为91.04%，约优于OTSU法6%，且当区域内高反射率地物占比较大时这一差距可能会继续增大。

基于光谱特征的云识别往往依赖于特定的波长范围、易受相似光谱地物的影响；基于纹理特征的云检

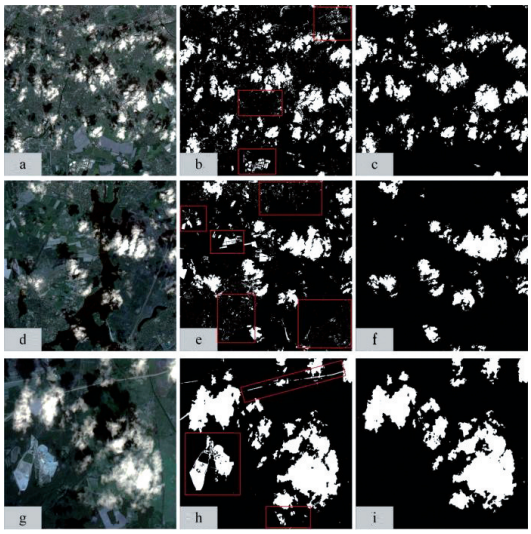


图3　云检测结果对比

表2　不同云检测方法在小区域上的精度评价/%

实验	真实云量	OTSU法		本文方法	
		云量	总体精度	云量	总体精度
实验一	16.48	18.82	87.62	15.09	91.55
实验二	12.24	11.71	84.40	10.16	90.35
实验三	23.07	25.32	83.10	21.05	91.22

测往往受建筑物、水体、雪等高反射率地物的影响，这些因素极大地限制了这些理论的应用场景，且模型均不能适应多尺度、多相态云的识别[3-5,10-14]。随着深度学习技术的快速发展，语义分割模型为种类多样且大小不同（碎云、薄云、厚云）的云检测问题提出了新的解决方案[27-29]。与现有理论不同，语义分割并不是强监督分类器，而是一种从已有训练样本中提取、归纳目标类别典型特征的弱监督分类技术。本文的切入点在于解决两个问题：①传统算法在云识别精度、提取效果上的不足；②通过深度监督改善现有语义分割网络中冗余参数过多、训练效率低的问题。实验结果表明，本文方法基本解决了上述问题，但还存在一定不足。语义分割技术高度依赖于前期的数据标注，尽管本文通过多光谱特征减少了标注工作量，但数据时间、空间跨度越大，要想得到可迁移性、泛化能力强的模型，就需要投入更多的资源进行前期标注。

3　结　语

本文提出了一种基于U-Net++语义分割模型的多尺度特征卫星遥感影像云检测方法，通过深度监督、跳跃连接和剪枝等手段获取更优的训练效果。实验结果表明，本文方法云检测的总体精度达到91.04%，约优于OTSU法6%，且改善了传统算法对噪声敏感、将高反射率地物误检为云的问题，对多尺度、多相态云均有较好的识别效果，提取的云边缘轮廓与人主观感受更一致。本文相关结论对深度学习技术在卫星遥感领域的应用具有一定的参考价值。

参考文献

[1] Rossow W B, Garder L C. Cloud Detection Using Satellite Measurements of Infrared and Visible Radiances for ISCCP[J].Journal of Climate,1993,12(12):2 341-2 369

[2] Zhang Y. Calculation of Radiative Fluxes from the Surface to Top of Atmosphere Based on ISCCP and Other Global Data Sets: Refinements of the Radiative Transfer Model and the Input Data[J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres,2004,109(D19):268-274

[3] Li W,Fang S,Dian Y,et al. Cloud Detection in MODIS Data Based on Spectrum Analysis[J]. Editorial Board of Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2005,30(5):435-438

[4] Yang X, Sun L, Tang X, et al. An Improved Fmask Method for Cloud Detection in GF-6 WFV Based on Spectral-contextual Information[J]. Remote Sensing,2021(13): 4 936

[5] Shi Q,Zhe Z,He B. Fmask 4.0: Improved Cloud and Cloud Shadow Detection in Landsats 4-8 and Sentinel-2 Imagery[J].Remote Sensing of Environment,2019,231:111 205

[6] 韩杰,杨磊库,谢玉娟,等.基于多光谱分析的HJ-1B数据云检测算法[J].测绘科学,2013,38(1):150-152

[7] 李微,方圣辉,佃袁勇,等.基于光谱分析的MODIS云检测算法研究[J].武汉大学学报(信息科学版),2005,30(5):435-438

[8] 王宇,陈殿仁,沈美丽,等.基于形态学梯度重构和标记提取的分水岭图像分割[J].中国图象图形学报,2008,13(11): 2 176-2 180

[9] Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics,2007,9(1):62-66

[10] 孔俊,王佳男,谷文祥,等.基于区域的自动种子区域生长法的彩色图像分割算法[J].东北师大学报(自然科学),2008, 40(4):47-51

[11] 李超炜,邓新蒲,赵昊宸.基于多特征提取的遥感影像云检测算法研究[J].数字技术与应用,2017,35(9):124-127

[12] 彭晏飞,宋晓男,訾玲玲,等.基于卷积神经网络和改进模糊C均值的遥感图像检索[J].激光与光电子学进展, 2018,55(9):173-182

[13] 张波,胡亚东,洪津.基于多特征融合的层次支持向量机遥感图像云检测[J].大气与环境光学学报,2021,16(1):58-66

[14] 陈长春.基于支持向量机的Landsat多光谱影像云检测算法研究[D].合肥:安徽大学,2014

[15] 盛夏,李玮,孙龙祥.基于非监督聚类与决策树的MODIS图

像云检测方法[C]//第十五届全国遥感技术学术交流会论文摘要集,贵阳,2005

[16] 罗信,闫奇奇,宋思涵,等.遥感影像中辫状河道提取的CART决策树分类方法研究[J].计算机时代,2022(8):6-9

[17] 许赟,许艾文.基于随机森林的遥感影像云雪雾分类检测[J].国土资源遥感,2021,33(1):96-101

[18] 付华联,冯杰,李军,等.基于随机森林的FY-2G云检测方法[J].测绘通报,2019(3):61-66

[19] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]//Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2015:234-241

[20] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R, et al. Segnet: A Deep Convolutional Encoder-decoder Architecture for Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2017,39(12):2 481-2 495

[21] Niu Z,Liu W,Zhao J,et al. DeepLab-based Spatial Feature Extraction for Hyperspectral Image Classification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 16(2): 251-255

[22] 段雅鸣,张锦水,朱爽.基于深度卷积神经网络的云检测方法[J].测绘通报,2021(4):33-39

[23] Xie F Y, Shi M Y, Shi Z W, et al. Multilevel Cloud Detection in Remote Sensing Images Based on Deep Learning[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2017,10(8):3 631-3 640

[24] Yao J Q, Zhai H R, Wang G H. Cloud Detection of Multi-feature Remote Sensing Images Based on Deep Learning[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science,2021,687(1):55-60

[25] 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,2018,40(4):834-848

[26] 陈洋,范荣双,王竞雪,等.基于深度学习的资源三号卫星遥感影像云检测方法[J].光学学报,2018,38(1):362-367

[27] 张永宏,蔡朋艳,陶润喆,等.基于改进U-Net网络的遥感图像云检测[J].测绘通报,2020(3):17-20

[28] 么嘉棋,陈继溢,陈赟,等.联合深度学习和条件随机场的遥感影像云检测[J].测绘科学,2019,44(12):121-127

[29] Yao J, Tang X, Li G, et al. Cloud Detection of GF-7 Satellite Laser Footprint Image[J]. IET Image Processing, 2021, 15(10):2 127-2 134

[30] Yao J, Tang X, Li G, et al. Influence of Atmospheric Scattering on the Accuracy of Laser Altimetry of the GF-7 Satellite and Corrections[J]. Remote Sensing,2022,4(1):129

[31] Zhou Z W, Siddiquee M R, Tajbakhsh N, et al. U-Net++: Redesigning Skip Connections to Exploit Multiscale Features in Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging,2019,39(6):1 856-1 867

（上接第21页）

of the Equity of Urban Park Green Space Based on Population Data Spatialization: a Case Study of a Central Area of Wuhan, China[J]. Sensors,2019,19(13):2 929

[6] 桂昆鹏,徐建刚,张翔. 基于供需分析的城市绿地空间布局优化:以南京市为例[J]. 应用生态学报,2013,24(5):1 215-1 223

[7] 施拓,李俊英,李英,等. 沈阳市城市公园绿地可达性分析[J].生态学杂志,2016,35(5):1 345-1 350

[8] 白永平,张文娴,王治国. 基于POI数据的医药零售店分布特征及可达性:以兰州市为例[J]. 陕西理工大学学报(自然科学版),2020,36(1):77-83

[9] 杨丽娟,杨培峰,陈炼. 城市公园绿地供给的公平性定量评价:以重庆市中心城区为例[J]. 中国园林,2020,36(1):108-112

[10] 赵洋,徐枫,万义良. 基于改进引力模型的公园绿地空间可达性及供需平衡分析方法[J]. 地球信息科学学报,2022,24(10):1 993-2 003

[11] Herzele A V, Wiedemann T. A Monitoring Tool for the Provision of Accessible and Attractive Urban Green Spaces[J]. Landscape and Urban Planning,2003,63(2):10-16

[12] 李鑫,马晓冬,薛小同,等. 城市绿地空间供需评价与布局优化:以徐州中心城区为例[J]. 地理科学,2019,39(11):1 771-1 779

[13] 李孟桐,杨令宾,魏冶. 高斯两步移动搜索法的模型研究:以上海市绿地可达性为例[J]. 地理科学进展,2016,35(8):990-996

[14] 段松江,丁忆,胡艳,等. 基于两步移动搜索法的公园绿地可达性研究[J]. 地理空间信息,2019,17(8):40-42

[15] 仝德,孙裔煜,谢苗苗. 基于改进高斯两步移动搜索法的深圳市公园绿地可达性评价[J]. 地理科学进展,2021,40(7):1 113-1 126

[16] 李飞,薛彬,黄亚楼. 初始中心优化的K-means聚类算法[J]. 计算机科学,2002,29(7):94-96

[17] 隋心怡,王瑞刚,张鸿翔. 一种改进的K-均值聚类算法[J]. 计算机与数字工程,2018,46(4):682-685