

任苇,杨元园,高建等.基于U-Net地物识别的城区雨水资源潜力评估[J].人民珠江,DOI:10.3969/j.issn.1001-9235.XXXX.XX.001.

基于U-Net地物识别的城区雨水资源潜力评估

任苇¹,杨元园^{2*},高建²,张文慧³,闫冰冰²,李家科²,齐师杰⁴

(1. 中国电建集团西北勘测设计研究院,陕西 西安 710100;2. 西安理工大学,陕西 西安 710048;3. 宁波银行股份有限公司,浙江 宁波 315000;4. 天津国际工程咨询集团有限公司,天津 300220)

摘要:雨水收集利用是缓解城市水资源紧张与排水压力的重要途径。构建基于遥感数据集的U-Net地物识别模型,提取水体、裸地、林草地、建筑屋面、道路等5类地物;考虑地物、土壤和降雨季节性变化等,分别采用综合径流系数法和SCS-CN地表产流模型计算径流系数,结合坡度因子进行修正,推求不同降雨情景的雨水资源潜力。西安市城六区的案例研究表明:U-Net模型对城区复杂地物的分类精度和边界识别表现出显著的适用性和稳定性,超参数训练能有效平衡模型识别性能与效率;相较于综合径流系数法,SCS-CN的径流系数值更大、空间异质性更强,更能精细刻画土壤水文条件差异对产流的影响,更适用城区雨水资源潜力评估及后续规划建设与管理;在10%、50%、90%频率及多年平均降雨情景下,U-Net地物识别模型对结果修正后,雨水资源潜力分别为2.85亿、2.20亿、1.73亿、2.26亿 m^3/a ;建筑屋面和道路是雨水资源的主要贡献区。该成果可为城市雨洪韧性管理提供参考。

关键词:雨水资源;U-Net模型;地物;径流系数;地理信息系统;西安

中图分类号: **文献标识码:** **文章编号:**1001-9235(XXXX)XX-0001-14

雨水作为动态更新、获取便捷、水质较好、利用成本较低的淡水资源^[1],在应对极端气象水文事件频发、水资源短缺、城市病等挑战时日益重要^[2]。雨水资源利用的概念,指通过改造下垫面或利用雨水径流设施,对降雨及其形成的分散性坡面径流加以调控和处理,使之服务于生活、工农业生产、生态等需水过程^[3]。它对于保障供水安全、提升排水韧性、促进非常规水资源利用和区域可持续发展具有重要意义^[4]。

海绵城市建设背景下,城市多采用灰-绿-蓝、源头-过程-末端相结合的雨水管理模式^[5]。通过优化平面布局和竖向控制以提高雨水收集与滞蓄能力,从而实现市政杂用、景观生态、内涝防治等目标^[6]。中国城市雨水利用规模偏小,雨水收集具有很大潜力^[7]。例如,北京2020年雨水集蓄面积不足

建成区的2%,雨水利用量仅占年降雨量的0.78%^[8]。

雨水资源利用潜力评估的关键是计算地表径流量^[9]。地物是影响雨水产流、下渗及收集效率的关键因素,不同地物的特性决定了降雨后的水文响应过程。因此,地物特征识别至关重要,即要分析地表上各种自然的和人造的、固定或半固定的物体与现象。近年来不断丰富的高分遥感影像数据,以及深度学习方法在地物分类中的应用与发展,为城市地物解译及雨水径流计算提供了数据和方法可能^[10]。

本文提出基于遥感影像精确解译的城区雨水资源潜力评估方法,在陕西省西安市城六区进行实例应用。首先构建U-Net地物识别模型和评价分类精度,然后分析降雨特征并确立四种降雨情景,再

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2023YFC3206700);国家自然科学基金资助项目(52009099);陕西省重点科技创新团队项目(2024RS-CXTD-50)。

收稿日期:2026-06-12 **修回日期:**2026-07-22

作者简介:任苇(1974—),男,硕士,正高级工程师,主要从事水资源规划与工程设计工作。

通信作者:杨元园(1989—),男,博士,副教授,主要从事水文学及水资源研究。

联系作者:致信rmzj@pearlwater.gov.cn,由期刊转接。

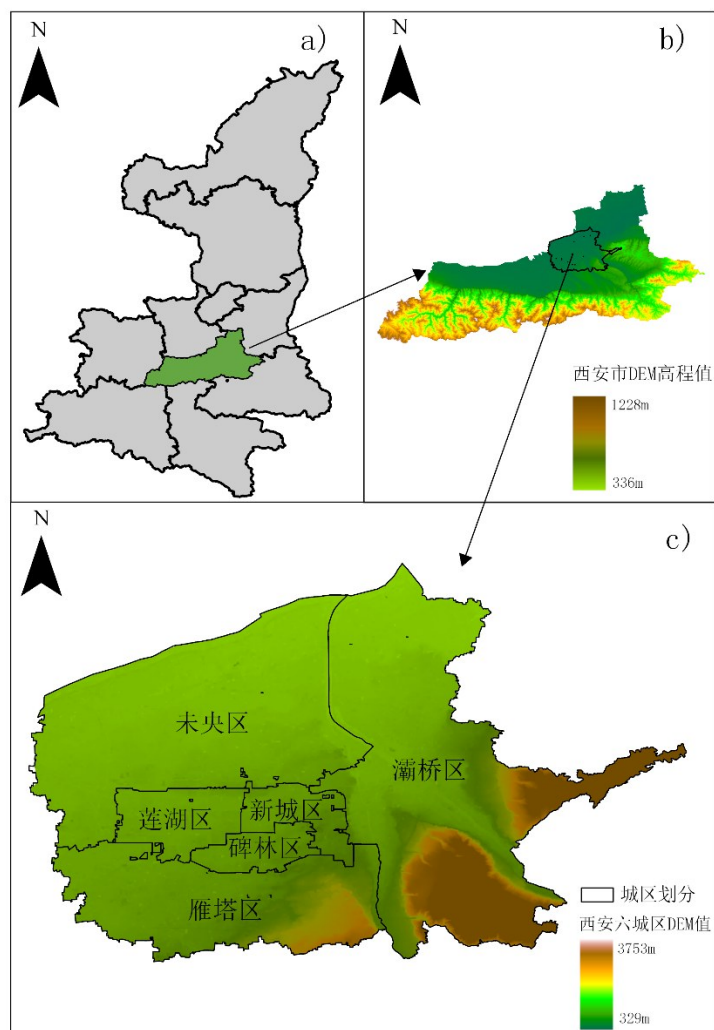
计算和修正研究区径流系数,最终估算不同情景的雨水资源潜力。

1 研究区与数据

1.1 西安市城六区概况

陕西省西安市是中国西北的重要中心城市,面临复合型水安全挑战。随着人口增长和土地开发强度加大,水资源供需矛盾突出;自然地表逐渐被

不透水和弱透水的人造地表替代,洪涝不断加剧^[11]。西安市城六区包括新城、碑林、莲湖、雁塔、未央和灞桥6个主城区(图1),总面积约820 km²,是西安市人口最密集、建设最集中、雨水资源开发利用最具代表性和潜力的核心区域。地理坐标为北纬33°42′~34°44′,东经107°40′~109°49′,地势整体呈南高北低,南依秦岭山系,北部地势平缓。



注:a) 陕西省行政边界 b) 西安市数字高程模型 c) 西安市城六区数字高程模型

图1 研究区概况

Fig. 1 Overview of the study area

1.2 数据收集与处理

本研究主要使用3类基础数据^[12]。①1961—2023年西安市逐日降雨数据。由两个来源的数据整编而成,即国家青藏高原科学数据中心的1961—

2022年逐日降雨栅格数据(有缺失),以及美国国家环境信息中心的1981—2023年地面观测气象数据(<https://www.ncei.noaa.gov/data/global-summary-of-the-day/archive/>)。②地理空间数据云(www.giscloud.com/)。

gscloud.cn)的数字高程模型(DEM)数据,土地利用/覆被、土壤分布等数据。③谷歌地球(Google Earth)的空间分辨率为0.5 m遥感影像数据,使用其历史影像功能,选取了2022年2月至2023年2月覆盖主城区的高质量影像。针对部分区域分辨率不统一和更新滞后的问题,采用分区截图、拼接、几何校正等手段,保证边缘过渡自然、空间统一。此外,为提高地物分类的空间精度与可靠性,在ArcGIS Pro中设置控制点完成几何校正,采用二次多项式变换与双线性插值提升精度;按WGS 1984坐标系裁剪研究区影像,并储存为统一格式;通过直方图均衡

化^[13]和Pansharpen融合等方法^[14]增强影像对比度与细节表现。

2 研究方法

城区雨水资源潜力评估框架见图2。数据集构建过程包括遥感数据处理、数据准备、数据集划分;研究区地物识别包括U-Net地物识别模型构建、模型精度评价、分类结果分析并引入支持向量机(Support Vector Machine, SVM)监督分类方法作为对照;雨水潜力评估包括降雨数据分析、参数获取、径流系数计算与修正、潜力计算。

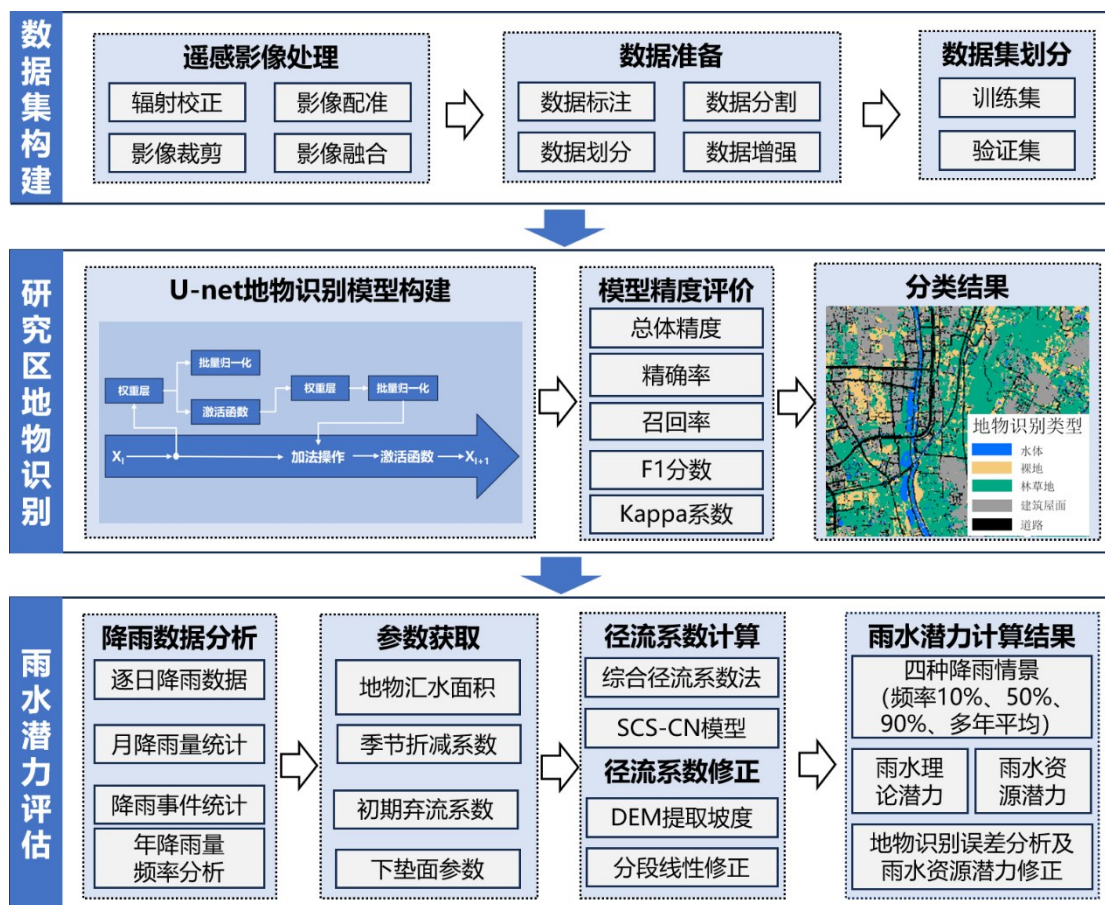


图2 城区雨水资源潜力评估框架

Fig. 2 Framework of urban rainwater harvesting potential assessment

2.1 U-Net地物识别模型

地物指地表上天然和人造的实体地理要素。遥感影像地物识别分类中,深度学习方法一般通过学习地物的颜色与纹理特征,提高目标识别能力并

有效抑制背景干扰。本研究建立U-Net地物识别模型^[15]。它是一种基于编码器-解码器与跳跃连接的全卷积神经网络模型,具有精度高、小样本高效、多尺度融合、地物边缘清晰、轻量化易部署等优势。

为提高雨水径流系数估算和雨水资源潜力评估的精度和信度^[16],本文确立的地物识别流程包括数据准备、预处理、样本数据标注、模型构建、训练与损失、推理与后处理、精度验证等。①采用目视法与人工标注方式,依据相关分类依据^[17]并结合地貌与影像特征,将研究区划分为水体(河流、湖泊、人工水体等)、裸地(裸露地面、未开发土地等)、林草地(林地、草地、绿化带等)、建筑屋面(屋面、广场等)、道路五类地物。②样本越丰富,模型越稳定、适应性越强^[18]。样本数据标注时,优先选择边界清晰、易于辨识的区域,避免树冠遮挡和阴影干扰。所有样本生成对应的像素级标签掩码,用于模型的

训练。为降低模型训练的计算负担,采用滑动窗口法将高分辨率的影像裁剪为256×256像素块,步长为128像素,以保持空间连贯性;为增强模型泛化能力并减少过拟合,还采用以旋转为主的数据增强策略扩充样本。③按照9:1和6:4两种比例划分数据集为训练集、验证集,分别用于调参和性能评估。④设置多组超参数配置方案以评估超参数对模型训练效果的影响。选择训练轮数(10~60)、批次大小(4~20)、验证集占比(10%~40%)进行组合,因为三者模型收敛速度、泛化能力和最终精度方面均起着重要作用。表1为U-Net地物识别模型主要参数。

表1 U-Net地物识别模型主要参数
Tab. 1 Main parameters of the U-Net land-cover recognition model

参数名称	参数设置
软件平台	ArcGIS Pro 深度学习模块
深度学习框架	ArcGIS Learn 2.2.0.1
深度学习后端	PyTorch backend
模型类型	U-Net
模型名称	UnetClassifier
主要网络结构	ArcGIS Learn 内置U-Net 结构
编码器骨干网络	ResNet-34
输入影像块	256×256
输入波段	4
分类类别	水体、林草地、道路、建筑屋面、裸地
学习率	9.1201×10 ⁻⁶ 至 9.1201×10 ⁻⁵
学习率调度策略	ArcGIS Learn 默认 one-cycle 学习率调度策略
优化器	ArcGIS Learn 2.2.0.1 默认优化器配置
损失函数	默认多分类损失函数;未启用 focal loss
数据增强	ArcGIS Learn 默认增强
早停策略	启用
监控指标	Validation loss
权重初始化	Random
附加训练策略	未启用 class balancing、mixup、focal loss
参数来源	训练脚本、.emd 模型定义文件及 ArcGIS Learn 2.2.0.1 默认配置

采用总体精度(Overall Accuracy)衡量U-Net地物识别模型在整体类别上的分类能力:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \#(1)$$

式中: Accuracy表示分类正确的像素数占总体像素数的比例, 反映整体分类精确度; TP为被正确分类为正类的像素数; TN为被正确分类为负类的像素数; FP为被误分为正类的像素数; FN为被误分为负类的像素数。

同时, 采用精确率(Precision)、召回率(Recall)、均值F1分数(F1_Score)和kappa系数四项指标, 分析U-Net地物识别模型在单类目标识别方面的准确性和完整性:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \#(2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \#(3)$$

$$F1_Score = \frac{2Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \#(4)$$

$$Kappa = \frac{\sum_{i=1}^n T_i - \sum_{i=1}^n a_i \cdot b_i}{N - \frac{\sum_{i=1}^n a_i \cdot b_i}{N}} \#(5)$$

式中: N 为总样本数, 本文取500; n 为地物类型的总数, 即 $n=5$; T_i 为第 i 类地物被正确识别的样本数; a_i 为人工判别的第 i 类地物的样本个数; b_i 为地物识别模型所识别的第 i 类地物的样本个数。

2.2 雨水资源潜力评估方法

雨水理论潜力(W_r, m^3)等于研究区的总降雨量, 反映区域从大气降水中可获得水资源的最大值:

$$W_r = 1000 \cdot \bar{P} \cdot A \#(6)$$

式中: $\bar{P}$ 为区域平均降雨深, mm; A 为产流面积, km^2 。

雨水资源潜力(W_m, m^3)需要对雨水理论潜力进行折减。因为能够实际收集的雨水资源量受降雨时空分布、地表覆盖、蒸发、下渗损失、降雨初期污染弃流等多种因素影响。此外, 引入径流系数、季节折减系数和初期弃流系数:

$$W_m = \cdots W_r \#(7)$$

其中: Ψ 为径流系数, 即降雨转化为径流的比例, 无

量纲; α 为季节折减系数, 反映雨季降雨的集中程度, 西安市取 $\alpha=0.82$; β 为初期弃流系数, 表征雨水初期径流污染不能利用的部分, 西安市取 $\beta=0.64$ 。

2.3 径流系数计算与修正方法

在ArcGIS Pro软件中, 分别应用综合径流系数法和SCS-CN模型计算地表径流系数, 使用栅格计算器得到研究区的径流系数分布图。综合径流系数法参考《建筑与小区雨水控制及利用工程技术规范》^[19]、《室外排水设计规范》^[20]等, 确定研究区水体、裸地、林草地、建筑屋面、道路的径流系数初值取值分别为0.90、0.30、0.15、0.85、0.80。SCS-CN模型通过径流曲线数(Curve Number, CN值)反映地形、土壤和植被等因子对产流的综合影响, 适用于缺少资料地区的径流估算^[21]和雨水收集量计算^[22]。

采用ArcCN-Runoff第三方扩展工具^[23]完成SCS-CN计算。SCS-CN模型^[24]通过降雨量(P, mm)与初损关系推求地表径流深(R, mm), 再计算径流系数(Ψ_s):

$$\Psi_s = \frac{R}{P} \#(8)$$

$$R = \begin{cases} \frac{(P - I_a)^2}{P - I_a + S}, & P > I_a \\ 0, & P \leq I_a \end{cases} \#(9)$$

式中: S 为下渗量, mm; I_a 为前期损失量, mm。

$$I_a = \lambda \cdot S_{max} \#(10)$$

式中: λ 为区域参数, 西安市取0.2; S_{max} 为最大潜在滞留量, mm。

$$S_{max} = \frac{25400}{CN} - 254 \#(11)$$

式中: CN值由地物类型、土壤水文分组(Hydrologic Soil Group, HSG)以及前期土壤湿润状态(Antecedent Moisture Condition, AMC)共同决定^[25]。

本文根据地物类型、土壤水文分组(Hydrologic Soil Group, HSG)、前期土壤湿润状态(Antecedent Moisture Condition, AMC)确定SCS-CN模型的CN值(表2)。研究区的土壤水文分组主要为B组(粉砂质壤土、壤土, 充分湿润时仍具有较大入渗率)和D组(黏土、粉砂质黏土、重黏土, 入渗率极低); 由于

缺少场次降雨的前期降雨量和土壤含水量实测数据,本文统一采用中等前期湿润状态(AMC-II)作为基准条件。

表2 径流曲线数取值
Tab. 2 Values for runoff curve parameters

地物类型	HSG-B组	HSG-D组
水体	98	98
裸地	86	94
林草地	62	82
建筑屋面	87	94
道路	92	95

坡度是影响地表径流形成与发展的关键地形因子之一,显著影响产流起始时间和径流系数的变化^[26]。雨水收集设施宜布设于坡度较小、地势相对平坦的区域,以便于汇水、降低初期流速并提高入渗效率^[27]。为反映坡度对径流系数的影响,在对研究区坡度条件^[28]进行空间分析的基础上,建立分段线性修正函数对不同坡度(θ ,无量纲)下的径流系数进行调整。叠加坡度修正因子(f)后的径流系数(Ψ):

$$= f \cdot \Psi_s \#(12)$$

$$f = \begin{cases} 1, & \theta \leq 5^\circ \\ 1 + 0.012 \cdot (\theta - 5), & 5^\circ < \theta \leq 15^\circ \\ 1.15, & \theta > 15^\circ \end{cases} \#(13)$$

2.4 地物识别误差修正及雨水资源潜力传递

为量化地物识别误差对雨水资源潜力评估的影响,采用分类混淆矩阵开展误差传播分析。设分类混淆矩阵(M)为:

$$M = \{m(i, j)\}_{s \times s} \#(14)$$

式中: $m(i, j)$ 表示被U-Net地物识别模型识别为第*i*类地物但人工判读为第*j*类地物的样本数量。将混淆矩阵按行归一化得到误判概率矩阵:

$$p(i, j) = \frac{m(i, j)}{\sum_{j=1}^5 m(i, j)} \#(15)$$

式中: $p(i, j)$ 表示被U-Net识别为第*i*类地物的像元但真实属于第*j*类地物的概率。

逐一对U-Net识别的地类面积进行修正:

$$A'_j = \sum_{i=1}^5 A_i \cdot p(i, j) \#(16)$$

式中: A_i 为第*i*类地物的修正前面积, m^2 ; A'_j 为第*j*类地物的修正后面积, m^2 。第*j*类地物的单位面积雨水资源潜力(u_j)为:

$$u_j = \frac{W_j}{A_j} \#(17)$$

式中: W_j 为第*j*类地物的修正前雨水资源潜力, m^3 。修正地物面积后代入单位面积雨水资源潜力,估算得到考虑地物识别误差的雨水资源潜力(W' , m^3):

$$W' = \sum_{j=1}^5 A'_j \cdot u_j \#(18)$$

3 结果分析与讨论

3.1 地物识别结果

完成U-Net模型训练后,利用ArcGIS Pro中的深度学习分类像素工具,对研究区遥感影像进行重分类,生成地物空间分布(图3)。

为验证U-Net相较于传统监督分类方法的优势,本文还构建了支持向量机(Support Vector Machine, SVM)地物识别模型作为对照,对同一遥感影像、同一训练样本和同一验证点进行重分类以生成地物空间分布。表3为SVM地物识别模型与U-Net模型精度对比,可知:SVM在该数据集上的地物识别能力有限;U-Net总体精度和Kappa系数均高于SVM,其中对建筑屋面和道路识别效果较好,但水体、裸地及林草地仍存在一定误分现象。

针对U-Net地物识别模型的超参数训练过程,进一步分析五类地物识别的精确率、召回率、F1分数等性能指标,发现:训练30轮时,性能与效率达到最优平衡;批次为16时,验证损失稳定,性能指标较好且训练时长适中;验证集占比10%时,更有利于模型在复杂地物上的表现。分类结果显示,建筑屋面和道路等人工地物识别精度较高,裸地识别效果总体较好;水体召回率较高但精确率偏低,存在一定误报;林草地受光谱混叠、类内差异和样本分布不均等因素影响,识别稳定性相对较弱。总体来看,单纯增加训练轮次对光谱相近或类内差异较大

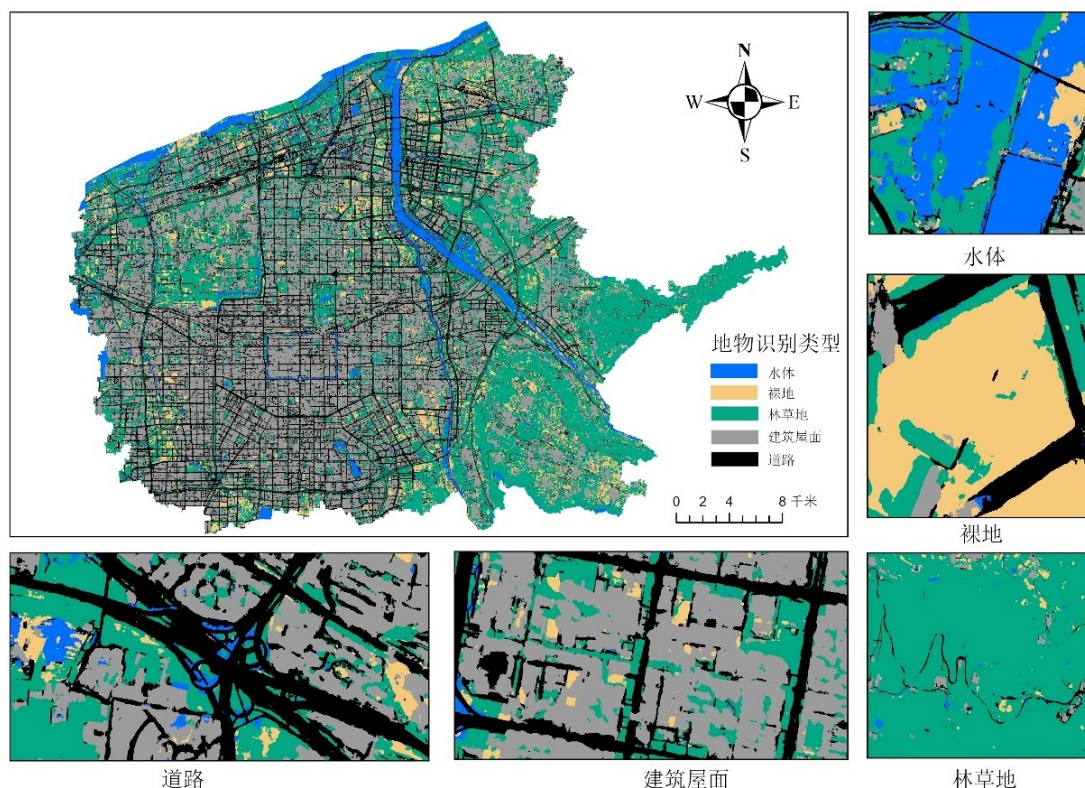


图3 西安市城六区的地物识别结果

Fig. 3 Land-cover recognition results in the six urban districts of Xi'an

的地物识别提升有限,仍需结合样本质量和类别均衡进一步优化。

3.2 降雨特征分析结果

分析图4可知:月降雨量在0~380 mm,雨季为5—10月,月降雨量峰值多出现在7月,具有典型的暖温带半湿润季风气候特征。

将西安市1961—2023年日降雨量小于0.1 mm的情形统计为无降雨事件,结果见表4。分析可知:多年平均降雨天数为88.7 d;小雨事件最常见,其次为中雨、大雨、暴雨,未记录到大暴雨和特大暴雨事件。

对西安市1961—2023年的年降雨量进行频率分析,采用P-Ⅲ型曲线进行拟合。结果表明:实测数据与 $C_s=3C_v$ 曲线拟合度最高,决定系数 R^2 为0.97,模型拟合效果良好;变异系数 C_v 为0.20,年际降雨波动较小;年均降雨量为735.62 mm。在此基础上,推求得到理论频率为10%、50%、90%的年降雨量分别为925.52、717.90、565.33 mm。

3.3 雨水资源潜力评估结果

西安市城六区径流系数计算结果见图5。分析可知:综合径流系数法和SCS-CN法的径流系数在数值和空间分布上存在差异。前者主要反映不同地物的产流能力等级,后者的径流系数值更大、空间异质性更强。

西安市城六区不同地物的雨水潜力计算结果见图6。分析可知:①年降雨量频率分别为10%、50%、90%以及多年平均降雨量情景下,综合径流系数法估算的雨水潜力分别为1.76亿、1.36亿、1.08亿、1.39亿 m^3 ,但均与西安市主城区雨水资源计算结果^[30]较一致;②不同降雨情景下,建筑屋面、道路均是雨水资源潜力的主要贡献区,年降雨量越大,2种方法计算的雨水资源量的绝对误差越大;③综合径流系数法的雨水资源量计算结果均小于SCS-CN模型,林草地的计算相对误差最大(约80%),其次是裸地(约68%)。原因在于前者将同一地类的产流能力概化为固定径流系数,难以反映土壤入渗能

表3 U-Net与SVM地物识别模型的精度对比
Tab. 3 Accuracy comparison between U-Net and SVM
land-cover recognition models

精度指标	SVM 地物识别 模型	U-Net地物识 别模型
总体精度	0.430	0.780
Kappa系数	0.276	0.725
精确率	水体	0.359
	裸地	0.538
	林草地	0.483
	建筑屋面	0.360
	道路	0.361
	水体	0.226
	裸地	0.430
	林草地	0.624
	建筑屋面	0.375
	道路	0.387
召回率	水体	0.277
	裸地	0.478
	林草地	0.545
	建筑屋面	0.367
F1分数	道路	0.374
		0.787

力、初损和滞蓄过程的差异;SCS-CN模型通过CN值、潜在最大滞蓄量和初损量,能更精确刻画林草地和裸地的降雨-径流非线性关系。

3.4 地物识别误差分析及修正

图7为U-Net地物识别模型分类误差修正后的雨水资源潜力估算结果。考虑地物识别误差传播后,雨水资源潜力估算结果整体变化较小。分地物类别来看,修正后建筑屋面贡献有所降低,道路和裸地贡献有所增加,说明分类误差主要通过易混淆地类的面积重分配影响估算结果。总体上,分类误差传播未改变不同降雨情景和不同方法之间的主要对比关系,表明雨水资源潜力评估结果具有一定稳定性。

总之,采用综合径流系数法和SCS-CN模型分别估算雨水资源量并对比验证,有利于保证估算结

果的可信度。综合径流系数法计算简便^[31],可作为快速估算手段;SCS-CN模型充分考虑了土壤类型、土地覆盖等,能更精准动态反映黄土区不同下垫面的产流规律^[32],更适用于城市建成区等需精细评估情景^[33]。

4 结语

为促进雨水等非常规水资源利用和强化旱区城市雨水资源韧性管理,本文提出基于遥感数据集的U-Net地物识别模型构建与性能评价方法,采用综合径流系数法和SCS-CN模型计算径流系数并结合坡度因子进行修正,进行降雨特征分析以推求不同降雨情景,从而评估研究区的雨水资源潜力。主要结论如下:①U-Net地物识别模型对城区复杂地物的分类精度和边界识别具有显著的适用性和稳定性,超参数训练能够有效平衡模型识别性能与效率,总体精度为0.780,Kappa系数为0.725,各项指标明显优于SVM地物识别模型;②西安市雨季为5—10月,7月多出现降雨量峰值,小雨事件最常见,平均降雨为88.7d,理论频率为10%、50%、90%的年降雨量分别估算为925.52、717.90、565.33mm,多年平均降雨量为735.62mm;③相较于综合径流系数法,SCS-CN法计算的径流系数值更大、空间异质性更强,在评估城区雨水资源潜力上更具优势,林草地和裸地的雨水资源估算具有更高可信度;④各降雨情景下,SCS-CN法估算的研究区雨水潜力分别为2.85亿、2.20亿、1.73亿、2.26亿m³,建筑屋面、道路在多年平均降雨情景下的雨水资源潜力分别是0.83亿、0.49亿m³,是雨水资源潜力的主要贡献区。

未来研究可进一步整合多源高精度时空数据,包括降雨观测、下垫面特征及雨洪过程等,并协同引入CBAM注意力模块与PSPNet金字塔池化模块,以提升U-Net地物识别模型的精度与运行效率。在此基础上,构建城区近实时雨洪模拟框架,从而显著提高雨水资源潜力评估的时空分辨率和可靠性。最终,结合多准则决策模型与GIS空间分析技术(如缓冲区分析、坡度分析和叠加分析),系统指导雨水

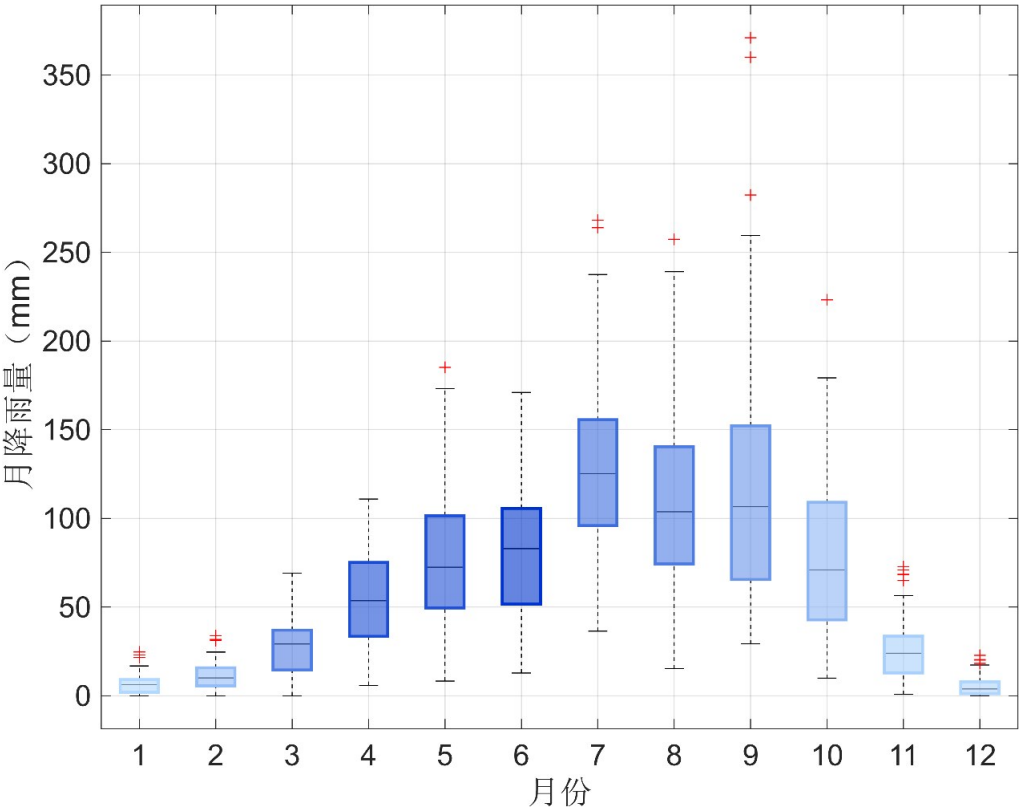


图4 西安市1961—2023年月降雨量箱形图

Fig. 4 Boxplot of monthly rainfall in Xi'an from 1961 to 2023

表4 西安市1961—2023年分等级降雨事件统计

Tab. 4 Statistics of rainfall events by intensity class in Xi'an from 1961 to 2023

降雨量等级	24 h降雨量基准/ mm	日数/d	日数占比/%
小雨	0.1~9.9	4 169	74.6
中雨	10.0~24.9	1 086	19.4
大雨	25.0~49.9	302	5.4
暴雨	50.0~99.9	33	0.6
大暴雨	100.0~249.9	0	0
特大暴雨	≥250.0	0	0

利用规划及设施的优化布局,为城市雨洪管理提供科学决策支持。

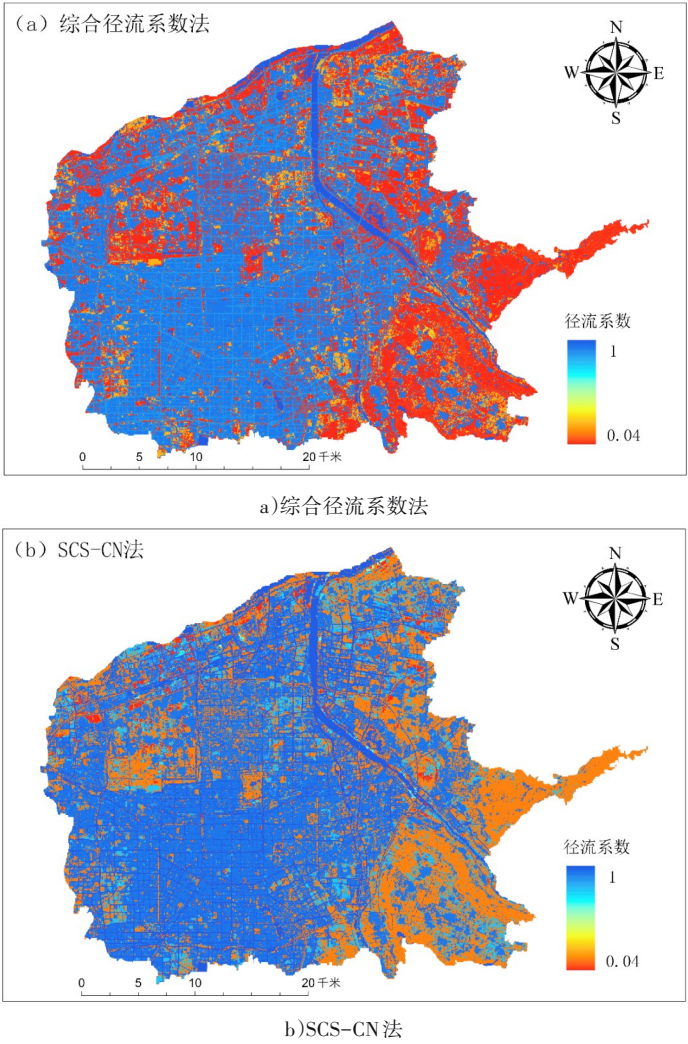


图5 西安市城六区径流系数计算结果

Fig. 5 Runoff coefficients in the six urban districts of Xi'an

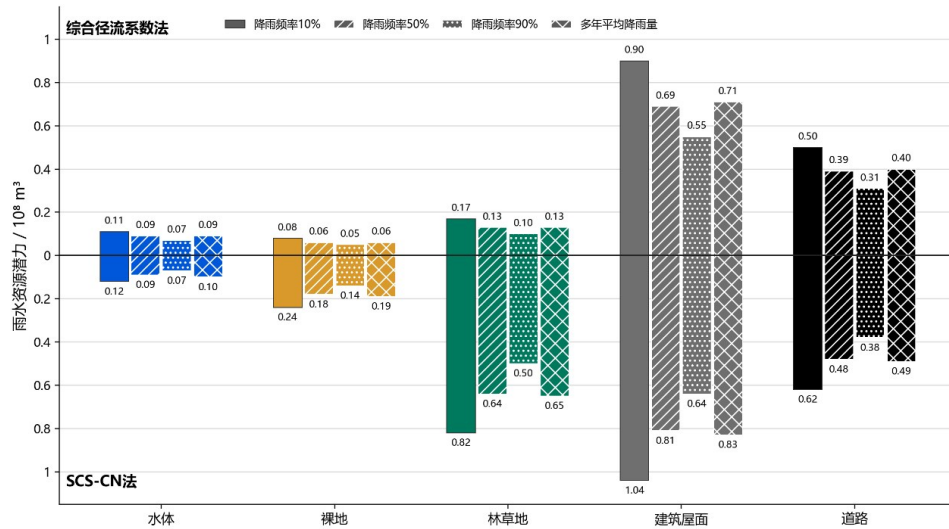


图6 西安市城六区不同地物类型的雨水潜力计算结果

Fig. 6 Calculated rainwater harvesting potential of different land-cover types in the six urban districts of Xi'an

估算方法		地物类别	降雨情景10%	降雨情景50%	降雨情景90%	多年平均降雨情景
未修正地物识别误差的雨水资源潜力/ 10^8 m^3	综合径流系数法	水体	0.11	0.09	0.07	0.09
		裸地	0.08	0.06	0.05	0.06
		林草地	0.17	0.13	0.10	0.13
		建筑屋面	0.90	0.69	0.55	0.71
		道路	0.50	0.39	0.31	0.40
	SCS-CN法	合计	1.76	1.36	1.08	1.39
		水体	0.12	0.09	0.07	0.10
		裸地	0.24	0.18	0.14	0.19
		林草地	0.82	0.64	0.50	0.65
		建筑屋面	1.04	0.81	0.64	0.83
修正地物识别误差的雨水资源潜力/ 10^8 m^3	综合径流系数法	道路	0.62	0.48	0.38	0.49
		合计	2.84	2.20	1.73	2.26
	SCS-CN法	水体	0.07	0.06	0.04	0.06
		裸地	0.12	0.09	0.07	0.09
		林草地	0.16	0.12	0.10	0.12
	综合径流系数法	建筑屋面	0.80	0.61	0.49	0.63
		道路	0.58	0.45	0.36	0.46
		合计	1.72	1.33	1.06	1.36
	SCS-CN法	水体	0.07	0.06	0.04	0.06
		裸地	0.36	0.27	0.21	0.28
		林草地	0.78	0.61	0.48	0.62
		建筑屋面	0.92	0.72	0.57	0.73
		道路	0.72	0.55	0.44	0.57
		合计	2.85	2.20	1.73	2.26

图7 U-Net地物识别模型分类误差修正前后的雨水资源潜力估算结果

Fig. 7 Rainwater harvesting potential before and after correction for U-Net land-cover recognition errors

参考文献:

- [1] 朱文彬, 吕爱锋, 曲波. 我国城市雨水资源化利用的效益评价[J]. 给水排水, 2017, 53(S1): 123-127.
Zhu Wenbin, Lyu Aifeng, Qu Bo. Benefit Evaluation of Urban Rainwater Resource Utilization in China[J]. Water & Wastewater Engineering, 2017, 53(S1): 123-127. (in Chinese)
- [2] Raimondi A, Quinn R, Gnecco I, et al. New Advances in Rainwater Harvesting and Treatment[J]. Water, 2024, 16(11): 1591.
- [3] 胡庆芳, 王银堂, 邓鹏鑫, 等. 对雨洪资源利用的再认识[J]. 水利水运工程学报, 2023(1): 149-160.
Hu Qingfang, Wang Yintang, Deng Pengxin, et al. Reconsideration of Stormwater Resource Utilization[J]. Hydro-Science and Engineering, 2023(1): 149-160. (in Chinese)
- [4] Farooq S, Mahmood K, Faizi F. Comparative Simulation of GIS-Based Rainwater Management Solutions[J]. Water Resources Management, 2022, 36(9): 3049-3065.
- [5] 余宇, 陈磊, 张普, 等. 基于文献计量学的城市雨水管理发展研究[J]. 人民珠江, 2019, 40(10): 50-59, 103.
Yu Yu, Chen Lei, Zhang Pu, et al. Development of Urban Rainwater Management Based on Bibliometrics[J]. Pearl River, 2019, 40(10): 50-59, 103. (in Chinese)
- [6] Yang Y Y. Study on Ideal Way of Water Environment Improvement by China's Sponge City Construction[D]. Tokyo:

- Nihon University, 2017.
- [7] Shadmehri T A, Ghasemi T E, Ghassemi S A, et al. A multi-criteria decision analysis approach towards efficient rainwater harvesting[J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 582: 124501.
- [8] Zhou Jinjun, Pang Yali, Fu Guangtao, et al. A review of urban rainwater harvesting in China [J]. *Journal of Water Reuse and Desalination*, 2023, 13(1): 1–17.
- [9] Gavhane K P, Mishra A K, Sarangi A, et al. Targeting of rainwater harvesting structures using geospatial tools and analytical hierarchy process (AHP) in the semi-arid region of Rajasthan (India) [J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2023, 30(22): 61682–61709.
- [10] Ssekyanzi G, Ahmad M J, Choi K S. Geospatial Assessment of Stormwater Harvesting Potential in Uganda's Cattle Corridor [J]. *Water*, 2025, 17(3): 349.
- [11] 李雅楠. 西安市城区雨洪资源利用潜力研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2017.
- Li Yanan. Study on Utilization Potential of Stormwater Resources in Xi'an Urban Area [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2017. (in Chinese)
- [12] Tiwari K, Goyal R, Sarkar A. GIS-based Methodology for Identification of Suitable Locations for Rainwater Harvesting Structures [J]. *Water Resources Management*, 2018, 32 (5): 1811–1825.
- [13] 王超, 孙玉秋, 徐石瑶, 等. 自适应直方图均衡化图像增强算法研究[J]. *长江大学学报(自科版)*, 2018, 15(1): 55–59, 7.
- Wang Chao, Sun Yuqiu, Xu Shiyao, et al. Research on Image Enhancement Algorithm Based on Adaptive Histogram Equalization [J]. *Journal of Yangtze University (Natural Science Edition)*, 2018, 15(1): 55–59, 7. (in Chinese)
- [14] Hu Jianwen, Wang Zeping, Hu Pei. A review of pansharpening methods based on deep learning [J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2023, 35(1): 1–14.
- [15] 杨瑞, 祁元, 苏阳. 深度学习U-Net方法及其在高分辨卫星影像分类中的应用[J]. *遥感技术与应用*, 2020, 35 (4): 767–774.
- Yang Rui, Qi Yuan, Su Yang. Deep Learning U-Net Method and Its Application in High-Resolution Satellite Image Classification [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2020, 35(4): 767–774. (in Chinese)
- [16] 杨鹏飞, 秦力, 王英, 等. 城市雨水补给地下水利用研究进展 [J]. *人民珠江*, 2025, 46(4): 76–82.
- Yang Pengfei, Qin Li, Wang Ying, et al. Research Progress on Urban Rainwater Recharge for Groundwater Utilization [J]. *Pearl River*, 2025, 46(4): 76–82. (in Chinese)
- [17] 土地利用现状分类:GB/T 21010—2017 [S].
- Current Land Use Classification: GB/T 21010—2017 [S]. (in Chinese)
- [18] 李国清, 柏永青, 杨轩, 等. 基于深度学习的高分辨率遥感影像土地覆盖自动分类方法[J]. *地球信息科学学报*, 2021, 23 (9): 1690–1704.
- Li Guoqing, Bai Yongqing, Yang Xuan, et al. Automatic Land Cover Classification Method for High-Resolution Remote Sensing Images Based on Deep Learning [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2021, 23(9): 1690–1704. (in Chinese)
- [19] 赵世明, 赵锂, 王耀堂, 等. 《建筑与小区雨水利用工程技术规范》部分内容的确定[J]. *给水排水*, 2007(4): 117–120.
- Zhao Shiming, Zhao Li, Wang Yaotang, et al. Determination of Some Contents in Technical Code for Rainwater Utilization in Building and Sub-District Engineering [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2007(4): 117–120. (in Chinese)
- [20] 室外排水设计规范:GB 50014—2021 [S].
- GB 50014—2021 Code for Design of Outdoor Wastewater Engineering [S]. (in Chinese)
- [21] Alivio M B, Radinja M, Šraj M, et al. Comparative analysis of event runoff coefficients and curve numbers in contrasting urban environments based on observed rainfall-runoff data [J]. *Journal of Hydrology*, 2024, 645: 132135.
- [22] Patil D, Kumar G, Kumar A, et al. A systematic basin-wide approach for locating and assessing volumetric potential of rainwater harvesting sites in the urban area [J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2023, 30(6): 14707–14721.
- [23] Zhan Xiaoyong, Huang Minlang. ArcCN-Runoff: an ArcGIS tool for generating curve number and runoff maps [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2004, 19(10): 875–879.
- [24] Al-Ghobari H, Dewidar A Z. Integrating GIS-Based MCDA Techniques and the SCS-CN Method for Identifying Potential Zones for Rainwater Harvesting in a Semi-Arid Area [J]. *Water*, 2021, 13(5): 704.
- [25] Kadam A K, Kale S S, Pande N N, et al. Identifying Potential Rainwater Harvesting Sites of a Semi-arid, Basaltic Region of Western India, Using SCS-CN Method [J]. *Water Resources Management*, 2012, 26(9): 2537–2554.
- [26] 侯爽. 城市绿地产流过程的影响因素及径流系数研究[D]. 北京: 北京建筑大学, 2021.
- Hou Shuang. Study on Influencing Factors of Runoff Generation Process and Runoff Coefficient of Urban Green Space [D]. Beijing: Beijing University of Civil Engineering and Architecture,

2021. (in Chinese)
- [27] 海绵城市雨水控制与利用工程设计规范: DB 11/ 685—2021 [S].
Code for Design of Stormwater Management and Harvest Engineering in Sponge City: DB 11/ 685—2021 [S]. (in Chinese)
- [28] 胡振龙. 山地城市典型下垫面径流系数研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
Hu Zhenlong. Study on Runoff Coefficients of Typical Underlying Surfaces in Mountain Cities [D]. Chongqing: Chongqing University, 2016. (in Chinese)
- [29] 张文慧, 杨元园. 基于 ArcGIS Pro 的西安市雨水资源潜力分析[C]//第十三届雨洪管理与水环境综合治理研讨会论文集. 成都: 中国给水排水出版社, 2024.
Zhang Wenhui, Yang Yuanyuan. Analysis of Rainwater Resource Potential in Xi'an Based on ArcGIS Pro [C]//Proceedings of the 13th Symposium on Stormwater Management and Integrated Water Environment Governance. Chengdu: China Water & Wastewater Press, 2024. (in Chinese)
- [30] 赵雪婷, 程龙, 张高锋, 等. 基于 SCS 模型的西安市主城区雨水资源化利用分析[J]. 西北水电, 2023(6): 1–6.
Zhao Xueting, Cheng Long, Zhang Gaofeng, et al. Analysis of Rainwater Resource Utilization in the Main Urban Area of Xi'an Based on the SCS Model [J]. Northwest Hydropower, 2023(6): 1–6. (in Chinese)
- [31] 代仕铤, 黎浩, 蔡汶翰, 等. 城市立交桥桥面雨水收集的水文效应分析[J/OL]. 人民珠江: 1–20[2026–07–21]. <https://link.cnki.net/urlid/44.1037.tv.20260605.1132.002>.
Dai Shicheng, Li Hao, Cai Wenhan, et al. Hydrological Effects Analysis of Rainwater Harvesting from Urban Interchange Bridge Decks [J/OL]. Pearl River: 1–20 [2026–07–21]. <https://link.cnki.net/urlid/44.1037.tv.20260605.1132.002>. (in Chinese)
- [32] 冯憬, 卫伟, 冯青郁. 黄土丘陵区 SCS-CN 模型径流曲线数的计算与校正[J]. 生态学报, 2021, 41(10): 4170–4181.
Feng Jing, Wei Wei, Feng Qingyu. Calculation and Correction of Runoff Curve Number of SCS-CN Model in Loess Hilly Region [J]. Acta Ecologica Sinica, 2021, 41(10): 4170–4181. (in Chinese)
- [33] 石虹远, 梅超, 刘家宏, 等. 中国北方典型城市雨水资源化利用潜力评估[J]. 水利水电工程学报, 2025(6): 46–55.
Shi Hongyuan, Mei Chao, Liu Jiahong, et al. Assessment of Rainwater Resource Utilization Potential in Typical Cities of Northern China [J]. Hydro-Science and Engineering, 2025(6): 46–55. (in Chinese)

Urban Rainwater Harvesting Potential Assessment Using U-Net Land-Cover Recognition Model

REN Wei¹, YANG Yuanyuan^{2*}, GAO Jian², ZHANG Wenhui³, YAN Bingbing², LI Jiake², QI Shijie⁴

(1. Power China Northwest Engineering Corporation Limited, Xi'an 710100, China; 2. Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China; 3. Bank of Ningbo Co., Ltd., Ningbo 315000, China; 4. Tianjin International Engineering Consulting Group Co., Ltd., Tianjin 300220, China)

Abstract: Rainwater harvesting is an important strategy for alleviating urban water shortages, reducing drainage pressure, and improving the resilience of urban stormwater management systems. Accurate land-cover recognition is essential for estimating surface runoff and rainwater harvesting potential, particularly in highly urbanized areas where impervious surfaces, vegetated land, roads, rooftops, and water bodies are spatially mixed. In this study, an urban rainwater harvesting potential assessment framework was developed by integrating high-resolution remote sensing interpretation, a U-Net land-cover recognition model, and hydrological estimation methods. The six urban districts of Xi'an, China, were selected as the study area. Five major land-cover types, including water bodies, bare land, vegetated land, building rooftops, and roads, were identified from remote sensing imagery. The U-Net model was constructed using ArcGIS Learn with a ResNet-34 backbone, and a support vector machine (SVM) model was introduced as a traditional supervised classification method for comparison. Classification performance was evaluated using overall accuracy, Kappa coefficient, precision, recall, F1-score, and confusion matrices. Based on the land-cover recognition results, runoff coefficients were estimated using both the composite runoff coefficient method and the Soil Conservation Service Curve Number (SCS-CN) model. The composite runoff coefficient method assigns empirical runoff coefficients according to land-cover types, whereas the SCS-CN model

further incorporates hydrological soil groups and antecedent moisture conditions to represent differences in infiltration and retention capacity. A slope correction factor was also introduced to adjust runoff coefficients under different terrain conditions. Precipitation records from 1961 to 2023 were analyzed to establish rainfall scenarios corresponding to 10%, 50%, and 90% frequency levels, as well as the long-term mean annual rainfall. In addition, classification error propagation was considered using the U-Net confusion matrix to evaluate the influence of land-cover recognition uncertainty on rainwater harvesting potential estimates. The results show that the U-Net model achieved an overall accuracy of 0.780 and a Kappa coefficient of 0.725, outperforming the SVM model, which achieved an overall accuracy of 0.430 and a Kappa coefficient of 0.276. The U-Net model showed relatively good recognition performance for building rooftops and roads, while some confusion remained among water bodies, bare land, and vegetated land. Compared with the composite runoff coefficient method, the SCS-CN model produced higher runoff coefficients and stronger spatial heterogeneity, indicating that it can better reflect the effects of land-cover types and hydrological soil conditions on runoff generation. Under rainfall scenarios corresponding to the 10%, 50%, and 90% frequency levels and the long-term mean annual rainfall, the corrected rainwater harvesting potentials were estimated as 285, 220, 173, and 226 million $\text{m}^3 \cdot \text{yr}^{-1}$, respectively. Building rooftops and roads were identified as the dominant contributors to rainwater harvesting potential. The proposed framework provides a technical reference for urban rainwater resource assessment and resilient stormwater management.

Keywords: rainwater harvesting; U-Net model; land-cover recognition; runoff coefficient; geographic information system; Xi'an

(责任编辑:向 飞)