引文格式:薛丰昌,孙琳丽,李育慧,等.城市内涝空间模态识别及其尺度转换模型[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(6):1191-1199.DOI:10.13203/j.whugis20250018

Citation:XUE Fengchang,SUN Linli,LI Yuhui,et al.Spatial Modal Identification of Urban Waterlogging and Its Scale Conversion Model[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(6):1191-1199.DOI:10.13203/j.whugis20250018

城市内涝空间模态识别及其尺度转换模型

薛丰昌[1,2] 孙琳丽[3] 李育慧[4] 佟雅慧[1]

1 中国气象局武汉暴雨研究所,湖北 武汉,430205
2 南京信息工程大学气象灾害地理信息工程实验室,江苏 南京,210044
3 内蒙古通辽市气象局,内蒙古 通辽,028000
4 漳州市芗城区气象局,福建 漳州,363000

摘 要:尺度转换是地理信息科学中的一个重要研究领域,用以实现不同尺度空间数据的整合与客观规律认识。传统地理信息理论中以地理分辨率大小所定义的尺度不具有更加泛化的适用性,面向机理模型生成的对自然现象内在规律、内在机理表达的数据的尺度转换问题缺乏深入研究。以不同参数水平模拟的12场暴雨积涝数据为研究数据,利用矩阵分解识别积涝空间模态,以Frobenius范数作为约束条件,利用相似变换实现积涝模态权重系数矩阵尺度转换,进而实现暴雨积涝模拟数据尺度转换。采用平均绝对误差(mean absolute error,MAE)、均方误差(mean squared error,MSE)、决定系数(R^2)作为评估指标,计算12个内涝模拟场次的尺度转换精度,每个模拟场次的MAE为0.04~0.11 m,MSE为0.001~0.02 m^2,R^2为0.86~0.97,表明其在多参数条件下具有一致性精度;12个模拟场次整体转换精度MAE为0.07 m,MSE为0.01 m^2,R^2为0.95,表明模型整体具有良好可靠性。通过识别不同尺度内涝数据所蕴含的空间模态,基于空间模态实现内涝模拟数据的尺度转换,丰富和发展地理信息尺度转换理论与实现技术。

关键词:城市内涝;空间模态;尺度转换;Frobenius范数

中图分类号:TP18,P208 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-01-28

DOI:10.13203/j.whugis20250018 **文章编号**:1671-8860(2025)06-1191-09

Spatial Modal Identification of Urban Waterlogging and Its Scale Conversion Model

XUE Fengchang[1,2] *SUN Linli*[3] *LI Yuhui*[4] *TONG Yahui*[1]

1 Wuhan Research Institute of Severe Rainstorms, China Meteorological Administration, Wuhan 430205, China
2 Laboratory of Geographic Information Engineering for Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China
3 Tongliao Meteorological Bureau, Tongliao 028000, China
4 Zhangzhou Meteorological Bureau, Zhangzhou 363000, China

Abstract: **Objectives**: This paper aims to address the critical challenge of scale conversion in geographic information science (GIS) by proposing a novel methodology for transforming multi-scale urban waterlogging simulation data. Traditional GIS scale conversion theories primarily focus on spatial resolution adjustments but lack applicability to data generated by mechanism-based models. Such models produce outputs reflecting the intrinsic laws of natural phenomena, and scale is redefined as the degree of representation of internal mechanisms. This paper aims to identify spatial modals inherent in urban waterlogging data across varying parameter-driven scales, to develop a mathematical framework for converting simulation data between these mechanism-defined scales, and to enrich GIS scale conversion theory by integrating spatial pattern recognition and mechanism-driven transformations. **Methods**: 12 simulated urban waterlogging datasets are generated under distinct parameter configurations of a hydrological model. These datasets represent diverse

基金项目:中国气象局流域强降水重点实验室开放基金(2023BHRY-29);漳州市自然基金(ZZ2024J34)。

第一作者:薛丰昌,博士,教授,主要研究方向为气象GIS、气象灾害监测预警、城市内涝数值模拟、灾害遥感等。001968@nuist.edu.cn

通信作者:孙琳丽,硕士,高级工程师。sunlinli198362@163.com

spatial manifestations of waterlogging influenced by nonlinear interactions between rainfall, terrain, and drainage systems. Matrix decomposition techniques are employed to extract latent spatial modals from the high-dimensional simulation data. The Frobenius norm, serving as a constraint, is integrated into a similarity transformation framework to mathematically convert the weight coefficient matrices associated with these spatial models across scales. Conversion accuracy is rigorously evaluated using mean absolute error (MAE), mean squared error (MSE), and the coefficient of determination (R^2). **Results:** The proposed method demonstrated robust performance in cross-scale waterlogging data conversion. For individual simulation events, error metrics spanned MAE from 0.04 m to 0.11 m, MSE from 0.001 m^2 to 0.02 m^2, and R^2 from 0.86 to 0.97, indicating consistent precision across diverse parameter conditions. Aggregate performance across all 12 scenarios yielded MAE was 0.07 m, MSE was 0.01 m^2, and R^2 was 0.95, confirming the reliability of the proposed method. **Conclusions:** This study advances the theory of geographic information scale conversion by establishing a mechanism-driven paradigm that transcends traditional resolution-based frameworks. The proposed method provides a generalized framework for mechanism-aware scale conversion in geographic information science, demonstrating significant applicability in disaster simulation, climate modeling, and multi-source geospatial data fusion.

Key words: urban waterlogging; spatial modal identification; scale conversion; Frobenius norm

地理信息尺度转换是地理信息科学中的一个重要议题,用以实现不同空间尺度下数据的整合与分析[1]。尺度转换的理论基础包括等级理论、分形理论、区域化随机变量理论以及地理学第一定律等[2]。地理信息尺度转换技术主要包括重采样法、变异函数法、分形分维法和小波分析法等[3],重采样法通过改变数据的空间尺度来实现尺度转换,适用于不同尺度的数据对比分析[4];变异函数法利用地统计学原理,通过变异函数模型来描述数据的空间相关性,进而实现尺度转换[5];分形分维法基于分形理论,通过计算数据的分形维数来表征其复杂性,实现尺度转换[6];小波分析法则利用小波变换的特性,对数据进行多尺度分解,以实现不同尺度的信息提取[7]。

以上技术方法有助于实现对不同尺度下地理现象内在联系的认识,但是也存在技术局限性。重采样法虽能改变空间尺度,但会导致信息损失,改变原始数据分布,在对精度要求高的应用场景下受限[8-10];变异函数法依赖地统计学原理和模型,其准确性受限于对数据空间相关性假设的合理性,若数据空间结构复杂不符合假设,结果易产生偏差[11-13];分形分维法基于分形理论计算分形维数,但复杂地理数据可能无法简单用分形来表征,导致尺度转换效果不佳[14];小波分析法利用小波变换特性,但在处理非线性、非平稳地理数据时,无法精准提取多尺度信息[15-16]。以上技术方法基本上是面向地理信息尺度的升或降问题,并不具有更加泛化的适用性。

在生产与科研实践中,有这样一类问题:当采用机理模型对一个自然现象进行数值模拟时,由于模型的参数设置不同,模拟出的不同数据既有相似性又有显著不同。相似性是指所有数据都是对自然现象某种内在规律的一定程度表达,因此表现出一定的相似性;显著不同是指由于参数设置不同,经过模型的耦合计算生成的数据表现为显著非线性关系。这类数据也可以看作是尺度不同的数据,这里的尺度已不再是传统地理信息理论中以地理分辨率大小所定义的尺度,而更多体现的是对自然现象内在规律、内在机理表达程度的尺度。对于这类问题进行尺度转换,其核心问题是要找到自然现象所蕴含的内在机理,通过对机理的数学表达和数学转换实现尺度转换,目前尚缺乏深入研究。

本文以城市内涝数值模拟数据尺度转换为例,探索以上问题解决途径。城市内涝数值模拟是指利用计算机技术和数学模型,对城市降雨径流过程及内涝形成过程进行精准模拟与分析。城市内涝数值模拟中,参数设置不同能够建立不同参数水平的模拟模型,由不同模型模拟形成的内涝数据蕴含着不同内涝空间模态,本文通过识别不同尺度内涝数据所蕴含的空间模态,基于空间模态实现内涝模拟数据的尺度转换,丰富了地理信息尺度转换的理论与实现技术。

1 研究资料

城市的土地利用分布、地形地貌、排水设施状况决定了城市内涝发生的确定规律性,在局地

气候特征的宏观控制下,每一场降水的时空分布又具有随机性,因此城市内涝的时空分布也具有随机性,当采集足够多降雨过程样本,城市内涝的时空规律就蕴含在利用这些样本模拟的城市内涝数据集中。基于这个思想,本文选取河南省郑州市某街区,选择2013—2022年日降雨量大于40 mm的12场降水过程数据作为降雨样本,设置模拟模型的不同参数水平 $T1$ 和 $T2$,模型形成两套不同模拟数据,用于识别内涝时空模态及其尺度转换,研究区内涝模拟模型构建及模拟过程参见文献[17]。由于本文重点要研究解决如何识别空间模态,因此只展示数据的相对关系,忽略其绝对空间坐标。图1、图2分别为 $T1$、$T2$ 参数水平模拟的研究区12场降水的内涝分布图。

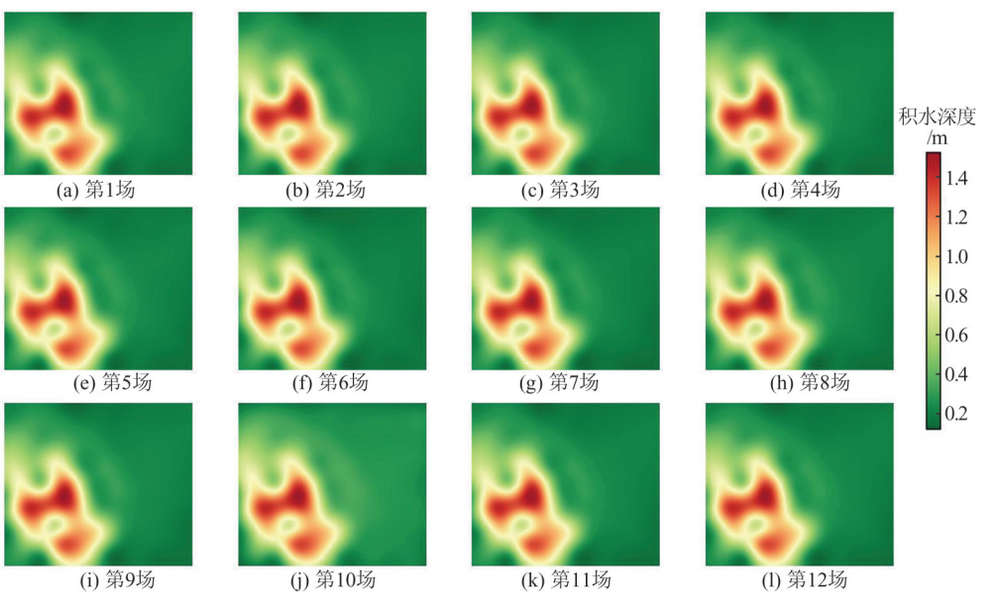


图1　$T1$ 参数水平模拟的内涝数据集

Fig. 1　Waterlogging Dataset Simulated at Parameter Level of $T1$

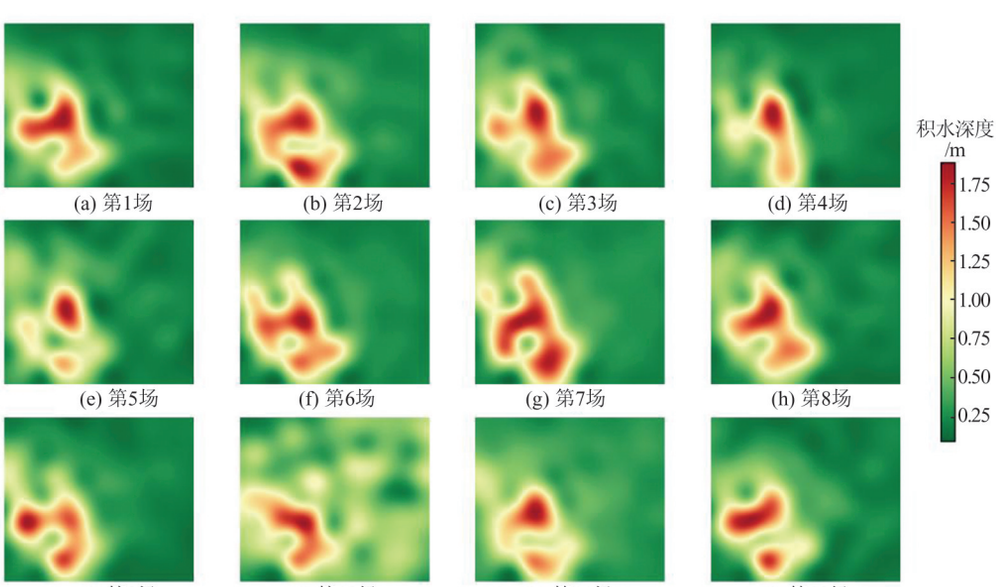


图2　$T2$ 参数水平模拟的内涝数据集

Fig. 2　Waterlogging Dataset Simulated at Parameter Level of $T2$

2　研究方法

2.1　城市内涝的空间模态识别

将内涝模拟数据转变为空间向量 $\boldsymbol{X}$,计算式为:

$$\boldsymbol{X}=(x_{ij})=\begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{pmatrix} \tag{1}$$

式中,x_{ij} 代表第 j 场暴雨模拟形成的第 i 个网格的

积水深度;$i=1,2,\cdots,m$; $j=1,2,\cdots,n$。

令 $\boldsymbol{X}=\boldsymbol{VZ}$, $\boldsymbol{V}=\begin{pmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1m} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{m1} & v_{m2} & \cdots & v_{mm} \end{pmatrix}$, $\boldsymbol{Z}=\begin{pmatrix} z_{11} & z_{12} & \cdots & z_{1n} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z_{m1} & z_{m2} & \cdots & z_{mn} \end{pmatrix}$,识别$\boldsymbol{X}$的空间模态,就是求解$\boldsymbol{V}$、$\boldsymbol{Z}$的过程,这里对$\boldsymbol{V}$的构成做出一定限定:令矩阵$\boldsymbol{X}$与其自身转置相乘,由公式$\boldsymbol{X}=\boldsymbol{VZ}$可得$\boldsymbol{XX}^{\mathrm{T}}=\boldsymbol{VZZ}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{V}^{T}$;令$\boldsymbol{A}=\boldsymbol{XX}^{\mathrm{T}}$,则$\boldsymbol{A}$为实对称矩阵,根据实对称矩阵分解原理,$\boldsymbol{V}$和$\boldsymbol{A}$可以构成关系式$\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{AV}=\boldsymbol{\Lambda}$或$\boldsymbol{A}=\boldsymbol{V\Lambda V}^{\mathrm{T}}$。根据以上限定,$\boldsymbol{V}$的列就是$\boldsymbol{A}$的特征向量,$\boldsymbol{\Lambda}$是$\boldsymbol{A}$的特征值组成的对角矩阵,依据$\boldsymbol{A}$的特征值的大小进行排序后,将对应的特征向量构成的$\boldsymbol{V}$称为$\boldsymbol{X}$的空间模态。对$\boldsymbol{V}$的构成做出限定后,将$\boldsymbol{X}=\boldsymbol{VZ}$转化为$\boldsymbol{Z}=\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}$,就可以求出$\boldsymbol{Z}$,这里$\boldsymbol{Z}$的行向量称为$\boldsymbol{V}$中不同模态拟合$\boldsymbol{X}$时的权重系数。

2.2 权重系数Z的尺度相关性分析

定义$\boldsymbol{V}$的列向量为$\boldsymbol{X}$的空间模态,分析$\boldsymbol{V}$与$\boldsymbol{X}$的具体关系。对于$\boldsymbol{V}$中任意一个空间模态$\boldsymbol{v}$,设$\boldsymbol{v}$与$\boldsymbol{X}$中的任意一个向量$\boldsymbol{x}$的内积为q,则可以用q来衡量$\boldsymbol{v}$与$\boldsymbol{x}$的相似性,$q=(\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x})^2$。$\boldsymbol{v}$与$\boldsymbol{X}$中所有向量$\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_n$的平均相似度可以表示为:

$$w=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}(\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}_k)^2=\frac{1}{n}\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{XX}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v} \tag{2}$$

用$\boldsymbol{B}$代替$\frac{1}{n}\boldsymbol{XX}^{\mathrm{T}}$,可得:

$$w=\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Bv} \tag{3}$$

利用拉格朗日极值法求取w的最大值,令

$$Q=\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Bv}-\lambda(\boldsymbol{v}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Bv}) \tag{4}$$

且Q的导数为0,得到:

$$\boldsymbol{Bv}=\lambda\boldsymbol{v} \tag{5}$$

式(5)表明$\boldsymbol{v}$就是$\boldsymbol{B}=\frac{1}{n}\boldsymbol{XX}^{\mathrm{T}}$的特征向量,$\lambda$是$\boldsymbol{B}$的特征值;当$\lambda$取最大特征值时,$\boldsymbol{v}$为$\lambda$对应的特征向量,此时$\boldsymbol{v}$与$\boldsymbol{X}$中所有向量$\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_n$的平均相似度最大,也就是$\boldsymbol{v}$代表了$\boldsymbol{X}$的最近似平均态,而对应于$\boldsymbol{A}=\boldsymbol{XX}^{\mathrm{T}}$,所有特征值按照大小排序后得到特征向量序列$\boldsymbol{v}_1,\boldsymbol{v}_2,\cdots,\boldsymbol{v}_n$,随着特征值的减小,而对$\boldsymbol{X}$的空间特征的代表性也逐渐减小。

对于公式$\boldsymbol{Z}=\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}$,根据上述分析,$\boldsymbol{X}$为一定尺度下的观测向量矩阵,而$\boldsymbol{V}$为这一尺度下空间特征的向量矩阵,因此$\boldsymbol{Z}$与观测尺度密切相关,或者说$\boldsymbol{Z}$依附于特定空间尺度的观测值。

2.3 权重系数Z的尺度转换

设$\boldsymbol{X}_1$、$\boldsymbol{X}_2$为同一空间现象不同尺度下的观测值,则$\boldsymbol{X}_1=\boldsymbol{V}_1\boldsymbol{Z}_1$,$\boldsymbol{X}_2=\boldsymbol{V}_2\boldsymbol{Z}_2$,$\boldsymbol{V}_1$、$\boldsymbol{V}_2$和$\boldsymbol{Z}_1$、$\boldsymbol{Z}_2$分别为空间模态向量与对应的权重系数。对于以上关系,根据§2.2分析得出的$\boldsymbol{Z}$的尺度相关性,如果能够实现$\boldsymbol{Z}_1$、$\boldsymbol{Z}_2$转换,则可以实现$\boldsymbol{X}_1$、$\boldsymbol{X}_2$转换,即实现尺度转换。为了解决以上问题,假设存在一个矩阵$\boldsymbol{P}$,利用$\boldsymbol{P}$对$\boldsymbol{Z}_2$进行相似变换后得到的矩阵$\boldsymbol{C}$与$\boldsymbol{Z}_1$最为接近,为了计算得到矩阵$\boldsymbol{C}$,引进Frobenius范数[18]。对于一个$m\times n$的矩阵$\boldsymbol{A}=(a_{ij})$,其Frobenius范数定义为:

$$\|\boldsymbol{A}\|_F=\sqrt{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}a_{ij}^2} \tag{6}$$

Frobenius范数能够衡量矩阵元素的总体大小,利用其构建目标函数$J(\boldsymbol{P})$,计算式为:

$$J(\boldsymbol{P})=\|\boldsymbol{P}^{-1}\boldsymbol{Z}_2\boldsymbol{P}-\boldsymbol{Z}_1\|_F^2=\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}[(\boldsymbol{P}^{-1}\boldsymbol{Z}_2\boldsymbol{P})_{ij}-z_{1_{ij}}]^2 \tag{7}$$

式中,$z_{1_{ij}}$是$T1$参数水平模拟数据空间模态权重系数矩阵$\boldsymbol{Z}_1$的第i行、第j列的值。根据最小二乘法原理,需要找到使$J(\boldsymbol{P})$最小的$\boldsymbol{P}$。为了求解这个问题,对$J(\boldsymbol{P})$关于$\boldsymbol{P}$的元素p_{rs}求偏导数,并令偏导数等于0,则有:

$$\frac{\partial J(\boldsymbol{P})}{\partial p_{rs}}=0 \tag{8}$$

式中,$r=1,2,\cdots,n$; $s=1,2,\cdots,n$。求解上述方程组,得到$\boldsymbol{P}$的各个元素值,进而确定相似矩阵$\boldsymbol{P}$,再将$\boldsymbol{P}$代入下式:

$$\boldsymbol{C}=\boldsymbol{P}^{-1}\boldsymbol{Z}_2\boldsymbol{P} \tag{9}$$

则矩阵$\boldsymbol{C}$就是将$\boldsymbol{Z}_2$进行相似变换后与$\boldsymbol{Z}_1$数值最为接近的矩阵。

2.4 转换精度指标

采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方误差(mean squared error, MSE)、决定系数(R^2)作为评估指标。其中MAE是预测值与真实值之间的绝对差值的平均数,其值越小,表示模型预测越准确;MSE能够衡量预测值与真实值之间的平均平方误差,反映预测值的整体偏差程度,其值越小,表示模型的预测精度越高;R^2用于评估模型对数据变化的解释能力,其值越接近1,表示模型的拟合效果越好。计算式分别为:

$$E_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\hat{y}_i\right| \tag{10}$$

$$E_{\mathrm{MSE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\hat{y}_i\right)^2 \tag{11}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\hat{y}_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\bar{y}_i\right|^2} \tag{12}$$

式中,y_i代表真实数据中的第i个样本值;$\hat{y}_i$代表使用模型得到的相应的预测值。

3　研究结果

3.1　空间模态识别结果

空间模态矩阵$\boldsymbol{V}$中的特征向量序列$\boldsymbol{v}_1,\boldsymbol{v}_2,\cdots,\boldsymbol{v}_n$随着特征值的减小而对$\boldsymbol{X}$的空间特征的代表性也逐渐减小,这种空间特征的代表性小到一定程度后,所对应的空间模态$\boldsymbol{v}$已经不具有实际意义,为了衡量空间模态的有效性,引进North检验,即当模态的特征值位于前一个模态特征值的误差限之外时,该模态被视为显著。计算式为:

$$\Delta\lambda>\lambda\sqrt{2/T} \tag{13}$$

式中,$\Delta\lambda$代表相邻特征值之差;T代表样本数量。第i个特征向量场对$\boldsymbol{X}$场的代表性贡献率为$\lambda_i\Big/\sum_{i=1}^{m}\lambda_i$,$p$个特征向量场的累计贡献率为$\sum_{i=1}^{p}\lambda_i\Big/\sum_{i=1}^{m}\lambda_i$。

本文中前4个空间模态满足North检验,并且累计贡献率超过95%,因此采用前4个空间模态基本可以表征积涝场空间特征,$T1$参数水平模拟数据的空间模态$\boldsymbol{V}_1$空间分布如图3所示,其权重系数如图4所示;$T2$参数水平模拟数据的空间模态$\boldsymbol{V}_2$空间分布如图5所示,其权重系数如图6所示,其中第1、2、3、4代表空间模态重要性排序。图3和图5的4个空间模态分别代表12场积涝数据中隐含的内涝分布4种不同规律特征,图4和图6的权重系数图横坐标是降雨场次,纵坐标是权重系数值(无量纲)。

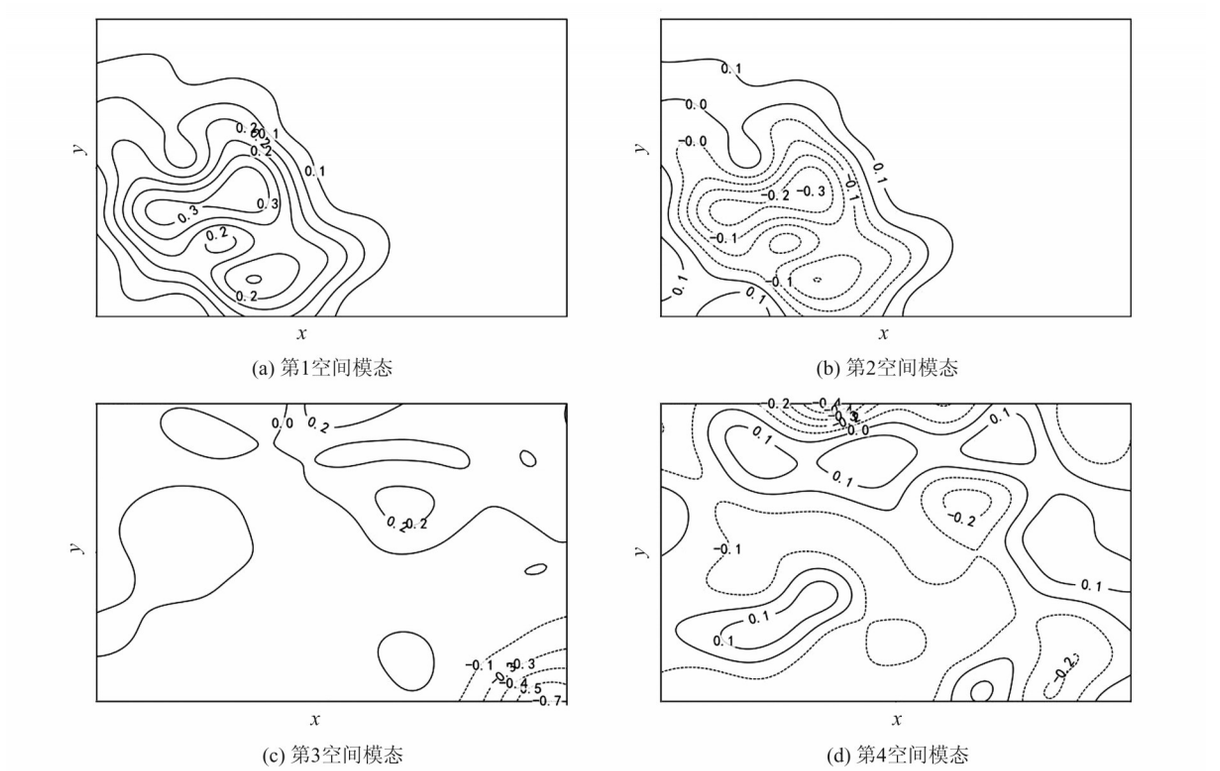


图3　$T1$参数水平模拟数据的空间模态

Fig. 3　Spatial Mode of Simulation Data at Parameter Level of $T1$

3.2　Z_2向Z_1的转换计算

利用式(7)~式(9)计算Z_2转换为Z_1尺度的矩阵$\boldsymbol{C}$,前4个模态权重系数如图7所示。由图7可以看出,第1空间模态的权重系数值域为(3,10),第2空间模态的权重系数值域是(−1,3),第3空间模态的值域为(−0.04,0.01),第4四空间模态的权重系数值域是(−0.03,0.02),因此在利用公式$\boldsymbol{X}=\boldsymbol{VZ}$进行积涝状态拟合时,第1空间模态发挥主导作用,第2至第4空间模态提取不同积涝场次的细微特征予以补充修正,最终实现了积涝状态尺度转换。

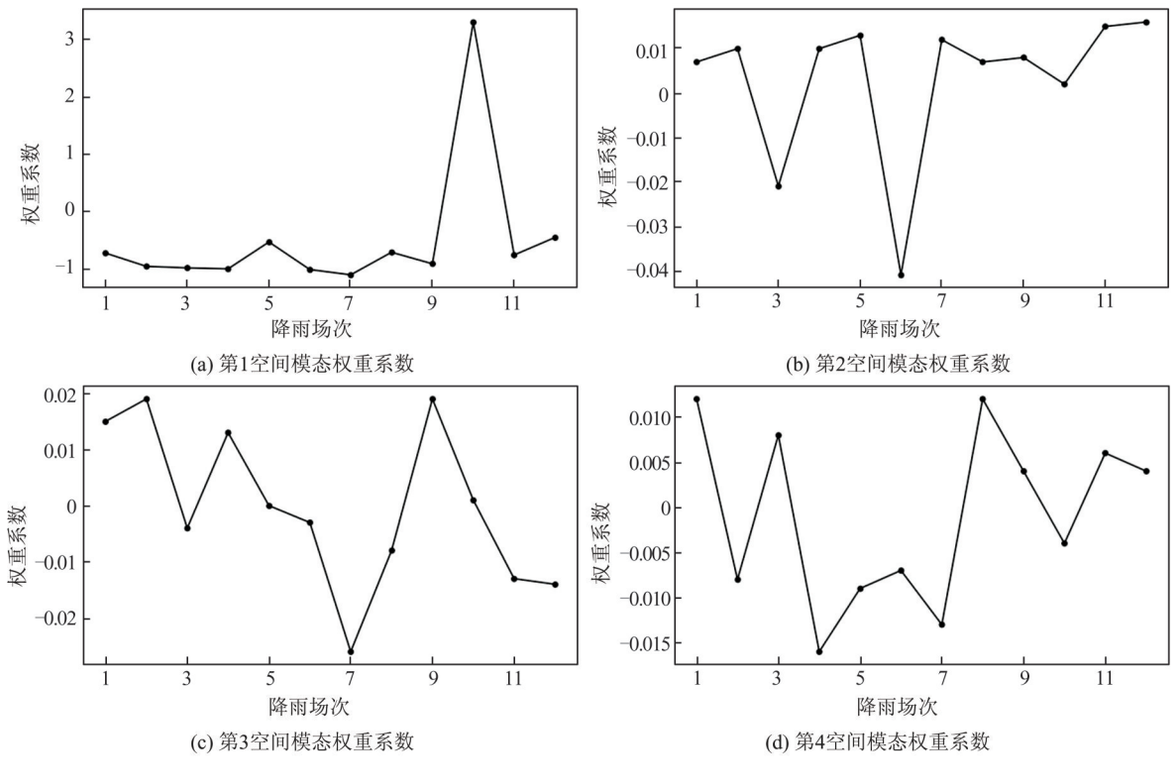


图4 $T1$参数水平模拟数据的空间模态对应权重系数

Fig. 4 Weight Coefficients Corresponding to Spatial Mode of Simulation Data at Parameter Level of $T1$

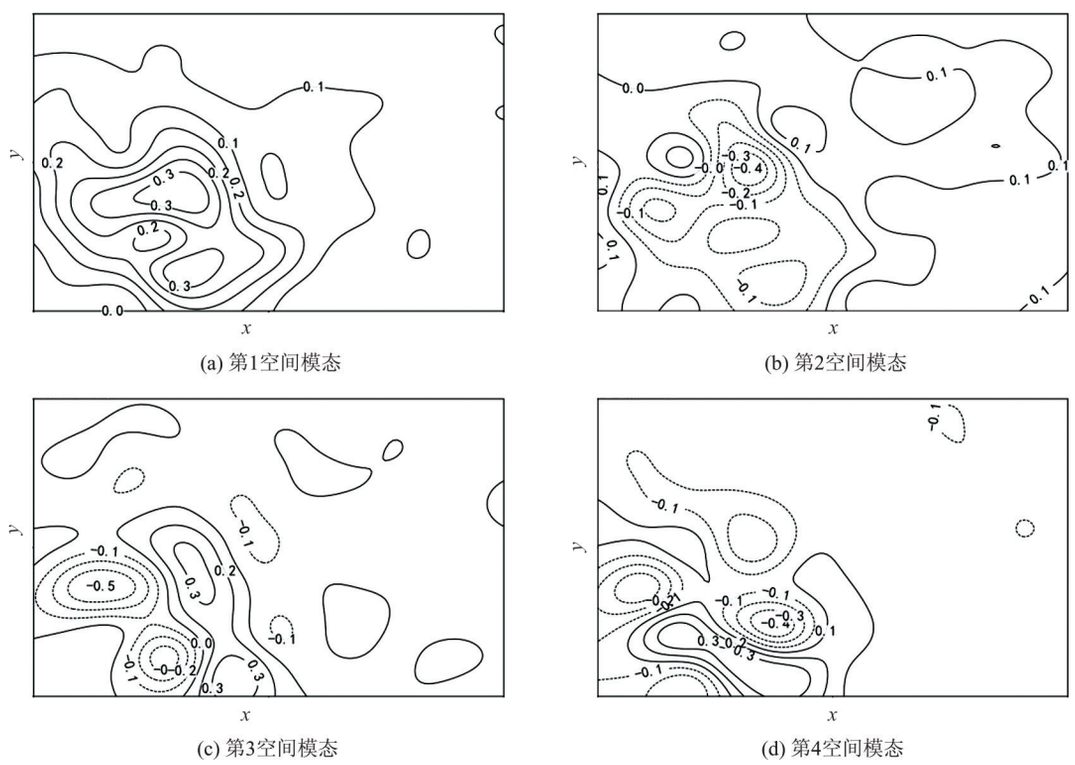


图5 $T2$参数水平模拟数据的空间模态

Fig. 5 Spatial Mode of Simulation Data at Parameter Level of $T2$

3.3 尺度转换计算

根据$\boldsymbol{X}=\boldsymbol{VZ}$,将矩阵$\boldsymbol{C}$代入$\boldsymbol{X}_c=\boldsymbol{VC}$,$\boldsymbol{X}_c$为$T2$参数水平内涝模拟数据向$T1$参数水平内涝模拟数据进行尺度转换后的内涝分布图,如图8所示。

3.4 转换精度评价

计算12个内涝模拟场次的尺度转换精度,结果如图9所示。每个模拟场次的MAE为0.04~0.11 m,MSE为0.001~0.02 m^2,R^2为0.86~0.97,

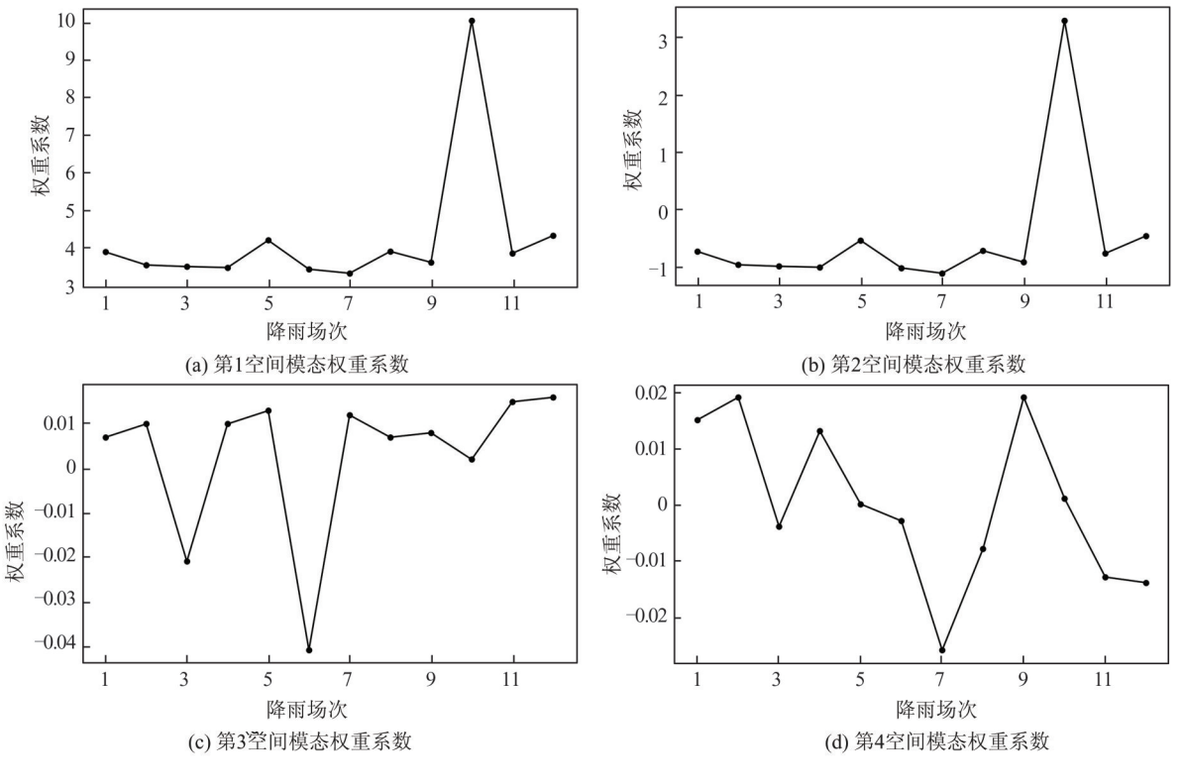


图 6　$T2$ 参数水平模拟数据的空间模态对应权重系数

Fig. 6　Weight Coefficients Corresponding to Spatial Mode of Simulation Data at Parameter Level of $T2$

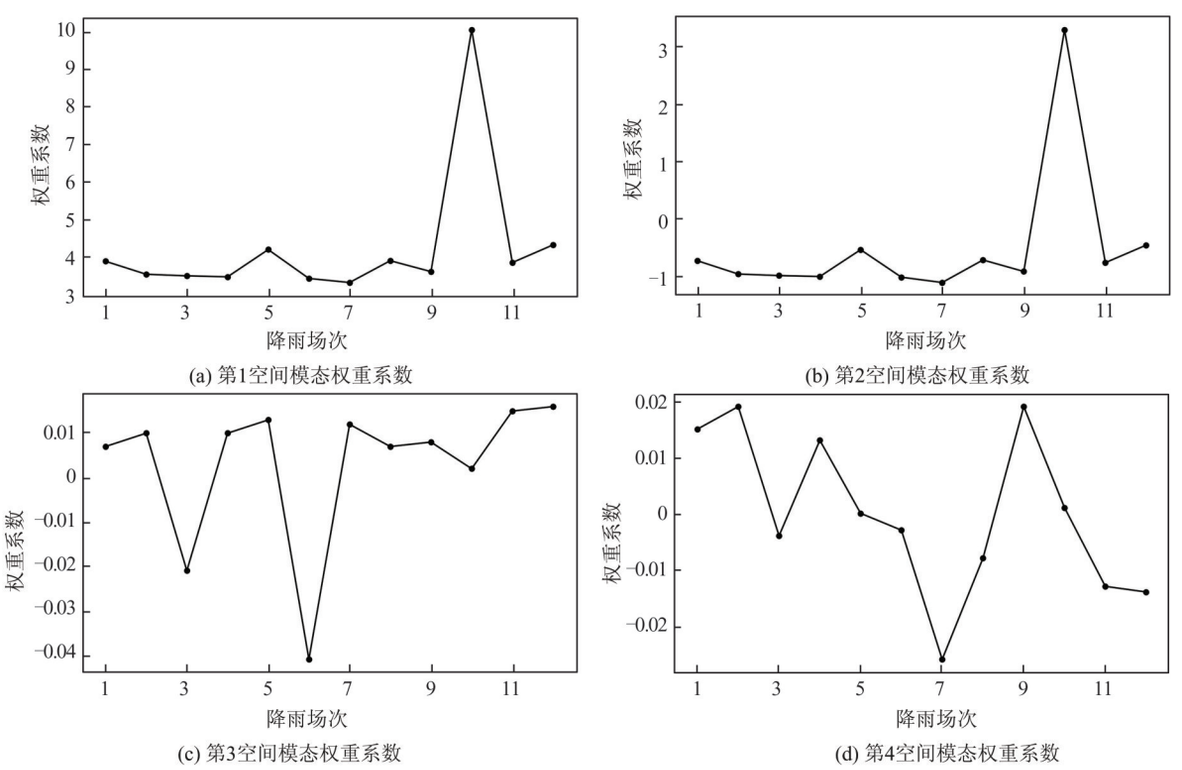


图 7　转换后的前 4 个空间模态的权重系数

Fig. 7　Weight Coefficients of the First 4 Spatial Modes of Matrix $\boldsymbol{C}$ After Conversion

表明其在多参数条件下精度具有一致性;12 个模拟场次整体转换精度 MAE 为 0.07 m,MSE 为 0.01 m^2,R^2为 0.95,表明模型整体具有良好的可靠性。由图 9 可以看出,在 12 个内涝模拟场次中,第 5 个场次模拟误差最大,MAE 为 0.14,MSE 为 0.017,R^2 为 0.861。分析其原因,对比图 1(e)和图 2(e)可以看出,$T2$ 参数水平对于第 5 场降水的内涝模拟产生了较大影响,导致二者分异性很

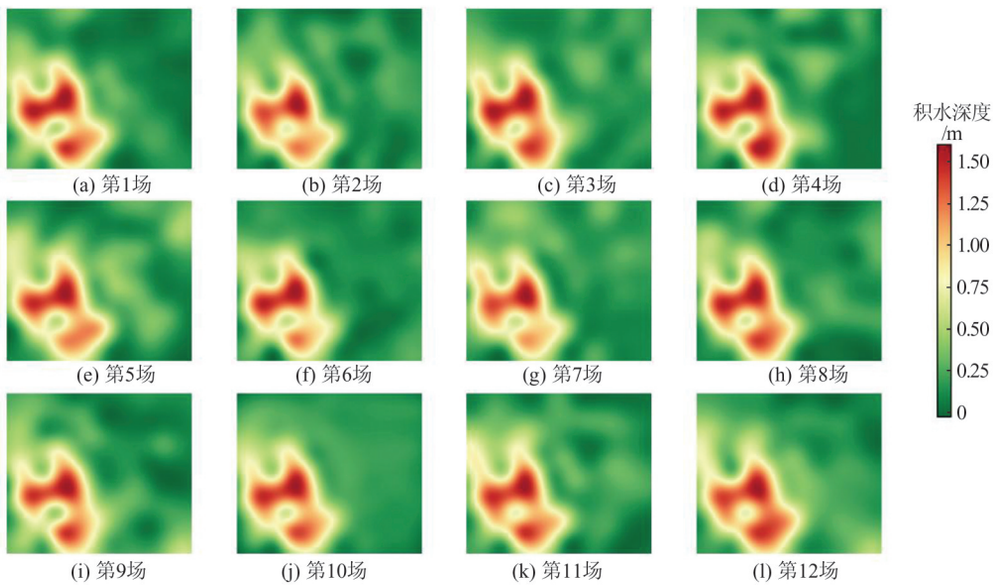


图8 尺度转换后的的12个模拟场次内涝分布

Fig. 8 Distribution of Waterlogging in 12 Simulated Events After Scale Conversion

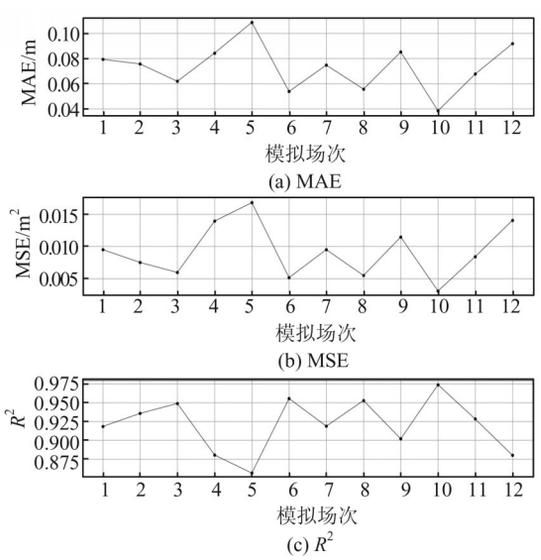


图9 12个内涝模拟场次的尺度转换精度指标

Fig. 9 Scale Conversion Accuracy Indicators for 12 Simulated Waterlogging Events

大,因此在应用统一空间模态进行尺度转换时,表现出转换精度较低。

4 结 语

本文以不同参数水平模拟的12场暴雨积涝数据为研究示例数据,利用矩阵分解识别积涝空间模态,以Frobenius范数作为约束条件,利用相似变换实现积涝模态权重系数矩阵尺度转换,进而实现暴雨积涝模拟数据尺度转换。计算12个内涝模拟场次的尺度转换精度指标和整体转换精度,均具有良好的转换精度。通过识别不同尺度内涝数据所蕴含的空间模态,基于空间模态实现内涝模拟数据的尺度转换,丰富和发展了地理信息尺度转换理论与实现技术。

本文所提模型的局限性在于,参与计算的内涝场次样本越多,内涝样本越具有代表性,识别出的空间模态也就越具有代表性,因此,在具体应用时,应充分结合局地降雨气候特征,构建代表性降水过程数据集,进而模拟出代表性积涝场次。相较于传统地理信息理论中以地理分辨率大小所定义的尺度,本文提出了描述自然现象内在规律、内在机理表达程度的尺度概念,并提出了利用矩阵分解、Frobenius范数约束相结合的尺度识别与转换的理论与技术方法,以不同参数水平机理模型模拟数据的转换为例,在应用上为探寻复杂问题简单化解决提供了一条技术途径。

参 考 文 献

[1] 李霖, 应申. 空间尺度基础性问题研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2005, 30(3): 199-203.
LI Lin, YING Shen. Fundamental Problem on Spatial Scale[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2005, 30(3): 199-203.

[2] GAO Y, DUO H, CHE J, et al. Research on Efficient Indexing of Large-Scale Geospatial Data Based on Multi-level Geographic Grid[J]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2023, X-1/W1-2023: 73-80.

[3] ZHANG W, LI D, YE X, et al. Resampling Techniques for Geographic Information Scaling: A Re-

view and Perspective[J]. *Journal of Geographical Information Science*, 2024, 12(3): 1-15.

[4] LI J, ZHUANG D F. Study on the Appropriate Scale of Geo-Spatial Data[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2002, 57: 52-59.

[5] GOODCHILD M F. Models of Scale and Scales of Modelling[M]. *Modelling Scale in Geographical Information Science*, Edited by N. J. Tate and P. M. Atkinson, 2001, 3-10.

[6] GOODCHILD M F, QUATTROCHI D A. Scale, Multiscaling, Remote Sensing, and GIS[M]. *Scale in Remote Sensing and GIS: An Advancement in Methods Towards a Science of Scale*, 1997, 1-11.

[7] JINFENG W. A Review on the Methodology of Scaling with Geo-Data[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2005, 60(2): 277-288.

[8] ZHU C Q, SHI W Z, WAN G. Reducing Remote Sensing Image and Simplifying DEM Data by the Multi-Band Wavelet[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(3): 525-536.

[9] 刘学军, 王彦芳, 晋蓓. 利用点扩散函数进行DEM尺度转换[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2009, 34(12): 1458-1462.
LIU Xuejun, WANG Yanfang, JIN Bei. A Upscaling Method of Digital Elevation Model with Point Spread Function[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(12): 1458-1462.

[10] 杨勤科, David Jupp, 郭伟玲, 等. 基于滤波方法的DEM尺度变换方法研究[J]. 水土保持通报, 2008, 28(6): 58-62.
YANG Qinke, JUPP D, GUO Weiling, et al. Genaralizing the Fine Resolution DEMs with Filtering Method[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2008, 28(6): 58-62.

[11] 吴桂平. 不同尺度转换方式对土地利用格局模拟的影响效应研究[J]. 水土保持研究, 2010, 17(5): 75-79.
WU Guiping. Exploring Effect of Different Scaling Methods on Simulation of Land Use Patterns[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2010, 17(5): 75-79.

[12] DENG X Z, ZHAN J Y. Scale-Effect Analysis of LUCC Driving Forces in the Farming-Pasturing Interlocked Area in Northern China[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2004, 20(3): 64-68.

[13] XIAO L. The Multi-Scale Effect of Road Network on the Ecosystem in Longitudinal Range-Gorge Region of Yunnan Province[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2009, 29(8): 4267-4277.

[14] 张智韬, 陈钦达, 黄小鱼, 等. 基于加权算法的空-天遥感升尺度土壤含盐量监测模型[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 226-238.
ZHANG Zhitao, CHEN Qinda, HUANG Xiaoyu, et al. UAV-Satellite Remote Sensing Scale-up Monitoring Model of Soil Salinity Based on Dominant Class Variability-Weighted Method [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(9): 226-238.

[15] 汪自军, 陈圣波, 韩念龙, 等. 地学尺度转换理论及方法研究[J]. 地理空间信息, 2007, 5(4): 60-63.
WANG Zijun, CHEN Shengbo, HAN Nianlong, et al. Research of Geo-Science Scaling Theories and Methods[J]. *Geospatial Information*, 2007, 5(4): 60-63.

[16] 卢小平, 蔡国盛, 张向军, 等. 一种融合多源数据的全国OCO-2 SIF降尺度方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(9): 1556-1565.
LU Xiaoping, CAI Guosheng, ZHANG Xiangjun, et al. A National OCO-2 SIF Downscaling Method Integrating Multi-source Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(9): 1556-1565.

[17] 薛丰昌, 杨盟, 陈剑飞, 等. 网格化城市内涝风险积水深度CID计算模型[J]. 安全与环境学报, 2024, 24(11): 4383-4390.
XUE Fengchang, YANG Meng, CHEN Jianfei, et al. CID Calculation Model for Grid Urban Waterlogging Risk Depth[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2024, 24(11): 4383-4390.

[18] 许可, 顾尚泰, 元志安, 等. 基于Frobenius范数奇异值分解的快速ICP算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2023, 21(10): 1263-1270.
XU Ke, GU Shangtai, YUAN Zhian, et al. A Fast ICP Method Based on Frobenius Norm Singular Value Decomposition [J]. *Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology*, 2023, 21(10): 1263-1270.