

兼顾面积属性与不确定性信息的样本点权重调整方法

李安娜¹ 马庆伟² 董士伟³ 周鹏娜² 李西灿¹ 刘玉³

(1. 山东农业大学信息科学与工程学院, 泰安 271018;
2. 山东省地质矿产勘查开发局八〇一水文地质工程地质大队, 济南 250014;
3. 北京市农林科学院信息技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 样本点权重调整是遥感分类精度评价中样本点空间分配的关键环节。以北京市顺义区精度评价样本点为例,提出了一种兼顾面积属性与不确定性信息的样本点权重调整方法——模糊调整权重法,用于布设精度评价样本点。首先,构建用于表达不确定性信息的模糊中和指数及其权重,融合模糊中和指数权重和面积权重构建模糊调整权重,并计算各个分层的模糊调整权重结果,完成样本点特征空间分配;其次,设置不同梯度样本点集,结合平均最短距离最小化准则和空间模拟退火算法实现样本点地理空间优化布设;最后,构建权重调整效果评价指标,进行模糊调整权重效果评价,并与其他权重调整方法和未进行权重调整的布点方法进行对比分析。结果表明:顺义区不确定性大、中、小的层模糊调整权重分别为0.45、0.37、0.18,与面积权重相比,不确定性大的层权重显著增加、中层权重稍微增加、小层权重明显降低;5个不同数据集样本点权重调整的精度评价总体精度、相对精度、均方根误差和标准偏差结果分别为69.90%~73.48%、96.28%~99.82%、0.01和0.01;模糊调整权重布点方法评价效果优于面积权重、模糊中和指数权重、不确定性空间分层权重布点方法,以及空间均匀抽样和简单随机抽样方法,样本点权重调整更加准确可靠。设计的模糊调整权重法布设精度评价样本点,能够兼顾面积属性和不确定性信息,又可以避免权重调整过度,提高了各个分层样本点空间分配的合理性。

关键词: 遥感分类; 样本点; 权重; 精度评价; 不确定性; 空间分层

中图分类号: P237 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)05-0219-08 OSID: 

Weight Adjustment Method of Sampling Sites Integrating Area Attribute and Uncertainty Information

LI Anna¹ MA Qingwei² DONG Shiwei³ ZHOU Pengna² LI Xican¹ LIU Yu³

(1. College of Information Science and Engineering, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China

2. 801 Institute of Hydrogeology and Engineering Geology,

Shandong Provincial Bureau of Geology and Mineral Resources, Ji'nan 250014, China

3. Research Center of Information Technology, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China)

Abstract: Weight adjustment of sampling sites is a key aspect for spatial allocation of samples in the accuracy evaluation of remote sensing classification. Taking accuracy evaluation of sampling sites in Shunyi District of Beijing as an example, a weight adjustment method of sampling sites integrating area attribute and uncertainty information was proposed and named fuzzy adjustment weight method, which was used for sampling sites layout of accuracy assessment. Firstly, the fuzzy neutral index and its weight were constructed to stand for uncertainty information, and the fuzzy adjustment weight was constructed by fusing the fuzzy neutral index weight and area weight, and the fuzzy adjustment weight results of each stratum were calculated to achieve spatial allocation of samples in the feature space. Secondly, different gradient sample sets were drawn, and spatial-simulated annealing and the minimization of the mean of the shortest distances criterion were used to optimize sampling sites in geographical space. Finally, the indexes of weight adjustment evaluation were constructed to assess the effect of fuzzy adjustment weights.

收稿日期: 2023-02-01 修回日期: 2023-03-10

基金项目: 自然资源部国土卫星遥感应用重点实验室开放基金项目(KLSMNR-G202219)和国家重点研发计划项目(2021YFD1500203)

作者简介: 李安娜(1999—),女,研究实习员,主要从事土地利用变化与遥感应用研究,E-mail: 946949823@qq.com

通信作者: 董士伟(1984—),男,正高级工程师,主要从事时空数据分析研究,E-mail: dshiwei2006@163.com

The comparative analysis was achieved between fuzzy adjustment weight and the other weight adjustment methods and the methods without weight adjustment. The results showed that the fuzzy adjustment weights of large, medium and small uncertainty strata in Shunyi District were 0.45, 0.37 and 0.18, respectively. Compared with the area weights of each stratum, the weights of large and medium uncertainty strata were increased significantly and slightly, respectively, and the weight of small uncertainty stratum was decreased significantly. The overall accuracy, relative accuracy, root mean square error and standard deviation of the accuracy evaluation results for weight adjustment of five different sample sets were 69.90% ~ 73.48%, 96.28% ~ 99.82%, 0.01 and 0.01, respectively. The evaluated effect of fuzzy weight adjustment method was better than the methods with area weight, fuzzy neutral index weight, uncertainty stratification weight, and the spatial even sampling and simple random sampling methods. The weight adjustment of sampling sites for the developed method was more accurate and reliable. The developed fuzzy adjustment weight method used for sampling sites layout of accuracy assessment can integrate the area attribute and uncertainty information, and avoid excessive weight adjustment, which was used to improve the rationality for spatial allocation of sampling sites in each stratum.

Key words: remote sensing classification; sampling site; weight; accuracy assessment; uncertainty; spatial stratification

0 引言

准确可靠的精度评价是遥感分类进行决策应用的前提和基础^[1]。通过抽样构建混淆矩阵是进行遥感分类精度评价的关键步骤^[2-3],目前常见的抽样方法包括简单随机抽样^[4]、分层抽样^[5]、系统抽样^[6]等。抽样的关键在于选取的样本点是否具有代表性,现有抽样方式获取的样本点分布在特征空间与地理空间中存在代表性不强的缺陷,导致由样本点统计推断总体容易出现偏差,因此设计样本点权重调整方法进行相应的数据纠偏非常关键。

样本点权重调整方法主要包括层次分析法^[7]、专家打分法、格网法^[8]及分层权重调整法^[9]等。其中,层次分析法与专家打分法的权重调整规则一般是固定的,难以满足复杂变化的应用场景,致使样本点代表性难以得到保证;格网法直接对所有样本点进行调整,导致大部分真实可靠的样本点代表性有所降低,进而降低总体抽样效果;分层权重调整法把总体数据按照某种特征或规则划分成若干层^[10-12],兼顾分层特征属性信息对各层样本点进行调整,提高了采样效率,但其调整规则的科学性有待进一步提高。分层权重调整法主要包括调整样本点权重和调整样本点数量两种模式。调整样本点权重主要通过调整有偏样本的属性值,整个调整过程中不改变各层样本点数量,如将样本点划分为聚集样本点、稀疏样本点和均匀样本点,对聚集样本点和稀疏样本点进行权重调整,从而优化采样数据^[13]。当采样点数量较大,或者采样数据质量较差时,该模式权重调整量大且可能纠偏效果较差,此外未能充分利用样本点的地理空间信息。调整样本点数量主要依据特

征准则将各分层的样本点数量进行增删,以提高样本点特征空间的代表性。目前常规分层抽样实验的各层初始样本点数量大都由面积比例决定^[14-17],没有充分利用分层的特征信息。依据分层原理,设计相应的权重调整函数,可以进一步提高样本点分配的合理性,提高由样本点统计推断总体的准确性。在地物破碎、异质性强的区域,基于不确定信息进行分层可以提高样点布设效率^[18],如利用分类不确定性将样本点分为多个不确定性空间分层,设计权重调整函数来分配各层采样数量,保证样本点空间分布的合理性^[19]。该模式适用于不同的样本点集,且不影响样本点后续的地理空间优化布局,兼顾了样本点的地理空间和特征空间信息,提高了采样代表性,但科学合理地构建权重调整函数非常困难,相关研究甚少。

综合考虑各层的数量属性和不确定性信息构建新的权重分配准则,可以提高各层权重分配的合理性。在定权过程中,两种属性如何定量构建权重调整函数,是设计兼顾面积属性与不确定性信息的样本点权重调整方法的关键。基于此,本文以北京市顺义区为例,在不确定性空间分层结果的基础上,结合各层数量属性与不确定信息,构建权重调整函数用来优化样本点特征空间的数量分配,用于布设遥感分类精度评价样本点,对样本点权重调整效果进行评价,并设置与不同布点方法的对比实验,估计样本点权重调整的数据纠偏效果,旨在提高各个分层的样本点空间分配的科学性和合理性。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

顺义区位于北京市东北部,地理坐标为东经

116°28′~116°59′, 北纬 40°00′~40°18′。地势北高南低, 气候属于暖温带半湿润大陆性季风气候。全区土地利用面积为 1 020 km², 主要包括耕地、林地、建设用地、水域等。顺义区复杂的环境属性导致地物组成多样, 地类空间分布相互交错, 使得地物空间异质性较强, 且光谱信息容易混淆。因此, 设计兼顾面积属性与不确定性信息的样本点权重调整方法对顺义区进行各层样本点空间分配非常必要。

1.2 数据来源及预处理

研究采用北京市顺义区 2017 年分辨率 10 m 全球土地覆盖产品 FROM - GLC10、分辨率 30 m Landsat 8 OLI 遥感分类产品和不确定性空间分层结果, 遥感产品的重分类和研究区的空间制图基于 ArcGIS 10.6 软件实现。数据详情如下:

(1) FROM - GLC10 遥感数据产品: 采用 Sentinel - 2 卫星数据, 利用随机森林分类方法将土地覆被分为 10 个类型^[20], 基于全球全季相验证样本评价的产品精度为 72.76%, 精度相对可靠, 具有很好的适用性^[21-24]。将顺义区原始产品重分类为耕地、林地、草地、水域、建设用地和未利用地 6 类, 用于对不同样本点布点结果进行精度评价。

(2) 遥感分类产品: 基于 2017 年 9 月 28 日的 Landsat 8 OLI 卫星数据, 采用随机森林算法获取每个像元归属各个地类的后验概率, 基于最大概率将研究区分为耕地、林地、草地、水域、建设用地和未利用地 6 类^[19], 分类结果如图 1 所示。基于 10 m FROM - GLC10 对全部像元评价的总体精度为 72.56%。该数据的用途为: ①基于后验概率计算概率残差和概率熵, 构建不确定性度量指标。②基于分类结果在精度评价中验证样本点权重调整效果。

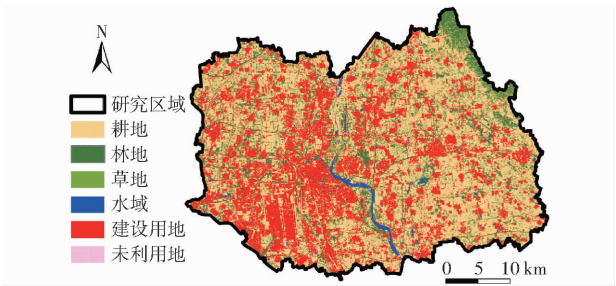


图 1 顺义区随机森林遥感分类

Fig. 1 Remote sensing classification of Shunyi District using random forest

(3) 不确定性空间分层结果: Landsat 8 OLI 卫星数据随机森林分类后, 基于各个像元的后验概率分别计算最大概率、模糊混淆指数、概率熵作为不确定性度量指标, 采用模糊 C 均值聚类, 将研究区划分为 3 层: 不确定性大、中、小的层^[19], 分层结果如图 2 所示。该数据用途为: ①用于计算各方法权重

分配值, 将全部样本点数分配至各层。②用于各层样本点的地理空间优化布设。

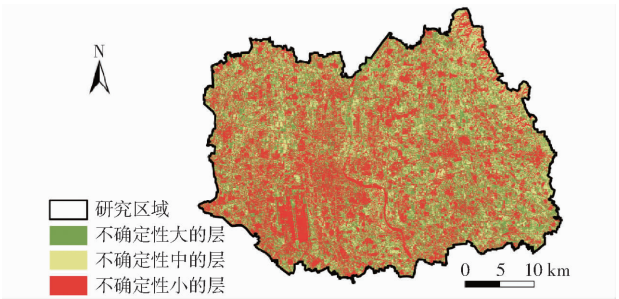


图 2 顺义区分类不确定性空间分层结果

Fig. 2 Spatial stratification results of classification uncertainty in Shunyi District

2 研究方法

技术路线如图 3 所示, 主要分为以下 3 个部分: ①构建模糊调整权重。基于随机森林算法获得的后验概率, 计算概率残差与概率熵, 利用二者构建模糊中和指数, 并计算模糊中和指数权重。使用模糊中和指数权重与面积权重构建模糊调整权重, 完成各层权重分配。②样本点空间布设。基于权重调整结果和总样本点数, 完成样本点特征空间分配; 基于平均最短距离最小化准则和空间模拟退火算法, 完成样本点地理空间优化布设。③对比分析。构建总体精度 (OA)、相对精度 (RA)、均方根误差 (RMSE) 和标准偏差 (STDEV) 指标, 与不同调整权重的布点方法、未调整权重的布点方法进行对比分析, 评估设计

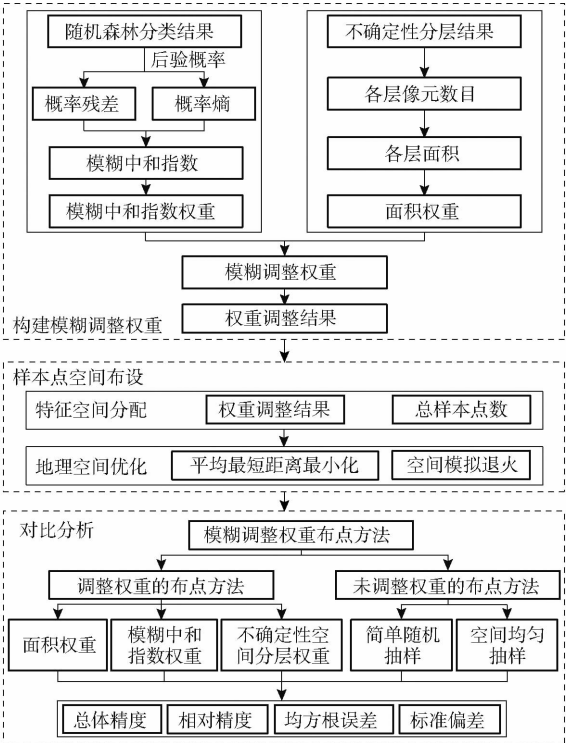


图 3 技术路线图

Fig. 3 Technical roadmap

的模糊调整权重的样本点布设效果。

2.1 样本点模糊调整权重定权方法

(1) 模糊调整权重

不确定性空间分层后,仅考虑各层的数量属性按照面积权重进行全部样本点的分配,忽略地物不确定性信息,弱化不确定性分层的优势;仅考虑分层的不确定性信息构建权重调整函数,忽略数量(面积)属性,部分分层的权重分配结果可能呈现调整过度的过拟合现象,如不确定性程度很大且面积很小的分层,分配较多的样本点数,难以保证样本点在特征空间的整体代表性。因此,研究将面积权重作为基础权重,依据面积权重与模糊中和指数权重的差异程度确定调整量,以此构建权重调整函数,得到模糊调整权重,具体计算公式为

$$W_i^m = (1 + \Delta i) W_i^s \tag{1}$$

其中

$$\Delta i = \frac{W_i^f - W_i^s}{\sum_{i=1}^n |W_i^f - W_i^s|} \tag{2}$$

式中 Δi ——模糊中和指数权重与面积权重的差异指数

W_i^m ——第 i 层的模糊调整权重

W_i^f ——第 i 层的模糊中和指数权重

W_i^s ——第 i 层的面积权重

n ——总的分层数目

当 Δi 大于 0 时,需要增加该层权重;当 Δi 小于 0 时,需要减少该层权重;当 Δi 等于 0 时,无需调整权重。 W_i^m 的取值范围为 0 ~ 2,用于计算每层样本点数量前,需要进行归一化处理。

(2) 模糊中和指数权重

概率矢量可以在像元尺度上表达遥感分类结果的不确定性,基于概率矢量可以构建衡量像元模糊程度的指标^[25-26]。其中,概率残差是衡量像元绝对不确定性的代表性指标,突显了最大概率的优势,有效反映了像元归属最终类别的可信程度;概率熵是衡量像元相对不确定性和混合程度的代表性指标,考虑了概率矢量各成分之间的离散程度,利用了所有后验概率提供的信息^[27]。概率残差和概率熵在空间中的分布结构既有相同性,又有互补性,综合概率残差和概率熵可以表征像元包含的不确定性信息^[28]。

首先,对概率残差和概率熵归一化,再赋予二者相同的权重,构建模糊中和指数 f_{ij} ,用以衡量每个像元的不确定性程度,计算公式为

$$f_{ij} = \frac{H_{ij} + \Delta P_{ij}}{2} \tag{3}$$

式中 f_{ij} ——第 i 层第 j 个像元模糊中和指数

H_{ij} ——第 i 层第 j 个像元归一化概率熵

ΔP_{ij} ——第 i 层第 j 个像元归一化概率残差

f_{ij} 的取值范围为 0 ~ 1, f_{ij} 越大,该像元模糊程度越高,越容易被误分; f_{ij} 越小,该像元模糊程度越低,分类越准确。

其次,计算每层平均模糊中和指数,作为衡量每层不确定信息的指标,计算公式为

$$A_i = \frac{\sum_{j=1}^{m_i} f_{ij}}{m_i} \tag{4}$$

式中 A_i ——第 i 层平均模糊中和指数

m_i ——第 i 层像元总数

A_i 取值范围为 0 ~ 1, A_i 越大,该层平均模糊程度越高,越容易被误分; A_i 越小,该层平均模糊程度越低,分类越准确。

最后,由每层的平均模糊中和指数在总体平均模糊中和指数中的比例确定每层的模糊中和指数权重,计算公式为

$$W_i^f = \frac{A_i}{\sum_{i=1}^n A_i} \tag{5}$$

W_i^f 越大,该层分类不确定性越大,越容易被误分; W_i^f 越小,该层分类不确定性越小,分类越准确。

(3) 面积权重

根据分层后每层面积与研究区总面积的比例来确定各层权重,其表达式为

$$W_i^s = \frac{S_i}{S} \tag{6}$$

式中 S_i ——第 i 层面积, km^2

S ——研究区总面积, km^2

对于像元尺度的面积权重计算,相应面积可由像元个数与每个像元的面积相乘得到。面积权重越大表示该层包含像元数目相对越多,面积权重越小表示该层包含像元数目相对越少,充分反映了各分层的像元数量信息。

2.2 样本点空间优化布设方法

基于样本点总数和各层权重得到每层分配的样本点数量,完成样本点的特征空间分配,其中样本点总数的确定采用 FOODY^[29] 提出的最少样本点总数计算方法。基于平均最短距离最小化准则和空间模拟退火算法实现样本点空间布局优化。其中平均最短距离最小化准则通过使研究区内任意一个样本点到与它最邻近样本点之间距离的期望值最小,进而达到样本点在地理空间中尽可能均匀覆盖的目的^[30-31]。空间模拟退火算法通过设置一个初始温度及循环次数,随机布设初始样本点并计算初始样

本点对应的目标函数,之后通过扰动运动产生新的样本点,通过 2 个目标函数对比确定是否接受新的样本点布局,不断循环此过程直至样本点达到全局最优布设^[32]。

2.3 样本点布设结果评价方法

基于最少样本点总数,梯度设置不同的样本点数据集进行多次实验,选择总体精度、相对精度、均方根误差、标准偏差为评估指标,以 FROM - GLC10 数据为参考,对样本点优化布设结果进行精度评价。

总体精度为被正确分类的样本点数与总体样本点数的比值;相对精度表示与全部像元评价的总体精度的接近程度;均方根误差为观测值与全部像元评价的总体精度之间的离散程度;标准偏差用于给定一个数据集的离散程度。其中,总体精度 P_{OA} 的计算公式为

$$P_{OA} = \sum_{i=1}^n \frac{R_i}{N_i} W_i \tag{7}$$

式中 N_i ——第 i 层样本点总数
 R_i ——第 i 层分类正确的样本点总数
 W_i ——第 i 层权重

3 结果分析

3.1 样本点权重调整结果

计算样本点权重调整结果。结合图 2,使用式(6)计算顺义区不确定性大的层、不确定性中的层、不确定性小的层的面积权重分别为 0.31、0.33、0.36。根据各像元属于各个地类的后验概率计算概率残差及概率熵,使用式(3)获得模糊中和指数,再根据式(4)、(5)计算顺义区不确定性大的层、不确定性中的层、不确定性小的层的模糊中和指数权重

分别为 0.50、0.37、0.13。利用面积权重及模糊中和指数权重,使用式(1)、(2)计算出顺义区不确定性大的层、不确定性中的层、不确定性小的层的模糊调整权重分别为 0.45、0.37、0.18。

对权重调整效果进行评价。假设顺义区遥感影像分类期望精度为 90%,依据 FOODY 的算法计算研究区最少布设的样本点数为 98 个。设置 98、196、294、392、490 梯度数据集分别进行实验,以减小偶然误差,检验方法稳定性。按模糊调整权重分配各梯度样本点集,结果如表 1 所示。

表 1 样本点空间分配
Tab.1 Spatial allocation of sampling sites

样本 点数	模糊调整权重		
	0.45(不确定 性大的层)	0.37(不确定 性中的层)	0.18(不确定 性小的层)
98	44	36	18
196	88	73	35
294	132	109	53
392	176	145	71
490	221	181	88

完成各层样本点数量分配之后,基于平均最短距离最小化准则与空间模拟退火算法实现样本点地理空间布局优化,5 次实验样本点布设结果如图 4 所示。将 FROM - GLC10 遥感数据产品重分类结果作为参考数据,对布点结果进行精度评价。基于全部像元评价的总体精度为 72.56%,作为研究区总体精度的“真实值”。根据式(7)计算 98、196、294、392、490 个样本点布设得到的总体精度分别为 72.47%、69.90%、73.48%、73.28%、72.10%,进而计算其相对精度为 99.82%、96.28%、98.79%、

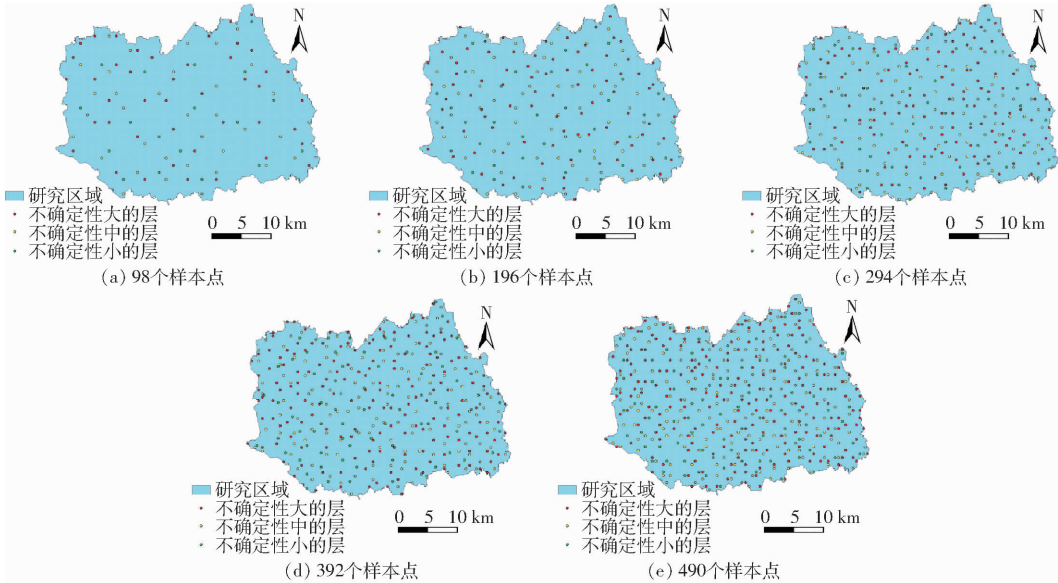


图 4 样本点优化布设结果
Fig.4 Optimization layout results of sampling sites

99.06%、99.31%，均方根误差和标准偏差分别为0.01和0.01，结果表明模糊调整权重法的相对精度高、方法可靠稳定。

3.2 与不同样本点布设方法对比

(1) 与其他权重调整布点方法对比

模糊调整权重与面积权重、模糊中和指数权重、不确定性空间分层权重进行对比分析，结果如表2所示。模糊调整权重与面积权重相比，不确定性大的层权重增加0.14，不确定性中的层增加0.04，不确定性小的层减少0.18。模糊调整权重与模糊中和指数权重相比，不确定性大的层减少0.05，不确定性中的层权重一致，不确定性小的层增加0.05。模糊调整权重与不确定性空间分层权重相比，不确定性大的层增加0.02，不确定性中的层减少0.02，不确定性小的层权重一致。

表 2 不同方法权重计算结果

Tab.2 Calculated results of weights for different methods

空间分层	模糊调整权重	面积权重	模糊中和指数权重	不确定性空间分层权重
不确定性大的层	0.45	0.31	0.50	0.43
不确定性中的层	0.37	0.33	0.37	0.39
不确定性小的层	0.18	0.36	0.13	0.18

将不同梯度样本点集分别按照面积权重、模糊中和指数权重、不确定性空间分层权重分配，并分别计算总体精度、均方根误差、标准偏差以及总体精度的平均值，进行效果评价与对比分析，如表3所示。

基于模糊调整权重、面积权重、模糊中和指数权重、不确定性空间分层权重分配样本点后评价的标准偏差分别为0.01、0.02、0.03、0.04，相应的均方根误差分别为0.01、0.02、0.04、0.03；从表3可知，模糊调整权重法的总体精度均值与真实总体精度值最相近，可靠性最强，且其均方根误差和标准偏差最小，稳定性最好。模糊调整权重的定权结果，与面积权重相比，模糊程度高的分层权重增加，模糊程度低

表 3 不同权重方法的总体精度和总体精度均值

Tab.3 OA and average OA results of different weight methods

样本点数	模糊调整权重	面积权重	模糊中和 不确定性空间	
			指数权重	分层权重
98	72.47	73.54	67.35	74.54
196	69.90	76.01	70.55	70.37
294	73.48	71.43	69.36	67.01
392	73.28	71.42	74.17	67.32
490	72.10	73.06	70.82	69.79
总体精度均值	72.25	73.09	70.45	69.81

的分层权重减少，保留了更多的不确定性信息，强化了不确定性分层的优势，又避免了仅使用数量属性定权造成的信息丢失现象；与模糊中和指数权重相比，在考虑不确定性信息的基础上，根据各层实际的数量属性，对不确定性小的层和不确定性大的层的权重做了适当增减，避免了权重调整过度问题；与不确定性空间分层权重相比，调整规则更加细致，刻画出了具体的权重调整量，准确性和稳定性更强。综上，模糊调整权重比面积权重、模糊中和指数权重、不确定性权重方法的调整效果更优。

(2) 与未调整权重的布点方法对比

设置与未调整权重布点方法(空间均匀抽样和简单随机抽样方法)的对比实验。样本点数据集分别为98、196、294、392、490，其中简单随机抽样在每个数据集中随机抽样5次，进一步降低随机抽样结果的偶然性。基于总体分类精度及其均值、均方根误差和标准偏差的评价指标体系，对样本点布设结果进行评价，如表4所示。模糊调整权重布点方法、空间均匀和简单随机抽样方法标准偏差分别为0.01、0.04、0.04，相应的均方根误差分别为0.01、0.05、0.02；本文抽样方法的总体精度均值与真实总体精度值最相近，可靠性最强，且其均方根误差和标准偏差最小，稳定性最好。因此，模糊调整权重布设遥感分类精度评价样本点效果优于空间均匀抽样和简单随机抽样方法。

表 4 不同抽样方法的总体精度和总体精度均值

Tab.4 OA and average OA results of different sampling methods

样本点数	本文方法	空间均匀 抽样	简单随机抽样					总体精度均值
			第 1 次	第 2 次	第 3 次	第 4 次	第 5 次	
98	72.47	65.31	68.37	66.33	77.55	72.45	68.37	70.61
196	69.90	69.39	73.47	75.00	77.55	80.61	77.04	76.73
294	73.48	70.07	74.83	78.57	74.15	70.75	70.75	73.81
392	73.28	72.45	68.37	71.68	74.49	68.62	76.79	71.99
490	72.10	73.42	76.12	75.10	73.47	74.29	73.88	74.57
总体精度均值	72.25	70.13	73.54					

4 结论

(1)设计的模糊调整权重用于不确定性空间分层的样本点优化布设,实现了各个分层的数量属性和不确定性信息的融合。顺义区不确定性大、中、小的层的模糊调整权重分别为 0.45、0.37、0.18,5 个不同数据集样本点权重调整的精度评价总体精度、相对精度、均方根误差、标准偏差结果分别为 69.90% ~ 73.48%、96.28% ~ 99.82%、0.01 和 0.01。

(2)模糊调整权重、面积权重、模糊中和指数权重、不确定性空间分层权重布点方法和空间均匀抽样、简单随机抽样方法的总体精度均值与标准偏差分别为 72.25% 与 0.01、73.09% 与 0.02、70.45% 与

0.03、69.81% 与 0.04、70.13% 与 0.04、73.54% 与 0.04,相应的均方根误差分别为 0.01、0.02、0.04、0.03、0.05、0.02。模糊调整权重布点方法的总体精度均值与真实总体精度值最相近,可靠性最强,且其均方根误差和标准偏差最小,稳定性最好。

(3)设计的模糊调整权重布点方法能够兼顾面积属性和不确定性信息,又可以避免信息丢失和调整过度,适用于解决样本点空间分配定权问题。但在数据源、模糊中和指数构建、最优权重调整方法等方面存在一定的不确定性,未来考虑综合集成多源参考数据、模糊分层规则、不确定性信息最优表征方法等,进一步降低或消除研究过程中的上述不确定性。

参 考 文 献

[1] 赵国庆. 地表覆盖遥感产品精度评定方法研究[D]. 北京: 北京建筑大学, 2018.
ZHAO Guoqing. Study on the method of accuracy assessment of land cover remote sensing mapping product[D]. Beijing: Beijing University of Civil Engineering and Architecture, 2018. (in Chinese)

[2] 李岩, 王旗, 李自力. 采样方案对遥感分类精度评价的影响研究[J]. 淮海工学院学报(自然科学版), 2011, 20(增刊): 67-69.
LI Yan, WANG Qi, LI Zili. Study on the influence of sampling scheme on the evaluation of remote sensing classification accuracy[J]. Journal of Huaihai Institute of Technology (Natural Science Edition), 2011, 20(Supp.): 67-69. (in Chinese)

[3] 刘旭拢, 何春阳, 潘耀忠, 等. 遥感图像分类精度的点、群样本检验与评估[J]. 遥感学报, 2006, 10(3): 366-372.
LIU Xulong, HE Chunyang, PAN Yaozhong, et al. Accuracy assessment of thematic classification based on point and cluster sample[J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(3): 366-372. (in Chinese)

[4] 梁进社, 张华. 土地利用变化遥感监测精度评价系统——以随机抽样为基础的方法[J]. 地理研究, 2004, 23(1): 29-37.
LIANG Jinshe, ZHANG Hua. The accuracy system of remote sensing monitoring land use change: a method based on random sampling[J]. Geographical Research, 2004, 23(1): 29-37. (in Chinese)

[5] NELSON G A. Cluster sampling: a pervasive, yet little recognized survey design in fisheries research[J]. Transactions of the American Fisheries Society, 2014, 143(4): 926-938.

[6] 阳小琼, 朱文泉, 潘耀忠, 等. 作物种植面积空间对地抽样方法设计[J]. 农业工程学报, 2007, 23(12): 150-155.
YANG Xiaoqiong, ZHU Wenquan, PAN Yaozhong, et al. Spatial sampling design for crop acreage estimation[J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(12): 150-155. (in Chinese)

[7] 樊桂菊, 李钊, 毛文华, 等. 基于工作空间的果园作业平台结构参数优化与试验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(4): 34-42.
FAN Guiju, LI Zhao, MAO Wenhua, et al. Structure parameter optimization and experiment of orchard platform based on workspace[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 34-42. (in Chinese)

[8] DEUTSCH C. DECLUS: a fortran 77 program for determining optimum spatial declustering weights[J]. Computers and Geotechnics, 1989, 15(3): 325-332.

[9] 刘振民. 区域土壤环境质量现状一致性估计及实现[D]. 廊坊: 北华航天工业学院, 2021.
LIU Zhenmin. Consistency estimation and realization of regional soil environmental quality status[D]. Langfang: North China Institute of Aerospace Industry, 2021. (in Chinese)

[10] DONG S W, CHEN Z Y, GAO B B, et al. Stratified even sampling method for accuracy assessment of land use/land cover classification: a case study of Beijing, China[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(16): 6427-6443.

[11] 林川. 典型省份森林资源清查中的分层抽样设计与效率分析[D]. 北京: 北京林业大学, 2019.
LIN Chuan. Design and efficiency analysis of stratified sampling in forest resource inventory of typical provinces[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2019. (in Chinese)

[12] 张小伟, 余光辉, 温小荣, 等. 空间分层抽样在森林覆盖面积监测中的应用[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2012, 36(3): 81-84.
ZHANG Xiaowei, SHE Guanghui, WEN Xiaorong, et al. The application of spatial stratified sampling in remote sensing monitoring of forest cover[J]. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences), 2012, 36(3): 81-84. (in Chinese)

[13] 张东悦, 朱庆伟, 董士伟, 等. 土壤 Hg 和 NDVI 全局均值估计的样本点权重调整方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 338-345.
ZHANG Dongyue, ZHU Qingwei, DONG Shiwei, et al. Weight adjustment method of sampling sites for global mean estimation of Hg and NDVI[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 338-345. (in Chinese)

- [14] 焦险峰, 杨邦杰, 裴志远. 基于分层抽样的中国水稻种植面积遥感调查方法研究[J]. 农业工程学报, 2006, 22(5): 105 – 110.
JIAO Xianfeng, YANG Bangjie, PEI Zhiyuan. Paddy rice area estimation using a stratified sampling method with remote sensing in China[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(5): 105 – 110. (in Chinese)
- [15] 孟雯, 童小华, 谢欢, 等. 基于空间抽样的区域地表覆盖遥感制图产品精度评估——以中国陕西省为例[J]. 地球信息科学学报, 2015, 17(6): 742 – 749.
MENG Wen, TONG Xiaohua, XIE Huan, et al. Accuracy assessment for regional land cover remote sensing mapping product based on spatial sampling: a case study of Shaanxi Province, China[J]. Journal of Geo-information Science, 2015, 17(6): 742 – 749. (in Chinese)
- [16] 陈仲新, 刘海启, 周清波, 等. 全国冬小麦面积变化遥感监测抽样外推方法的研究[J]. 农业工程学报, 2000, 16(5): 126 – 129.
CHEN Zhongxin, LIU Haiqi, ZHOU Qingbo, et al. Sampling and scaling scheme for monitoring the change of winter wheat acreage in China[J]. Transactions of the CSAE, 2000, 16(5): 126 – 129. (in Chinese)
- [17] 胡潭高, 张锦水, 潘耀忠, 等. 基于不同抽样方法的遥感面积测量方法研究[J]. 国土资源遥感, 2008, 19(3): 37 – 41.
HU Tan'gao, ZHANG Jinshui, PAN Yaozhong, et al. Researches on remote sensing area measurement based on different sampling methods[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2008, 19(3): 37 – 41. (in Chinese)
- [18] RAFAEL T, ALFRED S, WIETSKES B. Optimization of sampling schemes for vegetation mapping using fuzzy classification [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 99(4): 425 – 433.
- [19] 吴亚楠, 郭长恩, 于东平, 等. 基于不确定性分析的遥感分类空间分层及评估方法[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(9): 1803 – 1816.
WU Ya'nan, GUO Chang'en, YU Dongping, et al. Spatial stratification and evaluation method of remote sensing classification based on uncertainty analysis[J]. Journal of Geo-information Science, 2022, 24(9): 1803 – 1816. (in Chinese)
- [20] GONG Peng, LIU Han, ZHANG Meinan, et al. Stable classification with limited sample: transferring a 30-m resolution sample set collected in 2015 to mapping 10-m resolution global land cover in 2017[J]. Science Bulletin, 2019, 64(6): 370 – 373.
- [21] 全冉, 杨雅萍, 陈晓娜. 多源 30 m 分辨率土地覆被数据在蒙古高原的一致性分析和精度评价[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(12): 2420 – 2434.
TONG Ran, YANG Yaping, CHEN Xiaona. Consistent analysis and accuracy evaluation of multisource land cover datasets in 30 m spatial resolution over the Mongolian Plateau[J]. Journal of Geo-information Science, 2022, 24(12): 2420 – 2434. (in Chinese)
- [22] ZHANG Wei, TANG Ping, CORPETTI T, et al. WTS: a weakly towards strongly supervised learning framework for remote sensing land cover classification using segmentation models[J]. Remote Sensing, 2021, 13(3): 394.
- [23] DAINIUS M, TSENDBAZAR N E, HEROLD M, et al. Global land characterisation using land cover fractions at 100 m resolution[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 259: 112409.
- [24] 孙灏, 阮琳, 郭航, 等. 生态用地比例遥感估算及应用分析——以宁夏沿黄城市带为例[J]. 遥感信息, 2021, 36(3): 67 – 75.
SUN Hao, RUAN Lin, GUO Hang, et al. Remote sensing estimation of ecological land proportion and its practical analysis: taking urban belt along Yellow River in Ningxia, China for an example[J]. Remote Sensing Information, 2021, 36(3): 67 – 75. (in Chinese)
- [25] 吴尚蓉, 刘佳, 杨鹏. 基于参数型指数混合熵模型的农业遥感分类不确定性评价[J]. 农业工程学报, 2013, 29(6): 177 – 184.
WU Shangrong, LIU Jia, YANG Peng. Evaluation on uncertainty in agricultural remote sensing classification based on exponential hybrid entropy model in parametric form[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(6): 177 – 184. (in Chinese)
- [26] 谭磊, 赵书河, 罗云霄, 等. 基于对象特征的山东省丘陵地区多时相遥感土地覆被自动分类[J]. 生态学报, 2014, 34(24): 7251 – 7260.
TAN Lei, ZHAO Shuhe, LUO Yunxiao, et al. Application of object-oriented image analysis to land-cover classification in hilly areas[J]. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(24): 7251 – 7260. (in Chinese)
- [27] 李大军, 龚健雅, 谢刚生, 等. 熵理论在确定点位不确定性指标上的应用[J]. 测绘科学技术学报, 2002, 19(4): 243 – 246.
LI Dajun, GONG Jianya, XIE Gangsheng, et al. Application of entropy theory in determining indexes of point's positional uncertainty[J]. Journal of Institute of Surveying and Mapping, 2002, 19(4): 243 – 246. (in Chinese)
- [28] 柏延臣, 王劲峰. 遥感信息的不确定性研究分类与尺度效应模型[M]. 北京: 地质出版社, 2003.
- [29] FOODY G M. Sample size determination for image classification accuracy assessment and comparison[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(20): 5273 – 5291.
- [30] 姜成晟, 王劲峰, 曹志冬. 地理空间抽样理论研究综述[J]. 地理学报, 2009, 64(3): 368 – 380.
JIANG Chengsheng, WANG Jinfeng, CAO Zhidong. A review of geo-spatial sampling theory[J]. Acta Geographica Sinica, 2009, 64(3): 368 – 380. (in Chinese)
- [31] WADOUX A M J C, MARCHANT B P, LARK R M. Efficient sampling for geostatistical surveys[J]. European Journal of Soil Science, 2019, 70(5): 975 – 989.
- [32] MARCHANT B P, LARK R M. Optimized sample schemes for geostatistical surveys[J]. Mathematical Geology, 2007, 39(1): 113 – 134.