

利用数字土壤制图技术评价森林立地质量

徐 畅¹, 王德彩¹, 刘 倩^{2*}, 杨 柳¹, 张志华¹, 何林倩¹

(1. 河南农业大学林学院, 河南 郑州 450002;

2. 河南农业大学信息与管理科学学院, 河南 郑州 450002)

摘 要:【目的】为了提升森林立地质量评价的精准性, 探讨利用数字土壤制图技术对森林立地质量进行评价, 助力精准林业的发展。【方法】以济源南山林场为研究区, 以地形因子为预测因子, 运用模糊 C 均值聚类方法 (FCM 算法) 对立地评价所需的主要土壤属性进行预测制图, 并在利用遥感影像数据获取林地其他立地环境因子分布图的基础上, 应用灰色关联度法对研究区森林立地质量进行综合评价。【结果】研究区森林立地质量等级以 4 级为主, 评为 4 级的林地面积占总面积 54.38%; 其次为 3 级, 占研究区总面积的 26.91%; 1 级、2 级、5 级林地面积较小, 分别占研究区总面积的 5.27%、8.96% 和 4.48%。【结论】研究表明, 基于 FCM 算法的数字土壤制图技术, 可获得采样点较少条件下的较高精度的土壤属性分布图, 能为森林立地质量评价提供相对丰富的土壤空间信息, 是森林立地质量精准评价的新途径。

关 键 词: 数字土壤制图; 立地质量; 3S 技术; 灰色关联度

中图分类号: S147.2 文献标识码: A 文章编号: 0564-3945(2022)01-0045-11

DOI: 10.19336/j.cnki.trtb.2021011804

徐 畅, 王德彩, 刘 倩, 杨 柳, 张志华, 何林倩. 利用数字土壤制图技术评价森林立地质量 [J]. 土壤通报, 2022, 53(1): 45-55

XU Chang, WANG De-cai, LIU Qian, YANG Liu, ZHANG Zhi-hua, HE Lin-qian. Evaluation of Forest Site Quality Using Digital Soil Mapping[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2022, 53(1): 45-55

【研究意义】森林立地质量不仅影响森林功能的发挥, 还影响生态环境和森林资源的可持续发展^[1]。当前, 我国正在大力实施森林质量精准提升工程^[2]。森林立地质量精准评价是这个工程的重要组成部分, 也是精准林业发展的要求^[3-5]。

【前人研究进展】国际上立地质量评价方法较多, 概括起来分为 4 种方式, 即主导因子法、立地指数法、林分平均高法、“3S”技术法^[6]。我国森林立地质量评价研究开始于 20 世纪 50 年代, 早期的评价方法主要有林型法和地位级法, 其缺点是该方法不能对无林地进行评价。近年来, 依据多个立地因子的综合评价方法逐渐发展起来。这种方法利用数量化多元分析方法、聚类分析、专家打分法等实现了对森林立地质量的定量评价^[7-9]。如段高辉等^[7]基于标准地调查数据, 运用主成分分析法与数量化理论, 根据贡献率排序筛选出 4 个主导因子 (海拔 > 坡向 > 坡位 > 土壤厚度) 并建立相关模型, 对黄龙山人工油松林地进行立地质量评价。李艳洁等^[8]运

用数量化理论筛选出森林质量主导立地因子, 并把样地划分为多个立地类型区, 再按类型区对落叶松林地立地质量进行了数量化评价。

目前, 立地评价的研究数据多来源于森林资源连续清查的小班数据。这些数据不仅需要大量野外调查, 而且评价单元多以小班为主, 不能满足精准林业发展的需求。过去三十年里, “3S”技术的不断发展, 为快速准确地获取各立地因子信息提供了科学手段, 不仅大大减少了野外调查, 还为多因子、多层次综合评价提供了大量的、丰富多样的数据^[10-14]。因此, 一些研究开始应用“3S”技术进行森林立地质量评价。例如, 丰绪霞等^[11]利用“3S”技术编制了帽儿山林场森林立地类型分布图, 并对立地分类结果进行了评价。张晓丽和游先祥^[12]应用“3S”技术对北京市森林立地分类和立地质量进行了评价研究。然而, 这些研究的评价最小单元仍基于立地类型划分的多边形, 导致森林立地划分不够精细、评价因子不够全面, 尤其缺少详尽的土壤属性空间数据, 其

收稿日期: 2021-01-18; 修订日期: 2021-10-05

基金项目: 国家自然科学基金面上基金项目 (42171058)、河南省科技攻关计划项目 (172102110056, 192102310184) 和河南省高校人文社会科学一般项目 (2021-ZZJH-160) 资助

作者简介: 徐 畅 (1995-), 女, 河南省郑州市, 硕士研究生, 研究方向: 林业 3s 技术。E-mail: xc643503015@163.com

*通讯作者: E-mail: kuzikurt@163.com

评价结果仍不满足精准林业发展的需求。因此,森林立地质量精准评价还需要解决评价单元过大的问题。

【本研究切入点】土壤属性直接影响森林立地质量,尤其是在较小范围内,由于气候因子非常相似,因而立地质量的差异可归结为土壤因素的差异。因此,精准的土壤属性空间分布信息是森林立地质量精准评价的基础。另一方面,由“3S”技术获取的环境因子、用建模方法预测和生成精准的土壤空间分布信息的数字土壤制图技术,是当前高效、精确地获取土壤属性空间信息的常用方法^[15-16]。其中,基于模糊 C 均值 (Fuzzy-c-means, FCM) 聚类方法的数字土壤制图技术当前应用比较广泛,这一方法采用少量建模样点即可实现较高精度的土壤制图的优点明显^[17]。近些年,随着相关技术的日益完善,数字土壤制图技术越来越多地被应用于各种各样的土壤评价中^[18],解决了土壤质量评价中土壤属性不够详尽而导致的评价单元过大的问题。可见数字土壤制图技术为森林立地质量精准评价、土壤数据精度问题提供了可能。然而,到目前为止基于数字土壤制图的森林立地质量评价研究在国内外还鲜有报道。

【拟解决的问题】为此,本研究以河南省济源市南山林场为例,试图将数字土壤制图技术应用于森林立地质量精准评价研究,拟解决森林立地质量评价过程中评价单元过大、缺少详尽的土壤属性空间数据等问题。以期为森林立地质量的提升、森林精准经营管理等提供技术方法。

1 材料与方法

1.1 研究区及样品采集

研究区位于河南省济源市国家小浪底水库北岸 (112°23'~112°32' N, 34°58'~35°07' E), 面积约为 72 km²。当地为暖温带大陆性季风气候, 全年平均气温为 14.6 ℃, 年平均降水量 860 mm; 海拔范围为 220~440 m; 主要树种为栎类、柏木和刺槐; 主要土壤类型为棕壤和褐土。以地形因子作为条件变量, 采用条件拉丁超立方抽样方法布设 79 个采样点 (图 1)。在这些采样点上, 划分土壤发生层次后, 采集表层土壤样品。研究区土层较薄, 采样时将土壤断面挖掘至母质层, 测量土层厚度。

1.2 土壤样品分析及环境因子数据处理

将采集的 79 个土壤样品自然风干后去除植物根

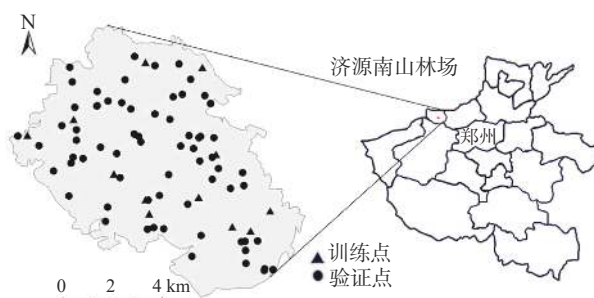


图 1 研究区位置及采样点分布

Fig.1 Location and sampling points of study area

系及杂物、过筛、研磨、干燥储存, 用于土壤物理化学性质的测定。土壤容重采用环刀法测定; 土壤有机质含量采用重铬酸钾容量法测定; 土壤质地采用激光粒度仪法测定; pH 值采用雷磁 PHSJ-3F 型 pH 计测定^[19]。

研究区地形数据来源于 1:10000 地形图。利用 ArcGIS 10 软件对地形图进行数字化处理, 用不规则三角网法建立 10 m 分辨率的数字高程模型 (Digital Elevation Model, DEM), 再由 ArcGIS 10 软件计算生成坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率和地形湿度指数 (Topographic Wetness Index, TWI) 数据^[20]。研究区其他环境因子数据由 Landsat 8 TM 遥感影像利用 ENVI 5.1 软件反演获得, 这些数据包括归一化植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)、植被覆盖率、地表温度及垂直干旱指数 (Modified perpendicular drought index, MPDI) 等^[21-24]。

1.3 数字土壤制图方法

选取高程、坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率和地形湿度指数为主要预测因子, 采用模糊聚类方法 (FCM 算法) 进行土壤属性数字制图, 并对制图精度进行评价。FCM 算法是利用“隶属度”参数确定每个数据点所属聚类类别的一种聚类方法; 其原理是利用统计方法计算多属性空间中的距离, 使得每个数据点距离自己所属类别中心点最近, 并将隶属度分配给每个数据点^[25], 隶属度表示一个数据点属于某一类的程度。用连续变化的模糊隶属度代替非此即彼的硬分类, 更准确的表达土壤属性的连续变化和空间过渡, 这符合连续变化的土壤系统的本质, 因而可以用来模拟土壤属性的空间分布信息, 实现土壤属性数字制图。

1.3.1 FCM 聚类及参数设置 FCM 聚类过程在 FuzMe^[26] 软件中实现, 聚类因子即为高程、坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率和地形湿度指数五个地

形因子。在 FCM 算法中, 需要设置聚类类别数 (c) 和模糊度指数 (m) 这两个关键参数。其中聚类类别数为研究区地形因子组合类别数, 模糊度指数为聚类时采用的模糊度, 当模糊度为 1 时即为非此即彼的硬聚类。相关研究表明 m 值的最佳选取区间为 [1.5, 2.5], 一般情况下可取 2^[27]。最佳类别数依据分类距离 (Separate Distance, S) 确定, 依据 Xie 等的方法^[28], 统计不同模糊度和类别数组合下分离距离 (S) 的值, 选择 S 值最小时对应的最优类别数。本研究根据研究区实际情况选取模糊度指数 $m = 1.7$, S 值最小时对应的分类数 $c = 12$ 。聚类结果即得到 12 个类别对应的隶属度分布图 (图 2)。每一类聚类类别代表一种地形因子组合, 隶属度分布范围为 0 ~ 1 之间, 值越大说明与这一类土壤的相似性越高。

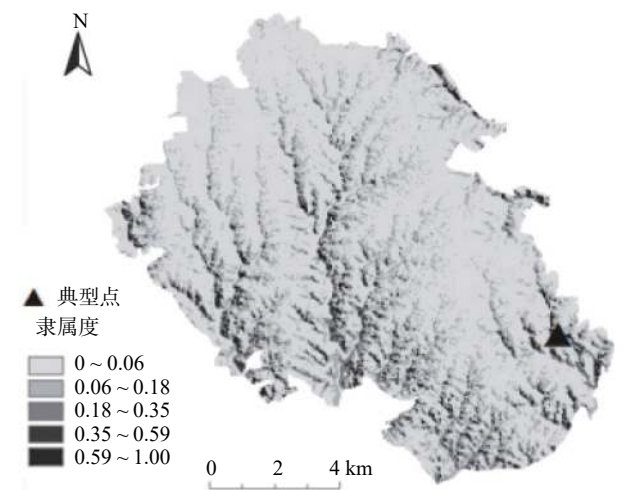


图 2 隶属度(类别 1)及对应典型点分布
Fig.2 Distribution of the fuzzy memberships for class 1 and the corresponding typical sample

1.3.2 基于聚类获取的隶属度预测土壤属性并制图 FCM 聚类得到 12 个类别对应的隶属度分布图, 将土壤采样点与隶属度分布图叠加, 提取采样点对应的隶属度数值, 具有最高隶属度的土壤采样点被认为是典型点, 其对应的土壤属性值 (土壤有机质、土层厚度、黏粒、容重、pH) 被认为是这一类别的典型值, 共选取 12 个典型点, 其对应的土壤属性典型值赋值见

表 1。基于研究区内土壤的成土环境与给定土壤类型的成土环境相似性, 土壤各属性预测图通过研究区内各聚类中心隶属度和典型土壤属性值加权平均得到^[29-30]。

$$V_i = \sum_{k=1}^c (u_k V^k) / \sum_{k=1}^c u_{ik} \tag{1}$$

其中, V_i 表示某点 i 的土壤属性值; V^k 代表各聚类中心 k 的土壤属性值, u_{ik} 代表点 i 在类型 k 上的隶属度, c 代表聚类类别总数。本研究中各个样点所对应的 12 个类别隶属度之和为 1。

1.3.3 制图精度评价方法 将土壤采样点与基于 FCM 算法获得的土壤属性预测图叠加, 提取采样点对应的土壤属性值, 即为预测值, 将预测值和实验室分析所得的土壤属性实测值相比较进行制图精度评价。土壤制图精度评价所采用的指标有: 平均误差 (Mean Error, ME)、平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE)、均方根误差 (Root Mean of Squared Error, $RMSE$)。

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_j - O_j) \tag{2}$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |P_j - O_j| \tag{3}$$

$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_j - Q_j)^2 \right]^{0.5} \tag{4}$$

其中, P_j 、 O_j 分别表示预测值和实测值, N 为观测数。研究共采集土壤样点 79 个, 其中训练点 (即典型点) 12 个, 剩余 67 个样点为验证样点, 即 $N = 67$ 。

1.4 立地质量评价方法
本研究利用灰色关联度模型进行立地质量评价。灰色关联度模型是根据因素之间发展趋势的相似或相异程度衡量因素间关联程度的一种方法, 意图通过一定的方法, 去寻求系统中各因素之间的数值关系。将各点位立地质量指标作为一个灰色系统, 则每个点位的立地质量作为灰色系统的一个因素。不同森林立地与各指标间, 通过一定的数据处理, 在随机的因素序列间, 找出它们的关联性, 以分析和

表 1 各聚类类别典型值
Table 1 Typical values of each cluster type

类别 Class	类别1 Class 1	类别2 Class 2	类别3 Class 3	类别4 Class 4	类别5 Class 5	类别6 Class 6	类别7 Class 7	类别8 Class 8	类别9 Class 9	类别10 Class 10	类别11 Class 11	类别12 Class 12
有机质	28.08	25.08	30.34	54.12	39.96	21.50	14.27	29.39	39.32	27.62	10.34	16.53
土层厚度	19.00	25.00	20.00	65.00	35.00	20.00	30.00	10.00	9.00	24.00	3.00	16.00
黏粒	2.17	1.36	0.91	1.77	0.83	1.02	0.44	1.21	1.49	1.83	0.32	2.24
容重	1.27	1.39	1.56	1.07	1.54	1.53	1.26	1.29	1.35	1.32	1.50	1.51
pH	8.05	5.25	7.22	8.02	5.05	8.03	5.52	8.03	7.39	7.26	8.00	5.67

确定各指标对森林立地质量的贡献度^[31]。

1.4.1 评价指标及权重的确定 选择正确的评价指标是科学评价林地立地质量的前提, 直接影响评价结果。本研究根据济源南山林场的特点, 结合专家

意见, 综合考虑地形、气候、土壤、植被四类立地质量影响因素构成一级指标, 共选取 12 个二级指标构成森林立地质量评价指标体系, 采用层次分析法, 确定评价指标的权重 (表 2)。

表 2 立地各评价指标权重
Table 2 Weight of each evaluation index

一级指标 Primary index	一级权重 Primary weight	二级指标 Secondary index	二级权重 Secondary weight	综合权重 Comprehensive weight
土壤	0.39	有机质	0.46	0.18
		土层厚度	0.23	0.09
		黏粒	0.15	0.06
		容重	0.08	0.03
		pH	0.08	0.03
地形	0.30	坡向	0.43	0.13
		坡度	0.33	0.10
		高程	0.23	0.07
气候	0.22	垂直干旱指数	0.64	0.14
		温度	0.36	0.08
植物	0.09	归一化植被指数	0.67	0.06
		植被覆盖率	0.33	0.03

1.4.2 基于灰色关联度评价森林立地质量 表 2 中的 12 个指标构成指标数列, 其中有机质、土层厚度、黏粒、容重、pH 五个指标即为数字土壤制图所获得的五个土壤属性分布图, 坡向、坡度、高程来源于数字化地形图, 其余指标由遥感影像数据提取获得, 各指标均为 10 m × 10 m 分辨率的栅格图。计算每个 10 m 分辨率栅格单元的灰色关联度作为森林立地质量综合指数, 评价结果为研究区 10 m × 10 m 分辨率的森林立地质量空间评价图。

(1) 参考数列确定和数据标准化

参考数列是对各个样本进行综合评价的比较标准。选取最优指标 $x_0(k) = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(m))$ 作为关联分析的原始参考序列, 其中, $x_0(k)$ 为第 k ($k = 1, 2, \dots, m$) 个指标在各个样本中的最佳值。序列中所选指标即为表 2 中所列出的 12 个立地评价指标, 即 $k = 1, 2, \dots, 12$, 表示的指标分别为有机质、土层厚度、黏粒、容重、pH、坡向、坡度、高程、MPDI、温度、NDVI、植被覆盖率。土壤 pH、黏粒在一定范围内土壤质量最好, 高于或低于该范围则变差。因此, 本研究参照全国农业地力等级划分标准, 将 pH 最佳值确定为 5.5, 黏粒最佳值为 25%^[32]。高程、坡度、容重和 MPDI 四个指标的最小值为最佳值; 坡向选取 135° 为最佳值 (即东南坡), 平坡部位的灰色关联系数直接赋值为 1。其他评价指标选取最大值为最佳值。由于各立地质量指标值具有不同的量纲, 采用初值化方法对数据进行预处理。

(2) 灰色关联系数计算

$$\xi_i(k) = \frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + 0.5 \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + 0.5 \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|} \quad (5)$$

式中, $\xi_i(k)$ 为第 i 个点的指标 k 的灰色关联系数; $x_0(k)$ 为参考数列; $x_i(k)$ 为比较数列; 0.5 为分辨系数。

(3) 灰色关联度计算

计算所得的灰色关联度值为 0~1。用灰色关联度值定量表征立地质量, 其值越大, 表明立地质量越高。

$$r_i = \sum \omega(k) \xi_i(k) \quad (6)$$

式中: r_i 为第 i 个点的灰色关联度值; $\omega(k)$ 为第 k 项评价指标的权重系数, 如表 2 所示; $\xi_i(k)$ 为第 i 个点指标 k 的灰色关联系数。

(4) 森林立地质量分级

根据灰色关联度值分布特点, 考虑森林立地分级的实用性, 利用 ArcGIS 10 软件中的栅格重分类功能, 按照 0.05 为间隔, 将灰色关联度值划分为 5 个质量等级, 在 ArcGIS 10 软件支持下制图输出。

2 结果与分析

2.1 立地环境因子分析

地形、气候、植被三个一级指标包含的坡向、坡度、高程、MPDI、地表温度、NDVI、植被覆盖率七个指标统称为立地环境因子。七个立地环境因子数据均为 10 m × 10 m 分辨率的栅格图 (图 3)。研

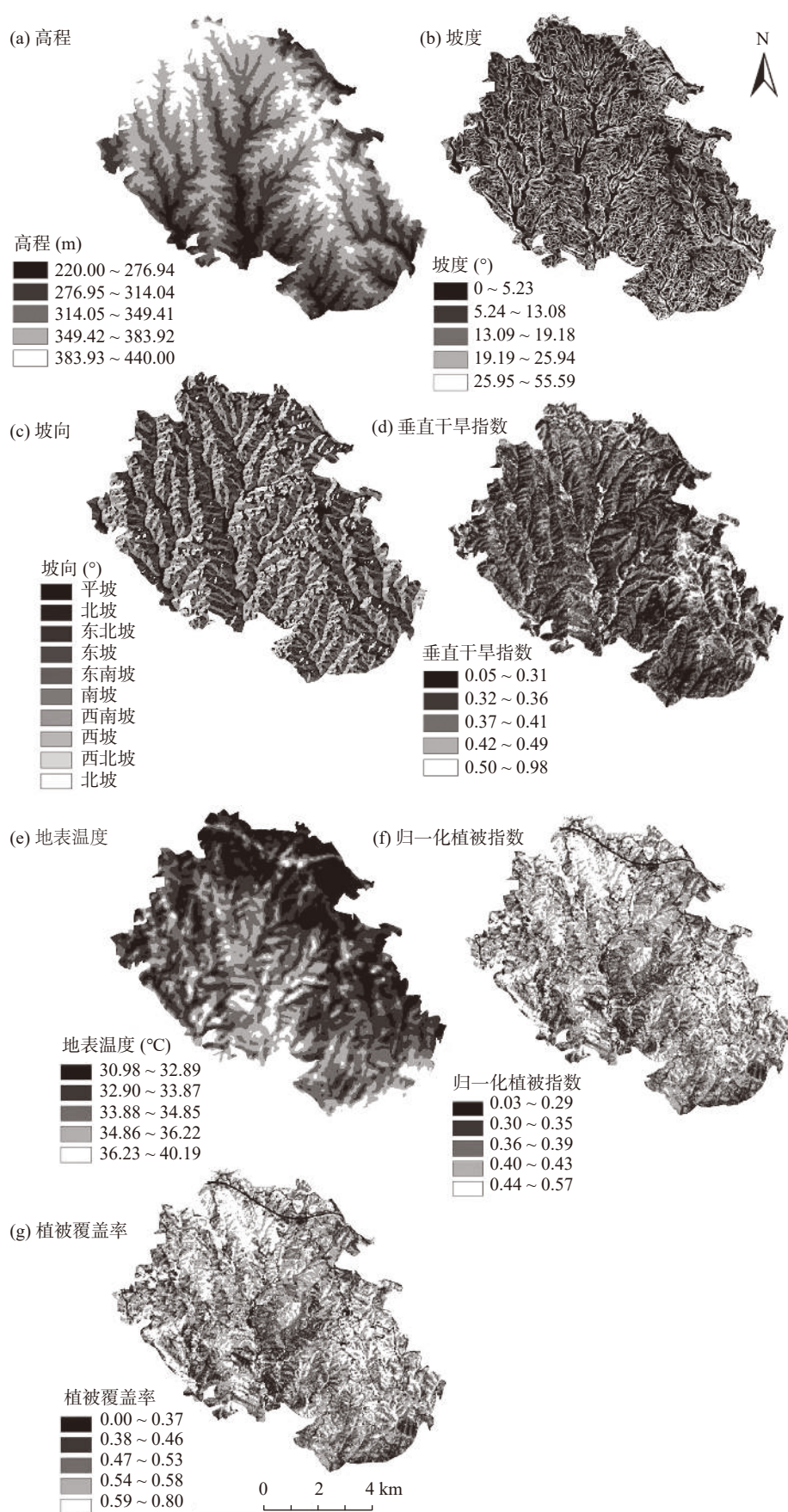


图3 立地环境因子分布图

Fig.3 Site environmental factor distribution maps

究区高程范围为 220 ~ 440 m (表 3), 属于丘陵地区。坡度、坡向影响物质能量的再分配, 在阴坡、坡度较缓的地区水热状况较好, 利于有机质在土壤中的积累。研究区坡度范围 0 ~ 55.59°, 变异系数为 0.72, 坡度差异较大。*MPDI* 可以表征研究区内干旱变化, 与地表含水量呈负相关。研究区内 *MPDI* 值处于 0.05 ~ 0.98 之间, 平均值为 0.36。地表温度介于 30.98 ~ 40.19 °C 之间, 平均值为 33.98 °C。植被覆盖率处于 0 ~ 0.8 之间, 平均值为 0.53, *NDVI* 介

于 0.03 ~ 0.57 之间, 平均值为 0.39。研究区内坡向可分为九个坡向 (图 3c), 表 4 给出了各坡向的面积及其面积所占比例, 其中平坡面积最大, 为 14.28 km², 占研究区总面积的 19.82%。据专家经验及相关研究, 将研究区东南坡定义为立地条件最好的坡向, 并由东南坡依次向西北坡递减^[33]。因研究区平坡数字为 “-1”, 无法参与灰色关联分析运算, 因此将平坡部位的灰色关联系数直接赋值为 1 (即最大值)^[34]。

表 3 立地环境因子基本统计特征
Table 3 Basic statistical characteristics of site environmental factors

统计指标 Statistic index	坡度 (°) Slope	高程 (m) Elevation	垂直干旱指数 <i>MPDI</i> Modified perpendicular drought index	温度 (°C) Temperature	归一化植被指数 <i>NDVI</i> Normalized Difference Vegetation Index	植被覆盖率 Vegetation coverage
最大值	55.59	440.0	0.98	40.19	0.57	0.80
最小值	0	220	0.05	30.98	0.03	0
平均值	12.92	339.1	0.36	33.98	0.39	0.53
标准差	9.37	40.09	0.06	1.22	0.04	0.06
变异系数	0.72	0.11	0.16	0.04	0.10	0.11

表 4 坡向分级标准及面积、比例统计
Table 4 Grading standard of slope aspect and statistics of area and proportion

坡向 (°) Aspect	范围 (°) Range	面积 (km ²) Area	比例 (%) Percent
平坡	-1	14.28	19.82
北坡	0 ~ 22.50°, 337.50° ~ 360.00°	4.71	6.54
东北坡	22.50° ~ 67.50°	8.04	11.16
东坡	67.50° ~ 112.50°	7.55	10.48
东南坡	112.50° ~ 157.50°	8.21	11.39
南坡	157.50° ~ 202.50°	7.55	10.48
西南坡	202.50° ~ 247.50°	7.88	10.93
西坡	247.50° ~ 292.50°	6.79	9.43
西北坡	292.50° ~ 337.50°	7.04	9.77

2.2 土壤属性数字制图及精度评价

表 5 给出了基于 FCM 算法的土壤属性预测制图精度评价指标。有机质、黏粒、容重、pH 的 *ME* 值都较接近 0, 说明该模型预测的误差较小, 预测图的总体准确度较高。*MAE*、*RMSE* 均显示各土壤属性具有较高的预测精度。FCM 算法只采用 12 个建模样点就达到较高的预测精度, 是一种高效可靠的方法。图 4 为基于 FCM 算法预测得到的各土壤属性图, 其为 10 m × 10 m 分辨率的栅格图, 每一个栅格上显示

其对应的土壤属性值。基于各土壤属性图 (图 4) 统计研究区各土壤属性基本特征 (表 6), 结果显示研究区土壤有机质含量介于 10.42 ~ 54.07 g kg⁻¹, 平均含量为 27.08 g kg⁻¹, 研究区南部地区土壤有机质含量较高。参照林地土壤养分分级标准及全国第二次土壤普查养分分级标准, 有机质含量处于中高水平。该林场林木结构丰富, 枯枝落叶是土壤有机质的主要来源^[35]。土层厚度介于 3.11 ~ 64.95 cm 之间, 平均厚度为 23.08 cm, 变异系数为 0.53, 该区域土

表 5 土壤属性预测结果精度评价
Table 5 Accuracy evaluation of soil property prediction results

统计指标 Statistic index	有机质 (g kg ⁻¹) Organic matter	土层厚度 (cm) Soil depth	黏粒 (%) Clay	容重 (g cm ⁻³) Bulk density	pH
<i>ME</i>	-0.22	-1.97	-0.07	0.02	-0.05
<i>MAE</i>	12.41	9.96	0.85	0.15	1.01
<i>RMSE</i>	15.24	15.41	1.11	0.18	1.25

壤厚度薄，变异大，因此土层厚度是石质山区土壤质量和立地质量的主要限制性因素。研究区土壤容重介于 $1.14 \sim 1.57 \text{ g cm}^{-3}$ 之间，其平均值是 1.36 g cm^{-3} 。土壤 pH 值介于 $5.05 \sim 8.05$ ，平均值为 6.98。

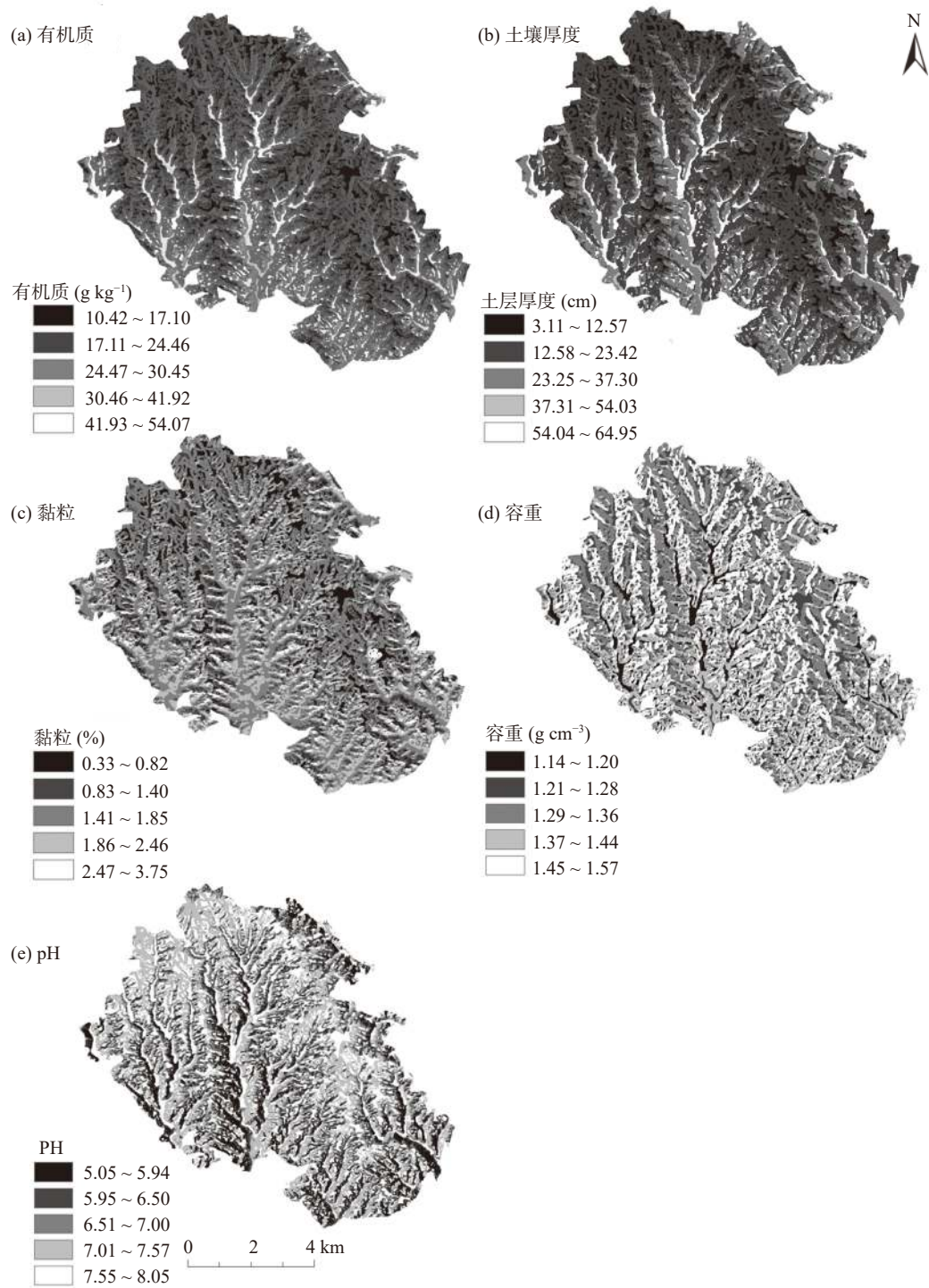


图 4 土壤属性预测图
Fig.4 Prediction maps of soil properties

2.3 立地质量分等定级分析评价

灰色关联度模型计算所得的灰色关联度值区间为 0~1，其值越大则表明立地质量越高^[36]，根据灰色关联度值分布特点，可将研究区立地质量划分为

5 级（表 7）。依据表 7 划分的分级标准，将灰色关联度分布图转换为相应的质量等级，得到研究区立地质量评价等级图（图 5）。由图 5 和表 7 所示，研究区立地质量等级以 4 级为主，评为 4 级的林地面

表 6 土壤属性预测结果基本统计特征
Table 6 Basic statistical characteristics of prediction results of soil properties

统计指标 Statistic index	有机质(g kg ⁻¹) Organic matter	土层厚度(cm) Soil depth	黏粒(%) Clay	容重(g cm ⁻³) Bulk density	pH
最大值	54.07	64.95	3.75	1.57	8.05
最小值	10.42	3.11	0.33	1.14	5.05
平均值	27.08	23.08	1.58	1.36	6.98
标准差	8.64	12.20	0.55	0.10	0.71
变异系数	0.32	0.53	0.35	0.07	0.10

表 7 各立地质量指数分级标准及统计结果
Table 7 Classification standard and statistical results of quality index of each site

等级 Grade	灰色关联度 Grey correlation	面积(km ²) Area	比例(%) Percent
1	> 0.75	3.80	5.27
2	0.70 ~ 0.75	6.45	8.96
3	0.65 ~ 0.70	19.39	26.91
4	0.60 ~ 0.65	39.17	54.38
5	< 0.6	3.23	4.48

积占总面积的 54.38%，其次为 3 级，占总面积的 26.91%，1、2、5 级所占比例较小，分别占总面积的 5.27%、8.96% 和 4.48%。

总体差异不大。各立地质量等级对应 *NDVI* 和植被覆盖率均值差异不大，且没有明显的规律。

3 讨论

以地形因子为预测因子，基于 FCM 算法获取分辨率为 10 m × 10 m 土壤因子预测图，并利用 *ME*、*MAE*、*RMSE* 对研究区土壤数字制图结果精度进行评估。杨谦等^[37]以地形因子为预测因子，以 90 个点为建模点利用回归模型预测广西高峰林场土壤有机质与黏粒含量，其预测结果与本研究 *MAE* 和 *RMSE* 相近。王改粉等^[38]基于土壤厚度与景观特征之间的关系，运用 FCM 算法对西苕溪流域土壤厚度预测制图，其 *MAE*、*RMSE* 研究结果与本研究接近。与线性回归模型相比，模糊聚类方法体现了地形因子对土壤的综合作用，而非简单的线性相关，因此仅采用 12 个建模样点就得到了较高精度的各土壤属性预测图。由于本研究区域面积较小，仅采用地形因子为预测因子，对较大区域进行土壤属性数字制图时，应考虑母质和气候因素的影响^[39]。此外，本研究基于超拉丁抽样法获取的样点并不能保证采集到各聚类中心位置处的土壤样点，使得典型点无法定位到隶属度最大的位置，从而影响预测精度。杨琳等^[40]通过对与土壤在空间分布具有协同变化的环境因子进行模糊聚类分析，建立了一套基于代表性等级的采样设计方法。孙孝林等^[41]在此基础上应用样点代表性等级的土壤采样点方法分析安徽宣城境内以往土壤采样点的代表等级，验证了样点代表性等级采样法在应用、成本、准确度多个方面的优点。因此，具体应

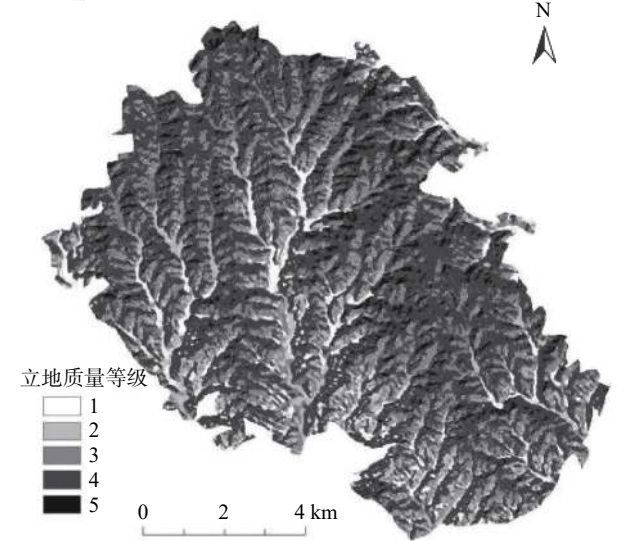


图 5 立地质量评价等级图
Fig.5 Site quality grade

表 8 给出了各立地质量等级对应的立地评价指标的均值。从表 8 中可以看到，立地质量越高，则有机质含量、土壤厚度也越高，容重值越低。黏粒和 pH 随立地质量等级的增高变化趋势不显著。高程和坡度均随立地质量等级增高呈降低趋势；1 级立地分布在阴坡，2 级立地分布在坡向较佳的东坡。由于研究区面积较小，因此气候条件差异小，但受地形和植被差异的影响，研究区内土壤湿度和地表温度会存在局部差异。*MPDI* 含量处于 0.34 ~ 0.38 之间，

表 8 各立地质量等级的立地指标均值
Table 8 Mean value of evaluation indices at each site quality grade

统计指标 Statistic index	评价指标 Evaluation factor	分级标准 Grading standard				
		1级 Grade 1	2级 Grade 2	3级 Grade 3	4级 Grade 4	5级 Grade 5
土壤	有机质 (g kg ⁻¹)	49.17	36.28	28.88	22.94	21.70
	土层厚度 (cm)	56.44	34.86	21.93	18.83	18.33
	黏粒 (%)	1.72	1.80	1.81	1.40	1.80
	容重 (g cm ⁻³)	1.18	1.31	1.36	1.37	1.48
	pH	7.84	6.96	6.82	7.04	6.39
地形	坡向 (°)	21.41	85.70	138.42	150.62	303.87
	坡度 (°)	0.21	7.83	12.60	14.40	22.45
	高程 (m)	293.23	312.79	336.02	349.27	363.05
气候	垂直干旱指数 <i>MPDI</i>	0.38	0.38	0.37	0.36	0.34
	温度 (°C)	34.30	34.58	34.27	33.77	33.10
植物	归一化植被指数	0.39	0.39	0.40	0.39	0.39
	植被覆盖率	0.52	0.53	0.53	0.53	0.52

用中，可基于代表性等级的采样设计方法进行样点布设，采用 GPS 导航采集典型点处的土壤样品用于模糊聚类建模，可实现基于少量样本的土壤属性快速制图，为森林立地质量评价提供精准的土壤空间数据。

基于数字土壤属性图，采用灰色关联度模型对研究区森林立地质量进行了空间评价，并分析各立地等级对应的立地指标。研究区 1 级立地多位于阴坡、高程较低、坡度较缓的地区，该结论与毕俊国等人^[42]在陕北黄土丘陵地区不同立地条件下阴坡杜仲新生枝生长环境优于阳坡研究的结论相近。导致该现象发生的原因是：其一阴坡不直接接受太阳辐射，蒸发量较小，温度较低，有机质分解慢，有机质含量较高，总体肥力较好^[43]。其二受土壤侵蚀和重力作用的影响，物质由海拔较高、坡度较陡地区往高程较低和缓坡处迁移^[44]。本研究区内 1 级立地对应的植被覆盖率较低。这是由于缓坡地区除草等经营管理活动较多，抑制了林下灌草的生长，导致被覆盖率偏低。2 级立地分布在东坡，此坡向林地温湿度适宜，利于植被的生长^[34]，随着植被覆盖率的增加对立地质量的提升有较大的促进作用。本研究区中，土壤指标占主导作用，其次为地形指标和气候指标。地形指标是人为很难改变的，只有土壤和植被指标可以通过人为措施改善，同时植被对微气候还有调节效应。研究区属于石质山区，土层较薄，土壤发育弱，通过植树造林，能促进土壤的发育^[45]。因此，建议林场通过增施土壤肥料和增加植被覆盖率的方式进行立地质量的改良。

精准的立地因子是影响森林立地精准评价度的重要因素。传统立地因子的获取主要来源于基于小班的森林资源调查数据，费时费力。基于“3S”技术的森林立地质量评价可以有效反映立地信息的空间分布，如曾春阳^[46]基于“3S”技术及地统计法以小班为评价单元对江西省景德镇枫树山林场立地因子进行提取分析。但是，此研究仍以小班为评价单元，且研究中缺失土壤数据，不能满足精准林业的需求。丰绪霞等^[11]利用 RS 的信息获取技术和 GIS 信息处理技术建立各分类因子的专题数据库，但是其采用的土壤数据为土壤类型图，缺失定量的土壤属性图，且其立地质量评价单元也是小班。本研究基于数字土壤制图技术，获得 10 m × 10 m 分辨率的栅格格式的土壤属性图，并结合遥感影像提取的其他立地因子图，生成了 10 m × 10 m 栅格数据格式的森林立地质量评价图。一方面解决了精准土壤数据缺失的问题，另一方面解决了森林立地评价单元过大的问题，便于应用于森林精准经营管理。该方法促进了森林立地质量的精准评价的发展，但本研究未考虑经营措施等人为因素的影响，在土壤属性方面较少使用土壤的物理性质和生物学性质。因此在今后研究中，应进一步研究其他土壤的物理性质和生物学性质相关属性的数字土壤制图制图方法，综合考虑影响立地质量的各因子，从而提升立地质量评价的精准度。此外，本研究采用的灰色关联度模型与其它评价方法相比克服了人为确定立地质量的弊端，但是其得

出的立地质量等级为相对等级,即体现的是研究区内立地质量的相对高低。

4 结论

基于 FCM 方法的数字土壤制图技术,仅需要少量样点即可实现以地形为预测因子,采用 FCM 算法对森林立地质量评价所需各土壤属性进行数字制图,精度评价结果表明基于 FCM 算法的数字土壤制图技术可以高效的获取土壤属性空间数据,为森林立地综合评价提供高空间分辨率的土壤信息。基于土壤属性预测图和“3S”技术获得的立地环境因子数据,运用灰色关联度模型对研究区的森林立地立地质量进行综合评价,实现了基于高空间分辨率栅格数据(10 m × 10 m)的森林立地质量空间精准评价,解决了多因子综合立地质量评价中评价单元过大的问题,有助于提升森林立地质量评价的精准度。

参考文献:

- [1] 梁爱军,孙朝升,闫彩云,等.中条山林区人工林分质量评价[J].*西北林学院学报*,2017,32(6):203-209.
- [2] 曾昭佳.森林质量精准提升工程的有效性建议[J].*中国林副特产*,2019,(1):91-92.
- [3] 王得祥,黄青平,刘 华,等.陕西商洛油松飞播林生长规律及其影响因子分析[J].*西北林学院学报*,2013,28(1):157-162.
- [4] 曹 云,杨 劼,宋炳煜,等.人工抚育措施对油松林生长及结构特征的影[J].*应用生态学报*,2005,16(3):397-402.
- [5] 杨双保,潘德乾.小陇山林区林地立地类型划分与林地质量评价的研究[J].*甘肃林业科技*,2000,25(4):20-26.
- [6] 吴 瑶,张金富,张明华,等.红松大径材林立地质量评价[J].*林业科技*,2021,46(2):9-12.
- [7] 段高辉,周远博,苟瑞坤.黄龙山林区油松人工林立地质量评价研究[J].*西北林学院学报*,2019,34(5):161-166.
- [8] 李艳洁,周 来,靳爱仙,等.东京城林业局落叶松人工林立地质量评价[J].*林业资源管理*,2017,(2):54-57.
- [9] 彭 栋,查同刚,林 珠.北京市平原造林典型困难立地土壤质量评价[J].*科学技术与工程*,2019,19(11):55-60.
- [10] 吴 菲.森林立地分类及质量评价研究综述[J].*林业科技情报*,2010,42(1):12-14.
- [11] 丰绪霞,刘兆刚,张海玉,等.基于RS和GIS帽儿山林场森林立地分类及质量评价[J].*东北林业大学学报*,2010,38(8):27-30.
- [12] 张晓丽,游先祥.应用“3S”技术进行北京市森林立地分类和立地质量评价的研究[J].*遥感学报*,1998,(4):292-297.
- [13] 何瑞珍,李小勇,孟庆法.基于3S的森林立地分类决策支持系统设计[J].*西北林学院学报*,2011,26(4):172-174,201.
- [14] 巩根熙,高 原,仇 琪,等.基于遥感影像的神经网络立地质量评价研究[J].*中南林业科技大学学报*,2013,33(10):48-47.
- [15] Mcbratney A B, Santos M L M, Minasny B. On digital soil mapping[J].*Geoderma*,2003,117(1-2):3-52.
- [16] 朱阿兴,杨 琳,樊乃卿,等.数字土壤制图研究综述与展望[J].*地理科学进展*,2018,37(1):66-78.
- [17] Mcbratney A B, Odeh O W. Application of fuzzy sets in soil science: fuzzy logic, fuzzy measurements and fuzzy decisions[J].*Geoderma*,1997,(77):85-113.
- [18] 孙孝林,赵玉国,刘 峰,等.数字土壤制图及其研究进展[J].*土壤通报*,2013,44(3):752-759.
- [19] 张甘霖,龚子同.土壤调查实验室分析方法[M].北京:科学出版社,2012:66-70.
- [20] 曾 晶,张晓丽.福建龙栖山国家级自然保护区森林立地分类研究[J].*西北林学院学报*,2016,31(1):192-198.
- [21] 杨丽萍,潘雪萍,刘 晶,等.基于Landsat 影像的额济纳绿洲地表温度及冷岛效应时空格局研究[J].*干旱区资源与环境*,2019,33(2):118-123.
- [22] 顾春燊,唐 伟,桑玉田.杭州市城市建筑区夏季地表温度特征分析[J].*测绘与空间地理信息*,2019,42(4):58-61.
- [23] 秦其明,游 林,赵 越,等.基于二维光谱特征空间的土壤线自动提取算法[J].*农业工程学报*,2012,28(3):167-171.
- [24] 冯海霞,秦其明,蒋洪波,等.基于HJ-1A/1B CCD数据的干旱监测[J].*农业工程学报*,2011,27(13):358-365.
- [25] 高新波.模糊聚类分析及其应用[M].西安:西安电子科技大学出版社,2004:28-35.
- [26] Minasny B, Mcbratney A B. FuzME version 3.0, Australian centre for precision agriculture, The University of Sydney, Australia [EB/OL]. <http://www.usyd.edu.au/su/agric/acpa>,2002.
- [27] Pal N R, Bezdek J C. On cluster validity for the fuzzy c-mean model[J].*IEEE Transactions on Fuzzy Systems*,1995,3(3):370-379.
- [28] Xie X L, Beni G. A validity measure for fuzzy clustering[J].*IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*,1991,13(8):841-847.
- [29] 杨 琳,朱阿兴,秦承志,等.运用模糊隶属度进行土壤属性制图的研究——以黑龙江鹤山农场研究区为例[J].*土壤学报*,2009,46(1):9-15.
- [30] Zhu A X. A similarity model for representing soil spatial information[J].*Geoderma*,1997,77:217-242.
- [31] 韩 晓,何 明,李金林,等.基于灰色关联度的科研项目风险评价方法[J].*北京理工大学学报*,2002,(6):778-781.
- [32] 柴仲平,王雪梅,蒋平安.基于AHP决策分析方法的石河子市土地适宜性评价[J].*国土与自然资源研究*,2009,(4):40-41.
- [33] 赵 济.中国自然地理[M].北京:高等教育出版社,1995:66-73.
- [34] 金立群,李希来,孙华方,等.高寒矿区排土场不同坡向植被和土壤特征研究[J].*土壤*,2020,52(4):831-839.
- [35] 曹继钊,李富福.广西桉树营养与施肥技术[M].南宁:广西科学技术出版社,2011:88-90.
- [36] 中华人民共和国农业部.中华人民共和国农业行业标准 NY/T 309—1996 全国耕地类型区耕地地力等级划分[S].北京:农业

- 部, 1996, 1 – 25.
- [37] 杨 谦, 王晓晴, 孙孝林, 等. 基于REML的普通克里格和回归克里格在土壤属性空间预测中的比较[J]. 土壤通报, 2018, 49(2): 37 – 46.
- [38] 王改粉, 赵玉国, 杨金玲, 等. 流域尺度土壤厚度的模糊聚类与预测制图研究[J]. 土壤, 2011, 43(5): 835 – 841.
- [39] 庞龙辉, 刘 峰, 赵 霞, 等. 青海省表层土壤属性数字制图[J]. 土壤通报, 2019, 50(3): 505 – 513.
- [40] 杨 琳, 朱阿兴, 秦承志, 等. 一种基于样点代表性等级的土壤采样设计方法[J]. 土壤学报, 2011, 48(5): 938 – 946.
- [41] 孙孝林, 王会利, 宁 源. 样点代表性等级采样法在丘陵山区土壤表层有机质制图中的应用[J]. 土壤, 2014, 46(3): 439 – 445.
- [42] 毕俊国, 郝文芳, 董娟娥, 等. 陕北黄土丘陵区不同立地条件对杜仲生长及某些生理特性的影响[J]. 植物资源与环境学报, 2009, 18(3): 32 – 37.
- [43] 范晓晖, 王德彩, 孙孝林, 等. 南宁市桉树人工林土壤有机碳密度与地形因子的关系[J]. 生态学报, 2016, 36(13): 4074 – 4080.
- [44] Thompson J A, Eugenia M, Pena Y, Grove J H. Soil - landscape modeling across a physiographic region: Topographic patterns and model transportability[J]. *Geoderma*, 2006, 133: 57 – 70.
- [45] 郑顺安, 常庆瑞. 黄土高原不同类型人工林对土壤肥力的影响[J]. 西北农林科技大学学报, 2006, (2): 119 – 123.
- [46] 曾春阳. 基于GIS的小班立地因子提取与立地评价研究[D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2008.

Evaluation of Forest Site Quality Using Digital Soil Mapping

XU Chang¹, WANG De-cai¹, LIU Qian^{2*}, YANG Liu¹, ZHANG Zhi-hua¹, HE Lin-qian¹

(1. College of Forestry, Henan Agricultural University, Zhengzhou 450000, China;

2. College of Information and Management Sciences, Henan Agricultural University, Zhengzhou 450000, China)

Abstract: [Objective] In order to improve the accuracy of forest site quality evaluation and help the development of precision forestry. [Method] This study takes Jiayuan Nanshan Forest Farm as the study area, takes the topographic factor as the prediction factor, uses the fuzzy c-means clustering method (FCM) to predict and map the main soil attributes required for site evaluation, and applies the grey correlation method to comprehensively evaluate the forest site quality on the basis of obtaining the distribution map of other site environmental factors by using remote sensing image data. [Result] The results showed that the forest site quality grade was mainly grade 4, and the forest land area rated as grade 4 accounts for 54.38% of the total area, followed by grade 3, accounting for 26.91% . The forest land areas of grade 1, grade 2 and grade 5 were small, accounting for 5.27%, 8.96% and 4.48% , respectively. [Conclusion] The results showed that using the digital soil mapping technology based on FCM method could obtain a high-precision soil attribute distribution map with fewer sampling points, provide relatively rich soil spatial information for forest site quality evaluation, and is a new way for evaluating forest site quality.

Key words: Digital soil mapping; site quality; 3S technology; Grey correlation

[责任编辑: 韩春兰]