

云浮市森林土壤养分垂直分布模型的构建*

孙冬晓¹ 杨旗¹ 赵正勇¹ 丁晓纲² 朱航勇² 李莹莹¹

(1. 广西大学, 广西 南宁 530004; 2. 广东省森林培育与保护利用重点实验室 / 广东省林业科学研究院, 广东 广州 510520)

摘要 土壤养分是土壤肥力的重要指标, 了解森林土壤养分垂直分布状况可为林业土壤科学施肥提供依据。研究对云浮市森林土壤构建从上到下分5层的人工神经网络模型, 通过对候选的模型输入参数进行筛选获得最优组合, 并生产空间分布图。结果表明, 所建模型对土壤养分预测能力不同, 其中碱解氮、全钾较好, 有机质、速效钾、全磷一般, 速效磷、全氮相对较差。筛选出的最优模型输入组合显示, 地形位置指数、坡度、泥沙输移比、坡向对土壤养分的预测能力最强, 水流长度、潜在太阳辐射次之, 水流流向、土壤地形因素、垂直坡位相对较差, 且同一参数对不同土壤养分指标的预测能力不同; 最优模型生产的土壤养分图更详细的反应土壤养分的空间分布。

关键词 ANN模型; 最优组合; 土层; 输入参数; 土壤养分

中图分类号: S714 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-2053 (2020) 01-0001-08

Establishment of A Model for Predicting Spatial Distribution of Multi-layer Forest Soil Nutrients in Yunfu

SUN Dongxiao¹ YANG Qi¹ ZHAO Zhengyong¹ DING Xiaogang²
ZHU Hangyong² LI Yingying¹

(1. Guangxi University, Nanning, Guangxi 530004, China; 2. Guangdong Provincial Key Laboratory of Silviculture, Protection and Utilization / Guangdong Academy of Forestry, Guangzhou, Guangdong 510520, China)

Abstract Soil nutrient is an important index of soil fertility. Understand the vertical distribution of forest soil nutrient scan provide the theoretical basis for guiding the soil fertilization scientifically. In this study, an artificial neural network prediction model of five soil layers from top to bottom was constructed. The optimal combination of parameters was obtained by selecting the candidate model inputs, and the spatial distribution map was produced. The results showed that the prediction performance of the model to individual soil nutrient was different. It was good for Total Potassium (TK) and Available Nitrogen (AN), general for Soil Organic Matter (SOM), Available Potassium (AK) and Total Phosphorous (TP), and relatively poor for Available Phosphorus (AP) and Total Nitrogen (TN). The optimal combination of model inputs showed that Topographic Position Index (TPI), Slope, Sediment delivery ratio (SDR) and Aspect had the strongest prediction ability for soil nutrients; Flow Length (FL) and Potential Solar Radiation (PSR) were the second; Flow Direction (FD), Soil Topographical Factors (STF) and Vertical Slope Position (VSP) were relatively poor; and each parameter's performance for predicting specific soil nutrient was different. The soil nutrient maps predicted by the optimal model could reflect the spatial distribution of soil nutrients in more details.

Key words ANN model; optimal combination; soil layer; input parameter; soil nutrient

* 基金项目: 国家自然科学基金项目 (31500385); 广东省林业科技计划项目 (2019-07)。

第一作者: 孙冬晓 (1993—), 女, 在读硕士, 研究方向为森林生态学, E-mail: 977850359@qq.com。

通信作者: 杨旗 (1978—), 女, 教授, 主要从事森林生态学研究, E-mail: qi66yang@yahoo.ca。

土壤养分是土壤肥力的重要组成部分,主要包括有机质(SOM)、全氮(TN)、全磷(TP)、全钾(TK)、碱解氮(AN)、有效磷(AP)、速效钾(AK),对植物生长具有重要的作用,也是衡量土壤质量好坏的重要指标^[1-3]。了解土壤养分垂直方向上各土层的空间分布状况,可为土壤养分管理、环境保护和治理提供依据^[4],为地下生态系统如微生物群落研究、土壤剖面深度对土壤生态系统结构、功能与过程的影响等研究提供基础材料^[5]。

传统上,通过野外样点调查的方法了解土壤养分空间分布,需要系统地或随机地采集大量土壤样品,不仅耗费人力物力,而且需借助空间插值法才能生产空间分布图。大量研究对空间插值法进行了不断优化,使得预测精度逐渐提高,比如普通克里金、协同克里金、回归克里金等方法^[6-9],但精度的高低仍然受样点密度大小的限制。经验模型的方法能够利用有限的样点估算土壤养分的空间分布,如地统计学方法、多元线性回归方法、多元回归树等方法^[7,10],但需要提前假定土壤养分与预测因子之间存在某种固定的关系,而实际上两者之间关系极其复杂且非线性^[11-13]。为了解决该问题,人工神经网络模型逐渐发展起来,不需要提前预设输入与输出之间的关系,克服了假设条件对模型预测精度的干扰^[14-17],但大多数研究是将ANN模型的预测能力与其它经验模型进行对比与评价,而在模型输入参数的选择上缺乏系统性研究。另外,目前大多数研究仅基于表层土壤^[6-7, 14-18],而深层次的空间分布状况还不够清楚。

基于上述两个问题,本次研究建立新的能够预测土壤养分各指标含量分5层(D1:0-20 cm、D2:20-40 cm、D3:40-60 cm、D4:60-80 cm、D5:80-100 cm)空间分布状况的ANN模型,并着重从模型输入参数入手,筛选预测能力较强的最优输入变量组合,从而为以后研究土壤养分建模的模型输入部分提供直接的选择依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

云浮市位于广东省中西部,22°22'~23°19' N和111°03'~112°31' E范围内,总面积为7 785 km²,其中5 915 km²是林地。气候条件处于亚热带季风区,夏季高温多雨,冬季温和少雨^[19]。年平均温度、降水量、光照时长分别为22.4℃、1 899.8 mm和1 684.6 h^[20]。地势西南高东北低,主要地貌为丘陵,面积占30.7%。云浮树种以杉木 *Cunninghamia lanceolata*、相思、桉树、马尾松 *Pinus massoniana* 为主,经济树种以毛竹 *Phyllostachys heterocycla*、油茶 *Camellia oleifera* 居多。在气候、地形和植被的共同作用下,云浮市土壤类型主要为红壤、赤红壤,占整个土壤面积的86%^[21],是中国南方森林红壤区域的代表。

1.2 数据来源及预处理

1.2.1 土壤样点 本研究所采用的385个森林土壤样点数据,来源于广东省林业科学研究院2015年开始的森林土壤样点调查项目^[20]。布点方法将随机布点与专题布点相结合,使得样点分布不仅随机均匀而且能够充分代表不同地形地貌水文植被状况下的土壤养分状况。取土样时在每个布设样点处挖深1 m的剖面,并分5层由下往上逐层取样。土样经自然风干后,磨碎过筛,采用常规方法测定土壤养分各指标含量,见表1。

表1 土壤养分各指标测定方法

Table 1 Determination method of soil nutrient indexes

指标 Index	测定方法 Determination method	指标 Index	测定方法 Determination method
SOM	重铬酸氧化-外加热法	AN	NaOH 碱解扩算法
TN	半微量凯氏法	AP	NaHCO ₃ 浸提-钼蓝比色法
TP	酸溶-钼锑抗比色法	AK	NH ₄ OAc 浸提-火焰光度法
TK	NaOH 碱熔-火焰光度法		

1.2.2 粗分辨率的土壤养分图 粗分辨率的土壤养分图,包括粗分辨率的SOM、TN、TP、TK、AN、AP和AK图(CSOM、CTN、CTP、CTK、CAN、CAP、CAK),能够粗略反应大尺度区域内土壤养分含

量的空间分布状况，代表一定范围内土壤养分的平均值^[22-23]。因此本研究采用粗分辨率土壤养分图作为建模的基础必要输入数据，该图摘自广东省土壤调查队编制的 1 : 2 800 000 万比例尺的广东省土壤地图集，且已通过 ArcGIS 转化成为电子地图集^[21]。

1.2.3 DEM 衍生的地形水文数据 在小尺度上,DEM 衍生的地形水文数据能够对局部的土壤养分空间变异进行详细反应^[11, 14-15]。因此本研究采 DEM 衍生的 9 个地形水文参数作为模型输入的候选参数，包括：坡度（Slope）、坡向（Aspect）、地形位置指数（TPI）、垂直坡位（VSP）土壤地形因素（STF）5 个地形参数和泥沙输移比（SDR）、水流长度（FL）、水流流向（FD）、潜在太阳辐射（PSR）4 个水文参数作为建模的备选输入变量，如表 2。所采用的 DEM 数据，空间分辨率为 10 m，利用 ArcGIS 中的空间分析工具处理获得。

表 2 模型输入备选参数
Table 2 Candidate parameters for model inputs

项目 Item	输入变量 Parameter	简写 Abbreviation	定义 Definition	范围 Range
地形	坡度	Slope	地表单元陡缓的程度（度）	0.0~68.0
	坡向	Aspect	坡面法线在水平面上的投影的方向（级）	10
	地形位置指数	TPI	某点高程与该点邻域内高程平均值的差（m）	1~6
	垂直坡位	VSP	高地与水平面高差（m）	0~357.5
	潜在太阳辐射	PSR	单位面积到达地球表层的太阳辐射总量（kWh/m ² ）	484~1 888
水文	泥沙输移比	SDR	流域输沙效率（%）	0~100
	水流长度	FL	流域内任意点到流域出口的距离（m）	0~2 674.1
	水流流向	FD	栅格中每个像元流出的方向（级）	8
	土壤地形因素	STF	改进的水文相似指数	3.6~34.1

1.3 研究方法

1.3.1 人工神经网络模型建立 本研究建立了人工神经网络的黑箱模型去预测土壤养分各土层含量的空间分布状况，采用 Levenberg-Marquardt 算法训练该模型，其中输出层包含一个节点：分别为预测得到的各土层 SOM、TN、TP、TK、AN、AP 和 AK 的含量；隐藏层的节点数目为 2~10 个；输入层由一个基础必选输入数据（即粗分辨率的土壤养分图）和 DEM 衍生的 9 个候选地形水文参数组成，且粗分辨率的 SOM、TN、TP、TK、AN、AP 和 AK 图，分别在建立各自指标预测模型时作为必选的模式输入参数。

1.3.2 模型输入的筛选 本研究的模型输入，是在必选粗分辨率图的基础上，分别由 1 个至 9 个逐渐叠加 DEM 衍生的候选地形水文参数，参数组合总共 511 种，其中候选参数由 1 个、2 个逐渐增加至 9 个时，参数组合的种类分别为 C_9^1 、 C_9^2 、 C_9^3 、 C_9^4 、 C_9^5 、 C_9^6 、 C_9^7 、 C_9^8 、 C_9^9 种，即 9，36，84，126，126，84，36，9，1 种。参数筛选过程中，综合考虑模型精度及输入变量参数组合情况，在尽量保持精度足够大的情况下使得参数类型趋于稳定，即每次增加参数时，需保持本级参数组合与上一级参数组合不变或仅仅变化 1 至 2 个。另外，考虑到模型预测精度会受 9 个地形水文参数准确性的影响以及输入增多会增加模型本身的不确定性，所以本研究选择最佳模型组合个数的标准是模型精度没有显著提高。

1.3.3 ANN 模型精度评估 本研究所采用的模型精度评估指标包括：均方差（RMSE）^[24]、决定系数（ R^2 ）、相对整体精度（ $ROA \pm 20\%$ ）。优选的模型输入组合表现为 $ROA \pm 20\%$ 和 R^2 值相对较高，RMSE 值相对较低。

2 结果与分析

2.1 各土层构建的 ANN 模型

本次研究所构建预测土壤养分的 ANN 模型精度如图 1，随着模型输入组合参数的增加而逐渐提高，然后趋于稳定甚至略有下降。

整体分析所构建的 ANN 模型对土壤养分预测能力, 差异较大, 如表 3。其中对 AN 的预测能力最强, D1 至 D5 层 $ROA \pm 20\%$ 范围达到 0.81~0.90; 其次是 TK, $ROA \pm 20\%$ 达到 0.69~0.72; SOM、AK、TP 的预测能力相当, $ROA \pm 20\%$ 分别在 0.60~0.67, 0.58~0.65, 0.55~0.72 之间, 其中仅有对 D4 层 TP 预测精度达到 0.72, 其他均在 0.55~0.67 范围内。预测能力相对较低的是 TN 和 AP, $ROA \pm 20\%$ 分别在 0.37~0.46 和 0.32~0.42 范围内。

从对土壤养分不同土层预测能力来看, 如图 1, 土壤养分各指标整体上 D1、D2、D3 层的预测能力高于 D4、D5 层, 但 TP 的 D5 层预测能力却超过 D1、D2 层, TK 的 D4、D5 层的预测能力均超过前 3 层, 可能是 TP、TK 在深层次的土壤中比较稳定, 有利于模型的拟合。另外, 对 TN、AN 不同土层之间的预测能力区分度较明显。

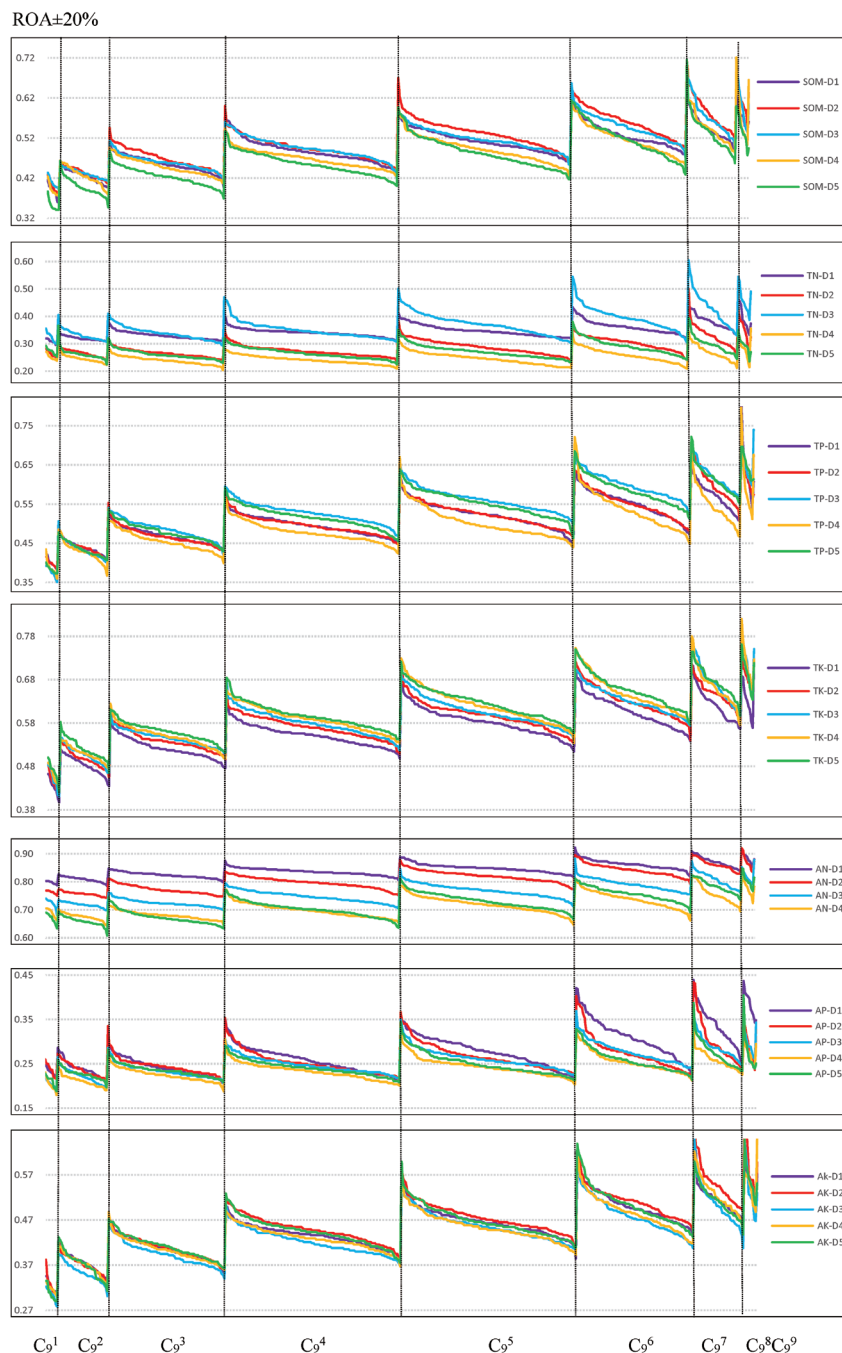


图 1 不同参数组合构建的 ANN 模型精度 $ROA \pm 20\%$ 变化

Fig. 1 Accuracy ($ROA \pm 20\%$) change of ANN model constructed by combinations of different parameters

表 3 各土层土壤养分预测模型精度及模型输入参数最优组合

Table 3 Prediction accuracy of models and optimal combination of model input parameters of soil nutrients in each soil layer

养分 Nutrient	土层 Soil layer	参数个数 Number of parameter	RMSE /(g/kg)	R ²	ROA ± 20%	最优组合 Optimal combination
SOM	D1	6	59.92	0.82	0.64	TPI, Aspect, Slope, SDR, VSP, PSR
	D2	5	35.55	0.76	0.67	TPI, Aspect, Slope, SDR, STF
	D3	6	16.19	0.85	0.66	TPI, Aspect, Slope, VSP, PSR, FD
	D4	5	22.72	0.77	0.60	TPI, Aspect, SDR, VSP, STF
	D5	5	15.34	0.83	0.60	TPI, Aspect, Slope, SDR, FL
TN	D1	4	0.86	0.57	0.41	FD, Aspect, STF, SDR
	D2	4	1.47	0.57	0.36	FD, Aspect, STF, TPI
	D3	4	0.63	0.77	0.46	FD, PSR, TPI, FL
	D4	5	1.33	0.61	0.32	FD, Aspect, PSR, TPI, FL
	D5	2	0.97	0.58	0.37	Aspect, TPI
TP	D1	4	0.011	0.73	0.58	SDR, Slope, FL, PSR
	D2	3	0.017	0.59	0.55	SDR, Slope, FL
	D3	5	0.008	0.79	0.65	SDR, Slope, STF, FD, Aspect
	D4	6	0.030	0.68	0.72	SDR, FL, PSR, TPI, STF, FD
	D5	6	0.006	0.84	0.66	SDR, Slope, FL, PSR, TPI, Aspect
TK	D1	6	22.98	0.78	0.70	Slope, SDR, TPI, PSR, Aspect, FD
	D2	6	29.81	0.72	0.72	Slope, SDR, TPI, PSR, FL, VSP
	D3	5	16.20	0.85	0.69	Slope, SDR, TPI, PSR, FL
	D4	5	21.94	0.80	0.71	Slope, SDR, TPI, PSR, FL
	D5	5	18.01	0.85	0.72	Slope, SDR, TPI, PSR, Aspect
AN	D1	6	0.73	0.79	0.90	TPI, Slope, Aspect, STF, PSR, FD
	D2	5	0.53	0.86	0.87	TPI, Slope, FL, STF, PSR
	D3	6	1.06	0.81	0.88	TPI, Slope, Aspect, FL, SDR, VSP
	D4	6	0.87	0.87	0.81	TPI, Slope, Aspect, FL, STF, SDR
	D5	5	0.94	0.84	0.81	TPI, Slope, Aspect, FL, PSR
AP	D1	6	0.001 25	0.78	0.42	TPI, VSP, Aspect, SDR, STF, PSR
	D2	7	0.000 29	0.65	0.43	TPI, VSP, Aspect, SDR, Slope, FL, FD
	D3	6	0.000 24	0.73	0.37	TPI, VSP, Aspect, SDR, STF Slope
	D4	5	0.000 23	0.73	0.32	TPI, VSP, Aspect, STF, FL
	D5	5	0.000 19	0.72	0.34	TPI, SDR, STF, Slope, FL
AK	D1	5	0.32	0.81	0.58	SDR, Slope, TPI, Aspect, VSP
	D2	6	0.42	0.72	0.63	SDR, TPI, Aspect, VSP, FD, PSR
	D3	7	0.21	0.83	0.65	SDR, Slope, Aspect, VSP, FD, FL, STF
	D4	6	0.27	0.80	0.60	SDR, Slope, TPI, Aspect, FD, FL
	D5	6	0.17	0.84	0.60	SDR, Slope, TPI, VSP, FD, PSR

2.2 模型输入参数组合的筛选

本次研究所筛选出的土壤养分预测模型最优输入组合, 整体分析 D1 至 D5 层, 如表 3, TPI 对土壤养分预测能力最强, 在土壤养分各土层所筛选出的最优输入组合中出现次数最多, 30 次; SDR, Slope, Aspect 预测能力次之, 分别出现 26, 25, 25 次; FL 和 PSR 预测能力一般, 分别出现 19 和 18 次; FD、STF、VSP 的预测能力相对较差, 分别出现 14、14、13 次。

从土壤养分不同指标间分析, 筛选出的最优组合间存在差异。其中, 预测 SOM 的最优组合中, TPI

和 Aspect 在 D1 至 D5 层均出现, Slope 和 SDR 出现 4 次, VSP 出现 3 次; 预测 TN 的最优输入组合中, FD、Aspect、TPI 出现 4 次, VSP 和 Slope 均出现 0 次; 对于 TP 的最优输入, SDR 在 D1 至 D5 中全部出现, Slope 和 FL 出现 4 次, PSR 出现 3 次, VSP 出现 0 次; 对于 TK 的最优模型输入比较稳定, Slope、SDR、TPI、PSR 均出现 5 次, FL 出现 3 次, STF 出现 0 次; 对于 AN, TPI 和 Slope 出现 5 次, Aspect 和 FL 出现 4 次, STF、PSR 均出现 3 次; AP 中, TPI 出现 5 次, VSP、Aspect、SDR、STF 均出现 4 次, Slope 和 FL 出现 3 次; AK 中, SDR 出现 5 次, Slope、TPI、Aspect、VSP、FD 出现 4 次。其余的情况仅出现 1 次或 2 次。

2.3 最优输入组合模型生产空间分布图

利用筛选获得的最优输入组合模型预测生产土壤养分的空间分布图, 以 AN 为例, 如图 2。预测值与实测值对比分析显示, 如表 4 所示, 就平均值分析, 两者基本一致, 预测值整体略高于实测值; 就标准差来看, 预测的标准差高于实测值的标准差。这是在布点取样时, 对天然林地调查难度大引起的部分偏差, 因此, 模型预测更能全面详细预测土壤养分空间变化。

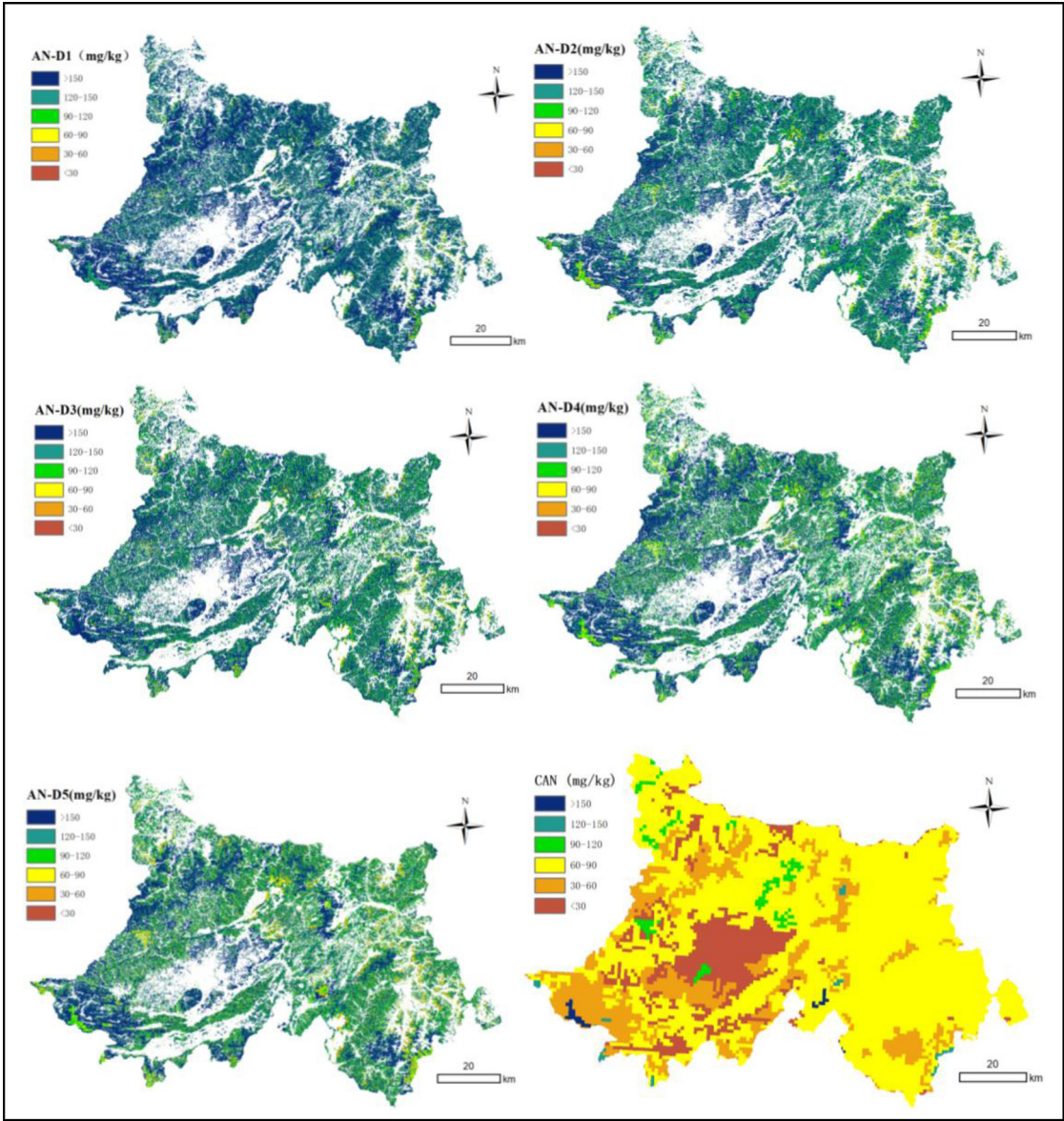


图 2 最优模型组合预测云浮森林土壤养分空间分布图 (以 AN 为例)

Fig. 2 Spatial distribution maps of AN in different soil layers predicted by the optimal model in Yunfu forest

表 4 不同土层土壤养分预测值与实测值对比

Table 4 Comparison between predicted and measured values of soil nutrient in different soil layers

养分 Nutrient	类别 Type	D1	D2	D3	D4	D5
SOM/(g · kg ⁻¹)	预测值 ± 标准差	22.66 ± 9.97	16.58 ± 5.15	16.16 ± 5.82	15.14 ± 6.73	9.05 ± 3.72
	实测值 ± 标准差	24.17 ± 13.59	16.79 ± 8.53	13.71 ± 7.44	12.06 ± 7.20	10.40 ± 6.73
TN/(g · kg ⁻¹)	预测值 ± 标准差	1.79 ± 0.72	2.04 ± 0.63	1.70 ± 0.69	2.30 ± 0.82	2.31 ± 0.75
	实测值 ± 标准差	1.08 ± 1.24	1.10 ± 1.45	1.03 ± 1.19	1.00 ± 1.45	0.94 ± 1.24
TP/(g · kg ⁻¹)	预测值 ± 标准差	0.28 ± 0.11	0.36 ± 0.14	0.53 ± 0.14	0.38 ± 0.17	0.48 ± 0.14
	实测值 ± 标准差	0.29 ± 0.17	0.28 ± 0.15	0.27 ± 0.14	0.29 ± 0.22	0.29 ± 0.15
TK/(g · kg ⁻¹)	预测值 ± 标准差	19.92 ± 5.98	21.18 ± 7.29	26.68 ± 5.19	23.82 ± 5.75	21.89 ± 8.03
	实测值 ± 标准差	15.32 ± 7.41	15.85 ± 7.35	16.59 ± 7.57	16.73 ± 7.52	16.98 ± 7.70
AN/(mg · kg ⁻¹)	预测值 ± 标准差	157.90 ± 30.70	145.50 ± 31.72	146.65 ± 35.99	143.26 ± 36.83	140.16 ± 43.30
	实测值 ± 标准差	162.39 ± 43.96	151.64 ± 44.94	150.01 ± 50.78	145.63 ± 59.37	140.71 ± 55.18
AP/(mg · kg ⁻¹)	预测值 ± 标准差	1.86 ± 0.10	0.92 ± 0.47	0.88 ± 0.50	1.08 ± 0.95	0.72 ± 0.43
	实测值 ± 标准差	1.15 ± 1.79	0.73 ± 1.07	0.62 ± 0.71	0.56 ± 0.66	0.51 ± 0.62
AK/(mg · kg ⁻¹)	预测值 ± 标准差	56.22 ± 21.42	52.07 ± 23.55	47.31 ± 21.73	40.30 ± 18.13	36.77 ± 20.18
	实测值 ± 标准差	50.84 ± 30.39	42.84 ± 28.15	38.94 ± 25.30	37.85 ± 25.54	36.41 ± 23.70

3 结论与讨论

3.1 本次研究筛选获得的最优模型输入组合参数和生产的土壤养分空间分布图共同显示, 整个土壤层中土壤养分 SOM 和 AN 均受 Slope 和 TPI 的影响较大, 在 Slope 大 TPI 为山脊、上坡位时, SOM、AN 含量高, 主要是由于在坡度大的山脊、上坡位地区, 人类干扰少, 土壤动物及土壤微生物活跃, 使得 SOM、AN 容易积累, 与舒建英等^[25]在江西省红壤区森林土壤的研究结果一致。整个土壤层中土壤养分 TN 受 FD 和 Aspect 的影响较大, 两者一致显示, 在北、西北、西方向时, TN 含量高, 在东北、东、东南方向时, TN 含量低, 主要是由于云浮市位于亚热带季风性气候区, 雨热同期, 全年风向以东北风为主, 使得阳坡的径流量较大, 土壤侵蚀作用更明显, 从而导致阳坡土壤全氮更容易流失^[24], 与陈涵兮等^[26]的研究结果土壤全氮水平呈阴坡 > 阳坡一致。整个土壤层中土壤养分 TP、TK、AP 均受 SDR 的影响较大, 主要是由于 3 种养分易溶于水, 可随水流在土壤中发生淋溶作用的缘故^[26-27], 在 SDR 值较小时, 水流引起的泥沙输移比率小, 养分不易损失, 含量高。整个土壤层中土壤养分 AK 受 Slope、SDR 和 VSP 的影响较大, 在 Slope 和 VSP 值大且 SDR 值小时, AK 含量高, 表明研究区在坡度大、垂直坡位大时, 人类活动少, 在此基础上, SDR 小的水土流失不严重的地区, AK 容易积累, 使得在这些区域 AK 含量高。由此可以看出, 人类活动及水土流失是引起土壤养分空间异质性的主要原因。

3.2 所构建的预测不同土层土壤养分的 ANN 模型中, SOM、TP、TK、AN、AK 的模型预测准确性较高, 对 AP、TN 的预测精度相对较低, 可能是 AP、TN 两种土壤养分对本次研究中所采用的 9 种地形水文参数的敏感性不强, 需要进一步研究其他能更大程度影响 AP、TN 预测能力的模型输入参数及组合。尽管预测 TN、AP 的 ANN 模型预测精度低于其他土壤养分指标, 但模型生产的空间分布图却在一定允许误差范围内, 相对准确, 其中 TN 含量在 D1 土壤层中的预测值为 1.79 g/kg, 与刘潘伟^[28]在中国南方红壤区森林表层 0-20 cm 土壤研究获得 TN 平均值为 1.63 g/kg 的结果基本一致。研究区 AP 的实测值与预测值的平均值均显示, AP 含量较低, 同时与李小川等^[20]对广东省云浮市罗定市土壤速效磷含量测定的平均值 2.23 mg/kg 接近。

因此, 本次研究所筛选出的模型输入参数最优组合, 数据容易获取, 可在相似的研究区推广应用, 为以后土壤养分相关研究提供理论参考。同时, 模型预测生产的土壤养分垂直分布地图与粗分辨率的地图相比, 空间分辨率变大, 拥有更详细的土壤养分空间变化信息, 能为精准林业合理施肥提供基础数据。

参考文献

- [1] 黄昌勇.土壤学[M].北京: 中国农业出版社, 2000: 29-41.
- [2] 王宏庭, 金继运, 王斌, 等.土壤速效养分空间变异研究[J].植物营养与肥科学报, 2004, 10(4): 349-354.
- [3] 鲁如坤.土壤农业化学分析方法[M].北京: 中国农业科技出版社, 2000: 146-195.
- [4] 何艳芬, 马超群.东北黑土资源及其农业可持续利用研究[J].干旱区资源与环境, 2003, 17(4): 24-28.
- [5] 李晓红.鄱阳湖湿地不同植物群落土壤养分和土壤酶活性垂直分布特征[J].水土保持研究, 2019, 26(1): 65-75.
- [6] JIANG Y, LI Q, ZHANG X K, et al. Kriging prediction of soil zinc in contaminated field by using an auxiliary variable [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2006, 17(1): 97-101.
- [7] IGOR B, SEBASTIANO T, PAULO P, et al. Mapping soil organic matter in the Baranja region (Croatia): Geological and anthropic forcing parameters[J]. Science of the total environment, 2018, 643: 335-345.
- [8] SILVA C, PEREIRA M, DELGADO R. Spatialization of fractions of organic matter in soil in an agroforestry system in the Atlantic Forest, Brazil [J]. Cerne, 2016, 23(2): 249-256.
- [9] 陈利娜, 李小川, 丁晓纲, 等. 基于地统计学与GIS技术的森林土壤养分空间变异性研究[J].林业与环境科学, 2016, 32(5): 14-21.
- [10] LAURA P, ALESSANDRO G, LUIGI S, et al. Bayesian spatial modelling of soil properties and their uncertainty: The example of soil organic matter in Scotland using R-INLA [J]. Geoderma, 2016, 277: 69-82.
- [11] DAI F, ZHOU Q, LU Z, et al. Spatial prediction of soil organic matter content integrating artificial neural network and ordinary kriging in Tibetan Plateau [J]. Ecological indicators, 2014, 45: 184-194.
- [12] GAUTAM R, PANIGRAHI S, FRANZEN D, et al. Residual soil nitrate prediction from imagery and non-imagery information using neural network technique [J]. Biosystems engineering, 2011, 110(1): 20-28.
- [13] ALVAREZ R, STEINBACH H S, BONO A. An artificial neural network approach for predicting soil carbon budget in agroecosystems [J]. Soil science society of America journal, 2011, 75(3): 965-975.
- [14] AGHAJANI M, JALALIAN A, BESALATPOUR A. Soil Particulate Organic Matter (POM) Prediction in a Mountainous Watershed using Artificial Neural Networks [J]. Soil Science and Plant Analysis, 2015, 46(8): 1-14.
- [15] GUO P, WU W, SHENG Q, et al. Prediction of soil organic matter using artificial neural network and topographic indicators in hilly areas [J]. Nutrient cycling in agroecosystems, 2013, 95(3): 333-344.
- [16] DAI F Q, ZHOU Q G, LV Z Q, et al. Spatial prediction of soil organic matter content integrating artificial neural network and ordinary kriging in Tibetan Plateau [J]. Ecological indicators, 2014, 45(1): 184-194.
- [17] 李启权, 王昌全, 张文江, 等.基于神经网络模型和地统计学方法的土壤养分空间分布预测[J].应用生态学报, 2013, 24(2): 459-466.
- [18] XU S X, ZHAO Y C, WANG M Y, et al. Comparison of multivariate methods for estimating selected soil properties from intact soil cores of paddy fields by Vis-NIR spectroscopy [J]. Geoderma, 2018, 310: 29-43.
- [19] 曾美玲, 张中瑞, 李小川, 等. 云浮市油茶适生区土壤中微量元素分析[J]. 林业与环境科学, 2017, 33(6): 98-103.
- [20] 李小川, 丁晓纲, 曾曙才, 等.广东省云浮市森林土壤养分调查与评价[M].北京: 中国林业出版社, 2018: 16-21.
- [21] 广东省土壤调查队.广东土壤地图集[M].北京: 中国科学出版社, 1993.
- [22] ZHAO Z, THIEN L, HERB W, et al. Predict soil texture distributions using an artificial neural network model [J]. Computers and electronic in agriculture, 2009, 65(1): 36-48.
- [23] HYNDMAN R J, KOEHLER A B. Another look at measures of forecast accuracy [J]. International of forecasting, 2006, 22(4): 679-688.
- [24] ZHAO Z, CHOW T L, YANG Q, et al. Model prediction of soil drainage classes based on digital elevation model parameters and soil attributes from coarse resolution soil maps [J]. Canadian journal of soil science, 2008, 88(5): 787-799.
- [25] 舒建英, 张世熔, 孙波, 等. 江西兴国水土流失治理区土壤有机质动态变化[J].生态学报, 2005, 25(6): 1240-1246.
- [26] 陈涵兮, 海龙, 黄利民, 等. 坡向对毛竹林土壤养分及其生态化学计量特征的影响[J]. 应用生态学报, 2019, 30(9): 2915-2922.
- [27] 郭鑫炜. 辽西北风沙区人工林土壤养分的垂直分布特征[D].沈阳: 沈阳农业大学, 2017.6.
- [28] 刘潘伟. 基于NDVI和地形因子的江西大岗山流域土壤碳氮空间分布特征[D]. 泰安: 山东农业大学, 2018.