

DOI:10.13275/j.cnki.lykxyj.2021.06.007

# 基于生态因子与神经网络的杉木 叶片碳氮磷含量预测

童 冉<sup>1</sup>, 陈庆标<sup>2</sup>, 周本智<sup>1\*</sup>

(1. 中国林业科学研究院亚热带林业研究所, 钱江源森林生态系统国家定位观测研究站, 浙江 杭州 311400;

2. 浙江省建德市新安江林场, 浙江 建德 311600)

**摘要:** [目的] 利用神经网络所具有的输入层与输出层间存在的高度非线性映射关系, 对杉木叶片 C、N、P 含量实现准确、经济、快捷的预测。[方法] 以我国亚热带地区杉木人工林为研究对象, 运用径向基函数 (RBF) 神经网络在杉木叶片 C、N、P 含量与地理、气候及土壤性质等生态因子间构建最优预测模型, 并结合已发表文献数据进行叶片 C、N、P 含量预测。[结果] 模拟预测叶片 C、N 和 P 含量分别为 476.68、12.27 和 1.24 mg·g<sup>-1</sup>, 其中 N 含量远低于我国陆地植物叶片平均含量; 叶片 C/N、C/P 和 N/P 平均值分别为 40.28、412.01 和 10.50。预测结果与实测值较为符合, 表明 RBF 人工神经网络模型用于预测杉木叶片 C、N、P 含量与生态因子的关系是可行的。[结论] 模型可以较为准确地估测杉木叶片 C、N、P 含量, 平均误差分别为 1.82%、9.88% 和 7.02%。较低的叶片 N 含量和 N/P 表明亚热带地区杉木生长主要受到 N 素限制。

**关键词:** RBF 神经网络; 生态因子; 叶片; 碳; 氮; 磷; 杉木

**中图分类号:** S718.43

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-1498(2021)06-0056-09

碳 (C)、氮 (N)、磷 (P) 是生物体构成的最主要元素, 其生物地球化学循环过程、耦合机理及其驱动机制是生态学研究的重要内容之一<sup>[1-3]</sup>。生态化学计量学理论为 C、N、P 元素的生态学过程及生物地球化学循环提供了新思路, 被广泛应用于植物-土壤系统养分循环、植物养分组成与气候因子及地理要素关系的格局分析等研究中<sup>[1, 4-5]</sup>。植物体内 C、N、P 等主要元素含量、分布和生态化学计量学特征变化反映了植物响应及适应环境变化的本质<sup>[6]</sup>。因此, 实现植物叶片 C、N、P 含量准确、经济、快捷的预测对于揭示植物化学计量模式及其如何响应气候和生物多样性变化具有重要意义。

对乔木类高大树种而言, 叶片 C、N、P 含量测定的传统方法为划定的样地内选取数株长势较好的植株, 于树冠中部的东、南、西、北方向选取 1~2 枝生长健康、无病虫害的整枝, 这类破坏性

取样势必对植株生长造成不良影响<sup>[7-8]</sup>, 且乔木类树种植株高大, 林分郁闭度高, 在垂直高度近 10 m 处进行取样在野外不易实现。叶片 C、N、P 含量测定方法更新速度较快, 目前常用的方法为采用元素分析仪测定 C、N 含量, 采用高氯酸-硝酸消化-钼锑抗比色法 (LY/T 1270—1999) 测定 P 含量。传统的测定方法操作简单、精度较高, 但费时费力且成本较高<sup>[9]</sup>。杉木 (*Cunninghamia lanceolata* (Lamb.) Hook.) 是我国亚热带地区广泛栽植的人工林树种, 具有生长快、材质优良等特点。近 20 a 来, 采集杉木叶片用于 C、N、P 含量测定均是采用上述破坏性取样方法, 这对于杉木人工林可持续经营是不利的。

杉木叶片 C、N、P 含量及其化学计量比受外界生态因子影响的研究已展开很多, 且主要集中于杉木-土壤对应化学元素的研究<sup>[10]</sup>, 其与地理气候

收稿日期: 2021-06-17 修回日期: 2021-07-19

基金项目: 国家重点研发计划子课题 (2016YFD0600202-4); 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金项目 (CAFYBB2017ZX002-2)

\* 通讯作者: 周本智. E-mail: benzhi\_zhou@126.com

因子间相互关系的研究甚少, 但此类研究在其它树种中已被广泛报道<sup>[11-12]</sup>。总体来看, 叶片化学计量与生态因子之间的线性关系较少被发现, 大多数指标间存在线性关系缺失的现象。近年来, 随着人工智能算法的快速发展, 人工神经网络 (Artificial neural network, ANN) 模型凭借超强的网络学习能力, 成为描述复杂非线性系统和非线性关系的有利工具。其中, 径向基函数 (RBF) 神经网络能逼近任意非线性函数, 可处理系统内难以解析的规律性, 具有良好的泛化能力, 很快的学习收敛速度, 在非函数逼近、数据分类、模式识别、信息和图像处理等领域被广泛运用。在农业资源与环境、环境科学以及生态学等相关研究中, RBF 神经网络同样具有极强的适用性<sup>[13-15]</sup>。赵珊等<sup>[13]</sup>结合模糊聚类算法 (KFCM) 和 RBF 神经网络实现了对玉米 (*Zea mays* L.) 产量预测, 谢文等<sup>[14]</sup>则利用 RBF 组合模型对山地土壤有机质含量进行预测, 李月芬等<sup>[9]</sup>首次利用 RBF 人工神经网络通过土壤性质预测羊草 (*Leymus chinensis* (Trin.) Tzvel.) 养分含量, 均获得良好效果。本研究运用 RBF 人工神经网络对杉木叶片 C、N、P 含量与地理、气候、土壤性质存在的关系进行最优模型构建, 以期对杉木叶片 C、N、P 含量实现较好预测。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

研究区位于我国亚热带地区 12 个杉木主产省份。地理坐标为 103.30°~119.32° E, 22.25°~33.55° N, 海拔高度 60~1150 m。该区为亚热带季风气候, 年平均气温为 10.7~22.4℃, 年平均降水量为 773~782 mm。研究区土壤类型变化很大, 区域分布可大致划分为南部红壤和砖红壤, 中部黄壤和黄棕壤, 以及北部褐土和黄褐土。林下植被较为稀疏, 主要包括蕨类、草本类和菝葜类 (*Smilax* spp.) 等。

### 1.2 试验设计和样本采集

2018 年 7 月底、8 月初, 在杉木主产区调查 19 个平均林龄为 16 a 的杉木中龄林。为减轻南北方物候差异造成的影响, 野外采样从南到北进行。所选林分的经营管理方式相似, 且较少受外界干扰。在每个人工林内建立 3 个 20 m × 20 m 的样地作为重复。相邻样地间垂直距离超过 20 m。

在每个样地内, 随机、均匀地选取 5~6 株长

势良好的植株进行采样。在向阳面中部树冠随机摘取 1 年生和 2 年生成熟叶片, 随后将所摘取的叶片混合成 1 个样本。去除下层植物和表面凋落物后, 运用五点采样法采集 0~20 cm 深度的表层土壤。

此外, 记录每个采样点地理坐标和海拔高度数据。从世界气候网站 ([www.worldclim.org](http://www.worldclim.org)) 获得分辨率为 1 km × 1 km 的年平均气温 (mean annual temperature, MAT) 和年平均降水量 (mean annual precipitation, MAP) 数据。

### 1.3 测试方法

植物样品经 120℃ 杀青, 70℃ 烘干至恒质量后, 用球磨仪 (Retsch MM400, 德国) 对植物样品进行粉碎, 保存备测。叶片有机碳 (C) 含量采用重铬酸钾法测定; 叶片氮 (N)、磷 (P) 含量采用硫酸-高氯酸消煮法测定。土壤样品经风干后过 2 mm 筛, 备测。土壤有机碳 (SOC) 含量采用重铬酸钾氧化-外加加热法测定; 土壤全氮 (SN) 含量采用凯氏定氮法测定; 土壤全磷 (SP) 含量碱熔法测定; 土壤 pH 采用电导法测定。

### 1.4 数据来源

实地野外采样获得 57 组杉木叶片 C、N、P 含量数据, 57 组土壤 SOC、SN、SP 含量和 pH 值数据, 以及 19 组经度、纬度 (LAT)、海拔高度 (ALT)、MAT 和 MAP 数据 (表 1)。此外, 运用文献收集法, 从已发表文献中得到 21 组生态因子 (土壤和地理气候) 数据 (数据表略)。

## 2 RBF 神经网络模型构建

### 2.1 RBF 神经网络建模

在 Matlab 环境下构建我国亚热带地区杉木叶片 C、N、P 含量预测的 RBF 神经网络模型。RBF 神经网络模型构建按以下步骤进行:

(1) 设置 RBF 输入和输出向量: 选择 LAT、ALT、MAT、MAP、土壤 pH、SOC、SN 和 SP 作为输入层。以杉木叶片 C、N、P 含量为输出层。

(2) 数据归一化: 将所有测量数据进行归一化处理, 以消除量纲、指标数量级差异过大带来的影响。利用 Matlab2012 软件中自带函数 `mapminmax()` 对数输入值进行归一化处理, 进而对 RBF 神经网络输出的模拟值进行反归一化处理。公式如下:

$$I_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \alpha + \beta \quad (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, N)$$

其中,  $I_{ij}$  是样本  $x_{ij}$  的归一值;  $x$  代表训练样本;

表1 19组实地采样点生态因子数据

Table 1 Data of environmental factors for 19 yield sampling sites

地点 Site	省份 Province	E/(°)	N/(°)	海拔高度 Altitude/ m	年平均气温 MAT/ °C	年平均降水量 MAP/ mm	pH	土壤有机碳 SOC/ (mg·g <sup>-1</sup> )	土壤全氮 SN/ (mg·g <sup>-1</sup> )	土壤全磷 SP/ (mg·g <sup>-1</sup> )
西江林场 Xijiang Forest Farm	广东 Guangdong	111.95	23.10	80	22.40	1782	3.93	17.20	1.05	0.14
黄洞林场 Huangdong Forest Farm	广西 Guangxi	111.80	24.47	210	19.13	1568	3.89	32.93	2.34	0.28
小坑林场 Xiaokeng Forest Farm	广东Guangdong	113.88	24.68	554	18.00	1748	4.37	24.73	1.60	0.23
六万林场 Liuwan Forest Farm	广西 Gungxi	109.95	22.76	440	21.26	1531	4.06	11.70	1.03	0.21
大青山林场 Daqingshan Forest Farm	广西 Guangxi	106.73	22.26	305	21.81	1525	4.04	45.67	2.96	0.21
大围山林场 Daweishan Forest Farm	云南 Yunnan	103.77	22.97	635	20.68	1471	4.34	24.77	2.10	0.60
威信镇 Weixinzhen	云南 Yunnan	105.06	27.90	1140	15.40	1011	4.60	42.00	3.16	0.70
坪村 Pingcun	湖南 Hu'nan	109.95	26.98	350	16.83	1285	4.94	10.77	1.17	0.38
山下林场 Shanxia Forest Farm	江西 Jiangxi	114.71	27.73	110	17.79	1516	4.00	18.30	1.31	0.23
将乐国有林场 Jiangle State-owned Forest Farms	福建 Fujian	117.47	26.68	258	18.76	1664	4.20	24.53	1.51	0.31
开化林场 Kaihua Forest Farm	浙江 Zhejiang	118.27	29.13	193	16.65	1671	5.40	28.97	1.93	0.37
凌阳镇 Lingyangzhen	安徽 Anhui	117.88	30.44	260	14.98	1682	4.91	32.47	2.38	0.27
洪雅林场 Hongya Forest Farm	四川 Sichuan	103.31	29.80	1150	16.72	1579	3.45	31.87	2.44	0.33
长乐林场 Changle Forest Farm	浙江 Zhejiang	119.84	30.37	64	16.11	1292	4.09	17.20	1.29	0.24
东进林场 Dongjin Forest Farm	江苏 Jiangsu	119.32	31.87	60	15.43	1034	4.29	17.40	1.24	0.22
武集庙乡 Wujimiaoxiang	河南 Henan	115.70	31.80	510	15.40	1230	4.04	26.40	2.18	0.39
铜盆水林场 Tongpenshui Forest Farm	湖北 Hubei	109.36	30.31	1120	12.16	1447	4.27	23.50	2.27	1.04
汉滨区林场 Hanbinqu Forest Farm	陕西 Shaanxi	108.74	32.07	664	15.18	773	4.75	8.37	1.07	0.36
三角池林场 Sanjiaochi Forest Farm	陕西 Shaanxi	110.86	33.56	825	10.69	825	4.89	23.40	1.65	0.21

注: pH、SOC、SN和SP均为各样点平均值。

Note: pH, SOC, SN and SP are the mean values of each sampling site.

$i$  是输入指标数目,  $n=8$ ;  $j$  是训练样本数目,  $n=50$ ;  $x_{min}$  和  $x_{max}$  分别是输入因子的第  $i$  个指标的样本最小值和最大值; 本研究中,  $\alpha$  和  $\beta$  为参数, 分别被设置为 0.90 和 0.05。所有的归一化值都在 [0,1] 之间。

## 2.2 RBF 神经网络训练过程

利用 Matlab2012 中的 newrb 函数建立 3 个 3 层 RBF 神经网络。通过迭代的方法设计隐层, 每迭代 1 次就增加 1 个隐层神经元, 迭代一致持续

到误差低于目标误差或神经元数目达到最大值为止。newrb 函数格式为:

$$net = newrb(P, T, GOAL, SPREAD, MN, DF)$$

其中,  $net$  为网络对象;  $P$  为输入向量;  $T$  为输出向量;  $GOAL$  是均方误差;  $SPREAD$  为径向基函数的分布函数, 需要反复尝试以确定最佳值;  $MN$  为神经元的最大数目;  $DF$  为两次迭代之间添加的神经元数目。

训练样本包括来自我国亚热带杉木人工林的50组生态因子数据和叶片相关数据, 使用 newrb 函数进行网络训练, 经反复训练以获得以下参数:

(1) 预测杉木叶片 C 含量的 RBF 神经网络各参数的值分别为: *GOAL* 设为  $10^{-8}$ ; *SPREAD* 取 0.027; *MN* 为 100; *DF* 为 1。训练样本为 1~57 号中除了 1、9、25、28、32、47、56 号的 50 组样本。

(2) 预测杉木叶片 N 含量的 RBF 神经网络各参数的值分别为: *GOAL* 设为  $10^{-8}$ ; *SPREAD* 取 0.0152; *MN* 为 100; *DF* 为 1。训练样本为 1~57 号中除了 6、7、10、30、32、41、45 号的 50 组样本。

(3) 预测杉木叶片 P 含量的 RBF 神经网络各参数的值分别为: *GOAL* 设为  $10^{-8}$ ; *SPREAD* 取 0.0088; *MN* 为 100; *DF* 为 1。训练样本为 1~57 号中除了 11、14、28、41、44、51、54 号的 50 组样本。

由此构成了 3 个 3 层 RBF 神经网络模型用于分别预测杉木叶片 C、N、P 含量, 其中输入神经元 8 个, 隐藏神经元 49 个, 输出神经元 1 个 (图 1)。

### 3 结果与分析

#### 3.1 RBF 神经网络模型的检验

杉木叶片 C、N、P 含量分布用 7 组检验样本对训练后的 RBF 神经网络模型进行检验。7 个检验样本在 RBF 神经网络中的预测结果和实测值的对比见表 2。

可以看出, 应用 RBF 人工神经网络模拟杉木叶片 C、N、P 含量结果与实测值拟合较好。其中

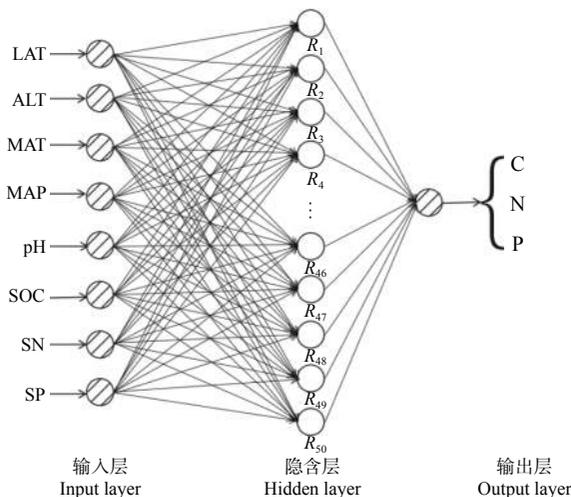


图 1 杉木叶片 C、N、P 含量预测 RBF 神经网络结构

Fig. 1 RBF artificial neural networks structure for predicting leaf carbon, nitrogen, and phosphorus contents of Chinese fir

杉木叶片 C 含量的预测值最小误差为 0.40%, 最大误差为 4.32%, 平均相对误差为 1.82%, 相关系数较低, 为 0.66; 杉木叶片 N 含量的预测值误差范围为 3.89%~15.08%, 平均相对误差为 9.88%, 相关系数高, 为 0.85; 杉木叶片 P 含量的预测值误差范围为 2.43%~12.38%, 平均相对误差为 7.02%, 相关系数较高, 达到 0.99。以上结果表明, RBF 人工神经网络预测模型较合理, 精度较高, 预测值具有较高的可信度。

#### 3.2 RBF 神经网络模型的预测结果

应用上述经训练的 RBF 神经网络模型, 通过文献收集法获得的 21 组 (编号 58~78) 生态因子

表 2 RBF 人工神经网络的检测结果

Table 2 Testing results of RBF neural networks

检测样本 Test samples	碳 C(mg·g <sup>-1</sup> )		检测样本 Test samples	氮 N(mg·g <sup>-1</sup> )		检测样本 Test samples	磷 P(mg·g <sup>-1</sup> )	
	实测值 Measured value	输出值 Output value		实测值 Measured value	输出值 Output value		实测值 Measured value	输出值 Output value
1	477	495.09	6	13.10	13.61	11	1.130	1.1025
9	490	493.67	7	14.70	15.94	14	1.060	0.9530
25	494	491.73	10	12.80	10.53	28	1.020	1.1463
28	513	490.83	30	13.60	12.01	41	0.960	0.9202
32	488	486.05	32	11.90	10.94	44	1.140	1.0534
47	475	467.38	41	12.30	11.77	51	1.100	1.0586
56	461	467.40	45	12.20	10.36	54	2.500	2.2819
相对误差平均值 Mean of relative error		1.82	相对误差平均值 Mean of relative error		9.88	相对误差平均值 Mean of relative error		7.02
相关系数 Correlation coefficient		0.66	相关系数 Correlation coefficient		0.85	相关系数 Correlation coefficient		0.99

数据对杉木叶片 C、N、P 含量进行预测。21 组叶片 C 含量预测结果在 356.40~532.17  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ ，平均值为 453.05  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ ；叶片 N 含量预测结果在 6.00~

12.53  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ ，平均值为 10.05  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ ；叶片 P 含量预测结果在 0.94~1.48  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ ，平均值为 1.27  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$  (表 3)。

表 3 杉木叶片碳、氮、磷含量预测结果

Table 3 Prediction results of leaf C, N, and P contents of Chinese fir

编号 Number	碳 C/( $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )	氮 N/( $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )	磷 P/( $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )	编号 Number	碳 C/( $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )	氮 N/( $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )	磷 P/( $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )
58	426.83	9.66	1.48	69	463.09	10.66	1.16
59	420.61	11.86	1.05	70	382.15	10.58	1.38
60	493.86	10.62	1.38	71	487.31	9.31	1.14
61	532.17	9.78	1.37	72	514.48	11.49	1.38
62	356.40	10.33	1.38	73	457.64	10.11	1.15
63	480.82	9.21	1.13	74	485.67	9.27	1.14
64	499.68	10.30	1.32	75	424.88	9.03	0.94
65	475.47	6.00	1.34	76	410.12	10.80	1.38
66	530.41	10.73	1.21	77	459.29	10.82	1.38
67	450.31	10.86	1.38	78	371.52	7.18	1.28
68	391.34	12.53	1.24				

### 3.3 杉木叶片碳、氮、磷含量特征

杉木叶片 C、N、P 含量特征见表 4。杉木叶片 C 含量的变化范围为 356.40~532.17  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ ，算术平均值为 476.68  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ ，高于我国森林植物叶片 C 平均含量 (455.10  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )<sup>[16]</sup>，标准误为 3.70  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ ，变异系数为 6.86%，变异水平极低。杉木叶片 N 含量的变化范围为 6.00~19.80  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ ，算术平均值为 12.27  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$  (几何平均值为 12.02  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )，远低于全球 1280 种、我国 753 种陆地植物叶片 N 含量几何平均值 (18.34  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ 、18.60  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )<sup>[4,17]</sup>，标准误为 0.27  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ ，变异系数为 19.52%，属于弱变

异。杉木叶片 P 含量的变化范围为 0.73~2.96  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ ，算术平均值为 1.24  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$  (几何平均值为 1.19  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )，与我国 753 种陆地植物叶片 P 含量几何平均值 (1.21  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )<sup>[4]</sup> 相当，略低于全球 1280 种陆地植物叶片 P 含量几何平均值 (1.42  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )<sup>[17]</sup>，标准误为 0.04  $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ ，变异系数为 31.48%，属于中等变异。杉木叶片 N 含量空间变异性低于 P 含量，与 Han 等<sup>[4]</sup> 对我国 753 种陆地植物研究结果相一致，且两者又明显高于叶片 C 含量的空间变异性。

表 4 杉木叶片碳、氮、磷含量和化学计量比统计值

Table 4 Statistics results of the leaf C, N, and P contents and stoichiometric ratio of Chinese fir

指标 Index	样本数 Sample number	最大值 Maximum	最小值 Minimum	算术平均值 Arithmetic mean	标准误 Standard error	变异系数 coefficient variation/ %
碳 C/( $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )	78	532.17	356.40	476.68	3.70	6.86
氮 N/( $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )	78	19.80	6.00	12.27	0.27	19.52
磷 P/( $\text{mg}\cdot\text{g}^{-1}$ )	78	2.96	0.73	1.24	0.04	31.48
碳氮比 C : N	78	79.22	24.75	40.28	0.94	20.62
碳磷比 C : P	78	706.85	169.59	412.01	11.54	24.74
氮磷比 N : P	78	15.62	4.46	10.50	0.32	26.64

注：78 个样本包括 50 个训练样本，7 个检测样本，21 个预测样本。

Note: 78 samples include 50 training samples, 7 testing samples and 21 prediction samples.

### 3.4 杉木叶片碳、氮、磷生态化学计量特征

杉木叶片生态化学计量比结果见表5。杉木叶片 C/N 均值为 40.28, 明显高于全球水平<sup>[18]</sup>, 略高于三峡库区库首常绿乔木<sup>[19]</sup>, 但低于浙江天童山常绿针叶树 C/N 值<sup>[20]</sup>, 分布范围为 24.75~49.22, 标准误为 0.94, 变异系数为 20.62%, 属中等变异; 叶片 C/P 均值为 412.01, 远高于全球平均水平<sup>[18]</sup>,

但明显低于三峡库区库首常绿乔木和浙江天童山常绿针叶树 C/P 值<sup>[19-20]</sup>, 分布范围为 169.59~706.85, 标准误为 11.54, 变异系数为 24.74, 属中等变异; 叶片 N/P 均值为 10.50, 低于中国、全球及三峡库区库首常绿乔木和浙江天童山常绿针叶树 N/P 值<sup>[4, 18-20]</sup>, 分布范围为 4.46~15.62, 标准误为 0.32, 变异系数为 26.64, 属中等变异。

表 5 不同研究区域植物叶片碳、氮、磷化学计量比

Table 5 Stoichiometric ratios of carbon, nitrogen, and phosphorus in plant leaves of different study area

研究区域 Study area	植被类型 vegetation type	碳氮比 C : N	碳磷比 C : P	氮磷比 N : P	参考文献 Reference
本研究 This study	杉木 <i>C. lanceolata</i>	40.28	412.01	10.50	
三峡库区库首 Head of the Three Gorges Reservoir Area	常绿乔木林 Evergreen broad leaved forest	37.80	478.90	12.80	[19]
浙江天童山 Tiantong Mountain in Zhejiang Province	常绿针叶林 Evergreen coniferous forest	48.10	677.90	14.20	[20]
中国 China	陆生植物 Terrestrial plant	—	—	16.30	[4]
全球 Global	陆生植物 Terrestrial plant	22.50	232.00	12.70	[18]

植物 C、N、P 生态化学计量特征能够反映植物养分利用效率以及养分限制类型<sup>[21-22]</sup>。叶片 C/N 和 C/P 常被用于反映植物吸收营养元素时所能同化碳的能力, 是体现植物营养元素利用效率的重要指标。杉木叶片 C/N 和 C/P 值均偏高, 说明杉木对 N、P 的利用效率均处于较高水平, 这很可能是杉木对瘠薄生境的一种生态适应策略。植物 N/P 值可以用作植物生长所受养分限制类型的判断, 有研究表明, 植物叶片 N/P<14.00 时, 植物生长受 N 限制, 叶片 14<N/P<16.00 时, 同时受 N、P 限制或不受限制, 叶片 N/P>16.00 时, 受 P 限制<sup>[23]</sup>。本研究中杉木叶片 N/P 值仅为 10.50, 显著小于 14.00 (One-sample *T* test,  $p<0.001$ ), 表明我国亚热带地区杉木生长主要受 N 元素的限制。

## 4 讨论

### 4.1 利用 RBF 神经网络预测杉木叶片碳、氮、磷含量的必要性和可行性

荟萃分析 (Meta-analysis) 是目前在全球水平或大尺度上对植物与生态因子间的生态化学计量学研究中最常用的方法<sup>[4, 18, 24]</sup>。近年来, 实地野外取样的方法逐渐被广泛运用, 克服了荟萃分析存在的样点分布不均, 采样时间不统一等诸多问题<sup>[25]</sup>。然而, 上述两种方法都是基于传统的破坏性取样手段, 包括叶片、枝条、茎干、根系甚至全株取样

等, 对植物生长、群落结构稳定以及生态系统生产力等都会造成极大的负面影响。因此, 从生态化学计量学角度出发, 选取典型数据建立合适的植物化学性质预测模型, 对于揭示植物性状对外界环境变化的响应与适应性具有重要意义。

在以往的研究中, 估算植物营养元素含量通常是通过运用传统的回归或支持向量机回归 (SVMR) 方法对各类光谱技术所获得数据进行分析实现的<sup>[15, 26]</sup>。因此, 在掌握土壤基本理化性质本底值的前提下, 在大的区域尺度上对植物化学性状进行预测成为了可能。Li 等<sup>[27]</sup>利用植物-土壤系统所具有的养分循环特征, 构建了基于土壤性质预测养分含量水平的数学模型。本研究使用的 RBF 神经网络具有操作简单、训练速度快、精度高等优点, 且能够准确地分析复杂系统的非线性关系。这就为预测杉木叶片 C、N、P 含量提供了一种经济、快捷的手段。本研究除将土壤性质运用到 RBF 神经网络模型的构建外, 还将与植物营养元素含量密切相关的地理、气候等生态因子一并纳入, 研究结果具有较强普适性, 且准确性较高, 为杉木人工林可持续经营、适宜种植区划分以及大径材培育等科学决策提供了一种新的方法和手段。

### 4.2 杉木生长受氮素限制的原因

通常情况下, N 素被认为是温带地区森林生态系统的限制因子, P 素则是热带、亚热带地区森林

生态系统的限制因子<sup>[28-30]</sup>。在全球尺度的研究中, Reich等<sup>[17]</sup>认为随着纬度增加(或温带降低), 叶片 N、P 含量增加, 而叶片 N/P 减小。Han等<sup>[4]</sup>对我国 753 种植物叶片 N、P 含量的地理分布格局进行研究, 同样发现叶片 N、P 含量随纬度的增加而增加, 而叶片 N/P 并未表现出显著的变化趋势。一般认为, 叶片和土壤 P 素在生态系统各尺度上均具有较强的耦合关系<sup>[24, 30-31]</sup>。土壤 P 含量相对匮乏可能是导致我国植物叶片 N/P 高于全球水平的重要原因<sup>[4, 17]</sup>。因此, 相较于全球植物而言, 我国植物生长更大程度上受到 P 的限制, 尤其是热带和亚热带地区。

杉木是我国亚热带地区广泛栽培的人工林树种, 目前对其生长所受的限制元素研究已较多<sup>[10, 32-33]</sup>。然而, 由于研究区地理位置、生长阶段、取样时间和经营管理模式等存在差异, 并未有一致的结论。此外, 尽管判断林木生长限制元素的方法众多<sup>[34]</sup>, 但由于野外操作难度大等诸多原因限制, 导致这些方法的应用并不普遍。因此, 将更多的养分循环利用机理和树种特性等与叶片 N/P 值结合起来对杉木生长限制元素进行综合判断是很有必要的。

目前, 针对陆地植物而言, 判断限制元素的 N/P 阈值有很多<sup>[23]</sup>。研究者普遍认为 N/P 值越低, 则植物生长越可能受 N 素限制。本研究中, 叶片 N/P 值处于较低水平, 因此杉木生长受到 N 素限制的可能性大。元素变异水平常被用于植物限制元素的判断, Han等<sup>[35]</sup>认为元素变异水平越低, 则植物生长受其限制的可能性越大。本研究中, 叶片 N 含量变异系数高于 P 含量, 同样表明杉木生长受 N 素限制的可能性大。植物养分重吸收是指植物将营养元素从凋落叶片中转移到其他组织的过程, 被认为是植物的一种重要的营养保存机制<sup>[35-37]</sup>。大多数研究发现, 杉木 P 重吸收效率均不同程度的高于 N 重吸收效率<sup>[7, 38]</sup>。相对重吸收率假说认为植物倾向于吸收更受限制的元素<sup>[39]</sup>, 但 Mariana等<sup>[40]</sup>则认为重吸收效率高是对相应土壤养分匮乏的一种适应策略。相比之下, 作者更倾向于后者, 高的 P 重吸收效率使得植物-土壤系统 P 循环处于相对健康的状态, 而低的 N 重吸收效率并未改善杉木受土壤 N 素匮乏的现状。此外, 郑璐嘉等<sup>[41-42]</sup>通过对不同林龄杉木叶片、细根氮稳定同位素 ( $\delta^{15}\text{N}$ ) 组成进行测定, 同样得出 N 素是处于

速生期杉木人工林生长限制因素的结论。

## 5 结论

RBF 神经网络是预测杉木叶片 C、N、P 含量的一种新方法, 具有合理的模型结构和较高的可信度。本研究可为利用机器学习方法预测除 C、N、P 元素外的其它植物养分含量提供有价值的参考。杉木叶片 N 含量和 N/P 均偏低, 表明在我国亚热带地区土壤普遍缺磷的现状下, 杉木生长仍然受到 N 素的限制。然而, N 素限制还需要从杉木人工林养分循环利用以及生理生态学特性等方面进一步确认。

## 参考文献:

- [1] 程瑞梅, 王娜, 肖文发, 等. 陆地生态系统生态化学计量学研究进展[J]. 林业科学, 2018, 54(7): 130-136.
- [2] Zhang G, Zhang P, Peng S, *et al.* The coupling of leaf, litter, and soil nutrients in warm temperate forests in northwestern China[J]. Scientific Reports, 2017, 7(1): 11754.
- [3] Wang Y, Houlton B Z, Field C B. A model of biogeochemical cycles of carbon, nitrogen, and phosphorus including symbiotic nitrogen fixation and phosphatase production[J]. Global Biogeochemical Cycles, 2007, 21(1).
- [4] Han W X, Fang J Y, Guo D L, *et al.* Leaf nitrogen and phosphorus stoichiometry across 753 terrestrial plant species in China[J]. New Phytologist, 2005, 168(2): 377-385.
- [5] Zeng Q, Li X, Dong Y, *et al.* Soil and plant components ecological stoichiometry in four steppe communities in the Loess Plateau of China[J]. CATENA, 2016, 147: 481-488.
- [6] 王振南, 杨惠敏. 植物碳氮磷生态化学计量对非生物因子的响应[J]. 草业科学, 2013, 30(6): 927-934.
- [7] Chen F S, Niklas K J, Liu Y, *et al.* Nitrogen and phosphorus additions alter nutrient dynamics but not resorption efficiencies of Chinese fir leaves and twigs differing in age[J]. Tree physiology, 2015, 35(10): 1106-1117.
- [8] 李娜, 李建, 刘海丰, 等. 东灵山3种落叶阔叶林的碳氮元素含量及比率[J]. 林业科学, 2009, 45(8): 82-87.
- [9] 李月芬, 王冬艳, Lasoukanh V, 等. 基于土壤化学性质与神经网络的羊草碳氮磷含量预测[J]. 农业工程学报, 2014, 30(3): 104-111.
- [10] 陈安娜, 王光军, 陈婵, 等. 亚热带不同林龄杉木林叶-根-土氮磷化学计量特征[J]. 生态学报, 2018, 38(11): 4027-4036.
- [11] Sun L, Zhang B, Wang B, *et al.* Leaf elemental stoichiometry of *Tamarix* Lour. species in relation to geographic, climatic, soil, and genetic components in China[J]. Ecological Engineering, 2017, 106: 448-457.

- [12] Li Z, Yang L, Lu W, *et al.* Spatial patterns of leaf carbon, nitrogen stoichiometry and stable carbon isotope composition of *Ranunculus natans* CA Mey. (Ranunculaceae) in the arid zone of northwest China[J]. Ecological Engineering, 2015, 77: 9-17.
- [13] 赵 姗, 陈桂芬, 傅思维, 等. 基于KFCM-RBF优化算法的肥力评价与玉米产量预测[J]. 玉米科学, 2018, 26 ( 5 ): 150-156.
- [14] 谢 文, 赵小敏, 郭 熙, 等. 基于RBF组合模型的山地红壤有机质含量光谱估测[J]. 林业科学, 2018, 54 ( 6 ): 16-23.
- [15] 孙小香, 王芳东, 赵小敏, 等. 基于冠层光谱和BP神经网络的水稻叶片氮素浓度估算模型[J]. 中国农业资源与区划, 2019, 40 ( 3 ): 35-44.
- [16] Zhao H, Xu L, Wang Q, *et al.* Spatial patterns and environmental factors influencing leaf carbon content in the forests and shrublands of China[J]. Journal of Geographical Sciences, 2018, 28(6): 791-801.
- [17] Reich P B, Oleksyn J. Global patterns of plant leaf N and P in relation to temperature and latitude[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2004, 101(30): 11001-11006.
- [18] Elser J J, Fagan W F, Denno R F, *et al.* Nutritional constraints in terrestrial and freshwater food webs[J]. Nature, 2000, 408: 578-580.
- [19] 刘泽彬, 程瑞梅, 肖文发, 等. 三峡库区库首森林生态系统植物叶片碳氮磷化学计量特征研究[J]. 南京林业大学学报:自然科学版, 2017, 41 ( 2 ): 27-33.
- [20] 阎恩荣, 王希华, 郭 明, 等. 浙江天童常绿阔叶林、常绿针叶林与落叶阔叶林的C:N:P化学计量特征[J]. 植物生态学报, 2010, 34 ( 1 ): 48-57.
- [21] 王晶苑, 王绍强, 李纫兰, 等. 中国四种森林类型主要优势植物的C:N:P化学计量学特征[J]. 植物生态学报, 2011, 35 ( 6 ): 587-595.
- [22] 郭宝华, 刘广路, 范少辉, 等. 不同生产力水平毛竹林碳氮磷的分布格局和计量特征[J]. 林业科学, 2014, 50 ( 6 ): 1-9.
- [23] Koreselman W, Meuleman A F. The vegetation N: P ratio: a new tool to detect the nature of nutrient limitation[J]. Journal of Applied Ecology, 1996, 33(6): 1441-1450.
- [24] 任书杰, 于贵瑞, 陶 波, 等. 中国东部南北样带654种植物叶片氮和磷的化学计量学特征研究[J]. 环境科学, 2007, 28 ( 12 ): 2665-2673.
- [25] Kang H Z, Zhuang H, Wu L. Variation in leaf nitrogen and phosphorus stoichiometry in *Picea abies* across Europe: an analysis based on local observations[J]. Forest Ecology and Management, 2011, 261(2): 195-202.
- [26] 魏鹏飞, 刘帅兵, 徐新刚, 等. 基于无人机多光谱影像的夏玉米叶片氮含量遥感估测[J]. 农业工程学报, 2019, 35 ( 8 ): 126-133, 335.
- [27] Li Y F, Liang S, Zhao Y, *et al.* Machine learning for the prediction of *L. chinensis* carbon, nitrogen and phosphorus contents and understanding of mechanisms underlying grassland degradation[J]. Journal of Environmental Management, 2017, 192: 116-123.
- [28] 王绍强, 于贵瑞. 生态系统碳氮磷元素的生态化学计量学特征[J]. 生态学报, 2008, 28 ( 8 ): 3937-3947.
- [29] 林益明, 李振基, 杨志伟, 等. 福建武夷山黄山松群落的氮、磷累积和循环[J]. 热带亚热带植物学报, 1997, 5 ( 2 ): 26-32.
- [30] Hedin L O. Global organization of terrestrial plant-nutrient interactions[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2004, 101(30): 10849-10850.
- [31] 李家湘, 徐文婷, 熊高明, 等. 中国南方灌丛优势木本植物叶的氮、磷含量及其影响因素[J]. 植物生态学报, 2017, 41 ( 1 ): 31-42.
- [32] 孟庆权, 葛露露, 杨馨邈, 等. 福建三明两种人工林叶片碳氮磷化学计量特征的季节变化[J]. 应用与环境生物学报, 2019, 25 ( 4 ): 776-782.
- [33] 李明军, 喻理飞, 杜明凤, 等. 不同林龄杉木人工林植物-凋落叶-土壤C、N、P化学计量特征及互作关系[J]. 生态学报, 2018, 38 ( 21 ): 7772-7781.
- [34] 赵 琼, 曾德慧. 林木生长氮磷限制的诊断方法研究进展[J]. 生态学杂志, 2009, 28 ( 1 ): 122-128.
- [35] Han W X, Fang J Y, Reich P B, *et al.* Biogeography and variability of eleven mineral elements in plant leaves across gradients of climate, soil and plant functional type in China[J]. Ecology Letters, 2011, 14(8): 788-796.
- [36] 魏大平, 张 健, 张丹桔, 等. 不同林冠郁闭度马尾松(*Pinus massoniana*)叶片养分再吸收率及其化学计量特征[J]. 应用与环境生物学报, 2017, 23 ( 3 ): 560-569.
- [37] 何维明, 张新时. 沙地相对毛乌素沙地3种生境中养分资源的反应[J]. 林业科学, 2002, 38 ( 5 ): 1-6.
- [38] 邱岭军, 胡欢甜, 林宝平, 等. 不同林龄杉木养分重吸收率及其C:N:P化学计量特征[J]. 西北林学院学报, 2017, 32 ( 4 ): 22-27.
- [39] Han W X, Tang L Y, Chen Y, *et al.* Relationship between the relative limitation and resorption efficiency of nitrogen vs phosphorus in woody plants[J]. PLoS One, 2013, 8(12): e83366.
- [40] De Campos M C R, Pearce S J, Oliveira R S, *et al.* Down-regulation of net phosphorus-uptake capacity is inversely related to leaf phosphorus-resorption proficiency in four species from a phosphorus-impooverished environment[J]. Annals of Botany, 2013, 111(3): 445-454.
- [41] 郑璐嘉, 黄志群, 何宗明, 等. 林龄、叶龄对亚热带杉木人工林碳氮稳定同位素组成的影响[J]. 林业科学, 2015, 51 ( 1 ): 22-28.
- [42] 郑璐嘉, 黄志群, 何宗明, 等. 不同林龄杉木人工林细根氮稳定同位素组成及其对氮循环的指示[J]. 生态学报, 2016, 36 ( 8 ): 2185-2191.

# Prediction of Carbon, Nitrogen, and Phosphorus Contents of Chinese Fir Based on Ecological Factors and Artificial Neural Networks

TONG Ran<sup>1</sup>, CHEN Qing-biao<sup>2</sup>, ZHOU Ben-zhi<sup>1</sup>

(1. Research Institute of Subtropical Forestry, Chinese Academy of Forestry, Qianjiangyuan Forest Ecosystem Research Station, National Forestry and Grassland Administration, Hangzhou 311400, Zhejiang, China; 2. Xin'anjiang Forest Farm, Jiande 311600, Zhejiang, China)

**Abstract:** [Objective] To achieve the accurate, economical and quick prediction of leaf carbon, nitrogen, and phosphorus contents of Chinese fir. [Method] Taking the Chinese fir (*Cunninghamia lanceolata*) plantations in subtropical China as objects, a RBF (radial basis function) neural network with highly nonlinear mapping relationships between input layer and output layer was used to build the optimal prediction models for the leaf C, N, and P contents of Chinese fir and ecological factors including geography, climate and soil properties. [Result] The simulation prediction of leaf average C, N, and P contents were 476.68, 12.27, and 1.24 mg·g<sup>-1</sup>, respectively, the leaf N content of Chinese fir was far less than that of terrestrial plants in China; the leaf average C/N, C/P, and N/P were 40.28, 412.01, and 10.50, respectively. The prediction results were well consistent with the measured values, indicating that it was feasible to use the RBF neural network model for predicting the relationships between leaf C, N, and P contents and ecological factors. [Conclusion] These models could accurately estimate the leaf C, N, and P contents of Chinese fir, the mean errors are 1.82%, 9.88%, and 7.02%, respectively. Both the relatively low leaf N content and N/P indicate the growth of Chinese fir is limited by N element in subtropical China.

**Keywords:** radial basis function neural network; ecological factor; leaf; carbon; nitrogen; phosphorus; *Cunninghamia lanceolata*

(责任编辑: 金立新)