

闽南山地巨尾桉生长的土壤 主导因子调控模型研究*

刘金福¹ 洪 伟

(福建农林大学林学院, 南平 353001)

摘 要 根据巨尾桉林分生长及林下土壤调查资料, 采用人工神经网络方法, 探讨影响闽南山地巨尾桉生长的土壤主导因子, 建立了巨尾桉生长与土壤主导因子关系的 BP 调控模型。结果表明: 限制闽南山地巨尾桉速生丰产的土壤主导因子为土壤毛管持水量、腐殖质层厚度、土层厚度及有效磷, 其与巨尾桉生长形成是一种非线性映射关系, 所建立的 BP 模型对模拟预测巨尾桉生长具有较高的精度, 平均模拟精度达 96.39%, 效果比传统线性回归模型来的更理想。这不仅为提高巨尾桉人工林生产力, 培育速生丰产林提供科学依据, 而且也为人工神经网络在选择适宜造林立地条件研究中的应用开辟新的思路。

关键词 巨尾桉, 生长, 土壤主导因子, 人工神经网络

中图分类号 S792.41

90 年代初期, 闽南地区开始引种速生工业原料林树种——巨尾桉 (*Eucalyptus grandis* × *E. urophylla*)。经过几年的推广试验, 现已发展成 650hm²。目前, 该树种生长普遍良好, 与乡土树种相比, 具有较高的生产力。有关部门对此非常重视, 并将发展巨尾桉短轮伐期工业原料林列入当地政府林业产业“九五”计划和 2010 年远景目标, 以满足社会对用材和造纸原料的需要。

如何进一步提高巨尾桉人工林生产力, 培育速生丰产林, 首先考虑的是选择适宜造林地, 也是当前生产单位急需解决的问题。造林地土壤限制因子很大程度上影响巨尾桉生长好坏, 调控土壤限制因子水平是非常关键的。因此, 很有必要探讨土壤限制因子与巨尾桉生长之间关系内在机理, 其有助于采取科学的经营管理措施指导闽南地区山地培育巨尾桉速生丰产林提供可靠依据。关于影响闽南山地巨尾桉生长的土壤主导因子研究, 目前已做了一些工作, 但不够深入, 如李宝福等^[1]采用逐步回归统计方法分析巨尾桉生长与土壤主导因子的线性关系, 这种预先选定的线性关系来研究土壤主导因子对巨尾桉生长影响规律, 难于较为全面揭示其内在机理的缺陷, 因为影响闽南山地巨尾桉生长的土壤因子与巨尾桉生长的关系有可能是一种非线性映射关系。如何避免人为因素的干扰, 排除调查值的个体差异性, 客观寻找出土壤主导因子与巨尾桉生长之间的内在联系, 是研究调控土

* 福建省教委科学基金资助项目(K20043)

- 北京林业大学在职博士生

收稿日期: 2000-05-28; 收到修改稿日期: 2000-09-07

壤主导因子的关键。运用人工智能方法—人工神经网络方法来分析土壤主导因子对闽南山地巨尾桉生长的影响规律的研究,在国内外尚属首次。

1 调查区概况

调查区设在闽南地区南靖国有林场,该场位于漳州市西北部,地处东经 $117^{\circ} 0' \sim 117^{\circ} 36'$, 北纬 $24^{\circ} 26' \sim 24^{\circ} 59'$ 之间,气候温湿,属南亚热带海洋性季风气候,年均降雨量 1734 mm, 年均日照时数 2051.6 h, 年均气温 21.5°C , 最热月均温(7月) 28.9°C , 最冷月均温(1月) 10.8°C , 无霜期 300 d。调查样地海拔 180~260 m, 坡度 $18^{\circ} \sim 26^{\circ}$, 土壤以花岗岩或砂岩发育的红壤为主, 土层普遍较厚, 腐殖质层较薄。根据土壤肥力等级与立地类型划分相一致的原则, 调查区巨尾桉人工林主要分布在 III 级肥力的土壤上, 少数分布在 II 级及 II 级以上肥力的土壤上。巨尾桉林地土壤土层厚度普遍较厚, 均在 90 cm 以上, II 级及 II 级以上肥力的土壤腐殖质层厚度(A 或 $A+AB/2$) 相对较厚, 一般在 25 cm 左右, 土壤理化性状相对较好(0~40 cm), 巨尾桉生长较好; 而 III 级肥力的土壤腐殖质层厚度较薄, 一般仅有 15 cm 左右, 土壤理化性状相对较差, 巨尾桉生长相对差些。总的来看, 巨尾桉人工林土壤速效钾含量普遍较高, 平均为 75.01 mg kg^{-1} , 速效氮含量偏低, 平均为 51.27 mg kg^{-1} , 而土壤有效磷含量平均为 3.7 mg kg^{-1} 左右, 处于极缺乏水平, 加上土壤呈酸性反应, 可能使有效磷供应更趋缺乏^[1]。

2 材料方法

2.1 材料来源

本文主要引用文献[1]的材料。1996年南靖林场春栽植的好、中、差生长类型的巨尾桉人工林,其造林技术为:林地经劈草、炼山、清杂、穴规格为 $70 \text{ cm} \times 40 \text{ cm} \times 35 \text{ cm}$, 一律使用广西钦州地区林科所组培苗嫩枝扦插繁育的巨尾桉无性系 DH-G \times UO 进行造林, 密度为 $2 \text{ m} \times 3 \text{ m}$ (1665 株/hm^2), 造林前施基肥钙镁磷(P_2O_5 , 12%) 350 g/株 , N、K 肥追肥 2 次, 每次每株尿素 100 g 、氯化钾 50 g , 并每穴施放呋喃丹 5 g 以防白蚂蚁危害, 造林当年锄草抚育 2 次。

1998年10月在南靖林场选择好、中、差生长类型的巨尾桉林分,按随机抽样的方法作了18块巨尾桉人工林的生长量调查(每块样地为 $20 \text{ m} \times 20 \text{ m}$), 据二类清查档案资料确定各样地立地类型, 同时在每块样地内, 挖掘一个典型土壤剖面, 作一系列土壤形态特征记载, 用环刀法取原状土以供测定土壤水分—物理性质之用; 随机采集样地内 5~6 点 0~40 cm 土层等量土壤, 充分混合后作为该样地的化学分析土样。

2.2 研究方法

2.2.1 测定方法 应用常规分析方法作土壤水分—物理性质测定^[2]; 采用森林土壤分析方法国际标准测定土壤有机质、水解 N、有效 P、速效 K、pH 值等^[3]; 用 0.1 mol/L HCl 浸提, 原子吸收光谱法测定交换性 Cu、Zn、Fe、Mn^[4]。根据野外土壤剖面调查和室内分析化验, 巨尾桉生长与相应的土壤因子状况见表 1。

2.2.2 回归分析方法 简相关分析方法、逐步回归分析方法, 参见文献[5]。

2.2.3 人工神经网络算法 人工神经网络 ANN 是 80 年代中期迅速兴起的一门非线性科学, 它的机理在某种程度上模拟人脑功能的若干基本特征, 如大规模并行处理、分布式存储、自适应过程等。目前这一方法在信号处理、模式识别、自动控制、最优化等方面得到广泛的应用^[6~9], 其中应用最广泛的人工神经网络模型是前馈反向传播模型, 即 BP(Back propagation) 模型。

BP 算法是一种误差反向传播的自动学习过程。BP 网络包含输入层、隐含层和输出层, 网络作用函数取为 Sigmoid 函数, 即:

表1 巨尾桉生长与相应的土壤因子状况^[1]Table 1 Growth of *Eucalyptus grandis* × *E. urophylla* and corresponding soil factor

样地 ¹⁾	土层厚度 ²⁾	腐殖厚度 ³⁾	容重 ⁴⁾	田间持水量 ⁵⁾	毛管持水量 ⁶⁾	有机质 ⁷⁾	水解 N ⁸⁾	有效 P ⁹⁾
	cm (x_1)	cm (x_2)	($g \cdot cm^{-3}$) (x_3)	% (x_4)	% (x_5)	% (x_6)	$mg \cdot kg^{-1}$ (x_7)	$mg \cdot kg^{-1}$ (x_8)
1	100	95	1.47	24.32	27.28	4.16	80.60	4.17
2	110	15	1.20	30.18	37.00	3.67	65.51	5.18
3	90	13	1.13	26.06	35.20	2.84	46.42	4.20
4	120	18	1.21	32.16	37.30	4.23	70.02	5.20
5	110	26	1.19	21.85	28.14	3.07	45.80	3.16
6	90	10	1.29	26.36	28.65	3.14	48.10	3.00
7	100	24	1.32	20.17	24.78	2.80	36.95	2.65
8	120	28	1.20	31.18	33.84	3.89	78.25	5.18
9	95	18	1.32	26.30	29.63	3.62	56.30	2.16
10	90	24	1.43	23.16	27.34	3.00	63.45	3.16
11	110	18	1.32	26.38	29.13	3.32	49.11	3.28
12	100	13	1.43	23.19	27.20	3.00	50.23	3.17
13	115	19	1.36	26.20	29.41	3.56	52.30	3.48
14	95	12	1.48	21.18	26.32	2.71	41.78	3.00
15	100	18	1.32	26.18	28.34	3.17	57.80	3.19
16	110	16	1.29	27.00	32.28	2.68	43.80	4.20
17	120	15	1.25	28.75	33.18	3.01	45.74	4.25
18	100	13	1.30	26.00	30.17	2.56	42.96	4.00

样地 ¹⁾	速效 K ¹⁰⁾	交换性 Cu ¹¹⁾	交换性 Zn ¹²⁾	交换性 Fe ¹³⁾	交换性 Mn ¹⁴⁾	pH 值 ¹⁵⁾	树高 ¹⁶⁾
	$mg \cdot kg^{-1}$ (x_9)	$mg \cdot kg^{-1}$ (x_{10})	$mg \cdot kg^{-1}$ (x_{11})	$mg \cdot kg^{-1}$ (x_{12})	$mg \cdot kg^{-1}$ (x_{13})	(x_{14})	(m) (y)
1	90.62	0.94	2.33	28.50	28.83	5.05	13.60
2	85.30	0.78	3.67	22.94	19.83	5.10	12.60
3	76.10	0.11	3.55	21.89	21.17	4.90	12.80
4	80.11	1.78	5.44	36.22	13.67	4.75	13.90
5	75.32	0.78	2.39	31.83	48.00	5.15	12.80
6	66.80	0.56	2.12	21.00	19.33	5.00	11.10
7	68.92	0.17	2.09	23.72	9.22	4.80	11.30
8	83.23	0.39	4.20	24.04	21.61	4.75	13.80
9	70.00	0.63	1.76	31.00	10.67	5.00	11.30
10	76.30	0.54	2.46	36.50	43.00	4.85	10.80
11	71.80	0.90	2.78	27.85	27.83	4.95	11.60
12	83.45	0.73	2.64	26.73	26.94	5.10	10.80
13	81.65	0.42	3.11	31.46	36.00	5.15	12.70
14	77.21	0.53	2.36	38.70	27.00	5.00	10.50
15	56.78	0.49	2.48	28.45	18.45	4.70	11.30
16	59.14	0.24	3.42	26.00	54.16	4.90	12.60
17	73.40	0.42	3.67	22.16	43.11	4.95	13.40
18	75.20	0.36	3.09	26.75	40.00	5.20	11.10

1) Plots; 2) Soil layer thickness; 3) Humus thickness; 4) Volume weight; 5) Field moisture; 6) Capillary moisture; 7) Organic matter; 8) Hydrolysis-N; 9) A available-P; 10) Rapidly available K; 11) Exchangeable Cu; 12) Exchangeable Zn; 13) Exchangeable Fe; 14) Exchangeable Mn; 15) pH Value; 16) Height

$$F(x) = 2/(1 + e^{-x}) - 1 \quad (1)$$

BP 算法过程简述为^[6]:

选择一个数层网络, 输入信息记作 $I_l (l = 1, \dots, L)$, 输出记作 $O_n (n = 1)$, 中间隐含层有 M 个神经元, 其信息分配形式如下:

$$d_m = \sum_{l=1}^L W_{lm}^1 I_l + \theta_m \quad (m = 1, \dots, M) \quad (2)$$

$$g_n = \sum_{m=1}^M W_{nm}^2 C_m + \varphi_n \quad (n = 1, \dots, N) \quad (3)$$

$$C_m = F(d_m) \quad O_n = F(g_n) \quad (4)$$

其中, L 表示输入层因子数; I_l 表示输入层第 l 个因子信息; M 表示隐含层神经元个数(即隐含层节点数), m 表示隐含层神经元序号; N 表示输出层因子数(本研究 $N = 1$); W_{lm}^1 和 W_{nm}^2 分别是输入层到隐含层、隐含层到输出层之间的权系数; θ_m 与 φ_n 分别是输入层和隐含层的触发阈值; d_m 和 C_m 分别是隐含层的单元输入和输出; g_n 和 O_n 分别是输出层的单元输入和输出。

考虑网络输出的值域为 $(0, 1)$, 需对实际的巨尾桉树高作归一化处理。该网络需通过 J 组导师信息进行训练, 以 L 个土壤主导因子为导师信息输入, 按(1)~(4)向前运算, 根据网络输出 O_{ij} 和归一化后的巨尾桉树高实际值 Y_{ij} 之间的误差即(5)式, 按误差反向传播算法进行学习以确定网络的权系数。在反向学习过程中, 当(5)式满足时中止网络学习, 输出结果。

$$E(W_{lm}^1, W_{nm}^2) = \sum_{j=1}^J \sum_{n=1}^N (O_{nj} - Y_{ij})^2 \rightarrow \min \quad (5)$$

其中, J 为训练的样本数; N 为网络输出变量的维数($N = 1$); O_n 和 Y_n 分别表示巨尾桉树高的网络输出值和归一化后的巨尾桉树高实际值; E 表示 BP 网络的离差平方和。当(5)式不满足时, 反向调整连接权值 W_{lm}^1 与 W_{nm}^2 (统记为 W_{st}) 和阈值 θ_m 与 φ_n (统记为 η_{st}), 其修正量第 $k+1$ 次迭代算式为:

$$\Delta W_{st}(k+1) = \alpha \lambda_{st} + \beta \Delta W_{st}(k) \quad (6)$$

$$\Delta \eta_{st}(k+1) = \alpha \lambda_{st} + \beta \Delta \eta_{st}(k) \quad (7)$$

其中, 当 s 为隐含层节点 m , t 为输出层节点 n 时, $\lambda_{nm} = \sum_{j=1}^J d_{nj} b_{ij}$, $b_{ij} = O_{ij}(1 - O_{ij})(Y_{ij} - O_{ij})^3$; 当 s 为

输入层节点 l , t 为隐含层节点 m 时, $\lambda_{ml} = \sum_{j=1}^J a_{mj}$, $a_{mj} = d_{nj}(1 - d_{nj}) \sum_{n=1}^N b_{ij} W_{nm}^2(k)$; 考虑阈值修改时,

θ_m 为 η_{0m} 、 φ_n 为 η_{0n} 即可; α 是学习率, $0 < \alpha < 1$; β 是冲量因子, $0 < \beta < 1$ 。

3 结果分析

3.1 影响巨尾桉生长的土壤主导因子确定

调查样地基本落在山地的坡面上, 排除了如山顶、山脊或山洼等极端地形对环境和林木生长的强烈影响。在闽南山地大气气候条件相同、经营管理条件基本一致的情况下, 影响林木生长的因素主要是土壤因子, 地形和母质的作用在相当程度上通过影响土壤性状间接作用于林木。为此, 可认为这些样地上的巨尾桉生长差异主要是土壤因子变化所引起的。

通常林分平均树高较为准确地反映出林地生产力, 且树高受管理措施的影响比胸径小。为此, 李宝福等利用表 1, 根据简相关分析方法进行统计分析, 结果表明近 3 年生巨尾桉树高与土层厚度、腐殖质层厚度、容重、田间持水量、毛管持水量、有机质、水解 N、有

效 P、交换性 Zn、酸碱度等之间存在着密切关系。考虑土壤因子并非单独影响于林木,往往是相互影响、相互制约共同作用于林木,为了确定影响闽南山地巨尾桉生长的土壤主导因子,李宝福等应用逐步回归分析法进一步对土壤因子进行筛选,以 y 为因变量,以 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 、 x_5 、 x_6 、 x_7 、 x_8 、 x_9 、 x_{10} 、 x_{11} 、 x_{12} 、 x_{13} 、 x_{14} 为自变量,按照规定自变量的取舍标准,得出下式多元线性回归方程:

$$y = 1.544 + 0.034x_1 + 0.059x_2 + 0.157x_5 + 0.327x_8 \quad (8)$$

统计结果显示,回归关系极显著($F = 24.692^{**}$),线性回归方程的估计精度达 92.10%,说明所确定的 4 个土壤主导因子即毛管持水量、腐殖质层厚度、土壤厚度及有效磷对巨尾桉的速生丰产都有显著或极显著的影响。具体研究参见文献[1]。

3.2 BP 网络模型的确定

3.2.1 输入量和输出量的确定 BP 网络具备样本的输入、输出转化为非线性优化,通过对简单非线性函数的复合,实现 F 的最佳逼近的功能。为探讨土壤主导因子与巨尾桉生长的非线性映射关系,输入量选为毛管持水量、腐殖质层厚度、土壤厚度及有效磷;输出量选为巨尾桉树高生长量。

3.2.2 隐含层节点数的确定 隐含层节点数的确定关系到网络的运算时间和收敛速度问题。隐含层的节点数依文献[10]中原则,取为 $M = 7$ 。

3.2.3 初始权值和值的确定 网络初始状态的连接权初值和阈值皆取大于 0 且小于 0.3 的随机数。

3.2.4 学习率和冲量子的确定 学习率取为 0.85,冲量子取为 0.65。

3.2.5 模拟结果 选择一个 3 层网络,利用表 1 中的 18 组数据作为学习信息进行训练,网络输出以(5)式来考核网络的学习情况,直到使 E 达到最小。当学习了 301200 次时, $E = 0.025632$ 达到最小,于是中断网络学习,输出 18 组学习信息的网络输出值,结果列于表 2 中,训练结束后的连接权值和阈值,列于表 3 中。表 2 的结果可以看出,用人工神经网络所建立的 BP 模型对 18 组数据模拟结果,平均相对误差为 3.61%,平均模拟精度为 96.39%,说明用人工神经网络方法研究土壤主导因子与巨尾桉生长的非线性映射关系,其精度要比用逐步回归分析法分析的精度提高四个百分点以上,可见其模拟效果相当理想。而且利用训练结束后的模拟模型,即可对巨尾桉生长情况进行预报,只要输入该样地的土壤主导因子调查结果,就可以由模型预测出该地巨尾桉树高生长量,为拟定的选择适宜造林地对策和提高巨尾桉人工林生产力、培育巨尾桉速生丰产林提供科学依据。

表 2 BP 模型模拟预测巨尾桉生长误差表

Table 2 Errors in simulated growth of *Eucalyptus grandis* × *E. urophylla* in BP model

样地 Plots	树高实际值(m) Real value of height	树高理论值(m) Theoretical value of height	绝对误差(m) Absolute error	相对误差 Relative error	精度(%) Accuracy
1	13.60	13.86	0.26	0.0192	98.08
2	12.60	13.21	0.61	0.0481	95.19
3	12.80	12.15	0.65	0.0504	94.96
4	13.90	13.60	0.30	0.0217	97.83
5	12.80	12.23	0.57	0.0448	95.52

续表

样地 Plots	树高实际值(m) Real value of height	树高理论值(m) Theoretical value of height	绝对误差(m) Absolute error	相对误差 Relative error	精度(%) Accuracy
6	11.10	11.19	0.09	0.0081	99.19
7	11.30	11.44	0.14	0.0126	98.74
8	13.80	13.57	0.23	0.0170	98.30
9	11.30	11.41	0.11	0.0101	98.99
10	10.80	11.49	0.69	0.0642	93.58
11	11.60	12.13	0.53	0.0461	95.39
12	10.80	11.50	0.70	0.0649	93.51
13	12.70	12.39	0.31	0.0245	97.55
14	10.50	11.20	0.70	0.0664	93.36
15	11.30	11.74	0.43	0.0387	96.13
16	12.60	12.59	0.01	0.0007	99.93
17	13.40	12.95	0.45	0.0336	96.64
18	11.10	11.98	0.88	0.0792	92.07
平均				0.0361	96.39

表 3 训练结束后 BP 模型的权值和阈值

Table 3 The trained weight and threshold on BP model

项目 Item	W_{ij} 或 Γ_{ij} W_{ij} or Γ_{ij}							
隐含层阈值	0.2623	0.2956	0.086	0.2502	0.2123	0.2332	0.1680	
	0.1567	0.2338	0.2194	0.3099	0.3073	0.3407	0.3673	
输入层与隐含层连接权值	0.1120	0.1398	0.1333	0.3086	0.2526	0.2763	0.1077	
	0.3401	0.4739	0.0815	0.1413	0.2074	0.1534	0.1219	
	0.1170	0.2065	0.02940	0.0593	0.0637	-0.0090	0.2037	
输出层与隐含层连接权值	0.5672	0.8123	0.4212	0.4773	0.6089	0.5529	0.5466	
输出层阈值				-0.4278				

4 讨 论

1. 影响闽南山地巨尾桉生长的土壤主导因子为土壤毛管持水量、腐殖质层厚度、土层厚度及有效磷。为了提高巨尾桉人工林生产力, 培育速生丰产林, 巨尾桉生长很大程度上取决于立地质量, 因此建立土壤主导因子调控模型, 便于在造林设计、林分生长预测以及商品林的经济效益测算中得到应用。当林地为宜林地时, 一般不能直接测定地位指数, 而掌握土壤主导因子调控模型可以预测闽南山地巨尾桉生长的规律, 因此具有十分重要的理论意义和现实意义。要准确了解土壤主导因子与闽南山地巨尾桉生长的密切关系, 关键在于建立闽南山地巨尾桉生长与土壤主导因子之间理想模型。研究结果表明, 本模

型符合非线性映射关系,其模拟精度达 96.39%,模拟效果比土壤—立地关系研究中常用逐步回归分析法来的更理想,增加了四个百分点以上,使预测达到优良水平。

2. 人工神经网络是一种以非线性为特征,建立输入量和输出量之间全局性非线性映射关系,它具有较强的自学习和联想记忆能力,特别适合于处理非线性的映射问题,且为排除调查值的个体差异性和从各个数据中找到较为合理的共性,提供有效的分析方法。人工神经网络技术对不同体系模型的构造有较强的适应能力,不限于固定的模式,从而克服以往土壤—立地关系研究中事先预定线性模型加以研究的局限性,与常用逐步回归分析法相比,无论从模式的表示、计算,还是从模拟精度等方面,均有明显的优势和发展潜力。人工神经网络在选择适宜立地条件研究中的应用则鲜有报道,从研究结果看人工神经网络技术研究适宜造林立地条件对林木生长规律影响具有可行性和优良性,为人工神经网络方法在土壤—立地关系研究中的生产函数的应用开辟了一条新路,值得深入研究。

3. 建立土壤—立地关系 BP 模型后,只要输入该样地的土壤主导因子调查结果,就可以由模型预测出该地巨尾桉生长状况。

参 考 文 献

1. 李宝福, 苏金德, 黄瓶等. 影响闽南山地巨尾桉生长的土壤因子的研究. 福建林业科技, 1999, 26(4): 31~ 34
2. 张万儒. 森林土壤定位研究方法. 北京: 中国林业出版社, 1984
3. 国家标准局. 森林土壤分析方法(2、3分册). 北京: 中国林业出版社, 1998
4. 中国林科院分析中心编. 现代仪器分析方法. 北京: 中国林业出版社, 1994
5. 洪伟, 林思祖. 计量林学研究. 成都: 电子科技大学出版社, 1993, 163~ 166
6. 戴诗亮, 沈成武, 沈廷春等. 人工神经网络用于人体动响应的分析. 清华大学学报(自然科学报), 1996, 36(8): 87~ 92
7. 尹红风. 人工神经网络信息处理原理. 模式识别和人工智能, 1990, 3(1): 1~ 13
8. Lippmann R P. An introduction to computing with neural nets. IEEE Assp Magazine, 1987, 4(2): 4~ 22
9. 洪伟, 吴承祯. 闽东南土壤流失人工神经中枢网络预报研究. 土壤侵蚀与水土保持学报, 1997, 3(3): 52~ 57
10. 夏元友, 朱瑞赓, 李新平. 基于神经网络的岩质边坡稳定性评估系统研究. 自然灾害学报, 1996, 5(1): 98~ 104

REGULATIVE MODEL OF SOIL FACTORS FOR FAST GROWTH AND HIGH YIELD OF *EUCALYPTUS GRANDIS* × *E. UROPHYLLA* IN SOUTH FUJIAN HILLY AREA

Liu Jinfu Hong Wei

(Forestry College of Fujian Agriculture and Forestry University, Nanping 353001)

Summary

Based on the data gathered of the growth of *E. grandis* × *E. urophylla* stands and of the soil under the stands and with the aid of a new method-artificial neural network, study was conducted on leading soil factors influencing growth and yield of *E. grandis* × *E. urophylla* in South Fujian hilly area. The BP model was established simulating the relationship between the leading soil factors and the growth of *E. grandis* × *E. urophylla*. The results demonstrate that the leading soil factors, i. e., the soil capillary moisture-holding capacity, humus layer thickness, soil layer thickness and available phosphorus, are in a nonlinear mapping relationship with the growth of *E. grandis* × *E. urophylla*. The accuracy of BP model in simulating the fast growth and high yield of *E. grandis* × *E. urophylla* in South Fujian hilly area is 96.39%, fairly higher than the traditional linear regression model. Therefore, this study not only provides a basis for improving *E. grandis* × *E. urophylla*, but also opens up a new train of thought in the application of artificial neural network to the research of selecting forest-suitable sites.

Key words *Eucalyptus grandis* × *E. Urophylla*, Growth, Leading soil factor, Artificial neural network