

人工神经网络用于杉木壮苗定向培育规律的研究

何东进 洪伟 吴承祯

(福建林学院资源与环境系, 南平 353001)

摘要 运用 3 层人工神经网络对影响杉木壮苗培育的 3 因素: 播种时间 (A)、定苗时间 (B) 和定苗株数 (C) 的不同的数据进行分析, 寻找 A, B, C 与杉木地径生长 (Y) 之间的普遍映射关系, 从而只要根据 A, B, C 即可预测其地径生长 Y 的值。

关键词 人工神经网络; 杉木; 壮苗; 育苗

中图分类号 S723.13; S791.270.5

杉木 (*Cunninghamia lanceolata*) 是我国特有树种, 是最重要的商品用材树种。营造杉木速生丰产林, 选用壮苗造林是关键。因此, 必须进行杉木壮苗培育的研究。前人在这一方面已做过不少研究, 如陈鹏源等^[1]、何宗明等^[2]。影响杉木壮苗培育的 3 个因素: 播种时间、定苗时间、定苗株数与地径生长之间是一种非线性映射关系。如何避免人为因素的干扰, 排除实验值的个体差异性, 寻找这 3 个因素与地径之间的内在联系, 是研究杉木壮苗定向培育规律的关键, 也是前人尚未解决的问题。

近年来, 以非线性为特征的人工神经网络引起人们的高度重视, 在台风预报、人体振动响应^[4]等中得到广泛的应用, 并取得较满意的结果。本文试图运用人工神经网络进行杉木壮苗定向培育规律的研究。

1 资料来源

本文引用文献 [1] 的试验数据。试验在常规育苗技术基础上进行。试验设计采用不同播种时间、定苗时间和定苗株数全因子试验。试验因素及水平见表 1。

试验进行定株观测, 其地径生长数据列于表 2。

收稿日期: 1996-12-18

第 1 作者简介: 何东进, 男, 1969 年生, 讲师

©1994-2017 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

表 1 试验设计表

Table 1 The design of experiment

水 平	播种时间 (A) 月 日	定苗时间 (B) /月 日	定苗株数 (C) 株
1	12-19	07-20	126
2	01-20	08-10	153
3	02-19	09-01	180
4	03-14		

2 人工神经网络方法^[4]

选用一个 3层前馈人工神经网络,建立播种时间(A)、定苗时间(B)及定苗株数(C)与地径生长(Y)之间的全局非线性映射模型。利用 36组实测数据作为导师信息进行训练,以确定该网络中各神经元之间的权系数及神经元自身的触发阈值。

采用 3层网络(图 1), A, B, C 作为输入信息,记作 $I_l (l = 1, 2, \dots, L)$, 输出为 Y, 记作 $O_n (n = 1)$, 中间隐层有 M 个神经元, 取 $L = 3, M = 7$, 输入层的信息 I_l 按如下形式分配到相联系的第 2 层 m 单元, 作为隐层的输入 d_m

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

式中 W_{lm}^1 是第 1 层 l 单元到第 2 层 m 单元之间的权系数, θ_m 是第 2 层 m 单元的触发阈值。若将 θ_m 记作 W_{om}^1 , 令 $I_o = 1$, 则 (1) 式可改写成

$$d_m = \sum_{l=0}^L W_{lm}^1 I_l \quad (m = 1, 2, \dots, M) \quad (1')$$

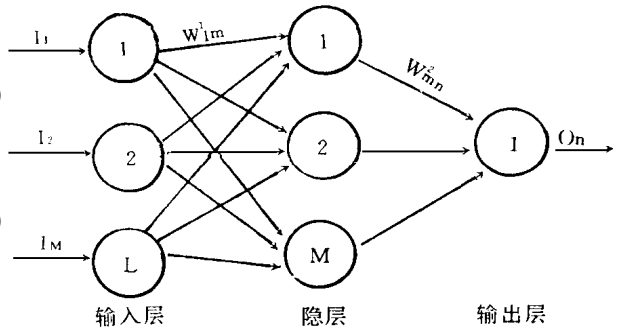


图 1 3层人工神经网络

Fig. 1 Three-level artificial neural network

而第 2 层 m 单元的输出 C_m 是其输入 d_m 的函数。

$$C_m = F(d_m) \quad (2)$$

网络作用函数 F 一般为 Sigmoid 函数, 即

$$F(X) = 1 / (1 + e^{-x}) \quad (3)$$

同理可定义第 3 层 (输出层) 的 n 单元输入 g_n 和输出 O_n 分别为

$$g_n = \sum_{m=0}^M W_{mn}^2 C_m, \quad O_n = F(g_n) \quad (4)$$

由式 (3)、(4) 知网络输出 O_n 的值域为 (0, 1), 因此需对实验所得的地径作归一化处理。该网络需通过 J (J = 36) 组导师信息进行训练, 将实验中的播种时间、定苗时间和定苗株数作为导师信息的输入, 供网络按式 (1) ~ (4) 向前运算, 并根据网络输出 O_n 与导师信息中归一化处理后的地径 B_n 之间的误差, 按误差反向传播算法进行反学习, 以确定网络中适宜的权系数 W_{lm}^1 和 W_{mn}^2 。对于第 j (j = 1, 2, ..., J) 组导师信息, 为使 $\hat{O}_{nj} - O_{nj}$ 的差值较大的项能快速收敛, 在反学习过程中, 要求其 4 次残差 E:

$$E(W_{lm}^1, W_{mn}^2) = \frac{1}{4} \sum_{j=1}^J \sum_{n=1}^N (\hat{O}_{nj} - O_{nj})^4 \rightarrow \min \quad (5)$$

并且在

$$G_j(W_{lm}^1, W_{mn}^2) = \sum_{n=1}^N |\hat{O}_{nj} - O_{nj}| < W \quad (j = 1, 2, \dots, J) \quad (6)$$

得到满足时, 网络学习终止。由于误差反向传播算法的学习效率较低, 学习过程往往需要上万次乃至几十万次的迭代修正, 其网络的权系数 W_{lm}^1 和 W_{mn}^2 (统一记作 W_{st}) 的修正方法如下:

$$\begin{cases} \Delta W_{st}(k) = - \left[\frac{\partial E}{\partial W_{st}} \right] + \cup \Delta W_{st}(k-1) \\ W_{st}(k+1) = W_{st}(k) + \Delta W_{st}(k) \end{cases} \quad (7)$$

式中 k 为迭代 (学习) 次数, 其中

$$\frac{\partial E}{\partial W_{lm}^1} = \sum_{j=1}^J I_{lj} a_{mj}, \quad \frac{\partial E}{\partial W_{mn}^2} = - \sum_{j=1}^J d_{mj} b_{nj} \quad (8)$$

而

$$\begin{cases} b_{nj} = (O_{nj} - \hat{O}_{nj})^3 F' \left(\sum_{m=0}^M d_{mj} W_{mn}^2 \right) \\ a_{mj} = F' \left(\sum_{l=0}^L I_{lj} W_{lm}^1 \right) \sum_{m=0}^M b_{nj} W_{mn}^2 \end{cases} \quad (9)$$

式中 $F'(X) = \partial F / \partial X$, 当 $F(X)$ 取式 (3) 形式时, 式 (9) 可简化为:

$$\begin{cases} b_{nj} = (O_{nj} - \hat{O}_{nj})^3 O_{nj} (1 - O_{nj}) \\ a_{mj} = d_{mj} (1 - d_{mj}) \sum_{n=1}^N (b_{nj} W_{mn}^2) \end{cases} \quad (9')$$

其学习过程可归纳为以下几个步骤:

第 1 步: 随机给出权系数 W_{lm}^1 和 W_{mn}^2 的初值。

第 2 步: 按式 (1) ~ (4), 计算第 j 组 ($j = 1, \dots, J$) 导师信息时的网络输出 O_{nj} 。

第 3 步: 计算每组导师信息的误差 G_j , 若式 (6) 满足, 则终止学习过程, 否则转下步。

第 4 步: 根据式 (7) 修正权系数 W_{lm}^1 和 W_{mn}^2 , 返回第 2 步。

3 研究结果

为了进行导师信息训练, 将播种时间 (A) 的 12 月、1 月、2 月和 3 月分别编码为 1, 2, 3, 4; 将定苗时间 (B) 的 7 月 20 日、8 月 10 日、9 月 1 日分别编码为 20, 41, 63。由于作为训练样本的导师信息进入网络之前必须进行归一化处理。因此, 编码值的确定方法并非唯一, 可依据实际问题选择合适的编码值, 这并不影响网络的输出结果。将 36 组导师信息进行归一化处理后进行训练, 最后得到网络输出值, 列于表 2。

表 2 不同 A, B, C 时, 地径的实测值 \hat{Y} 和网络计算值 Y Table 2 The true value Y and the Network calculated value \hat{Y} of ground diameter in different A, B and C

$A /$ 月份	$B /$ 月-日	$C /$ 株 \cdot m $^{-2}$	$\hat{Y} /$ cm	$\bar{Y} /$ cm	$A /$ 月份	$B /$ 月-日	$C /$ 株 \cdot m $^{-2}$	$\hat{Y} /$ cm	$\bar{Y} /$ cm		
12	07-20	126	0.569	0.554	2	07-20	126	0.507	0.494		
		153	0.577	0.543			153	0.488	0.486		
		180	0.496	0.532			180	0.461	0.479		
	08-10	126	0.539	0.541		08-10	126	0.469	0.485		
		153	0.556	0.530			153	0.481	0.477		
		180	0.493	0.520			180	0.462	0.471		
	09-01	126	0.529	0.528		09-01	126	0.514	0.476		
		153	0.538	0.518			153	0.496	0.469		
		180	0.498	0.509			180	0.468	0.464		
	07-20	126	0.551	0.522		07-20	126	0.495	0.472		
		153	0.542	0.512			153	0.432	0.466		
		180	0.476	0.503			180	0.435	0.460		
1		08-10	126	0.491	0.510		3	08-10	126	0.439	0.465
			153	0.471	0.501				153	0.427	0.459
			180	0.470	0.493				180	0.389	0.454
09-01	126	0.511	0.499	09-01	126	0.446	0.458				
	153	0.489	0.491		153	0.426	0.453				
	180	0.447	0.484		180	0.415	0.448				

4 讨论

由表 2 可以看出, 36 组的地径实测值比较分散。对于这样的数据难以用常规的统计和拟合方法建立地径与播种时间、定苗时间和定苗株数之间的函数关系, 而人工神经网络可以建立输入量 (播种时间、定苗时间和定苗株数) 与输入量 (地径) 之间的全局性非线性映射关系, 从而排除了实测值的个体差异性, 并从各个数据中找到较合理的共性。

由于人工神经网络建立的是 A, B, C 与 Y 的全局性映射关系, 因此, 当实验数据中个别偏离较大时, 难以使网络学习过程收敛, 会出现此消彼长的现象。在本研究中, 网络权系数 W_{lm}^1 和 W_{lm}^2 的初值取 (0, 0.3) 之间的随机数。控制参数 T, U 取为 $T = U = 0.5$ 在迭代运算 40 万次时, $H = \sum_{j=1}^4 (O_j - \hat{O}_j) = 0.07013$ 到了 49 万次时, $H = 0.07005$, 判断为个体差异性使得实验数据分散, 人为终止网络学习过程。由于林业上试验受多种环境因素的影响, 常产生个体偏大的情况, 如果 H 小于给定的临界值, 则可人为终止网络学习, 输出网络计算值; 如果 H 较大, 其结果不理想, 则可以分组进行人工神经网络拟合, 这样就可以克服因个体数据偏大造成整个网络学习过程难以收敛的情况。

根据网络输出结果, 36 个样本的全部偏差总和为:

$$\sum_{j=1}^4 (Y_j - \hat{Y}_j)^2 = 0.02357$$

表明利用人工神经网络得到的地径结果与分散性大且无明显规律的实测数据相比较, 从全局的角度看, 吻合程度是理想的。

利用所建立的这种非线性映射关系, 对于不同的播种时间、定苗时间和定苗株数, 可以预测其地径值, 从而揭示了杉木壮苗定向培育的内在规律

参 考 文 献

- 1 陈鹏源, 杨庆淑, 郑肇明, 等. 杉木壮苗定向培育技术研究. 福建林学院学报, 1991, 11 (3): 303~ 312
- 2 何宗明, 洪伟. 杉木壮苗定向培育措施条件优化的研究. 见: 洪伟, 林思祖编著. 计量林学研究. 成都: 电子科技大学出版社, 1993. 328~ 333
- 3 李祚泳, 邓新民. 人工神经网络在台风预报中的应用初探. 自然灾害学报, 1995, 4 (2): 86~ 90
- 4 戴诗亮, 沈成武, 沈延春, 等. 人工神经网络用于人体振动响应的分析. 清华大学学报 (自然科学版), 1996, 36 (8): 87~ 92

He Dongjin (Fujian College of Forestry, Nanping 353001, PRC), Hong Wei, and Wu Chengzheng. **Study o the Law of Oriented Cultivation of Chinese Fir Stocky Plants by Artificial Neural Network.** *J Zhejiang For Coll*, 1997, 14 (4): 339~ 343

Abstract The three-level artificial neural networks was applicated to study the law of oriented cultivation of Chinese fir stocky plants. The data of 36 groups were measured from sowing (A), final seedling time (B) and final seedling number (C). The relation between ground diameter (Y) and A, B, C was analysed. Based on A, B, C , the ground diameter Y could be predicted.

Key words artificial neural network; Chinese fir (*Cunninghamia lanceolata*); stocky plants; nursery stock growing