

# 云冷杉天然林林分年龄预测

## ——以金沟岭林场为例

宁杨翠<sup>1</sup>, 郑小贤<sup>2\*</sup>, 刘东兰<sup>2</sup>, 孔令红<sup>2</sup>, 陈宝升<sup>3</sup>

(1. 国务院参事室战略研究中心, 北京 100075; 2. 北京林业大学 省部共建森林培育与保护教育部重点实验室, 北京 100083;  
3. 吉林省金沟岭林场, 吉林 汪清 132021)

**摘要:**应用 BP 神经网络模型、PPR 神经网络模型以及多元逐步回归模型, 依据林分因子预测了金沟岭林场云冷杉天然林林分年龄。对比分析了人工神经网络计算模型算法与多元逐步回归分析模型预测结果的精度以及稳定性。结果表明: 3 种模型均可用于天然林林分年龄的预测, BP 神经网络模型的预测平均相对误差为 0.04, 模型稳定性差; PPR 神经网络模型的预测相对误差为 0.06, 模型稳定性好; 多元逐步回归模型的预测相对误差为 0.08, 模型稳定性好。

**关键词:**BP 神经网络模型; PPR 神经网络模型; 多元逐步回归分析模型; 林分年龄

**中图分类号:**S758.56      **文献标志码:**A      **文章编号:**1001-7461(2012)01-0158-05

### Forecasting the Spruce-fir Natural Forest Stand Age in Jingouling Forest Farm

NING Yang-cui<sup>1</sup>, ZHENG Xiao-xian<sup>2\*</sup>, LIU Dong-lan<sup>2</sup>, KONG Ling-hong<sup>2</sup>, CHEN Bao-sheng<sup>3</sup>

(1. Counselor's Office of the State Council; 2. The Key Laboratory for Silviculture and Conservation of Ministry of Education Beijing Forestry University Beijing 100083, China; 3. Jingouling Forest farm Wangqing, Jilin 132021, China)

**Abstract:** The back propagation (BP) artificial neural network (ANN), the projection pursuit regression (PPR) (ANN) and the multiple stepwise regression anatomic (MSRA) models were introduced to predict the nonlinear relation between the natural stand age and the stand factors. The precision and stabilities of the models were testified. The results indicated that 3 kinds of models were applicable for the prediction of natural forest age. The predication average relative error was 0.04 for model of BP ANN, 0.06 for PPR ANN, and 0.08 for the MSRA model. The stability of BP ANN model was poor, and the PPR model and MSRA model were stable. It was concluded that the PPR model was better than the other two models, which can be applied to predict the natural forest stand age.

**Key words:** BP artificial neural network model; PPR artificial neural network mode; multiple stepwise regression anatomic models; stands age

林木年龄是指林木自种子萌发后生长的年数, 对于林分常常以组成林分的林木平均年龄表示林分年龄<sup>[1]</sup>。

天然林的林分年龄是评价天然林立地质量、辨别天然林森林演替阶段以及确定天然林的经营措施的关键因素, 而天然林林分年龄实测困难<sup>[2-4]</sup>, 因此,

建立有效的依据林分特征因子预测天然林林分年龄的模型, 是十分必要的。

人工神经网络是一种系统分析方法, 它可以通过学习来逼近任意非线性映射的能力, 将其应用于非线性系统的建模、使得预测可以不受非线性模型的限制<sup>[5]</sup>, 经常应用于对非线性函数的逼近<sup>[6-13]</sup>。

收稿日期: 2010-10-25    修回日期: 2011-03-23  
基金项目: 林业分益性行业科研专项的我国典型森林类型健康经营关键技术研究(20100400203)  
作者简介: 宁杨翠, 女, 博士, 主要从事森林可持续经营研究。  
\* 通讯作者: 郑小贤, 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要从事森林可持续经营的研究与教学。

天然林的林分年龄结构复杂难以预测<sup>[14-15]</sup>,本研究尝试采用 BP 神经网络模型、PPR 神经网络模型来构建林分特征因子与天然林林分年龄的预测模型,并将其预测结果与逐步回归分析方法拟合效果进行对比分析,确定天然林林分年龄的预测模型。

1 研究材料

1.1 研究区概况

研究地位于吉林省汪清县金沟岭林场,属长白山系老爷岭山脉雪岭支脉。地貌为低山丘陵地带,海拔为 550~1 100 m,阳坡较陡阴坡平缓,坡度 10~25°,个别陡坡在 35°以上。属季风型气候,一月份最低平均气温-32℃,七月份最高平均气温 32℃,全年平均气温为 4℃;早霜自九月中旬开始,晚霜延至翌年五月末,年降水量 600~700 mm,且多集中在七月份,植物生长季为 120 d 左右。

根据汪清县 1981~1984 年土壤普查资料,研究区土壤属中低山灰化土灰棕壤区。在海拔 800~1 000 m 为针叶林灰棕壤,沟谷是草甸土、泥炭土、沼泽土或冲积土。结构一般为粘壤土类,粒状结构,平均土层厚度 40 cm。

研究区是以云杉(*Picea koraiensis*)和冷杉(*Abies nephrolepis*)为主的天然暗针叶林(以下简称云冷杉林),其它乔木树种有:红松(*Pinus koraiensis*)、枫桦(*Betula costata*)、椴树(*Tilia amurensis*)、榆树(*Ulmus pumila*)、色木(*Acer mono*)等;灌木树种有:青楷槭(*Acer tegmentosum*)、花楷槭(*Acer ukurunduense*)、忍冬(*Lonicera japonica*)、绣线菊(*Spiraea salicifolia*)、胡榛子(*Corylus heterophylla*)等;草本主要有山茄子(*Brachybotrys paridiformis*)、北重楼(*Paris verticillata*)、宽叶苔草(*Carex siderosticta*)等,主要分布在海拔 800~1 000 m。

1.2 数据来源

数据来自吉林省汪清林业局金沟岭林场于 1986 年设置的 11 块云冷杉天然林的标准地(标准地面积 40 m×50 m)。标准地在进行每木( $D\geq 7$  cm)调查的基础上,1987 进行了皆伐作业,按解析木标准对所有伐倒木的年龄和生长过程进行调查。所有的数据处理采用 SPSS 软件与 DPS 软件。

1.3 数据整理

1.3.1 林层划分 依据我国规定的林层划分标准,对研究对象进行林层划分,将林分按照树高( $H$ )划分为 3 林层,按照从上到下分别为上林层,中林层和下林层,具体划分标准及结果见表 1 与表 2。

1.3.2 林分特征因子筛选 为了得到最优预测结果,利用 SPASS 软件进行了林分特征因子与林分年龄进行相关性分析,确定主要影响林分年龄的林分特征因子(表 2)。

表 1 林层划分标准及结果

Table 1 Criteria for the classification and results of forest floor	
序号	标 准
1	次林层平均高与主林层平均高相差 20% 以上(以主林层为 100%)
2	各林层林木蓄积量不少于 30 m <sup>3</sup> /hm <sup>2</sup>
3	各林层林木平均胸径在 8 cm 以上
4	主林层林木疏密度不少于 0.3,次林层林木疏密度不小于 0.2
林层划分	上林层: $H\geq 18$ m;中林层: $12\text{ m}\leq H<18$ m;下林层: $H<12$ m

表 2 林分特征因子与林分年龄相关系数

Table 2 Correlation coefficient bteween characteristic and age factor of stand			
林分特征因子	相关系数	林分特征因子	相关系数
平均胸径( $x_1$ )	0.79**	5 d 前平均去皮直径( $x_5$ )	0.83**
平均树高( $x_2$ )	0.75**	胸径偏度( $x_6$ )	-0.38*
平均树冠长度( $x_3$ )	0.71**	胸径峰值( $x_7$ )	-0.37*
平均形数( $x_4$ )	-0.39*	林层( $x_8$ )	0.71**

备注: \* \*  $t$  检验极显著( $p<0.01$ ), \*  $t$  检验显著( $p<0.05$ )。

表 2 可看出,各林分年龄主要受胸径生长速度、胸径以及树高因子影响。

2 研究方法

人工神经网络模型按照其信号的传输方向可以分为前馈型和反馈型两种。BP 神经网络模型与 PPR 神经网络模型均属于前馈型神经网络模型。

2.1 BP 神经网络算法

BP 神经网络模型包含输入层、输出层和隐含层。BP 神经网络算法即误差反向传递学习算法,它包括学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。正向传播时,输入样本从输入层传入,经各隐含层逐层处理后,传向输出层。若输出层的实际输出与期望的输出(教师信号)不符,则转入误差的反向传播阶段。误差反传是将输出误差以某种形式通过隐含层向输入层逐层反传,并将误差分摊给各层的所有单元,从而获得各层单元的误差信号,此误差信号即作为修正各单元权重值的依据。这种信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整过程,是周而复始地进行的。权值不断调整的过程,也就是网络的学习训练过程。此过程一直进行到网络输出的误差减少到可接受的程度,或进行到预先设定的学习次数为止<sup>[16-17]</sup>。

BP 神经网络模型的实现步骤:(1)初始化;(2)

输入训练样本对,计算各层输出;(3)计算网络输出误差(4)计算各层误差信号;(5)调整各层权重值;(6)检查网络总误差是否达到精度要求;(7)输入样本进行预测<sup>[18]</sup>。

2.2 PPR 神经网络模型

Peter Hall 提出的 PPR 模型的计算方程式:  
$$Y=G(\theta \times x)+\epsilon$$
  
(1)  
式中:Y 是一元,x 是 k 元,G 是形式未知的待定函数, $\theta$  是待定的投影方向, $\epsilon$  是误差项,先作出  $u=\theta \times x$  的密度核估计  $f(u)$ ,它带有未知参数  $\theta$ ,然后用权函数方法作出 G 的非参数估计 g,最后用交叉核实方法求  $S(\theta)=\sum(Y-g)^2$  的极小值,用单纯形算法可以确定  $\theta$ ,从而求出 G 的估计<sup>[16]</sup>。

2.3 多元逐步回归模型

多元逐步回归又分为正向逐步回归和反向逐步回归。正向逐步回归分析是根据每个变量的重要性大小,每次选入一个变量进入回归方程;而反向逐步回归分析中无论变量是否重要,首先一律引入方程,然后逐一检查自变量,每次剔除一个 F 检验值小于所给剔除阈值,再重建方程,如此继续下去直至所有变量的 F 检验都显著为止。本文采用的是正向逐步回归的程序,构建依据林分特征因子预测林分年龄的回归模型,并对各林分年龄进行预测。F 检验包括  $F_1$  检验和  $F_2$  检验。 $F_1$  是确定自变量入选方程时的 F 检验阈值; $F_2$  是确定从回归方程中剔除自变量的 F 检验阈值。当  $F>F_1$  引入变量,当  $F<F_2$  剔除变量,可以取  $F_1=F_2$ <sup>[19-20]</sup>。

表 3 BP 神经网络模型各个神经元(节点)的权值矩阵

Table 3 BP neural network model of each neuron (node) of the weight matrix

隐含层					输出层			
-2.06	-0.21	-0.03	-0.53	-0.06	-1.22	-0.59	-0.17	-5.50
1.76	-4.88	-1.46	-0.53	-1.07	-1.06	-1.52	-3.75	4.52
1.36	-3.59	-0.35	2.10	1.65	-4.52	0.13	-0.49	-0.19
-4.25	-1.30	0.90	0.30	0.00	-1.21	-0.08	1.50	-0.57
-5.10	5.80	-0.68	-1.80	-0.49	3.13	-0.56	-4.68	-0.82
-0.76	-3.79	-0.32	0.40	-0.33	0.85	-0.26	0.29	5.90
-1.48	1.38	0.15	0.44	0.30	0.32	0.27	2.90	0.30
2.44	3.29	-0.45	-1.19	-1.81	-2.29	-0.41	-0.08	-4.65

3.2.2 PPR 神经网络模型 PPR 神经网络模型采取搜索网格方向数 5 000,投影数 7,反复迭代次数 1,单纯形搜索次数 50Bootstrap,抽样次数 3,非参数回归 Lanbda1.00。结果输出各个投影值矩阵及权重(表 4)。

3.2.3 多元逐步回归法模型 通过计算建立林分年龄预测模型为:

$$y=107.13-2.71x_1-0.83x_2-4.38x_3-100.44x_4+6.51x_5-1.80x_6-0.94x_7+3.65x_8$$
  
(2)

BP 网络神经模型、PPR 网络神经模型以及多元逐步回归模型均使用 DPS 软件实现。

3 结果与分析

3.1 模型的构建

将 11 块样地的 33 组林层林分特征因子与年龄的数据任取 22 组作为训练样本,余下 11 组作为检验样本。

3.2 模型参数的设置

3.2.1 BP 神经网络模型 BP 神经网络模型采取如图 1 所示的 8-6-1 网络结构,为了提高训练效率,对数据做了标准化处理。最大学习次数为 1 000,网络性能目标误差为 0.001,学习率为 0.1 动量常数为 0.6。结果输出隐含层各个神经元(节点)的权值矩阵(表 3)。

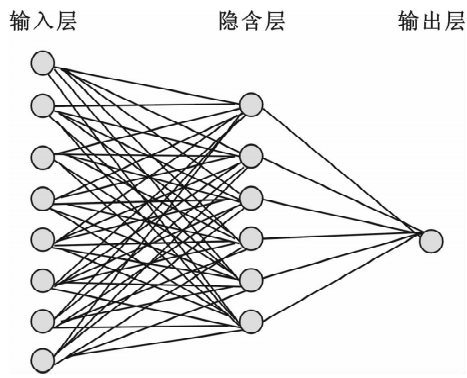


图 1 BP 神经网络模型

Fig. 1 BP neural network model

式中:y 为预测年龄; $x_1$  为平均胸径; $x_2$  为平均树高; $x_3$  为平均树冠长度; $x_4$  为平均形数; $x_5$  为 5 a 前平均去皮直径; $x_6$  为胸径偏度; $x_7$  为胸径峰值; $x_8$  为林层。

3.3 模型的应用

用训练过的 BP 神经网络模型、PPR 神经网络模型对余下的 11 组检验样本分别进行预测,同时用逐步回归法建立林分年龄预测模型,并对林层年龄进行预测,预测结果见表 5。由表 5 可知:

(1)BP 神经网络模型、PPR 神经网络模型、逐

步回归模型的预测值均通过了显著水平为 0.01 的  $\chi^2$  检验。

(2)BP 模型预测的平均相对误差为 0.04 合格 率(相对误差 $\leq 10\%$ 定义为合格)为 90.9%,PPR 模型平均相对误差为 0.06,合格率为 72.7%,逐步回归预测平均相对误差为 0.08,合格率为 72.7%。

表 4 各个投影值矩阵及权重

Table 4 Value of each projection matrix and weight

变量	投影 1	投影 2	投影 3	投影 4	投影 5	投影 6	投影 7	权重
$x_1$	0.34	0.46	0.37	0.63	0.21	0.43	0.33	4.96
$x_2$	0.07	0.09	0.00	0.13	0.04	0.17	0.12	2.10
$x_3$	0.93	0.49	0.62	0.61	0.24	-0.06	0.19	1.31
$x_4$	-0.09	0.16	0.03	-0.07	0.02	0.00	-0.25	0.89
$x_5$	-0.08	0.37	-0.65	-0.01	-0.40	-0.78	0.80	0.71
$x_6$	0.09	-0.10	0.20	-0.23	-0.01	0.31	0.09	0.52
$x_7$	0.00	-0.61	0.14	-0.38	0.86	-0.27	-0.28	0.42

表 5 不同模型预测值与逐步回归预测值比较

Table 5 Different model predictions compared with the regression prediction

样本	林层年龄 实测值(A)	BP 模型 预测值(A)	相对误差	PPR 模型 预测值(A)	相对误差	逐步回归 预测值(A)	相对误差
1	77.45	76.35	0.01	79.50	0.03	80.42	0.04
2	117.86	114.07	0.03	112.50	0.05	115.56	0.02
3	42.69	45.08	0.06	44.32	0.04	49.92	0.17
4	69.20	66.26	0.04	70.51	0.02	68.05	0.02
5	81.21	80.06	0.01	78.50	0.03	92.28	0.14
6	75.00	70.50	0.06	78.30	0.04	77.11	0.03
7	61.16	63.20	0.03	68.10	0.11	58.81	0.04
8	80.26	79.76	0.01	70.51	0.12	77.19	0.04
9	55.42	47.67	0.14	48.66	0.12	43.67	0.21
10	65.47	66.37	0.01	67.48	0.03	63.05	0.04
11	89.26	96.18	0.08	86.28	0.03	88.29	0.01
平均相对误差			0.04		0.06		0.08
检验		2.54**		3.78**		6.08**	
合格率%(相对误差 $\leq 10\%$ )		90.9		72.7		72.7	

\*\* 表示通过显著性水平为 0.01 的检验。

(3)BP 模型的预测平均相对误差最小,但是 BP 模型的稳定性较差;PPR 模型的平均相对误差比逐步线性回归模型的小,稳定性也很好,因此,推荐使用 PPR 模型进行林分年龄预测。

4 结论与讨论

(1)本研究在分析云冷杉天然林林分树高结构的基础上,将林层划分为 3 层,分别为:上林层, $H\geq 18\text{ m}$ ;中林层, $12\text{ m}\leq H<18\text{ m}$ ;下林层, $H<12\text{ m}$ 。

(2)通过对林分特征因子与林分年龄进行相关性分析,结果表明主要影响林分年龄的林分特征因子为林木胸径平均生长速度,胸径分布结构以及树高分布结构。

(3)分别构建了林分年龄预测的 BP 神经网络模型、PPR 神经网络模型以及多元逐步回归模型。通过对样本的检验发现,BP 神经网络模型、PPR 神经网络模型、逐步回归模型的预测值均通过了显著水平 0.01 的检验,说明这些模型都是有效可行的。

(4)从平均相对误差与稳定性考虑,PPR 模型

不仅平均相对误差小,稳定性也好,因此,建议将 PPR 神经网络模型用于林分年龄预测。

(5)采用 PPR 模型预测也存在一些问题,由于选取 8 个相关性显著的林分特征因子作为林分预测的变量,变量个数过多,使得使用这一模型预测林分年龄可能会面临数据支撑的困难。另外研究中采用的是同一立地类型,同一林分类型的数据进行模型建立与预测,因此未将立地质量与树种组成引入模型,建议对于不同立地类型,不同林分类型的数据进行模型建立与预测时将立地质量,树种组成引入模型。

参考文献:

[1] 孟宪宇. 测树学[M]. 2 版,中国林业出版社,北京,1996:6-64.

[2] SALDARRIAGA J G, WEST D C, THARP M L, *et al.* Long term chronosequence of forest succession in the Upper Rio Negro of Colombia and Venezuela [J]. J Ecology, 1988,76: 936-958.

[3] UHL C, BUSCHBACHER R, SERRAO E. Abandoned pastures in Eastern Amazonia. I. Patterns of plant succession [J].

J Ecology,1988,76: 663-681.

[4] 龚直文. 长白山退化云冷杉次生演替动态及恢复研究[D]. 北京:北京林业大学,2009.

[5] BISHOP C M. Neural network and their applications[J]. Review of Scientific Instruments, 1994, 65:1803-1832.

[6] 段文娟. BP神经网络应用于高等学校顾客满意度测评的研究[J]. 辽东学院学报:自然科学版,2008,15(2):90-93.

DUAN W J. Application of BP neural network to customer satisfaction measurement in college[J]. J Liaodong University :Natural Science Edition, 2008, 15(2):90-93.

[7] WILLIAM G B. Use of an artificial neural network for data analysis in clinical decision-making: the diagnosis of acute coronary occlusion[J] Neural Computation, 1990, 2:480-489.

[8] 李萍,曾令可,税安泽,等,基于 MATLAB 的 BP 神经网络预测系统的设计[J]. 计算机应用与软件,2008,25(4):149-150.

LI P, ZENG L K, SHUI A Z, *et al.* Design of forecast system of back propagation neural network based on matlab[J]. Computer Applications and Software,2008,25(4):149-150.

[9] 韩敏,席剑辉,范明明,神经网络应用于多元变量时间序列的建模研究[J]. 仪器仪表学报,2006,27(3):275-279.

HAN M, XI J H, FAN M M. Application of neural networks on modeling of multivariate time series[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2006,27(3):275-279.

[10] 张雷杰,张敏,杨乐,等. 食品比热容的 BP 神经网络预测[J]. 安徽农业科学,2009,37(17):8296-8297.

ZHANG L J, ZHANG M, YANG L, *et al.* Using BP neural networks to predict specific heat capacity of food[J]. Journal of Anhui Agri Sci.2009, 37(17):8296-8297.

[11] 梁瑞海,崔源. 使用神经网络预测膨胀烟丝的填充值[J]. 烟草工艺,2008,4(1):9-10.

LIANG R H, CUI Y. Prediction of filling power of expanded cut tobacco with neural network [J]. Tobacco Science & Technology, 2008, 4(1):9-10.

[12] 黄明智,马邕文,万金泉,等,污水处理中人工神经网络应用研究的探讨[J]. 环境科学与技术,2008,31(3):131-135.

HUANG M Z, MA Y W, WAN J Q, *et al.* An approach to artificial neural network and its application to wastewater treatment[J]. Environmental Science & Technology, 2008, 31(3):131-135.

[13] YI M K,CHEN W L,KAO H L. Evaluation of the ability of an artificial neural network model to assess the variation of groundwater quality in an area of blackfoot disease in Taiwan [J]. Water Research, 2004, 38(3):148-158.

[14] 张艳艳,李宝银,吴承侦,等,阔叶林林分结构特征 I. 林分年龄与林分密度的关系[J]. 福建林学院学报,2007,27(1):44-47.

ZHANG Y Y,LI B Y,WU C Z,*et al.* The structure characters of broad-leaved woodland I. The relationship between stand age and stand density[J]. Journal of Fujian College of Forestry,2007, 27(1):44-47.

[15] COHEN W B, SPIES T A, FIORELLA M. Estimating the age and structure of forests in a multi-ownership landscape of western Oregon, U S A [J]. Remote Sensing, 2004,16(3): 721-746.

[16] 陈允平. 人工神经网络原理及其应用[M]. 北京:中国电力出版社,2002:179.

[17] 魏海坤,神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京:国防工业出版社,2005:234-235.

[18] 杨宝华. 基于 Matlab 的 BP 神经网络应用[J]. 人工智能及识别技术,2008,19(5):124-125

YANG B H. Based on matlab BP neural network application [J]. Computer Knowledge and Technology,2008,19(5):124-125.

[19] 邹玮,张锐,张晓麟. 利用逐步多元回归分析的孔隙度预测[J]. 内蒙古石油化工,2006(11):139-142

ZOU W, ZHANG R, SONG X L. Porosity forecasting using stepwise multiclemental regression analysis[J]. Inner Mongolian Petrochemical Industry,2006(11):139-142.

[20] 何东进,洪伟,吴承侦. 毛竹林林分平均胸径模拟预测模型的研究[J]. 林业科学,2000,36(1):148-153.

HE D J , HONG W , WU C Z . A study on simulating predictive model of mean DBH for bamboo stand[J]. Scientia Silvae sinicae,2000,36 (1):148-153.