北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

基于BP神经网络的落叶松树冠体积及表面积模型构建

周来 程小芳 张梦

Model construction of *Larix principis-rupprechtii* canopy volume and surface area based on BP neural network

Zhou Lai, Cheng Xiaofang, Zhang Mengtao

引用本文:
周来, 程小芳, 张梦. 基于BP神经网络的落叶松树冠体积及表面积模型构建[J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(8):94–100. doi: 10.12171/j.1000–1522.20230166
Zhou Lai, Cheng Xiaofang, Zhang Mengtao. Model construction of *Larix principis–rupprechtii* canopy volume and surface area based on BP neural network[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(8):94–100. doi: 10.12171/j.1000–1522.20230166

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20230166

您可能感兴趣的其他文章
Articles you may be interested in

基于机器学习的落叶松毛虫发生面积预测模型
Studies on prediction models of *Dendrolimus superans* occurrence area based on machine learning
北京林业大学学报, 2017, 39(1): 85–93. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20160205

塞罕坝华北落叶松人工林断面积预测模型
Prediction model for basal area of *Larix principis–rupprechtii* plantation in Saihanba of Hebei Province, northern China
北京林业大学学报, 2017, 39(7): 10–17. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20170072

基于BP神经网络的广东省针阔混交异龄林立地质量评价
Site quality evaluation of uneven–aged mixed coniferous and broadleaved stands in Guangdong Province of southern China based on BP neural network
北京林业大学学报, 2019, 41(5): 38–47. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20190028

基于双路卷积神经网络的植物叶片识别模型
Plant leaf recognition model based on two–way convolutional neural network
北京林业大学学报, 2018, 40(12): 132–137. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20180182

基于卷积神经网络的高分二号影像林分类型分类
Convolutional neural network for GF–2 image stand type classification
北京林业大学学报, 2019, 41(9): 20–29. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20180342

基于全卷积神经网络的植物叶片分割算法
Plant leaf segmentation method based on fully convolutional neural network
北京林业大学学报, 2018, 40(11): 131–136. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20180007

DOI:10.12171/j.1000−1522.20230166

基于 BP 神经网络的落叶松树冠体积及表面积模型构建

周 来　程小芳　张梦弢
（山西农业大学林学院，山西 太谷 030801）

摘要：【目的】应用 BP 神经网络模型预测华北落叶松树冠体积与表面积，探索华北落叶松树冠体积与表面积估算模型的最优形式，为未来的预测模式提供新思路。**【方法】**以山西省庞泉沟自然保护区的华北落叶松林为研究对象，通过从 6 块（60 m × 60 m）固定样地得到的 678 个观测数据，运用 BP 神经网络，分别对华北落叶松树冠体积与表面积建立模型，通过对模型的训练，得到基于 BP 神经网络的华北落叶松树冠体积和表面积估算模型。**【结果】**基于 BP 神经网络的华北落叶松树冠体积与表面积模型的最优结构模型的输入层节点数∶隐层节点数∶输出层节点数 = 6∶9∶1。其中树冠体积的决定系数（R^2）、平均绝对误差（MAE）和均方根误差（RMSE）分别为 0.948、5.40 m^3、18.40；表面积的 R^2、MAE 和 RMSE 分别为 0.957、3.33 m^2、14.41。基于 BP 神经网络的华北落叶松树冠体积与表面积模型的性能与输入因子的数量呈正相关，最优模型的输入因子数为 6 个，分别为冠幅、树高、胸径、最大冠幅高度、第一活枝长（在垂直于树干方向上的投影长度）和冠基高。**【结论】**输入变量包含树干尺寸和树冠构型特征相关信息，模型能较好地实现华北落叶松树冠体积和表面积的预测。

关键词：模型构建；树冠体积与表面积；BP 神经网络；机器学习；预测模型；华北落叶松
中图分类号：S791.22　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1000−1522(2024)08−0094−07
引文格式：周来，程小芳，张梦弢. 基于 BP 神经网络的落叶松树冠体积及表面积模型构建［J］. 北京林业大学学报，2024，46(8)：94−100. Zhou Lai, Cheng Xiaofang, Zhang Mengtao. Model construction of *Larix principis-rupprechtii* canopy volume and surface area based on BP neural network［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(8): 94−100.

Model construction of *Larix principis-rupprechtii* canopy volume and surface area based on BP neural network

Zhou Lai　Cheng Xiaofang　Zhang Mengtao
(College of Forestry, Shanxi Agricultural University, Taigu 030801, Shanxi, China)

Abstract:［**Objective**］The BP neural network model was applied to predict the canopy volume and surface area of *Larix principis-rupprechtii*, and the optimal form of canopy volume and surface area estimation model of *L. principis-rupprechtii* was explored in order to provide new ideas for the future prediction model.［**Method**］Taking *L. principis-rupprechtii* in Pangquangou Nature Reserve of Shanxi Province, northern China as the research object, the canopy volume and surface area of *L. principis-rupprechtii* were constructed using BP neural network based on 678 observational data obtained from six (60 m × 60 m) fixed plots.［**Result**］Through model training, the canopy volume and surface area estimation model of *L. principis-rupprechtii* was obtained based on BP neural network. Based on BP neural network, the number of input layer nodes∶number of hidden layer nodes∶number of output layer nodes was 6∶9∶1. Canopy volume data R^2 = 0.948, MAE = 5.40 m^3, RMSE = 18.40; surface area data R^2 = 0.957, MAE = 3.33 m^2, RMSE = 14.41. The performance of *L. principis-rupprechtii* canopy volume and surface area model based on BP neural

收稿日期：2023−07−01　**修回日期：**2024−03−14
基金项目：山西省高等学校科技创新项目（2021L138），北京林业大学中央高校基本科研业务费专项（BFUKF202304），山西农业大学博士科研启动项目（2021BQ15），国家自然科学基金青年科学基金项目（31901308）。
第一作者：周来，博士，讲师。主要研究方向：森林结构与生长模型模拟。Email：zhoulai@sxau.edu.cn　地址：030801 山西省晋中市太谷区铭贤南路 1 号。
本刊网址：http://j.bjfu.edu.cn；http://journal.bjfu.edu.cn

network was positively correlated with the number of input factors. The optimal model had 6 input factors, i.e. crown width, tree height, DBH, max. crown height, projection length of the first live branch in the direction perpendicular to trunk, and crown base height. [**Conclusion**] The input variables include information related to trunk size and crown configuration characteristics. The model can realize the prediction for the crown volume and surface area of *Larix principis-rupprechtii* trees effectively.

Key words: model buildings; canopy volume and surface area; BP neural network; machine learning; prediction model; *Larix principis-rupprechtii*

树冠是林木进行光合作用、蒸腾作用和呼吸作用的重要场所，其大小和构型是反映林木生长和健康状况的重要指标[1]。树冠不仅影响林木的生理生态过程，还影响林木木材产量及其组分材积分配、木材材质、树干的节子大小及分布等经济相关性状[2−6]。Hamilton[7]研究表明树冠为木材材积增长的主要贡献因素。Cattaneo 等[8]对地中海松树混交林的树木生长进行了分析，发现树冠生长受种间竞争的影响。单凯丽等[9]采用刀切法对赣中天然闽楠(*Phoebe bournei*)单木冠幅进行了包含竞争指标的模型预测，模型的预测效果较好。涂宏涛等[10]以杉木(*Cunninghamia lanceolata*)人工林作为研究对象，分析了树冠表面积及体积与林木因子之间的关系。Pretzsch[11]的近期相关研究表明，树木生长受树干和树冠结构的影响。Guntis 等[12]利用线性混合效应模型研究发现，胸径与树冠之间存在显著的相关性。由于树冠生长和结构的复杂性，树冠的准确测量既耗时又需要专业人士借助专业工具进行。而在林分内，由于场地空间的限制，树冠的精确测量难度更是加大[13]。目前，对树冠表面积和体积的计算方法主要有平均断面积求积法、几何体法、树冠轮廓模型法和激光扫描法 4 种方法[14−17]。

华北落叶松(*Larix principis-rupprechtii*)为我国特有种，是我国华北高山针叶林带中的主要建群树种之一，具有很强的生态防护功能，同时也是我国华北高海拔地区主要的荒山造林树种之一[18]。华北落叶松树冠体积和表面积预测模型的研究，对于预测和分析华北落叶松生长具有重要的理论和现实价值。相对于传统的建模分析方法，机器学习越来越受到广泛关注。近年来，许多学者通过反向传播神经网络(back propagation neural network，BP 神经网络)模型对农业及其相关领域数据进行处理。由于其具有速度快，处理性强，无需做数学分布假定等优点，在林学、农学、生态学等相关各领域受到广泛关注，如评价林地的立地质量[19]、遥感估测生物量[20]、建立树高曲线模型[21−22]等。目前基于 BP 神经网络方法构建华北落叶松树冠体积和表面积模型的研究鲜见报道。

本研究以山西省庞泉沟国家级自然保护区的天然华北落叶松为研究对象，利用 BP 神经网络建立华北落叶松树冠体积及表面积模型，探究在不同建模因子影响下，华北落叶松树冠体积与表面积的估算模型的预测精度变化，以期为华北落叶松树冠体积及表面积筛选最优的估算模型。研究结果可用于预测华北落叶松树冠体积及表面积，同时为华北落叶松树冠体积及表面积的生长变化机理分析提供理论依据。

1　研究区概况与研究方法

1.1　研究区概况

研究区位于山西省庞泉沟国家自然保护区，山西省吕梁市境内，地处吕梁山脉中段，保护区东西宽 14.5 km，南北长 15 km，总面积为 10 443.5 hm^2。该区域属中温带到暖温带的过渡地带、半湿润区，年均降水量 820 mm 左右，年相对湿度 70%，年平均气温 4.3 ℃。保护区内乔木树种主要有华北落叶松、云杉(*Picea asperata*)、山杨(*Populus davidiana*)、白桦(*Betula platyphylla*)、红桦(*Betula albosinensis*)、油松(*Pinus tabuliformis*)等，灌木种类主要有美蔷薇(*Rosa bella*)、灰栒子(*Cotoneaster acutifolius*)、黄刺玫(*Rosa xanthina*)、三裂绣线菊(*Spiraea trilobata*)等；草本种类主要有华北苔草(*Carex hancockiana*)、小红菊(*Chrysanthemum chanetii*)、野草莓(*Fragaria vesca*)等。

1.2　研究方法

1.2.1　数据采集

外业数据采集时间为 2022 年 9 月。在华北落叶松的最适分布区内，根据不同海拔、坡度和坡向，选设 6 块 60 m × 60 m 尺寸规格的典型华北落叶松天然次生林纯林样地。采用胸径尺、手持激光测距仪、超声波测树仪等仪器，进行每木检尺，测量了包括树高、冠基高、冠幅(东、西、南、北)、第一活枝长(在垂直于树干方向上的投影长度)以及最大冠幅高度等树冠指标。共调查了 678 株华北落叶松样木，其中最大胸径为 48.9 cm，对应的树高为 31.5 m，冠基高 9.1 m，第一活枝长(在垂直于树干方向上的投影

长度)2.8 m，最大冠幅高度 20.4 m。测量的最高树木为 38.4 m，对应的胸径为 37.6 cm，冠基高 14.2 m，第一活枝长(在垂直于树干方向上的投影长度)3.2 m，最大冠幅高度 21.4 m。样地的株数密度为 222 ~ 483 株/hm^2。样地海拔范围为 1 887.7 ~ 2 416.2 m，坡度范围为 16° ~ 23°。

基于华北落叶松的形态学特征，选取胸径、冠幅、树高、冠基高、第一活枝长(在垂直于树干方向上的投影长度)和最大冠幅高度 6 个输入因子用于树冠体积与表面积建模。基于野外实际量测数据，采用传统模型计算各株林木的树冠表面积与体积，并进行整理分析。将所得的 678 株华北落叶松观测数据按 3∶1 比例随机分为 508 个训练样本和 170 个检验样本。

将树冠顶层部分视为圆锥体，下部视为圆台体(图 1)，即树冠由上述两部分组成。根据圆锥体、圆台体的体积与表面积公式(式 1 ~ 4)求算华北落叶松树冠体积($V = V_{圆锥} + V_{圆台}$)与表面积($S = S_{圆锥} + S_{圆台}$)，所得数据统计情况如表 1 所示。

$$V_{圆锥} = \frac{1}{3}\pi R^2 h_1 \tag{1}$$

$$V_{圆台} = \frac{1}{3}\pi h_2\left(R^2 + Rr + r^2\right) \tag{2}$$

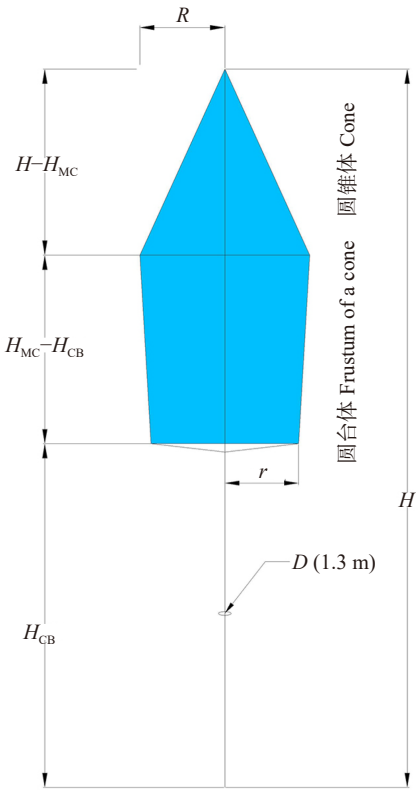
$$S_{圆锥} = \pi R\left[\left(R^2 + h_1^2\right)\right]^{1/2} \tag{3}$$

$$S_{圆台} = \pi(R + r)\left[(R - r)^2 + h_2^2\right]^{1/2} + \pi r^2 \tag{4}$$

式中：R 为华北落叶松的冠幅(m)，h_1 为华北落叶松的树高(H, m)减去最大冠幅高度(H_{MC}, m)，h_2 为华北落叶松的最大冠幅高度(H_{MC})减去冠基高(H_{CB}, m)，r 为华北落叶松的第一活枝长(在垂直于树干方向上的投影长度, m)。

1.2.2 BP 神经网络模型

BP 神经网络，作为神经网络模型的一种，具有多样的应用类型和广阔的应用前景。它是一种采用误差逆传播算法进行训练的多层前馈网络，能够构建从输入到输出的复杂映射，且能够以任意精度逼近任何非线性连续函数。然而，当数据过分拟合时，会导致模型的泛化能力下降，无法很好地匹配实际情况。因此，在实际应用中，仍需根据实际获得的样本数据来优化和拟合模型。BP 神经网络的基本构造包含输入层、隐层和输出层(图 2)，神经网络的神经元结构如图 3 所示。



D.胸径；R.冠幅；H.树高；H_{CB}.冠基高；r.第一活枝长(在垂直于树干方向上的投影长度)；H_{MC}.最大冠幅高度。下同。D, diameter at breast height; R, crown width; H, tree height; H_{CB}, crown base height; r, projection length of the first live branch in the direction perpendicular to the trunk; H_{MC}, max. crown height. The same below.

图 1 树冠体积组成示意图

Fig. 1 Schematic diagram of canopy volume composition

1.2.3 BP 神经网络模型的建立

以 Matlab 为编程语言，使用 MatlabR2019b 平台中的 nntool 工具箱对华北落叶松树冠体积和表面积进行建模，通过 BP 神经网络模型分别对华北落叶松人工林的树冠体积与表面积进行预测。输入层为林分调查因子，输出因子为树冠体积与表面积。确定 BP 神经网络的隐层节点数则要通过经验公式。

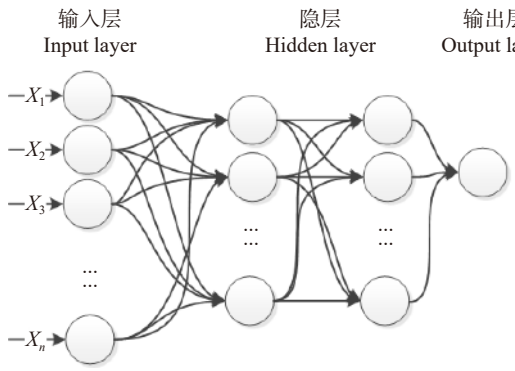
$$N_h = \sqrt{N_{in} + N_{out}} + h \tag{5}$$

表 1 建模数据统计

Tab. 1 Modeling data statistics

指标 Indicator	D/cm	R/m	H/m	H_{CB}/m	r/m	H_{MC}/m	V/m^3	S/m^2
平均值 Mean value	30.6	5.4	24.7	8.1	2.2	16.4	468.7	355.8
最大值 Max. value	48.9	23.2	38.4	24.9	10.9	28.8	3 039.7	3 408.9
最小值 Min. value	2.8	1.8	3.8	0.2	0.2	1.7	70.1	84.0
标准差Standard deviation	7.8	1.7	5.4	4.7	1.2	4.6	380.2	206.4

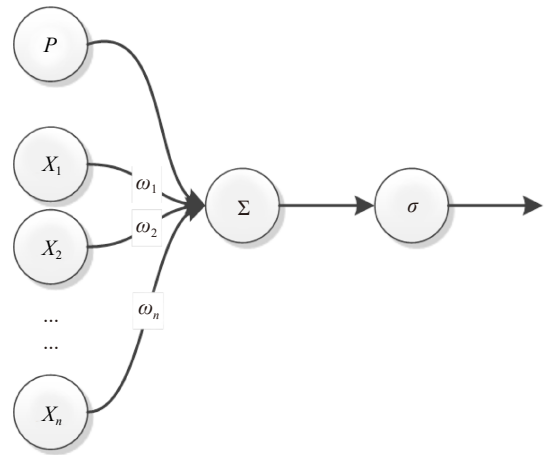
注：V.树冠体积；S.树冠表面积。下同。Notes: V, crown volume; S, crown surface area. The same below.



X_1, X_2, ⋯, X_n 为输入信号。下同。X_1, X_2, ⋯, X_n are the input signals. The same below.

图 2　BP 神经网络结构示意图

Fig. 2　Structure diagram of BP neural network



ω_1, ω_2, ⋯, ω_n 为权重；P 为偏置；∑为求和节点；σ 为激活函数。ω_1, ω_2, ⋯, ω_n are weights; P is bias; ∑ is the summation node and σ is the activation function.

图 3　神经元结构示意图

Fig. 3　Neuron structure diagram

式中：N_h为隐层节点数，N_{in}为输入层节点数，N_{out}为输出层节点数，h 为 [1, 10] 之间的常数。

最佳隐层节点数选取的是通过模型检验参数对比且拟合程度与泛化程度相较而言最合适的数值。

1.2.4　*归一化处理与反归一*

为了提高神经网络的训练速度与估算精度，对原始数据采取归一化处理。

$$Y = Y_{min} + \frac{Y_{max} - Y_{min}}{X_{max} - X_{min}}(X - X_{min}) \tag{6}$$

式中：X 为未归一化的原始值，X_{max}、X_{min}为 X 的最大值和最小值；Y 为进行归一化处理后的值，Y_{max}和 Y_{min}分别为 Y 的最大值和最小值。

BP 神经网络拟合后，对输出数据采取反归一处理，重新将数据转换为华北落叶松的树冠体积和表面积的输出值。

1.2.5　*传递函数*

隐层的节点传递函数为 S 型生长曲线，选择 tansig 函数。

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \tag{7}$$

式中：x 为隐层的输入值。

输出层的传递函数为线性函数，即 purelin 函数。

1.2.6　*模型评价与检验*

模型评价与检验所采用的指标为决定系数（coefficient of determination）、平均绝对误差（mean absolute error）和均方根误差（root mean square error）。

2　结果及分析

2.1　BP 神经网络模型的建立

根据相关性大小，对各因子与树冠体积与表面积之间进行相关性分析，并进行排序，然后按照排序依次设置 6 组输入变量 N_{in}，分别为 1 ~ 6。由于输出变量数都为 1，输入变量为 1 ~ 6，根据经验公式（5）可得，当输入变量 N_{in} = 1 时，BP 神经网络隐层数 N_h 为 [2, 11] 的整数；当输入变量 N_{in} ∈ [2, 5] 时，BP 神经网络隐层数 N_h 为 [3, 12] 的整数；当输入变量 N_{in} = 6 时，BP 神经网络隐层数 N_h 为 [4, 13] 的整数。则选择隐层数为 9 的模型，分别训练不同输入变量，然后对其拟合情况进行评价，不同输入变量的拟合情况见表 2。

结果表明，随着输入因子数量的增加，模型的精度也随之增加，当输入因子数为 6 时，模型精度最高，树冠体积与表面积预测结果更准确。

表 2　BP 神经网络模型不同输入变量拟合优势度评价

Tab. 2　Evaluation of fitting dominance of different input variables in BP neural network model

输入因子 Input factor	决定系数 Coefficient of determination (R^2)		平均绝对误差 Mean absolute error (MAE)		均方根误差 Root mean square error (RMSE)	
	V	S	V/m^3	S/m^2	V	S
R	0.612	0.715	177.68	81.47	250.38	107.39
R, H	0.551	0.714	155.96	71.89	250.38	102.99
R, H, D	0.509	0.701	173.52	70.22	275.99	105.39
R, H, D, H_{MC}	0.668	0.770	167.66	78.28	263.26	109.72
R, H, D, H_{MC}, r	0.819	0.823	73.19	54.85	102.14	76.01
R, H, D, H_{MC}, r, H_{CB}	0.948	0.957	5.40	3.33	18.40	14.41

2.2 BP 神经网络最优模型的确定

在确定输入因子数量为 6 的前提下，对模型进行训练，通过所得模型评价指标分析不同隐含层下的模型拟合度。经过训练发现，当隐层数为 9 时，其模型评价指标最为合适，则可得出模型最优隐层节点数为 9。可得模型最优结构为输入层节点数(N_{in})∶隐层节点数(N_h)∶输出层节点数(N_{out}) = 6∶9∶1。

在得到的最优模型结构基础上对模型进行训练，选择最优训练结构作为最优模型，得到传递函数。

2.3 传递函数

输入层和隐层的传递函数为 tansig 函数，输出层为 purelin 函数，根据权值矩阵与阈值矩阵确定传递函数。传递函数表达式分别为

V = purelin(−0.003 9V_1 − 0.296 3V_2 − 0.169 0V_3 + 1.061 4V_4 − 1.183 0V_5 + 4.893 1V_6 + 0.014 3V_7 − 0.004 1 V_8 − 0.080 8V_9 + 1.913 0)

V_1 = tansig(−0.947 3R + 0.256 3H + 1.996 4D + 0.422 6H_{MC} − 0.161 7r − 0.066 6H_{CB} + 2.043 7)

V_2 = tansig(−1.479 1R − 0.050 1H + 0.177 3D + 3.526 2H_{MC} − 0.338 8r − 3.241 7H_{CB} + 0.961 1)

V_3 = tansig(2.511 3R + 0.252 1H − 0.938 5D − 1.450 9H_{MC} + 1.220 6r − 0.785 4H_{CB} − 2.939 0)；

V_4 = tansig(−0.599 3R − 0.014 1H + 0.008 7D − 0.370 0H_{MC} − 0.166 6r+ 0.336 6H_{CB} − 0.055 9)

V_5 = tansig(1.579 6D + 0.006 9H − 0.006 2D − 0.718 3H_{MC} + 0.417 2r + 0.648 9H_{CB} + 0.161 0)

V_6 = tansig(0.917 0R − 0.000 7H+ 0.001 0D + 0.276 2H_{MC} + 0.245 3r − 0.258 4H_{CB}-0.410 9)

V_7 = tansig(−1.471 5R + 1.177 2H − 0.770 2D + 0.208 3H_{MC} + 0.293 1r − 0.504 1H_{CB} − 0.941 6)

V_8 = tansig(−0.021 3R− 0.819 8H − 0.699 5D − 0.319 8H_{MC} + 1.516 9r − 1.609 4H_{CB} + 0.795 2)

V_9 = tansig(−2.596 8R − 0.003 2H + 0.101 4D − 0.542 0H_{MC} + 1.028 0r + 0.392 8H_{CB} + 0.063 8)

S = purelin(−1.940 0S_1 + 0.014 4S_2 − 0.019 5S_3 − 0.695 6S_4 + 0.184 2S_5 − 0.630 5S_6 − 0.359 5S_7 +0.196 6 S_8 + 0.046 5S_9 + 0.973 1)

S_1 = tansig(−0.703 3R + 0.003 9H + 0.045 4D − 0.127 4H_{MC} − 0.048 9r + 0.127 9H_{CB} + 0.542 8)

S_2 = tansig(−1.167 3R + 0.288 2H + 0.118 0D + 1.554 7H_{MC} − 0.721 5r + 0.123 6H_{CB} + 1.796 0)

S_3 = tansig(−1.114 1R − 0.463 5H − 0.390 7D + 0.451 7H_{MC} − 0.206 7r − 0.491 4H_{CB} − 1.137 2)

S_4 = tansig(−1.177 2R + 0.056 8H − 0.033 4D + 1.454 3H_{MC} + 0.176 6R − 1.360 0H_{CB} − 0.194 6)

S_5 = tansig(1.104 4R − 0.067 5H − 0.020 6D + 1.316 1H_{MC} − 0.467 7r − 1.170 7H_{CB} + 0.957 1)

S_6 = tansig(1.218 1R − 0.080 9H + 0.010 7D − 1.439 5H_{MC} − 0.098 1r + 1.345 7H_{CB} + 0.416 7)

S_7 = tansig(1.069 6R − 0.004 3H + 0.032 2D + 0.905 4H_{MC} − 0.315 9r − 0.797 1H_{CB} + 1.210 2)

S_8 = tansig(−0.811 8R + 0.120 2H + 0.081 8D + 0.694 6H_{MC} + 0.620 1r − 0.641 1H_{CB} − 1.947 4)

S_9 = tansig(0.108 7R − 0.237 6H + 0.968 9D − 0.660 1H_{MC} − 1.190 3r − 0.419 3H_{CB} + 2.619 6)

式中：V_1~V_9 和 S_1~S_9 分别为树冠体积和表面积神经网络隐层神经元的输出。

2.4 最优模型检验

利用未参与建模的 170 个检验样本对所得最优模型进行检验，检验结果如表 3 所示。树冠体积与表面积模型的 R^2 均在 0.973 以上。由检验结果可知，所得最优模型具有较强的泛化能力。总体而言，最优模型能够很好地预估华北落叶松天然林单木树冠体积和表面积。

表 3 树冠模型检验结果

Tab. 3 Test results of crown model

树冠复合指标 Crown composite indicator	R^2	MAE	RMSE
V	0.973	5.69	26.57
S	0.981	2.94	16.78

3 讨 论

树冠是林木生长和森林功能的基础。准确测量和预测树冠体积和表面积，对理解森林结构和功能具有重要的理论和实际意义[23]。树冠大小包括构型和尺寸。由于林木特性、林分特征和立地条件等多种因素[24–25]影响，树冠的构型和尺寸多变，这给地面测量树冠的精确性带来了挑战。此外，林分密度显著影响树冠的构型组分(圆锥体、圆台体)比例，尤其是在高密度林分中，树冠下部的枯死枝条会影响树冠圆台体的大小[26]。精确测算林分树冠构型和尺寸特征，需要采用树干解析、枝解析、遥感技术(如激光雷达)等手段，对设备、技术或人力、物力、财力要求较高，实现难度较大。因此，本研究根据华北落叶松实地生长特征提出了一种近似计算方法，以计算树冠大小。此外，本研究所测量树冠为树冠活体部分，并未包含枯死部分，活体部分为林木生长的最核心部分。

树冠生长的影响因素是复杂的。在构建乔木树冠体积和表面积模型时，应根据乔木的形态特征选择不同的自变量。模型构建应选择典型的关键易测

因子，以确保模型的准确性和实用性。赵婷婷等[27]在构建华北落叶松人工林树冠外部轮廓幂函数模型时，选用了林分年龄、冠长、胸径、树高、冠高比、高径比作为描述树冠外部轮廓的主要因子。对 BP 神经网络来说，输入变量的数量与模型精度呈正相关关系，即增加输入变量的个数，可以提高模型精度与模型的泛化程度[28−29]。树冠大小作为单株树冠的体积与表面积的量化，影响着树冠体积和表面积预测。树冠大小一般用冠幅、冠长等指标来表示[30]。本研究选择了冠幅、树高、胸径、最大冠幅高度、第一活枝长(在垂直于树干方向上的投影长度)和冠基高 6 个因子作为输入因子。但在实际生产中，过多测量输入因子会消耗大量时间、精力和财力，可能得不偿失，因此应根据实际情况选择输入因子的数量。本研究选用的 6 个输入因子基于华北落叶松的测树数据，但未涵盖相邻木竞争、海拔、坡向、坡位、光照、降水等单木及林分环境因素；同时，未考虑土壤肥力、水分、土壤微生物等不同立地条件的差异。这些因素对林木生长有重要的影响，未来研究可以探讨它们对华北落叶松树冠体积和表面积的影响。研究结果表明，使用单木测树因子和 BP 神经网络机器学习方法预测华北落叶松单木的树冠体积和表面积效果良好，基本能够满足生产需求。

BP 神经网络模型具有速度快、处理性强、精度高等优点。然而，目前对于输入因子如何影响树冠体积与表面积的机理尚不明确。未来的研究可以通过 BP 神经网络模型推演，深入探讨树木生长和森林生态系统的发展演变，如环境因子与生态因子对林分生长发育的影响，进而建立具有林学、生物学、生态学意义的高精度生长预测模型，这将对林木和林分生长现象规律提供更有效、更全面的机理解释。

4　结　　论

本研究以山西省庞泉沟国家级自然保护区的华北落叶松天然次生林为研究对象，探究了华北落叶松树冠体积与表面积估算模型在不同建模因子下的变化。基于 6 块 60 m × 60 m 的华北落叶松天然次生林典型样地获得的 678 株华北落叶松数据，建立基于 BP 神经网络的华北落叶松树冠体积和表面积模型。对输入因子通过相关性大小进行排序后进行输入，由 1 种逐步增加至 6 种，经过对数据的拟合得到随输入因子数量的增加，模型性能与输入因子个数呈正相关，且输入变量达到 6 种时所表现出的模型性能最佳，则确定输入变量数为 6，输出变量数为 1，随后开始进行训练，以确定最佳隐层数。最后由训练及检验结果可得最优的模型性能所对应的隐层节点数为 9，则基于 BP 神经网络的华北落叶松树冠体积和表面积估算模型的最优结构为——输入层节点数(N_{in})∶隐层节点数(N_h)∶输出层节点数(N_{out}) = 6∶9∶1。最优模型的输入变量为冠幅、树高、胸径、最大冠幅高度、第一活枝长(在垂直于树干方向上的投影长度)和冠基高。利用单木尺寸信息和 BP 神经网络机器学习方法，能较为准确地预测华北落叶松树冠体积和表面积，基本能够满足实际生产需求。应用 BP 神经网络模型，不仅可以快速有效地分析森林生态系统现状，而且为预估其未来发展趋势提供了巨大的潜力。

致谢　感谢山西农业大学林学院赵一航、周博涛、李欣、王睿婕、贺清等同学在数据采集和处理等方面的辛勤工作。

参　考　文　献

[1] 张鹏, 王新杰, 高志雄, 等. 将乐地区马尾松最优冠幅模型研究 [J]. 西北林学院学报, 2015, 30(4): 94−98.
Zhang P, Wang X J, Gao Z X, et al. Optimal crown diameter models for *Pinus massoniana* in Jiangle, Fujian Province[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2015, 30(4): 94−98.

[2] Thomas M, Dominik S, Hans-Joachim K, et al. The effect of forest structure on drought stress in beech forests (*Fagus sylvatica* L.)[J]. Forest Ecology and Management, 2024, 554: 121667.

[3] 王盼琦. 华北落叶松天然林单木树冠结构研究 [D]. 长沙: 中南林业科技大学, 2022.
Wang P Q. Study on single tree crown structure of *Larix principis-rupprechtii* natural forest[D]. Changsha: Central South University of Forestry and Technology, 2022.

[4] Sprinz P T, Burkhart H E. Relationships between tree crown, stem, and stand characteristics in unthinned loblolly pine plantations[J]. Canadian Journal of Forest Research, 1987, 17(6): 534−538.

[5] Smith W R, Farrar R M, Murphy P A, et al. Crown and basal area relationships of open-grown sourthern pines for modeling competition and growth[J]. Canadian Journal of Forest Research, 1992, 22(3): 341−347.

[6] Ford E D. Branching, crown structure, and the control of timber production[C]//Connell M G R, Jackson J E I. Attributes of trees as crop plants. Huntingdon: Institute of Terrestrial Ecology, 1985: 228−245.

[7] Hamilton G J. The dependence of volume increment of individual trees on dominance, crown dimensions, and competition[J]. Forestry, 1969, 12(1): 133−134.

[8] Cattaneo N, Schneider R, Bravo F, et al. Inter-specific competition of tree congeners induces changes in crown architecture in Mediterranean pine mixtures[J]. Forest Ecology and Management, 2020, 476: 118471.

[9] 单凯丽, 臧颢, 潘萍, 等. 赣中天然闽楠单木冠幅预测模型的研究 [J]. 南京林业大学学报 (自然科学版), 2022, 46(1): 88−96.
Shan K L, Zang H, Pan P, et al. Individual tree crown width prediction models for natural *Phoebe bournei* in central Jiangxi Province[J]. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Science Edition), 2022, 46(1): 88−96.

[10] 徐宏涛, 孙玉军, 吴明钦, 等. 杉木人工林树冠表面积及体积模

型的研究 [J]. 中南林业科技大学学报, 2015, 35(9): 88−92, 103.
Xu H T, Sun Y J, Wu M Q, et al. Predicting models of crown surface area and crown volume for *Cunninghamia lanceolata* plantation[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2015, 35(9): 88−92, 103.

[11] Pretzsch H. Tree growth as affected by stem and crown structure[J]. Trees, 2021, 35(3): 1−14.

[12] Brūmelis G, Brūmelis I, Elferts D, et al. Estimates of tree canopy closure and basal area as proxies for tree crown volume at a stand scale[J]. Forests, 2020, 11(11): 1180.

[13] 付尧, 王新杰, 孙玉军, 等. 树冠提取技术研究进展 [J]. 世界林业研究, 2013, 26(4): 38−42.
Fu Y, Wang X J, Sun Y J, et al. A study of tree crown information extraction method[J]. World Forestry Research, 2013, 26(4): 38−42.

[14] 董亚涵, 李永强, 李鹏鹏, 等. 基于改进凸包算法的树冠轮廓点提取与体积计算 [J]. 测绘工程, 2018, 27(8): 66−71.
Dong Y H, Li Y Q, Li P P, et al. Tree crown outline points extracting and volume calculation based on improved convex hull algorithm[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2018, 27(8): 66−71.

[15] 刘勇, 朱子卉, 卢佶, 等. 基于激光雷达点云数据的单木树冠体积测量方法 [J]. 林业勘查设计, 2022, 51(6): 18−22.
Liu Y, Z, Zhu Z H, Lu J, et al. Measurement method of single tree crown volume based on lidar point cloud data[J]. Forest Investigation Design, 2022, 51(6): 18−22.

[16] 巩垠熙, 何诚, 冯仲科, 等. 基于改进 Delaunay 算法的树冠三维重构单木因子提取 [J]. 农业机械学报, 2013, 44(2): 192−199.
Gong Y X, He C, Feng Z K, et al. Amended Delaunay algorithm for single tree factor extraction using 3-D crown modeling[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(2): 192−199.

[17] Daniel Z, Sruthi M K M, Gabriel A, et al. Vertical distribution of trunk and crown volume in tropical trees[J]. Forest Ecology and Management, 2022, 508: 120056.

[18] 高润梅, 石晓东, 王林, 等. 当年生华北落叶松幼苗的耐旱性 [J]. 林业科学, 2015, 51(7): 148−156.
Gao R M, Shi X D, Wang L, et al. Drought resistance of one-year-old seedlings of *Larix principis-rupprechtii*[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2015, 51(7): 148−156.

[19] 沈剑波, 王应宽, 雷相东, 等. 基于 BP 神经网络的广东省针阔混交异龄林立地质量评价 [J]. 北京林业大学学报, 2019, 41(5): 38−47.
Shen J B, Wang Y K, Lei X D, et al. Site quality evaluation of uneven-aged mixed coniferous and broadleaved stands in Guangdong Province of southern China based on BP neural network[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2019, 41(5): 38−47.

[20] 吴娇娇, 欧光龙, 舒清态. 基于 BP 神经网络模型思茅松天然林生物量遥感估测 [J]. 中南林业科技大学学报, 2017, 37(7): 30−35.
Wu J J, Ou G L, Shu Q T. Remote sensing estimation of the biomass of *Pinus kesiya* var. *langbianensis* forest based on BP neural networks[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2017, 37(7): 30−35.

[21] 徐志扬. 基于 BP 神经网络的马尾松树高曲线模型 [J]. 林业调查规划, 2015, 40(2): 6−8, 73.
Xu Z Y. Height-diameter model for *Pinus massoniana* based on BP neural network[J]. Forest Inventory and Planning, 2015, 40(2): 6−8, 73.

[22] 董云飞, 孙玉军, 王轶夫, 等. 基于 BP 神经网络的杉木标准树高曲线 [J]. 东北林业大学学报, 2014, 42(7): 154−165.
Dong Y F, Sun Y J, Wang Y F, et al. Generalized height-diameter model for Chinese fir based on BP neural network[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2014, 42(7): 154−165.

[23] 和璐璐, 张萱, 章毓文, 等. 辽东山区不同坡向长白落叶松人工林树冠特征与林木生长关系 [J]. 植物生态学报, 2023, 47(11): 1−17.
He L L, Zhang X, Zhang Y W, et al. Crown characteristics and its relationship with tree growth on different slope aspects for *Larix olgensis* var. *changbaiensis* plantation in eastern Liaoning mountainous area, China[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2023, 47(11): 1−17.

[24] Looney C E, Jianwei Z. Site quality and intensive early stand management practices affect growth dominance, structural complexity, and tree growth in ponderosa pine plantations[J]. Forest Ecology and Management, 2022, 519: 120318.

[25] Ruiting L, Yujun S, Siyu Q, et al. Relative effects of climate, stand environment and tree characteristics on annual tree growth in subtropical *Cunninghamia lanceolata* forests[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2023, 342: 109711.

[26] Li Q C, Liu Z L, Jin G Z. Impacts of stand density on tree crown structure and biomass: a global meta-analysis[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2022, 326: 109181.

[27] 赵婷婷, 王冬至, 张冬燕, 等. 塞罕坝华北落叶松人工林树冠外部轮廓模型 [J]. 林业科学, 2021, 57(5): 108−118.
Zhao T T, Wang D Z, Zhang D Y, et al. Crown prediction model of *Larix principis-rupprechtii* plantation in Saihanba of Hebei Province, Northern China[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2021, 57(5): 108−118.

[28] 曾伟生, 唐守正. 利用度量误差模型方法建立相容性立木生物量方程系统 [J]. 林业科学研究, 2010, 23(6): 797−803.
Zeng W S, Tang S Z. Using measurement error model method to establish a compatible singl-tree biomass equation system[J]. Forest Research, 2010, 23(6): 797−803.

[29] 梁瑞婷, 王轶夫, 邱思玉, 等. 人工神经网络与相容性生物量模型预测单木地上生物量的比较 [J]. 应用生态学报, 2022, 33(1): 9−16.
Liang R T, Wang Y F, Qiu S Y, et al. Comparison of artificial neural networks with compatible biomass models for predicting aboveground biomass of individual tree[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2022, 33(1): 9−16.

[30] 吴明钦. 福建杉木人工林树冠结构研究 [D]. 北京: 北京林业大学, 2014.
Wu M Q. A study on crown structure of *Cunninghamia lanceolata* plantation in Fujian[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2014.

（责任编辑 范 娟
责任编委 惠刚盈）