

中国百种杰出学术期刊
中国精品科技期刊
中国科协优秀期刊
中国科学院优秀科技期刊
新中国 60 年有影响力的期刊
国家期刊奖

ISSN 1000-0933
CN 11-2031/Q

生态学报

Acta Ecologica Sinica

(Shengtai Xuebao)

第 31 卷 第 4 期
Vol.31 No.4
2011



中国生态学学会
中国科学院生态环境研究中心
科学出版社

主办
出版



中国科学院科学出版基金资助出版

生态学报

(SHENGTAI XUEBAO)

第 31 卷 第 4 期 2011 年 2 月 (半月刊)

目 次

短期增温对青藏高原高寒草甸植物群落结构和生物量的影响	李 娜,王根绪,杨 燕,等 (895)
三峡库区 9 种植物种子萌发特性及其在植被恢复中的意义	陶 敏,鲍大川,江明喜 (906)
白蜡虫及其 3 种优势寄生蜂的时空生态位	王自力,陈 勇,陈晓鸣,等 (914)
宁夏盐池荒漠草原步甲物种多样性	贺 奇,王新谱,杨贵军 (923)
脂肪酸对中华哲水蚤摄食两种海洋微藻的指示作用	刘梦坛,李超伦,孙 松 (933)
安徽菜子湖大型底栖动物的群落结构特征	徐小雨,周立志,朱文中,等 (943)
乐清湾潮间带大型底栖动物群落分布格局及其对人类活动的响应	彭 欣,谢起浪,陈少波,等 (954)
海蜇养殖对池塘底泥营养盐和大型底栖动物群落结构的影响	冯建祥,董双林,高勤峰,等 (964)
竹巴笼矮岩羊 (<i>Pseudois schaeferi</i>) 昼间行为节律和时间分配	刘国库,周材权,杨志松,等 (972)
干热河谷植物叶片,树高和种子功能性状比较	郑志兴,孙振华,张志明,等 (982)
石羊河中游沙漠化逆转过程土壤种子库的动态变化	马全林,张德魁,刘有军,等 (989)
基于 TM 影像、森林资源清查数据和人工神经网络的森林碳空间分布模拟	汪少华,张茂震,赵平安,等 (998)
山地视觉景观的 GIS 评价——以广东南昆山国家森林公园为例	裴亦书,高 峻,詹起林 (1009)
基于功能分类的城市湿地公园景观格局——以西溪湿地公园为例	李玉凤,刘红玉,郑 因,等 (1021)
水分胁迫下丛枝菌根 AM 真菌对民勤绢蒿生长与抗旱性的影响	贺学礼,高 露,赵丽莉 (1029)
农田灌溉对印度区域气候的影响模拟	毛慧琴,延晓冬,熊 喆,等 (1038)
高大气 CO ₂ 浓度下小麦旗叶光合能量利用对氮素和光强的响应	张绪成,于显枫,马一凡,等 (1046)
豌豆过氧化氢酶在烟草叶绿体中的过量表达提高了植物的抗逆性	王凤德,衣艳君,王海庆,等 (1058)
不同小麦品种对低温胁迫的反应及抗冻性评价	王树刚,王振林,王 平,等 (1064)
基于遥感与模型耦合的冬小麦生长预测	黄 彦,朱 艳,王 航,等 (1073)
喷施 ABA 对两个穗型不同小麦穗颈节伤流、穗部性状及产量的影响	崔志青,尹燕枰,田奇卓,等 (1085)
“稻鸭共生”生态系统稻季 N、P 循环	张 帆,隋 鹏,陈源泉,等 (1093)
红壤丘陵区粮食生产的生态成本	李 晓,谢永生,张应龙,等 (1101)
甘南牧区草畜平衡优化方案与管理决策	梁天刚,冯琦胜,夏文韬,等 (1111)
黄龙钙化滩流地物种-面积关系	黄宝强,罗毅波,安德军,等 (1124)
杉木人工林细根寿命的影响因素	凌 华,袁一丁,杨智杰,等 (1130)
长白落叶松林龄序列上的生物量及碳储量分配规律	巨文珍,王新杰,孙玉军 (1139)
生物肥与甲壳素和恶霉灵配施对香蕉枯萎病的防治效果	张志红,彭桂香,李华兴,等 (1149)
北京城区不同水质水体可培养细菌数量的季节动态变化	高 程,黄满荣,陶 爽,等 (1157)
专论与综述	
整树水力导度协同冠层气孔导度调节森林蒸腾	赵 平 (1164)
植物寄生对生态系统结构和功能的影响	李钧敏,董 鸣 (1174)
加拿大一枝黄花的入侵机理研究进展	杨如意,咎树婷,唐建军,等 (1185)

基于 TM 影像、森林资源清查数据和人工神经网络的森林碳空间分布模拟

汪少华^{1,2,3}, 张茂震^{1,2,3,*}, 赵平安^{1,2,3}, 陈金星^{1,2,3}

(1. 浙江农林大学 浙江省森林生态系统碳循环与固碳减排重点实验室, 临安 311300;

2. 亚热带森林培育国家重点实验室培育基地, 临安 311300; 3. 浙江农林大学环境科技学院, 临安 311300)

摘要: 森林是陆地生态系统中最大的碳库, 在全球碳平衡和减缓全球气候变化方面发挥着不可替代的作用。当前主要利用森林资源清查数据和优势树种材积源-生物量的关系进行碳储量估算, 在此基础上有效结合遥感影像数据将会更好的满足相关部门对国家和区域森林碳储量计算的需求。利用临安市 2004 年森林资源清查的 930 个样地数据和同年度 Landsat TM 影像数据, 提取 6 个波段灰度值以及与碳储量相关性相对较大的 3 个波段组合, 结合人工神经网络对研究区森林碳储量及其分布进行有效模拟。结果显示, 用误差反向传播算法训练神经网络较好的重建了森林碳密度空间分布和变化, 森林碳地上部分模拟结果与样地实测值之间的一致性良好, 全区域模拟结果森林碳平均值为 0.98 Mg (10.89 Mg/hm²), 总体森林碳密度模拟结果低于样地平均值约 13%, 进一步验证了人工神经网络在对大范围森林碳估算与模拟上具有较好的效果, 为区域森林碳储量的估测研究提供有效的方法支持。

关键词: 森林碳; 人工神经网络; 森林资源清查; TM 影像

Modelling the spatial distribution of forest carbon stocks with artificial neural network based on TM images and forest inventory data

WANG Shaohua^{1,2,3}, ZHANG Maozhen^{1,2,3,*}, ZHAO Pingan^{1,2,3}, CHEN Jinxing^{1,2,3}

1 Zhejiang Provincial Key Laboratory of Carbon in Forest Ecosystems and Carbon Sequestration, Zhejiang A&F University, Lin'an 311300, China

2 The Nurturing Station for the State Key Laboratory of Subtropical Silviculture, Lin'an 311300, China

3 School of Environmental Sciences & Technologies, Zhejiang A&F University, Lin'an 311300, China

Abstract: As the largest carbon sink in terrestrial ecosystems, forest ecosystems play an important role in balancing global carbon budget and mitigating the effect of global warming. Recently, the widely used approach for quantifying aboveground forest carbon storage is to use forest resources inventory data (FID) and the relationship between dominant tree species and its biomass. Based on this method, combining forest resources inventory data (FID) and remotely sensed images can lead to spatial distribution of predicted aboveground forest carbon storage at both regional and global scales. This method can well provide the results required by the relevant departments where decisions are made. However, how to combine the data of sample plots and image pixels to get the accurate spatial distribution of aboveground forest carbon is still a great challenge that scientists are experiencing. In this study, artificial neural networks were applied to develop models to predict aboveground forest carbon storage according to sample data and Landsat Thematic MapperTM data. A total of 930 sample plots obtained from Lin'an county forest resources inventory in 2004 were used. For each plot, aboveground forest biomass was calculated based on allometric equations of four dominant tree species from literatures. The biomass was then converted to forest carbon using standard coefficients. These values of forest carbon storage in sample plots were then used as the target values for an error back-propagation neural network (BPNN) model. At the same time, three spectral band ratios

基金项目: 国家自然科学基金项目 (30972360); 浙江省重大科技专项重点农业项目 (2008C12068)

收稿日期: 2009-12-31; **修订日期:** 2010-05-14

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zhangmaozhen@126.com

$(TM_4/(TM_5 + TM_7))$, $1/TM_2$, and $(TM_4 - TM_3)/(TM_4 + TM_3)$ computed from the Landsat TM imagery were selected based on the correlation analysis and input into the BPNN model together with the target values. In addition, suitable parameters, and structure were chosen to simulate aboveground forest carbon storage and its spatial distribution.

The results showed the BPNN algorithm could accurately generate the spatial distributions of forest carbon density and changes. The obtained estimates were quite similar to the observed values at the sample locations. The root mean square error (RMSE) of the aboveground forest carbon storage for the sample plots was 5.45 Mg/hm^2 . The correlation coefficient between predicted and observed values was 0.61 (significant at the 99% level of confidence). The mean estimate of carbon density for the whole study area was 0.98 Mg (10.89 Mg/hm^2) which was smaller than the average from the sample plots with a relative error of only 13%. Although the RMSE remained relatively large, the predictions were more accurate compared to those from previous studies.

The finding implies that artificial neural networks are a promising tool that can be used to estimate and simulate forest carbon storage and analyze forest carbon budget for large areas. However, an accurate simulation of the regional aboveground forest carbon is not only dependent on the high quality of the used images and the data of variables that are highly correlated to the aboveground forest biomass, but also determined by the algorithm that leads to the models to estimate and simulate the aboveground forest carbon. Regarding the BPNN algorithm in this paper, some inherent problems, such as being easily trapped in local minima and too slowly converged, leading to failure in searching for a global optimal solution, still exist. Consequently, further research is needed to improve and optimize the BPNN algorithm in order to obtain more accurate estimates of aboveground forest carbon at large scales.

Key Words: forest carbon; artificial neural network; forest resource inventory; TM images

随着全球变暖和京都议定书的制定,对森林碳的量化研究逐渐受到森林经营者的重视^[1-3]。森林生态系统作为天然的二氧化碳过滤器,约有 85% 的陆地生物量集中于森林植被^[4],在全球碳循环中起着举足轻重的作用,因此对森林碳储量的量化以及森林固碳能力的研究,将为森林经营与决策提供关键信息^[5-6]。准确地推算森林碳储量和它的分布是解释全球碳收支计算仍存在不平衡问题的一个关键因素^[7],也是满足京都协定制定的 CO_2 排放目标的迫切需要^[8]。

森林碳储量的估算是以森林生物量为基础,材积源-生物量法被认为是一种较好的估测森林生物量的方法^[9]。目前对大面积森林覆盖区域上碳的储量和分布的测算方法主要有:森林资源清查法、基于遥感的方法^[10]以及二者相结合的方法。森林资源清查法成本高效率低,遥感的方法虽然利用海量遥感数据易于获取的优势,且采用光谱反射值与森林生物量之间的相关关系可建立异量关联方程、回归方程、以及利用 K 最近邻域法估测森林生物量等,但由于光谱值与森林生物量间的相关性偏低,采用该类方法的预测精度普遍不高,难以满足实际需求^[11],如何有效将二者结合成为当前估测森林碳储量的趋势,张茂震等^[12]利用序列高斯协同模拟算法,结合样地数据和卫星影像数据对临安市地上部分森林碳进行了模拟和尺度转换,取得了满意的效果。

人工神经网络(ANN)是模拟人脑生物过程的智能系统,具有非线性、非局域性、非定常性等特点^[13],当无法利用多元回归分析来拟合基于数据的生物量模型时,神经网络可以实现多元回归的分析功能,又不要求变量独立。因此,可以用神经网络来估算生物量^[14]。Foody 等^[14]对婆罗洲热带雨林的生物量进行制图分析时,采用 TM 影像的 7 个波段,运用神经网络进行分析,有效提高了生物量的估算精度。之后 Foody 等^[15]基于 TM 数据提取的 10 种植被指数,采用多元回归分析和后向神经网络 2 种方法对巴西、马来群岛和泰国 3 个区域的生物量进行估算。王立海等^[16]基于 Landsat TM 遥感图像,以吉林省汪清天然林区为例,应用神经网络建立了森林生物量非线性遥感模型系统。神经网络由于其强大的非线性处理能力,能充分逼近任意复杂的非线性函数关系^[17]。利用人工神经网络来构建应用生态模型当前被广泛应用于相关领域^[18-19],采用人工神经网络来

估测森林碳储量的研究目前仍处于探索阶段。本文通过提取 2004 年临安市的 6 个波段数据以及波段组合值,结合当年地面抽样调查数据,采用神经网络模拟全市森林地上部分碳储量的分布及变化,旨在探索结合地面调查资料和遥感影像数据来获取森林碳分布的有效方法,从而在森林碳分布的定量评价研究和实践领域中为管理决策者提供一种定量分析方法。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

临安市(118°51′—119°52′E, 29°56′—30°23′N)位于浙江省西北部,全境东西相距 100km,总面积 3126 km²。研究区属中亚热带季风气候区,光照充足、雨量充沛,全年平均气温 16.4℃,全年日照时数 1847.3h,全年降雨量 1628.6mm。该区地形西北高东南低,海拔相差 1770 余 m,西北、西南部山区平均海拔在 1000m 以上,是一个山多田少的山区市,森林覆盖率达到 76.5%,其中有林地面积 240389hm²,有林地蓄积 8230576m³。根据临安市森林资源规划设计调查组得到的全市森林资源分布^[20](图 1),可以按优势树种分:松木分别占林分面积、蓄积的 21.72% 和 31.21%;杉木分别占 23.85% 和 32.83%;阔叶类分别占 37.76% 和 21.79%;经济林树种分别占 16.06% 和 13.20%。

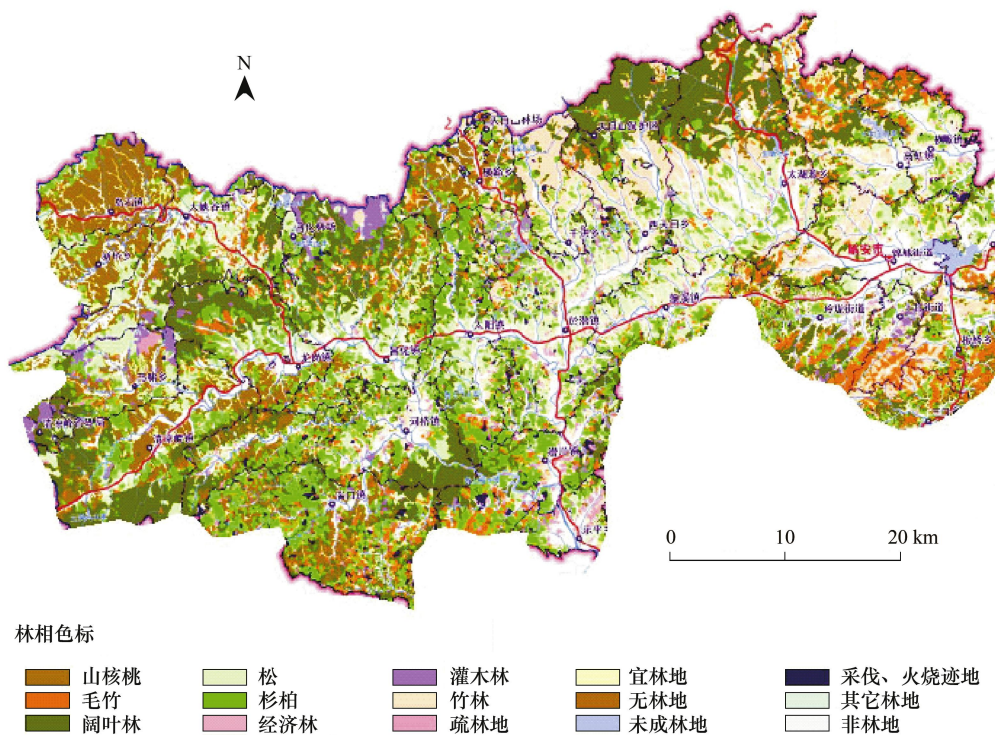


图 1 临安市森林资源分布图

Fig. 1 Distribution of forest resources in Lin'an county

1.2 数据获取与处理

采用 2004 年临安范围内样地调查数据,抽样总体为临安市行政区范围,总体面积 3126km²,总样地数 930 个,样地为 30m × 30m 正方形。遥感影像选用 2004 年临安市全境 Landsat TM 影像数据,它分别由 120(东)、119(西)两景组成,并对其进行了几何校正和辐射校正处理,总误差小于 1 个像元。

通过对地面 930 个样地每木检尺的记录,用相对生长模型^[21-24]分树种对其地上部分生物量进行估计,根据生物量与碳储量的转换系数为 0.50^[25],将其转换成样地中各树种地上部分的碳储量,分别累加样地中各树种碳储量得到整个样地森林地上部分碳储量(图 2),在样地森林地上部分碳储量的基础上估计研究区森林地上部分碳储量及其平均单位面积碳储量(碳密度);同时利用软件 Erdas 9.1 提取 930 个样地所对应的遥感图

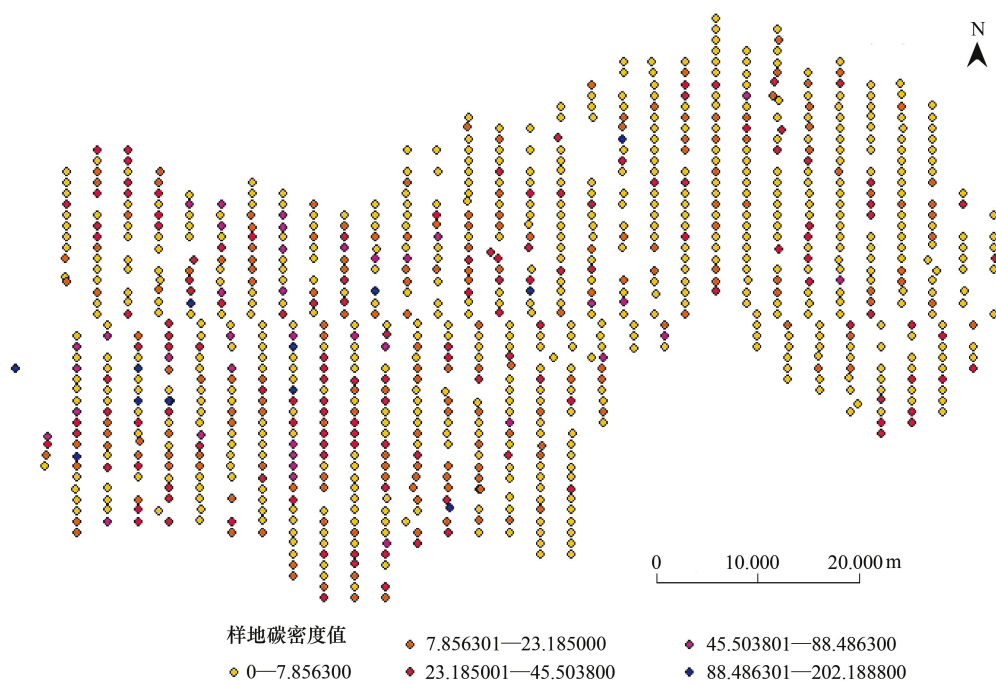


图2 样地地上部分林木碳分布
Fig.2 The values of above ground plot tree carbon

像6个波段灰度值,郭志华、国庆喜等曾以与样地相对应的TM影像上6个波段灰度值及多种波段比值作为自变量进行生物量的估测^[26-28],本文通过进行多波段不同组合比值运算,分析比较各样地碳储量与对应波段灰度值及多波段比值之间的相关性,选取其中与碳储量相关系数最大的3个波段组合:TM₄/(TM₅+TM₇)、1/TM₂、(TM₄-TM₃)/(TM₄+TM₃),作为自变量来估测森林地上部分碳储量。将这930个样地的观测值按行排列构造数据矩阵(930×4),随机选取740个样地观测值作为训练数据,建立碳储量估测模型,剩余的190个样地数据作为测试数据,用来评价神经网络预测精度(表1)。

表1 训练和测试数据的基本统计
Table 1 Descriptive statistics for training and test data set

数据集 Dataset	样点数 Sample number	平均值 Mean /(Mg/hm ²)	标准差 S. D. /(Mg/hm ²)	最小值 Minimum /(Mg/hm ²)	最大值 Maximum /(Mg/hm ²)
训练样本 Training data	740	14.00	20.47	0	202.19
测试样本 Test data	190	8.03	21.26	0	36.37

为更好地进行模型拟合,将930个样地观测数据矩阵按列归一化处理至[0,1]范围:

$$x' = (x - \min(x)) / (\max(x) - \min(x)) \tag{1}$$

式中,x'为归一化处理后观测值,x为原始观测。

1.3 人工神经网络(ANN)方法仿真建模

人工神经网络(ANN)是理论化的人脑神经网络的数学模型。使用神经网络的目的是利用其强大的非线性数据处理能力,通过对样本数据训练以得到合适的输出数据集。本研究采用的是3层神经网络结构模型(图3),网络由输入层、输出层和隐含层构成。其中数据集(x₁, x₂, ..., x_n)经过归一化处理进入人工神经网络模型输入层,输出层节点数为1(图3)。人工神经网络模型在训练过程中通过网络输出的样本预测值与实际值的误差反复对权值矩阵(w₁和w₂)进行调整,以使对任意的输入数据通过神经网络的训练都能得到合适的输出数值或向量。网络上各节点相当于一个神经元,具有一定的记忆和存储功能,每一个节点与其他层的

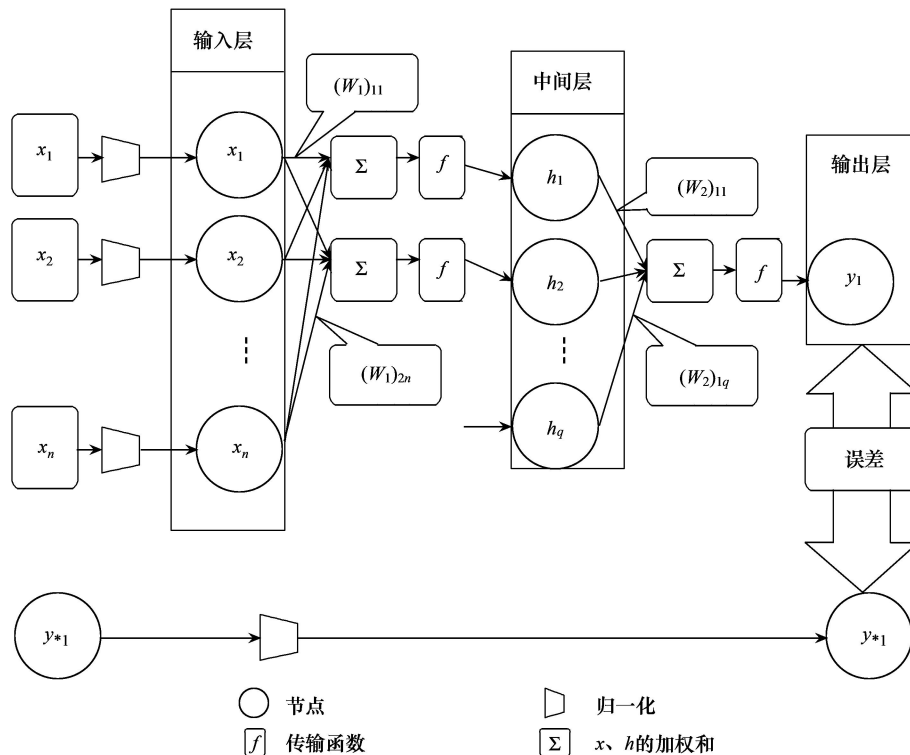


图3 人工神经网络(ANN)模型结构图

Fig.3 Schematic diagram of an artificial neural network (ANN) model

节点通过交流通道相连并行工作来处理接受到的信息。输入层将接收到的数据储存于各节点,经处理后向其他各节点输出,中间层的其他节点接受并处理后再输出,直到整个神经网络工作完毕,输出层输出最后的结果^[29]。人工神经网络数据处理包括两个过程:输出和训练。在输出过程中,神经网络由输入数据估测出合适的值作为输出值;在训练过程中,通过对输入样本数据的训练,调整神经网络的参数。

神经网络输出过程是基于矩阵计算和阈值函数的数据处理。在输入层与中间层间的数据处理用矩阵计算的形式表示为:

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^n (w_1)_{ji} x_i\right) \quad (j = 1, \dots, q) \quad (2)$$

式中, w_1 是 $q \times n$ 权值矩阵; $(w_1)_{ji}$ 表示矩阵 w_1 的第 j 行 i 列元素的对应值。权值矩阵中各元素的初始值通常随机生成。在训练样本过程中,通过对权值矩阵的调整使神经网络能够输出合适的值。这里 $f(s)$ 是取值 0 到 1 的阈值函数,选择如下 sigmoid 函数:

$$f(s) = \frac{1}{1 + \exp(-s)} \quad (3)$$

在中间层与输出层间的数据处理用矩阵计算形式简单表示为:

$$h_1 = f\left(\sum_{j=1}^q (w_2)_{1j} h_j\right) \quad (4)$$

其中 w_2 是一个 $1 \times q$ 矩阵。

使用样本数据集对人工神经网络模型进行训练过程中,神经网络的输出样本期望值与实际预测值分别用 y^* 和 y 表示,其中一个样本误差定义为 $e = (y^* - y)^2/2$ 。神经网络的训练过程就是一个通过对权值矩阵的调整使所有样本误差和 $E = \sum_{k=1}^P e_k$ 达到最小的过程,式中 P 为样本数。

本文由(图3)构造三层神经网络模型,利用软件 Matlab7.1 的神经网络工具箱及其相关程序处理,以各样

地对应点的 6 个波段及 3 个波段组合作为神经网络输入变量,各样地森林地上部分碳密度作为网络输出期望值,对神经网络进行训练以及仿真,并通过反复调整神经网络参数,评价分析该参数对神经网络性能的影响,进而构建合适的神经网络模型,以达到满意的仿真效果。

2 结果与分析

2.1 模拟结果

提取全区域相应影像数据经预处理后输入已构建好的神经网络模型,该神经网络模型是由整个 930 个样地观测数据中的 740 个数据进行训练,用剩余的 190 个观测数据作为测试数据来评价训练后的网络模型的预测精度,通过多次训练并调整神经网络目标误差以及隐含层神经元个数,从而选取预测精度高的作为神经网络模型对全区域森

林碳进行估测模拟,对神经网络输出结果进行反归一化得到森林碳储量的预测值。由于地面正方形样地边长 28.28m,与 TM 影像像元大小吻合,因此模拟输出的碳值与整个区域影像的像元相对应,利用 Matlab 7.1 将预测的森林碳值转换成原始 TM 影像大小的数量矩阵以 tif 文件格式保存,将其输入 Erdas 9.1 转化成灰度值为森林碳值的 img 文件,得到临安市地上部分森林碳模拟结果(图 4),将图 2 与图 4 在 ArcGIS 9.2 中进行叠加得到样地碳密度值与临安森林碳模拟结果的叠加图(图 5)。其中模拟单元大小为 30m×30m。

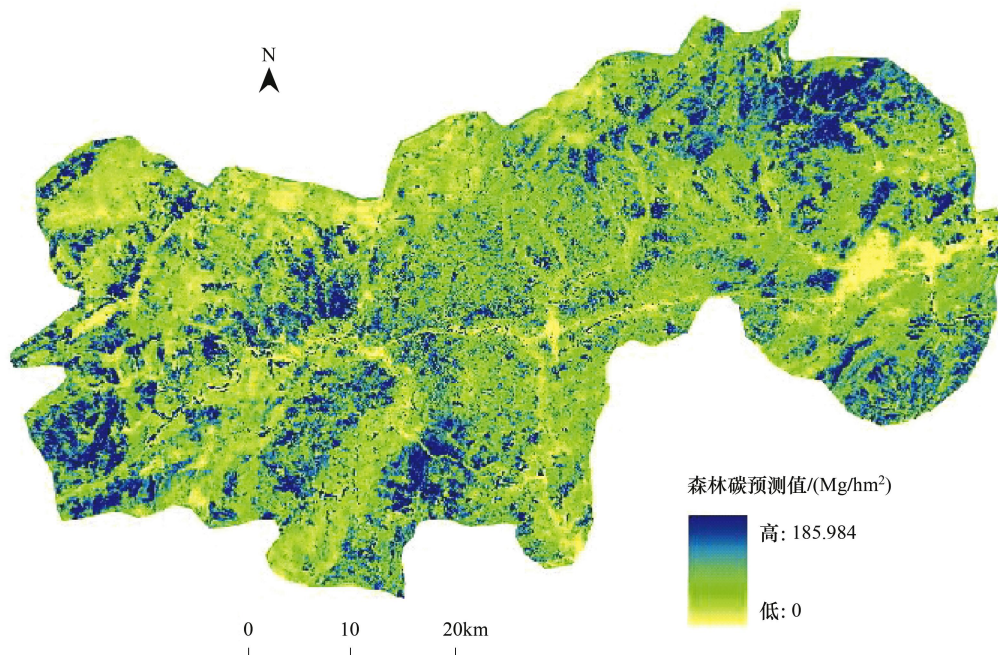


图 4 临安市地上部分森林碳模拟结果

Fig. 4 Estimation map of forest carbon (above-ground) for Lin'an County

2.2 结果分析

模拟结果与地面样地的实际量比较,是反映模拟结果正确性的重要指标。将模拟图与地面样地分布图叠加,以便直观反映模拟结果与样地森林碳密度的符合程度(图 5)。由图 5 可以看出,森林碳模拟结果与对应样地实测值在整体上具有较好的一致性。样地实测值比较高的区域,模拟值也比较高,反之亦然。总体上看,森林主要集中于西南区域,森林碳密度大,模拟结果和样地数据均反映了这一特点。其中由模拟图可以明显看出研究区东部的水库以及中南部的河流区域,碳密度估测值显著低于周围区域,说明该区域模拟结果与实际相符。因此,利用神经网络模型进行仿真可以真实的再现森林碳密度的分布空间格局。

研究区平均每个样地森林地上部分碳储量为 1.01Mg,样地平均碳密度为 12.59Mg/hm²。图 4 中,采用人工神经网络模拟整个研究区域森林碳平均值为 0.98Mg,总体平均森林碳密度为 10.89 Mg/hm²,总体森林碳

密度模拟结果低于样地平均值约 13% ,与实际相符合。

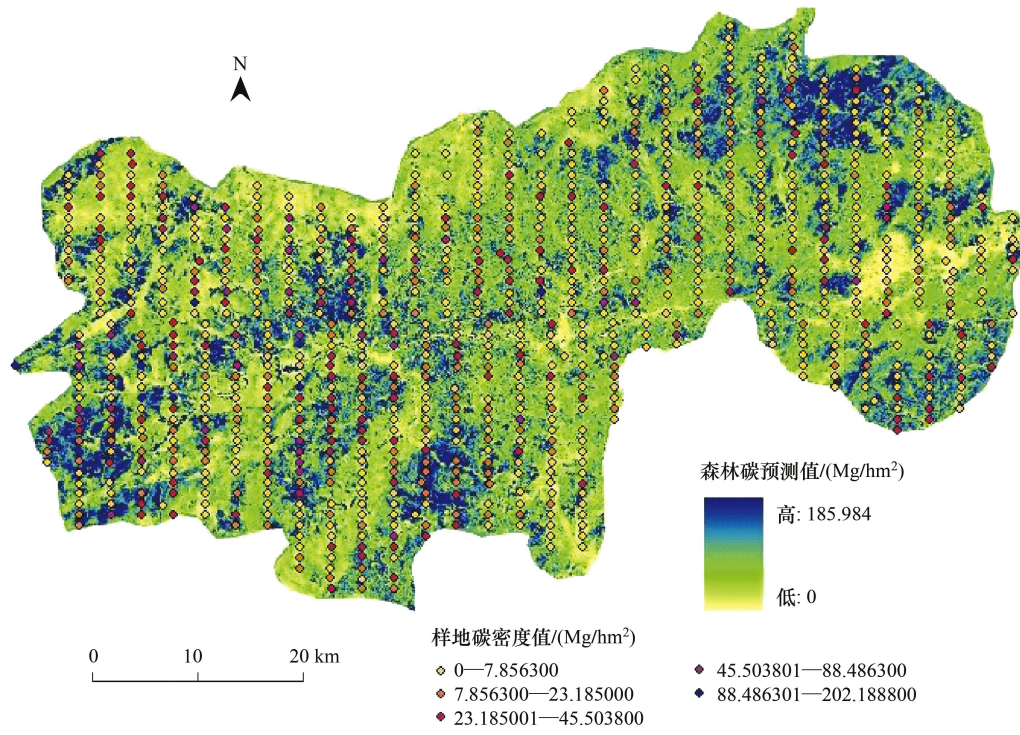


图5 模拟结果空间分布与样地实测值比较

Fig.5 Spatial distribution of the simulated values compared with the plot values

对所选取的做为测试数据的 190 个样地实测数据与对应模拟结果进行比较(图 6),可以看出吻合度良好,预测值与样地实测值之间的相关系数为 61.00%,预测值相对于实测值的均方根误差为 5.45Mg/hm²。样地森林碳预测值与测试值的偏差以及两者间的散点图关系(图 7,图 8),其偏差平均值为 3.03Mg/hm²,由图 8 可以看出,样地测试值与预测值之间具有较好的接近程度,决定系数为 0.37。在图 8 中大部分样本点的估计值要高于实测值,通过对预测值与实测值进行配对 *T* 检验(表 2),显示两组数据差异性不显著($P < 0.001$)。以上均从数值上反映了采用神经网络模拟的结果与样地实测值之间的一致性。

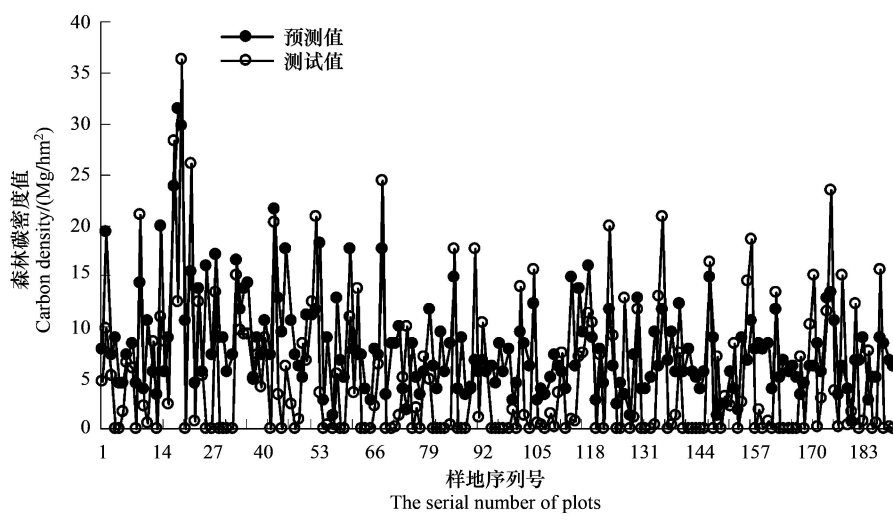


图6 人工神经网络样地森林地上部分碳储量预测值与测试值比较

Fig.6 The comparison of above-ground plot forest carbon between estimates by ANN and test data

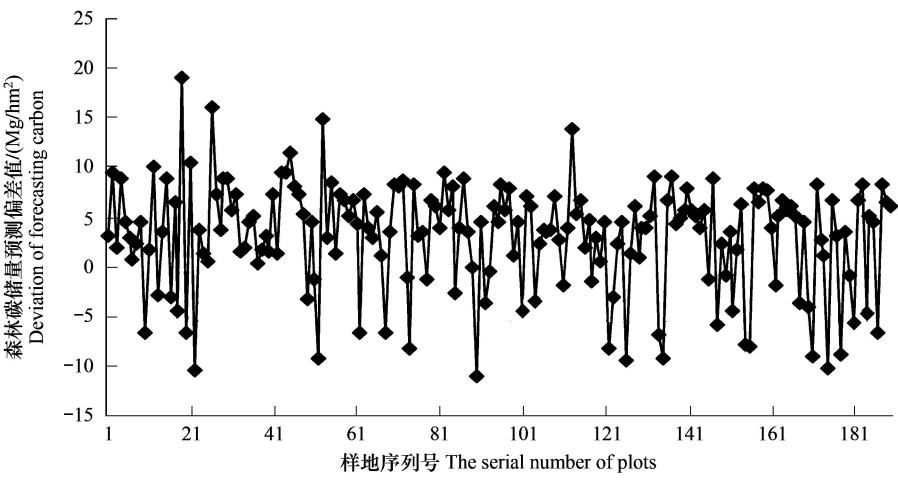


图 7 人工神经网络森林碳储量预测误差曲线

Fig. 7 Deviation curves of forest carbon by artificial neural network

在模拟结果图 4 中,也有少部分点与样地实测值相差较大,这可能与地面样地的定位误差有关,由于 Landsat TM 影像空间分辨率为 30m × 30m,当地面样地定位误差大于 30m 时,样地很可能会落入另外一个像元,从而使模拟结果产生偏差。遥感影像数据的质量对模拟结果也有较大影响。同时,整体上看在图 4 东北部分区域的模拟结果略高于对应样地实测值,这是由神经网络算法本身的固有缺陷造成,本研究采用误差反向传播算法(BP 算法)来训练神经网络,而该算法在模拟预测过程中易陷入局部最优,从而导致了部分区域模拟结果偏高。

3 结论与讨论

人工神经网络方法被广泛的利用于应用生态模型中^[18-19]。本文采用误差反向传播算法训练神经网络,通过分析选取合适的网络参数构建人工神经网络模型,结合地面样地数据与遥感影像数据,对临安市森林碳分布进行了仿真模拟,获得了具有一定精度保证的区域森林碳分布图,与王立海等^[16]运用神经网络模拟吉林省汪清天然林区森林生物量相比,本研究从更大的区域尺度上对森林生物量以及碳储量进行了估算和模拟。研究区每个样地地上部分森林碳的平均值为 1.01Mg (12.59Mg/hm²),模拟的全区域地上部分森林碳平均值为 0.98Mg(10.89 Mg/hm²),在分布上模拟结果与地面样地实测数据以及遥感影像数据的特征吻合程度较好,真实再现了森林碳储量的分布情况,为森林的规划及管理提供依据,而且森林碳分布图直观易懂,具有实际指导意义。

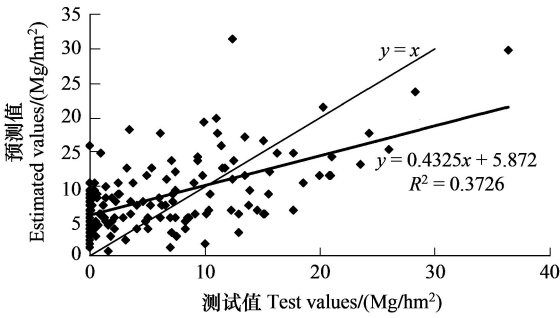


图 8 森林碳预测值与测试值的关系

Fig. 8 Relationship between the estimated and test values of forest carbon

表 2 森林碳储量测试值与预测值的 T 检验结果

Table 2 Result of paired-samples T tests of the test and predicted value for forest carbon

均值 Mean	标准差 SD	标准误 SE	95% 置信区间 95% Confidence interval of the difference		t	显著性 Sig. (2-tailed)
			下限 Lower	上限 Upper		
3.03	5.45	0.40	2.25	3.82	7.63	<0.001

国家森林资源清查数据和遥感数据容易获取,森林资源清查样地数据与 TM 影像数据在空间分辨率上具有良好的一致性,其空间分辨率都为 30m × 30m 水平,从而使利用遥感数据来估测模拟森林生物量以及碳的空间分布成为可能。邢素丽^[30]、郭志华^[26]等利用 TM 波段的信息及其线性和非线性组合,建立估算生物量的回归模型,在本研究中,经过分析选取与对应样地森林碳相关性最大的 3 个波段组合,作为自变量建立估测森林碳的模型,但相关系数均在 0.3 至 0.4 之间。在以往诸多研究中表明,单个波段信息对生物量的相关系数偏低,不能很好的估测生物量^[31],这样就需要使用多元估测生物量的方法或者非线性理论来揭示遥感因子与森林生物量之间的关系,因此在本文中利用神经网络强大的非线性逼近能力建立 3 个波段组合与森林碳的神经网络模型,模拟结果显示与实际相符合,预测值与实测值的相关性达到 0.61,较好的实现了利用遥感影像数据,结合森林资源清查资料来对森林碳储量的估测。

模拟结果产生的偏差除了与影像的几何纠正以及地面样地的坐标是否准确有关外,神经网络结构本身也决定着模拟预测精度。在创建神经网络结构过程中,选取对数 S 形函数做为神经元的传递函数,中间层神经元个数为 12,设定不同的目标误差得到不同的输出结果。以经归一化处理的 740 个样地数据作为输入数据,用 trainlm 训练网络比较 0.01、0.008 和 0.005 三个不同的目标误差设定对网络性能的影响,结果如表 3。残

差与均方根误差为: $RER = \frac{1}{N} \sum_i (y_i^* - y_i)$ 和 $RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i (y_i^* - y_i)^2}$, 其中: RER 是所有样地的残差; $RMSE$ 是所有样地的均方根误差; y_i^* 是实测值,网络的目标输出; y_i 是网络的实际输出; N 是样地个数。从表 3 可以看出,对网络目标误差设定的值越小,并不意味着预测精度会随之提高,误差设定为 0.005 的残差与均方根误差明显要比 0.008 和 0.01 时大,并通过与实测样地的均值以及最值(表 1)的比较,以 0.008 作为目标误差比其他的值具有更高的精度。神经网络结构的中间层亦称为隐含层,以 0.008 做为目标误差,用 logsig 做为神经元的传递函数,将 740 个样地数据做为输入数据,试验了 12、13、15 个神经元对预测精度的影响,结果发现:12 个神经元时的估测精度最好,而对神经元个数的增加并不能显著提高模型仿真估测精度(表 4)。因此对神经网络目标误差的设定,隐含层神经元的个数多少,应该视具体情况而确定,其原则是相同前提下使仿真模型具有更高的预报精度。在训练神经网络的算法选取上,本文采用误差反向传播算法训练网络,虽然模拟结果的整体分布情况与实际样地值吻合度较好,但由于该算法收敛速度慢并且容易使模拟结果陷入局部最优,从而使部分区域的预测结果与实测值存在偏差,影响了模型的模拟仿真质量。

表 3 人工神经网络目标误差的选择对网络性能的影响比较

Table 3 Comparison of affection on network performance of different MSE goal

目标误差 MSE goal	训练次数 Training epochs	残差 RER	均方根误差 RMSE	均值 Mean/(Mg/hm ²)	最小值 Minimum /(Mg/hm ²)	最大值 Maximum /(Mg/hm ²)
0.01	2	-7.09	20.96	19.68	0	32.86
0.01	4	-0.43	20.83	13.02	6.83	15.77
0.008	10	2.84	20.32	9.74	0.13	50.65
0.008	17	8.67	22.08	10.92	0.01	20.14
0.005	62	-12.29	61.88	24.88	0	202.19
0.005	46	-14.71	51.52	27.29	0	191.88

表 4 隐含层神经元个数对网络性能的影响

Table 4 Comparison of affection on network performance of different size of middle layer

神经元个数 Number of nerve cell	目标误差 MSE goal	训练次数 Training epochs	残差 RER	均方根误差 RMSE	均值 Means
12	0.008	10	2.85	20.32	9.74
13	0.008	12	-11.66	30.82	29.22
15	0.008	6	-22.55	37.03	35.14

因此,通过改进误差反向传播算法来提高其训练神经网络的收敛速度,避免模拟结果易于陷入局部最优,从而实现对森林碳空间分布的更准确模拟,将是下一步研究的重点。

致谢:感谢美国南伊利诺伊斯大学王广兴教授对本文写作的帮助。

References:

- [1] Kurz W A, Apps M J. A 70-year retrospective analysis of carbon fluxes in the Canadian forest sector. *Ecological Applications*, 1999, 9(2): 526-547.
- [2] Phillips D L, Brown S L, Schroeder P E, Birdsey R A. Toward error analysis of large-scale forest carbon budgets. *Global Ecology and Biogeography*, 2000, 9: 305-313.
- [3] Sohngen B, Mendelsohn R. An optimal control model of forest carbon sequestration. *American Journal of Agricultural Economics*, 2003, 85(2): 448-457.
- [4] Cao M, Woodward F I. Net primary and ecosystem production and carbon stocks of terrestrial ecosystems and their responses to climate change. *Global Change Biology*, 1998, 4: 185-198.
- [5] Heath L S, Smith J E. An assessment of uncertainty in forest carbon budget projections. *Environmental Science and Policy*, 2000, 3(2-3): 73-82.
- [6] Smith J E, Heath L S. Identifying influences on model uncertainty: an application using a forest carbon budget model. *Environmental Management*, 2001, 27(2): 253-267.
- [7] Fang J Y. Forest biomass carbon pool of middle and high latitudes in the north hemisphere is probably much smaller than present estimates. *Acta Phytocologica Sinica*, 2000, 24(5): 635-638.
- [8] Brown S L, Schroeder P E. Spatial patterns of aboveground production and mortality of woody biomass for eastern US forests. *Ecological Applications*, 1999, 9(3): 968-980.
- [9] Liu G H, Fu B J, Fang J Y. Carbon dynamics of Chinese forests and its contribution to global carbon balance. *Acta Ecologica Sinica*, 2000, 20(5): 733-740.
- [10] Krankina O N, Harmon M E, Cohen W B, Oetter D R, Zyrina O, Duane M V. Carbon stores, sinks, and sources in forests of Northwestern Russia: can we reconcile forest inventories with remote sensing results? *Climatic Change*, 2004, 67(2-3): 257-272.
- [11] Liu Z H, Chang Y, Chen H W. Estimation of forest volume in Huzhong forest area based on RS, GIS and ANN. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2008, 19(9): 1891-1896.
- [12] Zhang M Z, Wang G X, Zhou G M, Ge H L, Xu L H, Zhou Y Z. Mapping of forest carbon by combining forest inventory data and satellite images with co-simulation based up-scaling method. *Acta Ecologica Sinica*, 2009, 29(6): 2919-2928.
- [13] He H Y, Guo Z H, Xiao W F. Application of remote sensing in forest aboveground biomass estimation. *Chinese Journal of Ecology*, 2007, 26(8): 1317-1322.
- [14] Foody G M, Cutler M E, Mcmorrow J, Pelz D, Tangki H, Boyd D S. Mapping the biomass of bornean tropical rain forest from remotely sensed data. *Global Ecology and Biogeography*, 2001, 10(4): 379-387.
- [15] Foody G M, Boyd D S, Cutler M E. Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(4): 463-474.
- [16] Wang L H, Xing Y Q. Remote sensing estimation of natural forest biomass based on an artificial neural network. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2008, 19(2): 261-266.
- [17] Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 1989, 2(5): 359-366.
- [18] Lek S, Gu gan J F. Artificial neural networks as a tool in ecological modelling, an introduction. *Ecological Modelling*, 1999, 120(2-3): 65-73.
- [19] Recknagel F. Applications of machine learning to ecological modelling. *Ecological Modelling*, 2001, 146(1-3): 303-310.
- [20] Shen Z J. Forest Resources Survey Results Compiled in Lin'an city. Hangzhou: Lin'an Forestry Bureau, 2006: 59.
- [21] Yan W D, Tian D L, He G X. Biomass distribution and dynamics of Chinese Fir plantation in Hui Tong. *Forest Resources Management*, 2003(2): 5-7.
- [22] Wang Z, Zhang X L. Study on the models for overground biomass of Pinus massoniana in Zhoushan Region of Zhejiang. *Forest Inventory and Planning*, 2006, 31(5): 103-105.
- [23] Wu Z M, Sun Q X, Chen M G. Biomass and nutrient accumulation of poplar plantation on beach land in Yangtse River in Anhui Province. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2001, 12(6): 806-810.
- [24] Guan D Y, Huang G Q. Studies on the biomass and its predictive models of Castanopsis fissa natural forest. *Journal of Fujian Forestry Science and*

Technology, 2000, (6): 34-36.

- [25] Wang X K, Feng Z W, Ouyang Z Y. Vegetation carbon storage and density of forest ecosystems in China. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2001, 12(1): 13-16.
- [26] Guo Z H, Peng S L, Wang B S. Estimating forest biomass in Western Guangdong using Landsat TM Data. *Acta Ecologica Sinica*, 2002, 22(9): 1832-1839.
- [27] Guo Q X, Zhang F. Estimation of forest biomass based on remote sensing. *Journal of Northeast Forest University*, 2003, 31(2): 13-16.
- [28] Fazakas Z, Nilsson M, Olsson H. Regional forest biomass and wood volume estimation using satellite data and ancillary data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1999, 98/99: 417-425.
- [29] Han L Q. *Artificial Neural Network Theory, Design and Application*. Beijing: Chemical Industry Press, 2007: 106-109.
- [30] Xing S L, Zhang G L, Liu H T, Wang D B. The estimating model of *larix gmelinii* forests Biomass using Landsat ETM Data. *Journal of Fujian College of Forestry*, 2004, 24(2): 153-156.
- [31] Cheng W X, Yang C J, Zhou J M, Zhou W C, Liu Y C. Research summary of forest volume quantitative estimation based on remote sensing technology. *Journal of Anhui Agricultural Science*, 2009, 37(16): 7746-7750.

参考文献:

- [7] 方精云. 北半球中高纬度的森林碳库可能远小于目前的估算. *植物生态学报*, 2000, 24(5): 635-638.
- [9] 刘国华, 傅伯杰, 方精云. 中国森林碳动态及其对全球碳平衡的贡献. *生态学报*, 2000, 20(5): 733-740.
- [11] 刘志华, 常禹, 陈宏伟. 基于遥感、地理信息系统和人工神经网络的呼中林区森林蓄积量估测. *应用生态学报*, 2008, 19(9): 1891-1896.
- [12] 张茂震, 王广兴, 周国模, 葛宏立, 徐丽华, 周元中. 基于森林资源清查、卫星影像数据与随机协同模拟尺度转换方法的森林碳制图. *生态学报*, 2009, 29(6): 2919-2928.
- [13] 何红艳, 郭志华, 肖文发. 遥感在森林地上生物量估算中的应用. *生态学杂志*, 2007, 26(8): 1317-1322.
- [16] 王立海, 邢艳秋. 基于人工神经网络的天然林生物量遥感估测. *应用生态学报*, 2008, 19(2): 261-266.
- [20] 沈志军. 临安市森林资源规划设计调查成果汇编. 杭州: 临安市林业局, 2006: 59.
- [21] 闫文德, 田大伦, 何功秀. 湖南会同第2代杉木人工林乔木层生物量的分布格局. *林业资源管理*, 2003, (2): 5-7.
- [22] 王震, 张晓丽. 浙江舟山地区马尾松地上生物量模型研究. *林业调查规划*, 2006, 31(5): 103-105.
- [23] 吴泽民, 孙启祥, 陈美工. 安徽长江滩地杨树人工林生物量和养分积累. *应用生态学报*. 2001, 12(6): 806-810.
- [24] 管大跃, 黄国泉. 闽粤栲天然林生物量及预测模型研究. *福建林业科技*, 2000, (6): 34-36.
- [25] 王效科, 冯宗炜, 欧阳志云. 中国森林生态系统的植物碳储量和碳密度研究. *应用生态学报*, 2001, 12(1): 13-16.
- [26] 郭志华, 彭少麟, 王伯荪. 利用 TM 数据提取粤西地区的森林生物量. *生态学报*, 2002, 22(9): 1832-1839.
- [27] 国庆喜, 张峰. 基于遥感信息估测森林的生物量. *东北林业大学学报*, 2003, 31(2): 13-16.
- [29] 韩力群. *人工神经网络理论、设计与应用*. 北京: 化学工业出版社, 2007: 106-109.
- [30] 邢素丽, 张广录, 刘慧涛, 王道波. 基于 Landsat ETM 数据的落叶松林生物量估算模式. *福建林学院学报*, 2004, 24(2): 153-156.
- [31] 程武学, 杨存建, 周介铭, 周万村, 刘悦翠. 森林蓄积量遥感定量估测研究综述. *安徽农业科学*, 2009, 37(16): 7746-7750.

ACTA ECOLOGICA SINICA Vol. 31, No. 4 February, 2011 (Semimonthly)

CONTENTS

Short-term effects of temperature enhancement on community structure and biomass of alpine meadow in the Qinghai-Tibet Plateau	LI Na, WANG Genxu, YANG Yan, et al (895)
Effects of submergence on seed germination of nine annual plant species in the Three Gorges Reservoir region and their implication to vegetation restoration	TAO Min, BAO Dachuan, JIANG Mingxi (906)
Temporal-spatial niches of Chinese White Wax Scale insect (<i>Ericerus pela</i>) and its three dominant parasitoid wasps	WANG Zili, CHEN Yong, CHEN Xiaoming, et al (914)
Species diversity of carabid beetles in desert-steppe in Yanchi of Ningxia, China	HE Qi, WANG Xinpu, YANG Guijun (923)
Identification of trophic relationships between marine algae and the copepod <i>Calanus sinicus</i> in a fatty acid approach	LIU Mengtan, LI Chaolun, SUN Song (933)
Community structure of macrozoobenthos in Caizi Lake, China	XU Xiaoyu, ZHOU Lizhi, ZHU Wenzhong, et al (943)
The community distribution pattern of intertidal macrozoobenthos and the responses to human activities in Yueqing Bay	PENG Xin, XIE Qilang, CHEN Shaobo, et al (954)
The effects of jellyfish (<i>Rhopilema esculentum</i> Kishinouye) farming on the sediment nutrients and macrobenthic community	FENG Jianxiang, DONG Shuanglin, GAO Qinfeng, et al (964)
Diurnal activity rhythm and time budgets of the Dwarf Blue Sheep (<i>Pseudois schaeferi</i>) in Zhubalong Nature Reserve	LIU Guoku, ZHOU Caiquan, YANG Zhisong, et al (972)
Comparison of leaf, height and seed functional traits of species in dry-hot valleys	ZHENG Zhixing, SUN Zhenhua, ZHANG Zhiming, et al (982)
Dynamics of soil seed banks in the reversion process of desertification in the middle reaches of the Shiyang River	MA Quanlin, ZHANG Dekui, LIU Youjun, et al (989)
Modelling the spatial distribution of forest carbon stocks with artificial neural network based on TM images and forest inventory data	WANG Shaohua, ZHANG Maozhen, ZHAO Pingan, et al (998)
The GIS-based visual landscape evaluation in mountain area: a case study of Mount Nan-kun National Forest Park, Guangdong Province	QIU Yishu, GAO Jun, ZHAN Qilin (1009)
A functional classification method for examining landscape pattern of urban wetland park: a case study on Xixi Wetland Park, China	LI Yufeng, LIU Hongyu, ZHENG Nan, et al (1021)
Effects of AM fungi on the growth and drought resistance of <i>Seriphidium minchinense</i> under water stress	HE Xueli, GAO Lu, ZHAO Lili (1029)
Modeled impact of irrigation on regional climate in India	MAO Huiqin, YAN Xiaodong, XIONG Zhe, et al (1038)
The responses of photosynthetic energy use in wheat flag leaves to nitrogen application rates and light density under elevated atmospheric CO ₂ concentration	ZHANG Xucheng, YU Xianfeng, MA Yifan, et al (1046)
Enhanced drought and photooxidation tolerance of transgenic tobacco plants overexpressing pea catalase in chloroplasts	WANG Fengde, YI Yanjun, WANG Haiqing, et al (1058)
Evaluation of wheat freezing resistance based on the responses of the physiological indices to low temperature stress	WANG Shugang, WANG Zhenlin, WANG Ping, et al (1064)
Predicting winter wheat growth based on integrating remote sensing and crop growth modeling techniques	HUANG Yan, ZHU Yan, WANG Hang, et al (1073)
Effects of spraying ABA on bleeding intensity in neck-panicle node, spike traits and grain yields of two different panicle-type winter wheat	CUI Zhiqing, YIN Yanping, TIAN Qizhuo, et al (1085)
Nitrogen and phosphorus cycling from rice-duck mutual ecosystem during late rice growth season	ZHANG Fan, SUI Peng, CHEN Yuanquan, et al (1093)
Initial exploration of the ecological costs of food production in the hilly red soil region of Southern China	LI Xiao, XIE Yongsheng, ZHANG Yinglong, et al (1101)
Optimization strategy and management decision-making in balancing forage and livestock in Gannan pastoral area	LIANG Tiangang, FENG Qisheng, XIA Wentao, et al (1111)
Species-area relationship in travertine area in Huanglong valley, Sichuan	HUANG Baoqiang, LUO Yibo, AN Dejun, et al (1124)
Influencing factors of fine root lifespans in two Chinese fir plantations in subtropical China	LING Hua, YUAN Yiding, YANG Zhijie, et al (1130)
Age structure effects on stand biomass and carbon storage distribution of <i>Larix olgensis</i> plantation	JU Wenzhen, WANG Xinjie, WANG Xinjie (1139)
Effects on controlling banana Fusarium wilt by bio-fertilizer, chitosan, hymexazol and their combinations	ZHANG Zhihong, PENG Guixiang, LI Huaxing, et al (1149)
Seasonal dynamics of culturable bacterium numbers in freshwater bodies of different water quality in Beijing	GAO Cheng, HUANG Manrong, TAO Shuang, et al (1157)
Review and Monograph	
On the coordinated regulation of forest transpiration by hydraulic conductance and canopy stomatal conductance	ZHAO Ping (1164)
Impacts of plant parasitism on structure and function of ecosystems	LI Junmin, DONG Ming (1174)
Invasion mechanisms of <i>Solidago canadensis</i> L.: a review	YANG Ruyi, ZAN Shuting, TANG Jianjun, et al (1185)

2009 年度生物学科总被引频次和影响力因子前 10 名期刊*

(源于 2010 年版 CSTPCD 数据库)

排序 Order	期刊 Journal	总被引频次 Total citation	排序 Order	期刊 Journal	影响力因子 Impact factor
1	生态学报	11764	1	生态学报	1.812
2	应用生态学报	9430	2	植物生态学报	1.771
3	植物生态学报	4384	3	应用生态学报	1.733
4	西北植物学报	4177	4	生物多样性	1.553
5	生态学杂志	4048	5	生态学杂志	1.396
6	植物生理学通讯	3362	6	西北植物学报	0.986
7	JOURNAL OF INTEGRATIVE PLANT BIOLOGY	3327	7	兽类学报	0.894
8	MOLECULAR PLANT	1788	8	CELL RESEARCH	0.873
9	水生生物学报	1773	9	植物学报	0.841
10	遗传学报	1667	10	植物研究	0.809

★《生态学报》2009 年在核心版的 1964 种科技期刊排序中总被引频次 11764 次,全国排名第 1;影响力因子 1.812,全国排名第 14;第 1—9 届连续 9 年入围中国百种杰出学术期刊;中国精品科技期刊

编辑部主任: 孔红梅

执行编辑: 刘天星 段 靖

生态学报
(SHENGTAI XUEBAO)
(半月刊 1981 年 3 月创刊)
第 31 卷 第 4 期 (2011 年 2 月)

ACTA ECOLOGICA SINICA
(Semimonthly, Started in 1981)
Vol. 31 No. 4 2011

编辑	《生态学报》编辑部 地址:北京海淀区双清路 18 号 邮政编码:100085 电话:(010)62941099 www.ecologica.cn shengtaixuebao@rcees.ac.cn	Edited by	Editorial board of ACTA ECOLOGICA SINICA Add:18, Shuangqing Street, Haidian, Beijing 100085, China Tel:(010)62941099 www.ecologica.cn Shengtaixuebao@rcees.ac.cn
主编	冯宗炜	Editor-in-chief	FENG Zong-Wei
主管	中国科学技术协会	Supervised by	China Association for Science and Technology
主办	中国生态学会 中国科学院生态环境研究中心 地址:北京海淀区双清路 18 号 邮政编码:100085	Sponsored by	Ecological Society of China Research Center for Eco-environmental Sciences, CAS Add:18, Shuangqing Street, Haidian, Beijing 100085, China
出版	科学出版社 地址:北京东黄城根北街 16 号 邮政编码:100717	Published by	Science Press Add:16 Donghuangchenggen North Street, Beijing 100717, China
印刷	北京北林印刷厂	Printed by	Beijing Bei Lin Printing House, Beijing 100083, China
发行	科学出版社 地址:东黄城根北街 16 号 邮政编码:100717 电话:(010)64034563 E-mail:journal@cspg.net	Distributed by	Science Press Add:16 Donghuangchenggen North Street, Beijing 100717, China Tel:(010)64034563 E-mail:journal@cspg.net
订购	全国各地邮局	Domestic	All Local Post Offices in China
国外发行	中国国际图书贸易总公司 地址:北京 399 信箱 邮政编码:100044	Foreign	China International Book Trading Corporation Add:P. O. Box 399 Beijing 100044, China
广告经营 许可证	京海工商广字第 8013 号		

