

基于 Landsat 8 的深圳市森林碳储量遥感反演研究

邹 琪^{1,2}, 孙 华^{1,2}, 王广兴^{1,2,3*}, 林 辉^{1,2}, 谭一凡⁴, 马中刚^{1,2}

(1. 中南林业科技大学 林业遥感信息工程研究中心, 湖南 长沙 410004; 2. 林业遥感大数据与生态安全湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410004;
3. Department of Geography, Southern Illinois University at Carbon dale, IL 62901 USA; 4. 深圳市仙湖植物园, 广东 深圳 518004)

摘 要:以 2014 年 Landsat 8 遥感影像为数据源,研究了深圳市森林碳储量遥感反演模型的构建及其空间分布情况,对城市生态系统碳循环研究具有重要意义。采用分层随机抽样的方式布设 168 个样地,结合外业样地数据,从遥感影像中提取 31 个植被指数作为自变量,分别构建了多元线性回归模型、Logistic 回归模型和 Radical Basis Function(RBF)径向基函数神经网络模型,进而估算该地区的森林碳储量并比较分析。结果表明,RBF 神经网络模型的估算精度最高,决定系数最大且均方根误差最小,分别为 $0.829\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 和 $9.131\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$; Logistic 回归模型估算精度次之,决定系数和均方根误差分别为 $0.523\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 和 $11.821\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$; 多元线性回归模型估算精度最低,决定系数最小,均方根误差最大,分别为 $0.438\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 和 $12.870\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 。可见,RBF 神经网络模型能更好地模拟森林碳储量与各个因子之间的关系。研究区森林碳储量的空间分布特点表现为东南沿海部分碳储量大,中西部城市经济开发区碳储量小,与实际森林分布基本一致。
关键词:碳储量;多元线性回归模型;Logistic 回归模型;RBF 径向基函数神经网络;遥感影像;深圳市
中图分类号:S127 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-7461(2017)04-0164-08

Remote Sensing Retrieval of Forest Carbon Storage in Shenzhen Based on
Landsat 8 Images

ZOU Qi^{1,2}, SUN Hua^{1,2}, WANG Guang-xing^{1,2,3*}, LIN Hui^{1,2}, TAN Yi-fan⁴, MA Zhong-gang^{1,2}

(1. Research Center of Forestry Remote Sensing and Information Engineering, Central South University of Forestry and Technology, Changsha, Hunan 410004, China; 2. Key Laboratory of Forestry Remote Sensing Based Big Data & Ecological Security for Hunan Province, Changsha, Hunan 410004, China; 3. Deptment of Geography, Southern Illinois University at Carbondale, IL 62901, USA; 4. Xianhu Botanic Garden of Shenzhen, Shenzhen, Guangdong 518004, China)

Abstract: With Landsat 8 remote sensing images acquired in 2014 as datum source, remote sensing retrieval of forest carbon storage in Shenzhen was conducted and the spatial distribution was analyzed. A total of 168 sample plots were selected by a stratified random sampling procedure. A total of 31 vegetation indices were extracted from the images and used as independent variables, and urban forest carbon storage from field sampling plots was a dependent variable. Multivariate-stepwise regression model, Logistic regression model and radical basis function (RBF) neural network model were developed to estimate forest carbon storage of the study area. The results showed that: the estimation accuracy of RBF neural network model was the highest with the greatest determination coefficient and smallest root mean square error (RMSE) of 0.829 and $9.131\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$, respectively; the determination coefficient and RMSE of Logistic regression model were 0.523 and $11.821\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$, taking the second place. Multi-stepwise regression model had the lowest

收稿日期: 2016-11-06 修回日期: 2017-03-06

基金项目: 中国博士后科学基金项目(2014M562147); 湖南省百人计划特聘教授资助项目(0990); 深圳市仙湖植物园课题: “深圳市绿地碳汇计量与方法研究”(8858)。

作者简介: 邹 琪, 女, 硕士, 研究方向: 森林碳汇模拟。E-mail: zouqi9011@163.com

* 通信作者: 王广兴, 男, 教授, 博士, 研究方向: 遥感与地理信息系统、全球气候变化和森林碳汇模拟。E-mail: gxwang@siu.edu

estimation accuracy with the determination coefficient and RMSE of 0.662 and 12.870 t · hm⁻². Therefore, the relationship between urban forest carbon and image derived spectral variables could be modeled and described better by RBF neural network model. The spatial distribution of forest carbon storage of the study area was characterized by larger estimates in the southeast coast and smaller estimates in the development zones of the mid-west city, being consistent with the actual spatial patterns of forests.

Key words: carbon storage; multivariate stepwise regression; Logistic model; radical basis function (RBF) neural network; remote sensing image; Shenzhen

目前,碳循环已成为全球气候变化研究的热点问题^[1]。森林生态系统是陆地生态系统的主体,对吸收 CO₂ 等温室气体、减缓气候变化具有重要作用。城市森林被称为“城市之肺”^[2],是城市生态系统碳循环中的一个重要贮存库,起着重要的“缓冲器”和“阀”的功能。然而,目前对碳储量的研究区域主要是森林生态系统和农业生态系统,城市生态系统作为人类生活和社会活动的主要场所,人口密度大、下垫面结构复杂,是碳源主要排放地,但对其研究甚少^[3]。因此,对城市森林碳储量的研究是十分迫切又重要的。

我国在区域尺度上对森林碳储量的估测,一般是基于森林生物量,由生物量乘以其含碳平均转换系数推算而得^[4-8]。因此,准确测算生物量是估算城市森林碳储量的关键,传统的样地调查法、数学模型法和遥感信息模型法^[9]为主要测算方法。传统的样地调查法对实测数据需求大,加之城市森林景观的复杂性,增加了实测数据量,耗时费力,很难推广至区域范围。遥感数据具有宏观、实时动态等特点,随着其分辨率的提高,使得城市森林生物量高精度估计成为可能。目前,国内外学者根据遥感参数结合样地调查数据建立生物量反演模型主要有统计模型、人工神经网络模型、物理模型等^[10-19]。统计模型主要通过提取波段组合、植被指数、纹理特征等遥感信息,建立研究区的遥感信息与生物量之间的回归模型^[11-16]。统计模型可以宏观、连续地监测森林生物量,广泛适用于遥感影像光谱或空间分辨率足够高的情况下,但是,传统的统计回归方法不能有效描述森林生物量与遥感数据间复杂的非线性关系,且推导关系往往只适用于该区域。为了提高生物量模型的非线性估测能力,不少学者采用以人工神经网络为代表性的非参数化方法估算森林生物量。人工神经网络是模拟大脑神经系统结构的信息处理模型,具有分布式非线性并行处理能力和自适应自学习能力,能充分逼近任意复杂的非线性函数关系,适用于机制尚不清楚的高维非线性系统。人工神经网络模型用于生物量估测比线性回归模型的精度更高、拟合更稳定^[3]。神经网络所涉及到的网络模型

主要是误差反向神经网络(BP)和径向基函数网络(RBF),RBF网络在网络稳定性、识别精度、收敛速度上,均优于BP网络,在训练完成后,更适合应用于大区域生物量估算^[17]。物理模型法基于光学反射率与生物量之间的关系,利用遥感信息来反演生物量,具有明确的物理意义,模型稳定性和普适性良好,但是计算复杂,涉及参数多,不适用于大范围内提取森林地上生物量^[18-19]。

深圳市是我国碳排放权交易试点的7个省(市)之一,又是高速发展的经济特区,准确估算深圳市森林碳储量,了解其空间分布对深圳市未来城市规划具有重要指导意义,对我国建立经济发展和低碳环境并存的城市具有一定的参考价值。本研究基于深圳市2014年野外样地数据,结合Landsat 8遥感影像数据,提取相关植被指数,建立城市森林碳储量与各植被指数因子的多元线性回归模型、Logistic回归模型和RBF神经网络模型,并通过与实测值进行比较,分析这3种模型在估测森林碳储量上的精度以及优缺点,以寻求高精度的城市区域森林碳储量估算模型,用于深圳市森林碳储量的估算,旨在揭示深圳市森林碳库大小及其空间上的分布差异。

1 研究区概况

深圳市位于广东省南部沿海(22°26′59″—22°51′49″N,113°45′44″—114°37′21″E),全市总陆地面积1 952.84 km²。属于亚热带海洋性气候,常年主导风向为东南风,年均气温为22.8℃,年均降雨量1 948 mm^[20]。全市地势东南高、西北低,地貌特征以低山丘陵为主,滨海平原分布在西部沿海一带。

深圳市现有主要树种有杉木(*Cunninghamia lanceolata*)、湿地松(*Pinus olliottii*)和马尾松(*P. massoniana*)等针叶树种,桉树(*Eucalyptus robusta*)、台湾相思(*Acacia confusa*)、马占相思(*A. mangium*)、南洋楹(*Albizia falcataria*)、荷木(*Schima superba*)等阔叶树种,全境乔木林总面积的95.5%为阔叶混交林。乔木经济林主要有龙眼(*Dimocarpus longan*)、荔枝(*Litchi chinensis*)和芒果(*Mangifera indica*)等^[21]。

2 材料与方法

2.1 遥感影像及样地数据预处理

本研究所用的 2 景 Landsat 8 遥感影像数据从地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/>)下载,接收时间分别为 2014 年 10 月 8 日和 10 月 15 日。采用了 Landsat 8 OLI(Operational Land Imager)传感器,空间分辨率为 30 m,光谱范围 0.433 ~ 1.390 μm ,共覆盖 9 个波段。运用 ENVI5.1 遥感影像处理软件,借助 OLI 传感器的辐射定标参数对 Landsat 8 影像数据进行辐射定标,再以 FLAASH 模型对影像进行大气校正,得到地表真实的反射率值。然后进行图幅拼接,利用深圳市行政边界矢量图对校正好的影像进行掩膜处理,得到深圳市遥感影像图(图 1)。

采用分层随机抽样方法,总共布设了 168 个样地(东南部区域未采样),每个样地大小为 25.8 m \times 25.8 m,约为 0.08 hm^2 (图 1),该样地大小基本与 Landsat 8 影像数据像元大小一致。样地生物量的计算只包括乔木,不包含灌木和草本。对乔木林样方进行每木调查,测定样方内每株树木的树高、胸径、冠幅、枝下高。样地枯立木则记录树高、胸径和分解状态;枯倒木以 1 m 长度为间隔,测定不同高度处直径,并计算材积。少量样方内无乔木,仅记录地类类型。乔木生物量的计算方法是:按树种计算样地单位面积蓄积量,根据蓄积量与生物量的转换参数,求取样地的单位面积生物量。样地内各树种生物量乘以相应转换系数(即每克干物质的碳储量),即得到样地碳储量^[5]。

2.2 变量的选择与提取

植被指数是多光谱遥感数据经线性和非线性组合构成的表征植被覆盖和生长状况的参数^[22]。研究选取了 31 个植被指数,包括差值植被指数(DVI)、比值植被指数(RVI)、归一化植被指数(NDVI)等基于原始波段的线性组合的指数和正交植被指数(PVI)、土壤调节植被指数(SAVI)等消除土壤背景影响的植被指数。将各植被指数的单波段影像加载到 ArcGIS10.0 中,与样地图像坐标点叠加,提取出每个样地点对应的植被指数影像灰度值。

2.3 多元线性回归模型

以研究区 168 个样地实测数据为基础,从中随机选择 2/3(112 个)样地及其对应的遥感数据构建模型。对样地森林碳储量和植被指数进行相关性分析,选取在 0.05 及 0.01 水平上均显著的变量作为自变量,利用 SPSS 20.0 软件,采用逐步回归法,建立森林碳储量与植被指数之间的多元线性回归模

型,剩余 1/3(56 个)的样地数据作为验证数据,评价模型精度。

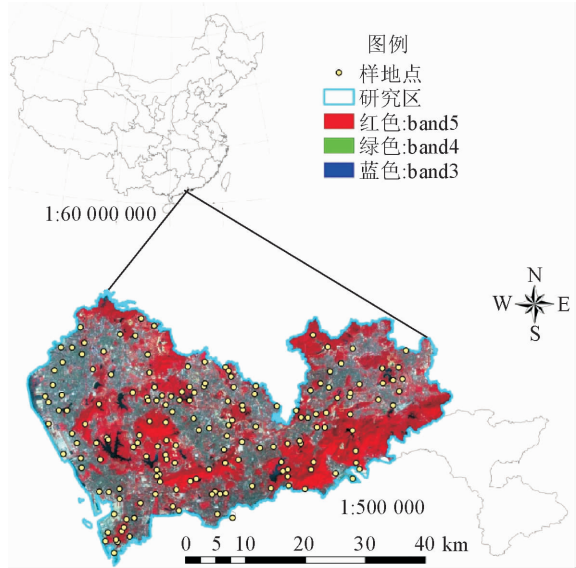


图 1 深圳市位置及样地分布遥感影像

Fig. 1 Location of the study area-Shenzhen City and spatial distribution of sample plots on Landsat false color composite image

2.4 Logistic 回归模型

Logistic 模型对因变量数据假设要求不高,以剔除不相关变量后的植被指数因子为自变量,112 个样地数据中碳储量为因变量,构建 Logistic 回归方程为:

$$y(x)=\frac{e^{\varphi(x)}}{1+e^{\varphi(x)}} \quad (1)$$

式中, $\varphi_i(x)$ 为关于自变量 x 的线性方程,对方程进行对数变换, $\varphi_i(x)=\ln \frac{y}{1-y}$ 。首先对建模数据的碳储量值进行归一化处理,再进行对数变换得到 $\varphi_i(x)$ 的矩阵,以 $\varphi_i(x)$ 为因变量建立其与植被指数间的回归模型^[23]。

2.5 RBF 神经网络模型

径向基函数神经网络(Radical Basis Function)具有良好的泛化能力,计算量小,学习收敛速度快,对非线性函数能最佳逼近,有效地避免了 BP 神经网络中迭代计算过程复杂和陷入局部极值的可能,得到全局最优的结果^[24]。RBF 神经网络模型的拓扑结构包括输入层、隐含层和输出层。隐含层选取高斯函数作为径向基函数,通过不断调整隐含层到输出层的权重矩阵,确定隐含层节点个数,构建合理计算模型。

采用 112 个样地数据为训练样本,选择显著相关的 28 个变量,组成 112 \times 28 的矩阵作为输入变量 p ,对应的碳储量作为输出变量 t 。调用 Matlab 神经网络工具箱中的 newrb 函数创建网络,调用函数

为 $\text{net} = \text{newrb}(p, t, \text{Goal}, \text{Spread}, mn, df)$, 其中, p 为输入变量, t 为输出变量, Goal 为均方误差目标值, 设为 0.001, Spread 为分布系数, mn 为最大神经元个数, 设为 200, df 为迭代间隔, 设为 1。在网络设计过程中, 采用不同 spread 值进行尝试, 直到均方误差或神经元个数满足要求, 得到最优的网络参数, 则完成碳储量 RBF 神经网络模型的建模^[3]。

2.6 精度评价

为了检验模型的可靠程度, 对不同模型估算精度进行评价, 在多元线性回归模型、Logistic 回归模型和 RBF 径向基函数神经网络模型建立后, 代入验证样本数据, 得到 3 种模型的估算结果, 并与实测值进行比较, 采用决定系数 (R^2) 和均方根误差 (RMSE)^[25] 评价回归模型的精度。

$$R = \frac{(\sum X_i Y_i)^2}{(\sum X_i)^2 (\sum Y_i)^2} \tag{2}$$
$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i')^2}{n}} \tag{3}$$

表 1 碳储量与自变量的相关性

Table 1 Correlation coefficients between carbon storage and independent variables

自变量	Pearson 相关性	自变量	Pearson 相关性	自变量	Pearson 相关性
DVI	0.569 **	SR ₁₂	0.565 **	SAVI ₁₀	0.594 **
DVI ₁₂	0.488 **	SR ₁₂	-0.345 **	SAVI ₅	0.583 **
DVI ₃₄	0.550 **	SR ₄₁	-0.451 **	SAVI ₂₅	0.588 **
DVI ₃₁	0.539 **	SR ₃₄	0.419 **	SAVI ₁₅	0.591 **
DVI ₂₄	-0.468 **	SR ₃₁	0.577 **	MSAVI ₂	0.556 **
DVI ₂₃	-0.569 **	SR ₂₄	-0.047	RDVI	0.446 **
DVI ₂₁	-0.488 **	SR ₂₃	-0.584 **	RVI	0.591 **
DVI ₁₄	-0.539 **	SR ₂₁	-0.551 **	NDVI	0.599 **
DVI ₁₃	-0.539 **	SR ₁₄	-0.01	PVI	0.558 **
DVI ₄₂	0.468 **	SR ₁₃	-0.541 **	ARVI	0.619 **
DVI ₄₁	-0.184				

注: * * 在 0.001 水平(双侧)上显著相关, * 在 0.05 水平(双侧)上显著相关。

表 2 多元线性回归模型方差分析

Table 2 Multivariate linear model analysis of variance table

方差来源	平方和	自由度	均方	F	Sig.
回归	26306.978	4	6576.744	20.427	.000n
残差	34449.392	107	321.957		
总计	60756.370	111			

SPSS 多元线性回归分析输出结果如表 2, 在显著性水平 $\alpha=0.05$ 时, 这个回归方程通过显著性检验, 碳储量和植被指数的线性关系是显著的。而且 $\text{Sig}<0.05$ 说明回归拟合模型具有良好的鲁棒性, 可以较好地表达植被指数与碳储量的定量关系, 模型具有统计学意义。

最后, 将 56 个验证样本数据带入公式(4)中计算样地碳储量, 对预测值与实测数据进行比较分析。经过精度验证, 得到均方根误差为 12.870 (t ·

式中, Y_i 为实测值, Y_i' 为预测值, X_i 为自变量, n 为样本数目。

3 结果与分析

3.1 相关性分析

利用 SPSS 20.0 对实测样地的森林碳储量值和各遥感因子像元值进行相关性分析, 剔除不显著的变量(表 1)。由表 1 可知, 除 DVI_{41} 、 SR_{24} 和 SR_{14} 外, 其他自变量的相关系数在 99% 可靠性下, 统计意义上都是显著的, 且大部分相关性较高, 因此这 28 个植被指数可作为建模因子引入到模型中。

3.2 多元线性回归

在 SPSS 20.0 统计软件中, 将 112 个样地数据中与碳储量相关性最强的 28 个显著因子的像元值和碳储量做逐步回归分析, 得到的最优回归方程:

$$\hat{y} = 134.572 - 98.701 \times \text{SR}_{12} - 194.579 \times \text{SAVI}_{25} - 30.453 \times \text{SR}_{41} + 207.167 \times \text{ARVI}$$

(4)

hm^{-2}), 模型的拟合结果和预测结果分别如图 2、图 3。由图可知, 训练样本基本呈线性拟合, 拟合决定系数 R^2 为 0.438。残差分布规律表现为残差值随实测值得增大而减小, 实测值小的样点残差值 >0 , 实测值大则残差值减小且 <0 。即对碳储量数值小和大的样地, 分别存在着明显的过高或过低估计。

3.3 Logistic 回归模型

建模数据样本和模型验证样本与多元线性回归模型一样, 经归一化处理并进行对数变换后的碳储量值与自变量之间采用逐步回归法, SPSS 输出结果见表 3, 所建 Logistic 回归模型公式如下:

$$\hat{y} = 100.646 \times e^{(-9.841 + 26.373 \times \text{ARVI} - 22.389 \times \text{RDVI} + 47.506 \times \text{DVI}_{24}) / (1 + e^{(-9.841 + 26.373 \times \text{ARVI} - 22.389 \times \text{RDVI} + 47.506 \times \text{DVI}_{24}))}$$

(5)

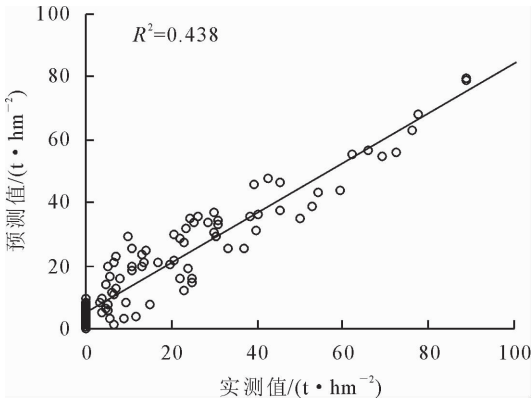


图 2 多元线性回归模型拟合结果

Fig. 2 Simulated results of multivariate linear model

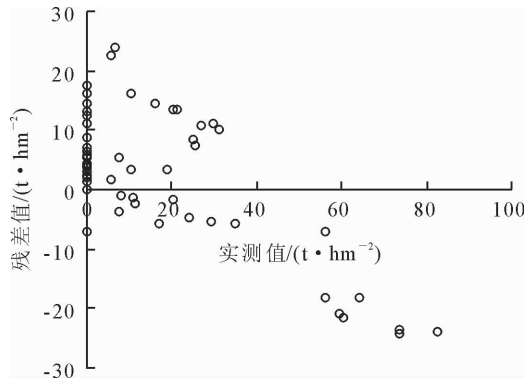


图 3 多元线性回归模型预测结果

Fig. 3 Predicted results of multivariate linear model

表 3 Logistic 回归模型方差分析

Table 3 Variance analysis of Logistic regression model

方差来源	平方和	自由度	均方	F	Sig.
回归	2 205.122	3	735.041	25.952	0.000
残差	2 014.319	108	18.651		
总计	4 219.422	111			

将 56 个验证样本数据带入公式(5)中,并进行指数变换和反归一化处理得到预测值,将预测值与实测值进行比较分析。经过精度验证,得到均方根误差为 11.821 t · hm⁻²,模型的决定系数 R² 为 0.523,拟合结果和预测结果分别如图 4、图 5。由图可知,训练样本呈线性拟合。残差分布规律表现为残差值整体<0,且随实测值的增大而递减,其中碳储量实测值为 0 的样地对应的残差值>0。

3.4 RBF 神经网络模型预测结果

创建 spread 分别为 0.1、0.2、0.3、0.4、0.5 的 5 个神经网络模型,当 spread 为 0.1 时,网络的均方误差满足精度要求,逼近效果最好。模型的决定系数 R² 为 0.829,均方根误差为 9.131 t · hm⁻²。拟合结果和预测结果分别见图 6 和图 7。由图可知,RBF 神经网络模型(RBF-NN)训练样本高度拟

合。残差分布规律表现为残差值较均匀的分布在 [-10,10] 之间。

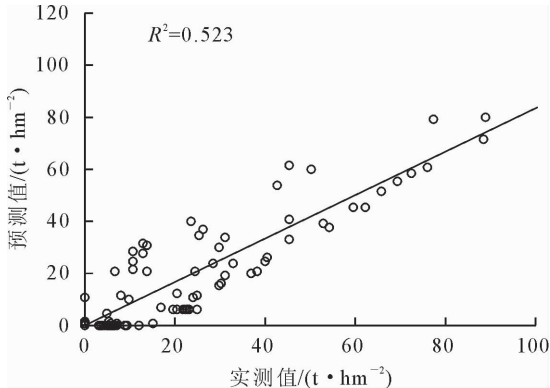


图 4 Logistic 回归模型拟合结果

Fig. 4 Simulated results of Logistic regression model

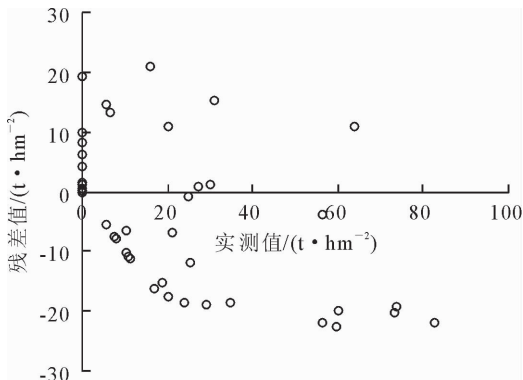


图 5 Logistic 回归模型预测结果

Fig. 5 Predicted results of Logistic regression model

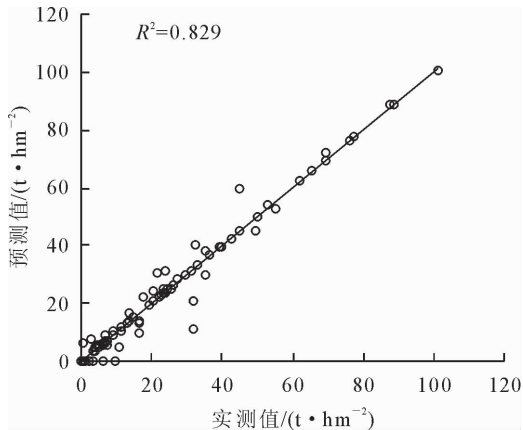


图 6 RBF 神经网络模型(RBF-NN)拟合结果

Fig. 6 Simulated results of RBF-NN model

3.5 模型比较

以决定系数 R² 和均方根误差作为评价指标,对模型的优越性进行分析评价。模型的决定系数 R² 越大,表明模型拟合值与实测值越接近,均方根误差越小,表明模型估算精度越高。由表 4 可知,RBF 神经网络模型决定系数最大,均方根误差最小为 9.131 t · hm⁻²,模型精度最高,很好地模拟了样

地实际的碳储量;Logistic 回归模型次之,多元线性回归模型精度最低。

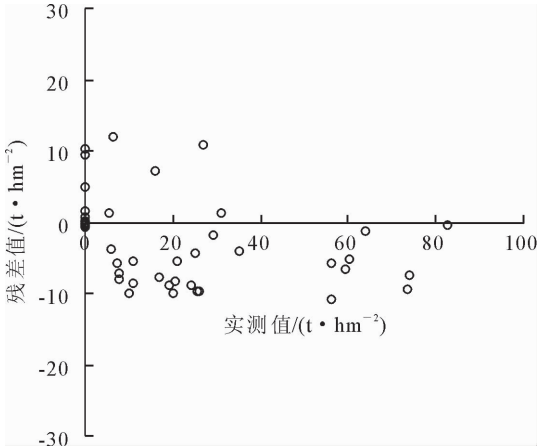


图 7 RBF 神经网络模型(RBF-NN)预测结果
Fig. 7 Predicted results of RBF-NN model

表 4 不同建模方法的精度比较

Table 4 Comparison of accuracy by different modeling methods

建模方法	R^2	均方根误差/($t \cdot hm^{-2}$)
多元线性回归模型	0.438	12.870
Logistic 回归模型	0.523	11.821
RBF 神经网络模型	0.829	9.131

3.6 深圳市森林碳储量估测

多元线性回归模型参与建模的 4 个因子是 SR_{12} 、 $SAVI_{25}$ 、 SR_{41} 、 $ARVI$, Logistic 回归模型中参与建模的因子是 $ARVI$ 、 $RDVI$ 和 DVI_{24} , 利用 3 种方法对应的模型, 结合遥感影像对应的变量对深圳市 2014 年森林碳储量进行反演, 计算每个像元的碳储量值, 生成碳储量分布图, 图 8 (a)、8 (b) 和图 8 (c) 依次为多元线性回归模型、Logistic 回归模型以及 RBF 神经网络模型的反演结果。

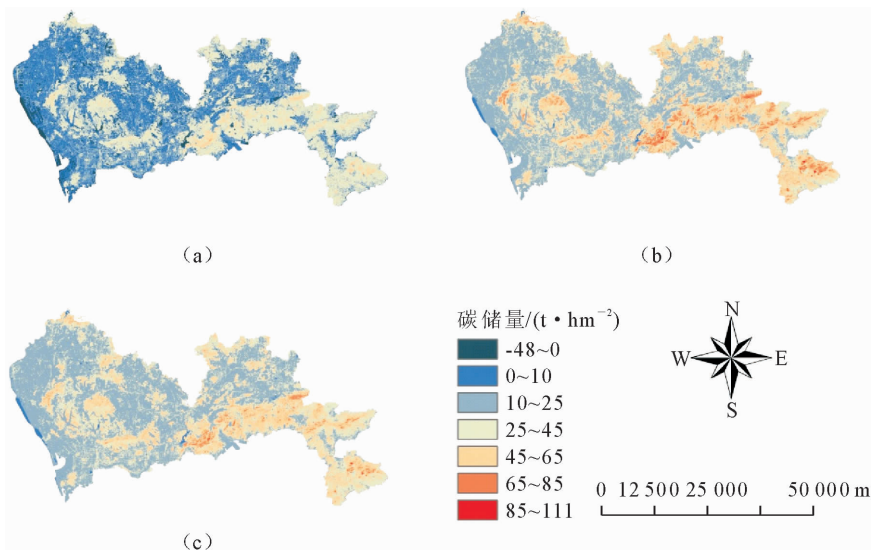


图 8 2014 年深圳市森林碳储量分布

Fig. 8 Spatial distributions of forest carbon storage for Shenzhen in 2014

从图 8 中可以看出, 3 个模型预测结果所反映的深圳市森林植被碳储量空间分布趋势基本一致, 植被覆盖度越高的地方, 碳储量越大。碳储量高值区主要分布在深圳市的东南沿海地区, 少量分布于西部及东北部; 中碳储量区主要分布在东南、西部及东北部高碳储量区周围植被相对稀疏区域; 低碳储量区广泛分布于整个研究区。但是 3 种模型预测的碳储量值大小存在差异, 多元线性回归模型总体预测值最低, 碳储量预测结果的最大范围没有位于 $85 \sim 111 t \cdot hm^{-2}$ 范围内区域, 且预测结果中有负值出现, 负值主要分布于西南沿海边界, 以及中部建筑用地密集且植被覆盖较少或无植被覆盖处, 该区域对应 Logistic 回归模型和 RBF 神经网络模型预测结果中的最小碳储量值。Logistic 回归模型预测结果中对碳储量值大的区域做出了较高估计, 最大值

达到 $111.191 t \cdot hm^{-2}$ 。RBF 神经网络模型的预测结果中碳储量位于 $85 \sim 111 t \cdot hm^{-2}$ 范围内的明显少于 Logistic 回归模型, 且最大值只有 $100.236 t \cdot hm^{-2}$, 主要是受训练样本的影响。

4 结论与讨论

对深圳市的城市森林进行样地调查研究, 获得样地碳储量数据, 结合 Landsat 8 遥感影像数据, 选取不同的植被指数作为自变量, 建立了多元线性回归模型、Logistic 回归模型和 RBF 神经网络模型, 估算了深圳市的森林碳储量, 并比较分析了这 3 种模型的优缺点。

RBF 神经网络模型的拟合和预测结果最好。决定系数和均方根误差分别为 0.829、 $9.131 t \cdot hm^{-2}$; Logistic 回归模型次之, 决定系数和均方根误

差分别为 0.523、11.821 t·hm⁻²；多元线性回归模型精度最低，决定系数和均方根误差分别为0.438、12.870 t·hm⁻²。

Logistic 回归模型比多元线性回归模型的预测精度要高，可以应用于大区域对精度要求不高的研究中。

RBF 神经网络模型拟合精度非常高，很好地模拟了样地实际的碳储量，验证了应用神经网络方法的“黑箱”操作虽然难以归纳出指导性规律，但可以高度拟合，另一方面，它的预测结果比拟合结果精度低，表明神经网络在泛化能力上有待提高，并且它对用于预测的样本代表性要求较高，预测样本的范围不能超过训练样本，否则不能做出正确预测。但与目前其他学者所使用的 KNN 法和 BP 神经网络改进模型相比，RBF 神经网络模型预测误差更小，精度更高，可以应用于区域尺度的碳储量反演，为城市碳汇计量提供了一种有效方法。

从这 3 种模型的模拟结果和预测结果看，预测值总体偏小，回归模型有少数点预测值为负值，在碳储量为 0 的区域预测值比实际测量值大，这与样地碳储量只计算了乔木的生物量，而没有考虑样地中草本和灌木的生物量有一定关系，使得部分样地碳储量值为 0，对建模精度有一定的影响。由于东南部森林覆盖度大的区域未布设样地，使得训练样本中碳储量实测值偏小，特别是 RBF 神经网络模型受训练样本影响，预测结果偏低。除了光谱信息外，地形因子、纹理因子和气象因子也是建立森林碳储量模型可以考虑的因素，在今后的研究中会计算草本和灌木的生物量，考虑更多因素，提取有效建模因子，建立更高精度的模型。

研究区森林植被碳储量的分布特点表现为东南沿海森林分布较广的地区碳储量大，中西部经济开发区碳储量小，与深圳市森林分布基本一致，说明碳储量与森林面积相关，可以通过扩大城市生态林面积，来提高城区的森林碳汇功能，对城市生态系统碳循环研究和城市生态建设规划具有重要意义。

参考文献：

[1] 宋巍巍. 基于 TM 影像与 DEM 的广州市植被生物量反演研究[D]. 广州: 中山大学, 2008.

[2] 周伟. 徐州市森林植被碳储量及其影响因素研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2012.

[3] 凌子燕, 黄进. 基于 RBF 神经网络的城市森林碳储量遥感建模与动态变化分析——以南京市为例[J]. 林业资源管理, 2013(4): 120-125.

[4] 赵敏, 周广胜. 基于森林资源清查资料的生物量估算模式及其发展趋势[J]. 应用生态学报, 2004, 15(8): 1468-1472.

ZHAO M, ZHOU G S. Forest inventory data(FID)-based biomass models and their prospects[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2004, 15(8): 1468-1472. (in Chinese)

[5] 曹吉鑫, 田赞, 王小平, 等. 森林碳汇的估算方法及其发展趋势[J]. 生态环境学报, 2009, 18(5): 2001-2005.

CAO J X, TIAN Y, WANG X P, *et al.* Estimation methods of forest sequestration and their prospects [J]. Ecology and Environmental Sciences, 2009, 18(5): 2001-2005. (in Chinese)

[6] 沈希, 张茂霞. 基于回归与随机模拟的区域森林碳分布估计方法比较[J]. 林业科学, 2011, 47(6): 1-8.

SHEN X, ZHANG M Z. Comparison of regional forest carbon estimation methods based on regression and stochastic simulation[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2011, 47(6): 1-8. (in Chinese)

[7] SVIREJEVA-HOPKINS A, SCHELLNUBER H J. Modelling carbon dynamics from urban land conversion: fundamental model of city in relation to a local carbon cycle[J]. Carbon Balance and Management, 2006(1): 1-9.

[8] 方精云, 郭兆迪, 朴世龙, 等. 1981-2000 年中国陆地植被碳汇的估算[J]. 地球科学, 2007, 37(6): 804-812.

[9] 王秀云, 孙玉军. 森林生态系统碳储量估测方法及其研究进展[J]. 世界林业研究, 2008, 21(5): 24-29.

WANG X Y, SUN Y J. Review on research and estimation methods of carbon storage in forest ecosystem[J]. World Forestry Research, 2008, 21(5): 24-29. (in Chinese)

[10] 姜鹏, 任佳佳, 任仙, 等. 典型针阔混交林中山杨生物量和碳储量研究[J]. 西北林学院学报, 2014, 29(1): 15-20.

JIANG P, REN J J, REN X, *et al.* Biomass and carbon storage of *Populus davidian* in typical theropencedrymion[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2014, 29(1): 15-20. (in Chinese)

[11] 娄雪婷, 曾源, 吴炳方. 森林地上生物量遥感估测研究进展[J]. 国土资源遥感, 2011(1): 1-8.

LOU X T, ZENG Y, WU B F. Advances in the etimation of a-bove-ground biomass of forest using remote sensing[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2011(1): 1-8. (in Chinese)

[12] 徐丽华, 张结存, 黄博, 等. 基于 QuickBird 影像的城市森林碳储量遥感估测[J]. 应用生态学报, 2014, 25(10): 2787-2793.

XU L H, ZHANG J C, HUANG B, *et al.* Remote sensing estimation of urban forest carbon stocks based on QuickBird images[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2014, 25(10): 2787-2793. (in Chinese)

[13] MYEONG S, NOWAK D J, DUGGIN M J. A temporal analysis of urban forest carbon storage using remote sensing[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 101: 277-282.

[14] 谭一凡, 郗广平, 王广兴, 等. 深圳市建成区森林碳分布估测方法比较研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2014, 34(11): 140-144.

TAN Y F, QIE G P, WANG G X, *et al.* Comparison of landsat 8 images based city forest carbon modeling for Shenzhen built-up area[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2014, 34(11): 140-144. (in Chinese)

[15] 刘芳, 冯仲科, 赵芳, 等. 资源三号遥感卫星影像的生物量反演研究[J]. 西北林学院学报, 2015, 30(3): 175-181.

LIU F, FENG Z K, ZHAO F, *et al.* Biomass inversion study of

ZY-3 remote sensing satellite imagery [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2015, 30(3): 175-181. (in Chinese)

[16] 翟晓江,郝红科,麻坤,等. 基于 TM 的陕北黄龙山森林生物量模型[J]. 西北林学院学报, 2014, 29(1): 41-45.

ZHAI X J, HAO H K, MA K, *et al.* TM based estimation biomass model of the Huanglong mountain in northern Shaanxi [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2014, 29(1): 41-45. (in Chinese)

[17] 王淑君,管东生. 神经网络模型森林生物量遥感估测方法的研究[J]. 生态环境, 2007, 16(1): 108-111.

WANG S J, GUAN D S. Remote sensing method of forest biomass estimation by artificial neural network model[J]. Ecology and Environment, 2007, 16(1): 108-111. (in Chinese)

[18] KOETZ B, SUN G, MORSDORF F, *et al.* Fusion of imaging spectrometer and LiDAR data over combined radiative transfer models for forest canopy characterization [J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 106: 449-459.

[19] MARK C, MOISEN G G, SUA L, *et al.* Large area mapping of south-western forest crown cover, canopy height, and biomass using the NASA multiangle imaging spectro-radiometer [J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(5): 2051-2063.

[20] 谭一凡,彭友贵,史正军,等. 深圳市森林碳储量及其动态变化[J]. 西南林业大学学报, 2013, 33(4): 17-24.

TAN Y F, PENG Y G, SHI Z J, *et al.* Forest carbon storage and its dynamic change in Shenzhen City [J]. Journal of Southwest Forestry University, 2013, 33(4): 17-24. (in Chinese)

[21] 刘伟玲,张林波,叶有华. 深圳市森林植被碳储量特征及其空间分布[J]. 生态科学, 2012, 31(2): 144-154.

LIU W L, ZHANG L B, YE Y H, *et al.* Spatial distribution of forest vegetation carbon storage in Shenzhen City [J]. Ecological Science, 2012, 31(2): 144-154. (in Chinese)

[22] PRINCE S, GOWARD S. Global primary production: a remote sensing approach[J]. Biogeography, 1995 (22): 815-835.

[23] 王济川,郭志刚. Logistic 回归模型——方法与应用[M]. 北京:高等教育出版社, 2001.

[24] 何晓群. 多元统计分析[M]. 北京:中国人民大学出版社, 2004.

[25] 范文义,张海玉,于颖,等. 三种森林生物量估测模型的比较分析[J]. 植物生态学报, 2011, 35(4): 402-410.

FAN W Y, ZHANG H Y, YU Y, *et al.* Comparison of three models of forest biomass estimation[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2011, 35(4): 402-410. (in Chinese)

(上接第 91 页)

[23] 吴艳,郝福玲,汪天,等. 茎尖组织培养对‘中渦 1 号’杨生理复壮作用的研究[J]. 西北植物学报, 2010, 30(4): 645-651.

WU Y, HAO F L, WANG T, *et al.* Shoot-tip culture for physiological rejuvenation of Poplar ‘zhongguo1’ [J]. Acta Bot. Boreal.-Occident. sin., 2010, 30(4): 645-651. (in Chinese)

[24] 阙国宁. 杉木组培嫩梢增殖与复壮的分析[J]. 林业科学研究, 1989(6): 546-551.

QUE G N. An analysis of shoot multiplication and rejuvenation of Chinese fir in vitro[J]. Forest Research, 1989(6): 546-551. (in Chinese)

[25] GREENWOOD M S, CUI X, XU F. Response to auxin-changes during maturation-related loss of adventitious rooting competence in loblolly pine (*Pinus taeda*) stem cuttings[J]. Physiol. Plant., 2001, 111: 373-380.

[26] 孙立平,章林,赵珊珊,等. 大叶山杨幼化处理技术的研究[J]. 吉林林业科技, 2009, 38(5): 18-20.

SUN L P, ZHANG L, ZHAO S S, *et al.* Research on the rejuvenation technology of *Populus davidiana* var. *macrophylla* [J]. Jilin Forestry Science and Technology, 2009, 38(5): 18-20. (in Chinese)