

DOI: 10.5846/stxb201212181819

王修信, 孙涛, 朱启疆, 刘馨, 高凤飞, 胡玉梅, 陈声海. 林地叶面积指数遥感估算方法适用分析. 生态学报, 2014, 34(16): 4612-4619.

Wang X X, Sun T, Zhu Q J, Liu X, Gao F F, Hu Y M, Chen S H. Assessment of different methods for estimating forest leaf area index from remote sensing data. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(16): 4612-4619.

林地叶面积指数遥感估算方法适用分析

王修信^{1,2,*}, 孙涛³, 朱启疆², 刘馨², 高凤飞², 胡玉梅², 陈声海²

(1. 广西师范大学, 计算机科学与信息工程学院, 桂林 541004; 2. 北京师范大学, 遥感科学国家重点实验室, 北京 100875;

3. 广西师范大学, 生命科学学院, 桂林 541004)

摘要: 叶面积指数是与森林冠层能量和 CO₂ 交换密切相关的一个重要植被结构参数, 为了探讨估算林地叶面积指数 LAI 的遥感适用方法和提高精度的途径, 利用 TRAC 仪器测定北京城区森林样地的 LAI, 从 Landsat TM 遥感图像计算 NDVI、SR、RSR、SAVI 植被指数, 分别建立估算 LAI 的单植被指数统计模型、多植被指数组合的改进 BP 神经网络, 获取最有效描述 LAI 与植被指数非线性关系的方法并应用到 TM 图像估算北京城区 LAI。结果表明, 单植被指数非线性统计模型估算 LAI 的精度高于线性统计模型; 多植被指数组合神经网络中, 以 NDVI、RSR、SAVI 组合估算 LAI 的精度最高, 估算值与观测值线性回归方程的 R^2 最高, 为 0.827, 而 RMSE 最低, 为 0.189, 神经网络解决了多植被指数组合统计模型非线性回归方程的系数较多、较难确定的问题, 可较为有效的应用于遥感图像林地 LAI 的估算。

关键词: 林地; 叶面积指数; 神经网络; 统计模型; 多植被指数组合

Assessment of different methods for estimating forest leaf area index from remote sensing data

WANG Xiuxin^{1,2,*}, SUN Tao³, ZHU Qijiang², LIU Xin², GAO Fengfei², HU Yumei², CHEN Shenghai²

1 College of Computer Science and Information Technology, Guangxi Normal University, Guilin 541004, China

2 State key Laboratory of Remote Sensing Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

3 College of Life Science, Guangxi Normal University, Guilin 541004, China

Abstract: Leaf area index (LAI) is a crucial vegetation structural parameter that has influence on the energy and carbon dioxide exchanges within and over forest canopies. The applications of remote sensing data provide the possibility of the relationship between LAI and vegetation index. In order to improve the estimates of forest leaf area index with remote sensing method, the ground LAI measurements were made by using the TRAC (Tracing Radiation and Architecture of Canopies) instrument in the urban forests of Beijing, and several spectral vegetation indices such as NDVI, SR, RSR and SAVI were calculated from Landsat Thematic Mapper (TM) image. With the establishment of the statistical models dependent on single vegetation index alone and the improved BP (back-propagation) neural networks with multi vegetation index combination, the best-fit method between ground measured LAI and vegetation indices with the highest accuracy of LAI estimation was obtained and used to estimate LAI from TM image in the urban area of Beijing. Results show that the accuracy of LAI estimated by using non-linear statistical model is higher than that estimated by using linear statistical model based on single vegetation index. The neural network with NDVI, RSR and SAVI as inputs outperforms the other methods in estimating LAI with the highest R^2 (coefficient of determination) value of 0.827 and the lowest RMSE (root mean square error) value of 0.189. The neural network does not need to determine many coefficients and is applicable for estimating forest leaf area

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(41061040, 31370703); 北京市自然科学基金重点项目资助(4051003)

收稿日期: 2012-12-18; **网络出版日期:** 2014-03-04

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: xxwangbnu@163.com

index in urban areas using remote sensing data.

Key Words: forest; leaf area index; neural network; statistical model; multi vegetation index combination

近年来随着北京生态城市的建设,城区绿化覆盖率已达到了 43%,其中林地占大部分比例,城区现有林地改善城市生态环境的效果急需定量数据以建立评估体系。由于植被覆盖率无法准确地描述林地空间结构的差异,而叶面积指数(LAI)是表征林分冠层结构的最基本参量之一,与植被的蒸腾、光合作用、净初级生产力等密切相关^[1]。因此,获取可靠的北京城区林地叶面积指数空间分布,是评估林地生态环境效应的研究内容。

林地叶面积指数的获取可利用地面直接或间接观测法、遥感估算法,地面观测法只能获取点或局地值^[2],而遥感估算法是快速和准确估算大范围林地 LAI 的唯一经济可行的方法^[3]。遥感估算法可分为物理模型、统计模型、神经网络方法;物理模型的物理意义明确,具有普适性^[4],但参数较多,有些参数较难获取,迭代时有些反函数可能不收敛导致结果的不确定性甚至错误,计算量较大。统计模型通过建立遥感植被指数和地面实测 LAI 的线性或者非线性关系来估算 LAI,输入参数较少、计算简单且效率较高,是估算小区域 LAI 的常用方法^[3,5-9],也常用于验证 MODIS LAI 产品的精度,但缺乏普适性。神经网络具有很强的非线性拟合能力^[10],成为估算 LAI 的一种重要手段,但需要足够数量的训练样本。

尽管森林 LAI 的遥感估算已有大量研究论文发表,但主要针对流域、山地等大范围自然地表森林^[3,5,9],较少针对城市林地。Richardson 对西雅图市的 LIDAR 数据使用 4 种模型估算 LAI,发现基于单参数 Beer-Lambert 定律的模型精度最高^[11];Jensen 对印第安纳州 Terre Haute 市的 AISA 高光谱数据使用回归方程估算 LAI,发现当 LAI 在中、低范围时的估算精度很高,但在 5.0—8.0 范围时不够准确^[12];吴文友研究发现广州市不同类型森林 LAI 与 NDVI 的回归模型均可用逻辑斯蒂方程表达^[13];林文鹏研究表明上海城市林地实测 LAI 与 SPOT5 数据 3 种植被指数均具有很好的线性回归关系^[14]。然而这些研究都是基于单一植被指数和 LAI 之间的统计关系,由于 LAI 与植被指数的关系是非线性的,同一

植被指数在不同 LAI 数值范围的统计模型精度不尽相同,导致使用单一植被指数统计模型遥感估算 LAI 精度提高受到限制。

考虑高光谱遥感数据和 LIDAR 数据受实验条件的限制较难获取,MODIS LAI 产品分辨率较低不适用于城市,而中分辨率 Landsat TM 遥感图像易于获取且价格较低。因此,以 TRAC 仪器测定北京城区 67 块森林样地的 LAI,结合同相 TM 图像计算的 NDVI、SR、RSR、SAVI 植被指数,在此基础上分别建立估算林地 LAI 的多植被指数和单植被指数线性统计模型、单植被指数非线性统计模型、不同多植被指数组合的改进 BP 神经网络,探讨估算北京城市林地 LAI 的遥感适用方法和提高精度的途径。

1 研究方法

选择与 LAI 地面观测值具有较好相关性的遥感植被指数,建立 LAI 估算的统计回归模型和神经网络。

1.1 林地叶面积指数的地面观测

研究区为北京市城区,属暖温带半湿润大陆性季风气候,年平均气温约 11.5℃,年平均相对湿度约 56.8%,夏季降水量占全年 70%—80%,年平均降水量 470—560 mm。

经实地调查后,LAI 观测在城区较大面积的林地中进行,根据树种、林木稀疏程度选取 30×30 m 的样地 67 块,基本涵盖研究区的主要林分类型和主要树种,样地位于海淀公园、元大都城垣遗址公园、紫竹院公园、玉渊潭公园、龙潭湖公园、陶然亭公园、天坛公园、太阳宫公园、朝阳公园、奥林匹克森林公园、志新路安翔桥旁、机场路旁、北沙滩桥旁等地点,树种主要为国槐(*Sophora japonica*)、毛白杨(*Populus tomentosa*)、刺槐(*Robinia pseudoacacia*)、旱柳(*Salix matsudana*)、垂柳(*Salix babylonica*)、金丝垂柳(*Salix aureopendula*)、银杏(*Ginkgo biloba*)、洋白蜡(*Fontanesia pennsylvanica*)、油松(*Pinus tabulaeformis*)、华山松(*Pinus armandii*)、白皮松(*Pinus bungeana*)、侧柏(*Platycladus orientalis*)、桧柏(*Sabina chinensis*)、龙柏

(*Sabina chinensis* cv. Kaizuca)、梧桐(*Firmiana simplex*)等当地优势树种。

LAI 的观测选用 TRAC 仪器进行,TRAC 是基于辐射透过率间接测量森林 LAI 的光学仪器,其从间隙大小分布可以观测到叶片集聚指数,有效地解决了集聚效应问题,LAI 的计算不必假设叶片在空间随机分布,减小了从有效 LAI 转换到实际 LAI 的计算误差。

2006 年 10 月 17—29 日在所选每个样地内取 4 条长 30 m 的测线,在每条测线上用 TRAC 每隔 10 m 观测采样,将全部测量数据的平均值作为样地的有效 LAI 值,测量前在样地附近空旷地上测量参考辐射,并用 GPS 定位样地位置,Trimber 差分 GPS 的定位精度在 1 m 之内。同时普查树木种类、总株数,测量树木的胸径与树高等数据。

利用 TRAC 观测的叶片集聚指数 Ω_E 和有效 LAI_e,扣除树干和树枝等非树叶部分的影响,获得实际 LAI:

$$LAI = (1 - \alpha) LAI_e \gamma_E / \Omega_E$$

式中, α 为树干等非树叶部分对 LAI_e 的贡献率, γ_E 为簇内所有针叶总表面积与整簇总表面积的比率,对阔叶林 $\gamma_E = 1$, α 和 γ_E 通过实地测量估算并参考经验值确定^[15]。

1.2 LAI 遥感估算方法

参考已有的研究,选取 NDVI、SR、RSR、SAVI 4 种较常用的遥感植被指数作为输入参数:

$$NDVI = (\rho_4 - \rho_3) / (\rho_4 + \rho_3)$$

$$SR = \rho_4 / \rho_3$$

$$RSR = \frac{\rho_4}{\rho_3} \left(1 - \frac{\rho_5 - \rho_{5\min}}{\rho_{5\max} - \rho_{5\min}} \right)$$

$$SAVI = \frac{\rho_4 - \rho_3}{\rho_4 + \rho_3 + L} (1 + L)$$

式中, ρ_3 、 ρ_4 、 ρ_5 分别为 TM 图像的红色、近红外、短波红外波段的反射率, $\rho_{5\min}$ 、 $\rho_{5\max}$ 分别为波段 5 的最小值、最大值, L 为土壤调整参数,北京城区林地一般为中等植被覆盖度,可取 $L = 0.5$ 。

将样地 LAI 的观测值与对应的遥感植被指数分为训练集和测试集,BP 神经网络估算 LAI 需足够训练样本,根据现有样本总数经实践得到训练集样本需取 50 个左右,估算结果才可靠。

1.2.1 统计模型

通过统计回归分析所选各植被指数训练集与对

应 LAI 观测值之间的关系,从线性、对数、多项式、乘幂、指数等回归方程选取复相关系数的平方 R^2 最接近 1 的方程作为最优统计模型,然后利用测试集检验模型精度。

1.2.2 改进 BP 神经网络方法

增加动量项提高网络的训练速度,调整学习率缩短学习时间。将所选各植被指数 VI 进行归一化处理到 $[0, 1]$ 范围内,消除数量级大小不同的影响:

$$VI_{\text{nor}} = (VI - VI_{\min}) / (VI_{\max} - VI_{\min})$$

然后将 VI_{nor} 作为输入,而 LAI 观测值作为输出,根据实践经验网络设置 3 层,输入层与隐层之间取 tansig 传递函数,隐层与输出层之间取 purelin 线性传递函数,初设学习率、动量系数、训练误差、最大训练次数,使用训练样本训练网络达到设定精度,获得估算 LAI 的神经网络,网络经测试集检验后应用于整幅图像。

1.3 遥感估算方法的评价指标

为比较不同方法估算 LAI 的适用性,对预留的观测值 LAI_{mea} 与 VI 测试集,由 VI 计算获得遥感估算值 LAI_{mod}。对 LAI_{mod} 和相应的 LAI_{mea},计算线性回归方程的 R^2 和均方根差 RMSE 作为评价指标:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (LAI_{\text{mod}} - LAI_{\text{mea}})^2 / n}$$

式中, n 为测试集样本数, R^2 越接近 1, RMSE 越接近 0,则 LAI 的估算值越接近于观测值。

2 实验结果与分析

由于 2006 年秋季覆盖北京市城八区的 TM 卫星图像只有 11 月 1 日是无云层存在、可用的,该日最高气温为 19℃,LAI 观测的起始日期至该日期间无强降温天气、无明显落叶的迹象。因此选取该日图像,经辐射校正、配准和几何精纠正,误差小于 0.5 个像元;利用 MODTRAN 进行大气校正,计算植被指数 NDVI、SR、RSR、SAVI。

将林地样方 LAI 观测值与对应的植被指数随机分为训练集 47 个样本和测试集 20 个样本,利用训练集建立 LAI 遥感估算方法,而使用测试集检验精度。

2.1 线性统计模型的比较

对训练集植被指数与 LAI 观测值,分别建立 4 植被指数和单植被指数与 LAI 的线性回归方程,计

算 R^2 , 然后利用测试集计算 RMSE, 结果见表 1。经 F 检验, 模型精度均达到 0.01 极显著水平; 4 植被指数线性回归模型与单植被指数模型相比, R^2 明显提高, 而 RMSE 明显降低。原因是利用每一植被指数

估算 LAI 时均存在一定的缺陷, 多植被指数组合可实现信息互补, 故一般多植被指数模型估算 LAI 的精度比单植被指数模型高, 但哪几个植被指数的组合最优将在后面的神经网络方法中进行比较。

表 1 线性统计模型的比较

Table 1 Comparison of linear statistical models

植被指数 Vegetation index	回归方程 Regression equation	决定系数 R^2	均方根差 RMSE
NDVI	$LAI = 12.632 \text{ NDVI} - 4.033$	0.553	0.528
SR	$LAI = 1.427 \text{ SR} - 2.071$	0.566	0.512
RSR	$LAI = 1.672 \text{ RSR} - 1.948$	0.593	0.497
SAVI	$LAI = 11.475 \text{ SAVI} - 0.572$	0.551	0.539
NDVI, SR, RSR, SAVI	$LAI = -0.079 \text{ NDVI} + 0.229 \text{ SR} + 0.934 \text{ RSR} + 4.678 \text{ SAVI} - 1.945$	0.715	0.394

NDVI 归一化植被指数 Normalized difference vegetation index; SR 比值植被指数 Simple ratio index; RSR 减化比值植被指数 Reduced simple ratio index; SAVI 土壤调整植被指数 Soil adjusted vegetation index; LAI 叶面积指数 Leaf area index

2.2 线性和非线性统计模型的比较

利用训练集分别建立各单植被指数与 LAI 的对数、二项式、乘幂、指数等非线性回归方程, 结果见表 2。由表 1、表 2 可见二项式回归方程的 R^2 均高于线

性回归方程和其它非线性回归方程, RSR 的二项式回归方程为单植被指数估算 LAI 的最优统计模型, 其 R^2 为 0.632, 最接近于 1。单植被指数与 LAI 呈非线性关系。

表 2 LAI 观测值与单植被指数的非线性回归方程

Table 2 Non-linear regression equations of ground measured LAI versus single vegetation index

植被指数 Vegetation index	方程类型 Equation type	回归方程 Regression equation	决定系数 R^2
NDVI	对数	$LAI = 6.7669 + 6.4530 \ln \text{NDVI}$	0.534
	二项式	$LAI = 59.408 \text{ NDVI}^2 - 49.469 \text{ NDVI} + 12.070$	0.583
	乘幂	$LAI = 12.427 \text{ NDVI}^{2.4798}$	0.530
	指数	$LAI = 0.1970 e^{4.8351 \text{NDVI}}$	0.543
SR	对数	$LAI = -2.750 + 4.5366 \ln \text{SR}$	0.550
	二项式	$LAI = 0.7278 \text{ SR}^2 - 3.3216 \text{ SR} + 5.5667$	0.588
	乘幂	$LAI = 0.3191 \text{ SR}^{1.7475}$	0.540
	指数	$LAI = 0.4175 e^{0.5475 \text{SR}}$	0.551
RSR	对数	$LAI = -1.7367 + 4.3607 \ln \text{RSR}$	0.575
	二项式	$LAI = 1.1089 \text{ RSR}^2 - 4.2897 \text{ RSR} + 5.9503$	0.632
	乘幂	$LAI = 0.4672 \text{ RSR}^{1.6894}$	0.562
	指数	$LAI = 0.4346 e^{0.6441 \text{RSR}}$	0.575
SAVI	对数	$LAI = 6.4822 + 2.9893 \ln \text{SAVI}$	0.510
	二项式	$LAI = 40.448 \text{ SAVI}^2 - 11.273 \text{ SAVI} + 2.5281$	0.580
	乘幂	$LAI = 10.655 \text{ SAVI}^{1.1158}$	0.469
	指数	$LAI = 0.7716 e^{4.254 \text{SAVI}}$	0.501

2.3 多植被指数不同组合神经网络的比较

从前面数据分析可知, 多植被指数模型估算 LAI 的精度比单植被指数模型高, 单植被指数与 LAI 二项式回归方程的 R^2 最高, 然而多植被指数与 LAI 的非线性统计模型随植被指数组合个数的增加变为很复杂, 4 植被指数的二项式回归方程为:

$$LAI = a_1 \text{NDVI}^2 + a_2 \text{SR}^2 + a_3 \text{RSR}^2 + a_4 \text{SAVI}^2 + a_5 \text{NDVI} \cdot \text{SR} + a_6 \text{NDVI} \cdot \text{RSR} + a_7 \text{NDVI} \cdot \text{SAVI} + a_8 \text{SR} \cdot \text{RSR} + a_9 \text{SR} \cdot \text{SAVI} + a_{10} \text{RSR} \cdot \text{SAVI} + b_1 \text{NDVI} + b_2 \text{SR} + b_3 \text{RSR} + b_4 \text{SAVI} + c$$

需要确定的系数有 15 个, 构建模型较难, 考虑神经网络具有较强的非线性问题求解能力, 表 2 数据表明测试的 4 种遥感植被指数与实测 LAI 数据之

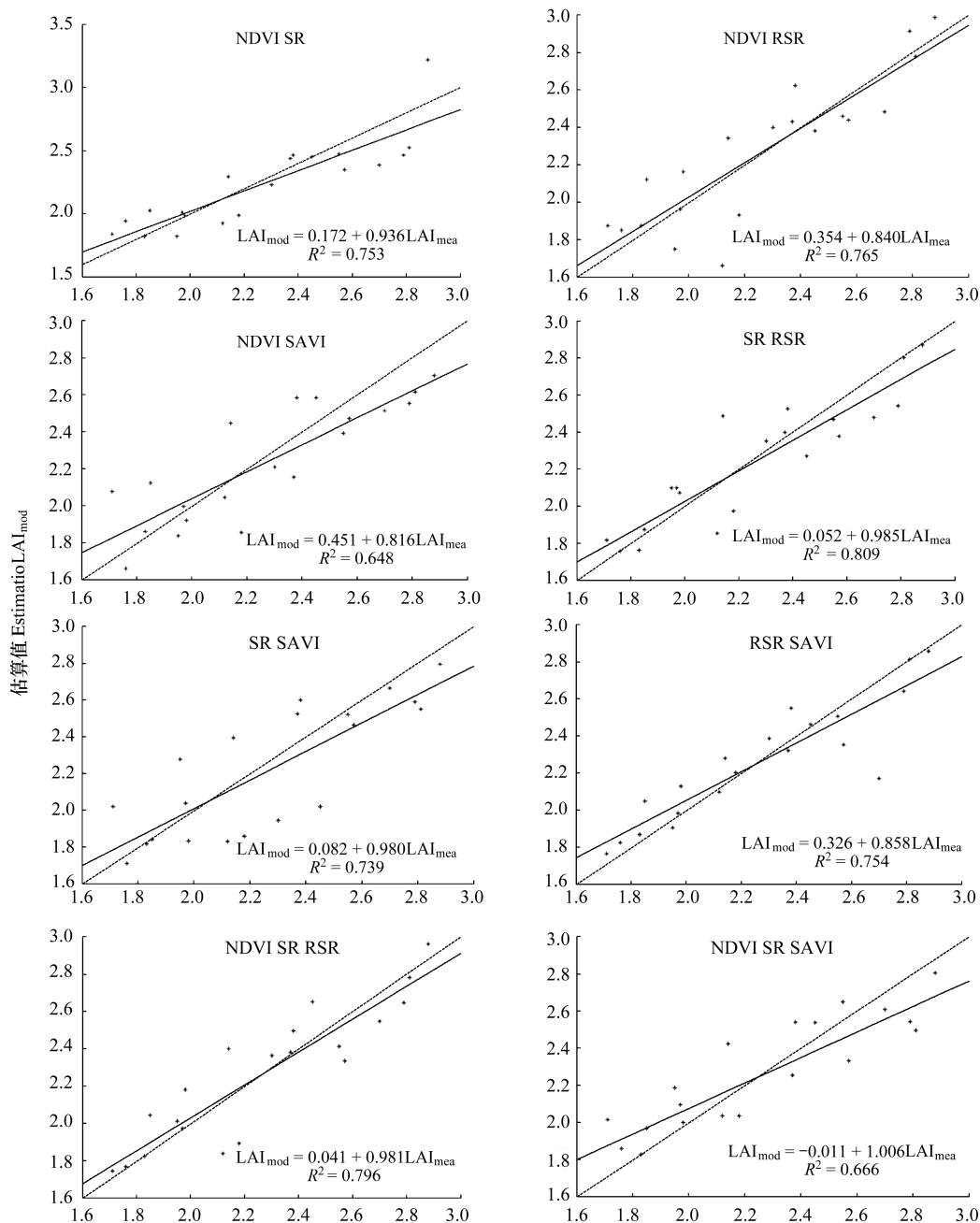
间存在统计相关性,因此后面的实验将采用这些植被指数作为神经网络的输入估算 LAI。

建立估算 LAI 的 3 层 BP 神经网络,利用训练集训练网络,输入层节点数与所选多植被指数的个数相同,输出为 LAI 观测值,根据实践经验设置学习率 0.03、动量系数 0.8、最大训练误差 1×10^{-5} 、最大训练次数 1000。采用试探法确定隐层节点数,调整学习率和动量因子直至网络训练达到设定精度要求。

然后,利用学习训练确定的神经网络输入测试集多植被指数组合,获得 LAI 估算值,图 1 为 LAI 估算值与观测值构成的散点图,实线为线性回归方程

线,虚线为估算值与观测值一致的 1:1 线,回归方程线越接近 1:1 虚线,则估算值与观测值的误差越小。计算 R^2 和 RMSE,结果见表 3。

由图 1 可见 NDVI、RSR、SAVI 组合神经网络的 LAI 估算值与观测值的回归方程线最接近 1:1 虚线,由表 3 可知其 R^2 为 0.827,最高, RMSE 为 0.189,误差最低。因此,多植被指数组合时个数的增加,将使得 LAI 的估算方法的复杂性和计算量增加,但并不一定能提高 LAI 的估算精度;NDVI、RSR、SAVI 是估算 LAI 的最优组合,精度最高,NDVI、RSR、SAVI 组合的神经网络构成北京城市林地 LAI 遥感估算的适用方法。



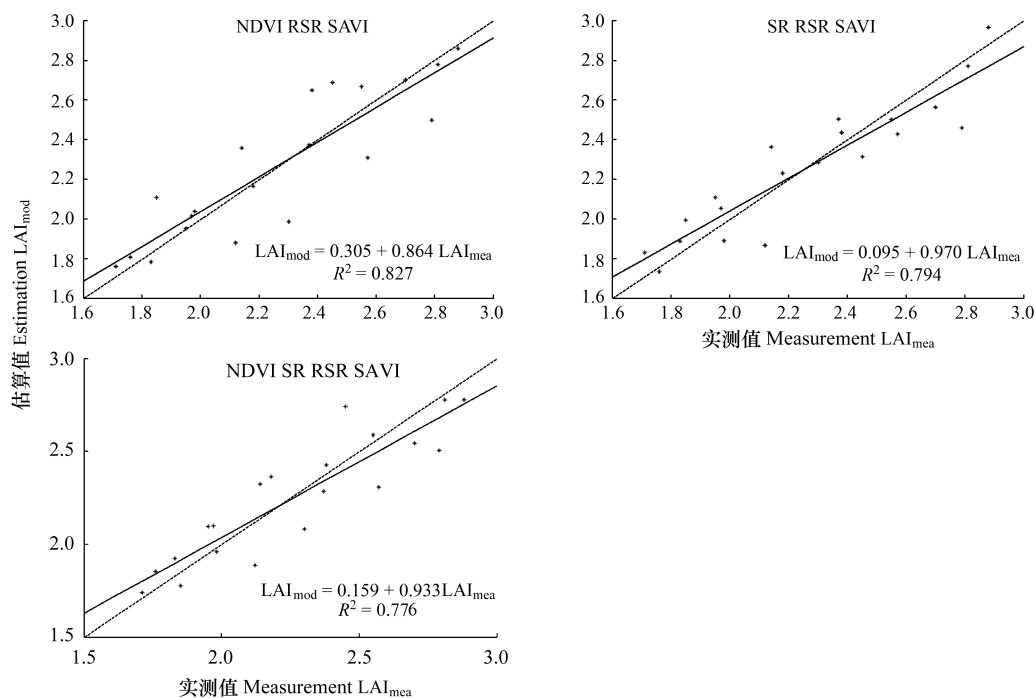


图 1 LAI 神经网络估算值与观测值回归分析(虚线为 1:1 线)

Fig.1 Regression analysis of LAI estimated from neural network vs. LAI measurements(The dashed line represents the 1:1 relationship)

表 3 多植被指数组合神经网络估算 LAI 的比较

Table 3 Comparison of LAI estimated from neural network with vegetation index combination

植被指数组合 Vegetation index combination	决定系数 R^2	均方根差 RMSE
NDVI, SR	0.753	0.218
NDVI, RSR	0.765	0.220
NDVI, SAVI	0.648	0.271
SR, RSR	0.809	0.192
SR, SAVI	0.739	0.225
RSR, SAVI	0.754	0.221
NDVI, SR, RSR	0.796	0.194
NDVI, SR, SAVI	0.666	0.249
NDVI, RSR, SAVI	0.827	0.189
SR, RSR, SAVI	0.795	0.198
NDVI, SR, RSR, SAVI	0.776	0.206

2.4 城市林地叶面积指数的遥感制图

对北京城区 TM 图像,结合混合像元分解与支持向量机方法获取的地物分类图^[16],对林地 LAI 的估算利用上述 NDVI、RSR、SAVI 组合神经网络,对农业用地 LAI 的估算由于缺少观测数据使用已有研究文献的统计模型^[17],得到估算的 LAI 空间分布图,见图 2。由图可知, LAI 的空间分布呈现在主城区外围数值较大,而在主城区内数值较小,但主城区中的

天坛公园、朝阳公园、玉渊潭公园、元大都城垣遗址公园、紫竹院公园、龙潭湖公园、陶然亭公园、太阳宫公园、奥林匹克森林公园、海淀公园等公园林地的 LAI 数值相对较大。

利用样地 LAI 的全部观测值检验图 2 中估算值,估算值与观测值的均方根差 RMSE 为 0.113, LAI 的估算值与观测值之间误差较小,精度较高。



图 2 NDVI、RSR、SAVI 组合神经网络估算的 LAI 空间分布
Fig.2 LAI map calculated from neural network with NDVI, RSR, SAVI combination

3 结果与讨论

北京城区林地中较大面积相同树种的纯林较少,阔叶林和针叶林的样本太少导致在建立估算 LAI 的遥感模型时只能对阔叶林和针叶林混合建模,而阔叶林和针叶林的叶面积指数与遥感植被指数之间的非线性关系一般存在差异,因此,遥感单植被指数统计模型估算 LAI 的精度不高,单植被指数非线性统计模型估算 LAI 的精度高于线性统计模型。

神经网络具有较强的描述叶面积指数与多植被指数组合的非线性关系的能力,解决了统计模型中多植被指数组合与叶面积指数的非线性回归方程系数的数目较多导致其确定较复杂的难题。

NDVI、RSR、SAVI 组合神经网络构成了北京市林地叶面积指数遥感估算的适用方法。多植被指数组合作为输入估算 LAI 的神经网络中,NDVI、RSR、SAVI 组合是最优组合,精度最高,估算值与观测值线性回归方程的 R^2 最高,为 0.827, RMSE 最低,为 0.189。

估算 LAI 的多植被指数组合模型比单植被指数模型的精度高,因为 LAI 与植被指数的关系是非线性的,每种植被指数在估算 LAI 时都存在一定的缺陷,不同植被指数之间可以相互补充信息。并非模型输入的植被指数个数越多越好,随植被指数个数的增加,模型的复杂性和计算量增加,但并不一定能提高估算精度,神经网络提供了在实测数据的基础上寻找估算 LAI 的最优多植被指数组合的方法,计算效率较高。

致谢:中国科学院地理科学与资源研究所张仁华研究员、孙晓敏研究员、北京园林研究所李延明高工、中国科学院大气物理研究所胡非研究员、北京师范大学遥感科学国家重点实验室杨胜天教授、孙睿教授为“北京城市绿地对水、热、CO₂ 通量调节功能的遥感定量研究”项目研究和实验提供了大量建议与支持,特此致谢。

References:

- [1] Yan H, Wang S Q, Billesbach D, Oechel W, Zhang J H, Meyers T, Martin T A, Matamala R, Baldocchi D, Bohrer G, Dragoni D, Scott R. Global estimation of evapotranspiration using a leaf area index-based surface energy and water balance model. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 124(9): 581-595.
- [2] Majasalmi T, Rautiainen M, Stenberg P, Rita H. Optimizing the sampling scheme for LAI-2000 measurements in a boreal forest. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2012, 154-155(3): 38-43.
- [3] Zhu G L, Ju W M, Chen J M, Fan W Y, Zhou Y L, Li X F, Li M Z. Forest canopy leaf area index in Maoershan Mountain: Ground measurement and remote sensing retrieval. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2010, 21(8): 2117-2124.
- [4] González-Sanpedro M C, Toan T L, Moreno J, Kergoat L, Rubio E. Seasonal variations of leaf area index of agricultural fields retrieved from Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(3): 810-824.
- [5] Madugundu R, Nizalapur V, Jha C S. Estimation of LAI and above-ground biomass in deciduous forests: Western Ghats of Karnataka, India. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2008, 10(2): 211-219.
- [6] Liu J G, Pattey E, Jégo G. Assessment of vegetation indices for regional crop green LAI estimation from Landsat images over multiple growing seasons. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 123(8): 347-358.
- [7] Zarate-Valdez J L, Whiting M L, Lampinen B D, Metcalf S, Ustin S L, Brown P H. Prediction of leaf area index in almonds by vegetation indexes. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2012, 85(7): 24-32.
- [8] Liu Y B, Ju W M, Zhu G L, Chen J M, Xing B L, Zhu J F, Zhou Y L. Retrieval of leaf area index for different grasslands in Inner Mongolia prairie using remote sensing data. *Acta Ecologica Sinica*, 2011, 31(18): 5159-5170.
- [9] He L, Tang S Y, Miao F, Li Y X. Remote sensing model and inversion of leaf area index in the typical area of Minjiang Valley upriver. *Research of Soil and Water Conservation*, 2010, 17(1): 218-221.
- [10] Heiskanen J, Rautiainen M, Korhonen L, Möttönen M, Stenberg P. Retrieval of boreal forest LAI using a forest reflectance model and empirical regressions. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011, 13(4): 595-606.
- [11] Richardson J J, Moskal L M, Kim S H. Modeling approaches to estimate effective leaf area index from aerial discrete-return LIDAR. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2009, 149(6/7): 1152-1160.
- [12] Jensen R R, Hardin P J, Bekker M, Farnes D S, Lulla V, Hardin A. Modeling urban leaf area index with AISA + hyperspectral data. *Applied Geography*, 2009, 29(3): 320-332.
- [13] Wu W Y, Wu Z M, Hu H R, Jia B Q. Estimation on leaf area index of urban forests in Guangzhou by remote sensing technique. *Journal of Northeast Forestry University*, 2010, 38(3): 38-41.
- [14] Lin W P, Zhao M, Zhang Y F, Liu Y L, Liu D Y, Gao J. Study on estimation of urban forest LAI models based on SPOT5. *Science of Surveying and Mapping*, 2008, 33(2): 57-59, 63-63.

- [15] Chen J M, Govind A, Sonnentag O, Zhang Y Q, Barr A, Amiro B. Leaf area index measurements at Fluxnet-Canada forest sites. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2006, 140(1/4): 257-268.
- [16] Wang X X, Wu H, Lu X C, Wu X J, Lou L E, Zhu Q J. Extracting urban green space with mixed pixel decomposing and SVM. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(33): 216-217, 226-226.
- [17] Liu D S, Li S M. Statistical relationship between LAI indices and canopy spectral data of winter wheat in BEIJING area. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2008, 20(4): 32-34, 42-42.
- 参考文献:
- [3] 朱高龙, 居为民, Chen J M, 范文义, 周艳莲, 李显凤, 李明泽. 帽儿山地区森林冠层叶面积指数的地面观测与遥感反演. *应用生态学报*, 2010, 21(8): 2117-2124.
- [8] 柳艺博, 居为民, 朱高龙, 陈镜明, 邢白灵, 朱敬芳, 周艳莲. 内蒙古不同类型草地叶面积指数遥感估算. *生态学报*, 2011, 31(18): 5159-5170.
- [9] 何磊, 唐姝娅, 苗放, 李玉霞. 岷江上游典型流域叶面积指数的遥感模型及反演. *水土保持研究*, 2010, 17(1): 218-221.
- [13] 吴文友, 吴泽民, 胡鸿瑞, 贾保全. 基于遥感技术的广州市城市森林叶面积指数推算. *东北林业大学学报*, 2010, 38(3): 38-41.
- [14] 林文鹏, 赵敏, 张翼飞, 柳云龙, 刘冬燕, 高峻. 基于 SPOT5 遥感影像的城市森林叶面积指数反演. *测绘科学*, 2008, 33(2): 57-59, 63-63.
- [16] 王修信, 吴昊, 卢小春, 吴学军, 罗兰娥, 朱启疆. 利用混合像元分解结合 SVM 提取城市绿地. *计算机工程与应用*, 2009, 45(33): 216-217, 226-226.
- [17] 刘东升, 李淑敏. 北京地区冬小麦冠层光谱数据与叶面积指数统计关系研究. *国土资源遥感*, 2008, 20(4): 32-34, 42-42.