

# 基于 SPOT5 影像多辐射校正水平的植被绿量遥感估算

顾祝军, 陈子玉, 钟冠

南京晓庄学院生物化工和环境工程学院, 江苏 南京 211171

**摘要:** 选用南京市 SPOT5 图像的灰度值(DN)、星上辐射率(SR)、表观反射率(TOA)和地物反射率(PAC)数据, 提取了两种植被指数(VI), 即归一化植被指数(NDVI)和比值植被指数(RVI), 并与地面实测的绿量(LVV)进行相关分析, 建立了165个关系模型。结果表明, LVV与VI呈极显著的相关关系, 其相关系数多以相对均质植被高于植被总体, 基于灰度值高于常用的地物反射率为主。LVV-VI关系模型的 $R^2$ 均值以多元线性回归模型最高(0.821), 指数模型最低(0.536), 而1~3次多项式模型均接近0.7。每种植被样方优选出一个模型, 即阔叶林 $LVV = 7.802 RVI_{PAC} - 2.455$  ( $R^2 = 0.827$ ,  $RMSE = 0.498$ ); 针阔叶混交林 $LVV = -15.421 RVI_{TOA} + 26.971 RVI_{DN} - 8.261$  ( $R^2 = 0.918$ ,  $RMSE = 0.356$ ); 灌木 $LVV = -342.591 NDVI_{DN}^3 - 20.553 NDVI_{DN}^2 + 14.013 NDVI_{DN} + 1.509$  ( $R^2 = 0.764$ ,  $RMSE = 0.689$ ); 草地 $LVV = 2.934 RVI_{PAC} + 2.147 RVI_{TOA} - 3.193$  ( $R^2 = 0.903$ ,  $RMSE = 0.464$ ); 总体植被 $LVV = 1.789 RVI_{PAC} - 6.814 NDVI_S + 4.258 NDVI_{PAC} + 12.854 NDVI_{DN} - 0.342$  ( $R^2 = 0.810$ ,  $RMSE = 0.638$ )。这些优选模型的自变量包括了4种辐射校正水平下提取的两种植被指数, 显示基于不同辐射校正水平的植被指数在植被LVV遥感反演中具有一定的应用潜力。

**关键词:** 辐射校正; 植被指数; 绿量; 模型

**中图分类号:** TP79

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1674-5906 (2009) 06-2294-06

绿量又名绿化三维量(Living Vegetation Volume, LVV), 是通过绿色植物的茎和叶所占的空间体积来反映绿地生态水平的指标<sup>[1,2]</sup>。绿量将通常的植被空间结构表征从二维面积引向三维空间, 因而突破了传统二维绿地指标的局限性, 能较全面地反映植被空间构成的合理性和生态效益水平<sup>[3-6]</sup>。绿量指标的测量, 在绿地生态研究和城市规划建设等方面都具有重要的理论和实践意义。

绿量的测量包括地面测量和遥感估算两种方法。通过在地面逐株测量植被的茎叶面积, 并计算植被的空间体积可直接得到绿量值。这种方法虽精度较高, 但需消耗大量的人力、物力和时间。遥感技术为绿量测量提供了便利, 通常采用“平面量模拟立体量”的方法。吕妙儿等<sup>[7]</sup>在航空相片上量得植被冠径, 并根据特定植被冠径和冠高之间的相关方程求取冠高, 最后计算树冠体积即得树冠绿量。陈芳等<sup>[8]</sup>则在IKONOS图像上通过屏幕跟踪矢量化, 并结合野外调查获取绿地斑块的叶面积指数(LAI)和植被覆盖度(VFC), 以二者乘积计算斑块绿量。可见遥感技术的使用提高了绿量测量的效率, 节约了人力、时间等成本, 但现有研究多基于高精度遥感图像的目视解译, 在大范围地表表征绿量的遥感自动化提取中具有一定的局限性。所以, 有必要在更多种类遥感影像的基础上进一步探索植被绿量的遥感估算方法。

除了影像类型外, 植被参数遥感反演的精度还因辐射校正而存在差异。骆知萌等<sup>[9]</sup>在江西省兴国县的研究结果表明, 去除传感器自身和大气辐射影响的地物反射率图像, 更能真实地反演地表植被覆盖度。而Soudani等<sup>[10]</sup>则发现, 在裸地和稀疏森林植被区的LAI估算中, 采用IKONOS、ETM+和SPOT影像不同辐射校正水平的数据估算结果相似, 故辐射校正效果并不明显。Gu等<sup>[11]</sup>研究表明, 植被覆盖度的遥感估算受辐射校正、植被指数和模型种类的综合影响。由此可见, 遥感影像的辐射校正效果存在一定的不确定性, 不同辐射校正水平的遥感数据在植被遥感中的应用潜力, 值得进一步探索。

本文基于地表实测的LAI和VFC相乘得到的LVV值, 分析LVV与不同辐射校正水平下提取的植被指数的关系, 从而建立并验证LVV遥感提取模型, 以期为区域绿量的遥感估算提供技术支撑。

## 1 材料与与方法

### 1.1 研究区概况和数据来源

以南京市主城及近郊为研究区。属亚热带季风湿润气候区, 雨量充沛, 四季分明, 年平均温度15.4℃, 年平均降水量1106mm。为落叶阔叶林逐步过渡到落叶阔叶、常绿阔叶混交林地区, 乔木、灌木和草本植被都有大量分布。采样区草本植物主要分布于河谷、滨湖的平原, 以及长江中游的洲地; 灌木和林地

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(40371053)

**作者简介:** 顾祝军(1970年生), 男, 博士, 主要从事植被遥感、水土保持与GIS应用研究。E-mail: zhujungu@163.com

**收稿日期:** 2009-09-16

采样区多分布于坡度小于 15°的低缓丘陵区。

遥感影像采用 SPOT5 HRG 传感器提供的 1A 级处理水平图像(列号: 290; 行号: 286; 北京视宝公司), 成像时间为 2005 年 3 月 20 日, 选用红和红外两个波段, 空间分辨率均为 10 m。为便于实测样方的布局, 选用南京市 1 : 10 000 地形图、1 : 50 000 土地利用图和 1 : 600 000 植被类型图作为基础数据。

### 1.2 植被绿量的地面实测

首先选取样方, 实测 LAI 值和 VFC 值, 再将二者相乘, 得到样方的实测绿量 LVV。为确定样方位置, 参考地形图、植被类型图和遥感影像目视判读结果, 用 Ringrose 等<sup>[12]</sup>的方法选取了 21 个样区, 其中阔叶林、针阔叶混交林、灌木和草地样区分别为 6、4、6 和 5 个, 每个样区布置样方 4~6 个, 共 102 个样方。样方大小为 10 m × 10 m, 与遥感影像空间分辨率对应(图 1)。地面测量于 2006 年 3 月中旬至下旬选择晴朗无云天气进行。利用 LAI-2000 植物冠层分析仪(美国 LI.COR 公司)测定样方 LAI<sup>[13]</sup>。每个样方随机测量 6 个点, 然后从仪器读出 LAI 平均值, 取平均值作为最终结果。VFC 采用数码相机垂直照相法测量<sup>[14,15]</sup>。相机型号为 Canon Power Shot G5 (Canon Co., Japan), 分辨率 2592×1944 像元。相片的地物用 Purevdorj 等<sup>[16]</sup>的方法在通用遥感图像处理软件 ENVI 4.0 (Research Systems, Inc., USA) 中分为植被和非植被两类, 并自动计算植被像元占像元总数的百分比, 即每张相片的 VFC 值。每个样方多张相片的 VFC 值取平均, 作为样方的 VFC 值。样方的经纬度用 Starlink In-victa 210 型差分 GPS 接收仪(RAVEN Industries,

INC. USA)测量。

### 1.3 遥感影像预处理与植被指数提取

为了统一坐标系统, 对 SPOT 5 影像进行几何精校正: 在地形图和遥感影像上选取道路交叉点、桥梁中部等 20 个地面控制点, 用二次多项式模型进行校正, 用最邻近法进行重采样, 几何校正的均方根误差小于 1 个像元。影像辐射精校正方法同文献[15], 首先进行辐射定标, 计算大气层顶进入卫星传感器的光谱辐射亮度, 然后计算大气上界的表观反射率, 最后通过黑暗像元法进行大气校正, 计算地物反射率。这样共获取 4 级辐射校正水平的图像: 地物反射率(Post Atmospheric Correction Reflectance, PAC)、表观反射率(Top of atmosphere Reflectance, TOA)、星上辐射亮度(Satellite Radiance, SR)和灰度值(Digital Number, DN)。基于 PAC、TOA、SR 和 DN 图像, 分别提取归一化植被指数(NDVI)<sup>[17]</sup>和比值植被指数(RVI)<sup>[18]</sup>, 其计算方法如下:

$$NDVI = \frac{R_{NIR} - R_{RED}}{R_{NIR} + R_{RED}} \quad (1)$$

$$RVI = R_{NIR} / R_{RED} \quad (2)$$

其中 NIR 和 RED 分别表示近红外和红波段。这样共得到 8 幅植被指数图像, 据此分别提取 102 个样方的植被指数值。为减少位置偏移带来的误差, 以每个样方为中心、边长为 20 m 的方形区域作为缓冲区, 用缓冲区内的植被指数均值作为对应样方的植被指数值。遥感影像预处理和植被指数提取在软件 ENVI 4.0 中进行。

### 1.4 LVV-VI 关系模型的建立与验证

为了建立和验证 LVV 估算模型, 先将 102 个实测数据分为建模用样方数据(M)和用于模型验证的样方数据(V)两个独立的数据集。将样方数据按 LVV 大小排序后, 根据“M-M-M-V-V”的顺序, 分选出属于 M 和 V 的样方分别为 62 个和 40 个。对不同植被样方, 基于 NDVI 和 RVI 与实测的 LVV 用最小二乘法建立了单变量和多变量两种模型, 前者包括 1~3 次多项式和指数模型, 后者则为多元线性回归模型。植被样方包括阔叶林(BF)、针阔叶混交林(CB)、灌木(SH)和草地(GR)共 4 种相对均质的植被类型样方, 以及所有植被样方的混合, 即植被总体样方(VT)。模型的拟合程度用决定系数 R<sup>2</sup>和均方根误差 RMSE 来衡量, 后者的计算方法为:

$$RMSE = \left( \sum_{i=1}^n (e_i)^2 / N \right)^{1/2} \quad (3)$$

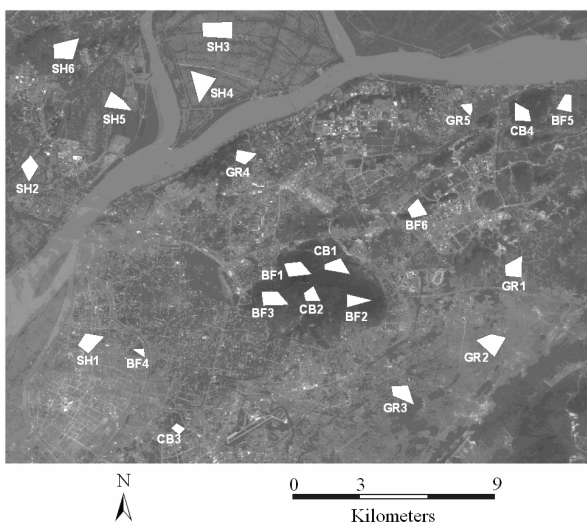


图 1 采样区分布图

Fig.1 Location of the sampling sites

BF: 阔叶林, CB: 针阔叶混交林, SH: 灌木, GR: 草地。背景是 SPOT5 影像的近红外波段。

式中  $N$  表示验证用样方数,  $e_i$  是估算残差, 即样方  $i$  的 LVV 估算值与实测值之差。模型建立和验证使用软件 SPSS 11.5 (SPSS Inc, USA) 进行。

### 1.5 LVV-VI 关系模型的应用

首先将几何精校正后的遥感影像地物分为植被和非植被两大类, 然后将植被进一步分为阔叶林、针阔叶混交林、灌木和草地 (农作物非本研究内容, 但考虑成图方便, 据其长势划归灌木或草地类)。非植被主要包括水体、建筑物和裸地等。分类方法采用最大似然法进行监督分类, 再结合土地利用图和植被类型图进行目视解译修正, 最后得到与植被指数图同坐标系、同边界的地物类型栅格图。该图作为独立“波段”, 与植被指数一起参与 LVV 的遥感估算。对每种地物类型, LVV 估算采用本研究优选的模型, 对非植被类, 则令  $LVV = 0$ 。估算过程采用 ENVI 4.0 软件, 在 IDL 界面中编写 M 文件, 并使用 Band math 工具进行计算, 最后得到 LVV 估算结果图。

## 2 结果与讨论

### 2.1 LVV-VI 的相关性

各种植被样方的 LVV 与 VI 都呈显著的正相关关系, 相关系数大小因样方类型、辐射校正水平和植被指数而异 (表 1)。相关系数最高者为草地植被的绿量  $GR_{LVV}$  与  $RVI_{TOA}$  (即基于 TOA 级影像提取的植被指数 RVI, 下同) 达 0.922, 最低者为灌木  $SH_{LVV}$  与  $RVI_{PAC}$ , 仅 0.560。

表 1 不同植被样方的绿量与植被指数相关性分析

Table 1 Correlation analysis between LVV and VI of different vegetation quadrats

植被指数	不同植被样方的 LVV-VI 相关系数 <sup>a)</sup>					
	阔叶林 BF	针阔混交林 CB	灌木 SH	草地 GR	总体植被 VT	
$NDVI_{DN}$	0.806	0.876	0.858	0.856	0.845	
$NDVI_{SR}$	0.765	0.859	0.809	0.817	0.8	
$NDVI_{TOA}$	0.806	0.86	0.792	0.848	0.818	
$NDVI_{PAC}$	0.805	0.698	0.751	0.743	0.718	
$RVI_{DN}$	0.801	0.885	0.812	0.846	0.829	
$RVI_{SR}$	0.804	0.869	0.809	0.881	0.831	
$RVI_{TOA}$	0.781	0.863	0.847	0.922	0.818	
$RVI_{PAC}$	0.851	0.865	0.56	0.807	0.661	

<sup>a)</sup> 所有相关系数的  $p < 0.01$  (For all correlation coefficients, the  $p < 0.01$ )。

每种植被样方对应的各 8 个相关系数均值呈  $CB (0.847) > GR (0.840) > BF (0.802) > VT (0.790) > SH (0.780)$ , 表明相对均质植被的 LVV-VI 相关系数高于植被总体 (灌木除外)。每个辐射校正水平对应的各 10 个相关系数均值为  $DN (0.841) > TOA (0.836) > SR (0.824) > PAC (0.746)$ , 显示本研究中未经辐射精校正的灰度值 DN 数据较之常用的地物反射率 PAC 数据具有较强的 LVV 表征能力<sup>[11,14]</sup>。

植被指数 NDVI 和 RVI 对应的各 20 个相关系数均值分别为 0.807 和 0.817, 亦从总体上反映了二者在 LVV 反演中存在的细微差异。LVV-VI 的相关性分析表明, 基于不同植被样方、不同辐射校正水平和不同植被指数的 LVV 遥感估算是可行且必要的。

### 2.2 LVV-VI 关系模型

基于 62 个建模样方数据, 对 5 种植被样方分别建立了 LVV 与 VI 的单变量模型和多变量模型。每种植被样方分别建立 32 个单变量模型 (基于 4 种模型和 8 个自变量, 即 4 个辐射校正水平下提取的 NDVI 和 RVI), 和 1 个基于所有 8 个自变量的多元线性回归模型, 这样每种样方共可建立 33 个模型, 共得到 165 个模型。所有模型的决定系数  $R^2$  如表 2。

表 2 LVV-VI 关系模型的  $R^2$  值

Table 2  $R^2$  of the models between LVV and VI

植被指数	模型种类 <sup>a)</sup>	基于不同植被样方的模型 $R^2$ 值 <sup>b)</sup>					总体植被 VT
		阔叶林 BF	针阔混交林 CB	灌木 SH	草地 GR		
$NDVI_{DN}$	LIN	0.650	0.767	0.736	0.733	0.713	
	QUA	0.731	0.784	0.756	0.861	0.751	
	CUB	0.739	0.788	0.764	0.861	0.755	
	EXP	0.482	0.700	0.693	0.526	0.623	
$NDVI_{SR}$	LIN	0.585	0.737	0.655	0.667	0.639	
	QUA	0.697	0.741	0.687	0.734	0.668	
	CUB	0.735	0.741	0.705	0.735	0.673	
	EXP	0.467	0.620	0.653	0.493	0.568	
$NDVI_{TOA}$	LIN	0.650	0.740	0.628	0.720	0.670	
	QUA	0.701	0.765	0.642	0.814	0.691	
	CUB	0.720	0.773	0.646	0.817	0.708	
	EXP	0.491	0.668	0.623	0.490	0.579	
$NDVI_{PAC}$	LIN	0.648	0.487	0.565	0.552	0.516	
	QUA	0.677	0.487	0.626	0.703	0.557	
	CUB	0.678	0.487	0.634	0.707	0.560	
	EXP	0.580	0.318	0.524	0.355	0.387	
$RVI_{DN}$	LIN	0.642	0.782	0.660	0.716	0.687	
	QUA	0.693	0.802	0.708	0.759	0.714	
	CUB	0.689	0.801	0.708	0.756	0.712	
	EXP	0.501	0.702	0.589	0.507	0.583	
$RVI_{SR}$	LIN	0.646	0.755	0.654	0.777	0.691	
	QUA	0.705	0.758	0.666	0.852	0.714	
	CUB	0.704	0.759	0.665	0.853	0.713	
	EXP	0.477	0.583	0.672	0.573	0.594	
$RVI_{TOA}$	LIN	0.610	0.745	0.717	0.850	0.669	
	QUA	0.656	0.757	0.730	0.892	0.670	
	CUB	0.656	0.757	0.730	0.888	0.670	
	EXP	0.435	0.671	0.603	0.531	0.542	
$RVI_{PAC}$	LIN	0.725	0.748	0.313	0.651	0.437	
	QUA	0.730	0.803	0.398	0.758	0.468	
	CUB	0.749	0.803	0.398	0.758	0.471	
	EXP	0.530	0.482	0.177	0.488	0.226	
	ML	0.827	0.918	0.646	0.903	0.810	

<sup>a)</sup> 注: LIN, QUA 和 CUB 分别为 1 次、2 次和 3 次多项式模型, EXP 为指数模型, ML 为多元线性回归模型。

从表 2 可见，模型的确定系数  $R^2$  差异明显。确定系数最大的是基于针阔叶混交林 CB 的多元线性回归模型 (0.918)，最小的是基于灌木  $RVI_{PAC}$  的指数模型 (0.177)。每种植被样方对应的各 33 个模型  $R^2$  的均值呈 GR (0.701) > CB (0.699) > BF (0.649) > SH (0.615) > VT (0.613)，表明植被结构影响着 LVV-VI 模型的可靠性，且基于相对均质植被的模型  $R^2$  的均值高于植被总体(VT)。从模型种类来看，多元线性回归模型的  $R^2$  均值最高 (0.821)，各 40 个单变量模型的  $R^2$  均值以指数模型最低 (0.536)，而 1~3 次多项式模型则分别为 0.663、0.708 和 0.712。就辐射校正水平和植被指数而言(不考虑多元线性回归模型)，不同辐射校正水平各 40 个模型的  $R^2$  均值为 DN (0.690) > TOA (0.688) > PAC (0.626) > SR (0.615)，而基于两种植被指数的各 80 个模型的  $R^2$  均值为 NDVI (0.695) > RVI (0.615)，显示不同遥感信息在表征 LVV-VI 关系模型中的差异。值得注意的是，基于常用的 PAC 级影像的模型  $R^2$  均值较低，表明本研究中大气校正并未有效提高 LVV 遥感估算的可靠性。

### 2.3 优选模型的拟合度

综合考虑模型的精度和稳定性，对每种植被样方分别选出一个最优模型如表 3。从表中可见，这些最优模型的拟合度按植被样方呈 CB > GR > BF

表 3 优选的 LVV-VI 关系模型  
Table 3 Selected models between LVV and VI

植被类型	模型	$R^2$	RMSE	编号 No.
阔叶林 BF	$LVV = 7.802 RVI_{PAC} - 2.455$	0.827	0.498	(4)
针阔混交林 CB	$LVV = -15.421 RVI_{TOA} + 26.971 RVI_{DN} - 8.261$	0.918	0.356	(5)
灌木 SH	$LVV = -342.591 NDVI_{DN}^3 - 20.553 NDVI_{DN}^2 + 14.013 NDVI_{DN} + 1.509$	0.764	0.689	(6)
草地 GR	$LVV = 2.934 RVI_{PAC} + 2.147 RVI_{TOA} - 3.193$	0.903	0.464	(7)
总体植被 VT	$LVV = 1.789 RVI_{PAC} - 6.814 NDVI_{SR} + 4.258 NDVI_{PAC} + 12.854 NDVI_{DN} - 0.342$	0.810	0.638	(8)

在 1:1 线附近，但以低于 1:1 线的验证点略多，尤以阔叶林和针阔叶混交林较明显。基于植被总体 (模型 8) 的散点图与图 2 相似 (图略)。

### 2.4 优选模型的应用

将优选的模型编写入 ENVI 4.0 软件的 M 文件后，就可通过波段运算得到 LVV 分布栅格图。基于各植被类型的模型 (4)~(7)，分别计算对应植被区域的 LVV，得到结果如图 3，基于植被总体的模型 (8) 计算结果图与图 3 类似 (图略)。由图中可见，研究区 LVV 的分布以中部、东北和东南部的丘陵区普遍较高，西北部和北部农田次之，而西部、西南部主城区相对最低，显示研究区植被 LVV 空间分布的不均衡性。

## 3 结论

各种植被样方的绿量 LVV 与植被指数 VI 均呈

> VT > SH，凸显了相对均质的植被结构有利于提高 LVV-VI 关系模型的拟合度。这些优选模型的自变量包括了 4 种辐射校正水平的两个植被指数，即  $NDVI_{DN}$ 、 $NDVI_{SR}$ 、 $NDVI_{PAC}$ 、 $RVI_{DN}$ 、 $RVI_{SR}$ 、 $RVI_{TOA}$  和  $RVI_{PAC}$ ，可见基于不同辐射校正水平的植被指数在植被 LVV 遥感反演中具有一定的应用潜力。从 40 个验证数据的野外实测值与模型 (4)~(7) 估算值的散点图可见 (图 2)，LVV 估算值集中分布

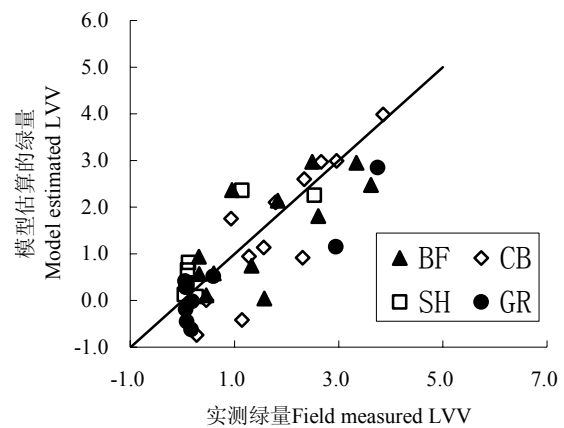


图 2 绿量实测值与模型估算值散点图  
(基于模型 4~7，实线为 1:1 线)

Fig.2 Scatter plot of field measured LVV and model estimated LVV, based on model 4~7. The solid line is 1:1 line

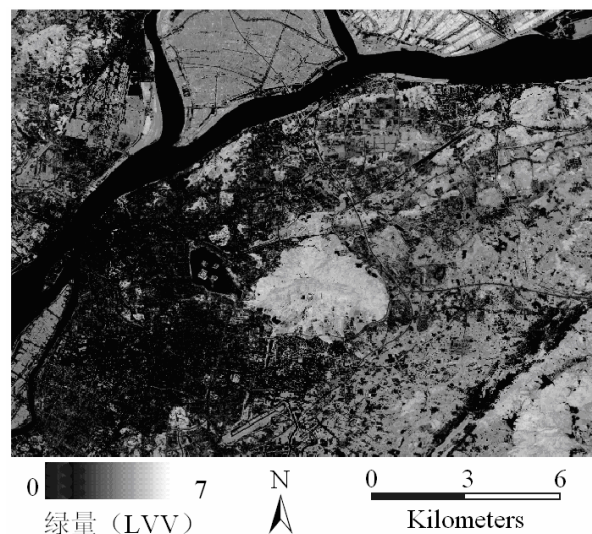


图 3 绿量估算结果图 (基于模型 4~7)  
Fig.3 Result images of LVV estimation based on model 4~7

显著的正相关关系。LVV-VI 相关系数大小因植被样方、模型种类、辐射校正水平和植被指数类型而异,多以相对均质植被高于植被总体,基于灰度值 DN 数据高于常用的地物反射率 PAC 数据,故基于不同植被类型、不同辐射校正水平影像的 LVV 遥感估算是可行且必要的。从 LVV-VI 关系模型的决定系数  $R^2$  值来看,除阔叶林外,基于相对均质植被的模型  $R^2$  均值高于植被总体。就模型种类而言,多元线性回归模型的  $R^2$  均值最高(0.821),单变量模型的  $R^2$  均值以指数模型最低(0.536),而 1~3 次多项式模型均接近 0.7。不同辐射校正水平模型的  $R^2$  均值以灰度值 DN (0.690) 高于地物反射率 PAC (0.626)。对每种植被样方分别选出一个最优模型(表 3),这些优选模型的自变量包括了 4 种辐射校正水平的 2 种植被指数,可见基于不同辐射校正水平的植被指数在植被 LVV 遥感反演中具有一定的应用潜力。研究表明,在 LVV-VI 关系建模中,基于不同辐射校正水平的遥感数据有利于精确反映 LVV-VI 的相互关系并充分挖掘遥感信息,从而提高 LVV 的估算精度。

附录:本文使用的主要术语简称及其含义如下:

NDVI: 归一化植被指数。RVI: 比值植被指数。BF: 阔叶林。CB: 针阔叶混交林。SH: 灌木。GR: 草地。VT: 植被总体(指所有样方植被)。PAC: 地物反射率。TOA: 表现反射率。SR: 星上辐射亮度。DN: 灰度值

#### 参考文献:

- [1] 周廷刚, 罗红霞, 郭达志. 基于遥感影像的城市空间三维绿量(绿化三维量)定量研究[J]. 生态学报, 2005, 25(3): 415-420.  
ZHOU Tinggang, LUO Hongxia, GUO Dazhi. Remote sensing image-based quantitative study on urban spatial 3D Green Quantity Virescence three-dimension quantity[J]. Acta Ecologica Sinica, 2005, 25(3): 415-420.
- [2] 李伟, 贾宝全, 王成, 等. 城市森林三维绿量研究现状与展望[J]. 世界林业研究, 2008, 21(4): 31-34.  
LI Wei, JIA Baoquan, WANG Cheng, et al. Research status and prospect of 3D green quantity of urban forest[J]. World Forestry Research, 2008, 21(4): 31-34.
- [3] 周坚华, 孙天纵. 三维绿色生物量的遥感模式研究与绿化环境效益估算[J]. 遥感学报, 1995, 10(3): 162-174.  
ZHOU Jianhua, SUN Tianzong. Study on remote sensing model of three-dimensional green biomass and the estimation of environmental benefits of greenery[J]. Journal of Remote Sensing, 1995, 10(3): 162-174.
- [4] 安勇, 卓丽环. 哈尔滨市紫丁香绿量[J]. 东北林业大学学报, 2004, 32(6): 81-84.  
AN Yong, ZHUO Lihuan. Vegetation quantity of syringa oblata in Harbin[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2004, 32(6): 81-84.
- [5] 刘常富, 李玲, 赵桂玲, 等. 沈阳城市森林三维绿量的垂直分布[J]. 东北林业大学学报, 2008, 36(3): 18-21.  
LIU Changfu, LI Ling, ZHAO Guiling, et al. Vertical distribution of tridimensional green biomass in Shenyang Urban Forests[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2008, 36(3): 18-21.
- [6] AKAGI JUNKO, ZSOLNAY ÁDÁM. Effects of long-term de-vegetation on the quantity and quality of water extractable organic matter (WEOM): Biogeochemical implications[J]. Chemosphere, 2008, 10: 1462-1466.
- [7] 吕妙儿, 蒲英霞, 黄杏元. 城市绿地监测遥感应用[J]. 中国园林, 2000, 16(5): 41-44.  
LV Miaoer, PU Yingxia, HUANG Xingyuan. Application of remote sensing on urban green monitoring[J]. Chinese Landscape Architecture, 2000, 16(5): 41-44.
- [8] 陈芳, 周志翔, 王鹏程, 等. 武汉钢铁公司厂区绿地绿量的定量研究[J]. 应用生态学报, 2006, 17(4): 592-596.  
CHEN Fang, ZHOU Zhixiang, WANG Pengcheng, et al. Greenspace vegetation quantity in workshop area of Wuhan iron and steel company[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2006, 17(4): 592-596.
- [9] 骆胡萌, 田庆久, 惠凤鸣. 用遥感技术计算森林叶面积指数—以江西省兴国县为例[J]. 南京大学学报: 自然科学版, 2005, 41(3): 253-258.  
LUO Zhimeng, TIAN Qingjiu, HUI Fengming. Retrieving leaf area indexes for coniferous forest in Xingguo County, Jiangxi Province, in use of landsat ETM+Images[J]. Journal of Nanjing University: Natural Sciences, 2005, 41(3): 253-258.
- [10] SOUDANI K, FRANCOIS C, LE MAIRE G, et al. Comparative analysis of IKONOS, SPOT, and ETM+ data for leaf area index estimation in temperate coniferous and deciduous forest stands[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 102: 161-175.
- [11] GU ZHUIJUN, ZENG ZHIYUAN, SHI XUEZHENG, et al. Assessing factors influencing vegetation coverage calculation with remote sensing imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(10), 2479-2489.
- [12] RINGROSE S, MATHESON W, WOLSKI P, et al. Vegetation cover trends along the Botswana Kalahari transect[J]. Journal of Arid Environment, 2003, 54: 297-317.
- [13] 巩合德, 杨国平, 张一平, 等. 袁牢山 4 类植物群落叶面积指数比较[J]. 东北林业大学学报, 2007, 35(3): 34-36.  
GONG Hede, YANG Guoping, ZHANG Yiping, et al. Comparison of leaf area index of four types of plant communities in Ailao Mountain[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2007, 35(3): 34-36.
- [14] 顾祝军, 曾志远, 史学正, 等. 基于 ETM+图像的植被覆盖度遥感估算模型[J]. 生态环境, 2008, 17(2): 771-776.  
GU Zhujun, ZENG Zhiyuan, SHI Xuezheng, et al. A model calculating vegetation fractional coverage from ETM+ imagery[J]. Ecology and Environment, 2008, 17(2): 771-776.
- [15] 顾祝军, 曾志远, 史学正, 等. 基于遥感图像不同辐射校正水平的植被覆盖度估算模型[J]. 应用生态学报, 2008, 19(6): 1296-1302.  
GU Zhujun, ZENG Zhiyuan, SHI Xuezheng, et al. Estimation models of vegetation fractional coverage (VFC) based on remote sensing image at different radiometric correction levels[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2008, 19(6): 1296-1302.
- [16] PUREVDORJ T, TATEISHI R, ISHIYAMA T, et al. Relationship between percent vegetation cover and vegetation indices[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(18): 3519-3535.
- [17] ROUSE J W, HAAS R H. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plain with ERTS[M]. Third ERTS Symposium, Washington DC: NASA. 1973, 1(1): 309-317.
- [18] JORDAN C F. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969, 50: 663-666.

## Estimating living vegetation volume from a multiple radiometric correction SPOT 5 Imagery

GU Zhujun, CHEN Ziyu, ZHONG Guan

College of Bio-Chemical and Environmental Engineering, Nanjing Xiaozhuang University, Nanjing 211171, China

**Abstract:** The images of post atmospheric correction reflectance (*PAC*), top of atmosphere reflectance (*TOA*), satellite radiance (*SR*), and digital number (*DN*) of a SPOT5 HRG image of Nanjing were used to derive two vegetation indices (*VI*), i.e., normalized difference vegetation index (*NDVI*), and ratio vegetation index (*RVI*). Between these *VI*s and living vegetation volume (*LVV*) data which obtained from ground measurement, correlations were analyzed and then 165 relationship models were established. The results showed that *LVV* was significantly correlated with *VI*. *LVV-VI* correlation coefficients of relatively 'pure' vegetation are higher than those of total vegetation, and of digital number (*DN*) higher than those of post atmospheric correction reflectance (*PAC*) which is universally used. The average  $R^2$  of multi-variable linear regression *LVV-VI* models was the highest (0.821), of exponential models the lowest (0.536), and of all polynomial models (linear, quadratic, and cubic) near 0.7. One 'best' model was selected for each of the vegetation quadrats, i.e., broad-leaf forest:  $LVV = 7.802RVI_{PAC} - 2.455$  ( $R^2 = 0.827$ ,  $RMSE = 0.498$ ), broad-conifer leaf mixed forest:  $LVV = -15.421RVI_{TOA} + 26.971RVI_{DN} - 8.261$  ( $R^2 = 0.918$ ,  $RMSE = 0.356$ ), shrub:  $LVV = -342.591NDVI_{DN}^3 - 20.553NDVI_{DN}^2 + 14.013NDVI_{DN} + 1.509$  ( $R^2 = 0.764$ ,  $RMSE = 0.689$ ), grass:  $LVV = 2.934RVI_{PAC} + 2.147RVI_{TOA} - 3.193$  ( $R^2 = 0.903$ ,  $RMSE = 0.464$ ), and total vegetation:  $LVV = 1.789RVI_{PAC} - 6.814NDVI_{SR} + 4.258NDVI_{PAC} + 12.854NDVI_{DN} - 0.342$  ( $R^2 = 0.810$ ,  $RMSE = 0.638$ ). The independent variables of these selected models include two vegetation indices from 4 radiometric correction levels, indicating the potentials of spectral vegetation indices from different radiometric correction levels in *LVV* estimating.

**Key words:** radiometric correction, vegetation index, living vegetation volume, model