

引用格式: Li Wenjuan, Zhao Chuanyan, Bie Qiang, *et al.* Retrieval of the Forest Structural Parameters Using Airborne LiDAR Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(5): 917-924. [李文娟, 赵传燕, 别强, 等. 基于机载激光雷达数据的森林结构参数反演[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(5): 917-924.] doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2015.5.0917

## 基于机载激光雷达数据的森林结构参数反演

李文娟<sup>1</sup>, 赵传燕<sup>1</sup>, 别强<sup>2</sup>, 高婵婵<sup>1</sup>, 高云飞<sup>1</sup>

(1. 兰州大学草地农业生态系统国家重点实验室, 甘肃 兰州 730000;

2. 兰州大学西部环境教育部重点实验室, 甘肃 兰州 730000)

**摘要:** 机载激光雷达(Light Detection And Ranging, LiDAR)技术对植被空间结构和地形的探测能力较强, 在植被参数定量测量和反演方面具有显著优势。首先利用野外调查并结合高分辨率Geoeye-1影像数据, 对黑河上游天涝池流域植被类型进行分类, 提取研究区森林分布, 然后结合0.5 m×0.5 m机载激光雷达(LiDAR)数据对森林结构参数(树高、冠幅、胸径和叶面积指数)进行反演, 最后利用实际观测数据对反演结果进行验证。结果表明: 机载激光雷达数据能够精确地反演森林结构参数, 树高、冠幅、胸径和叶面积指数的实测值与估测值决定系数分别为0.98、0.84、0.57和0.73。本研究获得流域森林覆盖区域高精度树冠高度和叶面积指数空间分布图, 同时分析了冠层高度和叶面积指数随高度的变化。本研究的结果为该流域分布式生态水文模型提供了重要的输入参数。

**关键词:** 机载激光雷达; 植被结构参数; 黑河上游; 遥感反演

中图分类号: TP 79 文献标志码: A 文章编号: 1004-0323(2015)05-0917-08

### 1 引言

植被结构参数(树高、冠幅、叶面积指数和胸径等)是林业调查不可或缺的测量内容。传统的植被结构参数调查主要由人工操作, 费时费力, 难以进行大范围的植被结构参数获取<sup>[1]</sup>, 因此传统调查只能获得有限的植被结构参数信息, 不能够反映植被结构参数的空间变异性<sup>[2]</sup>。随着遥感技术的发展, 林业调查拥有了强大的技术支撑<sup>[3]</sup>。光学遥感曾经在植被结构参数调查方面发挥了重要的作用<sup>[4]</sup>, Wessels等<sup>[5]</sup>利用光学遥感估测了巴西圣保罗州人工桉树林树高; Scott等<sup>[6]</sup>利用SPOT卫星影像数据估测了加拿大亚伯达地区森林生物量; Gilabert<sup>[7]</sup>将光学遥感数据用于叶面积指数(LAI)的估测, 陈新芳等<sup>[8]</sup>使用遥感影像提取了森林叶面积指数, 但是可见光遥感受多种因素的影响如云、混合像元和饱

和度等, 这些因素限制了光学遥感在植被结构参数反演方面的应用<sup>[9-11]</sup>。

LiDAR具有较强的穿透力, 因此LiDAR技术弥补了光学遥感在反演植被结构参数方面的不足, 促使了LiDAR技术的广泛应用<sup>[12-14]</sup>。Simonson等<sup>[15]</sup>利用高分辨率的机载LiDAR数据反演葡萄牙南部橡树林平均树高, 与野外获取的平均树高之间的相关系数为0.85; Chen等<sup>[16]</sup>使用高分辨率的机载LiDAR数据研究美国加州地区森林生物量, 估测精度高达0.83; García等<sup>[17]</sup>通过高分辨率的机载LiDAR数据提取了樟子松树高和郁闭度用于建立生物量估算模型, 结果显示出较好的模拟精度。然而黑河上游作为重要的产水区是流域重要的水源涵养区, 因此估算黑河上游地区水量平衡可以为决策者提供数据参考, 随着分布式生态水文模型的精细化发展, 植被结构参数作为重要的输入数据, 迫切需

收稿日期: 2014-05-16; 修订日期: 2015-03-28

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(91025015)。

作者简介: 李文娟(1989—), 女, 甘肃天水人, 硕士研究生, 主要从事生态水文学研究。E-mail: liwj12@lzu.edu.cn。

通讯作者: 赵传燕(1963—), 女, 山东菏泽人, 教授, 主要从事旱区生态水文及地理信息系统与遥感技术应用等方面的研究。

E-mail: nanzhr@lzb.ac.cn。

要其高分辨率的空间分布<sup>[18]</sup>。

本文利用 0.5 m × 0.5 m 分辨率的机载 LiDAR 数据结合高分辨率 Geosy-1 影像数据反演天涝池流域森林覆盖区植被结构参数(树高、冠幅、胸径以及叶面积指数),通过实测数据对其反演结果进行验证,不仅显示出机载激光雷达数据在估算植被结构参数的优越性,而且为流域生态水文模型的运行提供基础数据。

## 2 研究区概况和数据获取

### 2.1 研究区概况

研究区位于黑河上游天涝池流域(图1),海拔 2 600~4 450 m,依据多年观测数据,流域内年平均气温 -0.6~2.4 °C,1 月份平均气温 -13 °C,7 月份平均气温 14 °C,年降水量 400~600 mm,降水分布很不均匀,主要集中在 5~9 月份,占全年降水量

的 89.2%,年蒸发总量 1 005.5 mm,年平均相对湿度为 47%~60%,属高寒半干旱、半湿润山地森林草原气候。流域内植被类型有青海云杉(*Picea crassifolia*)林,主要分布在 2 600~3 400 m 的阴坡;祁连圆柏(*Sabina przewalskii*)林分布在 2 600~3 400 m 的阳坡;高山灌丛分布在 3 250~3 750 m,主要由金露梅(*Dasiphora fruticosa*)、鬼箭锦鸡儿(*Caragana jubata*)、吉拉柳(*Salix atrata*)和高山绣线菊(*Spiraea alpina*)等组成,在 2 600~3 400 m 高度带,灌丛呈斑块状镶嵌在青海云杉林和祁连圆柏林分布区,流域阳坡 2 900 m 以下为山地干草原,在 2 600~3 300 m 阴坡和半阴坡零散分布高山草甸,建群种为紫花针茅(*Stipa purpurea* Griseb)和甘青针茅(*Stipa przewalskyi* Ro-shev)。土壤主要是山地灰褐土和亚高山灌丛草甸土,土层较薄。

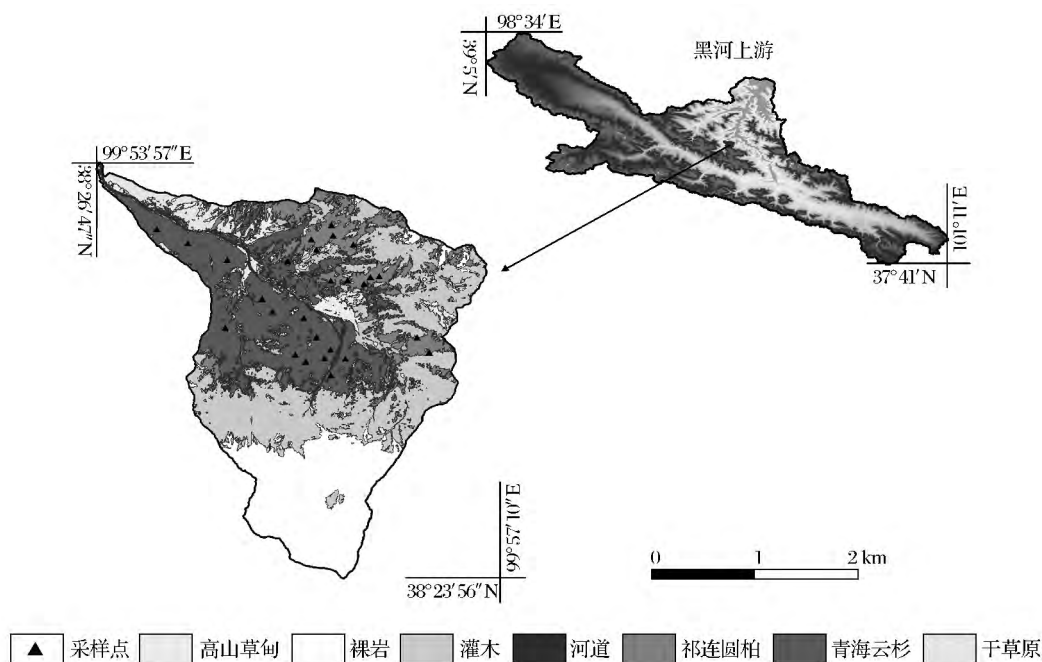


图1 研究区植被分类图

Fig. 1 The classification of vegetation in the study area

### 2.2 野外数据获取

在 2012 年 8 月,选择研究区不同的海拔梯度、坡度梯度、森林密度梯度共布设 27 个 10 m × 10 m 样地,云杉林共 14 个,圆柏林共 13 个(图1),在每个样地内设立标桩并编号。样方选择的标准:①样方附近有明显的标记物(如小路交叉点、河流拐弯、大林窗、树木特殊的排列等);②样方内树木密度不能太大;③所检尺的树木能在影像上识别。在样方中对于能够识别的单株树编号,使用激光测高仪

(TruPulse 200)测量树高,使用皮尺测量树冠两个主方向(东西和南北)的冠幅。在树高 1.3 m 处测量其胸径,使用 Fisheye 数码相机对植被冠层垂直拍照,将其照片导入 Sidelook 和 GLA 软件中分析,获得植被叶面积指数(LAI)参数<sup>[19]</sup>。

### 2.3 遥感数据的获取

LiDAR 数据获取时间为 2012 年 8 月 25 日,平均飞行高度约 5 500 m,共 6 条航带,地面覆盖面积约 100 km<sup>2</sup>。飞机上搭载的 LiDAR 系统为 ALS70,

ALS70 机载激光扫描系统主要由系统控制器、激光控制器、相机控制器、激光扫描仪、操作和导航终端等组成。ALS70 最高脉冲频率 500 kHz,最高扫描频率为 200 Hz,最大扫描角为 75°。LiDAR 系统的精密定位采用了双频 DGPS 和惯性导航系统(Inertial Measurement Unit, IMU),地表点的定位精度(水平/垂直)为 0.1 m/0.3 m。数据服务商提供的 LiDAR 点云数据地理坐标系统为 WGS84,投影采用 UTM 六度分度第 47 带。到达地面的光斑直径约 0.35 m,激光雷达的平均点密度为 1 points/m<sup>2</sup>。

### 3 研究方法

#### 3.1 LiDAR 估测植被树高、冠幅和胸径的方法

根据 LiDAR 点云数据生成数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)和数字表面模型(Digital Surface Model, DSM),通过 DSM 与 DEM 做差生成冠层高度模型(Canopy Height Model, CHM),然后将 CHM 数据进行平滑处理,CHM 反映了整个植被冠层的高度变化,包括单木树冠的顶点、肩部和边缘的高度值。通过单木树冠顶点的位置,可以得到单木树高,通过确定单木的边缘可以得到单木冠幅的大小。单木树冠的识别是基于高度的 CHM 同质性分割,通过匹配提取的树顶点和 CHM 数据分割得到潜在冠幅。刘兴聪<sup>[20]</sup>研究指出,祁连山青海云杉和祁连圆柏的胸径和树高呈现明显的正相关关系,两者的相关系数在 0.90 以上。根据野外调查获取植被树高和胸径数据,拟合胸径与树高的关系式(表 1),从表 1 获得最佳关系式为  $D = 1.478H^{0.722}$ ,依据其关系式结合反演的树高对植被胸径参数进行反演。

表 1 胸径和树高模型

Table 1 Relationships between tree height and DBH

类型	回归方程	R <sup>2</sup>	F
线性模型	$D = 3.544 + 0.45H$	0.983	797.527
对数模型	$D = -10.2 + 7.9\ln(H)$	0.988	1 137.101
复合模型	$D = 5.361 \times 1.040^H$	0.910	141.295
幂模型	$D = 1.478H^{0.722}$	0.995	304.870
增长模型	$D = e^{(1.679 + 0.039H)}$	0.910	141.295

#### 3.2 LiDAR 估测林分叶面积指数(LAI)的方法

LAI 是植被冠层重要的结构参数,也是生态模型、水文模型等研究的关键参数<sup>[21-23]</sup>。本研究采用激光点穿透率来估算植被 LAI<sup>[24]</sup>。首先利用 Terasolid 软件分离冠层上方的点云数和地面点云数,然后计算激光点的穿透率,穿透率为地面点云个数

占所有点云个数的比例,穿透率用激光穿透指数(LPI)表示,计算公式如下:

$$LPI = \frac{N_g}{N_g + N_v} \quad (1)$$

其中: $N_g$  是地面回波数的点云个数, $N_v$  是冠层上方回波点云个数。光通过冠层的衰减可用基于冠层孔隙度的 Beer-Lambert 公式<sup>[25]</sup>来描述:

$$I = I_0 e^{-kLAI} \quad (2)$$

其中:LAI 是叶面积指数, $I$  是冠层下方的光强, $I_0$  是冠层上方的光强, $k$  是消光系数,则 LAI 可以用下式计算<sup>[26]</sup>。

$$LAI = -\frac{1}{k} \ln\left(\frac{I}{I_0}\right) \quad (3)$$

公式(3)中  $I/I_0$  可用 LPI 代替,利用 60 个实测 LAI 点与相应点上 LPI 进行拟合,获得参数  $k = 0.88$ ,则式(3)变为:

$$LAI = -1.14 \times \ln(LPI) \quad R^2 = 0.56 \quad (4)$$

### 4 结果与分析

#### 4.1 机载 LiDAR 反演植被参数

将通过机载 LiDAR 数据反演获取的研究区森林树高、冠幅和胸径的空间分布。估算值与实测值进行对比(图 2),评估反演的精度见表 2。由图 2 和表 2 可以看出,反演的树高精度最高,估算值与观测值的平均绝对误差为 -0.41 m,绝对误差的绝对值最小为 0,最大为 3.7 m,绝对误差的中值为 -0.3 m,标准差为 0.67 m,均方根误差(RMSE) 0.78 m,相对误差为 1.2%。植被冠幅参数的反演精度次于树高,估测值与实测值的平均绝对误差为 -2.4 m<sup>2</sup>,绝对误差的绝对值最小为 0,最大为 16.3 m<sup>2</sup>,绝对误差的中值为 1.7 m<sup>2</sup>,标准差为 4.2 m<sup>2</sup>,RMSE 为 4.55 m<sup>2</sup>,相对误差为 9.8%。树木胸径参数的反演精度最差,估测值与实测值的平均绝对误差为 5.89 cm,其中绝对误差绝对值最小为 0,最大为 33.18 cm,绝对误差的中值为 -4.13 cm,标准差为 9.5 cm,RMSE 为 11.19 cm,相对误差为 24.2%,在树木较大时,实测值要大于估算值,可能受统计关系模型精度的影响。

#### 4.2 森林覆盖区 LAI 模拟及验证

通过式(4)模拟研究区森林覆盖区域 LAI 的空间分布(图 3)由图 3 显示,LAI 介于 0~4.9 之间。通过在森林覆盖区不同位置随机选择 20 样点对其反演结果进行验证(图 4)发现:在 LAI 比较低时,实测值与模拟值接近 1:1 线,在 LAI 较高时

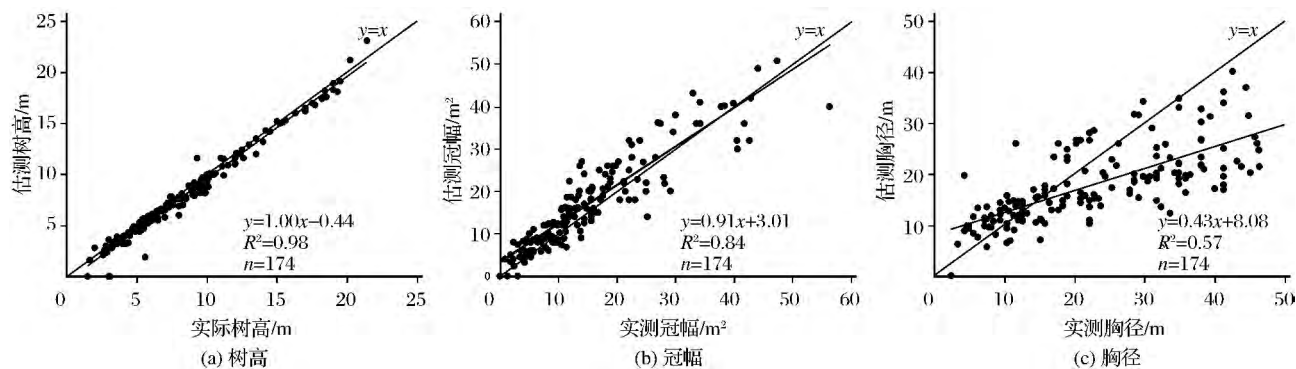


图 2 实测值与估测值对比

Fig. 2 Comparison of three parameters between measured and estimated

表 2 3 个参数实测值和估测值误差统计表

Table 2 Summary of errors statistics between measured and estimated parameters

参数	平均值	标准差	最小值	中值	最大值	相对误差/%
树高/m	-0.41	0.67	-3.70	-0.30	2.30	1.20
冠幅/m²	-2.40	4.20	-16.30	1.70	13.00	9.80
胸径/cm	-5.89	9.54	-33.18	-4.13	15.26	24.20

( $>2$ ), 实测值大于模拟值。RMSE 为 0.48, 决定系数为 0.73, 由此说明我们获得了研究区森林高精度的 LAI 反演。圆柏林分布在研究区的阳坡, 从图 3 可以看出, 圆柏林分布区 LAI 较低, 且有较多的林窗存在 ( $LAI=0$ )。在阴坡半阴坡分布的青海云杉林, 相对 LAI 较高, 在流域出口处, 有成片的青海云杉人工林存在, 人工林密度大, LAI 表现出高值; 在林线处 (上下林线), LAI 相对较低, 在分布区的中部, 青海云杉林林窗较多。与研究区 DEM 叠置, 分析每 50 m 高度带平均 LAI 的变化 (图 5), 在 2 700~2 750 m 高度带上, LAI 最大, 人工林正处在该高度带上, 之后随着海拔的高度增加, LAI 逐渐降低, 在 3 050~3 100 m 高度带出现一个相对低值, 在该高度带上, 林窗分布较多, 最低值出现在  $>3 400$  m 的高度带上。

#### 4.3 研究区森林平均树冠高度空间分布图

由机载 LiDAR 数据反演研究区森林树冠高度的空间分布见图 6。由图 6 可以看出, 树冠高度在 4.2~26.3 m 之间。与研究区 DEM 叠置, 分析每 50 m 高度带平均树冠高度的变化 (图 5)。<2 700 m 的高度带, 是处于流域出口处, 有较多的青海云杉幼树分布在河床附近, 平均冠层高度出现低值区, 在 2 700~2 750 m 高度带上, 冠层高度最大, 之后随着海拔的高度增加, 冠层高度逐渐降低, 直至  $>3 400$  m 的高度带

上达到最低值。

## 5 结 语

本文利用黑河上游天涝池流域  $0.5 \text{ m} \times 0.5 \text{ m}$  分辨率的机载 LiDAR 数据, 反演流域森林结构参数, 结果表明: 树冠高度反演的精度最高; 植被冠幅和 LAI 的反演精度次于树冠高度; 对胸径的反演结果最差。研究报道, 机载 LiDAR 数据在反演树高方面的可信度是值得接受的, Coops 等<sup>[27]</sup>利用机载 LiDAR 数据估算了英国道格拉斯地区森林树高, 与实测树高相关系数为 0.85; 庞勇等<sup>[28]</sup>利用机载激光雷达数据对山东省泰安市徂徕山林场树高进行反演, 总体平均精度为 90.59%, 并指出阔叶林的反演精度要高于针叶林。很多研究利用被动遥感反演森林的叶面积指数, 多数是利用植被指数与 LAI 的关系进行估算<sup>[29]</sup>, 但是由于无法分离林下植物对植被指数的影响, 一般反演的 LAI 偏大, 如彭焕华等<sup>[30]</sup>在祁连山排露沟流域利用 QuickBird 影像反演的青海云杉 LAI 在 0~8.74 之间, 平均值为 3.70, 与赵传燕等<sup>[31]</sup>利用 LAI-2000 冠层分析仪和鱼镜头法在相同流域获得结果相比明显偏大, 也远远高于本研究的结果。利用被动遥感除受林下植物的影响外, 还受到天气的影响, 相比而言, 主动遥感 (LiDAR) 克服了被动遥感的不足, 在林冠结构参数

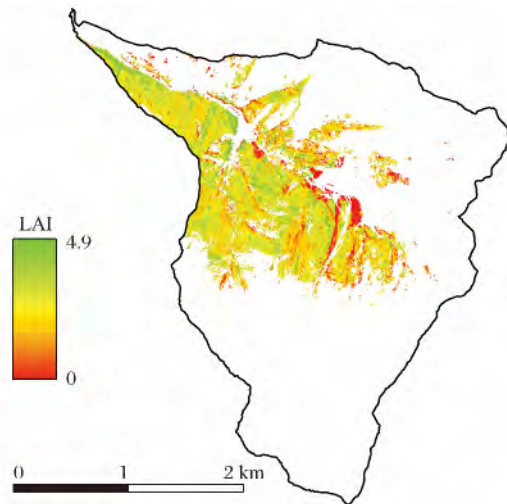


图 3 森林覆盖区 LAI 空间分布图

Fig. 3 Spatial distribution of LAI in forest of the study area

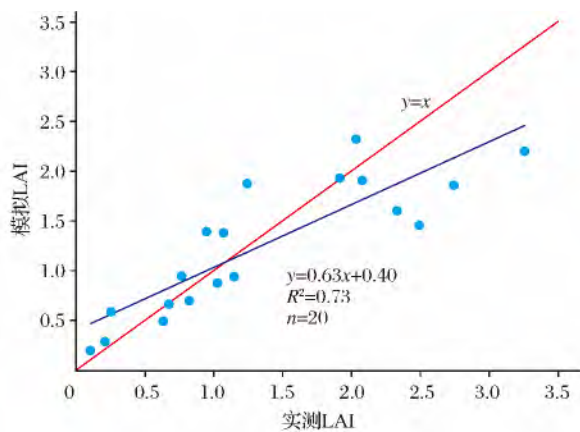


图 4 LAI 实测值与模拟值散点图

Fig. 4 The scatter plot of LAI between measured and area

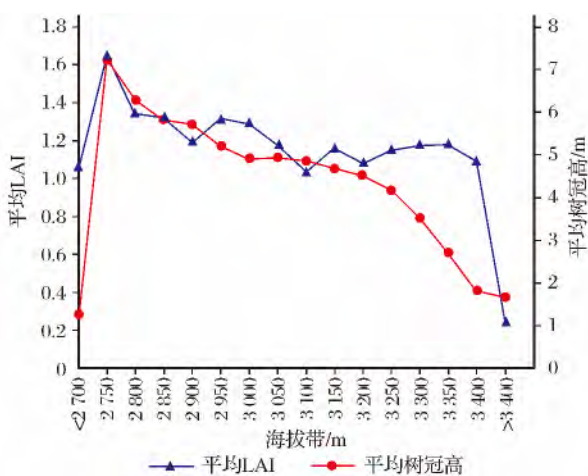


图 5 不同海拔带平均树冠高和平均 LAI

Fig. 5 Variation of average canopy height and LAI with the increase of elevation

反演方面显示出其优势<sup>[32-33]</sup>。尽管 LiDAR 数据反演的 LAI 精度高,但是 Ma 等<sup>[34]</sup>指出使用不同分辨

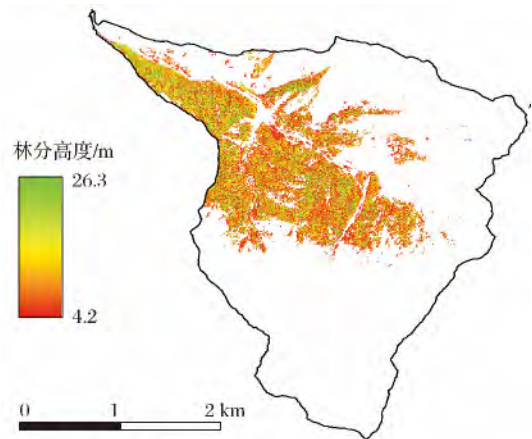


图 6 林分高度的空间分布图

Fig. 6 Spatial distribution of the canopy height of forests in the study area

率的 LiDAR 数据,造成 LAI 反演结果也存在差异。尽管反演树高的精度高(图 2(a)),但是在胸径的反演方面误差较大,可能的原因是因样本量少导致树高与胸径的关系不够精确,也可能因为树高反演的稍微偏差将导致胸径的误差很大,因此胸径的反演结果不可用。

根据流域森林覆盖区树冠高度和 LAI 空间分布,排除人为干扰外(人工林),高度和 LAI 高值主要出现在 2 800~3 100 m 的高度带。水分和温度条件是青海云杉生长发育的关键因子<sup>[35]</sup>,随着海拔增加降水量增加,据报道,天涝池流域降雨量随海拔增加,每升高 100 m,降水量平均增加 4.88%<sup>[36]</sup>,温度随着海拔高度的增加在降低,气温递减率为 0.58 °C/100 m<sup>[37]</sup>,水热的组合使得土壤水分含量增加,青海云杉林盖度逐渐增加,调查发现,冠层盖度由 68.98% 增加到 80.34%,在海拔 3 300 m 以上,温度成为控制因子,随着海拔的增加,气温降低,其生境条件不利于青海云杉的生长,青海云杉林个体数、密度和冠层盖度逐渐减少<sup>[38-39]</sup>。有研究得出在 2 700~3 300 m 的海拔,青海云杉占据空间的能力很强<sup>[39]</sup>,对于整个祁连山区,90% 的青海云杉分布在 2 576~3 344 m 之间<sup>[40]</sup>,彭守璋等<sup>[41]</sup>模拟黑河上游祁连山区青海云杉生长状况及其潜在分布区,研究结果表明青海云杉分布区域 2 500~3 450 m 之间,以上研究都印证了本研究结果,即冠层高度和 LAI 在 2 700~3 300 m 高度带出现高值。

激光雷达能够直接测量植被高度和垂直结构信息,对植被空间结构和地形的探测能力强,且激光抗

干扰能力强,波长短可以对极小的目标进行探测,具有被动遥感无法比拟的优势。Lefsky 等<sup>[42]</sup>曾经对 Landsat TM 数据、高空间分辨率的机载 ADAR 数据、机载高光谱的 AVIRIS 数据和机载激光雷达数据进行比较,结果表明机载激光雷达数据反演植被结构参数效果最好。尽管 LiDAR 数据在植被参数反演上具有显著优势,但该技术的应用受到很多方面的限制。主要表现为该技术起步较晚,理论体系尚有待于进一步完善,数据分析处理软件缺乏,费用很高,这些缺点限制了机载激光雷达数据在大区域植被参数反演中的应用。

#### 参考文献 (References):

- [1] Yang Bogang, Feng Zhongke, Luo Xu, *et al.* Application and Accuracy Analysis of Forest Height Measurement with LiDAR Technology[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2007, 29 (Sup. 2): 78-81. [杨伯钢, 冯仲科, 罗旭, 等. LiDAR 技术在树高测量上的应用与精度分析[J]. 北京林业大学学报, 2007, 29(增刊 2): 78-81.]
- [2] Chen Xinfang, An Shuqing, Chen Jingming, *et al.* A Review on Forest Ecosystem Biophysical Parameter Retrieval from Remotely Sensed Data[J]. Chinese Journal of Ecology, 2005, 24 (9): 1074-1079. [陈新芳, 安树青, 陈镜明, 等. 森林生态系统生物物理参数遥感反演研究进展[J]. 生态学杂志, 2005, 24 (9): 1074-1079.]
- [3] Schlerf M, Atzberger C, Hill J. Remote Sensing of Forest Biophysical Variables Using HyMap Imaging Spectrometer Data [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 95(2): 177-194.
- [4] Chen J M, Liu J, Sylvain G, *et al.* Multi-angular Optical Remote Sensing for Assessing Vegetation Structure and Carbon Absorption[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 83: 516-525.
- [5] Wessels K J, De Fries R S, Dempewolf J, *et al.* Mapping Regional Land Cover with MODIS Data for Biological Conservation: Examples from the Greater Yellowstone Ecosystem, USA and Pará State, Brazil[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 92(1): 67-83.
- [6] Scott N A, Coops N C, White J D. Forest Fragmentation Effects on Simulated Biomass Accumulation Using Remotely-sensed Data with Varying Spatial Resolution[C]//AGU Fall Meeting Abstracts. 2001, 1: 0152.
- [7] Gilabert M A, García-Haro F J, Melia J. A Mixture Modeling Approach to Estimate Vegetation Parameters for Heterogeneous Canopies in Remote Sensing[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 72(3): 328-345.
- [8] Chen Xinfang, Chen Jingming, An Shuqing, *et al.* Comparison of Different Atmospheric Correction Models in Their Effects on Landsat TM Estimation of Forest Leaf Area Index[J]. Chinese Journal of Ecology, 2006, 25(7): 769-773. [陈新芳, 陈镜明, 安树青, 等. 不同大气校正方法对森林叶面积指数遥感估算影响的比较[J]. 生态学杂志, 2006, 25(7): 769-773.]
- [9] Myneni R B, Maggion S, Jaquinta J, *et al.* Optical Remote Sensing of Vegetation: Modeling, Caveats, and Algorithms [J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 51(1): 169-188.
- [10] Wulder M. Optical Remote-sensing Techniques for the Assessment of Forest Inventory and Biophysical Parameters[J]. Progress in Physical Geography, 1998, 22(4): 449-476.
- [11] Lim K, Treitz P, Wulder M, *et al.* LiDAR Remote Sensing of Forest Structure[J]. Progress in Physical Geography, 2003, 27(1): 88-106.
- [12] Blaschke T. Object based Image Analysis for Remote Sensing [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010, 65(1): 2-16.
- [13] Cao C, Bao Y, Xu M, *et al.* Retrieval of Forest Canopy Attributes based on a Geometric-optical Model Using Airborne LiDAR and Optical Remote-sensing Data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2012, 33(3): 692-709.
- [14] Van L M, Nieuwenhuis M. Retrieval of Forest Structural Parameters Using LiDAR Remote Sensing[J]. European Journal of Forest Research, 2010, 29(129): 749-770.
- [15] Simonson W D, Allen H D, Coomes D A. Remotely Sensed Indicators of Forest Conservation Status: Case Study from a Natura 2000 Site in Southern Portugal[J]. Ecological Indicators, 2013, 24: 636-647.
- [16] Chen Q, Laurin G V, Battles J J, *et al.* Integration of Airborne Lidar and Vegetation Types Derived from Aerial Photography for Mapping Aboveground Live Biomass[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 121: 108-117.
- [17] García M, Riaño D, Chuvieco E, *et al.* Estimating Biomass Carbon Stocks for a Mediterranean Forest in Central Spain Using LiDAR Height and Intensity Data[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(4): 816-830.
- [18] Wang Shugong, Kang Ersi, Li Xin. Progress and Perspective of Distributed Hydrological Models[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2004, 26(1): 61-65. [王书功, 康尔泗, 李新. 分布式水文模型的进展及展望[J]. 冰川冻土, 2004, 26(1): 61-65.]
- [19] Peng huanhua, Zhao Chuanyan, Feng Zhaodong, *et al.* Extracting the Canopy Structure Parameters Using Hemispherical Photography Method [J]. Acta Ecologica Sinica, 2011, 31 (12): 3376-3383. [彭焕华, 赵传燕, 冯兆东, 等. 利用半球图像法提取植被冠层结构特征参数[J]. 生态学报, 2011, 31(12): 3376-3383.]
- [20] Liu Xingcong, Picea Crassifolia[M]. Lanzhou: Lanzhou University Press, 1992. [刘兴聪. 青海云杉[M]. 兰州: 兰州大学出版社, 1992.]
- [21] Bonan G B. Importance of Leaf Area Index and Forest Type

- When Estimating Photosynthesis in Boreal Forests[J]. Remote Sensing of Environment, 1993, 43(3): 303-314.
- [22] Morsdorf F, Nichol C, Malthus T, *et al.* Assessing Forest Structural and Physiological Information Content of Multi-spectral LiDAR Waveforms by Radiative Transfer Modelling[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(10): 2152-2163.
- [23] Rosette J, Suárez J, Nelson R, *et al.* LiDAR Remote Sensing for Biomass Assessment[C]//Remote Sensing of Biomass—Principles and Applications. Rijeka: InTech, 2012, 24.
- [24] Andersen J, Dybkjaer G, Jensen K H, *et al.* Use of Remotely Sensed Precipitation and Leaf Area Index in a Distributed Hydrological Model[J]. Journal of Hydrology, 2002, 264(1): 34-50.
- [25] Vose J M, Clinton B D, Sullivan N H, *et al.* Vertical Leaf Area Distribution, Light Transmittance, and Application of the Beer-Lambert Law in four Mature Hardwood Stands in the Southern Appalachians[J]. Canadian Journal of Forest Research, 1995, 25(6): 1036-1043.
- [26] Solberg S, Brunner A, Hanssen K H, *et al.* Mapping LAI in a Norway Spruce Forest Using Airborne Laser Scanning[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(11): 2317-2327.
- [27] Coops N C, Hilker T, Wulder M A, *et al.* Estimating Canopy Structure of Douglas-fir Forest Stands from Discrete-return LiDAR[J]. Trees, 2007, 21(3): 295-310.
- [28] Pang Yong, Zhao Feng, Li Zengyuan, *et al.* Forest Height Inversion Using Airborne LiDAR Technology[J]. Journal of Remote Sensing, 2008, 12(1): 152-158. [庞勇, 赵峰, 李增元, 等. 机载激光雷达平均树高提取研究[J]. 遥感学报, 2008, 12(1): 152-158.]
- [29] Lai Geying, Zeng Xianggui, Liu Ying, *et al.* Retrieving Leaf Area Index and Extinction Coefficient of Dominated Vegetation Canopy Cover in Meijiang Watershed of China Using Image-fusion and Landsat ETM Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(4): 697-706. [赖格英, 曾祥贵, 刘影, 等. 基于 ETM 和图像融合的优势植被冠层叶面积指数和消光系数的遥感反演[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(4): 697-706.]
- [30] Peng Huanhua, Zhao Chuanyan, Shen Weihua, *et al.* Modeling Rainfall Canopy Interception of Picea Crassifolia Forest in Northern Slope of Qilian Mountains: A Case of Pailougou Catchment[J]. Arid Land Geography, 2010, 33(4): 110-116. [彭焕华, 赵传燕, 沈卫华, 等. 祁连山北坡青海云杉林冠对降雨截留空间模拟——以排露沟流域为例[J]. 干旱区地理, 2010, 33(4): 100-106.]
- [31] Zhao Chuanyan, Shen Weihua, Peng Huanhua. Methods for Determining Canopy Leaf area Index of Picea Crassifolia forest in Qilian Mountains, China[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2009, 33(5): 860-869. [赵传燕, 沈卫华, 彭焕华. 祁连山区青海云杉林冠层叶面积指数的反演方法[J]. 植物生态学报, 2009, 33(5): 860-869.]
- [32] Hovi A, Korpela I. Real and Simulated Waveform-recording LiDAR Data in Juvenile Boreal Forest Vegetation[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 140: 665-678.
- [33] Gao Shuai, Niu Zheng, Wu Minquan. The Neural Network Algorithm for Estimating Plantation Forest Leaf Area Index based on ENVISAT/ASAR[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(2): 205-211. [高帅, 牛铮, 邬明权. 基于 ENVISAT/ASAR 的神经网络反演人工林叶面积指数研究[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(2): 205-211.]
- [34] Ma H, Song J, Wang J, *et al.* Improvement of Spatially Continuous Forest LAI Retrieval by Integration of Discrete Airborne LiDAR and Remote Sensing Multi-angle Optical Data[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2014, 189: 60-70.
- [35] Zhao C Y, Nan Z R, Cheng G D, *et al.* GIS-assisted Modelling of the Spatial Distribution of Qinghai Spruce(Picea Crassifolia) in the Qilian Mountains, Northwestern China based on Biophysical Parameters[J]. Ecol Model, 2006, 191: 487-500.
- [36] Wang JinYE, Yu Pengtao, Wang Yanhui, *et al.* Studies on Eco-hydrological Process: A Example of Water Conservation Forest in Qilian Mountains[M]. Beijing: Science Press, 2008: 28. [王金叶, 于澎涛, 王彦辉, 等. 森林生态水文过程研究——以甘肃祁连山水源涵养林为例[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 28.]
- [37] Zhang Hu, Wen Yali, Ma Li, *et al.* The Climate Features and Regionalization of Vertical Climatic Zones in the Northern Slope of Qilian Mountains[J]. Journal of Mountain Science, 2001, 19(6): 497-502. [张虎, 温娅丽, 马力, 等. 祁连山北坡中部气候特征及垂直气候带的划分[J]. 山地学报, 2001, 19(6): 497-502.]
- [38] Xi Jianchao, Zhang Hongqi, Zhang Zhiqiang. Retrieving Effective Leaf Area Index of Conifer Forests Using Landsat TM Images[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2004, 26(6): 36-39. [席建超, 张红旗, 张志强. 应用遥感数据反演针叶林有效叶面积指数[J]. 北京林业大学学报, 2004, 26(6): 36-39.]
- [39] Zhao Chuanyan, Bie Qiang, Peng Huanhua. Analysis of the Niche Space of Picea Crassifolia on the Northern Slope of Qilian Mountains[J]. Acta Geographica Sinica, 2010, 65(1): 113-121. [赵传燕, 别强, 彭焕华. 祁连山北坡青海云杉林生境特征分析[J]. 地理学报, 2010, 65(1): 113-121.]
- [40] Zhang Lijie, Jiang Zhirong. Fractal Properties of Spatial Pattern of Picea Crassifolia Population at Different Altitudes[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2006, 21(2): 64-66. [张立杰, 蒋志荣. 青海云杉种群分布格局海拔梯度分形特征的变化[J]. 西北林学院学报, 2006, 21(2): 64-66.]
- [41] Peng Shouzhang, Zhao Chuanyan, Xu Zhonglin, *et al.* Potential Distribution of Qinghai Spruce and Assessment of Its Growth Status in the Upper Reaches of the Heihe River in the Qilian Mountains of China[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2011, 35(6): 605-614. [彭守璋, 赵传燕, 许仲林, 等. 黑河上游祁连山区青海云杉生长状况及其潜在分布区的模拟



- [J]. 植物生态学报, 2011, 35(6): 605-614. ]
- [42] Lefsky M A, Cohen W B, Parker G G, *et al.* LiDAR Remote Sensing for Ecosystem Studies LiDAR, an Emerging Remote Sensing Technology that Directly Measures the Three-dimensional Distribution of Plant Canopies, Can Accurately Estimate Vegetation Structural Attributes and Should be of Particular Interest to Forest, Landscape, and Global Ecologists[J]. BioScience, 2002, 52(1): 19-30.

## Retrieval of the Forest Structural Parameters Using Airborne LiDAR Data

Li Wenjuan<sup>1</sup>, Zhao Chuanyan<sup>1</sup>, Bie Qiang<sup>2</sup>, Gao Chanchan<sup>1</sup>, Gao Yunfei<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Grassland and Agro-Ecosystems, School of Life Sciences, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China;  
2. Key Laboratory of Western China's Environmental Systems, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

**Abstract:** Forest structure parameters are very important inputs for ecological and hydrological models. The spatial distribution of these parameters is urgently needed by distributed eco-hydrological models. It is a great success in obtaining vegetation parameters using airborne LiDAR (Light Detection and Ranging), which has the powerful detection ability of forest spatial structure. This paper selected Tianlaochi catchment of the upper reaches of Heihe River as the study area and forests as study object in the study area. First, we derived a vegetation classification map by high resolution images data (Geoeye-1) in the study area. And then, forest structural parameters (i. e., canopy height, crown width, diameter at breast height (DBH), leaf area index (LAI)) were retrieved based on airborne LiDAR data. Finally, the retrieved results were validated by field investigation. The results show that it is a good way to estimate the forest structural parameters using LiDAR data. There were good correlations between the measured value and estimated value (i. e., canopy height, crown width, and LAI). Correlation coefficients ( $R^2$ ) were 0.98, 0.84, and 0.73, respectively. In addition, we analyzed the variation of average canopy height and LAI with the increase of elevation. This study could draw the conclusion that airborne LiDAR technology is better way to retrieve forest structural parameters than passive remote sensing, but it still needs to be improved. The retrieved parameters will provide inputs for the distributed eco-hydrological model built in the subsequent research.

**Key words:** Airborne LiDAR; Forest structure parameters; The upper reaches of Heihe River; Remote sensing retrieval