DOI: 10.5846/stxb201606061086
苏华,李静,陈修治,廖吉善,温达志.基于森林群落和光谱曲线特征分异的福建省森林生物量遥感反演.生态学报,2017,37(17):5742-5755.
Su H, Li J, Chen X Z, Liao J S, Wen D Z.Forest biomass based on the forest communities and image spectral curve characteristics: a remote sensing estimation in Fujian Province.Acta Ecologica Sinica,2017,37(17):5742-5755.

基于森林群落和光谱曲线特征分异的福建省森林生物量遥感反演

苏　华[1],李　静[1,2],陈修治[2,*],廖吉善[2],温达志[2]
1 福州大学地理空间信息技术国家地方联合工程研究中心,空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 福州　350002
2 中国科学院华南植物园,广州　510650

摘要:基于福建省 Landsat8 OLI 影像,利用混合像元分解模型筛选出“纯净”的植被像元,提取 296 个调查样地对应植被像元的红光和近红外波段的中心波长(分别 CW_R 和 CW_{NIR})及其对应的反射率(分别 R 和 NIR),构建以(NIR-R)/(CW_{NIR}-CW_R)为特征指数的叶生物量回归模型。然后根据针叶林、阔叶林及针阔混交林叶生物量与干、枝、叶所组成的地上生物量的关系方程,结合福建省植被覆盖分类数据,估测了整个福建省针叶林、阔叶林、混交林的地上生物量,并绘制了福建省地上生物量分布图。结果表明:红光和近红外两个波段反射率和其中心波长所组成的斜率与叶生物量相关性显著,与针叶林、阔叶林、混交林叶生物量的精度分别达到 70.55%、68.89%、51.75%,采用这种方法对福建省叶生物量和地上总生物量进行估算,并进行精度验证,其中,针叶林、阔叶林、混交林叶物量的模型误差(RMSE)分别达到 29.2467 t/hm^2(R^2 = 66.64%)、14.0258 t/hm^2(R^2 = 61.13%)、10.1788 t/hm^2(R^2 = 55.43%),地上总生物量的模型精度分别达到 49.8315 t/hm^2(R^2 = 54.65%)、45.1820 t/hm^2(R^2 = 49.01%)、41.5131 t/hm^2(R^2 = 38.79%),这说明,采用红光波段和近红外波段与其中心波长所组成的斜率估测森林叶生物量,进而估算其地上总生物量的方法是可行的。

关键词:地上生物量;叶生物量;光谱斜率;Landsat8 OLI;遥感反演模型

Forest biomass based on the forest communities and image spectral curve characteristics: a remote sensing estimation in Fujian Province

SU Hua[1], LI Jing[1,2], CHEN Xiuzhi[2,*], LIAO Jishan[2], WEN Dazhi[2]
1 *Key Laboratory of Spatial Data Mining and Information Sharing of Ministry of Education, National Engineering Research Centre of Geo-spatial Information Technology, Fuzhou University, Fuzhou* 350002, *China*
2 *South China Botanical Garden, Chinese Academy of Sciences, Guangzhou* 510650, *China*

Abstract: Forest is one of the vital renewable resources for sustainable development of renewable resources; it plays an important role in global climate change, water and soil conservation, and carbon cycle in terrestrial ecosystem. Forest biomass, therefore, is now attracting attention worldwide from both scholars and policy makers. Using Landsat8 OLI images and 296 survey samples in Fujian Province, we found that the leaf biomass is negatively correlated with the reflectance of near infrared wave band and the slope of near infrared and red band. Therefore, the slope of the near infrared and red band reflectance can be used as an effective indicator for describing the differences in leaf biomass of forest. Currently, empirical models are mainly used to estimate forest biomass such as the vegetation-index models based on multiple spectra remote

基金项目:国家自然科学基金(31500357, 41401055, 41430529, 41601444);广东省自然科学基金(2014A030310233, 2015A030313809, 2015A030313811);广州市科技计划(201510010240, 2016J2200001);广东省水利厅科技创新项目(2016-16);海西政务大数据应用协同创新中心资助;中国科学院战略性先导科技专项(XDA05050200);福建省自然科学基金(2017J01657);中国博士后科学基金面上资助(2016M600495)
收稿日期:2016-06-06;　　**网络出版日期**:2017-04-24
* 通讯作者 Corresponding author.E-mail: chenxz@scbg.ac.cn

http://www.ecologica.cn

sensing imageries and backscattering-coefficient inversion models based on active microwave remote sensing imageries. However, most of these empirical models lack physical mechanism. Here, we established a spectral-slope based model building on the spectral characteristic of multiple spectra remote sensing of forest. We firstly used the pixel unmixing model to select the pure vegetation pixels from the images and calculated the slope ($Slope_{(red, infrared)}$) of the reflectivity of red band and near infrared band from image spectral curve characteristics based on the pure vegetation pixels of forest communities. We then set up the leaf biomass (*LB*) reversion models based on the relationship between the spectral slope and the leaf biomass by using the linear regression method to estimate the leaf biomass of coniferous forest, broad-leaved forest, and mixed forest in Fujian Province. We finally verified the results by using the *in situ* biomass data. The spectral-slope-based estimation algorithms for retrieving the leaf biomass of coniferous forest, broad-leaved forest, and mixed forest are $LB_{conifer} = 59.358-38.948\times Slope_{(red, infrared)}$ ($R^2 = 70.55\%$), $LB_{broad} = 28.622-12.527\ Slope_{(red, infrared)}$ ($R^2 = 68.89\%$), and $LB_{mixed} = 23.281-10.952\ Slope_{(red, infrared)}$ ($R^2 = 51.75\%$), respectively, which indicated that our method is feasible and effective. The relationships between the leaf and above-ground biomass (AB) of coniferous forest, broad-leaved forest, and mixed forest are $AB_{conifer} = 12.079\times LB_{conifer}-17.61$ ($R^2 = 77.10\%$), $AB_{broad} = 23.634\times LB_{borad}-34.124$ ($R^2 = 88.86\%$), and $AB_{mixed} = 14.582\times LB_{mixed}-10.789$ ($R^2 = 86.78\%$), respectively. Our results showed that our method is suitable for the leaf biomass estimation with high correlation coefficient in Fujian Province. We also used 296 sample survey data to model the leaf biomass and the above-ground biomass including vegetation stem, branch, and leaf. The root mean square errors (RMSEs) of leaf biomass estimation model for coniferous forest, broad-leaved forest, and mixed forest are 29.2467 t/hm^2 ($R^2 = 66.64\%$), 14.0258 t/hm^2 ($R^2 = 61.13\%$), and 10.1788 t/hm^2 ($R^2 = 55.43\%$), respectively. The RMSEs of above-ground biomass estimation model for coniferous forest, broad-leaved forest, and mixed forest are 49.8315 t/hm^2 ($R^2 = 54.65\%$), 45.1820 t/hm^2 ($R^2 = 49.01\%$), and 41.5131 t/hm^2 ($R^2 = 38.79\%$), respectively.

Key Words: above-ground biomass; leaf biomass; spectral slope; Landsat8 OLI; remote sensing inversion model

森林是一种可再生可持续发展的重要资源,对全球气候变化、水土保持、陆地生态系统中的碳循环等方面具有重要的作用[1]。作为一种全球最具发展潜力的原材料之一[2],森林生物量约占全球所有总生物量的40%[3],中国的森林生物量占到全国总生物量的33%左右[4],对于资源紧缺,环境污染严重的中国,森林生物量备受学者和政策制定者的关注。

传统的采用遥感影像估测森林生物量的方法主要是:1)从光学遥感影像提取与森林相关的植被指数或波段之间的比值作为因变量,将国家二调数据或样地实测数据作为自变量,建立生物量回归模型,从而估测森林生物量,其中,国内学者杨存建等[5]在云南西双版纳,利用 Landsat TM 数据提取一系列植被指数对当地的热带森林的生物量进行估测。闵志强等[6]对长白山落叶松选取了 29 个样地的生物量信息分别与林分因子信息和 TM 遥感影像信息拟合,建立生物量模型,估测了长白山落叶松的生物量。2)还有的学者利用合成孔径雷达不同极化的后向散射系数作为因变量,与样地实测数据建立回归模型,从而估测森林生物量。例如黄丽艳等[7]以华北落叶松人工林场—塞罕坝机械林场为研究区,采用 L 波段的 ALOS PLOSAR 雷达数据、Landsat TM 数据、以及共用 ALOS PLOSAR 和 Landsat TM 数据,基于逐步回归模型,与地面实测蓄积量数据之间建立不同的模型,提出了一种基于雷达影像准确估算人工蓄积量的方法。

以上两种方法各有利弊,其中以植被指数及波段比值为变量的模型方法,简单、易于理解,只需建立一个或多个变量与样地实测数据建立相应的回归模型,便可估测整个森林的生物量,从而被广泛应用。但在实际研究中一般采用多变量线性统计回归的方法,该方法存在一定的缺陷,即不管自变量对因变量是否显著都会进入方程,这样会导致误差的自由度变小,估测精度变低,同时如果变量间不是完全相互独立,会使整个方程组的系数矩阵出现病态,会给模型造成很大的误差[8]。其次,光学影像由于其波长的原因,只能观测到森林冠层的信息,并不能观测到植被枝、干的信息,所以采用光学影像估测整个森林生物量,必然会存在较大误差。

http://www.ecologica.cn

利用合成孔径雷达的 P 波段和 L 波段对植被冠层和树干都有一定的穿透能力,可获得植被冠层、树干甚至地表表层的土壤信息,但由于林木结构、植被含水量、林下状况、地形等都会对雷达的后向散射系数产生显著的影响,使得森林地上生物量的雷达提取变得复杂[9]。且雷达的后向散射的强度随着生物量的增加而线性增加,达到一定生物量水平后,后向散射趋于饱和,Landsat TM 影像在估测生物量时的饱和度阈值是 15 kg/m^2[10],会对估测精度造成一定的影响。

针对光学遥感直接反演地上生物量,而光学遥感只能观测到树木冠层信息,不能直接反应与地上生物量的研究缺陷,本文以福建省为研究对象,以 Landsat 8 OLI 和实测数据为数据源,首先对影像上的样点数据进行混合像元分解,以提取出植被的"纯净"像元,避免样地中土壤、裸地等地物的影响。其次,以实地调查的叶的生物量作为因变量,光谱曲线中与植被相关性较高的红光波段(R,中心波长为 0.6546μm)和近红外波段(NIR,中心波长为 0.8646μm)反射率与其中心波长(分别 CW_R 和 CW_{NIR})所组成的斜率(即$(NIR-R)/(CW_{NIR}-CW_R)$),作为自变量,建立叶生物量回归模型,估测样地不同植被类型的叶生物量。最后,将植被类型分为针叶林、阔叶林、混交林分别拟合叶生物量和$(NIR-R)/(CW_{NIR}-CW_R)$之间的关系,并根据叶生物量和地上生物量的函数关系拟合出了福建省地上总生物量。

1 研究区域

研究区位于中国福建省(23°33′—28°20′N,115°50′—120°40′E),东隔中国台湾海峡,东北与浙江省毗邻,西北横贯武夷山脉与江西省交界,西南与广东省相连,连接长江三角洲和珠江三角洲。全省陆域面积 12.14 万 km^2,海域面积 13.63 万 km^2。福建属亚热带海洋性季风气候,年平均气温 17—21℃,平均雨量 1400—2000 mm。全省山地丘陵面积约占全省土地总面积的 90%,这些山地多为森林所覆盖,使得福建的森林覆盖率达 65.95%,居全国第一,主要的植被类型有常绿阔叶林、常绿针叶林、针阔混交林,其中主要常绿阔叶林的树种有榕树、桉树、楠木等,常绿针叶林的主要树种有杉木、马尾松等,研究区及样地见图 1。

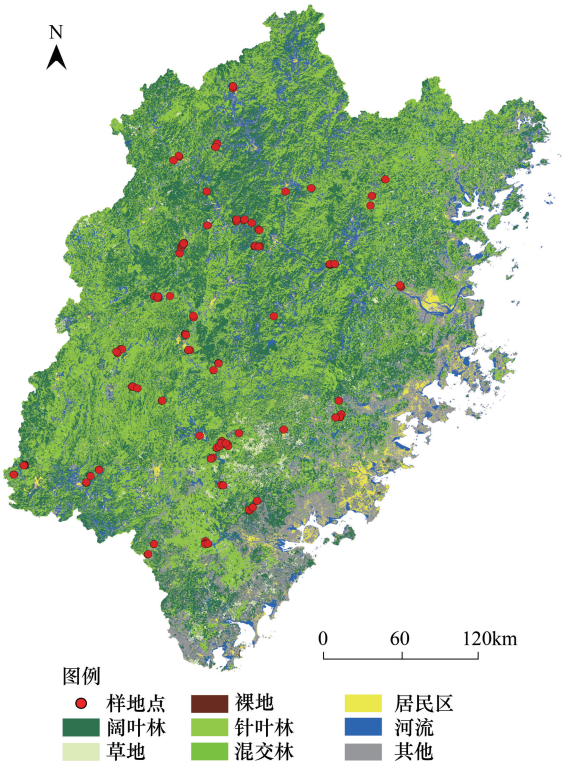

图 1 研究区及样地

Fig.1 The study area and location of sample sites

2 研究数据与方法

2.1 数据

本研究与 2011 年 8—11 月,2012 年 9—12 月份和 2013 年 9—10 月份,在福建福州、龙岩、南平、宁德、三明、漳州、莆田、泉州等地共选取 296 个样点数据。每个样地点设置 30 m×30 m 的方形进行观测,首先选取样地中的标准木,记录个数,然后分别记录样地的中心坐标,地形地貌、坡向坡位、土壤类型、植被类型、群落名称、林龄、以及干、枝、叶、根的生物量信息。其中样地林龄的测量方法是:将样地分为 3 个区域,并在每个区域中均匀选取 5 棵以上的树木作为标准木,通过生长锥分别对每组标准木在离地 1.3 m 处"钻孔取样"得到标准木年轮样本,通过数年轮的方式确定每棵标准木的树龄,最后取平均值作为样地的林龄。生物量的测定方法采用"分层切割法"测定地上生物量,采用"分层挖掘法"测定地下生物量。每个区域选取 5 棵标准木,如果 3 个区域树种相同,则每个区域只选取 1 棵树作为标准木,首先对一个区域的标准木将其伐倒,分别称量标准木带皮树干的鲜重和全部枝、叶、根的鲜重,并记录树高、胸径信息,树干部分以 1m 为分层段,每段截取 5cm 的

圆盘,并记录每个圆盘的直径。枝叶部分,将标准木的冠层分为上、中、下 3 层,每层选取标准枝,即具有平均带叶枝鲜重、叶量中等的枝条,每层选取 2 枝,分别称量枝、叶的鲜重,树根部分分别测定根茎、粗根(>0.5 cm)、中根(0.2—0.5 cm)、细根(<0.2 cm)3 个部分的鲜重,每个部分选取 10cm 作为样本。将以上干、枝、叶、根各部分器官样本带回实验室进行烘干(105℃)至恒重,并对各部分器官样本称重(干重),与野外测量各部分器官(鲜重),进行比值运算,求得各部分的含水率,然后根据野外称量各部分器官的总鲜重分别推算标准木干、枝、叶、根的生物量。对剩余两个区域的标准木做以上同样的处理,最后将 3 个区域的标准木各部分器官取平均值作为样地的干、枝、叶、根的平均生物量。最后对样地类型统计,其中,常绿阔叶林共 77 个样地点,常绿针叶林共 190 个,针阔混交林 29 个,样点的叶、枝、干生物量数据的分布与统计量如表 1。

表 1　福建省样点的叶、枝、干生物量数据的分布与统计量

Table 1　In-situ data of leaf, branch, stem biomass for three different vegetation types in Fujian Province

植被类型 Vegetation types	样点数量 Sample	叶生物量/(t/hm²) Leaf biomass		枝生物量/(t/hm²) Branch biomass		干生物量/(t/hm²) Vegetation- stem biomass	
		平均数 Average	标准差 Standard deviation	平均数 Average	标准差 Standard deviation	平均数 Average	标准差 Standard deviation
针叶林 Coniferous forest	190	11.24	3.97	19.71	9.35	87.16	42.07
阔叶林 Broad-leaved forest	77	7.46	2.25	39.15	21.13	99.12	40.48
针阔混交林 Mixed forest	29	8.91	3.15	24.12	10.35	94.26	40.77

Landsat8 OLI 影像为本研究的遥感数据源,获取时间 2013 年 8—11 月 6 景,2014 年 9—10 月 6 景,共 12 景影像),影像完全覆盖整个福建省。

土地分类数据是对 2013 年和 2014 年各 6 景 Landsat8 OLI 影像进行镶嵌,得到福建省影像图,利用易康(eCognition)软件中的面向对象方法对土地类型进行分类,土地利用类别被分为常绿针叶林、常绿阔叶林、针阔混交林、交通用地、居住用地、工业用地、河流、裸土、旱地等 20 类,利用实测数据和目视解译数据对分类结果进行验证,其总体的分类精度为 80%。

2.2　方法

植物叶面在可见光红光波段有很强的吸收特性,在近红外波段有很强的反射特性,这是植被遥感监测的物理基础,很多植被指数都是基于这两个波段的运算得到的。从福建省调查样地叶生物量与对应 Landsat8 OLI 影像纯植被像元反射率的曲线图(图 2),可以发现,叶生物量越低,近红外波段的反射率越高,近红外与红光两个波段的斜率越大,这可能与样地叶面冠层含水量有关,当样地中植被的叶生物量较低时,样地植被叶面中总的含水量就越低,而 Landsat8 OLI 传感器近红外波段对水的含量最为敏感[11-12],因此红光和近红外两个波段反射率的斜率能有效反应叶生物量的差异。而参数$(NIR-R)/(CW_{NIR}-CW_R)$就是红光和近红外两个波段反射率的斜率,所以本文以$(NIR-R)/(CW_{NIR}-CW_R)$为特征参数与叶生物量构建回归模型,并结合叶生物量与地上总生物量的关系,反演出福建省地上总生物量,并绘制福建省地上总生物量分布图。

本文将采用$(NIR-R)/(CW_{NIR}-CW_R)$与植被的叶生物量进行构建回归模型,最后构建叶生物量与植被的地上生物量的函数关系,进而制作福建省地上生物量分布图。将上述经混合像元分解方法筛选出来的植被样地按照植被类型分为常绿针叶林和常绿阔叶林和针阔混交林 3 种类型。分别获取 3 种类型样地的叶生物量,利用实地测量的样地点经纬度信息,制作样地的矢量点数据,将样地点矢量数据叠加到 Landsat 8OLI 影像上,并利用 ENVI 软件获得样地点生物量所对应的光谱曲线。为避免实测数据中异常值的影响,将样地每种植被类型的叶生物量从小到大排序,每间隔 2 t/hm²的叶生物量取一个平均值,并将所对应的光谱曲线上每个波段的值取平均值,绘制叶生物量与光谱曲线的关系图(图 2)。然后,分别计算这 3 种类型中每个样地点$(NIR-R)/(CW_{NIR}-CW_R)$的值,并与平均叶生物量(每间隔 2 t/hm²的叶生物量取一个平均值)进行生物量反演,从而构建叶生物量与“斜率”的回归关系(图 3)。最后利用所有实测数据进行验证精度。本文研究技术路线如图

http://www.ecologica.cn

4 所示。

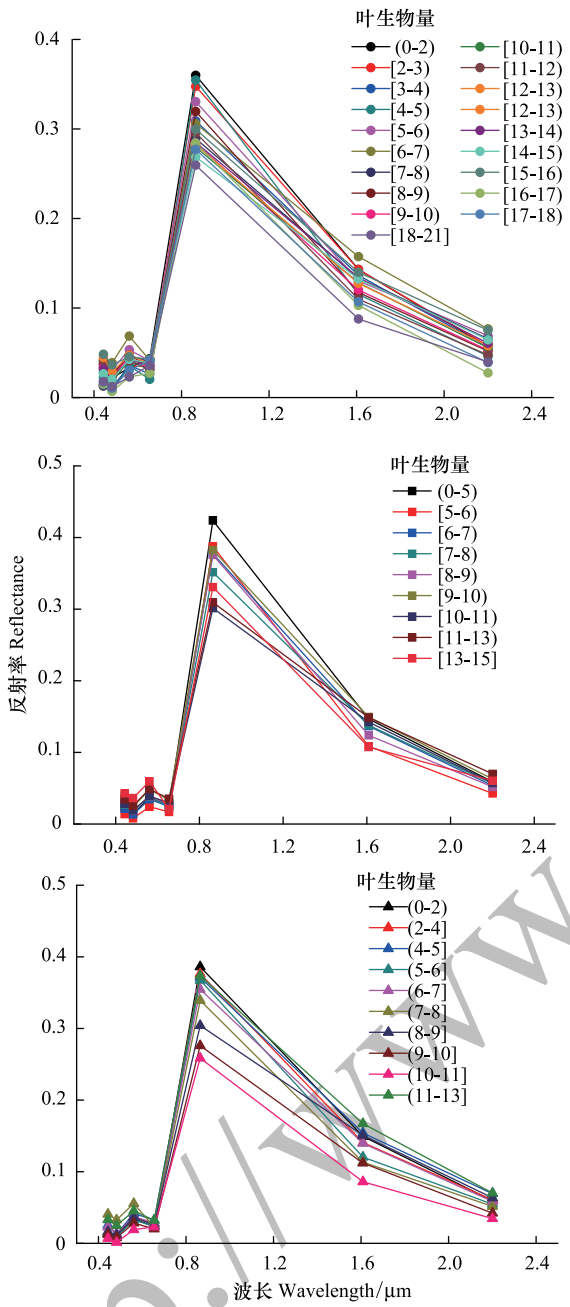

图 2 不同叶生物量下植被的光谱曲线

Fig.2 The spectral curve of different leaf biomass ranges

(a)针叶林 coniferous forest,(b)阔叶林 broad-leaved forest,(c)混交林 mixed forest;图中叶生物量(0—2)表示叶生物量从 0(不包含)到 2(不包含)t/hm² 的光谱曲线取平均值所绘出的曲线,斜率即红光波段与近红外波段与对应中心波长组成的斜率)

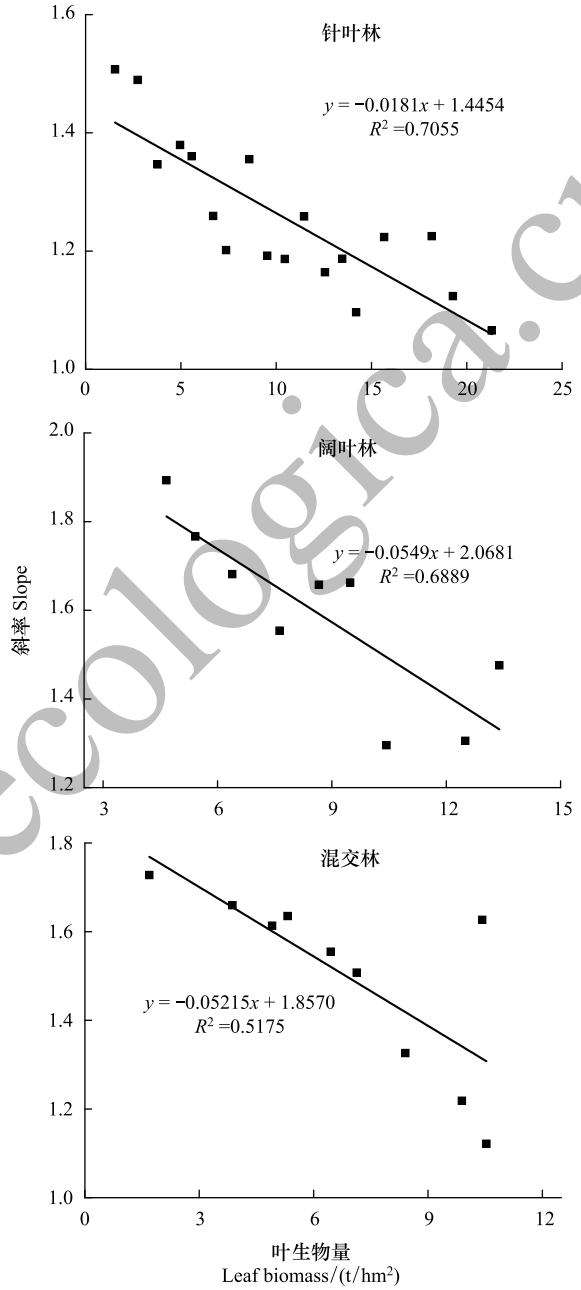

图 3 不同植被类型的叶生物量与影像光谱斜率线性回归关系

Fig. 3 The linear relationship between the leaf biomass and spectral slope for three different vegetation types

(a)针叶林 coniferous forest,(b)阔叶林 broad-leaved forest,(c)混交林 mixed forest

2.2.1 遥感影像处理

研究采用 Landsat8 OLI 影像为数据源(获取时间 2013 年 8—11 月 6 景,2014 年 9—10 月 6 景,共 12 景影像),影像完全覆盖整个福建省,使用 ENVI 5.1 软件分别对 12 景影像进行辐射定标,将图像的数字量化值(DN)转化为反射率。然后使用 ENVI 5.1 软件中 FLAASH 功能对定标后的影像进行大气校正,消除大气中水

http://www.ecologica.cn

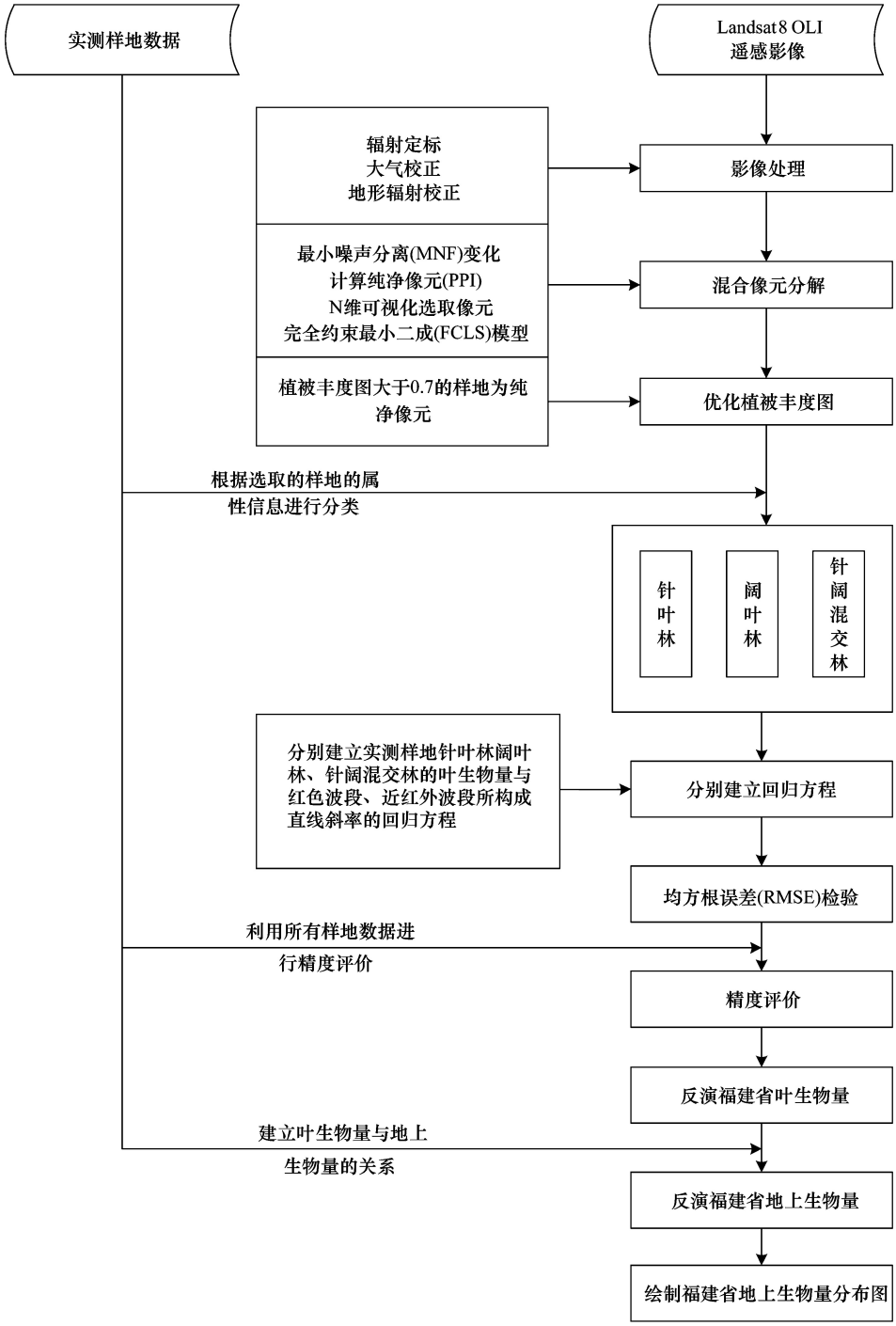

图 4　研究技术路线图

Fig.4　The technical flowchart

蒸气、氧气、二氧化碳等物质对地物反射的影响并消除大气分子和气溶胶散射的影响,从而得到地物的真实反射率,最后对影像进行地形校正,消除山体阴影对样地植被生物量的影响。

2.2.2　样地的筛选

本文采用混合像元分解的方法提取遥感影像中植被的“纯净像元”,以确定在影像中选取的样地像元只包含植被这一种地物,使样地实测的生物量能充分的代表植被的生物量,避免其他地类的影响。由于影像的成像日期、成像角度及地面环境的细小变化,都会影响到影像重叠区的灰度值的变化,所以在进行端元选择的时候先不对影像进行镶嵌,而是分别对每幅影像进行端元的提取,混合像元分解完成后在对影像进行镶嵌。

(1)端元提取

端元的提取即确定影像中构成像元的基本组分的数目和类型,以及这些基本组分的光谱信息[13],本文基于四端元模型 V-L-H-S(植被-低反射率地物-高反射率地物-裸露土壤)[14]确定端元的数量和类型。首先对影像进行最小噪声分离变换(Minimum Noise Fraction, MNF),由于影像各波段之间存在一定的相关性,为了有效的从遥感影像上获取端元,需要对影像进行去相关处理即降维处理[15],实验发现经 MNF 变化后的影像中前 5 个波段的累积方差达到 95%,说明前 5 个波段包含了影像的大部分信息,符合进行下一步操作的要求。接着将 MNF 变化后的结果用于计算纯净像元(Pure Pixel Index,PPI),纯净像元指数是一种在多光谱或高光谱影像中寻找最纯净像元的一种方法[16],通过将 n 维散点图迭代映射为一个随机单元向量来计算,并记录被标记为纯净像元的点与标记为纯净像元的次数以生成像元的纯度影像[17]。最后确定端元,将得到的像元纯度影像输入到 ENVI 软件的 n 维可视化窗口中,选取前 5 个波段,构建 5 维散点图,在理想情况下,散点图是三角形状,根据线性混合模型数学的描述,纯净端元位于三角形的 3 个顶点[18],在实际的端元选择的过程中,往往选择散点图周围凸出的区域,并获得这个区域对应在原图上的平均波谱作为端元波谱,其中端元波谱反射率曲线见图 5。

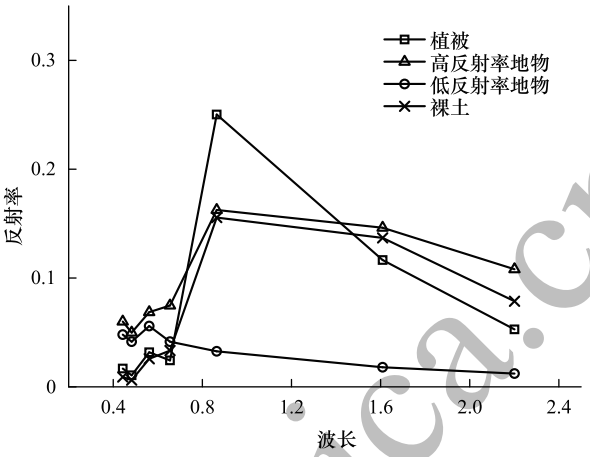

图 5 端元波谱反射率曲线

Fig.5 The spectral reflectance curve of different endmembers

(2)完全约束最小二乘法混合模型

理论上来讲,一个像元内每种端元的丰度图 DN 值范围介于 0—1 之间,并且和为 1。这是两个约束条件[17],因此可以利用完全约束最小二乘法(fully constrained least squares,FCLS)进行混合像元分解,由于该方法能够同时满足两个约束条件以及高效的运算效率,因而得到广泛认可。采用 FCLS 模型分解的结果是四端元中不同组分的丰度图像,图像中像元值为 1 的地方代表纯净像元,但理想中纯净像元的数据量较少,本文认为植被丰度图中像元值大于 0.7 即为纯净像元,并将符合条件的植被筛选出来,本文中四端元像元分解的不同端元丰度图如图 6 所示。

3 结果与分析

3.1 不同植被类型的叶生物量回归结果

由图 3,通过线性回归的方法建立不同植被类型的叶生物量与红光波段和近红外波段与对应中心波长所组成的斜率的函数关系,本文采用不同植被类型的叶生物量与(NIR-R)/(CW_{NIR}-CW_R)的函数关系(式(1)),来反演福建省森林叶生物量。

$$W^L = a \times \frac{\mathrm{NIR} - R}{CW_{\mathrm{NIR}} - CW_R} + b \tag{1}$$

式中,W^L 为不同植被类型的叶生物量,NIR 与 R 分别表示遥感影像上近红外波段和红光波段的值,CW_{NIR} 和 CW_R 分别表示近红外和红光波段中心波长的值。

经过混合像元分解将植被丰度值小于 0.7 的样地去除(丰度图表示地物像元的“纯净”程度,值越大,像元越“纯净”,越能表示像元只含这一种地物),此时剩余 101 个样地点(针叶林 60 个,阔叶林 25 个,混交林 16 个)然后对叶生物量每间隔为 2 t/hm^{2}取平均值,此时的样点数针叶林为 18 个,阔叶林为 10 个,混交林为 10 个。将福建省调查样地分为针叶林、阔叶林和针阔混交林,根据公式 1 计算各样地对应近红外与红两个波段

http://www.ecologica.cn

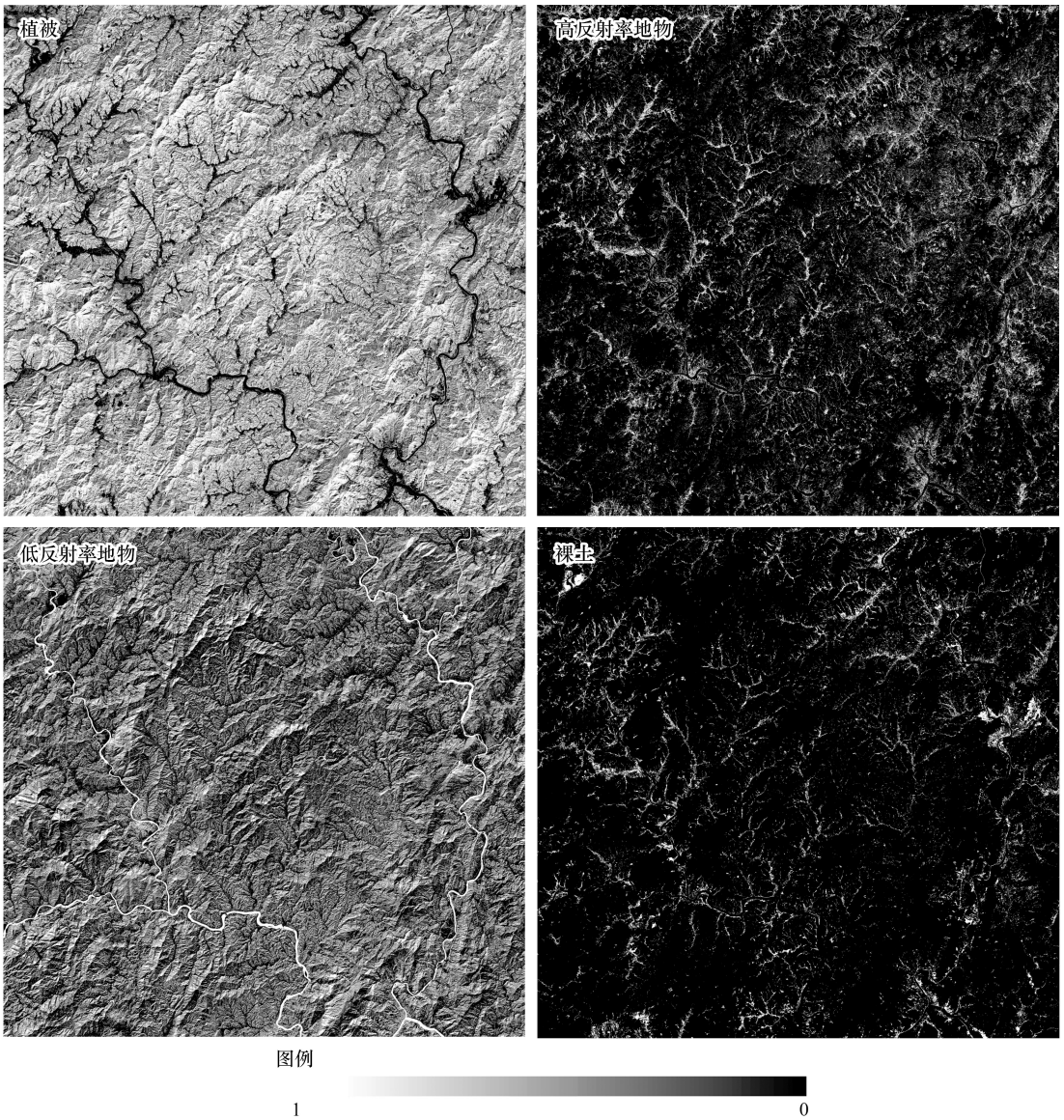

图 6　四端元像元分解的不同端元丰度图

Fig.6　The abundance of four different features

反射率的斜率,其与对应叶生物量的散点图如图 3 所示。(各植被类型与叶生物量的相关性 R^2 分别为:针叶林 $R^2=0.7055$,阔叶林 $R^2=0.6889$,针阔混交林 $R^2=0.5175$)两者的拟合函数关系分别为:

针叶林　$$y = 59.358 - 38.948x \quad (2)$$

阔叶林　$$y = 28.622 - 12.527x \quad (3)$$

混林为　$$y = 23.281 - 10.952x \quad (4)$$

公式(2)、(3)、(4)为图 3 中各植被类型叶生物量与其对应的红光、近红外波段比值构成的拟合函数关系,式中 x 为红光波段与近红外波段与其中心波长所组成的斜率,y 为样地的叶生物量(图中的 y 表示红光波段与近红外波段与其中心波长所组成的斜率,x 表示样地叶生物量)。

利用福建省样地实测的叶生物与干、枝、叶组成的地上生物量,以叶生物量为自变量,地上生物量为因变量,利用回归模型拟合出叶生物量与地上生物量的散点图(图 7)。

地上生物量和叶生物量拟合的关系式分别为:

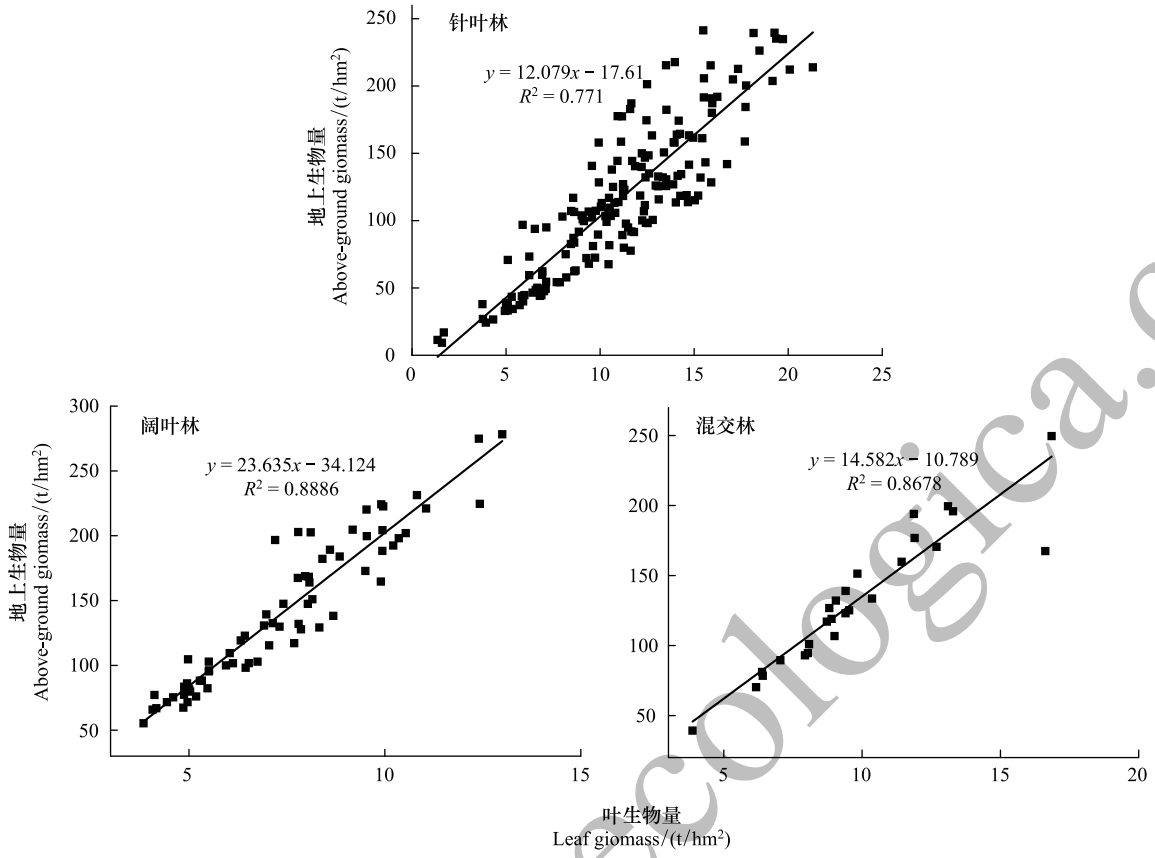

图 7 不同植被类型的叶生物量与地上生物量的回归关系

Fig.7 The linear relationship between the leaf biomass and the above-ground biomass for the different vegetation types

针叶林 $y = 12.079x - 17.610$ (5)

阔叶林 $y = 23.635x - 34.124$ (6)

混交林 $y = 14.582x - 10.789$ (7)

3.2 以(NIR-R)/(CW_{NIR}-CW_R)为特征指数的回归模型与传统多元回归模型估测生物量结果对比

3.2.1 以(NIR-R)/(CW_{NIR}-CW_R)为特征指数的回归模型的生物量估算结果

利用 ENVI 中 BandMath 工具结合上图中叶生物与地上生物量的回归函数,并结合不同植被类型分类数据中的针叶林、阔叶林、针阔混交林的矢量数据,分别反演福建省针叶林、阔叶林、混交林的叶生物量和地上生物量(图 8)。福建省总的叶生物量为 2.0675×10^8 t,其中福建省针叶林叶生物量为 4.6021×10^7 t,阔叶林叶生物量为 1.4580×10^8 t,混交林叶生物量为 1.4932×10^7 t。福建省总的地上总生物量为 4.2144×10^9 t,其中,针叶林地上生物量为 5.5512×10^8 t,阔叶林地上生物量为 3.4416×10^9 t,混交林地上生物量为 2.1771×10^8 t。

结果显示,以红光波段与近红外波段与其中心波长所组成的斜率估测的样地叶生物量数据与实测样地点的叶生物量数据的相关系数 R^2 与均方根误差 RMSE 分别为:针叶林 R^2 为 0.6664,RMSE 为 29.2467 t/hm^2;阔叶林 R^2 为 0.6113,RMSE 为 14.0258 t/hm^2;混交林 R^2 为 0.5543,RMSE 为 10.1788 t/hm^2;地上总生物量数据的相关系数 R^2 与均方根误差 RMSE 分别为:针叶林 R^2 为 0.5465,RMSE 为 49.8315 t/hm^2;阔叶林 R^2 为 0.4901,RMSE 为 45.1820 t/hm^2;混交林 R^2 为 0.3879,RMSE 为 41.5131 t/hm^2。其中各植被类型的估测叶生物量与样地实测叶生物量的散点图如图 9 所示,各植被类型的估测地上生物量与样地实测地上生物量的散点图如图 10 所示。

http://www.ecologica.cn

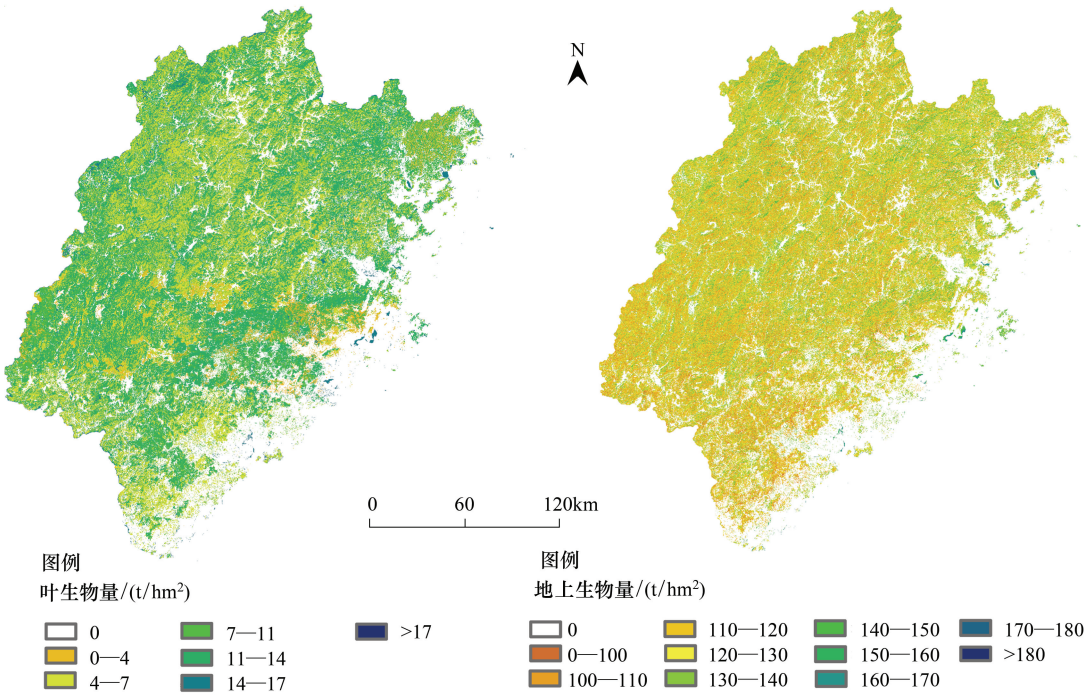

图 8　福建省森林叶生物量和地上生物量遥感估算空间分布图

Fig.8　The spatial distribution of the estimated forest leaf biomass and above-ground biomass in Fujian Province

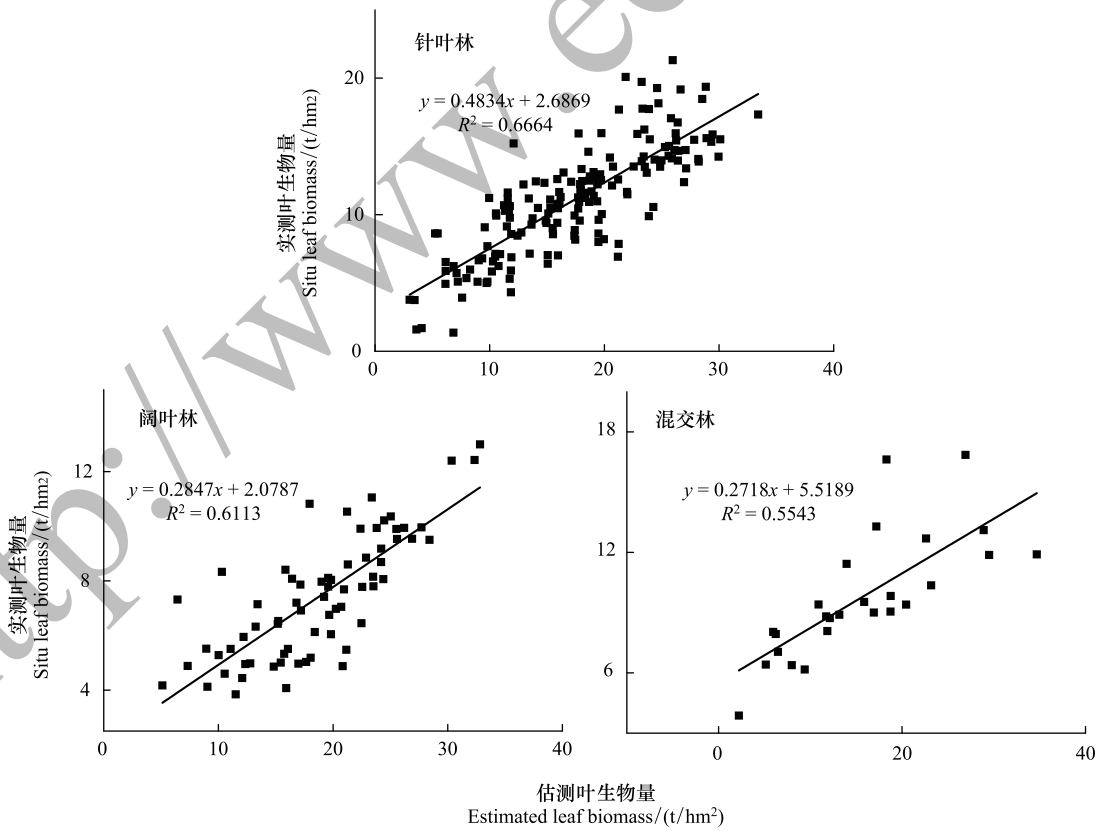

图 9　各植被类型的估测叶生物量与样地实测叶生物量的散点图

Fig.9　The scatters between the model-estimated and in situ leaf biomass

http://www.ecologica.cn

3.2.2 传统多元回归模型的生物量估测结果

利用经混合像元分解剩下的共 101 个样地点(针叶林 60 个,阔叶林 25 个,混交林 16 个),用 ENVI 软件提取样地点对应影像上的 7 个波段的发射率值,求得 NDVI(植被归一化指数,NDVI=(NIR−R)/(NIR+R))和 RVI(比值植被指数,RVI=NIR/R),采用偏最小二乘回归模型,以 NDVI 和 RVI 为自变量因子,以样地点的实测数据为因变量,分别拟合出 3 种植被类型的拟合值与实测值之间的函数关系。其中地上生物量实测值与拟合值的关系如图 11 所示。

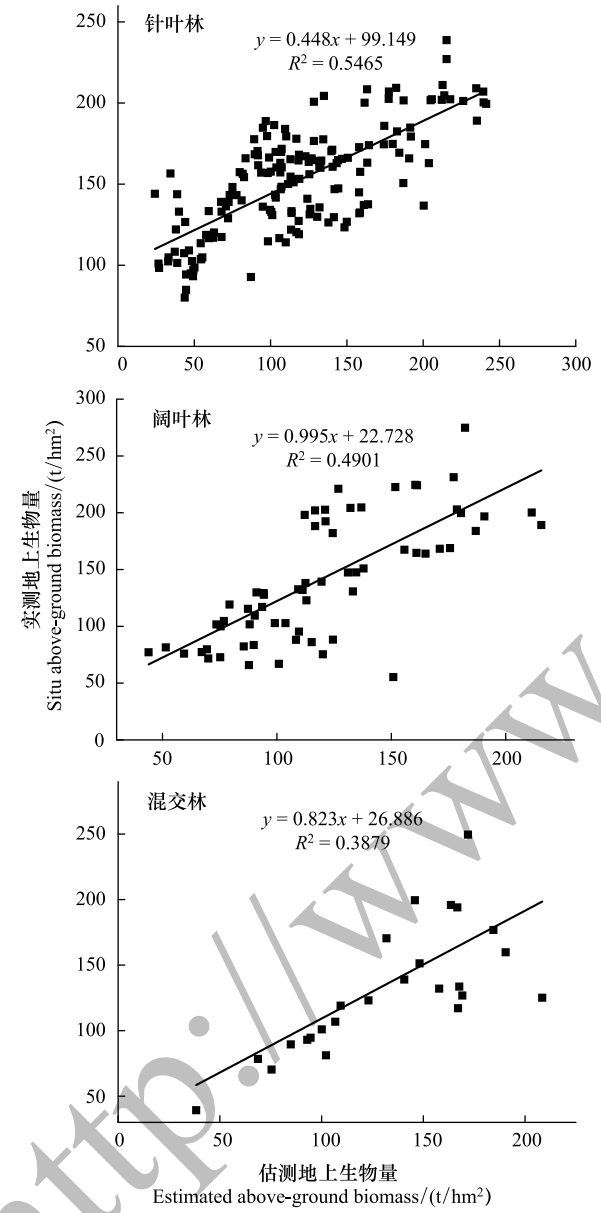

图 10 各植被类型的估测地上生物量与样地实测地上生物量的散点图

Fig.10 The scatters between the model-estimated and in situ above-ground biomass

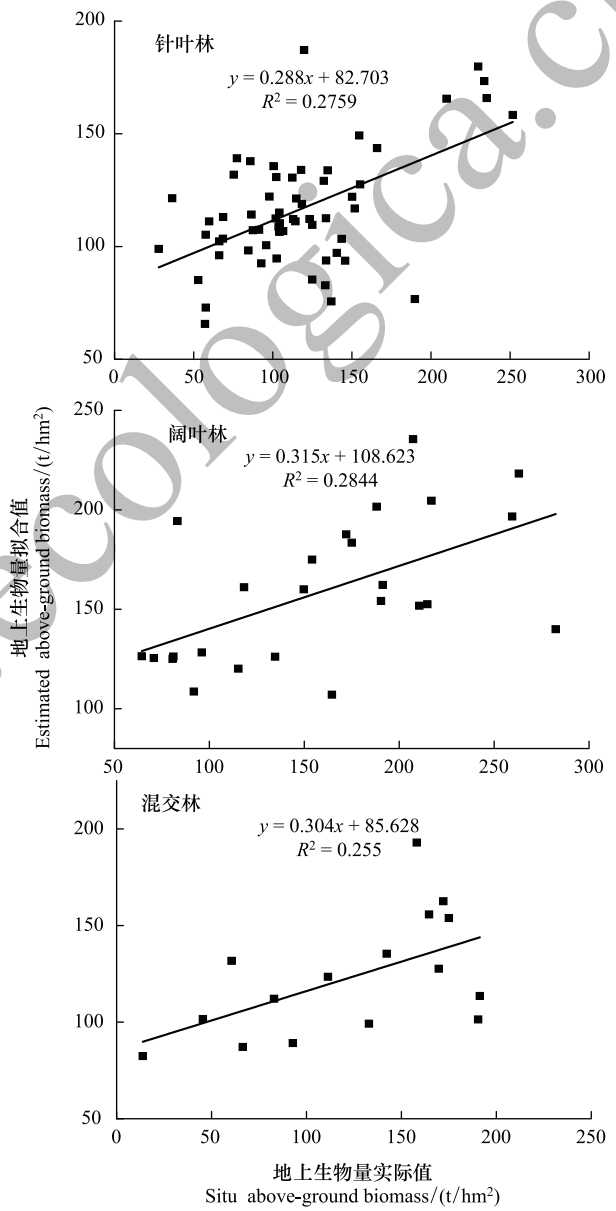

图 11 多元回归方法中各植被类型的拟合地上生物量与样地实测地上生物量的散点图

Fig.11 The scatters between the model-estimated and in situ above-ground biomass of multi-ple regression model

利用 ENVI 中 BandMath 工具结合上图中各植被类型的拟合回归函数,并结合不同植被类型分类数据中的针叶林、阔叶林、针阔混交林的矢量数据,反演福建省地上生物量(图 12)。福建省总的地上总生物量为 6.5418×10^8 t,其中,针叶林地上生物量为 1.4502×10^8 t,阔叶林地上生物量为 4.2891×10^8 t,混交林地上生物量

http://www.ecologica.cn

为 0.8008×10^8 t。

利用福建省所有的样地点数据(针叶林 190 个,阔叶林 77 个,针阔混交林 29 个)分别对多元回归方法得到的针叶林、阔叶林、针阔混交林地上生物量进行验证,其中地上生物量估测值与实测值的相关系数 R^2 与均方根误差 RMSE 分别为:针叶林 R^2 为 0.1510,RMSE 为 31.4462 t/hm^2;阔叶林 R^2 为 0.1952,RMSE 为 21.9891 t/hm^2;混交林 R^2 为 0.1546,RMSE 为 30.6258 t/hm^2。多元回归方法中各植被类型的估测地上生物量与样地实测地上生物量的散点图如图 13 所示。

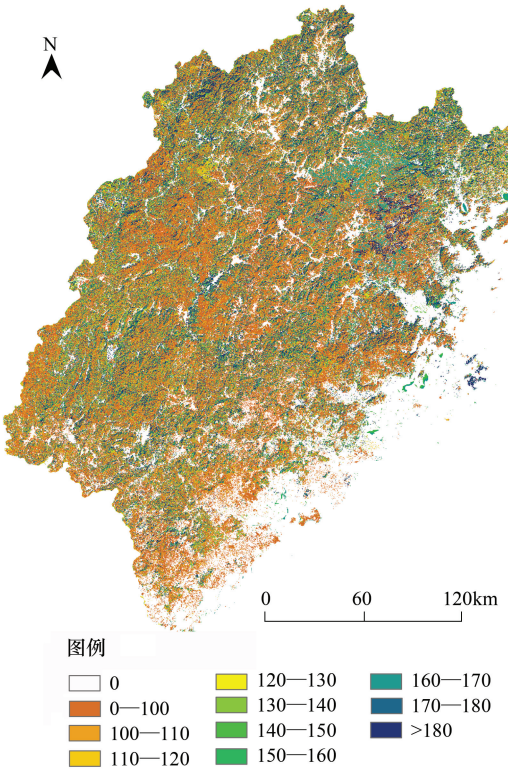

图 12　多元回归方法中福建省森林地上生物量遥感估算空间分布

Fig.12　The spatial distribution of the estimated above-ground biomass in Fujian Province

对比上述两种方法,两种方法都经混合像元分解,提取到了“纯净”的植被像元。其中以 $(NIR-R)/(CW_{NIR}-CW_R)$ 为特征指数的回归模型,为避免部分异常生物量值的影响,对叶生物量进行每间隔 2 t/hm^2 的生物量取平均值,并对相应的 Landsat 8 OLI 影像的光谱值取平均。由于光学遥感影像只能观测到森林冠层的信息,并不能观测到植被枝、干的信息,所以本文以 $(NIR-R)/(CW_{NIR}-CW_R)$ 为特征指数与叶生物量先建立函数关系,求出福建省叶生物量的分布图。然后构建叶生物量与地上总生物量的函数关系,从而求出福建省的总地上生物量,最后绘制福建省总地上生物量分布图。多元回归的传统模型,采用偏最小二乘的方法,以 NDVI 和 RVI 为自变量因子,以实测的地上生物量为因变量因子,求出地上生物量拟合值与实测值之间的关系,进而求得福建省总地上生物量,并绘制了福建省地上生物量分布图。对两种方法进行精度验证,前者的估测结果的相关系数 R^2 和 RMSE 分别为:针叶林 R^2 为 0.6664,RMSE 为 29.2467 t/hm^2;阔叶林 R^2 为 0.6113,RMSE 为 14.0258 t/hm^2;混交林 R^2 为 0.5543,RSME 为 10.1788 t/hm^2;后者的估测结果的相关系数 R^2 和 RMSE 分别为针叶林 R^2 为 0.1510,RMSE 为 31.4462 t/hm^2;阔叶林 R^2 为 0.1952,RMSE 为 21.9891t/hm^2;混交林 R^2 为 0.1546,RMSE 为 30.6258 t/hm^2。说明本文方法具有更高的相关性,故而,采用红光波段和近红外波段所组成的斜率与叶生物量构建关系模型,进而估测生物量的方法比传统的多元回归方法具有一定的优势。

4　结语

本文以福建省针叶林、阔叶林、针阔混交林的叶生物量为研究对象,采用混合像元分解模型,并结合 Landsat8 OLI 数据,提取红光波段和近红外波段与其中心波长所组成的斜率,构建不同植被类型的叶生物量与“斜率”的函数关系。然后利用不同植被类型的分类数据分别估算福建省针叶林、阔叶林、混交林的叶生物量,并对其精度进行验证。结果显示,对针叶林估测结果的相关系数 R^2 为 0.6664,RMSE 为 29.2467 t/hm^2;阔叶林 R^2 为 0.6113,RMSE 为 14.0258 t/hm^2;混交林 R^2 为 0.5543,RSME 为 10.1788 t/hm^2,估测结果具有较高的相关性,说明采用红光波段和近红外波段所组成的斜率与叶生物量构建关系模型,进而估测叶生物量的方法是有效可行的,最后采用叶生物量与地上生物量的关系模型,估算了福建全省的地上生物量,结果显示, 对针叶林估测结果的相关系数 R^2 为 0.5465,RMSE 为 49.8315 t/hm^2;阔叶林 R^2 为 0.4901,RMSE 为 45.1820t/hm^2;混交林 R^2 为 0.3879,RSME 为 41.5131 t/hm^2,并绘制了福建省地上生物量分布图。

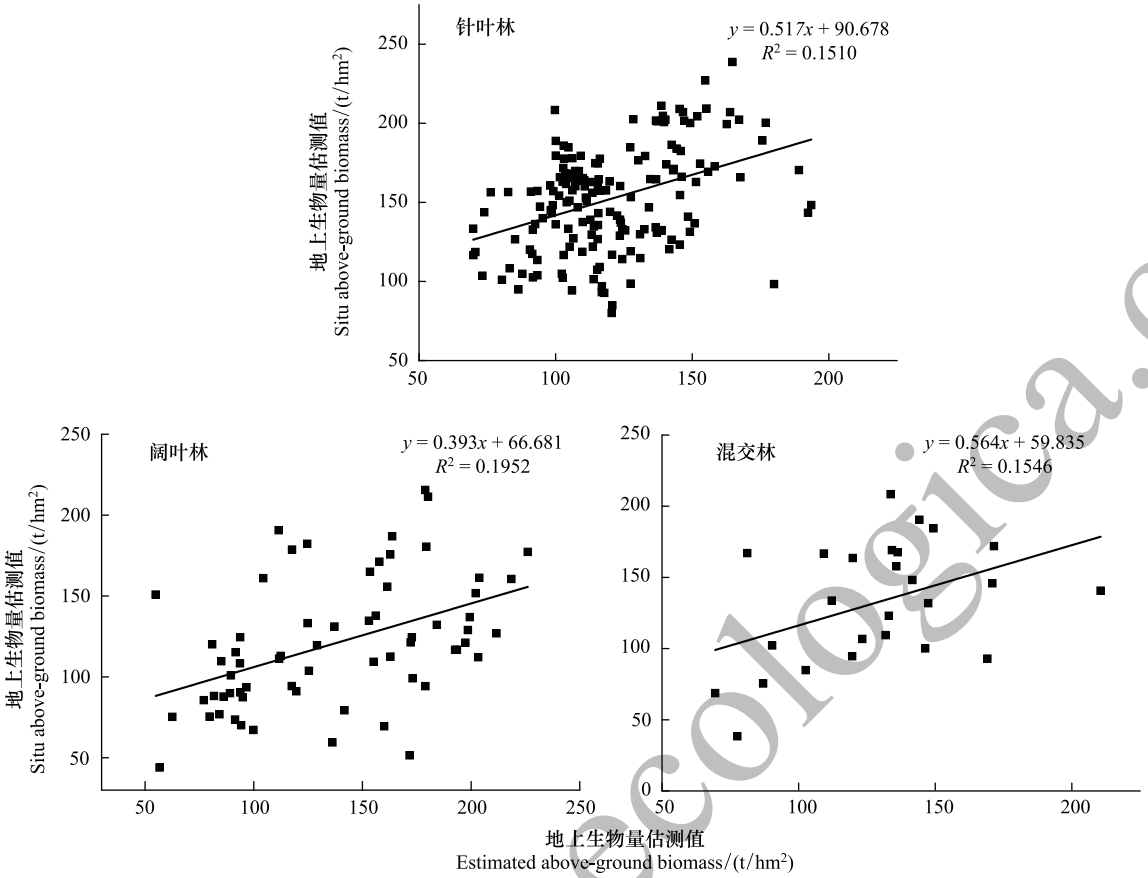

图 13 多元回归方法中各植被类型的估测地上生物量与样地实测地上生物量的散点

Fig.13 The scatters between the model-estimated and in situ above-ground biomass

本文基于森林群落及光谱曲线特征分异,利用红光和近红外波段所构成的“斜率”估测生物量,为生物量估测提供了一种新的遥感研究方法。本研究由于实测样地数量有限,对反演结果和精度验证会有一定的影响,在下一步的研究中,将增加实测样地数据,使研究数据更加充分,提高回归模型的反演精度。同时可尝试建立由 Landsat8 数据的 2—7 波段所构成光谱曲线与 X 轴所组成的面积与生物量的关系,进行生物量的遥感估测,提高生物量估算精度。

参考文献(References):

[1] 杨洪晓, 吴波, 张金屯, 林德荣, 常顺利. 森林生态系统的固碳功能和碳储量研究进展. 北京师范大学学报: 自然科学版, 2005, 41(2): 172-177.

[2] Qu M, Ahponen P, Tahvanainen L, Pelkonen P. Chinese academic experts' assessment for forest bio-energy development in China. Energy Policy, 2010, 38(11): 6767-6775.

[3] Parikka, M. Global biomass fuel resources. Biomass and Bioenergy, 2004, 27(6): 613-620.

[4] 刘刚,沈镭. 中国生物质能源的定量评价及其他地理分布. 自然资源学报,2007,22(1):9-19.

[5] 杨存建, 刘纪远, 张增祥. 热带森林植被生物量遥感估算探讨. 地理与地理信息科学, 2004, 20(6): 22-25.

[6] 闵志强, 孙玉军. 长白落叶松林生物量的模拟估测. 应用生态学报, 2010, 21(6): 1359-1366.

[7] 黄丽艳, 闫巧玲, 高添, 朱教君. 基于 ALOS PALSAR 雷达影像的人工林蓄积量估算——以塞罕坝机械林场华北落叶松人工林为例. 生态学杂志, 2015, 34(9): 2401-2409.

[8] 琚存勇, 蔡体久. 用泛化改进的 BP 神经网络估测森林蓄积量. 林业科学, 2006, 42(12): 59-62.

[9] Tomppo E, Nilsson M, Rosengren M, Aalto P, Kennedy P. Simultaneous use of Landsat-TM and IRS-1C WiFS data in estimating large area tree stem volume and aboveground biomass. Remote Sensing of Environment, 2002, 82(1): 156-171.

http://www.ecologica.cn

[10] Steininger M K. Satellite estimation of tropical secondary forest above-ground biomass: data from Brazil and Bolivia. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(6/7): 1139-1157.

[11] Chang C I, Heinz D C. Constrained subpixel target detection for remotely sensed imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(3): 1144-1159.

[12] 郑兴明, 丁艳玲, 赵凯, 姜涛, 李晓峰, 张世轶, 李洋洋, 武黎黎, 孙建, 任建华, 张宣宣. 基于 Landsat 8 OLI 数据的玉米冠层含水量反演研究. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(12): 3385-3390.

[13] Wu C S, Murray A T. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. Remote Sensing of Environment, 2003, 84(4): 493-505.

[14] 崔天翔, 宫兆宁, 赵文吉, 赵雅莉, 林川. 不同端元模型下湿地植被覆盖度的提取方法——以北京市野鸭湖湿地自然保护区为例. 生态学报, 2013, 33(4): 1160-1171.

[15] Dawelbait M, Morari F. Monitoring desertification in a Savannah region in Sudan using Landsat images and spectral mixture analysis. Journal of Arid Environments, 2012, 80: 45-55.

[16] Tompkins S, Mustard J F, Pieters C M, Forsyth D W. Optimization of endmembers for spectral mixture analysis. Remote Sensing of Environment, 1997, 59(3): 472-489.

[17] 张佳华,张国平,王培娟. 植被与生态遥感. 北京:科学出版社, 2010

[18] Smith M O, Johnson P E, Adams J B. Quantitative determination of mineral types and abundances from reflectance spectra using principal components analysis. Journal of Geophysical Research, 1985, 90(S02): C797-C804.

http://www.ecologica.cn