

基于阈值分割的黑龙江省森林类型遥感识别

袁玉娟^{1,2}, 尹云鹤^{1*}, 戴尔阜¹, 刘荣高³, 吴绍洪¹

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所, 中国科学院陆地表层格局与模拟重点实验室, 北京 100101;
2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 中国科学院地理科学与资源研究所,
资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101)

摘要: 全球变化背景下, 准确获取森林覆盖是监测森林资源动态、实现林业可持续发展的重要基础。为将省级尺度森林资源清查面积资料空间化, 以黑龙江省为例, 利用1999-2003年该省森林资源清查面积数据, 结合2000年500 m分辨率的MODIS数据, 构建了基于阈值分割的森林类型遥感识别方法。该方法利用不同地表覆被类型归一化植被指数时间序列的季节分异特征, 以森林资源清查面积为标准, 设定森林类型的划分阈值, 识别了黑龙江省森林类型的空间分布。最后, 基于分层随机抽样和精度评价方法, 表明森林类型识别结果与地面参考数据具有较高的一致性, 总体分类精度为78.1%; 特别是季节特征明显的落叶林, 精度可达80%以上。本文所构建的方法可将森林清查统计数据进行准确的空间定位, 同时结合多期森林资源连续清查资料和遥感信息, 可为识别并量化区域生态系统生物量和碳库变化等提供科技支撑。

关键词: 森林资源清查; 遥感; 阈值; 精度评价; 黑龙江省

1 引言

森林是陆地生态系统的关键组成部分, 不仅能提供重要资源和栖息地, 而且在调节全球及区域水循环和碳循环中起着关键作用(FAO, 2010; Pan et al, 2011; Fang et al, 2014)。森林空间分布可反映区域中的森林重要性, 其变化通常由植树造林或砍伐毁林等导致(Shi et al, 2011)。陆地表层森林覆盖信息的准确识别是评估森林资源变化、辨识人类活动影响的重要基础(Erb et al, 2007; Hansen et al, 2013)。因此, 准确获取森林类型空间分布是全球变化研究的热点问题之一。

森林资源清查是基于地面调查数据获得森林资源信息的传统方法(肖兴威, 2005)。中国森林资

源清查始于20世纪70年代, 每五年开展一次, 通常以行政区为统计单元发布森林面积、蓄积量及结构统计数据, 为及时准确掌握森林资源现状和变化提供了科学依据(中国森林编辑委员会, 1997)。森林资源清查统计数据已广泛应用于估算森林生物碳储量和物种分布等研究(Schroeder et al, 1997; Fang et al, 2001; Guo et al, 2010; Pan et al, 2011; Hernández et al, 2014)。然而, 目前可获取的森林清查数据通常以行政区为统计单元, 但当前研究对空间精度要求越来越高。

遥感作为一种先进的对地观测手段得到普遍应用, 可提供大范围、较高时空分辨率的森林空间分布(Myneni et al, 2001; 李虎等, 2003; Jia et al, 2014; 夏浩铭等, 2015)。植被遥感指数, 例如归一

收稿日期: 2015-05; 修订日期: 2016-04。

基金项目: 国家科技支撑计划项目(2012BAC19B02); 国家自然科学基金项目(41571043); 国家自然科学基金重点项目(41530749) [Foundation: National Science and Technology Support Program of China, No.2012BAC19B02; National Natural Science Foundation of China, No.41571043; Key Program of the National Natural Science Foundation of China, No.41530749]。

作者简介: 袁玉娟(1989-), 女, 河北衡水人, 硕士生, 主要从事植被遥感研究, E-mail: yuanyj.12s@igsnrr.ac.cn。

通讯作者: 尹云鹤(1979-), 女, 山东德州人, 副研究员, 硕导, 主要从事气候变化影响与适应研究, E-mail: yinyh@igsnrr.ac.cn。

引用格式: 袁玉娟, 尹云鹤, 戴尔阜, 等. 2016. 基于阈值分割的黑龙江省森林类型遥感识别[J]. 地理科学进展, 35(5): 655-663. [Yuan Y J, Yin Y H, Dai E F, et al. 2016. Forest cover classification based on remote sensing threshold consistent with statistics in Heilongjiang Province [J]. Progress in Geography, 35(5): 655-663.]. DOI: 10.18306/dlkxjz.2016.05.012

化植被指数(NDVI),可有效地反映植物生长状况和生物量等,在土地覆盖分类中具有重要作用(Tucker, 1979; Defries et al, 1994; Viana et al, 2012)。为充分利用森林清查资料,将其与遥感数据相结合进行空间格局研究具有重要意义。一方面可发挥遥感数据的空间定位准确的优势,另一方面能体现出地面详查资料定量准确的优势(刘双娜等, 2012)。

近年来,森林清查资料与遥感数据相结合的技术在森林植被类型覆盖识别和森林植被碳源/汇的空间分布定量估算等方面得到较广泛应用(Päivinen et al, 2001; Kennedy et al, 2002; 刘双娜等, 2012)。目前,常见研究大致可分为以下两类:一是根据现有森林分布图和资源清查统计两者面积之间的比例关系,利用迭代算法调整森林分布,从而使森林面积与区域清查统计数据相一致或误差最小(Päivinen et al, 2001, 2003; Schuck et al, 2003; Tröltzsch et al, 2009);二是融合土地利用图和统计资料,揭示区域或全球土地利用变化,具体算法包括最大似然估计和优度拟合(Hurt et al, 2006)、误差最小分配算法(Erb et al, 2007)以及二分迭代法(Liu et al, 2010)等。总体上,目前研究多基于已有植被空间格局信息,而较少直接利用遥感影像数据进行基于两类数据结合的森林类型识别。

本文主要基于2000年MODIS遥感数据和1999-2003年省级尺度森林清查统计数据,利用NDVI时间序列的季节分异特征,明确森林类型划分阈值,识别森林类型的空间分布,并将本文结果与植被图和MODIS土地覆盖产品进行对比分析和精度评价。本文主要目的是利用多时相遥感数据将森林清查面积数据进行空间化,进而为准确辨识人类活动对森林生态系统影响,监测森林资源动态,实现林业可持续发展及适应气候变化提供科技支撑。

2 数据与方法

2.1 研究区概况

本文以位于中国东北部温带气候区的黑龙江省为研究区($43^{\circ}26' \sim 53^{\circ}33'N$, $121^{\circ}11' \sim 135^{\circ}05'E$),土地总面积为4540万 hm^2 (图1)。该区属东亚季风气候,水热条件的季节变化和空间分布差异明显,年平均气温约为 $-4 \sim 5^{\circ}C$,年降水量约为400~650 mm。黑龙江省植被类型主要为森林、草原和农田,其中森林资源丰富,森林面积达1962万 hm^2 ,森林覆盖

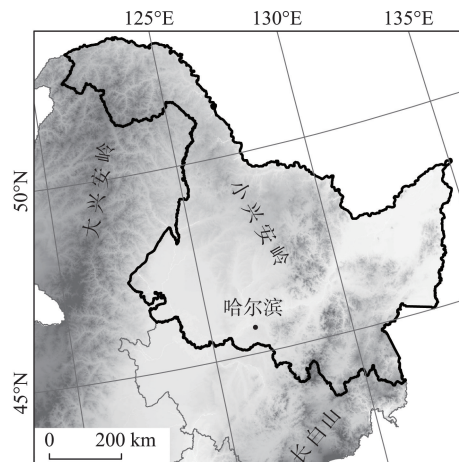


图1 研究区空间位置和边界示意图

Fig.1 Location and boundary of the study area

率达43.16%(国家林业局, 2010)。由于黑龙江省位于中高纬度地区,气候和植被的季节差异特征尤为明显,因此是进行森林类型遥感识别研究的理想区域。

天然林资源是黑龙江省森林资源的主体,主要分布在大兴安岭、小兴安岭、以及张广才岭和老爷岭等东部山地。大兴安岭山地北部属寒温带落叶针叶林区,以兴安落叶松(*Larix gmelinii*)为优势树种,乔木层结构较为简单,还分布有樟子松(*Pinus sylvestris*)和红皮云杉(*Picea koraiensis*),但面积不大,伴生有白桦(*Betula platyphylla*)和山杨(*Populus davidiana*)等。小兴安岭和东部山地属中温带针阔叶林区,针叶树种以红松(*Pinus koraiensis*)为主,阔叶树种有蒙古栎(*Quercus mongolica*)、紫椴(*Tilia amurensis*)、色木槭(*Acer mono*)等。人类活动的不断加剧及火灾活动的频发导致樟子松逐渐减少,而且随着白桦等阔叶次生林的生长,逐步形成了针阔混交林(中国科学院中国植被图编辑委员会, 2007)。

2.2 研究数据

2.2.1 森林资源清查数据

本文采用的黑龙江省森林面积数据来自《全国森林资源统计》(1999-2003年)(国家林业局森林资源管理司, 2005)。参考《国家森林资源清查主要技术规定》(国家林业局, 2014)和《中国森林》(中国森林编辑委员会, 1997),将森林资源统计中的各乔木优势树种划分为4种类型,即常绿针叶林(ENF)、落叶针叶林(DNF)、落叶阔叶林(DBF)和混交林(MF),其面积分别为83.82万 hm^2 、394.89万 hm^2 、1198.28万 hm^2 和115.19万 hm^2 。

2.2.2 MODIS NDVI数据

研究区 2000 年的 MODIS 地表反射率数据 (MOD09A1) 为 500 m 空间分辨率, 8 d 合成的三级产品, 通过 NASA Land Processes Distributed Active Archive Center (LPDAAC) 获取。MOD09A1 产品已经进行了云和气溶胶等校正 (Vermote et al, 2015)。NDVI 由红外反射率 (ρ_{Red}) 和近红外反射率 (ρ_{NIR}) 通过式 (1) 计算得到:

$$NDVI = \frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{Red}}}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{Red}}} \quad (1)$$

数据经过云检测、插值和统计, 得到 NDVI 及近红外波段反射率的年最小值 ($NDVI_n$, NIR_n)、NDVI 最大值 ($NDVI_k$)、生长旺季 (NDVI 达最大值前后 96 d 时段) NDVI 均值 ($NDVI_a$) (Liu et al, 2013)。

2.2.3 MODIS 土地覆盖数据

本文采用 2001 年 MODIS 土地覆盖数据进行森林类型遥感识别结果的对比分析。MODIS 土地覆盖数据 (MCD12Q1) 空间分辨率为 500 m, 同样来自 NASA LPDAAC。MCD12Q1 是基于大量高精度训练数据, 采用监督分类方法形成的, 包括自 2001 年至今逐年土地覆盖数据 (Friedl et al, 2010)。MCD12Q1 的森林分类与植被图分类体系一致。

2.2.4 中国植被图

本文以 1:100 万中国植被图作为地面参考数据来评价森林类型遥感识别精度。数据来自中国科学院资源环境科学数据中心 (<http://www.resdc.cn/data.aspx?DATAID=122>)。该植被图基于大量野外调查, 反映了 20 世纪 90 年代中国主要植被类型及其分布格局 (中国科学院中国植被图编辑委员会, 2007), 与本文所识别的 2000 年森林类型时段相近。本文将植被图中的森林分为常绿针叶林 (ENF)、常绿阔叶林 (EBF)、落叶针叶林 (DNF)、落叶阔叶林 (DBF) 及混交林 (MF), 并进行投影转换和栅格化, 使之与 MODIS 空间分辨率相匹配。

2.3 研究方法

2.3.1 阈值分割方法

阈值分割方法是遥感识别土地覆盖类型的常用方法之一。该方法首先选择不同类型之间存在显著差异的指标, 再确定相关指标的阈值, 进而达到识别土地覆盖类型空间信息的目的 (王志慧等, 2013; DeVries et al, 2015)。在较大空间尺度上, 遥感植被结构特征 (如 NDVI) 在不同覆盖类型间存在显著差异 (Running et al, 1995; Nemani et al, 1997)。通常草地 NDVI 在生长季明显低于森林; 相

对于常绿林, 落叶林的 NDVI 则具有明显的季节分异性。近年来, 基于 NDVI 季节特征进行土地覆盖类型识别的研究越来越广泛 (贾明明等, 2014; 杨存建等, 2014)。阈值分割方法的难点和关键在于阈值的准确选取 (吴健生等, 2013; 姜洋等, 2014; 雷光斌等, 2014)。本文利用遥感 NDVI 的季节特征, 依据森林资源清查数据确定阈值, 进行森林类型遥感识别。

首先, 根据 $NDVI_a$ 区分森林与其他土地覆盖类型。多年生森林与一年生农作物和草地的最显著区别是非生长季地上活动生物量能否存在 (Running et al, 1995)。一般情况下, NDVI 高值代表高度植被覆盖, 并具有较高地上生物量。因此, 生长季森林相比其他植被类型通常具有较高的 $NDVI_a$ 。

其次, 利用 $NDVI_{k-n}$ (年内 $NDVI_k$ 与 $NDVI_n$ 的差值) 区分落叶林和常绿林。遥感植被指数的时相变化可表征高纬度地区植被物候变化 (Zhang et al, 2003), 这是一个区别落叶林和常绿林的重要特征 (Nemani et al, 1997)。一般情况下, 落叶林 NDVI 年内变化较为明显, 而常绿林 NDVI 年内变化相对不明显。混交林的 NDVI 变化则为落叶林和常绿林特征 (Olofsson et al, 2014) 的平均值。此处, 利用上一过程提取的森林作为掩膜, 在森林分布区以 $NDVI_{k-n}$ 为分类指标。

最后, 采用近红外地表反射率区分针叶林和阔叶林。由于叶片结构的差异, 针叶林和阔叶林反射率差别较大, 阔叶林的反射率高于针叶林, 尤其是在近红外波段反射率差异更为明显 (Nemani et al, 1997)。因此, 本文以 NIR_n 作为进一步区分针叶林和落叶林的指标。

基于阈值分割的森林类型遥感识别方法的具体过程如图 2 所示。在第一级分类中, 所有栅格中像元特征值 $NDVI_a$ 大于等于阈值 (X_1) 的分类为森林。第二级分类中, 森林栅格像元特征值 $NDVI_{k-n}$ 大于等于阈值 (X_2) 的分类为落叶林, 小于等于阈值 (X_3) 的分类为常绿林, 其余的森林栅格分类为混交林。研究区内不存在常绿阔叶林, 因而常绿林即为常绿针叶林。在第三级分类中, 落叶林栅格像元特征值 NIR_n 大于阈值 (X_4) 的分类为落叶阔叶林, 其余的落叶林栅格分类为落叶针叶林。

确定阈值的具体方法是, 首先将待分类栅格按像元特征值大小排序, 设定某一像元特征值为阈值进行分类, 并计算基于该阈值分割后的栅格面积, 然后统计其与相应森林类型的清查面积之间的误

差,不断调整优化阈值直至面积间误差最小。基于此,本文阈值 X_1 、 X_2 、 X_3 和 X_4 分别为0.7692、0.3561、0.3077和0.2765。

2.3.2 精度评价方法

利用植被图作为参照数据是目前进行精度评价的主要且可靠的方法(李俊祥等, 2005; 顾娟等, 2010)。本文采用1:100万中国植被图作为地面参考数据,并结合基于概率的分层随机抽样方法,对森林类型遥感识别结果开展精度评价。随机抽样方法中采用分层设计,允许指定每个层的样本量,以确保每层获得一个精确的估计(Olofsson et al, 2014)。基于森林类型识别结果,设计4层抽样,随机选择489个样本(图3),同时确保每层样本量与该层的面积成正比(常绿针叶林41个,混交林87个,落叶针叶林145个和落叶阔叶林216个)。研究区内的样点分布如图3所示。参考Olofsson等(2014)的方法计算混淆矩阵,以制图精度和总体精度来评估本文的分类精度。其中某类型的制图精度以划分为某类森林面积占参考植被图中该类森林面积的比例来表征,总体精度表示分类类型一致的栅格面积占总采样点面积的比例。

3 结果分析

3.1 森林类型识别结果

以黑龙江省为例,基于MODIS数据和森林资

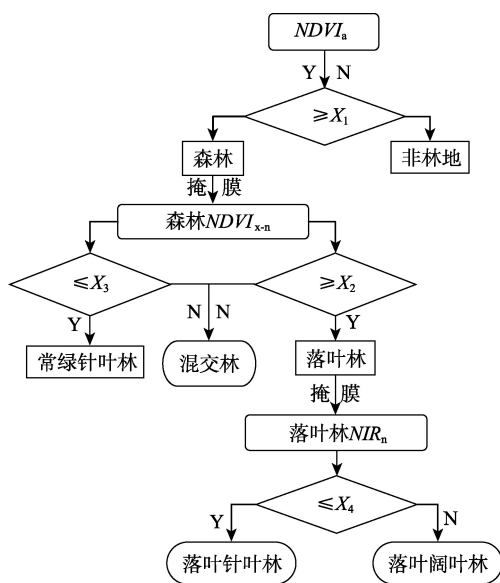


图2 基于阈值分割的森林类型遥感识别方法流程图

Fig.2 Flowchart of remote sensing forest cover classification based on threshold values consistent with statistics

源清查数据,采用阈值法识别森林类型。黑龙江省2000年森林类型空间分布如图4a所示。总体上,本文构建的方法所得的结果不仅能有效反映森林空间分布,而且各森林类型面积与清查统计面积相近,相对误差小于1%。分类结果能基本反映黑龙江省森林植被的覆盖状况,其中落叶阔叶林分布最广,主要分布在研究区长白山和小兴安岭大部地区,面积为1198.22万 hm^2 ,占森林总面积的66.86%。落叶针叶林面积为394.87万 hm^2 ,占森林总面积的22.03%,主要分布在大兴安岭北部。混交林和常绿针叶林面积相对较小,分别为115.13万 hm^2 和83.82万 hm^2 ,主要分布于小兴安岭中部和东部山地部分地区。

3.2 精度评价

为检验森林类型遥感识别的精度,参考1:100万植被图进行评价。对比本文结果(图4a)与植被图(图4b)发现,总体上两者在森林类型整体分布上吻合程度较高,斑块形状基本与植被图中对应类型相近,而且本文结果可反映较多细节信息。

表1给出了基于分层随机抽样产生的489个样点的混淆矩阵和精度评价结果。可以看出,本文识别方法的总体分类精度可达78.1%。其中,具有明显季节特征的落叶林精度相对较高,落叶阔叶林和落叶针叶林的制图精度分别为81.5%和80.0%。常绿针叶林和混交林精度相对较低,分别为70.7%和70.1%,这可能是由于两种森林面积相对较小,分布相对破碎造成的。

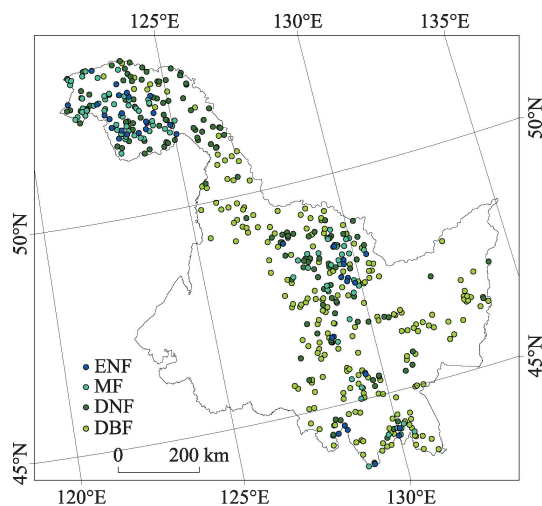


图3 分层随机抽样选取的样点分布

Fig.3 Distribution of samples using probability-based stratified random sampling method in Heilongjiang Province

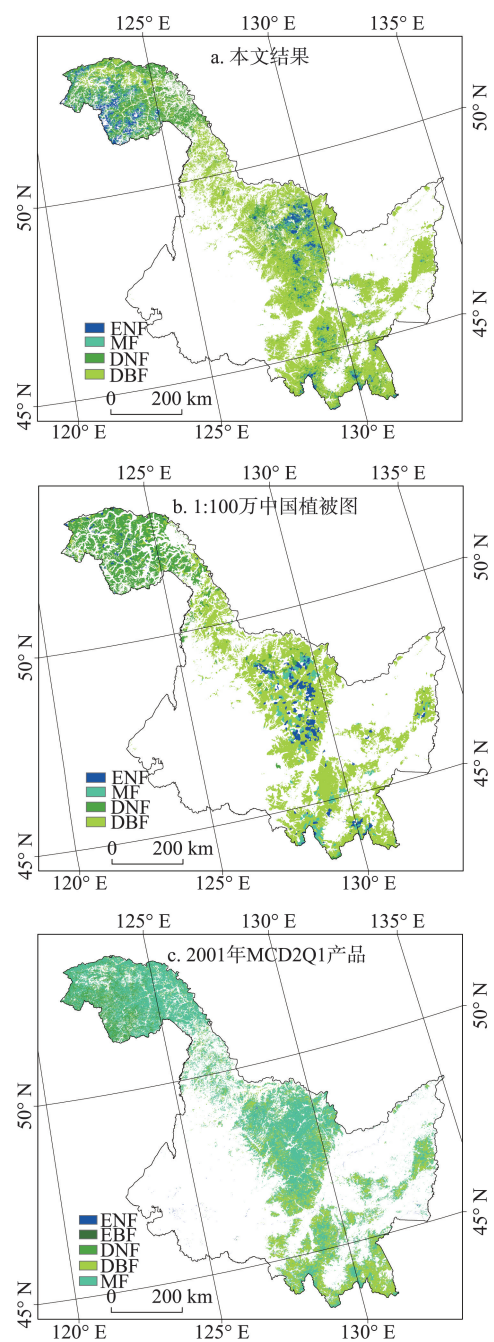


图4 黑龙江省森林类型空间分布图

Fig.4 Forest cover classification of Heilongjiang Province

从空间上看,研究区中部和西北部遥感识别结果和植被图相比差异较大,且分布范围相对有所扩大。这与两者数据源的空间分辨率以及所代表时段不同有关,此外也反映出20世纪90年代以来黑龙江省森林覆盖率的提高。

另外,将本文结果与MCD12Q1土地覆盖产品进行对比(图4a和图4c),具体是计算MCD12Q1各森林覆盖类型的面积,并将其与本文遥感识别结果相应类型面积进行比较。结果表明,两者的森林面积相近,分别为1792.0万hm²、1709.3万hm²,但不同森林类型的具体分布存在明显差异。表2给出了本文和MCD12Q1土地覆盖产品的森林面积对比结果。结果表明:黑龙江省森林类型以落叶阔叶林为主,占森林总面积的66.86%。根据MCD12Q1,落叶阔叶林仅占森林总面积的28.84%;混交林为研究区主要森林类型,分布比例为64.03%,与本文结果和森林资源清查统计数据相比差异明显。相对MCD12Q1而言,本文结果与地面参照数据更为相近,说明本文方法可更为客观地表征研究区森林类型的实际分布状况。

4 结论与讨论

4.1 结论

本文主要利用MODIS植被遥感NDVI时间序列的季节分异特征,以森林资源清查面积资料为依据,确定森林类型划分阈值,进行森林清查统计资料空间化方法研究。本文方法的优势在于对森林清查统计数据进行准确空间定位,解决了当前研究中森林遥感识别结果与清查统计资料之间存在明显差异的问题。

通过以黑龙江省为例,利用2000年MODIS NDVI生长旺季均值,NDVI年内差值及最小近红外反射率作为识别指标,并利用1999-2003年该省森

表1 森林类型的遥感识别结果与地面参照数据的混淆矩阵和精度评价

Tab.1 Confusion matrix and accuracy assessment of the present forest cover classification compared to the ground reference for Heilongjiang Province

遥感识别结果	地面参照(栅格数)				总计(栅格数)	制图精度/%
	落叶阔叶林	落叶针叶林	常绿针叶林	混交林		
落叶阔叶林	176	18	4	18	216	81.5
落叶针叶林	21	116	6	2	145	80.0
常绿针叶林	2	4	29	6	41	70.7
混交林	18	6	2	61	87	70.1
总计	217	144	41	87	489	78.1

表2 本文结果和MCD12Q1产品森林覆盖面积对比
Tab.2 Comparison of forest areas between the present forest cover classification and MCD12Q1 for Heilongjiang Province

森林分类	本文结果		MCD12Q1	
	面积/万 hm ²	比例/%	面积/万 hm ²	比例/%
落叶阔叶林(DBF)	1198.22	66.86	493.06	28.84
落叶针叶林(DNF)	394.87	22.04	113.50	6.64
常绿针叶林(ENF)	83.82	4.68	8.19	0.48
混交林(MF)	115.13	6.42	1094.36	64.03
常绿阔叶林(EBF)	0.00	0.00	0.10	0.01

林资源清查中的乔木优势种面积统计资料来设定森林类型划分阈值,以此为基础识别出黑龙江省常绿针叶林、落叶针叶林、落叶阔叶林和混交林的空间分布格局。进一步以植被图作为地面参考数据,通过分层随机抽样方法选取489个样点开展了定量化的精度评价。分析表明,森林类型遥感识别结果的总体分类精度较高(78.1%),其中落叶林分类精度可达80%以上。总体上,基于阈值分割的森林类型遥感识别方法具有较高精度,但仍存在不确定性。不确定性主要源于数据和识别方法,主要包括遥感植被指数代表性、遥感影像空间分辨率及不同分类体系中森林定义的差异。

4.2 讨论

本文综合利用森林资源清查统计数据 and 遥感数据,建立森林类型遥感识别的指标和阈值,构建了基于阈值分割的森林类型遥感识别方法。通过与地面参照数据和MODIS土地覆盖产品对比,表明本文建立的识别方法具有较高精度,识别的森林类型面积与森林清查统计面积差异最小,并且能准确反映空间信息,这也是该方法的优势。

该方法对森林类型的判别阈值较为敏感,结果的不确定性主要来自遥感数据。*NDVI*是常用来表征植被覆盖和生长状况的植被指数(Myneni et al, 1997; Walker et al, 2012),国内外众多学者从不同尺度开展的研究表明,利用MODIS *NDVI*时间序列数据可获得的土地覆盖分类结果精度较高(Lunetta et al, 2006; 付安民等, 2010; 顾娟等, 2010; Zhao et al, 2013; Lin et al, 2016; Shao et al, 2016)。然而*NDVI*的局限性也不可忽视,例如它对高水平的生物量和叶绿素浓度易饱和(Huete et al, 2002),易受水汽和气溶胶的污染(Jeganathan et al, 2010)。此外,病虫害和森林火灾等也可能会对*NDVI*产生影响

(George et al, 2006)。

遥感影像的分辨率问题是另一个不确定性来源,特别是在土地覆盖类型较破碎的地区。采用500 m分辨率的MODIS数据,混合像元可能会在一定程度上影响植被遥感识别的精度(Chen et al, 2013)。本文基于MODIS遥感数据进行了方法探索,主要目的是解决目前植被遥感识别研究中,森林识别面积与国家森林清查公布的统计数据间存在较大差异的问题。未来研究将借助更高空间分辨率的遥感影像,以提高对区域尺度森林类型空间分布的识别能力。

森林资源清查数据的精度也是影响研究结果的主要因素之一。尽管本文中黑龙江省森林资源清查的样地设计精度可达95%(肖兴威, 2005),然而外业调查的抽样方案、调查手段与工具,调查结果的统计方法及其他主观因素仍会影响森林清查数据的精度,从而在一定程度上影响本文识别结果精度。此外,不同分类体系中的森林定义不同,也可能影响精度评价结果。例如在MCD12Q1产品中,混交林定义为阔叶林和针叶林均不超过60%(Friedl et al, 2010);而在森林资源清查中,混交林定义为针叶树种或阔叶树种总蓄积量占35%~65%(国家林业局, 2014)。

参考文献(References)

付安民, 孙国清, 过志峰, 等. 2010. 基于MODIS数据的东北亚森林时序变化分析[J]. 北京大学学报: 自然科学版, 46(5): 835-843. [Fu A M, Sun G Q, Guo Z F, et al. 2010. Forest changes detection in the Northeastern Asia using MODIS imagery[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 46(5): 835-843.]

顾娟, 李新, 黄春林. 2010. 基于时序MODIS NDVI的黑河流域土地覆盖分类研究[J]. 地球科学进展, 25(3): 317-326. [Gu J, Li X, Huang C L. 2010. Land cover classification based on time-series MODIS NDVI data in Heihe River Basin[J]. Advances in Earth Science, 25(3): 317-326.]

国家林业局. 2010. 第八次森林资源清查数据: 七省(区)主要结果[R]. 北京: 国家林业局. [State Forestry Administration. 2010. Dibaci senlin ziyuan qingcha shuju: Qi sheng (qu) zhuyao jieguo[R]. Beijing, China: State Forestry Administration.]

国家林业局. 2014. 国家森林资源连续清查技术规定(2014)[R]. 北京: 中国标准出版社. [State Forestry Administration. 2014. Guojia senlin ziyuan lianxu qingcha jishu guiding[R]. Beijing, China: Standards Press of China.]

- 国家林业局森林资源管理司. 2005. 全国森林资源统计数据 (1999-2003)[R]. 北京: 国家林业局森林资源管理司. [Department of Forest Resources Management, State Forestry Administration. 2005. Forest resources statistics of China (1999-2003) [R]. Beijing, China: Department of Forest Resources Management, State Forestry Administration.]
- 贾明明, 任春颖, 刘殿伟, 等. 2014. 基于环境星与MODIS时序数据的面向对象森林植被分类[J]. 生态学报, 34(24): 7167-7174. [Jia M M, Ren C Y, Liu D W, et al. 2014. Object-oriented forest classification based on combination of HJ-1 CCD and MODIS-NDVI data[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 34(24): 7167-7174.]
- 姜洋, 李艳. 2014. 浙江省森林信息提取及其变化的空间分布[J]. 生态学报, 34(24): 7261-7270. [Jiang Y, Li Y. 2014. The extraction of forest information and the spatial distribution of its change in Zhejiang Province[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 34(24): 7261-7270.]
- 雷光斌, 李爱农, 边金虎, 等. 2014. 基于阈值法的山区森林常绿、落叶特征遥感自动识别方法: 以贡嘎山地区为例[J]. 生态学报, 34(24): 7210-7221. [Lei G B, Li A N, Bian J H, et al. 2014. A practical method for automatically identifying the evergreen and deciduous characteristic of forests at mountainous areas: A case study in Mt. Gongga Region[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 34(24): 7210-7221.]
- 李虎, 吕巡贤, 陈蜀疆, 等. 2003. 新疆森林资源动态分析: 基于RS与GIS的森林资源动态研究[J]. 地理学报, 58(1): 133-138. [Li H, Lu X X, Chen S J, Hou P. 2003. Dynamic analysis and evaluation of Xinjiang forest resources: based on Remote Sensing and GIS[J]. *Acta Geographica Sinica*, 58(1): 133-138.]
- 李俊祥, 达良俊, 王玉洁, 等. 2005. 基于NOAA-AVHRR数据的中国东部地区植被遥感分类研究[J]. 植物生态学报, 29(3): 436-443. [Li J X, Da L J, Wang Y J, et al. 2005. Vegetation classification of East China using multi-temporal NOAA-AVHRR data[J]. *Acta Phytocologica Sinica*, 29(3): 436-443.]
- 刘双娜, 周涛, 魏林艳, 等. 2012. 中国森林植被的碳汇/源空间分布格局[J]. 科学通报, 57(11): 943-950. [Liu S N, Zhou T, Wei L Y, et al. 2012. The spatial distribution of forest carbon sinks and sources in China[J]. *Chinese Science Bulletin*, 57(14): 1699-1707.]
- 王志慧, 李世明, 刘良云, 等. 2013. 基于MODIS NDVI时间序列的土地覆盖分层分类方法研究[J]. 遥感技术与应用, 28(5): 910-919. [Wang Z H, Li S M, Liu L Y, et al. 2013. Hierarchical land cover classification based on MODIS NDVI time-series[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 28(5): 910-919.]
- 吴健生, 陈莎, 彭建. 2013. 基于图像阈值法的森林雪灾损失遥感估测: 以云南省为例[J]. 地理科学进展, 32(6): 913-923. [Wu J S, Chen S, Peng J. 2013. Assessment of forest damage due to ice storm using image thresholding techniques: A case study of Yunnan Province[J]. *Progress in Geography*, 32(6): 913-923.]
- 夏浩铭, 李爱农, 赵伟, 等. 2015. 2001-2010年秦岭森林物候时空变化遥感监测[J]. 地理科学进展, 34(10): 1297-1305. [Xia H M, Li A N, Zhao W, et al. 2015. Spatiotemporal variations of forest phenology in the Qinling zone based on remote sensing monitoring, 2001-2010[J]. *Progress in Geography*, 34(10): 1297-1305.]
- 肖兴威. 2005. 中国森林资源清查[M]. 北京: 中国林业出版社. [Xiao X W. 2005. National forest inventory of China [M]. Beijing, China: China Forestry Publishing House.]
- 杨存建, 周其林, 任小兰, 等. 2014. 基于多时相MODIS数据的四川省森林植被类型信息提取[J]. 自然资源学报, 29(3): 507-515. [Yang C J, Zhou Q L, Ren X L, et al. 2014. Extracting forest vegetation types from multi-temporal MODIS imagery in Sichuan Province[J]. *Journal of Natural Resources*, 29(3): 507-515.]
- 中国科学院中国植被图编辑委员会. 2007. 中华人民共和国植被图 1:1000000[M]. 北京: 地质出版社. [Editorial Committee of Vegetation Map of China, Chinese Academy of Sciences. 2007. Vegetation map of the People's Republic of China (1:1000000)[M]. Beijing, China: Geological Publishing House.]
- 中国森林编辑委员会. 1997. 中国森林[M]. 北京: 中国林业出版社. [Editorial Committee of Forest of China. 1997. *Zhongguo senlin*[M]. Beijing, China: China Forestry Publishing House.]
- Chen Y M, Li X, Liu X P, et al. 2013. Analyzing land-cover change and corresponding impacts on carbon budget in a fast developing sub-tropical region by integrating MODIS and Landsat TM/ETM+ images[J]. *Applied Geography*, 45: 10-21.
- Defries R S, Townshend J R G. 1994. NDVI-derived land cover classifications at a global scale[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 15(17): 3567-3586.
- DeVries B, Decuyper M, Verbesselt J, et al. 2015. Tracking disturbance-regrowth dynamics in tropical forests using structural change detection and Landsat time series[J]. *Remote Sensing of Environment*, 169: 320-334.
- Erb K H, Gaube V, Krausmann F, et al. 2007. A comprehensive global 5 min resolution land-use data set for the year 2000 consistent with national census data[J]. *Journal of Land Use Science*, 2(3): 191-224.
- Fang J Y, Chen A P, Peng C H, et al. 2001. Changes in forest biomass carbon storage in China between 1949 and 1998 [J]. *Science*, 292: 2320-2322.

- Fang J Y, Kato T, Guo Z D, et al. 2014. Evidence for environmentally enhanced forest growth[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 111(26): 9527-9532.
- FAO. 2010. *Global forest resources assessment 2010*[R]. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations.
- Friedl M A, Sulla-Menashe D, Tan B, et al. 2010. MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets[J]. *Remote Sensing of Environment*, 114(1): 168-182.
- George C, Rowland C, Gerard F, et al. 2006. Retrospective mapping of burnt areas in Central Siberia using a modification of the normalised difference water index[J]. *Remote Sensing of Environment*, 104(3): 346-359.
- Guo Z D, Fang J Y, Pan Y D, et al. 2010. Inventory-based estimates of forest biomass carbon stocks in China: A comparison of three methods[J]. *Forest Ecology and Management*, 259(7): 1225-1231.
- Hansen M C, Potapov P V, Moore R, et al. 2013. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change[J]. *Science*, 342: 850-853.
- Hernández L, Cañellas I, Alberdi I, et al. 2014. Assessing changes in species distribution from sequential large-scale forest inventories[J]. *Annals of Forest Science*, 71(2): 161-171.
- Huete A, Didan K, Miura T, et al. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2): 195-213.
- Hurt G C, Frolking S, Fearon M G, et al. 2006. The underpinnings of land-use history: Three centuries of global gridded land-use transitions, wood-harvest activity, and resulting secondary lands[J]. *Global Change Biology*, 12(7): 1208-1229.
- Jeganathan C, Dash J, Atkinson P M. 2010. Mapping the phenology of natural vegetation in India using a remote sensing-derived chlorophyll index[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 31(22): 5777-5796.
- Jia K, Liang S L, Zhang L, et al. 2014. Forest cover classification using Landsat ETM+ data and time series MODIS NDVI data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 33: 32-38.
- Kennedy P, Bertolo F. 2002. Mapping sub-pixel forest cover in Europe using AVHRR data and national and regional statistics[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 28(2): 302-321.
- Lin S, Liu R G. 2016. A simple method to extract tropical monsoon forests using NDVI based on MODIS data: A case study in South Asia and Peninsula Southeast Asia[J]. *Chinese Geographical Science*, 26(1): 22-34.
- Liu M L, Tian H Q. 2010. China's land cover and land use change from 1700 to 2005: Estimations from high-resolution satellite data and historical archives[J]. *Global Biogeochemical Cycles*, 24(3): GB3003.
- Liu R G, Liu Y. 2013. Generation of new cloud masks from MODIS land surface reflectance products[J]. *Remote Sensing of Environment*, 133: 21-37.
- Lunetta R S, Knight J F, Ediriwickrema J, et al. 2006. Land-cover change detection using multi-temporal MODIS NDVI data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 105(2): 142-154.
- Myneni R B, Dong J, Tucker C J, et al. 2001. A large carbon sink in the woody biomass of northern forests[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of United States of America*, 98(26): 14784-14789.
- Myneni R B, Keeling C D, Tucker C J, et al. 1997. Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981 to 1991[J]. *Nature*, 386: 698-702.
- Nemani R, Running S. 1997. Land cover characterization using multitemporal red, near-IR, and thermal-IR data from NOAA/AVHRR[J]. *Ecological Applications*, 7(1): 79-90.
- Olofsson P, Foody G M, Herold M, et al. 2014. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change [J]. *Remote Sensing of Environment*, 148: 42-57.
- Päivinen R, Lehtikainen M, Schuck A, et al. 2001. Combining earth observation data and forest statistics[R]. Research Report 14. Joensuu, Finland: European Forest Institute.
- Päivinen R, Lehtikainen M, Schuck A, et al. 2003. Mapping forest in Europe by combining earth observation data and forest statistics[M]//Corona P, Köhl M, Marchetti M. Advances in forest inventory for sustainable forest management and biodiversity monitoring. Dordrecht, Netherlands: Springer: 279-294.
- Pan Y D, Birdsey R A, Fang J Y, et al. 2011. A large and persistent carbon sink in the world's forests[J]. *Science*, 333: 988-993.
- Running S W, Loveland T R, Pierce L L, et al. 1995. A remote sensing based vegetation classification logic for global land cover analysis[J]. *Remote Sensing of Environment*, 51(1): 39-48.
- Schroeder P, Brown S, Mo J M, et al. 1997. Biomass estimation for temperate broadleaf forests of the United States using inventory data[J]. *Forest Science*, 43(3): 424-434.
- Schuck A, Päivinen R, Häme T, et al. 2003. Compilation of a European forest map from Portugal to the Ural mountains based on earth observation data and forest statistics[J]. *Forest Policy and Economics*, 5(2): 187-202.

- Shao Y, Lunetta R S, Wheeler B, et al. 2016. An evaluation of time-series smoothing algorithms for land-cover classifications using MODIS-NDVI multi-temporal data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 174: 258-265.
- Shi L, Zhao S Q, Tang Z Y, et al. 2011. The changes in China's forests: An analysis using the forest identity[J]. *PLoS One*, 6(6): e20778.
- Tröltzsch K, Van Brusselen J, Schuck A. 2009. Spatial occurrence of major tree species groups in Europe derived from multiple data sources[J]. *Forest Ecology and Management*, 257(1): 294-302.
- Tucker C J. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 8(2): 127-150.
- Vermote E F, Roger J C, Ray J P. 2015. MODIS surface reflectance user's guide[R/OL]. MODIS Land Surface Reflectance Science Computing Facility. 2015-06-23[2016-03-07]. http://modis-sr.ltdri.org/guide/MOD09_User-Guide_v1.4.pdf.
- Viana H, Aranha J, Lopes D, et al. 2012. Estimation of crown biomass of *Pinus pinaster* stands and shrubland above-ground biomass using forest inventory data, remotely sensed imagery and spatial prediction models[J]. *Ecological Modelling*, 226: 22-35.
- Walker D A, Epstein H E, Reynolds M K, et al. 2012. Environment, vegetation and greenness (NDVI) along the North America and Eurasia Arctic transects[J]. *Environmental Research Letters*, 7(1): 015504.
- Zhang X Y, Friedl M A, Schaaf C B, et al. 2003. Monitoring vegetation phenology using MODIS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 84(3): 471-475.
- Zhao X, Xu P P, Zhou T, et al. 2013. Distribution and variation of forests in China from 2001 to 2011: A study based on remotely sensed data[J]. *Forests*, 4(3): 632-649.

Forest cover classification based on remote sensing threshold consistent with statistics in Heilongjiang Province

YUAN Yujuan^{1,2}, YIN Yunhe^{1*}, DAI Erfu¹, LIU Ronggao³, WU Shaohong¹

(1. Key Laboratory of Land Surface Pattern and Simulation, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China)

Abstract: Accurately identifying spatial distribution of forest is critically important for dynamic monitoring and sustainable management of forest resources. In this article, in order to acquire a spatially explicit forest cover classification based on the national forest inventory (NFI) statistics at the provincial scale, we developed an identification method using threshold values based on forest area from NFI statistics in 1999-2003 and the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) surface reflectance data in 2000 with a spatial resolution of 500 m for Heilongjiang Province. Based on the seasonal difference of Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) of various forest types, threshold values between different forest types in satellite data were set using the NFI statistical data as criteria. Four forest types were differentiated: evergreen needleleaf, deciduous broadleaf, deciduous needleleaf, and mixed forests. Due to the stratified random sampling method used in this study and reliable threshold identification, the accuracy assessment result shows that the spatial pattern of forest cover classifications is highly consistent with the ground reference map, with an overall classification accuracy of 78.1%. Specifically, the applied method resulted in higher classification accuracy for deciduous forests that have distinct seasonal variations of NDVI (with user accuracy above 80%). The study provides a practical method for spatially explicit forest coverage estimation, and for quantifying changes in biomass and carbon stock in the ecosystem at the regional scale based on several periods of NFI statistics and remote sensing data.

Key words: forest inventory; remote sensing; threshold; accuracy assessment; Heilongjiang Province