

doi: 10. 6046/gtzyyg. 2020178
引用格式: 田雷,傅文学,孙燕武,等. 基于 TM 影像的西伯利亚北方森林覆盖度近 30 a 空间变化研究[J]. 国土资源遥感, 2021,33(1):214–220. (Tian L,Fu W X,Sun Y W ,et al. Research on spatial change of the boreal forest cover in Siberia over the past 30 years based on TM images [J]. Remote Sensing for Land and Resources ,2021,33(1):214–220.)

基于 TM 影像的西伯利亚北方森林覆盖度近 30 a 空间变化研究

田 雷^{1,2}, 傅文学¹, 孙燕武¹, 荆林海¹, 邱玉宝¹, 李新武¹

(1. 中国科学院空天信息创新研究院数字地球重点实验室,北京 100094;

2. 安徽理工大学空间信息与测绘工程学院,淮南 232001)

摘要: 在全球变暖的背景下,研究西伯利亚北方森林覆盖的长时间尺度空间变化特征不仅对全球气候变化研究和可持续发展有着重要意义,也为进一步研究北方森林变化对气候变化的响应提供支撑。以 1985 年和 2015 年 2 期 Landsat TM/OLI 为数据源,选取俄罗斯克拉斯诺亚尔斯克边疆区为西伯利亚北方森林典型研究区,采用决策树分类法得到研究区 2 期森林覆盖分类图,并采用高分二号(GF-2)影像随机选点验证,分类精度达到 94.53%。对 2 期森林覆盖分类图在 N51°~69° 纬度范围内以 2° 为区间进行纬度分割并开展空间叠加分析,量化分析每个纬度带内森林覆盖空间变化信息及其空间变化规律。结果表明:近 30 a 来,西伯利亚北方森林变化显著,森林总体覆盖度由 1985 年的 75.42% 增加到 2015 年的 80.53%,增加了 5.11 个百分点。同时,不同纬度带林地面积变化率有较大的差异:N67°~69° 纬度带林地面积变化率最高,N63°~65° 纬度带次之,N57°~59° 纬度带最低。总体上看,森林覆盖度在各个纬度内都出现了不同程度的增加,在 N63°~67° 纬度带内增加最显著;N57°~63° 纬度带森林覆盖度变化相对平稳;而 N51°~57° 纬度带内森林覆盖度增加量随着纬度的降低而降低。

关键词: TM 影像; 北方森林; 森林覆盖度; 西伯利亚; 空间变化

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2021)01-0214-07

0 引言

全球变暖导致世界气候产生显著变化,1951—2012 年间,地球表面的平均温度上升了约 0.72℃,石化燃料的大量使用以及大规模毁林所导致的大气中温室气体尤其是二氧化碳(CO₂)浓度的不断升高是造成全球气候变化的主因^[1]。据《2015 年全球森林资源评估报告》显示:全球森林面积为 39.99 亿 hm²,是陆地重要的碳库^[2]。作为地球上分布面积最广、结构最为复杂的陆地生态系统,全球森林在 2006—2015 年吸收了超过 1/4 的全球碳排放^[3]。因此,森林是全球碳循环系统中一个重要的组成部分,能够对大气层温室气体的浓度带来重大影响,对于全球气候调节起着无可替代的作用^[4-6]。

北方森林区约占全球森林面积的 30%,主要分

布于北美和欧亚大陆,其中:60% 位于俄罗斯,28% 位于加拿大,其余 12% 分布于中国、芬兰、挪威、瑞典等 10 多个北半球国家^[7-8]。作为巨大的碳库,北方森林在全球碳平衡和应对气候变化中具有重要的地位,同时也是受气候变化最敏感的地区之一,其动态变化是促进全球变化重要的因子,因此在与全球气候系统的耦合中,存在极强的交互作用。在全球变暖背景下,监测北方森林长时间尺度的空间变化特征,对全球气候变化研究和可持续发展有着实际意义。

森林覆盖变化主要体现在受人为和自然因素导致的林地与非林地之间的变化^[9]。遥感技术的快速发展,使得获取大范围地区长时间序列的森林覆盖变化信息成为可能,极大地改善了过去依靠外业耗时耗力的局面。国内外研究学者已在利用多源遥感技术监测森林覆盖变化方面做了大量研究,在不

收稿日期: 2020-06-17; 修订日期: 2020-07-28
基金项目: 中国科学院战略先导科技专项项目(A 类)子课题“国际三极科学数据共享网络”(编号: XDA19070102)和国家重点研发计划项目“综合自然和人类活动影响的土地利用变化遥感监测研究”(编号: 2017YFE0100800)共同资助。
第一作者: 田 雷(1994-),男,硕士研究生,主要从事遥感图像处理与应用。Email: richard_dada@outlook.com。
通信作者: 傅文学(1977-),男,博士,副研究员,主要从事遥感机理与应用研究。Email: fuwx@aircas.ac.cn。

同尺度上发展了一系列实用可靠的技术方法,并取得较好的结果。在低空间分辨率数据方面,覃先林等^[10]利用 MODIS 数据,分别采用红光-近红外法、共生矩阵纹理法和基于相似度的变化监测方法,对我国东北林区的森林覆盖变化监测方法进行研究,对比验证表明基于相似度的变化监测方法正确度最高(80%以上)。但由于影像空间分辨率低,结果误差大,较适宜于对大区域的森林覆盖变化进行监测。高空间分辨率数据覆盖范围小,更适用于小尺度精细分析。王荣等^[11]以 IKONOS 影像为数据源,利用面向对象多尺度分割算法、Sobel 算子边缘检测及骨架线提取等方法,构建纹理线条密度指数(TLDI)对纳版河自然保护区的天然林与人工林进行分类,研究表明:与常用的植被特征指数和纹理特征指数相比,TLDI 指数的离散度更好、分类效果更佳,可以有效地提取森林内部天然林与人工林植被覆盖信息;Wilson 等^[12]利用归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)和归一化差异水分指数(normalized difference water index, NDWI)对时间序列 Landsat 专题图图像进行分类以检测森林采伐水平并比较了两者的多重分类精度;任冲等^[13]以 1988—2015 年 5 期夏季 Landsat TM/OLI 遥感影像为主要数据源,利用随机森林和参数优化支持向量机分类器对土地覆盖类型进行分类,获得了天水市近 30 a 林地动态变化信息;姜洋等^[14]利用不同时期相的 Landsat TM/ETM+ 为数据源,采用面向对象和基于多级决策树的分类方法得到了浙江省 2000 年、2005 年、2010 年的森林植被覆盖图,并通过专题图分析获取了浙江省森林资源动态变化的空间分布信息。这些研究的结果表明 Landsat 系列数据可以兼顾大尺度与较精细分辨率的优势,在大范围的森林研究中发挥重要的作用。但是以上研究工作只考虑了森林整体的变化,没有顾及到森林变化随纬度的空间变化规律。

本文选取西伯利亚森林受人类活动影响较少的典型研究区,量化研究近 30 a 森林覆盖度的总体变化及随纬度的空间变化规律,为分析该区域对全球变化的响应提供参考。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

本文选取西伯利亚北方森林典型区俄罗斯克拉斯诺亚尔斯克边疆区北方森林区为研究区,地理位置见图 1。研究区位于西伯利亚中部,空间范围在 E81°~102°,N51°~69°之间。该研究区的气候为典

型的大陆性气候,气温变化剧烈,冬季漫长,夏季短促。1 月份平均温度北部达 -36℃,南部达 -18℃;7 月份的平均温度北部为 10℃,南部为 20℃,年平均降水量约 316 mm。



图 1 研究区地理位置示意图

Fig. 1 Location of the study area

北方森林地理区系主要由云杉(*Picea asperata* Mast.)、松树(*Pinus*)、冷杉(*Abies fabri* (Mast.) Craib)和落叶松(*Larix gmelinii* (Rupr.) Kuzen)等针叶树以及桦木(*Betula*)、杨树(*Populus*L)、柳树(*Salix*)和桤木(*Alnus cremastogyne* Burk)等阔叶树组成。尽管北方森林生态系统物种组成相对简单,但北方森林区无论是平均温度还是降水均表现出了与全球一致的变化趋势,并且变化幅度要比全球平均趋势更为剧烈^[15-16]。该研究区人类活动较少,只在 N53°~57° 纬度带内存在少量的城市及农田区,因此研究区内森林的变化总体上可以体现自然因素的影响。

1.2 数据源

采用的数据为完全覆盖研究区的 1985 年 Landsat 5 TM 与 2015 年 Landsat 8 OLI 2 期夏季时相遥感影像,数据来源于 USGS(<http://glovis.usgs.gov/>),共 149 景影像。影像时间主要集中在 6—9 月,云量小于 5%,产品级别 L1T。对于当年数据缺失的影像,采用相邻或邻近年份的数据补全,时相差异不超过 2 a。

2 数据处理、分类及评价

2.1 数据预处理

影像数据预处理包括辐射定标、大气校正、几何

纠正、去云处理、镶嵌以及裁剪等,如图 2 所示。其中影像去云是通过薄云优化变换(haze optimized transformation, HOT)进行遥感影像薄云识别与去除。主要原理是利用影像中无云区地物的蓝光波段和红光波段的高度相关性确定晴空线,然后计算云区的像元相对于晴空线的偏移距离(HOT),最后依据 HOT 的大小实现薄云的自动探测与去除^[17]。HOT 计算公式为:

$$HOT = \rho_{\text{BLUE}} \sin \theta - \rho_{\text{RED}} \cos \theta - |I| \cos \theta \quad (1)$$

式中: ρ_{BLUE} 和 ρ_{RED} 分别为 TM/OLI 影像的蓝光波段和红光波段的反射率; I 为晴空线的截距; θ 为晴空线的倾度。

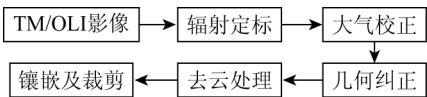


图 2 TM/OLI 影像预处理流程

Fig. 2 Preprocessing flowchart of TM/OLI scenes

2.2 森林覆盖分类

森林覆盖分类采用决策树分类法^[18],根据影像的不同特征,利用训练空间实体集产生规则和发现规律;其次根据不同取值建立树的分支,在每个分支子集中重复建立下层结点和分支,以树型结构表示分类或决策集合;最后形成决策树,从而将研究区划分为有林地和无林地 2 种地类。选用归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)以及近红外波段进行有林地和无林地的分类。NDVI 作为遥感估算植被信息中最常用的植被指数,能有效地削弱复杂地形对影像信息提取的不利影响,增强植被与其他地类的区分度,有助于提高森林信息提取的精度和可信度,其公式为:

$$NDVI = (\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{RED}}) / (\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{RED}}) \quad (2)$$

式中 ρ_{NIR} 为影像的近红外波段的反射率。

RVI 能较好地反映植被生长状况和覆盖度的差异,特别适用于植被生长旺盛、具有高覆盖度的植被监测,RVI 计算公式为:

$$RVI = \rho_{\text{NIR}} / \rho_{\text{RED}} \quad (3)$$

以上 2 种植被指数可有效区分有林地和无林地,但对于部分植被覆盖度较高的无林地(如农用地)分类效果较差。研究发现不同植物在近红外波段(0.76~0.90 μm)的光谱反射峰值不同^[19],近红外波段对不同植物叶片内部结构不同引起的反射率差异甚为敏感,因此可用近红外波段来进行有林地和其他植被的区分。根据这一特性,本研究通过样

本训练确定有林地和农用地在近红外波段的最佳区分阈值范围,采用决策树算法进行分类,如图 3 所示。基于样本训练确定定量的决策树分类规则:NDVI 值大于 0.52 且 RVI 值大于 6 作为植被对象,否则作为非植被对象;选取上层分类的植被对象的近红外波段值小于 3 788(反射率经大气校正后扩大了 10^4 倍)的作为有林地对象,否则作为非林地对象。最后,将第一层非植被对象和第二层无林地对象合并作为最终的无林地分类结果,第二层有林地对象作为最终有林地分类结果。

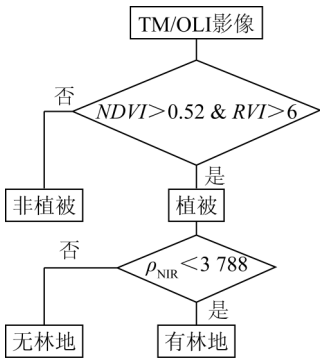


图 3 TM/OLI 影像决策树分类模型

Fig. 3 TM/OLI scenes classification based on decision tree classification model

2.3 精度评价

为验证分类精度和可靠性,选取了 2015 年同时期 4 景高分分辨率遥感影像高分二号数据(全色谱段空间分辨率为 0.81 m)进行分类结果验证,在高分二号影像上随机选取均匀分布的 987 个有代表性的独立检验样本进行精度验证。选用总体分类精度和 Kappa 系数作为验证指标。

1) 总体分类精度。总体分类精度是指被正确分类的像元总数占总像元数的比例,即

$$P_0 = (\sum_{i=1}^m P_{ii}) / N \quad (4)$$

式中: P_0 为分类的总体精度; m 为分类的类别数; N 为样本总数; P_{ii} 为第 i 类被正确分类的样本数目。

2) 总体 Kappa 系数。Kappa 系数是由 Cohen 在 1960 年提出的用于评价遥感图像分类正确程度和比较图件一致性的指数^[20],即

$$Kappa = (P_0 - P_e) / (1 - P_e) \quad (5)$$

$$P_e = \frac{a_1 b_1 + a_2 b_2 + \cdots + a_m b_m}{NN} \quad (6)$$

式中: $a_1, a_2, \cdots, a_m$ 分别为每一类的真实样本个数; $b_1, b_2, \cdots, b_m$ 分别为预测的每一类样本个数。

3 结果与分析

3.1 分类结果

对 1985 年、2015 年 Landsat TM/OLI 影像采用决策树法进行分类,并将分类结果中的图斑进行主

要分析处理,以去除图斑噪声的影响,结果如图 4 所示。通过精度评价结果表明本研究所采用的决策树分类方法总体分类精度为 94.53%,Kappa 系数为 0.870,分类结果可靠,可满足于大区域、复杂地形的植被/森林覆盖度变化监测。

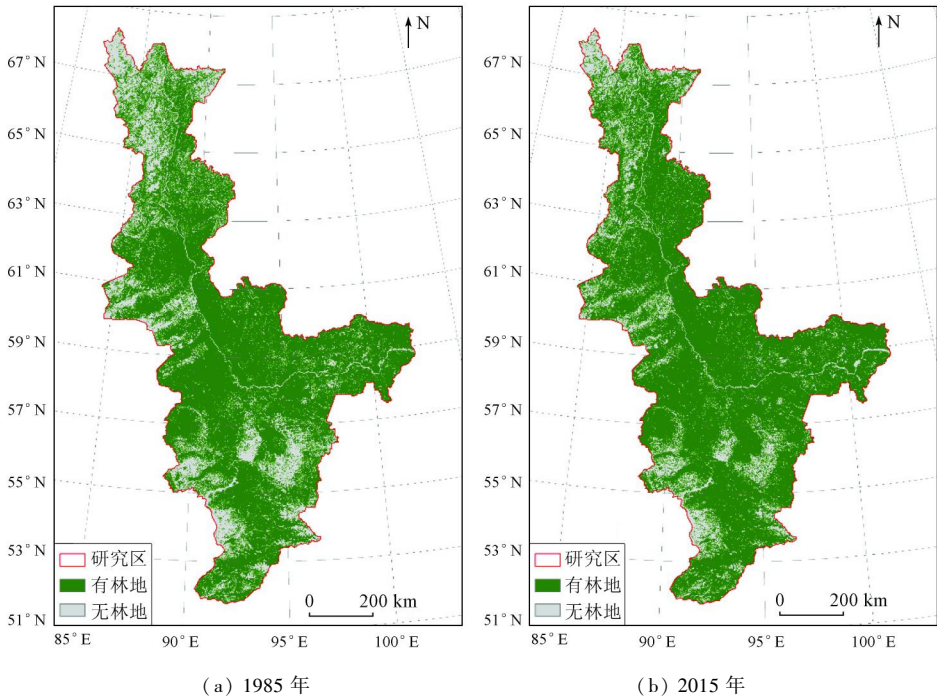


图 4 1985 年和 2015 年研究区森林覆盖
Fig.4 Forest cover in 1985 and 2015

3.2 结果分析

为了更好地描述研究近 30 a 西伯利亚北方森林覆盖度的空间变化信息,对研究区进行 2° 纬度带间隔分割,并分别统计每个纬度带内森林覆盖信息,统计信息见表 1。其中,面积变化率表示 1985—

2015 年有林地面积增加量与 1985 年有林地面积之比;覆盖度变化表示研究区单位面积的林地变化量,从林地面积变化率和覆盖度的增加量上分别体现有林地的变化程度。

表 1 1985 年和 2015 年森林覆盖信息统计
Tab.1 Statistics of forest cover information in 1985 and 2015

纬度	总面积/km ²	1985 年		2015 年		1985—2015 年		
		面积/km ²	覆盖度/%	面积/km ²	覆盖度/%	面积增加量/km ²	面积变化率/%	覆盖度变化百分点
N 67° ~ 69°	19 596.45	5 838.93	29.80	6 731.24	34.35	892.31	15.28	4.55
N 65° ~ 67°	58 813.18	32 255.77	54.84	40 192.99	68.34	7 937.23	24.61	13.50
N 63° ~ 65°	58 364.09	40 083.99	68.68	45 243.34	77.52	5 159.35	12.87	8.84
N 61° ~ 63°	66 364.15	55 911.37	84.25	56 952.28	85.82	1 040.92	1.86	1.57
N 59° ~ 61°	130 507.24	106 668.66	81.73	110 896.36	84.97	4 227.70	3.96	3.24
N 57° ~ 59°	155 232.73	139 694.20	89.99	141 250.67	90.99	1 556.47	1.11	1.00
N 55° ~ 57°	114 456.67	79 057.51	69.07	88 167.88	77.03	9 110.38	11.52	7.96
N 53° ~ 55°	77 579.58	53 261.04	68.65	58 131.19	74.93	4 870.15	9.14	6.28
N 51° ~ 53°	33 564.27	26 059.58	77.64	27 744.80	82.66	1 685.21	6.47	5.02
总计	714 478.36	538 831.05	75.42	575 310.77	80.53	36 479.72	6.77	5.11

经统计分析得知研究区内森林 1985 年的森林面积为 538 831.05 km²,森林覆盖度为 75.42%; 2015 年的森林面积为 575 310.77 km²,森林覆盖度

为 80.53%。经过近 30 a 的变化,研究区森林面积增加了 36 479.72 km²,森林覆盖度增加了 5.11 百分点,森林面积和覆盖度总体上都呈现增加的趋势。

对 2 期森林覆盖情况进行空间变化叠加分析,得到 1985—2015 年研究区北方森林覆盖变化的空间分布,如图 5 所示。

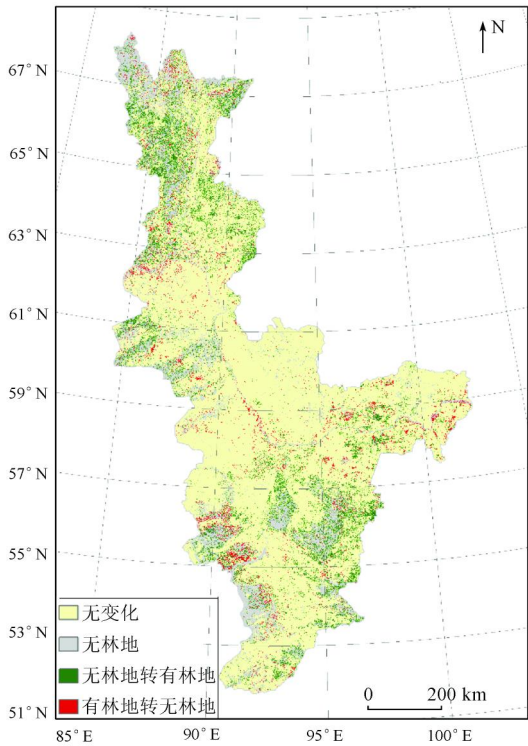


图 5 森林覆盖动态变化监测结果

Fig. 5 Monitoring results of dynamic changes of forest cover based on classification results

由图 5 和表 1 可以看出,近 30 a 研究区在 N63°~69° 纬度带内面积变化率较高: 其中,N67°~69° 纬度带有林地增加面积为 892. 31 km²,面积变化率为 15. 28%,森林覆盖度增加了 4. 55 百分点; N65°~67° 纬度带有林地增加面积为 7 937. 23 km²,面积变化率为 24. 61%,森林覆盖度增加了 13. 50 百分点; N63°~65° 纬度带有林地增加面积为 5 159. 35 km²,面积变化率为 12. 87%,森林覆盖度增加了 8. 84 百分点。在这些纬度带内,森林覆盖度增加最为显著,表明对气候的响应更敏感,受气候变化的影响更强。

在 N57°~63° 纬度带,研究区的有林地和无林地空间变化相对平稳,从图 5 上看,整体上表现为无变化的黄色区域,森林覆盖度增加缓慢: 不同纬度带增加比例分别为 1. 57 (N61°~63°), 3. 24 (N59°~61°), 1. 00 (N57°~59°) 百分点。表明该纬度带森林受气候变化影响较小,面积和覆盖度都呈现出稳定的趋势。

而在 N51°~57° 纬度带内有少量的城市和农业区,人类活动对林地变化产生了一定的影响,但总体上森林存在着增加的趋势。统计发现森林覆盖度增加量随着纬度的降低而降低: N55°~57° 纬度带有林地增

加面积为 9 110. 38 km²,森林覆盖度增加了 7. 96 百分点,N53°~55° 纬度带有林地增加面积为 4 870. 15 km²,森林覆盖度增加了 6. 28 百分点,N51°~53° 纬度带有林地增加面积为 1 685. 21 km²,森林覆盖度增加了 5. 02 百分点。

图 5 也展示了有林地与无林地的相互转化,其中绿色为无林地转化为有林地,表示林地的增加部分; 而红色为有林地转化为有林地,表示林地的砍伐或退化; 黄色为无变化,保持了原有林地的部分; 灰色为无林地。统计分析表明: 研究区 1985—2015 年无林地转化为有林地 7. 94%,有林地转化为无林地 2. 83%,有林地面积净增加 5. 11%。有林地增加区域主要分布在 N53°~55°,N55°~57°,N63°~65°和 N65°~67° 纬度带; 有林地减少区域主要分布在 N55°~57°和 N57°~59° 纬度带。

由此可见,研究区内北方森林覆盖总体上呈现增加趋势,但不同纬度带的增加率明显不同。已有研究利用 AVHRR 数据,分析了 CO₂ 大气浓度年增幅 40% 对北半球高纬度地区植被生长增加的驱动过程^[21-22],与本研究西伯利亚北方森林覆盖度变化规律表现出较强的一致性,表明气候变化是北方森林覆盖增长的一个重要驱动因素。同时不同纬度带内温度和降雨的差异性,可能是西伯利亚北方森林覆盖度变化在不同纬度带表现不同的原因,但对于响应机制以及复杂的耦合过程还需进一步研究。

4 结论

利用 1985 年和 2015 年 2 期 Landsat 遥感数据研究了西伯利亚典型研究区北方森林近 30 a 的总体森林面积空间变化和森林覆盖变化规律。同时对研究区进行 2° 纬度带间隔分割,定量化分析了不同纬度带内森林面积和覆盖度变化,主要结论如下:

1) 近 30 a 来,西伯利亚北方森林覆盖度变化显著,总体森林覆盖度由 1985 年的 75. 42% 增加到 2015 年的 80. 53%,森林覆盖度增加了 5. 11 百分点。

2) 西伯利亚北方森林在不同纬度带内有林地面积变化出现了较大的差异: 在 N65°~67° 纬度带内有林地面积变化率最高,变化率达到 24. 61%,森林覆盖度增加了 13. 50 百分点; 在 N67°~69° 纬度带有林地面积变化率次之,变化率为 15. 28%,森林覆盖度增加了 4. 55 百分点; 在 N57°~59° 纬度带内有林地面积变化率最低,变化率为 1. 11%,森林覆盖度增加了 1. 00 百分点。

3) 总体上看,西伯利亚北方森林有林地面积在各个纬度带内都出现了不同程度的增加,增加区域

主要分布在 $N63^{\circ} \sim 67^{\circ}$ 纬度带和 $N53^{\circ} \sim 57^{\circ}$ 纬度带;有林地减少区域主要分布在 $N55^{\circ} \sim 59^{\circ}$ 纬度带。在 $N63^{\circ} \sim 67^{\circ}$ 纬度带内森林覆盖度增加最显著,不同纬度带增加比例分别为: $8.84(N63^{\circ} \sim 65^{\circ})$ 和 $13.50(N65^{\circ} \sim 67^{\circ})$ 百分点;在 $N57^{\circ} \sim 63^{\circ}$ 纬度带森林覆盖度变化相对平稳,不同纬度带增加比例分别为 $1.00(N57^{\circ} \sim 59^{\circ})$, $3.24(N59^{\circ} \sim 61^{\circ})$ 和 $1.57(N61^{\circ} \sim 63^{\circ})$ 百分点;在 $N51^{\circ} \sim 57^{\circ}$ 纬度带内森林覆盖度增加量随着纬度的降低而降低,不同纬度带增加比例分别为 $7.96(N55^{\circ} \sim 57^{\circ})$, $6.28(N53^{\circ} \sim 55^{\circ})$ 和 $5.02(N51^{\circ} \sim 55^{\circ})$ 百分点。

参考文献(References):

[1] Edenhofer O, Madrugá P R, Sokona Y, et al. Intergovernmental panel on climate change[C]//Climate change 2014: Mitigation of climate change. Contribution of Working Group III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge, New York: Cambridge University Press, 2014.

[2] Food and Agriculture Organization of the United Nations. Global forest resources assessment 2015: How are the world's forests changing[M]. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2015.

[3] Corinne L Q, Andrew R M, Canadell J G, et al. Global carbon budget 2016[J]. Earth System Science Data, 2016, 7(1): 47–85.

[4] Grassi G, House J, Dentener F, et al. The key role of forests in meeting climate targets requires science for credible mitigation[J]. Nature Climate Change, 2017, 7(3): 220–226.

[5] Pan Y, Birdsey R A, Fang J. A large and persistent carbon sink in the world's forests[J]. Science, 2011, 333: 988–993.

[6] 李剑泉, 李智勇, 易浩若. 森林与全球气候变化的关系[J]. 西北林学院学报, 2010, 25(4): 23–28.

Li J Q, Li Z Y, Yi H R. Interaction relation between forest and global climate change[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2010, 25(4): 23–28.

[7] Stocks B J, Lynham T J. Fire weather climatology in Canada and Russia[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1996.

[8] Larsen J A. The boreal ecosystem[M]. New York: Academic Press, 1980.

[9] 吴雪琼, 覃先林, 周汝良, 等. 森林覆盖变化遥感监测方法研究进展[J]. 林业资源管理, 2010(4): 82–87.

Wu X Q, Qin X L, Zhou R L, et al. Progress of study on forest cover change detection by using remote sensing technique[J]. Forest Resources Management, 2010(4): 82–87.

[10] 覃先林, 陈尔学, 李增元, 等. 基于 MODIS 数据的森林覆盖变化监测方法研究[J]. 遥感技术与应用, 2006, 21(3): 178–183.

Qin X L, Chen E X, Li Z Y, et al. Forest cover change monitoring using MODIS data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2006, 21(3): 178–183.

[11] 王荣, 江东, 韩惠, 等. 高分辨率遥感影像天然林与人工林植被覆盖信息提取[J]. 资源科学, 2013, 35(4): 868–874.

Wang R, Jiang D, Han H, et al. Extracting natural and artificial forest information based on high resolution remote sensing data[J].

Resources Science, 2013, 35(4): 868–874.

[12] Wilson E H, Sader S A. Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 80(3): 385–396.

[13] 任冲, 鞠洪波, 张怀清, 等. 天水市近 30 年林地动态变化遥感监测研究[J]. 林业科学研究, 2017, 30(1): 25–33.

Ren C, Ju H B, Zhang H Q, et al. Research on remote sensing monitoring technology of forest land dynamic change in Tianshui in recent 30 years[J]. Forest Research, 2017, 30(1): 25–33.

[14] 姜洋, 李艳. 浙江省森林信息提取及其变化的空间分布[J]. 生态学报, 2014, 34(24): 7261–7270.

Jiang Y, Li Y. The extraction of forest information and the spatial distribution of its change in Zhejiang Province[J]. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(24): 7261–7270.

[15] Serreze M C, Walsh J E, Chapin F S, et al. Observational evidence of recent change in the northern high-latitude environment[J]. Climatic Change, 2000, 46(1–2): 159–207.

[16] Stocker T F, Qin D, Plattner G K, et al. Climate change: The physical science basis[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2013.

[17] 李存军, 刘良云, 王纪华, 等. 基于 Landsat 影像自身特征的薄云自动探测与去除[J]. 浙江大学学报(工学版), 2006, 40(1): 10–13.

Li C J, Liu L Y, Wang J H, et al. Automatic detection and removal of thin haze based on own features of Landsat image[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2006, 40(1): 10–13.

[18] 李德仁, 王树良, 李德毅, 等. 论空间数据挖掘和知识发现的理论与方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2002, 27(3): 221–233.

Li D R, Wang S L, Li D Y, et al. Theories and technologies of spatial data mining and knowledge discovery[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2002, 27(3): 221–223.

[19] 胡德勇, 邓磊, 林文鹏. 遥感图像处理原理和方法[M]. 北京: 测绘出版社, 2014.

Hu D Y, Deng L, Lin W P. Principle and methods of remote sensing image processing[M]. Beijing: Surveying and Mapping Publishing House, 2014.

[20] 刘森, 胡远满, 布仁仓, 等. 基于 RS 和 GIS 的松潘县景观变化研究[J]. 辽宁工程技术大学学报, 2007, 26(3): 351–353.

Liu M, Hu Y M, Bu R C, et al. Study on landscape change based on RS and GIS in Songpan County[J]. Journal of Liaoning Technical University, 2007, 26(3): 351–353.

[21] Myneni R, Keeling C, Tucker C, et al. Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981 to 1991[J]. Nature, 1997, 386: 698–702.

[22] Keeling C, Chin J, Whorf T. Increased activity of northern vegetation inferred from atmospheric CO₂ measurements[J]. Nature, 1996, 382(6587): 146–149.

[23] 尹凌宇, 覃先林, 孙桂芬, 等. 利用 KPCA 法检测高分一号影像中的森林覆盖变化[J]. 国土资源遥感, 2018, 30(1): 95–101. doi:10.6046/gtzyyg.2018.01.13.

Yi L Y, Qin X L, Sun G F, et al. The method for detecting forest cover change in GF-1 images by using KPCA[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(1): 95–101. doi:10.6046/gtzyyg.2018.01.13.

Research on spatial change of the boreal forest cover in
Siberia over the past 30 years based on TM images

TIAN Lei^{1,2}, FU Wenxue¹, SUN Yanwu¹, JING Linhai¹, QIU Yubao¹, LI Xinwu¹

(1. Key Laboratory of Digital Earth, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China; 2. School of Geomatics, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: In the context of global warming , the study of the long – term spatial change characteristics of the boreal forest cover not only is important for global climate change and sustainable development research but also can provide the support for the further research on the response of the boreal forest changes to climate change . The data sources were Landsat TM/OLI images with 2 temporal series in summer season from 1985 and 2015 , respectively. The Krasnoyarsk region in Russia was selected as the typical research area of the boreal forest in Siberia . The forest cover in 1985 and 2015 was classified based on the decision tree method and verification with random sample points of GF – 2 satellite images , and the classification accuracy was 94.53% . The information of the dynamic spatial distribution of forest cover was quantified through latitude zones with 2° interval in the range of N51° ~ 69° and the spatial overlay analysis for the dynamic forest cover maps of the two periods . The results show that , in the past 30 years , the boreal forest cover in Siberia changed significantly , and the overall forest cover changed from 75.42% in 1985 to 80.53% in 2015 , increasing by 5.11 percentage points. Simultaneously , the changes of forest land area were different with each latitude zones : the highest change rate occurred in the latitude zone N 65° ~ 67° , followed by the latitude zone N67° ~ 69° and the lowest was in N57° ~ 59° . Overall , the forest cover increased in all latitude zones , the most significant increase was in N63° ~ 67° ; the change of forest cover was relatively stable in N57° ~ 63° and the increase of forest cover decreased with the latitude zone in N 51° ~ 57° .

Keywords: TM images ; boreal forest ; forest coverage ; Siberia ; spatial change

(责任编辑: 陈 理)