

基于时序 NDVI 与光谱微分变换的森林优势树种识别

徐凯健^{1,2}, 田庆久^{1,2*}, 徐念旭^{1,2}, 岳继博^{1,2}, 唐少飞^{1,2}

1. 南京大学国际地球系统科学研究所, 江苏 南京 210023
2. 江苏省地理信息技术重点实验室, 江苏 南京 210023

摘要 基于遥感光谱特征准确识别优势树种类型对于区域林业资源的监测和经营具有重要意义,也是当前亟待解决的重要科学问题。伴随遥感技术的发展,利用时间序列高分影像能够有效获取林分树种不同物候期生长特性及其冠层光谱动态信息,有利于克服区域森林类型精细识别中普遍存在的异物同谱难题。以中国东北地区赤峰市旺业甸国有林场为试验区,采用覆盖完整自然年的共36景高分一号(GF-1)WFV时间序列数据(16 m),提取包含不同优势树种生长阶段特征的林分冠层光谱归一化植被指数(NDVI),结合支持向量机(SVM)模型对研究区内5种典型优势树种:油松、落叶松、山杨、白桦和蒙古栎,进行不同时间尺度下(单季相、全季相、逐月和逐旬)的光谱识别研究。同时,分别基于原始时序光谱及其一阶、二阶和三阶微分变换结果,探讨了不同分辨率时序NDVI光谱及其3种微分变换结果对区域森林优势树种的识别效果。结果显示,基于不同尺度的时间序列数据能够获得比不同季节单时相数据更好的树种识别结果($p < 0.05$),其中采用全季相数据的树种总分类精度相比于春、夏和秋不同季节的单季相数据结果,分别提高了7.67%、6.64%和3.6%,表明时间序列影像中所包含的植被物候信息对于区分不同森林树种类型十分重要,同时秋季是采用单时相数据的最佳识别季节($p < 0.05$);在不同时间序列数据中,基于逐旬的NDVI数据显著优于基于逐月和全季相数据的光谱识别结果($p < 0.05$),而基于全季相数据的光谱识别结果最低($p < 0.05$),表明更密集的时序光谱信息有利于区域树种类型识别精度的提升。此外,结合光谱微分变换后的树种识别结果比仅采用原始NDVI时间序列的识别结果精度更高($p < 0.05$),其中基于逐旬和逐月时间分辨率数据的最高识别精度能够达到82.1%和78.74%,分别提升了3.38%和2.95%。研究表明采用基于全年逐旬或逐月尺度的时序光谱数据,并结合相应的微分变换方法,可以有效提高区域尺度优势树种的识别精度,为相关多光谱森林植被精细识别研究提供参考。

关键词 树种识别; 时序NDVI; 微分变换; 高分一号; 支持向量机

中图分类号: S771.8 **文献标识码**: A **DOI**: 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)12-3794-07

引言

森林生态系统是全球陆地生态系统的主体,准确获取森林树种类型与空间分布信息对于区域林业经营与管理、森林病虫害及森林火灾监测、森林生理参数反演,以及优化相关植被生态模型等方面具有重要意义^[1]。当前,卫星遥感技术已逐渐代替人工普查成为相关部门和学者获取区域森林资源信息的主要方法。其中,针对树种类型识别的相关研究较多依赖于高光谱或空间分辨率遥感数据源^[2]。但是上述数据源

通常覆盖面积有限,无法满足区域尺度森林类型的精确识别与制图需求,同时存在卫星重返周期过长、机载航测成本过高等现实难题,因此进一步发展针对区域尺度森林树种信息的中高分辨率多光谱数据识别方法十分必要。

由于不同森林树种间的光谱特征通常具有较高的相似性,同时林分结构以及环境背景复杂,采用单一时相的多光谱数据难以有效克服识别过程中广泛存在的“异物同谱”难题,因此针对森林类型精细识别必须使用更多的光谱细节信息^[3-4]。伴随全年季节变化,不同森林植被在其生理活动和形态表现上会出现物候周期变化差异(如萌芽、展叶、开花、

收稿日期: 2018-10-21, **修订日期**: 2019-02-19

基金项目: 国家重点研发计划重点专项(2017YFD0600903), 国家自然科学基金项目(41771370), 国家科技重大专项(03-Y20A04-9001-17/18&-30-Y20A07-9003-17/18), 民用航天技术预先研究项目(Y7K00100KJ)资助

作者简介: 徐凯健, 1991年生, 南京大学国际地球系统科学研究所博士研究生 e-mail: kaijianxu0801@163.com

* 通讯联系人 e-mail: tianqj@nju.edu.cn

结果、落叶和休眠等),在航测数据中也会获取到相应的林分冠层光谱季相变化^[5-6]。因此,基于时间序列遥感数据能为光谱性质相似的树种之间提供更精细的动态光谱信息,从而为森林类型精细识别提供了新的方法^[2]。传统时序影像的空间分辨率普遍偏低(如 AVHRR/MODIS 数据),导致像元内光谱提取纯度差,因此森林类型识别仅能停留在群落级(如针/阔叶林等)^[7];另外,在数据时间尺度上也普遍存在时相数偏少或观测不连续等问题(如 TM/SPOT 等数据),使受限于若干时相数据的森林树种类型识别结果仍难以令人满意^[8]。

近年来,中国自主研发的 GF-1 WFV 影像同时具有宽覆盖、中高空间分辨率(16 m)以及短重访周期(4 d)等特征,对于区域森林树种类型精细识别的应用潜力巨大。目前该数据源已较多地应用于面向全物候期的不同农作物种类识别与监测等研究中^[9-10],但针对森林树种类型的识别研究尚未见报道。基于此,本文以中国东北地区旺业甸林场为试验区,采用覆盖完整自然年的 36 景 GF-1 WFV 时序数据,分别以旬、月、季为时间步长构建出能够较好反映植被生长物候规律的 NDVI 序列谱段,同时结合一阶、二阶与三阶光谱微分变换方法,采用以核函数为基础的 SVM 模型对区域内 5 种主导乔木树种进行识别,旨在充分挖掘不同林分树种的冠层光谱

动态特征差异,并探讨不同时间尺度数据与微分变换方法对区域森林树种识别结果的影响,为相关研究提供参考和依据。

1 实验部分

1.1 试验区

旺业甸林场位于中国内蒙古自治区东部赤峰市,属于大兴安岭和燕山山脉的交界地带,地理范围为北纬 41°21′—41°39′,东经 118°09′—118°31′,土地面积约为 551 km²(图 1)。研究区属温带季风气候,年平均气温 4.2 °C,年降水量 400~600 mm。地形以山地为主,海拔范围 878~1 890 m。该地区具备我国东北地区典型生态环境,根据最新林业调查数据(2017 年),当地有林地面积为 455 km²,森林覆盖率达 83%,且以人工林为主,林分纯度较高,适宜进行遥感识别研究。森林乔木树种主要有油松 *Pinus tabulaeformis*、落叶松 *Larix gmelinii*、山杨 *Populus davidiana*、白桦 *Betula platyphylla* 和蒙古栎 *Quercus mongolica*,约占试验区森林总面积的 95%(2017 年),因此将上述 5 种优势树种作为本文的研究对象。

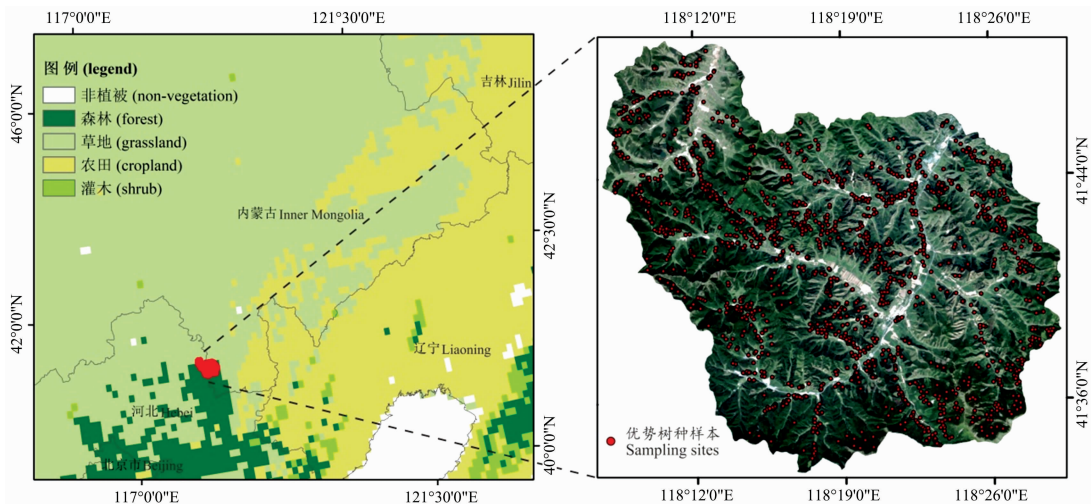


图 1 研究区地理位置

Fig. 1 Location of the study area

1.2 数据采集

1.2.1 遥感数据

GF-1 卫星共搭载 4 台 WFV 多光谱相机,相机组合扫描幅宽达 800 km,空间分辨率为 16 m,卫星重访周期达到 4 d。WFV 传感器共设置 4 个波段,光谱范围分别为:蓝光 0.45~0.52 μm,绿光 0.52~0.59 μm,红光 0.63~0.69 μm,近红外 0.77~0.89 μm。采用覆盖研究区范围的全年(2017 年 2 月至 2018 年 1 月)共 36 景 GF-1 WFV 影像(表 1),数据来源于中国资源卫星应用中心(CCRSDA)。影像选择标准为成像质量高,以旬为步长同时尽量确保不同影像的相邻时间间隔相近。其中,针对个别质量较差或时相缺失的

影像采用由相邻年份的相同时段影像替代。

1.2.2 野外数据

分别于 2017 年 9 月和 2018 年 6 月在试验区进行野外调查。分散记录油松、落叶松、山杨、白桦和蒙古栎等优势树种林分样区的空间位置。采用高精度 GPS 逐一记录所选林分样区中心点的地理坐标,所选样区综合考虑林龄结构、林下盖度与林分密度条件差异,满足每个观测样区的单一树种面积占比超过 90%,同时空间尺寸大于 30 m×30 m。两次试验共获取当地 5 种优势树种类型的典型样区 1 742 个(图 1),其中对各优势树种筛选样本总量约 1/3 用于训练,剩余样本用于结果精度检验,具体样本信息见表 2。为保证影像

表 1 研究区遥感影像信息

Table 1 The information of satellite images used in this study

序号	成像时间	云量	序号	成像时间	云量	序号	成像时间	云量
1	20180105	无	13	20170507	无	25	20170921	无
2	20180117	无	14	20170520	<1%	26	20170930	无
3	20180129	无	15	20170529	无	27	20171014	无
4	20170211	无	16	20170610	<2%	28	20161019	无
5	20170219	无	17	20170626	无	29	20161023	无
6	20170228	<2%	18	20170708	无	30	20171103	无
7	20170308	无	19	20170717	无	31	20171116	无
8	20170312	无	20	20170810	无	32	20171124	<1%
9	20170325	无	21	20170822	无	33	20171202	无
10	20170409	无	22	20170830	无	34	20171215	无
11	20160422	无	23	20170907	无	35	20171223	无
12	20170430	<2%	24	20170912	无	36	20171231	无

表 2 获取样本数据信息

Table 2 Information of sample data

树种类型	样本数	训练样本	验证样本
油松 <i>Pinus tabulaeformis</i>	361	120	241
落叶松 <i>Larix gmelinii</i>	400	133	267
山杨 <i>Populus davidiana</i>	309	103	206
白桦 <i>Betula platyphylla</i>	347	115	232
蒙古栎 <i>Quercus mongolica</i>	325	108	217

样本像元的光谱纯度, 研究中均采用各样本点所在林分斑块的中心位置提取不同树种样本的光谱信息。

1.2.3 数据预处理

对所有高分影像依次完成基于 30 m DEM 的正射校正, 同时根据野外记录的实际地面控制点对影像进行几何精校正处理。以野外试验同时期影像为基准, 对其余各时相影像依次进行相对几何校正, 并确保每组影像校正误差 RMS 均低于 0.5 个像元。根据中国资源卫星应用中心提供的定标参数, 对所有影像依次进行辐射定标、大气校正与辐射归一化处理, 使像元 DN 值转换为真实地表反射率。最后, 依次提取各影像归一化植被指数 [NDVI; 式(1)], NDVI 时序光谱数据已被证实 在植被类型识别和物候信息反演领域十分有效^[11]。

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

式中, NIR 为影像近红外波段反射率, R 为红光波段反射率。

1.3 研究方法

1.3.1 基于时序 NDVI 数据的 Savitzky-Golay 滤波变换

采用 Savitzky-Golay(S-G)算法对时序 NDVI 数据进行多项式滤波变换, 研究表明 S-G 滤波能够有效平滑光谱噪声, 呈现不同的季节曲线特征。经过实际典型样区数据检验, 最终采用平滑窗口值为 4, 卷积维数为 1 的 S-G 滤波算法。将时间序列 NDVI 数据重采样为全年每 10 d(逐旬)、30 d(逐月)和 90 d(全季相)时间间隔, 并得到相应时序影像。

图 2(a)显示了经 S-G 滤波后的不同优势树种冠层 NDVI 时序光谱曲线信息, 时序光谱的变化能够有效反应不同树种各物候期内的特征差异。油松作为试验区内唯一的常绿树

种, 其没有明确的休眠期界限, 同时时序曲线呈现独特的双峰型特征。区域内其他四种落叶树种的植物光谱曲线总体均表现为明显的单峰型特征, 具有明确的生长阶段性特征, 即可将全年的 NDVI 时序数据大体分为生长期(约 100~160 d)、峰值期(约 160~230 d)、衰退期(约 230~300 d)、和休眠期, 与针对中国东北森林物候的相关研究结果相符^[12]。不同树种之间光谱曲线具有差异性, 其中白桦的光谱曲线偏高, 而落叶松光谱曲线偏低, 这主要是由树种光谱属性差异导致的; 此外, 蒙古栎和山杨的时序曲线整体相近, 但在峰值期和衰退期存在时相位移, 表明蒙古栎具有较长的衰退期, 而落叶松和山杨则较早进入休眠期。

1.3.2 基于时序 NDVI 数据的光谱微分变换

微分变换是常用的光谱特征分析方法, 光谱微分变换被证实能够有效削弱大气效应等背景噪音干扰, 从而提高植被识别精度^[13]。其中一阶微分[式(1)]后的光谱曲线, 其可以增强光谱曲线在坡度上的细微变化, 同时突出时序光谱曲线的时相位移变化差异。光谱二阶微分[式(2)]能够有效体现出原始光谱曲线的拐点信息与曲率特征, 并扩大一阶微分结果中重叠区光谱间的细微差异。三阶微分变换[式(3)]针对遥感识别的应用较少, 其结果与原始空间向量的绕率有关, 理论上可以进一步挖掘低阶微分无法体现的更多细节特性。基于此, 分别对逐旬和逐月的时序 NDVI 数据依次进行一阶、二阶和三阶微分变换处理。

$$R(\lambda_i)' = \frac{R(\lambda_{i+1}) - R(\lambda_i)}{\Delta\lambda} \quad (1)$$

$$R(\lambda_i)'' = \frac{R(\lambda_{i+2}) - 2R(\lambda_{i+1}) + R(\lambda_i)}{(\Delta\lambda)^2} \quad (2)$$

$$R(\lambda_i)''' = \frac{R(\lambda_{i+3}) - 3R(\lambda_{i+2}) + 6R(\lambda_{i+1}) - R(\lambda_i)}{(\Delta\lambda)^3} \quad (3)$$

式中, $R(\lambda_i)$ 为波段 i 处光谱反射率值, $R(\lambda_i)'$, $R(\lambda_i)''$ 和 $R(\lambda_i)'''$ 分别为波段 i 与 $i+1$ 之间的光谱一阶, 二阶和三阶微分数值, $\Delta\lambda$ 为相邻波段的步长。

结果表明, 经一阶微分变换后[图 2(b)], 不同树种在生长期和衰退期内的区分度得到提升, 同时减弱了背景噪声的干扰, 有利于提高识别精度; 经过二阶微分变换后[图 2(c)], 生长期和衰退期的特征差异继续增强, 同时峰值期内

的树种间区分度明显提高,背景噪声干扰进一步减弱;经过三阶微分变换后[图 2(d)],时序光谱间相移信息增加,ND-

VI 曲线特征由“宽且平”转变为“窄且尖”,使不同时段内的树种光谱细节差异得到进一步增强。

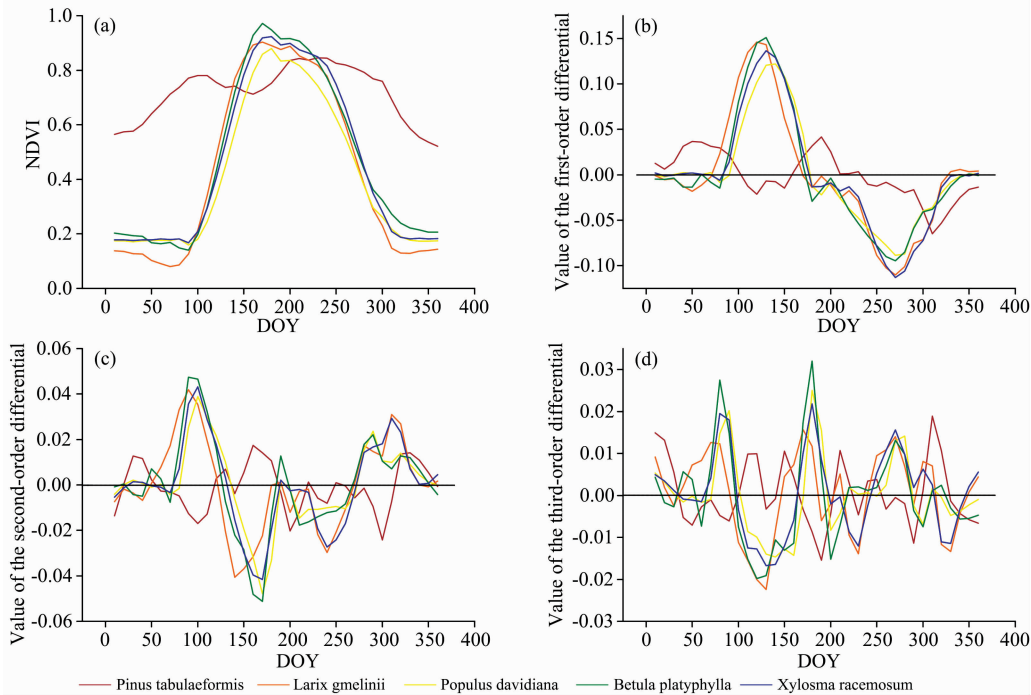


图 2 基于不同优势树种冠层时序 NDVI 的 (a)S-G 滤波、(b)一阶微分、(c)二阶微分和 (d)三阶微分变换光谱曲线信息

Fig. 2 The (a) S-G NDVI data curve, (b) the first-order, (c) second-order, and (d) third-order differential transformation reflectance spectrum of NDVI of different dominant tree species

1.3.3 精度验证

根据试验区 2017 年的森林资源分布数据提取出森林边界,并进一步对当地 5 种主导森林树种进行不同时间尺度的精细识别。为了评估时间序列数据的识别优势,选择 4 月中旬、7 月中旬和 9 月中旬的影像分别代表春季、夏季、和秋季进行单季相树种识别分析。树种识别采用支持向量机(SVM)模型进行,该模型已被广泛应用于森林植被识别领域^[14]。对 SVM 选取最常用且稳定的径向基函数(RBF)进行,设置其核函数 γ 为 1,惩罚系数 C 为 100。将所有验证样本随机等分为 5 组,并依次对分类结果采用混淆矩阵和 Kappa 统计进行精度验证。采用方差分析(ANOVA)对各组统计结果进行检验,对存在显著差异的结果进行最小显著性差异法(LSD)判别。

2 结果与讨论

2.1 基于不同时间尺度数据的森林优势树种识别结果

图 3 显示了基于不同时间尺度数据(包括单季相,全季相,逐月和逐旬)的试验区树种识别结果。结果显示,不同优势树种的总分类精度(OA)与 Kappa 系数均伴随影像时间分辨率的提升呈现持续增加的趋势,并在逐旬时间尺度达到最高(81.09%±1.02%和 0.759±0.014)。同时方差分析表明,不同时间分辨率影像对区域树种分类结果的影响存在显著性

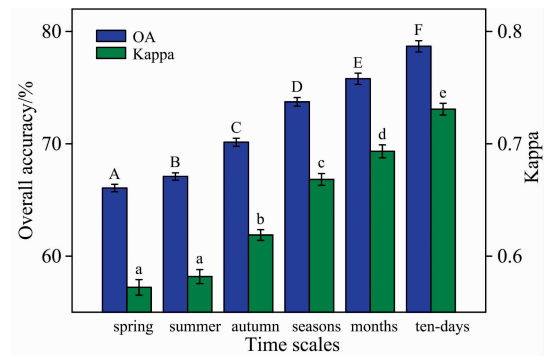


图 3 基于不同时间尺度 NDVI 数据的森林优势树种识别结果

Fig. 3 The identification accuracy of dominant tree species based on NDVI time series data of different temporal scales

差异($p < 0.05$)。其中,不同时间分辨率影像的分类精度与 Kappa 系数均值由低到高依次为春季<夏季<秋季<全季相<逐月<逐旬。在采用不同季节的单季相影像中,基于秋季数据的结果精度最高($p < 0.05$),而基于夏季数据的树种识别精度则高于春季结果($p < 0.05$),表明针对温带典型森林树种在其秋季落叶时期进行光谱识别的效果最好,夏季其次。同时,基于全季相影像的识别结果明显优于所有单季相

结果($p < 0.05$), 表明多季节数据结合具有更好的树种识别效果。此外, 在不同时间序列影像中, 基于逐旬影像的识别结果明显优于其他时间序列影像($p < 0.05$), 而基于逐月影像的分类精度则明显高于全季相影像($p < 0.05$), 表明高时间分辨率数据能够提供更多有效光谱细节信息, 有利于区域树种识别精度的提高。

2.2 结合不同光谱微分变换的森林优势树种识别结果

图 4(a)和(b)分别显示了基于逐月和逐旬尺度 NDVI 时序光谱经过不同微分变换后的优势树种总分类精度和 Kappa 信息。整体上看, 时序光谱数据经过不同微分变换后, 其总分类精度和 Kappa 系数均值明显高于采用原始 NDVI 数据的识别结果($p < 0.05$), 表明时序光谱信息结合微分变换可

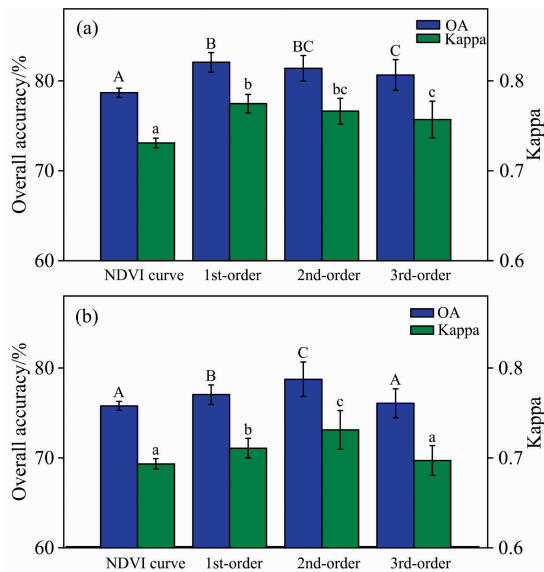


图 4 基于逐旬(a)和逐月(b)时序 NDVI 以及不同微分变换方法的森林优势树种识别结果

Fig. 4 The identification accuracy of dominant tree species based on (a) every ten-days, (b) month by month NDVI time series data and differential transform methods

以有效提升物候特征相似树种的识别精度。但是不同微分变换方式对精度的影响并不相同, 其中, 在分别进行一阶、二阶和三阶微分变换后, 基于逐月尺度数据的总分类精度均值分别提升了 1.24%, 2.95% 和 0.38%, 而基于逐旬分辨率影像的总分类精度则分别增加了 3.38%, 2.71% 和 1.98%, 故光谱微分变换对于逐旬数据的结果影响更加明显。

虽然微分变换能够提升不同树种的识别精度, 但并非是微分变换的阶数越高其识别结果越好, 而是与所采用时序数据的时间分辨率有关。在本研究中, 基于逐旬数据的最佳结果出现在一阶微分后, 而基于逐月数据得则出现在二阶微分后, 这主要是由于前者数据的波段数量多, 且时间间隔短, 能够获取到较多的时序光谱细节但存在部分冗余信息, 进行一次微分变换便能够突出细节特征并获得最好的应用效果; 而后者数据的波段信息数较少, 需要经过两次微分变换后能够提取最大特征差异, 使其识别精度明显提升。同时二者经过三阶微分变换后所得到的分类结果精度与之前实验结果相比精度均没有明显的增加, 表明使用高阶微分变换不会产生新的有效信息, 其对于提升树种识别精度作用并不显著。因此, 根据不同时间尺度数据并采用相应微分变换方法能够使树种识别效果达到最佳。此外, 基于逐旬尺度数据, 结合不同微分变换的总识别精度均超过 80%, 表明在进行森林类型精细识别时, 采用时序 NDVI 数据并结合常用微分变换方法, 已能够得出相对理想的识别结果。

2.3 基于不同方法的各优势树种识别结果分析

为了检验不同数据集对各优势树种类型的识别结果差异, 分别采用上述几种主要识别方法分析试验区各优势树种识别精度的变化, 最终得到对照实验制图精度(PA)与用户精度(UA)结果如图 5 所示。随着 NDVI 数据时间分辨率的提高, 研究区 5 种优势树种的制图精度与用户精度整体上均出现了不同幅度的提升。其中, 基于秋季单时相数据的结果中, 除油松以外的 4 种落叶优势树种的制图精度与用户精度均偏低, 表明单一时相无法识别生长期光谱动态特征相近的树种; 在基于全季相数据的结果中, 蒙古栎和白桦的制图精

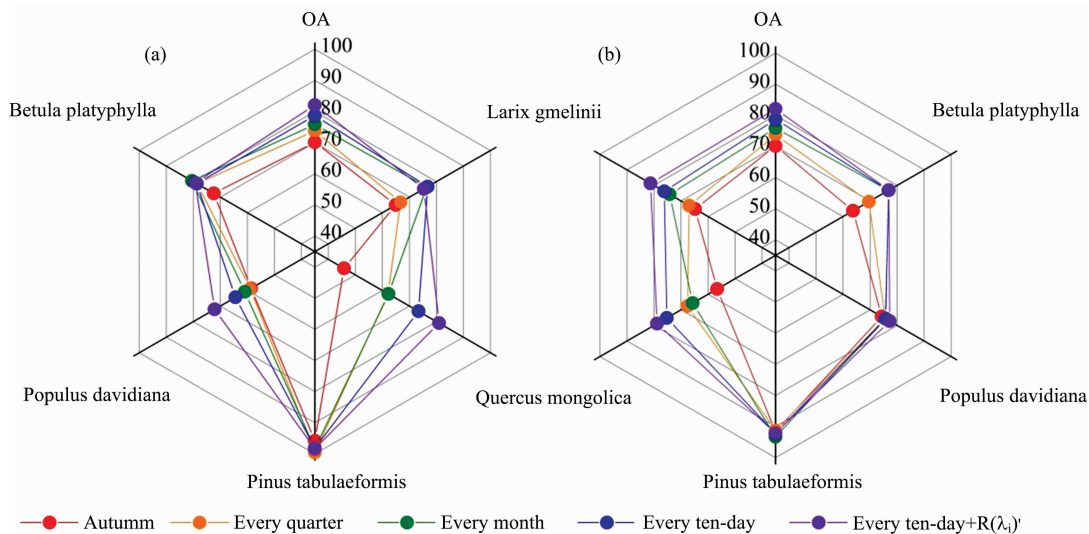


图 5 基于不同识别方法的各优势树种的制图精度(a)和用户精度(b)结果

Fig. 5 User's (a) and producer's (b) accuracy of each dominant tree species based on different identification methods

度与用户精度得到了一定幅度的提升,表明多时相信息的加入对部分落叶树种的识别具有积极作用,但由于时间分辨率太低,区域内山杨、蒙古栎和落叶松之间的错分现象仍十分显著。

采用逐月 NDVI 数据后,树种的识别结果精度得到明显提高,主要表现为落叶松和白桦的错分误差和漏分误差降低,且基本能够正确识别到各自类别中。但由于时相间隔较大,部分树种间光谱细节特征不明显,导致山杨和蒙古栎的制图精度与用户精度仍偏低;当基于逐旬 NDVI 数据时,蒙古栎的识别精度得到明显提升,但山杨的制图精度仍未有效改善,其分类结果仍存在一定的错分现象(主要错分为落叶松和白桦),说明仅采用原始逐旬光谱数据识别森林优势树种仍不能达到较理想的结果(OA<80%)。基于逐旬数据并

结合一阶微分变换后,不同优势树种的总分类精度与用户精度均达到最高,其中山杨的制图精度与用户精度也得到了明显的提升,分别达到 72.1% 和 77.2%,表明高时间分辨率 NDVI 数据结合微分变换方法能够有效地应用于森林优势树种的识别与提取。

图 6 显示了利用逐旬 NDVI 数据结合一阶微分变换的 5 种典型树种识别结果。在所有优势树种中,油松与落叶松的分布相对集中,主要分布在研究区中部以及西北部,呈团块状分布;白桦主要分布在研究区西部和南部外围的山坡及山谷处,形成一定面积的纯林,呈连片状分布;山杨则主要分布在非林地边缘以及道路附近,呈线状分布;蒙古栎则分布较广,伴生于落叶松与白桦周围,斑块相对破碎;各优势树种的空间分布与野外验证结果基本一致。

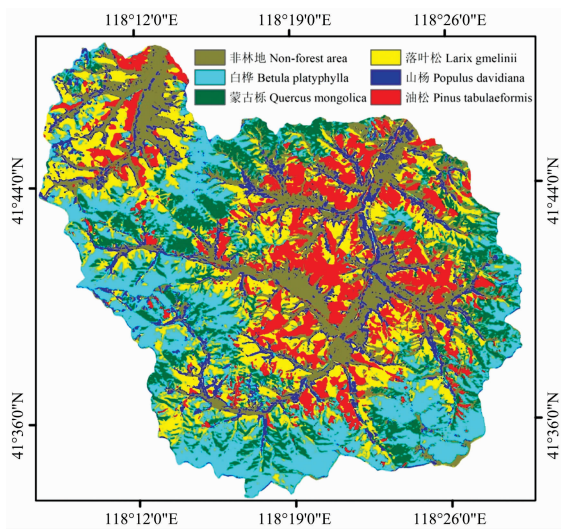


图 6 基于逐旬和一阶微分变换 NDVI 数据的森林优势树种类型空间信息提取

Fig. 6 Forest dominant tree species map obtained with the 10-days NDVI curve data under first-order differential transformation

3 结 论

基于全年不同时间分辨率的 GF-1 NDVI 时序数据,同时结合多种光谱微分变换方法,针对中国东北旺业甸林场的 5 种温带典型优势树种进行了光谱识别与空间提取研究。结果表明,影像光谱的时序变化特征能够反应不同树种在物候期内的生长差异,显著提高了多光谱数据对森林优势树种的识别能力。其中,应用多季相数据能够明显获得比单季相影像更好的识别效果($p < 0.05$),而基于时间分辨率越高的光谱数据进行树种识别得到的结果精度也越高($p < 0.05$)。此外,在经过微分变换后的时序光谱信息中,不同树种间的光谱差异被放大,更加有利于不同优势树种类型的识别($p < 0.05$)。其中,基于逐旬 NDVI 时序数据并结合一阶微分变换是进行森林优势树种识别的最优选择($p < 0.05$)。

森林植被物候光谱响应除了基于年内不同季相的周期变化,还包括基于不同年份间的周期变化。因此,未来可在本研究基础上进一步探讨年际尺度的森林植被光谱动态特征差异,但同时需要考虑不同年份间温度、降水等要素变化的影响。

References

- [1] Ballanti L, Blesius L, Hines E, et al. Remote Sensing, 2016, 8(6): 445.
- [2] Fassnacht F E, Latifi H, Stereńczak K, et al. Remote Sensing of Environment, 2016, 186(214): 64.
- [3] ZHAO Xian-wen(赵宪文). Scientia Silvae Sinicae(林业科学), 2009, 45(8): 135.
- [4] Roth K L, Roberts D A, Dennison P E, et al. Remote Sensing of Environment, 2015, 171: 45.
- [5] Hill R A, Wilson A K, George M, et al. Applied Vegetation Science, 2010, 13: 86.
- [6] JIA Li-ge, ZHANG Bo, WEI Huai-dong(加力戈, 张勃, 魏怀东). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2018, 38(9): 2881.
- [7] JIA Ming-ming, REN Chun-ying, LIU Dian-wei, et al(贾明明, 任春颖, 刘殿伟, 等). Acta Ecologica Sinica(生态学报), 2014, 34(24): 7167.
- [8] Zhu X L, Liu D S. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 96: 1.
- [9] CHANG Bu-hui, WANG Jun-tao, LUO Yu-li, et al(常布辉, 王军涛, 罗玉丽, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2017, 33(23): 188.
- [10] ZHANG Jing, ZHAN Yu-lin, LI Ru-ren(张晶, 占玉林, 李如仁). Remote Sensing Information(遥感信息), 2017, 32(1): 50.
- [11] FAN De-qin, ZHAO Xue-sheng, ZHU Wen-quan, et al(范德芹, 赵学胜, 朱文泉, 等). Progress in Geography(地理科学进展), 2016, 35(3): 304.

- [12] Yu X F, Wang Q K, Yan H M, et al. *Advances in Meteorology*, 2014, 592106.
- [13] ZHANG Dong, Tashpolat · Tiyip, ZHANG Fei, et al(张 东, 塔西甫拉提 · 特依拜, 张 飞, 等). *Acta Optica Sinica(光学学报)*, 2016, 36(3): 0330002.
- [14] XU Kai-jian, TIAN Qing-jiu, YANG Yan-jun, et al(徐凯健, 田庆久, 杨闫君, 等). *Journal of Geo-Information Science(地球信息科学学报)*, 2018, 20(2): 246.

Classifying Forest Dominant Trees Species Based on High Dimensional Time-Series NDVI Data and Differential Transform Methods

XU Kai-jian^{1, 2}, TIAN Qing-jiu^{1, 2*}, XU Nian-xu^{1, 2}, YUE Ji-bo^{1, 2}, TANG Shao-fei^{1, 2}

1. International Institute for Earth System Science, Nanjing University, Nanjing 210023, China

2. Jiangsu Provincial Key Laboratory of Geographic Information Science and Technology, Nanjing University, Nanjing 210023, China

Abstract Ensuring the accuracy of forest trees species recognition based on remote sensing spectral detail information has strong practical significance and value in forestry resources monitoring and management, which is also an important scientific issue to be settled. The time-series remotely sensed data with high resolution can distinguish small canopy spectrum variation caused by different phenological growth characteristics of different forest tree species effectively, which is expected to solve the common problem of the isomorphism in multispectral recognition of tree species. To clarify this situation, we study the Wangyedian forest farm in Chifeng of Inner Mongolia, northeast China, by using a total of 36 scenes covering the whole year medium-high resolution satellite observations (at 16 m spatial resolution) which were supported with GF-1 WFV (wide field view) to extract various time series of NDVI reflectance data. The data contain all the seasonal phases and phenological growth stages of different tree species and are propitious for the fine recognition of forest types. Five dominant forest types of *Pinus tabulaeformis*, *Larix gmelinii*, *Populus davidiana*, *Betula platyphylla*, and *Quercus mongolica* forest were classified and recognized using Support Vector Machine (SVM) classifier at different time scales (single season, every quarter, month-to-month and every ten-days). We also explore the effects of different time scales of NDVI reflectance data and differential transformation methods on the recognition of regional forest dominant tree species, based on the original sequence spectrum and the first, second and third order differential transformation, respectively. The results showed that Autumn is the best single season to identify the dominant tree species in the study area ($p < 0.05$), and the largely improved recognition accuracy of forest tree species can be obtained from different time series data than single season data across all different seasons ($p < 0.05$). Compared with the single data of spring, summer and autumn, the overall accuracy (OA) based on the every quarter data improved, which increased by 7.67%, 6.64% and 3.6% respectively, indicating the importance of phenological information contained in time series data images for discriminating different forest types. Besides, the results of spectral recognition based on month-to-month and every quarter data were significantly lower than those based on every ten-days and every quarter ($p < 0.05$), and the spectrum recognition results based on the whole seasonal phase were the lowest in these time series data ($p < 0.05$), which showed that the denser time series spectral information is more beneficial to the improvement of the accuracy of regional tree species identification ($p < 0.05$). In addition, combined appropriately with spectrum differential transformation increased classification accuracy using time series multispectral imagery ($p < 0.05$), for the overall accuracy of tree species created with the combined data was higher than that from results of time series NDVI spectral alone in the study area. After combined with the optimal spectrum differential transformation method, the best overall accuracies occurred in every ten-days and month-to-month data were 82.1% and 78.74%, and the corresponding rates of increase reached 3.38% and 2.95%, respectively. The results indicated that adding spectral derivative analysis was more effective in improving the tree species recognition accuracy from every ten-days to month-to-month time series NDVI data ($p < 0.05$), which provided an effective reference and foundation for related researches focusing on fine recognition of forest types with multispectral remote sensing.

Keywords Tree species classification; NDVI time-series; Differential transformation; GF-1; Support vector machine

* Corresponding author

(Received Oct. 21, 2018; accepted Feb. 19, 2019)