

基于 Sentinel-2 时序多特征的植被分类

郭文婷^{1,2}, 张晓丽^{1,2}

(1. 北京林业大学 省部共建森林培育与保护教育部重点实验室, 北京 100083; 2. 北京林业大学 精准林业北京市重点实验室, 北京 100083)

摘要: 植被分类是研究森林资源状况和动态变化规律的基础, 利用遥感手段可以更加快速、准确地识别植被类型。以位于内蒙古赤峰市喀喇沁旗西南部的旺业甸实验林场为研究对象进行植被分类。采用分层分类的思想, 首先根据植被物候特征选取植被生长旺盛时期的影像, 计算归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)并设定合适的阈值将研究区内的植被提取出来, 剩余部分归为非植被。然后选取 NDVI 时间序列、最佳时相的 Sentinel-2 数据中 10 个波段的光谱反射率特征和主成分分析前 3 个分量的纹理特征作为分类特征, 利用支持向量机分类器将研究区内的植被类型分为耕地、草地、常绿针叶林、落叶针叶林和落叶阔叶林五大类, 并将分类结果与最大似然法、NDVI 时序+光谱特征的分类结果进行对比分析。NDVI 时序+光谱特征+纹理特征的多特征植被分类总体精度达 87.64%, Kappa 系数为 0.85, 分别比最大似然法和结合 NDVI 时序+光谱特征的分类总体精度提高了 15.73%和 14.61%, Kappa 系数提高了 0.20 和 0.18。其中常绿针叶林和耕地的分类结果与实地调查情况高度一致, 分类精度分别达到 95.65%和 92.31%。从而得出: ①基于多特征的分类方法有助于提高分类精度; ②NDVI 时序特征对于植被的区分具有很大帮助; ③采用分层分类的思想, 首先将研究区内的植被提取出来, 可以排除非植被因素的干扰, 有效提高植被类型的分类精度。图 4 表 3 参 26

关键词: 森林经理学; Sentinel-2; 归一化植被指数时间序列; 多特征; 植被类型

中图分类号: S757.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-0756(2019)05-0849-08

Vegetation classification based on a multi-feature Sentinel-2 time series

GUO Wenting^{1,2}, ZHANG Xiaoli^{1,2}

(1. Key Laboratory for Silviculture and Forest Conservation of Ministry of Education, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China; 2. Beijing Key Laboratory of Precision Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: To provide a statistical basis for biological characteristics, ecological characteristics, and management value of different woodlands, and to provide effective data support for rational management of forests, a forest resources survey was conducted. Vegetation classification, using a hierarchical classification, was the basis for studying the status and dynamics of forest resources with vegetation types being identified quickly and accurately by means of remote sensing. The investigated site was Wangye Forest Farm in southwest Harqin Banner, Inner Mongolia. First, according to the phenological characteristics of the vegetation, images of vigorously growing vegetation were selected to calculate an NDVI and to set appropriate thresholds to extract the vegetation. Then using the NDVI time series, spectral reflectance characteristics of 10 bands in the best time of the Sentinel-2 data as well as textural features of the first three components from a principal component analysis were selected as classification features. The vegetation types in the study area were divided into the five categories of cultivated land, grassland, evergreen coniferous forest, deciduous coniferous forest, and deciduous broadleaf forest using a support vector machine classifier. Classification results were compared with the maximum likeli-

收稿日期: 2018-09-27; 修回日期: 2019-01-18

基金项目: “十三五”国家重点研发计划项目(2017YFD06009)

作者简介: 郭文婷, 从事林业遥感研究。E-mail: 623953389@qq.com。通信作者: 张晓丽, 教授, 博士生导师, 从事林业遥感研究。E-mail: zxl126@126.com

hood method and the method of combining NDVI time series and spectral characteristics. Results showed that the overall accuracy of vegetation classification based on Sentinel-2 time series multi-features reached 87.64%. This was an increase of 15.73% compared to the maximum likelihood method and an increase of 14.61% compared to the method of combining NDVI time series and spectral characteristics. The Kappa coefficient was 0.85, which was an increase of 0.20 compared to the maximum likelihood method and an increase of 0.18 compared to the method of combining NDVI time series and spectral characteristics. Classification accuracy for the evergreen coniferous forest (95.65%) and cultivated land (92.31%) were highly consistent with the field survey. Thus, (1) combining multiple features was helpful for improving classification accuracy; (2) temporal characteristics of NDVI greatly helped to distinguish vegetation; and (3) by using the idea of stratified classification, the vegetation could be extracted first, thereby eliminating the disturbance of non-vegetation factors and effectively improving the classification precision of vegetation types. [Ch, 4 fig. 3 tab. 26 ref.]

Key words: forest management; Sentinel-2; NDVI time series; multiple features; vegetation types

森林资源调查可以统计不同林地的生物学特性、生态特征和经营价值,为森林的合理经营规划提供有效的数据支持^[1-2]。由于中国各地区之间自然条件差异较大,森林类型多种多样,林分结构较为复杂,森林资源调查工作难度很大^[3]。植被分类是研究森林资源状况和动态变化规律的基础,利用遥感手段可以更加快速、准确地识别植被类型^[4]。因此传统的依靠人力的地面调查已经逐渐转变为基于遥感手段的植被识别和植被分类^[5-6]。以往许多研究学者基于植被的光谱特征进行了植被分类^[7-8]。由于许多地物光谱特征相似度高及环境因素的影响,许多地物难以分离。针对这一问题,有学者采用神经网络^[9-10]、支持向量机^[11-12]、随机森林^[13-14]、决策树等^[15-17]分类方法对植被进行分类并取得较好的分类结果。但是植被分布杂乱无序,且存在“同物异谱”和“同谱异物”的现象^[18],只利用光谱特征进行分类很难取得高精度的分类结果。有的学者采用结合纹理特征进行分类的方法并得到了更高的分类精度,证明了纹理特征有助于提高分类精度^[19]。近年来,为了进一步提高植被的分类精度,有学者对植被的物候信息进行研究,发现有些植被的物候特征差异很大,利用多时相的遥感数据可以提高物候差异明显的植被区分能力^[20]。不同植被的物候特征、纹理特征、光谱特征各不相同,因此其归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)时间序列、纹理和光谱响应存在一定的差异。利用单一特征进行植被分类,精度往往较低。由于过去遥感数据源的限制,数据很难同时满足高时间分辨率、高空间分辨率和丰富的光谱信息这3个特点,例如 MODIS 数据具有较高的时间分辨率和丰富的光谱信息,但空间分辨率较低,只适合大尺度范围的植被分类^[21]; Landsat 系列数据的空间分辨率也较低,且其光谱信息中缺少植被十分敏感的红边波段^[22];而 Sentinel-2 数据则具有较高的时间分辨率、空间分辨率和丰富的光谱信息^[23-24],尤其是其多个红边波段对植被区分具有很大帮助。由于不同植被的物候期存在一定的差异,因此其 NDVI 时间序列变化特征也存在一定差异,利用多期遥感影像构建 NDVI 时间序列有助于将物候期差异明显的植被区分。本研究基于多时相的 Sentinel-2 遥感影像,首先选取植被生长旺盛时期的影像,计算 NDVI 并设定合适的阈值将研究区内的植被提取出来,剩余部分归为非植被。然后选取 NDVI 时间序列、最佳时相的 Sentinel-2 数据中 10 个波段的光谱反射率特征和主成分分析前 3 个分量的纹理特征作为分类特征,将研究区内的植被类型分为耕地、草地、常绿针叶林、落叶针叶林和落叶阔叶林五大类。

1 研究区概况

旺业甸实验林场(图 1)位于内蒙古赤峰市喀喇沁旗西南部,地属燕山山脉北麓,属茅荆坝次生林区的一部分,为浅山丘陵地貌,地势西南高东北低,一般坡度为 10°~30°,平均海拔为 1 300 m,最高峰是翠云峰,海拔为 1 890.9 m。41°21'~41°39'N, 118°09'~118°30'E,东西长 41 km,南北宽 20 km。林场总面积为 253.07 km²,有林地面积为 219.6 km²,林木总蓄积量为 157 万 m³,森林覆被率为 93.24%。在有林地面积中:天然次生林为 115.33 km²,人工林为 104.27 km²。其中人工落叶松 *Larix gmelinii* 面积为 45.33 km²,油松 *Pinus tabulaeformis* 为 56.47 km²,樟子松 *Pinus sylvestris* var. *mongholica* 为 2.15 km²,云杉 *Picea asperata* 为 0.33 km²。旺业甸林区的生物资源复杂多样,具有很强的代表性、典型性、特有性

及脆弱性，在全国的多样性保护中占有重要地位。林场有林地有落叶松，云杉，樟子松，红松 *Pinus koraiensis*，油松，黑桦 *Betula dahurica*，白桦 *Betula platyphylla*，山杨 *Populus davidiana*，核桃楸 *Juglans mandshurica*等 12 个优势树种。

2 研究数据

2.1 遥感数据与预处理

使用的 Sentinel-2 数据是从欧洲航天局(European Space Agency, ESA)的数据共享网站(<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>)免费下载。Sentinel-2A 是欧洲航天局(ESA)于 2015 年 6 月 23 日发射的环境监测卫星，重访周期为 10 d，其双星 Sentinel-2B 于 2016 年发射后，将重访周期缩短到 5 d。Sentinel-2A 数据的具体波段信息见表 1。由于植被自身的物候特征，植被的光谱反射率在时间序列上有一定的变化规律，因此，在 2017 年内具有可用影像的月份均选取一景云量较少、质量较高的 Sentinel-2 影像，共 9 景，成像时间分别为 2017-01-15，2017-02-14，2017-04-15，2017-05-25，2017-06-14，2017-09-22，2017-10-27，2017-11-21，2017-12-31。利用 ESA 提供的 SNAP 软件对数据进行辐射定标、大气校正、几何校正和图像裁剪。将像元较大的波段重采样为 10 m × 10 m 的像元，从而使各个波段的像元大小一致。

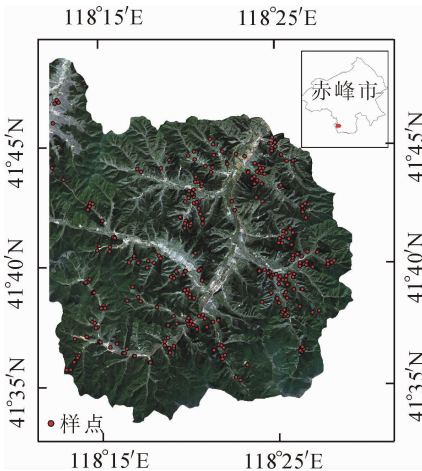


图 1 研究区位置示意图

Figure 1 Location of the study area

表 1 Sentinel-2 波段信息表

Table 1 Band information of Sentinel-2

波段	波段宽 度/nm	中心波 长/nm	空间分 辨率/m	波段	波段宽 度/nm	中心波 长/nm	空间分 辨率/m	波段	波段宽 度/nm	中心波 长/nm	空间分 辨率/m
B01	20	443	60	B06	15	740	20	B10	30	1 375	60
B02	65	490	10	B07	20	783	20	B11	90	1 610	20
B03	35	560	10	B08	115	842	10	B12	180	2 190	20
B04	30	665	10	B08a	20	865	20				
B05	15	705	20	B09	20	945	60				

2.2 外业数据

本研究中的外业数据来源于 2017 年 9 月研究区的实地调查，共选取 300 个适合本次研究的样点数据。实地调查遵循样本具有代表性、样本均匀分布的原则，在研究区内选取具有代表性的植被类型进行采样，且保证采集的样本点均匀分布在整个研究区内。样本点的数据属性包括树种类别和用手持 GPS 定位的经纬度坐标。由于采集得到的每个类别样本点数量不同，因此分别选取每个类别的训练样本，使其能够均匀分布于研究区内。共选取训练样本数据 122 个，其中非植被为 18 个，耕地 20 个，常绿针叶林 22 个，落叶阔叶林 24 个，落叶针叶林 22 个，草地 16 个。剩余 178 个样点数据作为验证样本，其中非植被为 19 个，耕地 13 个，常绿针叶林 46 个，落叶阔叶林 41 个，落叶针叶林 43 个，草地 16 个。

3 研究方法

采用以下 3 种方法对研究区进行植被分类：①最大似然法，以外业采集数据作为样本，基于 Sentinel-2 数据的 10 个波段(B02, B03, B04, B05, B06, B07, B08, B08a, B11, B12)进行分类，且各个类别的样本数据光谱特征均服从正态分布。②根据不同地物的归一化植被指数(NDVI)时序变化特征和光谱特征(NDVI 时序+光谱特征)，选取最佳分类阈值，建立基于决策树的分层分类模型，将研究区分为非植被、耕地、草地、常绿针叶林、落叶针叶林、落叶阔叶林。③NDVI 时序特征+光谱特征+纹理特征(Sentinel-2 时序多特征)，采用支持向量机分类器，经过多次实验核函数选取高斯函数，核函数系数 γ 为 0.2，惩罚因子 C 为 7，对在植被生长旺盛期，利用 NDVI 阈值提取出的植被进行植被类型分类，将

其分为耕地、草地、常绿针叶林、落叶针叶林、落叶阔叶林。

NDVI 对植被反应敏感,能够反映出植被与其他地物在可见光、近红外波段的明显差异。因此,首先选取植被生长茂盛时期的影像,计算其 NDVI,设置合适的阈值将植被提取出来。NDVI 计算公式如下: $I_{NDV} = (B_{08} - B_{04}) / (B_{08} + B_{04})$ 。其中: I_{NDV} 为归一化植被指数, B_{08} 为近红外波段的反射率, B_{04} 为红光波段的反射率。

3.1 构建 NDVI 时间序列

不同时间的 NDVI 能够反映植被的物候信息,且两者有一定的规律性,是区分植被类型的重要特征。例如,常绿针叶林常年保持绿色,NDVI 在 1 a 中的变化较小;农作物在 6–9 月为生长期,此时耕地的 NDVI 也呈增长趋势,到 9 月 NDVI 达到最大值;落叶类植被一般在 5 月开始长叶 10 月开始落叶,NDVI 也随之在 5 月开始上升 10 月开始下降。因此,分别计算 9 个时相影像的 NDVI,构建 6 种地物的 NDVI 时序曲线,描述 6 种地物的动态变化过程。

3.2 最佳时光谱反射率特征分析

根据地物的物候特征可知:在 5–9 月均为 5 种地物的最佳时相,因此选取这段时间内质量最好的 2017-06-14 影像绘制光谱反射率曲线进行单波段光谱分析。对于 NDVI 时间序列曲线相似、难以区分的地物,利用不同地物的光谱反射率差异可以增加这种相似地物的区分度,但是仍可能存在混分现象。例如落叶针叶林和草地,两者的 NDVI 时序变化规律相似,光谱反射率的变化规律也相似。因此,对纹理特征进行分析后,在最终分类时应用纹理特征以提高分类精度。

3.3 纹理特征分析

纹理特征是一种全局特征,它描述了物体表面的特性。与基于像素点的颜色特征不同,纹理特征需要在包含多个像素点的像素区域中进行统计计算。而且纹理特征常具有旋转不变性,对于噪声也具有较强的抵抗能力。本研究共选取了 Sentinel-2 数据中的 10 个波段进行分类研究,若提取每个波段的纹理特征并参与最终分类,将会产生大量数据,计算量太大。因此,在提取纹理特征前首先对数据进行主成分分析处理,然后选取前 3 个主成分分量用来进行后续的特征提取。1973 年 HARALICK 提出的灰度共生矩阵是遥感图像中常采用的纹理特征提取方法^[25–26]。灰度共生矩阵是通过研究图像上像元灰度的空间相关特性来描述纹理。通过研究分析选取 5×5 大小的移动窗口,利用灰度共生矩阵分别计算前 3 个分量的 8 种纹理特征,即均值、方差、同质性、对比度、差异性、熵值、二阶矩、相关性。

综上所述,共选取 43 个特征用于分类,包括 9 个时相(2017-01-15, 2017-02-14, 2017-04-15, 2017-05-25, 2017-06-14, 2017-09-22, 2017-10-27, 2017-11-21, 2017-12-31)的 NDVI 特征,10 个波段(B_{02} , B_{03} , B_{04} , B_{05} , B_{06} , B_{07} , B_{08} , B_{08a} , B_{11} , B_{12})的光谱反射率特征和 24 个纹理特征。

4 结果与分析

4.1 特征提取结果

由图 2 分析可得:①常绿针叶林在 1 a 中都是绿色植被,NDVI 变化相对较小。在 1, 2, 3, 11, 12 月其他植物多处于非生长期,常绿针叶林的 NDVI 明显高于其他地物,容易被区分;②研究区内的耕地在 5–9 月属于生长期,NDVI 处于上升趋势,但同一时期的其他植物也处于生长旺盛期,5 种地物的 NDVI 均较高,相比之下耕地的 NDVI 值反而是最低的,容易被区分;③落叶阔叶林在 5–9 月属于 1 a 中生长最旺盛的时期,其 NDVI 值达 0.80 以上,高于同一时期的其他地物,可以进行区分。

通过分析图 3 发现:①耕地在 B_{11} 波段的反射率上升相比于其他地物的反射率下降具有显著差异,利用 B_{11} 波段很容易将耕地与其他地物区分出来;②草地在 B_{06} , B_{07} , B_{08} , B_{08a} 波段的反射率与其他地物均存在差异,可以利用这几个波段将草地与其他地物区分;③落叶针叶林在 B_{05} 波段的反射率低于落叶阔叶林,而在 B_{06} 波段的反射率却高于落叶阔叶林,可以利用这一特征将两者进行区分。

4.2 分层分类阈值设置

通过分析典型地物的 NDVI 时间序列曲线与典型地物的光谱反射率曲线,得出结合 NDVI 时序与光谱特征分类方法的最佳分类阈值。在 2017-09-22 的影像中, $I_{NDV} < 0.37$ 为非植被;在 2017-12-31 的影像中, $I_{NDV} > 0.39$ 为常绿针叶林;在 2017-06-14 的影像中, B_{11} 波段的反射率 $B_{11} > 25\%$ 为耕地(图 3);在

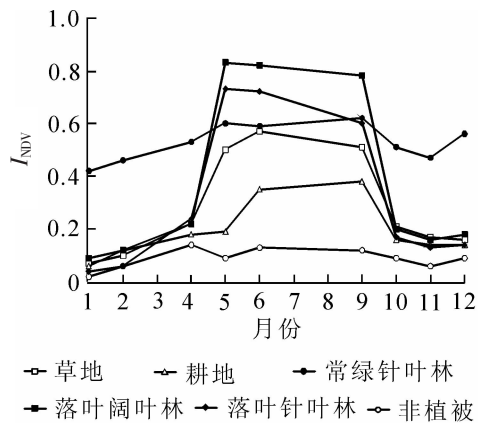


图 2 典型地物的 NDVI 时间序列曲线

Figure 2 NDVI temporal profiles of typical land cover types

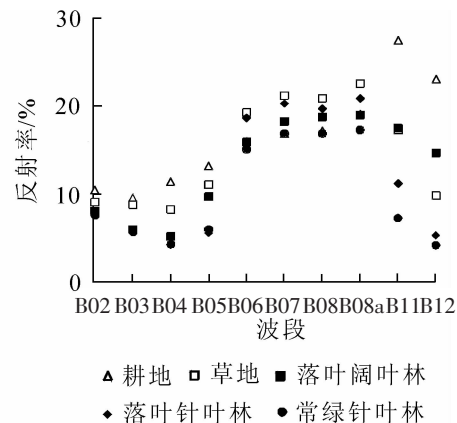


图 3 典型地物的光谱反射率

Figure 3 Spectral reflectance curve of typical land cover types

2017-06-14 的影像中，B08 波段的反射率 $B_{08} > 21\%$ 为草地；在 2017-05-25 的影像中， $I_{NDV} > 0.8$ 为落叶阔叶林；在 2017-05-25 影像中， $0.7 < I_{NDV} < 0.8$ 为落叶针叶林。

4.3 分类结果

通过分析比较 3 种方法的分类结果(图 4 和表 2)发现：①最大似然法。非植被与耕地在分类结果中的面积明显偏少，存在大量的漏分；草地在分类结果图中没有明显的表现出来，也存在严重的漏分；常绿针叶林、落叶针叶林和落叶阔叶林在分类结果完全是分散分布且交错分布的，这与实地调查情况不符，存在明显的混分。②NDVI 时序+光谱特征方法。非植被分类情况与基于多特征的分类结果一致，且明显可以看出包含了一些道路，与实际调查情况相符；耕地和草地的分类结果与其他 2 种方法相比面积较多，尤其是草地的面积过多，与常绿针叶林、落叶针叶林和落叶阔叶林产生混分。③NDVI 时序+光谱特征+纹理特征方法。非植被与耕地的面积和分布情况均符合实际情况；常绿针叶林主要分布在耕地周边，集中在研究区的中部；落叶阔叶林主要分布在研究区的西部和西南位置，少数分散分布于整个研究区，与落叶针叶林交错分布；草地在研究内呈现为一些散碎的斑块，且面积相对较小。整体的分类结果与实地调查情况有较高的一致性。

4.4 精度评价

利用实地调查采集的 178 个样点数据作为验证样本，其中非植被 19 个，耕地 13 个，常绿针叶林 46 个，落叶阔叶林 41 个，落叶针叶林 43 个，草地 16 个。对比 3 种方法的分类结果与实地调查结果，

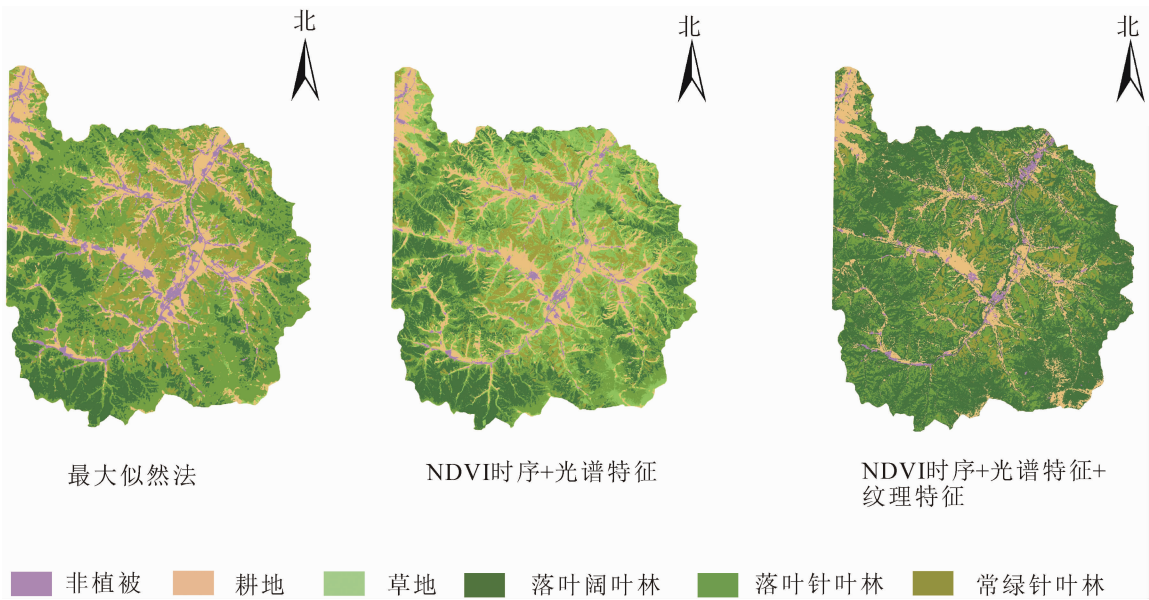


图 4 3 种方法的分类结果示意图

Figure 4 Classification results of three methods

表 2 3 种分类方法的地类面积

Table 2 Land area of three methods

类别	地类面积/km ²			类别	地类面积/km ²		
	最大似然法	NDVI 时序+光谱特征	NDVI 时序+光谱特征+纹理特征		最大似然法	NDVI 时序+光谱特征	NDVI 时序+光谱特征+纹理特征
非植被	8.57	12.16	12.16	落叶阔叶林	97.74	98.15	84.25
耕地	72.43	91.42	83.87	落叶针叶林	257.28	145.62	211.68
常绿针叶林	33.73	53.00	64.95	草地	5.09	74.52	17.68

并计算出每种方法的类别分类精度及总体分类精度。由表 3 可见：基于 NDVI 时序+光谱特征+纹理特征的多特征分类总体精度达 87.64%，分别比最大似然法和 NDVI 时序+光谱特征的分类总体精度提高了 15.73%和 14.61%。而且基于 NDVI 时序+光谱特征+纹理特征的多特征分类中单个类别的分类精度也均较高，其中常绿针叶林的分类精度最高达到了 95.65%，这是由于利用了 NDVI 时序特征，可以通过分析不同植物在 1 a 中的 NDVI 变化趋势，选择出最佳的分类时相将常绿针叶林与其他地物区分。耕地的分类精度也比较高，其 NDVI 在 1 a 中的变化具有一定的规律性，且耕地在 B11 波段的反射率与其他地物有明显差异，利用这些特征可与其他地物很好地区分。NDVI 时序+光谱特征的分类精度与 NDVI 时序+光谱特征+纹理特征的分类精度相比，非植被这一类别的分类精度相同，但其他类别的分类精度则较低。这是由于 NDVI 时序变化和光谱特征代表的仅仅是一个平均值，并不能完全代表地物的特征变化，因此，根据平均值来选取阈值分层分类的精度较低。

表 3 3 种分类方法的精度评价

Table 3 Accuracy evaluation of three methods

类别	最大似然法		NDVI 时序+光谱特征		NDVI 时序+光谱特征+纹理特征	
	生产者精度/%	用户精度/%	生产者精度/%	用户精度/%	生产者精度/%	用户精度/%
非植被	68.42	86.67	89.47	94.44	89.47	94.44
耕地	69.23	45.00	84.61	68.75	92.31	70.59
常绿针叶林	76.09	89.74	73.91	87.18	95.65	93.62
落叶阔叶林	73.17	66.67	63.41	89.65	82.93	94.44
落叶针叶林	74.42	68.08	72.09	77.50	86.05	84.09
草地	56.25	75.00	68.75	30.56	75.00	75.00
总体精度/%	71.91		73.03		87.64	
Kappa 系数	0.65		0.67		0.85	

5 结论与讨论

本研究基于多时相的 Sentinel-2 遥感影像，选取 NDVI 时间序列、最佳时相的 Sentinel-2 数据中 10 个波段的光谱反射率特征和主成分分析前 3 个分量的纹理特征作为分类特征，利用支持向量机分类器，将研究区内的植被类型分为耕地、草地、常绿针叶林、落叶针叶林和落叶阔叶林。得出结论如下：①基于多特征的分类总体精度达 87.64%，Kappa 系数为 0.85，分别比最大似然法的分类结果提高了 15.73%和 0.20。因此，结合多种特征的分类方法有助于提高分类精度。②通过构建 NDVI 时间序列，分析地物的 NDVI 变化趋势，选择常绿针叶林提取的最佳时相进行提取，可以大大提高常绿针叶林的分类精度。NDVI 的时序特征对于植被的区分具有很大帮助。③耕地在 Sentinel-2 影像的 B11 波段上的反射率与其他地物有显著差异，而且耕地在 NDVI 时间序列上也与其他地物有明显差异，利用这些特征极大提高了耕地的分类精度。④采用分层分类的思想，首先将研究区内的植被提取出来，然后再对植被进行类型识别，可以排除非植被因素的干扰，有效提高植被类型的分类精度。

分类结果中常绿针叶林与耕地均得到了很高的分类精度，这是由于本研究考虑了植被的物候信息，构建了不同植被的 NDVI 时间序列变化曲线，并充分利用植被的物候特征进行分类。分类结果中也显示草地的分类精度是所有类别中精度最低的。一方面原因是，在研究区内草地分布比较分散而且比较破

碎, 在实地调查中采集的草地样本点相比其他类别样本数量较少, 分类时训练样本的数量相比其他类别也比较少, 从而导致了分类精度较低。另一方面, 草地的 NDVI 时间序列变化规律与落叶针叶林、落叶阔叶林相似, 其光谱反射率的变化规律与落叶针叶林也相似, 从而导致草地极易与落叶针叶林、落叶阔叶林混分, 使其分类精度较低。本研究只选取了 NDVI 时序特征、光谱特征和纹理特征 3 种特征作为分类特征, 而地形特征中也包含了丰富的信息, 可以充分利用地形特征进行深入研究。

6 参考文献

- [1] 董斌, 陈立平, 王萍, 等. 基于 TM 遥感影像的森林资源线性规划与优化配置研究[J]. 生态学报, 2012, **32**(6): 1943 – 1950.
DONG Bin, CHEN Liping, WANG Ping, *et al.* Linear programming and optimal distribution of the forest resources based on TM remote sensing images [J]. *Acta Ecol Sin*, 2012, **32**(6): 1943 – 1950.
- [2] 任冲. 中分辨率遥感影像森林类型精细分类与森林资源变化监测技术研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2016.
REN Chong. *Forest Types Precise Classification and Forest Resources Change Monitoring Based on Medium and High Spatial Resolution Remote Sensing Images* [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2016.
- [3] 周小成, 庄海东, 陈铭潮, 等. 面向小班对象的森林资源变化遥感监测方法: 以福建省厦门市为例[J]. 资源科学, 2013, **35**(8): 1710 – 1718.
ZHOU Xiaocheng, ZHUANG Haidong, CHEN Mingchao, *et al.* A method to extract forest cover change by object-oriented classification [J]. *Resour Sci*, 2013, **35**(8): 1710 – 1718.
- [4] 刘旭升, 张晓丽. 森林植被遥感分类研究进展与对策[J]. 林业资源管理, 2004(1): 61 – 64.
LIU Xusheng, ZHANG Xiaoli. Research advances and countermeasures of remote sensing classification of forest vegetation [J]. *For Resour Manage*, 2004(1): 61 – 64.
- [5] 池毓锋, 赖日文, 余莉莉, 等. 基于 Landsat 8 OLI 数据的树种类型分布提取[J]. 自然资源学报, 2017, **32**(7): 1193 – 1203.
CHI Yufeng, LAI Riwen, YU Lili, *et al.* Extracting tree species distribution with Landsat 8 OLI data [J]. *J Nat Resour*, 2017, **32**(7): 1193 – 1203.
- [6] 闫利, 江维薇. 多光谱遥感影像植被覆盖分类研究进展[J]. 国土资源遥感, 2016, **28**(2): 8 – 13.
YAN Li, JIANG Weiwei. Progress in the study of vegetation cover classification of multispectral remote sensing imagery [J]. *Remote Sensing Land Resour*, 2016, **28**(2): 8 – 13.
- [7] SRINIVASAN A, RICHARDS J A. Knowledge-based techniques for multi-source classification [J]. *Int J Remote Sensing*, 1990, **11**(3): 505 – 525.
- [8] ACHARD F, ESTREGUIL C. Forest classification of southeast Asia using NOAA AVHRR data [J]. *Remote Sensing Environ*, 1995, **54**(3): 198 – 208.
- [9] FOODY G M, LUCAS R M, CURRAN P J, *et al.* Mapping tropical forest fractional cover from coarse spatial resolution remote sensing imagery [J]. *Plant Ecol*, 1997, **131**(2): 143 – 154.
- [10] MYINT S W, GOBER P, BRAZEL A, *et al.* Per-pixel vs object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery [J]. *Remote Sensing Environ*, 2011, **115**(5): 1145 – 1161.
- [11] MELGANI F, BRUZZONE L. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2004, **42**(8): 1778 – 1790.
- [12] BAZI Y, MELGANI F. Toward an optimal SVM classification system for hyperspectral remote sensing images [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2006, **44**(11): 3374 – 3385.
- [13] LAWRENCE R S, WOOD S D, SHELEY R L. Mapping invasive plants using hyperspectral imagery and Breiman Cutler classifications (random forest) [J]. *Remote Sensing Environ*, 2006, **100**: 356 – 362.
- [14] PAL M. Random forest classifier for remote sensing classification [J]. *Int J Remote Sensing*, 2005, **26**(1): 217 – 222.
- [15] ROGAN J, FRANKLIN J, ROBERTS A. A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using Thematic Mapper Imagery [J]. *Remote Sensing Environ*, 2002, **80**(1): 143 – 156.
- [16] 刘丹, 杨风暴, 卫红, 等. 基于多分类器的 C5.0 决策树植被分类方法[J]. 图学学报, 2017, **38**(5): 722 – 728.

- LIU Dan, YANG Fengbao, WEI Hong, *et al.* Vegetation classification method based on C5.0 decision tree of multiple classifiers [J]. *J Graphics*, 2017, **38**(5): 722 – 728.
- [17] 韩婷婷, 习晓环, 王成, 等. 基于决策树方法的云南省森林分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2014, **29**(5): 744 – 751.
- HAN Tingting, XI Xiaohuan, WANG Cheng, *et al.* Study on forest classification in Yunnan based on decision tree algorithm [J]. *Remote Sensing Technol Appl*, 2014, **29**(5): 744 – 751.
- [18] BRUZZONE L, CARLIN L. A multilevel context-based system for classification of very high spatial resolution images [J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2006, **44**(9): 2587 – 2600.
- [19] JOHANSEN K, COOPS N C, GERGEL S E, *et al.* Application of high spatial resolution satellite imagery for riparian and forest ecosystem classification [J]. *Remote Sensing Environ*, 2007, **310**(1): 29 – 44.
- [20] HLAVKA C A, HARALICK R M, CARLYLE S M, *et al.* The discrimination of winter wheat using a growth-state signature [J]. *Remote Sensing Environ*, 1980, **9**(4): 277 – 294.
- [21] 贾明明, 任春颖, 刘殿伟, 等. 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, 2014, **34**(24): 7167 – 7174.
- JIA Mingming, REN Chunying, LIU Dianwei, *et al.* Object-oriented forest classification based on combination of HJ-1 CCD and MODIS-NDVI data [J]. *Acta Ecol Sin*, 2014, **34**(24): 7167 – 7174.
- [22] PHIRI D, MORGENROTH J. Developments in Landsat Land Cover classification methods: a review [J]. *Remote Sensing*, 2017, **9**(9): 967.
- [23] 毕恺艺, 牛铮, 黄妮, 等. 基于 Sentinel-2A 时序数据和面向对象决策树方法的植被识别[J]. 地理与地理信息科学, 2017, **33**(5): 16 – 20, 27, 127.
- BI Kaiyi, NIU Zheng, HUANG Ni, *et al.* Identifying vegetation with decision tree model based on object-oriented method using multi-temporal sentinel-2A images [J]. *Geogr Geo-inf Sci*, 2017, **33**(5): 16 – 20, 27, 127.
- [24] 曹霖, 彭道黎, 王雪军, 等. 应用 Sentinel-2A 卫星光谱与纹理信息的森林蓄积量估算[J]. 东北林业大学学报, 2018, **46**(9): 54 – 58.
- CAO Lin, PENG Daoli, WANG Xuejun, *et al.* Estimation of forest stock volume with spectral and textural information from the Sentinel-2A [J]. *J Northeast For Univ*, 2018, **46**(9): 54 – 58.
- [25] 裴欢, 孙天娇, 王晓妍. 基于 Landsat 8 OLI 影像纹理特征的面向对象土地利用/覆盖分类[J]. 农业工程学报, 2018, **34**(2): 248 – 255.
- PEI Huan, SUN Tianjiao, WANG Xiaoyan. Object-oriented land use/cover classification based on texture features of Landsat 8 OLI image [J]. *Trans Chin Soc Agric Eng*, 2018, **34**(2): 248 – 255.
- [26] 洪洲. 基于纹理特征的遥感影像监督分类[J]. 测绘与空间地理信息, 2013, **36**(4): 75 – 79.
- HONG Zhou. The research on remote sensing supervised classification based on texture feature [J]. *Geom Spat Inf Technol*, 2013, **36**(4): 75 – 79.