

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.034

基于多源数据融合模型的水稻面积提取

魏永霞^{1,2} 杨军明¹ 吴昱^{3,4} 王斌¹ SHEHAKK M¹ 侯景翔¹

(1. 东北农业大学水利与土木工程学院, 哈尔滨 150030; 2. 农业部农业水资源高效利用重点实验室, 哈尔滨 150030;
3. 东北林业大学林学院, 哈尔滨 150040; 4. 黑龙江农垦勘测设计研究院, 哈尔滨 150090)

摘要: 中高空间分辨率影像数据缺失是高空间分辨率作物空间分布提取的主要限制因素, 针对部分地区的中高空间分辨率遥感影像缺失使得作物提取的关键生育期无卫星覆盖的问题, 提出了一种基于模糊 C 聚类算法的多源遥感植被指数数据融合方法, 融合 Landsat 和 MODIS 数据生成高时空分辨率的植被指数数据, 对融合生成的多时相植被指数数据进行聚类后获取各类的时序植被指数曲线。通过与水稻标准时序植被指数曲线进行光谱相似性分析来提取水稻的空间分布。经测试表明, 该方法能够获得相对较高的精度, 可应用于中高分辨率遥感数据缺失地区的高空间分辨率作物空间分布信息提取。

关键词: 水稻; 遥感; 数据融合; 光谱耦合技术; 模糊 C 聚类算法

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)10-0300-07

Rice Planting Area Extraction Based on Multi-source Data Fusion

WEI Yongxia^{1,2} YANG Junming¹ WU Yu^{3,4} WANG Bin¹ SHEHAKK M¹ HOU Jingxiang¹

(1. School of Water Conservancy and Architecture, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China

2. Key Laboratory of High Efficiency Utilization of Agricultural Water Resources, Ministry of Agriculture, Harbin 150030, China

3. College of Forestry, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China

4. Heilongjiang Agricultural Reclamation Survey and Research Institute, Harbin 150090, China)

Abstract: The absence of medium and high spatial resolution image data is the main limiting factor for extraction of spatial distribution of crops with high spatial resolution. A multi-source remote sensing vegetation index data fusion model based on fuzzy C-clustering algorithm was proposed to solve the problem of no satellite image data coverage in the critical growth period of crop extraction, and it was used to generate vegetation index data with high temporal and spatial resolution by combining Landsat with MODIS vegetation index data. Standard series EVI curve was obtained by ground sample, and the fuzzy C-clustering algorithm was used to classify the vegetation index data generated by the data fusion model into several classes, and series EVI curve of each classes was obtained by using the average value of each class as the class value. The spatial distribution of rice was extracted by spectral correlation similarity analysis of standard series EVI curve and class series curve. Accuracy of the method was tested by Google Earth image and ground sample, and the accuracy were 0.92 and 0.94, respectively, thus it was thought that the method can get relatively high accuracy. The method can be applied to extract the spatial distribution information of crops that had high spatial resolution in the areas of lacking high resolution remote sensing image data. And the multi-source remote sensing vegetation index data fusion models can be used to generate vegetation index data with high spatial and temporal resolution.

Key words: rice; remote sensing; data fusion; spectral matching technique; fuzzy C-clustering algorithm

0 引言

作物的空间分布信息是农业估产等作物研究的

前提和基础, 是粮食问题和水资源分析管理等的重要依据^[1]。与欧美等国家相比, 我国的作物种植结构复杂, 地块小且分散^[2], 这使得遥感影像的空间

收稿日期: 2018-04-04 修回日期: 2018-04-23

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFC0400101)、国家自然科学基金项目(51009026)和农业部农业水资源高效利用重点实验室开放项目(2015002)

作者简介: 魏永霞(1964—), 女, 教授, 博士生导师, 主要从事农业水土资源高效利用与保护研究, E-mail: wyx0915@163.com

通信作者: 王斌(1976—), 男, 副教授, 主要从事农业节水和水文过程模拟研究, E-mail: wangbin@neau.edu.cn

分辨率制约着作物空间分布信息提取结果的精度^[3],且灌区等中小尺度的农业研究需要高空间分辨率的作物空间分布信息来研究农田系统的复杂变化。

Landsat 和 MODIS 是水稻空间分布信息提取中最常用的遥感卫星^[4-5],Landsat 虽然空间分辨率较高,但是时间分辨率低,容易受云和阴雨等天气的影响,造成作物关键生长发育期无卫星覆盖,以和平灌区 2015—2017 年为例,作物生长期(5—9 月)可获取的 Landsat 数据有 9~10 幅,但是实际可用的只有 2~3 幅,且可利用影像时间分布随机,仅仅依靠可用的 Landsat 数据进行作物提取将会严重受到数据源的制约。MODIS 时间分辨率较高,但是其低空间分辨率的特征使得混合像元的数目增加,而纯净像元指数和景观异质性是影响分类精度的主要因素^[6],这必然造成分类精度下降。IKONOS、QuickBird 等商业遥感卫星虽然时间分辨率和空间分辨率均较高,但是应用成本较高,不适合长期的作物检测。基于线性混合模型的数据融合模型^[7-8]和时空自适应反射率融合模型^[9]及其改进模型^[10-11]等多源数据融合模型的出现为高空间分辨率的作物空间分布提取提供了研究思路和方法。为此,很多研究者^[12-14]基于多源遥感数据融合模型的成果对提取作物种植面积进行了研究,以期能够通过数据融合的手段获得高精度的高空间分辨率作物空间分布信息。但这类模型是为波段数据融合而开发的,基于线性混合模型以初始或者始末两期影像为基期影像来提取丰度矩阵,当中间时刻的植被指数(Vegetation index, VI)随时间变化较剧烈时,存在融合精度较差的问题;时空自适应反射率融合模型及其改进模型以始末两期影像在一定窗口内的高分辨率相似像元与低分辨率像元的变化为线性的假设为理论基础,当中间时刻的像元 VI 变化与初始时刻的相似性较低时,也存在融合精度较低的风险。

随着遥感分类技术的发展,作物面积提取的方法不断进步。通过关键时相的 VI 和作物时序 VI 曲线提取作物面积是目前两种主要的作物提取方法。与作物时序 VI 曲线提取作物种植面积不同的是,关键时相的 VI 提取作物种植面积需要充分了解研究区域的作物物候信息和种植结构等,从中找出具有明显差别的时相来提取作物种植面积,如 GUSSO 等^[15]在对巴西西南里奥格兰德州的多年光谱信息统计分析的基础上,建立了该地区大豆提取模型。张荣群等^[16]在研究曲周县主要作物的生长发育期归一化植被指数(Normalized differential vegetation index, NDVI)的基础上,提出了该区域的作物提取

模型。与其他地区相比,我国东北地区的作物种植结构简单,主要的作物水稻、玉米和大豆均为一年一熟,且主要的生长发育期分布在 5—10 月。这使得作物在生长期内具有更高的光谱相似性,也一定程度增加了关键生育期作物提取的难度。作物 VI 曲线法通过分析作物时序 VI 曲线与目标像元的 VI 曲线的相似性来提取作物,不需要清楚地了解研究区域的物候信息和种植结构及能够反映作物的动态变化信息等特点而在作物提取中具有独特的优势,在各种尺度的作物空间分布提取中得到了广泛的应用^[17-19]。

考虑到现存的数据融合模型在融合 VI 数据时存在精度可能较低的风险,为解决遥感影像数据源时空分辨率不可调和的矛盾对作物提取的限制,本文根据地物的 VI 变化特征提出一种多源 VI 数据融合模型,以常用的 Landsat 和 MODIS 数据为数据源,提出一种适用于中高分辨率影像数据缺失区域的水稻等作物空间分布提取方法。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

选择北纬 46°51′7.83″~47°4′8.33″、东经 127°18′40.28″~127°45′12.22″的区域为研究对象,对多源遥感数据融合提取作物空间分布进行测试。研究区属于黑龙江省绥化市,位于呼兰河左岸的干支流河漫滩及一级阶地上,地势平坦,属寒温带大陆性季风气候,多年平均降雨量为 550 mm,平均气温 2.5℃。研究区以水稻为主要作物,除此之外,有部分的大豆和玉米等作物种植,还包含草地、林地、水体、道路和建筑物等地物。地表结构复杂,如果以 MODIS 数据为数据源,存在大量的混合像元。经调查,研究区单块稻田的面积介于 0.10~0.17 hm²之间,研究区所在的庆安县水稻种植面积大概占总农田面积的 52.7%。

1.2 数据与预处理

选择 Landsat8 OLI 数据和 MODIS 的二级产品 MOD09GA 和三级 VI 产品 MOD13Q1 进行水稻面积提取,Landsat 数据和 MODIS 数据均来自 USGS 官网(<https://earthexplorer.usgs.gov/>)。如表 1 所示,选择 2017 年作物生长期内(4—10 月)可利用的 Landsat 遥感影像数据为数据源,其伽利略日为 229、245、277,将生育期外的伽利略日为 101 的数据作为初始影像数据;选择对应时期或者对应时期附近日期(VI 在几日内不会发生太大变化)可利用的 MOD09GA 数据为数据源,其伽利略日如表 1 所示;选择作物生长期内(4—10 月)MOD13Q1 为数据源。

表1 遥感数据源选择

Tab.1 Selection of remote sensing image

影像数据	行列号	伽利略日
	Path/row	
Landsat	117/027	101, 229, 245, 277
MOD09GA	h25/v04	101, 229, 245, 277
MOD13Q1	h25/v04	113, 129, 145, 161, 177, 193, 209, 225, 241, 257, 273, 289

Landsat8 OLI 已经过几何校正,应用 ENVI5.3 对其进行辐射定标和大气校正。MOD09GA 和 MOD13Q1 数据采用的是正弦坐标系统,为和 Landsat8 OLI 保持一致,应用 MODIS 批处理工具 (MODIS reprojection tool, MRT) 将其投影系统转换为 UTM - WGS84 52N,重采样为 240 m × 240 m。根据地面样点对 Google Earth 影像进行校正,采用 ENVI5.3 提供的坐标转换工具将其坐标转换为与 Landsat8 OLI 一致的 UTM - WGS84 52N 坐标系统。并选择水体、道路拐角等处对 Google Earth 和 Landsat 影像位置的一致性进行检验,经检验位置一致性较好。

土地利用图的精度对作物提取的精度和数据融合的精度具有重要影响,为提高作物提取和数据融合的精度,本文不采用下载的土地利用数据集,而是选择 2015 年 9 月 13 日的 Landsat8 OLI 影像数据,采用支持向量机 (Support vector machine, SVM) 的方法将该区域的土地利用类型分成水体、草地、林地、农田和不透水层 5 类,其结果如图 1 所示。

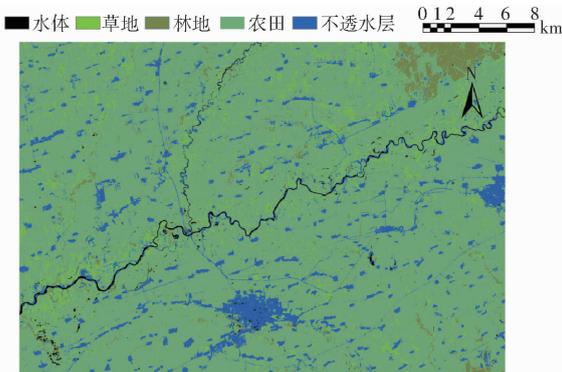


图1 研究区土地利用状况

Fig.1 Land cover map of study area

1.3 研究方法

应用数据融合模型和光谱耦合技术结合的方法来提取灌区的水稻种植面积,具体流程如图 2 所示。首先应用土地利用类型图和模糊 C 聚类算法 (Fuzzy C-means algorithm, FCM) 对多期可利用 Landsat 数据计算得到的增强植被指数 (Enhanced vegetation index, EVI) 数据进行分层聚类,定义为各个土地覆盖类型的子类。然后根据 Landsat 计算得到的子类

平均 EVI 与分解 MOD09GA 的混合像元得到的地表覆盖类的平均 EVI 的转换系数以及转换系数的线性变化规律。应用 MOD13Q1 数据的 EVI 产品融合生成高时空分辨率的时序 EVI 数据。应用 FCM 将融合生成的时序 EVI 数据分成若干类,然后根据标准水稻时序 EVI 曲线和各类 EVI 的平均值的相似性来提取水稻空间分布。其主要包括 3 个步骤: ①数据融合。②构建水稻标准时序 EVI 曲线。③光谱耦合技术提取水稻种植面积。

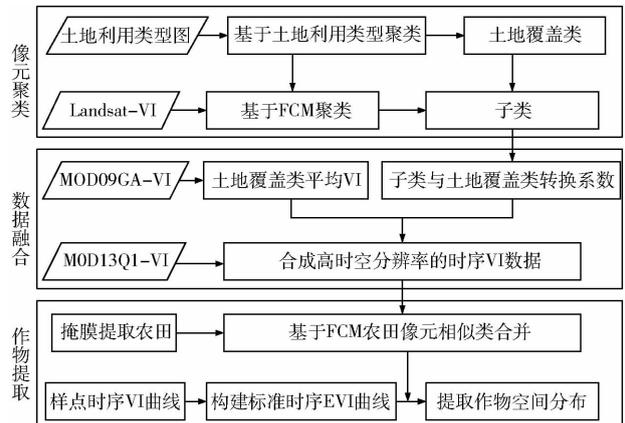


图2 方法流程图

Fig.2 Flow chart of algorithm

1.3.1 数据融合

研究区主要作物水稻、玉米和大豆均为一年一熟。其主要生长期为 5—9 月,该时期内的 Landsat 遥感影像有 9~10 幅,但是受云和阴雨天气等因素的影响,作物生长期内可用的影像资源极少,对于本文的研究区域,2015 年可用的 Landsat 影像数据只有 3 幅,部分可用的有 2 幅 (部分可用是指影像中有部分区域存在云遮盖等现象); 2016 年可用的 Landsat 影像数据只有 2 幅,部分可用的有 2 幅; 2017 年可用的 Landsat 影像数据只有 3 幅,部分可用的有 2 幅。且可利用影像的时间分布基本无序,因此仅仅依靠可利用的遥感影像数据进行作物的提取将会受到数据源的严重限制,作物提取的关键时相无卫星覆盖的现象普遍存在。

按照线性混合模型的假设,低分辨率影像像元 (混合像元) 是高分辨率端元的线性组合^[20]。基于该假设可认为低分辨率影像像元的 VI 是其所包含的高分辨率影像类别 VI 的线性组合。土地覆盖类型可用于提取丰度矩阵^[21],因此,可以将低分辨率影像与高分辨率影像类别的关系表示为

$$I_C(k, t_i, B) = \sum_{c=1}^m A(k, C) \bar{I}_C(C, t_i, B) + \varepsilon(k, t_i) \quad (1)$$

式中 $I_c(k, t_i, B)$ ——低分辨率的混合像元 k 在 t_i 时刻的平均 VI

$A(k, C)$ ——像元 k 的丰度矩阵

$\bar{I}_c(C, t_i, B)$ ——类别 C 在 t_i 时刻的平均 VI

$\varepsilon(k, t_i)$ ——混合像元 k 在 t_i 时刻计算的残差

m ——类别数

但是各种土地覆盖类型包含不同的地物, 各个地物 VI 各异, 且随时间变化存在不同的变化规律。为使得丰度矩阵中的同类像元具有相似的反射率和反射率变化, 可对多维数组进行聚类的 FCM 将各土地覆盖类型聚成若干类, 定义为各个土地覆盖类型的子类, 使得子类内部的像元具有相似的反射率和反射率变化。并假设子类内部像元的反射率变化等于子类平均反射率变化, 从该假设中可以得到

$$I_f(k, t_p) - I_f(k, t_0) = \bar{I}_f(S, t_p) - \bar{I}_f(S, t_0) \quad (2)$$

式中 $I_f(k, t_p)$ —— t_p 时刻子类 S 中的像元 k 的 VI

$I_f(k, t_0)$ —— t_0 时刻子类 S 中的像元 k 的 VI

$\bar{I}_f(S, t_p)$ —— t_p 时刻子类 S 中的所有像元的平均 VI

$\bar{I}_f(S, t_0)$ —— t_0 时刻子类 S 中的所有像元的平均 VI

鉴于直接对子类的丰度矩阵进行混合像元分解可能造成较大误差。为此, 假设土地覆盖类型与其子类的比值 V_i 在一段时间内呈线性变化。从作物时序 VI 曲线可以看出, 作物时序 VI 曲线在一段时间内的变化基本为线性。因此, 可以假设作物时序植被指数曲线在一段时间内呈线性变化。

$$V_{t_i} = \bar{I}_f(S, t_i) / \bar{I}_c(C, t_i) \quad (3)$$

$$V_{t_i} = a(t_i - t_j) + V_{t_j} \quad (4)$$

式中 V_{t_i} —— t_i 时刻子类 S 平均 VI 与其所属的地表覆盖类的平均 VI 比值

V_{t_j} —— t_j 时刻子类与其所属的地表覆盖类的平均 VI 比值

a ——常数, 是比值 V_{t_i} 随时间的变化率

应用线最小二乘法可以从式(1)中计算出低分辨率影像的子类在各个时刻的平均 VI ($I_c(k, t_0, B), I_c(k, t_1, B), \dots, I_c(k, t_i, B)$)。应用线性回归模型可以从式(4)中求解出参数 a 。

结合式(2)和式(3)可知, t_i 时刻像元 k 的 VI 可以表示为

$$I_f(k, t_i) = a(t_i - t_0) \bar{I}_c(C, t_i) + V_{t_0} (\bar{I}_c(C, t_i) - \bar{I}_c(C, t_0)) \quad (5)$$

1.3.2 构建水稻标准时序 EVI 曲线

VI 是对植被生长发育状况简单、有效的度量参数^[22], 被作为特征参数应用于作物面积提取。

NDVI 是作物面积提取中最常用的 VI^[14]。考虑到大气和土壤等对 NDVI 的影响, 很多研究者对 NDVI 进行了改进, 提出了新的 VI。如 LIU 等^[23] 考虑到大气和土壤的相互作用, 引入了 EVI, 其因引入了蓝光波段, 能够消除背景噪声和大气干扰而具有一定的优势^[22, 24], 在水稻面积提取中得到了应用^[25-27]。本文选择 EVI 进行水稻面积提取。

为准确地提取水稻的时序 VI 曲线, 从灌区选取 17 个地面水稻样点, 保证样点 100 ~ 200 m 范围内均为水稻, 应用融合生成的多时相 VI 数据提取各个样点的 EVI 曲线。应用所有样点 EVI 的平均值来构造标准时序 EVI 曲线, 其结果如图 3 所示。

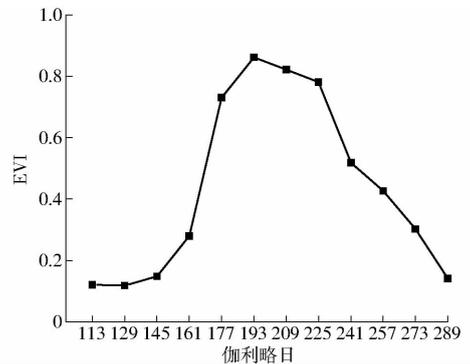


图 3 水稻标准时序 EVI 曲线

Fig. 3 Standard series EVI curve of rice

1.3.3 光谱耦合技术提取水稻

受物力人力等因素的限制, 大范围的地面样点调查一般很难实现。为有效识别地物, 采用 FCM 将多时相 EVI 宏影像聚成若干类。该算法采用模糊数学的思想, 在确定聚类中心数后, 根据隶属度来判断一组多维数对另一组多维数的隶属程度, 使得相同类的相似性最大, 不同类之间的相似性最小。其可使聚为一类像元的 EVI 的相似性最大, 不同类之间的相似性最小。

光谱耦合技术 (Spectral matching technique, SMT) 是指通过分析多光谱曲线与已知曲线的相似程度来对目标对象进行分类的技术^[14, 28]。可以应用该方法通过判断目标类别的时序 EVI 曲线与地面样点构建的标准时序 EVI 曲线的相似性来对目标类别进行分类。光谱耦合技术中应用光谱相似度 (Spectral correlation similarity, SCS) 来表示多光谱曲线之间的相似程度, 本文中用其来表示目标类别与标准水稻时序 EVI 曲线之间的相似程度。相关计算式为

$$S_{sv} = \sqrt{(1 - d_e)^2 + \bar{r}^2} \quad (6)$$

$$d_e = \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (x_i - y_i)^2} \quad (7)$$

式中 S_{sv} ——光谱相似度, 用来度量两条光谱曲线之间的相似程度

d_e ——欧几里德距离,值越大,表示曲线之间的相似度越小

r^2 ——皮尔逊相关系数,值越大,表示曲线之间的相似度越大

l ——时序曲线的时间序列步长

x_i —— i 时刻的目标类别 EVI

y_i —— i 时刻的标准曲线 EVI

2 结果与分析

2.1 提取结果

在融合生成高时空分辨率的 EVI 数据后,用掩膜提取研究区域中的农田,采用 FCM 将土地利用类型中的农田分为 20 类,计算 20 个类在各个时相的平均 EVI,根据 EVI 的平均值构建 20 个类别的时序 EVI 变化曲线。构建 20 个类的平均 EVI 曲线和标准时序 EVI 曲线的相似性矩阵。根据相似矩阵对类别进行合并识别来提取水稻种植面积,提取结果如图 4 所示。

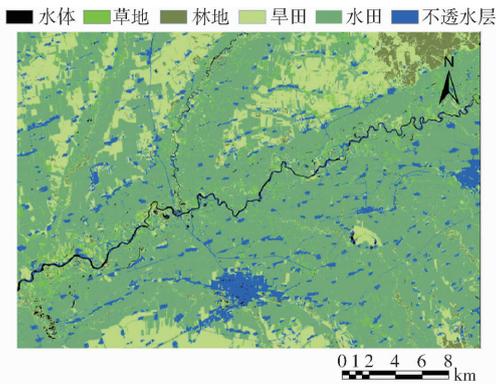


图 4 研究区作物提取结果

Fig. 4 Crop extraction result of study area

研究区 2017 年土地利用状况如表 2 所示,研究区中水稻种植面积最大,占总面积的 63.24%,占农田面积的 75.85%。其次为旱田,种植作物为玉米和大豆,占总面积的 20.14%,占农田面积的 24.15%。草地、林地、水体和不透水层的面积相对较小,占总面积的 16.62%。

表 2 研究区 2017 年各土地利用比例及面积

Tab.2 Land use area and proportion of study area in 2017

土地类型	面积/hm ²	比例/%
水田	100.35	63.24
旱田	31.96	20.14
不透水层	12.11	7.63
草地	7.59	4.78
林地	5.27	3.32
水体	1.42	0.89
合计	158.69	100

2.2 提取精度

为有效地对提取结果进行验证,采用地面样点

和 Google Earth 影像两种方法对提取结果进行验证。85 个地面样点的分类结果如表 3 所示,从结果可以看出,除草地的分类精度较低之外,其他地物的分类结果精度都相对较高。水稻的提取精度为 0.92,宏影像的分类精度为 0.91,精度相对较高。

表 3 基于地面样点的分类结果精度评估

Tab.3 Accuracy assessment of classification result using ground sample

地表类型	各类样本数分布/个						合计/个	精度
	水田	旱田	不透水层	草地	林地	水体		
水田	36	1	0	2	0	0	39	0.92
旱田	1	20	0	0	0	0	21	0.95
不透水层	0	1	8	0	0	0	9	0.89
草地	0	1	0	4	1	0	6	0.67
林地	0	0	0	0	5	0	5	1
水体	0	0	1	0	0	4	5	0.8

Google Earth 包含着丰富的高空间分辨率卫星影像数据,其分辨率可以达到亚米级,而且包括较新的影像数据。从 Google Earth 影像中不仅可以清楚地区分出农田、城镇、林地等,而且还可以区分出稻田和旱田,但是很难从 Google Earth 影像中区分出旱田作物为玉米还是大豆。由于亚米级分辨率影像的缺失使得结果的验证较难,为此,本文随机从 Google Earth 影像中选择 150 个样点为标准点对提取的结果精度进行验证。其结果如表 4 所示。

表 4 基于 Google Earth 影像分类结果精度评估

Tab.4 Accuracy assessment of classification result using Google Earth image

地表类型	各类样本数分布/个						合计/个	精度
	水田	旱田	不透水层	草地	林地	水体		
水田	71	3	0	2	0	0	76	0.94
旱田	2	20	0	1	0	0	23	0.87
不透水层	0	0	13	2	1	2	18	0.72
草地	0	2	1	8	1	0	12	0.67
林地	0	1	0	0	12	0	13	0.92
水体	0	0	2	0	0	6	8	0.75

从表 4 可以看出,宏影像的分类精度为 0.87,水稻面积提取精度较高,达到了 0.94。草地和水体的分类精度相对较低。草地的分类精度只有 0.67。从图 4 可以看出,灌区的水体主要以河流的形式存在,其在 Landsat 影像中的宽度只有 1~3 个像元。这使得其分类容易受到影像几何校正等的影响,从而将水体分到距离其较近的水田和不透水层等地物中。草地在灌区中分布分散且占的面积比较少,这使得其大多数与其他地物混合存在,从而使其容易被分为其他类。

2.3 分辨率对提取的影响

Landsat 像元大小为 $30\text{ m} \times 30\text{ m}$, 约 0.09 hm^2 , 基本小于单块稻田的面积, 故忽略识别误差的情况下, 除边界的稻田外, 大多数稻田基本能被识别出来。MODIS 像元远大于单块稻田的面积, 混合像元中的地物大于一定比例才能够被识别出来。假如图 5 所示为 1 个包含 7×7 个高分辨率像元的混合像元, 虽然其包含的高分辨像元包括水田、旱田、不

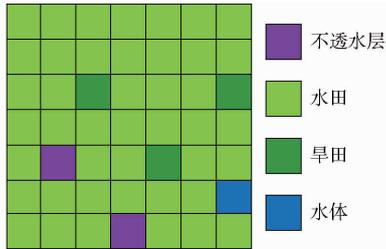


图 5 混合像元示意图

Fig. 5 Mixed pixel schematic

透水层和水体等地物, 但因水田占较大的比例, 混合像元识别结果为水田, 识别的水田面积会过大。

研究区水田面积占总农田面积的 63.24%, 假如本文中的模型提取的结果为真值, 用包含 16×16 个 Landsat 像元的网格 (一个 MODIS 像元大概包含 16×16 个 Landsat 像元) 去划分本文中的模型提取结果 (图 4), 统计每个网格中农田面积的百分比, 其结果如表 5 所示, 从结果可以看出, MODIS 像元混合现象明显。假如水田低于 20% 的会被识别为其他地物, 则 4.22% 的像元被识别为其他地物, 但其包含 10% ~ 20% 的水田。假如水田面积大于 80% 的地物会被识别为水田, 则 14.44% 的地物被识别为水田, 但其包含 10% ~ 20% 的其他地物。若采用低分辨率像元, 这些误差是不可避免的, 从中可以看出高分辨率像元对提高提取精度具有重要意义。

表 5 网格中水田面积百分比区间所占的比例

Tab. 5 Proportion of percentage interval of rice pixel in grid

	水田比例/%						%
	0 ~ 10	10 ~ 20	20 ~ 30	30 ~ 70	70 ~ 80	80 ~ 90	
比例	13.12	4.22	3.89	24.63	9.71	14.44	29.99

3 结论

(1) 应用地面样点对提取结果的评估表明, 水稻提取精度为 0.92, 宏影像分类精度为 0.91; 应用 Google Earth 影像对提取结果的评估表明, 水稻提取精度为 0.94, 宏影像分类精度为 0.87; 水体和草地等地物因分布分散而使得提取精度较差, 这说明地物的分类结果受地物离散程度的影响。

(2) 低分辨率像元可能包含几种不同类型的高分辨率像元, 采用低分辨率影像进行作物提取时存在被识别其他地物的像元包含一部分高分辨率水稻

像元和被识别为水稻的地物包含一部分其他地物的可能性, 对于地表结构复杂的地区, 这种现象可能造成较大误差, 故采用高分辨率像元来提取作物对提高精度具有重要意义。

(3) 通过关键时相的 VI (如根据稻田移栽期积水的特性来提取水稻种植面积) 提取作物空间分布是一种主要的作物提取方法。如果能够通过多源数据波段融合或者 VI 数据融合获得较高精度的融合数据, 也可以融合生成高时空分辨率用于关键时相提取作物空间分布, 这将会对高精度的作物提取产生重要的意义。

参 考 文 献

- 张友水, 原立峰, 姚永慧. 多时相 MODIS 影像水田信息提取研究[J]. 遥感学报, 2007, 11(2): 282-288. ZHANG Youshui, YUAN Lifeng, YAO Yonghui. Study on extraction of paddy rice fields from multitemporal MODIS images[J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(2): 282-288. (in Chinese)
- 尚松浩, 蒋磊, 杨雨亭. 基于遥感的农业用水效率评价方法研究进展[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(10): 81-92. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20151013&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.10.013. SHANG Songhao, JIANG Lei, YANG Yuting. Review of remote sensing-based assessment method for irrigation and crop water use efficiency [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(10): 81-92. (in Chinese)
- 顾晓鹤, 潘耀忠, 朱秀芳, 等. MODIS 与 TM 冬小麦种植面积遥感测量一致性研究——小区域实验研究[J]. 遥感学报, 2007, 11(3): 350-358. GU Xiaohu, PAN Yaozhong, ZHU Xiufang, et al. Consistency study between MODIS and TM on winter wheat plant area monitoring—a case in small area[J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(3): 350-358. (in Chinese)
- OGURO Y, SUGA Y, TAKEUCHI S, et al. Monitoring of a rice field using Landsat-5 TM and Landsat-7 ETM+ data[J]. Advances in Space Research, 2003, 32(11): 2223-2228.
- 于文颖, 冯锐, 纪瑞鹏, 等. 基于 MODIS 数据的水稻种植面积提取研究进展[J]. 气象与环境学报, 2011, 27(2): 56-61. YU Wenying, FENG Rui, JI Ruipeng, et al. Advances in rice planting area extraction technology based on MODIS data[J]. Journal of Meteorology & Environment, 2011, 27(2): 56-61. (in Chinese)

- 6 CHEN Y, SONG X, WANG S, et al. Impacts of spatial heterogeneity on crop area mapping in Canada using MODIS data[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016,119:451–461.
- 7 郭明权, 王洁, 牛铮, 等. 融合 MODIS 与 Landsat 数据生成高时间分辨率 Landsat 数据[J]. *红外与毫米波学报*, 2012, 31(1):80–84.
WU Mingquan, WANG Jie, NIU Zheng, et al. A model for spatial and temporal data fusion[J]. *Journal of Infrared & Millimeter Waves*, 2012, 31(1):80–84. (in Chinese)
- 8 石月婵, 杨贵军, 李鑫川, 等. 融合多源遥感数据生成高时空分辨率数据的方法对比[J]. *红外与毫米波学报*, 2015, 34(1):92–99.
SHI Yuechan, YANG Guijun, LI Xinchuan, et al. Intercomparison of the different fusion methods for generating high spatial-temporal resolution data[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2015, 34(1):92–99. (in Chinese)
- 9 GAO F, MASEK J, SCHWALLER M, et al. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: predicting daily Landsat surface reflectance[J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2006,44(8):2207–2218.
- 10 HILKER T, WULDER M A, COOPS N C, et al. A new data fusion model for high spatial- and temporal-resolution mapping of forest disturbance based on Landsat and MODIS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009,113(8):1613–1627.
- 11 ZHU X, CHEN J, GAO F, et al. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010,114(11):2610–2623.
- 12 李颖, 刘荣花, 郑东东. 基于多源数据和决策树估算夏玉米种植面积[J]. *中国农业气象*, 2014,35(3):344–348.
LI Ying, LIU Ronghua, ZHENG Dongdong. Summer maize planting area estimation based on multi-source data and decision tree [J]. *Chinese Journal of Agrometeorology*, 2014, 35(3):344–348. (in Chinese)
- 13 郭明权, 王长耀, 牛铮. 利用多源时序遥感数据提取大范围水稻种植面积[J]. *农业工程学报*, 2010,26(7):240–244.
WU Mingquan, Wang Changyao, NIU Zheng. Mapping paddy fields in large areas, based on time series multi-sensors data[J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(7):240–244. (in Chinese)
- 14 蔡学良, 崔远来. 基于异源多时相遥感数据提取灌区作物种植结构[J]. *农业工程学报*, 2009,25(8):124–130.
CAI Xueliang, CUI Yuanlai. Crop planting structure extraction in irrigated areas from multi-sensor and multi-temporal remote sensing data[J]. *Transactions of the CSAE*, 2009,25(8):124–130. (in Chinese)
- 15 GUSSO A, DUCATI J R. Algorithm for soybean classification using medium resolution satellite images[J]. *Remote Sensing*, 2012,4(10):3127–3142.
- 16 张荣群, 王盛安, 高万林, 等. 基于时序植被指数的县域作物遥感分类方法研究[J/OL]. *农业机械学报*, 2015,46(增刊):246–252. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2015S040&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.040.
ZHANG Rongqun, WANG Sheng'an, GAO Wanlin, et al. Remote-sensing classification method of county-level agricultural crops using time-series NDVI[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015,46(Supp.):246–252. (in Chinese)
- 17 刘新圣, 孙睿, 武芳, 等. 利用 MODIS–EVI 时序数据对河南省土地覆盖进行分类[J]. *农业工程学报*, 2010,26(增刊):213–219.
LIU Xinsheng, SUN Rui, WU Fang, et al. Land-cover classification for Henan Province with time-series MODIS EVI data[J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(Supp.):213–219. (in Chinese)
- 18 郝卫平, 梅旭荣, 蔡学良, 等. 基于多时相遥感影像的东北三省作物分布信息提取[J]. *农业工程学报*, 2011,27(1):201–207.
HAO Weiping, MEI Xurong, CAI Xueliang, et al. Crop planting extraction based on multi-temporal remote sensing data in Northeast China [J]. *Transactions of the CSAE*, 2011, 27(1):201–207. (in Chinese)
- 19 陈思宁, 赵艳霞, 申双和. 基于波谱分析技术的遥感作物分类方法[J]. *农业工程学报*, 2012,28(5):154–160.
CHEN Sining, ZHAO Yanxia, SHEN Shuanghe. Crop classification by remote sensing based on spectral analysis [J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(5):154–160. (in Chinese)
- 20 张良培, 沈焕峰. 遥感数据融合的进展与前瞻[J]. *遥感学报*, 2016, 20(5):1050–1061.
ZHANG Liangpei, SHEN Huanfeng. Progress and future of remote sensing data fusion[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5):1050–1061. (in Chinese)
- 21 WU M Q, WU C Y, HUANG W J, et al. An improved high spatial and temporal data fusion approach for combining Landsat and MODIS data to generate daily synthetic Landsat imagery[J]. *Information Fusion*, 2016,31:14–25.
- 22 郭妮. 植被指数及其研究进展[J]. *干旱气象*, 2003(4):71–75.
GUO Ni. Vegetation index and its advances[J]. *Journal of Arid Meteorology*, 2003(4):71–75. (in Chinese)
- 23 LIU H Q, HUETE A. A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 1995,33(2):457–465.
- 24 虞连玉, 蔡焕杰, 姚付启, 等. 植被指数反演冬小麦植被覆盖度的适用性研究[J/OL]. *农业机械学报*, 2015,46(1):231–239. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150133&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.01.033.
YU Lianyu, CAI Huanjie, YAO Fuqi, et al. Applicability of vegetation indices to estimate fractional vegetation coverage[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(1):231–239. (in Chinese)
- 25 XIAO X M, BOLES S, FROIKING S, et al. Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006,100(1):95–113.
- 26 DONG J, XIAO X, MENARGUEZ M A, et al. Mapping paddy rice planting area in northeastern Asia with Landsat 8 images, phenology-based algorithm and Google Earth Engine[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016,185(SI):142–154.
- 27 景元书, 李根, 黄文江. 基于相似性分析及线性光谱混合模型的双季稻面积估算[J]. *农业工程学报*, 2013,29(2):177–183.
JING Yuanshu, LI Gen, HUANG Wenjiang. Estimation of double cropping rice planting area using similar index and linear spectral mixture model[J]. *Transactions of the CSAE*, 2013, 29(2):177–183. (in Chinese)
- 28 吴炳方, 许文波, 孙明, 等. 高精度作物分布图制作[J]. *遥感学报*, 2004,8(6):688–695.
WU Bingfang, XU Wenbo, SUN Ming, et al. QuickBird imagery for crop pattern mapping[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2004, 8(6):688–695. (in Chinese)