doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.08.018

基于 NDVI－NSSI 空间与 HSV 变换的成熟期农作物遥感识别

宋承运[1,2]　曲雪杉[1]　胡光成[3]　苏　涛[1]

（1.安徽理工大学空间信息与测绘工程学院，淮南 232001；
2.矿山采动灾害空天地协同监测与预警安徽普通高校重点实验室，淮南 232001；
3.中国科学院空天信息创新研究院遥感科学国家重点实验室，北京 100101）

摘要：成熟期农作物的识别在农作物种植面积估算、农业生产及产量统计方面具有重要作用。为提供一种简便的成熟期农作物遥感识别方法，利用 Sentinel－2A 数据，以安徽省滁州市凤阳县为研究区，通过归一化植被指数（Normalized difference vegetation index，NDVI）与归一化光谱分离指数（Normalized spectral separation index，NSSI）构成的空间，提取光合植被、非光合植被、裸土的纯端元，由像元三分模型，得到非光合植被覆盖度及成熟期农作物的空间分布。为进一步提取研究区内具有相同成熟期的冬小麦与油菜，利用油菜开花期 Sentinel－2A 数据，由 Hue saturation value（HSV）图像变换方法，分别提取出成熟期冬小麦与油菜。与地面观测数据和辅助数据相比，提取的成熟区冬小麦、油菜的总体精度为 95.34%，Kappa 系数为 0.904，高于支持向量机方法（总体精度 91.66%，Kappa 系数为 0.813）与决策树方法（总体精度 92.39%，Kappa 系数为 0.838）的提取精度。结果表明，NDVI－NSSI 空间与 HSV 变换相结合的方法，可以有效将非光合植被与土壤背景分离，识别成熟期冬小麦与油菜，具有对数据需求较少，易操作等优势，也为提取农作物成熟期内的裸地以及与裸地具有相似波谱的地物提供了思路与方法。

关键词：成熟期农作物；遥感识别；非光合植被；NDVI－NSSI 空间；混合像元分解

中图分类号：TP79　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2023)08-0193-08　　**OSID**：

Crop Identification in Mature Stage with Remote Sensing Based on NDVI－NSSI Space and HSV Transformation

SONG Chengyun[1,2]　QU Xueshan[1]　HU Guangcheng[3]　SU Tao[1]

（1. *School of Geomatics*, *Anhui University of Science and Technology*, *Huainan* 232001, *China*
2. *Key Laboratory of Aviation－Aerospace－Ground Cooperative Monitoring and Early Warning of Coal Mining-induced Disasters of Anhui Higher Education Institutes*, *Huainan* 232001, *China*
3. *State Key Laboratory of Remote Sensing Science*, *Aerospace Information Research Institute*, *Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100101, *China*）

Abstract: Identification of mature crops plays an important role in crop area estimation, agricultural production, and yield statistics. To provide a simple method for identification of crop at mature stage with remote sensing, the method based on normalized difference vegetation index (NDVI) - normalized spectral separation index (NSSI) space and Hue saturation value (HSV) transformation was proposed by using Sentinel－2A data. Fengyang County located in Chuzhou City, Anhui Province, was selected as study area. The pure pixel of photosynthetic vegetation, non-phototrophic vegetation and bare soil were estimated by using the NDVI - NSSI space firstly. Coverage of non-phototrophic vegetation and the distribution of mature crops were estimated by using spectral mixture analysis method. As wheat and rape had the same maturity period in the study area, HSV transformation was used to estimate the distribution of rape by using the Sentinel－2A data at the flowering stage of rape, and the mature wheat and rape was identified. The results were compared with ground observation data and auxiliary data, the accuracy of wheat and rape was 95.34%, and the Kappa coefficient was 0.904, which was higher than that of support vector machine method (accuracy was 91.66%, Kappa coefficient was 0.813) and the decision tree classification method (accuracy was 92.39%, Kappa coefficient was 0.838). The results indicated

收稿日期：2023－02－06　修回日期：2023－06－06

基金项目：矿山采动灾害空天地协同监测与预警安徽普通高校重点实验室（安徽理工大学）开放基金项目（KLAHEI202205）

作者简介：宋承运（1981—），男，讲师，博士，主要从事定量遥感技术应用研究，E-mail：chysong007@163.com

that non photosynthetic vegetation could be separated from soil background areas by using the NDVI – NSSI space and HSV transformation, and mature wheat and rape could be identified. The method can be used with less data demand and easy operated, which can provide idea and method for extracting bare soil during crop maturity and features with similar spectra to bare soil.

Key words: mature crops; remote sensing recognition; non-photosynthetic vegetation; NDVI – NSSI space; mixed pixed decomposition

0 引言

农作物的识别与生长状态的动态监测有助于掌握农作物种植结构与变化信息,在农作物估产、精细农业,以及粮食安全、社会稳定、国家区域经济相关政策规划制定等方面具有重要意义[1-2]。其中,成熟期的农作物识别可排除作物生长期所受各种因素的影响,更接近实际作物收获情况,在农作物产量的估算与统计中具有极其重要作用。

相对于传统的统计方法,遥感技术在冬小麦、油菜等农作物的识别与监测中,具有快速、宏观、精度高等优势,在农作物的监测与估产等领域发挥重要作用[3-4]。根据使用的遥感数据,可以分为单一时相与多源长时序遥感数据的识别方法。

采用单一时相遥感数据识别农作物主要根据农作物的光谱特征及其统计学特征进行识别。以亮度、色调、纹理、时间等为基础的人工目视解译方法,监督与非监督分类法等常用于冬小麦等农作物识别[5-6]。为了提高提取精度,许多研究结合随机森林、面向对象分类法、卷积神经元网络、混合像元分解等方法进行冬小麦等农作物的识别[7-12]。同时,无人机技术在冬小麦识别与长势监测等方面进行了许多的研究应用[13-15]。此类方法使用数据量较少,可操作性强,但易受到“同物异谱”、“异物同谱”的影响,在农作物成熟期易与土壤背景混淆,降低农作物识别精度。

利用多源多时相遥感卫星数据,结合农作物生物物候学规律,可以提高冬小麦等农作物的识别精度。该方法通常以归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)、增强植被指数(Enhanced vegetation index, EVI)、宽动态植被指数(Wide dynamic range vegetation index, WDRVI)等特征指数为基础,利用长时序遥感数据对农作物进行识别[16-21]。其中,高空间分辨率 Sentinel-2 数据在冬小麦等农作物识别中具有较大的潜力[22-23]。但长时序遥感数据往往需要面对大量遥感数据的获取以及遥感数据处理、云的影响等诸多问题,会直接影响农作物的识别精度与可操作性。同时,目前大部分研究集中于冬小麦发育期、越冬期和生长期遥感识别,对于成熟期冬小麦的遥感识别研究较少,而成熟期也是农作物的重要生长期之一,在农作物种植面积估算、农业生产及产量统计方面具有重要作用。如何利用较少的遥感数据识别成熟期农作物,在丰富农作物生长期遥感识别的方法与提高识别效率方面具有重要意义。

鉴于以上分析,以安徽省滁州市凤阳县为研究区,利用 Sentinel-2A 数据,以 NDVI 与归一化光谱分离指数(Normalized spectral separation index, NSSI)空间模型为基础,采用混合像元分解方法,提取成熟期农作物的空间分布,针对研究区内冬小麦与油菜具有相同的成熟期,两者不易区分的问题,利用油菜开花期光谱特征,结合 Hue saturation value (HSV) 变换方法,研究成熟期冬小麦、油菜遥感识别方法。

1 研究区与数据源

1.1 研究区概况

安徽省滁州市凤阳县(32°37′ ~ 33°03′N, 117°19′~117°57′E,图 1)位于安徽省东北部,淮河中游南岸,地形北低南高,北部以平原为主、中部多为高岗丘陵、南部山地丘陵为主。气候属于北亚热带湿润季风气候,年均气温 14.9℃;降水丰富,年均量 840 ~ 920 mm,境内有淮河、濠河等 8 条河流。

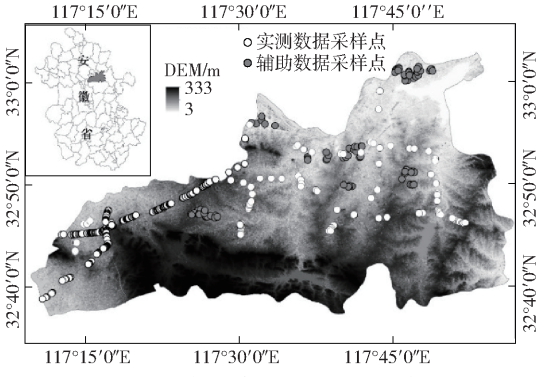

图 1 研究区位置及采样点分布图

Fig. 1 Location of study area and map of observation points

凤阳县是全国首批商品粮基地县,也是国家商品粮生产基地县,常年粮食总产量为 6.0×10^8 kg。主要农作物包括冬小麦、水稻、玉米、花生、油菜等,其中油菜与冬小麦的物候期较为相似,主要农作物物候期如表 1 所示。

表 1　凤阳县主要农作物物候历

Tab. 1　Phenological calendar in Fengyang County

作物类型	9月下旬	10月上旬	10月中旬	10月下旬	11月上旬	11月中旬	11月下旬	12月上旬	12月中旬	12月下旬	1月上旬	1月中旬	1月下旬	2月上旬	2月中旬	2月下旬	3月上旬	3月中旬	3月下旬	4月上旬	4月中旬	4月下旬	5月上旬	5月中旬	5月下旬
冬小麦				播种出苗期					分蘖期					生长期			返青期	拔节期		抽穗开花期		乳熟期		成熟期	
油菜	播种出苗期			五叶期		长叶期				移栽幼苗期				现蕾抽薹期				开花期			结荚期			成熟期	
中一稻																		播种出苗期				育秧移栽期		分蘖期	
玉米																			播种出苗期			拔节期		抽穗期	
花生																				播种期			出苗期		生长期

1.2　数据源

1.2.1　遥感影像数据

Sentinel－2A 遥感影像数据覆盖从可见光、近红外到短波红外波段，共 13 个通道，最高空间分辨率为 10 m。数据获取时间为 2021 年 3 月 22 日与 2021 年 5 月 21 日，前者处于油菜的开花期，用于开花期油菜空间分布信息提取，后者处于冬小麦和油菜的成熟期，用于成熟期冬小麦与油菜空间分布信息提取。

1.2.2　验证数据

主要包括野外采样数据与 FROM－GLC10－2017 数据。

野外采样数据为 2021 年 3—5 月地面采集数据，共选取样点 65 个，如图 1 中白色采样点所示。其中，冬小麦采样点 32 个，油菜采样点 21 个，其他地物采样点 22 个。

FROM－GLC10－2017 数据是由清华大学研发的 10 m 分辨率全球土地覆盖产品（http://data.ess.tsinghua.edu.cn/fromglc2017v1.html）。该产品基于 Google Earth Engine 平台，使用全球 1.3×10^5 个样本点，基于随机森林分类器，利用 Sentinel－2 影像，得到全球 10 m 土地覆盖图，总体精度可达 72.76%[24]。该数据集共分为 10 类，包括耕地、林地、草地、水体等地物类型。根据不同农作物的物候特征和纹理特征进行目视解译，区分出耕地中的各种农作物，共选取样本点 50 个，主要分布于大面积农作物种植区域，如图 1 中黑色采样点所示。其中冬小麦采样点 25 个，油菜采样点 15 个，其他地物采样点 10 个。

2　研究方法与技术路线

2.1　基于 NDVI－NSSI 空间混合像元分解法

农作物进入成熟期后，茎叶逐渐变黄，直至枯萎，光合作用逐渐降低，此阶段可以通过非光合植被（Non-photosynthetic vegetation，NPV）覆盖度监测成熟期农作物生长状况及分布[25－26]。在 750～900 nm，NPV 的一阶微分光谱反射率几乎都大于裸土，由此，利用 NDVI－NSSI 空间可以监测光合植被和非光合植被覆盖度变化。NSSI 与 NDVI 可由 Sentinel－2A 影像数据得到，其数学表达式为

$$NSSI=\frac{B_{8A}-B_6}{B_{8A}+B_6} \tag{1}$$

$$NDVI=\frac{B_8-B_4}{B_8+B_4} \tag{2}$$

式中，B_4、B_6、B_8、B_{8A} 分别为 Sentinel－2A 影像的 B4（中心波长为 665 nm）、B6（中心波长为 740 nm）、B8（中心波长为 842 nm）、B8A（中心波长为 865 nm）波段反射率。其中，B_4、B_8 采用均值法由 10 m 重采样至 20 m，得到分辨率 20 m 的 NDVI 与 NSSI。

2.1.1　线性混合像元分解

根据像元三分模型，混合像元由光合植被（PV）、非光合植被（NPV）、裸土（BS）3 种成分组成，则像元三分模型的数学表达式为

$$S=\sum f_iS_i=f_{PV}S_{PV}+f_{NPV}S_{NPV}+f_{BS}S_{BS} \tag{3}$$

$$N=\sum f_iN_i=f_{PV}N_{PV}+f_{NPV}N_{NPV}+f_{BS}N_{BS} \tag{4}$$

$$\sum f_i=f_{PV}+f_{NPV}+f_{BS}=1 \tag{5}$$

式中　S——Sentinel－2A 遥感影像像元 NSSI 值

N——Sentinel－2A 遥感影像像元 NDVI 值

S_{PV}、N_{PV}，S_{NPV}、N_{NPV}，S_{BS}、N_{BS} 分别表示 PV、NPV 与 BS 端元的 NSSI 和 NDVI 值，可通过由 NDVI－NSSI 空间确定的 PV、NPV、BS 纯端元计算得到；f_{PV}、f_{NPV}、f_{BS} 分别表示像元内 PV、NPV 和 BS 的覆盖度。

在研究区内 PV、NPV 与 BS 纯端元的 NSSI 和 NDVI 值已知时，可以通过解算式（3）～（5）组成的方程组得到 f_{PV}、f_{NPV}、f_{BS} 值。最后，由 f_{NPV} 确定成熟期农作物的空间分布。

2.1.2　基于 NSSI－NDVI 空间的纯端元提取

将遥感影像像元投影到由 NDVI 与 NSSI 组成的空间中，可以构成如图 2 所示的三角空间。三角形的 3 个顶点分别代表裸土、植被、非光合植被的纯端元，三角内部像元代表了不同“裸土－光合植被－非光合植被”丰度组合的像元。

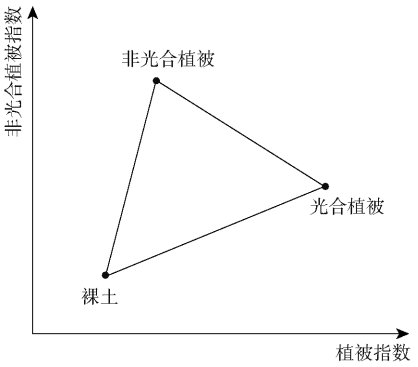

图 2 NDVI－NSSI 空间示意图

Fig. 2 Diagram of NDVI－NSSI space

图 2 中 NDVI－NSSI 空间 3 个顶点提取的像元作为 PV、NPV 和 BS 的纯端元。

2.2 基于光谱特征的油菜提取方法

由于研究区内冬小麦与油菜具有相似的生长期，由混合像元分解提取的成熟期农作物主要包括小麦与油菜，因此，需要进一步区分冬小麦与油菜。油菜在 3 月开花期间，花瓣呈现出明显的亮黄色，可以利用此时期光谱特征识别出油菜，通过 HSV 变换提取出油菜范围，进而提取识别出成熟期小麦空间分布。

HSV 变换是一个有效并被广泛应用的图像变换方法，在 HSV 颜色空间中，H 分量代表颜色，S 分量代表颜色纯度，V 分量代表颜色亮度[27]。遥感影像一般表示为 RGB 颜色空间，利用标准颜色空间转换实现 RGB 空间到 HSV 空间的转换，其数学表达式为

$$\begin{cases} H=\begin{cases} 0 & (V=\min(R,G,B)) \\ \mathrm{mod}\left(\dfrac{60(G-B)}{V-\min(R,G,B)}+360,360\right) & (V=R) \\ \dfrac{60(B-R)}{V-\min(R,G,B)}+120 & (V=G) \\ \dfrac{60(R-G)}{V-\min(R,G,B)} & (V=B) \end{cases} \\ V=\max(R,G,B) \\ S=\dfrac{V-\min(R,G,B)}{V} \end{cases} \tag{6}$$

由于油菜在开花期冠层为亮黄色，可以通过 S 分量与 V 分量提取油菜分布范围。

2.3 支持向量机与决策树分类法

支持向量机(Support vector machine, SVM)与决策树分类方法提取的作物类型信息将主要用于对 NDVI－NSSI 空间与 HSV 变换方法识别的农作物结果进行交叉对比验证。

SVM 以统计学习理论为基础，被广泛应用于遥感领域农作物分类研究。SVM 根据一定数量的样本特征值构建分类模型，通过核函数将输入向量映射到一个高维特征空间，构建最优分类超平面，实现目标的识别分类[28]。由 2021 年 5 月 21 日研究区 Sentinel－2A 单景影像数据，通过实地采集样本和目视解译获取的不同地物类型样本，提取出成熟期冬小麦与油菜。

决策树分类利用多时相遥感数据集，按照判别规则分层分级逐渐细分地物，定义决策树的各分支，实现地物分类与提取[22]。冬小麦与油菜具有相似的物候期，12 月处于分蘖期与长叶期，此时，其他水稻、玉米等农作物还未播种，表现为裸地；次年 6 月中旬冬小麦与油菜已收割表现为裸地，其他农作物未收割，由 12 月与 6 月中旬数据可以将冬小麦、油菜与其他作物区分开；3 月油菜处于开花期，NDVI 值较低，而冬小麦处于拔节期，NDVI 较高，可将冬小麦与油菜区分开。由此建起决策树，如图 3 所示。

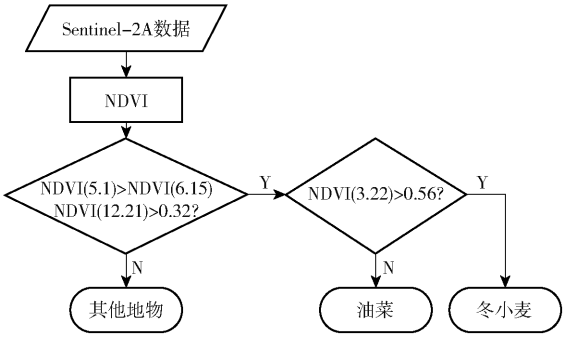

图 3 决策树模型

Fig. 3 Decision tree model diagram

2.4 技术路线

本研究通过构建 NDVI－NSSI 空间，结合 HSV 变换，识别成熟期冬小麦与油菜，技术路线如图 4 所示。

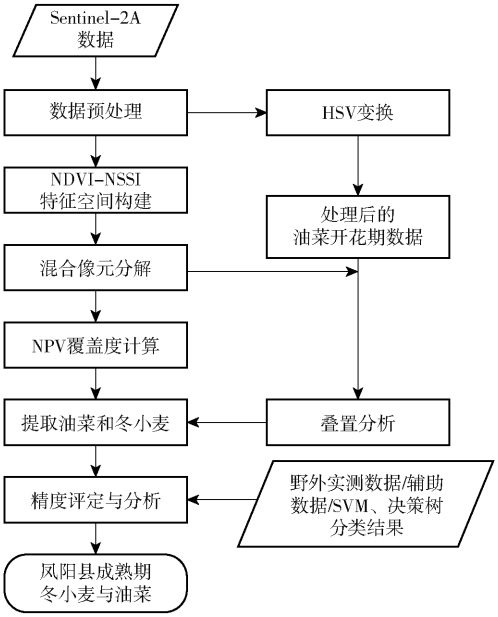

图 4 技术路线图

Fig. 4 Technical road

首先，Sentinel－2A 遥感影像预处理。主要包括重采样、波段融合、影像裁剪等工作；并利用归一化水指数、归一化建筑指数去除水体、建筑物。

其次，成熟期农作物面积提取。由 Sentinel－2A 数据计算 NSSI 与 NDVI，并构成特征空间，提取 PV、NPV 与 BS 的纯端元，通过混合像元分解法，得到非光合植被覆盖度，提取成熟期冬小麦与油菜等农作物。

然后，利用油菜开花期 Sentinel－2A 数据，通过 HSV 变换提取出油菜的覆盖范围。在提取的成熟期农作物的范围中，由叠置分析，提取出冬小麦。

最后，结合地面观测数据、辅助数据，以及 SVM 和决策树分类结果进行精度评价与分析。

3　结果与分析

3.1　三角空间混合像元分解法结果分析

选取 2021 年 5 月 21 日研究区 Sentinel－2A 多光谱数据，由式(1)、(2)计算得到 NSSI 与 NDVI，并组成散点图，如图 5 所示。该时期中一稻为分蘖期，玉米为拔节抽穗期，花生为出苗生长期，都处于光合作用旺盛的时期，可视作光合植物，NDVI 值较高，NSSI 值较低，如图 5 散点图中绿色圈区域。裸土的 NDVI 与 NSSI 值较低，生长中的植被 NDVI 值高，如图 5 散点图中红色圈区域。成熟期的冬小麦与油菜为非光合植被，NSSI 值较高，NDVI 值较低，如图 5 散点图中黑色圈区域。

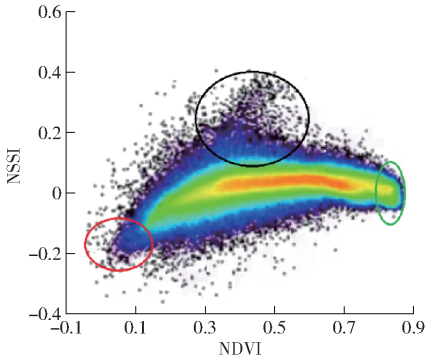

图 5　NDVI－NSSI 空间散点图

Fig. 5　Scatter plot of NDVI－NSSI space

3.2　冬小麦与油菜空间分布

研究区内像元在 NDVI－NSSI 空间中分布于 PV、NPV、BS 构成的三角空间中，通过三分像元分解模型求解 PV、NPV、BS 的覆盖度。结合实地观测数据，混合像元中 NPV 覆盖度占比大于 50% 的像元确定为成熟期农作物，此成熟期农作物为冬小麦和油菜，其空间分布如图 6 所示。

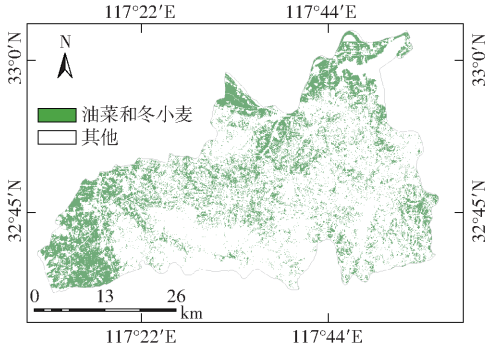

图 6　2021 年 5 月 21 日凤阳县成熟期农作物分布图

Fig. 6　Distribution map of mature crops in Fengyang County on 21 May of 2021

油菜在开花期呈现亮黄色的特征，由 2021 年 3 月 22 日 Sentinel－2A 遥感影像，通过 HSV 变化得到 S 分量与 V 分量，其阈值分别设为 0.3 与 0.09，提取出油菜分布范围，并通过叠置分析，分别得到研究区内成熟期冬小麦与油菜的空间分布，如图 7a 所示。SVM 分类法与决策树分类结果如图 7b 与图 7c 所示。

图 7 中，3 种方法提取到的冬小麦与油菜的空间分布相似，研究区内冬小麦与油菜种植面积大，分布广，尤其在北部与西北部平原地区。冬小麦作为主要的粮食作物在研究区内种植面积明显大于油菜，除在南部及东部山地区域外，北部及西北部分地区都有大面积集中种植；而油菜的种植则呈现零散分布，中部区域种植较多，东北部和西南部区域种植较少。

在农作物大面积种植区域，如北部临淮关镇地区(图 7 中黑色矩形区域)，3 种方法提出的冬小麦聚合程度高，边界清晰，空间分布基本一致，如图 8 所示，其中，分布于河流两侧，种植面积较小的油菜，

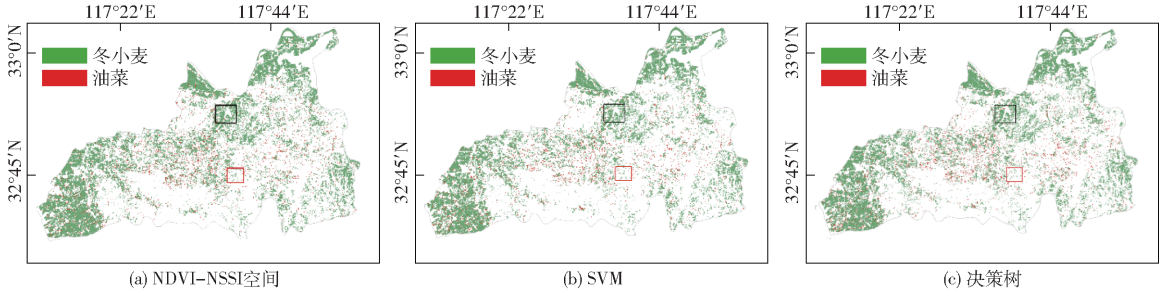

图 7　不同方法提取结果

Fig. 7　Results of crop map using different algorithms

NDVI－NSSI 空间方法能够较为完整地识别(图 8b),而一些田间道路,如图 8a 中部田间环形道路,SVM 法与决策树法将大部分道路识别为油菜,如图 8c、8d,未能将裸土与成熟期农作物区分开。凤阳县中部及东部地区,农作物种植面积较小,冬小麦与油菜分布较为零散,如中部总铺镇地区(图 7 中红色矩形区域),像元多为混合像元,相较于 SVM 与决策树法提取结果(图 9c、9d),NDVI－NSSI 空间方法能够更好地提取出零散分布的冬小麦与油菜,如图 9b 所示。

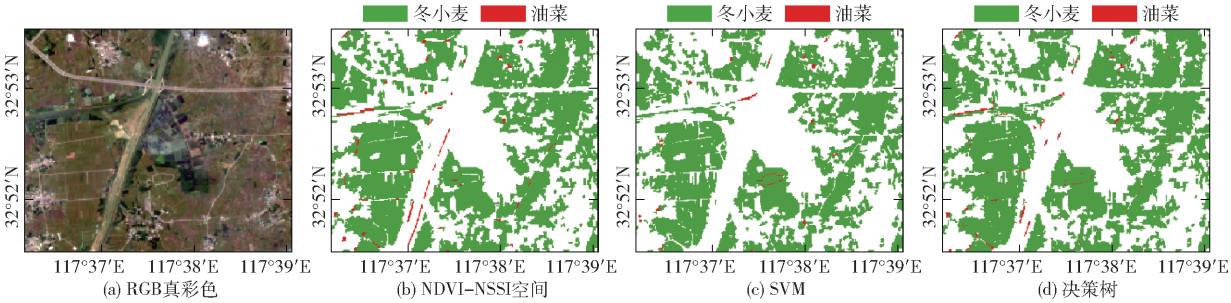

图 8 临淮关镇地区不同方法提取结果

Fig. 8 Results of different methods in Linhuaiguan area

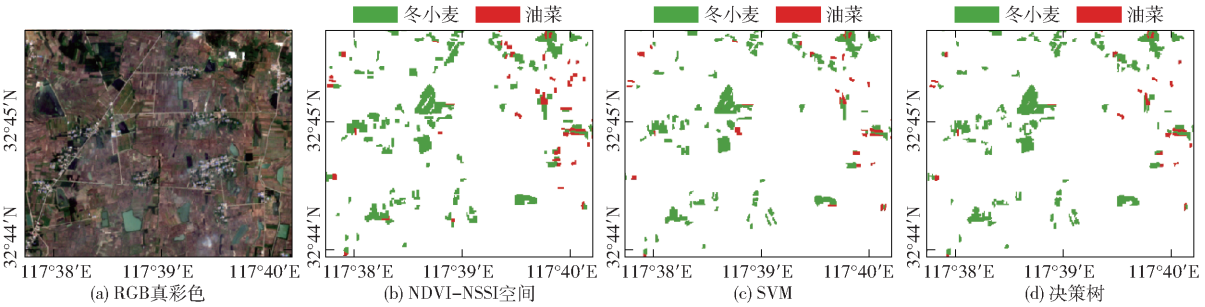

图 9 总铺镇地区不同方法提取结果

Fig. 9 Results of different methods in Zongpu area

3 种方法提取的冬小麦与油菜的种植面积相比较(图 10),NDVI－NSSI 空间方法提取的冬小麦与油菜的面积最大,SVM 方法提取到的面积最小,决策树方法与 NDVI－NSSI 空间方法提取的冬小麦与油菜种植面积较为接近。

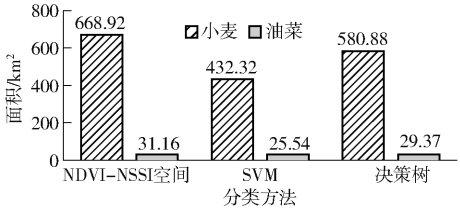

图 10 冬小麦与油菜种植面积统计图

Fig. 10 Histogram of planting area of winter wheat and rape

3.3 精度分析

不同方法提取到的冬小麦和油菜的用户精度、制图精度、总体精度及 Kappa 系数如表 2 所示。

表 2 中,NDVI－NSSI 空间法的总体精度最高(95.34%),Kappa 系数为 0.904,高于 SVM 分类法(91.66%,Kappa 系数为 0.813)与决策树分类方法(92.39%,Kappa 系数为 0.838)。冬小麦与油菜的制图精度与用户精度也都高于 SVM 与决策树。3 种方法识别的冬小麦的制图精度高于油菜的提取精度,用户精度相似。

表 2 不同分类结果精度

Tab. 2 Evaluation of classification results

分类方法	作物类别	制图精度/%	用户精度/%	总体精度/%	Kappa 系数
NDVI－NSSI 空间	油菜	94.44	94.40	95.34	0.904
	冬小麦	96.00	95.91		
SVM	油菜	87.27	92.31	91.66	0.813
	冬小麦	94.81	91.08		
决策树	油菜	88.57	93.10	92.39	0.838
	冬小麦	94.73	91.25		

3.4 讨论

利用 2 景 Sentinel－2A 数据提取成熟期冬小麦、油菜空间分布,通过 65 个地面采样点和 50 个辅助数据的采样点对结果进行精度分析,总体精度在 95.34%,Kappa 系数为 0.904,高于采用单一时相的 SVM 分类法与多时相数据的决策树分类结果,3 种方法主要差异在于凤阳县中部与南部地区种植面积小,分布较为零散的冬小麦与油菜的识别。该地区以侵蚀剥蚀山、丘陵为主,农田多以零散不规则形状分布,面积较小,水田、裸地分布较多,成熟期冬小麦、油菜等光谱特征与裸地相似,且多为混合像元,SVM 与决策树分类法易将成熟期的农作物识别为裸地,而 NDVI－NSSI 空间与 HSV 变换方法,能够将

具有相似光谱的成熟期冬小麦、油菜与土壤背景分离，在一定程度上减少了“异物同谱”的影响。

NDVI－NSSI 空间与 HSV 变换方法能够提取出面积较小的冬小麦与油菜，总面积大于 SVM 与决策树分类法提取结果。被错分的主要为一些非成熟期农作物因干旱、病虫害等引起枯萎、死亡，成为非光合植被，易被提取为成熟期农作物，同时，种植时间、方式等因素影响，遥感影像成像日期内，个别区域冬小麦、油菜未完全成熟，NDVI 值较高，易被识为光合植被，都会造成结果被错分、漏分。

研究中还有一些不足之处，首先，该研究中由 NDVI－NSSI 空间方法提取出成熟期的农作物，需要借助 HSV 变换方法分离出冬小麦与油菜，具有相似成熟期的不同农作物识别时，可能需要借助其他数据与方法识别。其次，很多农作物成熟期雨水天气较多，受云覆盖等影响，有效遥感数据的获取会受到一定限制，但随着长时序遥感数据重建及去云处理等研究的深入，可以进一步提高数据的可获取性及方法的可操作性。

4　结论

（1）通过 NDVI－NSSI 空间可以有效地提取出光合植被、非光合植被、裸土纯端元，将具有相似光谱的成熟期植被与土壤背景区分开，减小“异物同谱”的影响，为成熟期农作物的识别提供了简便的方法，也为提取农作物成熟期内的裸地以及与裸地具有相似波谱的地物提供了新的思路与方法。

（2）NDVI－NSSI 空间与 HSV 变换相结合，可以有效识别非光合植被，提取小面积、混合像元的成熟期冬小麦与油菜。其中，NSSI 参数的引入对成熟期农作物识别具有很大贡献。同时，该方法具有需求数据少，可操作性好的优势，也为油菜的遥感识别，以及分离具有相似成熟期的农作物提供了新的方法。

参　考　文　献

[1] 宋茜，周清波，吴文斌，等. 农作物遥感识别中的多源数据融合研究进展[J]. 中国农业科学，2015，48(6)：1122－1135.
SONG Qian, ZHOU Qingbo, WU Wenbin, et al. Research progress on multi-source data fusion in crop remote sensing identification[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2015,48(6): 1122－1135. (in Chinese)

[2] 陈仲新，任建强，唐华俊，等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报，2016，20(5)：748－767.
CHEN Zhongxin, REN Jianqiang, TANG Huajun, et al. Application progress and prospect of agricultural remote sensing research[J]. Journal of Remote Sensing, 2016,20(5): 748－767. (in Chinese)

[3] 梁顺林，白瑞，陈晓娜，等. 2019 年中国陆表定量遥感发展综述[J]. 遥感学报，2020，24(6)：618－671.
LIANG Shunlin, BAI Rui, CHEN Xiaona, et al. Review of the development of land table quantitative remote sensing in China in 2019[J]. Journal of Remote Sensing, 2020,24(6): 618－671. (in Chinese)

[4] ZHANG Lan, ZHANG Yanhong. Object-oriented crop classification based on UAV remote sensing imagery[J]. Global Geology, 2022,25(1):60－68.

[5] 全璟，王渊，王新生，等. 用遥感影像提取大别山区水稻种植面积——以 Landsat 8 为例[J]. 中国农学通报，2019，35(1)：104－111.
QUAN Jing, WANG Yuan, WANG Xinsheng, et al. Extraction of rice planting area in Dabie Mountain by remote sensing image: taking Landsat 8 as an example[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2019,35(1):104－111. (in Chinese)

[6] 韩花. 基于监督分类的土地利用动态变化监测及其信息自动提取[D]. 西安：长安大学，2012.
HAN Hua. Dynamic monitoring and automatic extraction of land use change information with supervised classification[D]. Xi'an: Changan University, 2012. (in Chinese)

[7] 冯齐心，杨辽，王伟胜，等. 基于时序光谱重构的卷积神经网络遥感农作物分类[J]. 中国科学院大学学报，2020，37(5)：619－628.
FENG Qixin, YANG Liao, WANG Weisheng, et al. Remote sensing crop classification by convolutional neural network based on temporal spectral reconstruction[J]. Journal of the University of Chinese Academy of Sciences, 2020,37(5): 619－628. (in Chinese)

[8] PRADEEP K, GUPTA D K, VARUN N M, et al. Comparison of support vector machine, artificial neural network, and spectral angle mapper algorithms for crop classification using LISS IV data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2015,36(6): 1604－1617.

[9] HUNT M L, BLACKBURN G A, CARRASCO L, et al. High resolution wheat yield mapping using Sentinel－2[J]. Remote Sensing of Environment, 2019,233: 111410－111425.

[10] DOBRINI D, GAPAROVI M, MEDAK D. Sentinel－1 and 2 time-series for vegetation mapping using random forest classification: a case study of northern Croatia[J]. Remote Sensing, 2021, 13(12):2321－2341.

[11] 宋茜. 基于 GF－1/WFV 和面向对象的农作物种植结构提取方法研究[D]. 北京：中国农业科学院，2016.
SONG Qian. Object-based image analysis with machine learning algorithms for cropping pattern mapping using GF－1/WFV imagery[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2016. (in Chinese)

[12] 焦计晗，张帆，张良，基于改进 AlexNet 模型的油菜种植面积遥感估测[J]. 计算机测量与控制，2018，26(2)：186－189.

JIAO Jihan, ZHANG Fan, ZHANG Liang. Remote sensing estimation of rape planting area based on improved AlexNet model [J]. Computer Measurement & Control, 2018, 26(2): 186 - 189. (in Chinese)

[13] 聂松伟. 基于无人机多光谱遥感的冬小麦长势指标监测[D]. 乌鲁木齐:新疆农业大学,2022.
NIE Songwei. Monitoring of winter wheat growth index based on UVA multi-spectral remote sensing[D]. Urumqi: Xinjiang Agricultural University, 2022. (in Chinese)

[14] 王佳宇. 多尺度无人机影像的冬小麦长势监测与产量估算研究[D]. 鞍山:辽宁科技大学,2022.
WANG Jiayu. Monitoring winter wheat growth and yield estimation with multi-scale UAV images[D]. Anshan: University of Science and Technology Liaoning, 2022. (in Chinese)

[15] 申华磊, 苏歆琪, 赵巧丽,等. 基于深度学习的无人机遥感小麦倒伏面积提取方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 252 - 260,341.
SHEN Hualei, SU Xinqi, ZHAO Qiaoli, et al. Extraction of lodging area of wheat varieties by unmanned aerial vehicle remote sensing based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 252 - 260, 341. (in Chinese)

[16] 余新华,赵维清,朱再春,等. 基于遥感和作物生长模型的多尺度冬小麦估产研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(7):2205 - 2211.
YU Xinhua, ZHAO Weiqing, ZHU Zaichun, et al. Study on multiscale winter wheat yield estimation based on remote sensing and crop growth model[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(7): 2205 - 2211. (in Chinese)

[17] VINTROU E, DESBROSSE A, BÉGUÉ A, et al. Crop area mapping in west Africa using landscape stratification of MODIS time series and comparison with existing global land products[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 14(1): 83 - 93.

[18] 吴风华, 郎婷婷, 江东,等. 京津冀地区冬小麦播种面积快速提取技术研究[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(16):224 - 229.
WU Fenghua, LANG Tingting, JIANG Dong, et al. Research on the rapid extraction technology of winter wheat sown area in the Beijing - Tianjin - Hebei region[J]. Jiangsu Agricultural Science, 2019, 47(16): 224 - 229. (in Chinese)

[19] 郭昱杉,刘庆生,刘高焕,等. 基于 MODIS 时序 NDVI 主要农作物种植信息提取研究[J]. 自然资源学报,2017,32(10): 1808 - 1818.
GUO Yushan, LIU Qingsheng, LIU Gaohuan, et al. Extraction of main crops in Yellow River delta based on MODIS NDVI time series[J]. Journal of Natural Resources, 2017, 32(10): 1808 - 1818. (in Chinese)

[20] WARDLOW B D, EGBERT S L. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data: an assessment for the U.S. central great plains[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(3): 1096 - 1116.

[21] 李长春,陈伟男,王宇,等. 基于多源 Sentinel 数据的县域冬小麦种植面积提取[J]. 农业机械学报,2021,52(12):207 - 215.
LI Changchun, CHEN Weinan, WANG Yu, et al. Extraction of county winter wheat planting area based on multi-source Sentinel data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(12): 207 - 215. (in Chinese)

[22] 杜保佳,张晶,王宗明,等. 应用 Sentinel - 2A NDVI 时间序列和面向对象决策树方法的农作物分类[J]. 地球信息科学学报,2019,21(5):740 - 751.
DU Baojia, ZHANG Jing, WANG Zongming, et al. Applied Sentinel - 2A NDVI time-series and object-oriented decision tree methods for crop classification[J]. Journal of Earth Information Science, 2019, 21(5): 740 - 751. (in Chinese)

[23] 王晓晓,韩留生,杨骥,等. Sentinel - 2 与 Landsat 8 数据组合下的多特征冬小麦面积提取[J]. 测绘通报,2022(3):111 - 115.
WANG Xiaoxiao, HAN Liusheng, YANG Ji, et al. Multi-characterized winter wheat area extraction under a combination of Sentinel - 2 and Landsat 8 data[J]. Surveying and Mapping Bulletin, 2022(3): 111 - 115. (in Chinese)

[24] GONG Peng, LIU Han, ZHANG Meinan, et al. Stable classification with limited sample: transferring a 30-m resolution sample set collected in 2015 to mapping 10-m resolution global land cover in 2017[J]. Science Bulletin, 2019, 64(6): 370 - 373.

[25] 姬翠翠,杨雪梅,陈芳,等. 典型干旱区甘肃民勤光合/非光合植被覆盖度时空演变分析[J]. 长春工程学院学报(自然科学版),2021,22(2):127 - 135.
JI Cuicui, YANG Xuemei, CHEN Fang, et al. Analysis and temporal evolution of photosynthetic/nonphotosynthetic vegetation coverage in typical arid areas[J]. Journal of Changchun Institute of Engineering (Natural Science edition), 2021, 22(2): 127 - 135. (in Chinese)

[26] 马中刚,孙华,王广兴,等. 基于 Landsat 8 - OLI 的荒漠化地区植被覆盖度反演模型研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2016,36(9):12 - 18,141.
MA Zhonggang, SUN Hua, WANG Guangxing, et al. Study on the inversion model of vegetation cover in desertification areas based on Landsat 8 - OLI[J]. Journal of Central South University of Forestry and Technology, 2016, 36(9): 12 - 18, 141. (in Chinese)

[27] 王东,方圣辉,王政. 基于光谱特征和颜色特征的油菜提取研究[J]. 农业机械学报,2018,49(3):158 - 165.
WANG Dong, FANG Shenghui, WANG Zheng. Rape seed extraction study based on spectral and color characteristics[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3): 158 - 165. (in Chinese)

[28] 郭交,朱琳,靳标. 基于 Sentinel - 1 和 Sentinel - 2 数据融合的农作物分类[J]. 农业机械学报,2018,49(4):192 - 198.
GUO Jiao, ZHU Lin, JIN Biao. Crop classification based on data fusion of Sentinel - 1 and Sentinel - 2[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 192 - 198. (in Chinese)