

结合 Sentinel-2 光谱与纹理信息的 冬小麦作物茬覆盖度估算

蔡文婷, 赵书河, 王亚梅, 彭凡晨

1. 南京大学 地理与海洋科学学院, 南京 210023;
2. 南京大学 中国南海研究协同创新中心, 南京 210023;
3. 南京大学 江苏省地理信息技术重点实验室, 南京 210023

摘要: 作物茬覆盖度的估算对于探究农业耕作方式对周围环境的影响具有十分重要的意义。目前, 基于多光谱影像的作物茬指数是作物茬覆盖度估算的常用方法。然而, 在作物茬高覆盖区域, 指数法容易出现“饱和”现象。已有研究表明结合影像的光谱与纹理信息有助于改善指数法的“饱和”问题。Sentinel-2 作为一颗多光谱卫星, 空间分辨率可达 10 m, 与 Landsat OLI 相比, 具有更丰富的纹理信息。因此, 探究 Sentinel-2 光谱与纹理信息相结合在作物茬覆盖度估算上的潜力具有重要意义。本文以山东省禹城市为研究区, 分析了 Sentinel-2 各波段反射率、归一化差值指数以及不同窗口大小下灰度共生矩阵统计量等遥感因子与野外实测作物茬覆盖度的相关性, 并利用最优子集法对遥感因子进行筛选, 构建作物茬覆盖度的最优估算模型。同时, 使用留一法交叉验证对模型进行评价。结果表明在单因子分析中, 归一化差异耕作指数 NDTI (Normalized Difference Residue Index) 与作物茬覆盖度的相关性最好, 相关系数达 0.735。使用 NDTI、5×5 窗口下 Sentinel-2 8A 波段的相关性统计量以及 12 波段的方差统计量构建的多元方程是作物茬覆盖度估算的最优模型, 相关系数为 0.869, 均方根误差为 11%。与仅使用光谱信息的最优模型相比, 相关系数提高了 0.094, 均方根误差下降了 3.5%。可见, 结合 Sentinel-2 的纹理信息有助于提高作物茬覆盖度的估算精度。

关键词: Sentinel-2, 作物茬覆盖度, 作物茬指数, 灰度共生矩阵, 纹理窗口, 最优子集回归, Landsat OLI

引用格式: 蔡文婷, 赵书河, 王亚梅, 彭凡晨. 2020. 结合 Sentinel-2 光谱与纹理信息的冬小麦作物茬覆盖度估算. 遥感学报, 24(9): 1108-1119

Cai W T, Zhao S H, Wang Y M and Peng F C. 2020. Estimation of winter wheat residue cover using spectral and textural information from Sentinel-2 data. Journal of Remote Sensing(Chinese), 24(9): 1108-1119[DOI:10.11834/jrs.20208471]

1 引言

作物茬指的是农作物(如小麦、玉米、大豆等)在收割之后, 残留在农田里的物质(Daughtry 等, 2004)。作为覆盖在土壤表层的一层“保护膜”, 作物茬可以极大程度地减少水土流失, 改善耕地质量(Lemke 等, 2010; Daughtry 等, 2018)。同时, 作物茬对于减小地表温度日变化量, 抑制耕地表层水分蒸发, 保持土壤水分具有重要作用(陈素英等, 2005)。因此, 将作物茬保留在耕地

表层, 可以有效地提高农作产量, 实现可持续耕种(Wilhelm 等, 2004)。从环境保护的角度考虑, 秸秆还土与直接焚烧的方式相比, 可以大量减少 CO₂ 等温室气体, CO、氮氧化物、苯等有害气体的排放, 改善空气质量(朱彬等, 2010; Yin 等, 2017; Kim Oanh 等, 2018)。通过对农田中作物茬覆盖度信息的获取, 不仅可以了解保育性农业在区域的推广情况, 更可以探究其对生态环境的影响(Smith 等, 2012; 张森等, 2011a)。因此, 定量估算农田中的作物茬覆盖度具有重要意义。

收稿日期: 2018-12-10; 预印本: 2019-04-11

基金项目: 国家自然科学基金(编号:41671429); 国家重点研发计划(编号:2016YFB0502503)

第一作者简介: 蔡文婷, 1995年生, 女, 硕士研究生, 研究方向为资源环境遥感。E-mail: cwt52@foxmail.com

通信作者简介: 赵书河, 1971年生, 男, 副教授, 研究方向为陆表参数获取与反演、土地覆盖与全球变化、农业灾害与粮食安全。E-mail: zhaosh@nju.edu.cn

遥感技术因其在时间, 空间尺度上的优势而具有快速、大范围、准确监测作物茬覆盖度的能力。目前已成为作物茬覆盖度估算的主要方法。VanDeventer 等 (1997) 通过对 TM 影像各个波段亮度值及其组合的分析, 发现基于 TM 第 5 和第 7 波段的归一化差异耕作指数 NDTI (Normalized Difference Tillage Index) 对作物茬的估算最为有效。随后, Qi 等 (2002) 基于 TM 的第 3 和第 5 波段提出的归一化衰败植被指数 NDSVI (Normalized Difference Senescent Vegetation Index) 与 Gelder 等 (2009) 基于 TM 第 3 和第 7 波段提出的归一化差值残茬指数 NDRI (Normalized Difference Residue Index) 则分别被证明更适用于土壤湿度较大与存在绿色植被两种情况下的作物茬覆盖度估算。Quemada 等 (2018) 则利用了湿度指数对波段反射率进行湿度校正, 然后利用校正后的反射率计算 NDTI 对作物茬覆盖度进行估算, 以消除水分的影响。国内, 张森等 (2011b) 则针对国产环境星数据 (HJ-1) 的特点, 提出利用基于红外多光谱成像仪 (IRS) 近红外与短波红外波段的作物茬指数对山东禹城的作物茬覆盖度进行反演。由此可见, 基于多光谱影像的作物茬指数是作物茬覆盖度估算的研究重点。

目前, 使用影像的光谱信息对作物茬覆盖度进行估算是一个重要的研究手段。但光谱信息的局限在于, 在作物茬覆盖度较高的地区, 容易因为饱和而降低预测精度 (Galloza 等, 2013)。纹理信息作为影像的衍生数据, 揭示了图像灰度的空间变化规律与空间相关性, 逐渐被应用到了作物茬覆盖度的估算模型中。Jin 等 (2015) 利用 Landsat OLI 数据的光谱与纹理信息对作物茬覆盖度进行估算, 结果表明纹理信息的加入可以有效提高模型的估算精度。Najafi 等 (2018) 在对 Landsat OLI 影像进行面向对象分割的基础上, 亦发现了纹理信息与作物茬覆盖度具有一定的相关性。可见, 纹理信息对于作物茬覆盖度的估算具有一定的作用。

对于遥感影像而言, 影像的空间分辨率越高, 纹理信息也越为丰富。但常见的高分数据 (如 Quickbird 与 IKONOS) 的波段范围往往仅限于可见光与近红外波段, 缺少对作物茬敏感的短波红外数据, 因此较难应用到相关的研究当中。欧空局发射的 Sentinel-2 数据, 在一定程度上综合了这两方面的需求。Sentinel-2 是一颗多光谱的光学遥感

卫星。它设置了从蓝绿波段到短波红外的 13 个波段, 数据的空间分辨率为 10 m、20 m 或 60 m。与 Landsat OLI 相比, Sentinel-2 能够提供更为丰富的光谱与纹理信息。同时, A、B 星的设置使得 Sentinel-2 数据的时间分辨率缩短至 5 d, 因此拥有更为丰富的影像数据。Sentinel-2 新增的红边波段同样使其在作物茬覆盖度上具有更大潜力 (郑阳等, 2017)。

冬小麦是中国的主要粮食作物之一, 探究冬小麦作物茬覆盖度以及保护性农业的推广情况对于粮食生产与环境保护至关重要。本文利用 Sentinel-2 数据提取了波段反射率、作物茬指数以及纹理等遥感因子, 分析了各项因子与作物茬覆盖度的相关性, 并利用最优子集法对遥感因子进行筛选, 构建作物茬覆盖度的多元回归模型。同时, 分析不同窗口设置提取的纹理因子对作物茬覆盖度估算的影响, 获得纹理提取的最佳窗口大小, 并比较了作物茬指数以及采用作物茬指数与纹理因子相结合两种情况下的模型估算能力, 为精确估算作物茬覆盖度提供了参考。同时, Landsat OLI 影像也使用了同样的方法对作物茬覆盖度进行估算, 以比较 Sentinel-2 数据与 Landsat OLI 数据在作物茬覆盖度估算上的性能。

2 研究区及数据

研究区位于山东省禹城市, 如图 1 所示。当地种植模式为冬小麦与夏玉米轮作, 一年两季。冬小麦的播种时间为 10 月上旬, 收获时间为次年 6 月。

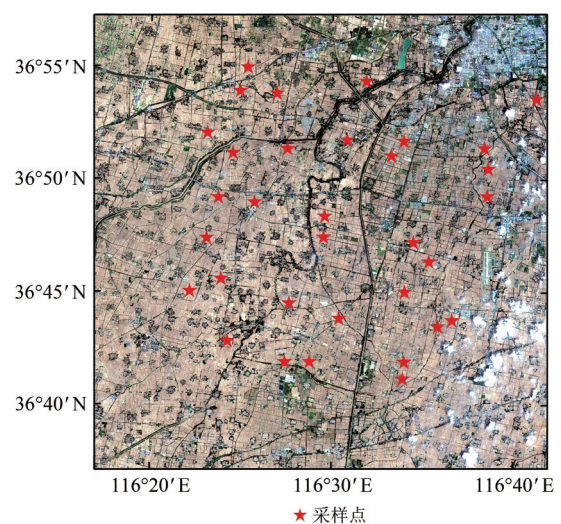


图 1 研究区 Sentinel-2 真彩色合成图以及样地分布状况
Fig.1 The location of study area and samples in Sentinel-2 true color image

2.1 遥感数据获取与预处理

本文所使用的 Sentinel-2 影像获取时间为 2018-06-14, 数据包含 13 个波段, 不同波段的空分辨率如表 1 所示。数据的下载地址为欧空局官网。下载的数据为 L1C 级数据, 已经过几何校正, 但仍需进行大气校正。本实验使用 Sen2Cor 模型对哨兵数据进行大气校正, 并使用欧空局提供的 SNAP 软件对数据进行重采样, 通过最邻近距离法将各个波段的空分辨率重采样至 10 m。B1, B9 以及 B10 波段由于空分辨率较低, 重采样至 10 m 后误差较大, 因此不参与建模。

本文同样也使用了 2018-05-03 与 2018-06-20 禹城地区的 Landsat OLI 影像, 用于冬小麦种植区域的提取与作物茬覆盖度的估算。影像的下载地址为美国地质勘探局官网。下载的数据为 L1 级, 需进行辐射定标与大气校正。本文使用 FLAASH 大气校正模型对 Landsat OLI 数据进行大气校正, 校正过程在 ENVI 5.3 中完成。

表 1 Sentinel-2 波段参数信息

Table 1 The bands information of Sentinel-2

波段号	中心波长/nm	波段宽度/nm	空分辨率/m
B1	443	20	60
B2	490	65	10
B3	560	35	10
B4	665	30	10
B5	705	15	20
B6	740	15	20
B7	783	20	20
B8	842	115	10
B8A	865	20	20
B9	945	20	60
B10	1375	30	60
B11	1610	90	20
B12	2190	180	20

2.2 野外数据获取与预处理

野外数据的获取时间为 2018-06-10 至 2018-06-20。本次野外采样一共设置了 30 个样地, 每个样地大小为 30 m×30 m, 分布位置如图 1 所示。每个样地中, 均匀分布有 5 个样方, 每个样方大小为 1 m×1 m。在样方上摆放 1 m×1 m 的铁丝框, 同时使用相机垂直于地面进行拍摄, 以获取样方的作物茬覆盖度信息。使用 ASD FieldSpec3 HR 光谱仪

测量每个样方的光谱数据, 测量视场角为 25°, 测量高度为 1.2 m。每个样方测量 5 次, 一次测量 5 条光谱曲线, 以获取样方整体的光谱信息。使用 GPS 测量每个样地中心的经纬度信息, 用于实地信息与影像信息的对应。

对于野外采集的光谱数据, 主要进行取平均与曲线平滑等处理。每个样方采集的 25 条光谱曲线, 在剔除差异较大的光谱曲线后, 对其取平均, 可以获得代表样方的光谱曲线。使用 Savitzky-Golay 滤波法对求平均得到的光谱曲线进行平滑处理, 可以极大程度消除数据噪声, 提高数据质量。

通过对野外采集的照片进行分类, 可以获得样方的作物茬覆盖度信息。本研究首先对照片进行裁剪, 保留铁丝框内的照片信息。接着, 使用 eCognition 软件对照片进行分割, 分割尺度设为 20。在该尺度下, 作物茬与土壤可以较好地被区分开来。Najafi 等 (2018) 研究发现, 亮度信息与作物茬覆盖度信息的相关性较高。因此, 本文利用亮度小于 50 的条件将土壤信息提取出来。同时, 采用目视解译对分类结果进行修改。最后, 通过计算作物茬覆盖的像素数目, 可以获得样方的作物茬覆盖度。5 个样方的作物茬覆盖度取平均即为样地的作物茬覆盖度。图 2 为一张地面观测照片的局部及其分类结果, 从图中可以看出, 分类结果比较接近真实情况。表 2 为 30 个样地作物茬覆盖度的统计信息。



(a) 原始图片 (b) 裸土提取结果
(a) Original photo (b) Result photo

图 2 原始照片及其处理结果

Fig.2 Original photo and the processing result

表 2 30 个样地作物茬覆盖度的统计信息

Table 2 Statistical information of crop residues coverage in 30 samples

数据集	最小值	最大值	平均值	方差
野外采样样地	7.23	81.02	65.02	17.58

3 研究方法

为了评价 Sentinel-2 影像的光谱与纹理信息在

作物茬覆盖度估算上的潜力, 本文主要进行了遥感因子的提取、最优子集回归建模以及冬小麦种植区域识别等内容, 实验的流程图如图 3 所示。

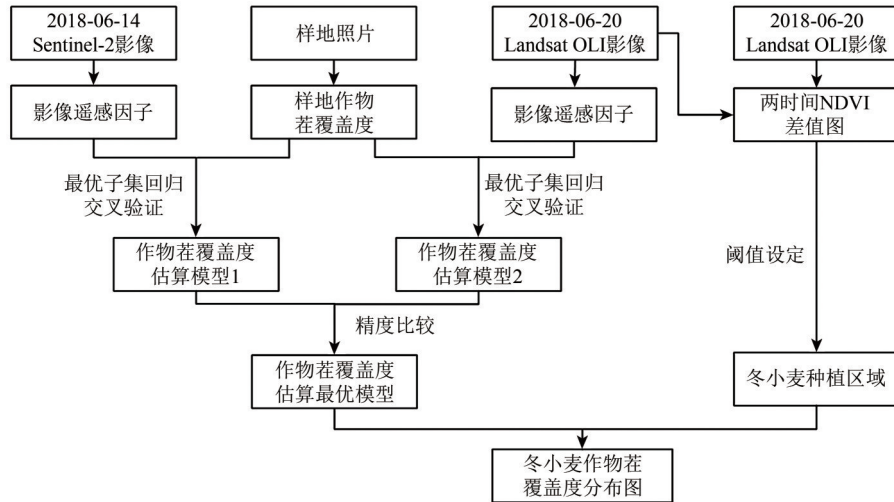


图3 实验流程图

Fig.3 The flow chart

3.1 作物茬指数与纹理信息的提取

根据样地中心的经纬度信息, 将样地对应到遥感影像上, 可以提取对应像元的遥感特征。归一化差值指数是作物茬覆盖度估算的常用方法。它能较好地突出作物茬与土壤的光谱差异。基于 Landsat 数据提取的 NDTI、NDSVI 与 NDRI 等指数皆被证明具有较好的效果。而 Sentinel-2 数据与 Landsat 数据相比, 在红边与近红外处新增了 4 个波段。为了探究 Sentinel-2 所有波段的作物茬估算能力, 本文将 Sentinel-2 的 10 个波段 (除了第 1、9 与 10 波段) 两两构成指数, 生成了 45 个归一化差值指数, 以用于作物茬覆盖度的估算。归一化差值指数的具体计算方式如下

$$NDI_{(i,j)} = \frac{B_i - B_j}{B_i + B_j} \quad (1)$$

式中, i 和 j 表示 Sentinel-2 影像的第 i 和 j 波段, B_i 和 B_j 分别表示第 i 和 j 波段的反射率。

目前, 有较多的方法可用于图像纹理特征的提取。其中, 应用最为广泛的是基于灰度共生矩阵的纹理提取方法。它由 Haralick 等在 1973 年提出, 利用 8 个纹理统计量来描述区域的纹理特征。这 8 个纹理统计量分别是均值 ME (mean), 方差 VA (variance), 协同性 HO (homogeneity), 对比度 CO (contrast), 异质性 DI (dissimilarity), 熵

EN (entropy), 二阶矩 SM (second moment) 和相关性 CC (correlation)。使用 Envi 5.1 对 Sentinel-2 的 10 个波段进行 8 个纹理特征的提取, 可生成 80 个纹理统计量用于作物茬覆盖度的反演。纹理提取过程中, 考虑窗口大小对纹理特征提取的影响, 将移动窗口大小分别设置为 3×3, 5×5, 7×7, 9×9, 11×11, 13×13 以及 15×15, 以分析在不同窗口大小下各个纹理统计量对作物茬覆盖度的估算能力。同时采用默认的 0 度方向和 1 个像元间隔对纹理进行计算。

同样地, 对于 2018-06-20 的 Landsat OLI 影像, 也进行了归一化指数与纹理的计算, 以用于比较 Landsat OLI 与 Sentinel-2 在作物茬覆盖度估算上的性能。由于 Landsat OLI 的空间分辨率为 30 m, 因此只计算了其在 3×3, 5×5 和 7×7 窗口下的纹理信息。

3.2 各项遥感因子与实测作物茬覆盖度相关性分析

对于 Sentinel-2 数据, 本文采用的遥感因子包括 10 个波段反射率, 45 个归一化差值指数以及 80 个纹理统计量。分析各个遥感因子与野外实测作物茬覆盖度的相关关系, 对于构建作物茬覆盖度估算的最优模型十分重要。本文使用了遥感因子与作物茬覆盖度的 Pearson's 相关系数及其显著

性对遥感因子进行评价。Pearson's 相关系数的计算方法如式 (2) 所示。

$$R = \frac{N \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{N \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{N \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2}} \quad (2)$$

式中, R 为遥感因子与作物茬覆盖度实测值的相关系数, N 为样本数。

3.3 最优子集回归建模与验证

本文采用最优子集法构建作物茬覆盖度的最优估算模型。最优子集法是一种将所有备选自变量的所有组合作为模型子集进行回归建模的方法。对于一个有 n 个自变量的模型而言, 最优子集法能产生 $2^n - 1$ 个子模型, 然后, 通过 4 个原则对所有的子模型进行选择。这 4 个原则分别是: (1) 拟合度 R^2 最大; (2) 贝叶斯信息量 BIC 最小; (3) CP 统计量最小; (4) 模型的验证精度最大。对这 4 个指标进行归一化, 并综合评价所有模型的各个指标, 可以确定出最优模型的自变量组合。当模型的自变量之间存在共线性时, 模型对验证集的反演能力会较差。本文使用方差膨胀因子 VIF (Variance Inflation Factor) (Theil, 1971) 判断最优模型自变量之间的共线性问题, 方差膨胀因子的计算公式如下

$$VIF = \frac{1}{1 - R_i^2} \quad (3)$$

式中, R_i^2 为以第 i 个特征为响应变量, 其余所有特征为解释变量进行线性回归得到的 R 方值。一般认为 VIF 超过 10 时存在严重的共线性。去除存在共线性问题的自变量后, 利用剩余的自变量对作物茬覆盖度进行估算, 即得到最佳的估算模型。本研究主要使用 R 语言的 leaps 包和 car 包实现最优子集回归以及变量共线性问题的检验。

本文采用留一法交叉验证对模型进行评价。模型的精度由均方根误差 RMSE (Root Mean Square Error) 以及模型估算值与实测值的相关系数 R 来衡量。RMSE 越低, R 越高, 模型的准确性越高。RMSE 的计算公式如下

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - z_i)^2}{N}} \quad (4)$$

式中, y_i 表示第 i 个样方作物茬覆盖度的实测值, z_i 表示第 i 个样方的模型估测值, N 为样本总数。

3.4 冬小麦种植区域识别

利用多时相遥感影像提取的 NDVI 时间序列, 可用于冬小麦种植区域的提取 (黄健熙等, 2016; 王连喜等, 2016)。前人的研究表明, 禹城地区的冬小麦在 4 月下旬—5 月上旬抽穗, NDVI 达到峰值; 6 月上、中旬收割, NDVI 值下降 (赵庆庆等, 2017)。因此, 本文使用 2018-05-03 和 2018-06-20 的遥感影像, 通过求取两个时间 NDVI 的差值, 并设定一定的阈值, 对冬小麦种植区域进行提取。NDVI 的计算公式如式 (5) 所示。

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (5)$$

式中, NIR 与 R 分别表示 Landsat OLI 的近红外与红光波段。

根据目视解译的结果, 最终设定冬小麦种植区域提取的阈值为 0.4。即当某地区在 2018-05-03 与 2018-06-20 间的 NDVI 值下降超过 0.4, 则认为该地区为冬小麦种植区。

4 结果与分析

4.1 作物茬覆盖度与基于 Sentinel-2 的各项遥感因子的相关性比较

野外采样得到的作物茬覆盖度与各波段反射率、作物茬指数以及各个窗口下的纹理信息的相关性分析结果如图 4 所示。图中仅显示显著性小于 0.1 的遥感因子的结果。由图中可以看出, 在光谱信息中, NDI (11, 12) 指数, 即 NDTI, 与作物茬覆盖度的相关性最高, 为 0.735, 并通过了显著性水平为 0.01 的检验; 其次, 为 NDI (6, 8A) 指数与 NDI (7, 8A) 指数。它们与作物茬覆盖度的相关系数分别为 0.478 和 -0.406, 并通过了显著性水平为 0.05 的检验。可见, Sentinel-2 新增的红边波段以及近红外波段对作物茬覆盖度的估算有一定帮助。

在纹理信息中, 灰度共生矩阵的对比度、异质性与相关性统计量与作物茬覆盖度的相关性普遍较好。并且, 对比度、异质性统计量与作物茬覆盖度为负相关关系; 相关性统计量与作物茬覆盖度为正相关关系。同时, 纹理统计量与作物茬覆盖度的相关关系受纹理窗口影响较大。当窗口大小为 3×3 时, 各个纹理统计量与作物茬覆盖度的相关性较差。当窗口大小为 5×5 时, 各个纹理因子

与作物茬覆盖度的相关性从高到低依次为 B12_CO, B12_VA, B12_DI, B11_CO, B7_CC, B8A_CC, 相关系数分别为 -0.641, -0.595, -0.553, -0.542, 0.507, 0.505。当窗口大小为 7×7, 9×9 和 11×11 时, 则仅有一两个纹理统计量与作物茬覆盖度的相关性能通过 0.01 的显著性检验。并且, 相关系数的大小的随着窗口的增大而减小。当窗口大小为 13×13 时, 则所有纹理因子的相关性都较

差。在本文试验的所有窗口大小下的纹理统计量中, 窗口大小为 5×5 时的 B12_CO 统计量与作物茬覆盖度地相关性最好。而 B12_DI 则在各个大小的窗口下表现更为稳定。可见, 合适大小的纹理窗口的选择, 对基于纹理信息的作物茬覆盖度估算至关重要。选择合适的纹理窗口, 如 5×5 或 7×7, 可以较好地利用纹理信息对作物茬覆盖度进行估算。

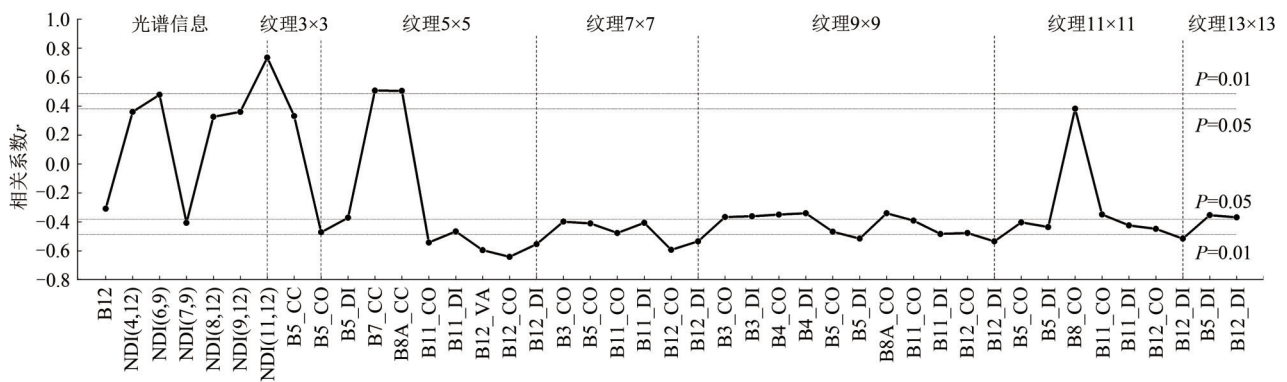


图4 实测作物茬覆盖度与各项遥感因子的相关系数图

Fig.4 The correlation between remote sensing parameters and field-measured crop residue cover

4.2 基于 Sentinel-2 作物茬指数和作物茬指数+纹理因子回归建模结果

最优子集回归是一种有放回的抽样的方法。本文利用最优子集回归对显著性水平通过 0.05 的因子进行进一步筛选, 以得到作物茬覆盖度估算的最优模型。例如, 当纹理窗口为 5×5 时, 利用初步筛选得到的纹理特征与光谱信息共有 16 个, 考虑其所有的组合方式, 将生成 65534 种备选模型。在 R 语言平台中, 只显示了模型的引入变量数目分别为 1—8 种时的最佳模型以及相关的评价指标。对于 5×5 的窗口, 8 个备选模型的结果如表 3 所示。对评价指标进行归一化后, 根据 R 尽量大, CP, BIC, RMSE 尽量小的原则, 可以发现当引入变量数为 4 时的模型是作物茬覆盖度估算的最优模型。接着, 对引入模型的 4 个变量进行共线性分析, 发现 B11_CO 的方差膨胀因子为 13.99, 则认为 B11_CO 与其他变量存在共线性问题, 删除该变量后, 方差膨胀因子皆小于 2。此时, 则可认定该模型为最优模型, 即

$$Y = 10.79 + 614.70 \times \text{NDI}(11,12) + 10.90 \times \text{B8A_CC} - 1.31 \times 10^{-4} \times \text{B12_VA} \quad (6)$$

式中, Y 表示作物茬覆盖度, 单位为 %。

对光谱信息以及不同窗口下的纹理信息与光谱信息的结合进行最优子集回归, 得到的结果如表 4 所示。综合考虑模型的简约性, 预测的均方根误差以及相关系数, 可以得出 5×5 窗口得到的模型 2 最为适宜。仅使用光谱信息的模型 1 与使用纹理信息的最优模型 2 皆通过了 0.01 的显著性水平, 但模型 2 与模型 1 相比, 相关系数从 0.775 提高到了 0.869; 均方根误差从 14.5% 下降到了 11%。可以看出, 纹理信息的加入可以有效地提高冬小麦作物茬覆盖度反演的精度。

4.3 基于 Sentinel-2 的作物茬覆盖度反演误差分析

基于 Sentinel-2 影像的光谱与纹理信息, 构建了作物茬覆盖度的最优估算模型, 模型的估算精度较高 (R=0.869, RMSE=11.0%) (图 5)。但是, 该模型仍然存在着一定的误差, 如作物茬与土壤含水量对覆盖度估算的影响以及 Sentinel-2 的短波红外波段从 20 m 重采样到 10 m 带来的系统误差。

表3 使用光谱信息与5×5窗口下纹理信息进行最优子集回归的备选模型及其评价指标

Table 3 Alternative models and evaluation indexes using textural variables in windows of 5×5 and spectral variables

自变量数目	R	CP	BIC	RMSE	模型中的变量
1	0.735	41.64	-13.75	13.93	NDI(11,12)
2	0.854	17.44	-24.28	10.97	NDI(11,12), B12_VA
3	0.869	15.99	-23.54	10.95	NDI(11,12), B12_VA, B7_CC
4	0.904	9.24	-28.02	9.91	NDI(11,12), B12_VA, B8A_CC, B11_CO
5	0.921	6.94	-29.62	12.16	NDI(11,12), B12_VA, B8A_CC, B11_CO, B12_CO
6	0.934	5.68	-30.76	11.29	NDI(11,12), B12_VA, B8A_CC, B11_CO, B12_CO, B11_DI,
7	0.941	5.80	-30.42	12.44	NDI(11,12), B12_VA, B8A_CC, B11_CO, B12_CO, B11_DI, NDI(6,9)
8	0.946	6.61	-29.21	11.22	NDI(11,12), B12_VA, B8A_CC, B11_CO, B12_CO, NDI(6,9), B5_CO, B5_DI

注: RMSE为留一法交叉验证求得的模型均方根误差,单位为覆盖度的单位(%)。

表4 基于Sentinel-2光谱信息或不同窗口下纹理信息+光谱信息的作物茬覆盖度估算最优模型

Table 4 The optimal model for crop residue coverage estimation based on spectral information or spectral information and texture information in different windows of Sentinel-2

模型	最优模型	R	RMSE
仅使用光谱信息	模型1 Y~NDI(8,12)+NDI(11,12)	0.775	14.5
	模型2 Y~ NDI(11,12)+B12_VA+ B8A_CC	0.869	11.0
	模型3 Y~B12+NDI(6,9)+NDI(9,12)+NDI(11,12)+B12_DI	0.879	12.1
光谱信息+纹理信息	模型4 Y~ NDI(7,9)+NDI(11,12)+B3_CO + B4_DI + B5_CO	0.856	16.5
	模型5 Y~ NDI(4,12) + NDI(6,9) + NDI(9,12) + NDI(11,12) + B12_CO	0.848	13.1
	模型6 Y~ NDI(4,12) + NDI(6,9) + NDI(9,12) + NDI(11,12)+B5_DI	0.840	13.5

注: 模型2—6分别为5×5,7×7,9×9,11×11和13×13窗口大小下的纹理信息与光谱信息构建的最优模型。“~”左边表示因变量,“~”右边表示自变量。

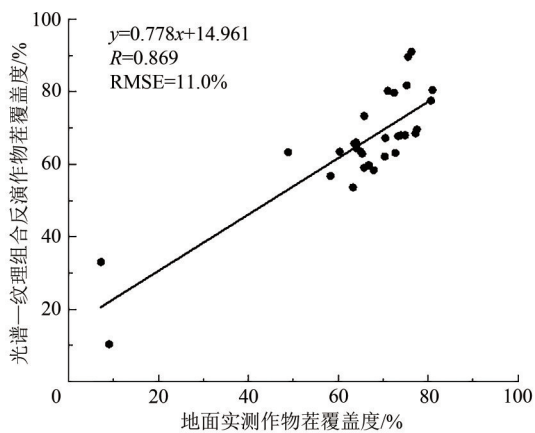


图5 地面实测覆盖度与模型估测覆盖度散点图

Fig.5 The scatterplot between field measured crop residues cover and estimated crop residues cover

(1) 重采样误差分析。在研究区内,随机选取了200个点,比较了5×5窗口下, Sentinel-2 B12波段在重采样前后方差,对比度和异质性3个重要纹理特征的相关性。可以得到,方差、对比度和异质性3个纹理特征在重采样前后具有较高的相关性,相关系数分别为0.876, 0.846和0.844。可见,

受重采样后空间分辨率变化的影响,基于同样窗口大小计算的纹理特征也会产生一定变化,但二者仍有较高的相关性。因此,本文认为重采样后的B12波段仍能较好地表达地物的纹理信息,利用重采样后的波段对作物茬覆盖度进行反演仍具有科学性。

(2) 作物茬与土壤湿度误差分析。前人的研究表明,土壤与作物茬的含水量会对作物茬覆盖度的估算精度产生较大的影响。Quemada等通过室内实验发现,1.6 μm与2.0 μm处的光谱反射率比值($R_{1.6}/R_{2.0}$)可以较好地反映作物茬与土壤构成的场景的含水量情况,并给出了相对含水量RWC (Relative Water Content)与 $R_{1.6}/R_{2.0}$ 的关系(式7)。

$$RWC = 0.76 \times \frac{R_{1.6}}{R_{2.0}} - 0.7 \quad (7)$$

利用式(7)与野外实测的光谱曲线计算的湿度指数 $R_{1.6}/R_{2.0}$,模拟了各个样地作物茬与土壤的含水量情况。根据Quemada等的研究结果:当相

对含水量小于0.25时,使用NDTI指数估算作物茬覆盖度可以忽略湿度产生的影响。本文统计了所有样地的含水量状况。结果发现,只有2个样地的相对含水量大于0.25,其他样地的含水量皆小于0.25。因此,在本研究中,认为样地的含水量状况对作物茬覆盖度估算的影响可以忽略不计。

4.4 基于 Sentinel-2 与 Landsat OLI 的作物茬覆盖度反演精度比较

利用 Landsat OLI 影像构建的波段反射率、归一化指数以及灰度共生矩阵统计量等遥感因子与最优子集回归建模法,可以得到基于 Landsat OLI 影像的作物茬覆盖度估算最优模型,结果如表5所示。由表5中可以看出,对于 Landsat OLI 影像,合适的纹理信息的加入同样有助于提高作物茬覆盖度的反演精度,可将相关系数从0.713提高到0.861,均方根误差从14.1%降到12.4%。并且,对于空间分辨率为30 m的 Landsat OLI 影像,在3×3窗口下提取的纹理信息能更好地对作物茬覆盖度进行估算。

表5 基于 Landsat OLI 光谱信息或不同窗口下纹理信息+光谱信息的作物茬覆盖度估算最优模型

Table 5 The optimal model for crop residue coverage estimation based on spectral information or spectral information and texture information in different windows of Landsat OLI

模型	最优模型	R	RMSE
仅使用光谱信息	模型1 Y~B2+NDI(6,7)	0.713	14.1
光谱信息+	模型2 Y~B2+B3+B2_ME+B2_DI+B4_DI	0.861	12.4
	纹理信息	模型3 Y~B2+B2_DI	0.749
	模型4 Y~B2+B2_VA	0.715	16.5

注:模型2—4分别为3×3,5×5和7×7窗口大小下的纹理信息与光谱信息构建的最优模型。B2—B7分别表示 Landsat OLI 影像的蓝、绿、红、近红外、中红外和远红外波段。“~”左边表示因变量,“~”右边表示自变量。

对于 Sentinel-2 影像,综合使用光谱信息与窗口大小为5×5时的纹理信息得到的最优模型反演精度最高(R=0.869, RMSE=11.0%)。而对于 Landsat OLI 影像,综合使用光谱信息与窗口大小为3×3时的纹理信息得到的最优模型反演精度最高(R=0.861, RMSE=12.4%)。由此可见,与 Landsat OLI 相比, Sentinel-2 在空间分辨率与近红外处光谱分辨率的提高使得其在利用光谱与纹理信息对

作物茬覆盖度进行估算时,得到了更高的反演精度,均方根误差从12.4%下降到了11.0%,降低了1.4%。可见,在作物茬覆盖度的估算上, Sentinel-2 数据具有一定的优越性。

4.5 研究区作物茬覆盖度估算

利用 Sentinel-2 的光谱信息以及5×5窗口下的纹理信息得到的回归模型,可以对研究区内冬小麦作物茬覆盖度进行估算。结合本文提取的冬小麦种植区域,可以对作物茬覆盖度的空间分布状况进行制图,结果如图6所示。通过统计分析可以发现,研究区的冬小麦作物茬覆盖度的均值为63.64%,标准差为13.16%。可见,禹城市在冬小麦收割之后,对作物茬的保留程度较高。根据作物茬覆盖度常用的分级方法,将研究区的作物茬覆盖度分为3级:0—30%,30%—70%,71%—100%(Zheng等,2012)。结果发现,在研究区内,作物茬覆盖度低于30%的耕地仅占耕地总面积的2.42%,而覆盖度在30%—70%的耕地占66.24%,高于70%的耕地占31.34%。这同样也说明了禹城市在冬小麦收割后,大部分的秸秆都被保留在了农田中,以为下一季玉米的播种提供较好的土壤环境与营养。

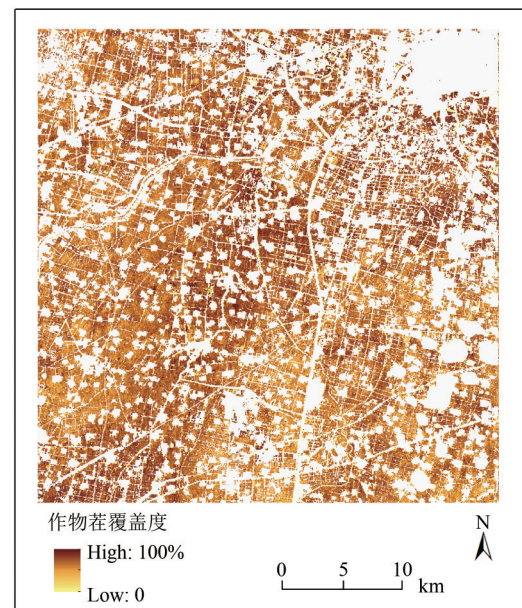


图6 光谱—纹理组合的作物茬覆盖度反演图
Fig.6 Predicted crop residue coverage map derived by spectral+texture variables in study area

4.6 结果讨论

研究表明,在基于单个光谱因子与作物茬覆

盖度的相关分析中, NDTI与作物茬覆盖度的相关性最好 ($R=0.735$)。这与 Jin 等 (2015) 基于 Landsat OLI 数据的研究结果相同。这主要是因为, 作物秸秆受木质素与纤维素的影响, 在中红外和远红外表现出了与土壤较为不同的反射特性 (Hively 等, 2018) (图 7)。在 1650 nm 处, 作物秸秆的光谱特征表现为一个波峰而裸土则较为平坦; 在 2100 nm 处, 作物秸秆的光谱特征表现为一个波谷而裸土则为波峰, 因此通过归一化差值, 可以突出二者的区别。而 NDI (6, 8A)、NDI (7, 8A) 与作物茬覆盖度具有较好的相关性, 则因为在 B6 波段与 B8A 波段之间或 B7 波段与 B8A 波段之间, 作物秸秆的光谱反射率上升较为迅速, 而裸土则相对缓慢。但根据 Quemada 和 Daughtry (2016) 与张森等 (2012) 的研究结果, 可以发现, 作物残茬与土壤在该波段的反射率受作物类型与土壤类型的影响较大。因此, NDI (6, 8A)、NDI (7, 8A) 指数对于其他地区、其他作物的适用性仍需进一步探究。其他常用的作物茬指数, 如 NDI7 (McNairn 和 Protz, 1993) 与 NDRI (即本文的 NDI (4, 12) 与 NDI (9, 12)) 则与作物茬覆盖度的相关性较差, 相关系数仅为 0.36 和 0.326。这可能与研究区的作物茬覆盖度普遍较高有关。指数法在高覆盖度区域容易出现饱和现象, 而 NDI7 与 NDRI 等指数对于作物茬覆盖度的敏感性在无绿色植被存在的情况下又弱于 NDTI (Jin 等, 2015; Sonmez 和 Slater, 2016), 因此, 这些指数在该实验中并没有表现出很好的相关性。

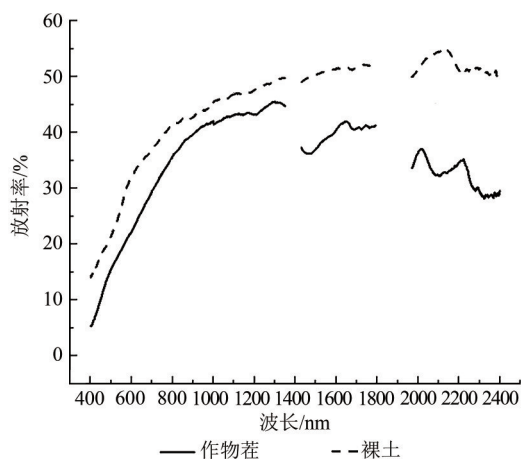


图 7 冬小麦作物茬与土壤光谱曲线图

Fig. 7 The spectral curve of winter wheat straw and soil

Sentinel-2 数据提取的纹理信息与作物茬覆盖度的相关性结果表明, 对比度与异质性这两个统计量能更好地反演作物茬覆盖度。异质性与对比度主要描述的是纹理基元信息的空间相关和联系。冬小麦在种植时, 一般是规则分布, 每行农作物之间都留有土壤。当耕种密度较低或作物茬覆盖度较低时, 每行农作物之间留有的土壤较为明显, 因此在图像上相邻的纹理基元信息差异较大, 图像的对比度与异质性较强; 而当冬小麦的种植密度较高或秸秆已经过风化或人为粉碎, 此时的作物茬覆盖度较高, 相邻的纹理基元信息差异较小, 则图像的对比度和异质性较弱。因此, 异质性与对比度这两个统计量与作物茬覆盖度存在较强的负相关性。窗口大小的选择对于利用纹理信息进行作物茬覆盖度的估算同样至关重要, 并且随着使用的遥感影像空间分辨率以及地表反演特征的不同而不同。一般, 通过试错法对窗口进行选择 (Pesaresi, 2000)。对于作物秸秆, 当窗口较小时, 纹理统计量可能会对像元内作物秸秆阴影所占的比例较为敏感, 而这种差异将会在窗口变大时通过平均化得到改善 (Asner 等, 2003)。当窗口过大时, 纹理统计量则主要反映地形起伏等的大尺度纹理特征, 细节的纹理信息会因过度的平均化而丢失。同时, 使用过大的窗口大小, 容易在纹理的计算时混入道路、树木等其他地物, 从而影响纹理信息对作物茬覆盖度的表达。本文使用的 Sentinel-2 数据空间分辨率为 10 m, 较小的窗口, 如 3×3 的纹理信息对作物茬覆盖度的解释远弱于 5×5、7×7 以及 9×9 的窗口, 而更大的窗口, 如 13×13, 则趋向于刻画大尺度的信息, 因此与作物茬覆盖度的相关性较低。作物茬纹理提取最适宜的窗口大小为 5×5。此时, 与作物茬覆盖度的相关性通过 0.05 的检验的纹理统计量数目较多, 并且以 B12_CO 与作物茬覆盖度的相关性达到最大, 相关系数为 -0.641。

考虑到纹理计算窗口内是否混入其他地物对纹理的影响, 本文删除了距离道路较近的 8 个点, 并重新分析了 5×5 窗口下纹理特征与作物茬覆盖度的相关关系。结果发现, 5×5 窗口下的纹理特征与作物茬覆盖度的相关系数有了显著的提高, 相关系数最高值从 0.641 上升到了 0.825。可见, 纹理窗口较大时, 在计算窗口内纹理特征时混入其

他地物难以避免地会对结果造成一定的影响。

最优子集回归法作为逐步回归技术的一个可替代方法,能较好地多元数据进行拟合。它使用所有可能的特征组合来拟合模型,可以解决前向逐步回归与后向逐步回归结果不一致的问题,并在大多数情况下能拥有更高的反演精度(李明泽等,2018)。其本质是一种特征选择方法。在回归建模的过程中,如果将某些对因变量贡献不大的自变量加入到回归模型中,虽然能对训练集有较好的拟合,但对测试样本的应用效果很差,模型泛化能力较低,容易出现过度拟合。因此,本文利用最优子集回归对自变量进行了筛选。当仅使用光谱信息时,得到的最优模型由 NDI (8, 12) 与 NDI (11, 12) 组成;当使用光谱信息与最优窗口下的纹理信息时,最优的模型由 NDI (11, 12)、B12_VA 以及 B8A_CC 组成。与此同时,最优模型的结果也同样证明了,纹理信息的加入可以提高作物茬覆盖度的估算精度。它将最优模型的相关系数从 0.775 提高到了 0.869,均方根误差从 14.5% 下降到了 11%。这样的结果与 Jin 等(2015)较为相似,表明了纹理信息在作物茬覆盖度估算中的可靠性。合适窗口大小下的方差,对比度,异质性等纹理信息与波段提供的光谱信息具有较低的相关性。将这些信息加入到作物茬覆盖度的估算模型中,能为模型提供光谱波段所不具备的辅助信息。在进行多元线性回归时,有效的自变量的加入,往往能提高模型的估算精度。因此,纹理信息的加入能有效地提高作物茬覆盖度的估算能力。

5 结 论

本文主要探讨了 Sentinel-2 多光谱影像的光谱与纹理特征对作物茬覆盖度估算的应用潜力。使用了 Sentinel-2 数据的 10 个波段反射率及其构建的归一化差值指数与灰度共生矩阵统计量,利用最优子集法对山东省禹城市的作物茬覆盖度进行估算。实验结果表明,与 Landsat OLI 相比, Sentinel-2 数据具有一定的优越性。并且,结合光谱信息与纹理信息的多元回归模型可以更好地对作物茬覆盖度进行反演。其结果要优于仅使用光谱信息的多元回归模型或仅使用光谱或纹理信息的一元回归模型。但利用纹理信息的前提是能够选择合适的纹理窗口大小。对于 10 m 分辨率的

Sentinel-2 数据,本文认为 5×5 的窗口较为适宜。但当它使用在不同地区或不同数据上时,仍需要研究者进一步探究。

志 谢 衷心感谢欧洲空间局提供的 Sentinel-2 数据和 SNAP 处理软件以及南京大学丛佃敏、李娴、章钊华、单良等协助进行的地面观测实验。

参考文献(References)

- Asner G P, Scurlock J M O and Hicke J A. 2003. Global synthesis of leaf area index observations: implications for ecological and remote sensing studies. *Global Ecology and Biogeography*, 12(3): 191-205 [DOI: 10.1046/j.1466-822X.2003.00026.x]
- Chen S Y, Zhang X Y, Pei D and Sun H Y. 2005. Effects of corn straw mulching on soil temperature and soil evaporation of winter wheat field. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 21(10): 171-173 (陈素英, 张喜英, 裴冬, 孙宏勇. 2005. 玉米秸秆覆盖对麦田土壤温度和土壤蒸发的影响. *农业工程学报*, 21(10): 171-173) [DOI: 10.3321/j.issn:1002-6819.2005.10.039]
- Daughtry C S T, Graham M W, Stern A J, Quemada M, Hively W D and Russ A L. 2018. Landsat-8 and Worldview-3 data for assessing crop residue cover//Proceedings of 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Valencia, Spain: IEEE [DOI: 10.1109/IGARSS.2018.8519473]
- Daughtry C S T, Hunt Jr E R and McMurtry III J E. 2004. Assessing crop residue cover using shortwave infrared reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 90(1): 126-134 [DOI: 10.1016/j.rse.2003.10.023]
- Galloza M S, Crawford M M and Heathman G C. 2013. Crop residue modeling and mapping using Landsat, ALI, Hyperion and airborne remote sensing data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 6(2): 446-456 [DOI: 10.1109/JSTARS.2012.2222355]
- Gelder B K, Kaleita A L and Cruse R M. 2009. Estimating mean field residue cover on Midwestern soils using satellite imagery. *Agronomy Journal*, 101(3): 635-643 [DOI: 10.2134/agronj2007.0249]
- Haralick R M, Shanmugam K and Dinstein I. 1973. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-3(6): 610-621 [DOI: 10.1109/TSMC.1973.4309314]
- Hively W D, Lamb B T, Daughtry C S T, Shermeyer J, McCarty G W and Quemada M. 2018. Mapping crop residue and tillage intensity using WorldView-3 satellite shortwave infrared residue indices. *Remote Sensing*, 10(10): 1657 [DOI: 10.3390/rs10101657]
- Huang J X, Luo Q, Liu X X and Zhang J. 2016. Winter wheat yield forecasting based on time series of MODIS NDVI. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 47(2): 295-301 (黄健熙, 罗倩, 刘晓暄, 张洁. 2016. 基于时间序列 MODIS

- NDVI的冬小麦产量预测方法. 农业机械学报, 47(2): 295-301 [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.02.039]
- Jin X L, Ma J H, Wen Z D and Song K S. 2015. Estimation of maize residue cover using landsat-8 OLI image spectral information and textural features. *Remote Sensing*, 7(11): 14559-14575 [DOI: 10.3390/rs71114559]
- Kim Oanh N T, Permadi D A, Hopke P K, Smith K R, Dong N P and Dang A N. 2018. Annual emissions of air toxics emitted from crop residue open burning in Southeast Asia over the period of 2010-2015. *Atmospheric Environment*, 187: 163-173 [DOI: 10.1016/j.atmosenv.2018.05.061]
- Lenke R L, Vandenbygaart A J, Campbell C A, Lafond G P and Grant B. 2010. Crop residue removal and fertilizer N: effects on soil organic carbon in a long-term crop rotation experiment on a Udic Boroll. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 135(1/2): 42-51 [DOI: 10.1016/j.agee.2009.08.010]
- Li M Z, Yu X T, Gao Y K and Fan W Y. 2018. Remote sensing quantification on forest biomass based on SAR polarization decomposition and Landsat data. *Journal of Beijing Forestry University*, 40(2): 1-10 (李明泽, 于欣彤, 高元科, 范文义. 2018. 基于SAR极化分解与Landsat数据的森林生物量遥感估测. 北京林业大学学报, 40(2): 1-10 [DOI: 10.13332/j.1000-1522.20170284])
- McNaim H and Protz R. 1993. Mapping corn residue cover on agricultural fields in oxford county, Ontario, using thematic mapper. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 19(2): 152-159 [DOI: 10.1080/07038992.1993.10874543]
- Najafi P, Navid H, Feizizadeh B and Eskandari I. 2018. Object-based satellite image analysis applied for crop residue estimating using Landsat OLI imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 39(19): 6117-6136 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1454621]
- Pesaresi M. 2000. Texture analysis for urban pattern recognition using fine-resolution panchromatic satellite imagery. *Geographical and Environmental Modelling*, 4(1): 43-63 [DOI: 10.1080/136159300111360]
- Qi J G, Marsett R, Heilman P, Bieden-Bender S, Moran S, Goodrich D and Weltz M. 2002. RANGES improves satellite-based information and land cover assessments in southwest United States. *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 83(51): 601-606 [DOI: 10.1029/2002EO000411]
- Quemada M and Daughtry C S T. 2016. Spectral indices to improve crop residue cover estimation under varying moisture conditions. *Remote Sensing*, 8(8): 660 [DOI: 10.3390/rs8080660]
- Quemada M, Hively W D, Daughtry C S T, Lamb B T and Shermeyer J. 2018. Improved crop residue cover estimates obtained by coupling spectral indices for residue and moisture. *Remote Sensing of Environment*, 206: 33-44 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.12.012]
- Smith W N, Grant B B, Campbell C A, McConkey B G, Desjardins R L, Kröbel R and Malhi S S. 2012. Crop residue removal effects on soil carbon: Measured and inter-model comparisons. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 161: 27-38 [DOI: 10.1016/j.agee.2012.07.024]
- Somez N K and Slater B. 2016. Measuring intensity of tillage and plant residue cover using remote sensing. *European Journal of Remote Sensing*, 49(1): 121-135 [DOI: 10.5721/EuJRS20164907]
- Theil H. *Principles of Econometrics*. New York: Wiley, 1971
- van Deventer A P, Ward A D, Gowda P H and Lyon J G. 1997. Using Thematic Mapper data to identify contrasting soil plains and tillage practices. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63(1): 87-93.
- Wang L X, Xu S N, Li Q, Xue H X and Wu J S. 2016. Extraction of winter wheat planted area in Jiangsu province using decision tree and mixed-pixel methods. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 32(5): 182-187 (王连喜, 徐胜男, 李琪, 薛红喜, 吴建生. 2016. 基于决策树和混合像元分解的江苏省冬小麦种植面积提取. 农业工程学报, 32(5): 182-187) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.05.025]
- Wilhelm W W, Johnson J M F, Hatfield J L, Voorhees W B and Linden D R. 2004. Crop and soil productivity response to corn residue removal: a literature review. *Agronomy Journal*, 96(1): 1-17.
- Yin S, Wang X F, Xiao Y, Tani H, Zhong G S and Sun Z Y. 2017. Study on spatial distribution of crop residue burning and PM_{2.5} change in China. *Environmental Pollution*, 220: 204-221 [DOI: 10.1016/j.envpol.2016.09.040]
- Zhang M, Li Q Z, Meng J H and Wu B F. 2011a. Review of crop residue fractional cover monitoring with remote sensing. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 31(12): 3200-3205 (张森, 李强子, 蒙继华, 吴炳方. 2011a. 作物残茬覆盖度遥感监测研究进展. 光谱学与光谱分析, 31(12): 3200-3205) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593201112-3200-06]
- Zhang M, Meng J H, Dong T F, Wu B F and Sun H J. 2012. Spectral responses analysis of soybean residues. *Journal of Remote Sensing*, 16(6): 1115-1129 (张森, 蒙继华, 董泰锋, 吴炳方, 孙洪江. 2012. 大豆残茬光谱响应特征研究. 遥感学报, 16(6): 1115-1129) [DOI: 10.11834/jrs.20121305]
- Zhang M, Meng J H, Li Q Z, Wu B F, Du X and Zhang F F. 2011b. Estimation of winter wheat residue cover with HJ-1B data. *Transactions of the CSAE*, 27(S1): 352-357 (张森, 蒙继华, 李强子, 吴炳方, 杜鑫, 张飞飞. 2011b. 基于HJ-1B数据的冬小麦留茬覆盖度遥感估算. 农业工程学报, 27(S1): 352-357)
- Zhao Q Q, Jiang L G, Li W Y and Feng Z M. 2017. Spatial-temporal pattern change of winter wheat area in northwest Shandong Province during 2000—2014. *Remote Sensing for Land and Resources*, 29(2): 173-180 (赵庆庆, 姜鲁光, 李文叶, 封志明. 2017. 鲁西北平原冬小麦种植格局时空变化: 2000—2014. 国土资源遥感, 29(2): 173-180) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2017.02.25]
- Zheng B J, Campbell J B, de Beurs K M. 2012. Remote sensing of crop residue cover using multi-temporal Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 117: 177-183 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.09.016]
- Zheng Y, Wu B F, Zhang M. 2017. Estimating the above ground biomass of winter wheat using the Sentinel-2 data. *Journal of Remote Sensing*, 21(2): 318-328 (郑阳, 吴炳方, 张森. 2017. Sentinel-2数据的冬小麦地上干生物量估算及评价. 遥感学报, 21(2): 318-328)

Zhu B, Su J F, Han Z W, Yin C and Wang T J. 2010. Analysis of a serious air pollution event resulting from crop residue burning over Nanjing and surrounding regions. *China Environmental Science*,

30(5): 585-592 (朱彬, 苏继锋, 韩志伟, 尹聪, 王体健. 2010. 秸秆焚烧导致南京及周边地区一次严重空气污染过程的分析. *中国环境科学*, 30(5): 585-592)

Estimation of winter wheat residue cover using spectral and textural information from Sentinel-2 data

CAI Wenting, ZHAO Shuhe, WANG Yamei, PENG Fanchen

1. School of Geographic and Oceanographic Sciences, Nanjing University, Nanjing 210023, China;
2. Collaborative Innovation Center of South China Sea Studies, Nanjing University, Nanjing 210023, China;
3. Jiangsu Provincial Key Laboratory of Geographic Information Science and Technology, Nanjing University, Nanjing 210023, China

Abstract: As an important element of farmland ecosystems, Crop Residues Cover (CRC) provides a barrier against water erosion and improves soil structure and organic matter content. Timely and accurate estimation of CRC at regional scale is essential for understanding the ecosystem condition and interactions with the surrounding environment. Satellite remote sensing is an effective method of regional CRC estimation. Tillage indices based on multi-spectral satellite imagery data are commonly used in CRC estimation. However, this method is ineffective in high coverage areas due to "saturation". Previous studies have shown that a combination of image spectral and textural information can solve saturation problems to a certain extent. Sentinel-2 is a new satellite mission that can provide observations at multi-spectral bands with spatial resolutions of 10, 20, and 60 m. Sentinel-2 can provide more information about texture compared with the commonly used multi-spectral satellite Landsat-8 Operational Land Imager. Therefore, exploring the potential of combining spectral and textural information from Sentinel-2 data is an important task in CRC estimation.

The objectives of this study are to (1) analyze correlation between field measured CRC and satellite-derived variables such as Sentinel-2 band reflectance, tillage indices, and gray-level co-occurrence matrix statistics in different windows, and (2) determine the optimal CRC estimation method from optimal subset regression with various combinations of tillage indices and image textural features.

The results showed that the Normalized Difference Tillage Index (NDTI), B12_CO (contrast of band12, B12 in window 5×5), and B12_DI (dissimilarity of B12 in window 5×5) were significantly correlated with the measured CRC with correlation coefficient R values of 0.765, -0.641, -0.553. The estimation model based on NDTI outperformed the models based on other single variables. The model that combined the spectral and textural information in an optimal window ($R=0.869$, $RMSE=11.0\%$) provided a more precise result than that based solely on spectral information ($R=0.775$ and $RMSE=14.5\%$). The results demonstrated that a combination of spectral and textural information can improve the accuracy of CRC estimation.

Key words: Sentinel-2, crop residue coverage, crop residue indices, gray-level co-occurrence matrix, texture window, optimal subset regression method, Landsat OLI

Supported by National Natural Science Foundation of China (No.41671429)