

基于 SupReMe 影像重建和 RF 的玉米冠层 LAI 反演

苏伟^{1,2} 姚婵^{1,2} 李颖³ 张明政^{1,2} 赵国强⁴ 刘峻明^{1,2}

(1. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083; 2. 农业农村部农业灾害遥感重点实验室, 北京 100083;
3. 河南省气象科学研究所, 郑州 450003; 4. 河南省气象局, 郑州 450003)

摘要: 针对 Sentinel-2 卫星影像拥有 3 个对植被生长状况非常敏感、空间分辨率为 20 m 的红边波段 (705、740、783 nm), 其空间分辨率与可见光和近红外波段 10 m 的空间分辨率不一致, 使 Sentinel-2 影像应用受到限制的问题, 基于多光谱多分辨率估计的超分辨率 (Super-resolution for multispectral multiresolution estimation, SupReMe) 算法将空间分辨率 20 m 的 6 个波段重建为 10 m; 以重建后的影像为数据源, 耦合 PROSAIL 辐射传输模型和随机森林模型反演玉米冠层叶面积指数 (LAI), 并以野外实测 LAI 验证其反演精度。结果表明, 采用 SupReMe 算法对 Sentinel-2 影像进行重建后, 在保持光谱特性不变的同时提高了影像的空间细节; 基于重建影像和原始影像的 LAI 反演决定系数 R^2 分别为 0.70、0.68, 均方根误差 RSME 分别为 0.240、0.262。研究表明, 利用 SupReMe 算法重建后的 Sentinel-2 卫星影像, 能够在提高玉米冠层 LAI 反演空间分辨率的同时提高反演精度, 在挖掘高分辨率农作物生长信息方面具有很大潜力。

关键词: 玉米冠层; 叶面积指数; 超分辨率重建; SupReMe 算法; 随机森林; PROSAIL 模型

中图分类号: S127; S513 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298 (2021) 04-0190-07

OSID:



LAI Retrieving of Corn Canopy Based on SupReMe Image Reconstruction and Random Forest

SU Wei^{1,2} YAO Chan^{1,2} LI Ying³ ZHANG Mingzheng^{1,2} ZHAO Guoqiang⁴ LIU Junming^{1,2}

(1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. Key Laboratory of Remote Sensing for Agri-Hazards, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100083, China
3. Henan Institute of Meteorological Sciences, Zhengzhou 450003, China
4. Henan Meteorological Service, Zhengzhou 450003, China)

Abstract: Leaf area index (LAI) is of great significance for crop growth monitoring, agricultural disaster stress monitoring and yield prediction. There are three red-edge bands (705 nm, 740 nm, 783 nm) for Sentinel-2 satellite images, which are very sensitive to vegetation growth. Unfortunately, the spatial resolution of these three red-edge bands (20 m) is inconsistent with that of visible and near infrared bands (10 m), which limits the application of Sentinel-2 images. For solving this problem, the six bands with spatial resolution of 20 m was reconstructed into the spatial resolution of 10 m by using super-resolution for multispectral multiresolution estimation (SupReMe) algorithm. Using the reconstructed Sentinel-2 image, the corn canopy LAI was retrieved by using the PROSAIL radiative transfer model and the random forest machine learning method. The results showed that the space details of Sentinel-2 image were improved while the spectral invariance was maintained after reconstruction by using SupReMe algorithm. The determination coefficients (R^2) of LAI retrieving using reconstructed image was improved from 0.70 to 0.68 compared with resampling Sentinel-2 image, and the root mean square error (RSME) was improved from 0.240 to 0.262. The results showed that the SupReMe method can be used to reconstruct the spatial resolution of Sentinel-2 image and the reconstructed image can be used to improve corn canopy LAI retrieving accuracy.

Key words: corn canopy; leaf area index; super-resolution reconstruction; SupReMe algorithm; random forest; PROSAIL model

0 引言

叶面积指数 LAI 是指单位土地面积上植物叶片单面面积的总和^[1], 直接反映植被的生长状况, 对农作物长势监测、水肥管理、农业灾害胁迫监测和产量预测具有重要意义^[2-3]。传统获取 LAI 的方法是通过野外测量获得, 需要耗费大量的人力、物力, 成本高, 且不能进行实时和大面积的获取。遥感是快速获取大范围内地物信息的有效方法, 可以反映农作物不同生长状况的光谱差异^[4], 因此被广泛用于农作物长势监测^[5], 并为肥料亏缺诊断、田间管理和产量预测等提供科学依据^[6]。

随着卫星技术的发展, 出现了越来越多的高时空分辨率影像^[7]。Sentinel-2 卫星是欧洲航天局发射的新一代卫星, 一共包含 13 个光谱波段, 其中 3 个红边波段对植被的生长状况敏感^[8], 是植被生长监测的理想数据源。但 Sentinel-2 卫星影像的 3 个红边带具有 20 m 的空间分辨率, 与可见光和近红外波段 10 m 的分辨率不一致, 这限制了红边波段最大优势的发挥, 但是 10 m 分辨率波段的可用性为提高 20 m 的空间分辨率提供了可能, 从而形成了一种有效方法, 可以在不增加输入成本的情况下使输出最大化^[7]。目前, 已有许多学者对更高分辨率的影像增强进行了研究, 提出了多种可行算法^[9-12]。

可用的高空间分辨率影像数据为植被生长参数的精确反演提供了可靠的数据支持^[13], 但仅有少数研究者关注超分辨率影像重建对植被生长定量评估的能力。植被生长参数的反演主要有 3 种模型: 经验统计模型、物理模型和机器学习模型。其中, 机器学习模型通过对样本数据的不断训练达到最优化目标, 具有很强的非线性拟合能力^[14]。目前已有学者对使用机器学习模型反演植被 LAI 进行了研究。文献^[15]利用无人机多光谱影像, 采用梯度提升树和

支持向量机算法建立叶面积指数的反演模型, 结果表明, 梯度提升树算法的预测精度高于支持向量机算法; 文献^[16]对利用经验回归模型、机器学习模型和辐射传输模型反演叶绿素含量进行评估, 结果表明, 偏最小二乘回归和随机森林回归的效果优于线性回归模型和辐射传输模型; 文献^[7]采用线性回归和辐射传输模型, 将超分辨率影像重建用于玉米的生长状况监测, 并与原始重采样数据进行对比, 取得了较好的反演精度。

本文以 SupReMe 算法重建的高分辨率多光谱影像为数据源, 基于 PROSAIL 模型构建查找表, 并以此作为随机森林回归模型的训练数据反演玉米生育期的 LAI, 通过野外实测数据验证反演精度, 并与基于原始重采样的 Sentinel-2 影像数据的反演结果进行对比, 以期证明影像超分辨率重建对 LAI 反演的作用与意义。

1 研究区与数据源

1.1 研究区概况

研究区位于廊坊市辖区和永清县, 河北省中部偏东, 经纬度范围为 116°38'7" ~ 116°44'6"E, 39°28'42" ~ 39°32'54"N, 地理位置如图 1 所示, 属温带大陆性季风气候, 年平均气温 10 ~ 12℃, 年平均降水量 554.9 mm, 地势平坦, 海拔约 13 m。该区域的主要耕作方式为玉米-小麦轮作, 夏玉米的生长季节一般是从 6 月底到 10 月初。

1.2 数据源与预处理

Sentinel-2 是由欧洲委员会和欧洲航天局联合倡议研发的全球环境与安全监测计划的第 2 颗卫星, A/B 双星的时间分辨率为 5 d, 共有 13 个光谱波段, 空间分辨率为 10、20、60 m, 包括可见光、红边、近红外、水汽、卷云以及短波红外波段。本研究选用 2019 年 8 月 18 日的无云 Sentinel-2B 卫星影像, 利

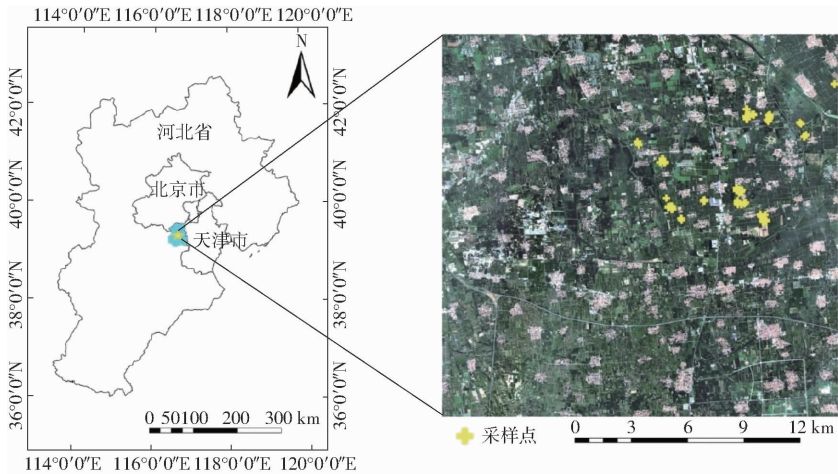


图 1 研究区位置 (Sentinel-2B 影像, R (Band4) G (Band3) B (Band2)) 及样点分布图

Fig. 1 Study area and samples distribution map (Sentinel-2B remote sensing image, R (Band4) G (Band3) B (Band2))

用 Sen2cor 模型完成对 Sentinel-2 卫星影像的大气校正,为了使每个波段的影像获得相同数量的像素,采用最近邻域法将分辨率 20 m 的影像重采样到分辨率 10 m。本文光谱波段信息如表 1 所示。

表 1 Sentinel-2 卫星影像部分波段信息
Tab.1 Band information of Sentinel-2 image

波段	空间分辨率/m	中心波长/nm	波段宽度/nm
B2 - Blue	10	490	65
B3 - Green		560	35
B4 - Red		665	30
B8 - NIR		842	115
B5 - Red edge	20	705	15
B6 - Red edge		740	15
B7 - Edge of the NIR plateau		783	20
B8a - Narrow NIR		865	20
B11 - SWIR	60	1 610	90
B12 - SWIR		2 190	180
B1 - Coastal aerosol		443	20
B9 - Water Vapour		945	20

1.3 地面数据采集

2019 年 8 月 16—22 日,课题组在研究区内开展夏玉米关键生育期的实验数据采集,由于不同玉米品种的播种时间不同,研究区域中玉米的物候期大部分处在灌浆期前后,样方尺寸为 10 m × 10 m,与 Sentinel-2 影像分辨率相对应,在研究区内选择 100 个生长均匀的样方进行实地测量,实测数据包括 LAI、叶绿素含量及精准定位信息等。LAI 测量采用美国 LI-COR 公司生产的 LAI-2200C 型植物冠层分析仪,每个样方测量 3~5 次,取平均值作为样方 LAI。同时采用华测 i80 型智能 RTK GPS 测量系统,并结合千寻位置提供的 Find-CM 厘米级差分定位服务,对样方点进行精准定位。叶绿素含量测量选用日本柯尼卡美能达生产的便携式 SPAD-502 Plus 型叶绿素含量测定仪,每个样方选择 3~5 株,每株上选择 4 片叶,每个叶片从叶基到叶尖测量 3 次叶绿素含量,取平均值作为样方叶绿素含量。

2 研究方法

2.1 SupReMe 算法

超分辨率算法采用 SupReME (Super-resolution for multispectral multiresolution estimation) 模型^[12]。该模型充分利用了来自高分辨率波段的纹理信息制定规则器,可以在单个步骤中对所有较低分辨率的波段执行超分辨率算法生成高分辨率(10 m)的波段。

模型的输入波段 L1 有 4 个分辨率 10 m 的波段、L2 有 6 个分辨率 20 m 的波段和 L6 有 2 个分辨率 60 m 的波段,即输入的光谱波段总数 L 为 12 个,输出的波段分辨率 10 m。该算法依赖于生成低分辨率影像成像(模糊和下采样)过程的观察模型,即未知的输出影像 $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1^T, \mathbf{x}_2^T, \dots, \mathbf{x}_L^T) \in \mathbf{R}^{L \times n}$ (一个固定的影像区域包含 n 个高分辨率像素)是经过模糊和下采样观察得到的, L 条光谱波段的影像 $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_L)$ 。 $\mathbf{X}$ 可被格式化为向量形式 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_L)^T \in \mathbf{R}^{L \times n}$ 和 $\mathbf{y}$ 的关系式为

$$\mathbf{y} = \mathbf{MBx} \tag{1}$$

式中 $\mathbf{B}$ ——块-循环-循环-块 (BCCB) 矩阵,每个块代表一个 2D 循环卷积,与最高空间分辨率相应频带的点扩展函数 (PSF) 相关联
 $\mathbf{M}$ ——分块对角矩阵,每个块代表 $\mathbf{y}$ 得到 $\mathbf{x}$ 的采样

对于 Sentinel-2 卫星影像的 13 个波段,发现大于 99% 的信号能量保留在基于相关的本征分解的 $p=6$ 个最大分量中^[12]。形式上, $\mathbf{X}$ 的列(波段向量)存在于由 $\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{L \times p}$ 的列所跨越的子空间中,即 $\mathbf{X} = \mathbf{UZ}$,其中, $\mathbf{Z} \in \mathbf{R}^{p \times n}$ 为相对于 $\mathbf{U}$ 的表示系数。 $\mathbf{z} = \text{vec}(\mathbf{Z}^T)$,向量形式为 $\mathbf{x} = (\mathbf{U} \otimes \mathbf{I})\mathbf{z}$,其中, $\mathbf{I}$ 为适当维数的单位矩阵。随着维度的降低,式(1)转换为

$$\mathbf{y} = \mathbf{MB}(\mathbf{U} \otimes \mathbf{I})\mathbf{z} \tag{2}$$

为了计算子空间 $\mathbf{U}$,执行以下 3 个步骤:①用双 3 次插值将 $\mathbf{y}$ 的每个光谱波段上采样到相同的高分辨率。②模糊每个光谱波段,使得每个光谱波段都达到最强模糊。③在模糊处理之后的数据上进行奇异值分解,保留最大的 p 个奇异值对应的奇异向量作为 $\mathbf{U}$ 的列。影像重建可以表示为凸优化问题,即

$$\min_z \|\mathbf{MB}(\mathbf{U} \otimes \mathbf{I})\mathbf{z} - \mathbf{y}\|^2 + \alpha \phi_{w,q}(D_h \mathbf{z}, D_v \mathbf{z})$$

$$(D_h, D_v \in \mathbf{R}^{L_n \times L_n}) \tag{3}$$

式中 $\phi_{w,q}$ ——基于权重 w, q 的 2 次正则化项
 α ——正则化强度
 D_h, D_v ——2 个对角区块的线性算子(每个算子具有相同的块), $\mathbf{z}$ 中影像的水平

和垂直方向近似导数

为了简化,将这些带周期性边界条件的矩阵看作循环卷积。因此,式(3)等价于

$$\min_{z, v_1, v_2, v_3} \|\mathbf{MBv}_1 - \mathbf{y}\|^2 + \alpha \phi_{w,q}(v_2, v_3) \tag{4}$$

其中 $\mathbf{v}_1 = (\mathbf{U} \otimes \mathbf{I})\mathbf{z}$ $\mathbf{v}_2 = D_h \mathbf{z}$ $\mathbf{v}_3 = D_v \mathbf{z}$
式(4)的增广拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{z}, \boldsymbol{v}_1, \boldsymbol{v}_2, \boldsymbol{v}_3, \boldsymbol{d}_1, \boldsymbol{d}_2, \boldsymbol{d}_3) = & \\ \| \boldsymbol{MBv}_1 - \boldsymbol{y} \|^2 + \frac{\mu}{2} \| (\boldsymbol{U} \otimes \boldsymbol{I}) \boldsymbol{z} - \boldsymbol{v}_1 - \boldsymbol{d}_1 \|^2 + & \\ \alpha \phi_{w,q}(\boldsymbol{v}_2, \boldsymbol{v}_3) + \frac{\mu}{2} \| \boldsymbol{D}_h \boldsymbol{z} - \boldsymbol{v}_2 - \boldsymbol{d}_2 \|^2 + & \\ \frac{\mu}{2} \| \boldsymbol{D}_v \boldsymbol{z} - \boldsymbol{v}_3 - \boldsymbol{d}_3 \|^2 \quad (\mu > 0) \end{aligned} \quad (5)$$

式中 $\boldsymbol{d}_1, \boldsymbol{d}_2, \boldsymbol{d}_3$ ——缩放的拉格朗日乘数
 μ ——正权值

迭代优化 3 个参数块直到收敛： $\boldsymbol{z}$ 、 $(\boldsymbol{v}_1, \boldsymbol{v}_2, \boldsymbol{v}_3)$ 和 $(\boldsymbol{d}_1, \boldsymbol{d}_2, \boldsymbol{d}_3)$ ，可以得到最优的 $\boldsymbol{z}$ ，再由 $\boldsymbol{x} = (\boldsymbol{U} \otimes \boldsymbol{I}) \boldsymbol{z}$ 得到 $\boldsymbol{x}$ ，关于这个算法更多的信息，可以参照文献[12]。

为了量化 SupReMe 算法的影像重建效果，对重建影像和重采样影像逐波段计算信息熵和平均梯度^[17]，同时计算 3 个相似性统计值：决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和估算精度(EA)。

2.2 植被指数选取

基于单波段光谱特征监测植被时容易受到非植被目标(背景土壤、水体等)的影响，因此需要对植被冠层敏感的波段进行组合，达到在一定程度上消除非植被目标的影响^[18]。红边波段的光谱反射率在 680 ~ 750 nm 范围内快速上升，能够用于研究植物生理生化参数反演、冠层养分提取、健康状态监测等^[19]。本研究使用的 Sentinel-2 遥感影像包含 3 个红边波段，并且重建后的影像波段空间分辨率均为 10 m，因此在植被指数选取方面，选取 $\text{RI}^{[7]}$ 、 $\text{NDI}^{[7]}$ 、 $\text{MCARI}^{[20]}$ 、 $\text{MTCI}^{[21]}$ 、 $\text{AIVI}^{[22]}$ 、 $\text{TCARI/OSAVI} [705, 750]^{[23]}$ 、 $\text{NDRE2}^{[24]}$ 、 $\text{CIred-edge}^{[25]}$ 、 $\text{NDVI}^{[26]}$ 和 $\text{RVI}^{[27]}$ 共 10 个能较好估算 LAI 的植被指数作为玉米冠层 LAI 反演时随机森林机器学习法的输入特征^[7,19,28]。

2.3 PROSAIL 辐射传输模型

PROSAIL 辐射传输模型是植被冠层 LAI 反演的常用方法，综合考虑了冠层结构、生长状况和影像的获取环境，因此，本文利用 PROSAIL 模型模拟不同理化参数下的玉米冠层反射率。模型的输入参数取值范围如表 2 所示，其中 sza 、 oza 、 raa 太阳-卫星观测角度来自影像的头文件， LAI 、 C_{ab} 、 ρ_{s} 以及 LIDF 由实测数据确定取值范围，其他参数通过先验知识、LOPEX93 数据库及文献[29]确定。依据表 2 的参数设置，共模拟 10 800 条数据。

由于 PROSAIL 模型正向模拟得到的光谱反射率范围是 400 ~ 2 500 nm，光谱分辨率是 1 nm，而 Sentinel-2 卫星影像各波段的反射率是在一定光谱范围内，存在光谱不一致的问题，所以利用 Sentinel-2 卫星影像的光谱响应函数对模拟数据进行光谱积分，积分公式为

表 2 PROSAIL 模型参数		
Tab. 2 Range and unit of PROSAIL model inputs		
模型	参数	数值
PROSPECT 叶片模型	叶片结构参数 N	1.518
	叶绿素含量 $C_{\text{ab}}/(\mu\text{g}\cdot\text{cm}^2)$	30 ~ 70
	类胡萝卜素含量 $C_{\text{ar}}/(\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2})$	2
	等效水厚度 $C_{\text{w}}/(\text{g}\cdot\text{cm}^{-2})$ (cm)	0.01 ~ 0.03
SAIL 冠层 模型	干物质含量 $C_{\text{m}}/(\text{g}\cdot\text{cm}^{-2})$	0.003 ~ 0.006
	叶面积指数 LAI	0.1 ~ 5
	平均叶倾角 $\text{LIDF}/(^{\circ})$	55
	土壤系数 ρ_{s}	0.8
	热点参数 S_{L}	0.1
	太阳天顶角 $\text{sza}/(^{\circ})$	30.38
	观测天顶角 $\text{oza}/(^{\circ})$	8.17
	相对方位角 $\text{raa}/(^{\circ})$	40

$$\rho_s(\lambda) = \frac{\int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} \rho(\lambda_i) \varphi(\lambda_i) d\lambda}{\int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} \varphi(\lambda_i) d\lambda} \quad (6)$$

式中 $\rho_i(\lambda)$ ——模拟 Sentinel-2 卫星影像的波段反射率

$\lambda_{\max}, \lambda_{\min}$ ——不同波段最大、最小波长范围

$\rho(\lambda_i)$ ——PROSAIL 模型模拟的光谱 i 处的反射率

$\varphi(\lambda_i)$ ——Sentinel-2 卫星影像对应波段的光谱响应函数

依据模拟的光谱数据通过光谱积分得到的多个波段反射率计算 2.2 节中提到的 10 个植被指数，为随机森林模型提供训练数据集。

2.4 随机森林模型

随机森林(Random forest, RF)是一种基于分类回归树的机器学习方法，它由多棵相互独立的决策树组成，多棵树进行平行训练，取多棵树的平均值或者较多的那一类作为结果。随机森林是一种能够基于离散或连续数据集合成回归或分类函数的非参数统计技术，能处理具有噪声和大量数据的预测因子之间的复杂关系^[30]，随机森林的优点在于对多元线性公式不敏感，对缺失数据和非平衡数据的预测结果也具有鲁棒性^[31]。随机森林总共有 3 个重要的参数变量：决策树数目、叶子节点最小数目、每个节点的特征数目。本研究是利用 Python 中的 sklearn 包实现随机森林模型，PROSAIL 生成的查找表和野外实测数据分别作为模型的训练数据集和测试数据集，利用决定系数 R^2 和均方根误差 RMSE 评估玉米冠层 LAI 反演结果。

3 结果分析

3.1 反射率一致性评估

为了评估使用 SupReMe 算法重建影像反射率

的一致性,从空间细节和光谱一致性 2 方面进行评估,从图 2a、2b、2d 可看出,在使用 SupReMe 算法重建的影像上,居民区、道路和耕地在提高空间细节的同时并很好地保持了地物边界的一致性,相对于原始分辨率 20 m 的影像,重建后的影像有更为清晰的地物边界和更详细的纹理特征。为了客观、定量地评价重建后影像质量的提高情况,利用信息熵与平均梯度对重建后的影像进行质量评

价,评价结果如表 3 所示,通过评价结果可以看出,重建后影像的客观评价指标都有提升,就信息熵而言,重建后影像的平均信息熵比重采样影像的平均信息熵提升了 0.083,就平均梯度而言,重建后影像波段的平均梯度均值比重采样的影像波段平均梯度均值提升了 0.007。因此,重建后的影像比重采样的影像有更丰富的信息量和更高的清晰度。

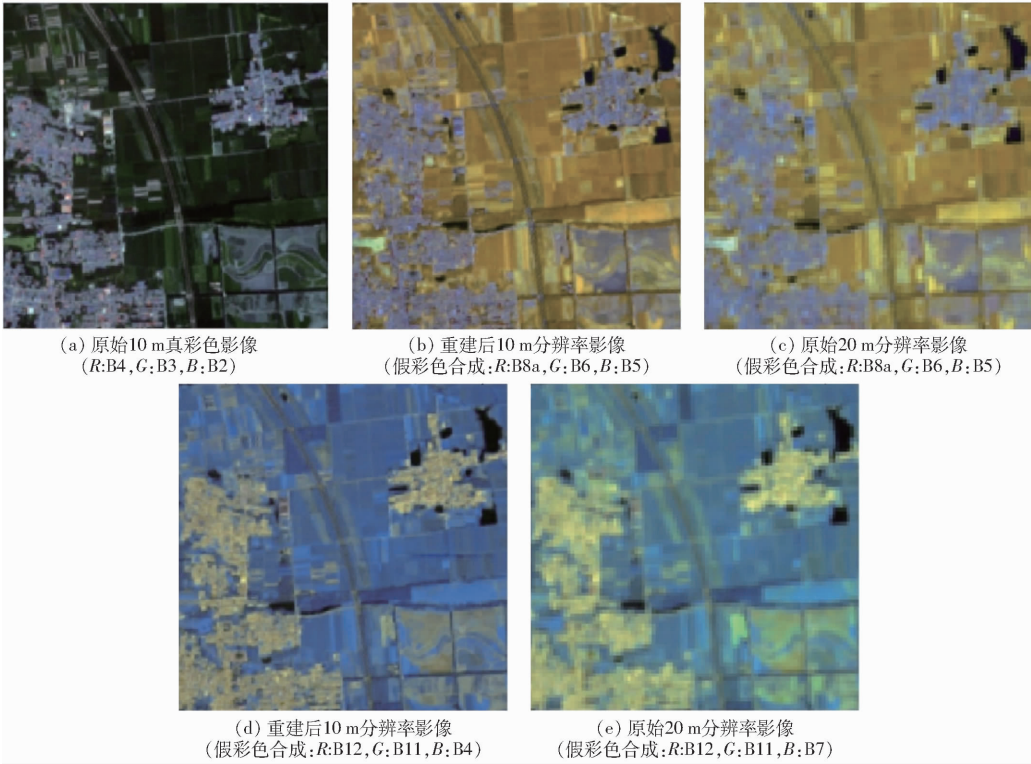


图 2 使用 SupReMe 算法的影像重建结果
Fig.2 Results of image reconstruction using SupReMe algorithm

表 3 超分辨率重建定量评价结果

Tab.3 Quantitative assessment results of reconstructed images using super resolution method							
评价参数	影像	B5	B6	B7	B8a	B11	B12
信息熵	SupReMe	0.848	1.455	1.574	1.617	1.219	1.223
	重采样	0.797	1.376	1.500	1.538	1.055	1.171
平均梯度	SupReMe	0.013	0.019	0.021	0.021	0.016	0.016
	重采样	0.009	0.012	0.015	0.014	0.009	0.009

此外,评估影像重建前后的光谱一致性,表 4 为重建影像和重采样影像的光谱相关性,可以看出,重

建影像和重采样影像有高度的相关性,各波段的 R^2 都不小于 0.91;具有最高相关性值的波段是 B12,

表 4 重建前后影像反射率相关性分析结果

Tab.4 Correlation analysis results of image reflectance before and after reconstruction				
波段	线性拟合方程	决定系数 (R^2)	均方根误差 (RMSE)	估算精度 (EA)/%
B5	$y = 0.890x + 0.013$	0.92	0.012	89.66
B6	$y = 0.896x + 0.029$	0.92	0.016	94.25
B7	$y = 0.907x + 0.032$	0.92	0.019	94.56
B8a	$y = 0.890x + 0.040$	0.92	0.019	94.78
B11	$y = 0.851x + 0.033$	0.91	0.014	93.42
B12	$y = 0.880x + 0.017$	0.93	0.015	88.76

R^2 为 0.93;整幅影像的估算精度都不小于 88.76%,这说明重建影像在保持光谱不变性的同时提高了影像的空间细节。

3.2 基于随机森林的 LAI 反演结果

利用 PROSAIL 生成的查找表作为训练集,以所构建的 10 个植被指数作为输入特征,LAI 作为输出变量,基于随机森林学习方法构建 LAI 反演模型,随机森林学习方法的核心是确定决策树数目、叶子节点最小数目和每个节点的特征数目,由于本文中输入特征只有 10 个,所以每个节点的特征数目为默认值,即划分时考虑所有的特征数,根据 sklearn 包中的 GridSearchCV 确定决策树数目为 100,叶子节点最小数目为 1,其他的参数默认。

依据实测点的位置分别提取重建影像和重采样影像的波段反射率,进而计算 10 个植被指数,形成 2 份测试数据集;基于模拟数据训练随机森林模型,再用 2 份测试数据集来进行预测,每一份测试数据集分别运行 3 次,取其均值作为最终的 LAI 预测结果;并通过对 LAI 的实测数据和预测数据进行回归分析并反演研究区的 LAI。以重建影像为数据源,利用随机森林方法反演得到的研究区内玉米冠层 LAI 空间分布结果如图 3 所示,从图中可以看出,整个研究区内的 LAI 分布在 1.0~5.0 之间,绝大多数区域的 LAI 反演结果在 3.0~5.0 之间,从空间分布规律来看,研究区西部的 LAI 偏低,主要原因是研究区西部为永清县,该县的玉米种植时间晚于市辖区,平均玉米长势与其相比略差,研究区东部是廊坊市市辖区,玉米种植区域较大且相对集中,所以玉米长势较好。

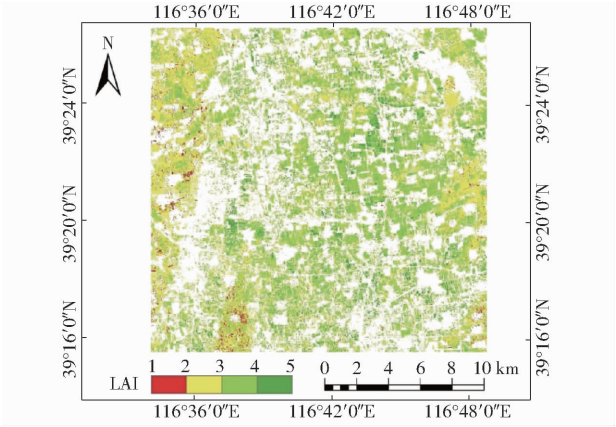


图 3 基于重建影像的玉米冠层 LAI 反演结果
Fig.3 Retrieval results of corn canopy LAI using reconstructed image by super resolution method

为了定量评价利用重建影像的 LAI 反演精度,以野外实测的 LAI 为依据进行反演精度评价,图 4a、4b 分别为利用重建影像和重采样影像的 LAI 反演精度评价结果,从 2 个反演结果可以看出,基于

2 种影像的 LAI 反演精度的决定系数 R^2 都超过了 0.6,说明这 2 个反演结果与实测值的拟合效果较好,其中重建影像的 R^2 高于重采样影像的 R^2 ,由 0.68 提高到了 0.70。从均方根误差 RMSE 来看,重建影像的 RMSE 比重采样影像低 0.022,说明与重采样影像相比,重建影像对应实验点的反演结果与实测值离散程度较小,更接近 1:1 线,LAI 的反演精度得到提高。

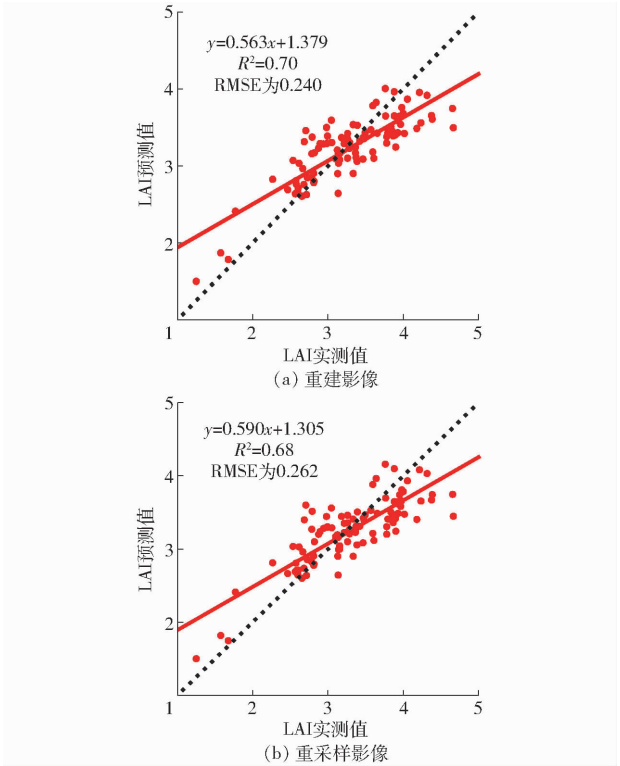


图 4 基于重建影像和重采样影像的玉米冠层 LAI 反演精度

Fig.4 Retrieving accuracy of corn canopy LAI using reconstructed image and resampled image

4 结论

(1)使用 SupReMe 算法增强的影像在保持光谱特性不变的同时提高了影像的空间细节。采用 SupReMe 算法重建后,影像的空间细节与原始分辨率 10 m 的影像具有很好的一致性,与原始分辨率 20 m 的影像相比,重建后影像有更为清晰的地物边界和更详细的纹理特征,重建后影像的信息熵和平均梯度都有明显提高;采用 SupReMe 算法重建前后,影像的反射率具有高度相关性,重采样波段和重建后的波段之间的决定系数(R^2)均不小于 0.91,影像重建的估算精度均不小于 88.76%。

(2)采用 SupReMe 算法对影像进行重建可以提高玉米冠层 LAI 的反演精度。采用 SupReMe 算法进行影像重建后,LAI 反演结果比原始影像数据拥

有更高的 R^2 和更低的 RMSE, R^2 由 0.68 提高到 0.70, RMSE 由 0.262 降低到 0.240, 通过 LAI 和实测值的拟合趋势可以反映大范围内不同生育期的玉米长势。

参 考 文 献

- [1] CHEN J M, BLACK T A, ADAMS R S. Evaluation of hemispherical photography for determining plant-area index and geometry of a forest stand[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1991, 56(1-2): 129-143.
- [2] PENG Y, NGUY-ROBERTSON A, ARKEBAUER T, et al. Assessment of canopy chlorophyll content retrieval in maize and soybean: implications of hysteresis on the development of generic algorithms[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(3): 226-242.
- [3] CHEMURA A, MUTANGA O, ODINDI J. Empirical modeling of leaf chlorophyll content in coffee (*coffea arabica*) plantations with Sentinel-2 MSI data: effects of spectral settings, spatial resolution, and crop canopy cover[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(12): 5541-5550.
- [4] 邹文涛, 吴炳方, 张森, 等. 农作物长势综合监测——以印度为例[J]. *遥感学报*, 2015, 19(4): 539-549.
ZOU Wentao, WU Bingfang, ZHANG Miao, et al. Synthetic method for crop condition analysis: a case study in India[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2015, 19(4): 539-549. (in Chinese)
- [5] DORAISWAMY P C, HATFIELD J L, JACKSON T J, et al. Crop condition and yield simulations using Landsat and MODIS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 92(4): 548-559.
- [6] 吴炳方, 张峰, 刘成林, 等. 农作物长势综合遥感监测方法[J]. *遥感学报*, 2004, 8(6): 498-514.
WU Bingfang, ZHANG Feng, LIU Chenglin, et al. An integrated method for crop condition monitoring[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2004, 8(6): 498-514. (in Chinese)
- [7] ZHANG M, SU W, FU Y, et al. Super-resolution enhancement of Sentinel-2 image for retrieving LAI and chlorophyll content of summer corn[J]. *European Journal of Agronomy*, 2019, 111.
- [8] SIBANDA M, MUTANGA O, ROUGET M. Examining the potential of Sentinel-2 MSI spectral resolution in quantifying above ground biomass across different fertilizer treatments[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 110: 55-65.
- [9] VIVONE G, ALPARONE L, CHANUSSOT J, et al. A critical comparison among pansharpening algorithms[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(5): 2565-2586.
- [10] TRISHCHENKO A P, LUO Y, KHLOPENKOV K V. A method for downscaling MODIS land channels to 250 m spatial resolution using adaptive regression and normalization[C]//Conference on Remote Sensing for Environmental Monitoring, GIS Applications and Geology VI, Stockholm, 2006.
- [11] LUO Y, TRISHCHENKO A P, KHLOPENKOV K V. Developing clear-sky, cloud and cloud shadow mask for producing clear-sky composites at 250-meter spatial resolution for the seven MODIS land bands over Canada and North America[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(12): 4167-4185.
- [12] LANARAS C, BIOUCAS-DIAS J, BALTSAVIAS E, et al. Super-resolution of multispectral multiresolution images from a single sensor[M]. New York: IEEE, 2017.
- [13] HUANG J, MA H, SU W, et al. Jointly assimilating MODIS LAI and ET products into the SWAP model for winter wheat yield estimation[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(8): 4060-4071.
- [14] 王丽爱, 周旭东, 朱新开, 等. 基于 HJ-CCD 数据和随机森林算法的小麦叶面积指数反演[J/OL]. *农业工程学报*, 2016, 32(3): 149-154.
WANG Liai, ZHOU Xudong, ZHU Xinkai, et al. Inverting wheat leaf area index based on HJ-CCD remote sensing data and random forest algorithm[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(3): 149-154. (in Chinese)
- [15] 张宏鸣, 刘雯, 韩文霆, 等. 基于梯度提升树算法的夏玉米叶面积指数反演[J/OL]. *农业机械学报*, 2019, 50(5): 251-259.
ZHANG Hongming, LIU Wen, HAN Wenting, et al. Inversion of summer maize leaf area index based on gradient boosting decision tree algorithm[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(5): 251-259. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190529&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.029. (in Chinese)
- [16] LU B, HE Y. Evaluating empirical regression, machine learning, and radiative transfer modelling for estimating vegetation chlorophyll content using bi-seasonal hyperspectral images[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(17): 1979-2001.
- [17] 许丽娜, 何鲁晓. 基于凸集投影的高分四号卫星影像超分辨率重建[J]. *测绘学报*, 2017, 46(8): 1026-1033.
XU Li'na, HE Luxiao. GF-4 images super resolution reconstruction based on POCS[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(8): 1026-1033. (in Chinese)
- [18] 刘洋, 刘荣高, 陈镜明, 等. 叶面积指数遥感反演研究进展与展望[J]. *地球信息科学学报*, 2013, 15(5): 734-743.
LIU Yang, LIU Ronggao, CHEN Jingming, et al. Current status and perspectives of leaf area index retrieval from optical remote sensing data[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2013, 15(5): 734-743. (in Chinese)
- [19] 谢巧云. 考虑红边特性的多平台遥感数据叶面积指数反演方法研究[D]. 北京: 中国科学院遥感与数字地球研究所, 2017.
XIE Qiaoyun. Research on leaf area index retrieve methods based on the red edge bands from multi-platform remote sensing data[D]. Beijing: Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, 2017. (in Chinese)
- [20] DAUGHTRY C, WALTHALL C L, KIM M S, et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 74(2): 229-239.

- [25] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision,2015:1440-1448.
- [26] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [27] SUN L, ZOU Y, LI Y, et al. Multi target pigs tracking loss correction algorithm based on Faster R-CNN[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(5): 192-197.
- [28] BEWLEY A, GE Z, OTT L, et al. Simple online and realtime tracking[C]//2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP),2016:3464-3468.
- [29] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2017:3645-3649.
- [30] QIAN X, FU Y, JIANG Y G, et al. Multi-scale deep learning architectures for person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision,2017:5399-5408.
- [31] ZHENG L, SHEN L, TIAN L, et al. Scalable person re-identification: a benchmark[C]//IEEE International Conference on Computer Vision,2015:1116-1124.
- [32] WANG H, YU Y, CAI Y, et al. A comparative study of state of the art deep learning algorithms for vehicle detection[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2019, 11(2): 82-95.
- [33] QIN Z, LI Z, ZHANG Z, et al. ThunderNet: towards real-time generic object detection[J]. arXiv e-prints, 2019:1903.11752.

(上接第 196 页)

- [21] DASH J, CURRAN P J. Evaluation of the MERIS terrestrial chlorophyll index (MTCI) [J]. Advances in Space Research, 2007, 39(1): 100-104.
- [22] HE L, SONG X, FENG W, et al. Improved remote sensing of leaf nitrogen concentration in winter wheat using multi-angular hyperspectral data[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 174: 122-133.
- [23] WU C, NIU Z, TANG Q, et al. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: modeling and validation [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2008, 148(8-9): 1230-1241.
- [24] BARNES E M, CLARKE T R, RICHARDS S E, et al. Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground-based multispectral data [M]. Arizona: American Society of Agronomy, 2000.
- [25] GITELSON A A, KEYDAN G P, MERZLYAK M N. Three-band model for noninvasive estimation of chlorophyll, carotenoids, and anthocyanin contents in higher plant leaves[J]. Geophysical Research Letters, 2006, 33(11): 431-433.
- [26] 刘潭, 许童羽, 于丰华, 等. 基于 PROSAIL 模型偏差补偿的水稻叶绿素含量遥感估测[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(5): 156-164.
LIU Tan, XU Tongyu, YU Fenghua, et al. Remote sensing estimation of rice chlorophyll content based on PROSAIL model deviation compensation[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(5): 156-164. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200517&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.05.017. (in Chinese)
- [27] 张喆, 丁建丽, 李鑫, 等. TVDI 用于干旱区农业旱情监测的适宜性[J]. 中国沙漠, 2015, 35(1): 220-227.
ZHANG Zhe, DING Jianli, LI Xin, et al. Suitability of TVDI used to monitor agricultural drought in arid area[J]. Journal of Desert Research, 2015, 35(1): 220-227. (in Chinese)
- [28] 姚雄, 余坤勇, 杨玉洁, 等. 基于随机森林模型的林地叶面积指数遥感估算[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(5): 159-166.
YAO Xiong, YU Kunyong, YANG Yujie, et al. Estimation of forest leaf area index based on random forest model and remote sensing data[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(5): 159-166. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170519&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.05.019. (in Chinese)
- [29] 郑兴明, 丁艳玲, 赵凯, 等. 基于 Landsat 8 OLI 数据的玉米冠层含水量反演研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(12): 3385-3390.
ZHENG Xingming, DING Yanling, ZHAO Kai, et al. Estimation of vegetation water content from Landsat 8 OLI data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(12): 3385-3390. (in Chinese)
- [30] MUTANGA O, ADAM E, CHO M A. High density biomass estimation for wetland vegetation using WorldView-2 imagery and random forest regression algorithm[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 18: 399-406.
- [31] 刘贞强. 基于机器学习的北方水稻叶面积指数反演[D]. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2018.
LIU Zhenqiang. Inversion of rice leaf area index in North China based on machine learning[D]. Harbin: Heilongjiang University, 2018. (in Chinese)