

基于多维高光谱植被指数的冬小麦叶面积指数估算

吾木提·艾山江^{1,2} 尼加提·卡斯木^{1,2} 陈晨^{1,2} 买买提·沙吾提³

(1. 伊犁师范大学资源与生态研究所, 伊宁 835000; 2. 伊犁师范大学生物与地理科学学院, 伊宁 835000;
3. 新疆大学地理科学学院, 乌鲁木齐 830046)

摘要: 为提高干旱区冬小麦叶面积指数 (Leaf area index, LAI) 遥感估算精度, 以拔节期冬小麦 LAI 为研究对象, 在对冠层高光谱数据进行一阶 (First derivative, FD)、二阶 (Second derivative, SD) 微分预处理的基础上, 计算了任意波段组合的二维植被指数 (Two-dimensional vegetation index, 2DVI) 和三维植被指数 (Three-dimensional vegetation index, 3DVI), 通过进行与 LAI 之间相关性分析, 寻求最佳波段组合的植被指数; 利用人工神经网络 (Artificial neural network, ANN)、K 近邻 (K-nearest neighbors, KNN) 和支持向量回归 (Support vector regression, SVR) 算法分别建立 LAI 估算模型, 并进行精度验证。结果表明: 任意波段组合的植被指数与 LAI 相关性均显著提高, 尤其是基于一阶微分预处理光谱的 FD-3DVI-4 (714 nm, 400 nm, 1 001 nm) 相关系数达到 0.93 ($P < 0.01$), 且最优组合波段主要位于红边位置。基于最优 FD-3DVI 植被指数和 K 近邻算法的估算模型表现突出, 其决定系数 R^2 为 0.89, 均方根误差最低 (RMSE 为 0.31), 相对分析误差 RPD 为 2.41; 表明 K 近邻算法更适合解决非线性问题, 能够提高估算精度, 为后期作物长势评价、合理施肥等提供理论依据。

关键词: 冬小麦; 任意波段组合; 植被指数; 叶面积指数; 高光谱

中图分类号: S512.1; S314

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2022)05-0181-10

OSID:



Estimation of Winter Wheat LAI Based on Multi-dimensional Hyperspectral Vegetation Indices

UMUT Hasan^{1,2} NIJAT Kasim^{1,2} CHEN Chen^{1,2} MAMAT Sawut³

(1. Institute of Resources and Ecology, Yili Normal University, Yining 835000, China

2. College of Biological and Geographical Sciences, Yili Normal University, Yining 835000, China

3. College of Geographical Science, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: Winter wheat is one of the important food crops in China, and its planting area and output are the second only to rice. In order to improve the accuracy of remote sensing estimation of winter wheat leaf area index (LAI) in arid regions, taking the LAI of winter wheat at the jointing stage as research object, based on the first derivative (FD) and second derivative (SD) differential preprocessing of the canopy hyperspectral data, the two-dimensional vegetation index (2DVI) and three-dimensional vegetation index (3DVI) of any band combination was calculated, and the correlation with LAI was carried out. To find the vegetation index of the best band combination; the artificial neural network (ANN), K-nearest neighbors (KNN) and support vector regression (SVR) were used to establish LAI estimation respectively model and verify the accuracy. The results showed that the correlation between vegetation index and LAI in any combination of wavelength bands was significantly improved, especially the correlation coefficient of FD-3DVI-4 (714 nm, 400 nm, 1 001 nm) based on the FD preprocessing spectrum reached 0.93 ($P < 0.01$), and the optimal combination band was mainly located in the red edge position. The estimation model based on the optimal FD-3DVI index and K-nearest neighbors algorithm performed outstanding, its $R^2 = 0.89$, the root mean square error (RMSE) was the lowest (0.31), and the relative analysis error (RPD) was 2.41. It was concluded that the K-nearest neighbor

收稿日期: 2022-01-27 修回日期: 2022-03-07

基金项目: 新疆维吾尔自治区高校科研计划项目 (XJEDU2020Y037)、伊犁师范大学博士引进人才科研项目 (2020YSBSYJ001) 和伊犁师范大学资源与生态研究所开放课题重点项目 (YLNURE202206)

作者简介: 吾木提·艾山江 (1992—), 男, 助教, 主要从事高光谱数据建模与估算研究, E-mail: Umut710@163.com

通信作者: 尼加提·卡斯木 (1991—), 男, 副教授, 博士, 主要从事农业遥感与参数估算研究, E-mail: Nejatkasim@126.com

algorithm was more suitable for solving the nonlinear problem and improve the estimation accuracy, and it can provide a theoretical basis for the later crop growth evaluation and reasonable fertilization.

Key words: winter wheat; any band combination; vegetation index; leaf area index; hyperspectral

0 引言

冬小麦是我国重要的粮食作物之一,其种植面积和产量仅次于水稻^[1]。LAI 是与植被利用光能和冠层结构密切相关,能够很好地反映作物生长趋势和估算产量的重要作物参数之一^[2]。因此,通过遥感准确、快速地估算区域作物的 LAI 不仅有利于更好的作物生长连续长期监测,且有利于在作物综合管理和精确农业中的应用^[3]。

随着高光谱技术的发展,其数百或数千个窄波段为开发灵敏的植被指数提供了更多可能。诸多研究学者已经完善了传统光谱植被指数,并利用高光谱数据的光谱分辨率和连续性开发了新的数据分析技术^[4]。目前,冬小麦叶面积指数的遥感估算大致从单波段反射率和波段组合植被指数着手,结合不同回归算法来实现。对于单波段反射率而言,诸多学者利用不同的预处理数学方法。孟禹弛等^[5]利用地面实测冬小麦生理参数和冠层光谱数据,通过一阶微分预处理并计算植被指数,建立了冥函数模型和指数模型;梁栋等^[6]通过对冬小麦高光谱曲线进行连续小波变换,并与 LAI 建立支持向量机回归模型,实现了冬小麦不同生育期 LAI 估算;付元元等^[7]在高光谱遥感反演 LAI 时,利用主成分回归(Principle component regression, PCR)或偏最小二乘回归(Partial least squares regression, PLSR)结合的高光谱维数约简方法,降低基于全谱段建立的模型不稳定,同时取得了较好的估算结果。而对于典型的植被指数而言,陈雪洋等^[8]探讨了归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)、比值植被指数(Ratio vegetation index, RVI)、土壤调节植被指数(Soil-adjusted vegetation index, SAVI)、增强型植被指数(Enhanced vegetation index, EVI)和红边参数在建立高光谱模型反演冬小麦 LAI 的精度;除此之外,夏天等^[9]、陈晓凯等^[10]、田明璐等^[11]、孙华林等^[12]、陶惠林等^[13]、吾木提·艾山江等^[14]利用 RVI、NDVI 和差值植被指数(Difference vegetation index, DVI)、EVI、再归一化植被指数(Resource difference vegetation index, RDVI)等典型的光谱指数,采用任意两波段组合算法提取最优窄波段组合植被指数,通过多元逐步回归和偏最小二乘等线性回归算法构建了冬小麦 LAI 估算模型,取得了较好的效果。以上研究显示以任意两波段组合

构建植被指数能够寻找作物理化参数的响应位置,有利于提高模型的估算精度^[15-16]。而结合高光谱数据的光谱分辨率优势,对典型的三波段植被指数的波段组合进行优化,并与单波段反射率、两波段植被指数之间进行系统的比较,寻求符合当地环境的 LAI 敏感波段组合植被指数和提高估算精度方面值得探讨。

本文以冬小麦在拔节期的 LAI 和同步冠层高光谱为数据源,采用波段组合优化方法,构建基于不同类型数据下(包括原始光谱、一阶导数、二阶导数)所有可能组合的两波段植被指数和三波段植被指数,探索不同维度(单波段反射率、两波段植被指数、三波段植被指数)数据对 LAI 的敏感性变化,利用人工神经网络(ANN)、K 近邻(KNN)和支持向量回归(SVR)构建 LAI 估算模型,并进行对比和分析筛选最优模型,以其为精准农业估算作物参数提供理论基础。

1 估算方法

1.1 研究区概况

研究区地理位置为 89°13′~91°22′E,42°25′~45°29′N,位于新疆维吾尔自治区奇台县,年平均气温 5.5℃,年平均无霜期 153 d,年平均降水量 269.4 mm,属于沙漠干旱气候^[17]。该地区主要作物以冬小麦为主,播种时间为 2017 年 9 月 25 日。根据冬小麦的关键生长期和当地天气条件,从 2018 年 4—6 月,在起身期、拔节期、开花期等阶段采集样品。地面观测在东西方向每隔 20 m 和南北方向 30 m,在 130 m × 420 m 的地块进行。采用五点采样法进行采样,共有 78 个采样点,并用 GPS 记录取样点的坐标(图 1)。

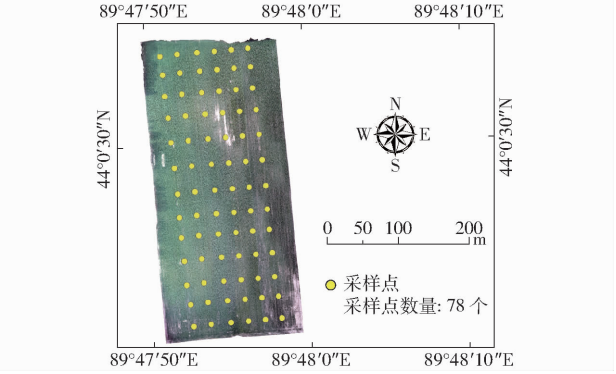


图 1 研究区地理位置及采样点空间分布

Fig.1 Geographical location of study area and spatial distribution of sampling points

1.2 数据采集与处理

在起身期和拔节期,冬小麦冠层的高光谱数据由 ASD FieldSpec3 型光谱仪进行测量,光谱测量于北京时间 10:00—14:00 无云照射中进行。为每个样本收集了 10 条光谱曲线,测量间隔为 0.1 s,求平均值作为该样本测量数据。高光谱数据预处理部分,因受边缘带 350 ~ 399 nm 的高光噪声,将该区域进行删除。其余完整连续的光谱曲线 400 ~ 1 300 nm 作为数据源,利用 Savitzky - Golay 方法进行平滑,再利用一阶微分和二阶微分等数学方法完成高光谱数据变换。

基于数字图像处理技术的摄影方法可用于估算 LAI^[18]。本研究采样区域面积为 S_s ,茎总数设为 n 。5 根茎从样本区取出,作为扫描的小麦样本。将一张 A4 白纸放在平面写字板上,面积为 S_p (21 cm × 29.7 cm),用胶水将叶片粘在纸上,以确保叶片之间没有重叠。利用 ECOSYS FS - 1125 MFP 型多功能数字复合扫描仪扫描所有样品。分辨率设置为 600 像素 × 600 像素,扫描的图像保存为 TIFF 格式。

使用 ENVI 打开上述 TIFF 文件,使用“决策树”的分类方法将绿叶和白纸分开,然后分别计算样品占用的像素数 P_z 和绿叶占用的像素数 P_y 。叶面积指数计算公式为

$$LAI = \frac{P_y}{P_z + P_y} \frac{S_p}{S_s} \frac{n}{5}$$

1.3 任意波段组合植被指数

探索冬小麦 LAI 数据与高光谱数据之间重要关系的最有效方法之一是对窄带反射率因子进行计算。该研究涉及到任意波段组合植被指数,分别为二维植被指数 (Two-dimensional vegetation index, 2DVI) 和三维植被指数 (Three-dimensional vegetation index, 3DVI)。2DVI 为两个波段进行任意组合构建两波段植被指数,如:比值植被指数 (RVI)、归一化植被指数 (NDVI) 和差值植被指数 (DVI); 3DVI 为 3 个波段进行任意组合构建三波段植被指数 (表 1)。通过研究团队在 Java 平台上开发的软件来实现两波段组合计算过程,利用 Matlab 软件完成三维植被指数的构建与计算。

表 1 波段组合植被指数
Tab.1 Band combination vegetation index

波段组合类型	植被指数	公式	文献序号
二维植被指数 (2DVI)	比值植被指数 (RVI)	R_{A1}/R_{A2}	[19]
	归一化植被指数 (NDVI)	$(R_{A1} - R_{A2}) / (R_{A1} + R_{A2})$	
	差值植被指数 (DVI)	$R_{A1} - R_{A2}$	
三维植被指数 (3DVI)	三波段植被指数 1 (3DVI - 1)	$R_{A1} / (R_{A2} R_{A3})$	[20 - 21]
	三波段植被指数 2 (3DVI - 2)	$R_{A1} / (R_{A2} + R_{A3})$	
	三波段植被指数 3 (3DVI - 3)	$(R_{A1} - R_{A2}) / (R_{A2} + R_{A3})$	
	三波段植被指数 4 (3DVI - 4)	$(R_{A1} - R_{A2}) / (R_{A2} - R_{A3})$	
	三波段植被指数 5 (3DVI - 5)	$(R_{A2} + R_{A3}) / R_{A1}$	
	三波段植被指数 6 (3DVI - 6)	$(R_{A1} - R_{A2}) / [R_{A1} - R_{A2} - (R_{A2} - R_{A3})]$	
	三波段植被指数 7 (3DVI - 7)	$R_{A1} - R_{A2} - (R_{A2} - R_{A3})$	

注: λ 为 400 ~ 1 300 nm 内的任意波长。

1.4 模型建立与验证

采用的机器学习算法包括:人工神经网络 (ANN)^[22]、K 近邻 (KNN)^[23] 和支持向量回归 (SVR)^[24]。

以决定系数 (Coefficient of determination, R^2) 和均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 来验证模型的稳定性,相对分析误差 (Relative percent deviation, RPD) 为计算过程标准偏差 (Standard deviation, SD) 与估计标准误差 (Standard error of prediction, SEP) 之比,可验证模型的预测能力。RPD 大于 2.0,说明该模型具有较好的预测能力;RPD 在 1.4 ~ 2.0 之间,代表具有一般预测能力;RPD 小于 1.4,说明其预测能力较差。

2 结果与分析

2.1 LAI 数据的统计分析

对研究区冬小麦冠层 LAI 数据进行了统计,结果见表 2。本次采样共 78 个,将数据划分为两个部分,一个子集用于模型建模 ($n = 47$),另一个子集用于模型验证 ($n = 31$)。对应于建模集和验证集 LAI 平均值分别为 6.38 和 6.46,标准偏差 (SD) 分别为 1.28 和 0.96。所有采样点的 LAI 平均值为 6.42,变异系数为 16.51%。

2.2 冠层高光谱数据与 LAI 相关性分析

通过整数阶微分对高光谱进行预处理,分析基于不同预处理方法的单波段以及两波段植被指数对 LAI 相关性的影响。

表 2 冬小麦 LAI 数据统计分析

数据集	叶面积指数 LAI			标准差	变异系数/%
	最大值	平均值	最小值		
全集(78)	8.45	6.42	4.00	1.06	16.51
建模集(47)	8.45	6.38	4.00	1.28	20.01
验证集(31)	7.90	6.46	4.07	0.96	14.86

2.2.1 单波段反射率与 LAI 关系

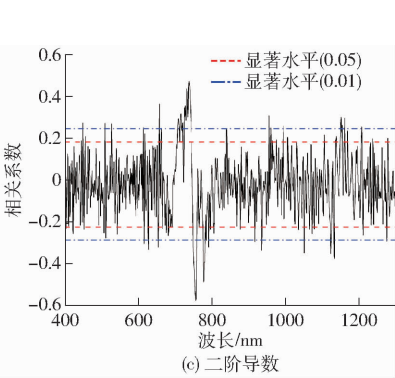
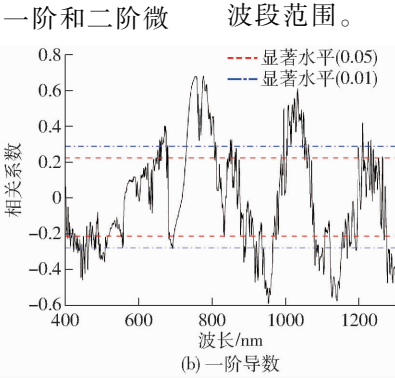
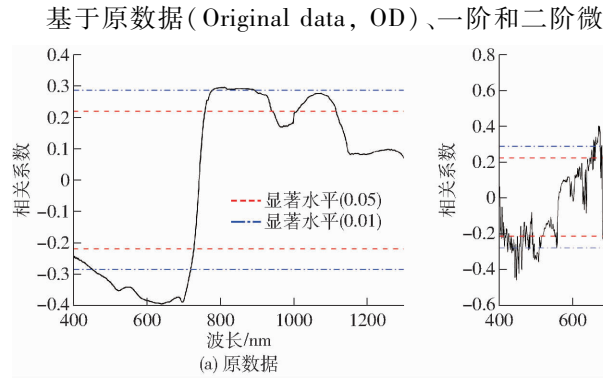


图 2 基于不同预处理的高光谱数据与 LAI 相关性结果

Fig. 2 Correlation results between hyperspectral data and LAI based on different preprocessing

2.2.2 两波段植被指数与 LAI 关系

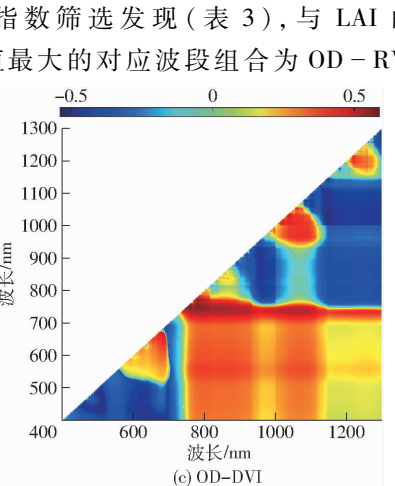
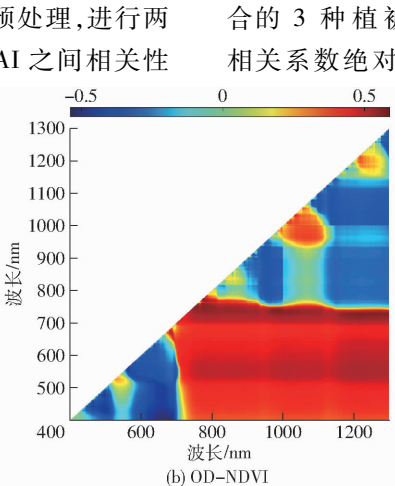
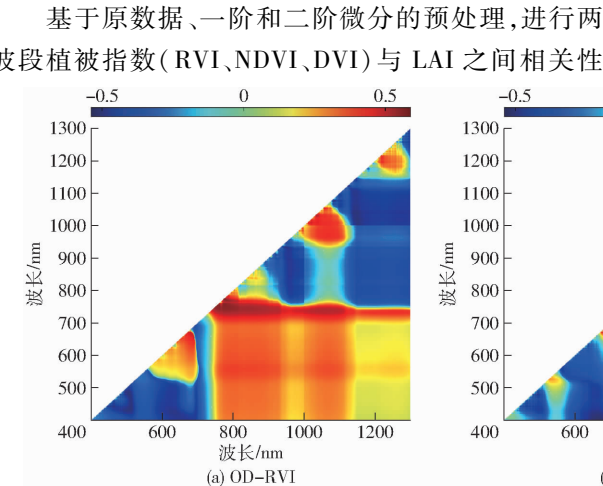


图 3 基于原始光谱的两波段植被指数与 LAI 的相关性

Fig. 3 Correlation between two-band vegetation index and LAI based on original spectral data

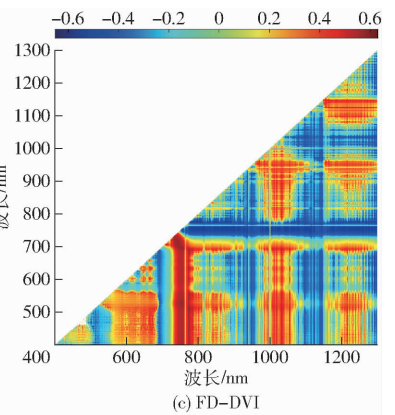
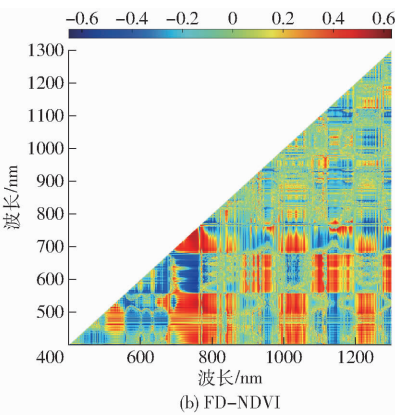
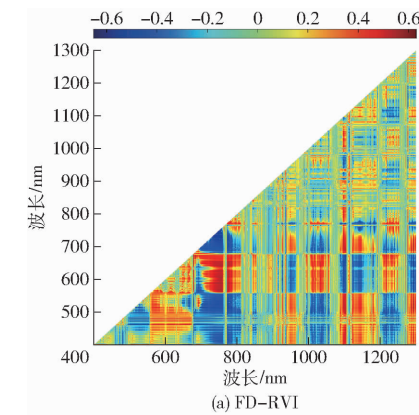


图 4 基于一阶微分光谱的两波段植被指数与 LAI 的相关性

Fig. 4 Correlation between two-band vegetation index and LAI based on the first derivative spectral data

分的预处理,单波段反射率与 LAI 之间相关关系存在明显的差异(图 2)。原数据光谱反射率与 LAI 的相关性在可见光(450 ~ 710 nm)、近红外(750 ~ 910 nm、1 020 ~ 1 100 nm)部分 0.01 水平上呈显著相关,相关系数在 -0.4 ~ 0.3 之间变化。整数阶微分处理后,与 LAI 的相关系数有所提高,提高到 0.6 以上;一阶微分和二阶微分相比,一阶微分预处理不仅提高了相关性,而且增加了通过 0.01 水平显著性波段范围。

热图分析(图 3 ~ 5)。对原数据而言,所有两波段组合的 3 种植被指数筛选发现(表 3),与 LAI 的相关系数绝对值最大的对应波段组合为 OD - RVI

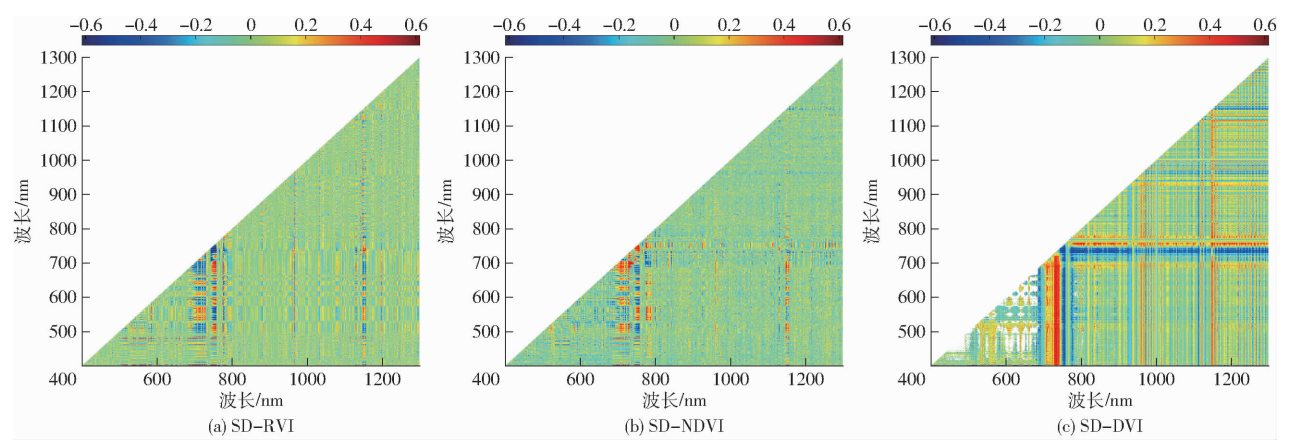


图 5 基于二阶微分光谱的两波段植被指数与 LAI 的相关性

Fig. 5 Correlation between two-band vegetation index and LAI based on the second derivative spectral data

表 3 最佳两波段组合植被指数

高光谱预处理方式	最佳两波段植被指数	相关系数
原始光谱数据 (OD)	OD - RVI (728 nm, 994 nm)	0.56
	OD - NDVI (724 nm, 987 nm)	0.57
	OD - DVI (785 nm, 860 nm)	0.59
一阶微分预处理 (FD)	FD - RVI (627 nm, 774 nm)	0.63
	FD - NDVI (769 nm, 974 nm)	0.64
	FD - DVI (729 nm, 811 nm)	0.63
二阶微分预处理 (SD)	SD - RVI (735 nm, 776 nm)	0.61
	SD - NDVI (539 nm, 762 nm)	0.63
	SD - DVI (686 nm, 764 nm)	0.63

(728 nm, 994 nm)、OD - NDVI (724 nm, 987 nm)、OD - DVI (785 nm, 860 nm)；对于一阶导数变换而言, LAI 敏感的波段组合植被指数为 OD - RVI (627 nm, 774 nm)、OD - NDVI (769 nm, 974 nm)、OD - DVI (729 nm, 811 nm)；对于二阶导数变换而言, LAI 敏感的波段组合植被指数为 OD - RVI (735 nm, 776 nm)、OD - NDVI (539 nm, 762 nm)、OD - DVI (686 nm, 764 nm)。从波段组合范围以及相关程度分析发现, 整数阶微分预处理对 3 种植被指数与 LAI 之间的相关性有所提升, 为估算模型的构建提

供了可选择的变量。

2.2.3 三波段植被指数与 LAI 关系

基于原数据、一阶和二阶微分的预处理, 进行三波段植被指数与 LAI 之间相关性分析 (图 6 ~ 8)。基于原始高光谱数据的三波段植被指数计算结果中, 仅选取 3 种植被指数相关性结果, 见图 6; 分析发现 3DVI - 1、3DVI - 3、3DVI - 7 分别与 LAI 呈显著相关关系, 相关系数绝对值介于 0.4 ~ 0.6 之间。其余 4 种指数 (3DVI - 2、3DVI - 4、3DVI - 5、3DVI - 6) 均与 LAI 的相关程度偏低, 未参与建模过程。

基于一阶微分的三波段植被指数计算结果中, 与 LAI 呈显著相关的植被指数有 5 种, 分别是 3DVI - 1、3DVI - 2、3DVI - 4、3DVI - 5、3DVI - 7, 相关系数绝对值介于 0.6 ~ 0.9 之间, 相关性三维结果见图 7; 其中 3DVI - 4 与 LAI 之间相关系数达到最大。基于二阶微分的三波段植被指数与 LAI 之间的相关性三维热图见图 8, 7 种三波段植被指数均呈显著相关, 相关系数绝对值介于 0.6 ~ 0.7 之间, 见表 4。

在不同光谱预处理下, 对三波段植被指数波段组合进行优化, 并进行最佳波段组合筛选; 若出现相同大小的最值, 都被采集为最佳波段组合, 并适用于

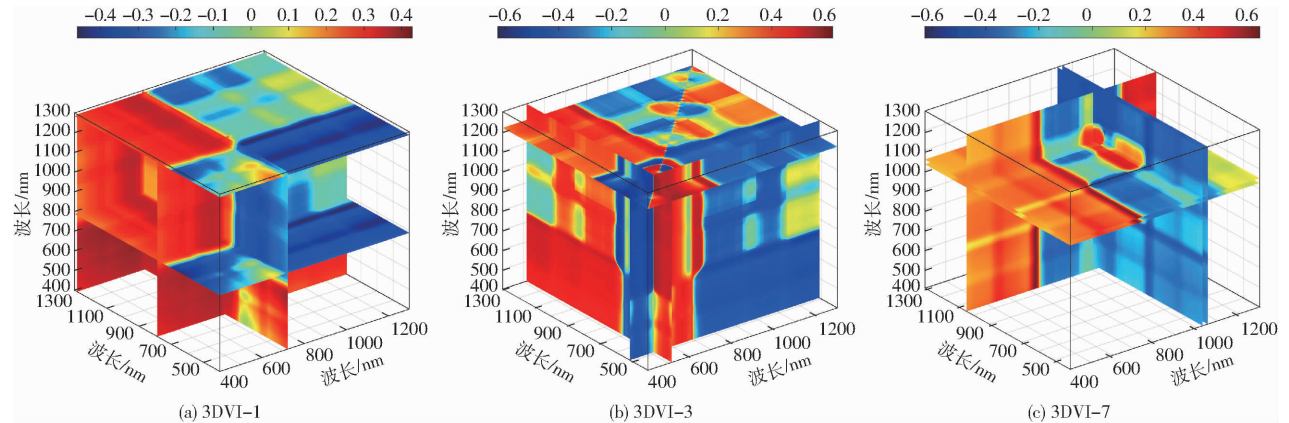


图 6 基于原始光谱的三波段植被指数与 LAI 的相关性

Fig. 6 Correlation between three-band vegetation index and LAI based on original spectral data

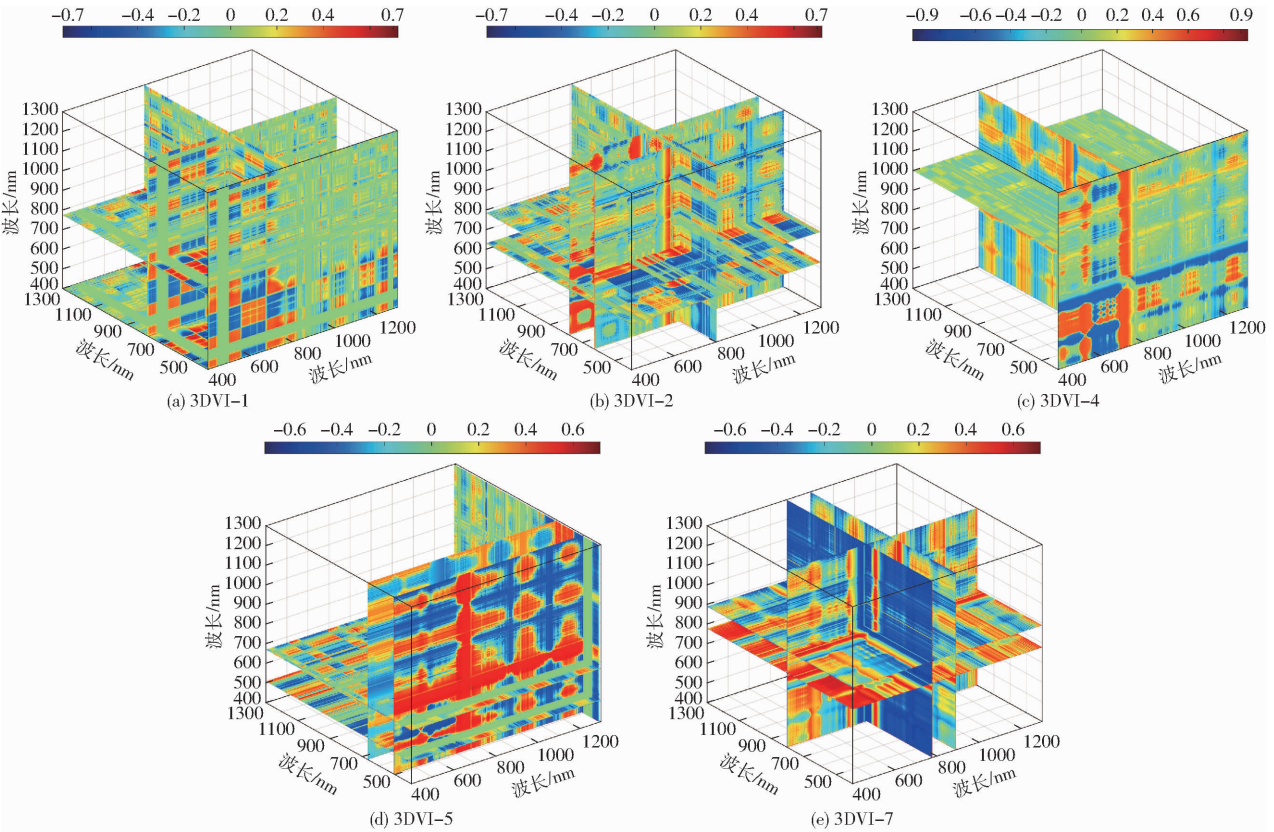


图 7 基于一阶微分光谱的三波段植被指数与 LAI 的相关性

Fig. 7 Correlation between three-band vegetation index and LAI based on the first derivative spectral data

估算模型的最佳参数。

2.3 模型建立

诸多研究表明,基于多种波段组合植被指数构建的农作物参数估算模型精度显著高于敏感单波段反射率建立的模型,不同波段之间的运算结果能够有效加强农作物参数的关联程度,从而提高估算模型的精度^[25-26]。本文对高光谱窄波段反射率及其不同形式组合运算构建的 2DVI、3DVI 植被指数为数据源,并以最佳变量构建模型如下:以原数据、一阶和二阶微分数据的 KNN、ANN 和 SVR 模型;对各变换光谱数据分别进行最佳 2DVI、3DVI 植被指数的 KNN、ANN 和 SVR 模型;因参与模型变量不同,共构建了 27 种估算模型,模型估算精度见图 9。

估算模型所需数据总体分为单波段反射率、2DVI、3DVI 等 3 种类型(简称:一维、二维、三维),在 3 种类型光谱数据下,采用 K 近邻(KNN)、人工神经网络(ANN)和支持向量回归(SVR)建模对冬小麦 LAI 进行估算;分析发现,对光谱数据进行一阶二阶微分预处理,显著提高了各维度数据构建的估算模型精度。尤其是一阶微分光谱处理在 KNN 模型各维度数据构建模型中表现突出,决定系数 R^2 分别为 0.57、0.83、0.89;对于 ANN 和 SVR 模型而言,在一维、二维数据构建的模型中表现突出;在三维数据构建模型中,基于二阶微分预处理的光谱数据结

果比较偏高。从总体的估算模型对比分析,KNN 构建的估算模型精度在各维度数据中,决定系数均偏高,而均方根误差均偏低。其中以一阶微分处理运算的最佳 3DVI 植被指数为自变量,建立冬小麦叶面积指数 KNN 估算模型表现最优,其决定系数最高($R^2=0.89$),均方根误差最低(RMSE 为 0.31)。

依据模型稳定性和预测能力评价指标 RPD 对 27 种模型的估算能力进行比较分析,结果见表 5。本研究不具备估测样本能力的模型(RPD 小于 1.5)主要是基于原数据单波段反射率所构建的模型,其余部分模型的 RPD 均大于 1.5,具备较好的估算能力。从总体分析发现,KNN 模型的估算能力明显高于 ANN 和 SVR 模型的估算能力;尤其是以最佳波段组合优化植被指数为模型参数时,KNN 模型 RPD 大于 2.0 的模型数量占比较大,共 5 种模型;而其余 RPD 大于 2.0 的模型数量各占 3 个。从光谱数据变换角度分析发现,在一阶微分预处理后分别进行最佳 2DVI 和 3DVI 植被指数的计算中,冬小麦 LAI 与最佳波段组合植被指数之间的相关性明显提升,从而基于一阶微分处理所构建模型的估算能力显著提高。

综上所述,在不同的数据类型下,建立的机器学习估算模型存在一定的差异。冬小麦 LAI 估算模型(KNN-3DVI-FD)的实测值与预测值的空间分布

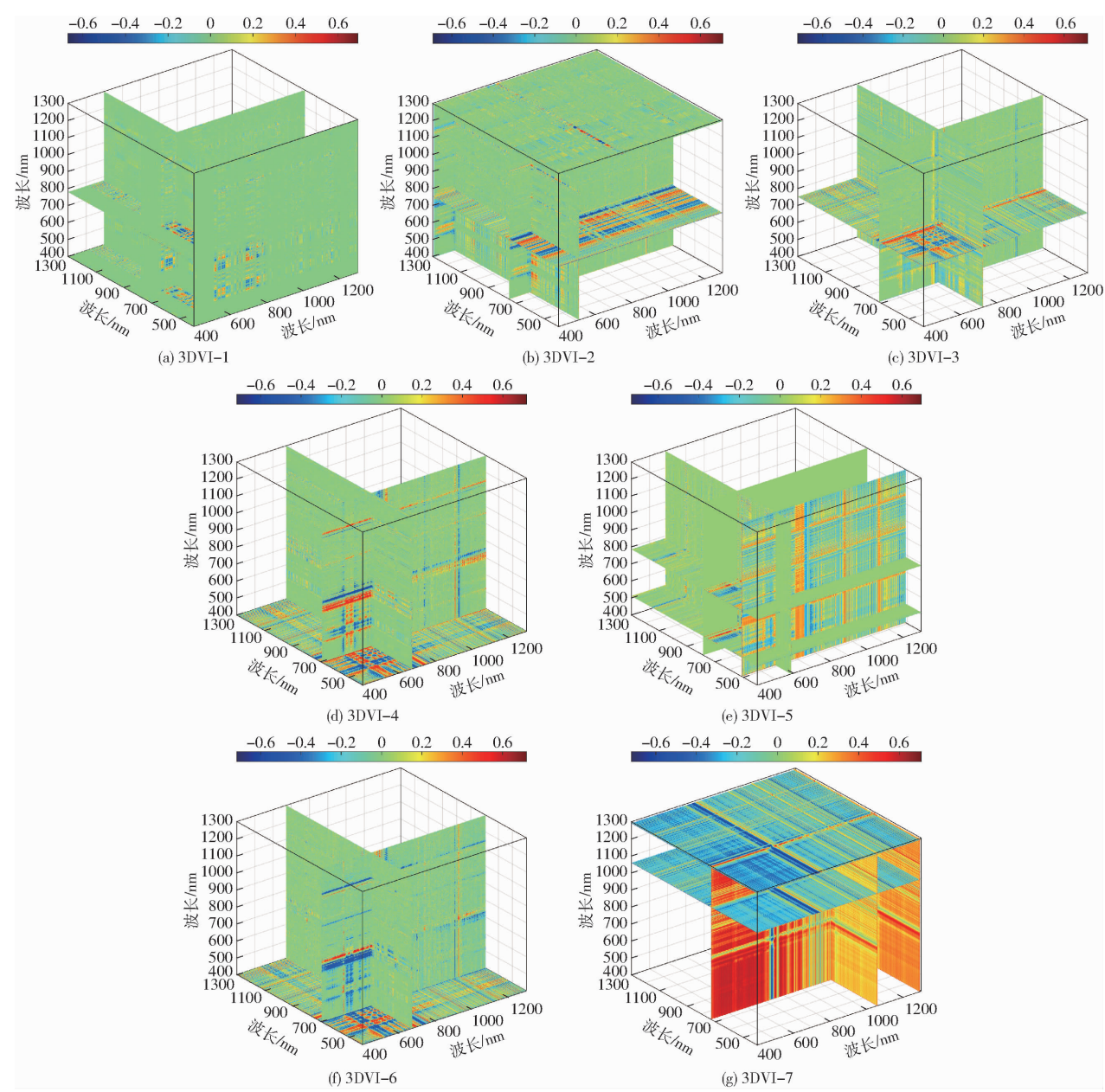


图 8 基于二阶微分光谱的三波段植被指数与 LAI 的相关性

Fig. 8 Correlation between three-band vegetation index and LAI based on the second derivative spectral data

见图 10,可以看出,以最佳 3DVI 植被指数变量,采用 KNN 算法构建冬小麦 LAI 估算模型,其实测值和预测值空间上拟合效果更接近于 1:1,说明在本研究中最具有估算能力的模型。

3 讨论

掌握农作物的生长状况主要取决于作物的叶面积指数, LAI 是能够描述农作物冠层结构的重要参数之一^[27-28]。在冬小麦整个生育期中,拔节期氮素积累过程较显著,直接反映冬小麦健康生长趋势,对冬小麦拔节期 LAI 的精确、快速遥感监测能够为后期田间尺度施肥管理提供理论依据^[29-30]。

基于高光谱数据以及最优植被指数的农作物典型参数反演得到了诸多学者的研究,亚森江·喀哈尔

等^[31]、陈晓凯等^[10]分别对春小麦的叶绿素含量和冬小麦的叶面积指数进行高光谱监测,探讨了任意两波段组合植被指数与作物参数之间的相关关系,表明基于最优两波段组合植被指数构建的模型精度显著提高。本研究基于光谱变换和最优波段组合植被指数进行冬小麦拔节期 LAI 估算研究,结果表明原数据、一阶二阶微分变换与 LAI 在红边波段 750 ~ 910 nm、760 ~ 810 nm 内呈显著相关 ($P < 0.01$)。通过分析发现,基于 3 种光谱变换所构建的任意两波段、三波段植被指数与 LAI 相关性显著提高,显著相关波段组合中包含红边波段(表 4),这与刘伟东等^[32]、苏伟等^[33]研究成果相符,都反映了红边波段对作物 LAI 的重要性,表明任意波段组合的植被指数应用到农作物参数反演是可行的。

表 4 最佳三波段组合植被指数

Tab.4 The best two-band combination vegetation index

高光谱预处理方式	最佳两波段植被指数	相关系数
原始光谱数据 (OD)	OD-3DVI-1 (722 nm, 1 284 nm, 787 nm)	0.45
	OD-3DVI-1 (722 nm, 787 nm, 1 284 nm)	0.45
	OD-3DVI-3 (514 nm, 512 nm, 1 218 nm)	0.66
	OD-3DVI-7 (1 030 nm, 1 050 nm, 1 021 nm)	0.65
	OD-3DVI-7 (1 030 nm, 1 021 nm, 1 050 nm)	0.65
一阶微分预处理 (FD)	FD-3DVI-1 (789 nm, 775 nm, 400 nm)	0.71
	FD-3DVI-1 (789 nm, 400 nm, 775 nm)	0.71
	FD-3DVI-2 (806 nm, 786 nm, 632 nm)	0.72
	FD-3DVI-2 (806 nm, 632 nm, 786 nm)	0.72
	FD-3DVI-4 (714 nm, 400 nm, 1 001 nm)	0.93
	FD-3DVI-5 (1 293 nm, 671 nm, 509 nm)	0.69
	FD-3DVI-5 (1 293 nm, 509 nm, 671 nm)	0.69
	FD-3DVI-7 (890 nm, 806 nm, 778 nm)	0.68
二阶微分预处理 (SD)	SD-3DVI-1 (592 nm, 400 nm, 787 nm)	0.67
	SD-3DVI-1 (592 nm, 787 nm, 400 nm)	0.67
	SD-3DVI-2 (508 nm, 754 nm, 1 291 nm)	0.69
	SD-3DVI-2 (508 nm, 1 291 nm, 754 nm)	0.69
	SD-3DVI-3 (714 nm, 719 nm, 742 nm)	0.68
	SD-3DVI-4 (667 nm, 684 nm, 400 nm)	0.65
	SD-3DVI-5 (592 nm, 510 nm, 790 nm)	0.64
	SD-3DVI-5 (592 nm, 790 nm, 510 nm)	0.64
	SD-3DVI-6 (668 nm, 694 nm, 400 nm)	0.65
	SD-3DVI-7 (1 057 nm, 734 nm, 1 289 nm)	0.65
	SD-3DVI-7 (1 289 nm, 734 nm, 1 057 nm)	0.65

在诸多研究中,经常假设自变量和因变量呈线性关联而构建回归模型,在实际中该条件较难满足。陈晓凯等^[10]研究表明最优窄波段植被指数与冬小麦 LAI 的关系表现为非线性关系。因此,本文为拟合自变量和因变量之间的非线性关系,引入了 KNN、ANN 和 SVR 等 3 种机器学习算法;通过分析 3 种算法发现,K 近邻算法对数据的非线性拟合结果较好,尤其是基于一阶微分光谱处理的 9 个 3DVI 指数(表 4)与 LAI 之间构建 KNN 模型相对于其它两种算法明显提高,更适合解决非线性拟合问题。

4 结束语

以冬小麦冠层高光谱为数据源,在一阶、二阶微分预处理的基础上,计算任意波段组合的 2DVI 指数和 3DVI 指数,利用人工神经网络(ANN)、K 近邻(KNN)和支持向量回归(SVR)算法来构建 LAI 估算模型,并进行对比分析。结果表明:基于不同预处理光谱的任意波段组合植被指数在红边位置与 LAI 相关性显著提高,尤其是基于一阶微分预处理光谱

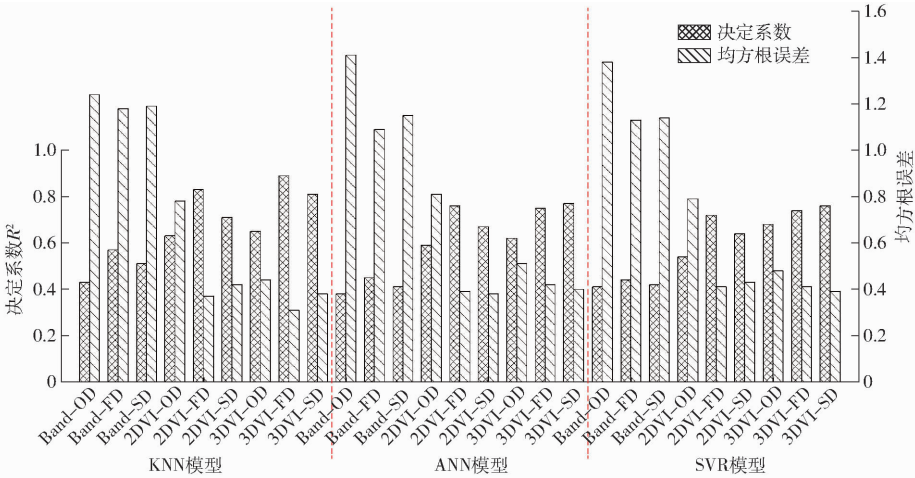


图 9 冬小麦 LAI 高光谱估算模型精度对比

Fig.9 Comparison of LAI hyperspectral estimation models for winter wheat

表 5 冬小麦 LAI 的 27 种估算模型相对分析误差

Tab.5 Relative analysis errors of 27 estimation models of winter wheat LAI

KNN 模型	相对分	ANN 模型	相对分	SVR 模型	相对分
	析误差 RPD		析误差 RPD		析误差 RPD
Band-OD	1.48	Band-OD	1.43	Band-OD	1.46
Band-FD	1.67	Band-FD	1.52	Band-FD	1.50
Band-SD	1.63	Band-SD	1.49	Band-SD	1.45
2DVI-OD	1.97	2DVI-OD	1.89	2DVI-OD	1.90
2DVI-FD	2.23	2DVI-FD	2.12	2DVI-FD	2.18
2DVI-SD	2.03	2DVI-SD	1.94	2DVI-SD	1.91
3DVI-OD	2.07	3DVI-OD	1.93	3DVI-OD	1.94
3DVI-FD	2.41	3DVI-FD	2.09	3DVI-FD	2.11
3DVI-SD	2.19	3DVI-SD	2.16	3DVI-SD	2.13

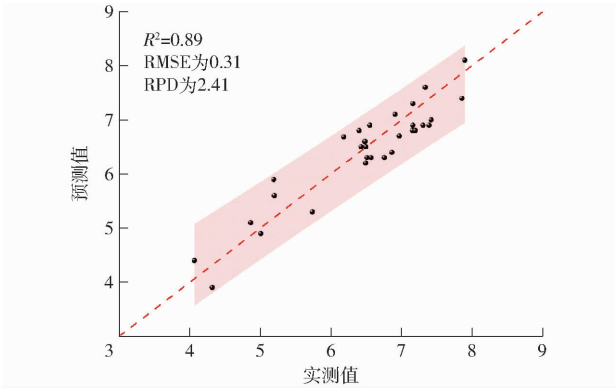


图 10 实测值与预测值的散点图

Fig.10 Scatter plot of measured and predicted values

的 $FD-3DVI-4(714\text{ nm}, 400\text{ nm}, 1\,001\text{ nm})$ 指数与 LAI 相关系数达到 0.93 ($P < 0.01$), 更能说明充分利用海量光谱信息很有必要, 能够避免光谱信息的丢失和失效。对于 3 种模型构建方法而言, 以最优波段组合 3DVI 为自变量, 发现 K 近邻算法数据拟

合好, 构建的模型精度较好, 其决定系数最高 ($R^2 = 0.89$), 均方根误差最低 (RMSE 为 0.31), 相对分析误差为 2.41, 可为作物长势评估和估产提供科学依据。

参 考 文 献

[1] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等. 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦产量估算[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7):146–155.
TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Winter wheat yield estimation based on UAV hyperspectral remote sensing data [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7):146–155. (in Chinese)

[2] 李军玲, 彭记永. 不同生育时期冬小麦叶面积指数地面高光谱遥感模型研究[J]. 麦类作物学报, 2018, 38(8):979–987.
LI Junling, PENG Jiyong. Estimation of winter wheat LAI at different growth stages based on canopy hyperspectral remote sensing system[J]. Journal of Triticeae Crops, 2018, 38(8):979–987. (in Chinese)

[3] ALTON P B. The sensitivity of models of gross primary productivity to meteorological and leaf area forcing: a comparison between a Penman–Monteith ecophysiological approach and the MODIS Light-Use Efficiency algorithm [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2016, 218–219:11–24.

[4] LIU J, PATTEY E, JEGO G. Assessment of vegetation indices for regional crop green LAI estimation from Landsat images over multiple growing seasons[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 123:347–358.

[5] 孟禹弛, 侯学会, 王猛. 不同生育期冬小麦叶面积指数高光谱遥感估算模型[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(5):211–215.
MENG Yuchi, HOU Xuehui, WANG Meng. Hyperspectral remote sensing estimation model of leaf area index of winter wheat at different growth stages[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2017, 45(5):211–215. (in Chinese)

[6] 梁栋, 杨勤英, 黄文江, 等. 基于小波变换与支持向量机回归的冬小麦叶面积指数估算[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(1):335–340.
LIANG Dong, YANG Qinying, HUANG Wenjiang, et al. Estimation of leaf area index based on wavelet transform and support vector machine regression in winter wheat[J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(1):335–340. (in Chinese)

[7] 付元元, 杨贵军, 冯海宽, 等. 基于高光谱维数约简与植被指数估算冬小麦叶面积指数的比较[J]. 农业工程学报, 2012, 28(23):107–113.
FU Yuanyuan, YANG Guijun, FENG Haikuan, et al. Comparison of winter wheat LAI estimation methods based on hyperspectral dimensionality reduction and vegetation index[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(23):107–113. (in Chinese)

[8] 陈雪洋, 蒙继华, 朱建军, 等. 冬小麦叶面积指数的高光谱估算模型研究[J]. 测绘科学, 2012(5):141–144.
CHEN Xueyang, MENG Jihua, ZHU Jianjun, et al. Hyperspectral estimation models for leaf area index of winter wheat[J]. Science of Surveying and Mapping, 2012(5):141–144. (in Chinese)

[9] 夏天, 吴文斌, 周清波, 等. 基于高光谱的冬小麦叶面积指数估算方法[J]. 中国农业科学, 2012, 45(10):2085–2092.
XIA Tian, WU Wenbin, ZHOU Qingbo, et al. An estimation method of winter wheat leaf area index based on hyperspectral data [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2012, 45(10):2085–2092. (in Chinese)

[10] 陈晓凯, 李粉玲, 王玉娜, 等. 无人机高光谱遥感估算冬小麦叶面积指数[J]. 农业工程学报, 2020, 36(22):40–49.
CHEN Xiaokai, LI Fenling, WANG Yu'na, et al. Estimation of winter wheat leaf area index based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(22):40–49. (in Chinese)

[11] 田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 等. 基于无人机成像光谱仪数据的棉花叶绿素含量反演[J]. 农业机械学报, 2016, 47(11):285–293.
TIAN Minglu, BAN Songtao, CHANG Qingrui, et al. Estimation of SPAD value of cotton leaf using hyperspectral images from UAV-based imaging spectroradiometer[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11):285–293. (in Chinese)

[12] 孙华林, 耿石英, 王小燕, 等. 晚播条件下基于高光谱的小麦叶面积指数估算方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(4):1199–1206.
SUN Hualin, GENG Shiyong, WANG Xiaoyan, et al. Estimation method of wheat leaf area index based on hyperspectral under late sowing conditions[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(4):1199–1206. (in Chinese)

[13] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦株高和叶面积指数估算[J]. 农业机械学报, 2020, 51(12):193–201.
TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Estimation of plant height and leaf area index of winter wheat based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(12):193–201. (in Chinese)

[14] 吾木提·艾山江, 买买提·沙吾提, 陈水森, 等. 基于 GF-1/2 卫星数据的冬小麦叶面积指数反演[J]. 作物学报, 2020, 46(5):787–797.
UMUT Hasan, MAMAT Sawut, CHEN Shuisen, et al. Inversion of leaf area index of winter wheat based on GF-1/2 image [J]. Acta Agronomica Sinica, 2020, 46(5):787–797. (in Chinese)

[15] WANG Li, CHANG Qingrui, YANG Jing, et al. Estimation of paddy rice leaf area index using machine learning methods based on hyperspectral data from multi-year experiments[J]. PloS One, 2018, 13(12):1–16.

[16] WANG Fumin, HUANG Jingfeng, LOU Zhanghua. A comparison of three methods for estimating leaf area index of paddy rice from optimal hyperspectral bands[J]. Precision Agriculture, 2011, 12(3):439–447.

- [17] 张欢, 张云玲, 张彦才, 等. 新疆奇台荒漠类草地自然保护区主要植物群落及其特征[J]. 植物生态学报, 2021, 45(8):918–924.
ZHANG Huan, ZHANG Yunling, ZHANG Yancai, et al. Main plant communities and characteristics of Desert Grassland Nature Reserve in Qitai, Xinjiang, China[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2021, 45(8):918–924. (in Chinese)
- [18] FANG H, BARET F, PLUMMER S, et al. An overview of global leaf area index (LAI): methods, products, validation, and applications[J]. Reviews of Geophysics, 2019, 57(3):739–799.
- [19] INOUE Y, SAKAIYA E, ZHU Y, et al. Diagnostic mapping of canopy nitrogen content in rice based on hyperspectral measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 126:210–221.
- [20] JACKSON R D. Spectral indices in N-Space[J]. Remote Sensing of Environment, 1983, 13(5):409–421.
- [21] TIAN Y C, YAO X, YANG J, et al. Assessing newly developed and published vegetation indices for estimating rice leaf nitrogen concentration with ground and space-based hyperspectral reflectance[J]. Field Crops Research, 2011, 120(2):299–310.
- [22] 姚付启, 张振华, 杨润亚, 等. 基于红边参数的植被叶绿素含量高光谱估算模型[J]. 农业工程学报, 2009, 25(13):123–129.
YAO Fuqi, ZHANG Zhenhua, YANG Runya, et al. Hyperspectral models for estimating vegetation chlorophyll content based on red edge parameter[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(13):123–129. (in Chinese)
- [23] 王新颖, 隗志才, 吴庆妍, 等. KNN 算法的数据优化策略[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2010, 28(3):94–98.
WANG Xinying, JUN Zhicai, WU Qingyan, et al. Data optimization strategy of KNN algorithm[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2010, 28(3):94–98. (in Chinese)
- [24] 郑立华, 李民赞, 安晓飞, 等. 基于近红外光谱和支持向量机的土壤参数预测[J]. 农业工程学报, 2010, 26(14):81–87.
ZHENG Lihua, LI Minzan, AN Xiaofei, et al. Forecasting soil parameters based on NIR and SVM[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(14):81–87. (in Chinese)
- [25] 由明明, 常庆瑞, 田明璐, 等. 基于随机森林回归的油菜叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 干旱地区农业研究, 2019, 37(1):74–81.
YOU Mingming, CHANG Qingrui, TIAN Minglu, et al. Estimation of rapeseed leaf SPAD value based on random forest regression[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2019, 37(1):74–81. (in Chinese)
- [26] 李媛媛, 常庆瑞, 刘秀英, 等. 基于高光谱和 BP 神经网络的玉米叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 农业工程学报, 2016, 32(16):135–142.
LI Yuanyuan, CHANG Qingrui, LIU Xiuying, et al. Estimation of maize leaf SPAD value based on hyperspectrum and BP neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(16):135–142. (in Chinese)
- [27] 吴炳方, 曾源, 黄进良. 遥感提取植物生理参数 LAI/FPAR 的研究进展与应用[J]. 地球科学进展, 2004, 19(4):585–590.
WU Bingfang, ZENG Yuan, HUANG Jinliang. Overview of LAI/FPAR retrieval from remotely sensed data[J]. Advance in Earth Sciences, 2004, 19(4):585–590. (in Chinese)
- [28] JING M C, CIHLARR J. Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2):153–162.
- [29] 谭昌伟, 王纪华, 朱新开, 等. 基于 Landsat TM 影像的冬小麦拔节期主要长势参数遥感监测[J]. 中国农业科学, 2011, 44(7):1358–1366.
TAN Changwei, WANG Jihua, ZHU Xinkai, et al. Monitoring main growth status parameters at jointing stage in winter wheat based on Landsat TM images[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2011, 44(7):1358–1366. (in Chinese)
- [30] 白丽敏, 李粉玲, 常庆瑞, 等. 结合 SPA 和 PLS 法提高冬小麦冠层全氮高光谱估算的精确度[J]. 植物营养与肥料学报, 2018, 24(5):1178–1184.
BAI Limin, LI Fenling, CHANG Qingrui, et al. Increasing accuracy of hyper-spectral remote sensing for total nitrogen of winter wheat canopy by use of SPA and PLS methods[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers, 2018, 24(5):1178–1184. (in Chinese)
- [31] 亚森江·喀哈尔, 尼加提·卡斯木, 茹克亚·萨吾提, 等. 基于高光谱的春小麦抽穗期叶绿素含量估算方法[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(18):266–270.
YASENJIANG Kahaer, NIJAT Kasim, RUKEYA Sawut, et al. Estimation method of chlorophyll content at heading stage of spring wheat based on hyperspectral data[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2019, 47(18):266–270. (in Chinese)
- [32] 刘伟东, 项月琴, 郑兰芬, 等. 高光谱数据与水稻叶面积指数及叶绿素密度的相关分析[J]. 遥感学报, 2000, 4(4):279–283.
LIU Weidong, XIANG Yueqin, ZHENG Lanfen, et al. Relationships between rice leaf area index, chlorophyll density and hyperspectra data[J]. Journal of Remote Sensing, 2000, 4(4):279–283. (in Chinese)
- [33] 苏伟, 侯宁, 李琪, 等. 基于 Sentinel-2 遥感影像的玉米冠层叶面积指数反演[J]. 农业机械学报, 2018, 49(1):151–156.
SU Wei, HOU Ning, LI Qi, et al. Retrieving leaf area index of corn canopy based on Sentinel-2 remote sensing image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1):151–156. (in Chinese)