doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.07.047

多类型参数结合的冬小麦拔节期 SPAD 值估算

李　阳[1,2]　赵　博[1,2]　周利明[1,2]　伟利国[1,2]　董　鑫[1,2]　苑严伟[1,2]
(1.中国农业机械化科学研究院集团有限公司,北京 100083;2.农业装备技术全国重点实验室,北京 100083)

摘要:冬小麦拔节期叶绿素状况估算对于冬小麦营养诊断非常重要。本文利用无人机遥感平台获取冬小麦拔节期长势遥感信息,提取多光谱植被指数、RGB 影像纹理特征及覆盖度信息,基于多元线性回归(Multivariate linear regression,MLR)、随机森林回归(Random forest regression,RFR)构建了冬小麦 SPAD 值估算模型。分析多光谱植被指数、纹理特征和覆盖度信息,以及相互结合对于冬小麦 SPAD 值估算的影响。结果表明:多光谱植被指数、纹理特征、覆盖度的结合(2 种类型或 3 种类型参数结合)可以用于冬小麦拔节期 SPAD 值的估算,而且相较于单类型参数或两类型参数结合,更多类型参数结合提高了冬小麦拔节期 SPAD 值的估算精度。而基于相同参数利用随机森林构建的冬小麦拔节期 SPAD 值估算模型精度均高于多元线性回归构建的模型精度。其中,基于 3 种类型参数构建的冬小麦 SPAD 值估算模型精度最高,R^2 为 0.78,RMSE 为 2.08。各类型参数对冬小麦拔节期 SPAD 值估算精度的影响由大到小依次为多光谱植被指数、纹理特征、覆盖度。其中,多光谱植被指数构建的模型精度与纹理特征构建的模型精度相近(R^2 和 RMSE 分别为 0.71、2.36 及 0.70、2.45)。覆盖度虽然对于 SPAD 值的估算精度提升最小,但结合其他特征可提高冬小麦 SPAD 值估算精度(对于 RFR 模型,R^2 提高 0.02 ~ 0.03)。多光谱植被指数、纹理特征、覆盖度的结合提高了模型估算精度,为冬小麦拔节期 SPAD 值快速估算提供了技术参考。

关键词:冬小麦 SPAD 值;多光谱植被指数;纹理特征;覆盖度;多类型参数结合;机器学习
中图分类号:S127　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)07-0513-09　　**OSID**:

Combining Multiple Type Parameters for Estimating Winter Wheat SPAD Values at Jointing Stage

LI Yang[1,2]　ZHAO Bo[1,2]　ZHOU Liming[1,2]　WEI Liguo[1,2]　DONG Xin[1,2]　YUAN Yanwei[1,2]
(1. *Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences Group Co., Ltd., Beijing* 100083, *China*
2. *State Key Laboratory of Agricultural Equipment Technology, Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Estimation of chlorophyll status at jointing stage of winter wheat is important for nutritional diagnosis of winter wheat. The UAV remote sensing platform was used to obtain the remote sensing information of winter wheat growth at the jointing stage, the multispectral vegetation indexes, RGB image texture features and coverage information were extracted, the models for estimating the winter wheat SPAD values were constructed based on the multivariate linear regression (MLR) and random forest regression (RFR). Then the effects of multispectral vegetation indexes, textural features, cover information, and combining them with each other on the estimation of winter wheat SPAD values were analyzed. The results showed that the combination of multispectral vegetation indexes, texture features, canopy coverage (combination of two or three types of parameters) can be used for the estimation of winter wheat SPAD values at the jointing stage, and the combination of more types of parameters improved the estimation accuracy of winter wheat SPAD values compared with the combination of single-type parameters or two types of parameters. And the accuracy of the winter wheat SPAD estimation model constructed based on the same parameters by using RFR was higher than that of the model constructed by MLR. Among them, the model constructed based on the three types of parameters had the highest estimation accuracy of winter wheat SPAD values, with R^2 of 0.78 and RMSE of 2.08. Moreover, the effects of each type of

收稿日期:2024-04-09　修回日期:2024-04-26
基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFD1701004)和北京市科技新星计划项目(20240484577)
作者简介:李阳(1990—),男,高级工程师,博士生,主要从事农业传感及信息化技术研究,E-mail:tanfeiyuxie@163.com
通信作者:苑严伟(1980—),男,研究员,博士生导师,主要从事农业传感及信息化技术研究,E-mail:yyw215@163.com

parameters on the models accuracy improvement in descending order were multispectral vegetation indexes, texture features, and canopy coverage. Among them, the accuracy of the model constructed by multispectral vegetation indexes was similar to that of the model constructed by texture features. Canopy coverage had the smallest improvement in the estimation accuracy of SPAD values, but combining other features could improve the estimation accuracy of winter wheat SPAD values (R^2 was increased by 0.02 ~ 0.03 for the RFR models). The combination of multispectral vegetation indexes, texture features and canopy coverage improved the accuracy of the models, providing a fast technical reference solution for winter wheat SPAD values estimation.

Key words: winter wheat SPAD values; multispectral vegetation indexes; textural features; canopy coverage; multiple type parameters combination; machine learning

0 引言

叶绿素含量是反映作物长势的重要理化参数[1],而且是表征作物营养状况、光合能力和衰老进程各阶段的重要指标。根据叶绿素在不同生育期的盈缺状态可以对作物施肥与田间管理进行指导,因此及时准确估算作物叶绿素含量具有重要意义[2]。传统的叶绿素含量估算方法存在破坏性、费时、耗力等缺点。而作物叶片 SPAD(Soil and plant analyzer development)值是反映叶片叶绿素含量的有效指标,检测叶片 SPAD 值是叶片叶绿素含量无损测量的有效途径,但是目前对叶片 SPAD 值测量普遍采用叶绿素仪进行单点测量,不适合大范围信息获取[2-3]。

随着计算机性能的提高及无人机遥感技术在作物长势监测应用研究的深入,作物长势的快速、大范围监测及诊断成为可能。而且,将不同类型的数据相结合或融合构建作物长势参数的估算模型,能够进一步提高作物长势参数估算模型的精度和稳定性,因此成为目前研究热点[3]。国内外大量学者利用无人机遥感平台基于不同的数据类型及方法构建了作物长势参数估算模型,取得了较好效果[4-11]。且已有将作物冠层光谱信息和冠层结构信息两者结合预测作物生理性状的应用[12]。但是,目前鲜有将光谱信息、纹理特征、覆盖度相结合估算作物 SPAD 值的研究。

本文以拔节期冬小麦为研究对象,利用冬小麦长势遥感信息,提取多光谱植被指数、RGB 影像纹理特征及覆盖度信息,构建冬小麦 SPAD 值估算模型,探讨多光谱植被指数、纹理特征和覆盖度信息,以及相互结合对于冬小麦 SPAD 值估算的影响,以期为冬小麦拔节期长势监测、差异化管理及施肥决策等提供方法依据和技术参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于山东省潍坊市寒亭区(图 1),属于暖温带季风大陆性气候区,种植模式为玉米、小麦轮作。一般在 10 月中下旬播种小麦,次年 6 月下旬收获。地块在播种时进行了不同施氮量的小区试验,每个试验小区共有 3 个重复条带。施氮处理分别为 N0(0 kg/hm^2)、N1(120 kg/hm^2)、N2(180 kg/hm^2)、N3(240 kg/hm^2)、N4(360 kg/hm^2),磷肥、钾肥则正常施用,所有试验小区按照大田管理规范进行统一管理。

1.2 试验数据采集

1.2.1 无人机遥感数据采集与预处理

于 2022 年 4 月 3 日冬小麦拔节期,利用大疆精

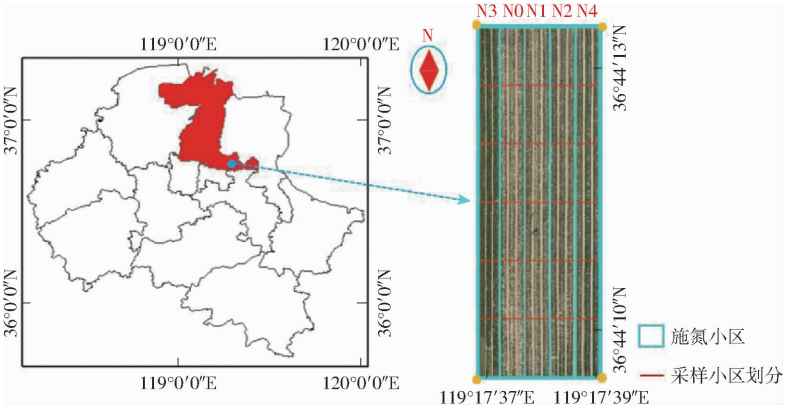

图 1 研究区示意图

Fig. 1 Location of experimental area

灵 4 多光谱版无人机遥感系统进行数据采集，获取冬小麦长势遥感信息。无人机配备有 5 个多光谱传感器、1 个 RGB 相机、1 个光强传感器和 3 个固定反射率校正板，如图 2 所示。无人机飞行航线设置为 S 型固定航线，飞行高度 40 m，前向重叠率 80%，侧向重叠率 80%，同时获取作物蓝光（B，中心波长（450 ± 16）nm）、绿光（G，中心波长（560 ± 16）nm）、红光（R，中心波长（650 ± 16）nm）、红边光（RE，中心波长（730 ± 16）nm）、近红外光（NIR，中心波长（840 ± 26）nm）及 RGB 影像信息。



图 2　无人机遥感系统

Fig. 2　UAV remote sensing system

每次采集后利用大疆智图软件对作物多光谱影像进行辐射定标、正射校正以及拼接，生成整个地块作物的多光谱及 RGB 影像，并利用 ArcGIS 软件对矢量影像进行掩膜、裁剪、计算及空间提取等处理，获取所研究感兴趣区域的多种指标信息。

1.2.2　冬小麦叶片 SPAD 值测定

利用 SPAD－502 PLUS 型叶绿素仪对冬小麦叶片 SPAD 值进行测定。每个试验小区均匀地划分为 6 个采样小区，在每个采样小区每个条带随机选取 10 株冬小麦叶片进行测量，测量每个叶片样本叶中部位，取条带所有测量值平均值作为相应条带冬小麦 SPAD 值，共计 90 个样本。

各施氮水平与冬小麦 SPAD 值统计如图 3 所示。利用 IBM SPSS Statistics 26 软件对 5 种施氮处理所对应的 SPAD 值进行单因素方差分析（表 1），结果显示 5 种施氮处理存在显著性差异（$P < 0.001$），表明冬小麦 SPAD 值可以作为冬小麦氮素状况诊断指标。

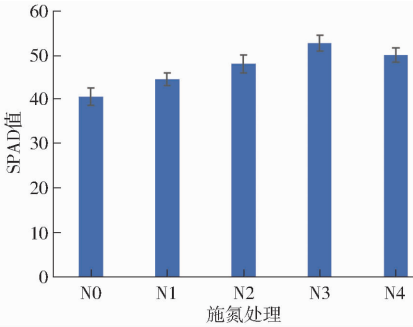

图 3　施氮水平与冬小麦 SPAD 值统计

Fig. 3　Nitrogen application level and winter wheat SPAD values statistics

表 1　单因素 ANOVA 检验

Tab. 1　One-way ANOVA test

施氮水平	平方和	自由度	均方	F	P
组间	1 381.018	4	345.254	88.559	<0.001
组内	331.378	85	3.899		
总计	1 712.396	89			

1.3　多光谱和可见光特征提取

1.3.1　多光谱植被指数选取

在红光波段、红边波段及近红外波段农作物的光谱反射信息与其长势密切相关[13]。同时，结合前人研究成果，归一化植被指数（Normalized difference vegetation index，NDVI）[14]、绿色归一化差异植被指数（Green normalized difference vegetation index，GNDVI）[15]、叶面叶绿素指数（Leaf chlorophyll index，LCI）[16]、优化的土壤调节植被指数（Optimal soil adjusted vegetation index，OSAVI）[17]、归一化差异红色边缘指数（Normalized difference red edge index，NDRE）[18]、红边叶绿素指数（Red-edge chlorophyll index，CI_{re}）[19]、结构不敏感植被指数（Structure insensitive pigment index，SIPI）[20]等植被指数与作物叶绿素含量相关性较好[21－25]。而且多种具有不同特性的植被指数组合可以更好地估算作物长势[26－29]。所以选择以上 7 种植被指数估算冬小麦 SPAD 值。

1.3.2　纹理特征提取

利用 Matlab R2022b 软件，基于灰度共生矩阵提取冬小麦 RGB 影像的纹理特征，包括 5 个常用的纹理特征：能量（Energy，ENE）、熵（Entropy，ENT）、对比度（Contrast，CON）、协同性（Homogeneity，HOM）、相关性（Correlation，COR），具体计算公式见文献[30]。

1.4　剔除土壤背景噪声

冬小麦在拔节前期，植被覆盖度不高，由此获取的遥感影像中土壤像元较多。相关研究表明，土壤像元会对以作物像元为输入因子的估算模型造成干扰，剔除土壤像元则会显著提高模型精度[31－32]。采用植被指数阈值法，通过 Matlab R2022b 软件，以大律法计算土壤与小麦植被指数分割阈值，使用 ArcGIS 10.7 软件中的分析工具提取去除土壤背景后的只含冬小麦像元影像部分，进而以此为掩膜提取所需要影像小麦像元部分，流程如图 4 所示。进而提取植被覆盖度 D_{FVC}，其计算公式为

$$D_{FVC} = \frac{N_{wheat}}{N_{wheat} + N_{soil}}$$

式中　N_{wheat}——冬小麦像元个数

N_{soil}——土壤像元个数

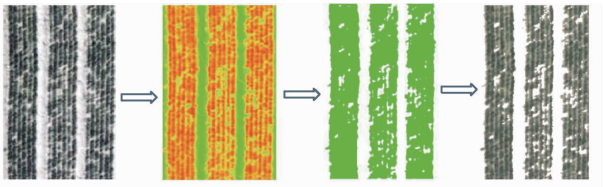

图 4 植被指数阈值法土壤背景剔除

Fig. 4 Soil background culling based on vegetation index threshold method

1.5 数据处理与分析

选取随机森林回归、多元线性回归利用 Matlab R2022b 软件分别建立不同类型参数与冬小麦 SPAD 值的估算模型。采用常用的 5 折交叉验证进行反演估算建模及验证。由不同模型估算的 SPAD 值与真实测定的 SPAD 值构建线性回归模型,以决定系数(Coefficient of determintion,R^2)、均方根误差(Root mean square error,RMSE)作为评价估算模型的指标。

2 结果和分析

2.1 各类型参数与冬小麦 SPAD 值相关性分析

利用 Origin 2021 软件对各类型参数与冬小麦 SPAD 值进行相关性分析,结果如图 5 所示,各类型参数均与 SPAD 值存在显著的相关性。除 SIPI、CON、ENT 外,其他参数均与冬小麦 SPAD 值存在正相关关系。其中,基于红光、红边及近红外波段构建的植被指数与冬小麦 SPAD 值相关性较好,OSAVI 与冬小麦 SPAD 值相关性最好。纹理特征参数与冬小麦 SPAD 值相关性均不低于覆盖度与冬小麦 SPAD 值的相关性。综上,可以利用各类型参数建立冬小麦 SPAD 值估算模型,进行分析研究。

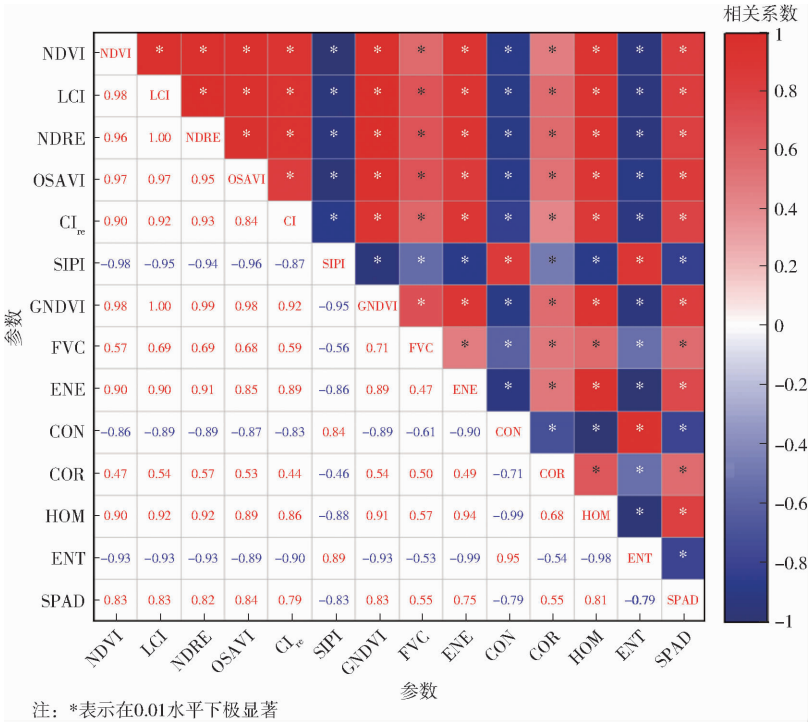

图 5 各参数与冬小麦 SPAD 值之间的相关系数

Fig. 5 Correlation coefficients between parameters and winter wheat SPAD values

分别构建单参数与冬小麦 SPAD 值的线性、二次多项式、幂函数、指数、对数回归模型,经对模型对比分析,最优模型均为二次多项式回归模型。通过对回归模型的决定系数及均方根误差对比(表 2),得到基于多光谱植被指数的单参数估算模型精度均高于基于其他 2 种类型参数的模型精度。其中 OSAVI 与 SPAD 值的决定系数最高,R^2 为 0.70。而 COR 的决定系数最低,R^2 为 0.28。

表 2 单参数估算模型精度

Tab. 2 Accuracy of single-parameter estimation models

指标	R^2	RMSE
NDVI	0.69	2.46
LCI	0.68	2.52
NDRE	0.66	2.58
OSAVI	0.70	2.44
CI_{re}	0.65	2.62
SIPI	0.67	2.55
GNDVI	0.69	2.46
FVC	0.33	3.65
ENE	0.53	3.04
CON	0.61	2.76
COR	0.28	3.78
HOM	0.65	2.64
ENT	0.61	2.77

2.2 基于单类型参数与机器学习的冬小麦 SPAD 值估算

利用 MLR 和 RFR 基于单类型参数构建冬小

麦 SPAD 值估算模型。其中，基于 RFR 构建的估算模型精度均高于基于 MLR 构建的模型，如图 6 所示。

基于多个多光谱植被指数的冬小麦 SPAD 值估算模型中，RFR 模型精度最高，R^2 为 0.71，RMSE 为 2.36，而 MLR 模型 R^2 为 0.70，RMSE 为 2.43。最优模型精度较单植被指数最优模型提高较小，R^2 仅提高 0.01。多光谱植被指数间存在严重的多种共线性，造成了植被指数数据冗余，各植被指数对模型精度提升效果不大。

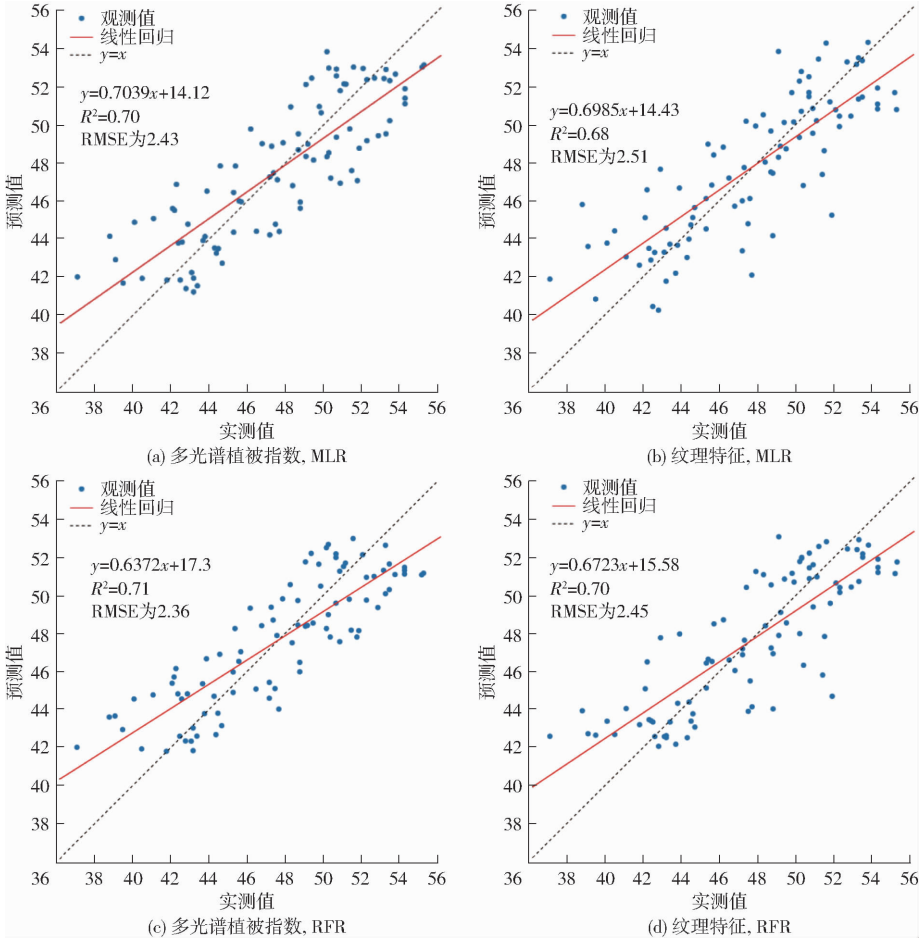

图 6　基于单类型参数的 SPAD 估算值与实测值比较

Fig. 6　Comparison of SPAD estimated and measured values based on single-type parameters

基于多个纹理特征的冬小麦 SPAD 值估算中，MLR 模型 R^2 为 0.68，RMSE 为 2.51（图 6b），RFR 模型 R^2 为 0.70，RMSE 为 2.45（图 6d），两模型精度均高于单纹理特征的最优模型。RFR 模型 R^2 较单纹理特征最优模型提高 0.05。多纹理参数的结合，提高了模型估算精度。而基于纹理特征估算的冬小麦 SPAD 值精度略低于多光谱植被指数模型。

2.3　基于多类型参数与机器学习的 SPAD 值估算

分别结合多光谱植被指数、纹理特征、覆盖度建立基于 2 种类型及 3 种类型参数的 SPAD 值估算模型，其中，基于 RFR 构建的估算模型精度均高于基于 MLR 构建的模型，如图 7 所示。

2 种类型参数结合构建的估算模型精度均高于单类型参数构建的模型，其中对于 RFR 模型，R^2 提高 0.03 ~ 0.41；对于 MLR 模型，R^2 提高 0.01 ~ 0.38。2 种类型参数结合的最优模型为多光谱植被指数与纹理特征结合的 RFR 估算模型，R^2 为 0.76，RMSE 为 2.16。多光谱植被指数、覆盖度结合的模型精度次之，R^2 为 0.74，RMSE 为 2.24。纹理特征、覆盖度结合的估算模型精度最低，R^2 为 0.73，RMSE 为 2.30。基于 3 种类型参数构建的估算模型精度最高，R^2 为 0.78，RMSE 为 2.08。3 种类型参数结合构建的估算模型精度均高于 2 种类型参数结合构建的模型，其中对于 RFR 模型，R^2 提高 0.02 ~ 0.05；对于 MLR 模型，R^2 提高 0 ~ 0.05。

分析多光谱植被指数、纹理特征、覆盖度对冬小麦 SPAD 值估算的影响，其中，对于 RFR 模型，相较于少一类型估算模型，覆盖度对于模型 R^2 提高 0.02 ~ 0.03；纹理特征对于模型 R^2 提高 0.04 ~ 0.40、多光谱植被指数对于模型 R^2 则提高 0.05 ~ 0.41。对于 MLR 模型，相较于低一类型估算模型，覆盖度对于模型 R^2 提高 0 ~ 0.02；纹理特征对于模

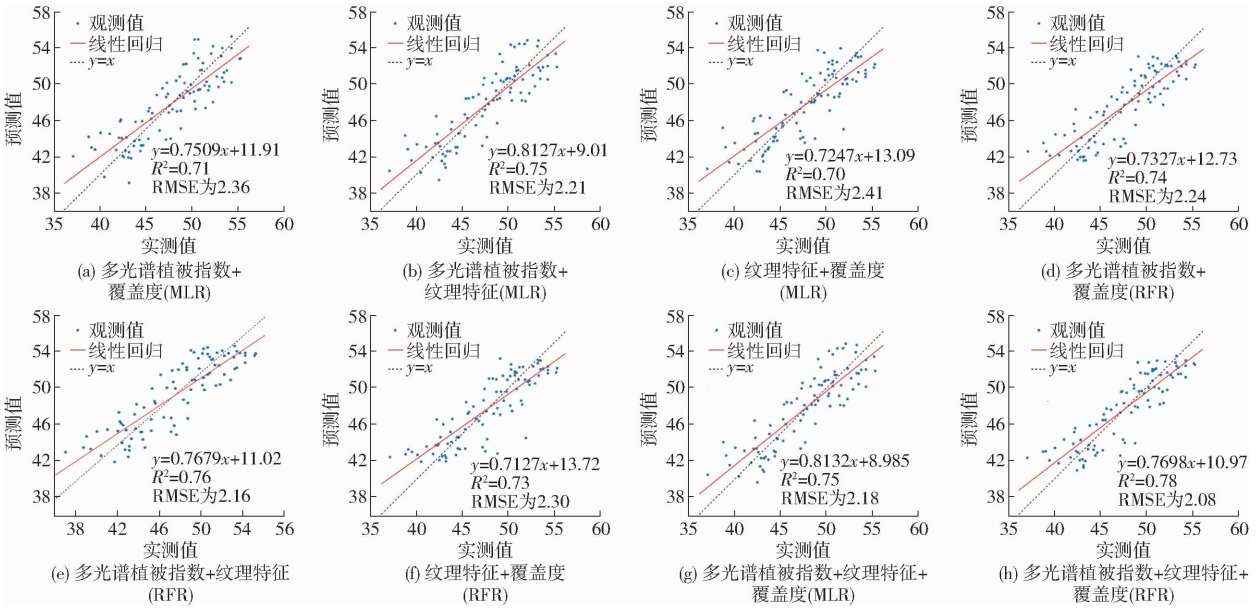

图 7 多类型参数结合的 SPAD 估算值与实测值比较

Fig. 7 Comparison of estimated and measured SPAD values for combination of multiple types of parameters

型 R^2 提高 0.04 ~ 0.37、多光谱植被指数对于模型 R^2 则提高 0.05 ~ 0.38。各类型参数对于模型精度提升由大到小依次为多光谱植被指数、纹理特征、覆盖度。

3 讨论

3.1 各类型参数对冬小麦拔节期 SPAD 值估算影响

研究结果表明多光谱植被指数、纹理特征、覆盖度结合提高了冬小麦拔节期 SPAD 值的估算精度。同时,定量分析了各类型参数对冬小麦 SPAD 值估算精度提升的影响,由大到小依次为多光谱植被指数、纹理特征、覆盖度。

在单类型参数估算模型中,基于多光谱植被指数构建的模型精度最高。叶片 SPAD 值表征了作物叶片、冠层的养分与长势状况,反映了叶片中叶绿素含量水平,和冠层反射率之间存在较强的相关关系[33]。拔节前期冬小麦冠层还未封闭,基于红光波段的植被指数对于叶绿素的反映还未达到饱和,而且基于植被指数阈值法剔除了土壤背景的影像,OSAVI 则进一步削弱了土壤背景的影响,所以对于冬小麦 SPAD 值估算效果较好。

而基于纹理特征估算的冬小麦 SPAD 值精度略低于多光谱植被指数模型。纹理体现了作物表面的内在特性,不依赖于颜色和亮度而变化,能够有效避免同谱异物和同物异谱现象,一定程度上弥补了光谱信息的不足[5]。而且光的入射角度和方向与叶片表面纹理结构有关,从而影响叶绿素吸收光的效率,所以对叶绿素的反演具有一定的表征作用[21]。而且,植物氮素的缺乏会造成冠层颜色对比度加大,增加了纹理特征对于氮素含量的表征能力[11]。多光谱植被指数结合纹理特征提高了冬小麦 SPAD 值的估算精度,相较于多光谱植被指数构建的模型,R^2 提高 0.05。这与文献[11]结合光谱信息和纹理特征信息对冬小麦植株氮浓度反演建模,文献[6-7]基于植被指数与纹理特征对玉米叶片叶绿素含量预测建模,文献[21,34]等基于植被指数与纹理特征对马铃薯叶绿素含量预测建模效果相一致。

研究结果表明仅利用冠层覆盖度,估算精度较低,但是植被指数或纹理特征结合冠层覆盖度对冬小麦 SPAD 值进行估算,则精度得到有效提升,R^2 提高 0.01 ~ 0.03。相关研究也表明作物冠层覆盖度与叶片氮含量、LAI 等具有显著的相关性[35-37]。冠层结构影响了光的反射特征,增加了叶片尺度叶绿素含量估算的不确定性[38]。而冠层覆盖度可以反映作物生长结构差异,有助于了解光谱和结构混合效应对于作物生长监测的影响[39]。结构和光谱数据的结合降低了冠层结构对作物表型监测的影响[40]。基于 3 种类型参数构建的冬小麦 SPAD 值估算模型精度最高。这与文献[5]结合植被指数、纹理特征、作物覆盖度对水稻 LAI 估算,文献[41]利用可见光和多光谱植被指数、覆盖度等构建水稻产量预测模型的估算效果一致。本文提出的多光谱植被指数、纹理特征、覆盖度的结合提高了模型估算精度,满足冬小麦 SPAD 值估算要求,为冬小麦拔节期 SPAD 值估算提供了一种快速的技术参考。

3.2 基于机器学习的冬小麦 SPAD 值估算模型性能

不同建模方法对估算模型精度产生了一定影

响，本文利用 MLR 得到的模型精度低于 RFR 构建的模型精度。MLR 模型存在多重共线性和对噪声敏感等问题，对模型的精度产生了影响。RFR 基于多个决策树预测的平均，克服了过拟合问题，而且在处理多维特征时对多重共线性不敏感，对数据中的噪声具有较强的鲁棒性，在众多机器学习方法中，也被认为具有较高的准确性[38,42-43]。

3.3　存在问题

只针对冬小麦拔节期 SPAD 值估算进行了研究，存在局限性。不同生育时期，多光谱植被指数、纹理及覆盖度等差异较大，拔节期数据比较单一，限制了模型的泛化性能。本文提出的冬小麦 SPAD 值估算模型在其他生育期的适用性还无法确定。例如，在冬小麦生育期中后期，较高的作物冠层密度会造成光谱反射率和植被指数饱和[40]，同时冠层覆盖度增大而差异性变小，有研究表明低覆盖度对冬小麦 SPAD 值反演精度提升较大，而高覆盖度对精度提升较小[1]，从而对冬小麦 SPAD 值估算效果可能存在较大影响。而文献[40]研究表明，纹理特征可以有效改善植被指数在高密度冠层下的饱和问题，提高作物生育期中后期作物长势监测及产量估算精度。所以，后续的研究需要进一步采集多生育期的光谱、纹理及冠层覆盖度等信息，探究 3 种类型参数在不同生育期之间与冬小麦 SPAD 值的相关性变化，及其交互作用，对模型的适应性及泛化能力进行验证研究。

4　结论

（1）多光谱植被指数、纹理特征、覆盖度的结合（2 种类型或 3 种类型参数结合）可以用于冬小麦拔节期 SPAD 值的估算，而且相较于单类型或两类型参数的结合，更多类型参数的结合提高了冬小麦拔节期 SPAD 值的估算精度。

（2）基于相同参数利用随机森林构建的冬小麦拔节期 SPAD 值估算模型精度均高于多元线性回归构建的模型精度。其中，基于 3 种类型参数构建的冬小麦 SPAD 值估算模型精度最高，R^2 为 0.78，RMSE 为 2.08。

（3）各类型参数对冬小麦拔节期 SPAD 值估算精度提升的影响由大到小依次为多光谱植被指数、纹理特征、覆盖度。其中，多光谱植被指数构建的模型精度与纹理特征构建的模型精度相近（R^2 和 RMSE 分别为 0.71、2.36 及 0.70、2.45）。覆盖度虽然对于 SPAD 值的估算精度提升最小，但是结合其他特征可以提高冬小麦 SPAD 值估算精度（对于 RFR 模型，R^2 提高 0.02 ~ 0.03）。

参　考　文　献

[1] 邓尚奇，赵钰，白雪源，等. 基于无人机图像分割的冬小麦叶绿素与叶面积指数反演[J]. 农业工程学报，2022，38(3)：136 - 145.
DENG Shangqi, ZHAO Yu, BAI Xueyuan, et al. Inversion of chlorophyll and leaf area index for winter wheat based on UAV image segmentation[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(3): 136 - 145. (in Chinese)

[2] 于雷，章涛，朱亚星，等. 基于 IRIV 算法优选大豆叶片高光谱特征波长变量估算 SPAD 值[J]. 农业工程学报，2018，34(16)：148 - 154.
YU Lei, ZHANG Tao, ZHU Yaxing, et al. Determination of soybean leaf SPAD value using characteristic wavelength variables preferably selected by IRIV algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(16): 148 - 154. (in Chinese)

[3] 牛庆林，冯海宽，周新国，等. 冬小麦 SPAD 值无人机可见光和多光谱植被指数结合估算[J]. 农业机械学报，2021，52(8)：183 - 194.
NIU Qinglin, FENG Haikuan, ZHOU Xinguo, et al. Combining UAV visible light and multispectral vegetation indices for estimating SPAD value of winter wheat[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 183 - 194. (in Chinese)

[4] 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)

[5] 杭艳红，苏欢，于滋洋，等. 结合无人机光谱与纹理特征和覆盖度的水稻叶面积指数估算[J]. 农业工程学报，2021，37(9)：64 - 71.
HANG Yanhong, SU Huan, YU Ziyang, et al. Estimation of rice leaf area index combining UAV spectrum, texture features and vegetation coverage[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 64 - 71. (in Chinese)

[6] 孟沌超，赵静，兰玉彬，等. 基于无人机可见光影像的玉米冠层 SPAD 反演模型研究[J]. 农业机械学报，2020，51(增刊 2)：366 - 374.
MENG Dunchao, ZHAO Jing, LAN Yubin, et al. SPAD inversion model of corn canopy based on UAV visible light image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 2): 366 - 374. (in Chinese)

[7] QIAO Lang, ZHANG Zhiyong, CHEN Longsheng, et al. Detection of chlorophyll content in maize canopy from UAV Imagery [J]. IFAC - PapersOnLine, 2019, 52(30): 330 - 335.

[8] YUE J B, ZHOU C Q, GUO W, et al. Estimation of winter-wheat above-ground biomass using the wavelet analysis of unmanned aerial vehicle-based digital images and hyperspectral crop canopy images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 42(5): 1602 - 1622.

[9] ZHANG S, ZHAO G, LANG K, et al. Integrated satellite, unmanned aerial vehicle (UAV) and ground inversion of the SPAD of winter wheat in the reviving stage[J]. Sensors, 2019, 19(7): 1485.

[10] 冯海宽,陶惠林,赵钰,等. 利用无人机高光谱估算冬小麦叶绿素含量[J]. 光谱学与光谱分析,2022,42(11):3575 - 3580.
FENG Haikuan,TAO Huilin, ZHAO Yu, et al. Estimation of chlorophyll contentin winter wheat based on UAV hyperspectral [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022,42(11):3575 - 3580. (in Chinese)

[11] 贾丹,陈鹏飞. 低空无人机影像分辨率对冬小麦氮浓度反演的影响[J]. 农业机械学报,2020,51(7):164 - 169.
JIA Dan,CHEN Pengfei. Effect of low-altitude UAV image resolution on inversion of winter wheat nitrogen concentration[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(7):164 - 169. (in Chinese)

[12] 王庆,车荧璞,柴宏红,等. 基于无人机影像的冠层光谱和结构特征监测甜菜长势[J]. 农业工程学报,2021,37(20): 90 - 98.
WANG Qing, CHE Yingpu, CHAI Honghong, et al. Monitoring of sugar beet growth using canopy spectrum and structural characteristics with UAV images[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(20):90 - 98. (in Chinese)

[13] 刘忠,万炜,黄晋宇,等. 基于无人机遥感的农作物长势关键参数反演研究进展[J]. 农业工程学报,2018,34(21):60 - 71.
LIU Zhong, WAN Wei, HUANG Jinyu, et al. Progress on key parameters inversion of crop growth based on unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(21): 60 - 71. (in Chinese)

[14] ZHANG J, WANG W, KRIENKE B, et al. In-season variable rate nitrogen recommendation for wheat precision production supported by fixed-wing UAV imagery[J]. Precision Agriculture, 2022, 23(3): 830 - 853.

[15] SHANMUGAPRIYA P, RATHIKA S, RAMESH T, et al. Applications of remote sensing in agriculture-a review[J]. Int. J. Curr. Microbiol. Appl. Sci., 2019, 8(1): 2270 - 2283.

[16] 马龙飞, 胡乃月, 李伟, 等. 利用无人机多光谱数据监测玉米对不同灌溉模式的响应差异[J]. 植物营养与肥料学报, 2022,28(4):743 - 753.
MA Longfei, HU Naiyue, LI Wei, et al. Using multispectral drone data to monitor maize's response to various irrigation modes[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers, 2022, 28(4):743 - 753. (in Chinese)

[17] FERN R R, FOXLEY E A, BRUNO A, et al. Suitability of NDVI and OSAVI as estimators of green biomass and coverage in a semi-arid rangeland[J]. Ecological Indicators, 2018, 94: 16 - 21.

[18] DAVIDSON C, JAGANATHAN V, SIVAKUMAR A N, et al. NDVI/NDRE prediction from standard RGB aerial imagery using deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 203: 107396.

[19] GITELSON A A, VIÑA A, CIGANDA V, et al. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops[J]. Geophysical Research Letters, 2005, 32(8): L08403.

[20] PEN UELAS J, FILELLA I, LLORET P, et al. Reflectance assessment of mite effects on apple trees[J]. International Journal of Remote Sensing, 1995, 16(14): 2727 - 2733.

[21] 边明博,马彦鹏,樊意广,等. 融合无人机多源传感器的马铃薯叶绿素含量估算[J]. 农业机械学报,2023,54(8):240 - 248.
BIAN Mingbo,MA Yanpeng,FAN Yiguang, et al. Estimation of potato chlorophyll content based on UAV multi-source sensor [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(8):240 - 248. (in Chinese)

[22] 贺佳, 王来刚, 郭燕, 等. 基于无人机多光谱遥感的玉米 LAI 估算研究[J]. 农业大数据学报,2021,3(4):20 - 28.
HE Jia, WANG Laigang, GUO Yan, et al. Estimating the leaf area index of maize based on unmanned aerial vehicle multispectral remote sensing[J]. Journal of Agricultural Big Data, 2021, 3(4):20 - 28. (in Chinese)

[23] 刘帅兵, 金秀良, 冯海宽, 等. 基于无人机多源遥感的玉米 LAI 垂直分布估算[J]. 农业机械学报,2023,54(5):181 - 193, 287.
LIU Shuaibing, JIN Xiuliang, FENG Haikuan, et al. Vertical distribution estimation of maize LAI using UAV multi-source remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(5):181 - 193, 287. (in Chinese)

[24] 刘珺, 庞鑫, 李彦荣, 等. 夏玉米叶面积指数遥感反演研究[J]. 农业机械学报,2016,47(9):309 - 317.
LIU Jun, PANG Xin, LI Yanrong, et al. Inversion study on leaf area index of summer maize using remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2016,47(9):309 - 317. (in Chinese)

[25] 徐洪刚, 陈震, 程千, 等. 无人机多源光谱反演大田夏玉米叶面积指数[J]. 灌溉排水学报,2021,40(8):42 - 49.
XU Honggang, CHEN Zhen, CHENG Qian, et al. Leaf area index of summer maize estimated using UAV-based multispectral imageries[J]. Journal of Irrigation and Drainage,2021,40(8):42 - 49. (in Chinese)

[26] LIU S, ZENG W, WU L, et al. Simulating the leaf area index of rice from multispectral images[J]. Remote Sensing, 2021, 13(18): 3663.

[27] RAMOS A P M, OSCO L P, FURUYA D E G, et al. A random forest ranking approach to predict yield in maize with UAV-based vegetation spectral indices[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178: 105791.

[28] 欧阳玲, 毛德华, 王宗明, 等. 基于 GF - 1 与 Landsat8 OLI 影像的作物种植结构与产量分析[J]. 农业工程学报,2017, 33(11):147 - 156, 316.
OUYANG Ling, MAO Dehua, WANG Zongming, et al. Analysis crops planting structure and yield based on GF - 1 and Landsat8 OLI images[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(11): 147 - 156, 316. (in Chinese)

[29] 胡田田,赵璐,崔晓路,等. 无人机多光谱数据可靠性分析与冬小麦产量估算研究[J]. 农业机械学报,2023,54(12):217 – 225.
HU Tiantian, ZHAO Lu, CUI Xiaolu, et al. Reliability analysis of UAV multispectral data and estimation of winter wheat yield [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(12):217 – 225. (in Chinese)

[30] 杨俊,丁峰,陈晨,等. 小麦生物量及产量与无人机图像特征参数的相关性[J]. 农业工程学报,2019,35(23):104 – 110.
YANG Jun, DING Feng, CHEN Chen, et al. Correlation of wheat biomass and yield with UAV image characteristic parameters [J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(23): 104 – 110. (in Chinese)

[31] 韩文霆,彭星硕,张立元,等. 基于多时相无人机遥感植被指数的夏玉米产量估算[J]. 农业机械学报,2020,51(1):148 – 155.
HAN Wenting, PENG Xingshuo, ZHANG Liyuan, et al. Summer maize yield estimation based on vegetation index derived from multi-temporal UAV remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 148 – 155. (in Chinese)

[32] 张智韬,周永财,杨帅,等. 剔除土壤背景的冬小麦根域土壤含水率遥感反演方法[J]. 农业机械学报,2021,52(4):197 – 207.
ZHANG Zhitao,ZHOU Yongcai,YANG Shuai, et al. Inversion method for soil water content in winter wheat root zone with eliminating effect of soil background[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(4):197 – 207. (in Chinese)

[33] 李粉玲,王力,刘京,等. 基于高分一号卫星数据的冬小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 农业机械学报,2015,46(9):273 – 281.
LI Fenling,WANG Li, LIU Jing, et al. Remote sensing estimation of SPAD value for wheat leaf based on GF – 1 data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(9):273 – 281. (in Chinese)

[34] 陈鹏,冯海宽,李长春,等. 无人机影像光谱和纹理融合信息估算马铃薯叶片叶绿素含量[J]. 农业工程学报,2019,35(11):63 – 74.
CHEN Peng, FENG Haikuan, LI Changchun, et al. Estimation of chlorophyll content in potato using fusion of texture and spectral features derived from UAV multispectral image[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(11): 63 – 74. (in Chinese)

[35] 陶志强,SHAMIM Ara Bagum,马玮,等. 运用光谱参数冠层覆盖度建立作物长势及氮营养状态模型[J]. 光谱学与光谱分析,2016,36(1):231 – 236.
TAO Zhiqiang, SHAMIM Ara Bagum, MA Wei, et al. Establishment of the crop growth and nitrogen nutrition state model using spectral parameters canopy cover[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016,36(1):231 – 236. (in Chinese)

[36] 王春梅,顾行发,余涛,等. 农田春小麦叶面积指数和覆盖度时空变异性研究[J]. 农业机械学报,2014,45(8):254 – 261,235.
WANG Chunmei, GU Xingfa, YU Tao, et al. Spatial and temporal variability of spring wheat leaf area index and coverage in Northwest China[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(8):254 – 261,235. (in Chinese)

[37] 何爽,张森,田家,等. 结合多模态数据的滨海湿地碱蓬叶面积指数无人机高光谱反演[J]. 遥感学报,2023,27(6):1441 – 1453.
HE Shuang,ZHANG Sen,TIAN Jia, et al. UAV hyperspectral inversion of Suaeda Salsa leaf area index in coastal wetlands combined with multimodal data[J]. National Remote Sensing Bulletin,2023, 27(6):1441 – 1453. (in Chinese)

[38] 王震,李映雪,吴芳,等. 冠层光谱红边参数结合随机森林机器学习估算冬小麦叶绿素含量[J]. 农业工程学报,2024,40(4):166 – 176.
WANG Zhen, LI Yingxue, WU Fang, et al. Estimation of winter wheat chlorophyll relative content combing with canopy spectrum red edge parameters and random forest machine learning[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(4): 166 – 176. (in Chinese)

[39] DU X, WAN L, CEN H, et al. Multi-temporal monitoring of leaf area index of rice under different nitrogen treatments using UAV images[J]. International Journal of Precision Agricultural Aviation, 2020, 3(1): 7 – 12.

[40] 范军亮,王涵,廖振棋,等. 基于纹理–颜色特征与植被指数融合的冬小麦 LAI 估测[J]. 农业机械学报,2023,54(7):347 – 359.
FAN Junliang,WANG Han,LIAO Zhenqi, et al. Winter wheat leaf area index estimation based on texture-color features and vegetation indices[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(7):347 – 359. (in Chinese)

[41] WAN L, CEN H, ZHU J, et al. Grain yield prediction of rice using multi-temporal UAV-based RGB and multispectral images and model transfer—a case study of small farmlands in the South of China[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2020, 291:108096.

[42] 王丽爱,马昌,周旭东,等. 基于随机森林回归算法的小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 农业机械学报,2015,46(1):259 – 265.
WANG Liai, MA Chang, ZHOU Xudong, et al. Estimation of wheat leaf SPAD value using RF algorithmic model and remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(1):259 – 265. (in Chinese)

[43] 刘峻明,周舟,和晓彤,等. 频率直方图与植被指数结合的冬小麦遥感产量估测[J]. 农业工程学报,2021,37(23):145 – 152.
LIU Junming, ZHOU Zhou, HE Xiaotong, et al. Estimating winter wheat yield under frequency histogram and vegetation index using remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(23): 145 – 152. (in Chinese)