

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.02.042

基于优化植被指数的多生育期茶叶游离氨基酸含量估算

段丹丹^{1,2} 刘仲华¹ 赵春江^{2,3} 赵 钰^{2,3} 王 凡^{2,3}

(1. 湖南农业大学园艺学院, 长沙 410128; 2. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;

3. 北京农业智能装备技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 不同季节的茶叶外形和品质均具有较大差异, 针对运用植被指数检测不同季节茶鲜叶游离氨基酸含量存在难度, 选取了10个茶树品种3个季节(春茶、夏茶和秋茶)茶鲜叶中游离氨基酸含量数据和高光谱数据进行分析。首先, 对原始光谱数据进行5种光谱变换:倒数 $T_{1/R}$ 、对数 $T_{\lg R}$ 、一阶微分 $T_{R'}$ 、倒数的一阶微分 $T_{(1/R)'}$ 和对数的一阶微分 $T_{(\lg R)'}$, 并进一步利用不同光谱变换优化了经典植被指数, 最终比较了经典植被指数和优化植被指数对不同季节茶鲜叶游离氨基酸模型的影响。结果表明:茶鲜叶建模集和验证集游离氨基酸含量的变化趋势从大到小均为春茶游离氨基酸含量、秋茶游离氨基酸含量、夏茶游离氨基酸含量;光谱变换优化后的植被指数与茶鲜叶游离氨基酸含量的相关性均高于经典植被指数与茶鲜叶游离氨基酸含量相关性, 相关系数绝对值范围为0.10~0.30;基于 $T_{\lg R}$ -VI构建的多元线性回归(MLR)模型在不同季节的建模集和验证集中均得到了较好的精度, 且适用于多生育时期茶鲜叶氨基酸含量的估测。基于 $T_{\lg R}$ -VI构建的全生育时期MLR具有较高的精度, 建模集决定系数 R^2 和均方根误差(RMSE)分别为0.38和0.72%, 验证模型精度 R^2 和RMSE分别为0.20和0.84%。光谱预处理在不同品种、不同生长季的茶鲜叶游离氨基酸检测中具有正效应, 优化植被指数为茶叶品质估算提供了有益的技术支持。

关键词: 茶叶; 游离氨基酸; 光谱变换; 优化植被指数; 多元线性回归

中图分类号: S127; S571.1 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)02-0393-08

OSID:

Estimation of Free Amino Acid Content in Fresh Tea Leaves at Multiple Growth Periods Based on Optimized Vegetation Index

DUAN Dandan^{1,2} LIU Zhonghua¹ ZHAO Chunjiang^{2,3} ZHAO Yu^{2,3} WANG Fan^{2,3}

(1. College of Horticulture, Hunan Agricultural University, Changsha 410128, China

2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

3. Beijing Research Center of Intelligent Equipment for Agriculture, Beijing 100097, China)

Abstract: The appearance and quality of tea in seasons of spring, summer and autumn are quite different. Using vegetation index to monitor the free amino acid content of fresh tea leaves in different seasons is facing great challenges. The spectral transformation played an important role in highlighting the characteristic spectrum and eliminating the influence of background and noise. Whether the optimization of vegetation index (VI) by transformation was beneficial to the free amino acid content of tea leaves at multiple growth stages was concerned. The free amino acid content data and hyperspectral data of ten tea varieties (summer tea, autumn tea and spring tea) were analyzed in three consecutive seasons. Firstly, the original spectral data was transformed by spectral transformations (reciprocal ($T_{1/R}$), logarithm ($T_{\lg R}$), first-order differential $T_{R'}$, first-order differential $T_{(1/R)'}$ of reciprocal and first-order differential $T_{(\lg R)'}$ of the logarithm). The correlation between the vegetation index of different transformation spectra and the combination of spectral transformation and the amino acid of fresh tea leaves in different seasons was further analyzed. Finally, the effects of different spectral transformations on the free amino acid

收稿日期: 2021-09-27 修回日期: 2021-11-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(21974012)、广东省科技计划项目(2019B090905006)和广东省重点领域研发计划项目(2018B020241001)

作者简介: 段丹丹(1984—), 女, 博士生, 国家农业信息化工程技术研究中心高级工程师, 主要从事农产品光谱检测研究, E-mail: duandd@nercita.org.cn

通信作者: 刘仲华(1965—), 男, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 主要从事茶叶加工理论与技术研究, E-mail: larkin-liu@163.com

model of fresh tea leaves in different seasons were compared. The results showed that the changing trend of free amino acid content in modeling set and validation set of fresh tea leaves was spring tea free amino acid content (modeling mean: 4.03%, validation mean: 3.98%), autumn tea free amino acid content (modeling mean: 3.72%, validation mean: 3.56%) and summer tea free amino acid content (modeling mean: 2.91%, validation mean: 2.93%). Except for T_{lgR} -TCARI, the correlation between other vegetation indices optimized by spectral transformation and free amino acids in fresh tea leaves was higher than that between classical vegetation indices and free amino acids in fresh tea leaves, with the absolute correlation coefficients of 0.10~0.30. The accuracy of the MLR model based on T_{lgR} -VI was obtained in the calibration sets and verification sets of different seasons, and it was suitable for the estimation of the amino acid content of tea fresh leaves during multiple growth periods. The multiple linear regression (MLR) model based on T_{lgR} -VI had high accuracy, with determination coefficient (R^2) of 0.38 and root mean squared error (RMSE) of 0.72% for calibration sets and R^2 of 0.38 and RMSE of 0.84%, respectively. The overall results indicated that spectral pretreatment had a positive effect on the monitoring of free amino acids in different growth seasons, which provided a technical reference for the estimation of tea quality.

Key words: tea; free amino acid; spectral transformation; optimized vegetation index; multiple linear regression

0 引言

茶鲜叶中游离氨基酸含量直接影响成品茶茶汤的鲜爽风味^[1]。因此,及时、快速、大面积地检测茶鲜叶中氨基酸含量对于把握茶青品质、提高成品茶市场竞争力具有重要意义。传统的审评测定方法依靠人为主观判断,耗时、费力,缺乏可量化的统一标准。

目前众多品质无损检测技术可快速诊断茶叶品质。光谱技术在检测茶多酚、氨基酸及茶叶氮磷钾含量等方面均取得了较多的研究成果^[2~5]。前人研究主要进行单个生育期分析,针对茶树多生育时期进行连续光谱检测研究的报道较少。由于不同季节气候条件的差异,春茶、夏茶和秋茶生长速率及生理代谢均具有明显的差异,导致茶叶外形和内含物质具有明显的差异。在小麦、水稻等粮食作物的研究中发现,反演模型在单生育时期具有较高的精度但无法推广至全生育时期的作物农学参数检测^[6~7]。光谱变换在放大和提取光谱特征以及消除背景噪声方面具有较好的效果^[8~14]。为了分析变换后的光谱值与叶片氮素含量的相关关系,通过对玉米叶片光谱数据进行6种变换,在波长550 nm和680 nm处,光谱数据的归一化对数处理对于提高回归模型对氮素含量的反演精度有显著效果^[15]。通过一阶导数与多元散射校正和平滑处理结合对原始光谱进行处理,提高了近红外光谱预测水稻叶片氮含量的模型准确性和预测能力^[16]。而微分光谱能消除水稻土壤和水面背景的影响,尤其影响宽波段光谱指数对作物农学参数的反演精度^[17]。为了进一步提高估算模型的精度,科研人员利用前人研究成果,构

建了优化的新型植被指数^[18~21]。光谱变换对凸显特征光谱及剔除背景、噪声影响具有重要作用,而现有植被指数均是基于原始反射率进行构建,将变换优化植被指数用于多生育时期茶鲜叶游离氨基酸含量估算尚未见报道。

本文以茶鲜叶游离氨基酸含量为研究对象,对光谱数据进行5种光谱变换(倒数1/R、对数lgR、一阶微分R'、倒数的一阶微分(1/R)'、对数的一阶微分(lgR)'),并对常用的10种光谱指数波段进行替换,进而分析优化植被指数在茶鲜叶游离氨基酸含量检测中的作用。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

本研究于2020年夏季、秋季以及2021年春季3个季节在广东省英德市茶叶生产基地进行。实验品种:英红九号、金萱、鸿雁十二号、黄旦、金牡丹、英州一号、梅占、云南大叶、黄玫瑰和软枝乌龙共计10个品种。夏茶采摘期在2020年5月11—15日、2020年6月1—5日。秋茶从2020年8月7日开始进行观测,选取2020年9月14—18日、2020年10月5—9日。春茶从2021年2月3日开始进行观测,选取2021年3月29日—4月1日、2021年4月12—16日。每组样本设置5个重复。

1.2 光谱数据测定

采用美国ASD公司的FieldSpec4型光谱仪进行光谱检测(波段350~2 500 nm,在350~1 000 nm光谱区的分辨率为1.40 nm,在1 000~2 500 nm间分辨率为2 nm,采样间隔为1 nm)。茶鲜叶叶片测量前先通过标准白板进行光谱仪校正。并利用叶片夹持器(自带

光源),通过手柄中的光源部分直接夹紧茶叶叶片所测部位(选择叶片中部较宽部位)。本实验的高光谱测定方法参考前人的实验方法^[22]并做适当改进,分别采集每个品种20片标准叶片光谱数据。

1.3 理化参数测定

在光谱数据采集位置对应采集和测量单位面积茶叶的鲜叶质量及干叶质量,在茶园选取约10个点进行测量,每个样本点进行10次测量,获取茶树冠层光谱数据。3个生长季节的茶鲜叶通过高光谱检测后采用国标法检测游离氨基酸总量(GB/T 8314—2013)^[23]。计算公式为

$$A_n = \frac{CV_1}{100muV_2} \times 100\% \quad (1)$$

式中 A_n —游离氨基酸干基质量分数, %

C —茶鲜叶茶氨酸或谷氨酸质量, mg
 V_1 —试液总体积, mL
 V_2 —测定所需试液体积, mL
 m —试样用量, g
 w —试样干物质质量分数, %

1.4 数据预处理

1.4.1 光谱变换方法

为消除背景噪声及水分的影响,删除350~400 nm以及2400~2500 nm波段后,对茶鲜叶检测得到的叶片光谱反射率分别进行光谱变换:原始光谱 T_R 、倒数 $T_{1/R}$ 、对数 T_{lgR} 、一阶微分 $T_{R'}$ 、倒数的一阶微分 $T_{(1/R)'}$ 、对数的一阶微分 $T_{(lgR)'}$,结果如图1所示。同一光谱变换中,不同季节的光谱反射率具有明显差异。

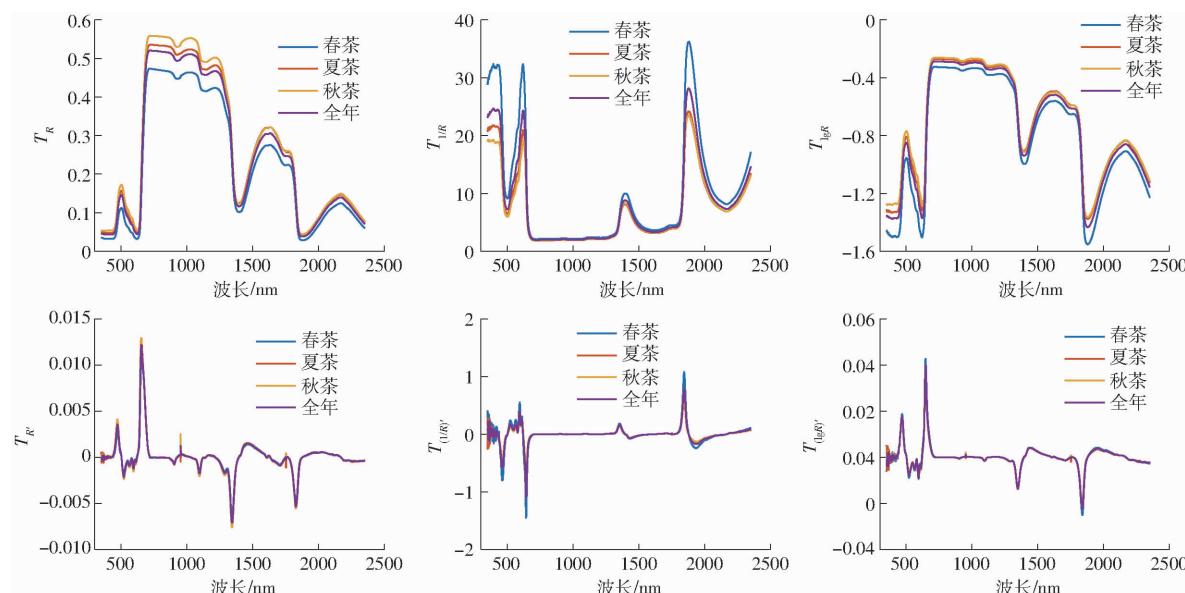


图1 不同季节变换光谱反射率

Fig. 1 Spectral reflectances of different spectral transformations

1.4.2 光谱指数

基于10种常用的与氨基酸相关的光谱指数(归一化差值植被指数(NDVI)^[24]、土壤调节植被指数(SAVI)^[25]、植物衰老反射指数(PSRI)^[26]、绿度指数(GI)^[27]、转换叶绿素吸收植被指数(TCARI)^[28]、宽范围植被指数(WDVRVI)^[29]、改善角度植被指数2(MTVI2)^[30]、转换型植被指数(TVI)^[31]、红色边缘叶绿素植被指数(CIred edge)^[32]、土壤调节植被指数(OSAVI)^[33]),以及其涉及的12个敏感光谱波段(中心波长分别为500、550、560、670、678、680、700、710、720、750、800、890 nm),并利用光谱变换波段对应代替植被指数中的原始波段,每个植被指数包含6种形式(原始光谱 $T_R - VI$ 、倒数 $T_{1/R} - VI$ 、对数 $T_{lgR} - VI$ 、一阶微分 $T_{R'} - VI$ 、倒数的一阶微分 $T_{(1/R)'} - VI$ 、对数的一阶微分 $T_{(lgR)'} - VI$,其中 VI 表示植被指数)。

1.5 数据处理方法

多元线性回归(Multiple linear regression, MLR)是包括两个或两个以上自变量,并对应一个因变量的回归模型,详细步骤见文献[34]。

1.6 统计分析

选取决定系数 R^2 和均方根误差(RMSE)验证模型的精度^[35]。 R^2 反映模型建立和验证的稳定性, R^2 越接近于1,说明模型的稳定性越好、拟合程度越高。RMSE 用来检验模型的误差, RMSE 越小模型估算能力越好。

2 结果与分析

2.1 茶鲜叶游离氨基酸的描述性统计分析

本实验共计样本141份,其中春茶样本50个,

夏茶样本 55 个,秋茶样本 36 个。将其随机分为 106 份作为建模集,35 份作为验证集,建模集和验证集的氨基酸描述性统计分析如表 1 所示。3 个季节 10 种茶树鲜叶的氨基酸含量(干基质量分数)在 2%~6% 之间,不同季节氨基酸含量存在较大差异。春茶氨基酸含量最大值和平均值均最高(干基质量分数 5.64% 和 4.03%),秋茶氨基酸含量最大值和平均值均居中(干基质量分数 4.43% 和 3.72%),夏茶氨基酸含量最大值和平均值均最低(干基质量分数 4.02% 和 2.91%)。其中,建模集数据的范围可包含验证集数据,建模集和验证集数据划分可靠。

表 1 氨基酸干基质量分数的描述性统计分析

Tab. 1 Descriptive statistical analysis of tea amino acids

季节	数据集	样本数	最小值/%	最大值/%	平均值/%	标准差/%	方差/% ²
春季	建模集	38	2.46	5.64	4.03	1.00	1.02
	验证集	12	2.47	5.51	3.98	0.99	0.98
夏季	建模集	41	2.04	4.02	2.91	0.53	0.27
	验证集	14	2.08	3.72	2.93	0.47	0.21
秋季	建模集	27	2.42	4.43	3.72	0.49	0.24
	验证集	9	2.43	4.12	3.56	0.56	0.31
全年	建模集	96	2.04	5.64	3.45	0.92	0.85
	验证集	45	2.29	5.58	3.42	0.91	0.84

2.2 优化植被指数

为进一步探讨不同光谱变换对春茶、夏茶、秋茶

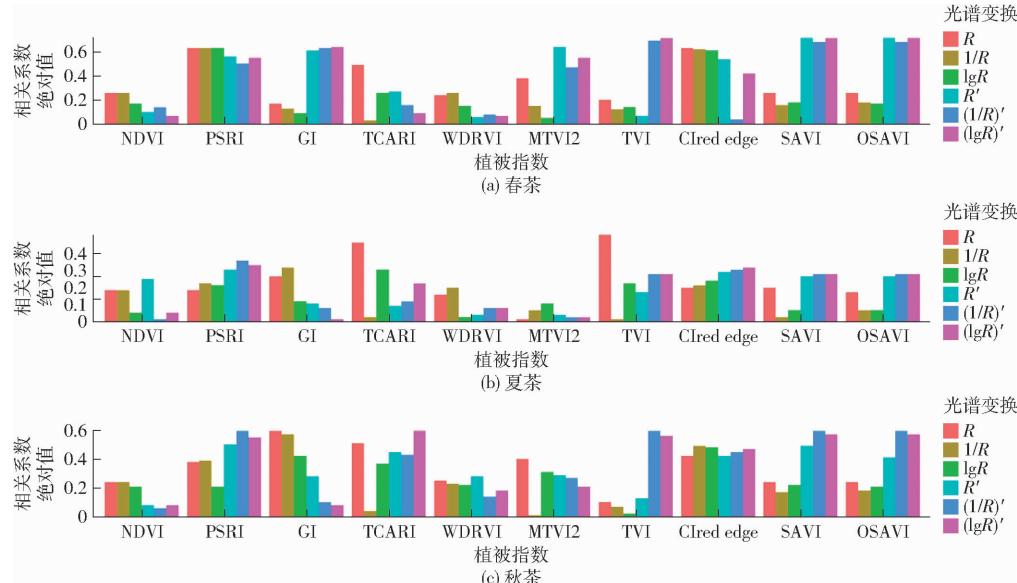


图 2 茶鲜叶游离氨基酸含量与不同变换光谱指数的相关性分析

Fig. 2 Correlation of tea free amino acids with different spectral transformation indexes

通过 5 种光谱变换对 10 种植被指数进行优化,除 $T_{\lg R}-TCARI$ 外,其他植被指数被光谱变换优化后与茶鲜叶游离氨基酸的相关性均高于经典植被指数与茶鲜叶游离氨基酸相关性,相关系数绝

反演的影响,对 10 个常用的植被指数对应波段进行替换,优化后的植被指数与茶叶氨基酸含量相关性结果如图 2 所示。春茶氨基酸含量与叶绿素相关的经典植被指数具有较高的相关性,与 PSRI 和 CIred edge 的相关系数绝对值分别为 0.50 和 0.67。秋茶和春茶具有相似的结果,秋茶氨基酸含量与 PSRI 和 CIred edge 的相关性较高,相关系数绝对值分别为 0.61 和 0.40。夏茶氨基酸含量与植被指数相关性相对较差,与 TVI 相关性最高,相关系数绝对值为 0.39。对于春茶、夏茶和秋茶,基于 $T_{1/R}-VI$ 和 $T_{\lg R}-VI$ 与茶叶氨基酸含量的相关性多低于经典植被指数与氨基酸含量的相关性。相比经典植被指数,3 种微分处理后波段替换的 GI、MTVI2、TVI、SAVI 和 OSAVI 与春茶氨基酸含量的相关性具有显著提高效果,3 种微分处理后波段替换的 PSRI、MTVI2、CIred edge 和 OSAVI 与夏茶氨基酸含量的相关性显著提高,与秋茶氨基酸含量显著提高的有 3 种微分处理波段替换后的 PSRI、TVI、CIred edge、SAVI 和 OSAVI。光谱处理后波段替换的优化植被指数中,与春茶氨基酸含量相关性最高的植被指数是 $T_{R'}-CIred edge$ 、SAVI 和 OSAVI, 相关系数绝对值均为 0.61;与夏茶氨基酸含量相关性最高的植被指数是 $T_{(1/R)'}-PSRI$, 相关系数绝对值均为 0.27;与秋茶氨基酸含量相关性最高的植被指数是 $T_{(\lg R)'}-TCARI$, 相关系数绝对值均为 0.61。

对值范围为 0.10~0.30(表 2)。除 2 种优化植被指数外($T_{\lg R}-TCARI$ 、 $T_{\lg R}-TVI$),其余 8 种优化植被指数与茶鲜叶游离氨基酸均达到极显著相关性。

表2 优化植被指数与游离氨基酸含量的相关性分析

Tab. 2 Correlation analysis between optimized vegetation index and free amino acids

经典植被指数		优化植被指数									
T_R		$T_{1/R}$		$T_{\lg R}$		$T_{R'}$		$T_{(1/R)'}^*$		$T_{(\lg R)'}^*$	
指数	r	指数	r	指数	r	指数	r	指数	r	指数	r
$T_R - \text{NDVI}$	0.13	$T_{1/R} - \text{NDVI}$	0.13	$T_{\lg R} - \text{NDVI}$	-0.23**	$T_{R'} - \text{NDVI}$	-0.03	$T_{(1/R)'} - \text{NDVI}$	0.08	$T_{(\lg R)'} - \text{NDVI}$	0.03
$T_R - \text{SAVI}$	0.13	$T_{1/R} - \text{SAVI}$	-0.16	$T_{\lg R} - \text{SAVI}$	-0.23**	$T_{R'} - \text{SAVI}$	-0.14	$T_{(1/R)'} - \text{SAVI}$	0.03	$T_{(\lg R)'} - \text{SAVI}$	-0.13
$T_R - \text{PSRI}$	0.01	$T_{1/R} - \text{PSRI}$	0.05	$T_{\lg R} - \text{PSRI}$	0.30**	$T_{R'} - \text{PSRI}$	0.15	$T_{(1/R)'} - \text{PSRI}$	0.26**	$T_{(\lg R)'} - \text{PSRI}$	0.20*
$T_R - \text{GI}$	-0.09	$T_{1/R} - \text{GI}$	0.11	$T_{\lg R} - \text{GI}$	-0.25**	$T_{R'} - \text{GI}$	-0.21*	$T_{(1/R)'} - \text{GI}$	-0.15	$T_{(\lg R)'} - \text{GI}$	-0.18*
$T_R - \text{TCARI}$	-0.18*	$T_{1/R} - \text{TCARI}$	-0.18*	$T_{\lg R} - \text{TCARI}$	0.06	$T_{R'} - \text{TCARI}$	-0.18*	$T_{(1/R)'} - \text{TCARI}$	0.19*	$T_{(\lg R)'} - \text{TCARI}$	0.07
$T_R - \text{WDRVI}$	0.15	$T_{1/R} - \text{WDRVI}$	-0.13	$T_{\lg R} - \text{WDRVI}$	-0.23**	$T_{R'} - \text{WDRVI}$	-0.08	$T_{(1/R)'} - \text{WDRVI}$	-0.04	$T_{(\lg R)'} - \text{WDRVI}$	-0.05
$T_R - \text{MTVI2}$	-0.03	$T_{1/R} - \text{MTVI2}$	-0.12	$T_{\lg R} - \text{MTVI2}$	-0.22**	$T_{R'} - \text{MTVI2}$	-0.01	$T_{(1/R)'} - \text{MTVI2}$	0.08	$T_{(\lg R)'} - \text{MTVI2}$	-0.06
$T_R - \text{TVI}$	-0.04	$T_{1/R} - \text{TVI}$	-0.16	$T_{\lg R} - \text{TVI}$	0.10	$T_{R'} - \text{TVI}$	-0.13	$T_{(1/R)'} - \text{TVI}$	0.02	$T_{(\lg R)'} - \text{TVI}$	-0.13
$T_R - \text{Clred edge}$	0.17*	$T_{1/R} - \text{Clred edge}$	-0.17*	$T_{\lg R} - \text{Clred edge}$	-0.20*	$T_{R'} - \text{Clred edge}$	0.08	$T_{(1/R)'} - \text{Clred edge}$	-0.12	$T_{(\lg R)'} - \text{Clred edge}$	0.03
$T_R - \text{OSAVI}$	0.13	$T_{1/R} - \text{OSAVI}$	-0.15*	$T_{\lg R} - \text{OSAVI}$	-0.23**	$T_{R'} - \text{OSAVI}$	-0.11	$T_{(1/R)'} - \text{OSAVI}$	0.03	$T_{(\lg R)'} - \text{OSAVI}$	-0.13

注: * 表示 0.05 显著水平, ** 表示 0.01 极显著水平, 下同。

2.3 基于优化植被指数的茶鲜叶游离氨基酸模型

基于不同光谱变换替换的优化植被指数构建的 MLR 氨基酸含量估算模型(表3)表明:对于春茶, $T_{\lg R} - \text{VI}$ 构建的 MLR 建模集模型精度最高, R^2 和 RMSE 分别为 0.71 和 0.64%, $T_{R'} - \text{VI}$ 构建的 MLR 验证模型精度最高, R^2 和 RMSE 分别为 0.56 和 0.90%, 其他光谱变换替换的植被指数所构建的 MLR 模型建模集和验证集均有较好的表现;夏茶, $T_{\lg R} - \text{VI}$ 构建的 MLR 建模集模型精度最高, R^2 和 RMSE 分别为 0.50 和 0.37%, $T_{R'} - \text{VI}$ 验证模型精度最高, R^2 和 RMSE 分别为 0.41 和 0.37%, 除 $T_{(1/R)'} - \text{VI}$ (建模集 R^2 和 RMSE 分别为 0.10 和 0.45%, 验证模型精度 R^2 和 RMSE 分别为 0.13 和 0.55%)外, 其他光谱变换的植被指数所构建的 MLR 模型建模集和验证集均有较好的表现;秋茶, $T_{R'} - \text{VI}$ 构建的 MLR 建模集精度较高和验证集模型精度最高(建模集 R^2 和 RMSE 分别为 0.66 和 0.28%, 验证模型精度 R^2 和 RMSE 分别为 0.78 和 0.36%), 其他光谱变换所构建的 MLR 模型建模集和验证集均有较好的表现;全采茶季, $T_{\lg R} - \text{VI}$ 构建的 MLR 建模集精度较高和验证集模型精度最高(建模集 R^2 和 RMSE 分别为 0.38 和 0.72%, 验证模型精度 R^2 和 RMSE 分别为 0.20 和 0.84%), 其他光谱变换所构建的 MLR 模型建模集和验证集表现均较差。

为了更直观地展现模型预测效果, 制作了春、夏、秋茶 3 个季节的最优氨基酸含量预测模型 1:1 拟合图, 结果如图 3 所示。

3 讨论

本研究采集 10 个茶树品种春季、夏季、秋季 3 个连续生育期的茶鲜叶光谱和游离氨基酸含量数

据,选取 6 种光谱预处理方法和 10 个常用的植被指数,通过光谱变换优化现有植被指数,进而对茶叶游离氨基酸含量进行光谱检测估算。

茶鲜叶建模集和验证集游离氨基酸含量的变化趋势从大到小均为春茶游离氨基酸含量(干基质量分数建模均值 4.03%, 验证均值 3.98%)、秋茶游离氨基酸含量(干基质量分数建模均值 3.72%, 验证均值 3.56%)、夏茶游离氨基酸含量(干基质量分数建模均值 2.91%, 验证均值 2.93%)。这是由于春季物候条件适宜, 茶树内多种氨基酸合成酶活性最高。夏季由于多项物候条件变化, 气温较高, 湿度较大, 导致茶树内多种氨基酸合成酶活性降低。秋季, 各项物候条件变为较适宜茶树生长, 茶树内多种氨基酸合成酶活性再次升高。春茶氨基酸含量最高是由于春季是茶树新稍生长最为旺盛的阶段, 而茶氨酸主要在茶树新稍中^[1]。因而, 茶叶游离氨基酸总量呈现出春季最高、秋季较高、夏季最低的情况。茶叶游离氨基酸因生育时期不同而产生明显差异, 继而由于茶树冠层对光能的截获、折射和反射特性各不相同, 造成基于冠层高光谱的茶叶游离氨基酸含量检测受生育期的影响较大。

现有植被指数主要以叶面积指数、覆盖度和氮素含量为目标进行构建^[27~33], 以氨基酸含量为目标的植被指数较少。本文选取的 10 种植被指数主要考虑与氨基酸次生代谢紧密相关的氮素反演植被指数, 涉及波段主要包括 500~890 nm 的 10 个波段, 与文献[36]对氮素的研究分析一致。为全面分析优化植被指数在茶叶氨基酸反演中的效应, 本文对 SAVI、OSAVI 及 TVI 等不同计算形式也进行了分析。结果表明, SAVI、OSAVI 和 WDRVI 这类相似的植被指数表达公式, 在不同光谱变换后与茶叶氨基酸含量相关系数相近。本文基于光谱变换的反射率

表3 氨基酸含量MLR预测模型
Tab. 3 MLR models of tea amino acids

季节	优化植被 指数	检测模型	建模集		验证集	
			R ²	RMSE/%	R ²	RMSE/%
春季	T _R -VI	$y = 4069.385.70x_1 - 189.07x_2 - 1.31x_3 + 0.86x_4 - 4.17x_5 - 720.97x_6 - 0.01x_7 + 60.19x_8 + 1296.904.54x_9 - 5185.057.66x_{10} - 49.55$	0.81 **	0.52	0.36 **	1.18
	T _{1/R} -VI	$y = -38.82x_1 - 1.61x_2 - 72.63x_3 + 9.61x_4 + 2135.34x_5 + 372.96x_6 - 1.33x_7 - 37.07x_8 + 89.78x_9 - 323.83x_{10} + 1992.81$	0.69 **	0.65	0.44 **	0.99
	T _{1gR} -VI	$y = -2137.82x_1 + 15.50x_2 - 50.34x_3 - 35.99x_4 + 309.82x_5 - 0.39x_6 - 0.37x_7 + 59.89x_8 + 19.67x_9 + 1433.58x_{10} + 296.03$	0.71 **	0.64	0.49 **	0.99
	T _{R'} -VI	$y = -0.018x_1 - 3.67x_2 + 6.62x_3 + 143.99x_4 + 0.75x_5 - 4025.63x_6 - 104.66x_7 + 105.70x_8 + 514.307.49x_9 - 213.524.02x_{10} + 96.09$	0.67 **	0.68	0.56 **	0.90
	T _{(1/R)'} -VI	$y = 7.33x_1 - 0.09x_2 + 2.54x_3 + 0.58x_4 - 160.86x_5 - 5.53x_6 + 0.33x_7 + 139.22x_8 + 0.55x_9 - 0.01x_{10} - 20.41$	0.72 **	0.62	0.14 *	1.44
	T _{(1gR)'} -VI	$y = 0.41x_1 - 0.84x_2 + 23.59x_3 - 26.41x_4 - 4.04x_5 + 338.99x_6 - 71.03x_7 + 130.56x_8 + 3801.56x_9 - 5115.55x_{10} + 129.81$	0.67 **	0.68	0.47 **	1.09
夏季	T _R -VI	$y = -224.88x_1 + 63.51x_2 + 4.99x_3 - 0.31x_4 + 2.00x_5 - 1393.54x_6 + 0.01x_7 - 16.35x_8 - 12.42x_9 + 154.50x_{10} + 81.61$	0.35 **	0.40	0.10 *	0.74
	T _{1/R} -VI	$y = -269.11x_1 + 0.37x_2 + 8.99x_3 - 15.13x_4 + 2694.28x_5 - 61.12x_6 - 0.51x_7 - 18.39x_8 + 142.61x_9 - 65.84x_{10} + 2405.49$	0.42 **	0.39	0.26 **	0.44
	T _{1gR} -VI	$y = 549.88x_1 + 47.98x_2 + 25.29x_3 - 10.88x_4 - 10.49x_5 - 110.44x_6 + 0.21x_7 - 41.12x_8 - 337.26x_9 - 113.69x_{10} - 3.53$	0.50 **	0.37	0.27 **	0.41
	T _{R'} -VI	$y = 0.04x_1 + 3.06x_2 - 1.38x_3 - 0.49x_4 + 0.01x_5 + 16.57x_6 - 0.39x_7 + 33.238x_8 - 38.37x_9 + 23.06x_{10} + 37.52$	0.47 **	0.37	0.41 **	0.37
	T _{(1/R)'} -VI	$y = 0.79x_1 + 0.07x_2 + 9.77x_3 - 400.82x_4 - 10.23x_5 + 2529.82x_6 + 61.15x_7 - 21.70x_8 - 300.75x_9 - 1214.82x_{10} - 27.39$	0.10 *	0.45	0.13 *	0.55
	T _{(1gR)'} -VI	$y = 0.014x_1 - 0.08x_2 - 7.71x_3 - 68.23x_4 - 0.09x_5 + 882.16x_6 + 4.67x_7 + 26.56x_8 - 9833.20x_9 + 3887.88x_{10} + 30.93$	0.26 **	0.46	0.04 *	0.71
秋季	T _R -VI	$y = -380.162.00x_1 - 44.99x_2 + 0.99x_3 - 0.15x_4 + 3.39x_5 - 974.72x_6 + 0.01x_7 - 5.20x_8 - 125.589.75x_9 + 490.051.14x_{10} + 33.46$	0.58 **	0.30	0.37 **	0.52
	T _{1/R} -VI	$y = -123.72x_1 + 2.84x_2 - 19.47x_3 + 56.89x_4 - 211.30x_5 - 383.01x_6 + 9.86x_7 - 8.35x_8 - 1374.90x_9 + 980.77x_{10} - 170.03$	0.43 **	0.35	0.29 **	0.47
	T _{1gR} -VI	$y = 19377.71x_1 - 1123.49x_2 + 2.58x_3 + 20.11x_4 - 46.94x_5 - 87.63x_6 + 0.32x_7 + 106.60x_8 + 6793.27x_9 - 24627.15x_{10} - 38.66$	0.62 **	0.33	0.40 **	0.66
	T _{R'} -VI	$y = 0.01x_1 - 0.86x_2 + 2.71x_3 + 1.14x_4 - 0.06x_5 - 33.95x_6 - 0.24x_7 + 24.44x_8 - 9.75x_9 + 3.46x_{10} + 22.86$	0.66 **	0.28	0.78 **	0.36
	T _{(1/R)'} -VI	$y = 21.52x_1 - 0.01x_2 - 2.31x_3 + 12.37x_4 - 67.24x_5 - 40.12x_6 + 145.66x_7 + 51.23x_8 + 17872.59x_9 - 9347.47x_{10} + 6.59$	0.72 **	0.29	0.47 **	0.69
	T _{(1gR)'} -VI	$y = 1.80x_1 + 0.34x_2 + 5.05x_3 + 53.26x_4 - 2.33x_5 - 426.18x_6 - 33.10x_7 + 17.58x_8 - 12051.91x_9 + 5428.02x_{10} + 19.89$	0.70 **	0.29	0.16 *	0.37
全采 茶季	T _R -VI	$y = -64.50x_1 - 120.13x_2 - 1.99x_3 - 0.17x_4 + 19.81x_5 + 492.26x_6 + 0.01x_7 - 12.58x_8 - 18.90x_9 - 2.38x_{10} + 18.18$	0.27 **	0.79	0.15	0.84
	T _{1/R} -VI	$y = -551.03x_1 - 0.56x_2 - 17.81x_3 - 6.32x_4 + 5367.24x_5 + 225.49x_6 - 1.45x_7 - 3.72x_8 + 173.38x_9 - 239.41x_{10} + 4770.76$	0.35 **	0.74	0.05	0.96
	T _{1gR} -VI	$y = -183.84x_1 + 2.31x_2 + 0.55x_3 + 0.52x_4 + 49.81x_5 + 4.65x_6 - 0.09x_7 + 13.77x_8 - 32.19x_9 + 173.56x_{10} + 50.45$	0.38 **	0.72	0.20 *	0.84
	T _{R'} -VI	$y = -0.01x_1 + 0.96x_2 + 0.51x_3 - 0.67x_4 - 0.04x_5 - 5.92x_6 + 0.12x_7 - 6.69x_8 - 16.15x_9 + 4.25x_{10} - 2.26$	0.12	0.87	0.04	0.90
	T _{(1/R)'} -VI	$y = -1.02x_1 + 0.029x_2 + 1.93x_3 - 0.08x_4 + 18.86x_5 + 1.47x_6 - 0.10x_7 - 42.24x_8 - 0.12x_9 + 0.01x_{10} - 17.74$	0.23 **	0.80	0.06	0.91
	T _{(1gR)'} -VI	$y = 0.03x_1 + 0.20x_2 - 5.86x_3 - 16.42x_4 + 1.02x_5 + 343.13x_6 + 15.77x_7 - 19.99x_8 - 3340.16x_9 + 1159.35x_{10} - 12.71$	0.18	0.83	0.01	0.95

注:x₁ ~ x₁₀ 分别表示 NDVI、PSRI、GI、TCARI、WDRVI、MTVI2、TVI、CIred edge、SAVI、OSAVI。

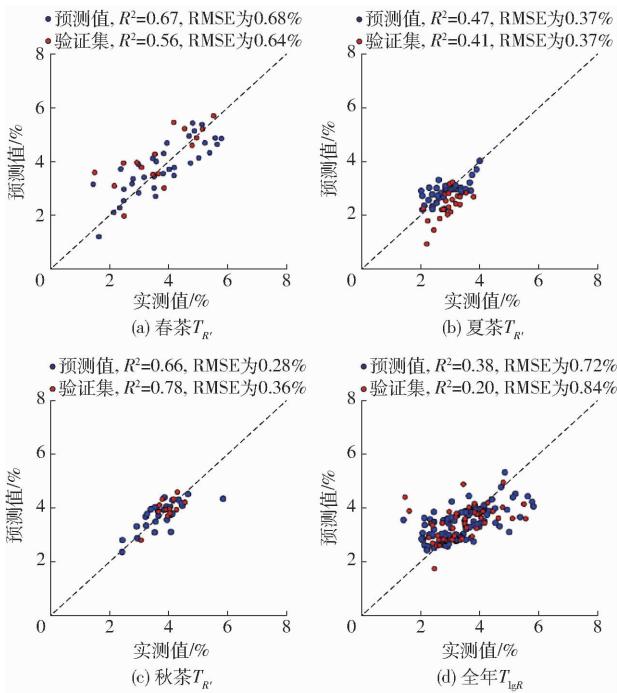


图3 氨基酸含量最优模型1:1拟合图

Fig. 3 Fitting diagram of optimal model of tea amino acids

对优化植被指数的波段反射率进行替换分析。一方面现有植被指数均为两个或两个以上波段进行的数学组合,广泛应用于不同作物和目标的理化参数反演。另一方面,较少的波段是卫星产品及仪器开发降低成本的重要手段。除TCARI外,其他植被指数波段被光谱变换后的波段替换后与茶鲜叶氨基酸含量的相关性高于经典植被指数(表2),主要是由于受不同光谱变换方法的影响,且受该植被指数涉及的光谱波段影响。基于微分变换光谱所构建的优化植被指数在春茶、夏茶、秋茶的建模和验证中均得到了较好的精度,表明光谱变

换后的优化植被指数在不同茶树品种样本间普适性更强,这与文献[17]研究结果相近。经过微分处理算法可以降低低频背景光谱对目标光谱的影响,同时微弱的特征光谱可以得到凸显^[17]。基于对数变换的优化植被指数在不同生育时期及全生长季中均表现出较好的普适性,这可能与植被指数构建原理有关。经典的植被指数旨在放大红波和近红外波段的差异^[25~29],而光谱对数变换能够进一步扩大光谱差异,有效突出光谱特征。在明确光谱差异性影响因子之后,选择适宜的光谱数据分析方法是提高光谱检测精度,构建普适性强、稳定性高的反演模型的基础与前提。

4 结论

(1) 茶鲜叶建模集和验证集游离氨基酸含量的变化趋势从大到小均为春茶游离氨基酸含量(干基质量分数建模均值4.03%,验证均值3.98%)、秋茶游离氨基酸含量(干基质量分数建模均值3.72%,验证均值3.56%)、夏茶游离氨基酸含量(干基质量分数建模均值2.91%,验证均值2.93%)。

(2) 除 T_{lgR} -TCARI外,其他植被指数被光谱变换优化后与茶鲜叶游离氨基酸含量的相关性均高于经典植被指数与茶鲜叶游离氨基酸含量相关性,相关系数绝对值范围为0.10~0.30。

(3) 基于 T_{lgR} -VI构建的MLR模型在不同季节的建模集和验证集中均得到了较好的精度,且适用于多生育时期茶鲜叶氨基酸含量的估测。基于 T_{lgR} -VI构建的全生育时期MLR具有较高的精度(建模集 R^2 和RMSE分别为0.38和0.72%,验证模型精度 R^2 和RMSE分别为0.20和0.84%)。

参 考 文 献

- [1] 宛晓春, 夏涛. 茶树次生代谢[M]. 北京: 科学出版社, 2015.
- [2] 董春旺, 梁高震, 安霆, 等. 红茶感官品质及成分近红外光谱快速检测模型建立[J]. 农业工程学报, 2018, 34(24):314~321.
DONG Chunwang, LIANG Gaozhen, AN Ting, et al. Near-infrared spectroscopy detection model for sensory quality and chemical constituents of black tea[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(24):314~321. (in Chinese)
- [3] 李春霖. 基于化学计量学和近红外光谱技术的龙井茶感官及化学品质评价研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
LI Chunlin. Sensory and chemical quality evaluation of Longjing tea using chemometrics and near-infrared spectroscopy technique[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019. (in Chinese)
- [4] DUTTA R, STEIN A, BHAGAT R M. Integrating satellite images and spectroscopy to measuring green and black tea quality [J]. Food Chem., 2011, 127(2):866~874.
- [5] REN G X, WANG S P, NING J M, et al. Quantitative analysis and geographical traceability of black tea using Fourier transform near-infrared spectroscopy (FT-NIRS)[J]. Food Research International, 2013, 53(2):822~826.
- [6] ZHOU K, CENG T, ZHU Y, et al. Assessing the impact of spatial resolution on the estimation of leaf nitrogen concentration over the full season of paddy rice using near-surface imaging spectroscopy data[J]. Front. Plant Sci., 2018, 9:964.
- [7] 贺佳, 刘冰锋, 李军. 不同生育时期冬小麦叶面积指数高光谱遥感检测模型[J]. 农业工程学报, 2014, 30(24):141~150.
HE Jia, LIU Bingfeng, LI Jun. Monitoring model of leaf area index of winter wheat based on hyperspectral reflectance at different growth stages[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(24):141~150. (in Chinese)
- [8] 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.

- [9] SAMBORSKI S M, TREMBLAY N, FALLON E. Strategies to make use of plant sensors-based diagnostic information for nitrogen recommendations[J]. *Agronomy Journal*, 2009, 101(4):800–816.
- [10] 沈艳,牛铮,王汶,等.基于导数光谱位置变量的干叶片生化组分反演[J].*遥感信息*,2005(4):7–9.
SHEN Yan, NIU Zheng, WANG Wen, et al. Dry-leaf biochemistry retrieval by the position variables of derivative spectra[J]. *Information of Remote Sensing*, 2005(4):7–9. (in Chinese)
- [11] 张良培,郑兰芬,童庆禧.利用高光谱对生物变量进行估计[J].*遥感学报*,1997,1(2):111–114.
ZHANG Liangpei, ZHENG Lanfen, TONG Qingxi. The estimation of vegetation variables based on high resolution spectra[J]. *Journal of Remote Sensing*, 1997, 1(2):111–114. (in Chinese)
- [12] GONG P, PU R L, MILLER J R. Correlating leaf area index of ponderosa pine with hyperspectral CASI data[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 1992, 18(4):275–282.
- [13] GONG P, PU R L, YU B. Conifer species recognition: exploratory analysis of in situ hyperspectral data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 62(2):189–200.
- [14] 宫鹏.对地观测技术与地球系统科学[M].北京:科学出版社,1996.
- [15] 王磊,自由路,卢艳丽,等.光谱数据变换对玉米氮素含量反演精度的影响[J].*遥感技术与应用*,2011(2):95–100.
WANG Lei, BAI Youlu, LU Yanli, et al. Effect on retrieval precision for corn N content by spectrum data transformation[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2011(2):95–100. (in Chinese)
- [16] 张玉森,姚霞,田永超,等.应用近红外光谱预测水稻叶片氮含量[J].*植物生态学报*,2010,34(6):704–712.
ZHANG Yusen, YAO Xia, TIAN Yongchao, et al. Estimating leaf nitrogen content with near infrared reflectance spectroscopy in rice[J]. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2010, 34(6):704–712. (in Chinese)
- [17] 唐延林,王秀珍,黄敬峰,等.水稻微分光谱和植被指数的作用探讨[J].*农业工程学报*,2003,19(1):145–150.
TANG Yanlin, WANG Xiuzhen, HUANG Jingfeng, et al. Action of derivative spectra and vegetation indices for rice[J]. *Transactions of the CSAE*, 2003, 19(1):145–150. (in Chinese)
- [18] 金秀良,徐新刚,李振海,等.基于新型植被指数对冬小麦蛋白质含量的估算研究[J].*光谱学与光谱分析*,2013,33(9):2541–2545.
JIN Xiuliang, XU Xin'gang, LI Zhenhai, et al. Estimation of winter wheat protein content based on new indexes [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(9):2541–2545. (in Chinese)
- [19] 李鑫川,鲍艳松,徐新刚,等.融合可见光-近红外与短波红外特征的新型植被指数估算冬小麦LAI[J].*光谱学与光谱分析*,2013,33(9):2398–2402.
LI Xinchuan, BAO Yansong, XU Xin'gang, et al. New vegetation index fusing visible – infrared and shortwave infrared spectral feature for winter wheat LAI retrieval[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(9):2398–2402. (in Chinese)
- [20] JIN Xiuliang, YANG Guijun, XU Xin'gang, et al. Combined multi-temporal optical and radar parameters for estimating LAI and biomass in winter wheat using HJ and RADARSAR-2 data[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(10):13251–13272.
- [21] 李长春,施锦锦,马春艳,等.基于小波变换和分数阶微分的冬小麦叶绿素含量估算[J].*农业机械学报*,2021,52(8):172–182.
LI Changchun, SHI Jinjin, MA Chunyan, et al. Estimation of chlorophyll content in winter wheat based on wavelet transform and fractional differential[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(8): 172–182. (in Chinese)
- [22] 张银杰,王磊,自由路,等.基于高光谱分析的玉米叶片氮含量分层诊断研究[J].*光谱学与光谱分析*,2019,39(9):2829–2835.
ZHANG Yinjie, WANG Lei, BAI Youlu, et al. Nitrogen nutrition diagnostic based on hyperspectral analysis about different layers leaves in maize[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(9):2829–2835. (in Chinese)
- [23] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局,中国国家标准化管理委员会. GB/T 8314—2013:茶游离氨基酸总量的测定[S].北京:中国标准出版社,2013.
- [24] ROUSE J W, HAAS R H, SCHEEL J A, et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS[C]//Proceedings of 3rd Earth Resource Technology Satellite (ERTS) Symposium, 1974: 48–62.
- [25] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 25(3): 295–309.
- [26] GAMON J, PENCUELAS J, FIELD C. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 41(1): 35–44.
- [27] DELALIEUX S, SOMERS B, HEREIJCERS S, et al. A near-infrared narrow-waveband ratio to determine leaf area index in orchards[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(10): 3762–3772.
- [28] HABOUDANE D, MILLER J R, TREMBLAY N, et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2–3): 416–426.
- [29] GITELSON A A. Wide dynamic range vegetation index for remote quantification of biophysical characteristics of vegetation[J]. *Journal of Plant Physiology*, 2004, 161(2): 165–173.
- [30] HABOUDANE D, MILLER J R, PATTEY E, et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(3): 337–352.