

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.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2019.18.057

基于高光谱的春小麦抽穗期叶绿素含量估算方法

亚森江·喀哈尔^{1,2}, 尼加提·卡斯木², 茹克亚·萨吾提^{1,2}, 尼格拉·塔什甫拉提^{1,2}, 张 飞^{1,2}, 师庆东^{1,2,3}

(1. 新疆大学资源与环境科学学院, 新疆乌鲁木齐 830046; 2. 新疆大学绿洲生态教育部重点实验室, 新疆乌鲁木齐 830046;

3. 新疆大学干旱生态环境研究所, 新疆乌鲁木齐 830046)

摘要:对高光谱数据进行预处理是提升高光谱建模精度十分必要且有效的途径。利用高光谱技术分析春小麦作物光谱及其叶绿素含量的变化, 对原始光谱反射率及对应的对数、倒数、平方根、对数倒数等 4 种数学变换及其一阶、二阶微分进行预处理运算, 分析春小麦叶片叶绿素含量与预处理后的光谱数据相关性, 基于选取的敏感波段对春小麦抽穗期叶绿素含量进行偏最小二乘回归法、BP 神经网络 2 种方法建模并进行模型验证及比较。结果表明: 对原始光谱数据数学变换的微分预处理可以明显提高春小麦叶片叶绿素含量与光谱反射率的相关性; 通过显著性检验的敏感波段数量经一阶、二阶微分预处理呈现明显增加趋势, 对应数学变换的波段数量有所不同; 对数变换的二阶微分处理所建立的 PLSR 模型为最优模型, 该模型精度参数为决定系数 $R_c^2 = 0.93$, 校正均方根误差 $RMSE_c = 2.53$, 预测决定系数 $R_p^2 = 0.91$, 预测均方根误差 $RMSE_p = 2.41$, 相对分析误差 $RPD = 3.20$ 。说明数学变换的微分预处理过后的模型精度和稳健性有了大幅度的提升, 并且运用在高光谱遥感反演春小麦抽穗期叶片叶绿素含量上是可行的。

关键词: 春小麦; 叶绿素; 抽穗期; 光谱分析; 高光谱; 估算精度; 传感器设计; 精准农业

中图分类号: S512.1⁺20.1; S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2019)18-0266-05

小麦作为总产量位居世界第二的粮食作物, 对于人类生活有着重大意义。中国的小麦总产量占世界粮食作物总产量的 25% 以上, 种植面积约 $3 \times 10^7 \text{ hm}^2$, 是中国口粮中最重要的一个, 因此小麦产业发展情况会直接影响国家粮食安全及社会稳定。其中, 干旱区、半干旱区小麦的产量占全国小麦生产总量的 50% 以上^[1], 具有极其重要的地位, 在保障国家粮食安全方面始终发挥着重要的作用。过去以盲目开荒增加耕地面积满足对粮食日益增长需求的方式导致生态环境的破坏, 十九大以来生态文明建设被提到了新的高度, 对农业发展模式提出了新的要求, 实施区域精准农业成为大势所趋。

作物营养状况与其光谱特性之间具有密切的联系^[2], 作为精准农业中重要组成部分的遥感技术(特别是高光谱遥感技术)可以达到实时监测作物营养状况与长势的目的, 从而指导农田管理与决策^[3-4]。作物生长发育和营养状况可以通过叶绿素含量这一重要指标^[5-6]来作出评价, 于是针对大田作物的叶绿素含量遥感反演成为精准农业的热点研究问题之一^[7]。抽穗期是春小麦发展各阶段中最需要生产以及追肥管理的关键时期^[8], 在这一时期快速、准确、无损监测春小麦叶绿素含量是非常必要的。

该研究将新疆大学阜康试验基地内种植的春小麦作为研究对象, 利用 55 个采样区的野外高光谱数据以及实测春小麦叶片叶绿素含量数据, 研究分析基于 4 种数学变换及其一阶、二阶微分预处理在高光谱数据估算叶绿素含量的可行性, 运用 PLSR (partial least squares regression)、BP 神经网络 (BP neural network) 等 2 种方法建立估算模型并进行模型比较, 以期提高春小麦叶绿素含量的高光谱估算精度, 为高光谱传感器的设计、区域精准农业的发展提供科学支持与应用参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

阜康市^[9-10]地处准噶尔盆地南缘、天山东段(博格达山)北麓, 位于冲洪积扇的上部, 是开垦历史较为悠久的历史; 地形南高北低, 由东南向西北倾斜, 呈长条状, 地貌总轮廓由北向南分为沙漠、平原、山地三大部分, 北部沙漠区为古尔班通古特沙漠的一部分; 属中温带大陆性干旱气候, 冬季时间长, 春秋季节不明显, 夏季酷热, 昼夜温差大, 年均气温 6.7°C , 年无霜期可达 175 d, 年均降水量 205 mm, 春夏降水量约占全年降水量的 2/3。新疆大学阜康试验基地位于新疆维吾尔自治区阜康市滋泥泉子镇以北, 地理坐标 $87^\circ34'5'' \sim 88^\circ34'10''\text{E}$, $44^\circ23'12'' \sim 44^\circ23'15''\text{N}$, 平均海拔 577 m; 试验基地周边均为大型农场, 主要播种作物为冬小麦、春小麦和玉米。

1.2 数据采集与测量

小型试验田播种总面积为 $50 \text{ m} \times 150 \text{ m}$ 的春小麦, 采样区以 $2 \text{ m} \times 2 \text{ m}$ 为样方, 共设置 55 个采样区。2017 年 6 月 4 日进行采样, 此时研究区春小麦的生育阶段处于抽穗期早期。在该测量日, 天空晴朗, 无云无风, 适合野外采集数据, 并且春小麦叶片没有明显的天气因素造成的损害。使用美国 ASD

收稿日期: 2018-05-29

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 41671348, 41761077)。

作者简介: 亚森江·喀哈尔(1993—), 男, 新疆阿拉尔人, 硕士研究生, 从事干旱区遥感应用研究, E-mail: ysj_0801@163.com; 尼加提·卡斯木(1991—), 男, 新疆伊宁人, 博士研究生, 从事生态规划与管理研究, E-mail: NejatKasim@126.com。

通信作者: 尼格拉·塔什甫拉提, 博士, 讲师, 从事地图学与地理信息系统研究, E-mail: ngr.t@hotmail.com; 张 飞, 博士, 副教授, 从事干旱区遥感应用研究, E-mail: zhangfei3s@163.com。

公司 (Analytical Spectral Devices, Inc.) 生产的 FieldSpec 3 型光谱仪 (波段范围 350 ~ 2 500 nm) 获得春小麦叶片的光谱反射率数据, 每个采样区使用五点取样法, 实地测量是在当地时间 10:00—14:00 进行。在采样区进行测量时, 每个活体样品由多张叶片组成, 探头的天顶角为 15°, 距植株叶片 10 cm 左右, 重复测量 10 次, 取光谱曲线的算术平均值作为该样区的冠层光谱反射率, 每个采样区光谱测定之前均进行白板标定。与此同时, 使用 SPAD-502 型便携式叶绿素仪测得春小麦叶片叶绿素含量, 叶绿素含量采样点与光谱采样点重合, 每个采样点分别对同植株倒一、倒二叶片进行测定, 对每张叶片的叶尖、叶中、叶基 3 个部位各测定 3 次^[11-12], 同一张叶片共测得 9 个 SPAD 值并取平均值为整个叶片的相对叶绿素含量, 最终取平均值作为该采样点春小麦叶片相对叶绿素含量, 该研究共采集 (55 × 5) 个春小麦叶绿素含量数据。

1.3 数据处理

计算各个采样区的平均叶绿素含量, 将 55 个样本按照叶绿素含量从高到低进行排序, 等间距选取建模和验证 2 个数据集。表 1 为春小麦抽穗期叶片相对叶绿素含量的描述性统计特征, 经分析发现, 建模集和验证集叶绿素含量均值分别为 48.9 和 49.6, 最小值分别为 28.8 和 38.8, 最大值分别为 58.8 和 57.2, 变异系数分别为 14.7% 和 10.7%; 全部采样区叶绿素含量平均值为 49.5, 变异系数为 11.6%, 介于建模集与验证集对应叶绿素含量的均值和变异系数之间, 呈中等变异性。

表 1 采样区小麦相对叶绿素含量统计特征

样本集	样本数 (个)	SPAD 值				
		最大值	最小值	均值	标准差	变异系数 (%)
全部	55	58.8	28.8	49.5	5.7	11.6
建模集	34	58.8	28.8	48.9	7.2	14.7
验证集	21	57.2	32.8	49.6	5.3	10.7

利用 ViewSpec Pro 软件对获取的高光谱数据进行数据平均, 之后为减少噪声影响, 易受大气中水汽影响的噪声波段 (1 800 ~ 2 000、1 350 ~ 1 500 nm) 以及信噪比较低的边缘波段 (350 ~ 399、2 401 ~ 2 500 nm) 均被剔除, 对 55 个采样区的 401 ~ 2 400 nm 的反射光谱利用 Savitzky-Golay 滤波法进行平滑去噪, 去噪后的光谱曲线如图 1-a 所示。由光谱曲线分析发现, 可见光波段 400 ~ 760 nm 范围内光谱曲线呈上升趋势, 在近红波段 760 ~ 900 nm 范围内呈现平缓趋势。整个光谱曲线变化分析结果显示, 除了 700 ~ 800 nm 波段范围内外, 不同叶绿素含量小麦的光谱反射率曲线较为容易区分。叶绿素是小麦重要的赋色成分, 其含量对小麦反射光谱产生一定的影响^[13-14]。本研究选取 4 个具有代表性的春小麦抽穗期叶片叶绿素含量的高光谱数据, 绘制不同叶绿素含量的光谱曲线, 结果如图 1-b 所示。春小麦叶片不同叶绿素含量的光谱反射曲线变化趋势基本一致, 且小麦的光谱反射率与其叶绿素含量基本上成相反关系, 即叶绿素含量越高, 春小麦叶片反射率越低, 反之同理。

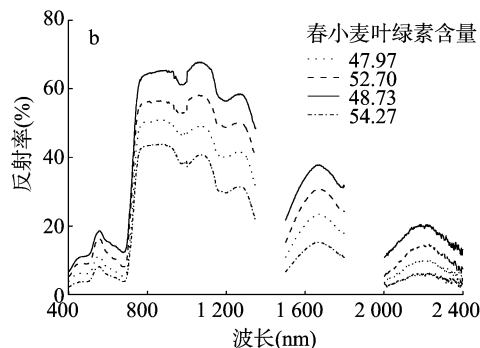
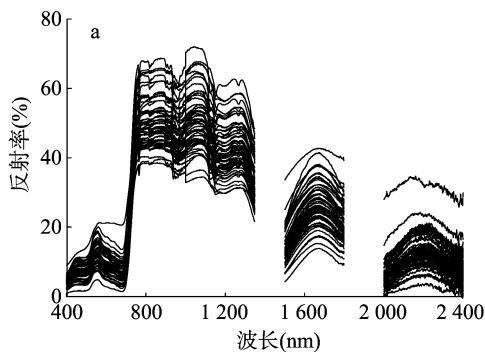


图 1 平滑处理后的春小麦野外光谱反射率

1.4 建模方法

高光谱建模应用中包括偏最小二乘回归法、多元线性逐步回归法、遗传算法、支持向量机回归以及蚁群算法等常用的方法, 其中主成分分析、典型相关分析和多元线性回归等方法的特点都包含在偏最小二乘回归法中, 在建模过程中通过降维、信息的综合与筛选等处理方法, 极大地提高了系统对综合成分的提取能力, 因而在光谱数据建模中得以广泛应用^[15]。平滑后的野外光谱数据通过 DPS® (Version 16.05) 软件对 55 个采样区春小麦的光谱反射率 R 及其对应的对数 ($\lg R$)、倒数 ($1/R$)、平方根 (\sqrt{R})、对数倒数 ($1/\lg R$) 等 4 种数学变换进行一、二阶微分处理。利用 PLSR、BP 神经网络 2 种方法建立叶绿素含量的估算模型, 结合比较模型之间的决定系数 R^2 、校正均方根误差 $RMSE_c$ 、预测决定系数 R_p^2 、预测均方根误差 $RMSE_p$ 、相对分析误差 RPD , 筛选稳健性最突出的模型用以研究区春小麦抽穗期叶片叶绿素含量的反演。模型的稳定性通过 R_p^2 可以判定, 其值越接近于 1, 模型的稳定性越强; 模

型的准确性通过 $RMSE_p$ 可以说明, 其值越小, 模型的精度越高。相对分析误差 $RPD < 1.4$, 模型的可用性差; $1.4 \leq RPD < 2$, 模型估算能力一般; $RPD \geq 2$, 模型定量估算能力良好^[16-17]。

2 结果与分析

2.1 数学变换及其一阶、二阶微分对波段显著性的影响

春小麦冠层高光谱数据建模过程中, 通过叶绿素含量与光谱反射率的相关性来确定敏感波段的选取, 结合相关性程度决定波段是否可能入选为敏感波段。因此, 将春小麦叶片叶绿素含量与光谱各波段反射率 R 的数学变换 ($1/R$ 、 $\lg R$ 、 $1/\lg R$ 、 \sqrt{R}) 及其一阶、二阶微分进行相关性分析, 并在 0.01 水平上进行显著性检验 (阈值 ± 0.34), 结果如图 2 所示。对原始光谱反射率 R 进行预处理后, 对通过显著性检验的敏感波段数量分别进行统计分析 (图 3)。原始光谱反射率 R 在 4 种数学变换后, 其相关系数通过显著性检验的波段数

量少。但是在光谱数据 4 种变换的基础上进行一阶、二阶微分处理,通过显著性检验的波段数量明显增加,基于倒数变换一阶微分处理的波段数可达 50 个。在 600 ~ 2 400 nm 处的相关系数呈降低趋势的波段范围,进行微分处理后,通过显著

性检验的趋势更为突出。此表征经一阶、二阶微分预处理后的光谱数据的变化趋势发生细化并能够呈现更多的光谱信息,减少光谱信息的忽略。

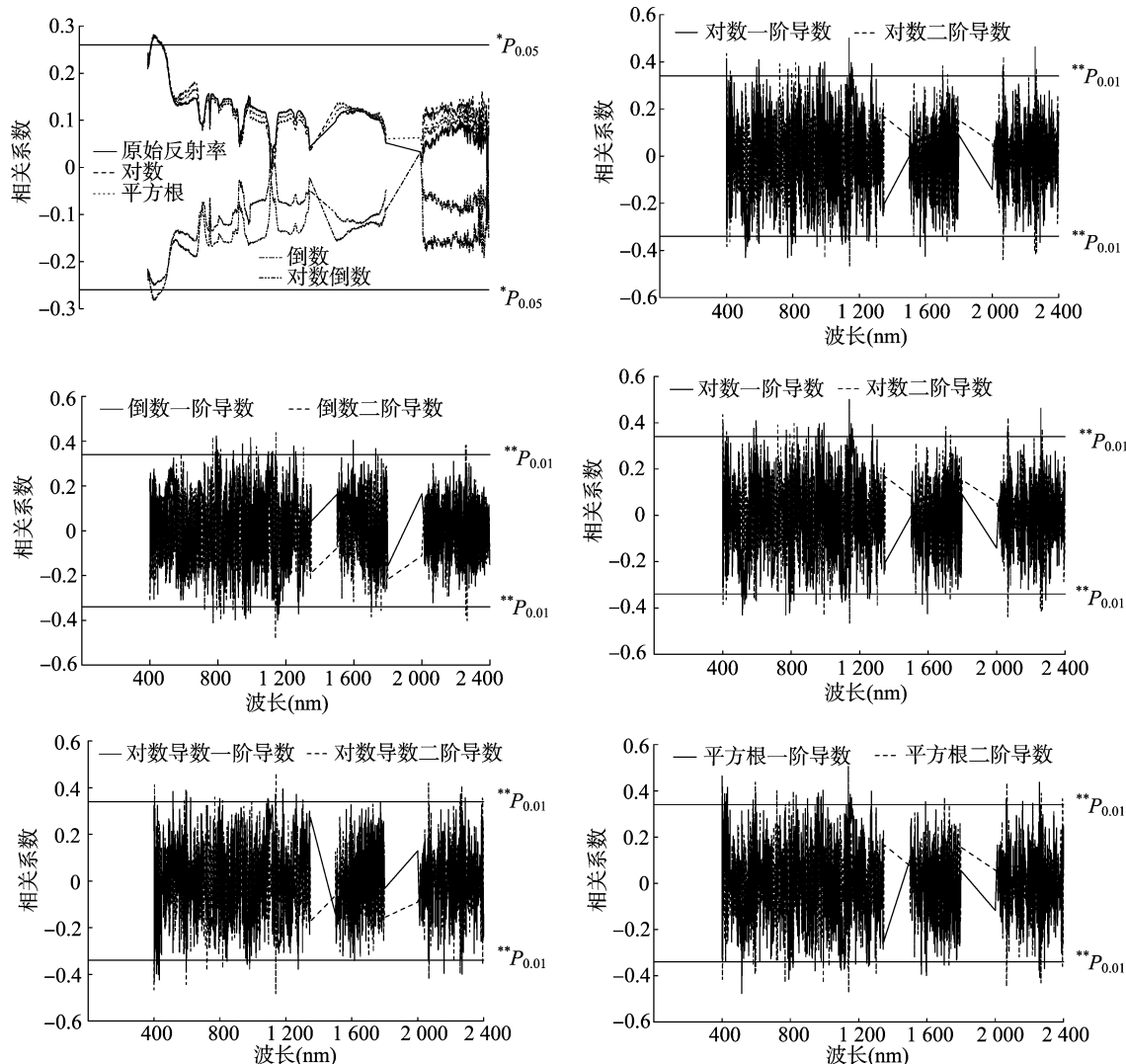


图2 原始光谱反射率不同变换与叶绿素含量的相关系数

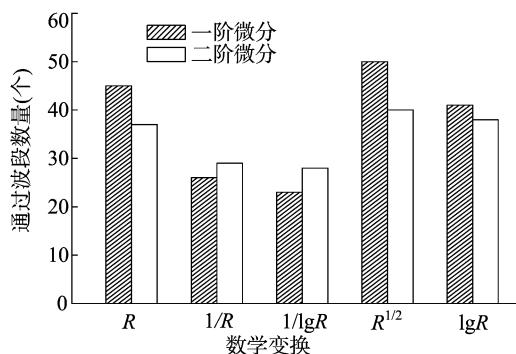


图3 相关系数通过 0.01 显著性检验水平的波段数量

2.2 叶绿素含量建模

利用 PLSR 方法、BP 神经网络法,通过 DPS® (Version 16.05) 软件计算,对高光谱反射率 R 及其对应 4 种数学变换的一阶、二阶微分处理数据进行叶绿素含量的高光谱估算建

模,建模参数见表 2、表 3。结合建立的 20 个估算模型精度参数筛选后发现,相对分析误差 RPD 值超过 2 的估算模型仅 2 个,分别是基于 $\lg R$ 二阶微分的 PLSR 和 BP-NN 所建立的模型,其余模型的相对分析误差 RPD 未超过 2。将光谱原数据微分与 4 种数学变换后微分处理相比较发现,原数据一阶、二阶微分处理进行 2 种方法建模发现,基于偏最小二乘回归法 (PLSR) 建立模型的精度参数分别为: $RPD = 1.06$ 、 1.72 , $RMSE_p = 5.11$ 、 4.14 , $R_p^2 = 0.63$ 、 0.72 ; 而基于 BP 神经网络建立模型的精度参数分别为: $RPD = 1.93$ 、 1.01 , $RMSE_p = 5.84$ 、 5.13 , $R_p^2 = 0.52$ 、 0.62 。原数据经过数学变换后一阶、二阶微分处理发现,在建模的波段范围为 400 ~ 2 268 nm 时,基于 $\lg R$ 二阶微分建立 BP 神经网络模型的精度参数为: $RPD = 1.02$ 、 2.98 , $RMSE_p = 5.40$ 、 3.24 , $R_p^2 = 0.64$ 、 0.84 ; 而同样数据处理建立 PLSR 模型的精度参数为: $RPD = 1.22$ 、 3.20 , $RMSE_p = 4.63$ 、 2.41 , $R_p^2 = 0.75$ 、 0.91 。上述分析可得,基于数

学变换处理后建立 PLSR 模型的 R^2 分别提高 0.12、0.19,校正均方根误差 $RMSE$ 分别下降 0.48、1.73;而利用 BP 神经网络建立模型的 R^2 分别提高 0.12、0.22,校正均方根误差 $RMSE$ 分别下降 0.44、1.89。2 种模型都具有一定的预测能力,结合模型的精度参数及稳健性,基于偏最小二乘回归法的模型预测能力高于 BP 神经网络建模;对原数据的数学变换后一阶、二阶微分处理而言,二阶微分处理增强了原数据的敏感性以及建模能力。表征原始光谱数据的对数

$\lg R$ 二阶微分一定程度上可以增强光谱对叶绿素含量的敏感性程度,并利用 PLS 回归法对春小麦叶片叶绿素含量具有较好的定量反演能力,且计算量及过程相对简易,该估算模型最佳,其 $R_c^2 = 0.93$, $RMSE_c = 2.53$, $R_p^2 = 0.91$, $RMSE_p = 2.41$, $RPD = 3.20$ 。选择具有最优反演能力的模型来检验样本的实测值与估测值散点图及模型各个波段的系数,结果如图 4 所示。

表 2 光谱数据变换的一阶微分建模精度分析

模型参数	波段数量 (个)	波长范围 (nm)	主成分数量 (个)
反射率 R	45	400 ~ 2 388	3
倒数 $1/R$	26	400 ~ 1 597	2
对数倒数 $1/\lg R$	23	400 ~ 2 288	2
平方根 $\text{sqrt} - R$	50	400 ~ 2 288	3
对数 $\lg R$	41	400 ~ 2 288	2

模型参数	基于偏最小二乘回归法模型的相关系数					基于 BP 神经网络法模型的相关系数				
	R_c^2	$RMSE_c$	R_p^2	$RMSE_p$	RPD	R_c^2	$RMSE_c$	R_p^2	$RMSE_p$	RPD
反射率 R	0.51	5.74	0.63	5.11	1.06	0.41	5.32	0.52	5.84	1.93
倒数 $1/R$	0.33	5.43	0.47	6.02	0.68	0.53	5.83	0.50	6.78	1.95
对数倒数 $1/\lg R$	0.56	6.22	0.43	6.03	0.80	0.42	5.17	0.41	5.65	1.02
平方根 $\text{sqrt} - R$	0.51	5.73	0.65	5.02	1.11	0.46	4.90	0.57	4.30	1.94
对数 $\lg R$	0.73	4.18	0.75	4.63	1.22	0.69	4.86	0.64	5.40	1.02

表 3 光谱数据变换的二阶微分建模精度分析

模型参数	波段数量 (个)	波长范围 (nm)	主成分数量 (个)
反射率 R	37	400 ~ 2 396	3
倒数 $1/R$	29	400 ~ 2 266	3
对数倒数 $1/\lg R$	28	400 ~ 2 395	3
平方根 $\text{sqrt} - R$	40	400 ~ 2 395	3
对数 $\lg R$	38	400 ~ 2 268	3

模型参数	基于偏最小二乘回归法模型的相关系数					基于 BP 神经网络法模型的相关系数				
	R_c^2	$RMSE_c$	R_p^2	$RMSE_p$	RPD	R_c^2	$RMSE_c$	R_p^2	$RMSE_p$	RPD
反射率 R	0.66	4.11	0.72	4.14	1.72	0.55	5.84	0.62	5.13	1.01
倒数 $1/R$	0.52	5.02	0.57	5.11	1.21	0.58	5.78	0.51	5.32	1.04
对数倒数 $1/\lg R$	0.66	5.23	0.59	5.03	1.24	0.57	4.65	0.65	4.15	1.02
平方根 $\text{sqrt} - R$	0.65	4.06	0.71	4.20	1.73	0.63	5.30	0.67	5.42	1.97
对数 $\lg R$	0.93	2.53	0.91	2.41	3.20	0.82	3.40	0.84	3.24	2.98

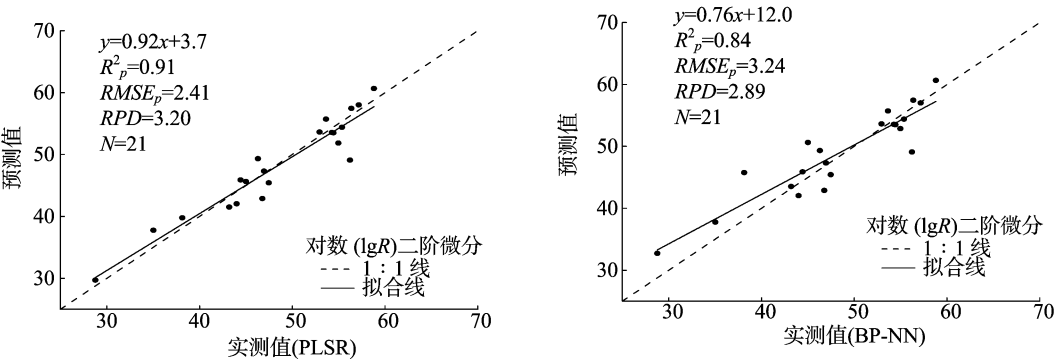


图4 对数($\lg R$)的二阶微分 2 种模型实测值与估算值的比较

3 结论与讨论

对于具有丰富光谱信息的高光谱数据而言,仅利用单个波段反射率建立的估算模型无法充分利用高光谱数据,从而在一定程度上限制反演模型的精度^[18]。基于此,该研究不单对于光谱细节变换,而且考虑了利用去除噪声波段的多个敏感波段综合建模,研究分析基于4种数学变换及其一阶、二阶微分预处理在高光谱数据估算叶绿素含量的可能性,且对抽穗期的春小麦叶片叶绿素含量的相关性进行了初步探讨,结合应用PLSR、BP神经网络对春小麦抽穗期叶片叶绿素含量进行高光谱建模,得出以下结论:(1)采用Savitzky-Golay滤波对采样区春小麦叶片反射率光谱曲线进行平滑去噪处理,将预处理后的光谱反射率数据进行4种数学变换,再进行一阶、二阶微分处理;其中,微分处理(一阶、二阶微分)可以对春小麦叶绿素含量与其光谱反射率相关性的变化趋势进行细化,在700~1350、1500~1800、2000~2400 nm等波段范围内明显地增加了通过0.01显著性检验的波段数量,其相关性系数得到了增强,并呈现出更多的未表达的信息。(2)分别比较经过数据变换及其一阶、二阶微分预处理所建立的20个春小麦叶绿素含量的高光谱PLSR和BP-NN估算模型及其精度验证结果,基于数学变换处理后建立PLSR模型的决定系数 R_p^2 分别提高了0.12、0.19,校正均方根误差 $RMSE_p$ 分别下降了0.48、1.73;而利用BP神经网络建立模型的决定系数 R_p^2 分别提高了0.12、0.22,校正均方根误差 $RMSE_p$ 分别下降了0.44、1.89。对2种建模方法而言,2种模型都具有一定的预测能力,结合模型的精度参数及稳健性,基于偏最小二乘回归法的模型预测能力高于BP神经网络建模。(3)对原数据的数学变换后一阶、二阶微分处理而言,二阶微分处理增强了原数据的敏感性以及建模能力。表征原始光谱数据的对数lgR二阶微分一定程度上可以增强光谱对叶绿素含量的敏感性程度,并利用偏最小二乘回归法对研究区春小麦叶绿素含量具有较好的定量反演能力,且计算量及过程相对简易,因而决定该预测模型为最优模型,其 $R_c^2=0.93$, $RMSE_c=2.53$, $R_p^2=0.91$, $RMSE_p=2.41$, $RPD=3.20$,实测值与预测值拟合方程 $y=0.92x+3.7$, $r^2=0.91$ 。数据经数学变换及微分预处理后对模型精度和稳健性有明显的提高,并达到了春小麦叶绿素含量高光谱估算的精度要求。

以往的研究^[19-22]往往对小麦光谱数据没有充分利用,仅利用单个光谱特征参数进行建模,对于光谱细节变换及利用多个敏感波段综合建模的研究相对较少,且主要以各个生长时期的冬小麦为研究对象,而受生长期、播种时间等因素的限制对于春小麦叶片叶绿素含量的研究相对较少。该研究利用小型系统性试验田内处于抽穗期早期春小麦的野外高光谱数据及其对应的实测叶片叶绿素含量进行叶绿素含量定量估算。但因为该研究样本的数量相对有限,且抽穗期持续时间也较短,所以建立的叶绿素含量高光谱估算模型的稳健性还有待进一步验证。因此,扩大播种面积及样本数量,并针对春小麦不同重要生育期进行细化研究,完善春小麦叶片高光谱数据库,进一步提高模型的稳健性将是后续研究的努力方向。

参考文献:

[1] 张凯,王润元,冯起,等. 模拟增温和降水变化对半干旱区春小麦

- 生长及产量的影响[J]. 农业工程学报,2015,31(s1):161-170.
- [2] 张建,孟晋,赵必权,等. 消费级近红外相机的水稻叶片叶绿素(SPAD)分布预测[J]. 光谱学与光谱分析,2018,38(3):737-744.
- [3] 姚云军,秦其明,张自力,等. 高光谱技术在农业遥感中的应用研究进展[J]. 农业工程学报,2008,24(7):301-306.
- [4] Yuan Z F, Ata-Ul-Karim S T, Cao Q, et al. Indicators for diagnosing nitrogen status of rice based on chlorophyll meter readings[J]. Field Crops Research,2016,185(185):12-20.
- [5] 宋莎,江旭生,韩秀梅,等. 不同苹果砧木叶绿素含量与光合速率研究[J]. 江苏农业科学,2015,43(3):149-150.
- [6] 尼加提·卡斯木,师庆东,王敬哲,等. 基于高光谱特征和偏最小二乘法的春小麦叶绿素含量估算[J]. 农业工程学报,2017,33(22):208-216.
- [7] 梁亮,杨敏华,张连蓬,等. 基于SVR算法的小麦冠层叶绿素含量高光谱反演[J]. 农业工程学报,2012,28(20):162-171.
- [8] 茹京娜,于洋,董凡凡,等. 小麦抽穗期QTL及其与环境的互作[J]. 麦类作物学报,2014,34(9):1185-1190.
- [9] 曾庆敏,刘新平. 天山北坡经济带宜耕未利用地开发潜力分区及评价——以新疆阜康市为例[J]. 中国生态农业学报,2016,24(6):819-828.
- [10] 张超,孙林,韩留生,等. 新疆阜康地区径流及植被覆盖变化研究[J]. 测绘地理信息,2016,41(3):79-81.
- [11] 宋廷宇,陈赫楠,常雪,等. 2个薄皮甜瓜叶片SPAD值与叶绿素含量的相关性分析[J]. 江苏农业科学,2014,42(4):127-129.
- [12] 何丽斯,苏家乐,刘晓青,等. 高山杜鹃叶片叶绿素含量测定及其与SPAD值的关系[J]. 江苏农业科学,2012,40(11):190-191.
- [13] 姜海玲,杨杭,陈小平,等. 利用光谱指数反演植被叶绿素含量的精度及稳定性研究[J]. 光谱学与光谱分析,2015,35(4):975-981.
- [14] 罗丹,常庆瑞,齐雁冰,等. 基于光谱指数的冬小麦冠层叶绿素含量估算模型研究[J]. 麦类作物学报,2016,36(9):1225-1233.
- [15] 杨建昌,杜永,刘辉. 长江下游稻麦周年超高产栽培途径与技术[J]. 中国农业科学,2008,41(6):1611-1621.
- [16] Shi Z, Wang Q L, Peng J, et al. Development of a National VNIR soil-spectral library for soil classification and prediction of organic matter concentrations[J]. Science China Earth Sciences,2014,57(7):1671-1680.
- [17] Li X C, Zhang Y J, Bao Y S, et al. Exploring the best hyperspectral features for LAI estimation using partial least squares regression[J]. Remote Sensing,2014,6(7):6221-6241.
- [18] 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.
- [19] 孙红,李民赞,赵勇,等. 冬小麦生长期光谱变化特征与叶绿素含量监测研究[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(1):192-196.
- [20] 李粉玲,常庆瑞. 基于连续统去除法的冬小麦叶片全氮含量估算[J]. 农业机械学报,2017,48(7):174-179.
- [21] 王伟,彭彦昆,马伟,等. 冬小麦叶绿素含量高光谱检测技术[J]. 农业机械学报,2010,41(5):172-177.
- [22] 郭燕,程永政,黎世民,等. 区域尺度冬小麦叶绿素含量的高光谱预测和空间变异研究[J]. 麦类作物学报,2017,37(7):970-977.