

基于分数阶微分和连续投影算法-反向传播神经网络的小麦叶片含水量高光谱估算

吾木提·艾山江^{1,2}, 买买提·沙吾提^{1,2,3*}, 马春玥^{1,2}

¹新疆大学资源与环境科学学院, 新疆 乌鲁木齐 830046;

²新疆绿洲生态教育部重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046;

³新疆智慧城市与环境建模普通高校重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046

摘要 为了探索分数阶微分在高光谱估算小麦叶片含水量上的可行性,在农田尺度上,利用春小麦野外光谱数据与实测叶片含水量数据,以 0.2 阶为步长,计算光谱 0~2 阶微分,并分析其与小麦叶片含水量的相关性,再利用连续投影算法(SPA)从通过 0.01 水平显著性检验的波段中筛选出估算叶片含水量的最佳波段组合,并建立估算春小麦叶片含水量的反射传播(BP)神经网络模型。结果表明:分数阶微分可以细化小麦叶片含水量与光谱数据相关性的变化趋势;分数阶微分处理后,相关系数通过 0.01 水平显著性检验的波段数量呈现先增后减的趋势,在不同的波段范围内,分数阶微分的最佳阶数也有所不同;SPA 筛选出的敏感波段基本上集中在红光、近红外波段范围内,1.2 阶微分后水分敏感波段数最多,达到 13 个;所建立的模型中,基于 1.8 阶微分建立的 6-4-1 结构的 BP 神经网络模型为最佳模型,其建模组均方根误差为 0.701,决定系数为 0.751,验证组的均方根误差为 0.227,决定系数为 0.917,相对分析误差为 3.253,说明了分数阶微分后的模型稳定性和预测能力较整数阶微分得到明显的提升,可为高光谱定量反演春小麦叶片含水量提供参考。

关键词 光谱学; 分数阶微分; 连续投影算法; 叶片含水量; 春小麦; 高光谱估算

中图分类号 TP79

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.153002

Hyperspectral Estimation of Wheat Leaf Water Content Using Fractional Differentials and Successive Projection Algorithm-Back Propagation Neural Network

Umut Hasan^{1,2}, Mamat Sawut^{1,2,3*}, Ma Chunyue^{1,2}

¹ College of Resource and Environment Sciences, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China;

² Key Laboratory of Oasis Ecology of Ministry of Education, Urumqi, Xinjiang 830046, China;

³ Key Laboratory for Wisdom City and Environmental Modeling, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China

Abstract To explore the feasibility of using fractional differentials in the hyperspectral estimation of wheat leaf water content, we select the Fukang experimental science base of Xinjiang University as the study area. Based on springtime wheat-field spectral data and wheat leaf water content data, we calculate the fractional differentials of the spectrum from the 0-order to the 2-order in 0.2-order steps; further, we analyze their correlations with the water content of the wheat leaves. We then use the successive projection algorithm (SPA) to select the optimal combination of bands for estimating the leaf water content from bands passing the 0.01 significance test. Finally, we establish a back propagation (BP) neural network model for estimating the water content of spring wheat leaves. The results show that fractional differentials can refine the trend of correlation between wheat leaf water content and the wheat leaves' spectral data. After fractional differential processing, the number of bands for which the

收稿日期: 2019-02-22; 修回日期: 2019-03-02; 录用日期: 2019-03-11

基金项目: 国家自然科学基金(41361016,40901163,41761077)

* E-mail: korxat@xju.edu.cn

correlation coefficients pass the 0.01 significance test first increases and subsequently decreases; in addition, the optimal order of fractional differentials is also different in different bands. Sensitive bands selected by the SPA are mainly concentrated in the red and near infrared bands, and the number of water sensitive bands is highest (reaching 13) after 1.2-order differential processing. Among the models considered herein, the BP neural network model with the 6-4-1 structure based on the 1.8-order differential is the best model, with the following specifications: the root-mean-square error of the modeling group is 0.701, the determination coefficient of the modeling group is 0.751, the root-mean-square error of the verification group is 0.227, the determination coefficient of the verification group is 0.917, and the relative analysis error of the verification group is 3.253. These conclusions show that the stability and predictive ability of the model using fractional differentials are better than those of integer differentials, and it provides a well-defined reference for the quantitative inversion of hyperspectral data to estimate the water content of spring wheat.

Key words spectroscopy; fractional differential; successive projection algorithm; leaf water content; spring wheat; hyperspectral estimation

OCIS codes 300.6320; 300.6340; 300.6550

1 引言

叶片含水量(LWC)是植被重要的化学组成部分,是涉及许多生理过程和生态系统模式的关键变量,也是植被蒸腾和固碳的主要限制因素,在作物生长过程中起到重要作用^[1-2]。快速、准确地获取作物叶片含水量信息对于作物长势监测、干旱状况监测,以及灌溉管理等具有重要的意义。

与传统的叶片含水量地面实测方法相比,高光谱遥感具有信息量大、快速、经济等优点,是精确估算植被含水量强有力的工具,为生产不同时空尺度上的植被含水量分布图提供了可能性^[3-4]。国内外学者基于常用的高光谱估算植被含水量的方法,如基于高光谱波段选择及光谱变换的植被含水量估算、基于光谱指数的植被含水量估算、基于辐射传输模型的植被含水量估算等^[5],开展了大量的科学研究:Dobrowski等^[6]研究发现,690 nm和740 nm处的冠层光谱可以较好地反映植被水分胁迫情况;田永超等^[7]发现,小麦拔节期到抽穗期,810~870 nm和1480~1650 nm波段的光谱反射率与叶片含水率的相关性最高,抽穗期到成熟期,叶片含水率与610~710 nm和1480~1500 nm波段反射率的相关性较高;王圆圆等^[8]利用冬小麦3个发育期的实测冠层光谱,结合偏最小二乘回归和迭代特征去除,建立了基于波段的提取叶片含水量的回归模型,提高了叶片含水量预测的精度;Chen等^[9]利用1640 nm和2130 nm波段建立了归一化差值水分指数 $NDWI_{1640}$ 和 $NDWI_{2130}$,而且对中分辨率成像光谱仪(MODIS)影像采用归一化植被指数(NDVI)和归一化水指数(NDWI)来定量反演玉米的含水量,得到了较好的效果;邓兵等^[5]对近红外角度指数(ANIR)进行改进,提出了近红外角度归一化指数

(NANI)与近红外角度斜率指数(NASI),建立起NANI和NASI与植被含水量的线性回归模型,结果发现,模型的决定系数(R^2)提高至0.853,均方根误差(RMSE)降低至0.039;郑兴明等^[10]基于Landsat OLI影像数据计算的植被水分指数与玉米的实测含水量数据比较了12种植被水分指数与植被含水量的相关性,发现水分胁迫指数(MSI2)与植被含水量的相关性最好;阿布都瓦斯提·吾拉木等^[11]利用叶片辐射传输模型(PROSPECT)、植被冠层辐射传输模型(SailH)和地气辐射传输模型(6S)等对近红外、短波红外光谱反射特性进行分析,监测短波红外垂直失水指数(SPSI)发现,其能较好地反演叶片含水量。上述研究在建模过程中对数学变换后的高光谱数据只做了一、二阶微分处理,忽略了原始光谱与一、二阶微分光谱间渐变的分数阶微分信息,这可能导致重要信息丢失、模型精度降低等。徐继刚等^[12]利用分数阶微分对红外光谱数据进行预处理,说明从光谱分数阶微分数据中挖掘潜在信息是可行的;张文文等^[13]对光谱分数阶微分与玉米叶片重金属含量做相关性分析研究,发现分数阶微分可以扩大敏感波段的选择空间。

本文在农田尺度上利用春小麦实测高光谱数据和叶片含水量数据,采用连续投影算法(SPA),筛选出水分敏感波段,建立用于估算春小麦叶片含水量的反向传播(BP)神经网络模型,探索高光谱分数阶微分用于估算小麦叶片含水量的可行性,进而为星载、机载高光谱技术快速、大范围、定量反演小麦叶片含水量提供参考。

2 材料与方法

2.1 研究区概况

实验于2017年6月在新疆大学阜康科学实验

基地东北角面积 2 hm² 的农田里进行。该科学实验基地位于新疆阜康市东北部的上户沟乡黄山村荒漠草场(88°22′~88°29′E, 44°23′~44°22′N), 占地 480 hm², 属于典型的中温带大陆性干旱气候区, 冬季寒冷, 夏季酷热, 春秋季节气候变化剧烈, 降水稀少, 蒸发量大, 光照充足, 热量丰富, 年均气温 6.7 °C, 年均降水量 205 mm, 年均无霜期 174 天。实验基地及其周围地区地势平坦, 土层深厚, 土壤保水保肥力强, 是典型的干旱区耕作区, 也是新疆主要的粮食基地, 主要农作物有小麦、玉米等。本文每隔 12 m 做一个 60 cm×60 cm 的采样区用于采集小麦样本和测量春小麦冠层叶片光谱反射率。

2.2 光谱数据的采集与处理

在春小麦抽穗期进行光谱反射率的测定。利用美国 Analytical Spectral Devices 公司研发的 ASD FieldSpec3 光谱仪进行测定, 波谱范围为 350~2500 nm; 在 350~1000 nm 范围内采样间隔为 1.4 nm; 在 1000~2500 nm 范围内采样间隔为 2 nm, 重采样后可达到 1 nm。为了减少太阳高度角的影响, 选择无云晴朗的天气, 在北京时间 10:00—14:00 进行, 每隔 3~5 min 进行一次白板校正。为了减少噪声的影响, 每个样本采集 10 条光谱曲线, 设测量间隔 0.1 s, 取其平均值作为样本的光谱数据。

所测得的光谱数据中, 首先去除噪声较大的边缘波段 350~399 nm 和 2401~2500 nm, 以及红外波段 1355~1444 nm 和 1777~1949 nm, 剩下的光谱曲线用 Savitzky-Golay 滤波方法进行平滑处理。利用最常用的 Grünwald-Letnikov(G-L) 分数阶微分一元函数差分^[14-15], 在 MATLAB2017a 中实现对平滑后的光谱反射率数据的 0~2 阶微分(间隔 0.2, 阶数 0 表示平滑后原始光谱数据)的计算, 处理后的光谱数据将作为下一步筛选水分敏感波段的依据。G-L 分数阶微分一元函数差分表达式为

$$\begin{aligned} \frac{d^v f(x)}{dx^v} &\approx f(x) + (-v)f(x-1) + \\ &\frac{(-v)(-v+1)}{2}f(x-2) + \dots + \\ &\frac{\Gamma(-v+1)}{n! \Gamma(-v+n+1)}f(x-n), \end{aligned} \quad (1)$$

式中: x 是对应点的值; v 是阶数; $\Gamma(\cdot)$ 是 Gamma 函数; n 是微分上下限之差。

2.3 叶片含水量的测定

在采集光谱数据的同时, 在每个小采样区内采摘植株样本放于密封塑料袋内, 保证植株水分不受

损失。在实验室中, 将春小麦的叶片和茎分开, 用感量为 0.0001 g 的电子天平称取每个样本的叶片质量, 记为鲜重。然后将所有样本放入烘箱(80 °C)中烘 36 h, 再称质量, 记为干重。本实验将 55 个样本随机分为两组: 一组为建模样本(35 个, 占总数的 64%), 用于建立春小麦叶片含水量预测模型; 另一组为验证样本(20 个, 占总数的 36%), 用于验证建立的估算模型。叶片含水量 M_{LWC} (%) 可表示为

$$M_{LWC} = \frac{m_F - m_D}{m_F} \times 100, \quad (2)$$

式中: m_F 和 m_D 分别为春小麦叶片的鲜重和干重。

2.4 水分敏感波段的选择

首先利用 Pearson 相关分析法, 对光谱 0~2 阶微分和小麦叶片含水量进行相关分析, 找出相关系数通过 0.01 水平显著性检验的波段作为叶片水分敏感波段, 再利用 SPA 进行精细的筛选, 消除共线性波段的存在。SPA 在生成一个波段组合的过程中, 首先以某个波段为基础, 分别获取其对剩余每个波段上的投影值, 把投影值最大的波段选取为该组合中的一个特征波段, 重复此投影步骤, 筛选下一个波段, 直到挑选出一定数目的波段为止^[16]。SPA 的计算过程如下^[17]。

设用于建模的光谱数据为 X_{cal} , 其中该光谱矩阵的第 j 列记为 x_j , S 是每次筛选后剩余的波长组合, N 是波长组合中的波长数量, k 为任意波长, n 为波长点位置。

1) 以任意一个波长点为起始波长点 $k(0)$, 同时设置 $n=1$;

2) 计算 S 中的全部波长点 x_j 在 $x_{k(n-1)}$ 处正交空间上的投影值, 即

$$P_{x_j} = x_j - [x_j^T x_{k(n-1)}] x_{k(n-1)} [x_{k(n-1)}^T x_{k(n-1)}]^{-1}; \quad (3)$$

3) 寻找最大投影值处的波长点, 设

$$k(n) = \arg(\max \| P_{x_j} \|, j \in S); \quad (4)$$

4) 将该波长点归入波长组合;

5) 令 $n=n+1$, 如果 $n < N$, 回到步骤 2);

6) 得到一个波长组合 $\{k(n); n=0, \dots, N-1\}$ 。通过 MATLAB2017a 编程实现 SPA 过程。

2.5 模型建立与验证

在 MATLAB2017a 平台下, 利用神经网络工具箱来建立用于估算春小麦叶片含水量的 BP 神经网络模型。常用的 BP 神经网络模型由输入层、隐含层和输出层组成, 其中心思想是通过调整权值使网络总误差最小, 通过把学习的结果反馈到中间的隐

含层,改变他们的权系数矩阵,从而达到预期的学习目的^[18]。此模型中,隐含层根据经验公式,不断地调节选取0~2阶微分合适的神经元个数。

$$y = \sqrt{i+o} + c, \quad (5)$$

式中: i 是敏感波段集; o 是因变量个数; c 是0~10之间的整数。

对建立的模型从稳定性和预测能力两方面进行验证。模型的稳定性用决定系数(R^2)来衡量, R^2 越接近1,表明该模型的拟合效果越好,并且越稳定。模型的预测能力用均方根误差 θ 、相对分析误差(RPD) δ 来检验, θ 越小,模型精度越高、预测能力越好;一般地, $\delta < 1.4$ 说明模型不能对样本进行预测, $1.4 \leq \delta < 2$,说明该模型的预测能力一般,可以粗略地对样本进行预测, $\delta \geq 2$,说明模型具有极好的预测能力^[19]。

3 结果与讨论

3.1 春小麦冠层光谱特征分析

图1为不同含水量及0~2阶微分春小麦冠层

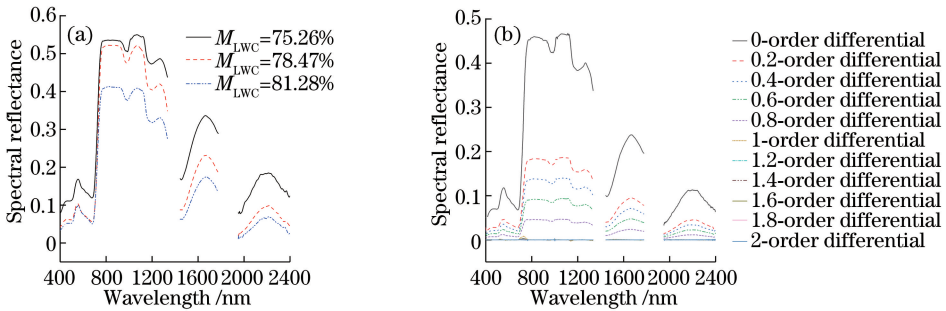


图1 春小麦冠层光谱曲线。(a)不同含水量春小麦冠层光谱曲线;(b)0~2阶微分春小麦冠层光谱曲线

Fig. 1 Canopy spectral curves of spring wheat. (a) Canopy spectral curves of spring wheat with different water contents; (b) canopy spectral curves of spring wheat with 0-order to 2-order differentials

3.2 分数阶微分对相关系数的影响及对敏感波段的提取

在以上分析的基础上,将春小麦叶片含水量和0~2阶微分反射率逐波段做Pearson相关分析,得出相关系数在各波长上的分布图(图2),图中 $**P_{0.01}$ 为通过0.01水平显著性检验的临界线。由图2可知,各阶微分光谱曲线随着微分阶数的增加出现一种渐变的过程,相关系数曲线呈现出波动性逐渐增大、规律性不强的特点,相关系数通过0.01水平显著性检验的波段数量呈现出先增后减的趋势。0~0.8阶微分光谱曲线波动性不大,形状相似,相关系数通过0.01水平显著性检验(临界值为 ± 0.342)的波段主要集中在933~997 nm,与叶片含水量呈负相关,其中相关系数的绝对值最大值出现在0.8阶微分984 nm处,达到0.446;1~2阶微

光谱曲线图。由图1(a)可知,叶片含水量的差异导致反射率发生变化,随着叶片含水量的增加,光谱反射率呈降低的趋势,光谱曲线变化趋势基本一致。可见光波段(400~750 nm)内,冠层反射率主要受叶绿素含量等的影响,水分吸收率非常低;在较长的近红外(750~1300 nm)和短波红外(1300~2500 nm)范围内出现了4个明显的水分吸收谷,波谷大概位于970,1200,1450,1950 nm附近。随着叶片含水量的增加,930~970 nm和1100~1200 nm处的斜率增大,其中,970 nm和1200 nm附近由于没有大气的干扰,可作为估算叶片含水量的较佳选择,同时可以与高光谱图像相结合,快速地反演春小麦叶片的含水量。从图1(b)可以看出,各阶微分光谱曲线随着阶数的增加有一个渐变的过程,即光谱反射率降低。常用的一、二阶微分的光谱曲线与原始光谱曲线相比差异很大,它们之间的信息可能被遗漏,而分数阶微分恰好可以利用到中间信息,进一步挖掘和利用高光谱信息。

分光谱曲线波动性逐渐增大,相关系数通过0.01水平显著性检验的波段数逐渐减少,400~500 nm相关系数绝对值逐渐减小,相关系数绝对值的最大值出现在一阶微分405 nm处,达到0.613,由于此波段主要受叶绿素含量的影响,其与 M_{LWC} 的强相关说明 M_{LWC} 与叶绿素间可能有较密切的关系,同时说明此区间内一阶为最佳阶数;720~1120 nm,相关系数绝对值整体上呈现出先增大后减小的趋势,一阶微分858 nm处出现相关系数绝对值的最大值0.785,说明一阶仍为此区间内的最佳阶数;1130~1345 nm,相关系数绝对值变化规律不明显,相关系数绝对值的最大值出现在1.6阶微分1143 nm处,达到0.539,说明此区间内1.6阶为最佳阶数;1445~1772 nm,相关系数绝对值呈现先增大后减小的趋势,相关系数绝对值的最大值出现在1.8阶

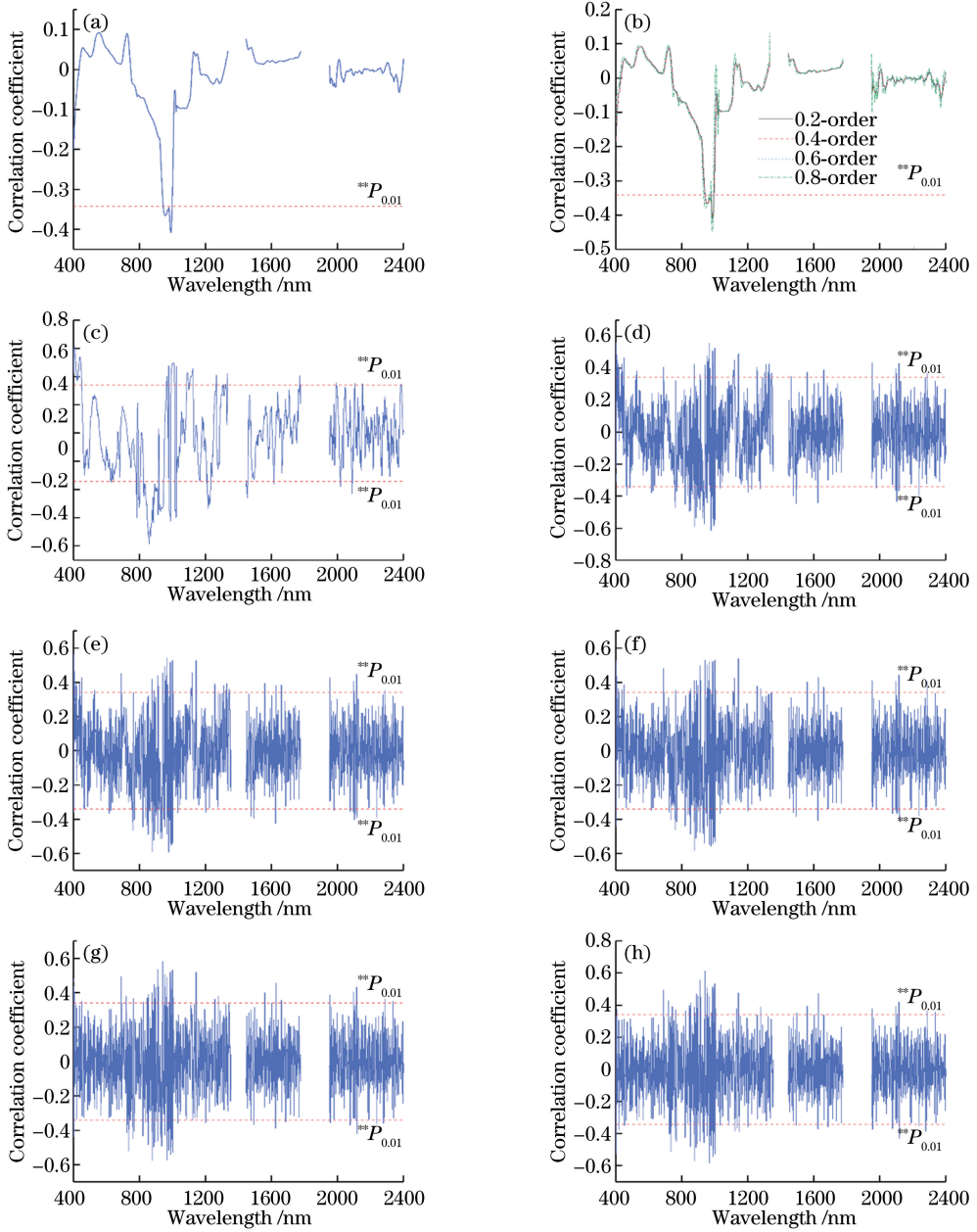


图 2 M_{LWC} 和光谱反射率的相关系数。(a) M_{LWC} 和 0 阶光谱的相关系数;(b) M_{LWC} 和 0.2、0.4、0.6、0.8 阶光谱的相关系数;(c) M_{LWC} 和 1 阶光谱的相关系数;(d) M_{LWC} 和 1.2 阶光谱的相关系数;(e) M_{LWC} 和 1.4 阶光谱的相关系数;(f) M_{LWC} 和 1.6 阶光谱的相关系数;(g) M_{LWC} 和 1.8 阶光谱的相关系数;(h) M_{LWC} 和 2 阶光谱的相关系数

Fig. 2 Correlation coefficients between M_{LWC} and spectral reflectance. (a) Correlation coefficients between M_{LWC} and 0-order spectrum; (b) correlation coefficients between M_{LWC} and 0.2, 0.4, 0.6, 0.8-order spectra; (c) correlation coefficients between M_{LWC} and 1-order spectrum; (d) correlation coefficients between M_{LWC} and 1.2-order spectrum; (e) correlation coefficients between M_{LWC} and 1.4-order spectrum; (f) correlation coefficients between M_{LWC} and 1.6-order spectrum; (g) correlation coefficients between M_{LWC} and 1.8-order spectrum; (h) correlation coefficients between M_{LWC} and 2-order spectrum

微分 1627 nm 处,达到 0.457,说明此区间内 1.8 阶为最佳阶数;1953~2386 nm,各阶微分相关系数绝对值的最大值基本上都出现在 2116 nm 处,其中 1.4 阶微分时达到最大值 0.447,说明此波段区间内 1.4

阶为最佳阶数:以上结果说明,春小麦冠层光谱分数阶微分在筛选敏感波段方面与常用的一、二阶微分相比具有一定的优势,能够更准确地找出与 M_{LWC} 相关性较高的波段,为下一步利用 SPA 进一步挖掘

并消除共线性波段提供了较准确的数据源。

在 Pearson 相关分析的基础上,利用 SPA 从相关系数通过 0.01 水平显著性检验的波段中进一步筛选水分敏感波段,筛选结果如表 1 所示。由表 1 可知,0~0.8 阶微分中,虽然有相关系数通过 0.01 水平显著性检验的波段,但是 SPA 没有筛选出最佳的波段组合,说明 0~0.8 阶微分光谱数据中可能存在较多的共线性波段;1~2 阶微分中,SPA 选出的敏感波段数量最多的出现在 1.2 阶微分中,达到 13 个。在各阶微分中,SPA 选出的最佳波段组合基本集中在红光和近红外波段,说明这些波段范围所含的信息量可能较大,便于更好地预测小麦叶片含水量。

表 1 SPA 筛选出的波段个数及组合

Table 1 Numbers and combinations of bands selected by SPA

Differential order	Number of bands	Band combinations selected by SPA/nm
0	0	—
0.2	0	—
0.4	0	—
0.6	0	—
0.8	0	—
1	2	867,2089
1.2	13	420,486,616,690,912,957,1223,1660,1978,2103,2111,2238,2276
1.4	4	859,888,1255,1953
1.6	5	420,1278,1627,2238,2286
1.8	6	823,875,892,1004,1627,2286
2	5	888,911,1144,1686,2286

3.3 模型建立与验证

以 SPA 筛选出的最佳波段组合作为输入层,以小麦叶片含水量作为输出层,根据(3)式计算最佳隐含层个数,建立 BP 神经网络模型(因 0~0.8 阶微分未选出最佳波段组合,不建立模型)。建模及验证结果如表 2 所示。从建模样本效果来看,基于 1.6 阶和 1.8 阶微分建立的 BP 神经网络模型,其决定系数 R_c^2 都高于常用的一、二阶微分,均方根误差 θ_c 都低于一、二阶微分,其中 1.6 阶微分模型的 R_c^2 达到了 0.828, θ_c 为 0.553,说明此模型的稳定性和预测效果较好。从预测值与实测值之间的拟合分析结果(图 3)可以看出,基于 1.6 阶和 1.8 阶微分的建模集数据点与一、二阶微分相比,较为均匀地分布在 1:1 直线的两侧,表明分数阶微分在本研究中的建模效果优于常用的一、二阶微分。

为了进一步验证模型的估测精度,利用验证样

表 2 建模结果比较

Table 2 Comparison of modeling results

Differential order	Optimal BP neural network structure	θ_c	R_c^2	θ_v	R_v^2	δ
1.2	13-12-1	1.008	0.472	0.366	0.789	2.050
1.4	4-5-1	1.174	0.482	0.417	0.809	1.943
1.6	5-9-1	0.553	0.828	0.634	0.807	1.495
1.8	6-4-1	0.701	0.751	0.227	0.917	3.253
2	5-8-1	0.733	0.698	0.308	0.840	2.298

本对模型进行验证(表 2),从验证效果看,基于一阶微分建立的 BP 神经网络模型,其决定系数 R_v^2 为 0.628,小于 0.7, δ 为 1.395,小于 1.4,说明该模型的稳定性和预测能力都较低,不能对春小麦 M_{LWC} 进行估算;基于 1.2~2 阶微分建立的 BP 神经网络模型,其 R_v^2 均大于 0.7, δ 均大于 1.4,说明这几种模型的稳定性都较好,能够对春小麦 M_{LWC} 进行估算。具体地:基于 1.4 阶和 1.6 阶微分建立的模型 R_v^2 大于 0.8,稳定性较好,但是 δ 在 [1.4,2) 区间内,说明其预测能力一般,仅可对小麦叶片含水量进行粗略的估算;基于 1.2、1.8 和二阶微分建立的模型 R_v^2 均大于 0.7, δ 均大于 2,说明这三种模型都具有高稳定性和高预测能力,其中,基于 1.8 阶微分建立的模型 R_v^2 最大(0.917), θ_v 最小(0.227), δ 为 3.253,说明本研究中基于 1.8 阶微分建立的 BP 神经网络模型的预测能力最好。从图 3 可以看出,虽然基于 1.4 阶和 1.6 阶微分建立的模型预测效果较好,但数据点大部分分布在 1:1 直线下,说明预测值小于实测值,低估了春小麦叶片含水量。

4 结 论

以春小麦为研究对象,利用野外原始光谱 0~2 阶微分数据,以及 55 个样本的春小麦叶片含水量数据,基于 SPA 算法筛选水分敏感波段,建立 6 个可用于估算春小麦叶片含水量的 BP 神经网络模型,并从中选出估算精度最高的模型。通过对光谱数据进行分数阶微分处理,发现处理后的小麦 M_{LWC} 与光谱反射率的相关性呈渐变的变化趋势,趋势得到了细化,在 720~1120、1130~1345、1445~1772 nm 等区间内,随着阶数增加,相关系数的变化幅度有了一定的增强,并出现了更多的隐含信息,说明分数阶微分处理起到了突出光谱特征信息的作用。利用 SPA 算法筛选最佳波段组合,发现在 0~

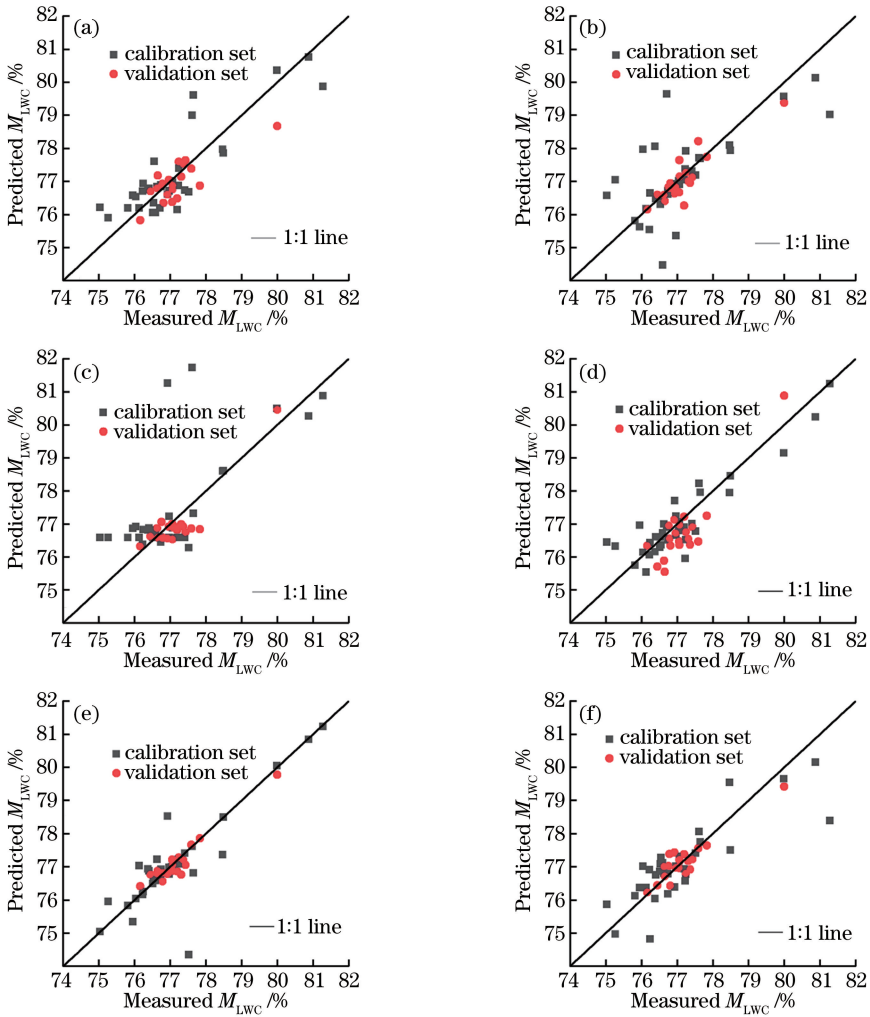


图3 BP神经网络模型实测值与预测值的拟合分析结果。(a) 1阶微分;(b) 1.2阶微分;(c) 1.4阶微分;
(d) 1.6阶微分;(e) 1.8阶微分;(f) 2阶微分

Fig. 3 Fitting analysis results between measured values and predicted values by BP neural network model. (a) 1-order differential; (b) 1.2-order differential; (c) 1.4-order differential; (d) 1.6-order differential; (e) 1.8-order differential; (f) 2-order differentials

0.8阶微分光谱数据中没有找出适于估算小麦 M_{LWC} 的波段组合,可能是因此区间内数据共线性较高;1~2阶微分数据中,1.2阶微分时选出的水分敏感波段数最多(13个),而且大部分分布在红光、近红外波段范围内。通过比较最后建立的1~2阶微分BP神经网络模型及其精度验证结果,确定基于1.8阶微分建立的6-4-1结构的BP神经网络模型为最佳春小麦 M_{LWC} 估算模型,其中, $\theta_c = 0.701$, $R_c^2 = 0.751$, $\theta_v = 0.227$, $R_v^2 = 0.917$, $\delta = 3.253$,说明分数阶微分后的模型稳定性和预测能力较整数阶微分有了较明显的提升。由于存在地域性差异,受气候、叶片大小、形状、生长期等因素的影响,春小麦在不同地区表现出不同的高光谱特征,因此,在选择春小麦叶片含水量敏感指数时,还需要考虑多方面的

因素。受数据采集的局限性,本文只对春小麦抽穗期进行研究,今后还应进一步对春小麦不同生长阶段的叶片含水量进行研究。

参 考 文 献

- [1] Rodríguez-Pérez J R, Ordóñez C, González-Fernández A B, *et al.* Leaf water content estimation by functional linear regression of field spectroscopy data[J]. *Biosystems Engineering*, 2018, 165: 36-46.
- [2] Fang M H, Ju W M, Zhan W F, *et al.* A new spectral similarity water index for the estimation of leaf water content from hyperspectral data of leaves [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 196: 13-27.
- [3] Lin Y, Li Q, Wang H B, *et al.* Research summary

- of vegetation water content inversion with hyperspectral technology [J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2015, 31(3): 167-172.
- 林毅, 李倩, 王宏博, 等. 高光谱反演植被水分含量研究综述 [J]. 中国农学通报, 2015, 31(3): 167-172.
- [4] Liang L, Zhang L P, Lin H, *et al.* Estimating canopy leaf water content in wheat based on derivative spectra [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2013, 46(1): 18-29.
- 梁亮, 张连蓬, 林卉, 等. 基于导数光谱的小麦冠层叶片含水量反演 [J]. 中国农业科学, 2013, 46(1): 18-29.
- [5] Deng B, Yang W N, Mu N, *et al.* The research of vegetation water content based on spectrum analysis and angle slope index [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(8): 2546-2552.
- 邓兵, 杨武年, 慕楠, 等. 基于光谱分析与角度斜率指数的植被含水量研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(8): 2546-2552.
- [6] Dobrowski S, Pushnik J, Zarco-Tejada P, *et al.* Simple reflectance indices track heat and water stress-induced changes in steady-state chlorophyll fluorescence at the canopy scale [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 97(3): 403-414.
- [7] Tian Y C, Zhu Y, Cao W X, *et al.* Relationship between canopy reflectance and plant water status of wheat [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2004, 15(11): 2072-2076.
- 田永超, 朱艳, 曹卫星, 等. 小麦冠层反射光谱与植株水分状况的关系 [J]. 应用生态学报, 2004, 15(11): 2072-2076.
- [8] Wang Y Y, Li G C, Zhang L J, *et al.* Retrieval of leaf water content of winter wheat from canopy hyperspectral data using partial least square regression [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(4): 1070-1074.
- 王圆圆, 李贵才, 张立军, 等. 利用偏最小二乘回归从冬小麦冠层光谱提取叶片含水量 [J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(4): 1070-1074.
- [9] Chen D Y, Huang J F, Jackson T J. Vegetation water content estimation for corn and soybeans using spectral indices derived from MODIS near- and short-wave infrared bands [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 98(2/3): 225-236.
- [10] Zheng X M, Ding Y L, Zhao K, *et al.* Estimation of vegetation water content from Landsat 8 OLI data [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(12): 3385-3390.
- 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.
- [11] Ghulam A, Li Z L, Qin Q M, *et al.* A method for remote sensing monitoring of total vegetation canopy water: short wave infrared vertical water loss index [J]. Science in China, 2007, 37(7): 957-965.
- 阿布都瓦斯提·吾拉木, 李召良, 秦其明, 等. 全覆盖植被冠层水分遥感监测的一种方法: 短波红外垂直失水指数 [J]. 中国科学, 2007, 37(7): 957-965.
- [12] Xu J G, Feng X L, Guan L, *et al.* Fractional differential application in reprocessing infrared spectral data [J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2012, 39(3): 347-351.
- 徐继刚, 冯新沪, 管亮, 等. 分数阶微分在红外光谱数据预处理中的应用 [J]. 化工自动化及仪表, 2012, 39(3): 347-351.
- [13] Zhang W W, Yang K M, Xia T, *et al.* Correlation analysis on spectral fractional-order differential and the content of heavy metal copper in corn leaves [J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(25): 33-38.
- 张文文, 杨可明, 夏天, 等. 光谱分数阶微分与玉米叶片重金属铜含量的相关性分析 [J]. 科学技术与工程, 2017, 17(25): 33-38.
- [14] Lin S M, Xu C J. Theoretical and numerical investigation of fractional differential equations [J]. Mathematica Numerica Sinica, 2016, 38(1): 1-24.
- 林世敏, 许传炬. 分数阶微分方程的理论和数值方法研究 [J]. 计算数学, 2016, 38(1): 1-24.
- [15] Zhang D, Tiyyip T, Zhang F, *et al.* Effect of fractional differential algorithm on hyperspectral data of saline soil [J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(3): 0330002.
- 张东, 塔西甫拉提·特依拜, 张飞, 等. 分数阶微分算法对盐渍土高光谱数据的影响研究 [J]. 光学学报, 2016, 36(3): 0330002.
- [16] Liu K, Chen X J, Li L M, *et al.* A consensus successive projections algorithm-multiple linear regression method for analyzing near infrared spectra [J]. Analytica Chimica Acta, 2015, 858: 16-23.
- [17] Liu M B, Tang Y L, Li X L, *et al.* Feasibility of using successive projections algorithm in spectral monitoring of rice leaves nitrogen contents [J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(4): 1265-1271.
- 刘明博, 唐延林, 李晓利, 等. 水稻叶片氮含量光谱

- 监测中使用连续投影算法的可行性[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(4): 1265-1271.
- [18] Liu Q M, Cheng Q M, Wang X, *et al.* Soil salinity inversion in Hetao Irrigation district using microwave radar [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(16): 109-114.
刘全明, 成秋明, 王学, 等. 河套灌区土壤盐渍化微波雷达反演[J]. 农业工程学报, 2016, 32(16): 109-114.
- [19] Umut H, Mamat S, Ilyas N, *et al.* Inversion model of soil salt content based on WorldView-2 image [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(24): 200-206.
吾木提·艾山江, 买买提·沙吾提, 依力亚斯江·努尔麦麦提, 等. 基于 WorldView-2 影像的土壤含盐量反演模型[J]. 农业工程学报, 2017, 33(24): 200-206.