

花后浅地下水埋深对小麦高光谱特征的影响及叶绿素估算模型

吴启侠^{1,2,3}, 晏军³, 朱建强³, 李东伟^{1,2*}, 周新国^{1,2}, 郭树龙^{1,2}

(1. 中国农业科学院农田灌溉研究所, 河南 新乡 453002; 2. 农业部商丘农业环境科学观测实验站, 河南 商丘 476001; 3. 长江大学农学院, 湖北 荆州 434025)

摘要:江汉平原春季雨水较多, 小麦中后期易受渍害。【目的】将高光谱遥感技术应用于渍害监测, 为渍害监测提供一种无损、快捷的诊断方法。【方法】在小麦花后设置不同地下水埋深(0、20和40 cm)处理, 分别于处理后8、17、28 d监测小麦冠层光谱反射率和旗叶叶绿素量, 分析了小麦花后浅地下水埋深对冠层高光谱特征的影响, 并建立了叶绿素高光谱估算模型。【结果】小麦花后0 cm、20 cm地下水埋深持续17 d左右时, 小麦冠层反射光谱中蓝紫光波段与红光波段形成的2个吸收谷比40 cm的平坦, 而2个吸收谷之间的反射峰变陡, 红边位置发生蓝移, 且地下水埋深越浅, 持续时间越长, 2个吸收谷越平坦, 蓝移位移越大。浅地下水埋深胁迫小麦旗叶叶绿素a(Chla)、叶绿素b(Chlb)、叶绿素(Chl(a+b))量分别与红边位置(λ_r)、红边偏度(S_r)以及红边峰度(K_r)呈线性、线性和一元二次曲线关系。选取 λ_r 、 S_r 、 K_r 三个特征因子作为网络输入层建立BP神经网络模型估算浅地下水埋深胁迫小麦旗叶Chla、Chlb、Chl(a+b)量, 建立的模型其拟合精度高(决定系数 R^2 分别为0.842 5、0.700 2、0.850 8、均方根误差RMSE分别为0.146、0.048、0.173)。【结论】以 λ_r 、 S_r 、 K_r 为输入层建立的BP神经网络模型可以作为估算浅地下水埋深胁迫小麦旗叶叶绿素量的高光谱估算模型。

关键词:小麦; 浅地下水埋深; 高光谱; 红边参数; BP神经网络

中图分类号:S512

文献标志码:A

doi:10.13522/j.cnki.ggps.2017.0605

吴启侠, 晏军, 朱建强, 等. 花后浅地下水埋深对小麦高光谱特征的影响及叶绿素估算模型[J]. 灌溉排水学报, 2018, 37(9):29-35.

0 引言

长江中下游流域是我国小麦主产区之一, 种植面积约占全国种植面积的12%, 总产量约为全国的15%^[1]。水稻-小麦轮作是该区主要种植方式之一^[2-3], 稻麦轮作区小麦田块地势相对较低, 加上该区麦季降雨量为500~800 mm, 远超小麦正常需水量, 且多集中于小麦生长中后期^[4-5]。因此, 长江中下游小麦因中后期过多降雨造成的涝渍灾害是该区小麦高产稳产的主要限制因子。快速识别冬小麦涝渍灾害胁迫状况, 并及时采取相应的调控措施, 对于保障长江中下游流域小麦安全生产至关重要。传统生理生化检测法虽然测量精度高, 但投入人力物力大、成本高、周期长^[6]。高光谱数据具有较高的光谱分辨率, 能够探测到作物叶片生化成分的微小变化, 检测具有无损、快捷等特点, 高光谱监测可能成为涝渍灾害及时、快速诊断的重要方法^[7]。当植物遭受冻害^[8]、干旱^[9]和高温^[10]等环境胁迫时, 高光谱特性改变, 红边位置向短波方向偏移, 即呈现蓝移现象; 同样重金属污染^[11]、大气污染^[12]和有机物污染^[13]亦对植物红边位置等红边参数有显著影响。作物受到涝渍胁迫后其光谱特性亦会发生改变, 蒋金豹等^[14]研究表明玉米、甜菜在水浸胁迫下植被光谱在550 nm, 800~1 300 nm区域反射率都稍有降低, 而在680 nm区域反射率则略微增大; 熊勤学等^[7]研究表明受渍后小麦叶片光谱反射率与正常叶片相比: 在645~680 nm区间较正常值偏高, 757~917 nm区间较正常值偏低, 1 428~1 456 nm区间较正常值高, 1 641~1 684 nm区间较正常值低。这些研究表明通过高光谱遥感监测作物遭受涝渍等胁迫是可行的, 但目前利用高光谱监测小麦花后浅地下水埋深胁迫缺乏研究。本研究模拟江

收稿日期:2017-09-30

基金项目:中国农业科学院农田灌溉研究所开放课题(SQZ2015-02);公益性行业(农业)科研专项(201203032)

作者简介:吴启侠(1982-),男,博士研究生,主要从事作物生产的水土环境调控研究。E-mail:wqx1144@163.com

通信作者:李东伟(1984-),男,助理研究员,主要从事排水技术应用研究。E-mail:lidongwei@caas.cn

汉平原小麦花后遭受浅地下水埋深胁迫,跟踪观察冠层光谱特性以及叶片叶绿素动态变化,建立估算浅地下水埋深胁迫小麦叶片叶绿素量的高光谱模型,以期利用高光谱技术准确、快速监测小麦涝渍胁迫提供一定科学依据,对于我国长江中下游及南方平原湖区小麦涝渍灾害防控有重要意义。

1 材料与方法

1.1 试验设施

试验在湖北省荆州市四湖工程管理局排灌试验站(112°31'E、30°21'N)进行,田块长60.5 m,宽10 m,平均分成3块(编号分别为:B I、B II、B III),每块面积为20 m×10 m,B I比B II高20 cm,B II比B III高20 cm。在每块田块中央布设1口1.0 m深的地下水埋深观测井,用于实时观测地下水埋深。每块田块四周有宽50 cm、深40 cm的导水沟,采用独立排水,通过插管式排水口排到田间农沟。每块田设4垄,每垄长18 m,宽2 m,沿垄中间用50 cm的土埂将其平均分成2部分,最终每个小区为8垄,每垄净长8 m,宽2 m。每块田种植2个品种小麦(郑麦9023、鄂麦25),每个品种种植4垄(相当于4个重复),采用完全随机设计。小区土壤为中壤,土壤体积质量为1.53 g/cm³,pH值为7.6,田间质量持水率为26.8%,耕层土壤碱解氮量为69.4 mg/kg,速效磷量为28.7 mg/kg,速效钾量为118.7 mg/kg。

小麦10月28日播种,播种量为9 kg/667m²,采用撒播方式播种。N、P₂O₅、K₂O施肥量分别为240、120、120 kg/hm²,其中磷肥、钾肥和60%的氮肥作为基肥,40%的氮肥作为拔节孕穗肥。

1.2 试验设计

地下水浅埋地区地下水对作物的生长过程有着明显的影响作用^[15-16],江汉平原小麦生殖生长期地下水埋深在50 cm以下为宜^[17]。据此本研究在小麦生殖生长期设置0、20和40 cm三个梯度的浅地下水埋深试验,具体为B I田块地下水埋深为40 cm,B II为20 cm,B III为0 cm。试验从小麦开花期(4月1日)开始,直到小麦灌浆完成结束。试验期间实时监测田块B I的地下水埋深,如地下水埋深低于40 cm,通过灌水到导水沟补充地下水,到达设置高度时如有多余水分通过导水沟的排水口排到田间农沟;田块B II保证该田块的地下水埋深为20 cm;田块B III试验期间始终灌有与田块持平的水层,保证该田块的地下水埋深为0 cm。

1.3 测定指标

浅地下水埋深试验开始后第8、17和28天分别测定各处理小麦旗叶叶绿素量(Chl(a+b))和冠层光谱反射率。每个重复随机取长势一致的6片小麦旗叶,带回实验室分别去掉叶脉后采用乙醇比色法^[18]测定叶绿素a(Chla)、叶绿素b(Chlb)和叶绿素量(Chl(a+b)),取平均值作为该重复的值。冠层光谱反射率采用美国ASD FieldSpec Hand-Held 2便携式高光谱仪(Analytical Spectral Device, USA)测定,该仪器波长范围为325~1 075 nm,采样间隔为1.4 nm,光谱分辨率为<3 nm@700 nm,视场角25°,所有观测均选择在晴朗无风天气,每次测定时间为北京时间09:00—12:00。测量时,光谱仪传感器探头垂直向下,距冠层顶部垂直高度约1.0 m。每个重复选定5处固定位置,以10个光谱为1个采样间隔,每次记录20个光谱,以其平均值作为该小区的光谱反射值,测量过程中及时进行标准白板校正(标准白板反射率为1,这样测得的目标物体光谱是无量纲的相对反射率)。

1.4 分析方法

结合前人研究结果^[19-20],选取了以下高光谱红边参数(表1)来表征花后浅地下水埋深对小麦冠层高光谱特性的影响,分析高光谱红边参数与小麦叶绿素的相关性,建立模型估算花后浅地下水埋深胁迫小麦旗叶叶绿素动态过程。

表1 红边参数

变量名称	代码	定义
红边幅值	D_r	波长680~760 nm内反射一阶导数光谱的最大值
红边位置	λ_r	波长680~760 nm内反射一阶导数光谱最大值所对应的波长
红边面积	SD_r	波长680~760 nm内反射一阶导数光谱的积分
红边偏度	S_r	波长680~760 nm内反射一阶导数光谱的偏度 ^[19-20]
红边峰度	K_r	波长680~760 nm内反射一阶导数光谱的峰度 ^[19-20]

以 D_r 、 λ_r 、 SD_r 、 S_r 、 K_r 等红边参数作为输入矢量,采用BP神经网络构建模型拟合花后浅地下水埋深胁迫小麦旗叶叶绿素动态过程。

2 结果与分析

2.1 花后浅地下水埋深对冬小麦高光谱反射率的影响

图1为花后不同地下水埋深持续8、17和28 d时冬小麦冠层高光谱特征。从图1可以看出,不同地下水埋深持续不同时间时小麦冠层反射高光谱特征基本相似,在400~500 nm的蓝紫光波段与620~700 nm的红光波段,由于叶绿素强烈吸收辐射能进行光合作用而形成2个吸收谷,其中蓝紫谷为光谱在蓝紫波段的最小值,红谷为反射光谱在红光波段的反射率最小值。在这2个吸收谷之间,即绿光波段(510~560 nm),吸收较少,形成反射峰。700 nm后进入近红外波段,反射率急剧增加,形成一个高的反射平台。

不同地下水埋深持续不同时间时小麦冠层反射光谱也存在一定差异(图1)。当地下水埋深分别为40、20和0 cm持续8 d时各处理小麦冠层反射光谱在400~500 nm的蓝紫光波段与600~700 nm的红光波段形成的2个吸收谷没有差异,只是绿光波段形成的反射峰稍微有点变陡,且2个小麦品种间没有差异(图1(a)、图1(d))。当不同地下水埋深持续17 d时,在蓝紫光波段与红光波段形成的2个吸收谷变得有差异,地下水埋深为0 cm的小麦冠层光谱变化最明显,2个吸收谷处的反射率明显升高,2个吸收谷变得平坦,而在2个吸收谷之间的反射峰变陡;地下水埋深为20 cm时郑麦9023的2个吸收谷比地下水埋深40 cm处理的要平坦,但比0 cm的要陡,而当地下水埋深为20 cm且持续17 d时鄂麦25冠层反射光谱与地下水埋深40 cm处理没有差异(图1(b)、图1(e))。当不同地下水埋深持续28 d时,地下水埋深为0 cm的小麦冠层光谱的两个吸收谷处的反射率进一步升高,2个吸收谷变得更加平坦(图1(c)、图1(f))。可见,当渍害(地下水埋深为0、20 cm)持续一段时间后(17 d左右),叶片中叶绿素量减少,导致叶绿素吸收辐射能进行光合作用的能力下降,大部分光以反射的形式损失掉了,导致蓝紫光波段与红光波段形成的2个吸收谷处的反射率升高,2个吸收谷变得平坦,而2个吸收谷之间的反射峰变陡,且地下水埋深越浅,持续时间越长,2个吸收谷的反射率升高越多,吸收谷越平坦。

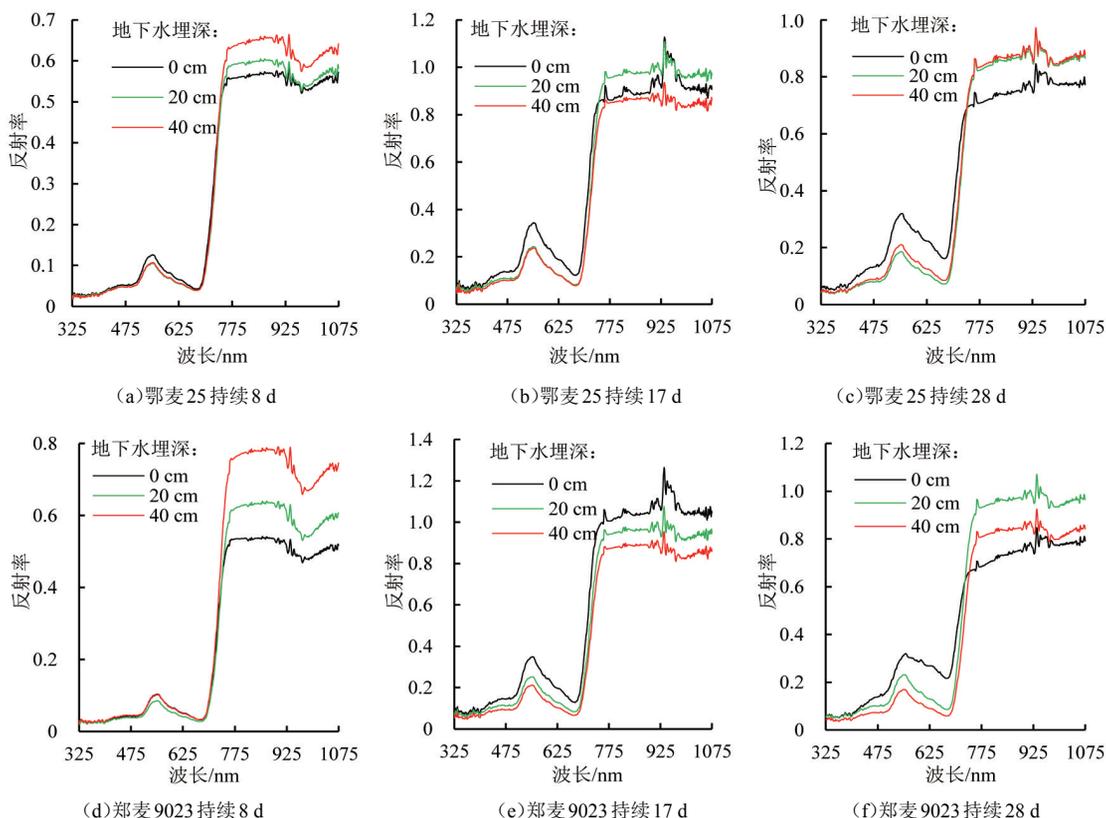


图1 浅地下水埋深小麦冠层光谱反射率

2.2 花后浅地下水埋深对冬小麦高光谱红边特征的影响

图2给出了2个小麦品种花后不同地下水埋深持续不同时间的红边参数。由图2可知,当40 cm地下水埋深持续8 d时小麦冠层光谱的红边位置为731 nm(鄂麦25、郑麦9023),持续28 d时2品种小麦冠层光谱向短波方向移动了7 nm;当0 cm地下水埋深8 d时,小麦冠层光谱的红边位置为724 nm(鄂麦25)、728 nm(郑

麦9023),持续28 d时鄂麦25的红边位置向短波方向移动了7 nm,而郑麦9023移动了25 nm。表明浅地下水埋深胁迫红光吸收降低,红边位置向短波方向移动,此现象称为“蓝移”,且地下水埋深越浅,持续时间越长,蓝移越明显。

红边幅度和红边面积除不同地下水埋深持续17 d处理外,其余处理红边幅度、红边面积的变化趋势是:不同地下水埋深持续时间相同时,地下水埋深越浅红边幅度、红边面积越小。

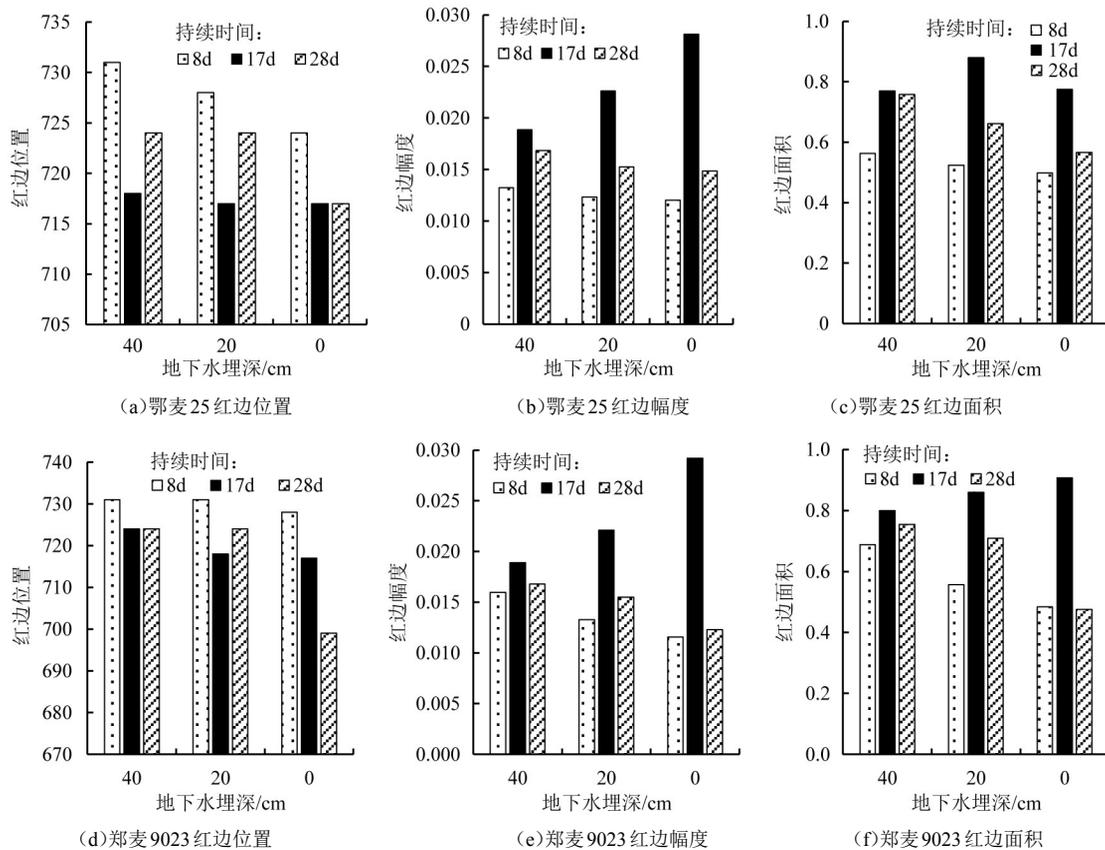


图2 浅地下水埋深小麦冠层红边参数

2.3 基于红边参数的浅地下水埋深胁迫小麦叶绿素高光谱估算模型

浅地下水埋深胁迫小麦冠层红边参数与旗叶Chla、Chlb、Chl(a+b)量相关性见表2。由表2可知,花后浅地下水埋深胁迫小麦冠层光谱 SD_r 、 D_r 与小麦旗叶Chla、Chlb、Chl(a+b)量均负相关,但相关性均不显著;旗叶Chla、Chlb、Chl(a+b)分别与 λ_r 、 S_r 极显著相关,与 K_r 显著相关。

表2 浅地下水埋深胁迫时小麦叶绿素量与红边参数相关性分析结果

指标	D_r	λ_r	SD_r	S_r	K_r
Chla	-0.387	0.824**	-0.161	-0.667**	-0.435*
Chlb	-0.261	0.706**	-0.087	-0.641**	-0.507*
Chl(a+b)	-0.37	0.816**	-0.151	-0.674**	-0.459*

注 *、**分别表示显著、极显著相关。

选取 λ_r 、 S_r 、 K_r 三个与浅地下水埋深胁迫小麦旗叶Chla、Chlb、Chl(a+b)量显著相关的红边参数,建立高光谱估算模型来估算浅地下水埋深胁迫时小麦旗叶叶绿素量。利用一元曲线模型来模拟二者的关系,选取模型遵循2个原则是:一是综合考虑决定系数 R^2 和 F 检验,选取决定系数 R^2 和 F 检验都极显著,且 R^2 和 F 值都较大的模型;二是在决定系数 R^2 相当条件下,选择 F 值较大的模型。建立的高光谱估算模型见表3。通过综合比较,选用线性模型模拟 λ_r 、 S_r 与浅地下水埋深胁迫下小麦旗叶Chla、Chlb、Chl(a+b)量之间的关系;选用一元二次曲线模型模拟 K_r 与浅地下水埋深胁迫下小麦旗叶Chla、Chlb、Chl(a+b)量之间的关系,建立的模型能极显著表达二者的关系,可以作为估算浅地下水埋深胁迫小麦旗叶叶绿素量的高光谱估算模型。

表3 基于红边参数的浅地下水埋深胁迫小麦叶绿素量高光谱估算模型

自变量	回归关系式	决定系数 R^2	F值	sig.
λ_r	$Y_{Chla}=0.037\lambda_r-25.090$	0.68	46.63	0.000
	$Y_{Chlb}=0.008\lambda_r-5.019$	0.50	21.91	0.000
	$Y_{Chl}=0.045\lambda_r-30.198$	0.67	43.95	0.000
S_r	$Y_{Chla}=-1.164S_r+1.975$	0.45	17.65	0.000
	$Y_{Chlb}=-0.263S_r+0.449$	0.41	15.31	0.001
	$Y_{Chl}=-1.433S_r+2.423$	0.45	18.32	0.000
K_r	$Y_{Chla}=0.386K_r^2-0.252K_r+1.463$	0.64	18.42	0.000
	$Y_{Chlb}=0.086K_r^2-0.067K_r+0.328$	0.66	20.37	0.000
	$Y_{Chl}=0.473K_r^2-0.322K_r+1.789$	0.66	20.73	0.000

2.4 基于BP神经网络的浅地下水埋深胁迫小麦叶绿素高光谱估算模型

采用BP神经网络由DPS数据处理系统提供,将与浅地下水埋深胁迫时小麦旗叶叶绿素量显著相关的3个特征因子(λ_r 、 S_r 、 K_r)作为网络输入层,隐含层节点按经验选取,一般设为输入层节点数的75%,本研究设定为2,输出层为叶片叶绿素1个神经元。中间隐含层的激活函数为双曲正切S型函数,输出层的激活函数为对数S型函数。网络的训练函数为trainlm,网络的学习函数为learnqdm。

将小麦花后不同浅地下水埋深胁迫程度、不同胁迫时间条件下测定得到的24个叶绿素量作为训练样本的学习目标,将这24个目标样本对应的 λ_r 、 S_r 、 K_r 作为输入矢量,参照DPS数据处理系统提供的经验,最小训练速率取0.1,动态参数取0.7,Sigmoid参数为0.9,允许误差0.0001,最大迭代次数取1000,并对输入节点的数据进行标准化转换。网络的性能采用均方误差MSE控制,以MSE最小为BP神经网络计算结束的标准。将利用BP神经网络拟合所得叶绿素值与实测值进行对比,结果如图3所示。由图3可知,利用BP神经网络建立的浅地下水埋深胁迫小麦旗叶Chla、Chlb、Chl(a+b)量估算模型的决定系数分别为0.8425、0.7002、0.8508,比利用单个变量建立的模型的决定系数高。

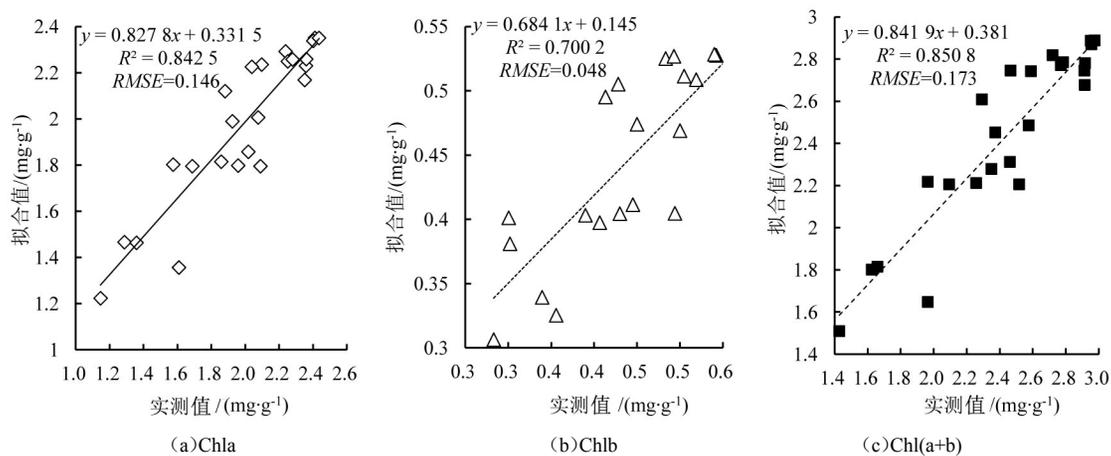


图3 基于BP神经网络的浅地下水埋深胁迫小麦叶绿素估算模型估算效果检验

3 讨论与结论

3.1 讨论

本研究中BP神经网络模型与传统回归模型相比,拟合效果更好,反演精度更高。但还存在一些不足,BP神经网络算法的网络权值初始化是随机的,神经网络程序在每次运行后得到的训练结果是不同的,因此BP神经网络学习过程并不能确保取得全局最佳效果^[23]。本研究经过多次训练,通过比较选取预测模型的RMSE相对最小的一次训练结果作为训练好的BP神经网络模型。因此神经网络相对于传统回归模型在实用性方面还有待于进一步研究。本研究选取红边位置、红边峰度、红边偏度3个特征因子作为BP神经网络的网络输入层,使模型估算精度更高,应用性更强,这与姚付启等^[19]、李文敏等^[20]的研究结果一致,表明利用与偏度、峰度相关的光谱特征参数建立花后浅地下水埋深小麦叶片叶绿素高光谱估算模型是科学可行的,为借助高光谱遥感技术估测逆境下作物生理生态参数提供了更多的光谱特征参数。

作物冠层光谱特征反映作物的色素、组织结构和冠层结构的综合信息,是遥感方法探测冠层信息的重要依据^[24]。但监测时下垫面性状、群体植株几何形态、太阳高度角变化等均降低了遥感定量获取的准确性^[24]。本文得出的监测花后浅地下水埋深小麦叶绿素动态的高光谱模型虽然拟合精度较高,但依靠的仅为2个小麦品种1 a的监测数据,且没有预测精度检验,因此该高光谱模型的实际应用还有待进一步检验。

花后充分受渍(地下水埋深为0 cm)导致土壤缺氧,小麦根系活力下降,影响养分和水分的吸收^[25],上部功能叶早衰,叶绿素含量和叶面积显著减小^[26],这些长势上的显著变化利用高光谱技术可以快速、无损和准确的监测。而花后浅地下水埋深(20、40 cm)对小麦的影响相对较小,这种影响只有经过较长时间的持续效应后才能引起长势上的显著变化,怎样利用高光谱技术精确监测花后浅地下水埋深对小麦的较弱影响有待进一步研究。

3.2 结论

1)小麦花后0、20 cm地下水埋深持续17 d左右时小麦冠层反射光谱中蓝紫光波段与红光波段形成的2个吸收谷比40 cm的平坦,而2个吸收谷之间的反射峰变陡,且地下水埋深越浅,持续时间越长,2个吸收谷越平坦。花后浅地下水埋深胁迫小麦冠层吸收红光能力下降,红边位置蓝移,且地下水埋深越浅,持续时间越长,蓝移越明显,充分受渍持续28 d,鄂麦25的红边位置蓝移了7 nm,而郑麦9023蓝移了25 nm。

2)浅地下水埋深胁迫小麦旗叶Chla、Chlb、Chl(a+b)量分别与红边位置、红边峰度以及红边偏度呈线性、线性和一元二次曲线关系。选取红边位置、红边峰度、红边偏度3个特征因子作为网络输入层建立BP神经网络模型估算浅地下水埋深胁迫下小麦Chla、Chlb、Chl(a+b)量,建立的模型其拟合精度高(R^2 分别为0.842 5、0.700 2、0.850 8、RMSE分别为0.146、0.048、0.173),可以作为估算浅地下水埋深胁迫小麦旗叶叶绿素的高光谱估算模型。

参考文献:

- [1] SHAO G C, LAN J J, YU S E, et al. Photosynthesis and growth of winter wheat in response to waterlogging at different growth stages [J]. *Photosynthetica*, 2013, 51(3): 429-437.
- [2] FAN M S, JIANG R F, LIU X J, et al. Interactions between non-flooded mulching cultivation and varying nitrogen inputs in rice - wheat rotations[J]. *Field Crops Research*, 2005, 91(2/3): 307-318.
- [3] ZHANG L M, ZHUANG Q L, LI X D, et al. Carbon sequestration in the uplands of eastern china: an analysis with high-resolution model simulations [J]. *Soil & Tillage Research*, 2016, 158: 165-176.
- [4] 柳道明, 贾文婕, 王小燕, 等. 喷施外源6-BA对小麦孕穗期渍害的调控效应[J]. *作物杂志*, 2015(2): 84-88.
- [5] 朱建强, 刘会宁, 耿显波. 易引起地下水浅埋农田涝渍的降水过程分析[J]. *灌溉排水学报*, 2008, 27(6): 10-13.
- [6] 王慧芳, 王纪华, 董莹莹, 等. 冬小麦冻害胁迫高光谱分析与冻害严重度反演[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 33(5): 1357-1361.
- [7] 熊勤学, 王晓玲, 王有宁. 小麦渍害光谱特征分析[J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, 36(8): 2558-2561.
- [8] 李章成, 周清波, 吕新, 等. 冬小麦拔节期冻害后高光谱特征[J]. *作物学报*, 2008, 34(5): 831-837.
- [9] 贺可勋, 赵书河, 来建斌, 等. 水分胁迫对小麦光谱红边参数和产量变化的影响[J]. *光谱学与光谱分析*, 2013, 33(8): 2143-2147.
- [10] 谢晓金, 李映雪, 李秉柏, 等. 高温胁迫下水稻产量的高光谱估测研究[J]. *中国水稻科学*, 2010, 24(2): 196-202.
- [11] NEWETE S W, ERASMUS B F N, WEIERSBYE I M, et al. Hyperspectral reflectance features of water hyacinth growing under feeding stresses of neochetina spp. and different heavy metal pollutants [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(3): 799-817.
- [12] MANZO C, SALVINI R, GUASTALDI E, et al. Reflectance spectral analyses for the assessment of environmental pollution in the geothermal site of Mt. Amiata (Italy)[J]. *Atmospheric Environment*, 2013, 79(11): 650-665.
- [13] ZHU L H, CHEN Z X, WANG J J, et al. Monitoring plant response to phenanthrene using the red edge of canopy hyperspectral reflectance[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2014, 86(1/2): 332-341.
- [14] 蒋金豹, MICHAEL D S, 何汝艳, 等. 水浸胁迫下植被高光谱遥感识别模型对比分析[J]. *光谱学与光谱分析*, 2013, 33(11): 3106-3110.
- [15] 王晓红, 侯浩波. 浅地下水对作物生长规律的影响研究[J]. *灌溉排水学报*, 2006, 25(3): 13-16.
- [16] 牛豪震, 刘战东, 贾云茂. 地下水埋深对春玉米需水量及需水系数的影响[J]. *灌溉排水学报*, 2010, 29(4): 110-113.
- [17] 吴启侠, 朱建强, 程伦国, 等. 基于地下水埋深的江汉平原冬小麦除涝渍排水指标确定[J]. *农业工程学报*, 2016, 33(3): 121-127.
- [18] 陈建勋, 王晓峰. *植物生理学实验指导*[M]. 第二版. 广州: 华南理工大学出版社, 2006.
- [19] 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(S2): 123-129.
- [20] 李文敏. 枫杨和湿地松幼苗生理参数的高光谱反演模型研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2014.
- [21] 高林, 李长春, 王宝山, 等. 基于多源遥感数据的大豆叶面积指数估测精度对比[J]. *应用生态学报*, 2016, 27(1): 191-200.
- [22] 刘志刚, 徐勤超. 基于高光谱技术的基质含水率快速测定方法[J]. *灌溉排水学报*, 2017, 36(10): 82-86.
- [23] 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.

- [24] 杨粉团, 李刚, 姜晓莉, 等. 作物冠层光谱的获取和应用研究进展[J]. 吉林农业科学, 2011, 36(6): 9-12.
- [25] IRFAN M, HAYAT S, HAYAT Q, et al. Physiological and biochemical changes in plants under waterlogging [J]. Protoplasma, 2010, 241(1/4): 3-17.
- [26] TAN W, LIU J, DAI T, et al. Alterations in photosynthesis and antioxidant enzyme activity in winter wheat subjected to post-anthesis waterlogging [J]. Photosynthetica, 2008, 46(1): 21-27.

Effects of the Depth of Shallow Groundwater Table During Post-anthesis Stage on Hyperspectral Characteristics of Winter Wheat as well as Model for Predicting Leaf Chlorophyll Content

WU Qixia^{1,2,3}, YAN Jun³, ZHU Jianqiang³, LI Dongwei^{1,2*}, ZHOU Xinguo^{1,2}, GUO Shulong^{1,2}

(1. Farmland Irrigation Research Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Xinxiang 453002, China;

2. CAAS/Agricultural Environmental Science Observation Experiment Stations of Shangqiu, Ministry of Agriculture, Shangqiu 476001, China; 3. College of Agriculture, Yangtze University, Jingzhou 434025, China)

Abstract: **【Objective】**The monsoon spring in Jiangnan Plain of China often results in waterlogging in wheat field. This study aimed to investigate the feasibility of using hyperspectral remote sensing to monitor the physiological traits of the wheat under different depth of shallow groundwater table in attempts to provide a non-destructive and rapid method to monitor waterlogged stress. **【Method】**We designed three shallow groundwater depths at 0, 20 and 40 cm after the anthesis stage. In the experiment, the spectral reflectance of the wheat canopy and the flag leaf chlorophyll content were measured after 8 days, 17 days and 28 days of the onset of the experiment. The effects of the shallow groundwater depth on the hyperspectral characteristics were analyzed and a model was proposed to calculate the chlorophyll content. **【Result】**When the subsurface waterlogging continued for about 17 days at groundwater depth of 0 cm and 20 cm, the spectral reflectance of the canopy in the two absorption-valleys in the blue-purple wave band and the infrared wave band increased and the reflection-valley became flat, and the peak between the two absorption valleys became steep. The shallower of groundwater table was, the longer it continued, and the rising of reflectivity in the two absorption valleys became steeper and the peak became flatter. Waterlogging caused an reduction in red absorption and the red edge “blue shifts”. The longer of duration that crop stayed under the shallow groundwater, the more obvious of “blue shifts” was. The liner and quadratic regression models were selected to stimulate the relationship between the position of red edge (λ_r), the skewness of red edge (S_r), the kurtosis of red edge (K_r) and the Chla, Chlb and Chl(a+b) content of wheat flag leaf under shallow groundwater depth stress. The R^2 of the λ_r , S_r , K_r -based BP neural network model was used to estimate Chla, Chlb and Chl(a+b) content of wheat flag leaf under shallow groundwater depth stress. The R^2 were 0.842 5, 0.700 2, 0.850 8, and the $RMSE$ were 0.146, 0.048 and 0.173 respectively. **【Conclusion】**The BP neural network model can be used to estimate the dynamics of the chlorophyll content the flag leaf under the shallow groundwater stress. **Key words:** winter wheat; shallow groundwater depth; hyperspectral; red edge parameters; BP neural network

责任编辑:陆红飞