

倒伏胁迫对水稻可视茎叶穗比率的影响及光谱响应解析

谢新锐^{1,2}, 顾晓鹤^{2*}, 林丽群¹, 杨贵军², 张丽妍²

1. 湖北大学资源环境学院, 湖北 武汉 430062

2. 农业部农业遥感机理与定量遥感重点实验室, 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097

摘要 倒伏胁迫下作物的冠层光谱响应机理解析, 是大范围作物倒伏灾情遥感监测的重要基础。倒伏胁迫直接改变了遥感光谱探测视场内的可视茎叶穗比率, 通过解析冠层光谱与可视茎叶穗比率间的关系, 探索不同强度的倒伏胁迫下水稻可视茎叶穗组分变化规律及其与冠层光谱响应规律, 为大范围作物倒伏灾情遥感监测提供理论支持。以2017年江苏省兴化市、大丰区的实发倒伏水稻为研究对象, 在野外观测实验的支持下, 分析不同倒伏强度的倒伏水稻冠层光谱变化规律, 并对不同倒伏强度下的冠层可视茎叶穗比率与倒伏角度进行相关性分析, 筛选能有效表征倒伏强度的敏感农学参数, 采用灰色关联分析法构建倒伏水稻冠层光谱指标与敏感农学参数之间的响应模型, 实现水稻倒伏灾情的光谱诊断, 并利用野外实测样本评价诊断精度。研究表明, 随着倒伏强度的加大, 冠层光谱表现出规律性变化, 红光波段与近红外波段响应较为明显, “红边”位置明显“蓝移”, 且“红边”振幅与“红边”面积增大, 说明红光波段和近红外波段对水稻倒伏胁迫强度较为敏感; 冠层可视叶茎比存在随倒伏强度增加而减少的规律, 其相关性可达0.715, 说明倒伏后的水稻冠层可视叶茎比对于倒伏强度有着较好的表征能力; 通过对可视叶茎比与冠层高光谱反射率进行相关性分析, 分别于红光波段和近红外波段内筛选出698与1132 nm作为敏感波段, 进而计算特征植被指数; 利用灰色关联分析构建了基于特征植被指数的水稻可视叶茎比光谱响应模型, 检验样本的决定系数为0.635, 以可视叶茎比预测结果进行倒伏灾情等级划分的精度达到82%。因此, 倒伏发生后水稻冠层的茎、叶、穗等组分在光谱探测器视场中的贡献比例发生了规律性改变, 茎、叶、穗本身光谱反射率差异和视场内比率差异直接反映于倒伏水稻冠层光谱差异, 其中可视叶茎比能有效表征受倒伏胁迫的水稻群体结构变化, 与倒伏强度具有较好的响应关系, 不同倒伏强度的可视叶茎比与水稻冠层光谱之间的响应规律可以有效区分倒伏灾情等级, 有助于为区域尺度的水稻倒伏灾情遥感监测提供先验知识。

关键词 水稻; 光谱响应; 叶茎比; 灰色关联分析; 倒伏灾情

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)07-2264-07

引言

水稻是我国最重要的粮食作物之一。随着我国中秆大穗型的高产水稻品种的推广, 以及抛秧、直播等轻简种植方式的大面积应用, 再加上我国中东部台风暴雨频次日益增多, 水稻主产区大范围倒伏灾害时有发生, 倒伏胁迫已成为水稻生产的主要灾害之一。水稻倒伏会造成光合速率和物质生产能力急剧下降, 妨碍干物质积累而造成瘪粒, 穗粒容易产生霉变和发芽, 严重影响水稻籽粒产量、品质和机械收获能力。近年来发展迅速的卫星遥感技术为水稻倒伏灾情监测和

产量减损评估提供了可靠的技术手段, 可为水稻品种改良、田间肥水调优、农艺救灾技术扶持以及农业保险快速理赔提供可靠的信息支撑。

在利用遥感技术农作物倒伏监测中, 国内外许多学者从不同角度开展了积极的探索研究。Shanahan等^[1]采用中分辨率遥感影像, 利用经验回归模型开展倒伏状态玉米产量估算。Berry等^[2]通过分析不同倒伏角度的小麦冠层光合作用的变化情况, 构建小麦倒伏减产损失模型, 但该方法需人工计算倒伏角度与倒伏面积。Zhang等^[3]采用连续小波变换法对比分析了倒伏与正常玉米之间品质变化情况。Peake等^[4]采用作物生长模型预测了澳大利亚亚热带地区的春小麦倒伏

收稿日期: 2018-06-06, 修订日期: 2018-10-20

基金项目: 北京市自然科学基金项目(6172011), 国家自然科学基金项目(41571323), 院创新能力建设专项(KJ CX20170705)资助

作者简介: 谢新锐, 1992年生, 湖北大学资源环境学院硕士研究生 e-mail: 2291740446@qq.com

* 通讯联系人 e-mail: guxh@nercita.org.cn

减产率,但该方法需要提供较多野外实测参数。Toshifumi 等^[5]用航空摄影(50~150 m 高度)测量荞麦的倒伏并进行产量损失评估。王立志等^[6]基于玉米倒伏前后 RVI 差值的遥感监测模型实现区域尺度玉米倒伏受灾范围的监测和灾情等级评估。杨浩等^[7]利用雷达极化特征对小麦倒伏的敏感性,提出了利用雷达极化指数监测小麦倒伏的方法。韩东等^[8]通过提取倒伏前后 Sentinel-1A 雷达影像的多种强度信息与实测倒伏样本关联分析,筛选出玉米倒伏前后最佳敏感后向散射系数,用于玉米倒伏等级的划分。当前作物倒伏遥感监测研究大多集中于小麦、玉米等作物,较少涉及水稻倒伏,解析不同倒伏强度下的水稻冠层光谱响应机理有助于提升光学遥感技术在水稻倒伏灾情监测中的实际应用能力。以 2017 年江苏省兴化市、大丰区的灌浆期实发倒伏水稻为研究对象,在野外实测样本的支持下,获取不同倒伏强度下水稻冠层可视茎叶穗比率信息和冠层高光谱信息,通过对可视茎叶穗比率与倒伏角度的相关性分析,筛选表征倒伏强度的最佳农学参数,基于赤池信息量准则与灰色关联分析法构建敏感农学

参数与冠层高光谱特征参量的响应模型,利用野外实测样本验证模型精度,实现水稻倒伏灾情等级评估。

1 实验部分

1.1 研究区概况

研究区位于江苏省兴化市(北纬 $32^{\circ}44' - 33^{\circ}16'$, 东经 $119^{\circ}43' - 120^{\circ}16'$)和大丰区(北纬 $32^{\circ}56' - 33^{\circ}36'$, 东经 $120^{\circ}13' - 120^{\circ}56'$),处于北亚热带湿润季风气候区,兼受大陆与海洋性气候影响,具有四季分明、雨量充沛、冬寒夏热和雨热同步等特点,年平均气温 $14 \sim 15^{\circ}\text{C}$,历年平均降水量 $1\ 040\ \text{mm}$,年际变化较大,年内降水量在时空分布上不均,6—9 月份降水相对集中,约占全年降水量 60% 以上。江苏省是水稻种植大省,且具有亚热带水稻生态区的典型性与代表性,对亚热带水稻种植具有重要意义。研究区的大宗粮食作物主要为水稻与小麦轮作,由于距海较近,受台风影响较大,作物易发生倒伏。

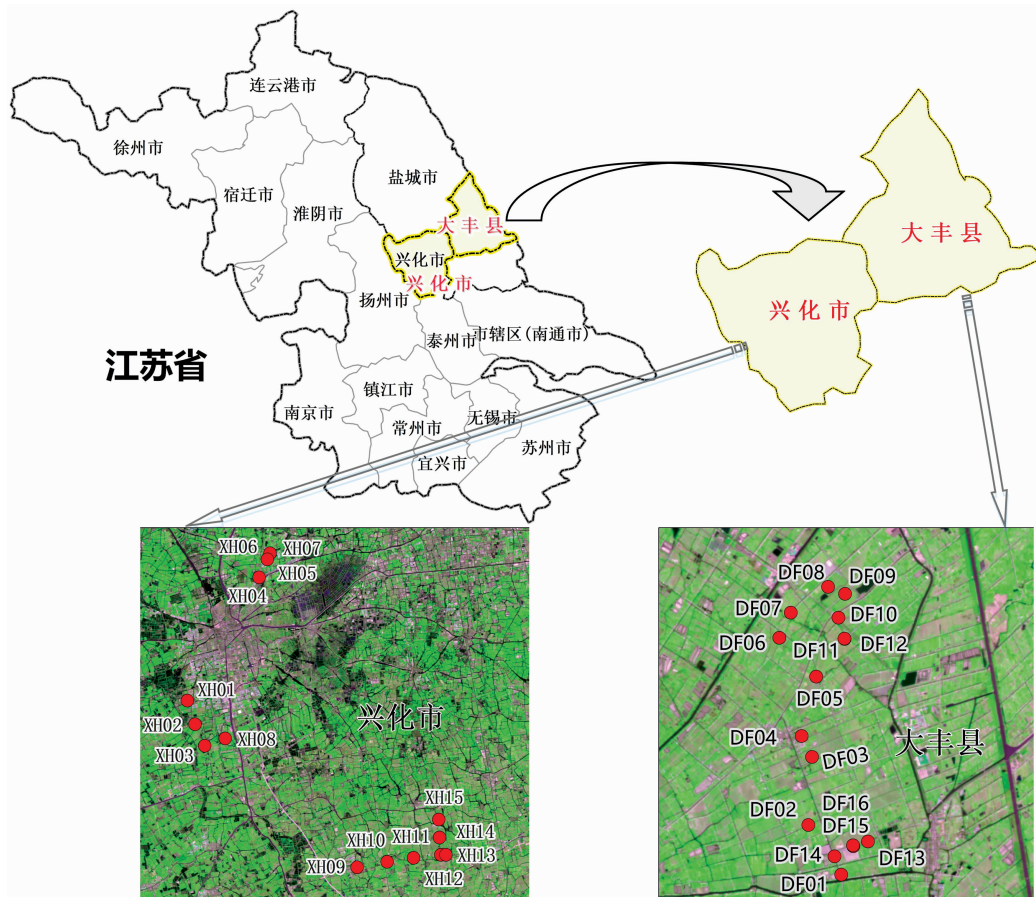


图 1 研究区地理位置

Fig. 1 Geographical location of the study area

1.2 数据处理

野外观测实验于 2017 年 10 月 8—11 日进行,时属水稻灌浆中期。大丰区采集了 15 个样本点,兴化市采集了 16 个样本点,共计 31 个水稻倒伏样本。

利用美国 ASD FieldSpec FR 光谱仪对水稻冠层光谱反射率进行测定,其光谱范围为 $350 \sim 2\ 500\ \text{nm}$,在 $350 \sim 1\ 000\ \text{nm}$ 内光谱分辨率为 $1.4\ \text{nm}$,在 $1\ 000 \sim 2\ 500\ \text{nm}$ 内为 $2\ \text{nm}$;测量时间为 $10:00 - 14:00$;天气条件为晴朗、无风;测量时

光谱探头垂直向下, 距离冠层 1 m, 视场角 25°; 每个样本区测量 10 次, 并取 10 次均值作为该样本的高光谱测量结果。每次光谱测量前后使用标准白板作为反射参考板, 进行光谱纠正, 剔除因光照异常带来的误差。采用 ASD 数据处理软件 ViewSpecPro 进行高光谱数据预处理, 剔除异常值, 得到每个样本点倒伏水稻冠层光谱反射率数据。以倒伏角度来表征水稻倒伏强度, 即倒伏水稻植株与地面的夹角。采用量角器测量每个样本的倒伏角度, 倒伏角度越接近 0°, 水稻植株越贴近地面, 倒伏强度越大。将 0.3 m × 0.3 m 的标准样本框放置于倒伏水稻冠层, 每个样本地块随机放置 4 次样本框, 使用高清相机垂直向下拍摄每个样本框照片。裁剪出 4 个标准样本框内的水稻冠层子区照片, 使用目视解译对茎、叶、穗、阴影进行人工数字化; 统计 4 个样本框子区内各组分面积, 计算样本地块的茎、叶、穗之间的相互比率。

1.3 一阶微分计算公式

由于原始光谱中会夹杂着土壤背景、大气散射等低频光谱信息, 考虑到微分光谱可以提取红边面积、绿边面积、“红边”、“黄边”、“蓝边”等光谱特征参数, 故采用一阶微分变换对原始光谱进行分析。一阶微分光谱是通过将原始光谱一阶求导所得, 计算公式为

$$R'(\lambda_i) = \frac{d[R(\lambda_i)]}{d\lambda} = \frac{R(\lambda_{i+1}) - R(\lambda_{i-1})}{2} \quad (1)$$

其中 R' 为一阶微分; λ_i 为 i 波段对应的波长; $R(\lambda_i)$ 为波长 λ_i 处的原始冠层光谱反射率; $R'(\lambda_i)$ 为波长 λ_i 处的一阶微分光谱。

“红边幅值”为波长 680~760 nm 内一阶导数光谱最大值; “红边位置”为波长 680~760 nm 一阶导数光谱最大值对应的波长; “红边面积”为波长 680~760 nm 一阶导数光谱的积分。

1.4 植被指数

结合前人研究与相关农学知识, 选用了 11 种物理意义明确、认可度较高的植被指数进行基于高光谱数据的可视叶茎比反演模型的构建, 计算公式见表 1。

1.5 研究方法

灰色系统理论以“部分信息明确、部分信息未知”的“小样本”、“贫信息”不确定系统为研究对象, 通过对“部分已知信息”的生成、开发, 提取有价值信息, 实现对系统运行行为、演化规律的定量描述和有效监控。该理论认为: 在系统发展过程中, 若两个因素变化的态势一致, 则两者关联较大。赤池信息量准则 (Akaike information criterion, AIC) 是建立在熵的概念基础上来估计模型的复杂度和拟合数据的优良性一种标准。将目标变量与各个变量根据极大似然估计法进行参数估计, 按照 AIC 值极小化准则对模型进行选择, 各变量的 AIC 总值越小, 模型精度越高。对于线性回归模型而言, AIC 计算公式可表示为

$$V_{AIC} = a \ln \sum S_p^2 + 2(k+1) \quad (2)$$

式中 a 为样本个数, S_p^2 为剩余均方, k 为模型中变量个数。

由于本研究获取的野外倒伏样本相对较少 (31 个), 不足以利用统计回归方法来构建合适的光谱响应模型, 考虑到

灰色关联分析法具有高效挖掘小样本信息量的优点, 选取该方法来构建水稻倒伏灾情光谱响应模型。利用相关性分析法筛选与倒伏角度密切相关的可视叶茎比率, 进而使用灰色关联分析法构建倒伏敏感农学参数的光谱响应模型, 解析倒伏胁迫下水稻冠层光谱响应规律, 进而开展水稻倒伏灾情评估。

表 1 植被指数计算公式

Table 1 Formula of vegetation index

植被指数	简写	公式
归一化植被指数	NDVI	$(R_{nir} - R_{red}) / (R_{nir} + R_{red})$
比值植被指数	RVI	R_{nir} / R_{red}
差值植被指数	DVI	$R_{nir} - R_{red}$
优化土壤调节植被指数	OSAVI	$1.16(R_{nir} - R_{red}) / (R_{nir} + R_{red} + 0.16)$
重归一化植被指数	RDVI	$(R_{nir} - R_{red}) / \text{Sqrt}(R_{nir} + R_{red})$
增强型植被指数	EVI	$2.5(R_{nir} - R_{red}) / (R_{nir} + 6R_{red} - 7.5R_{154} + 1)$
优化植被指数	VIopt	$1.45(R_{nir}^2 + 1)(R_{red} + 0.45)$
红边归一化植被指数	NDVI ₇₀₅	$(R_{750} - R_{705}) / (R_{750} + R_{705})$
绿波段归一化植被指数	GNDVI	$(R_{750} - R_{550}) / (R_{750} + R_{550})$
红边指数	VOG ₁	R_{740} / R_{720}
光化学植被指数	PRI	$(R_{531} - R_{570}) / (R_{531} + R_{570})$

注: 式中 R_{nir} 和 R_{red} 为近红外与红光波段所筛选出的可视叶茎比敏感波段, R_x 为波长 x nm 处的反射率。

Note: R_{nir} and R_{red} are the sensitive bands of visible leaf-stem ratio selected from near infrared and red bands, and R_x is the reflectivity at wavelength x nm.

技术流程如图 2 所示, 包括: (1) 将水稻冠层视场内的茎、叶、穗进行两两组合计算比率, 分别与倒伏角度进行相关性分析, 筛选最适宜表征水稻倒伏强度的敏感农学参数; (2) 将冠层光谱数据与敏感农学参数进行相关性分析, 分别选取红光波段与近红外波段处相关性最高的波段为敏感波段, 构建新植被指数; (3) 计算各个植被指数的灰色关联度并排序, 以灰色关联度最大、建模 AIC 值最小的原则对各植被指数进行筛选; (4) 使用 2/3 样本进行建模, 1/3 样本进行模型验证, 选取 R^2 最大、RMSE 最小的模型作为优选模型, 实现水稻叶茎比的光谱响应模型的构建; (5) 利用光谱诊断的敏感农学参数进行倒伏灾情等级评估。

2 结果与讨论

2.1 倒伏胁迫下水稻冠层光谱特征分析

作物对电磁波的响应是由其化学特征和形态学特征决定的, 这种特征与作物的发育、健康状况以及生长条件密切相关, 这是利用高光谱数据监测作物倒伏灾情的基础所在。为了准确对作物总体长势与细微变化进行分析, 选取原始冠层光谱与一阶微分光谱对倒伏胁迫下的水稻冠层光谱特征变化进行了分析。

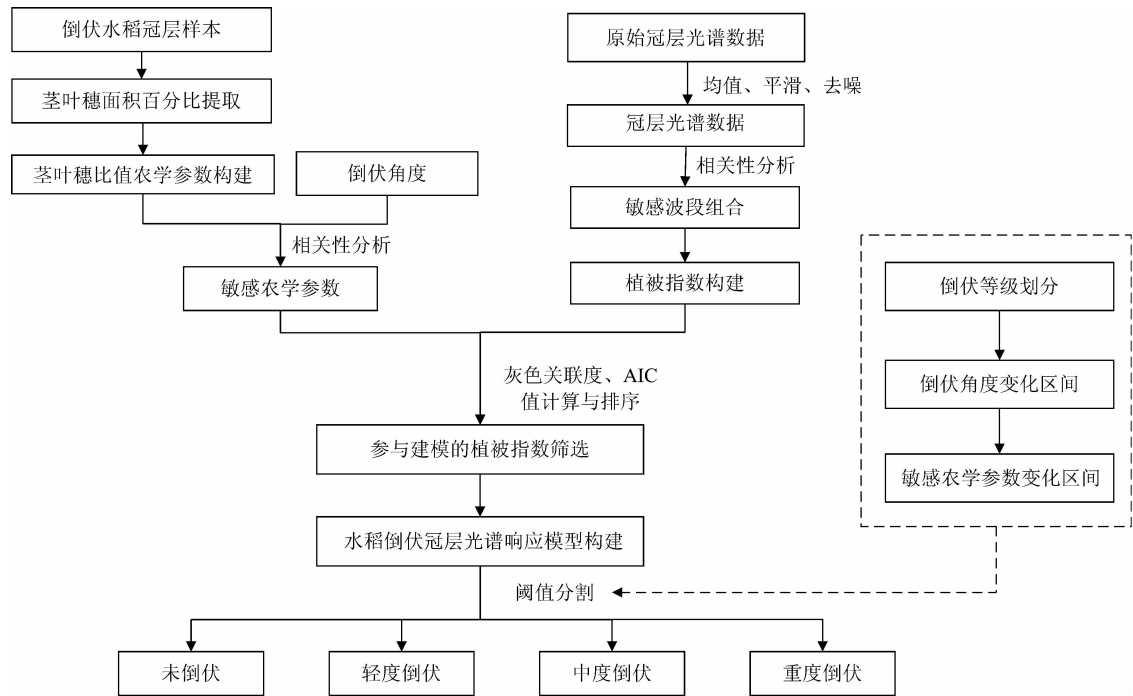


图 2 水稻倒伏高光谱响应解析流程

Fig. 2 Analyzing hyperspectral response of rice lodging

2.1.1 不同倒伏强度的水稻原始冠层光谱特征变化

当受到倒伏胁迫时，水稻冠层的茎、叶、穗结构发生较大变化，直接影响和改变冠层光谱反射率。冠层光谱反射率的变化主要来源于倒伏群体的茎、叶、穗组分在探测视场中的贡献比例，正常状态下的水稻冠层光谱主要来自叶片和稻穗贡献的光谱，当水稻发生倒伏后，茎秆大量暴露在外，导致茎秆对于冠层光谱的贡献率增大。在光谱曲线上出现随着倒伏程度的加重，反射率逐步增高的规律，如图 3 所示。

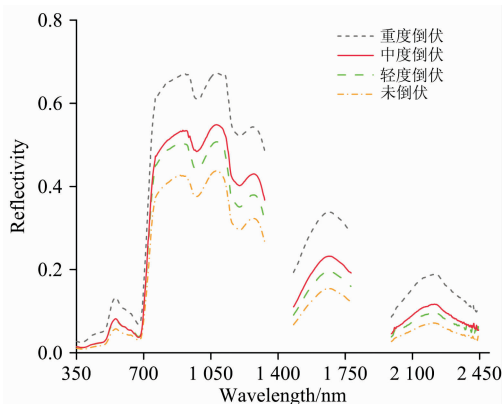


图 3 不同倒伏强度的水稻光谱反射率曲线

Fig. 3 Spectral reflectance curves of rice with different lodging levels

通过分析不同倒伏强度的水稻冠层光谱反射率，可得出以下规律：(1)在 350~2 500 nm 区间内，冠层光谱反射率表现为：重度倒伏>中度倒伏>轻度倒伏>未倒伏；(2)红光波段与近红外波段对于水稻倒伏敏感性较强，随着倒伏强度

的增加，水稻光谱反射率最大值在近红外波段依次为 0.44，0.51，0.55 和 0.67，增幅依次为 0%，15.9%，25.3% 和 53.6%。

2.1.2 倒伏水稻冠层光谱一阶微分及“红边”特征分析

选取不同倒伏强度的 450~800 nm 波段的原始光谱进行一阶微分变换，结果如图 4 所示。从图中可以看出：(1)倒伏水稻的“红边”位置存在一定的“蓝移”。随着倒伏强度的增加，“红边”位置依次为：724，723，718 和 717 nm；(2)随着倒伏程度的增加，“红边”振幅与“红边”面积均出现了不同程度的增大。“红边”振幅依次为：0.006 7，0.018 8，0.010 5 和 0.010 7，“红边”面积依次为：0.351 9，0.420 7，0.441 3 和 0.557 6；(3)一阶微分光谱反射率随倒伏强度的增加而升高。

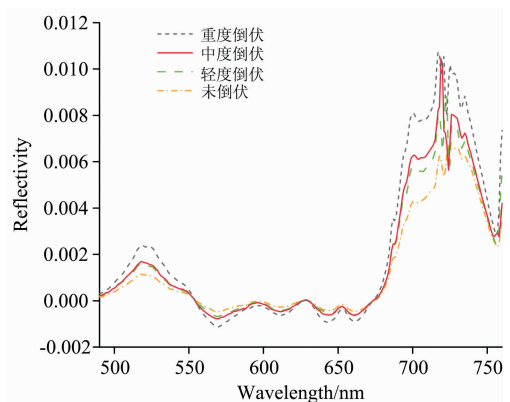


图 4 不同倒伏强度的水稻冠层光谱一阶微分变化曲线

Fig. 4 Spectral first order differential curves of rice canopy with different lodging intensities

2.2 倒伏强度对茎叶穗比率的影响分析

通过可视茎叶穗比率与倒伏角度的相关性分析, 筛选与倒伏强度相关性最高的敏感农学参数。利用 Excel 软件计算各个样本光谱探测视场内的茎、叶、穗、茎叶比、茎穗比、叶茎比、叶穗比、穗茎比、穗叶比等 9 个农学参数, 利用 SPSS 软件对各个农学参数与倒伏角度进行相关性分析, 根据相关系数大小来筛选敏感农学参数, 如表 2 所示, 选取了相关性最高的叶茎比(leaf-stem ratio, LSR)为作为水稻倒伏反演的敏感农学参数, 相关系数为 0.715。

表 2 倒伏角度与各农学参数相关性分析

Table 2 The correlation of the lodging angle and the agronomy parameters

农学参数	相关系数	农学参数	相关系数
茎	0.055	茎叶比	0.503
叶	0.312	茎穗比	0.348
穗	0.510	穗叶比	0.258
叶穗比	0.293	穗茎比	0.668
叶茎比	0.715		

2.3 基于灰色关联度整合的可视叶茎比模型构建

采用相关性分析法在 350~2 500 nm 波段范围内筛选可视叶茎比的敏感波段, 分别在红光波段和近红外波段进行筛选, 选取两个波段的相关系数 r 乘积的最大值所对应的波段最为敏感波段。当乘积为 0.64 时最大, 得到 698 与 1 132 nm 两个敏感波段, 将该敏感波段代入表 1 的公式中计算各个植被指数。对可视叶茎比与各植被指数进行无量纲化处理, 计算各植被指数的灰色关联度并排序(结果如表 3 所示)。根据排序选取不同数量的植被指数与可视叶茎比分别建立多元线性回归模型, 并计算 AIC 值, 如表 4 所示。

表 3 各植被指数的灰色关联度及排序

Table 3 Grey correlation and AIC value of each vegetation index

植被指数	灰色关联度	灰色关联度排序
NDVI ₇₀₅	0.822	1
RVI	0.821	2
VOG ₁	0.818	3
NDVI	0.814	4
GNDVI	0.812	5
OSAVI	0.811	6
RDVI	0.797	7
EVI	0.796	8
VI _{opt}	0.783	9
DVI	0.761	10
PRI	0.696	11

参与建模的植被指数为 4 个时, AIC 值最小, 故选取前 4 个植被指数进行模型的构建与验证。选取了 NDVI₇₀₅, RVI, VOG₁ 和 NDVI 进行建模, 随机选取 20 个建模样本点建立基于可视叶茎比的水稻倒伏灾情反演模

表 4 不同植被指数所建立回归模型的 AIC 值

Table 4 AIC value of regression model established by different vegetation indices

建模植被指数	AIC 值
NDVI ₇₀₅	137.56
NDVI ₇₀₅ , RVI	138.88
NDVI ₇₀₅ , RVI, VOG ₁	137.02
NDVI ₇₀₅ , RVI, VOG ₁ , NDVI	128.79
NDVI ₇₀₅ , RVI, VOG ₁ , NDVI, GNDVI	129.43
NDVI ₇₀₅ , RVI, VOG ₁ , NDVI, GNDVI, OSAVI	131.24
NDVI ₇₀₅ , RVI, VOG ₁ , NDVI, GNDVI, OSAVI, RDVI	133.24
NDVI ₇₀₅ , RVI, VOG ₁ , NDVI, GNDVI, OSAVI, RDVI, EVI	133.51
NDVI ₇₀₅ , RVI, VOG ₁ , NDVI, GNDVI, OSAVI, RDVI, EVI, VI _{opt}	133.62
NDVI ₇₀₅ , RVI, VOG ₁ , NDVI, GNDVI, OSAVI, RDVI, EVI, VI _{opt} , DVI	135.79
NDVI ₇₀₅ , RVI, VOG ₁ , NDVI, GNDVI, OSAVI, RDVI, EVI, VI _{opt} , DVI, PRI	131.53

型, 如式(2)所示, 并利用未参与建模的样本进行模型评价, 其中建模 $R^2 = 0.521$, RMSE = 7.583, 验证 $R^2 = 0.635$, RMSE = 2.923。

$$LSR = -358.634 - 589.109NDVI_{705} - 15.878RVI + 309.137VOG_1 + 407.072NDVI \quad (2)$$

式中 LSR 为可视叶茎比。

对实测叶茎比与预测叶茎比进行分析, 建立建模与验证样本实测值与预测值的散点图, 如图 5 所示。

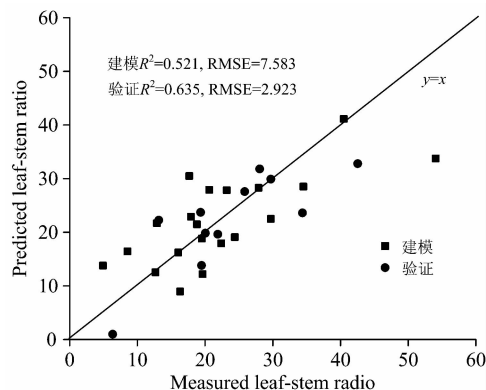


图 5 叶茎比预测值与实测值结果分析图

Fig. 5 Plot of predicted and measured value of leaf-stem ratio

该模型的建模 R^2 为 0.521, RMSE 为 7.583, 验证 R^2 为 0.635, RMSE 为 2.923。从整体看(如图 5 所示), 建模样本与验证样本均分布在直线 ($y = x$) 两侧, 误差值符合正态分布, 但由于样本数量较少, 单个样本点造成影响对整体影响较大。对照各个样本地块的水稻自身长势情况, 由于其长势存在一定差异, 其对应的植被指数也存在差异, 导致同一倒伏角度下部分样本的叶茎比预测值与实测值存在一定的偏

离, 最终影响模型的预测精度。

2.4 倒伏等级评估与验证

在倒伏灾情等级划分中, 参照田间实际调查的水稻实发倒伏情况, 按倒伏角度所占比例划分水稻倒伏等级: 重度倒伏(倒伏角度 $\leq 10^\circ$)、中度倒伏($10^\circ < \text{倒伏角度} \leq 40^\circ$)、轻度倒伏($40^\circ < \text{倒伏角度} \leq 70^\circ$)、未倒伏(倒伏角度 $> 70^\circ$)。以倒伏角度为因变量、叶茎比为自变量建立线性回归模型($y = 1.449 6x + 2.925 6$), 反演各倒伏等级的可视叶茎比阈值区间, 确立倒伏等级划分范围, 即: 重度倒伏(叶茎比 ≤ 4.48)、中度倒伏($4.48 < \text{叶茎比} \leq 25.58$)、轻度倒伏($25.58 < \text{叶茎比} \leq 46.27$)、未倒伏(叶茎比 > 46.27)。

表 5 检验样本的倒伏等级预测及验证

Table 5 The prediction and verification of the lodging level of 10 detection sample points

样本点	实测倒伏等级	预测倒伏等级
DF14	中度	中度
XH11	中度	中度
XH07	中度	重度
DF16	中度	中度
DF08	轻度	中度
DF05	轻度	轻度
DF01	中度	中度
DF07	轻度	轻度
DF12	中度	中度
XH13	轻度	轻度
DF02	轻度	轻度

以未参与建模的实测样本为检验样本, 对利用叶茎比反演结果划分的倒伏等级进行验证, 结果如表 5 所示。验证样本精度达到 82%, 效果相对较好, 其中 XH07 与 DF13 样本出现误差。

作物倒伏胁迫的冠层光谱响应机理解析, 是大范围作物倒伏灾情遥感监测的重要基础。倒伏胁迫直接改变了遥感光谱探测视场内的可视茎叶穗比率。通过解析冠层光谱与可视茎叶穗比率间的关系, 探索不同强度的倒伏胁迫下水稻可视茎叶穗组分变化规律及其与冠层光谱响应规律, 为大范围作物倒伏灾情遥感监测提供理论支持。初步探究了倒伏胁迫下水稻倒伏角度与冠层可视茎叶穗组分间的关系, 并建立了基于可视叶茎比的水稻倒伏灾情监测模型。在对茎叶穗各组分面积的提取中, 采用目视解译加人工数字化的方法, 虽提高了精度, 却花费了较长的时间。在今后的实验中, 有必要探索一种高精度且方便快捷的冠层茎叶穗比率提取方法。由于各个倒伏样本的水稻品种、水肥管理、播种时间等因素不

同, 导致群体长势存在一定的差异, 影响了基于植被指数的可视叶茎比反演精度, 如何消除长势因素带来的误差将是下一步研究的重点。在本研究中, 水稻倒伏等级划分的精度可达 82%, 对误差样本与其他样本进行对比分析, 发现误差样本的水稻植株生物量相对较小, 同一倒伏角度下, 叶片对茎秆遮挡相对更少, 导致叶茎比预测值变小。该模型整体反演效果较好, 但受可视叶茎比与倒伏角度间相关性影响, 利用该模型进行倒伏等级评估仍存在一定误差。进一步在更大范围内探索倒伏水稻茎、叶、穗比率与倒伏灾情强度的响应关系, 有助于提升水稻倒伏灾情高光谱诊断的精度。

3 结 论

倒伏发生后水稻冠层中的茎秆、叶片、稻穗等组分在光谱探测器视场中的贡献比例发生了规律性改变, 茎、叶、穗本身光谱反射率差异和视场内比率差异直接反映于倒伏水稻冠层光谱差异。以 2017 年江苏省兴化、大丰的实发倒伏水稻为研究对象, 通过对可视茎叶穗比率与倒伏角度进行相关性分析, 筛选能有效表征倒伏强度的敏感农学参数, 采用灰色关联分析法构建倒伏水稻冠层光谱特征指标与敏感农学参数之间的响应模型, 实现水稻倒伏灾情的光谱诊断, 得到如下结论:

(1) 通过对不同倒伏强度的原始冠层光谱与一阶微分光谱进行分析, 发现随着倒伏角度增加, 茎、叶、穗各组分也在发生规律性变化, 在冠层光谱反射率表现为: 重度倒伏 $>$ 中度倒伏 $>$ 轻度倒伏 $>$ 未倒伏; 倒伏水稻的“红边”位置存在一定的“蓝移”, 且随着倒伏强度的增加, “蓝移”变得越来越清晰明显; 倒伏水稻的“红边”振幅与“红边”面积均出现了不同程度的增大, 且随着倒伏强度的增加, “红边”振幅与“红边”面积增大。王猛^[9]、赵佳佳^[10]等在对于小麦、玉米的倒伏研究中也发现了类似规律, 说明这种变化在倒伏作物中具有一定普遍性。

(2) 筛选了叶茎比作为倒伏角度的敏感农学参数, 使用灰色关联分析法建立了基于叶茎比的水稻倒伏灾情反演模型。通过叶茎比与高光谱反射率相关性分析, 筛选出 698 与 1 132 nm 作为表征水稻倒伏灾情程度的敏感波段, 综合考虑灰色关联度及建模 AIC 值的大小, 筛选出 NDVI₇₀₅, RVI, VOG₁ 和 NDVI 共 4 种植被指数进行建模。采用未参与建模的 1/3 样本对基于叶茎比的水稻倒伏灾情反演模型进行验证, 其中建模样本 R^2 为 0.521, RMSE 为 7.583, 验证样本 R^2 为 0.635, RMSE 为 2.923。利用叶茎比预测结果实现倒伏灾情等级划分, 与实测结果相比精度可达 82%。

References

- [1] Shanahan J F, Schepers J S, Francis D D, et al. *Agronomy Journal*, 2011, 93: 583.
- [2] Berry P M, Spink J. *Field Crops Research*, 2012, 137: 19.
- [3] Zhang Jingcheng, Gu Xiaohe, Wang Jihua, et al. *Sensor Letters*, 2012, 10(1-2): 580.
- [4] Peake A S, Huth N I, Carberry P S, et al. *Field Crops Research*, 2014, 158: 1.

- [5] Toshifumi Murakami, Mamiko Yui, Koichi Amaha. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2012, 89: 70.
- [6] WANG Li-zhi, GU Xiao-he, HU Sheng-wu, et al(王立志, 顾晓鹤, 胡圣武, 等). *Scientia Agricultura Sinica(中国农业科学)*, 2016, 49(21): 4120.
- [7] YANG Hao, YANG Gui-jun, GU Xiao-he, et al(杨浩, 杨贵军, 顾晓鹤, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2014, 30(7): 1.
- [8] HAN Dong, YANG Hao, YANG Gui-jun, et al(韩东, 杨浩, 杨贵军, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2018, 34(3): 166.
- [9] WANG Meng, SUI Xue-yan, LIANG Shou-zhen, et al(王猛, 隋学艳, 梁守真, 等). *Science of Surveying and Mapping(测绘科学)*, 2017, 42(8): 137.
- [10] ZHAO Jia-jia, FENG Mei-chen, YANG Wu-de, et al(赵佳佳, 冯美臣, 杨武德, 等). *Journal of Shanxi Agricultural Sciences(山西农业科学)*, 2015, 43(6): 673.

Analysis of Effect and Spectral Response of Lodging Stress on the Ratio of Visible Stem, Leaf and Panicle in Rice

XIE Xin-rui^{1,2}, GU Xiao-he^{2*}, LIN Li-qun¹, YANG Gui-jun², ZHANG Li-yan²

1. Faculty of Resources and Environmental Sciences, Hubei University, Wuhan 430062, China

2. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture of Ministry of Agriculture, Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

Abstract The analysis of canopy spectral response mechanism of crop lodging stress is an important basis for remote sensing monitoring of large-scale crop lodging disasters. Lodging stress directly change the ratio of visual stem, leaf and panicle in remote sensing spectrum detection field of view. By analyzing the relationship between canopy spectra and the ratio of visual stem, leaf and panicle, this paper explores the change regulation of visual stem, leaf and panicle components and spectral response of rice canopy under different intensities of lodging stress, and provides theoretical support for remote sensing monitoring of large-scale crop lodging disaster. Taking the real lodging rice in Xinghua City and Dafeng District of Jiangsu Province in 2017 as the research object, with the support of field observation experiment, the rule of canopy spectral variation of lodging rice with different lodging intensities was analyzed, and the correlation between the ratio of canopy visual stem, leaf and panicle and lodging angle under different lodging intensity was analyzed, and parameters of sensitive agronomy that can effectively represent the lodging intensity was screened. A response model between rice canopy spectral indices and sensitive agronomic parameters was constructed by grey relational analysis to realize the spectrum diagnosis of rice lodging disaster, and field-measured samples were used to evaluate the diagnostic accuracy. The results showed that with the increase of lodging strength, the canopy spectra showed regular changes, red-band and near-infrared band response was more obvious, "Red edge" position is obviously "blue shift", and "red edge" amplitude and "red edge" area increase, it shows that the red-band and near-infrared band on rice lodging stress intensity is more sensitive. The correlation of the canopy visual leaf-stalk ratio and lodging strength decreased with the increase of lodging strength, which was more than 0.715, indicating that the visible leaf stem ratio of canopy was better in characterizing the lodging strength. Through correlation analysis between visual leaf-stem ratio and hyperspectral reflectance, 698 and 1 132 nm in the red and near-infrared bands were respectively selected as the sensitive bands, and then the characteristic vegetation index was calculated. The spectral response model of rice visual leaf-stem ratio based on characteristic vegetation index was constructed by using grey correlation analysis, and the determining factor for the test sample was 0.635, and the precision of the classification of the disaster level with the visual leaf-stem ratio inversion result reached 82%. Therefore, the contribution proportion of stem, leaf and panicle in the canopy of rice in the field of spectral detectors was changed regularly after lodging. The difference of spectral reflectance and the ratio of apparent field in the Miho of stem, leaf and panicle is directly reflected in the spectral difference of lodging rice canopy. While visual leaf-stem ratio can effectively characterize the population structure change of rice under lodging stress, which has a good response relationship with the lodging intensity. The response law of visual leaf-stem ratio and rice canopy spectrum of different lodging intensity can effectively distinguish the lodging intensity, which will help provide a prior knowledge for remote sensing monitoring of rice lodging at the regional scale.

Keywords Rice; Spectral response; Leaf-stem ratio; Grey relational analysis; Lodging disaster

* Corresponding author

(Received Jun. 6, 2018; accepted Oct. 20, 2018)