

倒伏胁迫下的玉米冠层结构特征变化与光谱响应解析

束美艳^{1, 2, 3, 4}, 顾晓鹤^{1, 2, 3*}, 孙林⁴, 朱金山⁴, 杨贵军^{1, 2, 3}, 王延仓⁵, 孙乾¹, 周龙飞¹

1. 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
2. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097
3. 北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100097
4. 山东科技大学测绘科学与技术学院, 山东 青岛 266590
5. 北华航天工业学院计算机与遥感信息技术学院, 河北 廊坊 065000

摘要 倒伏胁迫是玉米生产中的主要灾害之一, 严重影响玉米的产量、品质和机械收获能力。解析不同倒伏胁迫强度下玉米冠层结构变化规律及其光谱响应机理, 是玉米倒伏灾情大范围遥感监测的基础。分别在玉米抽雄期、灌浆中期设置茎倒、茎折、根倒3种强度的倒伏处理, 基于田间多频次持续观测实验, 分析生育期、倒伏类型对玉米冠层结构动态变化及其自我恢复能力的影响; 采用传统光谱变换与连续小波变换方法对倒伏玉米冠层高光谱进行处理, 选取叶面积密度(LAD)为玉米倒伏冠层结构特征指标, 筛选叶面积密度最佳敏感波段和小波系数, 基于随机森林法构建叶面积密度高光谱响应模型, 利用未参与建模的实测样本验证模型精度, 重点探讨小波分解尺度和光谱分辨率对LAD光谱响应能力的影响规律。研究结果表明: 叶面积密度作为单位体积内叶面积总量的冠层结构表征指标, 与倒伏胁迫强度具有较好的响应关系, 灌浆期的倒伏玉米LAD普遍高于抽雄期, 抽雄期LAD整体表现为茎折>根倒>茎倒>未倒伏, 灌浆期LAD整体表现为根倒>茎折>茎倒>未倒伏; 经连续小波变换后, 玉米倒伏冠层光谱对玉米倒伏LAD的响应能力普遍优于传统光谱变换, 随着小波分解尺度的增加, LAD与敏感波段的相关性越强, 其中10尺度相关系数最高, 达0.74; 连续小波变换所构建的模型精度普遍优于传统光谱变换, 其中由原始光谱小波变换后构建的LAD响应模型精度最高, 检验样本的 R^2 为0.811, RMSE为1.763, 表明连续小波变换技术可凸显和利用冠层光谱中的细微信息。因此, 叶面积密度可有效定量表征不同倒伏胁迫程度的玉米冠层结构变化特征, 连续小波变换能有效提升冠层光谱对倒伏玉米结构变化的响应能力, 基于随机森林法构建的倒伏玉米叶面积密度诊断模型具有较高的精度和稳定性, 可为区域尺度的夏玉米倒伏灾情遥感监测提供先验知识。

关键词 玉米; 倒伏; 叶面积密度; 高光谱; 连续小波变换; 随机森林

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)11-3553-07

引言

玉米是目前我国种植面积和产量均居第一的粮食作物^[1], 也是重要的工业原材料。在玉米生产中, 由于品种抗倒伏性能差, 或土壤板结根系发育不良, 以及近年来强风暴雨等恶劣天气的频率增高, 玉米在生长旺盛阶段(如抽雄期、灌浆期)经常会受到倒伏的威胁, 严重影响了玉米籽粒产量、品质和机械收获能力^[2]。根据植株所受外力影响的状况玉米

倒伏一般可分为三种类型: 根倒、茎倒和茎折^[3]。由于不同生育期、不同倒伏类型的玉米植株自我恢复能力不同, 开展玉米倒伏冠层结构动态变化分析及其光谱响应机理解析, 对于利用遥感技术监测大范围玉米倒伏受灾范围和灾情程度具有重要意义^[4], 进而为农艺救灾技术扶持、品种优化布局和农业保险快速理赔提供可靠的信息支撑。

作物倒伏冠层结构变化与冠层光谱的响应机理解析是大范围遥感监测应用的重要前提。倒伏灾害对作物冠层的结构和形态产生较大改变, 首先作物植株由直立状态变成倾斜乃

收稿日期: 2018-10-09, 修订日期: 2019-01-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(41571323), 北京市自然科学基金项目(6172011), 北京市农林科学院创新能力建设专项(KJ CX20170705), 河北省青年基金项目(D2017409021)资助

作者简介: 束美艳, 1993年生, 农业部农业遥感机理与定量遥感重点实验室硕士研究生 e-mail: 2448858578@qq.com

* 通讯联系人 e-mail: guxh@nercita.org.cn

至匍匐于地,群体冠层茎叶穗结构发生变化,其次遥感探测视场内的茎、叶、穗比例和植株组分的受光条件发生改变。在作物倒伏胁迫所引起的非自然状态群体结构遥感光谱诊断方面,近年来一些学者通过地面高光谱监测技术开展了探索性研究。Chu等^[5]将 structure-from-motion (SFM)算法和地统计学相结合,研究无人机高分辨率影像用于监测和评估玉米倒伏发生范围和严重程度。文献[6]采用主成分分析法对高光谱数据进行降维处理,获取到的两个主成分分别反映了原始光谱信息量及倒伏后冠层光谱相对于正常水稻的变化特征信息,进而基于支持向量分类法进行黄熟期倒伏水稻群体识别。文献[7]通过分析小麦灌浆期高光谱数据发现,小麦倒伏越严重,植株光谱变化特征越明显,且光谱特征会随着生育进程的推进而变化;文献[8]人工设置了3个小麦倒伏时期和5个倒伏等级处理,研究了冬小麦多个生育期不同倒伏程度的冠层光谱特征变化规律。文献[9]基于倒伏发生前后的多时相遥感植被指数的变化分析,实现了区域尺度玉米倒伏面积的监测及灾情等级评估。文献[10]通过 Worldview-2 多光谱影像研究了灌浆期倒伏玉米的光谱、纹理特征及其最优的面积估算方法。目前这些研究多集中于作物倒伏的定性评估,或是在区域尺度上对作物倒伏受灾范围遥感监测开展了初步尝试,对作物倒伏群体结构参量的高光谱机理解析方面的研究颇少。不同强度的倒伏胁迫导致玉米冠层高度发

生不同的变化,原有的叶面积总量并未直接减少,但空间结构和分布状态发生了变化,植株间的叶片重叠度随着倒伏强度发生改变,本研究引进叶面积密度(leaf area density, LAD, 定义为作物群体单位体积内的叶面积)^[10],来分析倒伏胁迫下玉米冠层结构的变化规律及其光谱响应机理解析。以北京小汤山国家精准农业示范基地的抽雄期和灌浆期的倒伏玉米为研究对象,获取茎倒、茎折、根倒3种倒伏强度的多频次野外样本高光谱数据及各种农学参数,基于连续小波变换与常规光谱转换方法对冠层高光谱数据进行处理分析,筛选最优敏感光谱参量,采用随机森林法构建倒伏胁迫下的冠层 LAD 光谱诊断模型,并利用野外实测样本验证模型精度,以期解析倒伏胁迫下玉米冠层结构的光谱响应机理。

1 实验部分

1.1 研究区域与试验设计

田间试验设在北京市昌平区小汤山国家精准农业研究示范基地(北纬 40°00′—40°21′, 东经 116°34′—117°00′),海拔平均高度 36 m,该区域地势西北高东南低。土壤类型以褐土和潮土为主,气候类型为暖温带半湿润大陆性季风气候,年平均气温为 13.3~14.1 °C,年平均降雨量为 650 mm。研究区地理位置如图 1 所示。

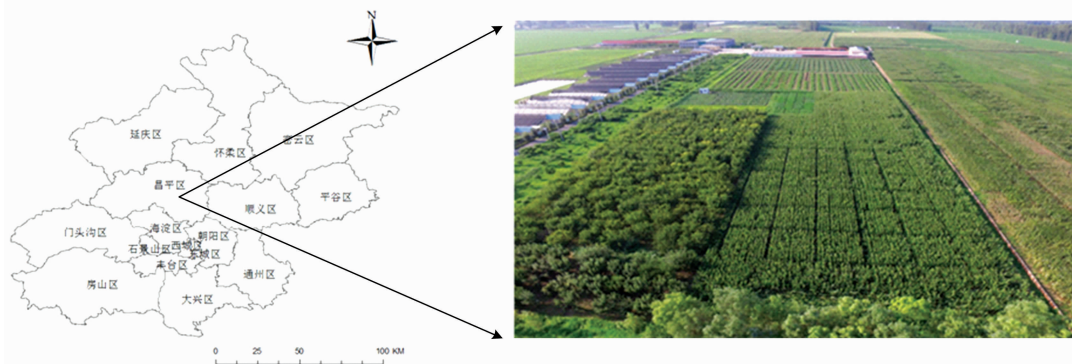


图 1 研究区地理位置

Fig. 1 The geographic location of the study area

试验时间为 2016 年夏玉米生长季,选用紧凑型的京华 8 号玉米为供试品种。播种时间为 2016 年 6 月 25 日,种植密度 3 500 株·亩⁻¹,纯氮用量 12 kg·亩⁻¹。采用大田人工模拟倒伏的方式,在预设处理时间前一天对大田进行灌水处理,或在暴雨之后,使大田 40 cm 土层田间持水量达到饱和,便于次日进行模拟倒伏处理。倒伏时间设置为 2 个:抽雄期(8 月 10 日)和灌浆期(9 月 6 日);倒伏类型设置 3 个,根据胁迫程度从强到弱依次为:根倒,茎折,茎倒。不同倒伏类型的实地照片如图 2 所示。每种倒伏处理 5 个重复,另外设置 3 个对照小区,共计 33 个小区,每个小区面积为 10 m×10 m。为了持续监测玉米冠层结构变化以及玉米自我恢复程度,每隔 1~2 周选择晴朗天气进行群体参数(叶面积总量、LAI、株高等)和冠层高光谱数据测量,具体观测时间与数据获取情况见表 1。

表 1 实验数据获取

Table 1 The acquisition of experimental data

生育期	观测时间	观测项目
抽雄期	8 月 12 日	冠层光谱、叶面积总量、LAI、株高
	8 月 18 日	冠层光谱、叶面积总量、LAI、株高
	8 月 31 日	冠层光谱、叶面积总量、LAI、株高
灌浆期	9 月 8 日	冠层光谱、叶面积总量、LAI、株高
	9 月 16 日	冠层光谱、叶面积总量、LAI、株高
	9 月 22 日	冠层光谱、叶面积总量、LAI、株高

1.2 数据获取

采用美国 ASD Fieldspec Pro3 光谱仪在田间测量玉米冠层光谱反射率数据,其波谱覆盖范围为 350~2 500 nm,光谱重采样间隔为 1 nm。测量时间为 10:00—14:00,天气晴

朗、无云无风。测量时探头垂直于冠层上方 1 m, 测定前后均用白板进行标定, 每个样本区测量 10 次, 取平均值作为该样本的冠层光谱反射率。为了消除大气、水分、臭氧等对原始光谱造成的影响, 剔除噪声波段(三个水汽吸收带 1 350~1 400, 1 800~1 950 和 2 450~2 500 nm), 考虑到 1 950~2 450 nm 易受到植株水分的影响, 整体反射率偏低且跳动较明显, 最终研究波段选取为 350~1 350 和 1 400~1 800 nm。

玉米叶面积测量采用 Montgomery 法^[11]。针对每一样本小区, 在测量高光谱的相同位置量取玉米倒伏冠层高度, 选取具有代表性的植株进行取样, 将取样植株放入取样袋密封, 迅速带回实验室, 测量植株每个叶片的叶长和最大叶宽, 结合株高计算叶面积密度, 计算公式如式(1)

$$LAD = 0.75 \left(\sum_{j=1}^n ab \right) / (sh) \quad (1)$$

其中, LAD 为样本小区的叶面积密度, 单位为 $m^2 \cdot m^{-3}$, 0.75 为转换系数, a 和 b 为样本植株叶片的长和宽, 单位为 m, j 和 n 分别为采样玉米的第 j 叶片和总共产叶片数, s 为采样玉米占地面积, 单位为 m^2 , h 为倒伏玉米小区平均冠层高度, 单位为 m。

1.3 研究方法 with 验证

对去除噪声后的倒伏玉米冠层光谱数据进行 7 种数学变换, 变换形式分别为: 倒数、对数、微分、倒数的微分、对数的微分、弓曲差、连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)。通过 7 种数学变换后的冠层光谱数据与倒伏玉米 LAD 进行相关性分析, 根据相关系数大小选择 7 个敏感波段, 然后在 minitab16 软件中, 根据统计回归最佳子集 R^2 大小从 7 个波段中优选出 2 个最优敏感光谱参量, 利用随机森林法(random forest, RF)构建玉米 LAD 光谱响应模型。将实测样本随机分为建模组与验证组, 2/3 样本用于构建模型, 共计 102 个样本, 未参与建模的 1/3 样本用于模型精度检验, 共计 51 个样本。采用决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)评价模型精度。

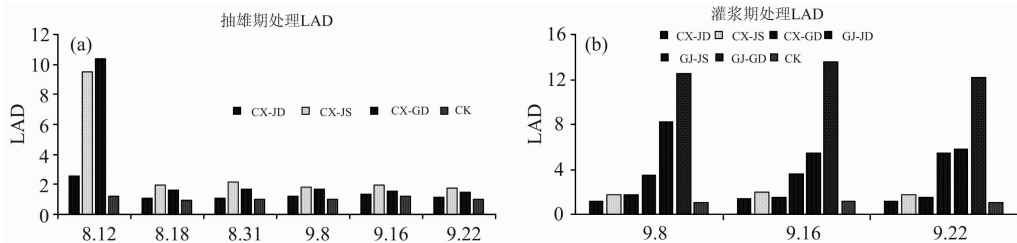


图 2 抽雄期(a)及灌浆期(b)不同倒伏处理下玉米叶面积密度

Fig. 2 The maize leaf area density of different lodging types at the tasseling (a) and filling stage (b)

由图 2(a)分析可知: 抽雄期不同倒伏处理下的 LAD 整体表现为: $CX-JS > CX-GD > CX-JD > CK$, 这是由于玉米抽雄期为营养生长旺盛期, 具有较高的自我恢复能力, 其恢复能力与倒伏强度密切相关, 倒伏强度越小, 自我恢复能力越强。由图 2(b)分析可知: (1) 灌浆期相同类型倒伏处理的 LAD 远高于抽雄期, 且随着时间推移变化不大, 这是由于玉米灌浆期处于生殖生长阶段, 光合作用能量主要向籽粒转移, 植株自身的恢复能力远低于抽雄期; (2) 从倒伏类型来

看, 灌浆期茎折倒伏的 LAD 降低幅度高于根倒和茎倒, 说明灌浆期的茎折倒伏自我恢复能力最好; (3) 整体上看, 灌浆期 LAD 表现为 $GJ-GD > GJ-JS > GJ-JD > CK$ 。

$$\varphi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \varphi\left(\frac{\lambda-b}{a}\right) \quad (2)$$

$$W_f(a,b) = (f, \varphi_{a,b}) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\lambda) \varphi_{a,b}(\lambda) d\lambda \quad (3)$$

其中, a 为伸缩系数, b 为平移系数, λ 为波段数; $W_f(a,b)$ 为基于小波变换的玉米冠层高光谱不同尺度的小波系数, 其由波长和分解尺度构成的二维矩阵; $f(\lambda)$ 为冠层光谱数据。

随机森林(random forest, RF)是由 Breiman 于 2001 年提出的一种基于多决策树分类的新型机器学习算法^[13]。随机森林算法对目标数据集的适应能力强, 具有很好的抗噪性能和极强的拟合能力但不会产生过拟合现象。鉴于玉米倒伏且 LAD 与冠层光谱的响应关系不明, 本文基于随机森林法来构建光谱参量与玉米倒伏冠层 LAD 的光谱响应模型。

2 结果与讨论

2.1 冠层结构与倒伏程度及恢复能力的关系分析

由于倒伏胁迫直接影响了叶片之间的重叠度和株高, 单位面积内的叶面积总量没有发生变化, 但单位体积内的叶面积总量发生了较大改变, 采用叶面积密度来表示不同强度倒伏下的玉米冠层结构变化和自我恢复能力。玉米抽雄期和灌浆期的茎倒、茎折、根倒依次用 CX-JD, CX-JS, CX-GD, GJ-JD, GJ-JS 和 GJ-GD 表示, 正常未倒伏的对照组使用 CK 表示。

看, 灌浆期茎折倒伏的 LAD 降低幅度高于根倒和茎倒, 说明灌浆期的茎折倒伏自我恢复能力最好; (3) 整体上看, 灌浆期 LAD 表现为 $GJ-GD > GJ-JS > GJ-JD > CK$ 。

2.2 不同倒伏胁迫下玉米冠层光谱特征分析

玉米倒伏发生后, 光谱探测视场内的茎叶比及受光条件发生变化, 直接反映于冠层光谱反射率。图 3(a)和(b)分别为玉米抽雄期和灌浆期不同倒伏类型的冠层光谱曲线, 可以得出以下规律: (1) 不同倒伏类型的冠层光谱在抽雄期和灌

浆期具有相似的形态特征，波谷和波峰所在波段位置大致相同，在可见光波段(350~700 nm)，由于叶绿素 a、b 的强吸收，形成两个吸收谷(450 nm 蓝光和 660 nm 红光附近)和一个反射峰(550 nm 的绿光处)，说明倒伏胁迫虽然改变了玉米冠层结构，但仍保留了绿色植被所应有的基本光谱特征；(2)在整个波段区间内，两生育期光谱反射率均表现为：根倒>茎折>茎倒>未倒伏，这是由于倒伏强度越大，玉米植株自我恢复能力越差，匍匐程度越高，茎秆暴露比例越高，

导致光谱反射率越高；(3)不同倒伏类型的冠层反射率与正常玉米相比均呈现不同程度的增大，其中根倒反射率的增幅最大，抽雄期在可见光波段增幅为 58%，灌浆期在可见光波段增幅为 150%，抽雄期在近红外波段增幅为 41%，灌浆期在近红外波段增幅为 67%，说明灌浆期的冠层光谱反射率受倒伏胁迫的影响要高于抽雄期。总的来看，玉米冠层反射率随着倒伏强度表现出明显的梯度变化，在变化幅度上与不同生育期的自我恢复能力密切相关。

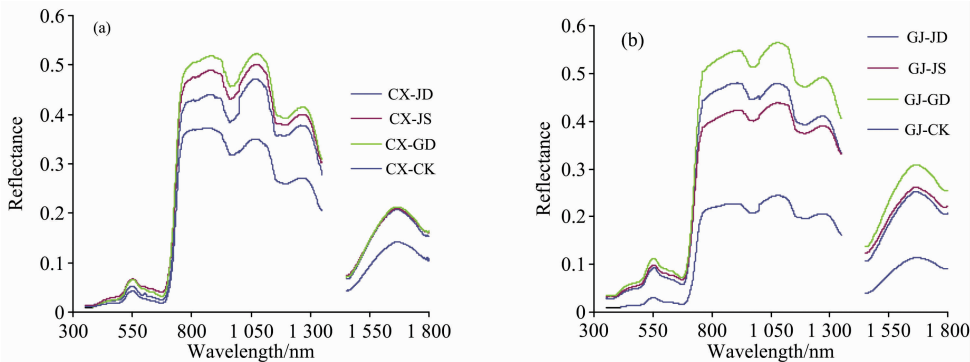


图 3 不同倒伏类型的夏玉米冠层光谱反射率
(a): 玉米抽雄期; (b): 玉米灌浆期

Fig. 3 The canopy spectral reflectance of summer maize with different lodging types
(a): Corn tasseling period; (b): Corn grueling period

2.3 基于传统光谱变换形式的玉米倒伏 LAD 光谱响应模型

为了对比分析不同光谱变换算法对 LAD 光谱响应模型的影响，通过相关系数大小和 minitab16 软件的统计回归最佳子集 R^2 大小，筛选出各种变换形式所对应的最优敏感光谱参量，利用随机森林方法构建倒伏玉米 LAD 光谱响应模型，随机选取 2/3 野外样本用于建模，1/3 样本用于验证，结果见表 2。结果表明，各种光谱变换形式的玉米倒伏 LAD 光谱响应模型均得到了很高的建模精度，决定系数均约为 0.95，RMSE 约为 1.3，这是由于不同倒伏类型的 LAD 差异较大，随机森林算法采用 Bagging 抽样技术，对复杂的数据集具有较强的适应能力，抗噪性能和拟合能力得到较大提高；虽然从建模精度看，7 种传统光谱变换形式的 R^2 和 RMSE 差别不大，但从验证精度看，微分变换所构建的 LAD 光谱响应模型最优，验证 R^2 为 0.704，RMSE 为 1.848。

表 2 基于传统光谱变换形式的倒伏夏玉米 LAD 估测模型
Table 2 The LAD estimation model of lodging summer maize based on traditional spectral transformation

光谱变换形式	建模 R^2	建模 RMSE	验证 R^2	验证 RMSE
R	0.950	1.259	0.645	2.466
1/R	0.942	1.354	0.649	2.409
Log(R)	0.948	1.284	0.634	2.489
R'	0.953	1.234	0.704	1.848
$(1/R)'$	0.953	1.245	0.662	1.984
$(\text{Log}(R))'$	0.952	1.268	0.535	2.773
Gqc	0.948	1.297	0.645	2.417

2.4 基于连续小波变换的玉米倒伏 LAD 光谱响应模型

2.4.1 小波分解尺度分析及敏感小波系数筛选

为了连续小波变换技术对于倒伏玉米冠层光谱的信号增强能力，分析了 1~10 小波分解尺度的玉米冠层光谱信号变化状况。玉米高光谱数据经小波技术处理后获得小波系数(如图 5 所示)，1~10 尺度的夏玉米冠层光谱曲线起伏变化较大且整体形态相似有明显规律，分解后不同尺度的小波系数均将原始冠层光谱的波峰和波谷不同程度放大，与原始光谱相比，光谱曲线整体变化增强，且随着尺度的增加，小波系数也逐渐增大，光谱信号强度也逐渐增加；与原光谱特征

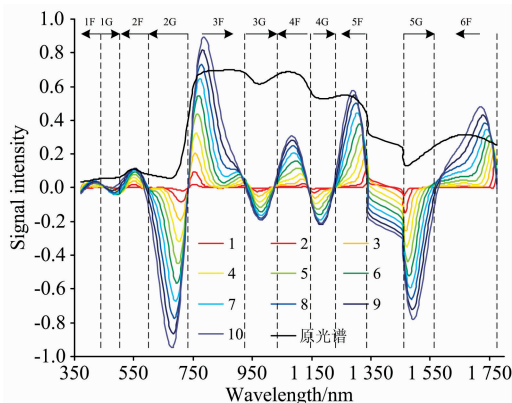


图 4 不同分解尺度的小波系数分析
1—10 分别代表小波分解尺度

Fig. 4 The analysis of wavelet coefficients with different decomposition scales

1—10 represent the wavelet decomposition scale, respectively

位置相比, 位于 672 nm(2G), 1 072 nm(4F), 1 262 nm(5F), 1 667 nm(6F)的峰(谷)的位置均呈现蓝移现象, 且随分解尺度的增加而持续向蓝波方向移动; 与原光谱特征波段相比, 而位于 552 nm(2F), 822 nm(3F), 972 nm(3G), 1 192 nm(4G)的峰(谷)的位置呈现红移, 且随着分解尺度的增加而持续向近红外波段方向移动; 峰(谷)位置的蓝移与红移交替分布, 与原始光谱反射峰与吸收谷的交替分布较为相似。综上分析可知利用小波技术处理玉米高光谱数据有助于

凸显微弱光谱信息, 进一步增强光谱的反射、吸收特征, 从而更有利于开展玉米倒伏对光谱响应特征的分析。

冠层高光谱数据经连续小波处理后与玉米倒伏 LAD 进行相关性分析, 如图 6 所示。从图中可以看出, 玉米冠层 LAD 的敏感波段主要集中在可见光波段(350~520 和 620~690 nm)、近红外波段(1 350~1 450 nm)及短波红外波段(1 770~1 800 nm); 随着小波分解尺度的增加, LAD 与敏感波段的相关性越强, 其中 10 尺度相关系数最高, 达 0.74。

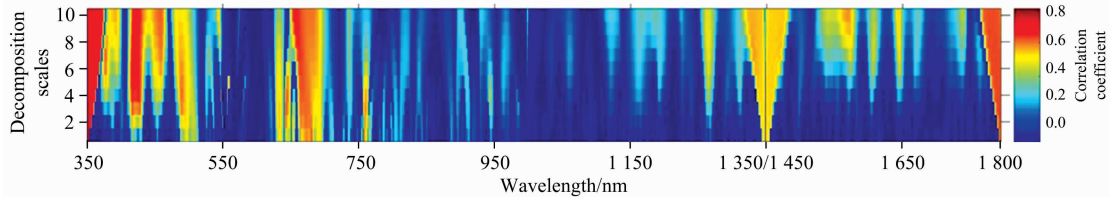


图 5 不同分解尺度下的小波系数与 LAD 的相关性分析

Fig. 5 The correlation Analysis between wavelet coefficient and LAD with different decomposition scales

2.4.2 基于连续小波变换的 LAD 光谱响应模型

为了探索光谱分辨率对倒伏玉米 LAD 的影响, 将原始光谱数据重采样至 5, 10, 20, 40 和 80 nm 间隔, 在连续小波变换后, 利用随机森林法构建倒伏玉米 LAD 光谱响应模型, 并采用实测样本验证模型精度, 如表 3 所示。结果表明: (1) 经连续小波变换后的冠层光谱所构建的模型精度均较高, 验证精度随光谱分辨率的降低整体呈现下降趋势, 其中原始光谱构建的模型精度最高, 总体精度为 97.12%, 5, 10, 20, 40 和 80 nm 依次降低, 这是由于表征 LAD 的有效光谱信息随着光谱分辨率的降低而减少, 但 80 nm 时仍能得到较高的 LAD 预测精度(验证 R^2 为 0.616), 对于以后利用多光谱卫星影像监测玉米倒伏灾情具有一定的参考意义; 从原始光谱小波变换后所建模型的玉米 LAD 预测值与实测值的散点图(图 6)来看, 建模样本与验证样本均匀分布在直线 $y=x$ 两侧, 建模样本的 R^2 为 0.965, RMSE 为 1.078, 检验样本的 R^2 为 0.811, RMSE 为 1.763; 与常规光谱变换中的最优方法微分变换相比精度有所提高, 其中建模 R^2 提高了 2%, RMSE 提高了 12%, 验证 R^2 提高了 5%, RMSE 提高了 16%; 连续小波变换所构建的模型精度普遍优于传统光谱变换, 这表明传统光谱变换技术抑制噪声作用较弱, 说明了连续小波变换技术可使隐藏在光谱内的有效信息得到充分利

用, 可有效提升冠层光谱对倒伏玉米冠层结构变化的响应能力。

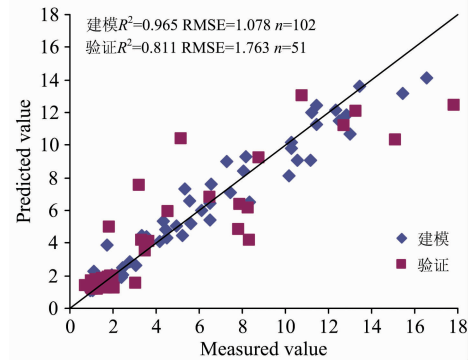


图 6 叶面积密度实测值与预测值的散点图

Fig. 6 The Scatter plot of measured and predicted value of leaf area density

表 3 基于小波变换与随机森林相结合的倒伏玉米 LAD 光谱响应模型

Table 3 The LAD spectral response model of lodging maize based on wavelet transform and random forest

光谱分辨率	建模 R^2	建模 RMSE	验证 R^2	验证 RMSE
原始光谱	0.965	1.078	0.811	1.763
5 nm	0.960	1.148	0.770	1.944
10 nm	0.956	1.198	0.800	1.835
20 nm	0.961	1.120	0.736	2.074
40 nm	0.951	1.309	0.632	2.446
80 nm	0.941	1.413	0.616	2.501

3 结 论

在小区控制实验的支持下, 以叶面积密度(LAD)为表征指标, 分析倒伏类型、生育期对玉米倒伏冠层结构特征变化的影响。研究结果如下:

(1) 抽雄期不同倒伏处理下的 LAD 整体表现为茎折>根倒>茎倒>正常, 各倒伏处理的 LAD 快速降低并趋于稳定, 灌浆期 LAD 则表现为根倒>茎折>茎倒>正常, 随着时间推移变化不大。

(2) 倒伏胁迫导致光谱探测视场内的冠层结构及受光条件发生变化, 使得玉米冠层反射率随着倒伏强度表现出明显的梯度变化, 在变化幅度上与不同生育期的自我恢复能力密切相关, 不同倒伏类型的冠层光谱在抽雄期和灌浆期具有相似的形态特征, 在整个波段区间内, 两生育期光谱反射率均表现为根倒>茎折>茎倒>正常。

(3) 利用小波技术处理玉米高光谱数据有助于凸显微弱

光谱信息,进一步增强冠层光谱的反射、吸收特征;玉米冠层 LAD 的敏感波段主要集中在可见光波段(354~520 和 620~690 nm)、近红外波段(1 351~1 450 nm)及短波红外波段(1 770~1 796 nm);随着小波分解尺度的增加,LAD 与敏感波段的相关性越大,其中 10 尺度相关系数最高,达 0.74。

(4)经连续小波变换后的冠层光谱所构建的模型精度均较高,验证精度随光谱分辨率的降低整体上呈现下降趋势,其中原始光谱构建的模型精度最高,建模样本的 R^2 为 0.965, RMSE 为 1.078,检验样本的 R^2 为 0.811, RMSE 为 1.763;连续小波变换所构建的模型精度普遍优于传统光谱

变换,这表明连续小波变换技术可凸显冠层光谱中的细微信息,提升光谱信息的信噪比,可有效提升冠层光谱对倒伏玉米冠层结构变化的响应能力。

本工作在玉米倒伏群体指标光谱响应机理方面做出了初步探索,可为大范围玉米倒伏遥感灾情监测提供先验知识支撑。目前仅采用地面高光谱数据实现玉米倒伏 LAD 光谱响应模型构建,该模型的有效性还有待于利用航空影像或卫星影像进行验证。此外,所采用的人工倒伏控制实验数据,将在下一步研究中采集自然倒伏数据开展深入研究。

References

- [1] CAO Tie-hua, LIANG Ju-he, LI Gang, et al(曹铁华, 梁炬赫, 李 刚, 等). Journal of Maize Sciences(玉米科学), 2013, (6): 81.
- [2] YANG Yang, YANG Jian-yu, LI Shao-ming, et al(杨 扬, 杨建宇, 李绍明, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2011, 27(6): 244.
- [3] CHEN Bi-mei, LAO Shang-ye(陈碧梅, 劳赏业). Journal of Agricultural Catastrophology(农业灾害研究), 2015, 5(4): 5.
- [4] YANG Fen-tuan, GU Xiao-he, LI Gang, et al(杨粉团, 顾晓鹤, 李 刚, 等). Jiangsu Agricultural Sciences(江苏农业科学), 2016, 44(3): 85.
- [5] Chu T, Starek M J, Brewer M J, et al. Remote Sensing, 2017, 9(9): 923.
- [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] LI Zong-nan, CHEN Zhong-xin, REN Guo-ye, et al(李宗南, 陈仲新, 任国业, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2016, 32(2): 1.
- [8] LIU Zhan-yu, HUANG Jing-feng, WANG Fu-min, et al(刘占宇, 黄敬峰, 王福民, 等). Scientia Agricultura Sinica(中国农业科学), 2008, 41(10): 3350.
- [9] HU Zong-jie, ZHANG Jie, WANG Zhao-hai, et al(胡宗杰, 张 杰, 王召海). Journal of Anhui Agricultural Sciences(安徽农业科学), 2011, 39(6): 3190.
- [10] WANG Hong-shu, LI Shi-hua, GUO Jia-wei, et al(王洪蜀, 李世华, 郭加伟, 等). Journal of Remote Sensing(遥感学报), 2016, 20(4): 570.
- [11] WU Zi-kai(吴子恺). Journal of Bayi Agricultural College(八一农学报学报), 1984, (2):71.
- [12] YANG Xiu-fang, ZHANG Wei, YANG Yu-xiang(杨秀芳, 张 伟, 杨宇祥). Acta Optica Sinica(光学学报), 2014, 34(3): 292.
- [13] Breiman L. Machine Learning, 2001, 45(1): 5.

Structural Characteristics Change and Spectral Response Analysis of Maize Canopy under Lodging Stress

SHU Mei-yan^{1, 2, 3, 4}, GU Xiao-he^{1, 2, 3*}, SUN Lin⁴, ZHU Jin-shan⁴, YANG Gui-jun^{1, 2, 3}, WANG Yan-cang⁵, SUN Qian¹, ZHOU Long-fei¹

1. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture of Ministry of Agriculture, Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China
2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China
3. Beijing Engineering Research Center for Agriculture Internet of Things, Beijing 100097, China
4. Shandong University of Science and Technology College of Geomatics, Qingdao 266590, China
5. North China Institute of Aerospace Engineering College of Computer and Remote Sensing Information Technology, Langfang 065000, China

Abstract Lodging stress is one of the main disasters in maize production, which seriously affects the yield and quality of maize and mechanical harvesting ability. It is the basis of remote sensing monitoring of maize large-scale lodging disasters to analyze the changes of maize canopy structure and spectral response characteristics under different lodging stress. Stem lodging, stem fold and root lodging were set up in the tasseling stage and the middle filling period. Based on the field continuous observation experiments, the effects of growth stages and lodging types on dynamic changes of canopy structure and self-recovery ability of maize were analyzed. Hyperspectral data of lodging maize canopy were processed by the traditional spectral transformation and continuous wavelet transform. Leaf area density (LAD) was taken as the index of the lodging maize canopy structure characteristics. The best sensitive bands and wavelet coefficients of leaf area density were selected. The hyperspectral response model of leaf area density was constructed based on random forest method, and the accuracy of the model was verified by the measured samples which were not involved in modeling. Focus on the influence of wavelet decomposition scale and spectral resolution on LAD spectral response ability. The results showed that leaf area density, as a canopy structure indicator of total leaf area per unit volume, had a good response relationship with lodging stress intensity. The LAD of lodging maize in the filling stage was generally higher than that in the tasseling stage. The LAD of the tasseling stage was as follows: stem fold > root lodging > stem lodging > no lodging. The LAD of the filling stage was as follows: root lodging > stem fold > stem lodging > no lodging. After continuous wavelet transform, the response ability of maize lodging canopy spectrum to leaf area density is generally better than that of traditional spectral transform. The response ability of lodging maize canopy spectrum to leaf area density after continuous wavelet transform is generally better than that of traditional spectral transform. As the wavelet decomposition scale increases, the correlation between LAD and sensitive bands is stronger, and the correlation coefficient of 10 scale is the highest, reaching 0.74. The accuracy of the model constructed by continuous wavelet transform is generally better than that of traditional spectral transform. The model constructed by the original spectral wavelet transform has the highest precision, the R^2 of test sample is 0.811, and the RMSE is 1.763. It showed that continuous wavelet transform technology can highlight and utilize the subtle information in the canopy spectra. Therefore, leaf area density can effectively quantify the variation characteristics of maize canopy structure under different lodging stress. Continuous wavelet transform can effectively improve the response of the canopy spectrum to the structural parameters of the lodging maize. The model of lodging maize leaf area density based on random forest method has high accuracy and stability, which can provide prior knowledge for remote sensing monitoring of summer maize lodging disaster at regional scale.

Keywords Maize; Lodging; Leaf area density (LAD); Hyperspectral; Continuous wavelet transform (CWT); Random forest (RF)

(Received Oct. 9, 2018; accepted Jan. 28, 2019)

* Corresponding author