

文章编号:1001-9014(2011)01-0048-07

夏玉米可见/近红外光小波主成分提取与 氮素含量神经网络检测

刘 炜¹, 常庆瑞^{1*}, 郭 曼¹, 邢东兴^{1,2}, 员永生¹

(1. 西北农林科技大学 资源环境学院, 陕西 杨凌 712100; 2. 咸阳师范学院 资源环境系, 陕西 咸阳 712000)

摘要: 使用高光谱仪 ASD Field Spec 于吐丝期采集不同氮素处理的夏玉米叶片光谱, 并进行对数变换处理; 通过对“绿峰”(450~680nm)和“近红外反射平台”(760~1000nm)谱段光谱数据进行多尺度小波分解, 获取第二层离散近似小波系数向量; 采用主成分分析, 从第二层离散近似小波系数向量中提取特征作为输入参数, 建立对叶片氮素含量的广义回归神经网络估算模型. 结果表明: 对数变换显著地增强了“绿峰”和“近红外反射平台”谱段夏玉米叶片光谱对不同氮素处理的响应差异; 从第二层离散近似小波系数向量中提取的小波主成分能够反映夏玉米叶片光谱在不同氮素处理下的整体变化趋势; 以小波主成分作为输入参数的广义回归神经网络能够较为准确地预测夏玉米叶片氮素含量, 并且具有一定的推广能力.

关键词: 可见/近红外光谱; 夏玉米; 小波系数; 低通滤波器; 主成分分析
中图分类号: S127 **文献标识码:** A

Detection of leaf nitrogen content of summer corn using visible/near infrared spectra

LIU Wei¹, CHANG Qing-Rui^{1*}, GUO Man¹, XING Dong-Xing^{1,2}, YUAN Yong-Sheng¹

(1. College of Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling 712100, China;
2. Department of Resources Environment, Xian yang Normal College, Xianyang 712000, China)

Abstract: For the rapid detection of leaf nitrogen content of summer corn, visible and near infrared (Vis/NIR) spectra of summer corn leaves, with different nitrogen levels at spinning stage, were measured by an ASD FieldSpec. Discrete approximation wavelet coefficient vectors of the second-scale were obtained via logarithmic transformation and multi-scale wavelet decomposition of the spectra data within “near infrared spectrum platform” (760~1000nm) and “green peak” (450~680nm). Then principal components (PCs) were selected from these vectors by principal component analysis (PCA), and used as inputs of a generalized regression neural network (GRNN). The model was employed for the prediction of leaf nitrogen content of summer corn. Results show that logarithmic transformation can highlight the differences in the spectral response of summer corn leaves with different level of nitrogen within “near infrared spectrum platform” and “green peak” at spinning stage. The wavelet-based PCs can manifest the changes in the spectra of summer corn leaves with different nitrogen levels. Trained GRNN model with wavelet-based PCs as inputs can predict leaf nitrogen content of summer corn. The model is reliable and practicable.

Key words: Vis/NIR spectra; summer corn; wavelet coefficients; low-pass filter; principal component analysis

PACS: 42.72.Ai

引言

氮素是限制作物产量最重要的营养元素, 同时也是作物生长过程中需求量最大的营养元素. 然而, 土壤中的氮素营养循环较快, 特别是在干旱、好气的

条件下, 因分解、挥发、淋失、硝化和反硝化等原因, 氮素营养损失较大. 因此, 生产上需要通过及时掌握作物氮素营养的亏缺状况, 指导适时适量的施用氮肥^[1,2]. 氮肥施用量的变化会引起作物叶片生理及形态结构发生改变, 进而导致作物叶片光谱特性产

收稿日期: 2010-01-26, 修回日期: 2010-12-06

Received date: 2010-01-26, revised date: 2010-12-06

基金项目: 国家科技支撑计划重大项目(2006BAD03A0308); 国家自然科学基金项目(30872073); “973”计划项目(2007CB407203)

作者简介: 刘 炜(1978-), 男, 陕西咸阳市人, 在读博士, 主要从事遥感与 GIS 应用研究. E-mail: york5588@nwsuaf.edu.cn.

* 通讯作者: E-mail: chqr@nwsuaf.edu.cn.

生相应的变化. 现代可见/近红外反射光谱(Visible/Near Infrared Reflectance Spectroscopy, Vis/NIRS)分析技术,能够充分利用全谱段或多波长的光谱数据进行定性或定量分析,并且具有成本低、速度快、效率高、测量方便、测试重现性好等特点,近年来,已经越来越多地应用于食品工业、石油化工、农业、制药等多个领域^[2-4]. 因此,可以利用可见/近红外反射光谱分析技术,通过解析作物叶片的光谱信息,快速获取其生化参量信息,进而对作物氮素营养亏缺状况进行实时跟踪监测,保障粮食的优质高产.

利用现代可见/近红外反射光谱分析技术获取的作物高光谱数据具有高分辨率特性,其携带的精细的光谱信息把遥感对植被的宏观认识带到了可以揭示其生理生化过程这一微观境地,使得利用高光谱参数定量反演作物生理生化参量,成为近年来作物养分胁迫遥感监测研究中一个重要的发展方向,并展现出了巨大的应用潜力. 王秀珍^[5]、唐延林^[6]、黄敬峰^[7]、刘伟东^[8]、薛利红^[9]等使用高光谱仪 ASD Field Spec Pro FR 研究了水稻在多个生育时期内不同氮素处理下的光谱特征,并构建了多种光谱参数,分析它们与水稻叶片叶绿素含量、类胡萝卜素含量、氮素含量以及叶面积指数之间的相关关系;王纪华^[1]、赵春江^[10]、杨敏华^[11]、万余庆^[12]、张霞^[13]等则以冬小麦为研究对象,利用 PHI、OMIS1/2、MODIS 等机载或星载成像高光谱数据,建立了对冬小麦叶片叶绿素含量、氮素含量、可溶性糖含量、叶面积指数等生理生化参量的估算模型.

从以往的研究中可以发现,近年来,采用光谱分析技术检测作物氮素含量的研究,多从可见/近红外光谱段内选择少数几个单波段的光谱反射率(或由其构成的植被指数)作为光谱变量,建立对氮素含量的线性/非线性估算模型. 然而,可见/近红外光谱段内获取的作物高光谱数据,光谱分辨率高($< 5\text{nm}$)、波段间隔窄、单波段辐射能量低,以单波段光谱反射率作为光谱变量建立估算模型,容易受到测试环境中不确定因素的影响,适用性不强^[12,13]. 另一方面,可见/近红外光谱段内,“绿峰”(450~680nm)和“近红外反射平台”(760~1000nm)包含了关于植被色素状态与健康状况的重要信息,是提取各类光谱参数检测作物各项生理生化参量的敏感区域;并且对于氮素营养胁迫,“绿峰”和“近红外反射平台”谱段内各个波长位置的光谱反射率具有一致、显著的响应特征^[1,2],因而,如果仅仅以单波段光谱反射率作为光谱变量建立估算模型,那么,对“绿峰”和“近红

外反射平台”谱段整体表现出的光谱信息,利用得就很不充分.

小波变换多尺度分析(Multi-resolution analysis, MRA),能够在二维的时间—频率域内采用不同尺度的时—频窗,观察目标信号的高频特征(细节特性)和低频特征(整体特性)^[14-17];主成分分析(Principal component analysis, PCA),是多元统计中的一种数据挖掘技术,其在不丢失主要光谱信息的前提下能够选择为数较少的新变量来代替原来较多的变量,解决了由于谱带重叠而无法分析的困难^[3,18]. 因此,试验考虑结合小波变换多尺度分析与主成分分析,从夏玉米叶片“绿峰”和“近红外反射平台”谱段内提取特征,表达因氮素营养胁迫引起的光谱反射率的整体变化趋势,并以此作为光谱变量建立对氮素含量的估算模型.

夏玉米生育期短,发育进程快,发育期内气温高、蒸散量大,受养分胁迫显著,故相对于其他作物,其对氮素营养诊断的时效性和可靠性要求更高. 目前,以夏玉米为研究对象,结合小波变换多尺度分析与主成分分析提取光谱特征,检测氮素含量的研究尚不多见. 为此,试验在位于陕西杨凌的西北农林科技大学农作一站,设置不同氮素处理水平的夏玉米试验小区,于吐丝期采集夏玉米叶片光谱数据;然后在“绿峰”和“近红外反射平台”谱段内,通过对数变换的方法增强光谱对不同氮素处理的响应差异;之后,结合小波变换多尺度分析与主成分分析提取特征,建立对氮素含量的神经网络估算模型. 试验旨在为实现夏玉米氮素营养遥感监测,以及提高高光谱参数准确性和实用性方面提供依据.

1 材料与方法

1.1 试验地自然概况

试验在位于陕西杨凌的西北农林科技大学农作一站进行,试验地区处于秦岭北麓,渭河平原西部,东经 $108^{\circ}10'$,北纬 $34^{\circ}10'$,海拔 454.8m,属黄土高原南部旱作区,该地区平均日照时数 2015.2h,年平均气温 $12 \sim 14^{\circ}\text{C}$,极端最低气温 $-15 \sim -21^{\circ}\text{C}$,无霜期约 220d,多年平均降水量 621.6mm,并主要集中在 7、8、9 月,春季降水偏少、干旱,年蒸发量约 1400mm.

1.2 试验设计

试验地区的气候类型属于暖温带半湿润气候. 土壤为红油土,质地为粉砂粘壤土,容重 $1.32\text{g}/\text{cm}^3$,试验前测定土壤(0~40cm)的基本肥力状况

为:土壤有机质 15.85g/kg,全氮 0.66g/kg,碱解氮 76.65mg/kg,速效磷 13.24mg/kg,速效钾 189.91mg/kg,pH8.18.供试玉米品种为中单 2 号,试验设置 3 个氮素处理:0kg/hm²(CK)、120kg/hm²(N1)、240kg/hm²(N2),每处理重复 2 次.氮肥以尿素(含 N46%)为氮源,播种时施用 2/3,灌浆期追施 1/3.磷肥选用过磷酸钙(P₂O₅含量以 14%计),施用量按 112kg/hm²计,于播种前作为底肥均匀施入.试验区总面积为 300m²,小区面积 2m × 4m = 8m²,随机区组排列,株、行距分别为 33 和 50cm,播种密度为 7 万株/hm².田间管理按照大田种植方式正常进行.

1.3 项目测定及分析方法

试验于吐丝期(09-05)采集夏玉米植株中部叶片,使用光谱仪 ASD Field Spec 在波长范围 350 ~ 1050nm 内连续测量叶片反射光谱率,光谱采样间隔为 1.4nm,光谱分辨率为 3nm.使用的光源为能够提供平行光的 1000W 卤素灯,传感器探头的视场角选定为 7.5°,在距离叶面 100cm 垂直上方接收反射光谱数据,每次采集光谱数据前、后都要进行白板校正(标准白板的反射率为 1,所测目标物光谱是无量纲的相对反射率),每一个样品叶片记录 5 条光谱信号后取平均值.叶片氮素含量与光谱测量测定同步进行,将夏玉米植株中部叶片烘干、粉碎、混匀后,经 H₂SO₄-H₂O₂ 消煮后,用连续流动注射分析仪测定叶片氮素含量.

1.4 数据处理及模型建立

1.4.1 基于主成分分析的光谱特征提取

神经网络模型要求输入特征“少而精”,既要相互独立,又能综合反映原始信息.然而,夏玉米“绿峰”和“近红外反射平台”谱段覆盖的波长范围宽,信息量大,波谱重叠,不同波段之间光谱相似性强,因此,应对其进行压缩,信息综合的处理.主成分分析通过矩阵正交变换,使 n 维欧氏样本空间转换为 m 维欧氏特征子空间($n > m$),实现了将存在冗余的多个变量综合为少数几个、互不相关的独立变量^[3,18].试验拟通过主成分分析,从夏玉米“绿峰”和“近红外反射平台”谱段的光谱信息中提取少数几个主成分,并将其作为广义回归神经网络的输入参数.这样,既能综合光谱信息,又大大加快了网络的训练速度.

1.4.2 模型建立

由于神经网络具有良好的线性/非线性映射能力^[19],试验考虑采用神经网络建立对夏玉米叶片氮素含量的估算模型.广义回归神经网络(Generalized regression neural network, GRNN),属于局部连接的

前向神经网络,它具有一个隐含层(径向基层)和线性输出层,隐含层每个神经元的输入是该神经元权值矢量和输入矢量之间的欧氏距离再与偏差的点积,该层神经元权值训练采用非监督式学习方法;线性输出层神经元的输入是隐含层各个神经元的输出的加权平均值,神经元权值训练则采用监督式学习方法.由于采用任意阶可导,光滑性能良好高斯型指数函数作为隐含层的激活函数,并采用逐层训练的方法训练网络权值,广义回归神经网络具有很强的逼近函数局部特性和良好泛化性能,以及较快的网络训练速度.而且,训练广义回归神经网络时,只需调节光滑因子这一个参数,最大限度的避免人为主观假定对模型预测结果的影响.鉴于广义回归神经网络很适合用于函数逼近^[1],试验拟选取广义回归神经网络建立“绿峰”和“近红外反射平台”谱段小波主成分特征与夏玉米叶片氮素含量之间的映射关系.并采用相关系数 R²(Correlation coefficient)检验模型的稳定性,均方根误差 RMSE(Root mean square error)检验模型的预测精度. RMSE 计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mu_i - \hat{\mu}_i)^2}, \quad (1)$$

式中, μ_i 为叶片氮素含量的实测值(Observed value), $\hat{\mu}_i$ 为模型预测值(Predicted value), n 为建模样本数.

2 结果与分析

2.1 夏玉米可见/近红外光谱段光谱特征增强

由于红光(波长 680nm 左右)、蓝光(波长 480nm 左右)被叶片叶绿素强烈吸收,以及近红外光(波长 760 ~ 1300nm 左右)被叶片内部组织结构多次散射、反射,夏玉米叶片反射光谱曲线在波长范围 450 ~ 680nm 内形成“绿峰”;波长范围 760 ~ 1000nm 内形成“近红外反射平台”,如图 1a 所示,从中可以看到,在“绿峰”和“近红外反射平台”谱段内,尽管氮素处理的变化可以从光谱曲线的分异表现中得到一定程度的反映,但不同氮素处理对应的各条光谱曲线之间,距离较近,形态相似,响应特征不够显著,不利于从光谱的分异表现中提取特征.由于对数函数在(0,1]区间内,具有良好的放大增益,因此,试验考虑采用对数变换对“绿峰”和“近红外反射平台”谱段的光谱反射率进行增强处理,采用的计算公式如下:

$$K_m(\lambda) = \{Ln[R_m(\lambda)]^{-1}\}^3, m = 1, 2, 3, \quad (2)$$

式中: $R_m(\lambda)$ 为波长 λ 处的夏玉米叶片原始光谱反射率, λ 在波长范围 450 ~ 680nm 和 760 ~ 1000nm

内取值; $K_m(\lambda)$ 是增强后的光谱值; $m=1,2,3$ 分别代表三个氮素处理水平:CK、N1 和 N2;公式右端取 3 次方,是为了进一步增大不同氮素处理对应的光谱曲线间的距离,图 1b 显示了经对数变换处理后的夏玉米叶片光谱。

对比图 1a 和 b 可以看出,在对数变换处理后,不同氮素处理对应的光谱曲线之间,距离加大,差异更加显著:其中在“绿峰”谱段,增强后的光谱值的绝对值随氮素处理水平的提高,一致呈上升趋势;而在“近红外反射平台”谱段,增强后的光谱值的绝对值则随氮素处理水平的提高,一致呈下降趋势。鉴于在“绿峰”和“近红外反射平台”谱段,夏玉米叶片光谱整体上表现出显著的分异规律,试验拟在波长范围 450 ~ 680nm 和 760 ~ 1000nm 内,提取能够反映光谱值总体变化趋势的特征,并以此作为输入变量,建立对夏玉米叶片氮素含量的估算模型。

2.2 夏玉米可见/近红外光谱段小波主成分提取

由于“bior”函数系小波具有较好的对称性,正则性,以及高阶消失矩,试验选择“bior 4.4”作为小波母函数,将对数变换处理后的“绿峰”和“近红外反射平台”谱段的夏玉米叶片光谱,进行两层小波分解;并从各自的小波分解结构中,提取第二层离散

近似小波系数向量:“近红外反射平台”谱段(760 ~ 1000nm)小波系数向量 CA2_NIR(共含有 60 个小波系数);“绿峰”谱段(450 ~ 680nm)小波系数向量 CA2_VIS(共含有 58 个小波系数)。然后,运用主成分分析,对 CA2_NIR 和 CA2_VIS 进行去相关、降维处理,分别得到对应的特征向量:PCA_CA2_NIR 和 PCA_CA2_VIS,表 1 分别显示了这两个特征向量,前 2 个主成分的贡献率和累积贡献率。

小波变换多尺度分析 Mallat 算法,相当于采用一对共轭镜像正交滤波器组将光谱信号按二进制进行频带划分,过程如图 2 所示。图中 NIR 和 VIS 分别代表“绿峰”和“近红外反射平台”谱段的夏玉米叶片光谱, $H_0(z)$ 和 $H_1(z)$ 分别代表低通滤波器和高通滤波器; $\downarrow 2$ 表示二抽取环节,即每两点数据保存一点,下采样频率减半。由于噪声主要分布于光谱信号的高频区域^[14-17],通过高频滤波器 $H_1(z)$ 得到的第一层、第二层离散细节小波系数向量 CD1_NIR 与 CD2_NIR(CD1_VIS 与 CD2_VIS),均代表光谱信号的高频特征,基本上反映的是信号的噪声;而通过低通滤波器 $H_0(z)$ 得到的第二层离散近似小波系数向量 CA2_NIR(CA2_VIS),则保留了光谱信号绝大部分的信息和能量,并代表信号的低频特征,反映的是光谱信号整体变化趋势。由于 CA2_NIR 的维数是原始信号 NIR 的 1/4,数量仍然较大,而且彼此之间相关性较强,试验采用主成分分析对其进行去相关、降维处理。从表 1 中可看到,PCA_CA2_NIR 和 PCA_CA2_VIS 前两个主成分的累积贡献率分别达 97.018% 和 98.112%,表明它们已经综合了 CA2_NIR 和 CA2_VIS 的主要信息,能够较好的代表其总体特性。由于这 4 个主成分都对应 1 个叶片氮素含量值。接下来,试验将每个叶片氮素含量值与其对应的主成分值统一进行归一化处理,然后将主成分的归一化值作为样本空间样本点的位置坐标(4 维样本输入矢量);对应叶片氮素含量的归一化值则作为该样本点的输出目标,在多维空间中,采用广义回归神经网络,建立样本点与输出目标之间的映射关系。

表 1 主成分贡献率列表

Table 1 PCs and their contribution rates

序号 Order number	特征向量 Eigenvector	主成分贡献率/% Contribution rate of principal component/%		累积贡献率/% Accumulation contribution rate/%
		主成分 1 1_PCA	主成分 2 2_PCA	
1	PCA_CA2_NIR	72.085	24.933	97.018
2	PCA_CA2_VIS	64.925	33.187	98.112

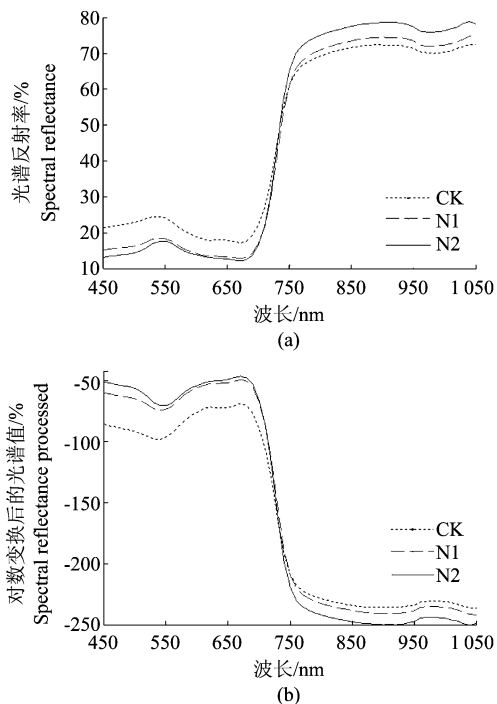


图 1 对数变换对吐丝期夏玉米叶片可见/近红外光谱的影响
Fig. 1 Effect of logarithmic transformation on Vis / NIR spectra of summer corn leaves with different nitrogen levels at spinning stage

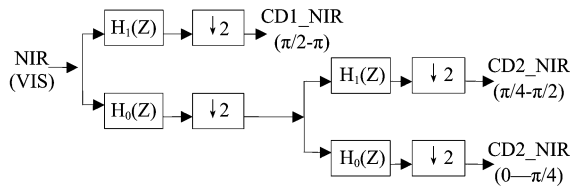


图2 “近红外反射平台”谱段夏玉米叶片光谱的二进制小波分解

Fig. 2 Wavelet decomposition applied in spectra of summer corn leaves within “near infrared spectrum platform”

2.3 模型建立与验证

试验于夏玉米吐丝期获取有效样本 32 个,采用等间隔抽样法将其分成两类:22 个作为训练样本集 (Train),训练广义回归网络的权值和阈值;10 个作为验证样本集 (Validation),测试广义回归网络的泛化性能.依据这两类样本,广义回归网络通过多次迭代训练,在输出误差下降的方向上,不断调整其属性值(隐含层的神经元数,隐含层和输出层的权值矢量、阈值矢量等),直至网络输出误差满足预先设定目标.试验结果显示,利用训练样本集得到的相关系数 R^2_{train} 和均方根误差 $RMSE_{train}$ 分别为 0.923, 1.885,表明训练后的广义回归神经网络,已经能以较高精度、稳健地预测出训练样本空间样本点对应的输出目标,即已具有了较好的自预测能力,可以进一步用于对样本空间其它位置点处的输出目标进行预测;利用验证样本集得到的相关系数 $R^2_{validation}$ 和均方根误差 $RMSE_{validation}$ 分别为 0.862, 2.917,如图 3 所示,也满足了建模要求.显示以“绿峰”和“近红外反射平台”谱段的小波主成分作为输入参数,建立的广义回归神经网络模型已经学习和掌握了样本点与输出目标之间的线性/非线性映射关系,而且具有一定的推广能力.

3 讨论

鉴于在“绿峰”(450 ~ 680nm)和“近红外反射平台”(760 ~ 1000nm)谱段,各个波段位置的夏玉米叶片光谱反射率对不同的氮素处理都表现出了一致、显著的响应特征,试验首先通过小波变换多尺度分析,获取夏玉米叶片光谱反射率的第二层离散近似小波系数向量;然后采用主成分分析,从第二层离散近似小波系数向量中提取贡献率占优的特征,表达叶片光谱反射率的整体变化趋势,并以此为作输入参数,建立对叶片氮素含量的广义回归神经网络估算模型.由于所提取的低频特征是对“绿峰”和

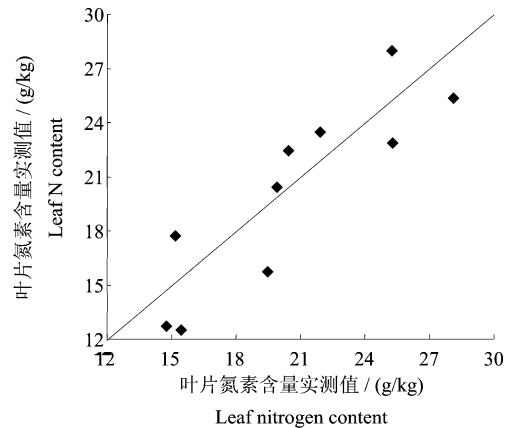


图3 广义回归神经网络对夏玉米吐丝期叶片氮素含量的预测结果

Fig. 3 Predicted results of leaf nitrogen contents of summer corn at spinning stage using GRNN model

“近红外反射平台”谱段内光谱整体变化信息的综合,因而,相对于单波段光谱反射率,其受测试环境中不确定因素的影响更小.另一方面,国产实用型模块化成像光谱仪 OMIS1/2 的 1 ~ 20 波段,27 ~ 51 波段;面阵 CCD 推帚式成像光谱仪 PHI 6 ~ 50 波段、70 ~ 80 波段,以及极地轨道环境遥感卫星 EOS TERRA/MODIS 传感器的 9 ~ 14 波段,15 ~ 19 波段都分别、大致对应于绿色植被光谱的“绿峰”和“近红外反射平台”谱段,因此,试验结果对于利用 OMIS1/2、PHI 以及 MODIS 等获取高光谱遥感图像,大面积监测农作物氮素营养状况具有一定的借鉴意义.

实际的高光谱数据采集过程中,通常存在大气吸收,大气散射,传感器信噪比下降,测试对象状态变动,人为误差等诸多干扰因素,这些干扰因素共同作用形成了光谱噪声^[12,15],光谱噪声对目标光谱中特征信号(极值点、拐点等)的识别、定位及相关计算都产生了一定程度的影响.而采用小波变换多尺度分析,能够在频域内将噪声与目标光谱有效分离,因此,可以根据光谱噪声的频率、强度,分布规律,以及传感器在各个波段的不同信噪比^[20-22]等因素的实际情况,对含噪的作物高光谱数据进行更多尺度地小波分解,从第三层或第四层离散近似小波系数向量中提取特征;同时,还应考虑在“绿峰”和“近红外反射平台”谱段内,选取更合适的波长覆盖范围(或者成像高光谱数据的波段序号),以使所提取的光谱特征尽可能地消除噪声影响,增大变异空间,扩充光谱模型的有效反演范围.

4 结论

(1) 采用对数变换的方法,显著地增强了“绿峰”和“近红外反射平台”谱段夏玉米叶片光谱对不同氮素处理的响应差异。

(2) 在“绿峰”和“近红外反射平台”谱段,结合小波多尺度分析与主成分分析提取的光谱低频特征,能够反映夏玉米叶片光谱在不同氮素处理下的整体变化趋势。

(3) 采用广义回归神经网络,能够解释夏玉米“绿峰”和“近红外反射平台”谱段的小波主成分与叶片氮素含量之间的线性/非线性映射关系,并且具有较好的泛化性能。

试验以夏玉米为研究对象,结合小波变换多尺度分析与主成分分析,从“绿峰”和“近红外反射平台”谱段的夏玉米叶片光谱数据中提取小波主成分表征叶片光谱反射率整体变化趋势,并以此作为输入参数,建立对叶片氮素含量的广义回归神经网络估算模型.除夏玉米外,还应将试验所采用的方法应用于小麦、水稻、棉花等其它大田作物^[1,2],以进一步改进模型,为农作物氮素营养的快速诊断提供更实用有效的途径,这将是本试验下一步研究工作的重点。

REFERENCES

- [1] WANG Ji-Hua, ZHAO Chun-Jiang, HUANG Wen-Jiang. *Base and application of quantitative remote sensing technique in agriculture*[M]. Beijing: Science Press(王纪华,赵春江,黄文江. 农业定量遥感基础与应用. 北京:科学出版社),2008:4—289.
- [2] LI Min-Zan, HAN Dong-Hai, WANG Xiu. *Spectral analysis technique and its application*[M]. Beijing: Science Press(李民赞,韩东海,王秀. 光谱分析技术及其应用. 北京:科学出版社),2006:176—228.
- [3] HE Yong, LI Xiao-Li. Discriminating varieties of waxberry using near infrared spectra[J]. *J. Infrared Millim. Waves*(何勇,李晓丽. 用近红外光谱鉴别杨梅品种的研究. *红外与毫米波学报*),2006,25(3):192—194.
- [4] HE Yong, LI Xiao-Li, SHAO Yong-Ni. Quantitative analysis of the varieties of apple using near infrared spectroscopy LO-phonon modes in $Ga_{1-x}Mn_xAs$ [J]. *phys Rev.*,2002, B66:205—209.
- [5] WANG Xiu-Zhen, HUANG Jing-Feng, LI Yun-Mei, et al. The study on hyperspectral remote sensing estimation models about LAI of rice[J]. *Journal of Remote Sensing*(王秀珍,黄敬峰,李云梅,等. 水稻叶面积指数的高光谱遥感估算模型. *遥感学报*),2004,8(1):81—88.
- [6] TANG Yan-Lin, WANG Ren-Chao, HUANG Jing-Feng, et al. Hyperspectral data and their relationships correlative to the pigment contents for rice under different nitrogen support level[J]. *Journal of Remote Sensing*(唐延林,王人潮,黄敬峰,等. 不同供氮水平下水稻高光谱及其红边特征研究. *遥感学报*),2004,8(2):185—192.
- [7] HUANG Jing-Feng, TANG Shu-Chuan, QUSAMA Abou-Ismael, et al. Rice yield estimation using remote sensing and simulation model[J]. *Journal of Zhejiang University Science*,2002,3(4):461—466.
- [8] LIU Wei-Dong, XIANG Yue-Qin, ZHENG Lan-Fen, et al. Relationships between rice LAI, CH. D and hyperspectra data[J]. *Journal of Remote Sensing*(刘伟东,项月琴,郑兰芬,等. 高光谱数据与水稻叶面积指数及叶绿素密度的相关分析. *遥感学报*),2000,4(4):279—283.
- [9] XUE Li-Hong, CAO Wei-Xing, LUO Wei-Hong. Rice yield forecasting model with canopy reflectance spectra[J]. *Journal of Remote Sensing*(薛利红,曹卫星,罗卫红. 基于冠层反射光谱的水稻产量预测模型. *遥感学报*),2005,9(1):100—105.
- [10] ZHAO Chun-Jiang. *Research and practice of precision agriculture*[M]. Beijing: Science Press(赵春江. 精准农业研究与实践. 北京:科学出版社),2009:232—253.
- [11] YANG Min-Hua, ZHAO Chun-Jiang, ZHAO Yong-Chao, et al. Research on a method to derive wheat canopy information from airborne imaging spectrometer data[J]. *Scientia Agricultura Sinica*(杨敏华,赵春江,赵永超,等. 用航空成像光谱数据获取小麦冠层信息的研究. *中国农业科学*),2002,35(6):626—631.
- [12] WAN Yu-Qing, TAN Ke-Long, ZHOU Ri-Ping. *Hyperspectral remote sensing and its application*[M]. Beijing: Science Press(万余庆,谭克龙,周日平. 高光谱遥感应用研究. 北京:科学出版社),2006:22—173.
- [13] ZHANG Xia, ZHANG Bing, WEI Zheng, et al. Study on spectral indices of MODIS for wheat growth monitoring[J]. *Journal of Image and Graphics*(张霞,张兵,卫征,等. MODIS 光谱指数监测小麦长势变化研究. *中国图象图形学报*),2005,10(4):420—424.
- [14] ZHAN Da-Qi, SUN Su-Qin, ZHOU Qun, et al. Wavelet denoising and optimization of two-dimensional correlation IR spectroscopy[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*(詹达琦,孙素琴,周群,等. 小波消噪与二维相关红外光谱的质量优化. *光谱学与光谱分析*),2004,24(12):1549—1552.
- [15] JIANG Qing-Song, WANG Jian-Yu. Study on signal-to-noise ratio estimation and compression method of operational modular imaging spectrometer multi-spectral images[J]. *Acta Optica Sinica*(蒋青松,王建宇. 实用型模块化成像光谱仪多光谱图像的信噪比估算及压缩方法研究. *光学学报*),2003,23(11):1335—1340.
- [16] ZHANG Lin, FANG Zhi-Jun, WANG Sheng-Qian, et al. Multi wavelet adaptive denoising method based on genetic algorithm[J]. *J. Infrared Millim. Waves*(章琳,方志军,汪胜前,等. 基于遗传算法的多小波自适应去噪方法研究. *红外与毫米波学报*),2009,28(1):77—80.
- [17] TIAN Gao-You, YUAN Hong-Fu, LIU Hui-Ying, et al. Wavelet property analysis of near infrared spectra[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*(田高友,袁洪福,刘慧颖. 近红外光谱的小波特性研究. *光谱学与光谱分析*),2006,26(8):1441—1444.
- [18] LI Xiao-Li, HU Xing-Yue, HE Yong. New approach of discrimination of varieties of juicy peach by near infrared spectra based on PCA and MDA model[J]. *J. Infrared Millim. Waves*(李晓丽,胡兴越,何勇. 基于主成分和多类判别分析的可见-红外光谱水蜜桃品种鉴别新方法.

红外与毫米波学报), 2006, **25**(6):417—420.

- [19] SHAO Yong-Ni, CAO Fang, HE Yong. Discrimination years of rough rice by using visible/ near infrared spectroscopy based on independent component analysis and BP neural network[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (邵咏妮, 曹芳, 何勇. 基于独立组分析分析和 BP 神经网络的可见/近红外光谱稻谷年份的鉴别. 红外与毫米波学报), 2007, **26**(6):433—436.
- [20] YIN Qiu, SU Xiao-Zhou, XU Zhao-An, *et al.* Analysis on the ultra-spectral characteristics of water environmental parameters about lake[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (尹球, 疏小舟, 徐兆安, 等. 湖泊水环境指标的超光谱响应特征分析. 红外与毫米波学报), 2004, **23**(6):427—430.

- [21] LIU Liang-Yun, ZHANG Bing, ZHENG Lan-Fen, *et al.* Target classification and soil water content regression using land surface temperature(LST) and vegetation index (VI)[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (刘良云, 张兵, 郑兰芬, 等. 利用温度和植被指数进行地物分类和土壤水分反演. 红外与毫米波学报), 2002, **21**(4):269—273.
- [22] LI Hong-Bo, SHU Rong, XUE Yong-Qi. Pushbroom hyperspectral imager and its potential application to oceanographic remote sensing[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (李红波, 舒嵘, 薛永祺. PHI 超光谱成像系统及其海洋遥感应用前景分析. 红外与毫米波学报), 2002, **21**(6):429—433.

(上接 32 页)

之间的光谱角. 几种方法的光谱角的定量对比如表 1 所示. 可以看出, ASSNMF 总体上给出了最好的结果.

4 总结

本文提出了一种高光谱遥感图像的混合像元分解算法. 由于 NMF 算法有大量局部极小, 影响了它在遥感图像中的应用. 本算法通过向 NMF 中加入约束条件来克服以上缺点. 主要约束条件为丰度的分离性与平滑性, 这两个条件符合高光谱图像的物理实际情况. 其中分离性约束基于 K-L 散度, 并根据 NMF 的特点作了相应的改进. 而平滑性约束基于线性变换, 能对所有的像素作全局考虑. 在仿真实验中, 本文提出的算法和其他的基于 NMF 的方法相比, 能够更好地克服局部极小的问题, 从而得到更优的解. 另外, 该算法还表现出了良好的抗噪声性能和对无纯像元数据的适应性, 在几种对比的算法中, 给出了最优的分解结果. 更进一步, 对实际高光谱图像进行的实验也表明, 本文的方法能够取得良好的效果.

REFERENCES

- [1] Chang C-I. *Hyperspectral imaging: techniques for spectral detection and classification*[M]. New York:Plenum,2003.
- [2] Keshava N. A survey of spectral unmixing algorithms[J]. *Lincoln Lab. J.*, 2003, **14**(1):55—73.
- [3] Li J, Bioucas-Dias J M. Minimum Volume simplex analysis: a fast algorithm to unmix hyperspectral data[C]. Boston: IEEE Geosci. Remote Sens. Symp., 2008, **3**:250—253.
- [4] Winter M E. N-find: an algorithm for fast autonomous spectral endmember determination in hyperspectral data [C].

Denver: Proc. of the SPIE conference on imaging spectrometry V, 1999, **3753**:266—275.

- [5] Nascimento J, Bioucas-Dias J M. Vertex component analysis: a fast algorithm to unmix hyperspectral data[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2002, **43**(4):898—910.
- [6] Chang C-I, Wu C-C, Liu W, *et al.* A new growing method for simplex-based endmember extraction algorithm [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2006, **44**(10):2804—2819.
- [7] Tao X, Wang B, Zhang L. Orthogonal bases approach for decomposition of mixed pixels for hyperspectral imagery [J]. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2009, **6**(2):219—223.
- [8] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. *Nature*, 1999, **401**:788—791.
- [9] Lee D D, Seung H S. Algorithms for non-negative matrix factorization[J]. *Adv. Neural Inform. Process Syst.*, 2000, **13**:556—562.
- [10] Miao L, Qi H. Endmember extraction from highly mixed data using minimum volume constrained nonnegative matrix factorization [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2007, **45**(3):765—777.
- [11] Jia S, Qian Y. Constrained nonnegative matrix factorization for hyperspectral unmixing[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2009, **47**(1):161—173.
- [12] Kullback S, Leibler R A. On information and sufficiency [J]. *The Annals of Math. Stat.*, 1951, **22**:79—86.
- [13] Chang C-I. Spectral information divergence for hyperspectral image analysis[C]. Hamburg: IEEE Geosci. Remote Sens. Symp., 1999, **1**:509—511.
- [14] Heinz D C, Chang C-I. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery[J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2001, **39**(3):529—545.
- [15] Clark R N, Swayze G A. Evolution in imaging spectroscopy analysis and sensor signal-to-noise: an examination of how far we have come [C/OL]. The 6th Annual JPL Airborne Earth Science Workshop, 1996. <http://speclab.cr.usgs.gov/PAPERS.imspec.evol/aviris.evolution.html>.