

# 基于可见光-近红外新光谱特征和最优组合原理的大麦叶片氮含量监测

徐新刚, 赵春江, 王纪华, 李存军, 杨小冬

(北京农业信息技术研究中心/国家农业信息化工程技术研究中心,北京 100097)

**摘要:**提出新的作物冠层叶片氮含量(LNC)高光谱遥感监测方法,以对氮素要求较高的大麦 LNC 监测为例,利用田间实测数据,从可见光-近红外区域的高光谱反射曲线中提取包含丰富多波段信息的斜率、夹角等新型特征参数,应用组合预测领域中的权重最优组合原理及其算法,实现对作物 LNC 的高光谱监测.研究表明,提出的高光谱反射曲线斜率和夹角等新型特征参数与作物 LNC 显著相关,并具有较好的定量响应关系,其中关键斜率参数( $K_{re}/K_{pb}$ )和  $K_{pb}$  以及夹角参数( $A_s/A_\alpha$ )和( $A_s/A_\theta$ )较好地描述了 LNC 的动态变化;而权重最优组合分析则表明( $K_{re}/K_{pb}$ )和  $K_{nir1}$  两个参数的组合最能响应 LNC 的光谱信息,有助于增强监测的稳定性并提高估测的精度.

**关键词:**高光谱遥感;标准化反射率;斜率;夹角;最优组合原理;叶片氮含量

中图分类号:S127 文献标识码:A

## Associating new spectral features from visible and near infrared regions with optimal combination principle to monitor leaf nitrogen concentration in barley

XU Xin-Gang, ZHAO Chun-Jiang, WANG Ji-Hua, LI Cun-Jun, YANG Xiao-Dong  
(Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture/

National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China)

**Abstract:** The paper proposed a method to monitor LNC in crop with hyperspectral remote sensing. Taking the LNC monitoring of barley that is more demanding for nitrogen fertilization as a case, this study employs new spectral features such as slopes and angles extracted from the normalized reflectance curves in Visible-Near Infrared region to evaluate LNC. At the same time, the optimal combination principle that was widely used in the combined forecasting domains was presented to estimate LNC. The analysis results proved that most of the new spectral features proposed in the study exhibited significant correlations with LNC. Among the new spectral features, the key features of slopes ( $K_{re}/K_{pb}$  and  $K_{pb}$ ) and angles ( $A_s/A_\alpha$  and  $A_s/A_\theta$ ) could well describe the dynamic pattern of LNC changes in crop. The optimal combination algorithm determined the optimal combination with  $K_{re}/K_{pb}$  and  $K_{nir1}$ , which could increase the spectral responding to LNC, strengthen the stability of models monitoring LNC and improve the accuracy of LNC estimates.

**Key words:** hyperspectral remote sensing; normalized reflectance; slope; angle; optimal combination principle; leaf nitrogen concentration

**PACS:** 07.07.Df

### 引言

氮素是作物生长需求量最大的营养物质元素,氮肥施用合理与否对作物产量水平与品质性状的最

终形成会产生显著的影响<sup>[1-3]</sup>. 叶片组织结构内部的氮素变化能够反映作物植株体内氮素营养平衡、苗情和抗病性等状态信息<sup>[4-5]</sup>. 因此实时、快速和准确地监测作物叶片氮含量 LNC (Leaf Nitrogen Concen-

收稿日期:2012-03-14,修回日期:2012-11-01

Received date: 2012-03-14, revised date: 2012-11-01

基金项目:国家自然科学基金(41071228,41001244,41071276)

Foundation items: Supported by National Natural Science Foundation of China(41071228,41001244,41071276)

作者简介(Biography):徐新刚(1976-),男,湖北鄂州人,副研,博士,主要从事光学遥感在农业的应用研究. E-mail: xxgpaper@126.com

tration)的变化,对田间作物长势诊断与氮肥营养调控具有重要指导意义。

利用高光谱手段对植物叶片生化组分进行快速、无损的监测已成为植物生长状况评价的重要内容<sup>[6-8]</sup>。早期基于植被烘干叶片的测量光谱诊断氮素含量的分析表明,氮素的特征吸收波段主要位于短波红外区<sup>[9-10]</sup>,但实际的氮素高光谱应用诊断多是针对自然生长条件下的新鲜植被,而新鲜植被短波红外区光谱在 1450 nm 和 1940 nm 附近有两个水分强烈吸收带,水分的强烈吸收会掩盖上述氮素的吸收特征。因此,尽管氮素在短波红外区有敏感吸收特征波段,但针对自然条件下的植被时,由于叶片水分对短波红外辐射的吸收影响,使得上述氮素特征波段在实际应用中受到限制<sup>[11-12]</sup>。另一方面,由于氮素是叶绿素的主要成分之一,叶绿素可用于指示氮营养状况。当前,国内外许多研究都是基于叶绿素与氮素间存在的高度关联性,利用叶绿素在可见光区的特征吸收波段来设计氮素诊断光谱指数<sup>[13-16]</sup>。现有研究多是利用少数几个敏感波长的反射率构建相应的植被指数或光谱特征参数实现对 LNC 的估测,对于拥有上百甚至上千个波长的高光谱数据而言,大多数未被使用的波段信息无异于是数据的浪费,显示出高光谱数据挖掘利用的不充分;另一个方面,基于少数几个敏感波长反射率信息的氮素光谱指数诊断模型,一定程度上还表现出入选波长不稳定的现象,原因包括高光谱数据相邻波段之间的高度相关性、不同生化组分可能具有相似的反射特征等。因此,如何挖掘利用高光谱数据中特征光谱范围中多个波段信息,解决入选波长不稳与反演模型缺乏稳定性的问题,仍然需要开展进一步的探索研究。

现有研究表明,植物叶片生化组分含量不同,其冠层反射光谱曲线中的峰与谷曲线波形会表现出轮廓形态上的变化差异<sup>[7,17]</sup>。氮是作物生长需求量最大的营养元素,氮素含量的多寡会导致作物叶片生长活性成分(如叶绿素、细胞惰性结构曲线峰与谷的两边)的直接变化<sup>[18]</sup>,反映在作物冠层反射光谱上,光谱曲线会展示出“高低宽窄”的形状变化。因此,如果能刻画光谱曲线的形状变化特征,就有可能从中提取氮素含量变化的信息。量化光谱曲线特征的方式。本文拟通过度量光谱曲线特征段的上升或下降的变化速率来实现,此外,为增强作物氮素估算方法的稳定性,最优组合方法在文中被尝试应用。最优组合方法在经济预测领域内应用较广泛,它是通过对参与组合的各独立预测模型赋予最优权重形成

组合模型,达到目标误差和最小的一种优化方法<sup>[19]</sup>。由于单个模型的权重得到优化,最优组合方法可充分利用各单个模型所包含的有用信息,具有对未来变化的适应能力,因而展示了较强的稳定性。当前,权重最优组合在高光谱遥感氮素诊断应用中还不多见。

大麦,特别是用于啤酒生产的麦芽大麦,其质量指标中最为重要的就是籽粒蛋白质含量要求在一个合理的范围,这就对大麦氮肥合理施用提出了较高要求,过量施氮肥,会导致蛋白质含量增加,反映在大麦植株叶片上,会出现叶片氮含量过高的情况,反之不足。因此,在大麦种植生产过程中,实时、快速地监测大麦叶片氮含量变化,可以为大麦长势诊断和氮肥营养调控提供科学指导。

本文尝试提出表达光谱曲线“高低宽窄”形状变化的新型特征参数,初步探讨分析这些光谱曲线特征量与大麦 LNC 变化间的响应关系。同时将最优组合方法引入到 LNC 高光谱监测中来,期望能改进 LNC 估测的精度。研究目的是:(1)重点分析提出的光谱曲线新光谱特征参数监测大麦 LNC 的可行性和效果;(2)探讨最优组合方法改进 LNC 高光谱估测精度的能力,为作物长势与营养诊断的高光谱遥感应用提供一种可行的新方法。

## 1 数据与方法

### 1.1 试验区与数据获取

试验区位于内蒙古自治区海拉尔农垦大麦种植区,选择了有代表性的 38 个大麦地块,每个地块约 30 hm<sup>2</sup>,且田间管理和品种较均一。

实验获取的数据主要包括大麦作物冠层光谱和叶片氮含量:(1)冠层光谱:采用美国 ASD (Analytical Spectral Device) 公司 FieldSpec Pro VNIR 背挂式野外高光谱仪测量光谱,波长范围:350 ~ 1050 nm,按照测量规范,分别对 38 个地块的大麦冠层光谱测量 10 次,取平均值作为该地块大麦光谱的反射值,测量前后都立即进行参考板校正。观测时间为 2010 年 7 月 8 日至 10 日;(2)叶片氮含量:测量光谱时,在每个地块选取长势较均一的大麦植株 20 株,在室内进行茎叶分离后将叶片样品在 105 °C 下杀青,并在 80 °C 烘干至恒重,然后使用德国 Elementar 公司的元素分析仪 vario MACRO cube 完成样本叶片氮含量 LNC 的测定(LNC 单位:g 100 g<sup>-1</sup>,即单位干重叶片中的氮素重量乘以 100,以百分比%表示)。

### 1.2 方法

### 1.2.1 光谱数据预处理

为消除部分光谱噪声,参考 Pu<sup>[20]</sup> 的光谱预处理方法对获得光谱数据作如下标准化预处理:(1)由于 400 nm 以下波长的噪声较大,取 ASD 光谱仪 400 ~ 1050 nm 波段范围的反射光谱数据;(2)考虑到光谱的连续性和计算的便利,将原始光谱插值到 1nm 间隔,约有 650 个波段可被使用;(3)将原始光谱曲线进行 5 点平滑处理;(4)对平滑后的反射光谱进行标准化处理以消除部分光照差异的影响,标准化光谱反射率计算公式为: $\rho_i / \left( \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \rho_i \right)$ ,式中  $\rho_i$  指平滑后  $i$  波长的反射率,本文中后续的处理与分析都是基于标准化光谱来展开。

### 1.2.2 光谱曲线斜率与夹角特征参数的描述与定义

在植被反射光谱的可见光波段,由于色素(主要是叶绿素)对红光和蓝光的强烈吸收,对绿光的弱吸收,形成典型的植被绿峰反射光谱曲线;在近红外波段由于叶片的多重反射,反射率急速增加,形成典型的可见光红谷和近红外高反射平台光谱曲线.氮是构成作物冠层叶片的基本元素之一,氮素含量的高低可以反映叶片内部相应含氮成分数量的多寡,表现在作物冠层光谱曲线上会出现“高低宽窄”的形态差异.三个不同叶片氮含量水平下的大麦冠层光谱曲线见图 1.从图中可以看出,在可见光波段,叶片氮含量较低的冠层反射光谱绿峰波段(500 ~ 650 nm)曲线,相对于氮含量较高的曲线要“高”和“宽”,表现为绿峰曲线波形的左边整体上升速率和右边整体的下降速率也较后者快,如果将绿峰顶点两边的光谱曲线近似成直线,则由两边直线构成的夹角势必前者小于后者,见图 2(a)),而从反射光谱红谷范围(550 ~ 760 nm)曲线波形看,氮含量

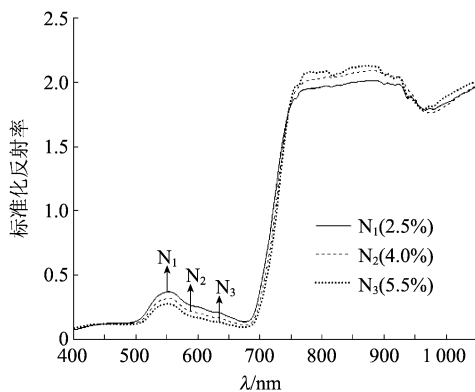


图 1 不同叶片氮含量水平的冠层反射率光谱曲线  
Fig. 1 Canopy spectral curves from different leaf N levels

低的红谷曲线右侧整体的上升速率较含量高的略慢.同样,如果将红谷光谱曲线的两边近似成直线,则由两边直线构成的夹角,前者与后者也显示出差异;在近红外波段,由于叶片氮含量水平的不同,在波段 760 ~ 910 nm, 910 ~ 960 nm 以及 960 ~ 1050 nm 范围内的光谱曲线也表现了类似的曲线变化差异,见图 2(b).因此,利用不同波段范围内光谱曲线变化速率和峰谷角度特征差异来表达作物冠层叶片氮含量的变化就成为可能。

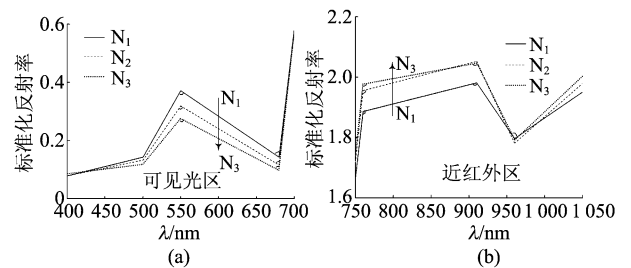


图 2 光谱曲线斜率和夹角特征的示意图 (a) 可见光, (b) 近红外

Fig. 2 Enlarged sketches describing the slope and angle features of spectral curves in visible (a) and near infrared (b) regions

基于此,提出反射光谱曲线中不同波段范围光谱曲线的上升或下降速率,以及构成反射光谱曲线的反射峰与吸收谷两边的夹角等新特征变量,分析它们与大麦冠层叶片氮含量间的响应关系.新特征变量的定义设计如图 3 所示,将反射光谱曲线划分为多个段,如图中的 AB、BC、CD 与 DE 等,每段近似为直线,然后以波长为自变量,对应波长的标准化反射率为因变量进行线性回归拟合,由下式表达:

$$N_{ref} = k\lambda + b \quad (1)$$

式中,  $N_{ref}$  是标准化反射率,  $\lambda$  是波长 (nm),  $k$  和  $b$  拟合线性方程的斜率和截距. 则每段曲线的上升或下降速率使用拟合的线性方程的斜率  $k_{AB}$ 、 $k_{BC}$ 、 $k_{CD}$  与  $k_{DE}$  等来表达;光谱曲线中反射峰与吸收谷曲线的夹角则用组成峰谷两边直线的夹角来表示,如图 3 中反射绿峰的夹角为直线 BC 与 CD 间的夹角  $\alpha$ ,吸收红谷夹角为直线 CD 与 DE 的之间夹角  $\beta$ ,以及其他夹角  $\theta$ 、 $\delta$ 、 $\omega$  和  $\varphi$  等。

文中反射光谱曲线的波段划分主要是通过平均 20 条大麦作物冠层光谱曲线整体峰谷波形变化的大致拐点波长来确定,定义的分段光谱曲线的斜率与夹角等新变量如表 1 所示。

### 1.2.3 权重最优组合的原理与算法

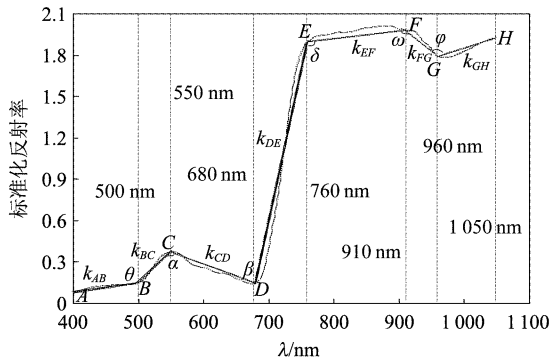


图3 光谱曲线特征参数的定义示意图

Fig. 3 Schematic diagram of new features extracted from spectral curves

表1 光谱曲线特征参数变量的定义

Table 1 Definitions of new features from hyperspectral curves proposed in this study

类型	变量	定义描述
斜率	$K_{pb}$	400 ~ 500 nm 蓝光所在波段光谱曲线斜率,即图3中的 $k_{AB}$
	$K_{ge}$	500 ~ 550 nm 绿边波段光谱曲线斜率 $k_{BC}$
	$K_{grv}$	绿峰到红谷 550 ~ 680 nm 波段光谱曲线斜率 $k_{CD}$
	$K_{re}$	680 ~ 760 nm 红边波段光谱曲线斜率 $k_{DE}$
	$K_{nir1}$	760 ~ 910 nm 波段光谱曲线斜率 $k_{EF}$
	$K_{nir2}$	910 ~ 960 nm 波段光谱曲线斜率 $k_{FG}$
	$K_{nir3}$	960 ~ 1050 nm 波段光谱曲线斜率 $k_{GH}$
夹角	$A_\theta$	400 ~ 500 nm 与 500 ~ 550 nm 绿边波段光谱曲线夹角 $\theta$
	$A_\alpha$	绿边 500 ~ 550 nm 与 550 ~ 680 nm 波段光谱曲线夹角 $\alpha$
	$A_\beta$	550 ~ 680 nm 与 红边 680 ~ 760 nm 波段光谱曲线夹角 $\beta$
	$A_\delta$	红边 680 ~ 760 nm 与 760 ~ 910 nm 波段光谱曲线夹角 $\delta$
	$A_\omega$	760 ~ 910 nm 与 910 ~ 960 nm 波段光谱曲线夹角 $\omega$
	$A_\varphi$	910 ~ 960 nm 与 960 ~ 1050 nm 波段光谱曲线夹角 $\varphi$

注:表1中夹角的单位为弧度。

影响作物氮含量的因素多种多样,要建立包含所有氮素影响因素的估测模型是不现实也没有必要的.实际上,影响作物氮素水平的因素是相互影响和相互制约的,依据不同的原理和方法,从不同角度出发抓住作物氮含量主导响应因素,可构建不同的作物氮含量监测模型.因此,不同氮含量估测模型尽管精度各有差异,但都能从不同角度提供不同程度的有用信息,如能综合利用这些单个模型所提供的有用信息,势必可以提高作物氮含量估测的精度,“最优组合”正是针对解决这一问题出现的如何构建组合模型改进估测精度和提高模型稳定性的方法,其关键是如何确定单个模型的权重系数问题.

权重最优组合的原理如下:

针对同一估测问题,有  $N$  个不同的估算模型方法,观测样点数为  $n$ ,则由  $N$  个不同估算模型构建的组合模型可表示如下(下列各式中字母  $i$  与  $j$  含义

均相同):

$$C = \sum_{i=1}^N k_i m_i \quad (2)$$

式中: $C$  是指组合模型; $k_i$  指赋予  $N$  个单项估算模型  $m_i$  的权重, $k_i$  必须大于 0,且求和等于 1.

如果设  $e_{ij}$  为第  $i$  个单项模型在  $j$  观测点的估算误差,则组合估算模型在  $j$  点的估算误差  $E_j$  可表示为:

$$E_j = O_j - C_j = \sum_{i=1}^N e_{ij} k_i \quad (j=1,2,3,\dots,n) \quad (3)$$

式中, $O_j$  为  $j$  样点的观测值; $C_j$  指组合模型在  $j$  样点的估算值.

为了确定组合模型的权重系数  $k_i$ ,常将  $E_j$  作为代价函数的自变量,并要求其达到最小,权重最优组合方法可以用如下约束函数来表达:

$$\begin{cases} OE = \min E(k_1, k_2, \dots, k_i) \\ \sum k_i = 1 \\ k_i \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $OE$  指目标代价函数值,常用的代价函数( $\min E$ )有误差平方和最小、误差绝对值之和最小或绝对百分误差和最小等.

基于不同优化目标的权重最优算法很多,如近年来发展迅速的神经网络、遗传算法和粒子群等在组合模型的权重计算中都有应用实例,并取得了一定的精度,但这些非线性算法应用研究还不是特别成熟,在诸如收敛性、计算性能和参数确定等方面还缺乏严密的数学基础,一般需要事先确定一定经验参数,不同的参数往往导致最终结果或多或少的差别<sup>[21-23]</sup>.本文在综合考虑各种算法成熟性的基础上,采用唐小我等<sup>[24]</sup>提出的以误差平方和最小为目标函数的基于二元最优组合的迭代寻优算法,试图改进和提高基于光谱曲线特征监测作物 LNC 模型的稳定性和估算精度,该算法的具体内容详见该文献.

## 2 结果与分析

### 2.1 叶片氮含量与光谱曲线参数变量间的关系模型

通过分析样本 LNC 与各光谱曲线斜率、夹角特征参数间的相关性,选择对 LNC 敏感响应的光谱曲线特征参数建立作物 LNC 高光谱监测模型.各光谱曲线参数变量与 LNC 间的相关性如表 2 所示.由表 2 看出, $A_\beta$  和  $A_\delta$  表现出极显著相关性,这两个夹角参数所利用的光谱波段范围也正好是常用的可见光-近红外高光谱应用波段范围,利用这两个夹角参

数和其他四个夹角构成的夹角比值参数与 LNC 间的相关性都达到了显著水平 ( $r > r_{0.01}$ ), 特别是与  $A_\theta$  和  $A_\alpha$  的比值参数与 LNC 间的相关系数绝对值 ( $|r|$ ) 均接近或超过 0.7, 达到极显著水平. 可能的原因,  $A_\theta$  与  $A_\alpha$  主要使用的是可见光波段中蓝光到绿光波段的低反射率光谱范围, 用夹角来表达时易于出现饱和趋势; 相比较,  $A_\beta$  和  $A_\delta$  使用近红外波段的高反射率区域, 用它们来反映反射光谱曲线拐点变化时不易过饱和, 当使用比值关系时融合了更多的叶片反射信息, 从而增强了与 LNC 间的敏感性. 从光谱曲线斜率参数与 LNC 间的相关性看,  $K_{re}$  与  $K_{pb}$  分别表现出显著正、负相关性, 处在近红外高反射率平台 (760 ~ 960 nm) 的斜率参数  $K_{nir1}$  也表现出极显著正相关, 它们的相关系数绝对值 ( $|r|$ ) 也均接近或超过 0.7. 考虑到  $K_{re}$  所使用的波段 (680 ~ 760 nm) 是著名的红边位置所处的波段范围<sup>[25-26]</sup>, 而它也是与 LNC 显著相关的 5 个光谱曲线斜率参

表 2 光谱曲线参数变量与 LNC 间的相关系数  
Table 2 Correlation coefficients ( $r$ ) between LNC and spectral features proposed in this study

夹角参数	$r$	斜率参数	$r$
$A_\theta$	0.109	$K_{pb}$	-0.723
$A_\alpha$	0.246	$K_{ge}$	-0.560
$A_\beta$	-0.664	$K_{gprv}$	-0.337
$A_\delta$	-0.697	$K_{re}$	0.683
$A_\omega$	-0.537	$K_{nir1}$	-0.700
$A_\varphi$	-0.585	$K_{nir2}$	-0.620
$A_\beta/A_\theta$	-0.698	$K_{nir3}$	0.353
$A_\beta/A_\alpha$	-0.718	$K_{re}/K_{pb}$	0.809
$A_\beta/A_\omega$	-0.573	$K_{re}/K_{ge}$	0.739
$A_\beta/A_\varphi$	-0.505	$K_{re}/K_{gprv}$	0.221
$A_\delta/A_\theta$	-0.730	$K_{re}/K_{nir1}$	0.397
$A_\delta/A_\alpha$	-0.747	$K_{re}/K_{nir2}$	0.438
$A_\delta/A_\omega$	-0.620	$K_{re}/K_{nir3}$	-0.019
$A_\delta/A_\varphi$	-0.559	—	—

注: 样本量  $n=38$ , 置信度  $r_{0.01}=0.418$

数中唯一表现正相关的变量, 故也分析了  $K_{re}$  与其他几个斜率参数间的比值与 LNC 间的相关关系, 结果表明  $K_{re}/K_{pb}$  与 LNC 的相关性最好 ( $r=0.809$ ), 由于  $K_{pb}$  是 7 个斜率参数中负相关最大的参数 ( $r=-0.723$ ), 因此,  $K_{pb}$  与拥有最显著正相关的  $K_{re}$  构成的比值势必会增强对 LNC 的响应, 将在后面的讨论部分详述这个比值参数  $K_{re}/K_{pb}$  与氮素间的物理响应机制.

根据表 2 光谱曲线参数变量与 LNC 间的相关性分析结果, 选择相关系数绝对值较大的几个特征参数构建了大麦叶片氮含量监测模型 (见表 3). 图 4 分别给出了利用光谱曲线斜率与夹角两类参数监

测 LNC 时, 各自拟合质量最好的两个估测模型的结果. 其中, 斜率参数模型中较好的是  $K_{re}/K_{pb}$  和  $K_{pb}$ , 决定系数  $R^2$  分别为 0.654 和 0.651, 均方根误差 RMSE 分别为 0.584 和 0.587; 夹角参数模型中较好的是  $A_\delta/A_\alpha$  与  $A_\delta/A_\theta$ , 决定系数分别为 0.597 和 0.574, 均方根误差 RMSE 分别为 0.638 和 0.656. 分析结果表明, 文中所提出的光谱曲线斜率和夹角特征参数用于描述作物 LNC 的动态变化是可接受的.

表 3 叶片氮含量 ( $y$ ) 与冠层光谱曲线主要特征参数 ( $x$ ) 间的定量关系

Table 3 Quantitative relationships between LNC ( $y$ ) and spectral features ( $x$ )

参数	拟合方程	$R^2$	RMSE
$K_{pb}$	$y = -1.508 \ln(x) - 7.634$	0.651	0.587
$K_{re}$	$y = 1.031e^{50.724x}$	0.508	0.706
$K_{nir1}$	$y = 5.579e^{-566.373x}$	0.513	0.698
$K_{re}/K_{pb}$	$y = 0.023x + 2.429$	0.654	0.584
$K_{re}/K_{ge}$	$y = 0.563x + 0.504$	0.546	0.669
$A_\delta$	$y = 8.753E + 65e^{-48.291x}$	0.530	0.691
$A_\beta/A_\theta$	$y = 3.064E + 67e^{-155.209x}$	0.528	0.691
$A_\beta/A_\alpha$	$y = 1.283E + 68e^{-156.557x}$	0.555	0.671
$A_\delta/A_\theta$	$y = 6.156E + 70e^{-162.763x}$	0.574	0.656
$A_\delta/A_\alpha$	$y = 9.241E + 70e^{-163.071x}$	0.597	0.638

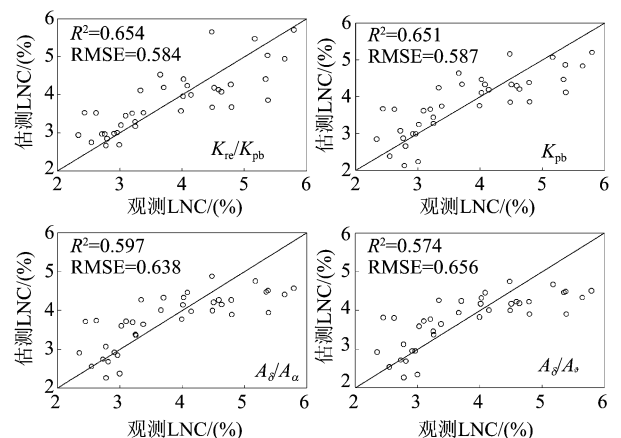


图 4 基于光谱曲线关键特征参数 ( $K_{re}/K_{pb}$ 、 $K_{pb}$ 、 $A_\delta/A_\alpha$  和  $A_\delta/A_\theta$ ) 的 LNC 估算与观测值间的比较 ( $n=38$ )

Fig. 4 LNC estimates by the regression models of spectral features ( $K_{re}/K_{pb}$ 、 $K_{pb}$ 、 $A_\delta/A_\alpha$  和  $A_\delta/A_\theta$ ) compared to observed values ( $n=38$ )

## 2.2 基于权重最优组合的叶片氮含量估测定量模型

为了进一步改进 LNC 监测的精度, 借助预测学领域中的权重最优组合方法构建了监测 LNC 的组合光谱估测模型, 将表 3 中 10 个基于敏感光谱曲线特征参数的 LNC 估测模型作为单元模型, 应用基于二元最优组合的迭代寻优算法, 对各个单参数模型

赋予最优权重,结果如表 4 所示. 权重最优组合方法具有冗余信息判定功能,参与组合的单个模型提供的有用信息愈多,被赋予的权重就越大,对于少提供或提供重复信息的单个模型会自动判定给予小权重或 0 权重,权重最优组合方法的冗余信息判定功能可以由严谨的数学推理计算来证明<sup>[27]</sup>. 由表 4 看出,应用权重最优组合方法,仅  $K_{\text{mir1}}$  和  $K_{\text{re}}/K_{\text{pb}}$  两个关键光谱曲线特征参数建立的叶片氮含量监测模型被赋予了权重,其他 8 个单项模型被给予 0 权重,这说明在组合模型中这 8 个提供了冗余信息,当 10 个单参数模型构建组合模型时,仅  $K_{\text{mir1}}$  和  $K_{\text{re}}/K_{\text{pb}}$  两个监测模型就可使 LNC 估测误差平方和达到最小的目的.

结合表 1 中光谱曲线特征参数变量的定义,可见看出,权重最优组合方法赋予权重的两个单元模型所涉及的三个光谱曲线特征参数  $K_{\text{mir1}}$ 、 $K_{\text{re}}$  和  $K_{\text{pb}}$ ,对于氮含量的监测是有积极意义的.  $K_{\text{pb}}$  和  $K_{\text{re}}$  这两个特征分别使用的是可见光区中红光和蓝光波段范围的光谱信息,这两个波段范围的辐射是叶绿素强烈吸收的区域,而叶绿素与氮素含量密切相关<sup>[18,28]</sup>, $K_{\text{mir1}}$  使用的是近红外区高反射平台范围的光谱信息,这个波段范围也是作物生化组分高光谱监测中选择特征波长的最常用区域之一,许多来自于这个波段范围特定波长与来自红光或蓝光波段敏感波长的反射信息被用来设计特征植被指数,用于植被生理参数的光谱分析与评价<sup>[29]</sup>.

表 4 基于权重最优组合算法的各单变量模型的最优权重  
Table 4 Optimal weights of LNC models with key spectral variables based on the optimal combination algorithm

模型 $M(x)$	权重	$R^2$	RMSE
$M(K_{\text{pb}})$	0	0.651	0.587
$M(K_{\text{re}})$	0	0.508	0.706
$M(K_{\text{mir1}})$	0.323	0.513	0.698
$M(K_{\text{re}}/K_{\text{pb}})$	0.677	0.654	0.584
$M(K_{\text{re}}/K_{\text{gc}})$	0	0.546	0.669
$M(A_{\delta})$	0	0.530	0.691
$M(A_{\beta}/A_{\theta})$	0	0.528	0.691
$M(A_{\beta}/A_{\alpha})$	0	0.555	0.671
$M(A_{\delta}/A_{\theta})$	0	0.574	0.656
$M(A_{\delta}/A_{\alpha})$	0	0.597	0.638
组合	—	0.720	0.546

表 4 也表明,通过构建组合模型,LNC 高光谱监测精度的确得到了改进和提高, $R^2$  由单参数模型估算最高的 0.654 提高到 0.720, RMSE 也进一步减小到 0.546. 依据表 4 的最优权重结果,基于高光谱曲

线特征参数估测大麦作物 LNC 的组合模型可用式 (12) 来表达. 图 5 显示的是用最优权重组合模型估测的 LNC 与观测值间的相关关系.

$$\text{LNC}(\%) = 0.323M_1(K_{\text{mir1}}) + 0.677M_2(K_{\text{re}}/K_{\text{pb}}), \quad (12)$$
 式中,LNC 为叶片氮含量( $\text{g } 100 \text{ g}^{-1}, \%$ ),  $M_1$  与  $M_2$  分别表示应用关键特征参数  $K_{\text{mir1}}$  和  $K_{\text{re}}/K_{\text{pb}}$  的 LNC 估测模型,见表 3.

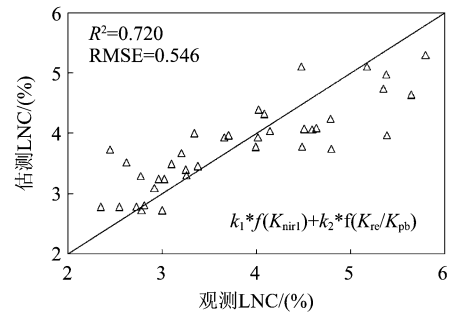


图 5 基于权重最优组合模型的 LNC 高光谱估算与观测值间的相关性

Fig. 5 Comparison between observed and estimated LNC with the combination model based on optimal combination algorithm

### 3 讨论

探讨了应用高光谱曲线的斜率和夹角等新型光谱特征变量监测作物 LNC 的可行性. 提出的光谱曲线斜率与夹角等新特征,既可以充分应用分段光谱曲线波段中所有波长的丰富光谱信息,又在一定程度对分段光谱曲线波段范围中所有波长反射率信息进行了浓缩和简化,是在高光谱应用中的一个有益探索. 高光谱数据由于波长很多,应用少数几个敏感波长反射信息构建的叶片氮素光谱诊断模型,往往由于相邻波长之间的高度相关性,常表现出入选波长不稳定的现象,文中提出的斜率与夹角新光谱变量,使用的是分段光谱曲线中几十甚至上百个波长的反射率综合性信息,有助于增加特征变量的抗干扰能力,一定程度上有利于高光谱反演模型稳定性的提高.

基于关键斜率与夹角特征参数构建的监测大麦作物叶片氮素含量的定量模型见表 3,实际上仍然依赖于叶绿素与氮素间的高度相关性<sup>[18,28]</sup>,些关键参数如  $K_{\text{re}}/K_{\text{pb}}$ 、 $K_{\text{pb}}$ 、 $A_{\delta}/A_{\alpha}$  和  $A_{\delta}/A_{\theta}$  多是利用可见光区的光谱曲线信息,而可见光区的植被光谱特性主要是受各种色素,特别是受叶绿素的控制,这符合当前主要利用叶绿素在可见光区的吸收特性来设计氮

素光谱诊断模型的一般思路<sup>[13,16,30]</sup>。

表 2 中光谱曲线参数与氮素间的相关性分析表明:可见光区四个曲线斜率特征中( $K_{pb}$ ,  $K_{ge}$ ,  $K_{re}$  和  $K_{grv}$ ),红边范围(680 ~ 760nm)光谱曲线斜率  $K_{re}$  与氮含量间是正相关关系,表明随着氮素含量增加,红边光谱曲线斜率也增大(即曲线上升变快与变陡),其他三个特征则与氮素间呈负相关变化,说明氮素含量增加,相应光谱曲线段的斜率随之减小,这与图 1 中不同氮素水平下实测冠层光谱在相应光谱区域的曲线特征变化相吻合,图 2 中将光谱曲线近似成直线的示意图更能直白地说明两者间的互动关系,这也初步印证了开始提出的这些反射光谱曲线特征与氮素间有关联的最初设想。此外,从其它 5 个夹角特征和近红外区的三个斜率特征与氮含量间相关性也可以看出,本文提出的新型光谱特征能够响应不同氮素含量水平的光谱曲线变化,只不过是关联响应程度不同。

最优组合方法具有冗余信息判定功能<sup>[27]</sup>,对于提供有用信息越多的单一模型赋予的权重越大,对少提供或者提供重复冗余信息的模型会自动判定给予小权重或 0 权重。将表 3 中 10 个基于斜率或夹角特征参数的氮含量估测模型作为单元模型建立 LNC 组合估测模型时,可以看出:除了自身本来拟合系数( $R^2$ )最大的  $K_{re}/K_{pb}$  氮素反演模型被给予较大权重外, $K_{mir}$  也被给予权重,而其余 8 个则都被给予了 0 权重(见表 4),这表明在 10 个单参数氮素拟合模型中,这 8 个可能提供了重复多余的氮素信息,尽管  $K_{mir}$  的拟合系数是除  $K_{re}$  之外最小的,但  $K_{mir}$  却可能包含了氮素响应信息。通过分析最优权重组合方法所确定的两个关键参数  $K_{re}/K_{pb}$  和  $K_{mir}$  所携带的作物生化组分光谱特征,我们可以发现它们与氮素间具有良好的物理响应机制。 $K_{re}$  和  $K_{pb}$  使用的波段范围恰恰分别是叶绿素光谱吸收特征所在红光和蓝光区域,当作物叶片氮素增加时,叶绿素含量也随之升高,对红光吸收加强,红光吸收谷反射率进一步降低,使得红边区域光谱曲线上升速率也加快,即  $K_{re}$  随之增大;同时,叶绿素增多也会对蓝光的吸收加强(尽管蓝光区域也受类胡萝卜素吸收的影响,但由于正常植被叶片叶绿素占优势的地位<sup>[31]</sup>,叶绿素含量高的冠层叶片对可见光区蓝、红光的强烈吸收会整体削平可见光区的光谱曲线),使得蓝光所在光谱区(400 ~ 500 nm)曲线进一步平缓,表现为斜率  $K_{pb}$  减小,因此两个特征参数  $K_{re}$  和  $K_{pb}$  同时地一增一减,二者构成的比值  $K_{re}/K_{pb}$  进一步放大了对氮

素含量的变化响应,这也解释了为什么特征比值  $K_{re}/K_{pb}$  与 LNC 间具有最好的相关关系(见表 2);另一方面,叶绿素含量的增加,叶片光合作用加强,叶片内细胞结构组织的活性进一步增强,近红外区高反射平台(760 ~ 910 nm)抬升,特别是靠近红边一端上升比较明显,使得该段区域的光谱曲线有所平缓,反映在曲线斜率上  $K_{mir}$  相应地减小,已有研究表明:选择这个区域的特征波段来设计氮素光谱诊断指数也具有很好的效果,而且也多选择靠近红边一端特征波长<sup>[32-33]</sup>;从另一层面讲,由于氮素差异引起的叶绿素含量变化,虽然主要影响可见光区光谱曲线特征的变化,但近红外区光谱特征不可能没有变化,因为氮素除了是叶绿素的重要成分外,也是叶片细胞惰性结构以及一些重要羧化酶的成分<sup>[18]</sup>,这些物质组分数量的变化很可能影响着细胞内部的成分结构变化,从而影响近红外光谱的特征。因此,最优权重组合方法除了给予可见光区的特征  $K_{re}/K_{pb}$  较大权重外,也选择了拟合度稍低但与氮素也有关联的近红外光区的特征参数  $K_{mir}$ ,也就不难理解。此外,值得关注的是:在利用最优组合原理建立组合特征参数的氮素诊断模型时,所有夹角特征及其比值参数都被赋予了 0 权重,可能的原因是夹角参数一般使用的是光谱曲线拐点两边的特征段信息,涉及的波长数量较大,与只使用一段光谱曲线的斜率参数相比,一些重复或者冗余无关的信息反而会增多,这进一步表明最优组合方法的确具有较好的冗余信息判定能力,通过权重的优化配置突出对氮含量变化敏感的关键特征参数的识别,这样有助于增强对氮素诊断监测的适应性和稳定性。

尽管本文使用高光谱曲线斜率与夹角参数变量,初步实现了对作物 LNC 的监测和估算,但主要是针对大麦一种作物的尝试应用,今后还需要开展更多的工作,扩大作物类型和使用范围,加强两类特征参数与 LNC 间更深入的响应机理关系的研究。

## 4 结论

氮素是作物植株需求量最大的元素,对作物光合产量与品质的最终形成具有重要影响。本文根据不同 LNC 水平下的作物冠层高光谱曲线具有“高低宽窄”的形态变化,以对氮素要求较高的大麦 LNC 监测为例,提出利用高光谱曲线斜率、夹角等两类新特征参数来监测大麦 LNC,在分析了这些变量与 LNC 间的响应关系的基础上,尝试建立了监测大麦 LNC 动态变化的定量模型。研究表明,提出的高光

谱曲线特征参数可以较好地监测大麦生长旺期的氮素含量变化,特别是斜率特征( $K_{re}/K_p$ 与 $K_{pb}$ )和夹角参数( $A_\theta/A_\alpha$ 与 $A_\theta/A_\beta$ ).为进一步改进 LNC 高光谱估测的稳定性和精度,引入了预测学领域的最优权重组合方法,构建了基于关键光谱曲线特征参数 $K_{mir}$ 和 $K_{re}/K_{pb}$ 的氮素光谱诊断组合模型,结果表明,最优权重组合方法能够明显改善 LNC 光谱监测的适应性和稳定性,并提高估测精度,为氮素高光谱有效监测提供了可供参考的新方法.

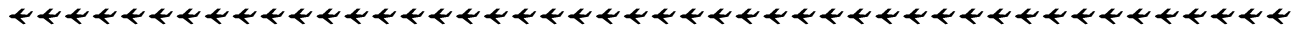
研究中所提出的高光谱曲线斜率与夹角等新特征参数,是对高光谱曲线分段范围内所有波长反射率信息的一类综合表达变量,也是对高光谱数据中大量波段信息挖掘应用的一种尝试.本文初步的研究结果也可为其他作物生化组分的高光谱监测提供可用的新思路.

## REFERENCES

- [1] Hucklesby D P, Brown C M, Howell S E, *et al.* Late spring applications of nitrogen for efficient utilization and enhanced production of grain and grain protein in wheat [J]. *Agron J*, 1971, **63**: 274 - 276.
- [2] Woodard H J, Bly A. Relationship of nitrogen management to winter wheat yield and grain protein in South Dakota [J]. *J Plant Nutr*, 1998, **21**: 217 - 233.
- [3] GUO Sheng-Li, DANG Ting-Hui, HAO Ming-De. Effects of fertilization on wheat yield,  $\text{NO}_3^-$ -N accumulation and soil water content in semi-arid area of china [J]. *Scientia Agricultura Sinica* (郭胜利, 党廷辉, 郝明德. 施肥对半干旱地区小麦产量、 $\text{NO}_3^-$ -N 累积和水分平衡的影响. *中国农业科学*), 2005, **38**(4): 754 - 760.
- [4] SUN Da-Ye, YANG Jia-Si. Applying sugar-nitrogen ratio to diagnose the nutrition in wheat plants [J]. *Scientia Agricultura Sinica* (孙大业, 杨家泗. 糖氮比在小麦植株营养诊断中的运用. *中国农业科学*), 1978, **11**(4): 32 - 39.
- [5] JIN Xian-Chun, XU Wei-Sheng, ZHANG Ling, *et al.* Influence of physiological characteristics at grain filling stage on dying green of wheat plants [J]. *Acta Agronomica Sinica* (金先春, 徐威生, 张玲, *等.* 不同小麦品种的灌浆生理特性对后期青枯影响的研究. *作物学报*), 1994, **20**(1): 99 - 105.
- [6] Gregory P A. Biophysical and biochemical sources of variability in canopy reflectance [J]. *Remote Sens Environ*, 1998, **64**: 234 - 253.
- [7] Pu R, Ge S, Kelly N M, *et al.* Spectral absorption features as indicators of water status in coast live oak (*Quercus agrifolia*) leaves [J]. *Int J Remote Sens*, 2003, **24**: 1799 - 1810.
- [8] Zhang Y, Chen J M, Miller J R, *et al.* Leaf chlorophyll content retrieval from airborne hyperspectral remote sensing imagery [J]. *Remote Sens Environ*, 2008, **112**: 3234 - 3247.
- [9] Curran P J. Remote sensing of foliar chemistry [J]. *Remote Sens Environ*, 1989, **30**: 271 - 278.
- [10] Fourty T, Baret F, Jacquemoud S, *et al.* Leaf optical properties with explicit description of its biochemical composition: direct and inverse problems [J]. *Remote Sens Environ*, 1996, **56**: 104 - 117.
- [11] Kokaly R F, Clark R N. Spectroscopic determination of leaf biochemistry using band-depth analysis of absorption features and stepwise multiple linear regression [J]. *Remote Sens Environ*, 1999, **67**: 267 - 287.
- [12] Elvidge D E. Visible and near infrared reflectance characteristics of dry plant materials [J]. *Remote Sens Environ*, 1990, **11**: 1775 - 1795.
- [13] Hansen P M, Schjoerring J K. Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression [J]. *Remote Sens Environ*, 2003, **86**: 542 - 553.
- [14] YAO Xia, ZHU Yan, TIAN Yong-Chao, *et al.* Research of the optimum hyperspectral vegetation indices on monitoring the nitrogen content in wheat leaves [J]. *Scientia Agricultura Sinica* (姚霞, 朱艳, 田永超, *等.* 小麦叶层氮含量估测的最佳高光谱参数研究. *中国农业科学*), 2009, **42**(8): 2716 - 2725.
- [15] Feng W, Yao X, Zhu Y, *et al.* Monitoring leaf nitrogen status with hyperspectral reflectance in wheat [J]. *Eur J Agron*, 2008, **28**: 394 - 404.
- [16] Chen P, Driss H, Tremblay N, *et al.* New index for estimating crop nitrogen concentration using hyperspectral data [J]. *Remote Sens Environ*, 2010, **114**: 1987 - 1997.
- [17] XU Xin-Gang, ZHAO Chun-Jiang, WANG Ji-Hua, *et al.* Study on relationship between new characteristic parameters of spectral curve and chlorophyll content for rice [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis* (徐新刚, 赵春江, 王纪华, *等.* 新型光谱曲线特征参数与水稻叶绿素含量的关系研究. *光谱学与光谱分析*), 2011, **31**(1): 188 - 191.
- [18] Jongschaap E E, Booij R. Spectral measurements at different spatial scales in potato: relating leaf, plant and canopy nitrogen status [J]. *Int J Appl Earth Obs Geoinform*, 2004, **5**: 205 - 218.
- [19] Wallis K F. Combining forecasts; forty years later [J]. *Applied Financial Economics*, 2011, **21**: 33 - 41.
- [20] Pu R. Broadleaf species recognition with in situ hyperspectral data [J]. *Int J Remote Sens*, 2009, **30**: 2759 - 2779.
- [21] ZHANG Qing. Application research on an optimal mix forecasting method based on ANN [J]. *Systems Engineering-Theory & Applications* (张青. 基于神经网络最优组合预测方法的应用研究. *系统工程理论与实践*), 2001, **21**(9): 90 - 93.
- [22] WANG Shuo, TANG Xiao-Wo, ZENG Yong. A research on combination forecasting approach based on acceleration genetic algorithm [J]. *Science Research Management* (王硕, 唐小我, 曾勇. 基于加速遗传算法的组合预测方法研究. *科研管理*), 2002, **23**(3): 118 - 121.
- [23] WU Jing-Min, ZUO Hong-Fu, CHEN Yong. A combined forecasting method based on particle swarm optimization with immunity algorithms [J]. *Systems Engineering-Theory Methodology Applications* (吴静敏, 左洪福, 陈勇. 基于免疫粒子群算法的组合预测方法. *系统工程理论方法应用*), 2006, **15**(3): 229 - 233.
- [24] TANG Xiao-Wo, ZENG Yong, CAO Chang-Xiu. An iterative algorithm for optimal combination forecasting of non -



- [3] LI Jie, ZHAO Chun-Hui, MEI Feng. Detection hyperspectral anomaly by using background residual error data [J]. *Journal Infrared Millimeter Waves* (李杰, 赵春晖, 梅峰. 利用背景残差数据检测高光谱图像异常. *红外与毫米波学报*), 2010, **29**(2): 150 - 155.
- [4] ZHAO Chun-Hui, LI Jie, MEI Feng. A kernel weighted RX algorithm for anomaly detection in hyperspectral imagery [J]. *Journal Infrared Millimeter Waves* (赵春晖, 李杰, 梅峰. 核加权 RX 高光谱图像异常检测算法. *红外与毫米波学报*), 2010, **29**(5): 378 - 382.
- [5] Shawe-Taylor J, Cristianini N. *Kernel methods for pattern analysis* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004: 112 - 287.
- [6] Kwon H, Nasrabadi N M. Kernel spectral matched filter for hyperspectral imagery [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, **71**(2): 127 - 141.
- [7] Gu Y F, Liu Y, Zhang Y. A selective KPCA algorithm based on high-order statistics for anomaly detection in hyperspectral imagery [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, **5**(1): 43-47.
- [8] Kwon H, Der S Z, Nasrabadi N M. Adaptive anomaly detection using subspace separation for hyperspectral imagery [J]. *Optical Engineering*, 2003, **42**(11): 3342 - 3351.
- [9] Young S S, Kwon H, Der S Z, et al. Adaptive target detection in forward-looking infrared imagery using the eigenspace separation transform and principal component analysis [J]. *Optical Engineering*, 2004, **43**(8): 1767 - 1776.
- [10] Goldberg H, Kwon H, Nasrabadi N M. Kernel eigenspace separation transform for subspace anomaly detection in hyperspectral imagery [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2007, **4**(4): 581 - 585.
- [11] Ranney K I, Soumekh M. Hyperspectral anomaly detection within the signal subspace [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letter*, 2006, **3**(3): 312 - 316.
- [12] Goldberg H R. A performance characterization of kernel-based algorithms for anomaly detection in hyperspectral imagery [D]. Washington: University of Maryland, 2007.
- [13] LI Qing-Bo, LI Xiang, ZHANG Guang-Jun. A hyperspectral small target detection method based on outlier detection [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis* (李庆波, 李响, 张广军. 一种基于光谱奇异值检测的高光谱遥感小目标探测方法. *光谱学与光谱分析*), 2008, **28**(8): 1832 - 1836.
- [14] Kwon H, Nasrabadi N M. Kernel matched subspace detectors for hyperspectral target detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(2): 178 - 194.
- [15] Strang G. *Linear algebra and its applications* [M]. New York: Academic Press, 1988: 63 - 131.



(上接 356 页)

- negative weights [J]. *Systems Engineering Theory Methodology Applications* (唐小我, 曾勇, 曹长修. 非负权重最优组合预测的迭代算法研究. *系统工程理论方法应用*), 1994, **3**(4): 48 - 52.
- [25] Horler D N H, Dockray M, Barber J. The red edge of plant leaf reflectance [J]. *Int J Remote Sens*, 1983, **4**: 273 - 288.
- [26] Miller J R, Hare E W, Wu J. Quantitative characterization of the vegetation red edge reflectance model [J]. *Int J Remote Sens*, 1990, **11**: 1755 - 1773.
- [27] TANG Xiao-Wo. Study of combination forecasting error information matrix [J]. *Journal of UEST of China* (唐小我. 组合预测误差信息矩阵研究. *电子科技大学学报*), 1992, **21**(4): 448 - 454.
- [28] Botha E J, Zebarth B J, Leblon, B. Non-destructive estimation of potato leaf chlorophyll and protein contents from hyperspectral measurements using the PROSPECT radiative transfer model [J]. *Can J Plant Sci*, 2006, **86**: 279 - 291.
- [29] Haboudane D, Miller J R, Pattey E, et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture [J]. *Remote Sens Environ*, 2004, **90**: 337 - 352.
- [30] CHEN Peng-Fei, SUN Jiu-Lin, WANG Ji-Hua, et al. Using remote sensing technology for crop nitrogen diagnosis: status and trends [J]. *Scientia Sinica Informationis* (陈鹏飞, 孙九林, 王纪华, 等. 基于遥感的作物氮素营养诊断技术: 现状与趋势. *中国科学: 信息科学*), 2010, **40** (增刊): 21 - 37.
- [31] PAN Rui-Chi. *Plant physiology (5th edition)* [M]. Beijing: Higher Education Press (潘瑞炽. *植物生理学* (第五版). 北京: 高等教育出版社), 2004: 64.
- [32] Reyniers M, Walvoort D J J, De Baardemaaker J. A linear model to predict with a multi-spectral radiometer the amount of nitrogen in winter wheat [J]. *Int J Remote Sens*, 2006, **27**: 4159 - 4179.