

## 利用光谱指数反演植被叶绿素含量的精度及稳定性研究

姜海玲<sup>1,2</sup>, 杨 杭<sup>2</sup>, 陈小平<sup>3</sup>, 王树东<sup>2</sup>, 李雪轲<sup>2</sup>, 刘 凯<sup>4</sup>, 岑 奕<sup>2\*</sup>

1. 北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871
2. 中国科学院遥感与数字地球研究所, 北京 100101
3. 哈尔滨工业大学深圳研究生院, 深圳 518055
4. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101

**摘 要** 农业遥感中, 利用光谱指数方法反演作物叶绿素含量一直得到广泛地应用。利用 PSR-3500 光谱仪及 SPAD-502 叶绿素仪同步获取了冬小麦冠层光谱数据及对应叶片的叶绿素相对含量(SPAD 值), 并利用高斯光谱响应模型将 PSR 获取的地面连续光谱数据重采样为多光谱 Landsat-TM7 及高光谱 Hyperion 光谱数据, 然后分别计算基于两种传感器的归一化差值植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、综合叶绿素光谱指数(MCARI/OSAVI, the ratio of the modified transformed chlorophyll absorption ratio index (MCARD) to optimized soil adjusted vegetation index(OSAVI))、三角形植被指数(triangle vegetation index, TVI)及通用植被指数(vegetation index based on universal pattern decomposition method, VIUPD), 再将四种光谱指数与叶绿素含量进行回归分析。结果表明, 针对重采样后的 TM 和 Hyperion 两种传感器数据, VIUPD 反演叶绿素含量精度(决定系数  $R^2$ )最高, 反演能力最稳定, 这与其“不受传感器影响”的特性密不可分; MCARI/OSAVI 反演精度和稳定性次之, 是因为引入的 OSAVI 削弱了土壤背景的影响; 宽波段指数 NDVI 和 TVI 对模拟 TM 数据有较好的反演精度, 对 Hyperion 数据反演精度却很低, 可能是因为两种指数的构成形式简单, 考虑的影响因素较少。以冬小麦为例, 对利用光谱指数反演植被叶绿素含量的精度和稳定性进行了研究并分析了其影响因素, 经比较发现利用植被指数 VIUPD 进行植被叶绿素含量反演时, 其精度和稳定性最好。

**关键词** 光谱重采样; 光谱指数; 叶绿素含量反演; 回归分析; 精度及稳定性

中图分类号: TP79; S512.11 文献标识码: A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2015)04-0975-07

## 引 言

叶绿素是植被光合作用中最为重要的色素, 植物叶片中叶绿素含量的多少不仅仅表明了植株的生长情况, 也体现其与外界环境进行物质能量交换的能力。叶绿素含量是植被光合作用能力强弱、生理胁迫状况、固碳能力及氮利用效率的良好指示器, 同样与初级生产力也密切相关<sup>[1-3]</sup>。因此, 利用遥感手段快速及时地监测作物不同生长时期的叶绿素含量对作物的长势及产量估算起着重要的作用。

针对植被生化参量(叶绿素含量、叶片水含量、氮素含量、纤维素等)的反演方法, 初期使用多元回归反演方法较多, 后来主要转为基于特征波段选择的光谱指数反演方法。

同时, 物理模型反演方法也逐渐得到广泛地应用。由于物理模型反演算法十分复杂, 需要考虑的因素太多, 很多输入参数难以获得, 反演精度从而也受到限制。相比之下, 基于经验/半经验模型的统计方法(如: 光谱指数反演方法)凭借其简单、快捷的特点常被用于植被生化参量的反演, 通常通过大量的遥感数据对生化参量数据进行统计分析, 然后建立反演生化参量数据的估测模型<sup>[1,3]</sup>。

光谱指数(spectral index)是指由某些特定多光谱或高光谱遥感数据波段的反射率线性或非线性组合构成的一种光谱参数<sup>[2]</sup>。光谱指数波段组合的选取需参照一定的物理基础, 能部分消除环境背景如非植被目标土壤、水体等的光谱影响, 在此基础上建立的多波段光谱植被指数所体现的光谱信息比单波段具有更好的灵敏性, 统计分析结果更有意

收稿日期: 2014-01-19, 修订日期: 2014-04-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(41371362, 41201348, 41371359)和国家科技支撑计划项目(2012BAH29B03)资助

作者简介: 姜海玲, 1986年生, 北京大学遥感与地理信息系统研究所博士研究生 e-mail: hai\_ling\_1986@163.com

\* 通讯联系人 e-mail: cenyi@radi.ac.cn

义<sup>[2,4,5]</sup>。光谱指数已被广泛应用于监测作物生长发育情况、固氮能力、营养胁迫诊断等方面的研究,是一种可以定性、定量评估植被生长分布的有效方法<sup>[6,7]</sup>。因此,可选取对植被叶片叶绿素敏感度较高的光谱指数来反演作物叶片叶绿素含量。Pisek 等指出在过去的 20 年,基于地面和航空遥感传感器建立的多种宽波段光谱指数已被广泛应用于估测农作物的生化参量,如叶面积指数 LAI 和叶绿素含量等<sup>[4]</sup>。Sims 等验证了基于 550 和 700 nm 构建的光谱指数与叶绿素含量建立的经验模型对叶绿素含量具有更高的潜在估测精度<sup>[5]</sup>。吴朝阳等建立了包含红边位置 705 和 750 nm 的光谱指数,这些光谱指数可以对小麦叶绿素含量信息进行可靠的估算<sup>[8]</sup>。很多研究的重点在于波段选取上,从而构建对叶绿素含量较敏感且反演精度较高的光谱指数,但忽略了光谱指数针对不同传感器反演能力的稳定性差异。由于不同传感器的光谱响应存在较大差异<sup>[9]</sup>,导致同一种光谱指数针对不同传感器数据反演植被叶绿素含量的稳定性不尽相同。

由于同时段、同地区、同种地物的不同传感器的光谱数据很难同步获取,因此采用高斯模型重采样方法将地面实测连续光谱数据模拟成同步的多光谱 TM 和高光谱 Hyperion 遥感数据,分别计算选取的 normalized difference vegetation index (NDVI), the ratio of modified transformed chlorophyll absorption ratio index (MCARI) to optimization of soil-adjusted vegetation index (OSAVI) (MCARI/OSAVI), triangle vegetation index (TVI) 及通用光谱指数 vegetation index based on universal pattern decomposition method (VI-UPD)<sup>[9,10]</sup> 四种光谱指数值,分析光谱指数与小麦叶片叶绿素含量之间的相关关系并建立光谱指数与叶绿素含量的回归模型,最后对比分析这四种光谱指数反演小麦叶绿素含量的精度及稳定性。

## 1 实验部分

### 1.1 研究区域

2013 年 5 月 2 日—3 日,于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′,海拔高度 36 m)开展冬小麦田间实验。实验正值小麦的拔节期,实验样区为四种灌溉处理方式,每种处理方式有 6 个重复样地,每块样地区域面积为 1 m×1 m,具体四种灌溉处理见表 1。实验小麦品种均为冬小麦,实验同步测定了小麦冠层光谱数据及其叶绿素含量 (SPAD) 数据。

Table 1 The irrigation treatments of selected experimental areas

Number	Irrigation treatment
1	before sowing(60 kg)
2	before sowing(30 kg) + before freezing(30 kg)
3	before sowing(30 kg) + before freezing(30 kg) + at erecting stage(60 kg) + flowering stage(60 kg)
4	before sowing (30 kg) + before freezing (30 kg) + jointing stage(60 kg) + flowering stage(60 kg)

### 1.2 数据获取

#### (1) 光谱数据获取

小麦光谱数据的获取采用美国 Spectral Evolution 公司研制的 PSR-3500 便携式地物光谱仪,其光谱范围是 350~2 500 nm,光谱分辨率为 3.5 nm(350~1 000 nm)。测量光谱时,光纤探头垂直于小麦冠层约 50 cm 高,每块样地按对角线方法均匀地选取四个采样点,且每个采样点测 4 次光谱再平均作为此点光谱信息。测量时天气条件为晴朗、微风,光谱测定时间为 9:30—14:30。选取了小麦拔节期的光谱数据,原因是拔节期小麦的叶面积指数呈增加阶段,即 LAI 值偏高,从而可以保证获取的每条样本光谱最大限度地逼近纯像元,尽量排除土壤背景的影响。

#### (2) 小麦叶片叶绿素含量数据获取

采用美国美能达 SPAD-502 叶绿素测量仪对冬小麦叶片的相对叶绿素含量进行无破坏性地测量。它通过测量叶片在红光区和近红外区的吸收率计算出一个数值即 SPAD 值,并使该数值与叶片内部的叶绿素浓度成正比<sup>[11]</sup>。通常情况下,将 SPAD 值直接作为表征叶片叶绿素浓度的相对值。

测量小麦叶片相对叶绿素含量 (SPAD) 与光谱测量同步,每个采样区对应光谱测量顺序取四棵小麦植株。为了方便测量,尽量选择叶片完全展开的植株,选取每株的顶叶至倒二叶,使用 SPAD-502 叶绿素仪对每片叶子的叶尖、叶中、叶基三个部位各测定两次,同一片叶共测得六个 SPAD 值并取平均作为整个叶片的相对叶绿素含量。

### 1.3 光谱重采样

光谱重采样是指将波谱库中或地面实际测量的光谱数据与其他已知传感器的波谱或波谱源进行匹配。本文将 PSR 光谱仪测得的地面小麦连续光谱数据分别重采样为 Landsat-TM7 多光谱数据以及 EO-1 Hyperion 高光谱数据。重采样时,采用一个半波宽(full width half maximum, FWHM)等于波段间距的高斯光谱响应模型对已知的 PSR 光谱数据进行处理。

利用高斯函数进行重采样如式(1)所示,首先定义  $t$  为每一个高斯函数的两端到中心的距离。

$$f(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

式中, $\mu$  为期望值,代表每个函数的中心波长; $\sigma$  为标准差,用来计算  $t$ 。采样后的波段数就是高斯函数的个数,每个高斯函数在区间 $[\mu-t, \mu+t]$ 内的积分则是经过采样后的光谱值<sup>[12]</sup>。

重采样时,根据 Landsat-TM7 传感器光谱响应特性,将 PSR 光谱数据重采样为六个波段光谱数据。由于 PSR 光谱范围为 339.20~2 501.89 nm,Hyperion 光谱范围为 355.59~2 577.08 nm,重采样的 Hyperion 光谱范围超出实测光谱范围,所以重采样时需去掉超出范围的坏波段(2 501.89~2 577.08 nm),最终 Hyperion 重采样波段数目为 234 个。

## 2 结果与讨论

### 2.1 光谱指数选取及其计算

光谱指数特征波段与光合色素存在很强的相关性, 因此特征波段的选取需考虑植被光合色素的光谱特征信息<sup>[1,8]</sup>。在可见光区域, 叶绿素 a 和叶绿素 b 在以 450 和 640~680 nm 为中心的蓝波段和红波段区域有两个强烈吸收峰, 吸收系数最大值在 670 nm, 因此 450 与 670 nm 附近区域常常被作为反演叶绿素信息的特征波段; 叶片在 550 nm 波长附近形成绿光反射峰, 此时叶绿素吸收系数最小<sup>[5,13]</sup>。在 700 nm 附近, 也对应叶绿素最小吸收波段, 因此 550 与 700 nm 附近常常被选作抗干扰的特征波段, 用来削弱非光合作用物质引起的光合有效辐射; 730 nm 附近被称作红边位置, 也可作为反映叶绿素含量变化的敏感波段; 在 750 nm 以后, 叶绿素对电磁波的吸收特征微弱, 也常常将 750~800 nm 附近选作特征波段<sup>[2,13,14]</sup>。

根据以上特征波段选取依据, 利用这些特征波段构建的归一化植被指数 NDVI、三角形植被指数 TVI 以及综合型叶绿素光谱指数 MCARI/OSAVI 等可敏感反映叶绿素含量的光谱指数, 其中 OSAVI 为最优土壤植被指数, 它能最大程度地限制大气、土壤背景等影响。

通用植被指数 VIUPD 是新型的光谱指数, 是基于通用光谱模式分解算法 UPDM (universal pattern decomposition method) 建立起来的, 具有不受传感器影响的特点, 它能更准确地反映植被(如叶片)生长发展过程中发生的变化, 比如植被叶片从绿色到黄色再到枯萎整个完整的生长过程<sup>[9,10]</sup>。因此, 尝试利用其反演小麦叶绿素含量, 并验证其反演精度及针对不同传感器数据反演的稳定性。表 2 列出了文中使用的光谱指数及公式。

Table 2 Spectral indices used in this study

Spectral index	Formulation
NDVI	$NDVI = (R_{NIR} - R_R) / (R_{NIR} + R_R)^{[7]}$
MCARI/OSAVI	$MCARI/OSAVI = \frac{[(R_{700} - R_{670}) - 0.2(R_{700} - R_{550})](R_{700}/R_{670})^{[15]}}{(1 + 0.16)(R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670} + 0.16)}$
TVI	$TVI = 0.5 \times [120 \times (GR_{750} - R_{550}) - 200 \times (R_{670} - R_{550}G)]^{[14]}$
VIUPD	$VIUPD = (C_v - 0.1C_s - C_4) / (C_w + C_v + C_s)^{[9,10]}$

针对重采样后的 Landsat-TM7 光谱数据计算叶绿素反演光谱指数时, NDVI 计算公式中的  $R_{NIR}$  和  $R_R$  分别选择 TM4 和 TM3 波段; TVI 计算公式中的  $R_{550}$ 、 $R_{670}$  和  $R_{750}$  分别选择 TM2, TM3 和 TM4 波段; MCARI/OSAVI 计算公式中  $R_{550}$ 、 $R_{670}$  和  $R_{800}$  分别选择 TM2, TM3 和 TM4 波段, TM 波段中不存在以 700 nm 为中心波长的波段, 故取其临近的 TM3 及 TM4 波段反射率的平均值作为  $R_{700}$ ; 关于 VIUPD 的计算, 首先将 VIUPD 标准系数文件重采样为 TM 传感器的标准系数文件 VIUPD-TM coe, 然后与 1.3 节中重采样后的 TM 光谱数据文件共同计算出基于模拟 TM 数据的 VIUPD 指数<sup>[9,10]</sup>, 此过程在 matlab 程序中实现。四种光谱指数具体的计算公式见表 3。

针对重采样后的 Hyperion 光谱数据计算叶绿素反演光谱指数时, 将小麦光谱的红边位置信息( $R_{705}$  和  $R_{750}$ ) 合并到光谱指数中, 对叶绿素含量的反演有更好的精度<sup>[13]</sup>。由于重采样后 Hyperion 数据中没有以 550, 705 和 750 nm 为中心波长的波段, 故取临近的 548 及 559 nm 两个波段的反射率的平均值作为  $R_{550}$ , 取临近的 701 及 711 nm 两个波段的反射率的平均值作为  $R_{705}$ , 752 nm 的反射率作为  $R_{750}$ 。NDVI 计算公式中的  $R_{NIR}$  和  $R_R$  分别选择  $R_{750}$  和  $R_{705}$ ; TVI 计算公式中的  $R_{670}$  和  $R_{750}$  分别选择重采样光谱数据 Hyperion 中临近的  $R_{671}$  和  $R_{752}$ ,  $R_{550}$  将取临近的  $R_{548}$  和  $R_{559}$  的平均值; MCARI 计算公式中选择  $R_{550}$ ,  $R_{705}$  和  $R_{750}$  作为最佳参考波段进行计算; 关于 VIUPD 指数的计算, 首先将 VIUPD 标准系

Table 3 The formulas of four spectral indices after resampling to TM

Spectral index	Formulation
$NDVI_{TM}$	$NDVI_{TM} = (TM_4 - TM_3) / (TM_4 + TM_3)$
$TVI_{TM}$	$TVI = 0.5 \times [120 \times (TM_4 - TM_2) - 200 \times (TM_3 - TM_2)]$
$MCARI/OSAVI_{TM}$	$MCARI/OSAVI_{TM} = \left[ \left( \frac{TM_3 + TM_4}{2} - TM_3 \right) - 0.2 \times \left( \frac{TM_3 + TM_4}{2} - TM_2 \right) \right] \times ((TM_3 + TM_4) / 2TM_3) / ((1 + 0.16)(TM_4 - TM_3) / (TM_4 + TM_3 + 0.16))$
$VIUPD_{TM}$	$VIUPD = (C_v - 0.1C_s - C_4) / (C_w + C_v + C_s)$

Table 4 The formulas of four spectral indices after resampling to Hyperion

Spectral index	Formulation
$NDVI_{Hyperion}$	$NDVI_{Hyperion} = (R_{750} - R_{705}) / (R_{750} + R_{705})$
$TVI_{Hyperion}$	$TVI_{Hyperion} = 0.5 \times [120 \times (R_{752} - (R_{548} + R_{559})/2) - 200 \times (R_{671} - (R_{548} + R_{559})/2)]$
$MCARI/OSAVI_{Hyperion}$	$MCARI/OSAVI_{Hyperion} = \frac{[(R_{750} - R_{705}) - 0.2 \times (R_{750} - R_{550})](R_{750}/R_{705})}{(1 + 0.16)(R_{750} - R_{705}) / (R_{750} + R_{705} + 0.16)}$
$VIUPD_{Hyperion}$	$VIUPD = (C_v - 0.1C_s - C_4) / (C_w + C_v + C_s)$

数矩阵 UPDM 文件重采样为 Hyperion 传感器的标准系数文件 VIUPD-Hyperion coe<sup>[9,10]</sup>, 然后与 1.3 节中重采样后的 Hyperion 光谱数据文件共同计算出基于模拟 Hyperion 数据的 VIUPD 指数, 此过程在 matlab 程序下实现。四种光谱指数具体的计算公式见表 4。

Table 5 The statistical characteristics of relative chlorophyll content SPAD of 25 samples

Variable	Min	Max	Mean	SD	SE	SN
Chlorophyll (SPAD)	37.02	47.40	44.34	2.22	0.44	25

Note: SD: standard deviation; SE: standard error; SN: sample number

## 2.2 小麦光谱指数与叶绿素含量之间回归模型的建立

在野外实验中, 由于仪器本身等客观因素或偶然因素的影响, 可能会导致获取的数据中存在异常数据。为了剔除可能存在的异常数据, 提高数据的可靠性及分析结果的精度, 在建立回归方程前, 对样本数据进行回归分析与残差分析, 根据求出的残差和标准残差值选择样本, 最终选取了残差最小的 25 个样本。表 5 为 25 个测量样本的 SPAD 值的统计特征。

将选取的 25 个测量样本建立回归模型, 然后采用回归估计标准误差 (root mean squared error, RMSE) 对模型模拟值的预测性进行评价。根据回归模型, 对所建立模型的模拟值和实测值之间的符合度进行检验分析。RMSE 值越小, 则说明模拟值和实测值之间的偏差越小, 一致性越好, 即模型的模拟结果越精确可靠; 若 RMSE 值越大则相反。其计算见

式(2)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [Z^*(S_i) - Z(S_i)]^2} \quad (2)$$

式中:  $Z^*(S_i)$  为预测值;  $Z(S_i)$  为实测值;  $M$  为样本单元的数量。

## 2.3 结果分析

图 1 和图 2 分别为基于模拟后的多光谱 TM 和高光谱 Hyperion 数据计算的四种光谱指数与叶绿素含量建立的回归关系。

由图 1 可知, 针对模拟的 TM 多光谱数据反演冬小麦叶绿素含量, 光谱指数 VIUPD 的反演精度最高 ( $R^2$  达到 0.82,  $RMSE = 0.92SPAD$ ), NDVI 次之 ( $R^2 = 0.79$ ,  $RMSE = 0.99SPAD$ ), MCARI/OSAVI 和 TVI 的  $R^2$  均达到 0.50 以上,  $RMSE$  分别为 1.30 和 1.53SPAD。

由图 2 可知, 针对模拟的 Hyperion 高光谱数据反演冬小麦叶绿素含量, 光谱指数 VIUPD 的反演精度最高 ( $R^2$  达到 0.82,  $RMSE = 0.93SPAD$ ), MCARI/OSAVI 次之 ( $R^2$  为 0.66,  $RMSE = 1.27SPAD$ ), NDVI 和 TVI 指数反演精度最差 ( $R^2$  均低于 0.2,  $RMSE$  均高于 1.95SPAD)。

图 3 为基于模拟的 TM 和 Hyperion 数据的叶绿素含量反演结果对比。由图可知, 无论是模拟后的 TM 多光谱数据, 还是 Hyperion 高光谱数据, 通用光谱指数 VIUPD 的反演精度最高且反演能力最稳定; MCARI/OSAVI 指数的反演精度较高且反演能力稳定性较好; 归一化植被指数 NDVI 和三角形植被指数 TVI 针对多光谱数据的反演精度较好, 但对于高光谱数据的反演精度很低, 即反演能力的稳定性最差。

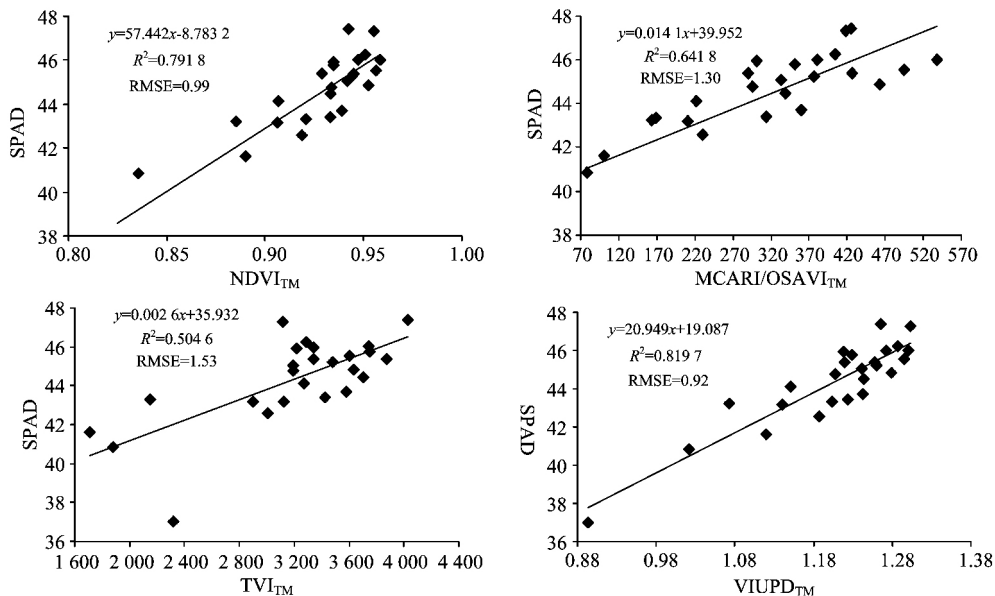


Fig 1 The regression relationship between the four spectral indices and chlorophyll based on simulated TM data

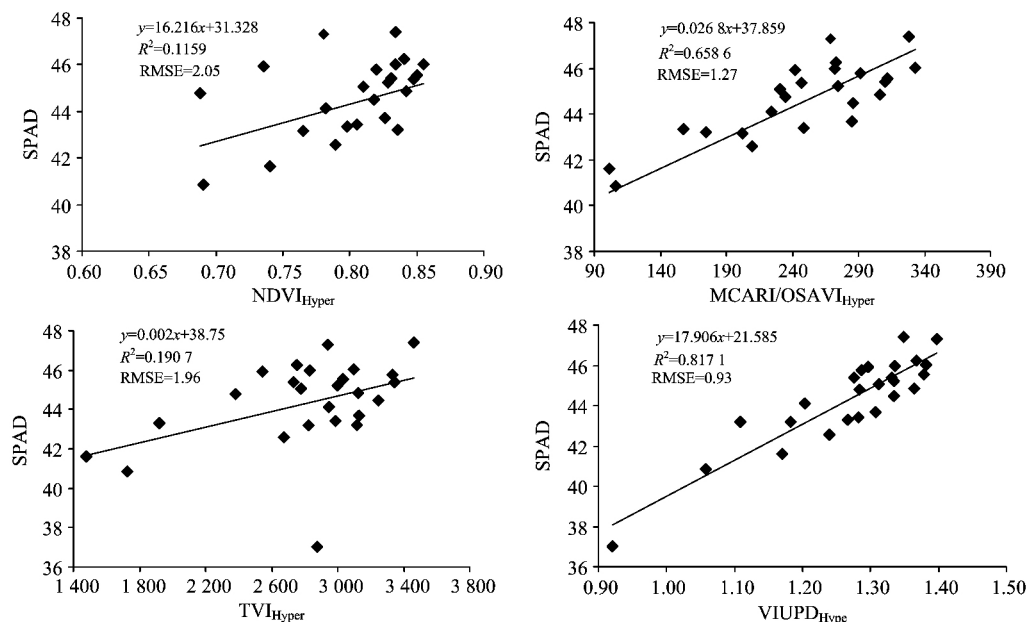


Fig 2 The regression relationship between the four spectral indices and chlorophyll based on simulated Hyperion data

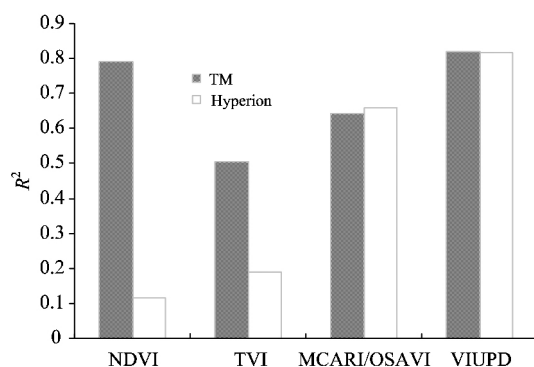


Fig 3 The comparison of inversion results based on simulated TM and Hyperion data

MCARI/OSAVI 的反演精度及稳定性较好, 可能是引入了优化的土壤调节植被指数 OSAVI 的原因, OSAVI 可以修正土壤背景对植被指数的影响。同时也说明在植被不同的生长时期, 土壤背景及其变化对植被叶绿素含量的反演将产生一定的影响, 因此反演叶绿素含量时, 尤其是当植被覆盖度较低时必须考虑土壤背景的影响。

NDVI 和 TVI 对于模拟的多光谱数据反演精度较高, 对于模拟的高光谱数据反演精度却很低。一方面可能是由于这两种指数的形式比较简单, 考虑的影响因素较少, 从而使得反演能力不稳定。另一方面也可能是 Hyperion 数据波段数目多, 波段间又存在较多冗余信息, 选取相邻波段反射率进行平均计算, 最终导致计算的指数值不够准确。

### 3 结 论

将地面获取的冬小麦连续光谱数据重采样为多光谱 TM

和高光谱 Hyperion 两种不同传感器的数据, 选取植被叶绿素含量反演常用的 3 种光谱指数并加入通用光谱指数 VIUPD, 采用统计模型方法将几种光谱指数与叶绿素含量建立回归模型, 从而对比分析不同光谱指数反演小麦叶绿素含量的精度及稳定性。最终发现, 针对多/高光谱传感器数据, 通用光谱指数 VIUPD 的反演精度最高且反演能力最稳定。由于 VIUPD 是基于通用光谱模式分解算法 UPDM 建立起来的, 具有“与传感器无关”的特性, 可以满足多/高光谱不同传感器数据分析应用的需要。因此, 利用通用光谱指数 VIUPD 在植被叶绿素含量估算方面乃至植被生化参量反演领域具有更广阔的应用前景。

Daughtry 等提出将 MCARI 与 OSAVI 结合构成综合叶绿素光谱指数, 可以减少土壤背景的反射对植被反射率的影响, 同时会增强 MCARI/OSAVI 对叶片叶绿素含量的敏感性。本工作得到的结果中 MCARI/OSAVI 的反演精度及针对不同传感器反演的稳定性较好, 也恰恰与这一结论吻合。

NDVI 与 TVI 宽波段植被指数的构建都考虑了植被的红光吸收谷和近红外反射峰两个重要特征, 可部分消除大气环境、太阳高度角和遥感传感器观测角的影响, 但却对土壤背景的变化十分敏感。本工作中 NDVI 与 TVI 针对模拟 Hyperion 数据反演精度差, 对于不同传感器数据反演能力的不稳定也与此影响紧密相关。

综上, 不同传感器获得的数据(本工作为模拟的不同传感器数据), 由于其光谱响应各不相同, 即使利用相同时间的数据计算光谱指数, 得到的结果也大相径庭。因此, 在提高光谱指数方法反演植被叶绿素含量精度的同时, 针对不同传感器数据反演的稳定性和一致性也需要得到进一步研究。

## References

- [ 1 ] ZHANG Liang-pei, ZHANG Li-fu(张良培, 张立福). Hyperspectral Remote Sensing(高光谱遥感). Wuhan: Wuhan University Press(武汉: 武汉大学出版社), 2011.
- [ 2 ] TONG Qing-xi, ZHANG Bing, ZHENG Lan-fen, et al(童庆禧, 张 兵, 郑兰芬). Hyperspectral Remote Sensing: Principle, Technology and Application(高光谱遥感—原理, 技术与应用). Beijing: Higher Education Press(北京: 高等教育出版社), 2006.
- [ 3 ] LI Yun-mei, NI Shao-xiang, WANG Xiu-zhen(李云梅, 倪绍祥, 王秀珍). Journal of Remote Sensing(遥感学报), 2003, 7(5): 364.
- [ 4 ] Pisek J, Chen J M. Remote Sensing of Environment, 2007, 109(1): 81.
- [ 5 ] Sims D A, Gamon J A. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2): 337.
- [ 6 ] Yoder B J, Pettigrew-Crosby R E. Remote Sensing of Environment, 1995, 53(3): 199.
- [ 7 ] Bannari A, Morin D, Bonn F, et al. A Review of Vegetation Indices. Remote Sensing Reviews, 1995, 13(1-2): 95.
- [ 8 ] Wu C, Niu Z, Tang Q, et al. Agricultural and Forest Meteorology, 2008, 148(8): 1230.
- [ 9 ] Zhang Lifu, Furumi S, Muramatsu K, et al. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(21): 4899.
- [ 10 ] Zhang Lifu, Furumi S, Muramatsu K, et al. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(1): 107.
- [ 11 ] Uddling J, Gelang-Alfredsson J, Piikki K, et al. Photosynthesis Research, 2007, 91(1): 37.
- [ 12 ] HUANG Chang-ping, LIU Bo, ZHANG Xia, et al(黄长平, 刘 波, 张 霞, 等). Remote Sensing Technology and Application(遥感技术与应用), 2010, 25(3): 353.
- [ 13 ] Wu Chaoyang, Han Xiuzhen, Niu Zheng, et al. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(4): 1079.
- [ 14 ] Broge, Niels Henrik, Jørgen Vestergaard Mortensen. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(1): 45.
- [ 15 ] Zarco-Tejada P J, Miller J R, Morales A, et al. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(4): 463.

## Research on Accuracy and Stability of Inversing Vegetation Chlorophyll Content by Spectral Index Method

JIANG Hai-ling<sup>1, 2</sup>, YANG Hang<sup>2</sup>, CHEN Xiao-ping<sup>3</sup>, WANG Shu-dong<sup>2</sup>, LI Xue-ke<sup>2</sup>, LIU Kai<sup>4</sup>, CEN Yi<sup>2\*</sup>

1. Institute of Remote Sensing and GIS, Peking University, Beijing 100871, China

2. Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

3. Harbin Institute of Technology Shenzhen Graduate School, Shenzhen 518055, China

4. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

**Abstract** Spectral index method was widely applied to the inversion of crop chlorophyll content. In the present study, PSR3500 spectrometer and SPAD-502 chlorophyll fluorometer were used to acquire the spectrum and relative chlorophyll content (SPAD value) of winter wheat leaves on May 2nd 2013 when it was at the jointing stage of winter wheat. Then the measured spectra were resampled to simulate TM multispectral data and Hyperion hyperspectral data respectively, using the Gaussian spectral response function. We chose four typical spectral indices including normalized difference vegetation index (NDVI), triangle vegetation index (TVI), the ratio of modified transformed chlorophyll absorption ratio index(MCARI) to optimized soil adjusted vegetation index(OSAVI) (MCARI/OSAVI) and vegetation index based on universal pattern decomposition (VIUPD), which were constructed with the feature bands sensitive to the vegetation chlorophyll. After calculating these spectral indices based on the resampling TM and Hyperion data, the regression equation between spectral indices and chlorophyll content was established. For TM, the result indicates that VIUPD has the best correlation with chlorophyll ( $R^2 = 0.8197$ ) followed by NDVI ( $R^2 = 0.7918$ ), while MCARI/OSAVI and TVI also show a good correlation with  $R^2$  higher than 0.5. For the simulated Hyperion data, VIUPD again ranks first with  $R^2 = 0.8171$ , followed by MCARI/OSAVI ( $R^2 = 0.6586$ ), while NDVI and TVI show very low values with  $R^2$  less than 0.2. It was demonstrated that VIUPD has the best accuracy and stability to estimate chlorophyll of winter wheat whether using simulated TM data or Hyperion data, which reaffirms that VIUPD is comparatively sensor independent. The chlorophyll estimation accuracy and stability of MCARI/OSAVI also works well, partly because OSAVI could reduce the influence of backgrounds. Two broadband spectral indices NDVI and TVI are weak for the chlorophyll estimation of simulated Hyperion data mainly because of their dependence on few bands and the strong influence of atmosphere, solar altitude, viewing angle of sensor, background and so on. In conclusion, the stability and consistency of chlorophyll estimation is equally important to the estimation accuracy by spectral index method. VIUPD introduced in the study has the best performance to esti-

mate winter wheat chlorophyll, which illustrates its potential ability in the area of estimating vegetation biochemical parameters.

**Keywords** Spectral resampling; Spectral indices; Inversion of chlorophyll content; Regression analysis; Inversion accuracy and stability

(Received Jan. 19, 2014; accepted Apr. 12, 2014)

\* Corresponding author

欢迎投稿

欢迎订阅

欢迎刊登广告

## 《光谱学与光谱分析》2015年征订启事

国内邮发代码: 82-68

国外发行代码: M905

《光谱学与光谱分析》1981年创刊,国内统一刊号:CN 11-2200/O4,国际标准刊号:ISSN 1000-0593, CODEN 码: GYGFED, 国内外公开发行人, 大 16 开本, 292 页, 月刊; 是中国科协主管, 中国光学学会主办, 钢铁研究总院、中国科学院物理研究所、北京大学、清华大学共同承办的学术性刊物。北京大学出版社出版, 每期售价 50.00 元, 全年 600 元。刊登主要内容: 激光光谱测量、红外、拉曼、紫外、可见光谱、发射光谱、吸收光谱、X 射线荧光光谱、激光显微光谱、光谱化学分析、国内外光谱化学分析领域内的最新研究成果、开创性研究论文、学科发展前沿和最新进展、综合评述、研究简报、问题讨论、书刊评述。

《光谱学与光谱分析》适用于冶金、地质、机械、环境保护、国防、天文、医药、农林、化学化工、商检等各领域的科学研究单位、高等院校、制造厂家、从事光谱学与光谱分析的研究人员、高校有关专业的师生、管理干部。

《光谱学与光谱分析》为我国首批自然科学核心期刊, 中国科协优秀科技期刊, 中国科协择优支持基础性、高科技学术期刊, 中国科技论文统计源刊, “中国科学引文数据库”, “中国物理文摘”, “中国学术期刊文摘”, 同时被国内外的 CSCD, SCI, AA, CA, Ei, PJK, MEDLINE, Scopus 等文献机构收录。根据国家科技部信息研究所发布信息, 中国科技期刊物理类影响因子及引文量《光谱学与光谱分析》都居前几位。欢迎国内外厂商在《光谱学与光谱分析》发布广告(广告经营许可证: 京海工商广字第 8094 号)。

《光谱学与光谱分析》的主编为高松院士。

欢迎新老客户到全国各地邮局订阅, 若有漏订者可直接与《光谱学与光谱分析》期刊社联系。

联系地址: 北京市海淀区学院南路 76 号(南院), 《光谱学与光谱分析》期刊社 邮政编码: 100081

联系电话: 010-62181070, 62182998

电子信箱: chngpxygpfx@vip.sina.com; 修改稿专用邮箱: gp2008@vip.sina.com

网 址: <http://www.gpxygpfx.com>