

基于高光谱反射率的棉花冠层叶绿素密度估算

王 强^{1,2}, 易秋香¹, 包安明^{1*}, 罗 毅¹, 赵 金¹

(1. 中国科学院新疆生态与地理研究所, 乌鲁木齐 830011; 2. 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘 要: 为了进一步提高棉花叶绿素密度高光谱估算精度, 该研究以棉花冠层叶绿素密度以及冠层高光谱反射率为数据来源, 在分析叶绿素密度与原始高光谱反射率 (R)、一阶导数光谱反射率 (DR)、已有光谱指数及全波段组合指数相关性的基础上, 采用线性及多元逐步回归技术构建了叶绿素密度高光谱诊断模型, 系统对比分析了以上 4 种光谱形式用于棉花冠层叶绿素密度诊断的精度。结果表明: 1) 基于一阶导数光谱反射率的估算模型精度明显优于原始光谱反射率; 2) 基于比值指数或归一化指数形式的估算模型精度及稳定性要优于单波段或多波段的线性模型; 3) 单波段变量 DR_{756} 、全波段组合比值指数 DR_{635}/DR_{643} 以及归一化指数 $(DR_{1055}-DR_{684})/(DR_{1055}+DR_{684})$ 均可较好的实现叶绿素密度估算, 其中由 DR_{635}/DR_{643} 为自变量的模型得到棉花冠层叶绿素密度估算值与实测值拟合最好, 相关系数达到 0.821。该研究可为高光谱技术在棉花冠层叶绿素密度诊断中的更好应用提供参考。

关键词: 棉花, 叶绿素, 模型, 光谱反射率, 植被指数

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.15.020

中图分类号: TP79; S158

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2012)-15-0125-08

王 强, 易秋香, 包安明, 等. 基于高光谱反射率的棉花冠层叶绿素密度估算[J]. 农业工程学报, 2012, 28(15): 125—132.

Wang Qiang, Yi Qiuxiang, Bao Anming, et al. Estimating chlorophyll density of cotton canopy by hyperspectral reflectance[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(15): 125—132. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

叶绿素含量被认为是植被生长状态的良好指示器, 它与植被胁迫、光合作用能力和氮素含量密切相关^[1-3]。由于反射光谱与叶绿素含量之间存在的直接关系, 基于遥感的叶绿素含量估算研究已被广泛地展开^[3-10]。通常作为自变量用于叶绿素含量估算的光谱反射率可划分为 3 种类型: 1) 单波段的原始光谱反射率 (R) 或一阶导数光谱反射率 (DR), 即叶绿素含量的敏感波段作为唯一的自变量; 2) 多个波段的原始光谱反射率与一阶导数光谱反射率同时作为自变量, 通常通过多元逐步回归确定入选波段位置及个数; 3) 由原始光谱反射率或一阶导数光谱反射率构建的不同表达形式的指数作为自变量。国内外已有学者利用光谱数据对棉花叶绿素含量估算进行了研究^[11-14], 但对棉花冠层叶绿素密度 (即单位土地面积上的叶绿素总量) 的估算研究甚少, 并且已有的研究中, 一般采用上述光谱反射率 3 种类型中的一种或 2 种进行叶绿素密度估算, 缺乏对各种类型光谱反射率进行

叶绿素密度估算精度的系统对比研究。

本研究在将单波段原始光谱反射率及一阶导数光谱反射率、多波段原始光谱反射率及一阶导数光谱反射率以及已有色素指数作为自变量进行冠层叶绿素密度估算的基础上, 探讨全波段两两组合生成的比值植被指数 (ratio vegetation index, RVI) 及归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, $NDVI$) 进行叶绿素密度估算的最佳指数表达形式, 全面、综合对比各类光谱形式进行棉花冠层叶绿素密度估算的精度, 确定不同光谱自变量类型中能较好进行叶绿素密度估算的变量表达形式及模型表达形式, 为高光谱技术在棉花冠层叶绿素密度诊断中的更好应用提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 试验设计

试验 1: 小区控制试验于 2010 年在新疆石河子大学农科院实验站 (44°20'N, 85°59'E) 进行。供试棉花品种为新陆早 6 号和 8 号。小区控制试验为水分控制试验, 设置 5 个水量灌溉水平: 过量灌溉 (5 300~5 400 m^3/hm^2); 适量灌溉 (4 600~4 800 m^3/hm^2); 轻度干旱 (4 300~4 400 m^3/hm^2); 中度干旱 (3 500~3 700 m^3/hm^2); 重度干旱 (2 400~2 900 m^3/hm^2)。每个灌溉水平设置 3 个重复, 每个重复单元为 20 m×4 m。

试验 2: 开展小区试验的同时, 在大面积棉花种植区 (石河子垦区 148 团、149 团及 150 团) 依据棉花种植区连片面积选取 4 个点 (44°52'N, 86°18'E 及 44°58'N, 86°9'E) 开展了田间试验。大面积田间试验无灌溉控制,

收稿日期: 2012-02-22 修订日期: 2012-07-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (41104130); 中国科学院“西部之光”博士资助项目 (XBBS200902; XBBS201006); 中国科学院知识创新项目 (KZCX2-YW-BR-12); 中国博士后科学基金面上资助项目 (20100471681)

作者简介: 王 强 (1989—), 男, 山西高平人, 主要研究方向为遥感与 GIS 应用。乌鲁木齐 中国科学院新疆生态与地理研究所, 830011。

Email: wlqew@126.com

*通信作者: 包安明 (1967—), 男, 研究员, 研究方向遥感与地理信息系统。乌鲁木齐 中国科学院新疆生态与地理研究所, 830011。

Email: baoam@ms.xjb.ac.cn

由农户自行管理。

观测时间：分别于6月9日（苗期）、7月14日（现蕾期）、8月4日（花铃期）及9月8日（铃期）进行了4次试验观测，小区观测与大田观测同时进行。

1.2 冠层光谱测定

使用美国 ASD (Analytical Spectral Device) 公司的 ASDFieldSpec Pro FR™ 光谱仪，波段值为 350~2 500 nm，其中 350~1 000 nm 光谱采样间隔为 1.4 nm，光谱分辨率为 3 nm；1 001~2 500 nm 光谱采样间隔为 2 nm，光谱分辨率为 10 nm。光谱测定选择在无风无云或少云的天气进行，测定时间为 12:00—16:00 之间。测量步骤为：测量之前先开启光谱仪预热，再次测量之前都先进行光谱仪的优化，冠层光谱测定前后都进行参考板反射率测定，冠层光谱测量时探头垂直向下，距冠层垂直高度约 0.7 m，25° 视场角。光谱采样以 10 条光谱为一采样光谱，即每次记录 10 条光谱，以其平均值作为该样点的冠层光谱反射值。

1.3 冠层叶绿素密度测定

对应叶片光谱测定的位置，剪取约 0.2 g 叶片呈细丝状于试管中，加混合提取液（丙酮：无水乙醇：蒸馏水=4.5:4.5:1）(V/V) 25 mL，于室温下遮光静置至样品完全发白。然后采用 722 s 分光光度计分别测定提取液 663、645 和 440 nm 处的 OD 值(optical density, 光密度)。叶绿素含量计算方法参照蒋德安《植物生理学实验指导》。通过叶片叶绿素含量 ($\mu\text{g/g}$) 以及地上鲜叶生物量 (g/m^2)（单位土地面积上鲜叶质量）得到冠层水平叶绿素密度即单位土地面积上叶绿素总量 (g/m^2)，即冠层叶绿素密度(Chl, g/m^2)=叶片叶绿素质量分数($\mu\text{g/g}$)×地上鲜叶生物量(g/m^2) (1)

1.4 数据分析

本研究采用 4 种方案构建模型：

1) 通过相关性分析确定叶绿素密度的原始光谱敏感波段及一阶导数光谱敏感波段，将单一敏感波段作为输入变量构建叶绿素密度估算模型；

2) 将 350~1 100 nm 范围内的原始光谱及一阶导数光谱作为输入变量，采用多元逐步线性回归方法构建叶

绿素密度的多元线性估算模型；

3) 光谱指数法进行叶绿素密度估算，通过文献查询已有的叶绿素估算光谱指数，在分析叶绿素密度与光谱指数相关性的基础上，确定适用于本研究的光谱指数，构建叶绿素密度估算模型；

4) 采用 RVI 及 $NDVI$ 形式进行全波段组合，分析所有波段组合指数与叶绿素密度之间的相关性，构建相关系数矩阵并绘图，确定最佳光谱指数表达形式并构建叶绿素密度估算模型。

数据分析、模型构建、检验及作图主要采用 Excel2010、SPSS16.0 及 Matlab R2009 软件完成。

2 结果与分析

2.1 冠层叶绿素密度统计分析

将所有样本（42 个）根据观测日期抽取其中 2/3 作为建模样本（28 个），剩余 1/3（14 个）作为检验样本。建模样本及检验样本的叶绿素密度统计描述如表 1 所示。从表 1 可见，叶绿素密度最大值为 3.516 g/m^2 ，最小值为 0.181 g/m^2 ，具有较大的分布区间，可满足数据要求。

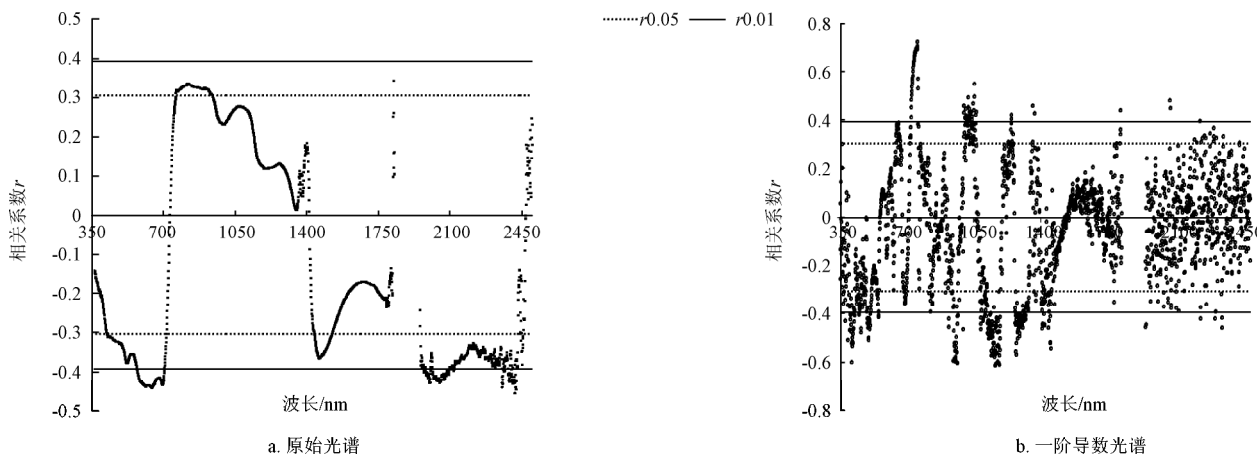
表 1 叶绿素密度统计描述
Table 1 Statistic description of chlorophyll density

| 样本 | 叶绿素密度/ $(\text{g}\cdot\text{m}^{-2})$ | | | | | | | 样本数 |
|----|---------------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-----|
| | 平均 | 标准误差 | 中位数 | 标准差 | 方差 | 最小值 | 最大值 | |
| 建模 | 1.184 | 0.182 | 0.762 | 0.961 | 0.923 | 0.181 | 3.516 | 28 |
| 检验 | 1.193 | 0.261 | 0.850 | 0.976 | 0.954 | 0.279 | 3.356 | 14 |

2.2 冠层叶绿素密度与光谱变量间的相关性分析

2.2.1 叶绿素密度与原始光谱及一阶导数光谱的相关性分析

如图 1，整体上叶绿素密度与一阶导数光谱反射率的相关性要优于与原始光谱反射率的相关性。通过分析发现，叶绿素密度与原始光谱的最大相关系数为 -0.433，位于 698 nm；与一阶导数光谱的最大相关系数为 0.766，位于 756 nm，均达到 0.01 ($r=0.393$) 极显著相关水平，其中叶绿素密度与 756 nm 波段反射率的相关性达到 0.001 极显著相关水平 ($r=0.489$)。



注： $r=0.05$ 和 $r=0.01$ 分别表示 0.05 显著相关 ($r=0.304$) 及 0.01 极显著相关 ($r=0.393$) 水平线。

图 1 叶绿素密度与原始光谱及一阶导数光谱的相关性

Fig.1 Correlation of chlorophyll density with raw reflectance and first derivative reflectance

2.2.2 叶绿素密度与高光谱植被指数的相关性分析

总结近年来用于叶绿素密度诊断的高光谱植被指数, 如表 2 所示。

表 2 植被指数及与叶绿素密度之间的相关性分析 ($n=42$)
Table 2 Correlation analysis between chlorophyll density and vegetation indices ($n=42$)

| 编号 | 植被指数 | 相关系数 r | 参考文献 |
|----|---|----------|---------|
| 1 | $(R_{780}-R_{710})/(R_{780}-R_{680})$ | 0.600** | [8, 15] |
| 2 | $(R_{850}-R_{710})/(R_{850}-R_{680})$ | 0.616** | [15] |
| 3 | mND ₇₀₅ : $(R_{750}-R_{705})/(R_{750}+R_{705}-2R_{445})$ | 0.597** | [7] |
| 4 | mSR ₇₀₅ : $(R_{750}-R_{445})/(R_{705}-R_{445})$ | 0.630** | [7] |
| 5 | R_{710}/R_{760} | -0.627** | [16] |
| 6 | R_{740}/R_{720} | 0.643** | [17] |
| 7 | DR_{715}/DR_{705} | 0.577** | [17] |
| 8 | $(R_{734}-R_{747})/(R_{715}+R_{726})$ | -0.676** | [17] |
| 9 | $(R_{734}-R_{747})/(R_{715}+R_{720})$ | -0.675** | [17] |
| 10 | NDI: $(R_{750}-R_{705})/(R_{750}+R_{705})$ | 0.610** | [18] |
| 11 | R_{750}/R_{700} | 0.625** | [18] |
| 12 | DR_{754}/DR_{704} | 0.659** | [15] |
| 13 | R_{695}/R_{760} | -0.587** | [16] |
| 14 | $R_{675}/(R_{700} \times R_{650})$ | 0.458 | [19] |
| 15 | hyper Green NDVI: $(R_{nir}-R_{green})/(R_{nir}+R_{green})$ | 0.576** | [20] |
| 16 | green NDVI: $(R_{780}-R_{550})/(R_{780}+R_{550})$ | 0.571** | [20] |
| 17 | $R_{860}/(R_{550} \times R_{708})$ | 0.553** | [21] |
| 18 | R_{550}/R_{800} | -0.561** | [22] |
| 19 | PSSRb: R_{800}/R_{635} | 0.644** | [23-24] |
| 20 | R_{605}/R_{760} | -0.593** | [16] |
| 21 | DR_{720} | 0.369 | [25] |
| 22 | R_{800}/R_{550} | 0.581** | [26] |
| 23 | R_{750}/R_{550} | 0.590** | [18] |
| 24 | PSNDb: $(R_{800}-R_{635})/(R_{800}+R_{635})$ | 0.595** | [23-24] |
| 25 | $1/R_{700}$ | 0.468 | [27] |
| 26 | Greenness index: R_{554}/R_{677} | 0.246 | [28] |
| 27 | Sum of first derivative reflectance between 625 and 795 | 0.432 | [29] |
| 28 | SRPI: R_{430}/R_{680} | 0.479 | [30] |
| 29 | Integral R from 400 to 700 nm | -0.400 | [31] |
| 30 | SR: R_{nir}/R_{red} | 0.633** | [32] |
| 31 | PSSRa: R_{800}/R_{680} | 0.634** | [23-24] |
| 32 | Sum of first derivative reflectance between 680 and 780 | 0.403 | [33] |
| 33 | PSNDa: $(R_{800}-R_{680})/(R_{800}+R_{680})$ | 0.558** | [23-24] |
| 34 | $\text{Blog}(1/R_{737})$ | -0.625** | [34] |
| 35 | SIPI: $(R_{800}-R_{445})/(R_{800}-R_{680})$ | -0.492** | [30] |
| 36 | BmND ₇₀₅ : $(DR_{750}-DR_{705})/(DR_{750}+DR_{705}-2DR_{445})$ | 0.662** | [35] |
| 37 | BmSR ₇₀₅ : $(DR_{750}-DR_{445})/(DR_{705}-DR_{445})$ | 0.676** | [35] |

注: R 为原始光谱反射率; DR 为一阶导数光谱反射率; R_{nir} 为 760~800 nm 波段范围内光谱反射率平均值; R_{red} 为 650~680 nm 波段反射率平均值; R_{green} 为 530~570 nm 波段反射率平均值; ND 为归一化差值指数

(Normalized Difference); SR 为简单比值指数 (Simple Ratio); mND 为校正归一化差值指数 (modified ND); mSR 为校正简单比值指数 (modified SR); NDI 为归一化差值指数 (ND Index); PSND 为色素归一化差值指数 (Pigment Specific ND); PSSR 为色素简单比值指数 (Pigment Specific SR); SRPI 为简单比值色素指数 (SR Pigment Index); SIPI 为结构不敏感色素指数 (Structure Insensitive Pigment Index); BmND 为基值校正归一化差值指数 (Base modified ND); BmSR 为基值校正简单比值指数 (Base modified SR); **表示极显著。

分析叶绿素密度与植被指数间的相关性发现, 在已确定的 37 个高光谱植被指数中, 有 29 个植被指数与叶绿素密度呈现极显著相关关系, 相关系数超过 0.6 的植被指数有 17 个, 其中由原始光谱得到的归一化植被指数 $(R_{734}-R_{747})/(R_{715}+R_{720})$ 、 $(R_{734}-R_{747})/(R_{715}+R_{726})$ 以及由一阶

导数得到的 $BmSR_{705}$ 归一化植被指数与叶绿素密度的相关性最强, 相关系数 ± 0.676 , 与叶绿素密度分别呈正相关及负相关关系。

2.2.3 叶绿素密度与基于波段优选的高光谱植被指数的相关性分析

在总结分析了叶绿素密度与常用高光谱植被指数相关关系的基础上, 为了更准确的筛选出与叶绿素密度相关性较高的植被指数表达形式, 本研究采用了更为严密的经验方法来确定叶绿素密度估算的高光谱植被指数。

考虑到 RVI 和 $NDVI$ 是最为经典的植被指数表达形式, 并且受色素密度影响的光谱范围主要集中在 350~1 100 nm 范围, 因此本研究将 350~1 100 nm 波段内的原始光谱反射率及一阶导数光谱反射率进行两两组合, 构建所有可能组合的比值指数和归一化指数, 并分析叶绿素密度与这些指数之间的相关关系, 将对应的相关系数 r 值构建成一个 751×751 的矩阵, 相关系数分布矩阵图如图 2 所示。 RVI 与 $NDVI$ 指数表达式如下

$$RVI = R_i / R_j \quad (2)$$

$$NDVI = (R_i - R_j) / (R_i + R_j) \quad (3)$$

式中, R 为原始光谱反射率, i, j 为 350~1 100 nm 范围内任意波段。基于一阶导数光谱反射率 (DR) 的光谱指数计算方法相同。

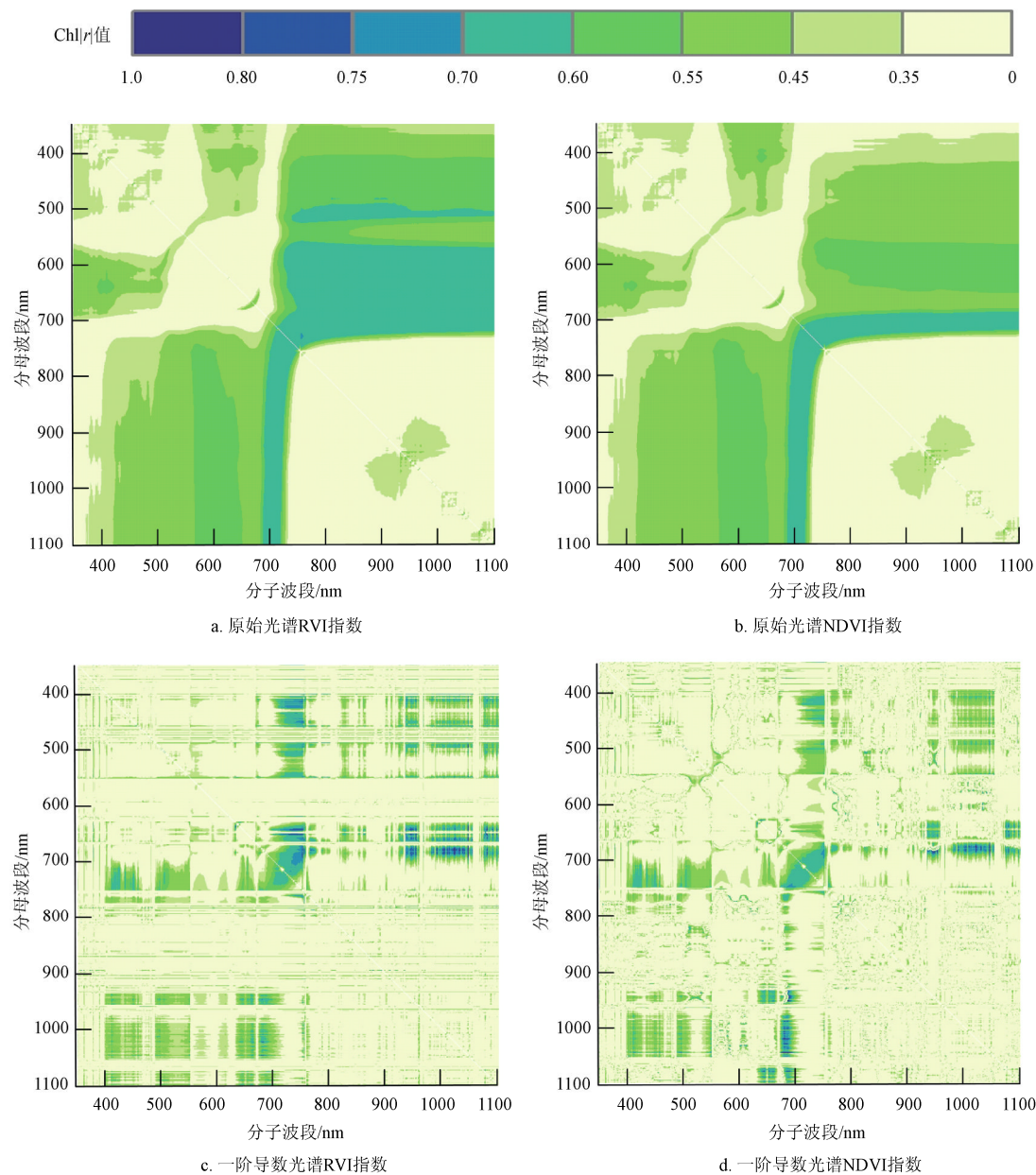
图 2 中每个像素点对应的横坐标为构成指数的分子波段, 纵坐标为分母波段; 各像素点所具有的色度值表示所构建的指数与叶绿素密度之间的相关系数 r 所处的范围。从图 2 可见, $NDVI$ 型指数与叶绿素密度的相关系数呈对称分布, 而 RVI 型指数的相关系数矩阵分布不具有对称性的特点。相关系数随着指数的波段组合变化而变化, 与叶绿素密度相关系数绝对值最高的指数表达形式总结如表 3。由表 3 可见, 基于一阶导数光谱反射率指数所对应的 r 值整体要高于基于原始光谱反射率指数 r 值。其中基于原始光谱反射率的比值指数最大 r 值为 0.705, 对应指数为 R_{762}/R_{734} , 归一化指数最大 r 值为 0.699, 对应指数为 $(R_{762}-R_{735})/(R_{762}+R_{735})$; 基于一阶导数光谱反射率的比值指数最大 r 值为 0.882, 对应指数为 DR_{1055}/DR_{684} , 归一化指数最大 r 值为 0.872, 对应指数为 $(DR_{1055}-DR_{684})/(DR_{1055}+DR_{684})$ 。

2.3 叶绿素密度估算模型构建

依据叶绿素密度与原始光谱反射率、一阶导数光谱反射率、已有植被指数以及波段组合指数相关关系的分析结果, 采用线性回归 (linear regression, LR) 以及多元逐步回归 (multiply stepwise regression, MSR) 技术构建叶绿素密度高光谱估算模型。

2.3.1 基于原始光谱及一阶导数光谱的叶绿素密度估算模型

将叶绿素密度敏感波段处的反射率值作为自变量 (x), 叶绿素密度作为因变量 (y), 构建叶绿素密度估算的一元及多元线性模型, 模型表达式总结如表 4。



注：Chl |r|值表示相关系数绝对值。

图 2 叶绿素密度与原始光谱、一阶导数光谱比值的植被指数组合 (RVI) 及归一化植被指数组合 (NDVI) 之间的相关性分布图
Fig.2 Correlations between Chlorophyll density with raw reflectance, derivative reflectance, RVI and NDVI

表 3 叶绿素密度与波段优选植被指数之间的相关性分析
Table 3 Correlations between chlorophyll density and vegetation indices based on wavelength optimization

| 序号 | 植被指数表达式 | 相关系数 r |
|----|---|----------|
| 1 | R_{762}/R_{734} | 0.705 |
| 2 | $(R_{762}-R_{735})/(R_{762}+R_{735})$ | 0.699 |
| 3 | DR_{1055}/DR_{684} | 0.882 |
| 4 | DR_{1055}/DR_{665} | -0.840 |
| 5 | DR_{635}/DR_{643} | 0.788 |
| 6 | DR_{756}/DR_{656} | -0.811 |
| 7 | $(DR_{1055}-DR_{684})/(DR_{1055}+DR_{684})$ | 0.872 |
| 8 | $(DR_{657}-DR_{679})/(DR_{657}+DR_{679})$ | 0.842 |

表 4 基于原始光谱及一阶导数光谱的
叶绿素密度估算模型表达式

Table 4 Chlorophyll density estimation models based on raw reflectance and derivative reflectance

| 模型类型 | 入选变量(x) | 模型表达式 | R^2 |
|-----------|--|--|-------|
| R-LR 模型 | R_{698} | $y=-11.16R_{698}+2.707$ | 0.187 |
| R-MSR 模型 | R_{698}, R_{1071} | $y=-17.84R_{698}+6.481R_{1071}-0.778$ | 0.477 |
| DR-LR 模型 | DR_{756} | $y=1057.17DR_{756}-0.628$ | 0.586 |
| DR-MSR 模型 | $DR_{756}, DR_{1015}, DR_{996}, DR_{1089}$ | $y=1246.6DR_{756}-1383.66DR_{1015}-5713.05DR_{996}-2121.47DR_{1089}-0.764$ | 0.861 |

注：R-LR 表示基于原始光谱反射率的线性回归模型；R-MSR 表示基于原始光谱的多元逐步回归模型；DR-LR 及 DR-MSR 分别表示基于一阶导数光谱的线性模型和多元逐步回归模型。

正如相关性分析的结果，基于一阶导数光谱反射率的估算模型精度明显优于基于原始光谱反射率的一元和多元模型。其中，基于一阶导数的四元线性模型表现最优，所构建方程的判定系数 R^2 达到 0.861。

2.3.2 基于高光谱植被指数的叶绿素密度估算模型

挑选表 2 中与叶绿素密度相关性较高相关系数大于

0.6 的 17 个植被指数进行模型构建，剔除表现较差的 11 个植被指数，由剩余的 6 个与叶绿素密度相关性较好的植被指数所构建的叶绿素密度估算模型结果如图 3 所示。其中，基于 $(DR_{750}-DR_{445})/(DR_{705}-DR_{445})$ 的线性模型要优于其他模型，由其所构建的线性模型判定系数 R^2 值最大，为 0.513。

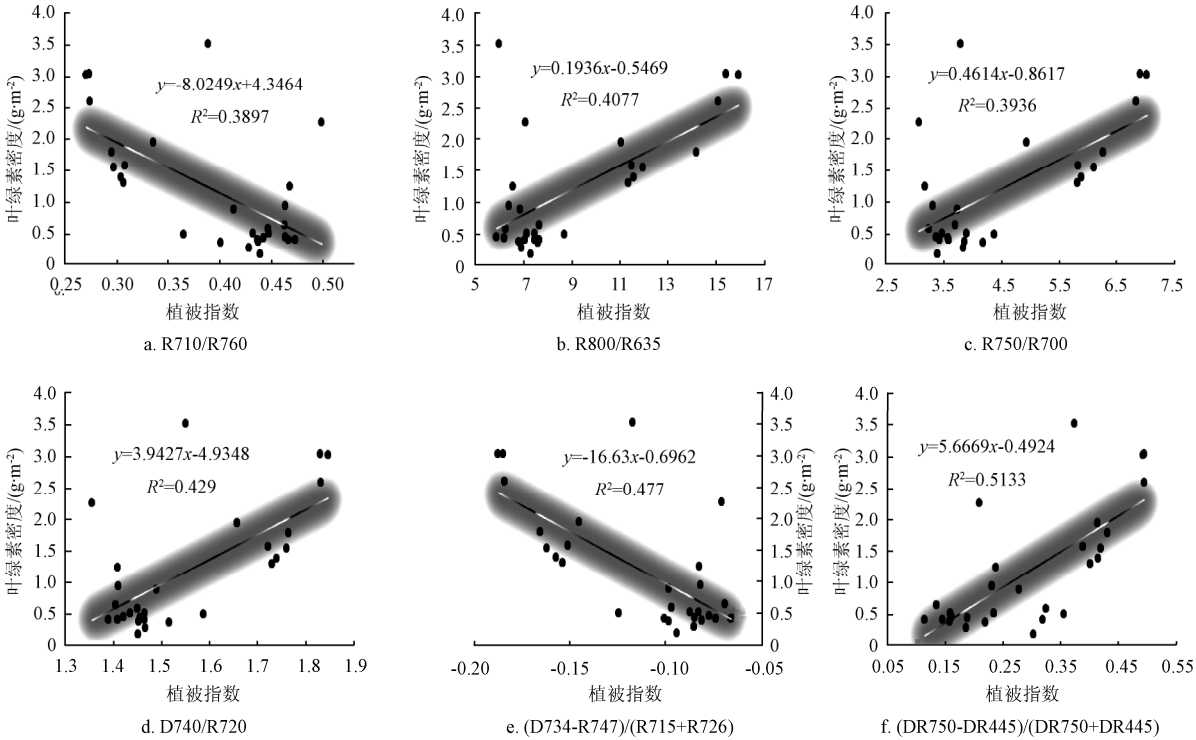


图 3 基于植被指数的叶绿素密度估算模型

Fig.3 Chlorophyll density estimation models based on vegetation indices

2.3.3 基于波段优选的叶绿素密度估算模型

依据全波段组合指数与叶绿素密度的相关性分析结果构建的估算模型如表 5。从表 5 可见，由比值植被指数 DR_{1055}/DR_{684} 所构建的线性模型的判定系数 R^2 值最大，为 0.779，其次归一化植被指数 $(DR_{1055}-DR_{684})/(DR_{1055}+DR_{684})$ 所得到模型表现较好，判定系数 R^2 为 0.759。

| 表 5 基于全波段组合指数的叶绿素密度估算模型 | | | |
|---|---|-------------------------|------------|
| Table 5 Chlorophyll density estimation models based on wavelengths combinations indices | | | |
| 序号 | 自变量 (x) | 模型表达式 | 决定系数 R^2 |
| 1 | R_{762}/R_{734} | $y = 10.099x - 11.181$ | 0.497 |
| 2 | $(R_{762}-R_{735})/(R_{762}+R_{735})$ | $y = 24.925x - 1.3106$ | 0.489 |
| 3 | DR_{1055}/DR_{684} | $y = 3.8689x - 0.4793$ | 0.779 |
| 4 | DR_{1055}/DR_{665} | $y = -0.9113x - 0.1669$ | 0.705 |
| 5 | DR_{635}/DR_{643} | $y = 7.6728x - 2.0495$ | 0.622 |
| 6 | DR_{756}/DR_{656} | $y = -0.3017x - 0.0131$ | 0.659 |
| 7 | $(DR_{1055}-DR_{684})/(DR_{1055}+DR_{684})$ | $y = 4.3229x + 3.0301$ | 0.759 |
| 9 | $(DR_{657}-DR_{679})/(DR_{657}+DR_{679})$ | $y = 0.0745x + 0.4939$ | 0.709 |

2.4 模型精度检验

本研究采用通用的相关系数 r 、均方根误差 $RMSE$ 、

相对误差 REP 以及斜率 $Slope$ 4 个指标进行模型精度检验。通常相关系数 r 绝对值以及斜率 $Slope$ 值绝对值越接近 1， $RMSE$ 值以及 REP 值越小，说明由预测方程得到的模拟值与实测值拟合越好，模型精度越高。

挑选出 4 种建模方案中表现较好的模型，其中包括 4 个基于原始光谱和一阶导数光谱的一元和多元线性模型，6 个基于已有光谱指数的模型和 7 个全波段组合指数模型。利用检验样本对基于不同输入变量的模型精度进行检验，结果如表 6 所示。

| 表 6 叶绿素密度估算模型精度检验 (n=14) | | | | | |
|---|---|-------|-------|-------|-------|
| Table 6 Performance analysis of the estimation models of cotton canopy chlorophyll density (n=14) | | | | | |
| 序号 | 植被指数 | r | RMSE | REP/% | Slope |
| 1 | R_{698} | 0.475 | 0.872 | 73.08 | 0.134 |
| 2 | R_{698}, R_{1071} | 0.527 | 0.902 | 75.62 | 0.487 |
| 3 | DR_{756} | 0.651 | 0.742 | 62.22 | 0.559 |
| 4 | $DR_{756}, DR_{1015}, DR_{996}, DR_{1089}$ | 0.628 | 0.810 | 67.90 | 0.613 |
| 5 | R_{710}/R_{760} | 0.638 | 0.729 | 61.14 | 0.369 |
| 6 | R_{740}/R_{720} | 0.620 | 0.741 | 62.15 | 0.361 |
| 7 | $(R_{734}-R_{747})/(R_{715}+R_{726})$ | 0.649 | 0.719 | 60.29 | 0.406 |
| 8 | R_{750}/R_{700} | 0.622 | 0.739 | 61.92 | 0.354 |
| 9 | PSSRb: R_{800}/R_{635} | 0.660 | 0.714 | 59.84 | 0.382 |
| 10 | BmSR ₇₀₅ : $(DR_{750}-DR_{445})/(DR_{705}+DR_{445})$ | 0.598 | 0.767 | 64.27 | 0.438 |

续表

| 序号 | 植被指数 | r | RMSE | REP/% | Slope |
|----|---|-------|-------|-------|-------|
| 11 | R_{762}/R_{735} | 0.652 | 0.718 | 60.13 | 0.463 |
| 12 | $(R_{762}-R_{735})/(R_{762}+R_{735})$ | 0.651 | 0.719 | 60.21 | 0.462 |
| 13 | DR_{1055}/DR_{684} | 0.653 | 0.718 | 60.17 | 0.479 |
| 14 | DR_{1055}/DR_{665} | 0.645 | 0.725 | 60.75 | 0.390 |
| 15 | DR_{635}/DR_{643} | 0.821 | 0.579 | 48.53 | 0.569 |
| 16 | DR_{756}/DR_{656} | 0.390 | 0.953 | 79.83 | 0.312 |
| 17 | $(DR_{1055}-DR_{684})/(DR_{1055}+DR_{684})$ | 0.659 | 0.726 | 60.86 | 0.549 |

从表 6 可见, 总体上相对一阶导数光谱反射率, 原始光谱反射率在各类建模方案中表现均较差, 基于原始光谱反射率的单波段线性模型、多波段线性模型以及全波段组合指数模型的精度均低于相应的一阶导数光谱反射率模型; 各类建模方案中表现较优的模型之间的估测能力相当, 由这些模型所得到的估算值与实测值之间的

精度检验指标结果相近。对比各类模型估测精度, 其中基于一阶导数光谱反射率的全波段组合比值指数 DR_{635}/DR_{643} 所构建的模型各类精度检验结果最优, 由其模型得到的叶绿素密度估算值与实测值之间的相关系数 r 值和 $Slope$ 值均最大, 分别为 0.821 和 0.569, $RMSE$ 和 REP 值最小, 分别为 0.579 和 48.53%。

为了更直观的反映模型的预测结果, 各类建模方案中表现最优模型所得到的叶绿素密度估算值与实测值之间的分布如图 4。图中黑色线条表示 1:1 线。当估算值与实测值的分布与 1:1 线完全重合时, 说明两者完全相等, 估算值与实测值分布越接近 1:1 线说明模型预测精度越高。从图 4 可见, 本研究所提出的一阶导数比值指数 DR_{635}/DR_{643} 模型所得到的估算值与实测值之间拟合效果最优, 其次为原始光谱比值指数 R_{800}/R_{635} 模型所得到的估算值与实测值之间分布较理想。

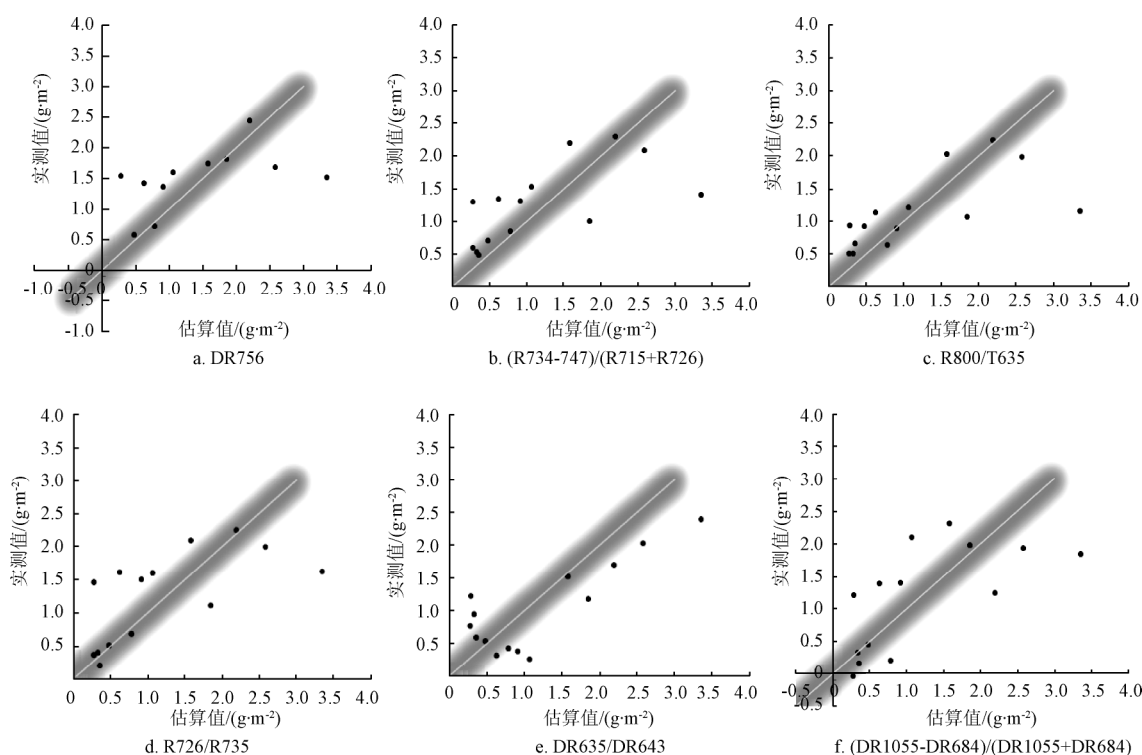


图 4 叶绿素密度估算值与实测值分布

Fig.4 Distribution of estimated and measured chlorophyll density

3 结论与讨论

通常使用高光谱数据进行农学参数估算主要有 2 类方法: 一是通过多元回归方法建立原始光谱数据或一阶导数光谱数据或由此衍生的植被指数与农学参数之间的关系; 二是通过作物的红边参数建立与农学参量之间的关系。本研究在分析了原始光谱及一阶导数光谱反射率的单波段线性模型及多元线性模型估算能力的基础上, 进一步分析了叶绿素密度与原始光谱及一阶导数光谱 350~1 100 nm 波段范围内两两波段的所有组合(56,4001 个波段组合)指数之间的相关关系, 波段组合指数包括比值型指数及归一化型指数 2 类, 将所得到的相关系数以矩阵图形式表现, 通过矩阵图确定了最大相关系数所

对应的波段组合形式及波段位置, 并将其作为最佳指数用于叶绿素密度估算模型的构建, 最后将两两波段组合所确定的新指数的估算能力与单波段、多波段及已提出的叶绿素密度植被指数的估算能力进行对比。通过上述分析, 主要得到以下结论:

1) 一阶导数光谱反射率用于棉花冠层叶绿素密度估测的精度通常要显著优于原始光谱反射率, 并且基于单波段光谱反射率或多元逐步回归的多波段线性方程的预测精度低于基于植被指数的预测模型精度;

2) 对比 4 种不同建模方案, 在建模样本及检验样本中均表现较为稳定的指数形式如下: 单波段线性模型中, 基于 DR_{756} 的线性模型估算精度较高; 常用比值指数中, 基于原始光谱反射率的归一化指数 $(R_{734}-R_{747})/(R_{715}+R_{726})$

表现较好; 全波段组合指数中, 比值指数 DR_{635}/DR_{643} 以及归一化指数 $(DR_{1055}-DR_{684})/(DR_{1055}+DR_{684})$ 估算精度较高。其中, 由比值指数 DR_{635}/DR_{643} 构建的线性模型表现最优。

基于统计分析的经验模型的估算精度会因参与分析的数据组的不同而产生变化, 其中由多元逐步回归所得到的多波段线性模型尤为如此, 一定程度上说明多波段线性模型的普适性稳定性比植被指数模型差。

本研究全面分析了棉花冠层叶绿素密度与高光谱指数之间的相关关系, 结果将有助于进一步提高棉花叶绿素密度高光谱估算精度, 但也存在如下不足, 即研究虽然通过建模样本及检验样本评价了原始光谱及一阶导数光谱反射率的不同变量形式进行叶绿素密度估算的精度, 并给出了不同建模方案中相对较优的指数表达形式, 但对于这些指数用于叶绿素密度估算的普适性及稳定性还有必要采用不同年份间的数据组来进行更有说服力的验证, 这是目前仍需开展的工作。

[参 考 文 献]

- [1] Broge N H, Mortensen J V. Deriving green crop area index and canopy chlorophyll density of winter wheat from spectral reflectance data[J]. *Remote Sensing of Environment*. 2002, 81(1): 45—57.
- [2] Daughtry C S T, Walthall C L, Kim M S, et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance[J]. *Remote Sensing of Environment*. 2000, 74(2): 229—239.
- [3] 王福民, 黄敬峰, 刘占宇, 等. 水稻色素含量估算的最优比值色素指数研究[J]. *浙江大学学报: 农业与生命科学版*, 2009(3): 321—328.
Wang Fumin, Huang Jingfen, Liu Zhanyu, et al. Optimal simple ratio pigment index for estimating pigment contents of rice[J]. *Journal of Zhejiang University: Agric. And Life Sci.*, 2009, 35(3): 321—328. (in Chinese with English abstract)
- [4] 易秋香, 黄敬峰, 王秀珍, 等. 玉米叶绿素高光谱遥感估算模型研究[J]. *科技通报*, 2007(1): 83—87.
Yi Qiuxiang, Huang Jingfeng, Wang Xiuzhen, et al. Hyperspectral remote sensing estimation models for chlorophyll concentration in corn[J]. *Bulletin of Science and Technology*, 2007, 23(1): 83—87. (in Chinese with English abstract)
- [5] 杨峰, 范亚民, 李建龙, 等. 高光谱数据估测稻麦叶面积指数和叶绿素密度[J]. *农业工程学报*, 2010, 26 (2): 237—243.
Yang Feng, Fan Yamin, Li Jialong, et al. Estimating LAI and CCD of rice and wheat using hyperspectral remote sensing data[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2010, 26(2): 237—243. (in Chinese with English abstract)
- [6] 冯伟, 朱艳, 田永超, 等. 基于高光谱遥感的小麦冠层叶片色素密度监测[J]. *生态学报*, 2008, 28 (10): 4902—4911.
Feng Wei, Zhu Yan, Tian Yongchao, et al. Monitoring canopy leaf pigment density in wheat with hyperspectral remote sensing[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2008, 28(10): 4902—4911. (in Chinese with English abstract)
- [7] Sims D A, Gamon J A. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2): 337—354.
- [8] Maccioni A, Agati G, Mazzinghi P. New vegetation indices for remote measurement of chlorophylls based on leaf directional reflectance spectra[J]. *Journal of Photochemistry and Photobiology*, 2001, 61(1/2): 52—61.
- [9] Yang X H, Huang J F, Wu Y P, et al. Estimating biophysical parameters of rice with remote sensing data using support vector machines[J]. *Science China (Life Science)*, 2011, 54(3): 272—281.
- [10] Huang J F, Blackburn G A. Optimizing predictive models for leaf chlorophyll concentration based on continuous wavelet analysis of hyperspectral data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(24): 9375—9396.
- [11] 陈燕, 王登伟, 黄春燕, 等. 新疆棉花 LAI 和叶绿素密度的高光谱估算研究[J]. *遥感信息*, 2007(2): 33—36.
Chen Yan, Wang Dengwei, Huang Chunyan, et al. Estimating of cotton LAI and chlorophyll density by using hyperspectral data in Xinjiang[J]. *Remote Sensing Information*, 2007(2): 33—36. (in Chinese with English abstract)
- [12] 姚霞, 吴华兵, 朱艳, 等. 棉花功能叶片色素含量与高光谱参数的相关性研究[J]. *棉花学报*, 2007(4): 267—272.
Yao Xia, Wu Huabing, Zhu Yan, et al. Relationship between pigment concentrations and hyperspectral parameters in functional leaves of cotton[J]. *Cotton Science*, 2007, 19(4): 267—272. (in Chinese with English abstract)
- [13] 陈燕, 黄春燕, 王登伟, 等. 北疆棉花叶绿素密度的高光谱估算研究[J]. *新疆农业科学*, 2006, 43 (6): 451—454.
Chen Yan, Huang Chunyan, Wang Dengwei, et al. Estimation of cotton chlorophyll density in north xinjiang by using high spectral data[J]. *Xinjiang Agricultural Sciences*, 2006, 43(6): 451—454. (in Chinese with English abstract)
- [14] 黄春燕, 王登伟, 张煜星. 基于棉花红边参数的叶绿素密度及叶面积指数的估算[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(2): 137—141.
Huang Chunyan, Wang Dengwei, Zhang Yuxing. Estimation of cotton canopy chlorophyll density and leaf area index based on red-edge parameters[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2009, 25(2): 137—141. (in Chinese with English abstract)
- [15] Datt B. Visible/near infrared reflectance and chlorophyll content in Eucalyptus leaves[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1999, 20(14): 2741—2759.
- [16] Carter G A. Ratios of leaf reflectances in narrow wavebands as indicators of plant stress[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(3): 697—703.
- [17] Vogelmann J E, Rock B N, Moss D M. Red edge spectral measurements from sugar maple leaves[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1993, 14(8): 1563—1575.
- [18] Gitelson A A, Merzylac M N. Spectral reflectance changes associate with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. leaves. Spectral features and relation to chlorophyll estimation[J]. *Journal of Plant Physiology*, 1994, 143(3): 286—292.
- [19] Chappelle E W, Kim M S, McMurtrey J E. Ratio analysis of reflectance spectra (RARS): An algorithm for the remote estimation of the concentrations of chlorophyll A, chlorophyll B, and carotenoids in soybean leaves[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 39(3): 239—247.

- [20] Gitelson A A, Kaufman Y J, Merzlyak M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 58(3): 289—298.
- [21] Datt B. Remote Sensing of Chlorophyll a, Chlorophyll b, Chlorophyll a+b, and Total Carotenoid Content in Eucalyptus Leaves[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 66(2): 111—121.
- [22] Aoki M, Yabuki K, Totsuka T. An evaluation of chlorophyll content of leaves based on the spectral reflectivity in several plants[J]. *Research Report of the National Institute of Environmental Studies of Japan*, 1981, 66: 125—130.
- [23] Blackburn G A. Quantifying chlorophylls and carotenoids at leaf and canopy scales; An evaluation of some hyperspectral approaches[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 66(3): 273—285.
- [24] Blackburn G A. Spectral indices for estimating photosynthetic pigment concentrations: A test using senescent tree leaves[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(4): 657—675.
- [25] Boochs F, Kupfer G, Dockter K, et al. Shape of the red edge as vitality indicator for plants[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, 11(10): 1741—1753.
- [26] Buschman C, Nagel E. In vivo spectroscopy and internal optics of leaves as a basis for remote sensing of vegetation[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1993, 14(4): 711—722.
- [27] Gitelson A, Buschmann C, Lichtenthaler H K. The Chlorophyll fluorescence ratio $F735/F700$ as an accurate measure of the chlorophyll content in plants[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 69(3): 296—302.
- [28] Smith R C G, Adams J, Stephens D J, et al. Forecasting wheat yield in a Mediterranean-type environment from the NOAA satellite[J]. *Australian Journal of Agricultural Research*, 1995, 46(1): 113—125.
- [29] Elvidge C D, Zhikang C. Comparison of broad-band and narrow-band red and near-infrared vegetation indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 54(1): 38—48.
- [30] Peñuelas J, Gamon J A, Fredeen A L, et al. Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen- and water-limited sunflower leaves[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 135—146.
- [31] Zarco-Tejada P J, Miller J R, Noland T L, et al. Scaling up and model inversion methods with narrow-band optical indices for chlorophyll content estimation in closed forest canopies with hyperspectral data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(7): 1491—1501.
- [32] Birth G S. Measuring the Color of Growing Turf with a Reflectance Spectrophotometer[J]. *Agronomy Journal*, 1968, 60(6): 640-642.
- [33] Filella I, Penuelas J. The red edge position and shapes as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(7): 1459—1470.
- [34] Yoder B J, Pettigrew-Crosby R E. Predicting nitrogen and chlorophyll content and concentrations from reflectance spectra (400—2 500 nm) at leaf and canopy scales[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1995, 53(3): 199—211.
- [35] Le Maire G, Fran Ois C, Dufrêne E. Towards universal broad leaf chlorophyll indices using PROSPECT simulated database and hyperspectral reflectance measurements[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 89(1): 1—28.

Estimating chlorophyll density of cotton canopy by hyperspectral reflectance

Wang Qiang^{1, 2}, Yi Qiuxiang¹, Bao Anming^{1*}, Luo Yi¹, Zhao Jin¹

(1. *Xinjiang Institute of Ecology and Geography Chinese Academy of Sciences, Xinjiang URUMQI 830011, China;*

2. *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: In order to further improve the estimation accuracy of cotton chlorophyll density by hyperspectral reflectance, canopy hyperspectral reflectance and chlorophyll density were recorded at four different growth stages of cotton in a field experiment. All two-band combinations (350 to 1100 nm) in the ratio type of vegetation index (RVI) and the normalized difference type of vegetation index ($NDVI$) were performed on raw spectral reflectance and the first derivative reflectance, and then the correlation between all two-band combinations and chlorophyll density were determined. The coefficients (r) were presented in matrix plots. Basing on the results of correlation analysis, the estimation models of chlorophyll density were established using linear regression and multiply stepwise regression methods, and then the predictive power of four predictors were analyzed, i.e. single narrow band raw reflectance and the first derivative reflectance, the established vegetation indices for chlorophyll density estimation, and the optimal band combination vegetation indices. Three main conclusions were obtained: 1) The performance of first derivative reflectance was evidently better than raw reflectance; 2) The precision and stability of estimation models based on vegetation indices were normally much higher than models based on single band or multiply bands; 3) Among four types independent variables, DR_{756} was the best candidate for single-band models, ratio index DR_{635}/DR_{643} and normalized difference index $(DR_{1055}-DR_{684})/(DR_{1055}+DR_{684})$ were the best among all band combination indices. In conclusion, the model based on DR_{635}/DR_{643} obtained the most satisfied results for the estimation of chlorophyll density, and the correlation coefficient between estimated and measured chlorophyll density reached 0.821. The study will provide a reference for the better application of hyperspectral reflectance in chlorophyll density derivation.

Key words: cotton, chlorophyll, models, hyperspectral reflectance, vegetation index