

玉米全氮含量高光谱遥感估算模型研究

易秋香¹, 黄敬峰¹, 王秀珍², 钱 翌³

(1. 浙江大学农业遥感与信息技术研究所, 杭州 310029; 2. 浙江气象科学研究所, 杭州 310004;
3. 新疆农业大学资源与环境学院, 乌鲁木齐 830052)

摘要: 该文对不同品种玉米测定了其室内光谱反射率及其对应的全氮含量, 采用相关性分析以及单变量线性与非线性拟合分析技术, 对全氮含量与原始光谱反射率、光谱反射率一阶微分、一些高光谱特征参数(如红边波长、红边位置以及红边面积等)以及由一阶微分光谱所构建的一些比值植被指数和归一化植被指数之间的关系进行了分析, 结果表明: 全氮含量与原始光谱在 716 nm 处具有最大相关系数 ($r = -0.847$), 呈极显著负相关, 并且基于此波长所构建的对数关系估算模型明显优于线性模型; 与光谱反射率一阶微分值在 759 nm 处具有最大相关系数 ($r = 0.944$), 呈极显著正相关, 并且基于此波长所构建的线性和非线性模型的拟合效果接近; 对于所选取的 3 类高光谱特征变量, 全氮含量除了与黄边位置 (λ_y) 以及由红边面积和黄边面积所构建的比值植被指数和归一化植被指数的相关性较弱之外, 与其余变量均呈极显著相关关系, 说明由这些变量对玉米全氮含量进行估算具有可行性; 对所建立的各类方程进行精度检验, 最终筛选确定由 759 nm 处的光谱反射率一阶微分值所构建的指数模型作为对玉米全 N 含量的预测模型最为理想。

关键字: 玉米; 高光谱变量; 植被指数; 全氮含量

中图分类号: S127

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2006)09-0138-06

易秋香, 黄敬峰, 王秀珍, 等. 玉米全氮含量高光谱遥感估算模型研究[J]. 农业工程学报, 2006, 22(9): 138-143.

Yi Qiuxiang, Huang Jingfeng, Wang Xiuzhen, et al. Hyperspectral remote sensing estimation models for nitrogen contents of maize[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(9): 138-143. (in Chinese with English abstract)

0 引言

在所有营养元素中, 氮素对作物的生长发育和产量的影响最大, 施用量也最大, 研究作物全氮含量的光谱特性建立作物氮素含量的光谱估算模型, 从而快速诊断作物的氮素状况对指导有效施肥具有现实意义。高光谱分辨率遥感技术与传统的多光谱遥感相比具有波段多、光谱分辨率高且连续的特点, 能直接对地物进行微弱光谱差异的定量分析, 在植被遥感研究与应用中表现出强大优势^[1]。国内外对玉米高光谱特征的研究已有一些相关报道, 如洪佳华等对夏玉米叶片光谱吸收率的特点进行了分析^[2]; Maria Amparo Gilabert 等人分析了玉米冠层光谱与其生物物理参数之间的关系^[3]; 林忠辉、项月琴等人对夏玉米叶面积指数增长模型进行了研究^[4]; 唐延林、王秀珍等人对玉米高光谱及其红边特征进行了分析^[5]; 程一松、胡春胜等人对养分胁迫下的夏玉米生理反应与光谱特征进行了分析^[6]; 谭昌伟、王纪华等人对夏玉米叶片全氮含量的光谱响应进行了研究^[7]; Simone Graeff, Wilhelm Claupein 对采用光谱反射率定量分析田间玉米的氮素状况进行了研究^[8]; 但基于玉米不同器官的光谱反射率和其全氮含量之间的关系进行分析并建立玉米全氮含量的高光谱遥感估算模型的

研究还未见报道。本文测定了玉米不同器官(叶片、茎、穗、叶鞘)的室内光谱反射率及其对应的全氮含量, 分析了全氮含量与原始光谱、光谱反射率一阶微分值以及各类高光谱特征参数和一些植被指数之间的关系, 期望建立基于高光谱数据的玉米全氮含量遥感估算模型。

本研究的目的是: 通过相关性分析找出较适用于玉米全氮含量估算的光谱波段和植被指数; 采用单变量线性与非线性拟合模型技术建立较适合玉米全氮含量估算的高光谱遥感估算模型; 评价高光谱数据的各种变换形式: 植被指数, 蓝、黄和红边(三边)光学参数, 绿色反射峰(绿峰), 红光吸收谷(红谷), 以及基于光谱面积的预测变量用于估算玉米全氮含量的潜力。

1 研究方法

1.1 材料与方法

试验场地: 浙江大学试验农场, 经度 120°10', 纬度 30°14'。

品种: 掖单 13 号、丹玉 13 号, 苏玉糯 1 号、苏玉糯 2 号, 特甜 1 号、超甜 2018。

采样: 为了减少采样过程对全氮含量的影响, 对不同品种玉米进行了整株采样, 每一品种采样 3 株, 采样后立即运回实验室并及时测定室内光谱反射率。

1.2 光谱测定

使用美国 ASD (Analytical Spectral Device) 公司的 ASD FieldSpec Pro FRTM 光谱仪, 波段值为 350~2500 nm, 其中, 350~1000 nm 光谱采样间隔(波段宽)为 1.4 nm, 光谱分辨率为 3 nm, 1000~2500 nm 光谱采样间隔(波段宽)为 2 nm, 光谱分辨率为 10 nm。针对玉米不同器官测定光谱反射率。测定时将样品平置于反射率近似

收稿日期: 2005-08-01 修订日期: 2005-10-31

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(40271078, 30371018); 科技部科技基础性工作专项(2003DEA2C010-13)

作者简介: 易秋香(1979-), 女, 博士生, 主要从事遥感农业应用研究。杭州 浙江大学农业遥感与信息技术研究所, 310029。

Email: yiqiuxiang_edu@tom.com

为零的黑色橡胶上,光谱仪视场角为 8°,探头垂直向下,距样品表面距离 0.10 m;光源用光谱仪所带的 50 W 卤化灯,光源距样品表面距离 0.45 m,方位角(光源与样品表面之间的夹角)70°。每次数据采集前都进行标准白板校正,光谱采样以 10 个光谱为一采样光谱,每次记录 10 个光谱,取平均值。

1.3 全氮的测定

全氮含量采用凯氏定氮法测定。

1.4 高光谱特征参数

根据文献(宫鹏,《高光谱遥感及其应用》2000)^[8],本文所采用的高光谱特征参数包括三类:第一类是基于光谱位置的特征变量,包括:红边内最大的一阶微分值(Dr), Dr 对应的波长位置(λ_r),蓝边内最大的一阶微分值(Db), Db 对应的波长位置(λ_b),黄边内最大的一阶微分值(Dy), Dy 对应的波长位置(λ_y),绿峰反射率(Rg), Rg 对应的波长(λ_g),红谷反射率(Ro);第二类是基于光谱面积的变量,包括:红边内一阶微分总和(SDr),蓝边内一阶微分总和(SDb)黄边内一阶微分总和(SDy);第三类基于植被指数的变量,从不同的光谱区域提取不同类型的植被指数,包括简单比值植被指数(RVI)和归一化差值植被指数($NDVI$)。如下: SDr/SDb , SDr/SDy , Rg/Ro , $(SDr - SDb)/(SDr + SDb)$, $(SDr - SDy)/(SDr + SDy)$, $(Rg - Ro)/(Rg + Ro)$ 。详细的变量解释可参看文献。

2 结果与分析

2.1 玉米不同器官全氮含量及其光谱特征比较

从图 1 和图 2 可见,玉米不同器官全氮含量和光谱反射率之间存在差异。叶片全氮含量明显地高于其他器官,而叶片可见光波段光谱反射率相对其它器官最小,各器官全氮含量变化和对应的可见光波段光谱反射率变化之间的关系表现为随着全氮含量的增大光谱反射率减小,如茎秆全氮含量最小但其对应的可见光波段光谱反射率最大,这与许多研究发现植物在缺氮时无论是叶片还是植物冠层水平的可见光波段反射率都有所增加^[9]的结论一致。通过对玉米不同器官全氮含量和光谱反射率的测定,一方面可适量地增加样本数,另一方面也可达到增大数据之间变动范围的目的,使所构建的模型更具代表性。

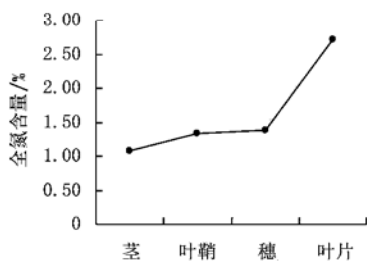


图 1 玉米不同器官全氮含量比较
Fig. 1 Comparison of total nitrogen of different organs of maize

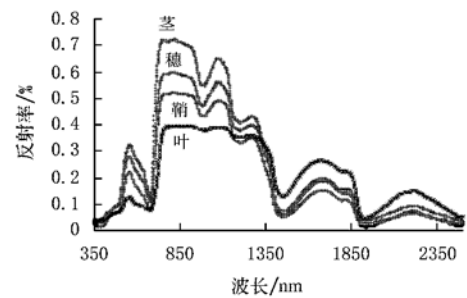


图 2 玉米不同器官光谱反射率比较
Fig. 2 Comparison of reflectance of different organs of maize

2.2 玉米全氮含量与原始光谱反射率之间的相关性分析及估算模型

从图 3 可见,全 N 与原始光谱反射率在可见光波段和近红外波段呈极显著负相关关系,并且相关系数在大部分波段超过 0.7,相关性较强,随着全 N 含量的增多,光谱反射率会有降低趋势。实际上通过分析发现,两者之间在 716 nm 处具有最大相关系数($r = -0.847$)。以全 N 含量作为因变量,716 nm 处的光谱反射率作为自变量,通过线性和非线性(包括指数回归和对数回归)拟合分析建立全 N 含量与这一波段处反射率的关系模型。结论如图 4 所示。从图可见,对数模型与线性模型相比拟合效果相对较好,说明这一关系模型可对全 N 含量进行较好的预测,其预测精度还有待检验。

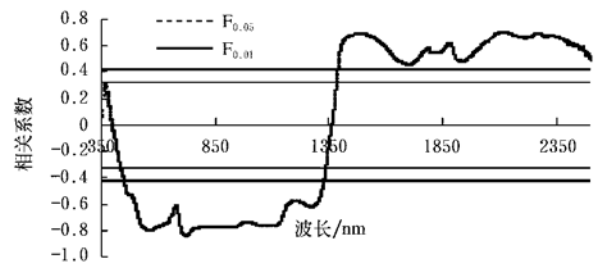


图 3 玉米全氮含量与原始光谱相关系数图
Fig. 3 Correlation of raw spectra to nitrogen content of maize

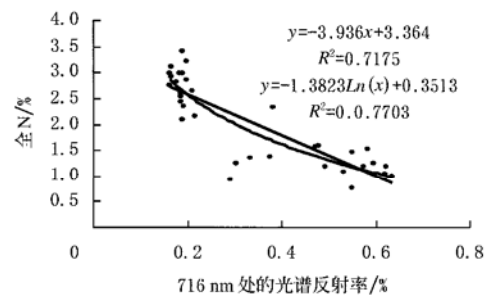


图 4 以 716 nm 处光谱反射率为自变量的全 N 含量的线性和对数回归模型比较
Fig. 4 Comparison of linear and logarithm estimation models for total nitrogen contents

2.3 玉米全氮含量与一阶微分光谱反射率之间的相关性分析及估算模型

全 N 与反射率的一阶微分之间的相关系数如图 5

所示。

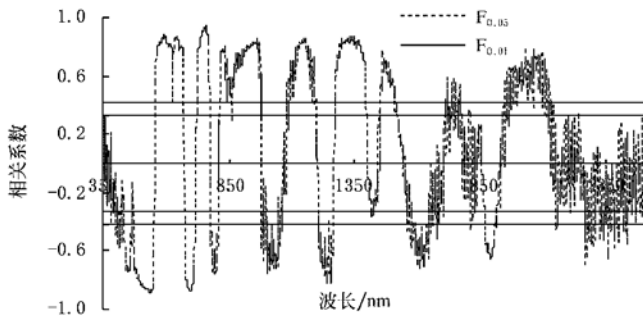


图5 全 N 与反射率的一阶微分之间的相关系数图
Fig. 5 Correlagram of total nitrogen and first derivative spectral reflectance

从图 5 可见, 相关系数的变化不具有明显的规律性, 在大部分波段都呈显著或极显著相关, 并且相关系数较大, 相关性很强, 实际上通过分析发现, 两者之间的相关系数 r 值在 759 nm 处达到最大 ($r = 0.944$), 呈极显著正相关。以全 N 含量为因变量, 759 nm 处反射率的一阶微分为自变量, 通过线性和非线性拟合分析建立两者之间的关系模型。结论如图 6 所示。

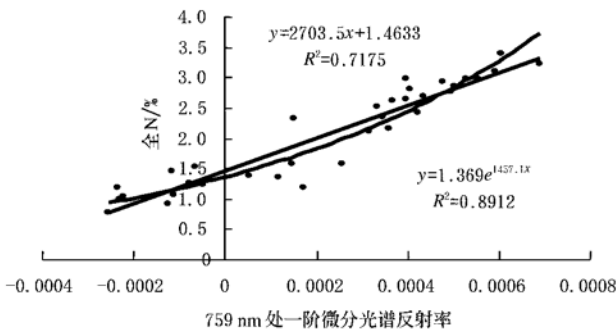


图 6 以 759 nm 处反射率的一阶微分为自变量的全 N 含量的线性 and 指数回归模型比较

Fig. 6 Comparison of linear and exponential estimation models for total nitrogen contents of maize

从图 6 可见, 线性和非线性模型与全氮含量的拟合效果接近, 说明对全 N 变化的解释能力相近。与原始光谱对全 N 含量的线性和非线性拟合模型的判定系数相比, 一阶微分与全 N 含量的拟合程度不论是线性还是非线性的都相对较高。说明用反射率的一阶微分对全 N 含量进行预测具有可行性。

2.4 玉米全氮含量与各类高光谱参数的相关性分析

从表 1 可见, “三边”光学参数中, 除了黄边位置 (λ_y) 与全氮含量没有达到极显著相关之外, 其余三边位置变量都与全氮呈极显著相关; 绿色反射峰 (R_g), 红光吸收谷 (R_o) 以及 R_g 对应的波长 (λ_g) 也都与全氮含量达到极显著相关水平; “三边”面积变量也都与全氮含量具有较强的相关性, 其中与蓝边面积变量相关性最强; 基于植被指数的变量中, 全氮含量除了与由红边面积和黄边面积所构建的比值植被指数和归一化植被指数的相关性较弱之外, 与其他指数均呈极显著相关关

系, 说明采用这些变量对全氮含量进行估算具有可行性。

表 1 全氮含量与高光谱特征变量之间的相关系数 ($n = 35$)

Table 1 Correlation coefficient between nitrogen content and hyperspectral variables ($n = 35$)

光谱变量类型		相关系数 (r)
基于光谱位置变量	Db	- 0.854* *
	Δb	0.793* *
	Dr	- 0.818* *
	λr	0.926* *
	Dy	- 0.860* *
	λy	0.123
	Rg	- 0.803* *
	λg	0.701* *
	Ro	- 0.744* *
	SDr/SDb	0.880* *
基于植被指数变量	SDr/SDy	- 0.137
	Rg/Ro	- 0.573* *
	$(SDr - SDb)/(SDr + SDb)$	0.860* *
	$(SDr - SDy)/(SDr + SDy)$	- 0.249
	$(Rg - Ro)/(Rg + Ro)$	- 0.578* *
基于光谱面积变量	SDr	- 0.818* *
	SDb	- 0.845* *
	SDy	0.729* *

2.5 单变量线性与非线性拟合模型

使用 5 个单变量线性与非线性的拟和模型, 包括:

简单线性函数: $y = a + bx$

对数函数: $y = a + b \times \ln(x)$

抛物线: $y = a + bx + cx^2$

一元三次函数: $y = a + bx + cx^2 + dx^3$

指数函数: $y = a \cdot \exp(bx)$

式中 y ——全氮的拟合值; x ——光谱变量; a, b, c, d ——常数。

由表 1 可知, 全 N 含量与高光谱特征变量之间具有很强的相关性, 从这些变量中挑选出与全 N 含量呈极显著相关的变量进行单变量线性和非线性拟合分析, 建立方程, 期望找出较适合于全 N 含量估算的高光谱遥感模型。

表 2 全 N 与高光谱变量的线性和非线性回归分析 ($n = 35$)

Table 2 Linear and non-linear regression analysis between total nitrogen content and hyperspectral variables ($n = 35$)

光谱变量	模型	a	b	c	d	R^2	F
Dr	线性	3.411	- 129.38			0.668	66.53
	对数	- 4.712	- 1.449			0.699	76.70
	抛物线	4.59	- 369.51	9885.13		0.707	38.59
	一元三次	5.645	- 674.57	36093.9	- 689813	0.710	25.30
	指数	3.944	- 70.495			0.683	70.94
Db	线性	3.199	- 340.12			0.730	89.25
	对数	- 4.641	- 1.138			0.786	121.33
	抛物线	4.169	- 1062.1	95007.2		0.810	68.20
指数	一元三次	4.429	- 1331.6	170022	- 6E + 06	0.810	44.19
	指数	3.459	- 180.66			0.708	80.19

光谱变量	模型	a	b	c	d	R ²	F
Dy	线性	3.022	- 2299.3			0.740	93.98
	对数	- 6.042	- 1.007			0.845	180.59
	抛物线	3.636	- 5815.9	3249343		0.845	87.23
	一元三次	4.259	- 11230	1.4E + 07	- 6E + 09	0.860	63.45
	指数	3.195	- 1256.3			0.760	104.53
λr	线性	- 34.419	0.0514			0.858	198.96
	对数	- 237.08	36.423			0.858	198.52
	抛物线	423.04	- 1.239	0.0009		0.861	199.41
	一元三次	- 77157	328.05	- 0.465	0.0002	0.891	199.84
	指数	6.5E - 09	0.027			0.841	174.98
λb	线性	- 126.71	0.248			0.546	39.67
	对数	- 802.11	128.59			0.546	39.61
	抛物线	6046.4	- 23.525	0.0229		0.564	39.73
	一元三次	- 2E + 06	11233	- 21.641	0.0139	0.584	39.79
	指数	6.8E - 31	0.135			0.556	41.38
Rg	线性	3.359	- 6.761			0.645	59.97
	对数	- 0.470	- 1.434			0.712	81.70
	抛物线	5.159	- 26.611	43.878		0.757	49.75
	一元三次	6.063	- 41.044	112.06	- 97.852	0.759	32.57
	指数	3.777	- 3.61			0.633	56.81
λg	线性	229.678	- 0.41			0.492	31.95
	对数	1442.0	- 227.92			0.492	31.98
	抛物线	12131	- 43.306	0.0387		0.505	31.95
	一元三次	- 5E + 06	27179	- 49.014	0.029	0.522	31.95
	指数	1.4E + 56	- 0.232			0.540	38.78
Ro	线性	3.276	- 9.648			0.554	41.03
	对数	- 1.083	- 1.447			0.623	54.59
	抛物线	5.255	- 40.62	98.041		0.669	32.41
	一元三次	6.969	- 79.584	362.704	- 546.95	0.679	21.86
	指数	3.646	- 5.218			0.558	41.60
SDr	线性	3.802	- 4.786			0.670	66.87
	对数	0.087	- 1.829			0.694	74.80
	抛物线	5.875	- 16.652	14.86		0.707	38.53
	一元三次	7.235	- 27.903	43.944	- 23.764	0.707	38.53
	指数	4.781	- 2.553			0.655	62.76
SDb	线性	3.088	- 11.021		0.715	82.59	
	对数	- 0.64	- 1.038			0.782	118.08
	抛物线	3.924	- 33.868	103.962		0.804	65.74
	一元三次	4.262	- 46.972	235.205	- 377.74	0.806	42.87
	指数	3.272	- 5.892			0.702	77.92
SDr/ SDb	线性	- 0.133	0.452			0.774	113.19
	对数	- 1.04	2.035			0.760	104.54
	抛物线	- 0.246	0.504	- 0.0054		0.774	54.92
	一元三次	7.267	- 4.508	1.038	- 0.069	0.812	55.13
	指数	0.590	0.2396			0.749	98.34
(SDr - SDb)/ (SDr + SDb)	线性	- 2.113	6.614			0.740	93.96
	对数	3.918	3.912			0.716	83.23
	抛物线	7.135	- 24.594	25.538		0.788	59.63
	一元三次	27.84	- 130.05	201.87	- 96.884	0.794	58.98
	指数	0.2034	3.531			0.726	87.23

从表 2 可见, 基于三边幅值(Dr、Db 和 Dy) 所构建的线性和非线性的预测模型均是对数模型具有较大的判定系数和 F 值, 优于其它四类模型; 基于红边位置(λr) 所构建的各类模型与基于其它变量所构建的各类

模型相比, 具有最大的判断系数和 F 值, 并且所构建的线性和非线性模型的拟合效果很接近, 但相比而言, 线性模型具有较为简单的数学表达形式, 因此从这些变量中选取模型 $y = 0.0514\lambda r - 34.419$ 对全 N 含量进行预测并对其预测精度进行检验。

3 全 N 含量高光谱遥感估算模型的精度检验

通常精度评价标准可采用以下几种:

1) 相关系数评价^[10]

在光谱数据和生物物理、生物化学参数的相关及回归分析中可用相关系数(单、复)的平方值(确定系数 R²) 来评价两类数据的相关性和预测结果之优劣。

2) 均方根差(RMSE)评价^[11]

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_i]^2 / n}$$

由单变量和多变量回归模型估计出的参数, 其精度可用均方根差来评价。式中: y_i 和 \hat{y}_i 分别为实测值和预测值, n 为样本数(包括预测样本和测试样本)。

3) 相对误差评价

$$\text{相对误差 \%} = (y_i - \hat{y}_i) / y_i \times 100$$

所建立的估算模型不仅要求方程的显著性水平高, 而且要求数学表达形式简单, 基于此原则, 进行进一步筛选归纳后, 确定对如下模型的预测精度进行分析比较, 结论如表 3。

表 3 全 N 含量高光谱估算模型的精度检验结果比较 (n = 35)
Table3 Comparison of precision test results of hyperspectral models for total nitrogen content (n = 35)

自变量 x	模型表达式	相关系数 R ²	RMSE	相对误差 /%
ρ716 nm	$Y = - 1.3823\text{Ln}(x) + 0.3513$	0.77* *	0.385	18.2
ρ759 nm	$Y = 1.369\text{exp}1457.1x$	0.899* *	0.256	10.82
λr	$Y = 0.0514\lambda r - 34.419$	0.858* *	0.305	13.62
SDr/SDb	$Y = 0.452x - 0.133$	0.774* *	0.382	17.97%

注: *、* * 分别表示达 $P < 0.05 (R^2 = 0.106)$ 、 $P < 0.01 (R^2 = 0.174)$ 水平。

表 3 可见, 这些变量均可对全 N 变化进行较好的解释, 但是考虑到一个变量可能对多个参数的变化响应会造成引起变量变化的参数的不确定性, 如红边波长 λr 和 SDr/SDb 也可对粗纤维和色素等的变化有响应, 所以要求所选变量能对参数变化有较好的解释的同时, 还要求这一变量对参数变化解释的唯一性, 基于以上原则再进行筛选, 发现 716 nm 处的原始光谱反射率和 759 nm 处的一阶微分值符合要求, 而采用 759 nm 处的一阶微分值所构建的指数模型具有最大相关系数、最小 RMSE 和最小相对误差, 作为对全 N 的预测模型最为理想。因此选取模型: $Y = 1.369\text{exp}1457.1\rho759\text{nm}$ 作为全 N 含量预测模型。

由各模型所计算的全 N 含量理论值和实测值的相关性可见图 7a~ d。

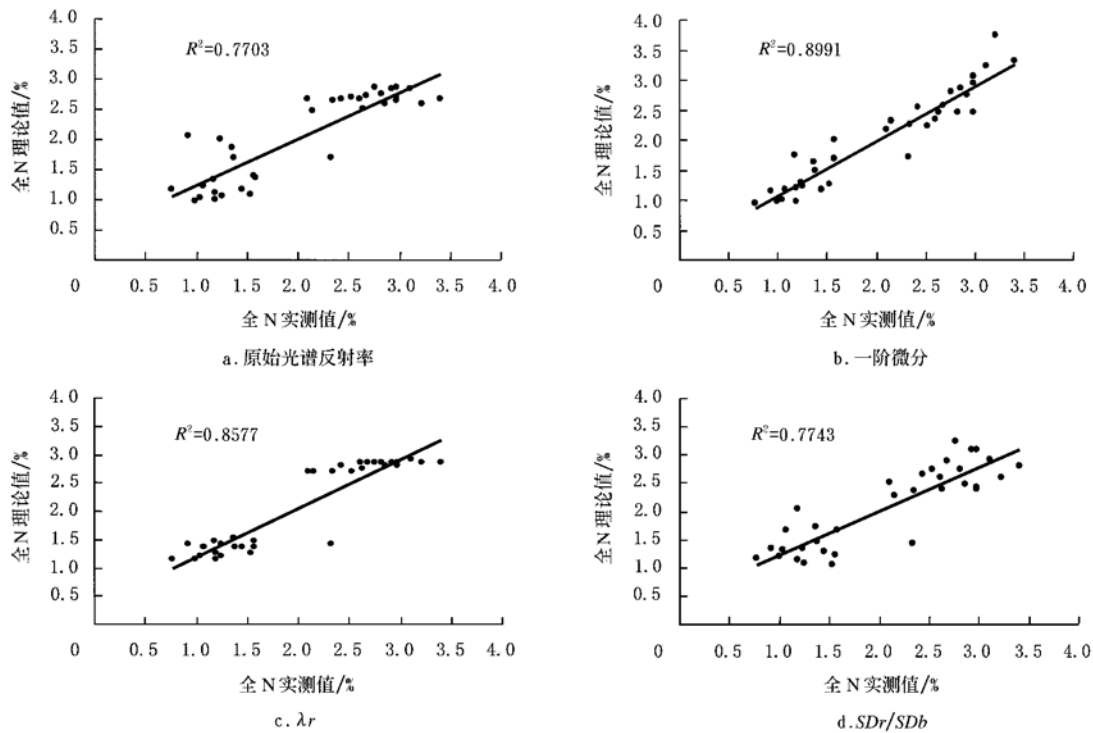


图7 全N含量理论值和实测值的比较

Fig. 7 Comparison of measured value and theoretical value of total nitrogen content of maize

4 结论与讨论

通过以上分析对全N含量与高光谱反射率及其一阶微分以及高光谱特征变量和各类植被指数之间的关系可得出以下结论:

1) 对原始高光谱反射率而言,所构建的非线性的对数关系模型对全N含量的预测能力优于线性模型;

2) 对反射率的一阶微分而言,线性模型和非线性模型的预测能力接近,均可对全N含量进行较好的预测;

3) 各类高光谱特征变量以及植被指数中,以红边位置为自变量所构建的线性和非线性模型的拟合效果很接近,线性模型具有相对简单的数学表达形式;

4) 通过精度检验,综合分析,采用759 nm处的一阶微分值所构建的指数模型作为对全N的预测模型最为理想。

本试验构建模型所采用的高光谱数据是叶片的室内光谱反射率,初步结论是基于一个地点一个年份的观测数据获得的,而且样本数有限,故仍有待进一步研究和探讨。

[参考文献]

[1] VANE G. Terrestrial imaging spectrometry: current status, future trends[J]. Remote Sens. Environ. 1993, 44 (1): 109- 127.

[2] 洪佳华,孙 睿,陶英丽.夏玉米叶片光谱吸收率初探[J]. 中国农业气象, 1998, 19(4): 4- 7.

[3] Maria Amparo Gilabert, Soledad Candia, Joaquin Melia. Analysis of spectral-biophysical relationships for a corn canopy[J]. Remote Sens Environ, 1996, 55: 11- 20.

[4] 林忠辉,项月琴,莫兴国,等.夏玉米叶面积指数增长模型的研究[J]. 中国生态农业学报, 2003, 11(4): 69- 72.

[5] 唐延林,王秀珍,王人潮.玉米高光谱及其红边特征分析[J]. 山地农业学报, 2003, 22(3): 189- 194.

[6] 程一松,胡春胜,王 成,等.养分胁迫下的夏玉米生理反应与光谱特征[J]. 资源科学, 2001, 22(6): 55- 58.

[7] 谭昌伟,王纪华,黄文江,等.夏玉米叶片全氮、叶绿素及叶面积指数的光谱响应研究[J]. 西北植物学报, 2004, 24(6): 1041- 1046.

[8] Simone Graeff, Wilhelm Claupein. Quantifying nitrogen status of corn in the field by reflectance measurements[J]. European Journal of Agronomy, 2003, (19): 611- 618.

[9] Tracy M Blackmer, James 2SS, Gary 2Ev, et al. Nitrogen deficiency detection using reflected short wave radiation from irrigated corn canopies [J]. Agronomy Journal, 1996, 88: 1- 5.

[10] 浦瑞良,宫 鹏. 高光谱遥感及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2000: 123- 327.

[11] 王秀珍,黄敬峰,李云梅,等.水稻叶面积指数的多光谱遥感估算模型的研究[J]. 遥感技术与应用, 2003, 18(2): 57- 65.

Hyperspectral remote sensing estimation models for nitrogen contents of maize

Yi Qiuxiang¹, Huang Jingfeng¹, Wang Xiuzhen², Qian Yi³

(1. Institute of Agricultural Remote Sensing and Information Technology, Zhejiang 310029, China;

2. Zhejiang Meteorological Institute, Hangzhou, Zhejiang 310004, China;

3. Institute of Environment and Resource, Xinjiang Agricultural University, 830052, China)

Abstract: The hyperspectral reflectances of different organs (including leaves, stem) and corresponding nitrogen contents of different species of maize were measured in the experiment. The correlation among raw hyperspectral reflectance, hyperspectral characteristic variables, RVI, NDVI and chlorophyll contents were analyzed. The results show that the raw spectral reflectance has the maximum negative correlation coefficient at 716 nm ($r = -0.847$) with nitrogen contents and the logarithm model constructed with reflectance at this point is the better one as compared to linear model; the first derivative spectral reflectance has the maximum positive correlation coefficient at 759 nm ($r = 0.944$) and the linear and non-linear models have the similar capacity for the nitrogen estimation; as to hyperspectral characteristic variables, they all show significant correlation with nitrogen contents except λ_y , SDr/SDy and $(SDr + SDy)/(SDr - SDy)$. Those results indicate that the variables adopt in this paper have great potential for nitrogen content estimation. By the precision evaluation of estimation models, the logarithm models constructed by the first derivative reflectance at 759 nm was proved to be the best for the estimation of maize nitrogen contents.

Key words: maize; hyperspectral characteristic variables; vegetation indices; total nitrogen contents