

文章编号: 1007-4619 (2000) 02-0125-06

叶片化学组分成像光谱遥感探测机理分析

牛铮¹, 陈永华¹, 隋洪智¹, 张庆员¹, 赵春江²

(1. 中国科学院 遥感应用研究所, 北京 100101; 2. 北京市农林科学院 作物研究所, 北京 100089)

摘要: 利用地面光谱仪的测量数据, 进行了成像光谱遥感探测叶片化学组分的机理性研究。采用多元逐步回归方法, 分析了鲜叶片 7 种化学组分含量与其光谱特性的统计关系, 分别建立了反射率 ρ 及其变化式 $1/\rho$ 、 $\log \rho$ 和 ρ 的一阶导数 $K\rho$ 与化学组分含量的统计方程, 并对这 4 个指标的性能进行了比较和评价。结果表明, 在 95% 的置信水平下, 可以由叶片的精细光谱特征较好地反映出化学组分含量; 特别是利用 $K\rho$ 作为因子, 使置信水平提高到 99%, 尤以对粗蛋白质、N、K 含量反映最好, R^2 均达到 0.8 以上, 粗蛋白质可达 0.9564, 从而为进一步探讨在中国利用成像光谱遥感探测叶片化学组分奠定了基础。

关键词: 成像光谱遥感; 叶片; 化学组分

中图分类号: TP19/S51 **文献标识码:** A

1 引言

近年来随着成像光谱技术的兴起, 如何利用遥感数据监测植被化学特性, 已成为全球变化研究中一个重要的议题。J. Curran 曾对利用遥感方法估算叶片化学组分的可能性和必要性进行过分析^[1]。1995 年法国科学家用机载成像光谱遥感成功地监测了森林冠层化学组分^[2]。在中国, “六五” 期间研制出了多波段成像光谱仪, 但一直没有将其应用到监测植被化学特性方面。

作者在分析前人理论的基础上, 开展地面光谱测试和室内化学分析, 分别建立了反射率 ρ 及其变化式 $1/\rho$ 、 $\log \rho$ 和 ρ 的一阶导数 $K\rho$ (也称导数光谱反射率) 与鲜叶片中化学组分含量的多元逐步回归方程。为在中国实现利用成像光谱遥感反演植被化学组分, 进而探测植被生长状况, 深化其在农业、林业、生态环境等诸多方面的应用进行了有益的尝试。

2 原理及方法

研究叶片化学组分含量与叶片光谱特征的关系, 有两种途径, 一是建立包含化学组分含量的叶片

散射和吸收模型; 二是利用统计分析方法, 由叶片光谱特征估算化学组分含量。前者涉及叶片结构、辐射在叶片内的传输等复杂问题, 需要将辐射传输的机理和化学特性结合起来研究。本文着重用统计分析方法, 利用地物光谱仪测量的数据, 研究叶片化学特性与其光谱特征的关系, 进而探讨在中国利用成像光谱遥感数据估算化学组分含量的可能性。

2.1 波段选择

六七十年代, 美国农业部 (USDA) 对于干叶片的吸收光谱特征进行了详细的测量, 分析了引起其光谱特征的生理及物理机理, 发现叶片有 42 个小的吸收峰^[1]。80 年代末, USDA 利用遥感估测的干叶片中的蛋白质、淀粉、木质素含量同利用实验室方法得到的已十分相近。尽管如此, 将 USDA 给出的某一化学成分的吸收波段作为标准的测量此化学成分含量的光谱波段加以简单推广已被证明是不合理的^[3]。正是由于此原因, 众多学者仍然采用经验的多元统计方法寻找与化学组分最具相关的吸收波段^[4]。假设叶片光谱是所有化学组分按其含量加权的吸收特性的总和, 利用多元回归可以确定化学组分和光谱反射率相关程度高的波段及波段组合, 从而反演出化学组分含量。

收稿日期: 1999-01-08; 修订日期: 1999-12-03

基金项目: 963912021-08(12) Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

作者简介: 牛铮 (1965—), 男, 北京市人, 理学博士, 副研究员, 研究方向为全球变化遥感、遥感成像机理等方面。

2.2 统计分析方法

在进行回归分析过程中,一个极其重要的问题是如何在大量的因素中挑选变量,以建立最优回归方程。所谓最优回归方程包含两方面含义,一方面,为了预报准确,希望最终的方程包含尽可能多的因素,尤其是那些对因变量作用很显著的因素;另一方面,为了使用方便,减少计算量,又希望预报中包含尽量少的变量。为实现此目的,在建立方程的同时,应进行因子筛选,使对因变量贡献大的因子随时可以进入方程,贡献小的因子又可以随时剔除,因子的进入与剔除均必须通过 F 检验,这正是逐步回归的基本思想。在对回归效果的分析中,选用复相关系数 R^2 和给定 α 水平下的 F 检验作为评价因素。复相关是一个变量与多个变量综合作用之间的关系,

用 R^2 来衡量, R^2 越大其相关程度越高。(1- α) 称置信水平,即可靠程度,置信水平越高,说明此统计结果越合理。

3 数据的获取与处理

3.1 样本采集

在地面实验中测定光谱反射特征与叶片化学组分。选择北京市农林科学院作物所的实验田做为我们的实验地,分别在 1998 年 3 月 16 日、4 月 14 日和 5 月 21 日进行了 3 次实验,即小麦的返青、拔节、和灌浆 3 个生长期。为使建立的叶片光谱与其化学组分的相关关系式更具有普遍性,除了采集小麦样本之外,还采集了另外 11 种植被的叶片样本,如表 1。

表 1 植被样本种类及测定的化学组分表(1998 年)

Table 1 Plant species and the biochemical concentrations measured

植被种类	测定时间	化学分析项
冬小麦	3 月 16 日, 4 月 14 日, 5 月 20 日	叶绿素, 水分, 粗蛋白质, 可溶性糖, N, P, K
黄杨	3 月 16 日	叶绿素, 水分
	4 月 14 日, 5 月 20 日	叶绿素, 水分, 粗蛋白质, 可溶性糖, N, P, K
竹叶	3 月 16 日	叶绿素, 水分
	4 月 14 日, 5 月 20 日	叶绿素, 水分, 粗蛋白质, 可溶性糖, N, P, K
丁香	4 月 14 日	水分, 粗蛋白质, 可溶性糖, N, P, K
	5 月 20 日	叶绿素, 水分, 粗蛋白质, 可溶性糖, N, P, K
爬山虎	4 月 14 日, 5 月 20 日	叶绿素, 水分, 粗蛋白质, 可溶性糖, N, P, K
海棠	4 月 14 日, 5 月 20 日	叶绿素, 水分, 粗蛋白质, 可溶性糖, N, P, K
迎春花	4 月 14 日, 5 月 20 日	叶绿素, 水分, 粗蛋白质, 可溶性糖, N, P, K
月季	4 月 14 日, 5 月 20 日	叶绿素, 水分, 粗蛋白质, 可溶性糖, N, P, K
车前草	4 月 14 日	叶绿素, 水分, 粗蛋白质, 可溶性糖, N, P, K
碧桃	4 月 14 日	叶绿素, 水分, 粗蛋白质, 可溶性糖, N, P, K
剑兰	4 月 14 日, 5 月 20 日	叶绿素, 水分, 粗蛋白质, 可溶性糖, N, P, K
野烟	5 月 20 日	叶绿素, 水分, 粗蛋白质, 可溶性糖, N, P, K

3.2 叶片化学成分分析

在实验室中用标准化学分析过程测得叶绿素、水分、粗蛋白质、可溶性糖、N、P、K 等的含量。叶绿素用 ARNON 法测量;叶片水分用秤重法测量;粗蛋白质用 $H_2SO_4-K_2SO_4-CuSO_4$ 消煮法测量;可溶性糖用蒽酮比色法测得;N 用蒸馏法测量;P 用钼磷比色法测量;K 用火焰光度法测得(其中叶绿素为 22 个样

品,水分为 23 个样品,其它各为 21 个样品)。

3.3 光谱测量

1996 年, Grossman 等在测量叶片反射光谱时,用黑板为背景,测量叶片的反射光谱^[5]。在本实验中我们也采用同样的方法,在黑色的胶板上贴上植物叶片充满光谱测量仪的视场角,进行其光谱测量。

我们采用的光谱仪是美国 GER 公司发展的红外智能野外地物光谱辐射计, 型号为 MARK-V。该仪器可在 0.4—2.5 μm 波长范围内进行连续光谱测量, 光谱分辨率高, 且视角角较小。

3.4 数据处理

整个统计分析过程利用 Excel5 和 SPSS 统计分析软件进行。在分析反射率 ρ 与鲜叶片化学组分含量的相关关系的同时, 本文还分析了其变化式 $1/\rho$ 、 $\log \rho$ 与它们的相关关系。数据分析过程中, 考虑到叶片样本数相对较少, 如果波段数量太多, 则由于逐步多元回归方法本身的局限性所带来的误差就会干扰因子的选择, 所以对波段进行了重新选择, 在整个波段范围内取其间隔为 10 nm 左右, 并包括 USDA

给出的波段, 共 175 个波段。

另外, 本文还计算了 ρ 的一阶导数即植被光谱曲线的瞬时斜率 K_ρ , 并分析了它与化学组分含量的关系。选取 K_ρ 时, 先遍求以 2 nm 和 4 nm 为间隔的光谱曲线的 K_ρ , 选取 K_ρ 变化较大处, 和 K_ρ 由正变负或由负变正处的波长, 同时包括 USDA 所列的波段, 共 271 个波段。

4 结果分析

4.1 回归效果

表 2 给出了利用多元逐步回归方法得到的结果。

表 2 多元逐步回归分析结果
Table 2 Result of stepwise multiple regression

化学组分	R^2				入选波长/ μm				置信水平/%			
	ρ	$1/\rho$	$\log \rho$	K_ρ	ρ	$1/\rho$	$\log \rho$	K_ρ	ρ	$1/\rho$	$\log \rho$	K_ρ
叶绿素	0.8476	0.6335	0.6365	0.6133	2.15, 2.06 2.21, 0.73	0.73, 1.83	0.73, 1.81	0.53, 2.30	95	95	95	99
水	0.2376	0.6950	0.7530	0.7095	0.73	0.74, 2.51 1.50	0.75, 2.52 2.47, 2.51 1.48	1.58, 1.75	95	95	95	99
粗蛋白质	0.5369	0.6963	0.5442	0.9564	1.98	1.98, 1.79 1.78	1.98	0.50, 1.76 0.51, 1.04 1.26	95	95	95	99
可溶性糖	0.2135	0.4893	0.4199	0.3100	1.49	1.49, 2.31	1.49, 2.32	0.99	95	95	95	95
N	0.5327	0.7172	0.5367	0.8090	1.98	1.98, 1.79 1.78	1.98	2.12, 1.12	95	95	95	99
P	0.4038	0.4318	0.4209	0.4761	0.74	0.74	0.74	0.72	95	95	95	99
K	0.4347	0.4584	0.4483	0.9164	1.51	1.51	1.51	0.57, 2.31 1.07, 1.77 0.77	95	95	95	99

叶绿素和水分是植被化学组分中较易为其他遥感方法反演, 如用 NDVI 反映叶绿素的状况, 热红外或微波方法反映水含量等。从表 2 可以看出, 对叶绿素来讲, 利用原始反射率 ρ 得到的回归方程效果最好, R^2 达到 0.8 以上, $1/\rho$ 、 $\log \rho$ 二者并无明显差别, 利用 K_ρ 为因子, 虽然 R^2 的绝对数值变小了, 但其方程置信水平由 95% 提高到 99%。对于水分来讲, 利用 $\log \rho$ 得到了最好的水分含量的方程, R^2 达到 0.75 以上, 其关于 ρ 的方程在 95% 的置信水平上的效果并不好, R^2 只有 0.23 左右; 利用 K_ρ 得到的方程, R^2 与置信水平能同时达到较高水平。图 1

(a)、(b) 分别表示了以 ρ 为因子的叶绿素含量的回归方程和以 $\log \rho$ 为因子的水分含量的回归方程的效果。

通常意义上, 粗蛋白质、可溶性糖和 N、P、K 的含量是很难用除实验室方法以外的方法得到的, 但是表 2 的多元逐步回归结果表明成像光谱遥感是一种很有潜力的方法。以 ρ 、 $1/\rho$ 、 $\log \rho$ 为因子的回归方程效果均不太好, 尤其是对于可溶性糖和 P, R^2 均在 0.5 以下。利用 K_ρ 作为因子后, 不但除可溶性糖外的所有方程的置信水平都提高至 99%, 而且关于粗蛋白质、N、K 含量的方程的复相关系数均达到

0.8 以上,粗蛋白质的 R^2 高达 0.9564。当然,利用 $K\rho$ 并不是对所有化学组分含量的回归结果都有明显的提高,例如无论以那一种指标作为因子都不能

对可溶性糖和 P 的含量很好的模拟出来。图 1(c), (d), (e) 分别表示了以 $K\rho$ 为因子的粗蛋白质, N, K 的含量的回归方程的效果。

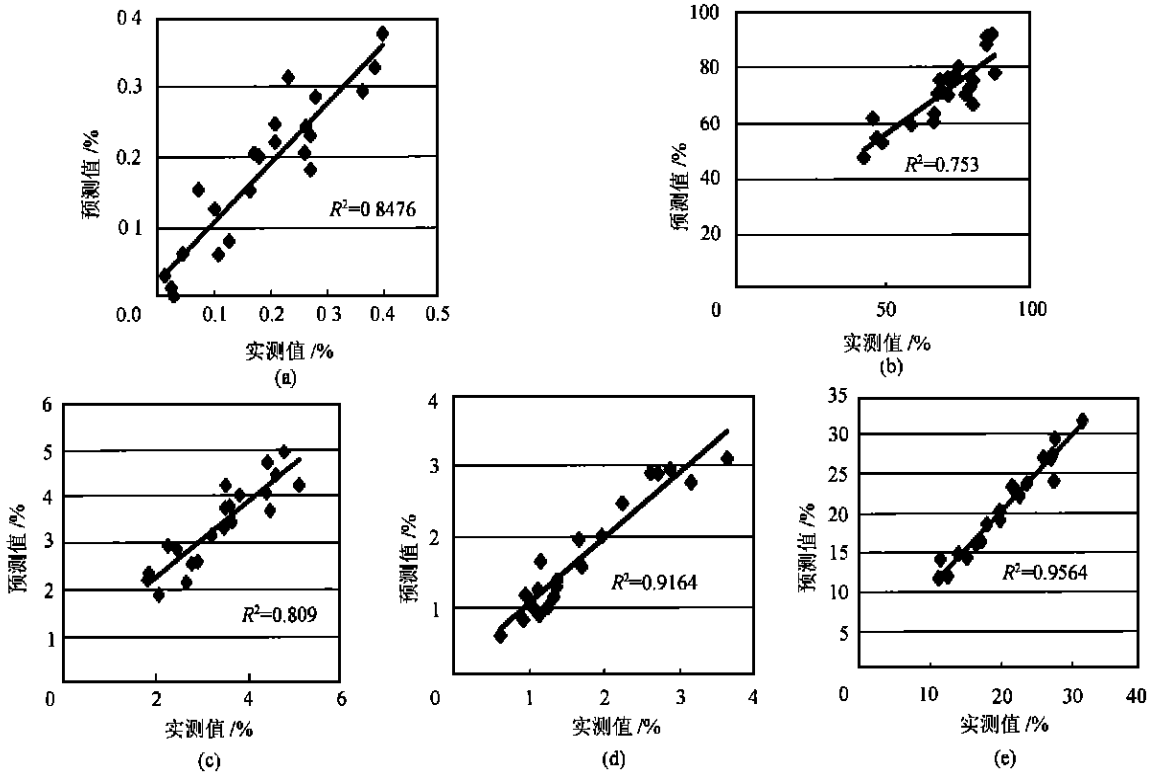


图 1 化学组分的回归方程效果

(a) 叶绿素(以 ρ 为因子), (b) 水(以 $\log \rho$ 为因子), (c) N(以 $K\rho$ 为因子), (d) K(以 $K\rho$ 为因子), (e) 粗蛋白质(以 $K\rho$ 为因子)

Fig. 1 Effect of the statistical equations using the first derivative of reflectance

4.2 入选波段

从表 2 可以看出,大多数的入选波段都不处于已知的化学组分的吸收峰处,与前人所得结果也

不相同,其原因是由多种因素造成的,例如逐步回归本身的局限性、化学组分间的相关性(表 3 给出了化学组分间的相关分析结果)、测量仪器本身的噪声等等,其他学者也曾得到类似的结果^[6]。

表 3 各化学组分间的关系表

Table 3 Correlation between the chemical concentrations

	叶绿素	水含量	粗蛋白质	糖含量	N 含量	P 含量	K 含量
叶绿素	1.000	-0.496	-0.518	0.102	-0.078	-0.360	-0.306
水含量	-0.496	1.000	0.416	0.243	0.409	0.659	0.706
蛋白质	-0.518	0.416	1.000	0.103	0.991	0.714	0.117
糖含量	0.102	0.243	0.103	1.000	0.153	0.177	0.374
N 含量	-0.078	0.409	0.991	0.153	1.000	0.700	0.158
P 含量	-0.360	0.659	0.714	0.177	0.700	1.000	0.387
K 含量	-0.306	0.706	0.117	0.374	0.158	0.387	1.000

表2的结果也表明,所选的粗蛋白质的相关波段恰好在1980nm吸收峰附近,可溶性糖也恰好在吸收峰附近。另外,由表3可以看出粗蛋白质与N的相关性很高,而其所选波段也惊人的一致,表明二者可以互相反映。

5 结论与讨论

利用成像光谱遥感估测叶片化学组分含量是很有意义和潜力的,不仅有利于全球变化研究,而且对农业生产也具有重要意义,它可以实时地监测作物的长势,分析作物水分和肥力状况,科学的指导农事活动。但是其实现还有一定的困难,首先要进行大量的地面工作。利用地物光谱仪测量的数据与叶片化学组分含量进行的统计分析,是实现成像光谱遥感估测叶片化学组分的地面预研究工作,其结果的好坏将直接影响下一步的研究工作,如冠层的化学特性研究、冠层化学特性和辐射传输的机理结合起来的等,以及成像光谱遥感估测叶片化学组分的最终实现。

为此,国外不少学者做了大量类似的工作,分别讨论了以 ρ , $1/\rho$, $\log(1/\rho)$ 和 ρ 的一阶、二阶导数等为因子得到关于叶绿素、水分、蛋白质、糖、淀粉、木质素、N、纤维素等的含量的回归方程。从结果来看,关于干叶片化学组分含量的方程效果要明显好于鲜叶片的,其中关于鲜叶片中糖含量的回归方程效果均比较差,与我们得到的结果一致。此外,我们利用 $K\rho$ 得到的方程效果明显好于以其他形式的反射率为因子的方程,与前人的结果一致,说明 $K\rho$ 可能是较好的成像光谱遥感估测叶片化学组分含量的考虑因子。

总的来说,本文中有关鲜叶片化学组分含量与叶片光谱特征的回归分析,得到了较好的结果。对于叶绿素,水分,粗蛋白质,N,K的含量均可用某种指标(ρ , $\log\rho$, $K\rho$)得到 $R^2 > 0.75$ 的方程,且置信水平在95%以上。前人所得到的关于叶绿素和水分的方程效果好于我们的结果,但是我们得到的关于粗蛋白质,N,K含量的方程明显好于前人的,是迄今为止,以鲜叶片为研究对象所得到的最好结果。另外,以前学者的研究中并未考虑P,K的含量,本文的结果表明,利用 $K\rho$ 为因子,可以在99%置信水平下,得到关于P,K含量的较好的回归方程,特别是K。这大大提高了成像光谱遥感监测作物肥力状况的可能性。

参考文献 (References)

- [1] Curran, P. J. Remote sensing of foliar chemistry [J]. *Remote Sensing Environ*, 1989, **30**: 271-278.
- [2] Zagloski, F., Pinel, V. Forest canopy chemistry with high spectral resolution remote sensing [J]. *Int. J. Remote Sensing*, 1996, **17**(6): 1107-1128.
- [3] Banninger, C. Changes in canopy leaf area index and biochemical constituents of a spruce forest as measured by the AIS-2 Airborne Imaging Spectrometer [J]. *IGARSS '89. Vancouver. IEEE Geosci. Remote Sens.*, 1989, **4**: 2085-2089.
- [4] Card, D. H., Peterson, D. L., Matson, P. A. Prediction of leaf chemistry by the use of visible and near infrared reflectance spectroscopy [J]. *Remote Sensing Environ*, 1988, **26**: 123-147.
- [5] Grossman, Y. L., Ustin, S. L., etc. Critique of stepwise multiple linear regression for the extraction of leaf biochemistry information from leaf reflectance data [J]. *Remote Sensing Environ*, 1996, **56**: 182-193.
- [6] Curran, P. J., Dungan, J. L. etc. Reflectance spectroscopy of fresh whole leaves for the estimation of chemical concentration [J]. *Remote Sensing Environ*, **39**: 153-166.

Mechanism Analysis of Leaf Biochemical Concentration by High Spectral Remote Sensing

NIU Zheng¹, CHEN Yong-hua¹, SUI Hong-zhi¹, ZHANG Qing-yuan¹, ZHAO Chun-jiang²

(1. *Institute of Remote Sensing of Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;*

2. *Institute of Crop, Beijing Academy of Agriculture and Forest Sciences, Beijing 100089, China*)

Abstract: This paper presents the mechanism research on predicting the biochemical concentration of fresh leaves by high spectral remote sensing. Based on analyzing the concentrations of seven chemical components, including total chlorophyll, water, crude protein, soluble sugar, N, P and K, with certain chemical methods and detecting their optical properties with surface spectrometre, we establish the statistical relationships between the concentration and reflectance through the stepwise multiple regression method. So did the relationships between the concentrations and several transformations of reflectance such as the reciprocal, the logarithm, and the first derivative of the reflectance. The results show good prediction performance for chlorophyll, water, crude protein, N and K with high values of the squared multiple correlation coefficients (R^2) and high confidence level ($>95\%$). Especially, R^2 value of the correlation between crude protein concentration and the first derivative of reflectance is 0.9564, which is the best result in the study of the fresh leaf's biochemistry. The research lays a good basis for further discussion on predicting leaf biochemical concentration by high spectral remote sensing in China.

Key words: high spectral remote sensing; leaf biochemical concentration