

森林生物化学与 CASI 高光谱分辨率 遥感数据的相关分析*

浦瑞良 官 鹏

(美国伯克利加州大学)

摘 要 该文介绍了利用光谱范围约 417—800nm 的航空高光谱分辨率数据估计森林枝叶化学成分浓度的分析方法。沿横跨美国俄勒冈州中西部收集 6 个研究立地上的小型机载成像光谱仪(CASI)数据。3 个族叶化学成分[总叶绿素(TC)、全氮(TN)和全磷(TP)]从相同的研究立地取样并在实验室测定。使用多元统计和光谱微分技术评价 CASI 数据用于估计冠层生化浓度的潜力和效率。12 个族叶化学成分样本被测定,并同时相同立地上提取 CASI 图象数据。7 个单回归模型被用来探索单波段和植被指数与 3 个化学成分的线性与非线性相关关系及预测效果。光谱微分技术被用来压缩背景噪音对目标光谱的影响。利用 CASI 原始光谱、一阶和二阶微分光谱数据和逐步回归分析来预测 TC、TN 和 TP。结果表明采用光谱微分技术能显著地改善由拟合度(R^2)和均方根差(SE)描述的森林冠层化学成分浓度的估计精度。由单波段分析的结果说明族叶化学与 CASI 数据间的相关性很低。事实上,对于 TP, CASI 原始数据与实验室测定的数据几乎无关。

关键词 CASI 图象, 生物化学, 光谱微分技术, 回归分析

1 引 言

最近的森林生态系统模拟研究说明森林冠层物理和生物化学特性控制着森林净初生产率(NPP),因而它们在描述和模拟森林生产率和营养动态方面极为重要^[1-5]。例如冠层全氮(N)含量及浓度在生长季节常常是最高的,这将导致较高的 NPP。其它族叶化学成分浓度在生长季的高合作用期也是大的^[1]。这些化学成分浓度直接或间接地影响到 NPP 累积量^[6,7]。用传统的方法大面积测定这类族叶生物化学特性是困难的,甚至是不可能的,只能局限于在小范围或单株木上测定。遥感数据应用于森林生态系统参量的区域估计上已取得很大进展。这些参量如叶面积指数(LAI)、光合有效辐射(APAR)、冠层温度及群落类型等^[8,9]。但是传统的宽波段遥感数据(如 MSS 和 TM)对于研究植被仅限于一般性的红光吸收特征(由于叶绿素等色素的吸收)、近红外反射特征(由于复杂的细胞结构散射)及中红外的水吸收特征的研究^[10]。另外,用宽波段数据几乎不可能提取与叶绿素含量密切相关的“红边”光学参数^[11,12]。

成像光谱仪的出现已使从飞机到卫星平台获取高光谱分辨率图象数据成为可能。使用高光谱遥感数据估计冠层化学特性主要有二类方法。一类是运用多元分析方法,分析冠层化学成分与高光谱数据或由此衍生的各种植被指数,或微分光谱的关系。例如,Johnson 等^[8]分析了在美国俄勒冈州中西地区的几块林分上获取的航空可见光/红外成像光谱仪(AVIRIS)的高光谱数据和相应林分冠层生化特性变化之关系后,指出冠层全 N 量和木素(表示成浓度或含量)的变化与选择的 AVIRIS 波段数据变化存在着一般性对应关系。但他们亦发现 AVIRIS 数据与淀粉含量没有显著相关。Matson 等^[1]使用 AVIRIS 和小型机载成像光谱仪(CASI)数据证实冠层化学成分携有多种气候区生态系统变化过程的信息,并建议此类信息可从高光谱数据中得到估计。他们发现中心波长在 1525—1564nm 的一阶微分光谱数据可用来描述冠层中 N 量的变化。Wessman 等^[10,13]指出航空成像光谱仪(AIS)的辐射数据与针阔纯林的冠层木素(表示成浓度或含量)、有效 N 之间存在显著相关[例如,在选入的二波段方程中,与 N(浓度)的相关系数为 0.91]。

* 加拿大约克大学 John R. Miller 教授提供 CASI 数据; NASA Ames 研究中心提供实验室测定的化学数据,在此一并致谢。

收稿日期: 1996年6月21日; 收到修改稿日期: 1996年10月3日

另外, Peterson 等^[3]亦指出了红外区的吸收特性强烈地受到生化特性的影响。

另一类估计方法是运用高光谱数据的光谱波长“位置”而不是光谱特征值之大小。例如“红边”位置依据叶绿素含量和物候变化能在 680nm 和 750nm 间移动。Miller、Curran 和 Rock 等^[11,12,14,15]从实验室或飞机上获取的高光谱数据中证实了这种“红边”位移的行为。Matson 等^[1]指出,从 CASI 和 AVIRIS 数据中提取的每个光学参数与相应的族叶化学成分变量关系显著,但标示成叶面积基础的叶绿素浓度和表示成干重基础的全 N 浓度例外。

使用多元分析方法, Matson、Wesman、Swanberg 和 Peterson 等^[1,10,13,16]为了估计森林化学成分,他们选用波长大于 1400nm 的光谱段进入他们的回归方程。而在本次研究中我们使用波长短于 800nm 的 CASI 数据来探索与冠层化学的关系并估计之。虽然我们已熟悉红光区由于叶绿素和其它色素的吸收特征和近红外区由于叶子细胞结构的植被高反射特征,但还没有研究运用多元回归技术来检查波长短于 800nm 航空高光谱遥感数据(如 CASI 和 AVIRIS)和森林冠层生化的关系。因此本次研究的目的是(1)评价 CASI 数据和两种统计方法在估计族叶化学成分浓度中的潜力;(2)检查光谱微分技术在改善 CASI 数据和族叶化学浓度相关的效率。两种统计方法是基于线性和非线性的单变量回归和多变量逐步回归。

2 方 法

2.1 研究立地

6 个研究立地是为美国 NASA 横跨俄勒冈州生态系统研究(OTTER)项目选择的。这些立地沿俄勒冈州中西部温—湿度梯度分布^[17],涉及不同的气候区和植被类型。立地 3 和 5 各有一块控制样地和施肥样地,以比较不同营养条件下相同树种和相似林分特性的化学变化。主要树种包括红桤木(*Alnus rubra*, 立地 1), 花旗松(*Pseudotsuga menzeisii*, 立地 2), 铁杉和花旗松(*Tsuga heterophylla* 和 *Pseudotsuga menzeisii*, 立地 3), 高山铁杉(*Tsuga mertensiana*, 立地 4), 美国黄松(*Pinus ponderosa*, 立地 5)和美国西部松(*Juniperus*, 立地 6)。在立地 1 上我们仅使用红桤木样地。沿横跨俄勒冈州中西部各研究立地位置、各植被带分布及各带内植被区系组成在 Peterson、和 Runyou

等^[18,19]文内有较详细的描述。

2.2 CASI 数据的获取及处理

小型机载成像光谱仪(CASI)是适于小型飞机或实验室使用的相对小型成像光谱仪^[20]。它有两种工作方式:空间方式和光谱方式。对于空间方式,CASI 获取每行的满空间分辨率的 512 个象元,但波段数最多只能从覆盖光谱范围 417—927nm 中选取 19 个。而对于光谱方式,CASI 产生的图象则有 288 个连续波段,但每图象行象元数仅有 39 个。1990 年 8 月和 1991 年 5 月在 6 个立地上飞取 CASI 数据(包括空间方式和光谱方式图象)。但在本次研究中我们仅分析 CASI 光谱方式数据与森林冠层化学成分之关系。由于 CASI 飞行获取航高为 0.9—1.8km,故相应地面典型光谱方式象元尺寸横向为 2m,纵向为 9m。由于大气吸收及系统误差的影响,本次研究没有使用波长大于 800nm 的数据。光谱范围 800—927nm 内的植被光谱性质非常相似,因此我们认为去掉这段光谱数据对于我们的研究目的影响不大。

将冠层生化取样位置标在彩红外象片上,以便提取相应位置的 CASI 图象数据。由于 CASI 图象较差的几何特性,我们只能在图象上辨认出 12 个取样位置并从图象上提取此 12 个样地的图象数据。表 1 中列出了本次研究用的 CASI 图象。我们使用 CASI 图象分析冠层化学成分浓度是在以下假设前提下进行的,即太阳辐照度只与冠层约三分之一的上部发生作用,而认为反射率对于处在冠层下部的化学成分吸收并不敏感^[12]。这种假设在树冠郁闭和 LAI 不变的情况下可能是合理的。为了满足这种假设条件,我们在提取光谱数据之前首先对立地 4、5 和 6 上的 CASI 图象计算 NDVI 值(选用近红外通道 210(785nm)和红光通道 135(651nm))并仅选 NDVI > 0.3 的象元进入分析数据集。根据 Goward 等^[21]报道的研究结果,我们选用 NDVI > 0.3 的象元可以确保其上的 LAI > 2。这就基本上满足了上述的假设。对立地 1、2 和 3,由于它们的 LAI 已经大于 5,故我们认为可直接从 CASI 图象上提取和分析之。

由于飞取 CASI 数据的不同日期和不同立地上的天空条件变化较大,因此直接使用获取的图象辐射值来估计冠层化学成分浓度是不合适的。为此我们将图象辐射值首先转化成统一的反射值。具体转化时首先建立 CASI 图象辐射值与地面实测反射值

表1 平均化学成分浓度及使用的 CASI 图象

Table 1 Mean chemical concentrations and available CASI images

| 研究立地 | 平均化学成分浓度(mg/g, 干重) | | | | CASI 图象获取日期 仅列出光谱方式 |
|------|--------------------|------------|-------------|------------|------------------------|
| | 日期 | 总叶绿素 | 全氮 | 全磷 | |
| 1A | 900828 | 6.12(0.71) | 26.72(1.13) | 1.46(0.09) | 90-08-14 |
| 1A | 910606 | 3.26(0.24) | 24.37(0.71) | 1.95(0.06) | 91-05-16 |
| 2 | 910606 | 2.39(0.62) | 12.05(0.82) | 1.46(0.18) | 91-05-20 |
| 3F | 900816 | 6.11(1.52) | 15.96(1.87) | 1.25(0.37) | 90-08-14 |
| 3C | 910605 | 3.68(0.83) | 11.15(0.69) | 1.03(0.15) | 91-05-15 |
| 3F | 910605 | 3.45(0.58) | 13.17(1.39) | 0.80(0.06) | 91-05-15 |
| 4 | 900815 | 2.88(0.40) | 10.70(0.72) | 1.61(0.21) | 90-08-13 |
| 4 | 910522 | 1.92(0.17) | 8.10(0.36) | 1.32(0.27) | 91-05-21 |
| 5F | 900815 | 2.83(0.50) | 14.17(1.34) | 1.39(0.13) | 90-08-16 |
| 5C | 910522 | 2.02(0.14) | 9.49(0.64) | 0.85(0.08) | 91-05-20 |
| 5F | 910522 | 2.19(0.21) | 12.87(2.23) | 1.13(0.16) | 91-05-20 |
| 6 | 910522 | 1.23(0.16) | 10.03(0.30) | 1.17(0.30) | 91-05-21 |

注: A 为 1 号立地红桉木样地; F 为施肥样地; C 为控制样地; 括号内为标准差; 日期为年一月一日。

的关系^[22]。使用 SPECTRON SE-590 辐射计测定地面目标物(如路面、砾石、水泥混凝土屋顶和停车场等假定通年不变的目标物)的反射值。然后利用这一关系对提取的图象辐射值数据一一换算成反射值。

2.3 实验室测定化学成分

在 CASI 数据获取的 3 周内收集每块样地 5 株树上的族叶样本。树冠中部至顶部的小枝用高枝剪或枪射下。收集的族叶在低温冰冻条件下运至俄勒冈州立大学实验室和邮到 NASA 的 Ames 研究中心分析测定。不同年龄的小枝族叶被结合分析。

全氮(TN)和全磷(TP)是在用硫酸汞氧化催化剂析出的溶液中用比色法测定。总叶绿素(TC)在 CaCO₃ 缓冲丙酮液中提取, 它的浓度用分光光度计测定。对于所有的化学分析, 浓度被表示成每单位样品干重之重量(mg/g)(表 1)。有关实验室这些化学成分的详细过程可参见 Matson 等^[1]。

2.4 分析方法

2.4.1 单回归分析

使用 7 个单变量冠层化学成分浓度估计模型。这些模型包括: 简单线性函数, $Y = a + bX$; 幂函数, $Y = aX^b$; 两个指数函数, $Y = a \cdot \exp(bX)$ 和

$Y = a \cdot \exp(b/X)$; 对数函数, $Y = a + b \cdot \log(X)$; 双曲线数, $Y = X/(aX + b)$; 和 S-型曲线, $Y = 1/[a + b \cdot \exp(-X)]$ 。所有模型中的 Y 代表待估计的化学成分浓度, a 和 b 为回归参数, X 是从 CASI 数据中提取的自变量(光谱数据)。在这些模型中将选择一个在 CASI 数据和化学浓度的单回归分析中能产生最大拟合度(R^2)的模型。

2.4.2 逐步多元回归分析

使用向前逐步选择变量的回归过程^[23]来确定最有效预测族叶化学浓度的波段组合方程。输入逐步回归过程的变量为 TC、TN 和 TP 实验室测定的化学浓度及从 CASI 图象提取的光谱反射值或光谱微分值。输出为一系列包括不同光谱波段数的多元线性方程, 并伴随输出拟合度(R^2)和均方根差(SE)。方程的一般形式如下:

$$Y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_kx_k \quad (1)$$

式中 X_i 代表第 i 个预测变量(波段); Y 代表估计的化学浓度; b_i 是第 i 个回归系数和 b_0 为回归常数。逐步回归分析得到的 R^2 的显著性检验是根据在 0.95 可靠性水平上调整的近似 R^2 值。使用这种 R^2 的调整值来检查 R^2 的显著性在观测值数等于或小于预测变量数情况下特别重要。有关这种 R^2 调整值的计算和检验方法可参见 Rencher 和 Pun 的文献 [24]。

2.4.3 微分光谱分析

光谱微分技术由于它能压缩背景噪音对目标信号的影响或不理想的低频信号,因而被应用在许多遥感研究中^[21,25]。在用高光谱分辨率数据估计 LAI^[26,27]、叶子化学成分^[8,10,11]和 APAR^[28]中,由于光谱微分技术的应用,已取得了改善的估计精度。在本次研究中,背景土壤和雪(仅立地4有)的光谱被认为是稀疏林分内影响森林光谱的噪音。虽然我们已选用 NDVI > 0.3 (LAI > 2) 的象元,但这也不能确保这些象元值不受背景光谱的影响。因此还是有必要作光谱微分处理。相对于植被的光谱曲线,土壤和雪的曲线是接近线性的。因而它们对冠层光谱的影响能用一阶或二阶微分技术来压缩^[27]。CASI 光谱数据的一阶和二阶微分分别可用如下方程(2)和(3)来近似计算:

$$\rho'(\lambda_i) = \{\rho(\lambda_{i+1}) - \rho(\lambda_{i-1})\} / 2\Delta\lambda \quad (2)$$

和

$$\rho''(\lambda_i) = \{\rho'(\lambda_{i+1}) - \rho'(\lambda_{i-1})\} / 2\Delta\lambda$$

$$= \{\rho(\lambda_{i+1}) - 2\rho(\lambda_i) + \rho(\lambda_{i-1})\} / \Delta\lambda^2 \quad (3)$$

式中, λ_i 为每个波段的波长; $\rho'(\lambda_i)$, $\rho''(\lambda_i)$ 分别为波长 λ_i 的一阶和二阶微分光谱, $\Delta\lambda$ 是波长 λ_{i-1} 到 λ_i 的间隔, 大约为 CASI 光谱数据的两倍光谱取样间隔, 即约为 3.5nm。

3 结果与讨论

3.1 单相关分析

为了使用 217 个波段的 CASI 数据与 3 个化学成分: TC、TN 和 TP 作单相关分析, 从原始光谱反射值计算一阶和二阶微分光谱值。在计算一阶微分光谱之前, 先对原始光谱值进行 11 通道的低通平滑处理, 然后计算一阶微分值; 而计算二阶微分值是在一阶微分值的基础上先对其进行 7 通道低通平滑处理后再计算之。3 个化学成分的每一个都分别与 CASI 数据的原始光谱、一阶和二阶微分光谱作单相关分析。每个化学成分的 3 类相关指标值 R^2 被呈现在图 1。由图 1(a) 可见, 除了光谱范围从 700—731nm, 其它范围由原始光谱与 TC 浓度的 R^2 在 0.95 可靠性水平上 ($R^2 = 0.332$) 均为显著相关。从 700—733nm 范围出现较低 R^2 值的原因是此光谱范围正处在叶绿素等色素吸收的红光区和细胞结构散射引起的近红外高反射区的连接区内。

TN 与原始光谱数据的 R^2 曲线形状(图 1(b)) 与 TC 的非常相似, 但由 TN 产生的 R^2 值要明显

比 TC 的低, 在整个研究光谱区内几乎没有超过 $R^2 = 0.332$ 的。这说明 TN 与 CASI 原始光谱数据相关均不显著。从 TP 和 CASI 原始数据的 R^2 曲线看, TP 和 CASI 原始光谱之间几乎不存在相关(图 1(c))。这说明在 417—800nm 光谱范围内, 树冠的光谱性质对 TP 浓度变化是不敏感的。这个由 TP 和 CASI 原始光谱产生的无相关结果与 Bracher 和 Murth^[29] 产生的极为相似。他们使用花旗松苗木叶子反射值与 TP 浓度相关分析后, 发现族叶光谱反射值与 TP 浓度不存在直接的相关。

然而, 由微分光谱与 TC、TN 和 TP 的相关分析得到的 R^2 值在许多光谱区段上超过由非微分光谱(即原始数据)产生的 R^2 值。事实上由一阶微分光谱与 TC、TN 相关分析得到的 R^2 值超过 0.7 的是在波长中心位于 725nm (TC, 图 1(a)) 和约 780nm (TN, 图 1(b)); 由二阶微分光谱与这两个化学成分的 R^2 值超过 0.7 的是在 705nm、735nm (TC, 图 1(c)) 和 535nm、733nm (TN, 图 1(b))。对于 TP, 虽然利用微分光谱值的 R^2 值均低于 0.7, 但在几个波长点上的 R^2 在 0.95 可靠性水平上均呈显著相关, 即假如用一阶微分光谱, 则在 447nm 和 785nm 上; 如用二阶微分光谱则有 4 处呈显著相关(533nm、632nm、760nm 和 782nm, 图 1(c))。化学成分与微分光谱值的相关结果沿波长轴向呈喜剧性变化。这可从两方面得到解释。一是样本原始光谱曲线相似的线段在微分光谱曲线上将呈现相似值或零值(因为微分光谱值取原始光谱曲线的斜率), 这反过来将导致与化学成分估计的低相关; 二是光谱微分处理对高频噪音是敏感的, 这亦有可能在某些波段上减弱微分光谱与化学成分的相关性^[27]。

分别用 CASI 光谱方式数据的波长近似为 675nm 的红波段(R)和 787nm 的近红外(NIR)波段计算比值植被指数 RVI (NIR/R) 和归一化差值植被指数 NDVI (NIR - R) / (NIR + R)。以 RVI 或 NDVI 为自变量, 3 个化学成分浓度为因变量, 使用 7 个单回归模型计算得线性与最佳非线性的 R^2 值(表 2)。由表 2 可见, TC 与植被指数相关性较好, 因此似乎 TC 适合使用双曲线模型并能被合理地预测。

3.2 逐步回归

根据单回归分析的 217 波段结果, 选取 30 个具有较高 R^2 值的波段用于逐步回归分析, 以选取最佳的由少数几个波段组成的预测方程。这些波段

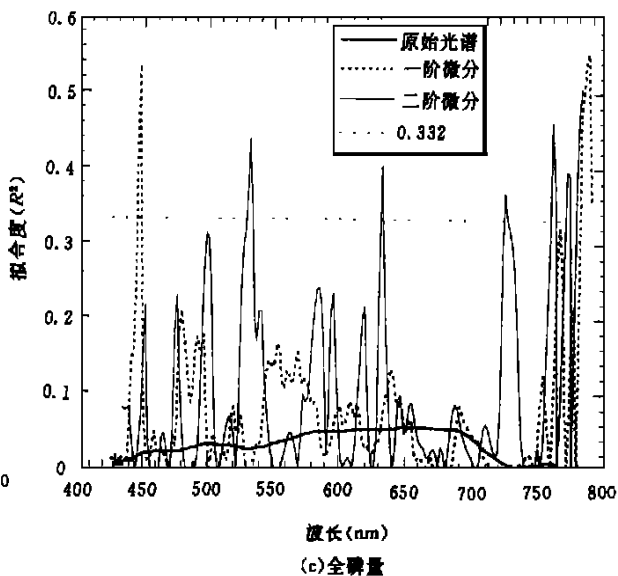
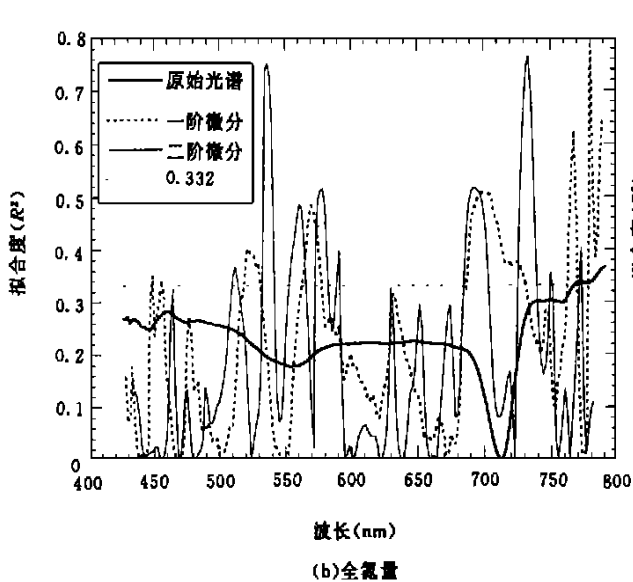
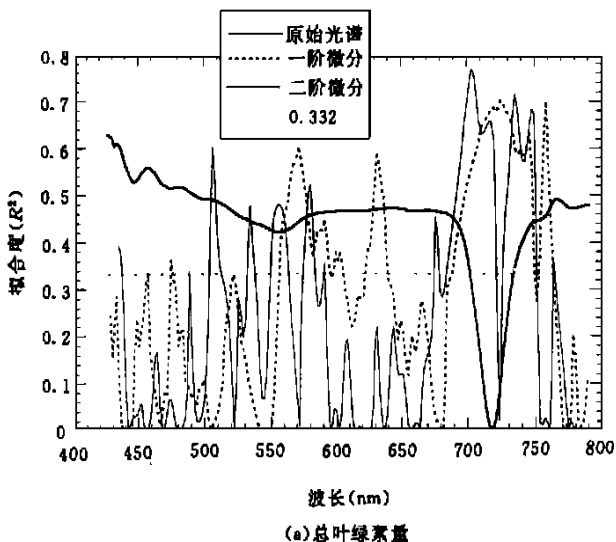


图1 族叶化学成分浓度与原始光谱、一阶和二阶微分光谱相关分析的拟合度比较(R^2)

$n=12$ (a) 和 TC; (b) 和 TN; (c) 和 TP。图中 $R^2=0.332$ 等值线为 0.95 可靠性水平显著性检验的临界值

Fig.1 Comparison of three kinds of goodness-of-fit (R^2) from the relationships of original reflectance, the first derivative and second derivative spectra with foliar biochemical concentrations

数据用作逐步回归分析的自变量。这样做的原因是：使用较少的波段数与化学成分逐步回归分析可使回归过程执行良好；第2是如同前述，假如在自变量数(这里是波段数)等于或超过样本观测值数(化学成分观测样本数)的情况下，逐步回归多元分析将会产生夸张的估计值^[21]。本次研究仅有12个观测值，因而使用全部217通道数据是没有必要的。由逐步回归分析产生的3个化学成分的3套估计方程的差异在于使用不同的自变量类型(表3)，即第1套方程使用原始光谱反射值数据，而第2和第3套方程则分别用一阶和二阶微分光谱数据。

预测结果与实验室测定的化学成分结果已表示在图2(TC)、图3(TN)和图4(TP)中。对于TC和TP，最佳预测方程由二阶微分光谱表征，而对于TN，最佳结果则由一阶微分光谱产生。

由表3可见，对于TC，使用原始光谱没有一个 R^2 能够通过0.95可靠性水平的显著性检验。但是使用一阶微分光谱除了一个4波段方程的 R^2 值和使用二阶微分光谱的全部 R^2 值能通过0.95的显著性检验。另外，使用微分光谱产生的SE值亦明显比由原始光谱产生的小。对于TP，虽然没有一个通过显著性检验指标，但同原始光谱相比，使用微分光谱的 R^2 值的提高和SE值的下降是明显的。对

最佳的由三项(3波段)式方程产生的化学成分

表 2 族叶化学成分浓度与从 CASI 光谱方式数据提取的植被指数间的相关。

拟合度 (R^2) 由单变量回归模型产生 ($n=12$)Table 2 Relationships between foliar chemical concentrations and vegetation indices of CASI data in spectral mode, generated by a univariate regression procedure ($n=12$)

| 化学成分 | 植被指数 | 最佳拟合方程 | 最佳回归的 R^2 | 简单回归的 R^2 |
|------|------|--------------------------------|-------------|-------------|
| TC | RVI | $1/Y=0.279+0.094/(X-1.171)$ | 0.812 | 0.72** |
| | NDVI | $1/Y=-0.083+0.431/(X+0.427)$ | 0.744 | 0.554** |
| TN | RVI | $Y=9.924\exp(0.042(X-0.384))$ | 0.456 | 0.446** |
| | NDVI | $1/Y=0.008+0.099/(X+0.839)$ | 0.397 | 0.308* |
| TP | RVI | $Y=1.242\exp(0.022/(X-0.500))$ | 0.138 | 0.036 |
| | NDVI | $Y=1.242\exp(0.018/(X-0.526))$ | 0.114 | 0.046 |

注: *, ** 分别能通过 0.95 和 0.99 可信度的显著性检验

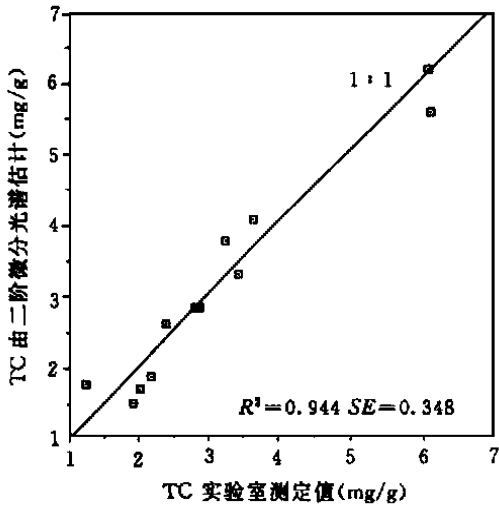
图 2 实验室测定的 TC 与 3 波段二阶微分光谱预测的 TC 之关系 ($n=12$)

Fig. 2 A comparison of measured TC with the TC predicted using a three-channel regression equation derived from the piece-wise multiple regression technique using the second-order derivative CASI data ($n=12$)

于 TN, 与原始光谱结果相比, 使用一阶微分光谱的 R^2 和 SE 结果的改善是显著的。然而使用二阶微分光谱则产生比原始光谱差的结果。依据这些结果和显著性检验(表 3 中的 R^2 和 SE 值及比较图 2、3 和 4 结果), 使用微分光谱与原始光谱相比, 3 个化学成分浓度的估计精度的改善是显著的。这一结果与 Johnson 等(1994)、Wessman 等(1989)和 Card 等(1988)报道的研究结果是一致的, 即当应用逐步回归分析方法时, 对于估计冠层化学成分使用微分光谱能产生比使用原始光谱更高的估计精度。使用微分光谱能改善估计精度原因是光谱微分技术能

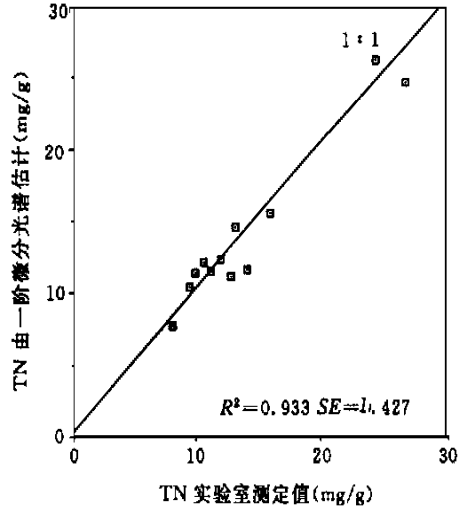
图 3 实验室测定的 TN 与 3 波段一阶微分光谱预测的 TN 之关系 ($n=12$)

Fig. 3 A comparison of measured TN with the TN predicted using a three-channel regression equation derived from the piece-wise multiple regression technique using the first-order derivative CASI data ($n=12$)

减少低频背景噪音光谱对目标光谱的影响, 例如能减弱土壤、雪和干凋落物等背景光谱对森林植物光谱的影响; 另一个原因是这种微分光谱能够释放对族叶化学成分浓度变化敏感的保持在窄波段间的有用信息^[5,8]。

TC 和 TN 的三项式预测方程由可见光波段 (TC: 507nm 和 TN: 566nm) 和近红外波段 (TC: 735, 748nm 和 TN: 764, 780nm) 组成。从生物物理意义上讲, 这两个化学成分可以用描述植物吸收特性的可见光波段和植物反射特性的近红外波段来合理预测。然而 TP 的三项式方程包含了全部描述

表 3 由逐步回归分析产生的族叶化学成分浓度与不同类型的 CASI 数据(原始、一阶微分及二阶微分)关系的均方根差(SE)和拟合度(R^2) $n=12$

Table 3 Root mean square errors (SE), goodness of fit from different relationships of foliar chemical concentrations with the CASI (in original, the first derivative and second derivative reflectance forms) obtained with the piece-wise multivariate regression analysis $n=12$

| 化学成分 | 包含在回归方程中的中心波长(自变量) | SE | R^2 |
|----------|--------------------|-------|--------|
| 原始光谱分析 | | | |
| TC | 505, 768 | 0.83 | 0.684 |
| | 639, 669, 768 | 0.763 | 0.732 |
| | 505, 639, 669, 768 | 0.506 | 0.882 |
| TN | 711, 791 | 2.16 | 0.848* |
| | 673, 711, 791 | 1.797 | 0.895* |
| | 468, 673, 675, 791 | 1.301 | 0.941 |
| TP | 503, 655 | 0.294 | 0.102 |
| | 503, 655, 687 | 0.245 | 0.373 |
| | 503, 652, 655, 687 | 0.231 | 0.444 |
| 一阶微分光谱分析 | | | |
| TC | 723, 725 | 0.512 | 0.861* |
| | 718, 723, 725 | 0.427 | 0.915* |
| | 522, 718, 723, 725 | 0.365 | 0.939 |
| TN | 764, 780 | 1.687 | 0.908* |
| | 566, 764, 780 | 1.427 | 0.933* |
| | 566, 575, 764, 780 | 1.234 | 0.95* |
| TP | 498, 787 | 0.175 | 0.682 |
| | 445, 498, 787 | 0.138 | 0.801 |
| | 445, 486, 498, 787 | 0.119 | 0.852 |
| 二阶微分光谱分析 | | | |
| TC | 507, 748 | 0.406 | 0.924* |
| | 507, 735, 748 | 0.348 | 0.944* |
| | 507, 581, 735, 748 | 0.271 | 0.966* |
| TN | 538, 734 | 2.326 | 0.824 |
| | 514, 538, 734 | 2.187 | 0.845 |
| | 514, 538, 691, 734 | 2.11 | 0.856 |
| TP | 725, 782 | 0.14 | 0.794 |
| | 725, 759, 782 | 0.102 | 0.891 |
| | 725, 759, 760, 782 | 0.088 | 0.92 |

注: *根据 Rencher 和 Pun (1980) 能通过 0.95 可信度的显著性检验。

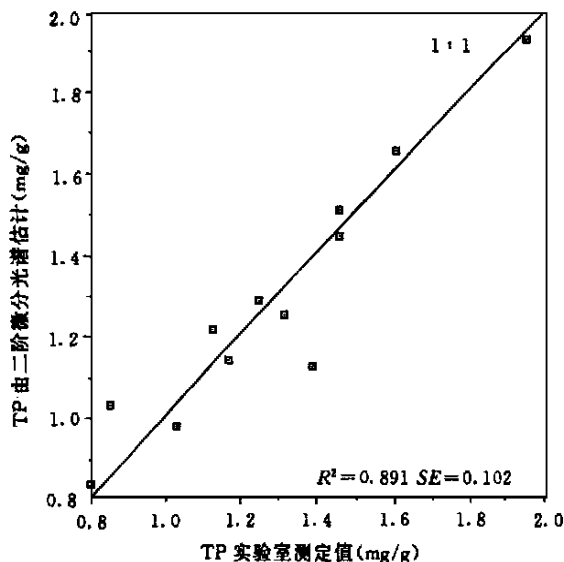


图 4 实验室测定的 TP 与 3 波段二阶微分光谱预测的 TP 之关系 ($n=12$)

Fig. 4 A comparison of measured TP with the TP predicted using a three-channel regression equation derived from the piece-wise multiple regression technique using the second-order derivative CASI data ($n=12$)

植物特性的近红外波段, 而没有一个可见光波段, 这可能是不合理所在, 这也从侧面解释了由 TP 回归方程产生的 R^2 值没有一个能通过 0.95 显著性检验的原因之一。

4 结 论

当使用光谱方式的 CASI 数据和利用逐步回归分析过程时, 光谱微分技术能明显地改善族叶化学成分估计精度 [即提高拟合度(R^2)和降低均方根差(SE)]。本次研究用的 3 个化学成分是总叶绿素(TC)、全氮(TN)和全磷(TP)浓度。用于估计 TC 和 TN 最高的 R^2 值均超过 0.9 并在 0.95 可靠性水平上是有意义的。对于 TC, 最佳的 R^2 值来自二阶微分光谱的三项式回归方程($R^2=0.944$), 此方程包含的中心波长分别为 748, 507 和 735nm; 而对于 TN 的最佳方程来自一阶微分光谱的三项式方程($R^2=0.933$), 中心波长分别为 780, 764 和 566nm (表 3)。当对 3 个化学成分浓度和 CASI 光谱数据作单变量回归分析时, 对于 TC 和 TN 最好的中心波长($R^2 > 0.7$) 取自一阶微分光谱分别为 725 和 780nm; 而取自二阶微分光谱数据时, 则最好的波长($R^2 > 0.7$) 中心分别位于 705, 735nm (TC) 和

535, 733nm(TN)。然而, 分析 417—800nm 范围的 CASI 光谱数据时, TP 与微分光谱存在弱相关, 而与原始光谱无关。

本次研究为估计预测 3 个族叶化学成分而评价的 CASI 数据的波长范围从 417—800nm。光谱分辨率比 AIS 和 AVIRIS 图象高许多。凭我们现在的知识, 本次研究是首次尝试用航空平台获取的光谱范围覆盖可见光和近红外(417—800nm)的高光谱分辨率数据来与族叶化学成分作相关、估计分析。本次研究使用 CASI 数据获得的一些结果由于使用了不同光谱范围的数据而尚难以与 AIS 和 AVIRIS 产生的结果相比^[12, 14, 28]。另外使用在本次研究中相对小的样本亦限制我们得出短(可见光和波长短于 900nm 近红外)高光谱遥感数据在估计森林化学成分中潜力的具体结论。为此, 需要进一步研究用 CASI 和 AVIRIS 相同波长范围的光谱数据、更大的样本量来估计森林生化, 以评价短波高光谱遥感数据(400—900nm)在估计森林生化中的潜力。

参 考 文 献

- [1] Matson P. A., Johnson L. F., Miller J. R., Billow C. R., Pu R. Seasonal Changes in Canopy Chemistry across the Oregon Transect: Patterns and Spectral Measurement with Remote Sensing. *Ecol. Appl.*, 1994, **4**(2): 280—298.
- [2] Running S. W., Nemani R. R., Peterson D. L., Band L. E., Potts D. F., Pierce L. L., Spanner M. A. Mapping Regional Forest Evapotranspiration and Photosynthesis by Coupling Satellite Data with Ecosystem Simulation. *Ecology*, 1989, **70**: 1090—1101.
- [3] Peterson D. L., Aber J. D., Matson P. A., Card D. H., Swanberg N., Wessman C., Spanner M. A. Remote Sensing of Forest Canopy and Leaf Biochemical Contents. *Remote Sens. Environ.* 1988, **24**: 85—108.
- [4] Card D. H., Peterson D. L., Matson P. A. Prediction of Leaf Chemistry by Use of Visible and Near Infrared Reflectance Spectroscopy. *Remote Sens. Environ.*, 1988, **26**: 123—147.
- [5] Pastor J., Aber J. D., McLaugherty C. A., Melillo J. M. Above Ground Production and N and P Cycling along a Nitrogen Mineralization Gradient on Blackhawk Island, Wisconsin. *Ecology*, 1983, **65**: 256—268.
- [6] Gholz H. L. Environmental Limits on Above Ground Net Primary Production, Leaf Area, and Biomass in Vegetation Zones of the Pacific Northwest. *Ecology*, 1982, **63**: 469—481.
- [7] Ingestad T. Nitrogen Stress in Birch Seedlings. II N, K, P, Ca and Mg Nutrition. *Physiol. Plant.*, 1979, **45**: 149—157.
- [8] Johnson L. F., Hlavka C. A., Peterson D. L. Multivariate Analysis of AVIRIS Data for Canopy Biochemical Estimation along the Oregon Transect. *Remote Sens. Environ.*, 1994, **47**: 216—230.
- [9] 宫鹏, 史培军, 浦瑞良. 对地观测技术与地球系统科学. 北京: 科学出版社, 1996.
- [10] Wessman C. A., Aber J. D., Peterson D. L. An Evaluation of Imaging Spectrometry for Estimating Forest Canopy Chemistry. *Int. J. Remote Sensing* 1989, **10**: 1293—1316.
- [11] Miller J. R., Hare E. W., Wu J. Quantitative Characterization of the Vegetation Red Edge Reflectance. 1. An Inverted—Gaussian Reflectance Model. *Int. J. Remote Sens.*, 1990, **11**: 1775—1795.
- [12] Miller J. R., Wu J., Boyer M. G., Belanger M., Hare E. W. Season Patterns in Leaf Reflectance Red Edge Characteristics. *Int. J. Remote Sens.* 1991, **12**: 1509—1523.
- [13] Wessman C. A., Aber J. D., Peterson D. L., Melillo J. M. Remote Sensing of Canopy Chemistry and Nitrogen Cycling in Temperate Forest Ecosystems. *Nature*, 1988, **335**: 154—156.
- [14] Curran P. J., Dungan J. L., Gholz H. L. Exploring the Relationship between Reflectance Red Edge and Chlorophyll Content in Slash Pine. *Tree Physiology*, 1990, **7**: 33—48.
- [15] Rock B. N., Hoshizaki T., Miller J. R. Comparison of the in situ and Airborne Spectral Measurements of the Blue Shift Associated with Forest Decline. *Remote Sens. Environ.*, 1988, **24**: 109—127.
- [16] Swanberg N., Peterson D. Using the Airborne Imaging Spectrometer to Determine Nitrogen Content in Coniferous Forest Canopies. Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS '89). 1987, 981—985.
- [17] Peterson D. L., Waring R. H. Overview of the Oregon Transect Ecosystem Research Project. *Ecol. Appl.*, 1994, **4**(2): 211—225.
- [18] Peterson D. L., Spanner M. A., Running S. W., Teuber K. B. Relationship of Thematic Mapper Simulator Data to Leaf Area Index of Temperature Coniferous Forests. *Remote Sens. Environ.* 1987, **22**: 323—341.
- [19] Runyon J., Waring R. H., Goware S. N., Welles J. M. Environmental Limits on Above—Ground Production; Observations from the Oregon Transect. *Ecol. Appl.*, 1994, **4**(2): 226—237.
- [20] Anger C. D., Babey S. K., Adamson R. J. A New Approach to Imaging Spectrometry. *Proceedings of SPIE*, 1990, **1298**: 72—86.
- [21] Goware S. N., Huemmrich K. F., Waring R. H. Visible—Near Infrared Spectral Reflectance of Landscape Components in Western Oregon. *Remote Sens. Environ.*, 1994, **47**: 190—203.
- [22] Freemantle J. R., Pu R., Miller J. R. Calibration of Imaging Spectrometer Data to Reflectance Using Pseudo—Invariant Features. *Proceedings of the 15th Canadian Symposium on Remote Sensing*, Toronto, Ontario, 1992, June 1—4, 452—455.
- [23] 唐守正. 多元统计分析. 北京: 林业出版社, 1984.
- [24] Rencher A. C., Pun F. C. Inflation of R in Best Subset Regres-

- sion. *Technometrics*, 1980, **22**:49—53.
- [25] Demetriades—Shah T. H., Steven M. D., Clark J. A. · High Resolution Derivative Spectra in Remote Sensing. *Remote Sens. Environ.*, 1990, **33**: 55—64.
- [26] Li Y., Demetriades—Shah T. H., Kanemasu E. T., Shultis J. K., Kirkham M. B. · Use of Second Derivatives of Canopy Reflectance for Monitoring Prairie Vegetation over Different Soil Backgrounds. *Remote Sens. Environ.*, 1993, **44**:81—87.
- [27] Gong P., Pu R., Miller J. R. · Correlating Leaf Area Index of Ponderosa Pine with Hyperspectral CASI Data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 1992, **18**:275—282.
- [28] Hall F. G., Huemmrich K. F., and Goward S. N. · Use of Narrow—Band Spectra to Estimate the Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation. *Remote Sens. Environ.*, 1990, **32**: 47—54.
- [29] Bracher G. A., Murtha P. A. · Estimation of Foliar Macro—Nutrients and Chlorophyll in Douglas—Fir Seedlings by Leaf Reflectance. *Canadian Journal of Remote Sensing* 1994, **20**: 102—115.

作者简历

浦瑞良,男,1956年生,1982年毕业于南京林业大学,1985年硕士毕业。曾先后在加拿大空间与地球科学研究所、加拿大卡尔加里大学地球信息工程系访问研究两年。现任美国伯克利加州大学环境科学政策与管理系研究员。现主要从事高光谱分辨率数据在提取森林冠层结构参数、生化参数及树种识别中的应用,以及利用遥感数据进行生态系统分类和模拟的研究。发表学术论文 20 余篇,合著有“对地观测技术与地球系统科学”一书。

Relationships between Forest Biochemical Concentrations and CASI Data along the Oregon Transect

Pu Ruiliang Gong Peng

(University of California at Berkeley, USA)

Abstract In this paper, correlation between airborne hyperspectral data obtained with in the spectral range of approximately 417nm—800nm and three foliar biochemical constituents was studied. The hyperspectral data were acquired using Compact Airborne Spectrographic Imager(CASI) over six Study sites along an Oregon transect. Foliar biochemical constituents(expressed in concentration, mg/g of dry weight);total chlorophyll(TC),total nitrogen(TN),total phosphorus(TP),were measured from the same transect. The potential of CASI data for estimating foliar biochemical concentrations was evaluated, using multivariate statistical analysis and spectral derivative techniques. 12 spectra corresponding to sample locations of foliar chemistry measurements were extracted from CASI images acquired within three weeks of the field sample collection. Univariate regression using 7 regression models was applied to explore both the linear and non—linear relations between individual channel spectral reflectances and vegetation indices derived from the CASI data and the three foliar chemical constituents. First and second order spectral derivatives were used to suppress the effects of low frequency spectra on those of the tree species. A piece—wise multiple regression procedure was used to generate multivariate linear equations for predicting TC, TN and TP using the original, and the derivative spectra of CASI data.

Results show that with the spectral derivative technique, the estimation accuracies measured by Goodness—of—Fit (R^2) values and Root—Mean—Square Errors(SEs) of the three chemical constituents, can be greatly improved. The results obtained from the univariate analysis indicate that the level of correlation between foliar chemistry and CASI data is rather low. In fact, for TP no correlation exists between any individual band of CASI data and the measurements from laboratory.

Key words CASI image, Biochemistry, Spectral derivative technique, Regression analysis