

森林冠层氮含量遥感估算

杨曦光^{1,3}, 于颖², 黄海军^{1*}, 范文义²

(中国科学院海洋研究所, 山东 青岛 266071;

2. 东北林业大学, 黑龙江 哈尔滨 150040;

3. 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘要:使用高光谱数据估算叶片与冠层尺度的森林氮含量. 首先采用基于高斯误差函数的 BP 神经网络 Erf-BP 建立叶片尺度氮含量的遥感估算模型; 其次根据几何光学模型原理, 推导冠层光谱与叶片光谱的尺度转化函数, 将 Hyperion 影像的冠层光谱转换到叶片尺度并反演叶片尺度的氮含量; 最后, 利用森林结构参数 LAI 得到研究区域冠层尺度氮含量. 结果表明, 隐含层包含 8 个神经元的 Erf-BP 模型最优, 检验精度为 76.8597%; 利用尺度转化函数估算 670 nm 和 865 nm 冠层光谱与实测光谱决定系数为 0.5203 和 0.4117; 反演叶片尺度氮含量与实测数据的决定系数为 0.7019; 该方法为高精度快速估算叶片和冠层尺度森林氮含量提供参考.

关键词:高光谱遥感; 氮含量; 4-Scale 模型

中图分类号: TP79 文献标识码: A

Estimation of forest canopy nitrogen content based on remote sensing

YANG Xi-Guang^{1,3}, YU Ying², HUANG Hai-Jun^{1*}, FAN Wen-Yi²

(1. Institute of Oceanology, Chinese Academy of Sciences, Qingdao 266071, China;

2. Northeast Forestry University, Harbin 150040, China;

3. Graduate University of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Hyperspectral data was used to estimate leaf and canopy nitrogen content. Erf-BP, an improved model based on the Gaussian error function of BP neural network, was used to develop remote sensing models for estimating leaf nitrogen content. Then the scaling conversion function during downscales from canopy to leaf spectral was derived according to principles of geometric optics model. These relations were used during downscales from the canopy reflectance of Hyperion image to leaf spectral for leaf nitrogen content estimation. Finally, forest structural parameter leaf area index (LAI) was used to obtain canopy nitrogen content from leaf level. The results showed that the best Erf-BP neural network model with testing accuracy of 76.8597% includes 8 neurons in hidden layer. Using scaling conversion function to estimate canopy spectra at 670nm and 865nm, correlations (R^2) between modeling spectra and measurements were 0.5203 and 0.4117 respectively. Correlation coefficient between estimated leaf nitrogen content and measurements was 0.7019. This method provides a good reference for more rapid and accurate estimation of leaf and canopy nitrogen.

Key words: hyperspectral remote sensing; nitrogen content; 4-Scale model

PACS: 42.79.Pw, 42.79.Qx, 95.75.Rs

引言

植物体内的氮元素是氨基酸、蛋白质的组成元素之一, 也是核酸、叶绿素、多种辅酶、维生素、植物激素的主要成分^[1-2], 氮元素可作为评价植被

光合作用强度和植被营养状况的一个重要指标^[3-4]. 氮含量的准确估算对于森林健康状况的评价以及研究森林生态系统碳循环具有重要意义. 目前研究者利用高光谱遥感数据覆盖范围广、波段信息多等优势, 对森林植被生理参数的有效估

收稿日期: 2011-08-27, 修回日期: 2012-03-03

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863 计划)(2006AA12Z104)

Foundation items: Supported by the National High Technology Research and Development Program of China (2006AA12Z104)

作者简介(Biography): 杨曦光(1983-), 男, 黑龙江哈尔滨市人, 博士研究生, 主要研究领域为遥感与地理信息系统. E-mail: yangxiguang21@163.com.

* 通讯作者(Corresponding author): E-mail: hjhuang@qdio.ac.cn.

Received date: 2011-08-27, revised date: 2012-03-03

算方法进行了大量研究. Johnson^[5], Matson^[6] Huang^[7], Smith^[8]等一系列研究表明, 高光谱数据可以进行大范围的森林植被氮含量的估算, 精度较高. 近几年很多学者将辐射传输模型和几何光学模型理论应用到森林生化参数的遥感反演中, 通过分步反演方法, 定量估算森林冠层生化参数, 反演精度有很大提高. Zhang 等利用叶片辐射传输模型 PROSPECT 建立叶片生化参数的查找表, 并用几何光学模型 4-Scale 建立一个将冠层光谱转化为叶片光谱的查找表, 通过分步反演的方法实现森林冠层的生化参数遥感估算^[9]. 国内氮含量遥感估算在农业中已有广泛研究^[10-12], 但森林冠层氮素含量的遥感估算研究较少.

本研究采用分步反演的方法实现森林冠层氮含量的遥感反演. 首先以地面实测叶片光谱为数据源, 使用基于高斯误差函数的 BP 神经网络改进模型 Erf-BP 建立叶片尺度氮含量反演模型; 参考 Zhang 等 4-Scale 模型冠层与叶片光谱转化方法, 通过森林结构参数 LAI (Leaf Area Index) 建立冠层与叶片光谱尺度转化函数, 实现冠层与叶片光谱的转化, 并将预处理后的 Hyperion 数据转化为叶片反射率, 从影像上反演叶片尺度的氮素含量; 最后利用 LAI 实现叶片与冠层之间氮含量的转化过程, 从高光谱 Hyperion 影像中反演森林冠层氮素含量.

1 数据和方法

1.1 研究区域

研究区域为黑龙江省塔河县, 见图 1, 位于大兴安岭林区腹地, 地处 E123° ~ 125°, N52° ~ 53°. 塔河县总面积为 144.2 万公顷, 森林覆盖率 81%, 木材蓄积量为 5340 万立方米. 研究区域内树种组成主要以樟子松、落叶松、白桦和杨树为主.

1.2 数据采集

外业数据采集时间为 2007 年 8 月. 在研究靶区内随机布设了 32 个面积为 0.06 公顷的样地. 首先统计样地内树种类型, 根据统计结果, 确定优势树种, 并根据其生长状况分别选取优势树、次优势树和受压迫树的样木各一株, 作为样本树, 利用超声波测高仪测量其树高和枝下高, 计算冠长, 并将树冠平均分为 3 层, 逐层采集鲜叶样品 5 ~ 10 片. 然后将鲜叶放入保温箱中 (箱内温度保持在 0 °C) 带回实验室准备进行叶片氮素含量的测定.

鲜叶样品经烘干、消煮后得到含氮溶液, 使用 Multi N/C 3000 碳氮分析仪 (德国耶拿分析仪器股

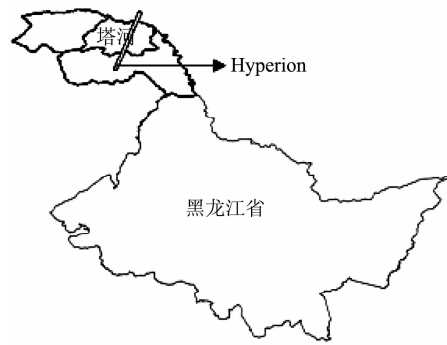


图 1 研究区域地理位置及 Hyperion 遥感影像位置

Fig. 1 Geographical position of the study site and Hyperion image

份公司), 测量溶液中全氮含量, 经整理得到叶片氮含量, 单位为 $(\text{mg} \cdot \text{cm}^{-2})$ ^[13].

在采集鲜叶样品的同时, 使用 Epp-2000 地物光谱仪测量叶片和冠层的反射光谱. 叶片样品的光谱测量使用的是积分球的方法. 用保温箱将叶片样本带回实验室, 经过除尘处理后, 使用积分球和 Epp-2000 测量叶片光谱, 每个样品测 5 次并取平均. 冠层光谱的测量应选择晴朗无风的天气条件下, 测量时间为 10:00 ~ 14:00. 根据光谱仪的视场角 (视场角为 25°), 通过三角函数关系计算得到光谱仪探头的理论高度, 并通过架设相应高度的塔架来测量样地的冠层光谱.

样地内有效 LAI 和冠层聚集指数数据的测定使用的是 LAI-2000 和 TRAC^[14], 并通过计算得到样地内真实 LAI.

1.3 Hyperion 数据及其处理

Hyperion 是美国 NASA 于 2000 年发射的对地观测卫星 EO-1 携带的三个传感器之一. 它在 400 nm 至 2500 nm 之间有 242 个独立波段, 是第一个星载高光谱传感器. Hyperion 数据产品包括 Level L0 和 Level L1 级产品. 其中 Level L1 级产品又分为 L1A、L1B 和 L1R. L1A 和 L1B、L1R 的最大区别在于它没有校正 VNIR 和 SWIR 之间的空间错位. L1B、L1R 将此问题改正并经过初步的星上定标校正. 同步获取高光谱 Hyperion L1R 级产品, 处理步骤和流程包括剔除水汽吸收波段和非定标波段、非正常像元的修复、“Smile”效应校正、大气校正和几何校正等, 详细处理过程参见文献^[13,15].

1.4 叶片尺度氮含量的估算模型的建立

误差反向传播神经网络 (Back Propagation, BP)

是一种应用广泛的数学模型,但是 BP 算法存在易陷入局部极小值、网络收敛速度慢、网络的结构难以确定、在学习新样本时会遗忘以前学过的样本趋势及网络的学习效率与速度受学习样本数量与质量的影响等缺点^[17]. 本研究采用高斯误差函数(Gaussian error function, Erf)作为新的激活函数,构建了以高斯误差函数作为隐含层激活函数的 BP 算法前馈神经网络(Erf-BP). Erf-BP 比传统的 BP 神经网络在逼近能力和收敛速度上均有提高^[18-20]. 研究采用 Erf-BP 神经网络建立叶片尺度氮素遥感估算模型. 首先计算地面实测光谱和对应叶片氮含量的相关系数,其次选取与氮含量相关性高的光谱波段、归一化植被指数 NDVI 和比值植被指数 SR 作为氮含量估算模型的候选自变量,采用 Erf-BP 神经网络建立叶片尺度氮含量的反演模型.

1.5 叶片与冠层的氮含量反演

叶片尺度的氮含量反演模型不能直接应用到冠层尺度的高光谱遥感数据上. 本研究利用几何光学模型 4-Scale 实现冠层与叶片光谱的尺度转化.

4-Scale 模型定义冠层反射率 R 是树冠光照面反射率 R_T 、树冠阴影面反射率 R_{ZT} 、背景光照面反射率 R_C 以及背景阴影面反射率 R_{ZC} 四个分量的线性组合^[21-23].

$$R = R_T P_T + R_{ZT} P_{ZT} + R_C P_C + R_{ZC} P_{ZC} \quad (1)$$

式(1)中, P_T 、 P_{ZT} 分别代表传感器观测到树冠光照面和树冠阴影面的概率, P_C 、 P_{ZC} 分别代表传感器观测到背景光照面和背景阴影面的概率.

树冠光照面的光谱特征 R_T 主要受单片叶子的光学性质 R_L 、冠层内部叶片之间多次散射及叶倾角分布特征的影响^[24]. 定义多次散射因子 M , 并假设其他因素对树冠光照面光谱 R_T 的影响为常数,用 b 表示,那么树冠光照面的反射率 R_T 与光照面单片叶子的反射光谱 R_L 可表述为:

$$R_T = MR_L + b \quad (2)$$

虽然树冠阴影和背景阴影也受天空的散射光和冠层内部的多次散射影响,但与树冠光照面和背景光照面的反射率相比要小的多,因此式(1)的树冠阴影和背景阴影部分可以被忽略^[9]. 将 R_T 用式(2)替换,式(1)就变成了有 2 个分量组成的方程:

$$R = (MR_L + b)P_T + R_C P_C \quad (3)$$

根据陈镜明教授 4-Scale 模型中关于 P_T 的求解可知, P_T 是一个与光入射角度、观测角度以及树冠孔隙率有关的变量^[23,25]. 遥感影像成像时太阳和传感器的相对位置固定,而孔隙率又是 LAI 的函数,所

以定义 $P_T = F(LAI)$, 同理, $P_C = G(LAI)$, 将其代入式(3), 并且把冠层光谱 R 用高光谱遥感影像的冠层反射率 R_{Hyperion} 代替, 整理得到式(4):

$$R_L = \frac{R_{\text{Hyperion}} - R_C \times G(LAI)}{M \times F(LAI)} - \frac{b}{M} \quad (4)$$

利用 4-Scale 模型, 通过输入叶片光谱、森林背景光谱、树木结构参数、森林结构参数和传感器的观测信息可以模拟不同情况下的冠层反射率. 利用 4-Scale 模型模拟的数据集, 拟合 P_T 、 P_C 与 LAI 函数关系, 并求解关键因子 M 和 b . 当确定 M 、 b 、 $P_T = F(LAI)$ 和 $P_C = G(LAI)$ 时, 就可以利用式(4)将高光谱影像的冠层光谱转化为叶片光谱. 将氮素含量反演模型应用到叶片尺度的高光谱影像上, 分别计算每一个像元叶片尺度上的氮素含量. 最后, 利用森林结构参数 LAI 将叶片尺度的氮素含量转化到冠层尺度, 得到研究区域冠层尺度的氮含量分布图^[16,25].

2 结果与分析

2.1 叶片光谱与氮含量相关性分析

利用地面实测光谱和对应的叶片氮含量数据, 进行相关性分析, 寻找与氮含量高度相关的波段作为氮含量反演模型的候选自变量. 分别计算了叶片光谱(Ref)、叶片光谱的对数(LOG(Ref))和叶片光谱的一阶导数(DIFF(Ref))与对应样本氮含量的相关系数. 叶片氮含量与光谱范围在 400 ~ 900 nm 的叶片反射光谱的相关系数, 见图 2.

叶片反射率光谱(Ref)、叶片反射率光谱的对数(LOG(Ref))与氮含量高相关性的位置为 R505、R710、Log(R505)和 Log(R710), 但是相关系数绝对值均在 0.2 ~ 0.3 之间. 一阶导数光谱(DIFF(Ref))与叶片氮含量的相关系数普遍较高. 根据相关系数绝对值的大小, 依次选取了 Diff(R825)、Diff(R895)、Diff(R545)、Diff(R535)、Diff(R530)、Diff(R540)、Diff(R575)、Diff(R775)、Diff(R525)、Diff(R790) 相关系数绝对值均在 0.4 以上的 10 个变量作为氮含量反演模型的候选参数.

2.2 基于多元线性回归的叶片氮含量反演模型

通过计算相关系数, 筛选出了 14 个与叶片氮含量相关系数较高的变量. 再加上归一化植被指数 NDVI 和比值植被指数 SR, 最终确定了 16 个变量作为叶片氮含量反演模型的候选自变量. 采用多元逐步回归的方法最终剔除了 14 个变量, 在显著性水平为 95% 的指标下, 得到两个变量的多元统计模型.

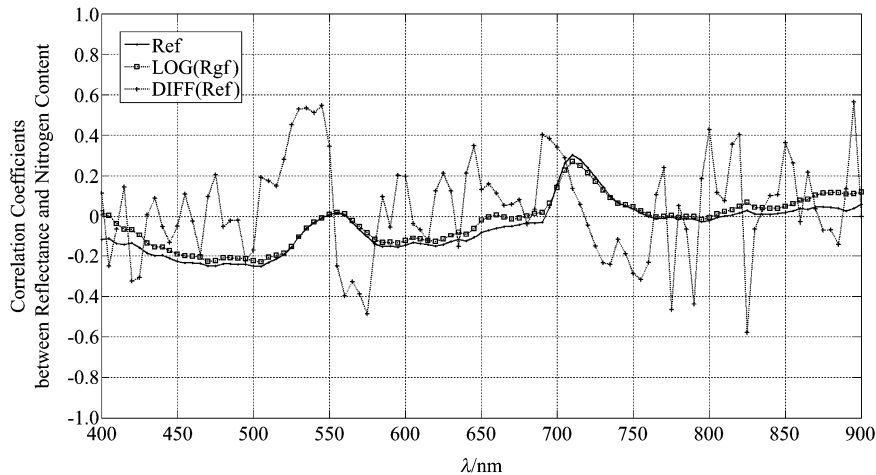


图2 叶片光谱与氮含量的相关系数

Fig. 2 Correlation coefficients between leaf reflectance and nitrogen content

模型及系数通过显著性检验,最终确定的叶片氮含量反演模型为:

$$N(\text{mg} \cdot \text{cm}^{-2}) = 0.519 - 0.261 \times \text{Diff}(R_{825}) + 0.131 \times \text{Diff}(R_{895}). \quad (5)$$

模型拟合的决定系数 R^2 达到 0.81,均方根误差 $\text{RMSE} = 0.150 \text{ mg} \cdot \text{cm}^{-2}$,模型精度为 68.160%.

2.3 叶片氮含量 Erf-BP 神经网络估算方法

用上述多元回归模型建模自变量和样本数据,进行 Erf-BP 神经网络的训练和模拟.神经网络选择三层式神经网络,隐含层神经元个数根据式(6)确定^[26].

$$m = \sqrt{n+l} + \delta, \quad (6)$$

式(6)中, m 表示隐含层神经元个数; n 表示输入层节点数,即叶片氮含量多元统计回归模型的自变量个数,这里取值为2; l 表示输出层节点数,即叶片氮含量多元回归模型的因变量,取值为1; δ 表示0~10之间的常数.

将数据样本按照3:1的比例分成两组,一组用于神经网络的训练,另外一组用于对训练的神经网络进行精度评价.通过多次训练网络,得到包含不同神经元的训练网络,结果见表1.

表1 Erf-BP神经网络模型结果

Table 1 The result of Erf-BP modeling

隐含层节点数目	1	2	3	4	5	6
网络拟合精度	80.2101%	80.1524%	80.4932%	80.7769%	80.7926%	80.5321%
检验精度	73.4813%	74.8219%	74.6599%	75.9994%	75.4480%	75.9819%
检验 RMSE	0.1204	0.1182	0.1194	0.1189	0.1181	0.1189
隐含层节点数目	7	8	9	10	11	12
网络拟合精度	80.241%	81.0930%	81.0154%	80.9698%	81.0498%	80.9458%
检验精度	76.4794%	76.8597%	76.6575%	76.3291%	76.6142%	76.3322%
检验 RMSE	0.1194	0.1166	0.1192	0.1194	0.1197	0.1190

由表1可以看出,隐含层包含8个神经元的网络精度达到最高,拟合精度为81.0930%,检验精度为76.8597%,检验均方根误差 $\text{RMSE} = 0.1166 \text{ mg} \cdot \text{cm}^{-2}$.

2.4 叶多次散射因子的求解

树冠光照面的反射率 R_T 主要是由叶片的光谱特征 R_L 及多次散射作用的影响所决定的.因此在4-Scale模型模拟过程中,固定森林场景参数、冠层结构参数以及背景参数,仅通过改变叶片光谱值,模拟不同叶片特征下的冠层光谱,建立树冠光照面的反射率 R_T 与叶片光谱 R_L 的数据样本集,研究多次散射对冠层光谱的影响.以针叶和阔叶为优势树种的样地的4-Scale模型的参数设置如表2所示:

表2 4-Scale模型输入参数

Table 2 The inputs of 4-Scale model

4-Scale模型参数	针叶	阔叶
每公顷树木数量/株	917	983
树形状	圆锥形+圆柱	椭圆
枝下高/m	5.28	5.43
冠高/m	7.54	7.42
树冠半径/m	1.72	2.03

4-Scale模拟 $\text{LAI} = 3.5$ 时,波长670 nm和865 nm处叶片光谱 R_L 与对应树冠光照面光谱 R_T 的变化情况见图3.由图可以看出,树冠光照面光谱 R_T 与叶片光谱 R_L 之间线性关系明显,决定系数分别为0.9969和0.9994.当固定其他参数,仅考虑叶片光谱与树冠光照面光谱之间关系时,多次散射作用占主导地位,因此该线性关系即是对式(2)的表述,其系数即为多次散射因子 M ,而该线性关系中的常数项则表示其他因素对树冠光照面光谱 R_T 的贡献,即

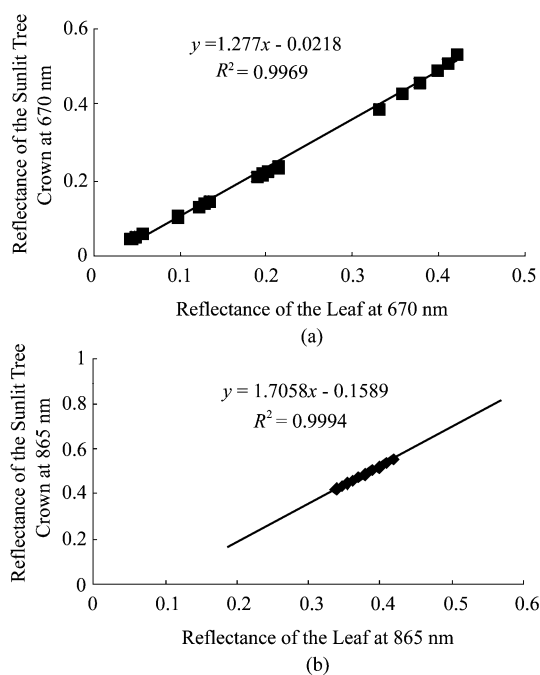


图3 叶片光谱 R_L 与树冠光照面光谱 R_T 的相关关系 (a) 670nm, (b) 865 nm

Fig. 3 Relationship between reflectance of the leaf R_L and the sunlit tree crown R_T at (a) 670nm, and (b) 865 nm

式(2)中的 b 值. 该线性方程参数具有明显物理意义. 而近红外波段的波长较长, 在近红外波段的多重散射要强于红光波段的多重散射, 因此图 3(a) 中方程系数小于图 3(b).

多重散射因子是一个与森林结构参数高度相关的变量. 因此, 利用同一组叶片光谱, 模拟波长 670 nm 和 865 nm 处不同 LAI 情况下的树冠光照面光谱, 计算不同 LAI 情况下的散射系数 M 和其他因素 b , 研究森林结构参数 LAI 对 M 和 b 的影响.

670 nm 和 865 nm 波长处多重散射因子随 LAI 的变化趋势见图 4. 从图中可以看出, 多重散射因子和 LAI 存在明显的负对数关系. 其他因子 b 与 LAI 的相关关系见图 5. 由图可见, b 值与 LAI 也存在着明显的对数关系.

此外, 多重散射因子还是波长的函数, 利用不同叶片的光谱数据, 通过 4-Scale 模型模拟冠层光谱, 对其进行拟合, 可计算不同波长下的多重散射因子, 并拟合多重散射因子 M 和 b 与 LAI 的相关性模型. 根据研究的需要, 仅求解波长在 825 nm、895 nm 及附近用来进行求导波段的 M 和 b 值, 并拟合其与 LAI 的相关性方程. 825 nm 和 895 nm 波长处的 M 和 b 与 LAI 的相关性模型为:

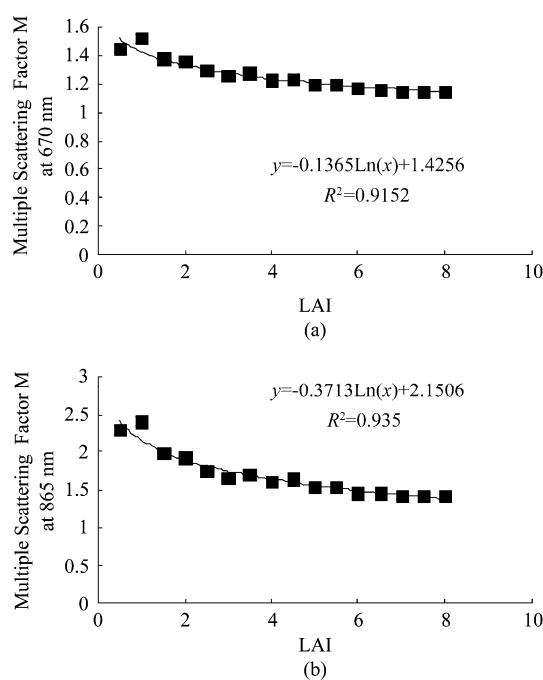


图4 多重散射因子 M 与 LAI 的相关关系 (a) 670 nm, (b) 865 nm

Fig. 4 Relationship between LAI and multiple scattering factor M at (a) 670 nm, and (b) 865 nm

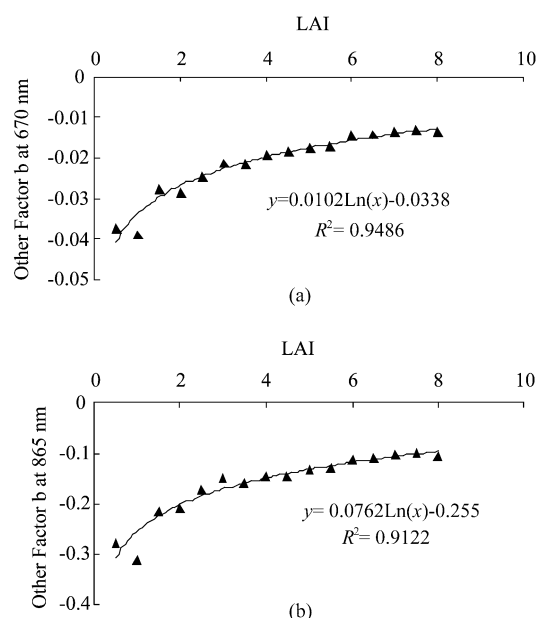


图5 其他因子 b 与 LAI 的相关关系 (a) 670 nm, (b) 865 nm

Fig. 5 Relationship between LAI and other factor b at (a) 670 nm, and (b) 865 nm

$$M(R 825) = -0.3748\ln(\text{LAI}) + 2.2281 \quad (7)$$

$$R^2 = 0.9812,$$

$$b(R 825) = 0.0922 \ln(\text{LAI}) - 0.3239 \quad (8)$$

$$R^2 = 0.9804,$$

$$M(R 895) = -0.5012 \ln(\text{LAI}) + 2.5585 \quad (9)$$

$$R^2 = 0.9796,$$

$$b(R 895) = 0.119 \ln(\text{LAI}) - 0.3972 \quad (10)$$

$$R^2 = 0.9789.$$

2.5 概率函数的求解

P_T 、 P_G 是一个与观测角度和孔隙率有关的变量,由 1.5 节关于 P_T 、 P_G 推导可知,对于固定的一景遥感数据, P_T 、 P_G 是一个与 LAI 相关的函数. 固定叶片光学参数、背景光学参数,利用 4-Scale 模型模拟不同森林结构参数下的冠层光谱,并分析森林结构参数对 P_T 、 P_G 的影响情况. 不同 LAI 情况下,概率 P_T 、 P_G 取值的变化情况见图 6.

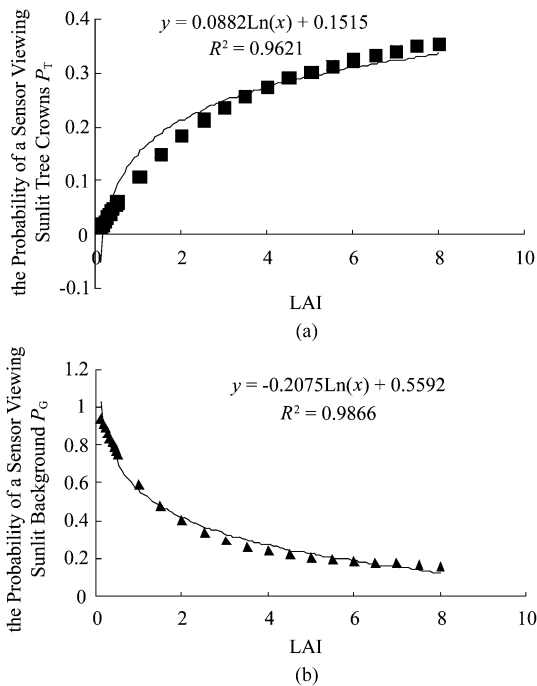


图 6 P_T 、 P_G 与 LAI 的相关关系 (a) P_T , (b) P_G

Fig. 6 Relationship between LAI with (a) P_T and (b) P_G

由图 6 看出,概率 P_T 、 P_G 与森林结构参数 LAI 存在明显的对数关系,它们与 LAI 的相关性方程为:

$$P_T = 0.0882 \ln(\text{LAI}) + 0.1515, \quad (11)$$

$$P_G = -0.2075 \ln(\text{LAI}) + 0.5592. \quad (12)$$

利用森林结构参数可求解不同 LAI 情况下的 P_T 、 P_G 值.

2.6 森林结构参数 LAI 的求解

LAI 是一个重要的森林结构参数,本研究中

LAI 反演方法使用的是统计方法. 大量研究表明,植被指数与 LAI 存在很好的相关性,通过对比分析,发现比值植被指数 SR 与 LAI 相关性最好,利用比值植被指数 SR 建立 LAI 的反演模型如下:

$$\text{LAI} = 0.9425 \times \text{SR} - 1.3067. \quad (13)$$

模型的确定系数为 0.8156,模型的拟合精度为 88.33%,模型的检验精度为 83.02%,均方根误差 RMSE 为 0.5426.

2.7 光谱尺度转化及氮含量反演

将所有样地数据按照 3:1 的比例分开,其中 3/4 的样地数据用来计算多次散射因子 M 和其他因子 b ,而剩余 1/4 的样地数据进行精度验证. 图 7 为 670 nm 和 865 nm 处用式(4)模拟冠层光谱与实测冠层光谱之间的散点图. 在 670 nm 和 865 nm 处模拟结果与实测结果的确定系数分别达到了 0.5203 和 0.4117.

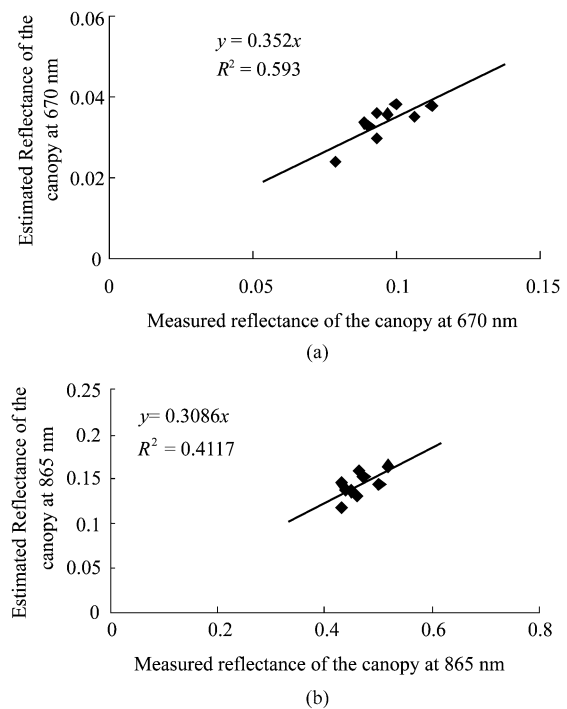


图 7 实测冠层光谱与预测值的比较 (a) 670 nm, (b) 865nm

Fig. 7 Comparison between measured and estimated reflectance of the canopy at (a) 670 nm and (b) 865nm

将 Erf-BP 神经网络建立的叶片尺度氮含量估算模型应用到经尺度转化后的 Hyperion 高光谱影像的每个像元上,得到叶片尺度氮含量填图. 实测叶片氮素含量与 Erf-BP 神经网络模型模拟结果之间的确定系数达到了 0.7019,见图 8. 然后利用森林结构参数 LAI 将叶片尺度氮含量转化到冠层尺度. 图

9 是叶片尺度的氮含量与冠层尺度氮含量的遥感填图。

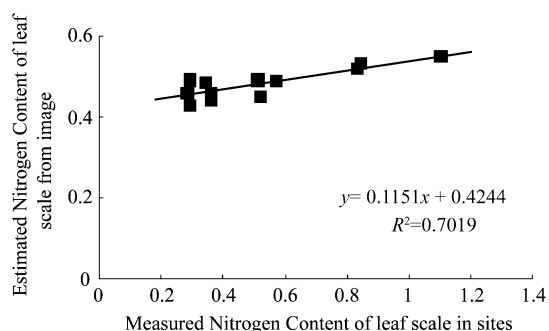


图8 实测叶片尺度氮含量与估计值的比较
Fig.8 Comparison between estimated and measured nitrogen content on leaf scale

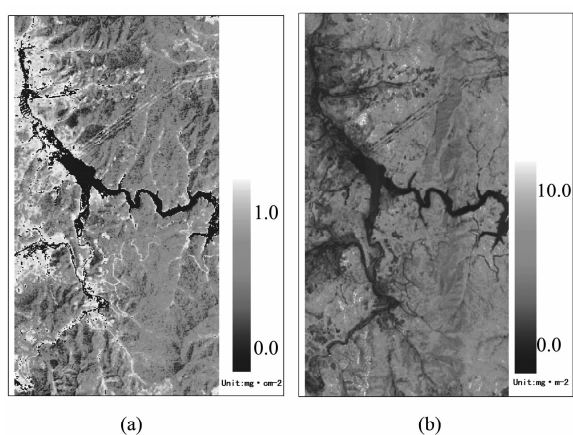


图9 Hyperion 影像反演的氮含量 (a) 叶片尺度氮含量, (b) 冠层尺度氮含量
Fig.9 Nitrogen content estimated from Hyperion image (a) leaf nitrogen, and (b) canopy nitrogen

3 结论

通过分析叶片光谱与叶片氮含量之间的相关性筛选氮含量估算模型的建模波段,使用多元统计分析和神经网络建模方法,建立叶片水平氮含量遥感估算模型.采用叶片光谱和冠层光谱之间的转换方程实现尺度转化,并结合森林结构参数 LAI 将叶片尺度氮含量转化到冠层尺度.研究表明,修改后的 Erf-BP 神经网络比多元统计分析具有更好的估算精度,以隐含层包含 8 个神经元的 Erf-BP 神经网络的氮含量反演模型精度最高,达 85.405%,RMSE 为 $0.127 \text{ mg} \cdot \text{cm}^{-2}$.

利用 4-Scale 模型建立数据样本集,模拟光谱尺度转化方程中几个关键参数与 LAI 的相关性,分别

建立基于 LAI 的多次散射因子 M 、其他因子 b 、观测到树冠光照面概率 P_T 和观测到地面光照面概率 P_G 的求解方程,实现冠层光谱与叶片光谱之间的转化.在 670 nm 和 865 nm 波段处,预测冠层光谱和实测冠层光谱之间的决定系数分别为 0.5203 和 0.4117.利用该方法结合叶片氮含量估算模型得到的叶片尺度氮含量估计值与实测值之间的决定系数达到了 0.7019,得到了很好的反演结果,说明该方法的可行性.

研究过程中多次使用了相关性方程进行计算,没有分析相关性方程累积误差对反演结果的影响.在研究中, LAI 是个重要变量,因此 LAI 的反演精度直接影响最终结果,如何进一步提高 LAI 的反演精度,有待研究.

REFERENCES

- [1] Penning de Vries F W, Brunsting A H, Van Laar H H. Products, requirements and efficiency of biosynthesis: a quantitative approach [J]. *Journal of Theoretical Biology*, 1974, **45**(2):339-377.
- [2] Penning de Vries F W. The cost of maintenance processes in plant cells [J]. *Annals of Botany*, 1975, **39**(1):77-92.
- [3] WANG Yuan. Information extraction of rape nitrogen concentration using remotely sensed data at different levels [D]. Hangzhou: Zhejiang University (王渊.不同水平油菜氮素含量遥感信息提取方法研究.杭州:浙江大学), 2008.
- [4] SUN Xi, LIN Rong-Xin, MA Guo-Rui. Nitrogen nutrition of paddy rice plant and its diagnosis [J]. *Journal of Zhejiang Agricultural University*(孙羲,林荣新,马国瑞.水稻氮素营养及其诊断.浙江农业大学学报), 1981, **7**(2):41-50.
- [5] Johnson L F, Hlavka C A, Peterson D L. Multivariate analysis of AVIRIS data for canopy biochemical estimation along the oregon transect [J]. *Remote Sensing of Environment*. 1994, **47**(2):216-230.
- [6] Matson P, Johnson L, Billow C, et al. Seasonal patterns and remote spectral estimation of canopy chemistry across the oregon transect [J]. *Ecological Applications*. 1994, **4**(2):280-298.
- [7] Huang Z, Turner B J, Dury S J, et al. Estimating foliage nitrogen concentration from HYMAP data using continuum removal analysis [J]. *Remote Sensing of Environment*. 2004, **93**(1-2):18-29.
- [8] Smith M, Ollinger S V, Martin M E, et al. Direct estimation of aboveground forest productivity through hyperspectral remote sensing of canopy nitrogen [J]. *Ecological Applications*. 2002, **12**(5):1286-1302.
- [9] Zhang Y Q, Chen J M, Miller J R, et al. Leaf chlorophyll content retrieval from airborne hyperspectral remote sensing imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*. 2008, **112**(7):3234-3247.
- [10] Mokhele T A, Ahmed F B. Estimation of leaf nitrogen and silicon using hyperspectral remote sensing [J]. *Journal of*

- Applied Remote Sensing*. 2010, **4**(043560):1-18.
- [11] Fitzgerald G, Rodriguez D, O'leary G. Measuring and predicting canopy nitrogen nutrition in wheat using a spectral index-The Canopy Chlorophyll Content Index (CCCI) [J]. *Field Crops Research*. 2010, **116**(3):318-324.
- [12] Rao N R, Garg P K, Ghosh S K, et al. Estimation of leaf total chlorophyll and nitrogen concentrations using hyperspectral satellite imagery [J]. *Journal of Agricultural Science*. 2008, **146**(1):65-75.
- [13] YANG Xi-Guang. Study on estimation of forest canopy chlorophyll and nitrogen content by hyperspectral data [D]. Harbin: Northeast Forestry University (杨曦光. 高光谱数据提取森林冠层叶绿素及氮含量的研究. 哈尔滨:东北林业大学), 2010.
- [14] Chen J M, Cihlar J. Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images [J]. *Remote Sensing of Environment*. 1996, **55**(2):153-162.
- [15] TAN Bing-Xiang, LI Zeng-Yuan, CHEN Er-Xue, et al. Preprocessing of EO-1 Hyperion hyperspectral data [J]. *Remote Sensing Information* (谭炳香, 李增元, 陈尔学, 等. EO-1 Hyperion 高光谱数据的预处理. 遥感信息). 2005, (6):36-41.
- [16] YANG Xi-Guang, FAN Wen-Yi, YU Ying. Estimation of forest canopy chlorophyll content based on PROSPECT and SAIL model [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis* (杨曦光, 范文义, 于颖. 基于 PROSPECT + SAIL 模型的森林冠层叶绿素含量反演. 光谱学与光谱分析), 2010, **30**(11):3022-3026.
- [17] YANG Bo, WANG Ya-Dong, SU Xiao-Hong. An algorithm for fast convergence of back propagation by enlarging error [J]. *Journal of Computer Research and Development* (杨博, 王亚东, 苏小红. 一种基于误差放大的快速 BP 学习算法. 计算机研究与发展), 2004, **41**(5):774-779.
- [18] XU Xiao-Jun. Study on estimation of aboveground carbon storage of Moso Bamboo forest based on LANDSAT TM image [D]. Hangzhou: Zhejiang Agriculture and Forestry University (徐小军. 基于 LANDSAT TM 影像毛竹林地上部分碳储量估算研究. 杭州:浙江农林大学), 2010.
- [19] XU Xiao-Jun, DU Hua-Qiang, ZHOU Guo-Mo, et al. Spectral mixture analysis based on Erf-BP model and applied in extracting forest information [J]. *Scientia Silvae Sinicae* (徐小军, 杜华强, 周国模等. Erf-BP 混合像元分解及在森林遥感信息提取中应用. 林业科学), 2011, **47**(2):30-38.
- [20] FAN Wen-Yi, ZHANG Hai-Yu, YU Ying, et al. Comparison of three models of forest biomass estimation [J]. *Chinese Journal of Plant Ecology* (范文义, 张海玉, 于颖等. 三种森林生物量估测模型的比较分析. 植物生态学报), 2011, **35**(4):402-410.
- [21] Li X, Strahler A H. Modeling the gap probability of a discontinuous vegetation canopy [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 1988, **26**(2):161-170.
- [22] Li X, Strahler A H, Woodcock C E. A hybrid geometric optical-radiative transfer approach for modeling albedo and directional reflectance of discontinuous canopies [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 1995, **33**(2):466-480.
- [23] Chen J M, Leblanc S G. A 4-scale bidirectional reflection model based on canopy architecture [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 1997, **35**(5):1316-1337.
- [24] XU Xi-Ru. *Remote sensing physics* [M]. Beijing: Peking University Press (徐希孺. 遥感物理. 北京:北京大学出版社), 2005:44-71.
- [25] Yang X G, Fan W Y, Yu Y. Leaf and canopy chlorophyll content retrieval from hyperspectral remote sensing imagery [C]. IEEE Sensors Applications Symposium (SAS), 23rd-25th February, . Piscataway: IEEE Press, 2010:50-53.
- [26] WU Chang-You. The research and application on neural network [D]. Harbin: Northeast Agriculture University (吴昌友. 神经网络的研究及应用. 哈尔滨:东北农业大学), 2007.