

基于森林资源清查、卫星影像数据与随机协同模拟尺度转换方法的森林碳制图

张茂震¹, 王广兴², 周国模¹, 葛宏立¹, 徐丽华¹, 周元中³

(1. 浙江林学院环境科技学院,浙江临安 311300;2. Dept. of Geography, Southern Illinois University, Carbondale IL 62901, USA;
3. 浙江省临安市林业局 311300)

摘要:当前,全球变暖对地球生态系统的影响正引起世界的广泛关注。为减缓其影响进程,让决策者获得准确的碳源/碳汇空间分布信息与动态至关重要。目前面临的重大挑战是如何准确估计森林碳的空间分布和分析估计结果的不确定性。本研究基于森林资源连续清查样地数据和遥感影像数据发展了一个森林碳制图的一般方法。基于序列高斯协同模拟算法,结合样地数据与卫星影像数据进行模拟,将森林碳汇分布图的尺度从30 m × 30 m转换到900m × 900m(区域、国家和全球森林碳制图单位大小)。以临安市为例,利用全市2004年森林资源清查样地数据和同年度Landsat TM影像数据,进行研究区森林碳(地上部分)模拟和尺度转换。结果显示,方法准确重现了森林碳空间分布和变异规律,在分布上模拟结果与地面样地属性具有较好的一致性,在数量上模拟结果的总体平均值较地面样地的总体平均值低约24.9%;模拟还提供了其估计结果的不确定性,包括估计值的方差和估计值大于一定阈值的概率,这些可用于不确定性传播模型的模拟分析,进而实现对森林碳估计结果的评价。

关键词:森林碳;序列高斯协同模拟;森林资源清查;TM影像;尺度转换;空间变异

文章编号:1000-0933(2009)06-2919-10 中图分类号:S718.55, S757.2 文献标识码:A

Mapping of forest carbon by combining forest inventory data and satellite images with co-simulation based up-scaling method

ZHANG Mao-Zhen¹, WANG Guang-Xing², ZHOU Guo-Mo¹, GE Hong-Li¹, XU Li-Hua¹, ZHOU Yuan-Zhong³

1 School of Environmental Sciences & Technologies, Zhejiang Forestry University, Lin'an, Zhejiang 311300, China

2 Dept. of Geography, Southern Illinois University, Carbondale IL 62901, USA

3 Bureau of Forestry, Lin'an, Zhejiang 311300, China

Acta Ecologica Sinica, 2009, 29(6): 2919 ~ 2928.

Abstract: Global warming is currently a major concern to the sustainability of earth's ecosystems. To mitigate this effect, it is essential to provide policy makers with accurate information on the distribution and dynamics of carbon sources and sinks. However, one important challenge in the estimation of forest carbon is how to quantify its spatial distributions and corresponding uncertainties. This study developed a general methodology for mapping forest carbon sinks by combining existing National Forest Inventory (NFI) plot data and satellite images. This method was based on sequential Gaussian co-simulation to spatially combine and up-scale plot data and satellite images from small (30 m × 30 m) to large map units 900 km × 900 km. Those large units are usually required for mapping forest carbon at regional, national and global scales. The proposed method was applied to mapping forest carbon using the 2004 NFI plot data and Landsat Thematic Mapper images for Lin'an County, Zhejiang, China. Results showed that the proposed method accurately reproduced the spatial distribution of the NFI plot data. However, the simulated average carbon was 24.9% lower than that of the NFI plot data. This study also provided quantitative information on variability in forest carbon and uncertainty of its estimates, including variances and

基金项目:浙江省重大科技专项重点农业资助项目(2008C12068);国家科技支撑资助项目(2006BAD23B0204-4);浙江林学院科学的研究发展基金资助项目(2006FR058)

收稿日期:2008-12-30; 修订日期:2009-04-14

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zhangmaozhen@126.com

probability that estimates would be larger than a threshold value. This information will in turn be useful in further uncertainty propagation modeling and analysis, and management of forest carbon markets. In conclusion, this study provided the solution to overcome some of the current significant gaps in the generation and assessment of forest carbon products and its uncertainty.

Key Words: forest carbon; sequential Gaussian co-simulation; forest resource inventory; TM images; scaling up; spatial variation

森林碳分布是森林生态系统研究和相关决策中的关键信息。作为陆地生态系统的主体,森林生长可以从大气中吸收 CO₂ 而成为大气的一个重要碳汇,也可以在被采伐或破坏时释放 CO₂ 而成为大气的一个碳源^[1~3]。对区域森林的 CO₂ 源汇功能进行评价,决策者不仅需要准确的森林碳总量信息,而且需要森林碳总量的准确分布信息。在一个区域或国家尺度上,可能由于其分布很不均匀,森林在总体上表现为碳汇,而在某些局部地区则是碳源。此外,将来的碳工业和碳市场的发展也要求在区域、国家及全球等各个级别上能提供森林碳分布。因此,森林碳分布的研究具有重要意义。

目前,有关森林碳分布的研究仍然很少^[4]。近年来虽有一些研究,但主要集中在森林土壤方面^[5,6]。这些研究主要从方法学上进行探讨,运用地统计学的理论与方法进行分布估计是这些研究重点关注的方面。Neilson 等研究了工业原料林的碳汇问题,分天然林与人工林对北部 New Brunswick 的主要森林进行的碳收支模拟,并将模拟结果(碳储量)按林分类型和龄级两个因子进行分配,得到研究区森林生态系统的碳分布^[7]。Nogueira 等研究了用蓄积换算方法估计巴西亚马逊地区的森林生态系统生物量及其分布^[8],但均未就碳和生物量的空间分布作出基于统计理论的合理估计。Sales 等运用地统计学方法对巴西 Rondonia 地区森林生态系统生物量的分布进行了估计^[9]。冯益明等应用序列条件模拟算法对小范围森林类型的空间分布作了模拟。模拟方法采用专门的指示克里格内插技术,并与条件随机模拟相结合,通过确定当前模拟点方差构造中的条件概率分布函数,利用蒙特卡罗法获得当前模拟点位置森林类型的随机函数值^[10]。但是,这些研究目前还不能提供基于统计意义和有显式精度的森林碳空间分布^[11~13]。

对于区域森林碳分布的估计是一个空间估计问题。传统的统计学提供了总体特征值的估计方法,地统计学通过其空间自相关理论提供了描述这些特征量空间分布的方法,在理论上解决了空间估计基础层面的问题^[14]。克里格方法和条件模拟算法是地统计学中进行空间插值的主要手段。协同克里格算法可以将各种不同类型、不同可靠程度的资料结合在一起进行线性回归,它是一种求最优、线性、无偏内插估计量的方法^[15]。然而,森林碳的估计值是一个区域化变量,克里格方法对其具有较强的平滑效应^[16],对于受外界干扰、森林类型破碎严重的区域,该方法无法再现实际森林碳分布信息。这是克里格空间插值方法的缺陷,无论是简单克里格,指示克里格,或是协同克里格方法,都存在这一问题。

地统计学的空间随机模拟法被提出来克服克里格法的缺陷^[16]。它将数据作为一个整体来复原其整体的空间结构,追求的是模拟的真实性,尽可能地接近真实的空间分布,不像克里格方法,追求的是特定点位某个属性的局部最优估值^[17,18]。同时,空间随机模拟还可直接用于空间不确定性研究,这也是克里格插值法欠缺的^[19]。本文将以遥感影像和地面抽样为基础,运用点同位协同克里格和序列高斯协同模拟方法,以浙江省临安市为例,研究森林碳(地上部分)储量分布的模拟和尺度转换技术,结合地面调查资料和遥感影像数据探索获取森林碳分布和进行尺度转换的有效方法,以期在森林碳分布的定量评价研究和实践领域中为管理决策者提供一种定量分析方法。

1 研究资料与方法

1.1 研究区概况

临安市位于东经 118°51' 至 119°52', 北纬 29°56' 至 30°23', 属中亚热带季风气候区, 全年降雨量 1628.6

mm,全年平均气温16.4°C,全年日照时数1847.3 h,全境地形西北高东南低,海拔相差1770m,市域东西长达100 km。全市行政辖区总面积3126.8 km²,林业用地面积261047hm²,活立木总蓄积量8300101m³,森林覆盖率76.55%,其中有林地面积240389 hm²,有林地蓄积8230576 m³。

1.2 数据资料

(1) 地面抽样调查数据

2004年临安范围内样地调查数据。该数据为按系统抽样方法设计的样地调查数据,抽样总体为临安市行政区范围,总体面积3126.8 km²,总样地数968个,其中林分样地506个。样地为正方形,面积0.08hm²,样地间距1km×3km,最大样地蓄积25.37m³(图1)。

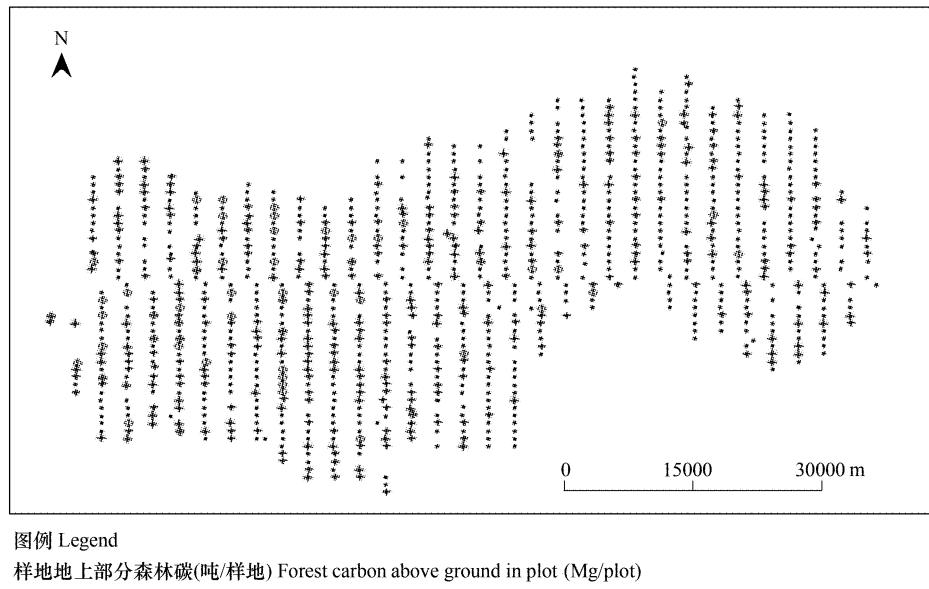


图1 固定样地及样地地上部分林木碳分布

Fig. 1 Locations of permanent plots and the values of above ground plot tree carbon

(2) Landsat TM 遥感影像

选用为2004年临安市全境Landsat TM影像数据,数据包括6个波段,即波段1~5、波段7,空间分辨率均为30m。临安市遥感影像由119(西)和120(东)两景组成,119轨道的影像很少,约占全市总影像数据量的10%。

为获得最佳模拟效果,分别对东、西两景TM影像进行了几何校正和辐射校正处理。几何校正后影像几何误差小于1个像元。辐射校正采用DOS校正法。镶嵌后的影像基本消除了左右两景同类地物影像的特征误差。在此基础上,提取样地位置所对应的1至5波段和7波段影像亮度值,并进行不同组合比值运算,分析影像亮度值与样地森林碳之间的相关性,选取相关系数最高的波段4、5和7($TM4 / (TM5 + TM7)$)参与模拟。图2显示了临安市的伪彩色影像(红绿蓝-TM4, TM3, and TM2)和比值影像 $TM4 / (TM5 + TM7)$ 。

1.3 森林碳储量估计

估计区域森林碳储量的方法目前主要有地面抽样调查方法、遥感方法以及二者相结合的方法。本研究采用地面抽样调查方法,在地面样地单株检尺记录的基础上,用相对生长模型分树种估计其地上部分生物量^[20~23],然后将其转换为样地中各树种地上部分碳储量(碳储量与生物量的转换系数取0.5),累加各树种的碳储量得到整个样地森林地上部分碳储量,在样地森林地上部分碳储量的基础上估计研究区森林地上部分碳储量及其平均单位面积碳储量(碳密度)。

1.4 森林碳密度的空间变异描述

森林的分布与自身的性状及地理特征相关,地统计学的理论与方法可较好地满足其描述和分析要求。在

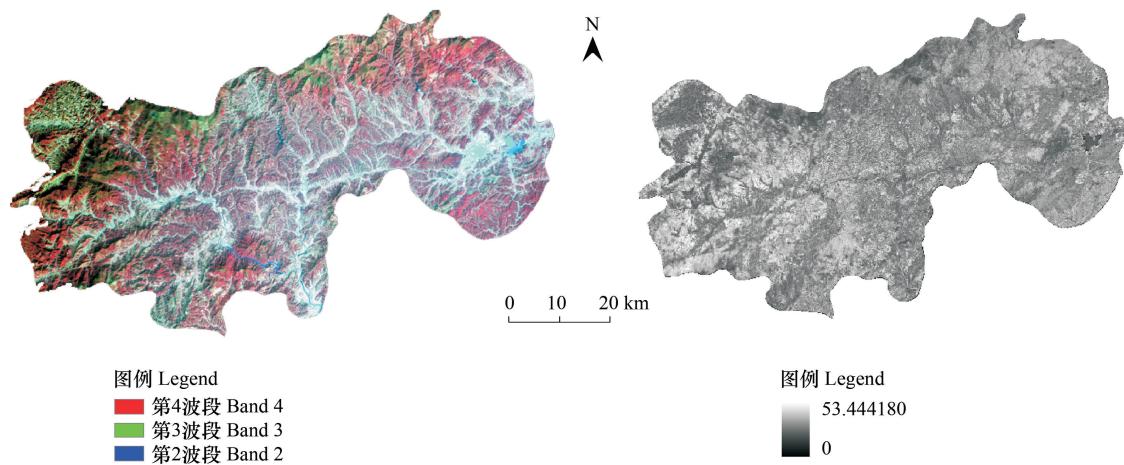


图2 临安市 Landsat TM 影像

Fig. 2 Landsat TM image of Lin'an County

(a) 伪彩色影像(红绿蓝-TM4, TM3, 和 TM2) False color composite image (RGB-TM4, TM3, and TM2), (b) 比值影像 TM4/(Tm5 + TM7)
Ratio image TM4/(Tm5 + TM7)

地统计学中,变异函数是随机函数空间变异或空间自相关的度量。相交的变异函数可以度量两个随机函数相互的空间相关关系。设变量 Z 为森林碳储量,则 $Z(u)$ 为定义在二维空间 u 处的随机函数。随机函数的变异函数 $\gamma_z(h)$ 和协方差 $C_z(h)$ 可用下式来计算:

$$\hat{\gamma}_z(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} (z(u_\alpha) - z(u_\alpha + h))^2 \quad (1)$$

$$\hat{C}_z(h) = \frac{1}{N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} z(u_\alpha) \times z(u_\alpha + h) - m_{-h} \times m_{+h} \quad (2)$$

$$m_{-h} = \frac{1}{N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} z(u_\alpha), m_{+h} = \frac{1}{N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} z(u_\alpha + h)$$

这里, $N(h)$ 为在给定距离和方向上样本数据对的数量, $z(u_\alpha)$ 和 $z(u_\alpha + h)$ 分别为 u_α 和 $u_\alpha + h$ 空间位置上的森林碳储量, h 为矢量或给定方向上的距离差, m_{-h} 和 m_{+h} 为尾和头数据的平均值。如果随机函数不仅本质平稳,而且二阶平稳,则其协方差 $C_z(h)$ 与变异函数之间的关系为:

$$C_z(h) = C_z(0) - \gamma_z(h) \quad (3)$$

设 Y 为光谱变量, $Y(u)$ 为空间点 u 上的一个随机函数, 则在两个随机函数 $Z(u)$ 和 $Y(u)$ 之间的交叉变异函数和交叉协方差函数可计算为:

$$\hat{\gamma}_{zy}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} (z(u_\alpha) - z(u_\alpha + h))(y(u_\alpha) - y(u_\alpha + h)) \quad (4)$$

$$\text{和 } \hat{C}_{zy}(h) = \frac{1}{N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} z(u_\alpha) \times y(u_\alpha + h) - m_{-h} \times m_{+h} \quad (5)$$

$$\text{其中, } m_{-h} = \frac{1}{N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} z(u_\alpha), m_{+h} = \frac{1}{N(h)} \sum_{\alpha=1}^{N(h)} y(u_\alpha + h)$$

这里, $y(u_\alpha)$ 和 $y(u_\alpha + h)$ 分别是光谱变量 Y 在 u_α 和 $u_\alpha + h$ 的值。通常样本半方差用球面模型等容许的模型模拟^[15]。

$$\gamma^{sph}(h) = \begin{cases} c_0 + c_1 \left[1.5 \frac{h}{a} - 0.5 \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] & \text{若 } 0 < h \leq a \\ c_0 + c_1 & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

这里, c_0 为块金值, c_1 为结构参数, $c = c_0 + c_1$ 为基台值, a 为变程——当模型值等于最大基台值时的距离。结构和基台值说明了空间变异的结构和总方差。块金值是在 $h = 0$ 时函数值的跳跃程度, 可能代表野外

调查或遥感测量中的微观变异、误差等因素。变程参数提供了随机变量空间相关的最大范围。

1.5 点同位简单协同克里格

点同位简单协同克里格是地统计学中的一个无偏估计器。当森林碳分布图像元大小与地面调查样地的大小一致时,像元和地面调查样地均可被认为是点,可直接用点同位简单协同克里格方法估计森林碳分布图像元的值(公式(7)),同时也可以算出像元的森林碳估计值的方差(公式(8))^[24]:

$$z^{sk}(u) = \sum_{\alpha=1}^{n(u)} \lambda_{\alpha}^{sk}(u) [z(u_{\alpha}) - m_z] + \lambda_y^{sk}(u) [y(u) - m_y] + m_z \quad (7)$$

$$\sigma^2(sck)(u) = C_{zz}(0) - \sum_{\alpha=1}^{n(u)} \lambda_{\alpha}^{sk}(u) C_{zz}(u_{\alpha} - u) - \lambda_y^{sk}(u) C_{zy}(0) \quad (8)$$

这里, $z^{sk}(u)$ 是一个像元的森林碳估计值, $z(u_{\alpha})$ 是样本数据, $\alpha = 1, 2, \dots, n(u)$, $n(u)$ 是在给定的搜索范围内所获得的样本数量, $y(u)$ 是在像元 u 处的光谱变量数据。 m_z, m_y 分别为地面样本数据和遥感影像数据的均值。 $\lambda_{\alpha}^{sk}(u)$ 和 $\lambda_y^{sk}(u)$ 分别为样本数据和影像数据的权重。 $C_{zz}(0)$ 为森林碳地面样本数据的方差, $C_{zy}(0)$ 为森林碳和光谱变量的协方差。当 $h = u_{\alpha} - u$ 时, $C_{zy}(h)$ 为估计值与光谱变量的交叉协方差函数。

1.6 序列高斯协同模拟

一个研究区常常被区分为 N 个像元或 N 个块,森林碳的绘图意味着导出每个像元或块的估计值。序列高斯模拟算法假设每个像元或块的估计值是一个随机函数在该位置的随机变量 $Z(u)$ 的实现,这个实现或估计值是从一个由周围的样地数据以及已有的估计值所确定的条件累积分布中通过随机抽样而获得,并假设这个分布是正态分布的。如果被估计位置的遥感影像数据也被用来确定这个条件分布,此法称为序列高斯协同模拟。这个条件分布由一个统计平均数和方差确定,而统计平均数和方差可以基于相邻位置的地面数据,前面的模拟数据和遥感影像数据通过同位简单克里格估计获得。

典型的序列高斯协同模拟过程为:(1)用随机抽样方法设置一个估计每个像元或块的顺序;(2)在每个像元或块的位置 u ,用同位简单克里格方法计算条件累积分布函数的平均数和方差;(3)在此条件累积分布中随机抽样获得一个值,这个值作为随机变量在此像元或块的位置 u 上的实现。重复步骤(1)到(3),直至所有像元或块都有模拟数据,这样就获得了一张整个研究区森林碳的分布图。将这一过程执行 L 次,就可以得到 L 个分布图,最后计算森林碳分布的平均数图和方差图。本算法要求数据是多元高斯分布。当此分布假设无法满足时,可以将样本数据进行正态分布转换。另外,必须决定一个适当的模拟次数 L 。理论上,随着模拟次数 L 增大,总体平均数的估计值的方差将迅速减少,但随着 L 的不断增加,方差减少幅度逐渐减缓,最后趋于稳定。所以此 L 应对应于总体平均数的估计值的方差开始趋于稳定时的模拟次数。在实际应用中,可以根据文献或经验选取一个 L 值,或者通过总体平均数的估计值的方差与模拟次数的关系来确定 L 。

1.7 尺度转换

在本研究中,地面样地的大小和与TM影像像元大小是一致的,即 $30m \times 30m$,但是所要输出的森林碳分布图的单元大小一般为 $1 km \times 1 km$,也就是说输入数据的单元大小与输出数据的单元大小不一致。这时我们必须将空间数据从 $30m \times 30m$ 进行尺度转换到 $1 km \times 1 km$ 。为此目的,王广兴等^[15]设计了一个新的尺度转换方法。如果将输出数据的大单元称为块,此方法假设一个块能被分为 m 个小的像元,这些小像元大小与遥感影像的像元大小以及地面样本单元的大小相同。每一个像元的森林碳估计值和方差可用以上点同位简单协同克里格方法获得。而后用此块内的所有小像元的估计值和方差计算一个块的估计值平均数和方差平均数,并以此估计值平均数和方差平均数确定此块的森林碳估计值的条件累积分布,在此分布中随机抽样获得一个值,作为随机变量在此块的位置 u 的一个实现—森林碳估计值。尺度转换模拟过程与以上序列高斯协同模拟相似,差别在于尺度转换模拟是以块为基础的。除此之外,计算块内的所有小像元的估计值的方差 σ_b^2 ,必须考虑估计值的空间自动相关。计算公式为(9)^[15]:

$$\sigma_{v(u)}^2 = \frac{1}{m^2} \left\{ \sum_{i=1}^m \sigma^{2(sck)}(u_i) + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1, j \neq i}^m \text{cov}(u_i, u_j) \right\} \quad (9)$$

式中, $\text{cov}(u_i, u_j)$ 是像元 u_i 和 u_j 的协方差, 因其无法直接计算, 由式(3)逼近。 $\sigma^{2(\text{sk})}$ 是像元 u_i 的协同克里格方差。在此方法中, 协同克里格基于小像元进行, 而仿真模拟基于块进行。每个块的条件分布取决于块内像元的估计值和克里格方差, 以及它们的协方差。在本研究中, 模拟被进行 200 次, 每个块有 200 次估计值。在此基础上, 计算每个块的样本平均数和方差。此方法可以直接模拟每个块内样本和影像数据的不确定性从小像元到块的传播。本方法的编程通过修改 Dr. Journel 的协同克里格程序和 Dr. Almeida 的协同模拟程序获得^[15, 25, 26]。

2 结果与分析

2.1 理论模型建立

采用 VARIOWIN^[24]计算和模拟了样地森林碳的空间变异和自动相关函数, 所获得的 Spherical 模型如下:

样地森林碳模型

$$\gamma|h| = 1.176 + 1.54 \left[\frac{|h|}{3120} - 0.5 \left(\frac{|h|}{3120} \right)^3 \right] \quad (10)$$

标准化模型

$$\gamma|h| = 0.53 + 0.47 \left[\frac{|h|}{2739.6} - 0.5 \left(\frac{|h|}{2739.6} \right)^3 \right] \quad (11)$$

图 3 说明了这些模型。这些模型的范围参数分别是 3120m 和 2739.6m, 代表空间变异和自动相关函数的最大距离。在此范围之内, 观测值可认为是空间相关的。如果在范围之外, 观测值可以被认为在本质上相互独立。

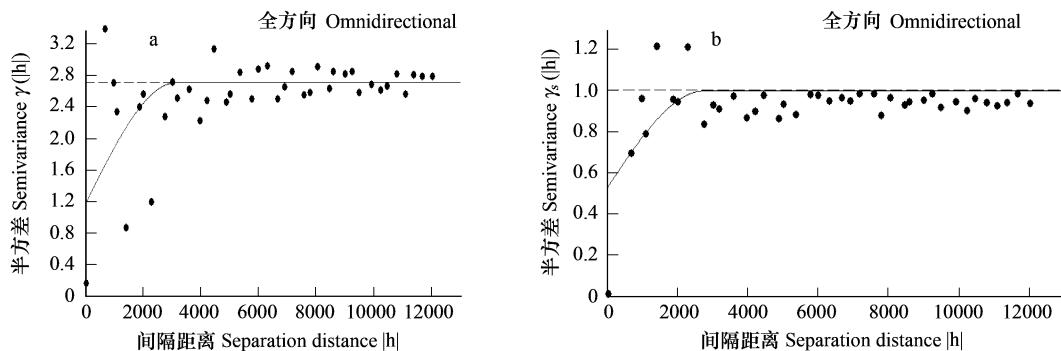


图 3 森林碳原始数据半方差(a) 标准化半方差(b)

Fig. 3 Forest carbon variograms of original data (a) and standardized variograms (b)

•: 实际值 experimental; -: 模拟值 modelled

2.2 模拟结果

根据上述理论与方法, 首先计算地面样地的生物量, 并将其转化为碳, 然后对样地进行去丛聚效应 (declustering) 处理, 对与之对应的遥感影像数据进行正规化处理, 最后进行协同模拟和尺度转换。地面正方形样地边长为 28.28m, 与 TM 影像像元大小吻合。模拟单元(块)大小为 30m × 30m。以此为基础上进行尺度转换, 得到 900m × 900m 大小的单元(块)。模拟结果包括森林碳密度估计值分布(平均值)(图 4a)、森林碳密度估计值方差分布(图 4b)和森林碳密度大于平均值的概率分布(图 4c)。

2.3 结果分析

模拟结果与地面样地的实际量比较, 是反映模拟结果正确性的重要指标。模拟结果包括 3 个图: 块平均值图、块方差图和块概率图。块平均值图是最直观的, 它决定了模拟结果是否真实再现该区域的森林碳密度。将模拟结果图(平均数)与样地分布图叠加, 以便直观反映模拟结果与样地森林碳密度的符合程度(图 5)。

由图 5 可以看出, 模拟结果森林碳的块平均值与该块范围内样地实测值在整体上有较好的一致性。在样

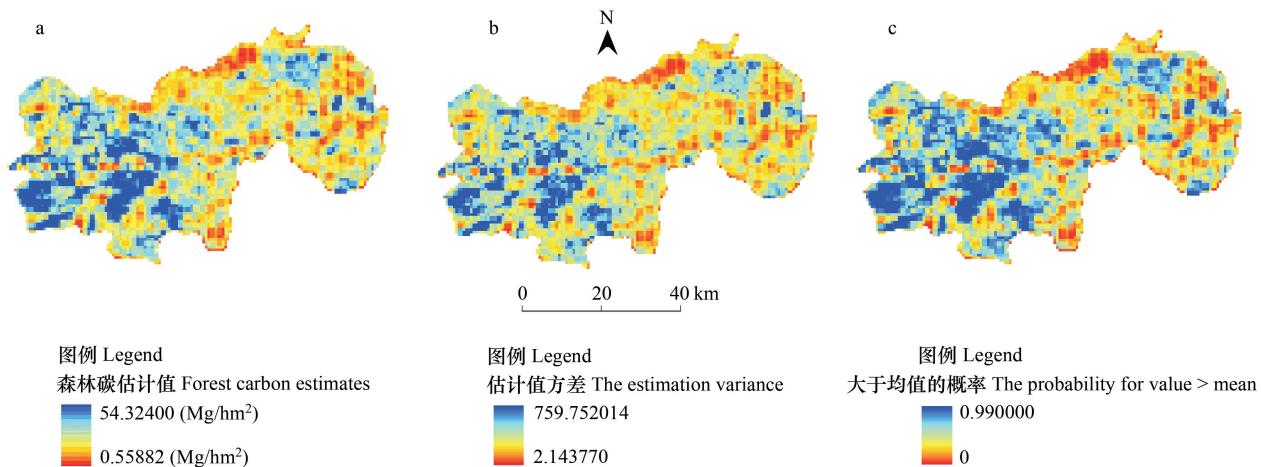


图4 临安市地上部分森林碳模拟结果

Fig. 4 Estimation map of forest carbon (above-ground) for Lin'an County

(a): 估计值(平均值)estimates, (b): 估计值的方差 variances of estimates, (c): 大于平均值的概率 probability for estimates larger than the sample mean

地实测值比较高的局部区域,模拟值也比较高,即样地所在的块平均值比较高,反之亦然。从总体上看,西部区域较东部区域的森林多,碳密度大,模拟结果和样地数据均反映了这一特点。另外,东部的水库区域在模拟和尺度转换后仍然为近似零蓄积的区域,与实际相符。这些都说明利用协同模拟算法可以真实地再现森林碳密度的分布空间格局。

研究区森林地上部分碳储量每个样地平均为1.001300Mg, 总体平均碳密度为12.516250Mg/hm²。在图6中,大于平均数(1.001300Mg)样地对应的模拟结果概率基本上在60%以上。其中也有少部分概率较低,这可能是由于该局部区域土地类型比较复杂、破碎,而且影像特征与对应样地的属性相差较远所致。

模拟结果的概率分布图(图4c)是描述每个块的森林碳密度大于由样地计算的样本总体平均值的概率分布。将此概率分布图与地面样地的实际情况叠加(图6),可以从另一侧面反映模拟结果与样地实测值之间的一致性。

从图6可以看出,当样地没有蓄积或蓄积很少时,模拟结果大于平均数的概率都非常小。而当样地蓄积较大时,模拟结果大于平均数的概率一般都很大。这一结果是理想的,也是符合实际的。

方差图主要反映森林碳分布各模拟结果之间的平均差距,其值的大小在一定程度上反映了碳分布的不确定性大小。图7为森林碳分布模拟结果方差与地面样地值的比较图。

从图7可以看出,一般样地及其附近的方差较小,距离较远则方差较大。同时,图7还反映出方差与平均数有一定的正相关关系,即平均数越大,其方差就越大。当一个样地森林碳密度很大,而附近的森林碳密度很小时,样地所在单元(块)的方差就会很大。

该研究区的Landsat TM遥感影像是由左右两景拼接而成的,左边一景图像约占研究区面积的10%。两景图像在增强处理时采用的参数不完全一致,图像的左右两边的亮度值有一定差别,左边小部分图像的亮度

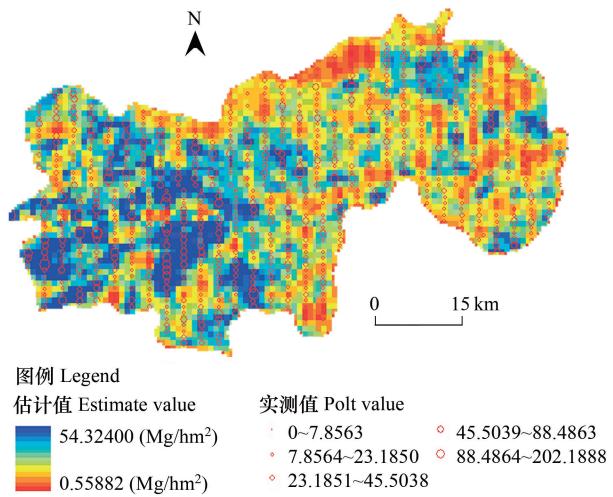


图5 模拟结果平均值的空间分布与样地实测值比较

Fig. 5 Spatial distribution of the simulated values compared with the plot values

值均超过右边图像的同类型地物的亮度值,这一问题对模拟结果有一定影响。因此,在比较模拟结果、分析其不确定性时必须考虑这一因素。

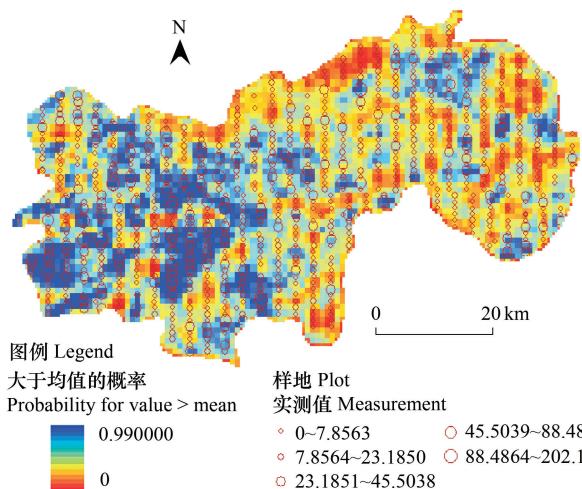


图 6 模拟结果大于平均值的概率空间分布与样地实测值比较

Fig. 6 Spatial distribution of probabilities for estimates greater than simulated mean compared with the plot values

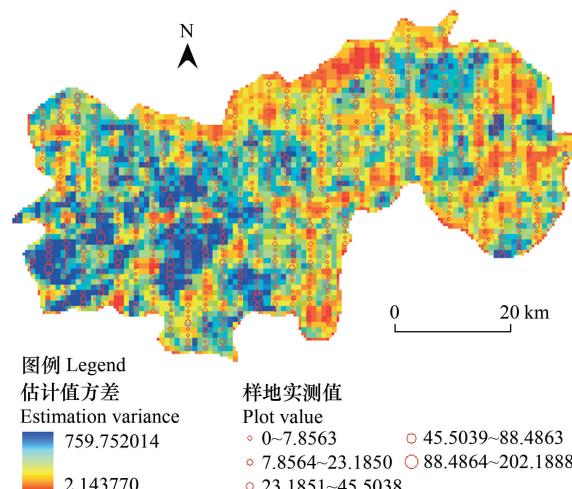


图 7 模拟结果的方差空间分布与样地实测值比较

Fig. 7 The spatial distribution of variances of estimates compared with the plot values

3 结论与讨论

同位协同随机模拟是一种有效的地理空间建模方法。本文采用点同位协同克里格仿真模拟方法和新的尺度转换方法^[15],结合地面样地数据与遥感影像数据,对研究区森林碳分布进行了仿真模拟,获得了具有一定精度保证的区域森林碳分布图。该过程完成了模拟结果的尺度转换,将基本单元(块)尺度从30m×30m转换到900m×900m。研究区每个样地实际森林碳(地上部分)平均值为1.001300Mg(12.516250Mg/hm²),模拟结果森林碳(地上部分)平均值为0.751699Mg(9.396243Mg/hm²),模拟值与样地观察值之间相关系数为54.17%。研究区总体森林碳密度平均值模拟结果低于样地实测平均值24.9%,但在分布上模拟结果与地面样地实测数据及遥感影像数据的特征吻合程度良好,真实再现了森林碳储量的分布情况。在模拟结果中,块平均值图、块方差图和块概率图具有良好的一致性,森林碳密度大的地区其方差也相对较大。点同位协同克里格模拟方法能够较好地重建森林碳密度空间格局和空间变化,满足森林碳制图的基本要求。

国家森林资源清查数据和遥感数据容易获取,森林资源清查样地数据与TM影像数据在空间分辨率上具有良好的一致性,其空间分辨率均为30m×30m。然而,区域和国家级森林碳汇图采用的空间分辨率一般为1km×1km,要通过空间模拟方法将空间数据及其不确定性从样地和像元水平的较小单元综合到1km×1km的较大单元,必须经过尺度转换。尺度转换过程涉及制图和地图产品的不确定性分析。在这方面已有一些研究,但它们仅集中在对较大单元特征值的估计,而没有去分析估计值的不确定性。本文提出的方法不仅显式地给出了森林碳汇的无偏估计,而且也通过模拟不确定性从样地数据、TM影像数据到输出地森林碳汇图全过程模拟,给出了不确定性传播量化和分析方法。用此模拟算法获得的森林碳汇分布图、方差图和概率图为森林碳汇管理决策者提供了相关的不确定性信息,以利于在未来的碳汇管理和碳汇市场中正确决策。同时,这些不确定性可以作为数据源输入到不确定性传播模型,识别不确定性的主要来源,以减少不确定性和提高模型的模拟仿真质量。

用地统计学方法对遥感影像和地面样地数据进行处理,以地面样地为中心,对一定范围内的遥感影像特征和其它样地进行搜索,并计算给定分辨率下每个局部区域(块)的特征值,进而得到整个区域的特征值分布。这种方法充分利用了地面样地信息和遥感影像信息,同时,模拟方法理论基础牢固,模拟结果可信度高,是单纯依靠遥感数据进行模拟所不能比的,但也存在一些实际问题。用该方法获得正确结果也需要地面样地

与遥感影像有准确的位置匹配,而且所选特征的亮度值与目标特值属性有一定关系。Landsat TM 影像空间分辨率为 $30m \times 30m$,当地面样地定位误差大于 $30m$ 时,样地就很可能落入另外一个像元,从而使模拟结果产生偏差,因此,影像的几何校正以及地面样地准确定位是模拟结果正确的关键。在本研究中,样地平均数与模拟值的平均数相差较大,相关系数也比较低,其原因主要是地面样地与遥感影像匹配误差。其次,遥感数据的光谱分辨率对模拟结果也有很大影响。该地区人口密度大、森林受干扰严重,由此导致光谱分辨率低、样地与影像匹配的相关性差等问题,虽然经过了辐射校正,但因有多景影像数据,结果仍然较大。本研究中变异函数的块金值较大就说明了这一点。

总之,该仿真模拟算法不仅考虑了森林碳分布的空间变异性,而且充分利用了森林连续清查数据权威性和遥感影像数据的易获性,为森林碳空间分布估计提供了一种新的思路和方法。但是,该方法作为一种新的尝试,仍有一些需要深入和完善的地方。虽然模拟森林碳分布的空间格局与实际情况非常吻合,但总体平均数模拟值较实值值低 24.9%,其中的原因,有必要作进一步的研究。另外,森林碳空间分布模拟结果的不确定性,本文没有涉及,这是下一步研究的重点。

References:

- [1] Nabuurs G J, Schelhaas M J. Spatial distribution of whole-tree carbon stock across the forests of Europe: where are the bio-energy? *Biomass and Bioenergy*, 2003, 24: 311 – 320.
- [2] Grace J, Lloyd J, McIntyre J, Miranda A C. Carbon dioxide uptake by an undisturbed tropical rain forest in southwest Amazonia, 1992 to 1993. *Science*, 1995, 270:778 – 780.
- [3] Wang X K, Feng Z W. The history of research on biomass and carbon storage of forest ecosystems. In: Wang S R, et al. eds. *Hot topics in modern ecology*. Beijing: China Science and Technology Press, 1995. 335 – 347.
- [4] Wu Z M, Li Y D, Zeng Q B, Zhou G G, Chen B F, Du Z H, Lin M X. Carbon pool of tropical mountain rain forests in Jianfengling and effect of clear cutting on it. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 1998, 9(4) :341 – 344.
- [5] Jiao Y, Hu H Q. Carbon storage and its dynamics of forest vegetations in Heilongjiang Province. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2005, 16 (12) : 2248 – 2252.
- [6] Jia Y P. Study advance in the distribution and storage of soil carbon. *Journal of Shanxi Educational College*, 2004, 3(4) :62 – 64.
- [7] Neilson E T, MacLean D A, Meng F R, et al. Spatial distribution of carbon in natural and managed stands in an industrial forest in New Brunswick, Canada. *Forest Ecology and Management*, 2007, 253(1):148 – 160
- [8] Nogueiraa E M, Fearnside P M, Nelsonb B W, Barbosab R I, Keizerc E W. Estimates of forest biomass in the Brazilian Amazon: New allometric equations and adjustments to biomass from wood-volume inventories. *Forest Ecology and Management*, 2008. doi:10.1016/j.foreco.2008.07.022
- [9] Sales M H, Souza C M, Kyriakidis P C, et al. Improving spatial distribution estimation of forest biomass with geostatistics: A case study for Rondonia, Brazil. *Ecological Modelling*, 2007, 205:221 230
- [10] Feng Y M, Tang S Z, Li Z Y. Simulation of spatial distribution pattern of forest types by using sequential indicator simulation. *Acta Ecologica Sinica*, 2004, 24(5) :946 – 952.
- [11] Jiao X M, Xiang W H, Tian D L. Carbon Storage of Forest Vegetation and Its Geographical Distribution in Hunan Province. *Journal of Central South Forestry University*. 2005, 25(01) :4 – 8.
- [12] Liu P, Ma L Y, Duan J. Study on computerized forest dynamic models. *World Forestry Research*, 2007, 20(03) :45 – 50.
- [13] Goovaerts P. *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*, Oxford University Press, Inc., New York, NY, 1997.
- [14] Wang R D. *Linear Geostatistics*. Beijing: Geological Publishing House, 1993, 123 – 163
- [15] Wang G, Oyana T, Zhang M, Adu-Prah S, Gertner G, Zeng S, Lin H, Se J. Mapping and Spatial Uncertainty Analysis of Forest Carbon by Combining National Forest Inventory Data and Satellite Images. *Forest Ecology and Management*, 2008.
- [16] Peter M, Clifton A, Shlomo P. Effects of Kriging and inverse modelling on conditional simulation of the Avra Valley aquifer in southern Arizona. *Water Resources Research*, 1982, 8(4) :813 – 833
- [17] Journel G A, Zhu H. Indicator conditioned estimator. *Trans. Soc. Mining Engineering*, 1989, 286:1880 – 1886
- [18] Shi Z, Li Y, Cheng J L. Stochastic simulation of spatial distribution and uncertainty assessment of heavy metal in paddy soil. *Environmental Science*, 2007, 28(01) :209 – 214.
- [19] Chai X R, Huang Y Y, Yuan X Y. Enhancing Spatial Prediction of Soil Properties Using Elevation. *Scientia Agricultura Sinica*, 2007, 40(12) :

2766—2773.

- [20] Yan W D, Tian D L, He G X. The arboreal biomass distribution patterns of the second generation Chinese Fir plantation in Huitong. *Forest Resources Management*, 2003, (2): 5—7.
- [21] Wang Z, Zhang X L. Study on the models for overground biomass of *Pinus massoniana* in Zhoushan region of Zhejiang. *Forest Inventory and Planning*, 2006, 31 (5): 103—105.
- [22] Wu Z M, Sun Q X. Biomass and nutrient accumulation of poplar plantation on beach land in Yangtse River in Anhui province. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2001, 12(6): 806—810.
- [23] Guan D Y, Huang G Q. Studies on the Biomass and Its Predictive Models of *Castanopsis fissa* Natural Forest. *Journal of Fujian Forestry Science and Technology*, 2000, (6): 34—36.
- [24] Pannatier Y. VARIOWIN Software for spatial data analysis in 2D. Springer-Verlag New York, Inc., New York, 1996.
- [25] Deutsch C V, Journel A G. Geostatistical Software Library and User's Guide. Oxford University Press, Inc., New York, 1998.
- [26] Deutsch C V, Journel A G. GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide. Oxford University Press, New York, 1998.

参考文献:

- [3] 王效科, 冯宗炜. 森林生态系统生物量和碳储量研究进展. 见王如松等编. 现代生态学的热点问题. 北京: 科学技术出版社, 1995. 335 ~347.
- [4] 吴仲民, 李意德, 曾庆波, 周光益, 陈步峰, 杜志鹤, 林明献. 尖峰岭热带山地雨林C素库及皆伐影响的初步研究. *应用生态学报*, 1998, 9 (4): 341~344.
- [5] 焦燕, 胡海清. 黑龙江省森林植被碳储量及其动态变化. *应用生态学报*, 2005, 16(12): 2248~2252.
- [6] 贾宇平. 土壤碳库分布与储量研究进展. *太原师范学院学报(自然科学版)*, 2004, 3(4): 62~64.
- [10] 冯益明, 唐守正, 李增援. 应用序列指示条件模拟算法模拟森林类型空间分布. *生态学报*, 2004, 24(5): 946~952.
- [11] 焦秀梅, 项文化, 田大伦. 湖南省森林植被的碳贮量及其地理分布规律. *中南林学院学报*, 2005, 25(01): 4~8.
- [12] 刘平, 马履一, 段勘. 森林动态计算机模拟模型研究. *世界林业研究*, 2007, 20(03): 45~50.
- [18] 史舟, 李艳, 程街亮. 水稻土重金属空间分布的随机模拟和不确定评价. *环境科学*, 2007, 28(01): 209~214.
- [19] 柴旭荣, 黄元仿, 苑小勇. 用高程辅助提高土壤属性的空间预测精度. *中国农业科学*, 2007, 40(12): 2766~2773.
- [20] 国文德, 田大伦, 何功秀. 湖南会同第2代杉木人工林乔木层生物量的分布格局. *林业资源管理*, 2003, (2): 5~7.
- [21] 王震, 张晓丽. 浙江舟山地区马尾松地上生物量模型研究. *林业调查规划*, 2006, 31 (5): 103~105.
- [22] 吴泽民, 孙启祥, 陈美工. 安徽长江滩地杨树人工林生物量和养分积累. *应用生态学报*, 2001, 12(6): 806~810.
- [23] 管大跃, 黄国泉. 闽粤天然林生物量及预测模型研究. *福建林业科技*, 2000, (6): 34~36.