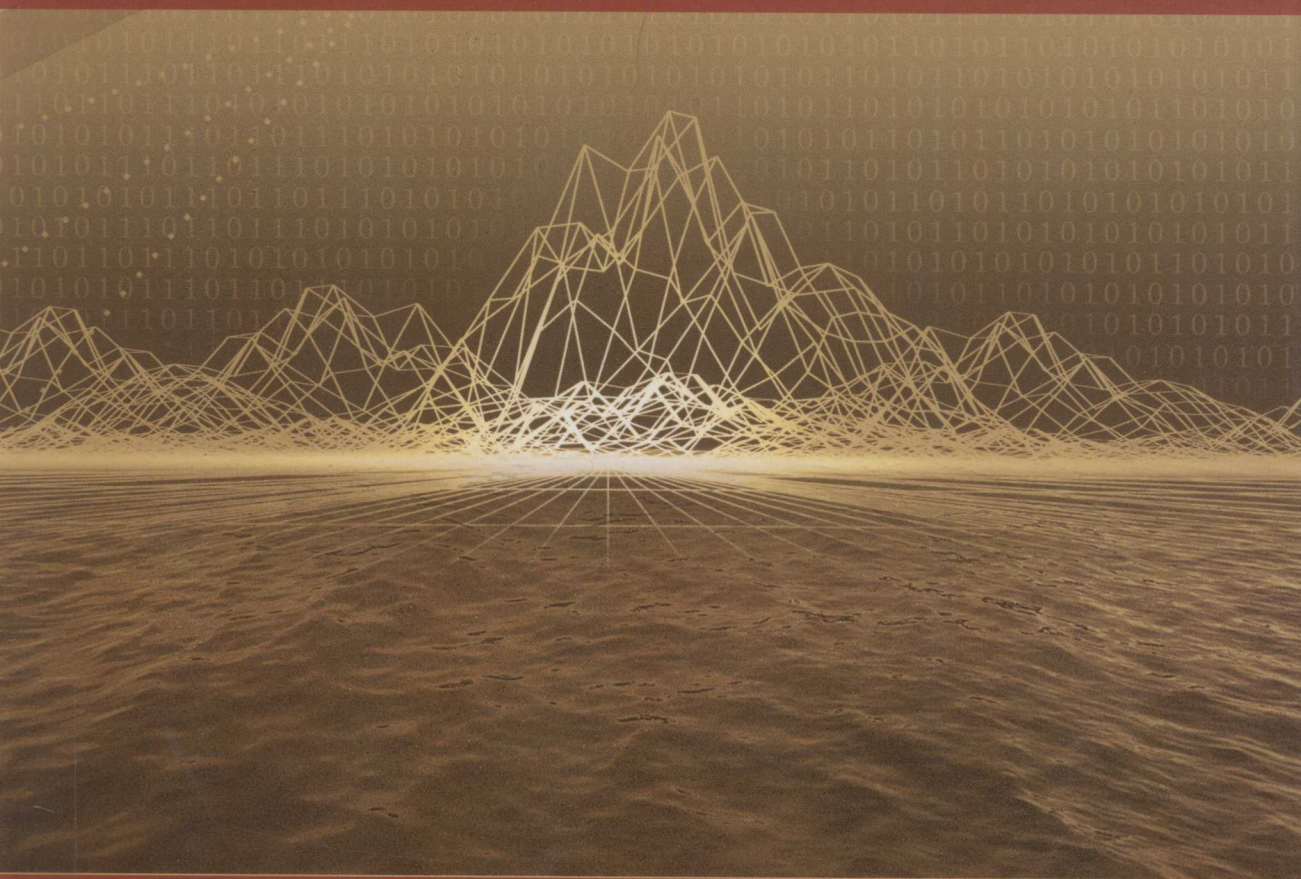


The Application and Research
of Mathematical Model
in Ecology

19

数学模型在生态学 的应用及研究

杨东方 苗振清 编著



 海洋出版社

数学模型在生态学的应用及研究(19)

The Application and Research of Mathematical Model in Ecology(19)

杨东方 苗振清 编著

海洋出版社

2012 年 · 北京

内 容 提 要

通过阐述数学模型在生态学的应用和研究,定量化的展示生态系统中环境因子和生物因子的变化过程,揭示生态系统的规律和机制,以及其稳定性、连续性的变化,使生态数学模型在生态系统中发挥巨大作用。在科学技术迅猛发展的今天,通过该书的学习,可以帮助读者了解生态数学模型的应用、发展和研究的过程;分析不同领域、不同学科的各种各样生态数学模型;探索采取何种数学模型应用于何种生态领域的研究;掌握建立数学模型的方法和技巧。此外,该书还有助于加深对生态系统的量理解,培养定量化研究生态系统的思维。

本书主要内容为:介绍各种各样的数学模型在生态学不同领域的应用,如在地理、地貌、水文和水动力,以及环境变化、生物变化和生态变化等领域的应用。详细阐述了数学模型建立的背景、数学模型的组成和结构以及其数学模型应用的意义。

本书适合气象学、地质学、海洋学、环境学、生物学、生物地球化学、生态学、陆地生态学、海洋生态学和海湾生态学等有关领域的科学工作者和相关学科的专家参阅,也适合高等院校师生作为教学和科研的参考。

图书在版编目(CIP)数据

数学模型在生态学的应用及研究. 19/杨东方, 苗振清编著. —北京:海洋出版社, 2012. 7
ISBN 978 - 7 - 5027 - 8283 - 2

I. ①数… II. ①杨… ②苗… III. ①数学模型 - 应用 - 生态学 - 研究 IV. ①Q14

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2012)第 118871 号

责任编辑:方 菁

责任印制:赵麟苏

海洋出版社 出版发行

<http://www.oceanpress.com.cn>

北京市海淀区大慧寺路 8 号 邮编:100081

北京华正印刷有限公司印刷 新华书店北京发行所经销

2012 年 7 月第 1 版 2012 年 7 月第 1 次印刷

开本:787 mm × 1092 mm 1/16 印张:19.75

字数:580 千字 定价:60.00 元

发行部:62132549 邮购部:68038093 总编室:62114335

海洋版图书印、装错误可随时退换

《数学模型在生态学的应用及研究(19)》编委会

主 编 杨东方 苗振清

副主编 陈 宁 吴永森 张荣保 石 强 朱四喜

编 委 (按姓氏笔画为序)

丁咨汝	邓 婕	白红妍	冯志纲	孙静亚
杨丹枫	张友麓	陈 晨	陈 豫	赵晓黎
徐焕志	高国瑞	高振会	黄 宏	常彦祥

数学是结果量化的工具
数学是思维方法的应用
数学是研究创新的钥匙
数学是科学发展的基础

杨东方

要想了解动态的生态系统的基本过程和动力学机制,尽可从建立数学模型为出发点,以数学为工具,以生物为基础,以物理、化学、地质为辅助,对生态现象、生态环境、生态过程进行探讨。

生态数学模型体现了在定性描述与定量处理之间的关系,使研究展现了许多妙不可言的启示,使研究进入更深的层次,开创了新的领域。

杨东方

摘自《生态数学模型及其在海洋生态学应用》

海洋科学(2000),24(6):21-24.

前 言

细大尽力,莫敢怠荒,远迹辟隐,专务肃庄,端直敦忠,事业有常。

——《史记·秦始皇本纪》

数学模型研究可以分为两大方面:定性和定量。要定性地研究,提出的问题是:“发生了什么?或者发生了没有?”;要定量地研究,提出的问题是“发生了多少?或者它如何发生的?”。前者是对问题的动态周期、特征和趋势进行定性的描述,而后者是对问题的机制、原理、起因进行定量化的解释。然而,生物学中有许多实验问题与建立模型并不是直接有关,于是,通过分析、比较、计算和应用各种数学方法,可建立反映实际的且具有意义的仿真模型。

生态数学模型的特点为:(1)综合考虑各种生态因子的影响。(2)定量化描述生态过程,阐明生态机制和规律。(3)动态地模拟和预测自然发展状况。

生态数学模型的功能为:(1)建造模型的尝试有助于精确判定所缺乏的知识和数据,从而可对生物和环境有进一步定量了解。(2)模型的建立过程能产生新的想法和实验方法,并缩减实验的数量,对选择假设有所取舍,完善实验设计。(3)与传统的方法相比,模型常能更好地使用越来越精确的数据,将从生态的不同方面取得的材料集中在一起,得出统一的概念。

模型研究要特别注意:(1)模型的适用范围:时间尺度、空间距离、海域大小、参数范围。例如,不能用每月的个别发生的生态现象来检测1年跨度的调查数据所做的模型。又如用不常发生的赤潮的赤潮模型来解释经常发生的一般生态现象。因此,模型的适用范围一定要清楚。(2)模型的形式是非常重要的,它揭示内在的性质、本质的规律,解释生态现象的机制、生态环境的内在联系。因此,重要的是要研究模型的形式,而不是参数,参数只是说明尺度、大小、范围而已。(3)模型的可靠性,由于模型的参数一般是从实测数据得到的,它的可靠性非常重要,这是通过统计学来检测。只有可靠性得到保证,才能用模型说明实际的生态问题。(4)解决生态问题时,所提出的观点,不仅从数学模型支持这一观点,还要从生态现象、生态环境等各方面的事实来支持这一观点。

本书以生态数学模型的应用和发展为研究主题,介绍数学模型在生态学不同领域的应用,如在地理、地貌、气象、水文和水动力,以及环境变化、生物变化和生态变化等领域的应用。详细阐述了数学模型建立的背景、数学模型的组成和结构以及数学模型应用的意义。认真掌握生态数学模型的特点和功能以及注意事项。生态数学模型展示了生态系统的演化过程和生态数学模型预测了自然资源可持续利用。通过本书的学习和研究,促进自然资源、环境的开发与保护,推进生态经济的健康发展,加强生态保护和环境恢复。

本书是在浙江海洋学院出版基金、浙江海洋学院承担的“舟山渔场渔业生态环境研究与污染控制技术”开放和“近海水域预防环境污染养殖模型”项目、国家海洋局北海环境监测中心主任科研基金—长江口、胶州湾及其附近海域的生态变化过程(05EMC16)的共同资助下完成。

此书得以完成应该感谢北海环境监测中心崔文林主任和上海海洋大学生命科学与水产学院李家乐院长,还要感谢刘瑞玉院士、冯士筴院士、胡敦欣院士、唐启升院士、汪品先院士、丁德文院士和张经院士。诸位专家和领导给予的大力支持,提供的良好研究环境,成为我们科研事业发展的动力引擎。在此书付梓之际,我们诚挚感谢给予许多热心指点和有益传授的其他老师和同仁。

本书内容新颖丰富,层次分明,由浅入深,结构清晰,布局合理,语言简练,实用性和指导性强。由于作者水平有限,书中难免有疏漏之处,望广大读者批评指正。

沧海桑田,日月穿梭。抬眼望,千里尽收,祖国在心间。

杨东方 苗振清

2011年7月7日

目次

害虫的网络预测模型	(1)
植被覆盖度遥感模型	(5)
放射性钴在水稻田中的迁移模型	(9)
蜘蛛对褐飞虱捕食量的数学模型	(11)
植被空间分布的数字模拟	(15)
荔枝蝽与寄生蜂的动态模型	(18)
毛乌素沙地气候的指数模型	(25)
复合生态系统的平衡模型	(30)
池塘主体鱼的投入产出模型	(33)
冬小麦的根冠功能模拟	(37)
烟青虫的种群动态模型	(40)
昆虫种群动态的时空预测模型	(45)
土壤—植被—大气的传输模型	(47)
森林植被的林窗模型	(52)
大头茶分枝率和顶芽的计算	(57)
叶色草蛉幼虫个体生长模型	(60)
湖泊生态系统中磷循环模型	(65)
自适应的种群增长模型	(69)
土壤呼吸和草本光合的二氧化碳计算	(73)
沙地草地的土壤水分平衡模型	(75)
羊草生态的势和场模型	(79)
生态位适宜度模型	(81)
封闭系统中微生物的动态模型	(84)
冠层水分利用效率的计算	(88)
耕作对土壤水热运动的数值模型	(90)
蒲洼农业生态系统的能流模型	(95)
臭氧对植物的伤害计算	(99)
套种作物产量的贡献率计算	(102)

初植密度的灰色关联和灰预测	(104)
土壤中水分的运动公式	(106)
生态农业项目的风险计算	(109)
农业生态经济分类的聚类分析	(112)
土壤养分空间的变异性	(115)
草场的线性规划模型	(117)
水稻穗型和行向的遮光计算	(118)
作物冠层的能量传递计算	(122)
冬小麦田的能量平衡公式	(124)
凋落物分解与气候的动态模型	(126)
森林土壤的全氮模型	(129)
燕尾种群的突变模型	(133)
羊草叶片的光响应公式	(137)
耕地生态位的评价模型	(140)
甘蓝型油菜的风险等级	(144)
秸秆分解氮素的释放模型	(150)
土壤持水和导水的公式	(153)
苹果绵蚜与日光蜂的捕食模型	(156)
树种生物量估算的统一模型	(159)
飞虱害虫的马尔可夫链模型	(167)
城乡耦合地域的空间演变	(172)
林火的空间点模式	(175)
生态系统健康的时空动态评价模型	(178)
水源地机会成本的分类核算	(185)
栖息地与水环境的指数模型	(187)
套作玉米的系统模型	(192)
昆虫发育速率的复合公式	(195)
海冰冰级的小波分析预测	(201)
长期极值统计的极限分布及收敛域	(204)
神经网络的算法	(207)
海岸线变化的速率计算	(210)
波浪对海流动量及混合的作用公式	(214)
有效波高的反演模型	(218)

高频段海流的结构和波谱计算	(221)
太平洋波高熵的计算	(224)
海洋大气资料的同化公式	(227)
中尺度地形扰动的非线性方程	(234)
植物生长生态缩元递阶矢量	(240)
优势种间的联结性计算	(243)
植被覆盖度估算模型	(245)
土壤干燥化与水分恢复的评价	(247)
模糊综合的评价	(249)
多尺度胸径分布统一模型	(251)
人工林的碳、氮、磷储量计算	(253)
生态补偿的计算	(255)
废水处理的细胞自动机模型	(256)
土地利用变化的空间分异特征	(259)
松材线虫病疫点分布计算	(261)
生境适宜性评价模型	(263)
机会成本法的计算	(265)
城市生态健康的投影寻踪模型	(267)
单孔平均光密度值计算	(269)
森林生态系统碳收支模型 FORCCHN	(272)
光合参数计算方法	(276)
NPP 和理论载畜量的估算公式	(279)
灰关联分析法模型	(282)
水体营养状态评价模型	(285)
景观空间格局多样性测定模型	(288)
生态系统的蒸散测定模型	(290)
广义相加模型	(292)
种群数量动态分析模型	(296)
标准化降雨指数 SPI 指数构建	(299)

害虫的网络预测模型

1 背景

随着混沌理论和应用技术研究的不断深入,混沌时间序列的建模和预测已成为混沌信息处理研究领域中的热点^[1-3]。然而,在实际问题中由于受到数据太少和噪声等因素的影响,使得各种不变量计算的精度无法令人满意。进入 20 世纪 90 年代以来,非线性预测理论尤其是神经网络理论在认识时间序列混沌行为中的应用获得了重大突破^[4-5],并为这一新兴学科的深入发展开拓了新的空间。马飞等^[6]基于相空间重构理论和神经网络理论,提出了相空间重构与神经网络融合预测模型。

2 公式

2.1 混沌时间序列的相空间重构

对 n 个变量的动力系统(即一组 n 个一阶微分方程):

$$dx_i/dt = f_i(x_1, \dots, x_n) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

通过消元法,使其变换为一个 n 阶非线性微分方程:

$$x^{(n)} = f(x, x^{(1)}, \dots, x^{(n-1)}) \quad (2)$$

变换后,系统的新轨迹: $X(t) = [x(t), x'(t), \dots, x^{(n-1)}(t)]$ 描写了同样的动力学,它由坐标 $x(t)$ 加上其 $(n-1)$ 阶导数 $x'(t), \dots, x^{(n-1)}(t)$ 所张成的相空间中演变。代替这种连续变量 $x(t)$ 和它的导数,可考虑不连续的时间序列和它的 $(n-1)$ 时滞位移 $X(t) = \{x(t), x(t+\tau), \dots, x[t+(n-1)\tau]\}$, 只要将时滞 τ 选作时间序列的长时间尺度,将会保证延滞坐标线性无关。

Takens^[7] 在 1981 年提出嵌入定理,表明只要相空间的维数 d 足够大(通常为 $2D_0 + 1$), 它就可以刻画 D_0 维混沌吸引子。

设一维时间序列为: $x(t_0), x(t_1), \dots, x(t_i), \dots, x(t_n)$, 将此时间序列延拓成 m 维相空间的一个相型分布:

$$\begin{array}{cccccc} X(t_0) & X(t_1) & \cdots & X(t_i) & \cdots & X[t_n - (m-1)\tau] \\ X(t_0 + \tau) & X(t_1 + \tau) & \cdots & X(t_i + \tau) & \cdots & X[t_n - (m-2)\tau] \end{array}$$

$$\begin{array}{ccccccc} X(t_0 + 2\tau) & & X(t_1 + 2\tau) & \cdots & X(t_i + 2\tau) & \cdots & X[t_n - (m - 3)\tau] \\ & & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \end{array}$$

$$X[t_0 + (m - 1)\tau] \quad X[t_1 + (m - 1)\tau] \quad \cdots \quad X[t_i + (m - 1)\tau] \quad \cdots \quad X(t_n) \quad (3)$$

这里的 $\tau = k\Delta t$ ($k = 1, 2, \dots$) 为延滞时间, 式(3)中的每一列构成 m 维相空间中的一个相点, 任一相点 $X(t_i)$ 有 m 个分量: $X(t_i)$ 、 $X(t_i + \tau)$ 、 $X(t_i + 2\tau)$ 、 $\dots$ 、 $X[t_i + (m - 1)\tau]$ 。 m 维空间中的一个相点表示了该系统在某个瞬时的状态, 而相点的连线构成了点在相空间中的轨道, 这条轨线便表示了系统状态随时间的演化。于是, 在 m 维相空间中得到了一个相型, 从原则上讲, 便有了足够的信息把体系的动态展现在多维相空间上来考察。

2.2 神经网络

在害虫预测中, 可应用人工神经网络模仿人脑的思维、学习和总结经验的过程, 借助建立在适当数据结构的基础上, 让人工神经网络系统进行学习、积累知识, 进行预测预报^[6]。目前在系统识别、预测预报中 90% 的应用为 BP 网络模型^[8]。该模型一般由充分连接的 3 层以上, 即 1 个或多个中间(隐含)层的单元(神经元)组成, 且输入层只和中间层连接, 中间层再与输出层相连, 每一层的各个单元之间没有连接, 对于输出信号, 先向前传播到中间层的各个单元, 经过作用函数后, 再将中间层各个单元的信息输出到输出单元, 最后给出输出结果。网络的知识(或称智能)存在于基本结构神经元的连接权与阈值上。在拓扑结构确定以后, 确定连接权与阈值的过程称为网络学习。对 BP 网络, 学习采用有教师的误差反传算法。学习过程是将输出层误差反向逐层传播到输入层, 调整连接权与阈值, 如此反复进行, 直到满足要求的收敛误差时为止。当学习结束后, 这些连接权和阈值就确定了^[9]。根据这些参数以及多年害虫发生动态进行推理, 即可对未来的害虫发生进行预测。以下简要说明 3 层 BP 网络的算法过程。

(1) 设网络的学习样本输入和期望输出为 A_k 和 C_k ($k = 1, 2, \dots, m$)。随机地给出网络输入层到隐含层的初始连接权值为一组随机小量 V_{hi} , 同时也随机给出一组隐含层到输出层的连接权函数 W_{ij} 以及隐含层单元的阈值 θ_i 和输出层单元的阈值 γ_j 。

(2) 根据连接权矩阵(初始时刻为给定的一组随机小量)和学习样本的输入计算隐含层新的激活值:

$$b_i = f \left[\sum_{h=1}^n a_h V_{hi} + \theta_i \right] \quad (4)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, p$, 激活值函数为 Sigmoid 函数:

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-x}) \quad (5)$$

(3) 计算输出层单元的激活值:

$$C_j = f \left[\sum_{i=1}^p W_{ij} b_i + \gamma_j \right] \quad (6)$$

式中, $j = 1, 2, \dots, q$ (初始时刻 W_{ij} 为给定的一组随机小量)。

(4) 计算输出层单元的一般化误差:

$$d_j = C_j(1 - C_j)(C_j^k - C_j) \quad (7)$$

式中, $j=1, 2, \dots, q$; C_j^k 为输出层单元 j 的期望输出。

(5) 计算隐含层单元相对于每个 d_j 的误差:

$$e_i = b_i(1 - b_i) \left[\sum_{j=1}^q W_{ij} d_j \right] \quad (8)$$

式中, $j=1, 2, \dots, p$ 。

(6) 调整隐含层单元到输出层单元的连接权值:

$$\Delta W_{ij} = \alpha b_i d_j \quad (9)$$

式中, $i=1, 2, \dots, p$ 和 $j=1, 2, \dots, q$; α 为学习因子 ($0 < \alpha < 1$)。

(7) 调整输出层单元的阈值:

$$\Delta \gamma_i = \alpha d_j \quad (10)$$

式中, $j=1, 2, \dots, p$ 。

(8) 调整输出层单元到隐含层单元的连接权值:

$$\Delta V_{hi} = \beta \alpha_k e_i \quad (11)$$

式中, $h=1, 2, \dots, n$ 和 $i=1, 2, \dots, p$; β 为动量因子 ($0 < \beta < 1$)。

(9) 调整隐含层单元的阈值:

$$\Delta \theta_i = \beta e_i \quad (12)$$

(10) 重复式(2)到式(9)的计算步骤, 直到 $j=1, 2, \dots, q$, 和 $k=1, 2, \dots, m$, 计算实际输出与期望输出的误差, 当全部样本的输出误差小于设定的收敛误差时, 训练结束。

2.3 相空间重构与神经网络融合预测方法建立

对于某一时间序列 $x(t_i)$ ($t=0, 1, 2, 3, \dots, n$), 若要预测 $x(t_n+1)$ 的值, 首先根据上述相空间重构理论, 按后延时间 τ 对一维时间序列 $x(t_i)$ 作漂移, 拓展成多维序列; 其次, 需要构造 BP 网络的结构形式, 然后取 $X(t_m), X(t_m + \tau), \dots, X(t_m + k\tau)$ 序列作为学习网络的期望输出, 其余序列作为网络学习的输入样本。

确定网络的输入输出模式的结构后, 便可以从已知序列值中提取样本模式构成训练集, 近而对网络进行训练, 直至达到一定小的误差要求为止。网络训练结束后便可以把最后 $m-1$ 维相空间加上网络训练结束后的期望输出作为输入模型 (其中 m 为选定的输入维数序列的个数) 对 $x(t_n+1)$ 的值进行预测, 从而组建了相空间重构与神经网络的融合预测模型。

3 意义

马飞等^[6]基于相空间重构理论和神经网络理论, 提出了相空间重构与神经网络融合预

测模型,并通过对通州市田间三代褐飞虱高峰期虫量进行预测来检验模型的效果。实验结果表明,其平均相对误差为 9.68%,预测准确率 100%。这一结果为混沌序列的可预测性及预测模型的选择提供了一种新依据。采用相空间重构与神经网络融合预测模型对害虫进行预测的优点是它便于硬件实现,而且克服了一般混沌预测理论要求较长时间序列的缺陷,通用性较好,十分适合于业务预报推广。

参考文献

- [1] Zhang J S(张家树),Xiao X C(肖先赐). Predicting low dimensional chaotic time series using Volterra adaptive filters. *Acta Physica Sinica(in Chinese)(物理学报)*, 2000,49(3):403-407.
- [2] Wang M J(王明进), Cheng Q S(程乾生). Application of the Kohonen self-organization networks in chaotic time series prediction. *Systems Engineering—Theory & Practice(in Chinese)*. 系统工程理论与实践, 1997,7(2):12-17.
- [3] Cheng Q S(程乾生),Wu L W(武连文),Wang S Z(王守章). Integrating prediction based on property clustering networks and radial basis function. *Chinese Science Bulletin(in Chinese)*. 科学通报,2000,45(11):1211-1216.
- [4] Gencay R. Nonlinear prediction of noisy time series with feed forward networks. *Phys Lett A*, 1994,187:397-403.
- [5] Casdagli M. Nonlinear prediction of chaotic time series. *Physica D*, 1989,35:335-356.
- [6] 马飞,许晓风,张夕林,等. 相空间重构与神经网络融合预测模型及其在害虫测报中的应用. *生态学报*,2002,22(8):1297-1301.
- [7] Tankens F. Detecting strange attractors in turbulence// Rand DA, Young L S, eds. *Dynamical Systems and Tubulence. Lecture Notes in Math*, 898. Berlin: Springer,1981:366-381.
- [8] Zhang L M(张立明). *Artificial neural networks models and its application(in Chinese)*. Shanghai: Fudan University press, 1993:10-51.
- [9] He X R(何小荣), Chen B Z(陈丙珍). Study on improving testing results of BP neural networks. *Journal of Tsinghua University(Sci &Tech)(in Chinese)*清华大学学报:自然科学版,1995,35(3):31-36.

植被覆盖度遥感模型

1 背景

获取地表植被覆盖及其变化信息,对于揭示地表空间变化规律,探讨变化的驱动因子,分析评价区域生态环境具有重要的现实意义^[1]。当前有效估算植被覆盖度的方法大体为两种:植被指数法^[2]和混合象元法^[3]。前种方法依赖于对特定区域的实测数据和卫星传感器,有一定的参考价值,但推广应用却受到诸多限制。陈云浩等^[1]提出了基于土地利用分类的植被覆盖度计算的亚象元模型,针对不同的植被覆盖类型,综合利用“等密度模型”和“变密度模型”计算植被覆盖度,使其能有效地从遥感数据中提取植被覆盖信息。

2 公式

2.1 计算模型

Price 指出具有相同 $NDVI$ 值的象元往往对应于不同的植被亚象元结构^[4]。象元按其亚象元类型一般可分为“均一象元”和“混合象元”两类。“均一象元类型”假设象元完全被一定厚度的植被覆盖,其植被覆盖度的求取最简单, $f_g = 1$ 。“混合象元”对应复杂的细部结构,认为象元由多种地物构成,其亚象元结构可归纳以下结构类型:等密度模型(Dense Vegetation Model) 假设象元中植被覆盖部分其植被类型一致且密度相同。象元的 $NDVI$ 值为植被部分的 $NDVI$ 值与非植被部分的 $NDVI$ 值之和,且 $LAI \rightarrow \infty$ (即 $NDVI \rightarrow NDVI_\infty$),设植被覆盖度为 f_g ,于是有 $NDVI = f_g NDVI_\infty + (1 - f_g) NDVI_0$,即:

$$f_g = \frac{NDVI - NDVI_0}{NDVI_\infty - NDVI_0} \quad (1)$$

式(1)给出了混合象元植被等密度条件下,可通过 $NDVI_0$ 和 $NDVI_\infty$ 来计算植被覆盖度的方法。

变密度模型(Nondense Vegetation Model) 假设象元中植被覆盖部分其植被类型一致但密度有不同变化,由于 $LAI < \infty$,设植被覆盖度为 f_g ,于是有 $NDVI = f_g NDVI_g + (1 - f_g) \times NDVI_0$,即

$$f_g = \frac{NDVI - NDVI_0}{NDVI_g - NDVI_0} \quad (2)$$

其中 $NDVI_g = NDVI_{\infty} - (NDVI_{\infty} - NDVI_0) \exp(-kLAI)$ 。可见混合象元植被变密度条件下, 植被覆盖度的计算不仅需要 $NDVI_0$ 和 $NDVI_{\infty}$, 还需要确定消光指数 k 和叶面指数 LAI 。

2.2 计算步骤

通过分析可以看出 LAI 值的大小是选择密度、非密度模型的关键。参考 Gutman 的研究^[5], 陈云浩等^[1]对研究区典型地物进行分析, 结果表明: 当 $LAI > 3.5$ 后应用密度模型的计算误差可忽略。因此陈云浩等^[1]以 $LAI = 3.5$ 作为选择密度、非密度模型的阈值, 发展了一套计算植被覆盖度的亚象元模型。其流程如图 1 所示, 包括: 图像预处理, LAI 计算, 计算模型选择, 参数确定, 区域 f_g 计算和后处理等步骤。

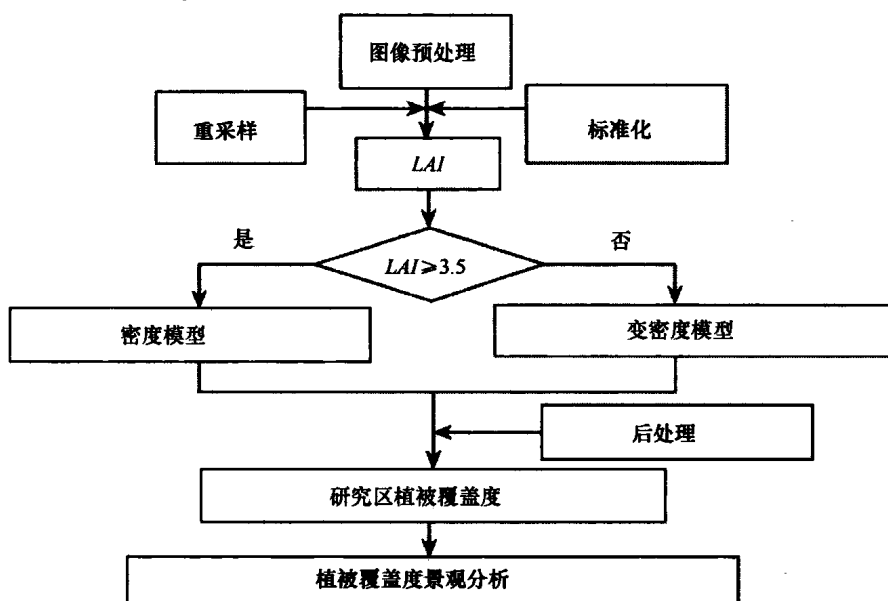


图 1 植被覆盖度计算流程

2.2.1 图像预处理

选择北京市海淀区为研究区, 选用完全覆盖研究区的晴空 Landsat TM 资料(1999-05-24; 1991-05-06)和 Landsat MSS 资料(1975-05-06)为基本数据源。以 1:5 万的地形图为准, 利用二次多项式和双线性内插法对图像进行了几何校正, 经重新选点检验, 误差在一个象元内。以 1991-05-06 TM 数据为准, 应用 SCR(Scattergram Controlled Regression)方法^[3], 以一次线性回归形式, 对不同时期的遥感影像做简易标准化处理, 以消除可能的物候状况差异。为了统计分析的一致性, 对数据进行统一分辨率处理, 将空间分辨率重采样至 79 m。

2.2.2 LAI 计算

植被 LAI 的计算选用 Price 模型^[4], 该方法主要是利用卫星传感器所探测到的地物反射