

# 中国北方土地利用/覆盖变化的情景模拟与预测

李月臣，何春阳

重庆大学资源及环境学院，重庆 400044；  
重庆师范大学地理科学学院，GIS 应用研究重庆市重点实验室，重庆 400047；  
北京师范大学资源学院，北京 100875  
E-mail: liyuechen@cqnu.edu.cn

2007-09-27 收稿, 2007-12-12 接受

重庆市教育委员会科学技术研究项目(批准号: KJ070811)、中国科学院杰出海外学者基金(批准号: 2001-1-13)和国家重点基础研究发展计划项目(批准号: 2006CB400505)资助

**摘要** 以北方 13 省(市)为研究区, 借助系统动力学(SD: System Dynamics)、人工神经网络(ANN: Artificial Neural Network)和元胞自动机(CA: Cellular Automata)模型建立了“自上而下”和“自下而上”相结合, 数量变化与空间分布相结合的不同情景下土地利用/覆盖变化时空演变规律的动态模拟模型, 并对研究区多种土地利用/覆盖类型变化的时空特征进行模拟。模型充分发挥了各子模型的特点和优势, 综合了土地利用/覆盖变化的宏观驱动因素与微观格局演化特征, 较全面地考虑了多种土地利用/覆盖变化驱动因子, 并引入 CA 模型中, 利用 BP 神经网络简化了 CA 模型模拟过程中参量权重确定问题, 提高了参量权值确定的精度和模拟结果的可靠性, 模拟精度约 74%, 在一定程度上反映了大区域土地利用/覆盖变化的空间格局演变特征, 对脆弱生态区土地利用/覆盖变化的复杂性和生态环境响应具有一定参考价值。模拟结果表明, 未来 30 a 中城建用地、林地、水体将明显增加, 耕地和未利用地将不断减少, 草地的数量则在波动变化中相对保持稳定; 空间上, 农牧交错带和东-南部地区变化最为显著。

**关键词**  
土地利用/覆盖变化  
情景模拟与预测  
BP 神经网络  
元胞自动机  
系统动力学  
北方 13 省(市)

土地利用/覆盖变化(LUCC: Land Use/Cover Change)是由一组交互作用、相互依存的要素通过交换能量、物质、信息形成的时空复杂系统<sup>[1]</sup>, 建立模拟模型是LUCC研究的有效手段<sup>[2,3]</sup>, 在LUCC复杂性认识基础上的对未来LUCC进行情景模拟, 不仅是深入理解LUCC机制的关键, 而且对制定合理的土地利用决策也具有重要指导意义。一些学者在这一领域进行了有意义的研究, 同时又都存在一些不足之处。如国际上具有代表性的CLUE(the Conversion of Land Use and its Effect)模型, 具有较强的模拟不同尺度土地利用情景格局的能力, 但在局部土地利用格局的演化分配上主要以统计和经验模型为基础, 难以充分反映土地利用/覆盖微观格局演化的复杂性<sup>[4]</sup>。何春阳等人<sup>[5]</sup>发展的大都市区城市扩展CEM (City Ex-

pansion model in Metropolitan area)模型, 具有一定反映土地利用/覆盖微观格局演化复杂性特征的能力, 但在土地利用/覆盖宏观驱动因素复杂性的表现上比较薄弱; LUSD(Land Use Scenarios Dynamics model)模型<sup>[6]</sup>对综合应用“自上而下”与“自下而上”相结合进行土地利用情景模拟进行了探讨, 但该模型是一个十分简化的模型, 气候、降水等自然因子均未加以考虑, 微观格局演化模拟中, 各变量参数的确定也有一些不足之处。目前, 尽管已有不少有价值的LUCC模拟研究工作, 但明确地针对LUCC机理构建的模型还很少, 真正将LUCC与其空间分布相结合, 探讨不同情景下LUCC的时空演变规律的动态模型更不多见<sup>[7,8]</sup>。区域LUCC受到不同尺度的自然和人文因素的综合作用, 其变化过程的驱动机制十分复杂<sup>[9]</sup>。因

此,如何充分反映土地利用/覆盖变化的宏观驱动因素复杂性和微观格局演化过程复杂性特征,提高区域LUCC模拟模型的可靠性,仍然是区域LUCC模拟模型研究亟待解决的问题<sup>[10]</sup>。

LUCC动态预测与模拟主要包括两方面的内容:一是数量预测;二是未来空间格局模拟。随着研究的深入,LUCC研究逐渐从简单的数量预测转向复杂的时空格局的演变模拟。LUCC时空模拟模型主要有4种类型,即经验统计模型、随机模型、动力学模型和主体行为模型<sup>[11]</sup>。生态环境和社会经济过程的相互作用是导致土地利用/覆盖格局时空变化的根本动力。基于过程的动力学模拟模型能够有效的模拟这些过程并预测其未来的发展动态和特征<sup>[12]</sup>。动力学模型主要有两种代表方向,一是自上而下的基于微分方程的动力学模型,一是自下而上的离散动力学模型<sup>[13]</sup>。前者比较有代表性的主要有系统动力学模型(SD: System Dynamics)和神经网络模型(ANN: Artificial Neural Network),后者则以元胞自动机(CA: Cellular Automata)模型为典型代表。

SD描述了系统各状态变量的变化率对各状态变量或特定输入变量的依存关系<sup>[14]</sup>。它考虑的是整个系统的最佳目标,因而非常适合进行诸如包括多个子系统在内的土地利用/覆盖等自然-社会经济复杂系统的综合研究<sup>[15]</sup>。传统的SD模型解决的是土地利用/覆盖数量变化的预测问题,而对于模拟LUCC空间格局演变的能力较弱。ANN是一种以生物体的神经系统工作原理为基础的模型,通常采用非线性函数,因此其动态运行构成了非线性动力学系统,可以模拟如土地利用/覆盖这类大规模的非线性复杂系统,不足之处在于对训练样本的数量和质量要求较高。在LUCC研究中,ANN多见于对土地利用/覆盖分类方面的探讨,随着相关理论和实践工作的深入,逐渐应用于LUCC情景预测与模拟研究<sup>[2]</sup>。作为一个典型的复杂系统,LUCC是空间个体相互作用的结果。因此,从空间个体行为的微观角度入手,“自下而上”研究LUCC是深入理解其空间动态演变特征的重要方法<sup>[13]</sup>。CA是一种时间、空间、状态都离散,(空间上的)相互作用和(时间上的)因果关系皆局部的格网动力学模型,它“自下而上”的研究思路,强大的复杂计算功能、固有的并行计算能力、高度动态性以及具有空间概念等特征,使得它在模拟空间复杂系统的时空演变方面具有很强的能力,对于LUCC这类复杂系统

的动力学及其空间行为的研究是非常有价值的工具。CA在城市增长、扩散和模拟方面研究最早,最为深入<sup>[13]</sup>,在模拟多种土地利用/覆盖类型变化的研究中的应用还不多见。

地球表面具有高度异质性,不同的地区LUCC都会表现出不同的特征。因此,选择典型地区,探讨发展土地利用/覆盖情景模型,预测不远将来不同情景下的土地利用/覆盖时空变化格局,考察和评估土地利用/覆盖系统变化的现实和潜在生态环境影响和反馈过程,对于揭示土地利用/覆盖系统与陆地生态系统之间相互作用机制具有十分重要的意义。北方13省(市)(北京、天津、河北、山西、内蒙古、吉林、辽宁、黑龙江、陕西、甘肃、宁夏、青海和新疆)地跨湿润、半湿润、半干旱和干旱4个干湿地带,气候的地域差异性和过渡性明显,地表植被类型多样,有大面积的耕地、林地、草原和裸地,大部分地区处在农牧交错带上,是中国境内对全球变化反应较为敏感的地区,生态环境脆弱。在土地利用方式上,区内不但有农有牧,而且许多地区农牧交错,时农时牧。土地利用活动主要以短期经济效益为主,忽视了北方脆弱的生态地理条件。不合理的土地利用造成的地表植被破坏、土壤沙化、沙尘暴肆虐等生态环境问题一直比较突出,近些年实施的一系列生态工程对中国北方土地利用/覆盖的方式、强度和格局也产生了重要的影响。这些变化对其他区域甚至全球的生物、物理和化学过程的潜在影响和响应逐渐引起了人们的关注<sup>[16]</sup>。因此,加强对中国北方13省(市)土地利用/覆盖格局特征、变化强度和过程的研究,进而认识和理解该地区土地利用/覆盖的生态环境响应机制,寻求中国北方生态安全条件下的土地利用/覆盖优化格局,具有重要的理论和现实意义。

基于上述分析,本文以北方13省(市)为研究区,借助SD, ANN和CA模型尝试建立“自上而下”和“自下而上”相结合,充分反映土地利用/覆盖系统变化的宏观驱动因素复杂性和微观格局演化过程复杂性特征,将土地利用/覆盖数量变化与其空间分布相结合,探讨不同情景下LUCC的时空演变规律的动态模型,并对研究区LUCC的时空特征进行模拟研究。

## 1 LUCC 情景模拟与预测模型

模型的假设条件为:区域LUCC是受该区域土地利用/覆盖需求驱动的,且区域土地利用/覆盖空间分

布格局总是和土地需求以及该区域的自然环境和社会经济状况处于动态平衡之中；每个研究单元(栅格)认为是土地利用/覆盖类型的均质空间，由栅格上主要的土地利用/覆盖类型代表该单元的土地利用/覆盖状况<sup>[17]</sup>。在此假设的基础上，模型由两个相对独立的模块组成：数量预测(非空间需求)模块和空间模拟(空间分配)模块(见图 1)。

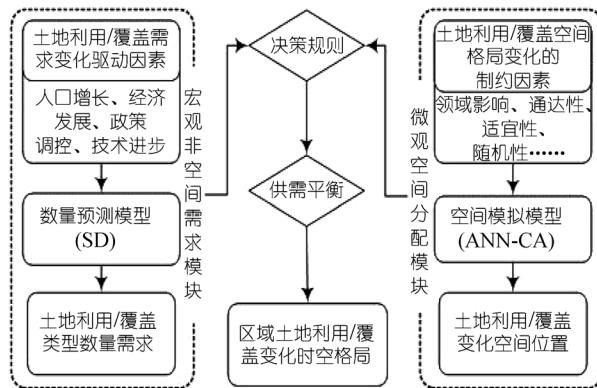


图 1 模型基本结构

### 1.1 宏观非空间需求模块设计

非空间模块在聚集的水平上计算各类土地利用/覆盖类型的面积变化，预测未来不同情景下各种土地利用/覆盖类型的数量需求。对于土地利用/覆盖需求模块，本文采用作者前期的研究成果<sup>[16,18]</sup>，以SD模型模拟的不同情景下研究区LUCC的数量结果作为宏观需求模块计算的结果直接输入到微观空间分配模块。

### 1.2 微观空间分配模块设计

土地利用/覆盖空间分配模块是在分析土地利用/覆盖空间分布与其制约因素直接关系的基础上，生成不同土地利用/覆盖类型概率分布适宜图，衡量不同土地利用/覆盖类型在每个空间单元(栅格)分布的适宜程度。CA模型在LUCC研究中具有较大的优势，但以往的研究中侧重于利用CA模型模拟单一的城市扩展<sup>[5,19-23]</sup>，在模拟多种土地利用/覆盖类型变化研究中的应用还比较少见，近些年来将CA模型应用于模拟多种土地利用/覆盖类型之间的演变逐渐吸引了许多学者的注意。本文重点讨论空间分配模块中如何基于BPNN-CA模型对输入的各土地利用/覆盖类型需求变化在栅格空间系统的各候选单元进行分配，从而实现对土地利用/覆盖时空动态变化的模拟。

CA在进行空间模拟时需要用到很多空间变量，

而不同的变量在模型中的作用又不尽相同。CA模型模拟的精度很大程度上受各变量参数设置是否合理的制约。只有获得合适的变量参数才能得到接近实际的模拟结果。但是目前，对如何合理设置CA模型中各变量参数的研究较少，一般以人为主观赋值为主。尽管有些学者提出了一些方法，但都具有一定的局限性<sup>[5,24-28]</sup>。ANN是一种非线性动力学系统，它比一般回归分析更适合模拟复杂的变量系统。此外，ANN具有自学习、自组织能力，不需事先假定一个特定的模型，极大地简化了模型数据分析所需的建模工作。BP(Back Propagation)神经网络(BPNN)是神经网络研究中最深入，应用最广泛的一种模型，具有广泛的适应性和有效性，因此，本文采用BP神经网络来获取CA模型中各空间变量的作用参数，然后依据CA模型的原理进行土地利用/覆盖变化空格格局演变的模拟研究。

( ) BPNN-CA模型设计。模块分为 2 个部分，一是利用选取的样本对BP神经网络进行训练，当网络稳定时即可获取参与空间模拟的各空间变量的权值参数；二是把BP神经网络获得的权值参数输入到CA模型中进行土地利用/覆盖时空格局变化的空间模拟。BP神经网络最终的输出 $O_o$ 是一个概率数值，即在给定的输入条件下模拟单元转化为某种土地利用/覆盖类型的概率，这里采用最为常用的S型(Sigmoid)函数作为激发函数来计算转移概率<sup>[29-31]</sup>。由于土地利用/覆盖变化具有一定的继承性( $k$ )，即保持原有土地利用/覆盖类型的能力，可以根据各土地利用/覆盖类型继承性的强弱分别定义为 0~1 之间的一个常量，值越大说明其保持原有类型的能力越强，反之则弱。该参数的设置主要依靠研究者对研究地区土地利用/覆盖变化的理解，也可以在模型检验的过程中进行调试。此外，土地利用/覆盖时空格局的转化有时具有一定的随机性，加入随机振荡参数( $r$ )进行调节模拟的结果更符合实际情况。因此，本部分的研究中也将随机振荡参数引入到空间分配模型中： $r = [-\ln(rand)]^a$ ，其中， $rand$ 是 0~1 之间的随机数， $a$ 为控制随机干扰参数作用程度大小的常数。基于上述分析， $t$ 时刻某栅格单元( $m, n$ )在给定的输入条件下转化为某种土地利用/覆盖类型 $l$ 的概率 ${}^t P_{(m,n)}^l$ 可以表达为

$${}^tP_{(m,n)}^l = (O_o + k) \cdot r = \left( \frac{1}{1 + e^{-I_o}} + k \right) \cdot [-\ln(rand)]^a, \quad (1)$$

根据上式即可计算得到  $t$  时刻各土地利用/覆盖类型空间分布概率图。对于某一栅格单元，在  $t$  时刻只能分配为一种土地利用/覆盖类型，可以根据转化概率的最大值确定该单元的分配类型。空间分配模块允许研究者根据研究区土地利用/覆盖变化的实际情况定义转化规则，对不同土地利用/覆盖类型转化的难易程度和先后顺序进行控制(见图 2)。

( ) 转化规则定义。 (1) 转化保护规则：对于

一般不会转变为其他土地利用/覆盖类型的地类，如城镇和建设用地，除非将来这类土地利用/覆盖类型的需求面积有所减少，否则模拟期内不考虑该类型的转出变化；(2) 优先顺序规则：研究区土地利用/覆盖类型按照城镇及建设用地 水体 耕地 草地 林地 未利用地的顺序进行空间分配；(3) 转化概率最大规则：依据转化概率最大原则，如城镇及建设用地的空间分配，首先通过逐栅格单元比较找出城镇及建设用地转化概率最大的栅格单元，然后按照转化概率由大到小的顺序进行空间分配，直至满足总

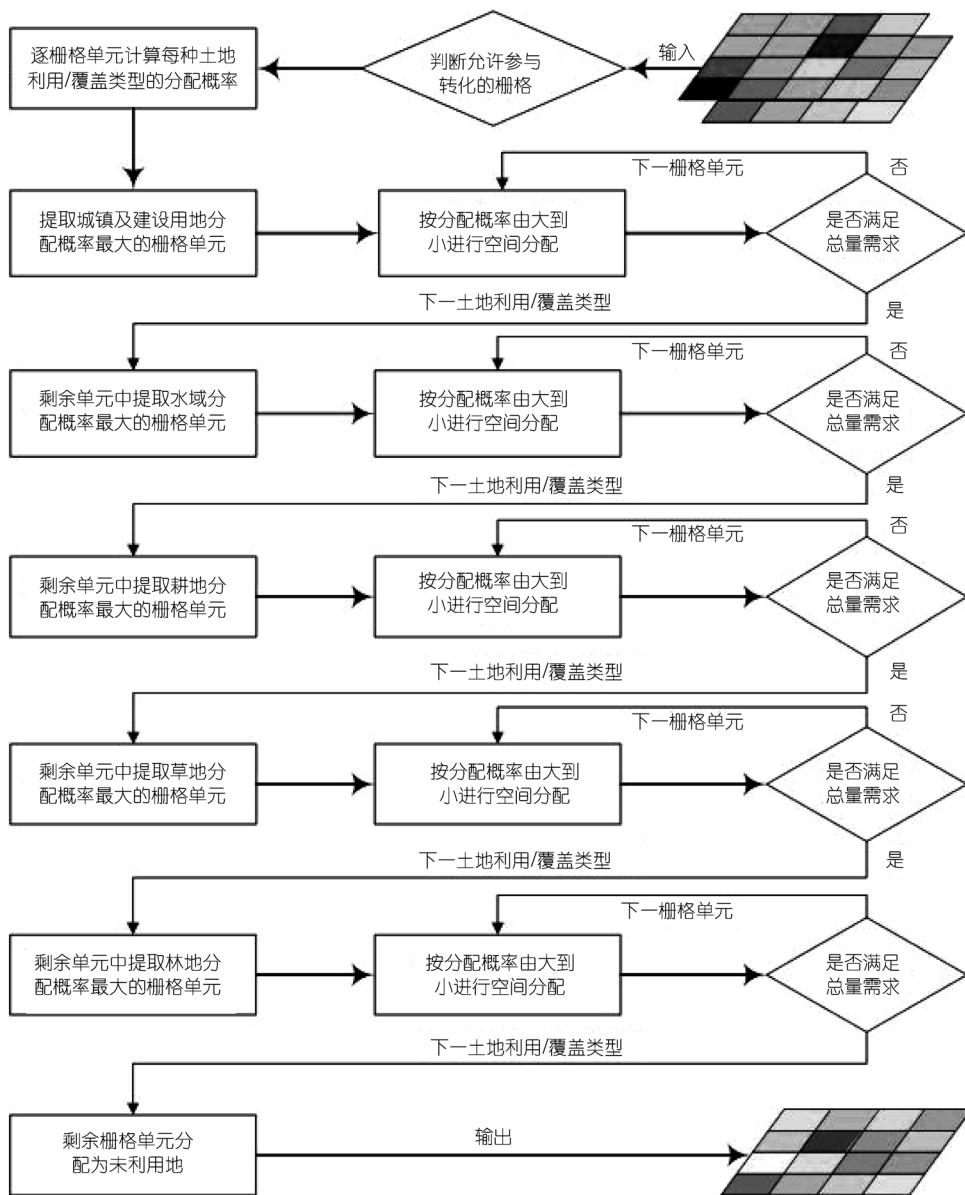


图 2 土地利用/覆盖变化空间分配原则

量需求为止; (4) 滞后性规则: 模拟期内, 如果某栅格单元被分配为某种土地利用/覆盖类型, 则不再考虑该单元在此模拟期内的变化.

## 2 北方 13 省(市)土地利用/覆盖时空变化的预测与模拟

### 2.1 土地利用/覆盖总量需求预测

本文利用作者前期研究成果建立的SD模型<sup>[18]</sup>, 以 1987~2001 年的历史资料为基础(数据来源: 中国国土资源年鉴、中国国土资源数据集、中国统计年鉴, 各省区统计年鉴, 中国地球系统科学数据共享网), 以 5 a 为时间间隔对研究区未来 30 a 不同情景下的土地利用/覆盖变化的数量需求进行预测. 模型充分考虑了人口、经济、市场调节、技术进步以及政府政策调控的影响, 政府政策调控主要考虑退耕还林还草等生态重建政策的影响, 并假设 2010 年前大于 25° 的坡耕地必须全部退耕. 几个因子的参数及情景设置见表 1, 2, 预测结果见表 3.

### 2.2 土地利用/覆盖时空变化模拟

( ) 数据处理. 空间模拟使用的数据包括研究区 1989, 1994 和 1999 三期土地利用/覆盖类型图(栅格大小为 1 km)<sup>[32]</sup>; 中国 1:400 万基础数据(一级公路、高速公路、铁路、县级以上城市驻地); 中国 DEM 图(分辨率为 1 km). 研究表明土地利用/覆盖变化的概率往往取决于栅格单元位置的一系列空间变量. 根据研究区的特征以及 CA 模型的原理, 选取距离变量、地形特征、气候要素、邻域影响等几个主要的影响因素, 具体变量见表 4. 空间变量处理完成后, 还要进行样本采集工作, 以便进行 BP 神经网络的训练. 样本采集使用随机抽样的方法分别从三期土地利用/覆盖图上各选取 5000 个样本点, 并分为两部分, 其

中 12000 个样本点进行 BP 神经网络的训练获取稳定的网络连接权值, 另外 3000 个点作为验证数据用以验证得到的网络是否满足精度要求.

( ) BP 神经网络结构的建立与训练. 本文使用标准的三层 BP 神经网络. 输入层包括 16 个神经元(16 个空间变量), 输出层包括 6 个神经元(6 种土地利用/覆盖类型). 对于一个三层 BP 网络, 隐含层神经元个数可以用下面的经验公式计算<sup>[29]</sup>:

$$S = \sqrt{0.43kn + 0.12n^2 + 2.54k + 0.77n + 0.35} + 0.5, \quad (2)$$

其中,  $S$  为隐含层神经元个数,  $k$  为输入层神经元个数,  $n$  为输出层神经元个数.  $S$  的计算需要四舍五入法取整, 然后增加 1~2 个增加收敛速度, 最终确定 BP 网络隐含层神经元的个数为 12. 建立的 BP 神经网络结构为 16-12-6. 对于 BP 神经网络的输入变量, 在输入前进行标准化处理, 以避免前后传播过程中的过饱和现象; 对于网络的 6 个输出节点, 其输出编码分别为: [1, 0, 0, 0, 0, 0](耕地), [0, 1, 0, 0, 0, 0](林地), [0, 0, 1, 0, 0, 0](草地), [0, 0, 0, 1, 0, 0](水域), [0, 0, 0, 0, 1, 0](未利用地), [0, 0, 0, 0, 0, 1](城建用地). 对输出结果采用赢者全拿(Winner takes all)判别原则来确定该样本所属类别. BP 神经网络结构建立后, 把训练样本(12000 个)输入到网络中进行训练. 通过比较几种参数设置的训练结果, 最终选择的训练参数设置和训练结果见表 5 和 6. 可以看出此 BP 神经网络测试精度较高, 可以用来进行土地利用/覆盖变化的格局模拟.

( ) 基于 BPNN-CA 的土地利用/覆盖时空变化模拟. 模型是在 ENVI 环境下, 利用 IDL 语言实现的. CA 模型中各参数的权值由上述 BPNN 训练结果来确定. 每次循环模型计算出每个像元对应各种土地利用/覆盖类型的转换概率, 然后根据确定的转化规则,

表 1 未来中国北方 13 省(市)土地利用/覆盖变化情景参数设置

情景参数		参数设置
GDP	高增长率(E1)	北方 13 省(市)经济保持每年 7.5% 的增长速度
	中增长率(E2)	北方 13 省(市)经济保持每年 7.2% 的增长速度
	低增长率(E3)	北方 13 省(市)经济保持每年 7.0% 的增长速度
人口	快速增长型(P1)	国家计划生育委员会对中国未来人口增长的预测结果
	稳定发展型(P2)	中国人口信息研究中心对中国未来人口增长的预测结果
	低速发展型(P3)	联合国对中国未来人口增长的预测结果
市场	开放输出(G1)	粮食自给率为 1.07
	封闭平衡(G2)	粮食自给率为 1
	开放输入(G3)	粮食自给率为 0.95
技术进步	不考虑技术进步因素(T1)	粮食单产维持 2000 年的现有水平
	考虑技术进步因素(T2)	粮食单产 2000~2015 年增长率为 0.5%, 2016~2030 年增长率为 0.4%

表 2 未来中国北方 13 省土地利用/覆盖变化驱动情景

系统状态		状态说明	情景说明
封闭	封闭平衡	情景 A	经济高速发展, 高人口增长, 粮食单产高于 2000 年水平( $E_1P_1G_2 T_2$ )
		情景 B	经济低速发展, 低人口增长, 粮食单产维持 2000 年水平( $E_3P_3G_2 T_1$ )
开放	开放输入	情景 C	经济高速发展, 高人口增长, 粮食单产高于 2000 年水平( $E_1P_1G_3 T_2$ )
		情景 D	经济低速发展, 低人口增长, 粮食单产维持 2000 年水平( $E_3P_3G_3 T_1$ )
开放	开放输出	情景 E	经济高速发展, 高人口增长, 粮食单产高于 2000 年水平( $E_1P_1G_1 T_2$ )
		情景 F	经济低速发展, 低人口增长, 粮食单产维持 2000 年水平( $E_3P_3G_1 T_1$ )

表 3 未来中国北方 13 省(市)土地利用/覆盖类型面积总量需求情景预测

情景	年份	耕地/km <sup>2</sup>	林地/km <sup>2</sup>	草地/km <sup>2</sup>	水域/km <sup>2</sup>	未利用地/km <sup>2</sup>	城镇及建设用地/km <sup>2</sup>
情景 A	2005	541362	991851	2479865	71709	1106718	106086
	2010	517981	1025784	2477111	74299	1090293	112123
	2015	507100	1067989	2471171	76676	1055998	118658
	2020	504999	1120570	2472938	80464	992816	125804
	2025	499337	1166729	2474952	83812	939966	132795
	2030	490325	1205344	2477054	86649	898914	139305
情景 B	2005	542005	990688	2480074	71616	1107374	105834
	2010	520699	1022021	2477408	74009	1092003	111450
	2015	502958	1059642	2472222	76039	1069475	117254
	2020	499533	1107572	2473331	79484	1014094	123578
	2025	492749	1158406	2476931	83051	956896	129557
	2030	482535	1201587	2480730	86083	911858	134798
情景 C	2005	542651	986630	2485085	71709	1106718	104798
	2010	519102	1020569	2482326	74299	1090293	111002
	2015	496942	1062883	2477417	76676	1066203	117472
	2020	481466	1116849	2478406	80556	1015767	124546
	2025	476164	1167402	2481204	84177	957178	131467
	2030	467665	1209228	2483879	87213	911694	137912
情景 D	2005	543063	985467	2485296	71616	1107374	104776
	2010	521814	1016806	2482624	74009	1092003	110336
	2015	503195	1054449	2477650	76039	1070177	116082
	2020	476256	1102365	2478538	79484	1038606	122343
	2025	469878	1153192	2482146	83051	981062	128262
	2030	460227	1199926	2486583	86304	931101	133450
情景 E	2005	541893	989240	2482475	71709	1106718	105556
	2010	530863	1023177	2479718	74299	1077972	111562
	2015	542543	1065363	2473772	76676	1021173	118065
	2020	540334	1113778	2474800	80205	963299	125175
	2025	534303	1154252	2475814	83201	917890	132131
	2030	524695	1188732	2477187	85782	882586	138608
情景 F	2005	542534	988078	2482685	71616	1107374	105305
	2010	528573	1019414	2480016	74009	1084687	110893
	2015	538127	1056957	2474198	76039	1035602	116668
	2020	534468	1104450	2475843	79452	980418	122960
	2025	527229	1149394	2478407	82655	930996	128910
	2030	516326	1187819	2481370	85392	892560	134124

在各种土地利用/覆盖类型总量的约束下, 模拟得到研究区 LUCC 的情景格局。模拟时, 各土地利用/覆盖类型的继承性根据前面的转换规则并参考已有研究成果的基础上分别设为: 耕地: 0.5, 林地: 0.7; 草地 0.3, 水体 1.0, 未利用地: 0.0, 城建用地: 1.0. a 的

取值设为 0.02, 将随机振荡因子  $r$  的作用强度控制在约 5% 之内。模拟分两步进行, 首先, 以 1989 年和 1994 年研究区土地利用/覆盖类型图作为初始状态, 通过模型分别模拟 1994 年和 1999 年土地利用/覆盖类型图(见图 3), 以验证模型的有效性。通过误差矩

表 4 空间分配模块中使用的变量及计算方法

类型	名称	计算方法
地形特征变量	高程( $x_1$ )	在 DEM 数据的基础上利用 ARCGIS 的表面分析功能生成坡度、坡向图, 然后直接从 DEM、坡度、坡向图上读取数据
	坡度( $x_2$ )	
	坡向( $x_3$ )	
气候变量	多年平均气温( $x_4$ )	利用全国 700 多个气象站点进行空间插值, 然后从栅格图中读取数据
	多年平均降水( $x_5$ )	
距离变量	距离县级行政单位驻地的距离( $x_6$ )	利用 ARCGIS 的距离分析功能生成距离栅格图, 然后从图上读取数据
	距离地级以上行政单位驻地的距离( $x_7$ )	
	距离高速公路的距离( $x_8$ )	
	距离一级公路的距离( $x_9$ )	
邻域影响(5 × 5)	距离铁路的距离( $x_{10}$ )	$N_i = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \frac{class_{m,n}}{d_{m,n}},$ $N_i$ 为窗口内 $i$ 类土地利用/覆盖类型对中心像元的影响; $class_{m,n}$ 为窗口内 $(m,n)$ 处的土地利用/覆盖类型, 为二值变量, 如果 $(m,n)$ 处的土地利用/覆盖类型为 $i$ 则 $class_{m,n}=1$ , 否则 $class_{m,n}=0$ ; $d_{m,n}$ 为窗口内 $(m,n)$ 像元距离中心像元的距离. 利用 IDL 编程实现
	窗口内耕地对中心像元的影响( $x_{11}$ )	
	窗口内林地对中心像元的影响( $x_{12}$ )	
	窗口内草地对中心像元的影响( $x_{13}$ )	
	窗口内水体地对中心像元的影响( $x_{14}$ )	
	窗口内城镇及建设用地对中心像元的影响( $x_{15}$ )	
	窗口内未利用地对中心像元的影响( $x_{16}$ )	

表 5 BP 神经网络训练参数设置

参数名称	最小训练速率	动态参数	允许误差	最大迭代次数	激发函数
参数值	0.05	0.7	0.00001	10000	Sigmoid
参数说明	训练速率越大, 权值变化越大, 收敛越快; 但训练速率过大会引起系统的振荡. 训练速率在不导致振荡的前提下, 越大越好. 一般由经验确定	动态参数的选择也是由经验确定	当 2 次迭代误差小于该值时, 确定	神经网络并不能保证迭代结果一定收敛, 当迭代结果不收敛, 但达到最大迭代次数时, 系统结束迭代运算	系统结束运算

表 6 BP 神经网络训练结果精度分析(%)

类型	耕地	林地	草地	水域	未利用地	城建用地	总体
训练精度	79.91	87.45	94.24	93.18	94.49	92.65	95.35
验证精度	79.00	88.06	93.80	89.77	94.05	90.20	95.19

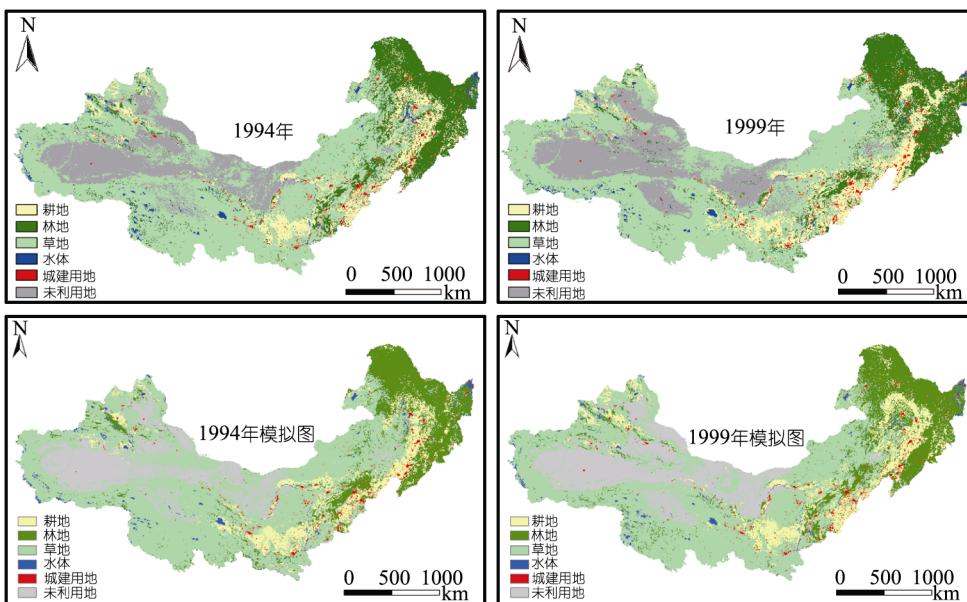


图 3 1994 和 1999 年土地利用/覆盖模拟结果

阵分析可以看出模拟结果的 kappa 系数均在 0.6 以上, 总精度也都超过了 70%(见表 7). 说明模型在一定程度上能反映区域土地利用/覆盖空间格局演化特征. 其次, 利用该模型以 SD 情景预测结果为依据, 模拟未来 30 a 研究区土地利用/覆盖变化 6 种不同情景(见表 1, 2, 3)下的时空格局(见图 4).

### 3 结果分析

与前期研究建立的 LUSD 模型 [6] 相比, BPNN-CA 模型有了很大的改进和完善. ( ) LUSD 模型中, 微观格局演化模拟仅考虑了地形和交通要素, 气温、降水以及除交通以外的区位条件的影响均未考虑. 本文研究中对这些要素及不同土地利用/覆盖类型的邻域影响, 土地利用/覆盖类型的继承性以及随机因素的影响均加以考虑. 土地利用/覆盖系统是一个复杂系统, 它的演变不是通过简单的地形和交通要素就能决定的, 综合考虑多种可能驱动因子的影响能够提高模拟结果的真实性. ( ) LUSD 模型中所有影响微观格局演化的要素作用权值的确定全部依靠人为设定. 这样虽然能够融入专家知识, 但由于不同人对问题认识的角度不同, 必然导致因子权值的取值差异. 可见这种方法主观随意性较大, 同时也增加了模型参数订正的工作量. 而 BPNN-CA 模型把神经网络方法引入 CA 模型来确定各影响因子的权值, 简化了模拟过程中参数权重确定问题, 增强了权重确定的客观性. ( ) LUSD 模型为了简化, 假设难利用地和

水体维持在 1999 年水平上保持不变, 仅考虑耕地、林地、草地和城建用地等 4 种土地利用/覆盖类型的动态变化, 显然与实际情况有所差异. BPNN-CA 模型在进行空间格局模拟时考虑了研究区一级分类系统下的所有土地利用/覆盖类型的动态变化和空间格局演变模拟. 虽然两者总体模拟精度基本相当, 但 BPNN-CA 模型一方面能够简化模拟过程参数权值的设置, 减少人为参与的工作量, 提高模拟结果的客观性; 另一方面它考虑了所有土地利用/覆盖类型的数量变化和空间格局演变, 较 LUSD 模型更符合实际情况. ( ) 本文模型在情景参数设置时除了考虑人口、经济、市场调节、技术进步等因素外还考虑了生态重建, 如退耕还林还草等政府政策调控因素的影响. 在过去的十几年内中国政府已经实施和正在实施了大量生态建设工程. 如正在实施的“西部大开发战略”, 把生态环境改善与建设作为五项重要工作之首, 给予高度重视, 相继实施了“天然林保护工程”、“退耕还林还草”. 同时, 作为对中国 2000 年特大沙尘暴灾害的响应, 中国北方还实施了“首都圈裸地沙化防治工程”、“退牧还草工程”、“塔里木河流域综合治理工程”等. 这一系列工程的实施, 对中国北方土地利用/覆盖的方式、强度和格局, 将产生重要的影响. 在情景参数设置时考虑这些生态环境重建等政府政策调控因素的影响, 显然有助于提高模拟结果的可靠性. 因此, BPNN-CA 模型的模拟结果的科学性、可靠性和模拟精度实际上均优于前期建立的 LUSD 模型.

表 7 1994 与 1999 年研究区模拟与实际土地利用/覆盖误差矩阵(%)

1989~1994		1994 年实际					
		耕地	林地	草地	水域	未利用地	城建用地
1994 年模拟	耕地	57.13	11.09	29.73	0.20	1.15	0.70
	林地	7.15	72.69	18.90	0.69	0.76	0.30
	草地	4.35	4.78	79.86	0.77	9.79	0.17
	水域	0.98	15.57	32.60	55.60	0.44	0.07
	未利用地	1.89	2.38	24.88	0.53	70.09	0.24
	城建用地	3.67	2.96	6.70	0.22	0.27	86.19
			总精度: 74.65%	kappa 系数: 0.6068			
1994~1999		1999 年实际					
		耕地	林地	草地	水域	未利用地	城建用地
1999 年模拟	耕地	59.94	16.67	21.29	0.21	1.76	0.12
	林地	8.19	70.60	19.12	0.36	1.65	0.08
	草地	5.38	4.41	78.15	0.32	11.67	0.07
	水域	3.34	17.14	12.24	66.58	0.50	0.20
	未利用地	1.52	2.51	24.85	0.72	70.36	0.04
	城建用地	1.63	0.99	1.04	0.00	0.10	96.23
			总精度: 73.53%	kappa 系数: 0.6085			

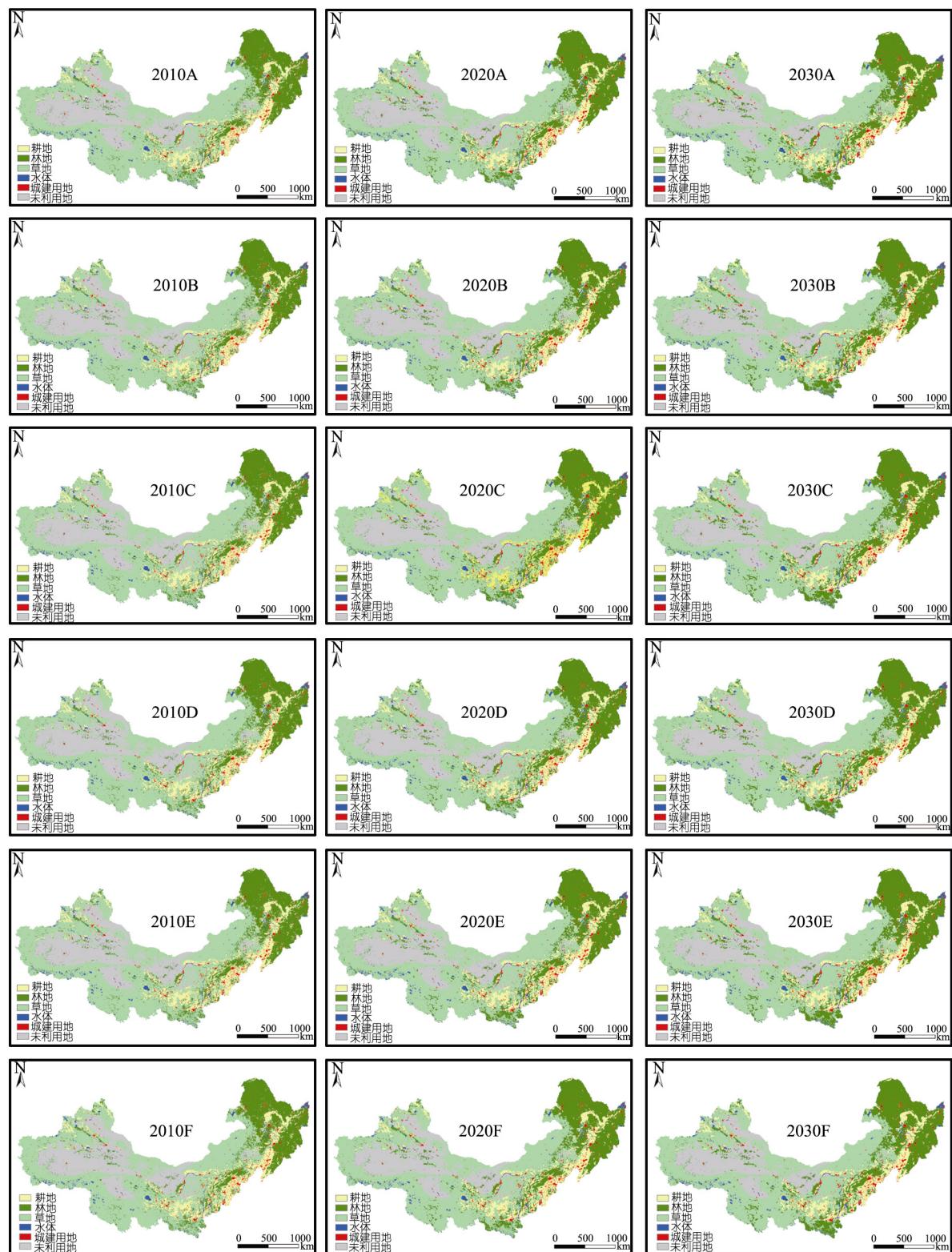


图 4 研究区 1999~2030 年土地利用/覆盖模拟结果

从模拟和预测的数量特征分析,虽然6种情景有所差异,但仍能表现出共同的特征。耕地和城建用地表现出基本相反的动态变化趋势。在2005~2030年模拟期内,耕地呈现明显的持续减少趋势,以情景C和D减少最为显著,减少比例均在10%以上;城建用地则呈现出明显的持续增加趋势,情景A、E和C增加趋势最明显,增长比例都超过了30%。林地、草地和水域作为区内重要的生态功能用地也表现出不同的变化特征,林地在模拟期内持续增长,情景C增长幅度最大,增长比例超过了22%,情景E和F增长比例最小,约为20%;草地变化相对比较稳定,各情景中在2015年前,草地表现出缓慢减少趋势,2015年后则逐渐增加,到2030年基本恢复到2005年的水平;水域在区域内变化也比较明显,各情景下水域面积均有所增加,情景C增加比例最大,超过了21%,情景F增加比例最小约为19%。未利用地作为一种负生态功能用地,其变化对区域生态环境质量有着重要影响。在本文设置的6个情景中,未利用地均表现出不同程度的减少,其中情景E变化幅度最大,约减少了20%,情景D减少幅度最小,约为16%。林地、水体等高生态功能用地持续增长,未利用地等负生态功能用地持续减少,增强了区域生态系统的自我恢复与调节能力,降低了生态系统的脆弱性。未来几十年研究区的土地利用/覆盖若能按照模拟情景发展,将有利于区域生态环境质量的不断提高。同时,区域耕地面积不断减少,但人口规模则在一定时期内仍然呈现增长趋势,粮食安全问题也将是研究区未来面临的一个重要问题。从模拟结果的空间格局特征分析,农牧交错带是中国北方未来几十年土地利用/覆盖变化比较明显的地区,而耕地和城镇用地是农牧交错带内变化最为显著的两种用地类型。区域城建用地的变化主要是在原有城镇用地的基础上向外扩展,未利用地的变化主要发生在与其他用地类

型邻接的边缘地区,这些地区在各种因子的作用下,用地条件逐渐好转,转化为相应的土地利用/覆盖类型,主要以向草地的转化为主。区内林地增长比较明显的地区主要分布在内蒙古东北部、黑龙江、吉林、辽宁以及京津周边地区。发生变化的部位主要是林地-耕地,林地-草地的交接地带,表明国家一系列的生态调控措施在这些地区发挥着重要作用。

#### 4 结论与讨论

( )“自上而下”与“自下而上”相结合,综合考虑土地利用/覆盖变化宏观驱动因素复杂性和微观空间格局演化过程复杂性特征的土地利用/覆盖变化模拟与预测模型是土地利用/覆盖变化研究有意义的探索。

( )CA的空间模拟精度很大程度上受各变量参数设置是否合理的制约。只有获得合适的变量参数才能得到接近实际的模拟结果。BP神经网络确定CA模型各空间参量的作用权值,简化了CA模型模拟过程中参量权重确定问题,提高了参量权值确定的精度。当BP神经网络训练完成后,由训练确定的网络就可用于求解相同的问题。对于不同的研究区域,只需要提供相应区域的训练样本就可以得到较为理想的模拟结果,与已有的类似模型相比具有一定优势。模拟结果表明,基于BPNN-CA方法对研究区进行的土地利用/覆盖变化空间格局模拟的总精度约74%,kappa系数在0.6以上,对于大区域土地利用/覆盖变化研究而言能够在一定程度上反映区域土地利用/覆盖变化的空间格局演变特征。

( )模拟结果只是一种“可能情况”,具有一定的不确定性,有时可能还会出现与实际情况不一致的情况。但选择典型地区,探讨发展土地利用/覆盖情景模型,预测不远将来不同情景下的土地利用/覆盖时空变化格局,对于揭示土地利用/覆盖系统变化的动态机制仍然具有一定意义。

**致谢** 成文过程中得到了宫鹏和陈晋教授的指导,两位审稿专家对本文的修改建议提高了论文质量,在此一并致以衷心的感谢。

#### 参考文献

- 1 Dawn C P, Steven M M, Marco A J, et al. Multi-Agent systems for the simulation of land-use and land-cover change: A review. *Ann Assoc Am Geogr*, 2002, 93—100
- 2 Pijanowski B C, Brown D G, Manik G, et al. Using neural nets and GIS to forecast land use changes: A land transformation model.

- Comput Environ Urban Syst, 2002, 26(6): 553—575[\[DOI\]](#)
- 3 摆万奇, 赵世洞. 土地利用/覆盖变化研究模型综述. 自然资源学报, 1997, 12(2): 169—175
- 4 Veldkamp A, Fresco L O. CLUE: A conceptual model to study the conversion of land use and its effects. Ecol Model, 1996, 85: 253—270[\[DOI\]](#)
- 5 何春阳, 陈晋, 史培军, 等. 大都市区城市扩展模型——以北京城市扩展模拟为例. 地理学报, 2003, 58(2): 294—304
- 6 何春阳, 史培军, 陈晋, 等. 基于系统动力学模型和元胞自动机模型的土地利用情景模型研究. 中国科学 D 辑: 地球科学, 2005, 35(5): 464—473
- 7 熊利亚, 常斌, 周相广. 基于地理元胞自动机的土地利用变化研究. 资源科学, 2005, 27(4): 38—43
- 8 Verda K, Suzana D. Coupling Bayesian networks with GIS-based cellular automata for modeling land use change. Lecture Notes Comput Sci, 2006, 4197: 217—233
- 9 Lambin E F, Turner B L, Geist H J, et al. The causes of land use and land cover change: Moving beyond the myths. Global Environ Change, 2001, 11: 261—269[\[DOI\]](#)
- 10 Lambin E F, Rounsevell M D A, Geist H J. Are agricultural land-use models able to predict changes in land-use intensity? Agric Ecosyst Environ, 2000, 82: 321—331[\[DOI\]](#)
- 11 李月臣. 北方13省土地利用/覆盖变化问题研究. 博士学位论文. 北京: 北京师范大学, 2006. 94—97
- 12 张华, 张勃. 国际土地利用/覆盖变化模型研究综述. 自然资源学报, 2005, 20(3): 422—431
- 13 周成虎, 孙战利, 谢一春. 地理元胞自动机研究. 北京: 科学出版社, 1999. 78—103
- 14 张汉雄. 晋陕黄土丘陵区土地利用与土壤侵蚀机制仿真研究. 科学通报, 1997, 42(7): 743—746
- 15 苏懋康. 系统动力学原理及应用. 上海: 上海交通大学出版社, 1988. 86—98
- 16 史培军, 宋常青, 景贵飞. 加强中国土地利用/覆盖变化及其对生态环境安全影响的研究. 地球科学进展, 2002, 17(2): 161—168
- 17 张永民, 赵士洞, Verburg P H. CLUE-S 模型及其在奈曼旗土地利用时空动态变化模拟中的应用. 自然资源学, 2003, 18(3): 310—318
- 18 何春阳, 史培军, 李景刚, 等. 中国北方未来土地利用变化情景模拟. 地理学报, 2004, 59(4): 599—607
- 19 Couclelis H. From cellular automaton to urban models: New principles for model development and implementation. Environ Plann B, 1997, 24: 165—174[\[DOI\]](#)
- 20 Zhao Y I, Yu J M. A new method to model neighborhood interaction in cellular automata-based urban geosimulation. Lecture Notes Comput Sci, 2007, 4488: 550—557
- 21 黎夏, 叶嘉安. 基于神经网络的单元自动机 CA 及真实和优化的城市模拟. 地理学报, 2002, 57(2): 159—166
- 22 Batty M, Xie Y, Sun Z. Modeling urban dynamics through GIS-based cellular automata. Comput Environ Urban Syst, 1999, 23: 1—29[\[DOI\]](#)
- 23 Li X, Liu X P. An extended cellular automaton using case-based reasoning for simulating urban. Int J Geograph Inform Sci, 2006, 20(10): 1109—1136[\[DOI\]](#)
- 24 Wu F, Webster C J. Simulation of land development through the integration of cellular automata and multicriteria evaluation. Environ Plann B, 1998, 25: 103—126[\[DOI\]](#)
- 25 黎夏, 叶嘉安. 知识发现及地理元胞自动机. 中国科学 D 辑: 地球科学, 2004, 34(9): 865—872
- 26 刘小平, 黎夏. 从高维特征空间中获取元胞自动机的非线性转换规则. 地理学报, 2006, 61(6): 663—672
- 27 Li X, Yeh A G O. Data mining of cellular automata's transition rules. Int J Geograph Inform Sci, 2004, 18(8): 723—744[\[DOI\]](#)
- 28 刘小平, 黎夏, 叶喜安, 等. 利用纹群智能控掘地理元胞自动机的转换规则. 中国科学 D 辑: 地球科学, 2007, 37(6): 824—834
- 29 White H. Commentionist nonparametric regression: Multilayer feedforward networks can learn arbitrary mapping. Neural Netw, 1990, (3): 47—51
- 30 杨建刚. 人工神经网络实用教程. 浙江: 浙江大学出版社, 2001. 56—72
- 31 张立明. 人工神经网络的模型及其应用. 上海: 复旦大学出版社, 1993. 36—48
- 32 李月臣, 宫鹏, 陈晋, 等. 中国北方13省土地利用景观格局变化分析(1989~1999). 水土保持学报, 2005, 19(5): 143—146