

# The Simulation and Prediction of Land Use/Cover Change in China with Remote Sensing and Dinamica Model\*

Wei Yi<sup>1,2</sup>, Zhiqiang Gao<sup>1#</sup>

<sup>1</sup>Institute of Geographical Sciences and Nature Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing

<sup>2</sup>Graduate University of the Chinese Academy of Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing

Email: #gaoland@gmail.com

Received: Feb. 6th, 2012; revised: Feb. 23rd, 2012; accepted: Mar. 2nd, 2012

**Abstract:** Dinamica EGO which consists of Markova process and cell automata is a time-space model used for land use and land cover simulation. It has been universally used whereas there are little study cases in China. In this paper, Dinamica EGO was used as a platform to simulate the land use of China in 2005 and to evaluate its simulation map with land use map extracted from remote sensing series data. The results showed that Dinamica EGO model could precisely predict land use change of China from 2000 to 2005 and at the same time, evidence weight method based on Bayesian could be utilized to analyze the major driving factors and spatial characteristics of land use during that period. On the basis of previous work, land use map in 2005 was used as baseline to simulate land use conditions in 2015 and a further analysis of spatial patterns were conducted. This study could serve for land plan and carbon emission of China in the future.

**Keywords:** Dinamica EGO; Land Use Change; Remote Sensing; Simulation

## 基于遥感与 Dinamica 模型的中国 LUCC 模拟与预测\*

易 维<sup>1,2</sup>, 高志强<sup>1#</sup>

<sup>1</sup>中国科学院地理科学与资源研究所, 北京

<sup>2</sup>中国科学院研究生院, 北京

Email: #gaoland@gmail.com

收稿日期: 2012 年 2 月 6 日; 修回日期: 2012 年 2 月 23 日; 录用日期: 2012 年 3 月 2 日

**摘 要:** Dinamica EGO 是一个基于马尔科夫过程和元胞自动机原理, 模拟未来土地利用/土地覆被变化(LUCC)的时空模型。Dinamica EGO 模型在国际上已经有广泛的应用, 然而国内还没有 Dinamica EGO 模型研究的案例。本文利用基于遥感时序数据提取的 2000 年和 2005 年中国土地利用图, 以 Dinamica EGO 为平台模拟 2005 年中国土地利用情况并加以验证。结果表明, Dinamica EGO 模型能够准确的模拟 2000~2005 年中国土地利用变化, 并可以根据基于贝叶斯估计的证据权重法, 对中国 2000~2005 年土地利用变化的主要驱动力及空间特点进行分析。在此基础上, 以 2005 年土地利用数据为基准模拟 2015 年中国土地利用状况, 并对未来我国土地利用的空间格局做了分析, 该研究可为我国国土资源规划和未来碳排放情景提供数据支持。

**关键词:** Dinamica EGO; 土地利用变化; 遥感; 模拟

### 1. 引言

土地是人类赖以生存和发展的物质基础, 土地利

用变化是自然环境与人类活动综合作用结果, 关系到国家和区域的粮食安全、资源利用、生物多样性和气候变化<sup>[1]</sup>。自 20 世纪 90 年代以来, 人口增长、城市化、工业化现象与资源短缺、土地退化、环境污染之

\*资助项目: 国家自然科学基金项目(41171334, 41071278)。

#通讯作者。

间矛盾日益突出, IGBP 和 IHDP 国际组织先后启动“土地利用研究科学计划(LUCC)”和“全球陆地计划(Global Land Plan, GLP)”<sup>[2,3]</sup>。土地利用动态模型是理解土地利用变化过程的有效手段<sup>[4]</sup>, 通过对土地利用变化模型的研究可以了解土地利用变化的空间特征和变化速率, 从抽象的数学模型和概念分析人类与地理环境相互作用的各种机制。同时模型可以作为平台模拟未来土地利用变化情景和时空格局, 并探究其反馈效应<sup>[5]</sup>。

国内对土地利用动态模型研究起步较晚, 基本是以国外的相关模型在中国的应用为主。其中人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)演化模型, 元胞自动机(Cellular Automata, CA)模型, 城市动态演化混合模型(Hybrid Model)中的 CLUE-S 模型在中国应用最广泛。如何春阳等<sup>[6,7]</sup>利用 CA 模型对北京的城市化扩展过程及机制进行了模拟研究。黎夏和叶嘉安等<sup>[8-11]</sup>开创了神经网络和元胞自动机结合在城市应用研究的先河, 成功地模拟了广东省东莞市城市用地的动态扩展。张永民等<sup>[12]</sup>以奈曼旗为例, 利用 CLUE-S 模型对其 2000 年土地利用变化格局进行模拟。总的来说, 国内在土地利用动态模拟研究领域还属于初级阶段, 以模型引进和应用为主, 且主要在区域尺度上, 大尺度的土地利用变化模拟研究较少。

而目前常用的模型都不同程度上存在一些缺陷。神经网络模型属于黑箱操作, 对问题的描述是基于大量的机器学习和训练过程, 因此对驱动因子和土地变化之间的内在机制解析并不完善<sup>[10]</sup>。CLUE-S 模型利用 Logistic 回归建立驱动因子和土地利用类型之间的方程, 可以反应出两者之间的关系, 但在数量模拟上不确定性很大, 大多数情况下都是进行线性外推, 或者需要与其他模型结合<sup>[13]</sup>。元胞自动机模型的转换规则、模型结构和参数设定又极其复杂, 对模型建立者的经验要求较高<sup>[11]</sup>。以上模型在选取驱动因子时并没有一定的规则, 通常都采用距离、地形和气候等因素, 缺乏对因子相关性的检验, 因此模拟结果可靠度低。

Dinamica EGO 模型是一个基于马尔科夫过程和元胞自动机原理, 模拟未来土地利用变化的时空模型。目前, 国际学者在该平台上模拟不同地区多种尺度土地利用变化, 并且取得了较好的效果<sup>[14-17]</sup>。然而, 国内还没有 Dinamica EGO 模型研究的案例。Dinamica

EGO 预测土地利用数量变化采用的马尔科夫过程将土地利用变化看成是时间、状态离散的变量, 这点和元胞自动机模型一致。它根据状态之间的转移概率预测未来发展趋势, 是一种随机系统预测和优化控制理论<sup>[18]</sup>。对于元胞自动机模型来说, 参数的确定是一个难点, Dinamica EGO 模型中使用基于贝叶斯估计的证据权重法计算驱动因子对土地利用的影响, 自动获取土地利用变化条件概率并将调节的因子参数用于空间预测。为了避免驱动因子之间的相关性, 同时将 crammer 系数和联合信息不确定性作为检验标准剔除相关因子。因此, 利用 Dinamica EGO 模型模拟中国未来土地利用变化是非常有意义的。

本文对 Dinamica EGO 模型在中国的研究进行探索, 利用 NDVI 时序数据提取的覆盖中国 2000 和 2005 年土地利用数据, 结合模型特点进行 2000~2005 年土地利用变化驱动力分析和模拟, 并预测中国 2015 年土地利用变化状况, 为研究我国国土资源规划和未来碳排放情景提供数据支持。

## 2. 研究方法

### 2.1. 土地利用分类

全国(2000, 2005)土地利用分类使用 SPOT VGT NDVI 时序数据, 经过数据预处理形成坐标、范围和分辨率一致的研究数据集, 并将投影转化到 Krasovsky\_1940\_Albers。由于 SPOT VGT NDVI 是用十天最大值法合成的 NDVI 时间序列数据, 受云和阴影等因素的影响, NDVI 数据在时间序列上会有明显的波动, 表现为 NDVI 值突然减小。在使用 NDVI 序列数据进行土地利用分类前, 需要去除或减小这些异常值。一般采用 Viovy 的 BISE 方法对 NDVI 数据滤波, 但在实验中发现该方法并不十分理想。因此对 BISE 进行改进, 把时间序列上的邻近点个数扩展到 4 个, 并在空间上进行了一次滑动窗口为 3 的平滑处理。

中国科学院资源环境科学数据库(<http://www.resdc.cn/first.asp>)中国土地利用类型分为 6 个一级类和 25 个二级类。每一年每一个土地利用类型都有各自 NDVI 时间序列特征, 建立每年每类的土地利用特征曲线库就可以进行土地利用分类。

参考中国科学院资源环境科学数据库通过 TM /ETM + 机助人了解译生成的土地利用图, 对 25 个二

级类分别建立感兴趣区域(ROI)。然后应用监督分类中的光谱角制图法对 NDVI 分类<sup>[19]</sup>。把一类像元平均 NDVI 时间序列作为一条曲线, 计算它与各 ROI 曲线的夹角, 该像元与夹角最小的 ROI 判为同一类, 其算法见公式(1)<sup>[20]</sup>。

$$\cos(ta) = \frac{F_p * F_{roi}}{|F_p| |F_{roi}|} = \frac{\sum_{i=1}^n F_p i F_{roi} i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n F_p i F_p i} \sqrt{\sum_{i=1}^n F_{roi} i F_{roi} i}} \quad (1)$$

其中,  $ta$  表示像元曲线与 ROI 曲线之间的夹角,  $F_p$  和  $F_{roi}$  分别表示待分像元时序向量和 ROI 的时序向量,  $i=1, \dots, n$ ,  $n$  为类别数。由于光谱角制图法对曲线形状敏感, 对数值并不敏感, 因此同时采用最小距离法改善分类精度, 具体工作可以参考黎治华等<sup>[21]</sup>。分类后处理使用了 Stefanov 等<sup>[22]</sup>使用的专家模型, 对需要后处理的类别设置判断路径, 对符合判断路径的类进行确认, 对不符合判断路径的类进行重编码。分类后将 25 个二级类合并到一级类, 即建设用地、水域、耕地、林地、草地、未利用地六大类。

## 2.2. Dinamica EGO 算法原理

Dinamica EGO 模型采用马尔科夫过程估计土地利用变化面积。马尔科夫过程将土地利用类型看成是时间序列轴上一系列状态变量, 每个时刻的状态变量由一个列向量组成, 向量中的元素是该时刻各种土地利用类型占总面积的百分比。从当前时刻到下一时刻土地的变化数量由一个转化概率矩阵决定, 并且只与当前状态、转化概率矩阵和到下一时刻的时间间隔有关, 无需考虑之前的土地状态。马尔科夫过程的数学表达式为

$$\pi(t + \Delta t) = P^{\Delta t} * \pi(t) \quad (2)$$

公式中,  $\pi(t)$ 表示  $t$  时刻土地利用状态,  $\pi(t + \Delta t)$ 表示  $t + \Delta t$  时刻土地利用状态,  $P$  是土地利用变化转移矩阵。

马尔科夫过程可以预测土地利用变化面积, 这些面积如何分配到研究区域的单元由条件概率决定。每个地面单元转化概率的多少需要综合考虑影响土地利用变化的各种自然和社会经济因素。转化概率的估计可以使用 logistic 回归<sup>[23,24]</sup>、人工神经网络<sup>[25]</sup>或证据权重法<sup>[26,27]</sup>。在目前的 Dinamica EGO 版本内(<http://www.csr.ufmg.br/dinamica>), 使用的是证据权重法。证

据权重法的基本原理是贝叶斯准则, 即在考虑其他限定条件的基础上估计条件概率, 也称后验概率。我们假设土地利用转化是一个事件  $B$ , 在相互独立的自然和社会经济因素影响下证据权重法计算事件  $B$  发生的条件概率为<sup>[28]</sup>

$$P(B/D \cap E \cap F \cap \dots \cap X) = \frac{O(B) \times e^{\sum w^+}}{1 + O(B) \times e^{\sum w^+}} \quad (3)$$

$D$ 、 $E$ 、 $F$ 、 $X$  表示自然和社会经济因子,  $w^+$  表示因子的权重,  $O(B)$  是事件  $B$  的胜率(Odds)。

条件概率由基于元胞自动机原理的 Expander 和 Patcher 过程分配。Expander 过程是土地利用斑块在空间边缘上的延伸或者缩小, 如在  $j$  类型邻域内发生  $i$  类型向  $j$  类型的转化, Patcher 则可以分配远离  $j$  类型的  $i \rightarrow j$  土地利用变化, 即产生新的土地利用斑块。新增斑块面积由均值和方差校正, 等距系数决定新增斑块的形状, 取值范围为 0~2, 等距系数越大, 新增斑块的形状越对称。

## 3. 结果与讨论

### 3.1. 2000~2005 年中国土地利用变化

根据前面叙述的分类方法, 基于 SPOT NDVI 时序数据提取覆盖中国的 2000 和 2005 年的土地利用分类数据。利用中国资源环境遥感数据库中的 2000 年和 2005 年土地利用数据, 结合混淆矩阵对两期 SPOT VEGETATION NDVI 时间序列分类数据进行验证。结果显示 2000 年土地利用分类总体精度为 86.67%、kappa 系数为 0.8226, 2005 年土地利用分类总体精度为 86.58%、kappa 系数为 0.8219<sup>[21]</sup>。从精度验证结果和图像对比(图 1)可以看出 NDVI 时序数据提取的 2000 年和 2005 年中国土地利用图是可以满足 LUCC 变化研究和模拟预测的需要。

基于 SPOT NDVI 提取的 2000 年和 2005 年的土地利用数据, 生成 2000 年和 2005 年土地利用转化矩阵见表 1。6 种土地利用类型在两期的分类图上反应出了 14 种土地利用变化, 变化比较活跃的类型是建设用地、耕地、草地和林地, 主要体现在耕地、草地和林地之间的相互转化和建设用地的扩张。草地的减少面积最为明显, 2000~2005 年草地面积缩减 775.50 万公顷, 主要是向耕地和林地转化, 其中有 594 万公顷

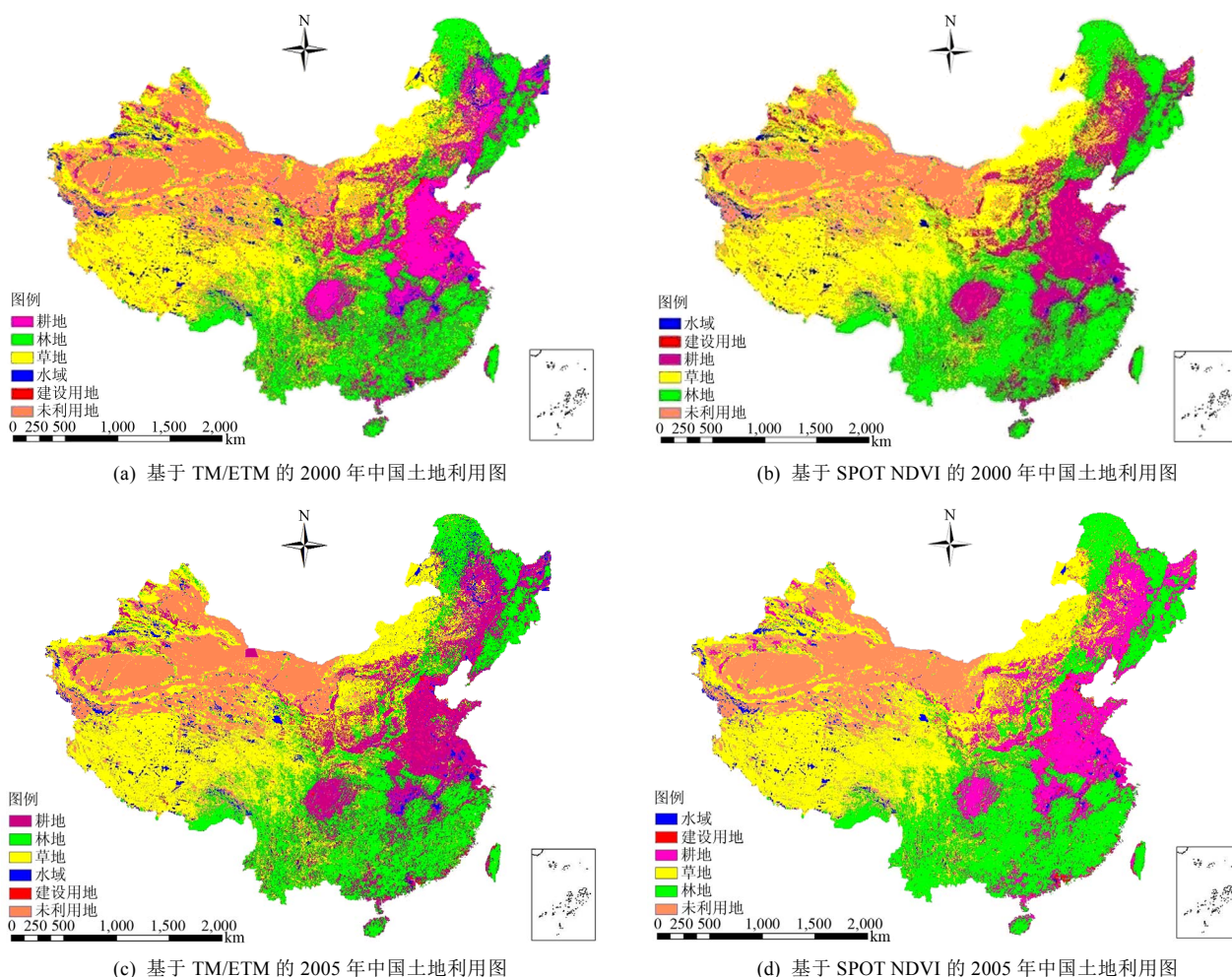


Figure 1. Land use map of China in 2000 and 2005 with TM/ETM and SPOT NDVI  
图 1. 基于 TM/ETM 和 SPOT NDVI 的 2000 和 2005 年中国土地利用图

Table 1. Transition matrix of land use in China from 2000 to 2005 (millions of ha.)  
表 1. 2000~2005 中国土地利用转移矩阵(万公顷)

2000 年	2005 年					
	水域	建设用地	耕地	草地	林地	未利用地
水域	-	1.00	1.00	5.25	0.00	4.00
建设用地	0.00	-	0.00	0.00	0.00	0.00
耕地	0.00	21.00	-	262.75	388.50	0.00
草地	0.00	2.75	594.00	-	451.25	29.00
林地	0.00	0.75	128.00	33.50	-	0.00
未利用地	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-

变为耕地，451.25 万公顷变为林地。耕地和林地也有部分面积退化为草地，但都少于草地逆转化的面积。其次变化比较显著的是林地，增加了 677.50 万公顷，增加的林地除了来自草地转化的面积，还有 388.50 万公顷由耕地转变。这与中国近年来实行的退耕还林的政策密切相关。建设用地在 6 种土地利用类型内面积

变化最小，但变化的比例最大，在 2000 年的基础上增加了 4.18%，建设用地面积的增加主要是占用了大量的耕地，尤其是在小城镇和城乡交界处较明显。研究表明，建设用地的增加与经济和人口关系密切<sup>[29]</sup>，而中国 2000~2005 年正是经济快速发展和人口迅速增长时期。水域和未利用地的改变不是很明显，水域主

要变为草地和未利用地，未利用地的增加来自草地退化和水体减少。

由上面分析可见，中国 2000~2005 年土地利用变化主要以耕地 - 林地 - 草地相互转化、耕地向建设用地转化和草地向未利用地转化为主。

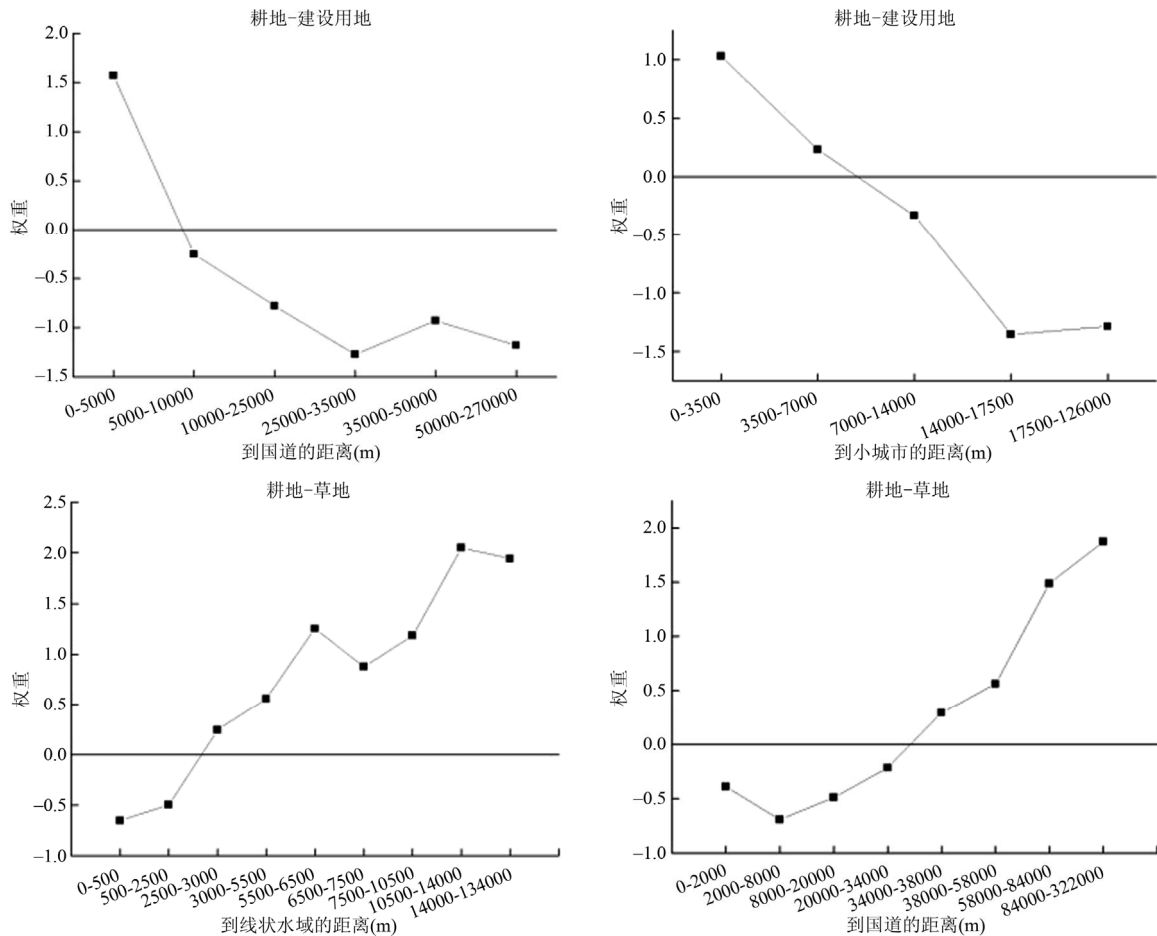
### 3.2. 驱动变量的影响

本研究选取 17 个自然和社会经济要素作为贝叶斯估计的条件变量，分别是到线状水体的距离、到面状水体的距离、到县乡级道路的距离、到国道的距离、到居民点的距离、到小城市的距离、到大中城市的距离、人口密度、土壤有机质、土壤质地、土壤厚度、年均温、年降水量、大于 50 mm 降水的月数、坡向、坡度和高程。参考 Dinamica EGO 模型中的相关性检验和权重的显著水平，人口密度、土壤质地、土壤有机质、土壤厚度、坡度和坡向没有选取作为土地利用变化概率计算的驱动变量。这些因素虽然是土地变化

的重要参考数据，但在本研究中的空间尺度下并未反应出对土地利用变化有明显的趋势或者是这些因素之间相关性程度较高。土地利用变化概率估计先对各个驱动变量离散化，再根据公式(3)计算得到。

图 2 是耕地 - 建设用地、耕地 - 草地、耕地 - 林地和草地 - 林地变化的主要驱动变量离散化结果和相应的权重。 $W^+$  大于 0 表示土地利用概率高于先验概率，即在没有考虑该驱动变量时发生变化的概率，反之，则低于先验概率。

分析主要驱动变量对土地利用变化的影响后发现，耕地 - 建设用地转化主要发生在小城市附近，到小城市的距离越远耕地被侵占的概率越小。到国道的距离是耕地 - 建设用地转化的另一个重要驱动因素，并且影响权重重要高于到小城市的距离，说明在国道附近耕地较易开发为建设用地。到国道的距离除了影响耕地向建设用地的转化外，对耕地 - 草地和耕地 - 林地的转化也有明显的作用，随着到国道的距离越远转化的概率越大。



(a)



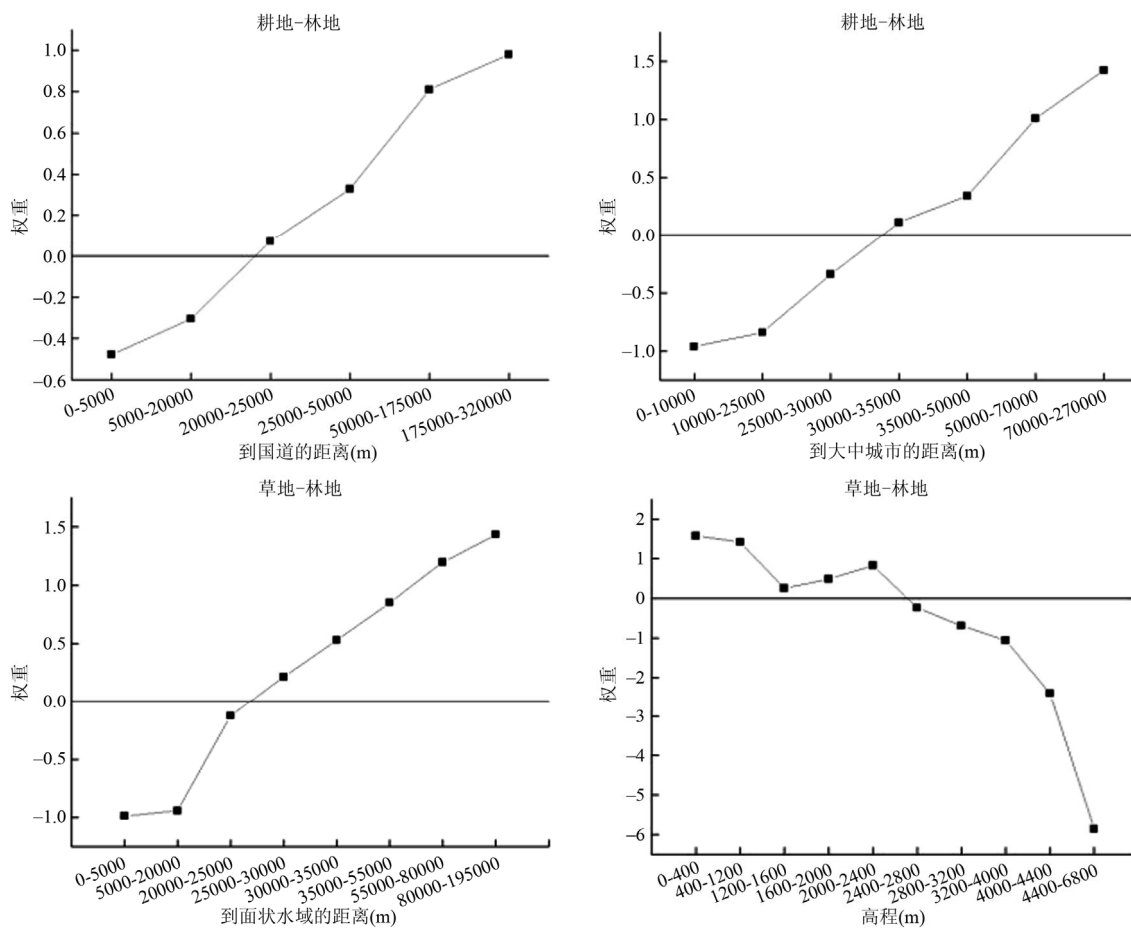


Figure 2. (a) The impact of driving variables; (b) The impact of driving variables  
图 2. (a) 驱动变量的影响; (b) 驱动变量的影响

在耕地向草地转化中，远离线状水域、城市和国道并且海拔较高的地方，耕地容易退化为草地。可见这种转化一方面来自自然因素的制约，如缺水 and 海拔高的地形和温度条件不适应耕地开垦。另一方面是经济条件的限制，到国道距离较远的地区会增加粮食运输的成本。

耕地向林地的转变易发生在海拔高于 200 米，一年中至少有 7 个月的降雨量高于 50 mm 并且年降雨量可达 800 mm 以上，远离大中城市的地区。当一年中大于 50 mm 降雨量的月数达到 12 的时候， $W^*$  达到 3，而月数在 0~1 之间时， $W^*$  则低于 -2，可见降雨量是耕地 - 林地转化的主要驱动力。

在草地 - 耕地转化中，权重与到国道的距离负相关，这与耕地 - 草地转化中权重与到国道的距离正相关正好对应。除此之外，在年降雨量 800 mm 以上的小城市 and 居民点附近，草地被开垦为耕地的可能性很

大。

草地 - 林地的转化与耕地 - 林地的转化相反，在低海拔区域，并且靠近小城市。在高海拔地区和远离小城市的地方， $W^*$  分别为 -6 和 -5，说明草地变为林地的可能性极低。从驱动变量的权重来看，近年来防护林工程实施主要在小城市周围，并且防护林的建设主要是在原有草地的基础上进行植树造林。到县级道路的距离和到小城市的距离是林地 - 耕地转化的驱动变量，但是影响的范围不大， $W^*$  都在 -1.5~1 之间。林地 - 草地转化则主要来自到面状水库的距离和降雨量的驱动。

由此可见，不同主导影响因子，是导致不同土地利用类型转化的根本原因和驱动力。

### 3.3. 模型验证

模型中模拟图的精度的验证采用多分辨率拟合

方法<sup>[30]</sup>, 这种方法通过对比变化的空间位置和变化的类型是否一致衡量模拟真实性, 而两期土地利用图中未改变的土地利用像元不计入模拟正确性评价之中, 因此要求比一些常用的方法, 如 kappa 系数等更加严格。土地利用的模拟很难做到像元对像元的完全匹配, 多分辨率拟合的优势是充分考虑到了土地利用变化的空间位置, 当变化发生在领域像元时, 土地利用也会呈现出相似的空间格局分布<sup>[31]</sup>。多分辨率拟合验证方法不是点对点的精确匹配, 因此是一种模糊相似度。当为 6 像元领域时, 模拟的平均模糊相似度可以达到 80%。本研究中土地利用变化驱动变量大多是自然因素, 但实际的变化是一个复杂的过程, 除了受到正常自然环境影响外, 重大自然灾害、人类活动影响和政府政策干预对变化的预测都起着关键性作用。因此, 模拟精度的提高还需要更多的先验知识。

### 3.4. 2005~2015 年土地利用变化预测

结果表明 Dinamica EGO 模型较好的模拟了中国 2000~2005 年土地利用的时空变化, 利用调节的模型参数模拟中国未来的土地利用变化也应该是可行的。首先根据马尔科夫过程, 得到中国 2005~2015 年土地利用变化数量, 然后土地利用变化条件概率对土地利用变化进行空间分配。运行 Dinamica EGO 模型得到的中国 2015 土地利用模拟图, 2005~2015 年中国土地利用变化类型和“热点区域”见图 3。

根据预测结果可以看出, 我国未来的土地利用变化类型依然主要是建设用地的扩张和耕地、草地、林地之间的相互转换。从图中反应的变化空间分布中, 耕地向建设用地的转化集中在长江三角洲地区和部分内陆地区, 如安徽、湖北和湖南。耕地、草地相互转换主要可能发生在我国农牧交错带, 内蒙古东部和西南部、甘肃和陕西北部是草地开发为耕地的主要区域, 而内蒙古中部和山西、河北交界处是耕地退化为草地的可能区域, 新疆也有部分地区有耕地 - 草地转化的可能。草地 - 林地变化的可能区域比较分散, 在内蒙古北部、甘肃和山西南部、四川中部和贵州西南部都有分布, 由耕地转变成林地的可能区域则比较集中在以四川、重庆为主的西南地区。林地变耕地可能在我国湖南湖北交界处、贵州中部和东北部, 而林地 - 草地转化只在新疆北部有少量地区。总体来说, 我国未来土地利用变化主要集中在生态脆弱区和城市快速发展地带, 应加强对这部分地区土地利用的关注, 预防土地利用不合理的转移。

## 4. 结论

本文基于遥感时序数据提取覆盖全国的 2000 和 2005 年的土地利用数据, 利用 Dinamica EGO 模型模拟中国未来土地利用时空变化。

2000~2005 年中国变化最大的土地利用是草地、林地、耕地, 主要变化类型是草地 - 耕地、草地 - 林

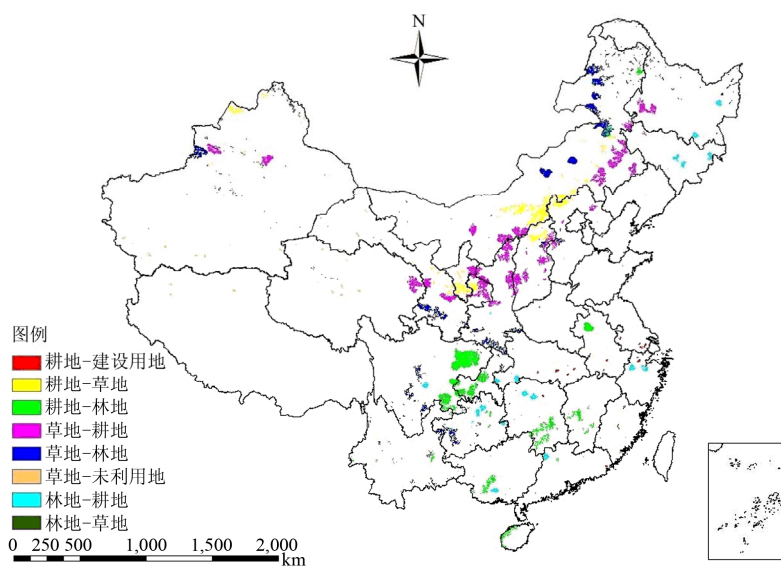


Figure 3. Simulation map of land use change area of main types in China from 2005 to 2015  
图 3. 2005~2015 年中国主要土地利用变化类型模拟图

地、耕地 - 林地和耕地 - 草地转化。建设用地扩张面积虽然不多,但建设用地基数小,增加的面积占总面积的 4.18%。建设用地的增加主要是占用了耕地面积。水域和未利用地面积变化最小,水域有部分转变为建设用地、耕地和未利用地,还有近 50%变为未利用地,未利用地的增加主要是草地的退化。

从基于贝叶斯估计的证据权重法计算出的各个变量的权重值和统计上是否显著可以判断出土地利用变化的主要驱动力。耕地 - 建设用地变化的空间特征是离小城市和国道的距离较近。到线状水域、国道、小城市的距离和高程是耕地 - 草地转化的主要因素。耕地 - 林地转化的驱动力是到国道、大中城市的距离、年降水量、大于 50 mm 降水月数和到小城市的距离。草地 - 林地转化随着海拔降低、降雨增多和到小城市的距离缩小,转化的可能性增大。在县乡级道路和小城市附近降雨丰沛的地区,林地较容易变为耕地。到大中城市的距离和大于 50 mm 的月数是预测林地-草地变化的主要变量。

2005~2015 年我国土地利用变化预测反应出未来土地利用变化较大类型是耕地、草地、林地和建设用地,土地利用变化敏感地区集中在东北林草交错生态脆弱区、北方农牧交错生态脆弱区、南方红壤丘陵山地生态脆弱区和西南山地农牧交错生态脆弱区。未来应加强对这些地区土地利用变化的关注,制定相关土地利用政策防止土地利用变化带来的负面效应。

## 参考文献 (References)

[1] J. A. Foley, R. DeFries, G. P. Asner, et al. Global consequences of land use. *Science*, 2005, 309(5734): 570-574.

[2] W. Mcconnell, M. S. Smith. Global land project science plan and implementation strategy. IGBP Report No. 53, IHDP Report No. 19, 2005.

[3] E. F. Lambin, X. Baulies, N. Bockstael, et al. Land-use and land-cover change (LUCC): Implementation strategy. IGBP Report 48, IHDP Report 10, 1995.

[4] A. Veldkamp, E. F. Lambin. Predicting land-use change. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 2001, 85(1-3): 1-6.

[5] E. F. Lambin, M. D. A. Rounsevell and H. J. Geist. Are agricultural land-use models able to predict changes in land-use intensity? *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 2000, 82(1-3): 321-331.

[6] 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[J]. *地理学报*, 2003, 58(2): 294-304.

[7] 何春阳, 陈晋, 史培军等. 基于 CA 的城市空间动态模型研究

[J]. *地球科学进展*, 2002, 17(2): 188-195, 303.

[8] 黎夏, 叶嘉安. 约束性单元自动演化 CA 模型及可持续城市发展形态的模拟[J]. *地理学报*, 1999, 54(4): 289-298.

[9] 黎夏, 叶嘉安. 主成分分析与 Cellular Automata 在空间决策与城市模拟中的应用[J]. *中国科学(D辑: 地球科学)*, 2001, 31(8): 683-690.

[10] 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[J]. *地理学报*, 2002, 57(2): 159-166.

[11] 黎夏, 叶嘉安. 基于神经网络的元胞自动机及模拟复杂土地利用系统[J]. *地理研究*, 2005, 24(1): 19-27.

[12] 张永民, 赵士洞, P. H. Verburg. 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[J]. *自然资源学报*, 2003, 18(3): 310-318.

[13] 陆汝成, 黄贤金, 左天惠等. 基于 CLUE-S 和 Markov 复合模型的土地利用情景模拟研究——以江苏省环太湖地区为例[J]. *地理科学*, 2009, 29(4): 577-581.

[14] M. Godoy, B. S. Soares-Filho. Modelling intra-urban dynamics in the Savassi neighbourhood, Belo Horizonte City, Brazil. In: M. Paegelow, M. T. C. Olmedo, Eds., *Modelling Environmental Dynamics*, Berlin: Springer, 2008: 319-338.

[15] E. E. Maeda, B. J. F. Clark, P. P. ellikka, et al. Modelling agricultural expansion in Kenya's Eastern Arc Mountains biodiversity hotspot. *Agricultural Systems*, 2010, 103(9): 609-620.

[16] E. E. Maeda, P. K. E. Pellikka, M. Siljander, et al. Potential impacts of agricultural expansion and climate change on soil erosion in the Eastern Arc Mountains of Kenya. *Geomorphology*, 2010, 123(3-4): 279-289.

[17] R. B. Thapa, Y. Murayama. Urban growth modeling of Kathmandu metropolitan region, Nepal. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2011, 35(1): 25-34.

[18] 何瑞珍, 闫东峰, 张敬东. 基于马尔可夫模型的郑州市土地利用动态变化预测[J]. *中国农学通报*, 2006, 9: 435-437.

[19] O. A. Carvalho, R. F. Guimaraes, R. A. T. Gomes, et al. Normalization of multi-temporal images using a new change detection method based on the spectral classifier. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 2006, IEEE International Conference*, 2006.

[20] 唐宏, 杜培军, 方涛等. 光谱角制图模型的误差源分析与改进算法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2005, 25(8): 1180-1183.

[21] 黎治华, 高志强, 高伟等. 中国 1999~2009 年土地覆盖动态变化的时空特点[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(2): 312-322, 396.

[22] W. L. Stefanov, M. Netzbund. Assessment of ASTER land cover and MODIS NDVI data at multiple scales for ecological characterization of an urban center. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 99(1-2): 31-43.

[23] B. S. Soares-Filho, R. M. Assuncao and A. E. Pantuzzo. Modeling the spatial transition probabilities of landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. *BioScience*, 2001, 51(12): 1059-1067.

[24] B. S. Soares-Filho, G. C. Cerqueira and C. L. Pennachin. DINAMICA: A stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. *Ecological Modelling*, 2002, 154(3): 217-235.

[25] C. M. Almeida, J. M. Gleriani, E. F. Castejon, et al. Using neural networks and cellular automata for modelling intra-urban land-use dynamics. *International Journal of Geographical Information Science*, 2008, 22(9): 943-963.

[26] C. M. Almeida, M. Batty, A. M. V. Monteiro, et al. Stochastic cellular automata modeling of urban land use dynamics: empirical development and estimation. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2003, 27(5): 481-509.

[27] A. C. M. Almeida, A. M. V. Monteiro, G. C. B. S. Soares, et al. GIS and remote sensing as tools for the simulation of urban land-use change. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(4): 759-774.

[28] B. S. Soares-Filho, H. Rodrigues and W. Costa. *Modeling environmental dynamics with dinamica EGO*. 1st Edition, Belo



- Horizonte: Britaldo Silveira Soares-Filho, 2009: 115.
- [29] W. B. Meyer, B. L. Turner. Human-population growth and global land use cover change. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 1992, 23: 39-61.
- [30] R. Costanza. Model goodness of fit-a multiple resolution procedure. *Ecological Modelling*, 1989, 47(3-4): 199-215.
- [31] A. Hagen. Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps. *International Journal of Geographical Information Science*, 2003, 17(3): 235-249.