

基于 MLP-ANN 与 Markov Chain 的土地利用变化预测方法 ——以锡林郭勒盟为例

徐广才^{1,2}, 康慕谊^{1*}, 李亚飞³

1. 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京师范大学资源学院, 北京 100875;

2. 北京农学院都市农业研究所, 北京市新农村建设研究基地, 北京 102206;

3. 中国科学院地理科学与资源研究所, 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101

摘要:以北方草地典型地区—内蒙古锡林郭勒盟为案例区,在1995年到2000年的土地利用变化与驱动力分析的基础上,利用土地利用转换类型和驱动力模型,采用多层感知神经网络模型分析了各种土地利用类型未来的转换潜力;利用马尔可夫链模型,预测了2005和2010年土地利用格局。预测结果显示:高覆盖度草地减少幅度最大,中覆盖度草地减少相对和缓,高、中覆盖度草地的减少造成了未利用地和低覆盖度草地的增加,尤其是前者增加的幅度最大;从空间分布看,高覆盖度草地的减少集中在西北部地区,主要转变为中低覆盖度草地,中覆盖度草地的减少主要集中在西南部地区,其流向主要是以沙化土地为主的未利用地;案例研究表明,多层感知神经网络模型与马尔可夫链模型的结合与应用能够在很大程度上预测稳定驱动力作用下的土地利用变化趋势,从而为生态干预提供指导。

关键词:土地利用与覆被变化;模拟;多层感知神经网络模型;马尔可夫链;锡林郭勒盟

中图分类号: X144

文献标识码: A

文章编号: 1674-5906 (2010) 10-2386-07

土地利用动态过程模拟与预测对于研究区域未来土地利用变化趋势,了解未来土地利用格局,合理调整人类活动干预土地利用过程的强度,进行土地资源优化配置^[1]和规避土地利用变化风险,促进区域生态与经济社会的可持续发展具有重要的指导意义。

土地利用变化预测多采用基于过程的模型和基于统计的模型。基于过程的模型如元胞自动机模型(Cellular Automata, CA)、基于代理模型(Agent-Based Model, ABM)、神经网络模型(Artificial Neural Network, ANN)、系统动力学模型(Systeme Dynamics)、土地利用变化及其效应模型(Conversion of Land Use and its Effects, CLUEs)^[2]等,多从土地利用变化的过程入手,分析外部驱动力及其相互联系、变化过程与作用机制,此类模型考虑到过程的时空变化^[3],具有较好的理论基础,但运算复杂。基于统计的模型如灰色预测模型(Gray Forecasting Model, GFM)、马尔可夫链模型(Markov Chain)、多元统计模型(Multivariate Statistical Model)和规划模型(Programming Model)等,多基于统计规律,易于运算,通常暗含土地利用变化过程稳定的假设,机理性不强。两类模型在一定程度上可以实现互补,经过过程模型筛选的因子可以进入统计模

型,而统计模型的结果反过来可对过程进行验证。受土地利用系统变化复杂性和模拟过程不确定性的制约,结合2类模型的优势开展土地利用变化预测的研究还不多见。本研究在土地利用变化机理的基础上,分析土地利用变化的潜力,并结合统计模型,预测未来土地利用变化,可以在一定程度上实现土地利用变化模拟方法的结合。

研究以锡林郭勒盟为例,在土地利用变化及驱动力分析基础上,利用多层感知神经网络模型与马尔可夫链模型,结合原土地利用空间格局,确定主要土地利用变化类型的转换潜力,预测未来土地利用变化趋势,为草原生态管理提供支持。

1 研究区概况

锡林郭勒盟位于内蒙古自治区中部,地理坐标111°59'—120°00' E, 42°32'—46°41' N,面积 $0.2025 \times 10^6 \text{ km}^2$,海拔900~1300 m,属中温带半干旱、干旱大陆性气候,年均气温1~2℃,年降水量200~350 mm,从东南向西北递减,年内降水70%集中在6—8月,年降水相对变率超20%,干燥度多在2~4之间。草原为其地带性植被,依水平地带性分异,自东向西分成草甸草原、典型草原和荒漠草原3个亚型。锡林郭勒盟属西北干旱区向东部湿润区过渡地带^[4],也是响应全球变化的敏感区域。

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973)项目(2007CB106807)

作者简介: 徐广才(1982年生),男,助理研究员,博士,主要从事土地资源评价和生态系统管理研究。E-mail: xugc@bac.edu.cn

*通讯作者: E-mail: kangmy@bnu.edu.cn

收稿日期: 2010-10-07

体系。以影响土地利用变化的驱动力和土地利用类型变量为输入变量,以土地利用变化概率为输出变量,以 Cramer V 指数为指标(公式 1),测试驱动力对土地利用变化的解释力。

$$\text{Cramer } V = \sqrt{\frac{\chi^2}{n \cdot \min[(r-1), (s-1)]}}, \quad (1)$$

式中, χ^2 表示卡方检验结果, r 、 s 分别表示行、列数, n 为样本数。

2.2.2 土地利用变化预测方法

利用马尔可夫链预测土地利用变化。马尔可夫链是一种具有“无后效性”的特殊随机运动过程^[12],在自然植被的变化^[13]、水资源评价^[14]、景观及土地利用变化空间模拟^[15]等领域应用广泛^[16]并取得了较好的结果^[17]。土地利用变化因其驱动因素的复杂性,虽然严格说来确具有后效性,然而从长远的影响角度看,除去社会、文化、制度等难以量化的因素外,仍可归入无后效性之列。马尔可夫链模拟需要土地利用转移矩阵和转换概率,将二者代入初始状态矩阵,进而预测未来土地利用。

2.2.3 土地利用变化预测精度检验方法

研究采用 2005 年 500 m 分辨率 Modis 土地利用数据,与预测结果进行交叉验证。由于 Modis 的土地利用数据分类系统不同于我国 1:100 000 土地利用分类系统,故对 Modis 数据分类进行调整,其中,草地分类参考 1:100 000 土地利用变化的分类标准(表 1),依照植被覆盖度确定草地覆盖的类型,植被覆盖依据与 NDVI 的定量关系(公式 2)通过栅格计算获得。

$$V_i = (\text{NDVI} - \text{NDVI}_{\min}) / (\text{NDVI}_{\max} - \text{NDVI}_{\min}) \quad (2)$$

式中, V_i 为植被覆盖度, NDVI_{\min} 为最小植被指数,为裸土条件下的 NDVI 值, NDVI_{\max} 为最大植被指数,即为全植被覆盖条件下的 NDVI 值。

3 结果与分析

3.1 土地利用变化潜力分析

3.1.1 驱动因子对土地利用变化的解释力

表 2 反映了单个驱动因子对土地利用变化的解释力。原土地利用类型、年降水量、到最近居民点的距离、海拔高度、到最近河流的距离、地形起伏度与土地利用变化关系最为密切。

对土地利用变化驱动因子进行组合,开展 MLP-ANN 分析,测试多种驱动因素组合下土地利用变化模拟的准确率,选择多次迭代平均准确率最高的驱动因子组合来模拟土地利用变化潜力,由于因子数量较大,组合情景较多,表 3 列举了平均预测准确率较高的 7 种模式。多次迭代测试的结果相差不大,通过比较准确率,采用第 9 种组合模拟土地利用变化潜力。

3.1.2 土地利用变化潜力

研究区土地利用变化类型多、斑块数量大,为突出重点,简化分析,选择数量>1 500 个栅格的 10 种土地利用转换类型(图 2),分析转换潜力。潜力模拟表明,中覆盖度草地转为未利用地的潜力区主要出现在西南部,在东南部零散分布。高覆盖度草地转为中覆盖度草地主要分布在东北部的大部分地区,并在西南部地区有少量分布。高覆盖度草地转为林地主要分布在东北部地区,临近大兴安岭的区

表 1 Modis 与中国 1:100 000 土地利用分类体系的参照整合

Table 1 The corresponding relationship between typology of China 1:100 000 land use system and Modis IGBP-1 land use system

中国 1:100 000 土地利用分类体系		Modis IGBP-1 参照分类体系	
编号	名称	含义	类型
12	旱地	指无灌溉水源及设施,靠天然降水生长作物的耕地;有水源和浇灌设施,在一般年景下能正常灌溉的旱作物耕地;以种菜为主的耕地,正常轮作的休闲地和轮歇地	12 作物; 14 作物/自然植被的镶嵌体
20	林地	指郁闭度>10%的天然木和人工林以及未成林造林地、迹地、苗圃及各类园地。	1 常绿针叶林; 2 常绿阔叶林; 3 落叶针叶林; 4 落叶阔叶林; 5 混交林; 6 郁闭灌丛; 7 开放灌丛
31	高覆盖度草地	指覆盖度在>50%的天然草地、改良草地和割草地。此类草地一般水分条件较好,草被生长茂密	8 多树草原; 10 草原 ($V_i > 50\%$)
32	中覆盖度草地	指覆盖度在 20%~50%的天然草地和改良草地,此类草地一般水分不足,草被较稀疏	9 稀树草原; 10 草原 ($50\% > V_i > 20\%$)
33	低覆盖度草地	指覆盖度在 5%~20%的天然草地。此类草地水分缺乏,草被稀疏,牧业利用条件差	10 草原 ($20\% > V_i > 5\%$)
40	水域	指天然陆地水域和水利设施用地,包括河流湖泊坑塘水渠滩涂滩地等	0 水域, 11 永久湿地
50	居民点和建设用地	指大、中、小城市及县镇以上建成区用地,农村居民点以及独立于城镇以外的工矿、交通等用地。	13, 城市和建设用地
60	未利用地	目前还未利用的土地,包括难利用的土地、沙地、戈壁、盐碱地、沼泽地、裸土地、裸岩石、砾地等。	15 永久冰雪; 16 裸地或低植被覆盖地

表 2 各因子对土地利用变化的解释力(Cramer V 指数)

Table 2 Cramer V—The explanatory power of individual factors to land use change from 1995 to 2000

Cramer V 指数	整体解释力	林地	中覆盖草地	水域	高覆盖草地	低覆盖草地	城市及工矿用地	未利用地	农村居民点用地	农田
海拔	0.07	0.17	0.13	0.10	0.08	0.06	0.06	0.03	0.00	0.00
到最近居民点距离	0.07	0.30	0.14	0.09	0.05	0.07	0.03	0.15	0.08	0.00
到最近河流距离	0.07	0.14	0.21	0.09	0.12	0.29	0.06	0.03	0.03	0.00
到最近道路距离	0.04	0.10	0.11	0.05	0.07	0.16	0.04	0.03	0.05	0.00
年均降水	0.10	0.10	0.22	0.04	0.07	0.29	0.03	0.02	0.00	0.00
年均降水变率	0.01	0.02	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
地形起伏度	0.07	0.02	0.02	0.01	0.23	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00
相对坡位	0.01	0.03	0.01	0.01	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
年均气温	0.01	0.02	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
坡向转换指数	0.01	0.02	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
土地利用类型	0.35	0.63	0.65	0.41	0.14	0.50	0.18	0.07	0.10	0.00

表 3 多种影响因素组合下土地利用潜力分析准确率比较

Table 3 The simulation accuracy of land use conversion potential under different driving force groups

序号	驱动力组合	第 1 次测试	第 2 次测试	第 3 次测试	平均值
1	土地利用类型+年降水量+到最近居民点的距离	33.54%	33.50%	33.57%	33.54%
2	土地利用类型+年降水量+到最近居民点的距离+海拔	27.65%	33.05%	29.49%	30.06%
3	土地利用类型+年降水量+到最近居民点的距离+海拔+到最近河流的距离	40.10%	38.69%	39.27%	39.35%
4	土地利用类型+年降水量+到最近居民点的距离+海拔+到最近河流的距离+地形起伏度	30.50%	40.13%	34.65%	35.09%
5	土地利用类型+年降水量+到最近居民点的距离+海拔+到最近河流的距离+地形起伏度+到最近道路的距离	43.08%	42.21%	43.10%	42.80%
6	土地利用类型+年降水量+到最近居民点的距离+海拔+到最近河流的距离+地形起伏度+到最近道路的距离+相对地形坡位	42.11%	27.25%	30.41%	33.26%
7	土地利用类型+年降水量+到最近居民点的距离+海拔+到最近河流的距离+地形起伏度+到最近道路的距离+相对地形坡位+降水变率+年均气温+坡向转换指数	21.62%	27.99%	26.33%	25.31%

域。而中覆盖草地转为高覆盖度草地，低覆盖度草地转为中覆盖度草地则潜力指数较低，且分布范围较小。而中覆盖度草地转为低覆盖度草地主要分布在研究区中南部。

3.2 土地利用变化预测

3.2.1 土地利用预测结果及精度

预测 2005 和 2010 年土地利用状况如图 3 所示。经交叉检验，预测 2005 年土地利用图与 Modis 观测土地利用图的 Kappa 系数达到 67.97%，相对数值仍不是很高。这是由于 Modis 全球土地利用数据分辨率为 500 m，低于研究所用的 1:100 000 土地利用数据精度。但囿于尚无高质量的土地利用数据可用作参照，Modis 的数据在一定程度上仍辅助验证了土地利用预测的准确性。更进一步说，研究目的在于确定土地利用变化的方向，即确定土地利用转换的高概率区域，而非精确地预测未来土地利用的类型，因而预测结果对于确定各区域土地利用变化的方向仍具有重要价值。

3.2.2 土地利用变化的趋势分析

对比 1995、2000 年及预测所得 2005 和 2010

年的土地利用变化数据(图 4)，耕地，林地，水域变化不明显，高覆盖度草地减少幅度最大、中覆盖度草地减少相对缓和，高、中覆盖度草地的减少对应于未利用地和低覆盖度草地的增加，且未利用地增加的幅度最大。从空间分布看，高覆盖度草地的减少集中在西北部地区，主要是转为中低覆盖度草地，中覆盖度草地的减少集中在西南部地区，多转为沙地等未利用地(图 3)。

4 结论与讨论

基于土地利用格局、变化与影响因素分析，采用多层感知人工神经网络模型和马尔可夫链模型，预测了 2005 和 2010 年的土地利用格局。在外部驱动力稳定的条件下，高、中覆盖度草地将呈现出明显的减少趋势，未利用地和低覆盖度草地显著增加，草地退化加剧，尤其是西北部和西南部地区。遏制西北部和西南部地区高、中覆盖度草地向低覆盖度草地和未利用土地的转化是土地利用和草原生态管理与干预的重点区域和生态发展的目标。预测较好地揭示了土地利用变化的未来走向，为现阶段通过加强土地利用管理，尤其是以放牧管理为主

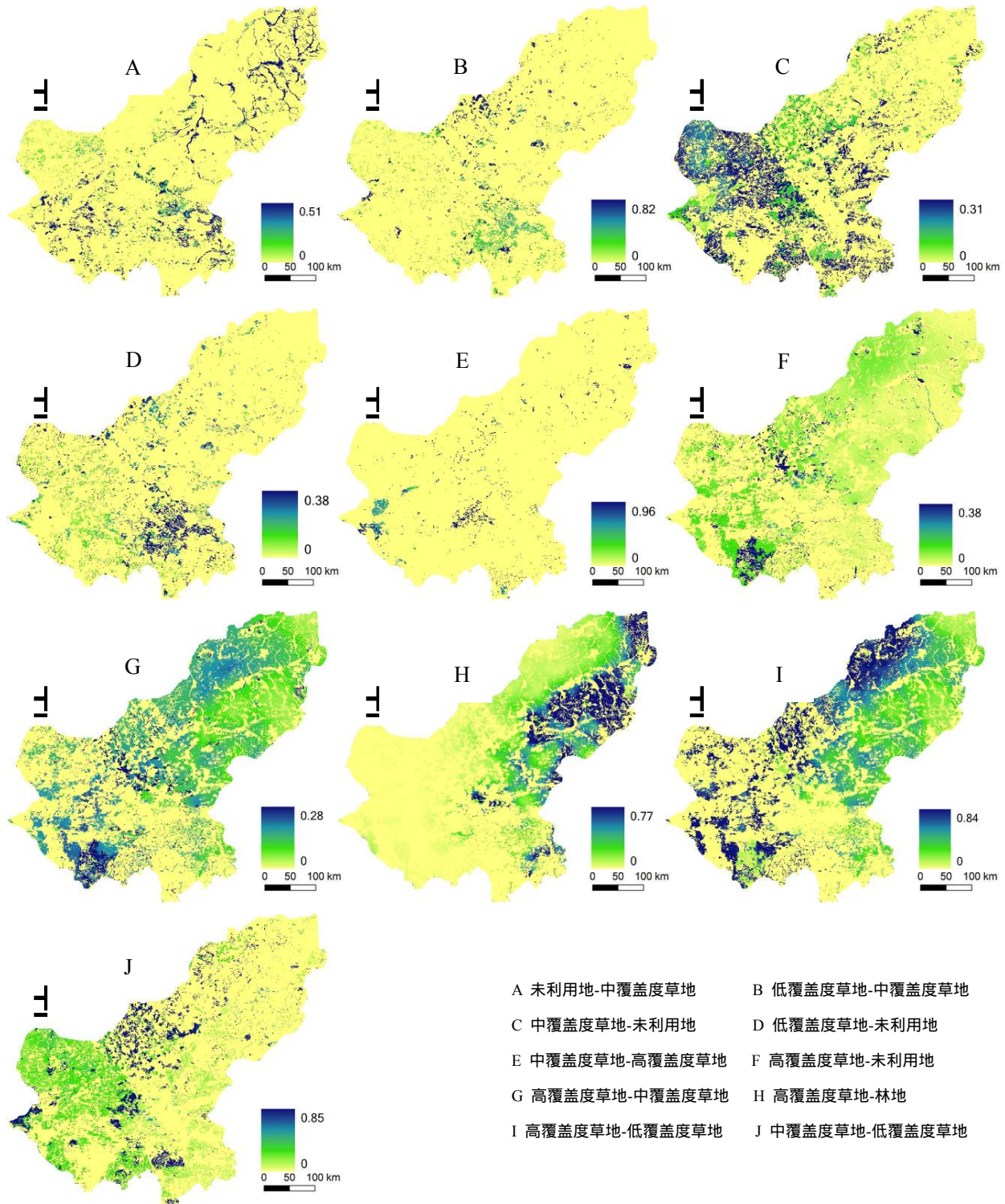


图 2 主要土地利用变化类型的潜力

Fig. 2 Future transition potential of the major land use conversion type

的草原生态系统管理,减缓草地放牧压力,促进草地生态系统恢复,扭转未来土地利用变化的趋势,具有十分重要的意义。

锡林郭勒盟案例研究选择 1995 和 2000 年的土地利用变化,模拟了 2005 与 2010 年的土地利用情况,虽然在时效上对于土地利用变化的指导意义稍

显不足,但考虑到当地土地利用变化的稳定性和生态系统管理的长期性,该研究结论对当地现今乃至未来较长时期仍具有较大的现实指导意义。该研究方法不失为土地利用变化预测的一种有效途径,拓展了土地利用变化模拟的方法,对同类地区土地利用变化模拟及相关研究具有一定的指导意义。

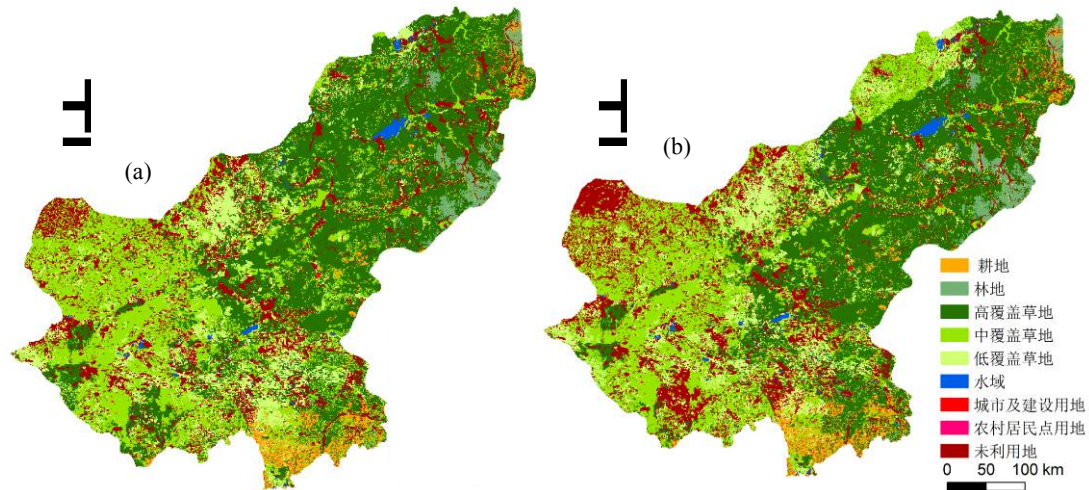


图3 预测 2005 年 (a) 和 2010 年土地利用图 (b)

Fig.3 Simulated land use for 2005 (a) and 2010 (b)

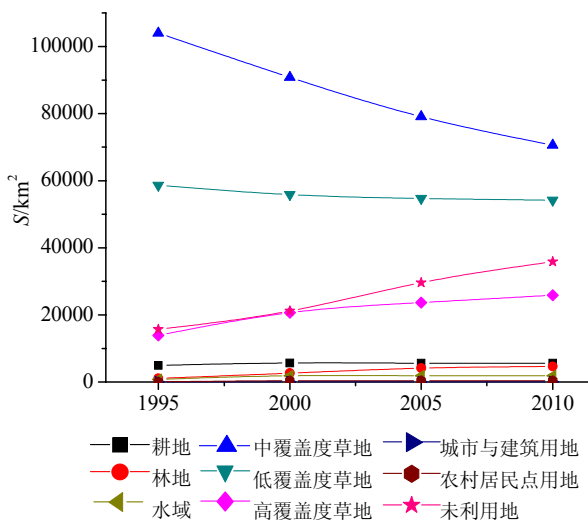


图4 1995-2010 年土地利用变化的趋势

Fig.4 Simulated trend of land use change (1995-2010)

基于 MLP-ANN 分析和马尔可夫链式模型预测中存在的问题主要表现在驱动因子选择无法充分反映土地利用变化的现实影响因素，尤其制度和市场对草原地区土地利用变化的影响，通过提高模型解释力以提高预测精确性是未来研究中需要重视的问题。

致谢：土地利用数据由国家自然科学基金委中国西部环境与生态科学数据中心提供，气候数据由国家气象局气候中心提供，地形数据由北京师范大学 973 项目组提供，特此致谢！

参考文献：

[1] 杜自强, 王建, 陈正华, 等. 基于 RS 和 GIS 的区域土地利用动态变化及演变趋势分析[J]. 干旱区资源与环境, 2007, 21(1): 115-119.

DU Ziqiang, WANG Jian, CHEN Zhenghua, et al. The analysis of regional land use change and its evolving tendency based on RS and GIS[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2007, 21(1): 115-119.

[2] VELDKAMP A, FRESCO L O. CLUE: a conceptual model to study the Conversion of Land Use and its Effects[J]. Ecological Modelling, 1996, 85(2/3): 253-270.

[3] VELDKAMP A, LAMBIN E F. Predicting land-use change[J]. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2001, 85(1/3): 1-6.

[4] 刘爱军, 韩建国. 利用遥感技术监测锡林郭勒天然草原利用强度方法初探[J]. 中国草地学报, 2007, 29(2): 70-74.

LIU Aijun, HAN Jianguo. The study of method about monitoring grazing intensity in Xilingol rangeland using RS data[J]. Chinese Journal of Grassland, 2007, 29(2): 70-74.

[5] 李青丰, 胡春元, 王明玖. 锡林郭勒草原生态环境恶化原因诊断及治理对策[J]. 内蒙古大学学报: 自然科学版, 2003, 34(2): 166-172.

LI Qingfeng, HU Yuanchun, WANG Mingjiu. Analysis on the causes of eco-environmental deterioration in Xilingole typical grassland region and countermeasures[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Neimongol, 2003, 34(2): 166-172.

[6] 徐广才. 基于生态脆弱性与土地利用变化的锡林郭勒盟人地系统适应性管理研究[D]. 北京: 北京师范大学, 2010.

XU Guangcai. Study on the Adaptive Management of Human-Environment System in Xilingol Based on Vulnerability Analysis and LUCC Simulation[D]. Beijing: Beijing Normal University, 2010.

[7] PIJANOWSKI B C, BROWN D G, SHELLITO B A, et al. Using neural networks and GIS to forecast land use changes: a Land Transformation Model[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2002, 26(6): 553-575.

[8] 杨健, 池宏康, 莫沫. 应用神经网络和多谱段遥感数据对大屿山岛土地覆盖分类的研究[J]. 植物生态学报, 2002, 26(2): 185-188.

YANG Jian, CHI Hongkang, MO Mo. Vegetation classification of multispectral remotely sensed data using neural network[J]. Acta Phytocologica Sinica, 2002, 26(2): 185-188.

[9] 韩玲. 基于人工神经网络-多层感知器(MLP) 的遥感影像分类模型

- [J]. 测绘通报, 2004, 9: 29-30.
HAN Ling. The classification model of RS images based on artificial neural network-MLP[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2004, 9: 29-30.
- [10] 后锐, 张毕西. 基于 MLP 神经网络的区域物流需求预测方法及其应用[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 12: 43-47.
HOU Rui, ZHANG Bixi. A method for forecasting regional logistics demand based on MLP neural network and its application[J]. Systems Engineering -Theory & Practice, 2005, 12: 43-47.
- [11] 曾和平, 朱云梅, 周跃. 基于 MLP-ANN 神经网络的河流泥沙输移对气候变化的响应[J]. 环境科学与管理, 2009, 34(4): 16-19.
ZENgeng Heping, ZHU Yunmei, ZHOU Yue. Response for the climate changes to the transportation of sediment in Longchuanjiang River based on MLP- ANN model[J]. Environmental science and Management, 2009, 34(4): 16-19.
- [12] 李黔湘, 王华斌. 基于马尔柯夫模型的涨渡湖流域土地利用变化预测[J]. 资源科学, 2008, 30(10): 1541-1546.
LI Qianxiang, WANG Huabin. Prediction of land-use change in Zhangdu Watershed based on a Markov model[J]. Resources Science, 2008, 30(10): 1541-1546.
- [13] 沙晋明, 李小梅, 杨武年, 等. 利用马尔可夫模型预测福州市植被动态变化[J]. 水土保持通报, 2004, 24(5): 5-9.
SHA Jinming, LI Xiaomei, YANG Wunian, et al. Dynamic change prediction of vegetation in Fuzhou City by Markov's models[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2004, 24(5): 5-9.
- [14] 钱家忠, 朱学愚, 吴剑锋. 地下水资源评价中降水量的时间序列—马尔可夫模型[J]. 地理科学, 2001, 21(4): 350-353.
QIAN Jiazhong, ZHU Xueyu, WU Jianfeng. Time series-Markov prediction model for precipitation in the course of evaluation of groundwater resources[J]. Scientia Geographica Sinica, 2001, 21(4): 350-353.
- [15] 吴琼, 王如松, 李宏卿, 等. 土地利用/景观生态学研究中的马尔可夫链统计性质分析[J]. 应用生态学报, 2006, 17(3): 434-437.
WU Qiong, WANG Rusong, LI Hongqing, et al. Statistical properties of Markov chain in land use and landscape study[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2006, 17(3): 434-437.
- [16] 刘盛和, 何书金. 土地利用动态变化的空间分析测算模型[J]. 自然资源学报, 2002, 17(5): 533-540.
LIU Shenghe, HE Shujin. A spatial analysis model for measuring the rate of land use change[J]. Journal of Natural Resources, 2002, 17(5): 533-540.
- [17] 张海龙, 蒋建军, 吴宏安, 等. 基于 Landsat TM 的西安地区土地利用与覆被变化[J]. 干旱区研究, 2006, 23(3): 427-432.
ZHANG Hailong, JIANG Jianjun, WU Hongan, et al. Study on the land use/cover change in the Xi'an region based on Landsat TM images[J]. Arid Zone Research, 2006, 23(3): 427-432.

Future land use simulation based on MLP-ANN and Markov Chain: A case study in Xilingol League

XU Guangcai^{1,2}, KANG MUYI^{1*}, LI Yafei³

1. State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology; College of Resources Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 2. Institute for urban agriculture research, Beijing Agriculture University; Beijing Research Base for new countryside, Beijing 102206, China; 3. Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS; State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Beijing 100101, China

Abstract: Xilingol, a typical steppe region in Inner Mongolia, Northern China, was taken as a case study area to test a land use and cover change (LUCC) simulation method. Based on previous analyses identifying the principal drivers of land use change in the region, a Multi-Layer Perception Artificial Neural Network model (MLP-ANN) was used to analyze the potential change of each land use type. Land use change between the 1995 baseline and 2005 and 2010 was assessed using Markov Chain methods to compare the main flows of predicted land use change. Results show that the main changes are from high/moderate coverage grassland to vacant land and low-coverage grassland. During the process, high-coverage grassland will broadly convert to moderate-coverage grassland in the northwest, while the vacant land will dramatically increase in the southwest from moderate-coverage grassland. These results help to understand the present negative LUCC tendency in the region, and could therefore be useful to relevant institutions in formulating some feasible countermeasures in combating this undesirable LUCC trend.

Key Words: LUCC; simulation; MLP-ANN; Markov Chain; Xilingol