

遥感分类精度对湿地模拟预测的影响分析

梁大双, 黄华国, 赵秀海, 吴蕾

(北京林业大学省部共建森林培育与保护教育部重点实验室, 北京 100083)

摘要: 湿地是生态系统中最为重要的一个生态系统, 同时也是近些年来遭受人类活动破坏最为严重的生态系统。近些年来, 关于湿地的保护也引起了人们的广泛关注。本文以三江保护区的 1999 年和 2007 年两期 TM 遥感影像为基础, 结合人工神经网络和元胞自动机模型, 通过对不同分类精度的一系列遥感分类影像作模拟预测, 比较分析它们的预测精度, 最后结果表明: 分类精度和模拟预测精度有着正相关的线性关系, 当分类精度达到 (Kappa 系数) 0.75 以上时, 预测的精度 (Kappa 系数) 才可以达到 0.69 以上。这一结论为利用元胞自动机模拟预测湿地的空间格局演化时分类精度的选择提供了一定的指导。最后, 用此元胞自动机模型预测了 2015 和 2023 两年的该区域湿地空间格局图, 为三江保护政策的实施提供了一定的依据。

关键词: 元胞自动机; 人工神经网络; 湿地; 遥感技术; 模拟预测

doi: 10.3969/j.issn.1000-3177.2010.04.010

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3177(2010)110-0051-07

The Analysis of Classification Accuracy of Remote Sensing Data on the Wetland Change Prediction

LIANG Da-shuang, HUANG Hua-guo, ZHAO Xiu-hai, WU Lei

(Key Laboratory for Silviculture and Conservation, Ministry of Education, Beijing Forestry University, Beijing 100083)

Abstract: Wetland system is a very important ecosystem. However, it is also destroyed severely by human. Nowadays, the wetland protection has been concerned more and more. In this paper, combined with Artificial Neural Network (ANN) and Cellular Automata model (CA), two remote sensing images (1999 and 2007) in the Sanjiang Plain were used to analyze the effect of classified accuracy on the prediction accuracy of wetland change. The results show that classification accuracy has a positive correlation with the predict precision. When the classification precision is 0.75 (Kappa Index) the predict accuracy is 0.69 (Kappa Index). This conclusion can help us to do predictions using the remote sensing data. At last, two predicted maps (2015, 2023) were generated, which can give a certain suggestion to the coming Sanjiang Plain protection policy's execution.

Key words: CA; ANN; wetland; remote sensing technology; predict

1 引言

湿地是由喜水生物和过湿环境构成的特殊自然综合体, 位于生物圈、水圈、岩石圈和大气圈的交汇处, 是各种能流和物流交换与作用的场所。它是地

球上重要的生存环境和生态系统, 具有稳定环境、物种基因保护和资源利用功能, 被誉为自然之肾、生物基因库和人类摇篮^[2]。湿地也是近代史上遭受人类活动破坏最为严重的生态系统, 它是继其他生态系统如农业、林业、沙漠等之后, 人类重视最晚的一种

收稿日期: 2009-10-25 修订日期: 2009-11-27

基金项目: 国家“十一五”科技支撑重点项目(2006BAD23B03; 2008BADB0B0503); 国家自然科学基金(40801135)。

作者简介: 梁大双(1986~), 男, 硕士, 主要研究方向: 生态学遥感和 GIS 开发。

E-mail: Liangdas1986@163.com。

通讯作者: 黄华国, 博士, 讲师。主要研究方向: 定量遥感。

E-mail: huaguo.huang@gmail.com

资源。据初步统计,全世界有湿地 $8.6 \times 10^6 \text{ km}^2$, 占世界陆地面积的 6.4% ^[1]。

目前国际上有关湿地的研究主要集中在以下几个方面:(1)湿地保护与管理研究;(2)湿地发育与演化研究;(3)新技术与新手段在湿地科学研究中的应用;(4)湿地生态系统的生态过程与动态研究;(5)湿地温室气体排放、温室效应和全球环境变化研究;(6)人工湿地构建和退化湿地恢复与重建研究;(7)湿地生态系统健康与评价研究;(8)湿地与泥炭开发与合理利用研究^[9-14]。

湿地研究的关键在于量化获取和分析湿地信息,RS 和 GIS 技术为湿地研究提供了新的方法和技术支持^[1]。随着 RS 技术的发展,遥感卫星传感器在时间、空间、辐射、波谱的分辨率都得到了很大的提高,遥感数据逐渐向着三高和三多的方向发展。遥感影像的空间分辨率和波谱分辨率的不断提高,使得人们对湿地的研究已经从大尺度转向了中微观的研究。GIS 有着强大的空间分析功能,这些都为湿地的研究提供了强大的手段和方法。但目前关于湿地的研究主要集中在分类方面^[22],对于湿地的变化趋势预测方面研究较少。随着复杂系统理论的发展,空间系统的复杂性研究逐渐成为地理学研究的一个前沿领域。同时 CA 模型在地理学中的应用也日益受到地理学家的广泛重视。CA 模型是一个时空动态模型,具有鲜明的时空耦合特征,特别适于地理空间系统的动态模拟研究。但由于城市地区的土地覆盖类型转化较为简单,而且各种转换规则相对比较容易确定,所以先前关于空间动态预测的研究工作主要集中在城镇方面^[17]。而与城市土地覆被类型变化相比,湿地地区土地覆被类型更接近于自然状态,具有较多的覆被类型,且各类型之间的转换非常复杂,不易确定,所需考虑的因素也随之增加。利用元胞自动机对湿地区域土地覆被的动态变化进行监测和模拟将成为湿地研究的一个新的方法^[8]。

近年来,随着人工神经网络(ANN)自身技术的不断完善,应用 ANN 模型成功解决各类地学问题的案例大量出现。国内外 10 余年的应用历程表明,人工神经网络是一种易于构建、性能优良、适应性广的非参数化模型,它具有强有力的解决地学中非线性问题的能力^[15]。

本文正是利用元胞自动机结合误差反向传播人工神经网络(BP)构建的人工神经网络元胞自动机模型,该模型以一系列空间变量作为 ANN 的输入向量,同时考虑马尔可夫转移概率和周围同类元胞

的像元个数构建了一个扩展的元胞自动机。

随着元胞自动机理论的发展,目前关于空间扩展预测的研究取得了很重要的成就,但是许多地理现象的演变与其影响要素之间存在着复杂的关系,并往往具有时空动态性^[7]。这些复杂性直接影响着地理元胞自动机的预测精度。如何提高元胞自动机的预测精度是预测模拟所要解决的一个重要问题。这个问题的解决,首先期待于找到影响预测精度的原因。张宏辉等已经指出空间尺度的选择会影响预测精度^[21],本文试着从分类精度出发,来探究影响预测精度的另一重要因素。

2 模型

2.1 元胞自动机

湿地是地理空间系统中的一个重要的系统。湿地的扩展模拟是一个在时间尺度上来表现空间动态变化的模拟预测问题。元胞自动机作为一个时空离散的动力学模型,是复杂系统的研究方法之一,而且特别适用于空间复杂系统的动态模拟^[4]。它是一种时间、空间和状态都离散,空间上的相互作用及时间上的因果关系皆局部的网格动力学模型,其简单的规则和对复杂系统强大的模拟能力已经引起了很多科学领域的关注^[3-5]。

CA 模型以其框架的简单、开放和可以模拟十分复杂的系统行为而具有很强的生命力,从目前的研究看,它具有以下特点^[6]:

(1) CA 模型采用“自下而上”的构模方式,而且没有一个既定的数学方程,只是一个建模原则,因此具有很好的开放性和灵活性。这和运用微分方程或物理模型从宏观上描述空间现象的传统方法是对立的,前者更符合人们认识复杂事物的思维方式。

(2) CA 模型是一个基于微观个体相互作用的时空动态模拟模型,将地理实体的空间和时间特性统一在模型中,通过划分研究对象的细胞空间和研究初始状态及状态转换规则,CA 模型就可以自行迭代运行,模拟系统演化过程,而 GIS 不具备迭代运算的能力。

2.2 人工神经网络

人工神经网络(ANN)与基于传统模型的方法相比,它具有非线性、数据驱动并自适应等特点。它是建模强有力的工具,尤其是当基本数据之间的关系未知时,更显其威力。ANN 能够辨识和学习输入数据集和相应目标值之间的关系。训练后,ANN 用来预言新输入数据的输出值。ANN 能模仿人脑

的学习过程,能够处理含有非线性并复杂数据的问题,即使数据不完整及带有噪音。

人工神经网络术语来自人脑的生物模型。神经网络由互相连接的细胞(神经元)集组成。神经元接受来自输入细胞或者其他神经元的脉冲,对输入进行某种转换,然后将输出传递给其他神经元或输出细胞。神经网络由互相连接的神经元层组成,并接受从前层神经元发送过来的信息,作为自己的输入。将此输入传输给后面层的神经元,依此下去。

神经元是输入向量 (x_1, \dots, x_n) 的实函数。那么,输出为 $f(y) = f(\theta + \sum_{i=1}^n w_i * x_i)$, f 为一个传递函数, θ 为阈值。最典型的为S型(双曲正切,对数S型)传递函数。其模型如图1所示^[16]。

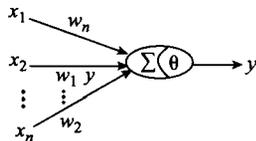


图1 单个神经元

2.3 ANN—CA 模型的建立

本研究结合地理元胞自动机模型和ANN,它是对简单的元胞自动机模型的一种扩展应用。模型中,运用适宜性图层、转移概率值和8邻域内同类像元所占的比重对转换规则进行控制。其中,适宜性图层分为局部适宜性图层和全局适宜性图层。

2.3.1 适宜性的提出

适宜性(S)^[23],直观来讲,就是判断某个元胞转化为某一类的潜在能力或者说可能性。S越大,元胞转化为该类别的能力越强。分为两类:局部适宜性(S₁)和区域适宜性(S₂)。S₁是每个元胞对每一类别的适应性。S₂表示诸如行政区划图、自然保护区划图和开发规划图等对某一个特定区域的适宜性的影响。

2.3.2 各个空间变量的选择

湿地模拟涉及变量较多,而且不确定,所以模型中变量的选择应该尽可能地综合考虑多种因素。该模型中选择了影响区域湿地覆被类型变化的一些主要因素,包括自然环境和人类活动两方面影响。见表1。

表1 主要输入变量

变量名称	变量含义	最小值	最大值	说明
X ₀	8邻域同类元胞密度	0	1	个数/9
X ₁	高程	0	1	最低高程0,最高为1
X ₂	到最近河流或者水渠的距离指数	0	1	距离超过模版大小为1,否则为计算距离/模版大小,默认模版大小为5
X ₃	到最近道路的距离指数	0	1	
X ₄	到最近居民点的距离	0	1	
X ₅	到最近农田的距离	0	1	
X ₆	湿度因子	0	1	越湿润,数值越大,可以由降雨量获得,也可以由遥感数据估算而得
X ₇	温度因子	0	1	越温暖,数值越大,0.5表示平均状态
X ₈	保护程度	0	1	1表示保护措施非常好 0表示没有政策保护

其中,到道路、水渠和河流线性地物的距离指数计算公式为:

$$X(2\sim 3) = (1 + D/a_j)^{-1} \quad (1)^{[23]}$$

式中, D 表示元胞到最近线状地物的距离,同上面的距离计算方法。 a_j 表示线状地物对于地物 j 的重要性,通过线状地物与土地利用图的叠加来获取。靠近线状地物的土地利用所占面积越大,说明在长期的格局发展中此地物受线状地物的影响越大,因此赋值越大。该值可通过缓冲区分析获取:首

先,形成缓冲区,选择缓冲距离为9个元胞大小。其次,计算缓冲区范围内的各地物的面积占缓冲区总面积的百分比,对多期影像数据进行平均,可得线状地物(如沟渠)对沼泽等用地的重要度^[27]。

湿度:应用遥感图像进行缨帽变换,获得湿度波段后,进行归一化即可。

温度:该指数为了描述全球变暖现象。如果有历史气温资料,则先统计历史年平均气温的最大值。然后当年年平均气温和最大值的比值。如果缺少气

温资料,直接应用遥感图像热红外波段进行估算。首先将热红外波段进行辐射定标转化为亮温。在各参数中,NDVI与地表温度之间可决系数最大,其对地表温度的解释程度最高^[24],然后用NDVI和地表温度的反相关关系,反演出地表的温度图层 T_e ,再根据历史气候记录,获得该月份的最大气温值 T_{max} 。温暖指数就是 T_e 和 T_{max} 的比值: $X_7 = T_e / T_{max}$ 。

保护程度:该指数为了描述自然保护区的作用。如果有自然保护区分布图或者规划图,可以进行扫描、矢量化后编码,然后栅格化,进行赋值。一般为若干个感兴趣区域,其内值 X_8 为1,其外值为0。如果缺乏资料,整个波段值 X_8 为1,即不作考虑。

2.3.3 计算各元胞对每一类别的适宜性(S)

计算元胞对各地物的适宜性,影响适宜性的几种因素就是上面提出的一些变量。要得到图像上每一个元胞的适宜性图,就需要知道上述所选择的因子在这一地区的值的分布图。现在需要对这些变量进行综合,综合的关键是如何确定各个变量的权重。权重的确定一般用的是回归分析的方法,如线性回归,逻辑回归等。这里考虑系统的复杂性,本文选择的是人工神经网络的方法。

人工神经网络(ANN)最基本而且最经典的是工作信号正向传播、误差反向传播网络(Back Propagation)。尽管在BP网络的基础上发展出了很多扩展的神经网络,如Hopfield神经网络、随机神经网络、竞争神经网络、协同神经网络等。但考虑到实用性,这里选择三层BP网络进行预测。

无论哪种方法都需要下面的步骤:

(1) 样本数据提取:

采用随机采样的方法,从分类图像中采集一些样本点。为了提高拟合精度,每一类至少需要500个点,一共3类,则需要至少抽取1500个点;

(2) 模型训练;

(3) 生成计算每个元胞的类别适宜性。

2.3.4 转移规则的确定

综合考虑马尔可夫转移概率矩阵、元胞对各种状态内在的适宜性、不同区域对元胞状态的影响以及邻域的作用效果的影响因素,具体元胞 i 转化为某种状态 j 的可能性计算公式如下:

$$T_{i,j} = P_{i,j} S_j Z_j N_{(i,j)} \quad (2)$$

此处 $T_{i,j}$ 是元胞从状态 i 转化为状态 j 的可能性。 $P_{i,j}$ 是马尔可夫转移概率,它是一个随着模拟次数变化的量,每运行一步,它就由新得到的预测图像和真实的后期图像求得,当模拟时间超过后期图

像时,以最优化迭代次数为周期,依此使用前面两期模拟时用到的转移概率矩阵; S_j 是元胞对状态 j 局部适应性; Z_j 是状态为 j 的元胞的区域适应性; $N_{(i,j)}$ 表示元胞邻域对中心元胞 i 转化为类别 j 的影响程度,其计算方法为在 3×3 的模版内,统计同为类别 j 的元胞的个数占领域内元胞总数的比重。求出转移概率后,还需要判断是否转移。取状态 i 转化到各类的转化概率的最大值所对应的类别,该类别即为该元胞所要转化的类别。

3 不同分类精度的三江保护区的动态模拟

模型中主要用到的是1999年和2007年两期的TM遥感影像。该区域为三江保护区的一部分区域,纬度从 $48^{\circ}4'8.68''N \sim 48^{\circ}10'21.95''N$,经度从 $133^{\circ}2'0.77''E \sim 133^{\circ}11'16.20''E$ (图2)。第一期图像是1999年8月12日拍摄,第二期图像是2007年6月15日拍摄。这里气候属寒温带半湿润大陆季风气候,冬长夏短,年平均气温 $2.2^{\circ}C$,极低 $-34.8^{\circ}C$,极高 $34.6^{\circ}C$,年日照时数2323,日平均气温 $\geq 10^{\circ}C$ 的积温 $2300^{\circ}C$,年降雨量为 $622mm \sim 640mm$,无霜期120天。在ENVI 4.5中对这两幅遥感图像进行前期的处理,如大气校正、辐射校正、几何校正等。

野外观测分为以下几个步骤:首先,前期选点准备——采样点尽量选在河滩、道路的拐角处,或在图像上有明显特征的地方,同时,所选点在图上应尽量分布均匀。其次——野外观测,在打印好感兴趣区域的遥感相片后,带上手持GPS,精度在10m左右,同时带上事先打印的的点之记和相应的工具,到实地进行采样。每用GPS测完一个点,都在打印的遥感图上把点标记出来,并填写好相应的点之记,点之记中记录好坐标、测量误差、点号和周围的环境特征等。然后,分析每个类别的特征,建立解译标志,用于后面分类。比如,河流的图像特征是,在遥感影像色彩为深蓝色,线状分布,主要分布于负地形即沟谷和地势低洼地区,滩涂的特征是黑红色,呈水浸状、斑杂状,纹理较为粗糙。

该区域中有其他的一些地类,如线状道路、灌丛等,但其所占的面积非常少,或者分布较为分散,如果用监督分类将其分选出来,其分类的准确性不高,而且在后期模拟预测中,由于其分布不集聚,模拟预测也非常困难,对本实验的实施会产生较强的随机不确定性影响。所以在这里,对两幅遥感图像,通过初步目视解译,最后确定所分类别为三大类:河流、

农田,滩涂。然后在原图像上选择合适的训练样本,运用经典的极大似然分类方法对它们进行分类。最后用混淆矩阵来检验其分类精度,使两期图像的分类精度达基本一致。操作过程中,人为控制分类的样本的选择,分别得到不同分类精度的几对两时期的遥感分类图像(表 2)。

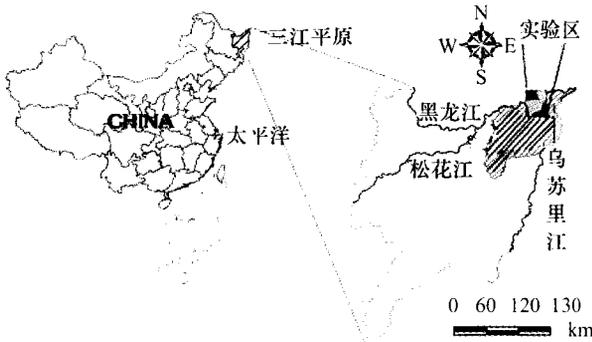


图 2 三江保护区的一部分区域^[25](经修改)(矩形区域)

表 2 不同分类精度对应的模拟预测精度和迭代次数

分类精度	Kappa 系数	迭代次数
(0.421518, 0.430864)	0.410673	1
(0.55266, 0.549037)	0.489642	1
(0.632211, 0.635086)	0.477131	80
(0.770545, 0.757606)	0.694902	7
(0.881824, 0.887903)	0.713174	3
(0.9773, 0.9946)	0.78083	2

依据上面确定的各个空间变量的计算方法,综合运用 ENVI 4.5, Matlab 6.5、ArcGIS 软件和 VC++ 编程,生成各个空间变量所对应的图层,这些变量图层即为 BP 神经网络的输入向量。其中,计算某一类别到另一非线状地物的距离时,用的是 VC++ 编程实现的:因为所用 TM 像元的分辨率是 30m,所以在选择 $R=1$ 时,能够较好地表达出一类对另一类的影响距离,而且鉴于 3×3 邻域计算在程序中易于实现,计算速度也相对较快,所以这里选择 3×3 邻域。当距离在 3×3 邻域内时,其值为 0.6,当超过 3×3 邻域内时,其值为 1;计算线状地物的距离时,由于分类图上河流线状地物较宽,而道路是用数字化后的线状来表示的,所以选择河流的缓冲区半径为 270m,而道路的缓冲半径选择的是 180m。具体操作时,先用 ArcGIS 数字化线状地物道路和河流,然后分别生成半径为 180m(6 个像元)和 270m(9 个像元)的缓冲区,最后将其与分类后转化

成的矢量图层作叠加,再把叠加后的图转化成栅格图,然后统计各个类别栅格数所占总类别栅格数的百分比,两期图计算出的结果平均,得到的值作为公式(1)中的 a_j ,再用 Matlab 编程在原分类图中加入线状的栅格图,使导出的图为带有线状地物的分类图,最后用 VC++ 编程实现计算每一类别到线状地物的距离;计算温度图层时,先通过 1999 年的遥感影像计算出 NDVI 图,因为只需要求出相对的值,而不需要作精确的反演,参考其他人所作的关于 NDVI 和温度的负相关关系的结论^[24],所以这里选的公式为: $I = 22 - 10 \times NDVI + rand/10$, rand 为 0 到 1 的随机项;然后用 Matlab 编程,计算出温度图层。保护程度图层因为没有得到相应的数据,所以在本实验没有对其加以考虑。

由于 BP 网络的中间隐含层节点个数的确定现在还没有一个确定的方法,但有一个参考值。根据 Kolmogorov 的理论,如果 n 是输入层的节点数目,那么隐含层的节点数为 $2n+1$ 时才能拟合出任意连续曲线,如果减小节点的数量,将使精度降低。而且 $2n/3$ 个节点也能够产生较好的精度,花费的训练时间也少^[18~20]。所以我们选择中间层的节点数为 7。激励函数选择的是 Sigmoid 函数,设定的误差阈值为 0.05。然后利用训练后的人工神经网络计算出各个类别所对应的适宜性图层后,再运用上面的转移可能性计算公式(2),以第一期图像(1999 年)为基础底图来预测 2007 年的图像。由于元胞自动机的迭代次数的确定,现在还没有一个确定的方法,所以本实验中,人为地进行一系列的迭代,把每一次迭代结果和实际的图像(2007 年真实分类图像)作对比,Kappa 系数最大的迭代次数确定为最优的迭代次数。

4 模拟结果的分析

在运用各种不同的分类精度的图像对作模拟预测,分别得到其所对应的分类精度,如表 2。

从表 2 可以看出,分类精度和预测精度成的是正相关的关系,随着分类精度的提高,预测精度也相应地提高,当分类精度快接近 0.9 时,预测精度在 0.7 以上。下面,以第一期分类图的精度为自变量 X ,以预测精度为因变量 Y 进行线性拟合,但是在(0.632211, 0.635086)这一点可以看出,预测精度是一个异常点,主要原因是在用样本对神经网络训练的过程中,为防止陷入局部最小,采取了人为停止训练的措施,所以最后的网络训练收敛效果不

好,影响了最后的预测结果,因而,这里作回归分析时,将这一点剔除掉。经 Matlab 作线性回归,得到拟合曲线为: $Y = 0.1265 + 0.6817X$;其拟合的 R^2 为 0.9761。

用此模型分别预测出 2007 年(表 3)、2015 年、2023 年的空间格局图(图 4)。

表 3 2007 预测图与真实图的混淆矩阵

	滩涂	农田	河流
滩涂	0.776026	0.177661	0.046313
农田	0.183908	0.815693	0.000399
河流	0.135301	0.088303	0.776396

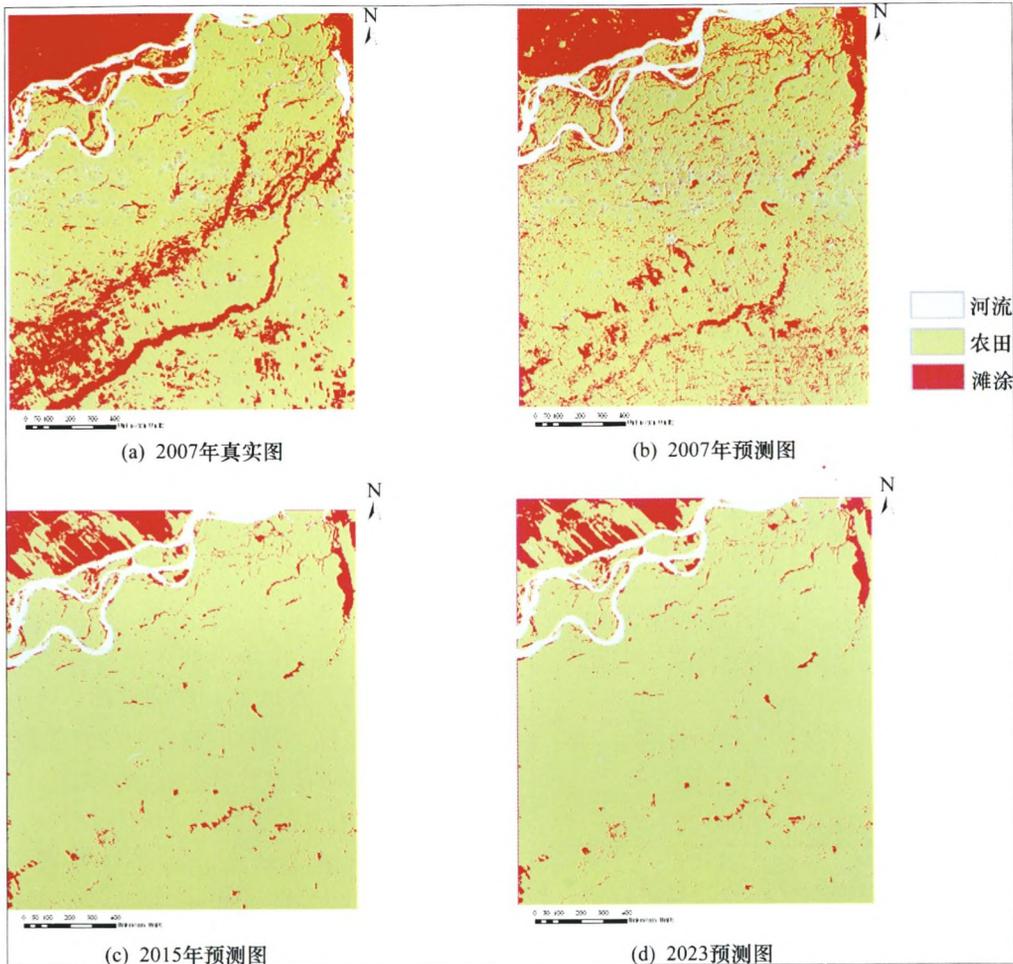


图 4

从预测图可以看出,河流的面积成减小的趋势,但是减小的速率不快,农田的面积成增大趋势,增加的速度较快,其增大的面积主要是滩涂的面积转化而来。这个预测可以为三江湿地保护现时政策的判断和评价提供参考标准,同时也为后期政策的调整和制定提供一定的依据。

5 结束语

用遥感影像来模拟预测空间格局的精度和很多因素有关,空间尺度就是其中的一个影响因素。在利用地理元胞自动机模拟土地利用变化的过程中,一个敏感的因素就是合适尺度的选择。因为空间尺度决定着元胞信息的详尽水平和元胞间的

一些自然作用和联系^[21]。但是模拟预测的精度不仅仅和空间尺度的选择有关,本文指出了遥感影像的分类精度也是直接影响模拟预测精度的一个重要因素,它与模拟精度成一个系数为 0.6817 的线性关系。

简单的元胞自动机模型在空间扩展预测方面表现出了强大的适用性,但是影响空间变化发展的因素很多,而且各种因素相互作用,并且随着时间的推移而发生着变化,这就要求用于确定转换规则的各种空间变量也是一个随时间而发生变化的量。CA 模型的关键是如何定义转换规则,但目前常规的 CA 模型是采用静态的转换规则,在研究区面积较大和模拟间隔较长时有一定的弊端^[7]。本文中所提

出的元胞自动机模型虽然在转移概率和邻域像元指数这两个变量都随着预测时间而变化,但是各种适宜性变量还是固定不变的,这使得该模型也不能模拟时间过于久远的湿地空间格局。

参考文献

- [1] 汪爱华,张树清,张柏. 遥感和地理信息系统技术在湿地研究中的应用[J]. 遥感技术与应用,2001.
- [2] 孙广友. 中国湿地科学的进展与展望[J]. 地球科学进展,2000.
- [3] Wolfram S. A New Kind of Science [M]. Wolfram Media, Inc,2002.
- [4] 周成虎,孙战利,谢一春. 元胞自动机研究[M]. 北京:科学出版社,1999.
- [5] 柯长青,欧阳晓莹. 基于元胞自动机模型的城市空间变化模拟研究进展[J]. 南京大学学报(自然科学),2006.
- [6] 张显峰. 基于 CA 的城市扩展动态模拟与预测[J]. 中国科学院研究生院学报,2000.
- [7] 黎夏,刘小平. 基于案例推理的元胞自动机及大区域城市演变模拟[J]. 地理学报,2007.
- [8] 胡茂桂,傅晓阳,张树清,等. 基于元胞自动机的莫莫格湿地土地覆被预测模拟[J]. 资源科学,2007.
- [9] 官兆宁,赵文吉,官辉力,等. 基于遥感技术北京湿地资源变化研究[J]. 中国科学,2006.
- [10] 张柏. 遥感技术在中国湿地研究中的应用[J]. 遥感技术与应用,1996
- [11] 国家林业局野生动植物保护司. 湿地管理与研究方法[M]. 北京:中国林业出版社,2001.
- [12] 张永泽. 自然湿地生态恢复研究综述[J]. 生态学报,2001.
- [13] 白军红. 湿地生物地球化学过程研究进展[J]. 生态学杂志,2002.
- [14] 王宪礼,李秀珍. 湿地的国内外研究进展[J]. 生态学杂志,1997.
- [15] 李双成,郑度. 人工神经网络模型在地学研究中的应用进展[J]. 地球科学进展,2003
- [16] 艾尼瓦尔·努尔买买提. 人工神经网络及其应用[J]. 和田师范专科学校学报,2008.
- [17] 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.
- [18] Xibao Xu, Jianming Zhang, Xiaojian Zhou. Modeling urban land use changes in Lanzhou based on artificial neural network and cellular automata[C], Guangzhou: China Proc. of SPIE, 2008. Vol. 7143 71431A-1.
- [19] Almeida C. M., Gleriani J. M.. Cellular Automata And Neural Networks As a Modelling Framework For The Simulation Of Urban Land Use Change [M]. In Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Ficha Catalográfica, Prefácio, Comiss? o (eds) (Sao Jose dos Campos), 2005:3697—3705.
- [20] Wang F. The use of artificial neural networks in a geographical information system for agricultural landsuitability assessment[J]. Environment and Planning A, 1994:265—284.
- [21] Honghui Zhang, Yongnian Zenga, Changlin Yina. . Quantitative analysis of scale sensitivity in geographic cellular Automata[J]. Geo-Simulation and Virtual GIS Environments, 2008.
- [22] 周德民,官辉力,胡金明,等. 中国湿地卫星遥感的应用研究[J]. 遥感技术与应用,2006.
- [23] 孙燕楠. 扎龙湿地时空格局演变的细胞自动机模型研究[D]. 博士学位论文. 2007.
- [24] 樊辉. 基于 LandsatTM 的城市热岛效应与地表特征参数稳健关系模型[J]. 国土资源遥感,2008.
- [25] Shuqing Zhang, Xiaodong Na, Bo Kong. . Identifying wetland change in china's sanjiang plain using remote sensing[J]. The Society of Wetland Scientists, 2009.

关于举办“全国农业遥感与信息技术研讨会”的通知

为了沟通和交流 3S 技术在农业领域的应用情况,发挥农业信息技术的重要作用,推动我国数字农业建设。中国农业产业经济发展协会于 2010 年 9 月 15 日—17 日在深圳市举办“全国农业遥感与信息技术应用研讨会”。本次交流研讨会将邀请有关部门领导和行业专家到会报告,欢迎致力于农业信息技术研究、应用推广的专家学者、工程技术人员积极投稿并参加本次会议。现将有关事项通知如下:

会议研讨内容:

- 1、农情遥感监测技术(干旱和病虫害监测机理,农作物监测机理,农业气象灾害监测);
- 2、资源遥感技术应用与评价、估产(草地遥感监测与评价,土地与地理资源遥感,农作物遥感估产、粮食生产能力的影响评价,生态环境污染遥感监测与评价);
- 3、遥感数据处理与图象处理技术(遥感与 GIS 的集成及其应用系统的开发,遥感影像获取、处理及目标识别,遥感特征、信息源的选取、类型的确定);
- 4、数字农业技术研究(数字农业技术标准与规范、空间数据同化与信息融合技术、农业空间信息平台建设,3S 技术与精准农业集成应用);
- 5、遥感新技术、新产品、新设备应用技术交流

会务组联系方式:联系人:乔杰 电话/传真:010-51607223 电子邮箱:qiaojie0528@163.com