

doi: 10.6046/zrzyyg.2021375

引用格式: 刘春霖, 夏建新. 基于 LSTM-CA 模型的土地利用动态模拟[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(4): 122-128. (Liu C L, Xia J X. Dynamic simulation of land use based on the LSTM-CA model[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(4): 122-128.)

# 基于 LSTM-CA 模型的土地利用动态模拟

刘春霖, 夏建新

(中央民族大学生命与环境科学学院, 北京 100081)

**摘要:** 及时准确获取土地利用空间格局演变规律, 能够有效为城市生态环境保护和科学管理提供依据。文章利用卷积神经网络提取多个时期土地利用空间特征, 结合多种空间驱动因子建立长短时记忆网络(long short term memory network, LSTM)的元胞自动机(cellular automata, CA)模型(LSTM-CA)。以张家口市中心城区 1995 年、2000 年、2005 年、2010 年及 2015 年 5 期时序土地利用分类、地形及城市交通等数据为基础, 开展 2020 年城市土地利用模拟方法研究。通过与多层感知机(multi-layer perceptron, MLP)的 CA 模型(MLP-CA)进行精度对比分析, 结果表明所提方法 Kappa 系数达到 0.90, FoM 指标为 0.39, 各项指标均优于 MLP-CA 模型, LSTM-CA 更能充分挖掘历史土地利用变化之间的内在关系, 可以有效提升模拟精度。

**关键词:** 土地利用; 长短时记忆网络; 元胞自动机; 变化模拟

**中图法分类号:** TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2022)04-0122-07

## 0 引言

随着城市化进程的快速发展, 人类对土地资源大力开发利用, 导致区域范围内地表覆被时空格局发生巨大变化, 不但改变了城市地表景观结构, 而且影响陆地生态系统的物质循环、能量流动及其稳定性。因此, 为了实现区域生态环境的科学保护, 必须对城市土地变化规律有充分的认识和研究。

近年来元胞自动机模型(cellular automata, CA)在时空动态模拟领域受到广泛关注, CA 提供了时空动态模拟运算框架, 利用自下而上的模拟方式, 由局部规则演化出全局的变化模式, 实现了受宏观地理条件和土地利用局部变化双重作用下的土地利用变化模拟<sup>[1-7]</sup>。Von Neumann<sup>[8]</sup>首次将 CA 定义为一个离散的动力学模型, 由个体之间局部的行为演化出时间与空间上全局的变化模式。CA 模型可与统计学方法和人工智能方法结合, 实现更加精确、智能的复合模型。土地利用覆被变化过程是一个复杂的非线性变化过程, 有学者指出需要建立转换规则自动获取方法应对复杂的土地利用变化过程。他们对利用统计学理论自动提取元胞转换规则的研究取得了突破性进展, 例如多层感知机(multi-layer per-

ceptron, MLP)、支持向量机(support vector machine, SVM)和随机森林(random forest, RF)模型<sup>[9-10]</sup>。

随着深度学习的不断发展, 越来越多的深度学习模型被应用于土地利用分类及变化模拟中, 卷积神经网络是深度学习中常用的一种网络模型, 它通常使用卷积滤波器来提取局部区域的隐含特征。He 等<sup>[11]</sup>考虑到空间效应, 利用卷积神经网络提取驱动因素的空间特征来模拟土地利用变化。然而这些方法都是在一定假设理论基础上进行的, 即某个单元的状态只与上一个时间步骤的状态有关, 与其他时刻状态无关<sup>[9, 12-14]</sup>, 但是土地利用变化是一个长期过程, 因此这些模型对于历史土地利用变化规则并未得到充分挖掘。

在深度学习模型中递归神经网络用于建立时间序列数据之间的依赖性, 它可以在时间步长之间传递历史信息, 但普通的循环神经网络(recurrent neural network, RNN)在实际应用中很难处理长距离的依赖。长短时记忆网络(long short term memory network, LSTM)成功解决了原始 RNN 的问题, 能够对具有长时间依赖性的时间序列进行建模, 能够充分考虑历史时序土地分类的时间变化特征, 被广泛应用于土地覆盖分类中<sup>[15-16]</sup>。因此, 本文以张家口市

收稿日期: 2021-11-05; 修订日期: 2022-05-13

第一作者: 刘春霖(1989-), 男, 博士研究生, 主要从事遥感在生态环境保护方面的研究和应用。Email: 344018735@qq.com。

通信作者: 夏建新(1963-), 男, 博士生导师, 主要从事环境水力学和环境地学研究。Email: jxxia@vip.sina.com。

中心城区(包括桥东区、桥西区及万全区)为研究对象,将1995年、2000年、2005年、2010年、2015年历史土地利用数据作为基础数据,提出将LSTM和CA模型结合起来模拟2020年土地利用的动态变化,最后将模拟结果与实际2020年土地利用分布结果比较,证明本文提出的LSTM-CA模型能够有效提高土地利用变化模拟准确性。

### 1 研究区概况及数据处理

近年来随着城市化的不断发展,张家口市中心城区(桥东区、桥西区及万全区)面积迅速扩张,该区域土地类型变化明显,因此本文以张家口市中心城区为主要研究区,如图1所示,该区域位于 $N40.645^{\circ} \sim 41.059^{\circ}$ , $E114.440^{\circ} \sim 114.996^{\circ}$ 之间,其中桥东区及桥西区以清水河为界,研究区域主要是山地与河谷地,其海拔范围为800~1500m。

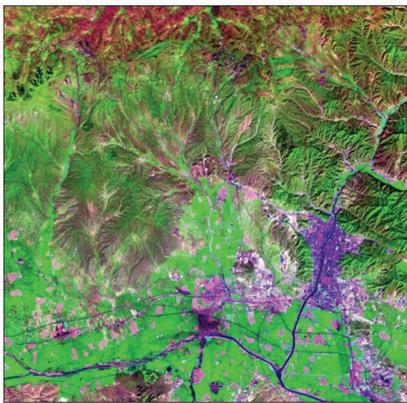


图1 研究区概况图  
(Landsat8 B7(R), B5(G), B2(B)合成遥感影像)  
Fig.1 Overview of the study area

本文以1995年、2000年、2005年、2010年、2015年、2020年Landsat5/8遥感数据为基础,参考《城市用地分类与规划建设用地标准》,通过卷积神经网络将研究区划分为耕地、建设用地、水体、林地、草地5类土地利用类型,根据研究实测调研数据进行精度检验,总体分类精度达90%以上。

土地利用变化的概率往往取决于一系列的距离变量和单元的自然属性等。例如,某一模拟单元越接近市中心及交通要道,其转变为城市用地的概率越高。由于研究区所在区域主要是山地与河谷地,土地利用分布受地形影响显著,因此河流水系是影响该城市土地分布的主要因素之一。与此同时,随着城市化的不断发展,其土地利用变化与城市交通紧密相连,土地利用变化受人类活动影响显著,对于地势相对平缓的区域,人类活动相对频繁,城市交通分布更加复杂,因此,本文在选择驱动因子时主要考虑城市水系、地形及交通等指标,其中地形因素包括高程、坡度、坡向等信息,对于交通因素主要选取市中心点、高速公路、火车站、城市主干道、城镇点、村庄点等要素,越是靠近城市中心,交通分布就越复杂,因此,利用ArcGIS软件距离分析工具,计算研究区内每一点到城市交通要素的最近欧式距离,以此作为土地利用变化另一空间指标,并对这些空间变量进行归一化处理,结果如图2所示。除此以外,邻近现有土地利用类型的数量对于土地利用变化也有一定的影响,例如当邻近范围内存在同一种土地类型越多,该单元在下一时刻不变的概率就较高,在本文中将当前土地利用单元状态相同的邻域单元数量加入空间变量中。

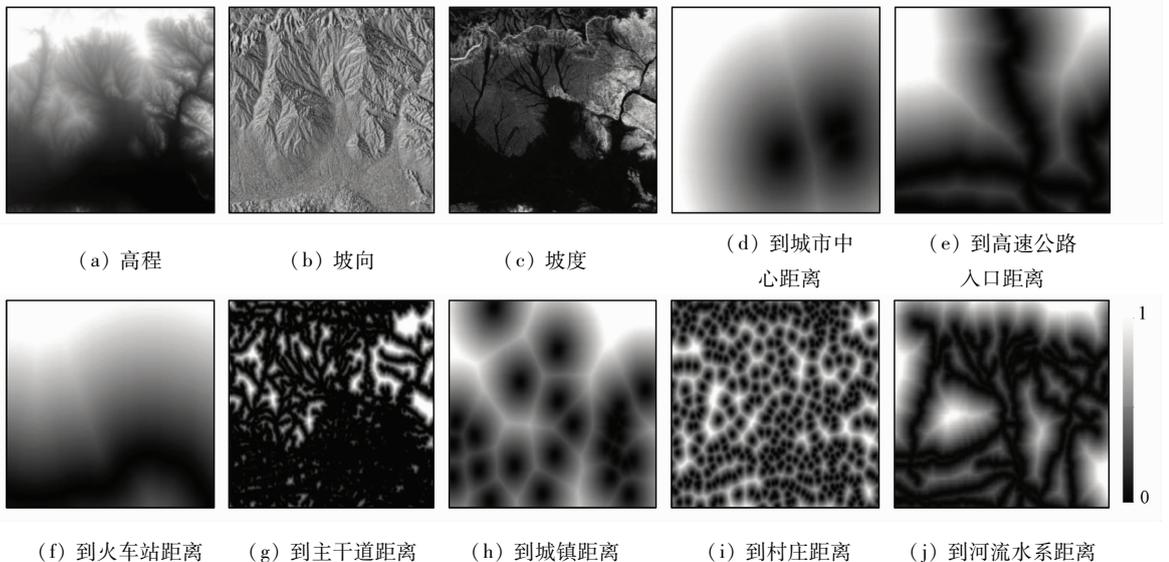


图2 地形、距离变量空间分布  
Fig.2 Spatial distribution of terrain and distance variables

## 2 研究方法

将 LSTM 网络、CA 和地理信息系统 (geographic information system, GIS) 相结合进行土地利用动态模拟, 流程如图 3 所示, 图中  $x_1, x_2, \dots, x_T$  表示时间序列的输入样本数据,  $h_1, h_2, \dots, h_T$  表示时间序列的输出特征。主要流程包括: ①基础数据获取, 包括

计算各历史时期初始化的土地分类概率, 统计相同土地利用状态的邻域单元数量, 生成驱动因子; ②根据基础数据在研究区内随机生成训练样本数据; ③基于长时间序列土地分类数据, 利用 LSTM 网络开展土地利用发展概率计算; ④通过添加扰动因子、限制因子和邻域因子进行土地利用全局转化概率计算, 开展土地利用动态模拟研究。

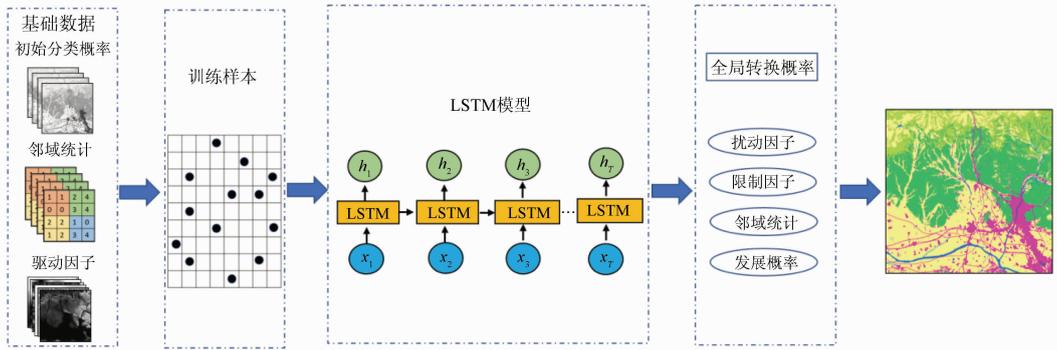


图 3 LSTM-CA 流程

Fig. 3 Process of LSTM-CA

### 2.1 基于 LSTM 网络的土地利用发展概率计算

LSTM(图 4)作为一种特殊 RNN, 可以解决长时间序列数据在训练中的梯度爆炸和消失问题。对于普通的 RNN, 权重在各个时间上是共享的, 由于梯度被近时间梯度主导, 导致模型难以学到远距离的依赖关系。对于 LSTM 网络, 由于总的远距离梯度等于各条路径的远距离梯度之和, 因此, LSTM 能够在更长时间序列数据中具有更好的表现。RNN 通常由一系列循环单元组成, 相对于普通 RNN, LSTM

在循环单元的基础上增加了门限限制, 这样可以使得信息进行有效过滤, 在 LSTM 中每一个单元都有输入门、输出门和遗忘门 3 部分组成, 其结构如图 4 所示。图中  $\sigma$  为 sigmoid 激活函数;  $\tanh$  为 tanh 激活函数; 红色线表示遗忘门; 绿色线表示输入门; 蓝色线表示输出门;  $x_t$  为当前时刻输入数据;  $h_t$  表示当前时刻的特征输出;  $\oplus$  和  $\otimes$  分别表示加操作和乘操作。

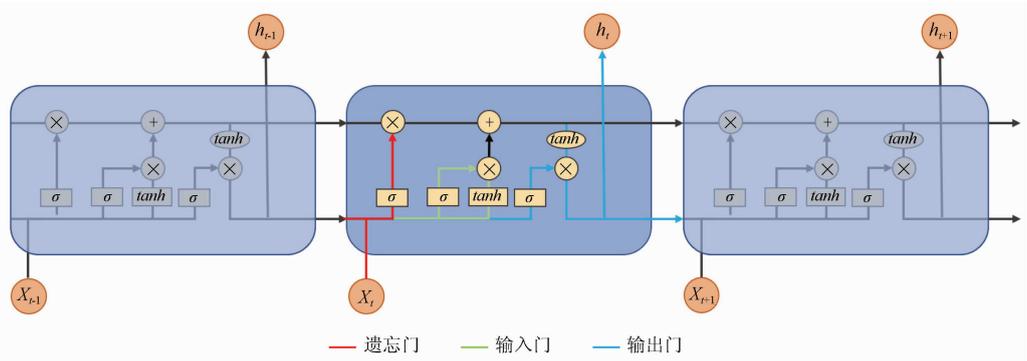


图 4 LSTM 结构图

Fig. 4 Structure diagram of LSTM

遗忘门限控制当前单元状态中丢弃的信息, 利用当前时间的输入和前一个时间的输出来通过 sigmoid 函数来使得单元状态乘以这个 sigmoid 函数的输出。若 sigmoid 函数输出 0 则该部分信息需要被丢弃或遗忘, 反之该部分信息继续在单元状态中继续传播。输入门限层是控制更新旧的单元状态。之前的遗忘门限中 sigmoid 层决定哪些信息需要更新,

通过 tanh 激活函数计算用来更新的内容, 把这 2 部分联合起来, 对单元状态进行更新。输出门限是对单元状态的限制, 从而决定输出的信息。假设  $X = (x_1, x_2, \dots, x_t, \dots, x_T)$  表示时间序列的输入,  $H = (h_1, h_2, \dots, h_t, \dots, h_T)$  表示经过 LSTM 后对应时间序列的输出特征, 则  $X$  与  $H$  之间的映射关系可以表示为:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (1)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (2)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (3)$$

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (6)$$

式中:  $i_t$  为  $t$  时刻输入门限;  $\sigma$  为 sigmoid 激活函数;  $W$  为全连接网络的权重;  $b$  为全连接网络的偏置;  $C_t$  为  $t$  时刻单元状态;  $f_t$  为  $t$  时刻遗忘门限;  $o_t$  为  $t$  时刻输出门限。

在本文中, LSTM 采用了历史土地利用分类及驱动因子作为输入向量,  $x_t = [x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{t16}]$ , 其中  $x_{t1} \sim x_{t5}$  表示  $t$  时刻土地利用分类概率,  $x_{t6}$  表示  $t$  时刻与当前土地利用单元状态相同的邻域单元数量,  $x_{t7} \sim x_{t16}$  分别表示高程、坡向、坡度、到市中心距离、到城镇距离、到村庄距离、到高速公路入口距离、到火车站距离及到主干道距离等驱动因子。在模型训练阶段, 将 1995—2010 年 4 期土地利用分类及驱动因子作为 LSTM 模型的输入, 通过实际 2015 年土地利用构建交叉熵损失, 采用 Adam 算法优化网络模型。在预测阶段, 采用 2000—2015 年 4 期土地利用及驱动因子数据作为输入, 模拟 2020 年土地利用单元发展概率。

### 2.2 基于 LSTM-CA 模型的土地利用模拟

LSTM 计算的发展概率只考虑各种空间变量对土地转化的影响, 在 CA 中邻域元胞状态对土地转化同样至关重要, 例如邻域元胞有较多转变为建设用地, 则该元胞转化为建设用地的概率也越大。因此, 本文选择  $3 \times 3$  邻域窗口计算土地类型所占的比例作为邻域因子  $\Omega$ , 公式为:

$$\Omega_{3 \times 3}(c) = \frac{\sum con(s_i = c)}{3 \times 3 - 1} \quad (7)$$

式中:  $s_i$  为第  $i$  个元胞  $3 \times 3$  邻域中单元状态的土地利用类型;  $con(s_i = c)$  表示第  $i$  个元胞邻域状态为  $c$  时则返回 1, 否则返回 0。

土地利用转换的过程中受到自然因素、人类活动等影响, 使土地利用变化过程更加复杂。为了使模型结果更加符合实际情况, 反映土地变化的不确定性, 因此 CA 中引入随机扰动因子  $R$ <sup>[17]</sup>, 其表达式为:

$$R = 1 + (-\ln \gamma)^\alpha \quad (8)$$

式中:  $\gamma$  为 0~1 范围内的均匀随机变量;  $\alpha$  为控制随机扰动大小的参数, 在本文中  $\alpha$  取值为 5。

对于土地变化模拟指定相应的规则至关重要, 有必要对其地表变化进行限制, 转换概率主要与研究区的城市发展水平相关, 例如, 城市建设用地转化为草地的成本相对较高, 而农用地转为建设用地的成本为相对较低。Liu 等<sup>[18]</sup> 提出每个土地利用对的转换成本(cost)是根据当地专家经验和城市规划者确定的(表 1)。转换成本的值在  $[0, 1]$  的范围内变化。较大的值表示较大的转换难度, 值为 1 表示几乎不可能转换。

表 1 土地利用各类型转换成本

Tab.1 Conversion costs of various types of land use

土地利用类型	转换后状态					
	耕地	林地	草地	水体	建设用地	
原始状态	耕地	0	0.9	0.1	0.8	0.1
	林地	0.7	0	0.3	0.99	0.99
	草地	0.5	0.8	0	0.4	0.3
	水体	0.9	0.9	0.9	0	0.99
	建设用地	1	1	1	1	0

因此, 本文根据  $1 - cost$  作为限制因子, 根据历史时期的土地利用状态分别计算每个时期对应的限制因子, 最终将多个时期限制因子进行平均计算。

考虑到近邻范围的影响、不确定因素影响及限制因素影响, 通过随机扰动因子  $R$ 、单元发展概率  $P_r$ 、邻域因子  $\Omega_{3 \times 3}$  (8 邻域) 及限制性因子  $L$  计算最终的土地利用概率  $P_t$ , 其计算公式为:

$$P_t = R P_r \Omega_{3 \times 3} \bar{L}_t \quad (9)$$

式中:  $P_r$  为单元发展概率;  $\bar{L}_t$  为  $t$  个时期限制性因子的平均。结合随机扰动因子、8 邻域因子对 LSTM 输出的发展概率进行进一步修正, 即可模拟得到 2020 年土地利用变化。

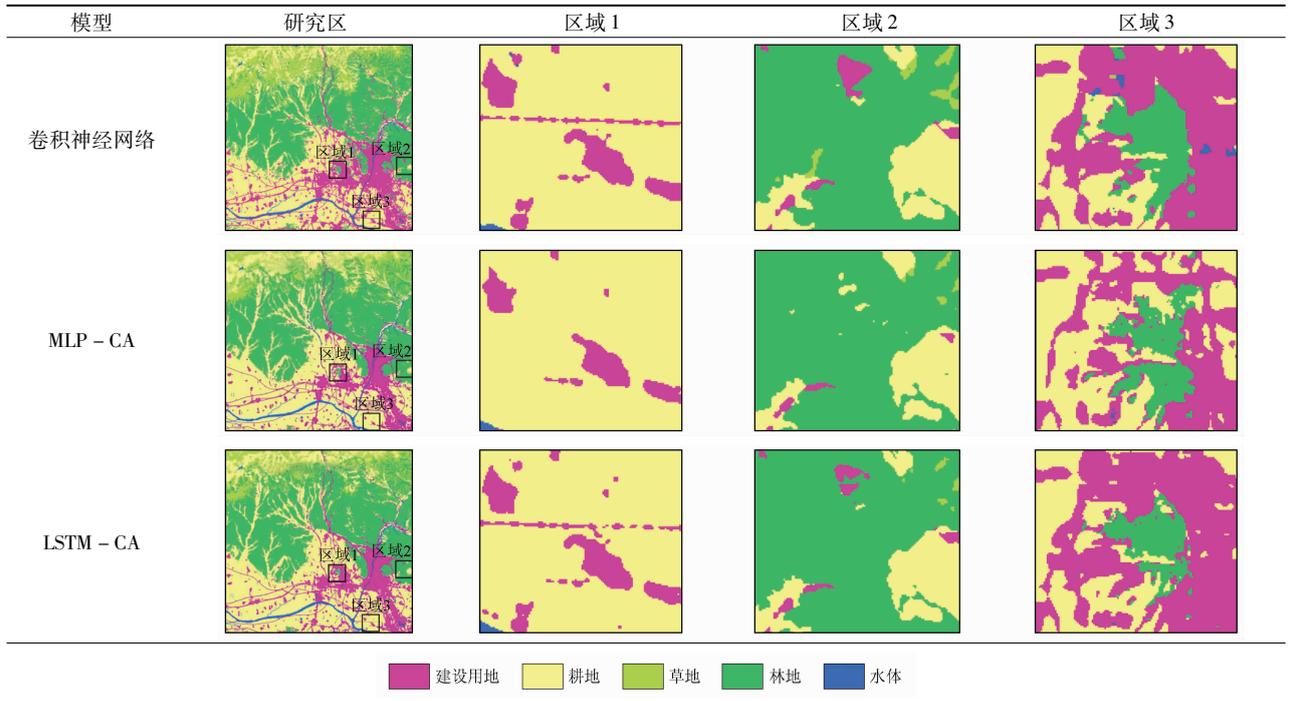
### 3 结果与分析

本文根据提出的 LSTM-CA 模型, 以 1995—2015 年土地利用及驱动因子数据作为基础, 模拟 2020 年土地利用变化, 并与 MLP-CA 模型结果进行对比, 模拟对比如表 2 所示。从表 2 中可以看出, 整体模拟结果与 2020 年真实土地利用分类结果相似, 且 2020 年土地利用中建设用地呈现出增加的趋势, 在实际 2020 年实际土地利用分布中也可以看出, 建设用地面积增加, 主要表现在围绕城市中心向四周扩张。为了进一步验证方法的性能, 通过局部细节进行对比分析, 从第 3 行中可以看出, LSTM-

CA 模拟的道路信息更加精细,相对于 MLP - CA 建设用地的分布更加紧凑,这主要是由于 LSTM - CA 充分考虑了不同时间各土地类型之间的转换关系;另外也有效利用了路网等交通因素,同时通过观察

可以发现,LSTM - CA 模拟的林地噪声更少,主要是由于林地的分布相对稳定,通过多期土地利用分类数据能够有效减少林地分布的不确定性。

表 2 2020 年土地利用模拟结果  
Tab. 2 Land use simulation results in 2020



为了定量检测方法的模拟结果,将模拟的各土地类型与 2020 年实际土地类型进行叠加分析,统计得到各类像元一致性对比情况,如表 3 所示。从总体预测像元数量上来看,LSTM - CA 模拟的结果与实际土地利用更为接近,建设用地、耕地、草地、林地及水体的准确率分别 94. 03% ,97. 38% ,66. 61% ,97. 78% 和 73. 83% ,而 MLP - CA 模拟结果的准确率分别为 79. 99% ,96. 27% ,67. 46% ,95. 42% 和 71. 32% ,除草地结果基本持平外,LSTM - CA 其他类别模拟精度均高于 MLP - CA 结果,可见 LSTM - CA 方法兼顾了多时期的土地利用类型变化,对于模拟的各土地利用类型像元数量更符合实际情况。

为了更好地验证土地类型在空间上的合理性,本文将采用全局点对点的 Kappa 系数和变化差异对比的 FoM (figure of merit) 指标作为评价标准。Kappa 落在 (0, 1) 间,通常情况下认为 Kappa 达到 0. 8 以上表现出较高的精度。FoM 指标的计算公式为:

$$FoM = \frac{B}{A + B + C + D} , \quad (10)$$

式中: A 为实际变化但模拟结果未发生变化的单元; B 为实际变化同时模拟结果也发生变化的单元; C 为实际变化同时模拟结果也变化,但是变化方向不一致的单元; D 为实际未变化但模拟结果变化的单元。当 FoM 指标大于或接近于 0. 21 时,说明模拟结果具有一定的可信度,认为此模型具有较强的适用性。

通过对 2 种模拟方法进行评价指标计算,结果如表 4 所示。从表 4 中可以看出,2 种土地利用模拟方法 Kappa 系数均达到了 0. 85 以上,说明 2 种方法模拟的结果全局精度较高,而本文提出的 LSTM - CA 模型相比于 MLP - CA 方法 Kappa 精度提高了 0. 03,说明本方法在全局模拟结果上更具有优势。而 FoM 指标均大于 0. 21,并且 LSTM - CA 相比于 MLP - CA 提升了 0. 17,除此以外,LSTM - CA 模拟

表 3 2020 年土地利用实际栅格与模拟栅格对比

Tab. 3 Comparison between actual grid and simulated grid of land use in 2020 (个)

土地类型	实际	预测数		正确数	
		LSTM - CA	MLP - CA	LSTM - CA	MLP - CA
建设用地	249 164	252 755	222 755	234 300	199 308
耕地	906 926	944 094	983 073	883 148	873 090
草地	282 350	189 875	198 246	188 079	190 462
林地	812 165	865 210	841 694	794 167	774 944
水体	27 745	26 416	32 582	20 483	19 787

结果在 A、B、C、D 这 4 个指标上均优于 MLP-CA, 说明本文提出的 LSTM-CA 方法具有较高的模拟精度, 说明 LSTM-CA 在充分挖掘历史土地利用变化之间的关系, 从而有效提升模拟精度。

表 4 土地利用模拟结果精度评价

Tab. 4 Accuracy evaluation of land use simulation results

模型	Kappa	FoM	A	B	C	D
MLP-CA	0.87	0.22	83 993	57 672	14 139	105 574
LSTM-CA	0.90	0.39	46 747	101 779	7 278	104 148

## 4 结论

本文在 CA 模型基础上提出了基于 LSTM-CA 模型用于土地利用变化模拟, 以张家口市为研究区, 基于 1995 年、2000 年、2005 年、2010 年、2015 年时序土地利用数据, 结合距离变量、邻域变量及单元自然属性预测了 2020 年的土地利用分布情况, 与 MLP-CA 进行精度对比分析, 结果表明本文提出的 LSTM-CA 模型 Kappa 系数可达 0.90, FoM 指标为 0.39, 达到了更高精度。说明该模型能够较充分地挖掘时间序列土地利用之间的时空变换特征, 通过历史时序土地利用分类数据及驱动因子构建神经网络模型计算单元发展概率, 模拟未来土地利用变化。

然而 LSTM-CA 也存在一定的局限性, 即限制规则根据前人经验获取, 因此, 未来将继续研究如何更加灵活地获取限制因子, 同时考虑更多的驱动因素(如土地政策和社会经济等)是下一步研究的重点。

## 参考文献 (References):

[1] 廖江福, 唐立娜, 王翠平, 等. 城市元胞自动机扩展邻域效应的测量与校准研究[J]. 地理科学进展, 2014, 33(12): 1624-1633.  
Liao J F, Tang L N, Wang C P, et al. Measuring and calibrating extended neighborhood effect of urban cellular automata model based on particle swarm optimization[J]. Progress in Geography, 2014, 33(12): 1624-1633.

[2] 陈宝芬, 张耀民, 江东. 基于 CA-ABM 模型的福州城市用地扩张研究[J]. 地理科学进展, 2017, 36(5): 626-634.  
Chen B F, Zhang Y M, Jiang D. Urban land expansion in Fuzhou City based on coupled cellular automata and agent-based models (CA-ABM) [J]. Progress in Geography, 2017, 36(5): 626-634.

[3] 孙毅中, 杨静, 宋书颖, 等. 多层次矢量元胞自动机建模及土地利用变化模拟[J]. 地理学报, 2020, 75(10): 2164-2179.  
Sun Y Z, Yang J, Song S Y, et al. Modeling of multi-level vector cellular automata and its simulation of land use change based on urban planning[J]. Acta Geographica Sinica, 2020, 75(10): 2164-2179.

[4] 田洁玫, 陈杰. 高标准粮产区鹤壁市土地利用情景模拟预测研究[J]. 国土资源遥感, 2018, 30(1): 150-156. doi:10.6046/gtzyyg. 2018. 01. 21.  
Tian J M, Chen J. Simulation and prediction of land use in the high standard grain area of Hebi City[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(1): 150-156. doi:10.6046/gtzyyg. 2018. 01. 21.

[5] 杨俊, 解鹏, 席建超, 等. 基于元胞自动机模型的土地利用变化模拟——以大连经济技术开发区为例[J]. 地理学报, 2015, 70(3): 461-475.  
Yang J, Xie P, Xi J C, et al. LUCC simulation based on the cellular automata simulation: A case study of Dalian Economic and Technological Development Zone[J]. Acta Geographica Sinica, 2015, 70(3): 461-475.

[6] 张大川, 刘小平, 姚尧, 等. 基于随机森林 CA 的东莞市多类土地利用变化模拟[J]. 地理与地理信息科学, 2016, 32(5): 29-36.  
Zhang D C, Liu X P, Yao Y, et al. Simulating spatiotemporal change of multiple land use types in Dongguan by using random forest based on cellular automata[J]. Geography and Geo-Information Science, 2016, 32(5): 29-36.

[7] Xing W, Qian Y, Guan X, et al. A novel cellular automata model integrated with deep learning for dynamic spatio-temporal land use change simulation[J]. Computers and Geosciences, 2020, 137(1): 1-9.

[8] Von Neumann J. Theory of self-reproducing automata[J]. London: University of Illinois Press, 1966: 3-14.

[9] Karimi F, Sultana S, Babakan A S, et al. An enhanced support vector machine model for urban expansion prediction[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2019, 75(1): 61-75.

[10] Shafizadeh-Moghadam H, Asghari A, Tayyebi A, et al. Coupling machine learning, tree-based and statistical models with cellular automata to simulate urban growth[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2017, 64(1): 297-308.

[11] He J, Li X, Yao Y, et al. Mining transition rules of cellular automata for simulating urban expansion by using the deep learning techniques[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2018, 32(10): 2076-2097.

[12] Gounaridis D, Choriantopoulos I, Symeonakis E, et al. A random forest-cellular automata modelling approach to explore future land use/cover change in Attica (Greece), under different socio-economic realities and scales[J]. Science of the Total Environment, 2019, 64(6): 320-335.

[13] Grekousis G. Artificial neural networks and deep learning in urban geography: A systematic review and meta-analysis[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2019, 74(1): 244-256.

[14] Guan D, Zhao Z, Tan J. Dynamic simulation of land use change based on logistic-CA-Markov and WLC-CA-Markov models: A case study in three gorges reservoir area of Chongqing, China[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2019, 26(20): 20669-20688.

[15] Jia X, Khandelwal A, Nayak G, et al. Incremental dual-memory lstm in land cover prediction[C]//Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining, 2017: 867-876.

- [16] Wang H, Zhao X, Zhang X, et al. Long time series land cover classification in China from 1982 to 2015 based on Bi-LSTM deep learning[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(14): 1-22.
- [17] White R, Engelen G. Cellular automata and fractal urban form: A cellular modelling approach to the evolution of urban land-use patterns[J]. *Environment and Planning A*, 1993, 25(8): 1175-1199.
- [18] Liu X, Liang X, Li X, et al. A future land use simulation model (FLUS) for simulating multiple land use scenarios by coupling human and natural effects[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2017, 168(1): 94-116.

## Dynamic simulation of land use based on the LSTM-CA model

LIU Chunlin, XIA Jianxin

(College of Life and Environmental Science, Minzu University of China, Beijing 100081, China)

**Abstract:** Timely and accurate acquisition of the spatial pattern evolution of land use can effectively support urban ecological environment protection and scientific management. In this study, the spatial characteristics of land use in multiple periods were extracted using a convolutional neural network. Then, they were combined with multiple spatial driving factors to build the long short-term memory network-cellular automata (LSTM-CA) model. Based on the data of land use classification, terrain, and urban traffic of the Zhangjiakou central urban area in 1995, 2000, 2005, 2010, and 2015, this study investigated the simulation methods for urban land use in 2020. By comparison with the precision of the multi-layer perceptron-cellular automata (MLP-CA) model, the proposed method has a Kappa coefficient of over 0.90 and FoM of 0.39. All indices are better than those of the MLP-CA model. Therefore, the LSTM-CA model can fully explore the internal relationships between the changes in historical land use and effectively improve the simulation precision.

**Keywords:** land use; long short-term memory; cellular automata; change simulation

(责任编辑: 张仙)