

文章编号: 1008-2786-(2020)4-630-13

DOI:10.16089/j.cnki.1008-2786.000540

山区县域土地利用/覆被变化多 尺度多模型模拟对比——以云南省勐腊县为例

林丽^{1,2}, 樊辉^{1,2*}, 金缘³

(1. 云南大学 国际河流与生态安全研究院, 昆明 650091; 2. 云南省国际河流与跨境生态重点实验室, 昆明 650091;

3. 中国科学院、水利部成都山地灾害与环境研究所, 成都 610041)

摘 要: 土地利用/覆被变化(LUCC)模拟及其尺度效应一直是土地变化科学的研究内容与难点。本文选择西南沿边山区县域——云南省勐腊县为试验区, 利用 LCM、FLUS、CA-Markov 和 CLUE-S 探究该县域 LUCC 模拟的最适模型和栅格尺度。结合 1994 年、2004 年两期 Landsat TM 影像分类生成的土地利用/覆被数据, 以及自然与社会经济数据, 在 60、90、120、150、180、210 和 240 m 七个栅格尺度下模拟该县域 2014 年土地利用/覆被空间格局, 并以同期土地利用/覆被遥感分类数据为参考来评价模型模拟精度, 筛选出最适模型和栅格尺度, 进而模拟该县域 2024 年土地利用/覆被格局。研究表明: 四种模型均能较好地模拟该县域土地利用/覆被变化($K_{\text{standard}} = 0.67 \sim 0.84$), 其中以 LCM 模型模拟精度最高($K_{\text{standard}} = 0.77 \sim 0.84$); 各模型对不同土地利用/覆被类型的适用性不同, LCM 模型模拟林地、园地和耕地效果最好, 而 FLUS 模型模拟建设用地更佳; 四种模型模拟 LUCC 的最适栅格尺度均为 120 m, 其 $K_{\text{standard}} > 0.70$ 。整合不同地类的最适模型和栅格尺度模拟结果有利于提高山区县域 LUCC 模拟精度。

关键词: 土地利用/覆被变化模拟; 栅格尺度; LCM 模型; FLUS 模型; CA-Markov 模型; CLUE-S 模型

中图分类号: P237

文献标志码: A

土地利用/覆被变化(Land Use/Land Cover Change, LUCC)受自然、人文因素制约, 影响陆地生态过程^[1], 对区域乃至全球环境变化具有重要意义^[2], 是全球变化研究的核心和热点课题^[3]。区域 LUCC 是当前土地变化科学研究的新动向, LUCC 模型已成为深入研究 LUCC 的重要手段^[4]。通过对 LUCC 的时空特征及其与自然和社会经济的耦合机制建立 LUCC 模型, 可探明 LUCC 过程、原因以及预测未来土地利用/覆被的发展趋势。近年来, 研究者们研发了众多 LUCC 模型^[5-10], 如元胞自动机(Cellular Automaton, CA)模型、小尺度土地利用变

化及其空间效应(Conversion of Land Use and its Effects at Small regional extent, CLUE-S)模型、CA-Markov 模型、土地变化模型(Land Change Modeler, LCM)及未来土地利用(Future Land Use Simulation, FLUS)模型等, 以更好地了解、评估及预测 LUCC。但由于不同 LUCC 模型的模拟机理不同, 它们各具优势和局限性, 模拟结果也各异。如, 有研究表明 Geomod 模型相比 CA-Markov 模拟景洪市橡胶园转变的精度更高^[11]; SLEUTH、Geomod、LCM 和 FUTURES 四种模型模拟城市用地扩张的能力不同, 在数量精度、位置精度和景观配置精度上存在较大

收稿日期(Received date): 2019-10-12; **改回日期**(Accepted date): 2020-07-09

基金项目(Foundation item): 国家自然科学基金项目(41461017, 41971239)。[National Natural Science Foundation of China(41461017, 41971239)]

作者简介(Biography): 林丽(1996-), 女, 山东邹城人, 硕士研究生, 主要研究方向: 地理空间过程模拟。[LIN Li(1996-), female, born in Zoucheng, Shandong province, M. Sc. candidate, research on geospatial process simulation] E-mail: lily96@mail.ynu.edu.cn

*** 通讯作者**(Corresponding author): 樊辉(1972-), 男, 江西修水人, 博士, 研究员, 主要研究方向: 山地环境遥感研究。[FAN Hui(1972-), male, born in Xiushui, Jiangxi province, Ph. D., professor, specialized in remote sensing of mountain environment] E-mail: fanhui@ynu.edu.cn

差异^[12]。因此,开展区域 LUCC 模拟的多模型比较来筛选出最适 LUCC 模型,对于预测区域土地利用/覆被空间格局极为重要。

栅格尺度的选择是区域 LUCC 模拟的核心问题。已有研究表明,LUCC 过程及其驱动因素具有多尺度特征^[13-15]。有学者运用多元回归模型在 32、64、96、128、160 和 192 km 六个栅格尺度下分析了中国耕地分布与自然和社会经济因子的关系,发现其相关性随栅格尺度的增大而有所增加^[16];也有学者为解释土地利用/覆被格局与驱动因子的相关性及其尺度依赖性特征,对比研究了 100、250、500、750 和 1 000 m 五种栅格尺度下县域耕地、林地和草地的模拟结果,得出最适栅格尺度为 500 m^[17];上述研究表明 LUCC 对环境因素的响应会因尺度而不同,其最适模拟栅格尺度亦会随研究区域而变化^[17-20]。但目前 LUCC 模型尺度效应研究多集中于平原或丘陵地区,而极少涉及地表起伏大、景观异质性高的山区。由此,针对特定的研究区域,开展 LUCC 模拟的多尺度、多模型对比研究,探寻其最适模拟模型与栅格尺度具有重要意义。

勐腊县位于云南省最南端,地形复杂、景观多样,是国际最重要的生物多样性保护热点地区之一^[21],也是我国重要的天然橡胶种植基地。近几十年来,大规模的毁林植胶导致 LUCC 剧烈^[22],引发了一系列生态环境问题^[23],对社会经济等造成重大影响。因此,探究该地 LUCC 状况,并预测未来土地利用/覆被时空分布格局,对于区域生态安全屏障建设具有重要意义。为筛选最适 LUCC 模型、揭示区域 LUCC 模拟的多尺度效应,本文利用 1994 年和 2004 年的土地利用/覆被遥感分类数据、自然与社会经济数据,分别在 60、90、120、150、180、210 和 240 m 七个栅格尺度下构建 LCM、FLUS、CA-Markov 和 CLUE-S 模型,模拟 2014 年土地利用/覆被空间格局,以同年土地利用/覆被遥感分类数据为参考,筛选出该县最适模拟模型和栅格尺度;进而模拟该县 2024 年的土地利用/覆被格局,以期制定科学合理的土地利用管理政策提供参考。

1 数据与方法

1.1 试验区概况

勐腊县(101°06' E ~ 101°50' E, 21°08' N ~

22°25' N)隶属于云南省西双版纳傣族自治州(图 1),与老挝、缅甸接壤,国土面积约为 6822.68 km²。海拔 480 ~ 2023 m,山地面积约占全县总面积的 95.6%。截止到 2014 年,县域内土地利用/覆被类型主要包括林地(51%)、橡胶园(42%)、茶园(2%)、耕地(3%)和建设用地(1%)等^[22]。近几十年来,随着人口增加与经济发展,土地利用方式发生了极大变化,毁林植胶与垦荒植胶活跃^[22,24]。

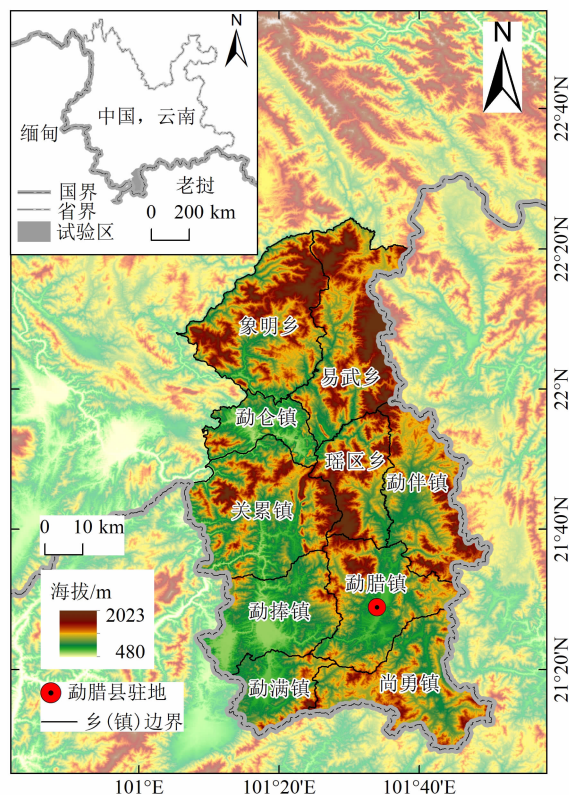


图 1 勐腊县位置及其高程图

Fig. 1 Location and topography of Mengla County

1.2 数据来源与处理

本文所用的土地利用/覆被数据为 1994 年、2004 年和 2014 年三个时期的 Landsat TM 及 OLI 影像的遥感分类数据^[22],影像的空间分辨率均为 30 m,包括林地、园地、耕地、建设用地以及水体 5 种土地利用/覆被类型。三期数据的总体分类精度分别为 90.13%、97.90% 和 97.67%,Kappa 系数为 0.84、0.94 和 0.96,达到精度检验的最低标准 0.7^[25],可作为模型输入数据和模拟结果参考数据。因水体面积易受河流水位或水库蓄水水位影响,其变化难以模拟,故将三期数据中的水体合并,建立掩膜,再基于掩膜将三期分类数据中的水体剔除。然

后,采用最邻近重采样方法将水体剔除后的数据(30 m)重采样至 60、90、120、150、180、210 和 240 m 七个栅格尺度。

研究使用的 DEM 数据来源于 USGS 官网 (<https://gdex.cr.usgs.gov/gdex/>),其空间分辨率为 30 m。基于 DEM 计算得到海拔、坡度、坡向和粗糙度 4 类地形因子变量。根据勐腊县统计年鉴获取以乡镇为单元的劳动力数量、人口密度、农村人口数、GDP 和人均耕地面积等数据,道路数据由野外调查 GPS 跟踪获取,城镇中心和河流等矢量数据通过解译谷歌地球高空间分辨率遥感影像获取,土壤类型数据来源于中国科学院南京土壤研究所和中国农业部土壤环境处共同制作的 1:100 万数字化土壤图数据^[26];上述所有矢量数据均转换为 30 m 空间分辨率的栅格数据。由于上述不同来源的数据具有不同的量纲和范围,对所有数据进行归一化处理。运用 Aggregate 函数,以 2×2 、 3×3 、 4×4 、 5×5 、 6×6 、 7×7 、 8×8 的窗口大小分别将 30 m 栅格数据进行平均值聚合^[17],从而得到 60、90、120、150、180、210 和 240 m 栅格尺度的各类数据。为了保证试验区模拟范围的一致性,将所有数据统一投影至通用横轴墨卡托(Universal Transverse Mercator, UTM)投影系统。

1.3 驱动因子选择

将 1994—2004 年间 LUCC 区域作为干扰区。选取海拔、坡度、坡向、粗糙度、劳动力数量、人口密度、农村人口数、GDP、人均耕地面积、土壤类型、纬度,以及各栅格到河流、道路、城镇中心和干扰区的距离 15 个自然与社会经济因子为潜在驱动因子。采用 Cramer's V 指数,分析 LUCC 与各驱动因子的相关关系^[10],Cramer's V 指数的计算公式如下:

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

式中, χ^2 为卡方检验结果; r 、 s 分别为行、列数; n 为样本数。当 $0.4 \leq Cramer's V \leq 1$ 时,为较强相关;当 $0.15 \leq Cramer's V < 0.4$ 时,为相关;当 $0 \leq Cramer's V < 0.15$ 时,则为无关。

为消除空间自相关的影响,采用随机抽样方法从 15 个因子栅格数据中抽取 10% 的样本数据,计算各因子之间的皮尔森(Pearson)相关系数 $r^{[27]}$,其计算公式如下:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (2)$$

式中, (X_i, Y_i) 为第 i 个样本的值; \bar{X} 和 \bar{Y} 分别表示 n 个样本的均值。相关系数 r 的取值为 $[-1, 1]$, $|r|$ 越接近 1,则 X 与 Y 相关程度越高。

采用方差膨胀系数(Variance Inflation Factor, VIF)对 7 个栅格尺度的潜在驱动因子进行多元共线性诊断,剔除具有显著共线性关系的因子,其计算公式如下:

$$VIF = \frac{1}{1 - R_i^2} \quad (3)$$

式中, R_i^2 为第 i 个潜在驱动因子 X_i 与其余因子之间的决定系数。方差膨胀系数越大,表示共线性越强;当其大于 10 时,则认为共线性关系显著。

最终,筛选出海拔、坡度、人口密度、人均耕地面积、距河流的距离、距道路的距离、距城镇中心的距离、距干扰区的距离和土壤类型 9 个驱动因子作为模型输入因子。

1.4 土地利用变化模拟模型

1.4.1 LCM 模型

LCM 模型^[10]耦合了多层感知器神经网络(Multilayer Perceptron Artificial Neural Network, MLP-ANN)、Markov 模型和软硬预测模型,是一种经验参数化的 LUCC 预测工具。Multilayer Perceptron (MLP)模型是一种机器学习算法,用于建立各土地利用/覆被类型与驱动因子之间的非线性关系,模拟土地利用/覆被类型的转移潜力。本文基于 1994—2004 年土地利用/覆被转移状况,结合上面筛选出的 9 个驱动因子,采用 MLP 算法构建转移潜力模型;设定样本数为 10000 (1/2 用于训练, 1/2 用于验证),迭代次数为 10000;利用 Markov 链计算 2004—2014 年的土地利用/覆被转移状况,以 2004 年为基期,采用硬预测模型模拟 2014 年土地利用/覆被格局。

1.4.2 FLUS 模型

FLUS 模型^[9]包括基于神经网络的适宜性概率计算模块和基于自适应惯性机制的元胞自动机模块。它先采用人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)算法整合自然和社会经济等多种驱动因子,并结合基期土地利用/覆被遥感分类数据模拟各土地利用/覆被类型的适宜性概率;再利用基于

轮盘赌选择的自适应惯性竞争机制,解决在自然和社会经济协同作用下各地类相互转化的不确定性和复杂性。本文以2004年为基期,应用随机采样方法提取1%像元作为ANN的训练样本,隐藏层数量设置为13层;运行ANN模型,得到各地类的适宜性图。然后,采用5×5摩尔(Moore)邻域,CA迭代次数设定为300次,模型加速因子设为0.1,在成本矩阵中限制建设用地向其它地类转变,以2014年土地利用/覆被遥感分类数据为需求数据,利用元胞自动机模拟2014年土地利用/覆被格局。

1.4.3 CA-Markov 模型

CA-Markov 模型^[7]综合了CA模拟复杂系统空间变化的能力和Markov长期预测的优势。首先,基于1994年和2004年土地利用/覆被遥感分类数据,利用Markov链计算出1994—2004年间土地利用/覆被转移概率矩阵,将比例误差(Proportional Error)设为0.1(表示大多数土地利用/覆被类型的遥感分类精度达到90%)^[10];结合筛选出的9个驱动因子,使用逻辑斯蒂(Logistic)回归模块得到各土地利用/覆被类型的适宜性图;选择5×5滤波器,元胞迭代次数设为10,利用CA模型模拟2014年土地利用/覆被格局。

1.4.4 CLUE-S 模型

CLUE-S 模型^[5]包括非空间需求和空间分配两个模块。非空间需求模块用于输入各模拟年份土地利用需求;空间分配模块以栅格为单元,在限制因素约束下,依据土地利用/覆被的概率分布和转移矩阵,在空间上对土地利用需求进行分配。基于2004年和2014年各土地利用/覆被类型的面积,使用线性插值法计算2004—2014年间各土地利用/覆被类

型的需求面积;根据试验区2004—2014年实际土地利用/覆被类型转移状况,将林地、园地、耕地和建设用地的转移弹性系数(Transfer Elasticity Coefficient, ELAS)分别设为0.6、0.8、0.9和1,限制建设用地向其它类型转变。使用二元逻辑回归方程(公式(4))构建土地利用/覆被格局与各驱动因子的函数关系,得到每个像元内土地利用/覆被类型发生概率图。结合ELAS、转移矩阵和适宜性图,以2004年为基期,模拟2014年的土地利用/覆被格局。二元逻辑回归利用ROC(Relative Operating Characteristics)方法^[28]进行检验,当ROC>0.7则表示回归方程对该土地利用/覆被类型有很好的解释能力。

$$\log\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_{1,i} + \beta_2 X_{2,i} + \dots + \beta_n X_{n,i} \quad (4)$$

式中, P_i 为某栅格出现地类*i*的概率; $X_{n,i}$ 为驱动因子; β_i 为回归方程的回归系数,表示土地利用/覆被类型与驱动因子的定量关系。

1.5 精度评价方法

采用Kappa系数^[29]检验模型模拟结果与参考图的一致性程度。其表达式如下:

$$Kappa = \frac{P_0 - P_c}{P_p - P_c} \quad (5)$$

式中, P_0 为参考图与模拟结果的观测一致率; P_c 为随机情况下期望的正确模拟比例; P_p 为理想分类情况下正确模拟的比例,一般取1。

为量化数量和位置差异,分别计算 $K_{location}$ 和 $K_{quantity}$;使用 $K_{standard}$ 和 K_{no} 量化位置和数量信息的综合差异^[30],其公式见表1。

表1 各类Kappa系数公式
Tab.1 Formulas of different Kappa indices

| 指数名称 | 公式 | 说明 | 序号 |
|-------------|---|--|-----|
| 标准 Kappa 系数 | $K_{standard} = \frac{P_0 - MQNL}{1 - MQNL}$ | MQNL: 仅有中等保持数量, 没有保持空间位置的能力 | (6) |
| 随机 Kappa 系数 | $K_{no} = \frac{P_0 - MQNL}{1 - NQNL}$ | NQNL: 既没有保持数量, 又没有保持空间位置的能力 | (7) |
| 位置 Kappa 系数 | $K_{location} = \frac{P_0 - MQNL}{MQPL - NQNL}$ | MQPL: 既有中等保持数量, 又有完全保持空间位置的能力 | (8) |
| 数量 Kappa 系数 | $K_{quantity} = \frac{P_0 - MQNL}{PQML - NQNL}$ | NQML: 没有保持数量, 有中等保持空间位置的能力; PQML: 既有完全保持数量, 又有中等保持空间位置的能力 | (9) |

与模拟目标年土地利用/覆被遥感分类图相比,模拟其数量的能力可以分为完全(PQ,即可以完全保持各土地利用类型的初始面积)、中等(MQ)和无(NQ)三种;模拟位置的能力分为完全(PL,即可以完全保持各土地利用类型的空间位置)、中等(ML)和无(NL)。Kappa 系数取值范围为 $[0,1]$ 。当 $0.8 < \text{Kappa} \leq 1$ 时,表明参考图与模拟图几乎完全一致;当 $0.6 < \text{Kappa} \leq 0.8$ 时,高度一致;当 $0.4 < \text{Kappa} \leq 0.6$ 时,一致性中等;当 $0.2 < \text{Kappa} \leq 0.4$ 时,一致性一般;当 $0 \leq \text{Kappa} \leq 0.2$ 时,一致性极低。

2 结果分析

2.1 模拟结果与精度

由图 2a 和图 2b 可知,就模拟结果的 K_{standard} 值和 K_{no} 值而言,四个模型由高到低依次为 LCM、

FLUS、CA-Markov 和 CLUE-S,且各模型的 K_{no} 值(依次为 0.84 ~ 0.89、0.82 ~ 0.83、0.81 ~ 0.84 和 0.76 ~ 0.80)均高于 K_{standard} 值(依次为 0.77 ~ 0.84、0.75 ~ 0.77、0.72 ~ 0.76 和 0.67 ~ 0.70)。各模型在位置和数量模拟精度上也存在较大差异(图 2c、图 2d)。LCM 和 CA-Markov 的位置模拟精度较高,其 K_{location} 值分别为 0.88 ~ 0.95 和 0.89 ~ 0.93;但其 K_{quantity} 值却相对较低,分别为 0.86 ~ 0.89 和 0.78 ~ 0.84。而 FLUS 和 CLUE-S 的情况正好相反,其 K_{quantity} 值较高,分别为 0.95 ~ 0.99 和 0.76 ~ 0.96;但其 K_{location} 值却较低,分别为 0.75 ~ 0.80 和 0.73 ~ 0.77。图 2a 和 2b 还表明,随着栅格尺度的增大, K_{standard} 值和 K_{no} 值大致呈先升后降的趋势,且均在 120 m 栅格尺度达到最大。以 LCM 模型的 K_{standard} 值为例,当栅格尺度由 60 m 增加到 120 m 时, K_{standard} 值由 0.82 升至 0.84;但栅格尺度进一步从 150 m 增

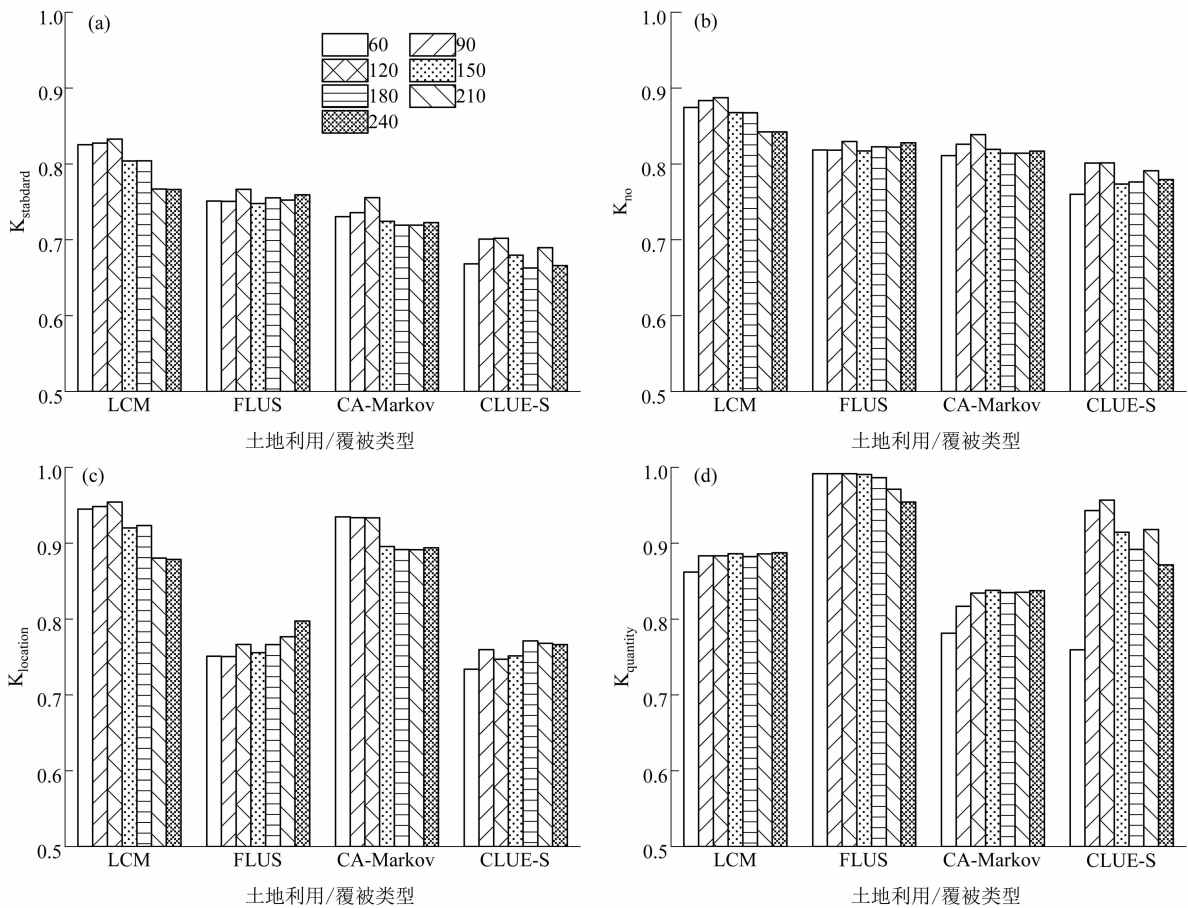


图 2 基于四种模型的不同栅格尺度下 2014 年土地利用/覆被模拟结果 Kappa 值:

(a) K_{standard} ; (b) K_{no} ; (c) K_{location} ; (d) K_{quantity}

Fig. 2 Kappa values of simulated land use/land cover in 2014 at different grid scales based on four models

(a) K_{standard} ; (b) K_{no} ; (c) K_{location} ; (d) K_{quantity}

加到 240 m 时, K_{standard} 值又由 0.84 渐降至 0.77。

图 3 表明,在七个栅格尺度下,基于 LCM 模型模拟的 2014 年土地利用/覆被空间分布格局与同年参考图的一致性均较高。其中,尤以 120 m 栅格尺度的吻合度最高,该尺度下瑶区乡和关累镇北部的园地模拟格局与参考图极为一致,而其它尺度却存在过度模拟或未模拟情况。但相比于参考图,模拟的各土地利用/覆被类型斑块聚集现象明显,特别是在林地和园地集中分布区;且随着栅格尺度增大,斑块数减少,斑块聚集现象更为突出。当栅格尺度小于 120 m 时,林地和园地的聚集现象较弱;而对于较大栅格尺度(大于 120 m),离散和破碎的小斑块被合并到附近的大斑块中,导致模拟结果与参考图出现较大差异。

基于四种模型的不同土地利用/覆被类型之间的模拟结果精度差异明显(图 4)。四种模型对林地

和园地的模拟精度均较高,其 Kappa 值高于 0.65;而对耕地和建设用地的模拟精度均较低,其 Kappa 值低于 0.57。此外,同一土地利用/覆被类型在不同模型下模拟精度也不相同。林地和园地的 LCM 模拟结果 Kappa 值最高,分别为 0.82 ~ 0.88 和 0.76 ~ 0.83;而 FLUS、CA-Markov 和 CLUE-S 的模拟结果依次次之。耕地的 LCM 模拟结果 Kappa 值最高,为 0.49 ~ 0.56, CA-Markov、CLUE-S 和 FLUS 模型依次次之。建设用地的 FLUS 模拟结果 Kappa 值最高,为 0.42 ~ 0.48, LCM、CA-Markov 和 CLUE-S 模型依次次之。图 4 还表明,基于不同模型模拟的各土地利用/覆被类型的最适栅格尺度也不同。以 LCM 模型为例,林地、园地和耕地均在 120 m 栅格尺度时 Kappa 值最高,而建设用地则在 90 m 栅格尺度时 Kappa 值最高。

四种模型的模拟结果与同年参考图之间存在

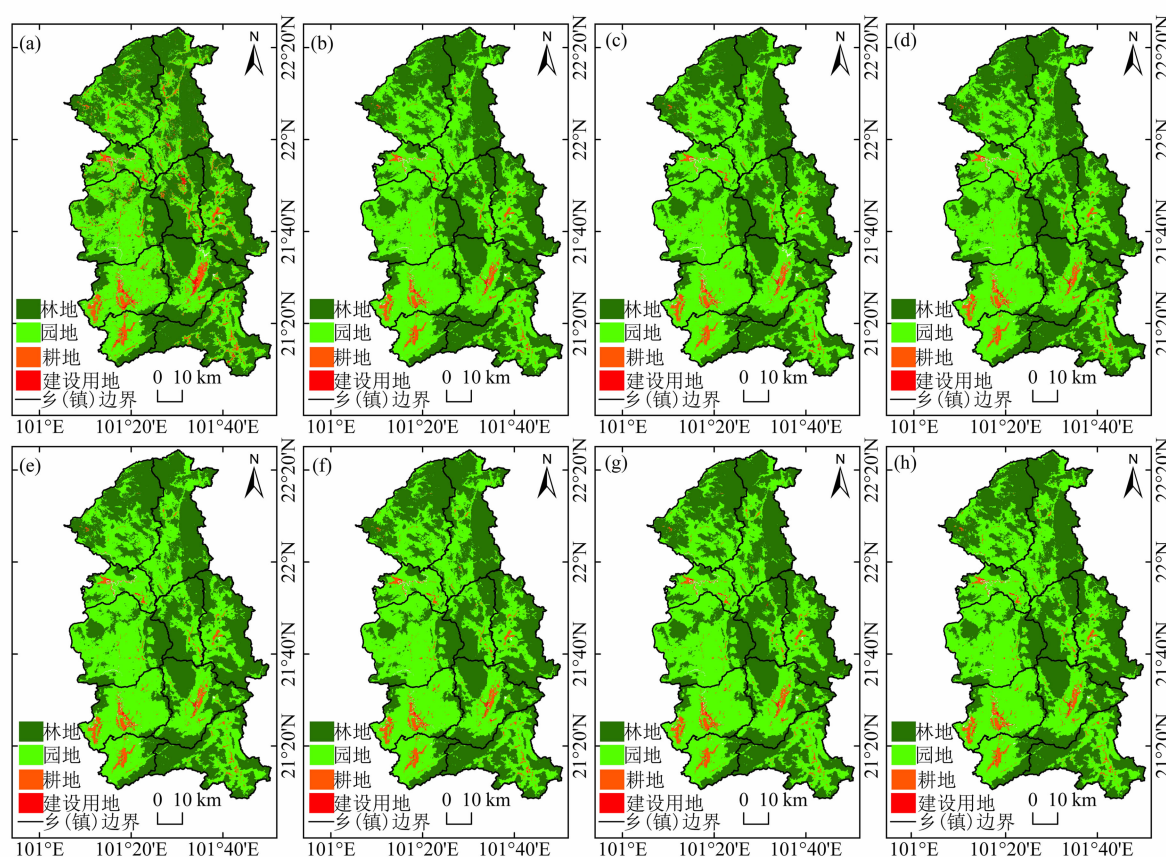


图 3 基于 LCM 模型的不同栅格尺度下 2014 年土地利用/覆被模拟图:

(a) 土地利用/覆被遥感分类图(30 m); (b~h) 依次为 60、90、120、150、180、210 和 240 m 栅格尺度下的土地利用/覆被模拟图

Fig. 3 Simulated land use/land cover maps in 2014 at different grid scales based on LCM model

(a) classified land use/land cover map(30 m); (b~h) simulated land use/land cover maps at grid scales of 60 m, 90 m, 120 m, 150 m, 180 m, 210 m and 240 m

不同程度的差异(图5)。就林地和园地的模拟结果来看,FLUS和CLUE-S模拟结果与参考图在面积上相差较小,但在空间分布格局上却吻合度较差。FLUS对园地模拟结果的空间格局在该县东部和北部与参考图差异较大,而CLUE-S对园地的模拟结果在该县西部和南部聚集效应明显,且存在过度模拟现象。与上述两个模型不同,LCM对林地和园地的模拟结果在空间格局上与参考图吻合度很好,而在面积上却存在一定的差异,尤以园地更为明显(园地模拟与参考面积相差269.95 km²)。四种模型中,CA-Markov对林地和园地的模拟结果在面积上与参考图差异最大,特别是在象明乡、易武乡、勐伴镇和尚勇镇等地对园地的模拟严重不足。就耕地的模拟而言,LCM、CA-Markov和CLUE-S的模拟结果较参考图偏小,特别是在县域南部的勐捧、勐满和勐伴等乡镇更为明显;而FLUS则在县域南部对耕地的模拟范围较参

考图偏大。四种模型对建设用地的模拟结果均较差(如县政府驻地和瑶区乡矿区),但相比较而言,FLUS对建设用地的模拟结果最好,特别是对勐腊、勐捧和勐满等乡镇建设用地的模拟明显优于其它模型。

2.2 预测结果

由表2可知,到2024年,勐腊县土地利用/覆被呈现出“林地-园地”为主导的格局,两者约占全县总面积的94%。2014—2024年间,林地面积减少,其它土地利用/覆被类型面积有所增加。林地由3510.24 km²减少到3195.71 km²,其中289.60 km²将转化为园地,24.93 km²将转化为耕地;园地将由2939.88 km²扩张到3190.96 km²,增加部分主要来自于林地;耕地将增加51.88 km²,增加部分主要来自于林地和园地;建设用地难以转变为其它地类,将有6.18 km²园地和5.39 km²耕地转化为建设用地。

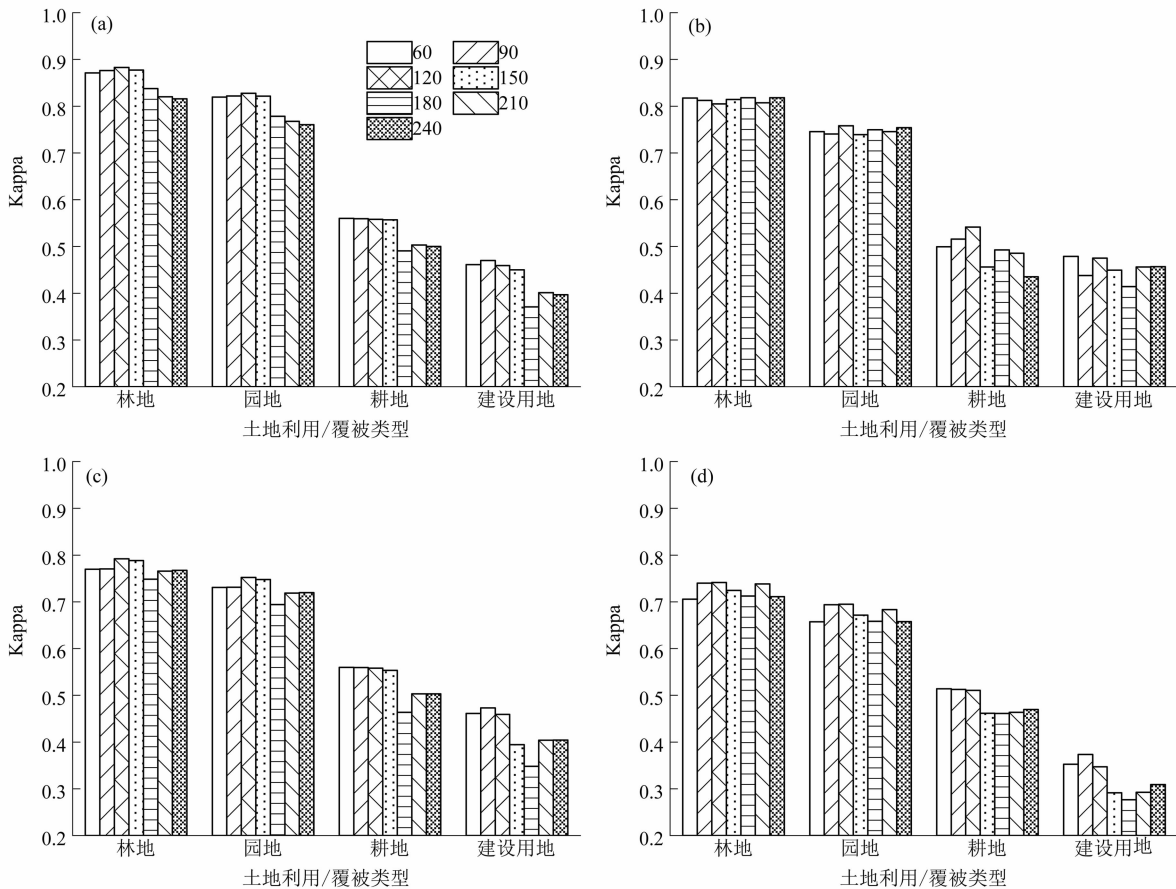


图4 不同栅格尺度下2014年各土地利用/覆被类型模拟结果 Kappa 值:

(a) LCM; (b) FLUS; (c) CA-Markov; (d) CLUE-S

Fig. 4 Kappa values of simulated land use/land cover types in 2014 at different grid scales

(a) LCM; (b) FLUS; (c) CA-Markov; (d) CLUE-S

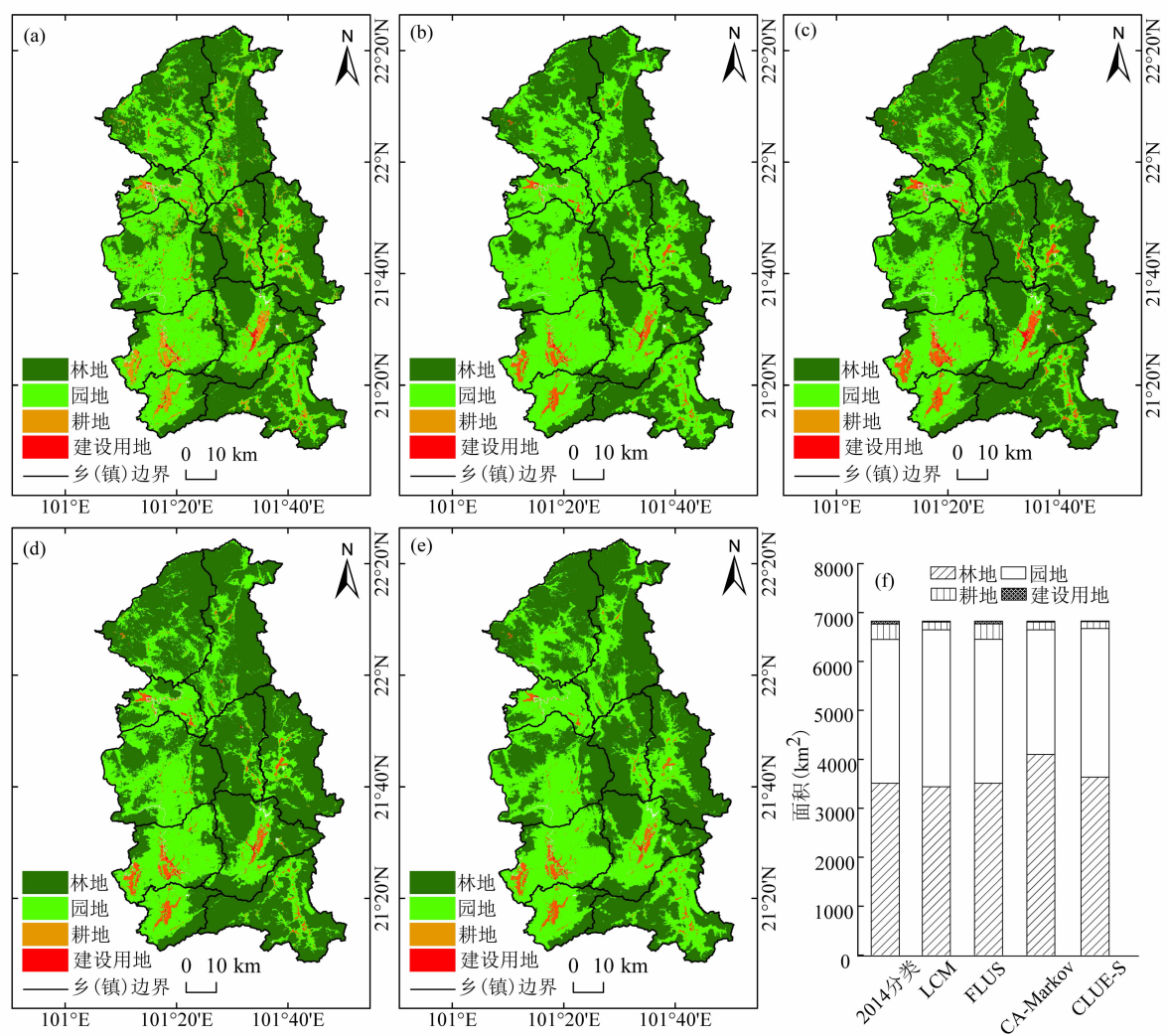


图 5 120 m 栅格尺度下 2014 年土地利用/覆被遥感分类图及四种模型模拟图：

(a) 土地利用/覆被遥感分类图(120m)；(b~e) 依次为 LCM、FLUS、CA-Markov 和 CLUE-S

模型的土地利用/覆被模拟图；(f) 分类与模拟结果面积统计图

Fig.5 Classified and simulated land use/land cover maps for four models in 2014 at 120 m grid scale

(a) classified land use/land cover map (120m)；(b~e) simulated land use/land cover maps based

on LCM, FLUS, CA-Markov and CLUE-S models；(f) area statistics of classified and simulated land use/land cover

表 2 2014—2024 年间土地利用/覆被转移矩阵 (单位：km²)

Tab.2 Land use/land cover transfer matrix between 2014 and 2024 (Unit: km²)

| | | 2014 年 | | | | |
|--------|------|---------|---------|--------|-------|---------|
| | | 林地 | 园地 | 耕地 | 建设用地 | 合计 |
| 2024 年 | 林地 | 3195.71 | 0 | 0 | 0 | 3195.71 |
| | 园地 | 289.60 | 2901.36 | 0 | 0 | 3190.96 |
| | 耕地 | 24.93 | 32.34 | 311.18 | 0 | 368.45 |
| | 建设用地 | 0 | 6.18 | 5.39 | 55.99 | 67.56 |
| | 合计 | 3510.24 | 2939.88 | 316.57 | 55.99 | 6822.68 |

图 6 进一步表明,2024 年林地主要分布于该县海拔较高的东部和北部,园地仍集中分布在西南部中、低海拔地区,建设用地则主要出现在各乡镇驻地及周边地区,而耕地则伴随建设用地出现(图 6a)。从典型土地利用/覆被类型的空间变化来看,2014—2024 年间,园地将继续侵蚀林地边缘,形成“林退园扩”变化格局(图 6b,图 6c);耕地扩张将主要出现在勐腊县东部和北部的象明乡和勐伴镇(图 6d)。

3 讨论

3.1 不同模型对土地利用/覆被模拟精度对比

LCM、FLUS、CA-Markov 和 CLUE-S 的 K_{standard} 值

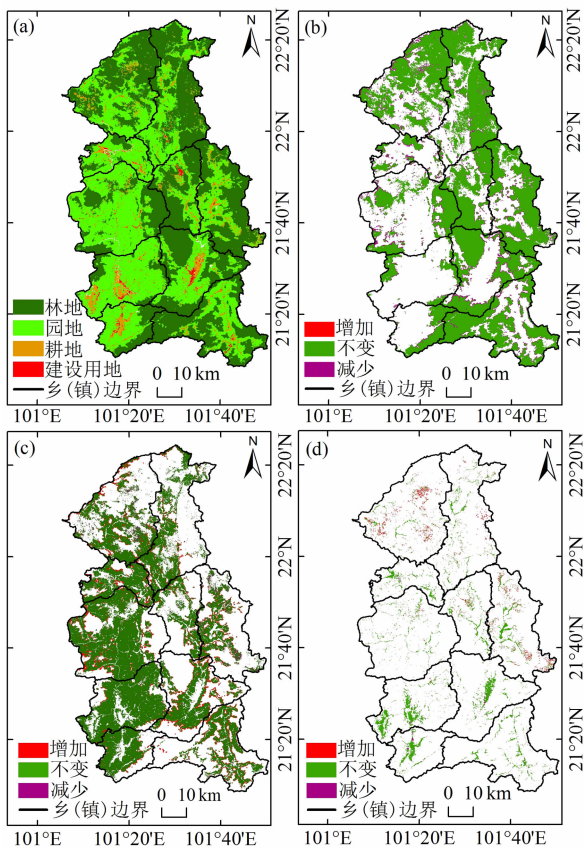


图 6 基于 LCM 模型的 2024 年土地利用/覆被模拟图及 2014—2024 年间典型地类空间变化:

(a) 土地利用/覆被模拟图; (b~d) 依次为 2014—2024 年林地、园地和耕地的空间变化图

Fig. 6 Simulated land use/cover map in 2024 based on LCM model and the spatial changes of typical land use/land cover types between 2014 and 2024

(a) simulated land use/land cover map; (b~d) spatial changes of forest, plantation and farmland

和 K_{no} 值均大于 0.66,说明这四个模型均能较好地模拟该县域 LUCC。但相比较而言,LCM 对土地利用/覆被位置和数量模拟的综合能力最好,FLUS 其次,而 CA-Markov 和 CLUE-S 较差。产生上述结果的原因之一是四种模型的校准方法不同,在空间扩张概率运算上,基于 Logistic 分析的 CA-Markov 和 CLUE-S 只能对离散变量进行运算而且未能兼顾驱动因子之间的关系,但 LCM 和 FLUS 分别采用 MLP-ANN 模型和 ANN 算法,通过机器学习建立空间非线性关系来量化和模拟复杂行为和模式^[31],有效地解决 LUCC 预测的非线性与空间结构分布的难点。各模型模拟土地利用/覆被的数量和位置精度也各不相同。FLUS 和 CLUE-S 的数量精度较高,特别是 FLUS 模拟结果的 K_{quantity} 值高达 0.95 以上,表明模拟图与参考图在数量上完全一致。究其原因,使用 FLUS 模型模拟时,在基于自适应惯性机制的元胞自动机模块将 2014 年土地利用/覆被遥感分类结果中各土地利用/覆被类型的面积作为模拟目标年份的土地利用需求;CLUE-S 将利用线性插值法得到的各土地利用/覆被类型的面积作为模拟目标年份的土地利用需求,故能对模拟结果的面积数量起到很好的限定作用;同时该模型使用转移弹性系数限制了各土地利用/覆被类型的变化量,从而 K_{quantity} 值也较高(多数栅格尺度下大于 0.9),具有很好的预测数量能力,这与刘森等^[32]的研究结论一致。CA-Markov 模型在计算转移概率矩阵时指定比例误差大于 0,致使土地利用保持不变的概率偏低,变化部分概率偏高,从而高估了土地利用变化的面积,降低其数量预测能力。LCM 和 CA-Markov 的位置模拟能力优于 FLUS 和 CLUE-S。其中,LCM 模拟结果的 K_{location} 值均大于 0.88,表明能准确地预测 LUCC 的空间位置,该研究结果与 Pickard 等^[12]的结论一致。CA-Markov 模拟结果的 K_{location} 值大于 0.89,具有较高的位置模拟能力^[11]。但 FLUS 模拟结果的 K_{location} 值仅为 0.75~0.80,其位置模拟能力相对较差;如何提高该模型的位置模拟精度仍是待解决的问题。

模型的模拟精度也会随着土地利用/覆被类型不同而有所差异。四种模型均对林地和园地模拟精度较高(K 值大于 0.67),而对耕地和建设用地的模拟精度较低(K 值小于 0.56)。与林地和园地相比,耕地和建设用地的斑块更小,且其受人为

干扰和政策影响更大,驱动机制更为复杂,而本研究未能涵盖这些因子。如何量化政策等因子以提高模型对耕地和建设用地的模拟精度有待进一步研究。此外,各模型对不同土地利用/覆被类型的模拟精度也不尽相同。LCM 对林地、园地和耕地模拟效果更好,而 FLUS 对建设用地精度更佳。Khoi 和 Murayama^[32]的研究表明 LCM 模拟林地的一致率可达 96%。相比高异质性的零散土地利用/覆被类型,LCM 对同质的、集中分布的土地利用/覆被类型模拟精度更高,这与 Khoi 和 Murayama^[33]的研究结果完全一致。FLUS 模型对建设用地的模拟效果更好,这与吴欣昕等^[34]的研究结果相符。因此,模型模拟能力不仅取决于模型本身机理,也与研究区域土地利用/覆被类型的空间结构及其变化状况相关。本研究未能发现适合模拟所有土地利用/覆被类型,且数量和位置模拟精度均最优的模型。综合而言,LCM 较其它三种模型更优。

3.2 不同栅格尺度下土地利用/覆被模拟精度对比

研究发现,随着栅格尺度的增大,四种模型的 K_{standard} 值和 K_{no} 值均呈先升后降的趋势,在 120 m 栅格尺度达到最大,其 K_{standard} 值均大于 0.70,表明土地利用/覆被格局模拟存在尺度依赖性,120 m 是该县域 LUCC 模拟的最适尺度。但不同土地利用/覆被类型的最适栅格尺度却不同。建设用地的最适栅格尺度较林地、园地和耕地的最适栅格尺度 120 m 偏小,其 Kappa 值在 90 m 栅格尺度达到最大。但由于建设用地在该县域内面积占比很小,仅为 0.82%,因此其对筛选整个县域最适模拟栅格尺度的影响也很小。这一结果与刘茂国^[35]采用 CLUE-S 模型模拟青海省湟水谷地城镇空间格局的最适模拟栅格尺度一致;但明显小于张永民等^[17]在华北平原县域 LUCC 模拟的 500 m 和 Wang 等^[18]在祁连山地区 LUCC 模拟的 210 m 的最适栅格尺度。产生这种差异的原因可能是区域地形和景观特征等不同^[13-15],在类似勐腊县的云南沿边山区,地形破碎、起伏大,景观异质性高,海拔和坡度是影响土地利用/覆被空间格局的主要因素^[36],故其模拟的最适栅格尺度远小于平原或丘陵地区。因此,针对特定的研究区域,遴选出其 LUCC 模拟最适栅格尺度对于揭示区域 LUCC 驱动机制是极为必要的。

此外,本研究的最适模拟栅格尺度也略小于金缘^[20]在该县域所得到的 150 m,其可能与 LUCC 驱

动因子的选取和模拟时间尺度长短有关,但驱动因子、时间尺度与空间栅格尺度之间的相互作用机理目前尚不明晰^[32],有待进一步研究量化。LUCC 模拟中使用的空间数据具有不同的空间分辨率,均需栅格化后重采样到同一栅格尺度。因不同尺度数据表达的信息密度有所差异,数据尺度转换会导致其精度受损^[37],且其受损程度与栅格尺度呈正相关,在小于 300 m 栅格尺度下精度损失低于 4%^[37],其对 LUCC 模拟的影响相对较小,但数据源尺度不一致对 LUCC 模拟结果影响的精细量化分析则尚待研究。

4 结论

文章对比分析了 60、90、120、150、180、210 和 240 m 七个栅格尺度下,LCM、FLUS、CA-Markov 和 CLUE-S 四种模型对勐腊县土地利用/覆被格局的模拟,探寻出该县域 LUCC 模拟的最适模型和栅格尺度。主要结论如下:

(1) 四种模型均能较好地模拟该县域 LUCC, K_{standard} 值为 0.67 ~ 0.84; 其中,LCM 模型模拟结果总体精度最高,其 K_{standard} 值为 0.77 ~ 0.84。LCM 和 CA-Markov 模拟结果空间位置精度更高,其 K_{location} 值分别为 0.88 ~ 0.95 和 0.89 ~ 0.93; 而 FLUS 和 CLUE-S 模拟结果数量精度更高,其 K_{quantity} 值分别 0.95 ~ 0.99 和 0.76 ~ 0.96。

(2) 四种模型模拟结果中,林地和园地的模拟精度较高,其 Kappa 值为 0.67 ~ 0.88,耕地和建设用地的模拟精度较低,其 Kappa 值为 0.30 ~ 0.56。各模型对不同土地利用/覆被类型的模拟效果也不同,LCM 模拟林地、园地和耕地的精度最高,Kappa 值分别为 0.82 ~ 0.88、0.76 ~ 0.83 以及 0.49 ~ 0.56; 而 FLUS 模拟建设用地的精度最高,Kappa 值为 0.42 ~ 0.48。

(3) 四种模型的模拟精度随不同栅格尺度大小变化,LUCC 模拟结果表现出一定的尺度依赖性; 四种模型模拟 LUCC 的最适栅格尺度均为 120 m,其 K_{standard} 值均大于 0.70。

(4) 2024 年土地利用/覆被预测结果表明,未来该县土地利用/覆被仍以林地和园地为主,约占总面积的 94%; 2014—2024 年间,LUCC 总体表现为林地减少,园地、耕地和建设用地增加; 空间变化上,园

地将侵占现有林地范围,呈扩张态势,而耕地扩张将发生在县域的东部和北部地区。

参考文献 (References)

- [1] 郭旭东,陈利顶,傅伯杰. 土地利用/土地覆被变化对区域生态环境的影响[J]. 环境科学进展,1999,7(6):66-75. [GUO Xudong, CHEN Liding, FU Bojie. Effects of land use/land cover changes on regional ecological environment [J]. Advances in Environmental Sciences, 1999, 7(6): 66-75]
- [2] FOLEY J A, DEFRIES R, ASNER G P, et al. Global consequences of land use [J]. Science, 2005, 309(5734): 570-574.
- [3] 陈佑启,杨鹏. 国际上土地利用/土地覆盖变化研究的新进展[J]. 经济地理,2001,21(1):95-100. [CHEN Youqi, YANG Peng. Recent progresses of international study on land use and land cover change (LUCC) [J]. Economic Geography, 2001, 21(1): 95-100]
- [4] 杨立民,朱智良. 全球及区域尺度土地覆盖土地利用研究的现状和展望[J]. 自然资源学报,1999,14(4):340-344. [YANG Limin. ZHU Zhiliang. The status quo and expectation of global and local land cover and land use RS research [J]. Journal of Natural Resources, 1999, 14(4): 340-344]
- [5] VERBURG P H, SOEPBOER W, VELDKAMP A, et al. Modeling the spatial dynamics of regional land use: the CLUE-S model [J]. Environmental Management, 2002, 30(3): 391-405.
- [6] 聂婷,肖荣波,王国恩,等. 基于 Logistic 回归的 CA 模型改进方法:以广州市为例[J]. 地理研究,2010,29(10):1909-1919. [NIE Ting, XIAO Rongbo, WANG Guoen, et al. An improvement on CA model of logistic regression: a case study of Guangzhou [J]. Geographical Research, 2010, 29(10): 1909-1919]
- [7] ADHIKARI S, SOUTHWORTH J. Simulating forest cover changes of Bannerghatta National Park based on a CA-Markov model: a remote sensing approach [J]. Remote Sensing, 2012, 4(10): 3215-3243.
- [8] 李少英,刘小平,黎夏,等. 土地利用变化模拟模型及应用研究进展[J]. 遥感学报,2017,21(3):329-340. [LI Shaoying, LIU Xiaoping, LI Xia, et al. Simulation model of land use dynamics and application: progress and prospects [J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(3): 329-340]
- [9] LIU Xiaoping, LIANG Xun, LI Xia, 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: 94-116.
- [10] EASTMAN R J. IDRISI ANDES, Guide to GIS and Image Processing [M]. America: Clark University, Worcester, 2006: 87-131.
- [11] 杨济达,欧晓昆,冯靖雯,等. 基于 CA-Markov 和 Geomod 模型橡胶林变化预测比较[J]. 山地学报,2014,32(3):267-276. [YANG Jida, OU Xiaokun, GUO Jingwen, et al. Comparison of CA-Markov and Geomod models for rubber plantation prediction [J]. Mountain Research, 2014, 32(3): 267-276]
- [12] PICKARD B, GRAY J, MEENTEMEYER R. Comparing quantity, allocation and configuration accuracy of multiple land change models [J]. Land, 2017, 6(3): 52.
- [13] GIBSON C C, OSTROM E, AHN T K. The concept of scale and the human dimensions of global change: a survey [J]. Ecological Economics, 2000, 32(2): 217-239.
- [14] VERBURG P H, CHEN Y Q. Multiscale characterization of land-use patterns in China [J]. Ecosystems, 2000, 3(4): 369-385.
- [15] EVANS T P, KELLEY H. Multi-scale analysis of a household level agent-based model of landcover change [J]. Journal of Environmental Management, 2004, 72(1-2): 57-72.
- [16] 陈佑启,VERBURG P H. 中国土地利用/土地覆盖的多尺度空间分布特征分析[J]. 地理科学,2000,20(3):197-202. [CHEN Youqi, VERBURG P H. Multi-scale spatial characterization of land use/land cover in China [J]. Scientia Geographica Sinica, 2000, 20(3): 197-202]
- [17] 张永民,周成虎,郑纯辉,等. 沾源县土地利用格局的多尺度模拟与分析[J]. 资源科学,2006,28(2):88-96. [ZHANG Yongmin, ZHOU Chenghu, ZHENG Chunhui, et al. Spatial land use patterns in Guyuan County: simulation and analysis at multi-scale levels [J]. Resources Science, 2006, 28(2): 88-96]
- [18] WANG Haijun, KONG Xiangdong, ZHANG Bo. The simulation of LUCC based on Logistic-CA-Markov model in Qilian Mountain area, China [J]. Sciences in Cold and Arid Regions, 2016, 8(4): 350-358.
- [19] 黄明,张学霞,张建军,等. 基于 CLUE-S 模型的罗玉沟流域多尺度土地利用变化模拟[J]. 资源科学,2012,34(4):769-776. [HUANG Ming, ZHANG Xuexia, ZHANG Jianjun, et al. A multi-scale simulation of land use change in Luoyugou Watershed based on CLUE-S Model [J]. Resources Science, 2012, 34(4): 769-776]
- [20] 金缘. 基于 CLUE-S 模型的热带北缘山区县域 LUCC 模拟—以勐腊县为例[D]. 昆明: 云南大学,2018:67. [JIN Yuan. LUCC modeling in the mountainous region of tropical northern margin based on CLUE-S model: a case study in Mengla [D]. Kunming: Yunnan University, 2018: 67]
- [21] 兰国玉,胡跃华,曹敏,等. 西双版纳热带森林动态监测样地—树种组成与空间分布格局[J]. 植物生态学报,2008,32(2): 287-298. [LAN Guoyu, HU Yuehua, CAO Min, et al. Establishment of Xishuangbanna tropical forest dynamics plot: species compositions and spatial distribution patterns [J]. Journal of Plant Ecology, 2008, 32(2): 287-298]
- [22] JIN Yuan, FAN Hui. Land use/land cover change and its impacts on protected areas in Mengla County, Xishuangbanna, Southwest China [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2018, 190(9): 509.
- [23] LI Zhe, FOX J M. Mapping rubber tree growth in mainland

- Southeast Asia using time-series MODIS 250 m NDVI and statistical data [J]. *Applied Geography*, 2012, **32**(2): 420 – 432.
- [24] 邓云,唐炎林,曹敏,等. 西双版纳人工雨林群落结构及其林下降雨侵蚀力特征[J]. *生态学报*, 2012, **32**(24): 7836 – 7843. [DENG Yun, TANG Yanlin, CAO Min, et al. Community structure and throughfall erosivity characters of artificial rainforest in Xishuangbanna [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2012, **32**(24): 7836 – 7843]
- [25] LUCAS I F, FRANSJ M W D. Accuracy assessment of satellite derived land cover data: a review [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1994, **60**(4): 410 – 432.
- [26] SHI Xuezheng, YU Dongsheng, PAN Xianzhang, et al. Soil database of 1:1000000 digital soil survey and reference system of the Chinese Genetic Soil Classification System. *Soil Survey Horizons*, 2004, **45**(4): 111 – 148.
- [27] RODGERS J L, ALANNICEWANDER W A. Thirteen Ways to Look at the Correlation Coefficient [J]. *The American Statistician*, 1988, **42**(1): 59 – 66.
- [28] PONTIUS R G, SCHNEIDER L C. Land-cover change model validation by an ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA [J]. *Agriculture Ecosystems & Environment*, 2001, **85**: 239 – 248.
- [29] COHEN J. A coefficient of agreement for nominal scales [J]. *Educational and Psychological Measurement*, 1960, **20**(1): 37 – 46.
- [30] PONTIUS R G. Quantification error versus location error in comparison of categorical maps [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2000, **66**(8): 1011 – 1016.
- [31] 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.
- [32] 刘森,胡远满,常禹,等. 土地利用模型时间尺度预测能力分析——以 CLUE-S 模型为例 [J]. *生态学报*, 2009, **29**(11): 6110 – 6119. [LIU Miao, HU Yuanman, CHANG Yu, et al. Analysis of temporal predicting abilities for the CLUE-S land use model [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2009, **29**(11): 6110 – 6119]
- [33] KHOI D D, MURAYAMA Y. Forecasting areas vulnerable to forest conversion in the Tam Dao national park region, Vietnam [J]. *Remote Sensing*, 2010, **2**(5): 1249 – 1272.
- [34] 吴欣昕,刘小平,梁迅,等. FLUS-UGB 多情景模拟的珠江三角洲城市增长边界划定 [J]. *地球信息科学学报*, 2018, **20**(4): 532 – 542. [WU Xinxin, LIU Xiaoping, LIANG Xun, et al. Multi-scenarios simulation of urban growth boundaries in Pearl River Delta based on FLUS-UGB [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2018, **20**(4): 532 – 542]
- [35] 刘茂国. 青海东部湟水谷地城镇空间格局变化模拟 [D]. 长沙:中南大学, 2011: 35 – 37. [LIU Maoguo. Simulation of urban spatial pattern changes in Huangshui Valley, Eastern Qinghai [D]. Changsha: Central South University, 2011: 35 – 37]
- [36] 哈凯,丁庆龙,门明新,等. 山地丘陵区土地利用分布及其与地形因子关系——以河北省怀来县为例 [J]. *地理研究*, 2015, **34**(5): 909 – 921. [HA Kai, DING Qinglong, MEN Mingxin, et al. Spatial distribution of land use and its relationship with terrain factors in hilly area [J]. *Geographical Research*, 2015, **34**(5): 909 – 921]
- [37] 杨存建,张增祥. 矢量数据在多尺度栅格化中的精度损失模型探讨 [J]. *地理研究*, 2001, **20**(4): 416 – 422. [YANG Cunjian, ZHANG Zengxiang. Models of accuracy loss during rasterizing landuse vector data with multi-scale grid size [J]. *Geographical Research*, 2001, **20**(4): 416 – 422]

Multi-Scale and Multi-Model Simulation of Land Use/Land Cover Change in the Mountainous County: A Case Study of Mengla County in Yunnan Province, China

LIN Li^{1,2}, FAN Hui^{1,2*}, JIN Yuan³

(1. Institute of International Rivers and Eco-Security, Yunnan University, Kunming 650091, China;

2. Yunnan Key Laboratory of International Rivers and Transboundary Eco-Security, Kunming 650091, China;

3. Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610041, China)

Abstract: Land use/land cover change (LUCC) simulation and its scale effect are the hot and unresolved topics of land change science. In this study, Mengla County of Yunnan Province in the southwest border mountainous region

was chosen as a study site to address the optimal simulation model and grid scale of LUCC in a mountainous environment. The land use/land cover status of the study site in 2014 was simulated at seven grid scales, such as 60 m, 90 m, 120 m, 150 m, 180 m, 210 m and 240 m, using LCM, FLUS, CA-Markov and CLUE-S models, taking the land use/land cover data classified from Landsat TM images acquired in 1994 and 2004 together with natural and socio-economic data between 1994 and 2004 as inputs. The simulation results were assessed using the classified land use/land cover results for 2014, produced from the Landsat OLI images, as a reference data. Subsequently, the land use/land cover situation in 2024 was projected from the selected optimal simulation model and grid scale. The results show that the four models performed well in the study site (standard kappa coefficient, $K_{\text{standard}} = 0.67 \sim 0.84$), and the LCM model outperformed the other three models, with the K_{standard} values of $0.77 \sim 0.84$. However, performances of the four models varied with land use/land cover types and the examined grid scales. The LCM model performed better in simulating forest, plantation and farmland, whereas the FLUS model did better for simulating built-up land. For all the four models, the optimal grid scale of simulation was 120 m, with the corresponding K_{standard} values above 0.70. Therefore, the integration of the optimal model and grid scale of different land use/land cover types is beneficial to improving the accuracy of LUCC simulation in mountainous regions.

Key words: land use/land cover change simulation; grid scale; LCM model; FLUS model; CA-Markov model; CLUE-S model