



全球黑土区耕地动态变化及其驱动力 Logistic 回归分析

杨佳佳, 吕骏超, 金珊合, 刘 洋, 李文博

中国地质调查局 沈阳地质调查中心, 辽宁 沈阳 110034

摘 要: 按照美国土壤分类系统, 全球广义黑土分为四大片。为探究全球黑土区耕地利用变化规律和驱动机制, 基于 2005、2010、2015 和 2019 年 4 期全球黑土区土地利用遥感监测数据, 借助 GIS 技术及数理统计软件, 分析全球黑土区耕地在 14 年间的动态变化特征。同时, 选取自然地理因素、社会因素为自变量, 以土地变化二分类(增加、减少)为因变量, 采用 Logistic 回归模型, 探讨研究区耕地变化的驱动因子。结果表明: 研究区内耕地变化显著, 3 个阶段(2005—2010、2010—2015、2015—2019)先后出现小幅增加—大幅减少—小幅增加的趋势; 14 年间耕地共减少 $58.77 \times 10^4 \text{ km}^2$, 其中亚洲黑土区耕地减少幅度最大, 占比 31.70%, 减少的耕地有 76.04% 转变为未利用地。建立的耕地变化 Logistic 回归分析模型有效, 结果表明: 耕地变化在第 1 阶段(2005—2010 年)的主要驱动因素是到最近道路距离、降水和高程(DEM); 第 2 阶段(2010—2015 年)的驱动因素是到最近河流距离和高程; 第 3 阶段(2015—2019 年)的驱动因素是到最近道路距离和温度。

关键词: Logistic 模型; 黑土; 卫星遥感; 耕地利用; 生态系统

FARMLAND DYNAMIC CHANGE AND ITS DRIVING FORCE ANALYSIS IN GLOBAL BLACK SOIL REGIONS BASED ON LOGISTIC REGRESSION MODEL

YANG Jia-jia, LYU Jun-chao, JIN Shan-he, LIU Yang, LI Wen-bo

Shenyang Center of China Geological Survey, Shenyang 110034, China

Abstract: According to the *Soil Taxonomy*, the black soil in the world is generally divided into four large tracts. To explore the change rule and driving mechanism of farmland use in the black soil regions, the dynamic change characteristics of farmland in global black soil regions during the past 14 years are analyzed based on the remote sensing monitoring data of land use during three stages of 2005–2010, 2010–2015 and 2015–2019 with GIS and mathematical statistics software. Besides, physical geographical and social factors are selected as independent variables and land change dichotomy of increase and decrease as dependent variables to explore the driving factors of farmland change in the study area. The results show that the farmland change is significant with a trend of slight increase-sharp decrease-slight increase during the above three stages. A total of $58.77 \times 10^4 \text{ km}^2$ of farmland has decreased in 14 years, of which the black soil region of Asia has the largest reduction, accounting for 31.70%, with 76.04% of the reduced farmland converted to unused land. The established Logistic regression analysis model of farmland change proves to be effective

收稿日期: 2021-11-29; 修回日期: 2022-01-11. 编辑: 李兰英.

基金项目: 国际地质科学联合会中国际地球科学计划项目 “Land resource evolution mechanism and its sustainable use in global black soil critical zone” (IGCP665); 中国地质调查局项目 “东北地区自然资源动态监测与风险评估” (DD20211389).

作者简介: 杨佳佳(1984—), 男, 博士, 高级工程师, 主要从事遥感地质、遥感环境应用方面的研究, 通信地址 辽宁省沈阳市皇姑区黄河北大街 280 号, E-mail//haixianxiaomei@163.com

通信作者: 吕俊超(1983—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要从事地质矿产、土地政策管理方面研究, 通信地址 辽宁省沈阳市皇姑区黄河北大街 280 号, E-mail//30207544@qq.com

and shows that the main driving factors are distance to the nearest road, precipitation and digital elevation model (DEM) in the first stage (2005–2010), distance to the nearest river and DEM in the second stage (2010–2015) and distance to the nearest road and temperature in the third stage (2015–2019).

Key words: Logistic model; black soil; satellite remote sensing; farmland use; ecologic system

0 引言

土地利用/土地覆盖变化 (land use and land cover change, LUCC) 是全球气候变化、环境变化研究内容的重点。地球系统科学的原理告诉我们, 土地资源与生态环境是紧密相连的, 土地资源数量与质量的变化是生态环境变化的重要特征, 生态环境信息也反映出土地资源的开发、利用状况。只有掌握土地资源数量、质量和可持续利用的综合信息, 才能为区域的持续发展提供有力保障^[1]。另外, 土地利用变化会对区域经济增长、收入水平以及自然资源生态环境产生多方面影响, 同时, 这些自然、社会、经济因素变化又会反馈于土地利用系统, 造成土地利用变化。所以, 对土地利用变化机制的深入研究有助于决策者在不同尺度水平上实施政策干预, 保证土地利用的可持续^[2]。

黑土土壤肥沃, 生产力高, 已成为一种宝贵的农业经济资源。世界四大黑土区均为重要的农牧业生产基地, 保护黑土已经是相关国家土地管理者的共识。目前, 国内外学者在黑土区开展了水土流失^[3-5]、土地流转^[6]、土壤属性^[7-8]、土壤光谱^[9]、有机碳变化^[10-12]等诸多研究, 但针对全球黑土区耕地利用变化的驱动力研究尚无。耕地变化模拟与预测对黑土耕地可持续发展及更好地理解黑土区土地利用系统机制有重要研究意义。

土地利用空间格局变化模拟研究一是预测土地利用变化将在什么地方发生, 二是研究导致土地利用变化的驱动因素。土地利用这种空间变量的增减变化无法定量化描述, 一般的线性回归模型因变量必须为连续变量^[13]。Logistic 回归模型作为一种非概率性线性回归, 是针对二分类或多分类因变量进行回归分析时采用的分类统计方法, 其中的自变量既可以是连续变量, 也可以是分类变量。通过 Logistic 回归分析, 可以计算自变量的相关权重, 确定相关驱动力的影响作用, 同时还可以解释因变量的发生概率, 能够有效地解决

以往土地利用变化驱动力研究中存在的局限性问题。该方法应用于土地利用变化驱动力研究中在国内外已有较多资料可寻^[14-18]。部分学者将元胞自动机、马尔科夫模型、神经网络等方法与 Logistic 回归模型结合起来预测未来土地利用的空间格局^[19-23]。本研究基于全球黑土区不同时期的土地利用数据、自然环境数据和社会经济数据, 系统分析 2005—2019 年间耕地变化的过程和特征, 构建全球黑土区耕地变化的 Logistic 回归模型, 定量分析耕地变化的空间驱动因素, 并对模型预测能力进行检验, 以期理解全球黑土区耕地变化机制提供科学参考。

1 研究区概况及数据来源

1.1 全球黑土区耕地分布范围

美国土壤分类系统 (Soil Taxonomy, ST, 1999 年) 目前被联合国粮农组织 (FAO)、联合国教科文组织 (UNESCO) 以及全球 45 个国家普遍采用。该分类系统将所有土壤分为 12 个土纲, 其中暗沃土纲 (Mollisols) 定义为草原生态土壤, 以深厚、暗色表层为显著特征, 因其英文名称来自拉丁语, 这一肥沃的表层也称为软土层, 是源于植物根系的有机质长期加入的结果。暗沃土表层厚度不小于 25 cm, 该层有机质含量大于或等于 1% ($C_{\text{有机}} \geq 0.6\%$), 盐基饱和度 (NH_4OAc 法) 大于或等于 50%, 润态的明度和彩度小于或等于 3^[24]。其定义与中国土壤系统分类 (Chinese Soil Taxonomy, CST, 1999 年) 中均腐土纲 (Isohumosols)、世界土壤资源参比基础 (World Reference Base for Soil Resources, WRB, 1998 年) 中黑土 (Phaeozems)、黑钙土 (Chernozems)、栗钙土 (Kastanozems) 的定义比较接近但又有区别。暗沃土被视为广义的黑土, 按照其定义, 全球共分布四大片黑土区, 包括北美洲密西西比河流域地区、中国松辽流域地区、乌克兰与俄罗斯大平原以及阿根廷和乌拉圭的潘帕斯大草原地区^[25] (图 1), 其

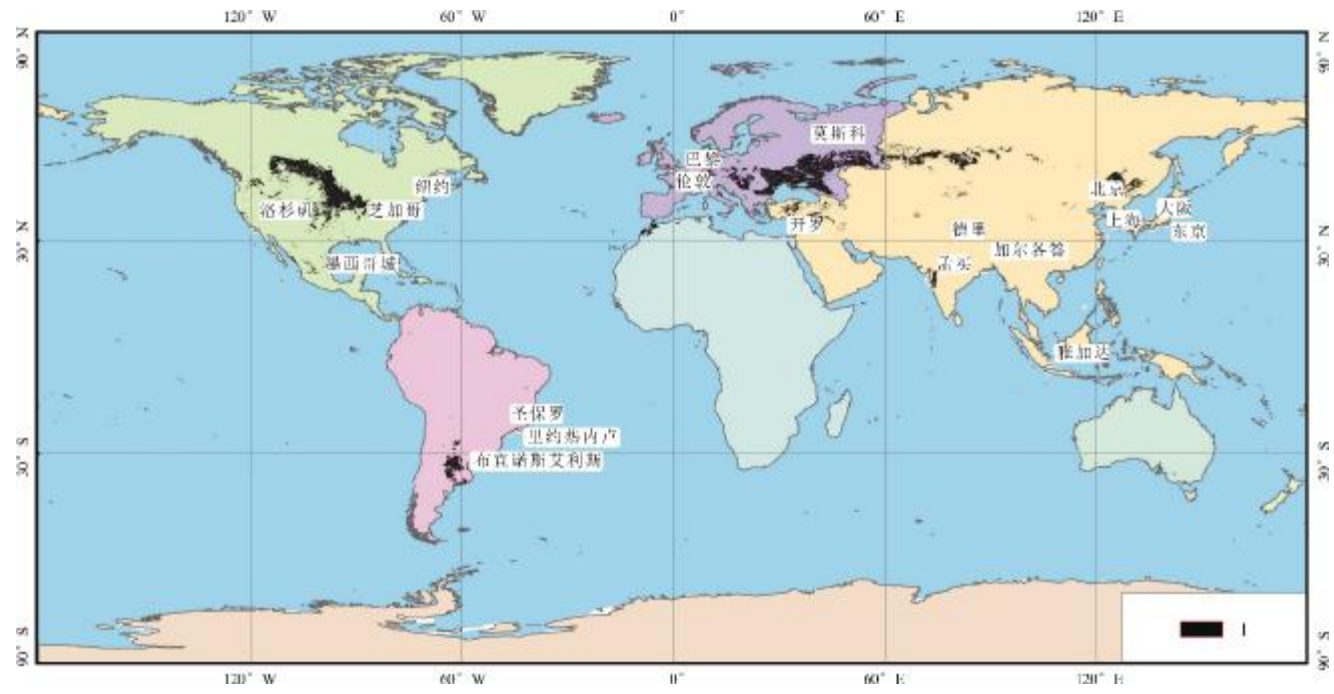


图 1 基于暗沃土纲(Mollisols)的全球黑土区耕地分布范围

Fig. 1 Global cropland distribution in black soil (Mollisols) regions

1—黑土区耕地范围(cultivated area in black soil region)

分布区内耕地将作为本次全球黑土研究的明确范围。

1.2 全球黑土区耕地分布面积

以 WGS84 为坐标系,采用正弦投影(sinusoidal projection),依据 2019 年 MODIS 土地覆盖类型三级数据 500 m 产品(MCD12Q1)统计面积如下:全球黑土区耕地分布总面积为 $375.66 \times 10^4 \text{ km}^2$,在六大洲皆有分布,但不均衡,其中欧洲分布 $147.32 \times 10^4 \text{ km}^2$,占比 39.22%;北美洲分布 $119.43 \times 10^4 \text{ km}^2$,占比 31.79%;亚洲分布 $74.83 \times 10^4 \text{ km}^2$,占比 19.92%;其他地区包括南美洲分布 $25.24 \times 10^4 \text{ km}^2$,非洲分布 $7.44 \times 10^4 \text{ km}^2$,大洋洲分布 $1.40 \times 10^4 \text{ km}^2$,总计占比 9.07%(图 2)。

1.3 项目数据来源

研究采用的数据说明:MODIS 三级数据描述土地覆盖类型全球 500 m 产品 (MCD12Q1),根据一年的 Terra 和 Aqua 卫星观测所得的数据进行处理,信息提取采用监督决策树分类方法。选取国际地圈生物圈计划(IGBP)作为全球植被分类方案,该土地覆被数据集包含了 17 个主要土地覆盖类型,其中包括 11 个自然植被类型,3 个土地开发和镶嵌的地类和 3 个非草木土地类型定义类。

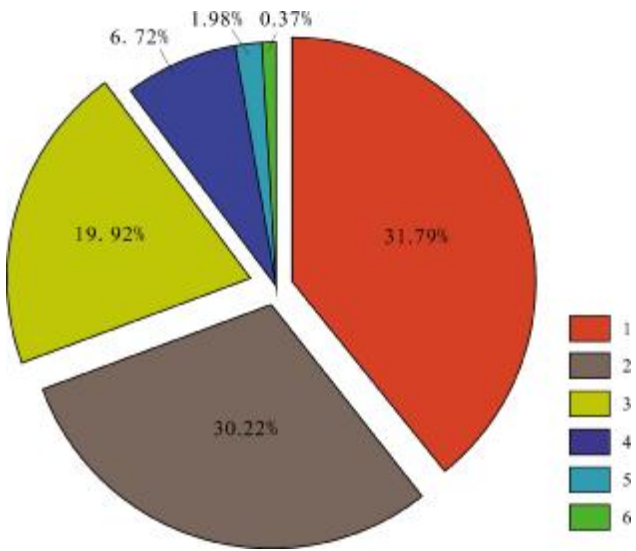


图 2 全球各大洲黑土区分布占比

Fig. 2 Distribution percentage of black soil areas by continents

1—欧洲(Europe); 2—北美洲(North America); 3—亚洲(Asia); 4—南美洲(South America); 5—非洲(Africa); 6—大洋洲(Oceania)

驱动力因子来源:高程(DEM)数据来源于美国航空航天局(NASA)提供的 SRTM3 数据,精度为 90 m;世界人口密度来源于 WorldPop 发布的地图,是目前比

较可靠的长时间序列数据;气象因子数据来源于美国国家海洋和大气管理局(NOAA)官方网站;道路、河流数据来源于 Google 全球地图。

2 研究方法

2.1 土地利用数据预处理

根据 LUCC 分类体系(参考中科院分类标准),将研究区土地类型合并为 6 个一级地类:耕地、草地、林地、水域、建设用地和未利用地。其中将 IGBP 中常绿针叶林、常绿阔叶林、落叶针叶林、落叶阔叶林、混交林、郁闭灌丛、稀疏灌丛 7 个地类合并为林地类;将多树草原、稀树草原、典型草原 3 个地类合并为草地类;将永久湿地、农田/植被(由农田、森林、灌木丛和草原组成的土地,其中没有一个组成部分占景观的 60%以上)、冰雪、裸地或低植被覆盖地 4 个地类合并为未利用地类;剩下 3 种地类分别为水域(水体)、耕地、建设用地(城市和建筑)。

2.2 Logistic 回归模型

Logistic 回归模型是一种因变量与自变量之间为非线性关系的分类统计方法^[13, 26]。其中,因变量类型为二分类、多分类变量,自变量类型为连续和分类变量,最终以事件发生概率的形式提供结果。

以耕地为例,运用 Logistic 逐步回归方法对耕地分布的驱动因子进行分析。此方法解决了一般线性回归方法无法计算自变量为分类变量的问题,对于每个解释变量生成单独系数,并通过一定的权重运算法则被解释为耕地类型的变化概率^[13, 27]。

$$\ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right)=\alpha+\sum_{k=1}^k\beta_kx_{ki} \quad (1)$$

式中: p_i 表示空间上每个图斑可能转为耕地的概率; α 为截距; x_i 表示相应各候选解释变量; β 为回归系数; k 为解释变量的种类。

发生比(odds)是发生频数与不发生频数之间的比,用来对各种自变量的 Logistic 回归系数进行解释,可以较直观看出自变量对事件概率的作用,运用在本研究中可反映出各解释变量对耕地影响程度的差异。

$$\text{odds}=\frac{p_i}{1-p_i}=\exp\left(\sum_{k=1}^k\alpha+\beta_kx_{ki}\right) \quad (2)$$

式中: odds 为发生比,即每个图斑成为耕地的概率和成为其他土地类型的概率之比。由式(2)可知,每当驱

动因子增加一个单位时,发生比相应变化 $\exp(\beta)$ 倍。 $\exp(\beta)$ 用来解释驱动因子的作用,即为发生比率。

3 耕地变化驱动力研究

3.1 基于 Logistic 模型的耕地变化驱动力分析

3.1.1 耕地数量动态变化

2005—2019 年间,全球黑土区耕地面积发生很大变化。耕地由 2005 年的 $434.42\times 10^4\text{ km}^2$ 锐减到 2019 年的 $375.66\times 10^4\text{ km}^2$, 共计减少 $58.77\times 10^4\text{ km}^2$ 。其中 2010—2015 年间耕地面积消减最大,共计减少 $58.19\times 10^4\text{ km}^2$ 。从全球分布情况来看,亚洲黑土区耕地减少占比 31.70%,北美黑土区耕地减少占比 29.46%,南美黑土区耕地减少占比 27.79%,其他黑土区耕地共计减少 11.06%。从地类转变情况来看,其中有 76.04%的耕地转变为未利用地(包括永久湿地、农田/植被、冰雪、裸地或低植被覆盖地),有 19.95%的耕地转变为草地,1.94%转变为建设用地,1.90%转变为林地,0.16%转变为水体。造成这种情况的原因有很多,比如耕地退化、土地灾害等自然条件变化因素,生态退耕、土地结构调整、政策干预等人为干涉因素。

3.1.2 模型建立与抽样过程

模型建立所需的因变量(耕地变化状态)与自变量(影响因子)如表 1 所示。将 2005—2010、2010—2015、2015—2019 年 3 个时期的耕地分布数据及各驱动因子用 ArcGIS 软件组织成匹配的空间数据,针对各时期内的耕地变化情况分别建立 Logistic 模型。为减弱数据空间自相关性,依据两种因变量结果(耕地增加赋值为 1、耕地减少赋值为 0)在设定 20 km 距离的条件下随机抽取 30%的点,再用这些点去提取相应自变量的值,通过异常值去除、多重共线性诊断后导入 SPSS 进行分析。SPSS 提供了卡方值(wald)统计量作为回归系数的估计,表示在模型中每个解释变量的相对权重,用来评价每个解释变量对事件预测的贡献力^[28]。需要说明的是:在 Logistic 模型中设置坡度 II ($2\sim 6^\circ$)、坡度 III ($6\sim 15^\circ$)、坡度 IV ($15\sim 25^\circ$)、坡度 V ($>25^\circ$)为哑变量,坡度 I ($\leq 2^\circ$)作为它们的参照水平;设置坡向 II (阳坡)、坡向 III (半阳坡)、坡向 IV (半阴坡)、坡向 V (阴坡)为哑变量,坡向 I (平坡)作为它们的参照水平;在对 DEM、温度、降水提取过程中采用了双线性插值方法。

3.1.3 结果分析

模型似然比检验对整体模型进行有效性分析发现(表 2):各模型 p 值均小于 0.01,模型有效;对比各阶

表 1 耕地利用变化及影响因子变量

Table 1 Cultivated land use changes and impact factor variables

变量	数据层	栅格类型	单位或描述
因变量	耕地变化(2005—2010 年)	二分类	0(耕地减少) 1(耕地增加)
	耕地变化(2010—2015 年)	二分类	0(耕地减少) 1(耕地增加)
	耕地变化(2015—2019 年)	二分类	0(耕地减少) 1(耕地增加)
自变量	高程	连续型	m
	坡度	多分类	哑变量设置
	坡向	多分类	哑变量设置
	到最近河流的距离	连续型	m
	到最近道路的距离	连续型	m
	温度	连续型	℃
	降水	连续型	mm/s
	总人口密度变化(2005—2010 年)	连续型	人/km ²
	总人口密度变化(2010—2015 年)	连续型	人/km ²
	总人口密度变化(2015—2019 年)	连续型	人/km ²

段模型 AIC 值（衡量统计模型拟合优良性的一种标准）,2015—2019 年阶段模型构建最好(AIC 值越低越好)。

表 2 Logistic 回归模型似然比检验结果

Table 2 Results of logistic regression model likelihood ratio test

模型	-2 倍对数似然值	卡方值	显著性水平(p 值)	AIC 值
2005—2010 年	2406.166	206.765	0.000	2422.166
2010—2015 年	2458.64	53.27	0.000	2486.64
2015—2019 年	463.804	43.482	0.000	487.804

3 个阶段模型中影响耕地变化的驱动因子类型变动较大,其中到最近道路距离、DEM、温度分别出现 2 次,降水、坡度Ⅲ、到最近河流距离分别出现 1 次。另外,在 3 个阶段模型中,人口密度变化这一变量都没有进入模型,可能的原因是该人口密度数据未能反映从事农业人口变化的真实情况(表 3)。

第 1 阶段(2005—2010 年):本阶段耕地变化重要

的解释变量按照重要程度(Wald 统计量)排列顺序是到最近道路距离、降水、DEM、温度、坡度Ⅲ。其中,到最近道路距离、DEM、温度、降水会对耕地变化产生显著的正向影响关系,坡度Ⅲ会对耕地变化产生显著的负向影响关系。其中,到最近道路距离每增加 1 km,其他地类转为耕地的概率将增加 0.99 倍(即 1 km 的发生率是 $e^{0.011}=1.011$),分析原因可能是在这一阶段,随着农业经济发展,道路建设投入增加成为耕地变化的主导原因。

第 2 阶段(2010—2015 年):本阶段耕地变化重要的解释变量按照重要程度排列顺序是到最近河流的距离、DEM,该两项因子均会对耕地变化产生显著的负向影响关系。其中,到最近河流距离每增加 1 km,耕地转为其他地类的概率将增加 1.01 倍,分析原因可能是在这一阶段,随着区域社会、工业化与城镇化的发展,河流附近土地利用的转变成为耕地变化的主导原因。

第 3 阶段(2015—2019 年):本阶段重要的解释变量按照重要程度排列顺序是温度、到最近道路的距离,该两项因子均会对耕地变化产生显著的正向影响关系。其中,温度每增加 1 ℃,其他地类转为耕地的概率将增加 0.84 倍,分析原因可能是在这一阶段,区域社会的发展趋于稳定,人为因素的干扰作用在减退,温度的变化反而成为耕地变化的主导原因。

3.2 耕地转入模型空间格局模拟

利用 2005—2010 年的 Logistic 耕地转入模型,以 2005 年为基期更新驱动因子,来检验在 2005—2019 年阶段可能转为耕地的准确性,并将预测结果与 2005—2019 年实际变化的耕地进行空间比对,检测模型的预测能力。根据 2005—2010 年耕地转入模型运行结果,耕地转入概率 P 的预测模型为:

$$P=\frac{\exp(Y)}{1+\exp(Y)}$$

(3)

其中, $Y=\ln[P/(1-P)]=-1.206+0.011\times$ 距道路距离+
 $0.848\times$ DEM+ $0.024\times$ 温度+ $1.750\times$ 降水- $1.311\times$ 坡度Ⅲ。

通过研究区耕地转入概率模拟结果与 2000—2019 年耕地变化分布的对比发现(图 3、4),2005—2019 年间呈片状增加的耕地大部分落入耕地转入预测概率高值区,其间在实际转入的耕地中,有 71.64%图斑的预测概率值在 0.5 以上,52.07%图斑的预测概率值在 0.6 以上。由于土地利用系统的复杂性,土地利

表 3 耕地变化的 logistic 回归模型相关系数

Table 3 Parameters of logistic regression model for cultivated land change

时间段	解释变量	回归系数	标准误差	Wald 统计量	显著性水平(p 值)	发生比率(OR)	预测精度/%
2005—2010	到最近道路距离	0.011	0.002	39.331	0.000	1.011	66.59
	降水	1.750	0.329	28.298	0.000	5.757	
	DEM	0.848	0.181	21.955	0.000	2.335	
	温度	0.024	0.011	5.273	0.022	1.025	
	坡度Ⅲ	-1.311	0.577	5.163	0.023	0.27	
	截距	-1.206	0.574	4.410	0.036	0.299	
2010—2015	到最近河流距离	-0.014	0.003	23.603	0.000	0.986	58.06
	DEM	-0.400	0.188	4.514	0.034	0.670	
	截距	0.701	0.763	0.846	0.358	2.017	
2015—2019	温度	0.174	0.036	23.218	0.000	1.190	62.02
	到最近道路距离	0.021	0.005	20.300	0.000	1.022	
	截距	-3.270	1.758	3.461	0.063	0.038	

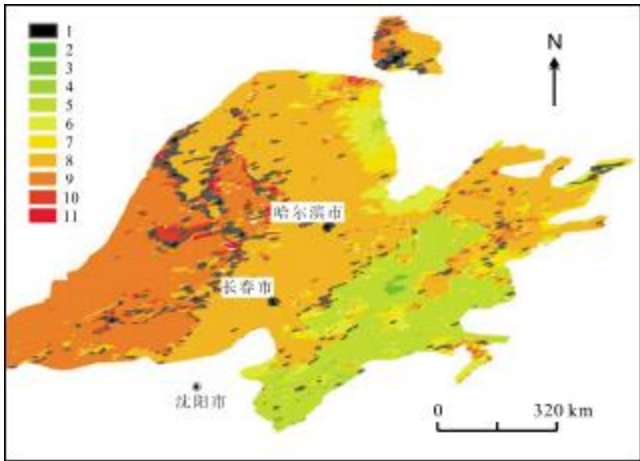


图 3 2005—2019 年中国黑土区耕地转入预测结果及概率分布

Fig. 3 Predicted probability distribution of cultivated land in black soil regions of China during 2005-2019

1—实际耕地增加区域 (2005—2019 年)(area with increased actual cultivated land); 2~11—耕地转入概率(farmland transfer-in probability): 0.0035~0.26, 0.26~0.38, 0.38~0.47, 0.47~0.53, 0.53~0.59, 0.59~0.64, 0.64~0.69, 0.69~0.73, 0.73~0.77, 0.77~0.96

用空间分布的预测准确性很难达到 85%以上^[2,29],可见,虽然 2 个阶段影响耕地变化的解释变量不同,但从模拟的结果来看,该模型对转入的耕地预测效果较好,说明在驱动过程保持不变或者近似的条件下,近期的

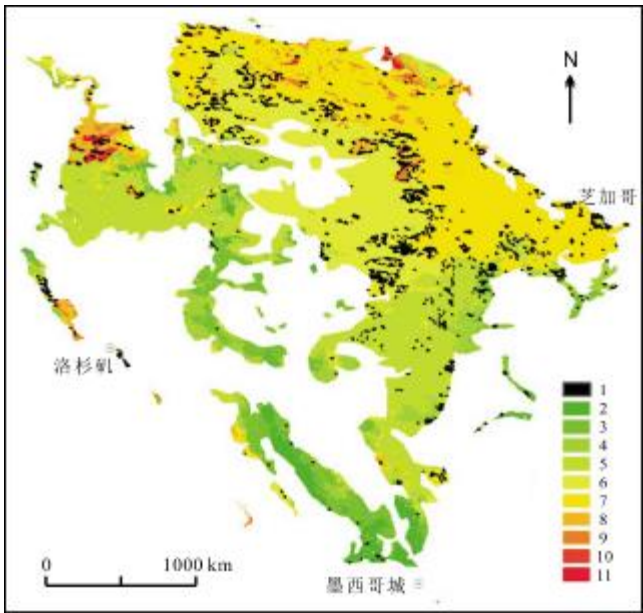


图 4 2005—2019 年北美黑土区耕地转入预测结果及概率分布

Fig. 4 Predicted probability distribution of cultivated land in black soil regions of North America during 2005-2019

1—实际耕地增加区域 (2005—2019 年)(area with increased actual cultivated land); 2~11—耕地转入概率(farmland transfer-in probability): 0.0035~0.26, 0.26~0.38, 0.38~0.47, 0.47~0.53, 0.53~0.59, 0.59~0.64, 0.64~0.69, 0.69~0.73, 0.73~0.77, 0.77~0.96

耕地增加模型可以有效地预测未来一定时期内耕地转入空间分布概率。

4 结论

1)全球黑土区 3 个阶段(2005—2010、2010—2015、2015—2019 年)耕地变化显著,耕地变化特征先后出现小幅增加—大幅减少—小幅增加的趋势。14 年间耕地共减少 $58.77 \times 10^4 \text{ km}^2$, 其中 2010—2015 年间耕地面积消减 $58.19 \times 10^4 \text{ km}^2$ 。从全球分布情况来看,亚洲黑土区耕地减少幅度最大,占比 31.70%。从地类转变情况来看,耕地转变为未利用地占比最大,约占 76.04%。

2)全球黑土区耕地变化在各个阶段有着不同的重要驱动因素。在 2005—2010 年阶段最主要的驱动因素是到最近道路距离、降水和 DEM;2010—2015 年主要的驱动因素是到最近河流距离和 DEM;2015—2019 年主要的驱动因素是到最近道路距离和温度。通过对耕地变化 Logistic 回归模型的检验,得出 Logistic 回归模型进行耕地变化驱动力分析具有可构建性、可操作性等优点,能较好地揭示全球耕地变化过程的主要驱动力。同时,本研究选取的自然因子、社会因子指标中还缺乏一些重要变量,比如土壤类型、地貌类型、国内生产总值(GDP)等,在一定程度上影响了模型的精度。

3)全球黑土区耕地变化是一个相当复杂的系统工程,与全球各地区的经济、社会、人口、技术、自然因素、政治结构与价值观念等直接相关,有些因素难以量化纳入模型,因此为了提高耕地变化的预测概率,我们应该考虑建立驱动力的动态模型。这些驱动力应包括政策的制定与调控、农产品的价格变化等动态变化因素,这样,代表变化可能性原因的驱动力在空间模型中就可以显现。因此,从这方面选取一些可以量化的指标应是下一步研究的重点内容。

参考文献(References):

- [1]王静. 土地资源遥感监测与评价方法[M]. 北京: 科学出版社, 2006.
Wang J. Land resources remote sensing monitoring and evaluation method[M]. Beijing: Science Press, 2006. (in Chinese)
- [2]许月卿, 田媛, 孙丕苓. 基于 Logistic 回归模型的张家口市土地利用变化驱动力及建设用地增加空间模拟研究[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2015, 51(5): 955–964.
Xu Y Q, Tian Y, Sun P L. Study on driving forces and spatial simulation of land use change in Zhangjiakou City based on logistic regression model [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2015, 51(5): 955–964.
- [3]Li H, Cruse R M, Liu X B, et al. Effects of topography and land use change on gully development in typical Mollisol region of Northeast China[J]. Chinese Geographical Science, 2016, 26(6): 779–788.
- [4]于佩鑫, 周询, 刘素红, 等. 东北黑土区侵蚀沟遥感影像特征提取与识别[J]. 遥感学报, 2018, 22(4): 611–620.
Yu P X, Zhou X, Liu S H, et al. Feature extraction and recognition of erosion gully based on remote sensing image in the black soil region in Northeast China[J]. Journal of Remote Sensing, 2018, 22(4): 611–620.
- [5]杨佳佳, 白磊, 吴嵩. 黑龙江典型黑土区土壤侵蚀遥感监测技术研究[J]. 地质与资源, 2019, 28(2): 193–199, 183.
Yang J J, Bai L, Wu S. Study on the erosion in typical black soil areas of Heilongjiang province by remote sensing monitoring technology [J]. Geology and Resources, 2019, 28(2): 193–199, 183.
- [6]杨佳佳, 张一鹤, 冯雨林, 等. 松嫩平原东部土地利用时空动态变化分析[J]. 地质与资源, 2020, 29(6): 627–634, 602.
Yang J J, Zhang Y H, Feng Y L, et al. Spatiotemporal dynamic change analysis of land use in eastern Songnen Plain[J]. Geology and Resources, 2020, 29(6): 627–634, 602.
- [7]杨佳佳, 林楠, 于秀秀, 等. 东北典型黑土区有机碳遥感定量反演研究[J]. 地质与资源, 2020, 29(4): 357–362.
Yang J J, Lin N, Yu X X, et al. Study on quantitative inversion of remote sensing for organic carbon in the typical black soil areas of Northeast China[J]. Geology and Resources, 2020, 29(4): 357–362.
- [8]Kravchenko Y S, Zhang X Y, Liu X B, et al. Mollisols properties and changes in Ukraine and China[J]. Chinese Geographical Science, 2011, 21(3): 257–266.
- [9]刘焕军, 张小康, 张新乐, 等. 面向土壤分类的高光谱反射特征参数模型[J]. 遥感学报, 2017, 21(1): 105–114.
Liu H J, Zhang X K, Zhang X L, et al. Hyperspectral reflectance characteristics parameter extraction for soil classification model [J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(1): 105–114.
- [10]Xu X R, Pei J B, Xu Y D, et al. Soil organic carbon depletion in global Mollisols regions and restoration by management practices: A review[J]. Journal of Soils and Sediments, 2020, 20(3): 1173–1181.
- [11]Zhang Y, Li X J, Gregorich E G, et al. No-tillage with continuous maize cropping enhances soil aggregation and organic carbon storage in Northeast China[J]. Geoderma, 2018, 330: 204–211.
- [12]Hu W, Shen Q S, Zhai X Y, et al. Impact of environmental factors on the spatiotemporal variability of soil organic matter: A case study in a typical small Mollisol watershed of Northeast China[J]. Journal of Soils and Sediments, 2021, 21(2): 736–747.
- [13]王济川, 郭志刚. Logistic 回归模型: 方法与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.
Wang J C, Guo Z G. Logistic regression models: Methods and

- application[M]. Beijing: Higher Education Press, 2001.
- [14] Das P, Pandey V. Use of logistic regression in land-cover classification with moderate-resolution multispectral data[J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2019, 47(8): 1443–1454.
- [15] Buaya S, Tongkumchum P, Owusu B E. Modelling of land-use change in Thailand using binary logistic regression and multinomial logistic regression[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2020, 13(12): 437.
- [16] Wang M, Cai L Y, Xu H, et al. Predicting land use changes in northern China using Logistic regression, cellular automata, and a Markov model[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2019, 12(24): 790.
- [17] Singh R K, Sinha V S P, Joshi P K, et al. A multinomial logistic model-based land use and land cover classification for the South Asian Association for Regional Cooperation nations using moderate resolution imaging spectroradiometer product [J]. *Environment, Development and Sustainability*, 2021, 23(4): 6106–6127.
- [18] 姜广辉, 张凤荣, 陈军伟, 等. 基于 logistic 回归模型的北京山区农村居民点变化的驱动力分析[J]. *农业工程学报*, 2007, 23(5): 81–87.
- Jiang G H, Zhang F R, Chen J W, et al. Analysis of the driving forces of change of rural residential areas in Beijing mountainous areas based on logistic regression model [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2007, 23(5): 81–87.
- [19] Guan D J, Zhao Z L, 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.
- [20] Vafaei S, Karim M M, Soltanian S, et al. Simulating the expansion of built-up areas using the models of logistic regression, artificial neural network, and geo-mod in Marivan City, Iran[J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2021, 49(5): 1081–1090.
- [21] Wang Q Z, Guan Q Y, Lin J K, et al. Simulating land use/land cover change in an arid region with the coupling models [J]. *Ecological Indicators*, 2021, 122: 107231.
- [22] 赵冬玲, 杜萌, 杨建宇, 等. 基于 CA-Markov 模型的土地利用演化模拟预测研究[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(3): 278–285.
- Zhao D L, Du M, Yang J Y, et al. Simulation and forecast study of land use change based on CA-Markov model[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(3): 278–285.
- [23] 孙玮健, 张荣群, 艾东, 等. 基于元胞自动机模型的土地利用情景模拟与驱动力分析[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(S1): 254–261.
- Sun W J, Zhang R Q, Ai D, et al. Driving force analysis and scenarios simulation of land use based on cell automata model [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(S1): 254–261.
- [24] 张之一. 关于黑土分类和分布问题的探讨[J]. *黑龙江八一农垦大学学报*, 2005, 17(1): 5–8.
- Zhang Z Y. Discuss on issue of black soils classification and it's distribution[J]. *Journal of Heilongjiang Bayi Agricultural University*, 2005, 17(1): 5–8.
- [25] 张之一. 关于世界黑土分布的探讨[J]. *黑龙江农业科学*, 2010 (4): 59–60.
- Zhang Z Y. Discuss on distribution of phaeozem in the world [J]. *Heilongjiang Agricultural Sciences*, 2010(4): 59–60.
- [26] 斯科特·梅纳德. 应用 logistic 回归分析[M]. 李俊秀, 译. 2 版. 上海: 格致出版社, 2012: 76–92.
- Menard S. Applied logistic regression analysis[M]. Li J X, trans. 2nd ed. Shanghai: Truth & Wisdom Press, 2012: 76–92.
- [27] 徐嘉兴, 李钢, 陈国良. 基于 logistic 回归模型的矿区土地利用演变驱动力分析[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(20): 247–255.
- Xu J X, Li G, Chen G L. Driving force analysis of land use change based on logistic regression model in mining area[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28 (20): 247–255.
- [28] Pontius Jr 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(1/3): 239–248.
- [29] Verburg P H, Van Eck J R R, De Nijs T C M D, et al. Determinants of land-use change patterns in the Netherlands[J]. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 2004, 31(1): 125–150.