

引用格式:Ding Shupe, Li Mengmeng, Wang Xiaoqin, *et al.* The Use of Time Series Remote Sensing Data to Analyze the Characteristics of Non-agriculture Farmland and Their Driving Factors in Fuzhou[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(3): 550-563. [丁书培, 李蒙蒙, 汪小钦, 等. 基于时序遥感数据的福州市耕地非农化特征及驱动因子分析[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(3): 550-563.]

DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.3.0550

基于时序遥感数据的福州市耕地非农化特征及驱动因子分析

丁书培¹, 李蒙蒙¹, 汪小钦¹, 李琳¹, 吴瑞姣², 黄姮²

(1. 福州大学空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室、卫星空间信息技术综合应用国家地方联合工程研究中心、数字中国研究院(福建), 福建 福州 350108;
2. 福建省地质测绘院, 福建 福州 350108)

摘要:耕地是粮食生产的基本载体,及时准确地获取耕地非农化信息,对于耕地资源管理和政策实施具有重要意义。为探究福州市近30 a耕地非农化变化规律,基于谷歌地球引擎(Google Earth Engine, GEE)和随机森林方法,利用多时相Landsat遥感影像提取了福州市1989、2000、2010和2019年耕地空间分布信息,并在此基础上利用土地转移矩阵、网格单元法和地理探测器等方法,分析了福州市耕地非农化的重要特征及其驱动因子。结果表明:①基于GEE平台的随机森林方法可有效提取南方多云多雨地区的耕地信息,土地利用分类总体精度高于90%,Kappa系数大于0.85;②福州市耕地空间分布不均匀,呈现东多西少,耕地面积随时间推移不断减少,耕地非农化呈现“快—慢—平”的特征。耕地非农化主要发生在高程100 m和坡度10°以下区域,耕地非农化类型主要为园林地和建设用地,其中西部地区主要为园林地,中东部地区为建设用地;③耕地非农化是由自然和社会因素共同驱动的结果,自然因素是耕地非农化的先决条件,城镇化增长率与人口数量增长率是导致耕地非农化主要驱动因素,其中城镇化增长率和第一产业比重增长率是耕地非农化“快—慢—平”的关键因素。

关键词:耕地非农化;多时相遥感;随机森林;GEE;地理探测器

中图分类号:S127; TP75 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-0323(2022)03-0550-14

1 引言

耕地资源不仅是人类生存不可替代的自然生产资料,也是稳定社会秩序、保障粮食和生态安全、促进城乡协调发展的重要物质条件^[1]。随着城镇化和工业化水平的提高,人口数量激增,不断增长的城乡建设用地需求对有限的耕地资源造成巨大压力。经济发展与耕地资源保护之间的矛盾日益严重,边缘耕地的退化以及耕地生态系统退化现象持

续存在^[2-3]。截至2017年底,中国耕地面积13 486万hm²,但受城市扩张、灾害、生态恢复和农业结构调整等影响其面积年内减少了32.04万hm²。为保护国家耕地资源,2020年9月15日国务院办公厅发布了《关于坚决制止耕地“非农化”行为的通知》,坚决守住耕地红线。耕地非农化是指耕地从事非农业活动,对耕作层产生短期或长期不可逆转的结果。如耕地转为园林地、耕地转为水体、耕地转为建设用地和耕地闲置撂荒等。耕地非农化变化和

收稿日期:2021-08-13;修订日期:2022-06-08

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFB0504203),中央引导地方发展专项(2017L3012)。

作者简介:丁书培(1996—),男,安徽阜阳人,硕士研究生,主要从事农业遥感方面的研究。E-mail: N195520005@fzu.edu.cn

通讯作者:李蒙蒙(1988—),男,山东临沂人,副研究员,主要从事遥感数据智能处理方法与应用研究。E-mail: mli@fzu.edu.cn

流向,反映了目前社会经济发展的基本态势,保护耕地资源是农业可持续发展的核心手段。

近年来,国内外学者围绕耕地资源监测监管进行了大量研究,主要集中在耕地空间信息提取^[4-5]、耕地质量变化^[6-7]、耕地生态安全^[8-9]、耕地时空动态变化^[10-12]、耕地预测及空间优化^[13-14]等方面,研究尺度涵盖国家^[15]、大区域和省级尺度单元^[16]、城市以及县级尺度单元^[17]。耕地非农化具有频繁性和复杂性的特点^[18],尽管国内外学者对其开展了大量研究,但基于遥感数据的耕地非农化研究仍存在较多问题。例如,不同的数据源及分类方法生成的土地利用/土地覆盖(LULC)产品存在差异性和不确定性^[19];南方地区复杂的地形及多云多雨的天气,使得现有 LULC 分类精度较低^[4],时效性差等问题。目前耕地变化相关研究主要集中在我国北方及中部耕地资源丰富地区,对于东南山地丘陵的研究相对较少。此外,现有的耕地变化驱动因子分析多采用静态值进行因子选择,较少考虑自然与社会因子的相互作用及驱动因子的空间异质性,在空间数据离散化处理中通常依靠经验决定,缺乏定量的评估^[20-21]。

福州市是中国东南沿海重要的经济中心,地形复杂,人均耕地少,耕地后备资源不足^[22],人地矛盾日益突出。提取福州市耕地信息,分析耕地非农化时空变化特征及驱动因素对区域粮食安全、土地利用、可持续发展等具有重要意义。然而,福州市多云多雨的天气条件使得无云影像获取困难,限制了耕地变化遥感监测应用。Google Earth Engine (GEE)是一个强大的遥感数据云计算平台,该平台汇集了海量历史遥感数据,并提供丰富的数据处理算法,有效地避免了数据下载、图像合成及去云等预处理等工作^[23-24],大大提高了 LULC 分类效率^[25-26]。鉴于此,实验基于 GEE 平台,利用机器学习方法,对 1989~2019 年福州市 Landsat 数据进行 LULC 分类,并利用土地转移矩阵和地理探测器等方法分析耕地非农化空间格局及驱动因子,以期为福州市耕地“非农化”管理和政策实施提供科学依据。

2 研究区域和数据

2.1 研究区概况

福州市坐落于福建省东部,闽江下游,地理位置介于 118°08′~120°31′ E, 25°15′~26°29′ N(图 1),

处于河口盆地,四周被群山峻岭所环抱,海拔多在 600~1 000 m 之间,地势呈自西向东倾斜,城市周围有大量的山地丘陵,其中山地占 32.41%,丘陵占 40.27%。

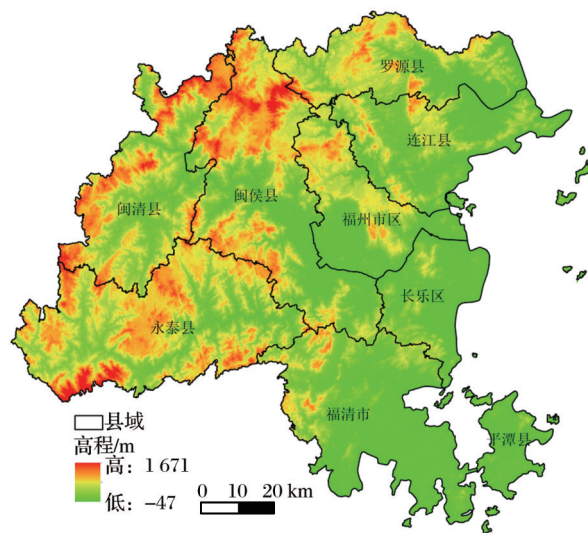


图1 研究区示意图

Fig.1 The intensity pattern among the central plains economic zone

福州市地跨中亚热带和南亚热带,常年温暖湿润,年平均降水量为 900~2 100 mm,年平均气温为 20~25℃,属于典型的亚热带季风气候。过去 30 a 福州市社会经济发展显著,人口从 1989 年 519 万人增长到 2019 年 710 万人, GDP 从 95 亿元增长到 9 372 亿元。但因地形限制,福州耕地资源十分匮乏,人均耕地面积仅为 0.21 hm²,低于全国的 0.093 hm²,远低于联合国粮食组织确定的人均 0.8 亩的警戒线。

2.2 数据获取

2.2.1 遥感数据及预处理

选取 1989、2000、2010 和 2019 年作为目标年份,采用的遥感数据来源于 GEE 平台提供的 Landsat-5 TM、Landsat-7 ETM+ 和 Landsat-8 OLI 表面反射率产品(Surface Reflectance, SR)数据。为了提高耕地分类精度,选取植被生长季(4~10月)的 Landsat 影像。由于该区域影像易受云量影响,单一年份难以在植被生长季内完全覆盖,因此在研究区 Landsat 影像中筛选出云量小于 20% 的图像,并选取上一年和下明年的 Landsat 影像作为补充,从而构建无云的遥感影像数据集。

2.2.2 样本数据

根据国土资源部修订的《土地利用现状分类》(GB/T21010-2017)国家标准,结合福州市实际情

况,设计5种土地利用类型:耕地、园林地(包括园地和林地)、水体、建设用地、未利用地(包括荒草地、裸地、浅滩等)。为了采集样本数据,于2021年7月对福州市进行实地调查,利用手持GPS记录地物类型点位信息,共获得460个主要土地利用类型样本。并参考Google Earth历史影像和Landsat原始影像,每期约选出830个样本点,每种地物类型包含至少80个样本。随机选择70%样本作为训练样本,剩余30%样本用于精度验证。

此外,采用30 m分辨率的GlobeLand30-2010产品(<http://www.globallandcover.com/>)对2010年分类结果进行评估。

表1 耕地非农化驱动因子指标

Table 1 Indicators of driving factors of farmland conversion

因素类型	指标	指标描述	数据来源
社会因子	人口数量增长率/%	反映地区人口规模变化,人口增长会引起土地资源压力	《福州年鉴》 《福州统计年鉴》
	城镇化增长率/%	反映城市化水平的重要指标	
	第一产业比重增长率/%	反映农业在社会经济发展中的重要性	
	GDP增长率/%	反映社会经济发展的重要指标	
	到公路距离/m	公路是人类活动地域联系重要载体	国家基础地理信息中心
	到铁路距离/m	铁路是人类活动地域联系重要载体	
自然因子	到城镇距离/m	城镇驻点反映人类活动的地点	
	到水系距离/m	水源对于农作物灌溉有着重要的作用	GEE平台
	高程/m	耕地主要分布在海拔相对较为平坦区域	
	坡度/°	坡度大小影响农业生产中机械化水平	
	坡向/°	坡向的不同对于农作物生长产生一定的影响	
	土壤类型	不同土壤类型理化性质,影响土地利用变化	中国科学院资源环境数据云平台

3.1 土地利用分类

采用单时相影像往往难以获得较高精度的分类结果,GEE提供了一种时间序列统计特征百分位合成方法^[28-29],利用Landsat时间序列影像,对每个像素某一波段所有观测值取其25%、50%和75%百分位数,每个波段按照3种百分位数产生3个新的波段(例如,band2生成了25%band 2、50% band 2和75% band 2波段),每个年份合成18个波段影像。利用中值法合成单时相无云影像,并计算最大归一化植被指数(maxNDVI)。并通过GEE平台加载SRTM数据,生成高程和坡度特征,共计27个特征。

选择随机森林(Random Forest, RF)分类方法进行土地利用分类,RF在土地利用分类中有较高的分类精度^[30-32]。采用混淆矩阵法对分类结果进行精度验证,获得总体精度和Kappa系数,选择2010

2.2.3 驱动因子数据

耕地空间变化是自然因子和社会因子共同作用的结果。综合考虑已有研究成果^[27]与福州市实际情况选择了社会因子和自然因子两类驱动因子,具体指标如表1所示。

3 研究方法

研究总体技术路线如图2所示,首先利用GEE平台提供的Landsat数据构建多年无云影像数据集,并计算影像特征;然后利用随机森林对影像特征进行土地利用分类;基于分类结果,利用土地转移矩阵分析耕地空间变化特征,并采用地理探测器分析社会因子和自然因子对耕地非农化的影响。

年Google Earth历史影像和GlobeLand30-2010产品数据对2010年分类结果进行空间一致性对比。

3.2 耕地变化分析

根据1989、2000、2010和2019年土地利用分类结果,分别采用土地转移矩阵法和网格单元分析法对研究区进行耕地非农化空间变化分析。

土地利用转移矩阵是一种常用的土地利用格局动态变化分析方法,能够反映某区域在一定时间段内期初和期末各地类面积之间相互转化的动态过程,其公式如(1)所示:

$$S_{ij} = \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} & \cdots & S_{1n} \\ S_{21} & S_{22} & \cdots & S_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{n1} & S_{n2} & \cdots & S_{nn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: S_{ij} 代表转移前的*i*地类转换成转移后的*j*地类的面积; n 代表转移前后的土地利用类型数; i 和*j*分别代表转移前与转移后的土地利用类型。

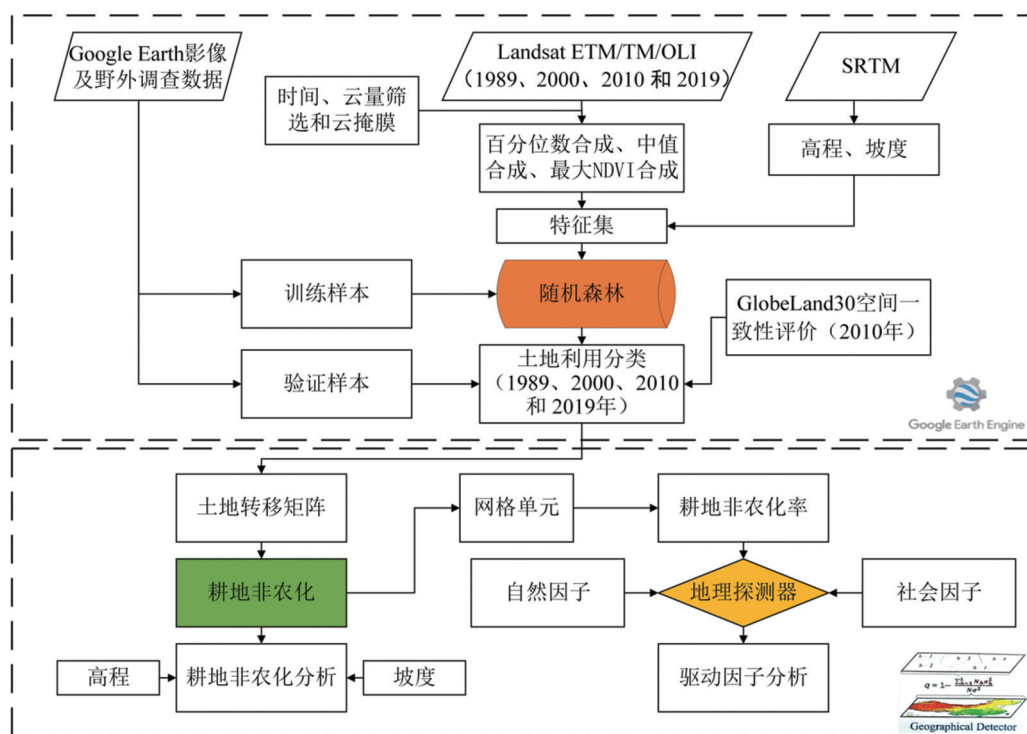


图2 福州市耕地变化分析方法流程图

Fig.2 Flowchart of non-agriculture farmland analysis method in Fuzhou

网格单元分析法能定量分析不同时间阶段内耕地非农化时空精细变化^[33],并且能将相关的驱动因子值提取至网格内,进而定量分析耕地非农化驱动力。研究通过计算每个网格单元内耕地非农化面积占网格单元总面积的比例,生成耕地非农化率网络图,定量地描述耕地非农化状态。

3.3 驱动因子分析

地理探测器是一种用于分析地理要素空间差异性及其潜在驱动因素之间关系的空间统计方法^[34],其中因子探测器属于地理探测器的核心部分,可以探测自变量是否为因变量的驱动因子,并在一定程度上解释因变量的空间分布机理。因此,本研究选择因子探测器来分析耕地非农化的驱动因子,表达式如下:

$$Q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2} \quad (2)$$

其中: Q 是耕地非农化驱动因子的解释力指数,值为 $[0, 1]$,其中 Q 值越大,表明因子变量对耕地非农化的解释力越强; h 为分区或分类数量; N 和 N_h 分别是研究区整体的单元数和子区域 h 的单元数; σ^2 和 σ_h^2 分别表示全区和子区域 h 因变量的方差。

研究使用最佳参数地理探测器(OPGD)模型,

有效地解决最优类型数据的离散化方法和数量的选择^[35],避免了主观因素的掺入。对数据进行最佳离散化处理后,采用因子探测对福州市耕地非农化进行驱动因子分析。具体执行通过R语言包中的GeoDetector模型(<https://cran.r-project.org/>)。

4 结果分析

4.1 土地利用分类结果

图3展示了1989、2000、2010和2019年福州市土地利用遥感影像分类结果。这4个时期主要的土地利用类型为园林地和耕地,其中园林地占总面积的50%以上,耕地面积占研究区总面积相对较少,仅占区域总面积的12%~20%。耕地主要分布在地势相对平坦的中部及东部沿海地区,空间分布格局上呈不断减少趋势。1989年耕地集中分布在福清市东部及闽侯县东部,而在福州市西部,耕地分布较为零散,整体呈现线状分布特征(图3(a))。到2000年,耕地重心依旧处于闽侯县和福清市之间,其中平潭县耕地面积明显增加,但研究区西部耕地明显减少(图3(b))。到2010年,耕地主要分布在福清市和连江县,初步形成耕地与建设用地交错的分布格局(图3(c))。到2019年,全市耕地空间格局逐渐发展为零散分布状态,耕地与建设用地交错相连

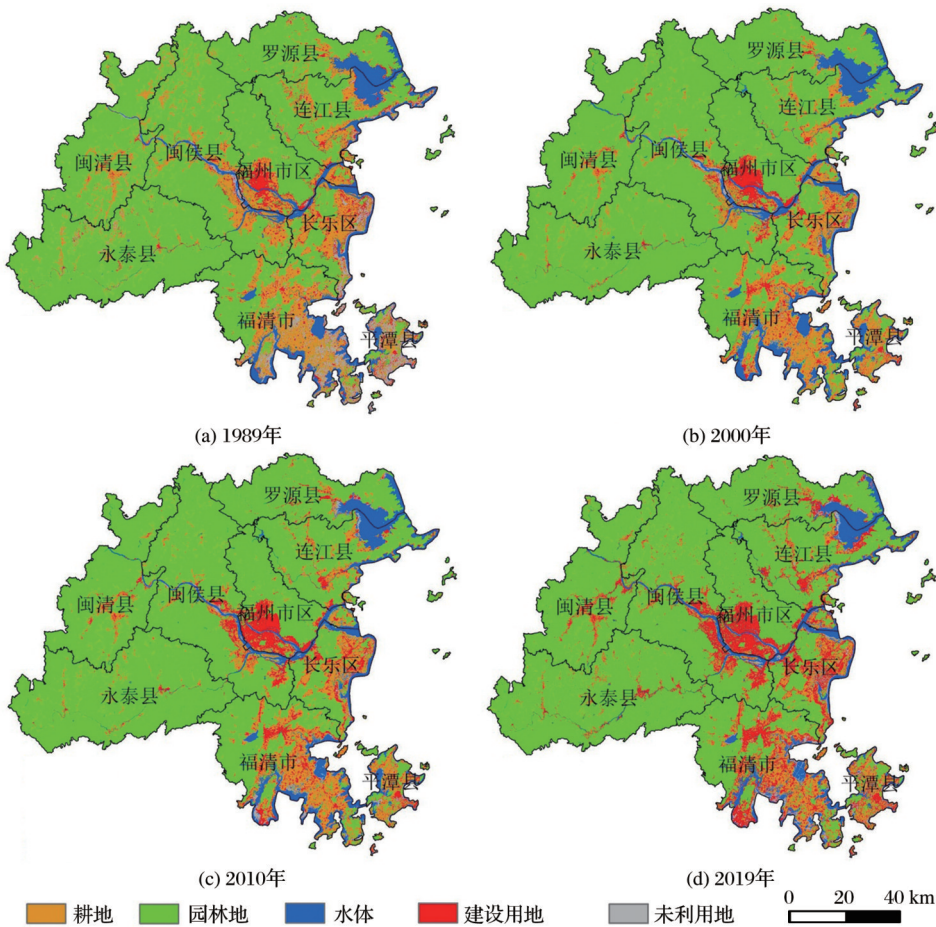


图 3 1989~2019 年福州市土地利用空间分布图

Fig.3 Spatial distribution of land use in Fuzhou from 1989 to 2019

(图 3(d))。

这 4 个时期的土地利用分类精度评价如表 2 所示。可以看出,各期耕地分类结果的用户精度(User Accuracy, UA)和生产者精度(Producer Accuracy, PA)均高于 85%,其中 2010 年精度最高,UA 和 PA 分别达到 93.3% 和 94.22%。

为了进一步评估分类结果,将 GlobeLand 30-2010 土地利用产品与本研究 2010 年分类结果进行空间一致性对比(图 4)。从整体上来看 2010 年分类结果与 GlobeLand 30-2010 各类土地空间分布基本一致,其中建设用地、水体和林地面积占比相差不到 5%,但耕地面积存在一定的差异, GlobeLand30 的耕地面积要多于本文分类结果。在地物复杂的地区本文分类结果要优于 GlobeLand30,而 GlobeLand30 在分类结果中更为平滑。

4.2 耕地时空演变格局特征

4.2.1 耕地面积及非农化变化分析

根据 LULC 分类结果,统计了各时期耕地面积:1989 年 2 558.04 km²、2000 年 2 049.08 km²、2010

表 2 土地利用分类精度

Table 2 Land use classification accuracy

类型	1989 年		2000 年		2010 年		2019 年	
	UA	PA	UA/	PA	UA	PA	UA	PA
	/%	/%	%	/%	/%	/%	/%	/%
耕地	89.70	87.14	89.18	90.41	93.33	94.22	85.57	93.87
园林地	93.42	95.94	96.87	100	98.46	95.52	98	94.23
水体	96.42	100	100	100	97.66	96.59	100	100
建设用地	97.91	100	89.74	83.53	82.35	95.45	85.45	85.45
未利用地	87.5	80.76	75	72.72	92	69.70	83.33	71.42
整体精度/%	93.03		90.35		91.47		90.94	
Kappa 系数	0.91		0.87		0.89		0.87	

年 1 879.88 km²和 2019 年 1 541.37 km²。从 1989~2019 年的 30 a 间,耕地总面积减少 1 016.67 km²,平均减少速率为 32.79 km²/a。1989~2000 年、2000~2010 年和 2010~2019 年分别呈现“快—慢—平”变化特征。1989~2000 年期间,耕地面积减少了 508.96 km²,减少速率 42.27 km²/a,减少速率最快;2000~2010 年耕地面积减少 169.2 km²,减少速率 16.92 km²/a,减少速率最慢;2010~2019 年期间,耕

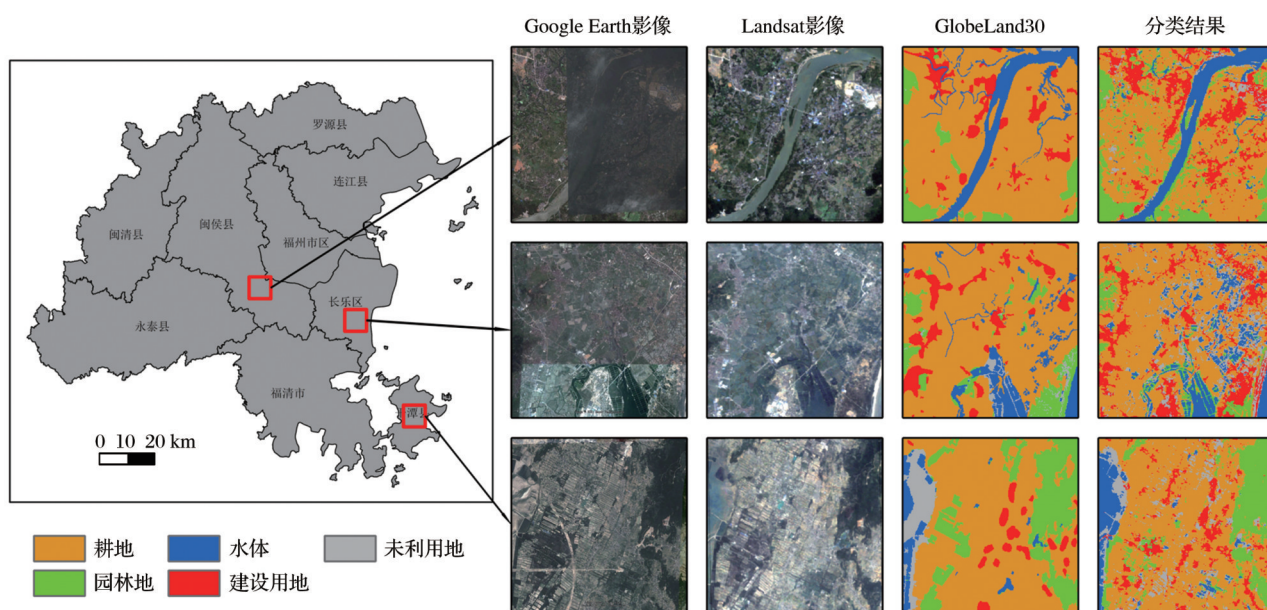


图4 分类结果对比图

Fig.4 Comparison of classification results

地面积减少了 338.51 km²,减少速率与 30 a 变化相当,变化平稳,为 33.85 km²/a。

基于 4 期 LULC 分类结果,利用土地利用转移矩阵获得了耕地非农化转移类型和空间分布信息(图 5 和图 6)。1989~2000 年耕地非农化面积为 1 105.93 km²,其中转出最多的为园林地(761.24 km²),占耕地非农化面积的 68.83%,主要分布在闽侯县和闽清县(图 6(a))。其次主要转为建设用地(132.05 km²),占非农化总面积的 11.94%,集中分布在福州市区(图 6(a));2000~2010 年,福州市耕地非农化(636.38 km²)面积与上一阶段相比减少了 42.45%。耕地非农化的主要类型仍然为园林地(361.31 km²),占转出总面积的 56.77%,零散分布在西部和北部山区。其次耕地转为为建设用地(184.91 km²)占耕地非农化总面积的 29.05%,空间上集中分布在福州市与闽侯县交界处(图 6(b))。该阶段耕地非农化空间分布格局发生较大变化,耕地转建设用地和未利用地开始往西南方向转移,呈现中部集中,东部零散分布的格局(图 6(b));2010~2019 年,耕地非农化类型主要为建设用地(366.94 km²),其占耕地非农化总面积 44.87%。在空间分布上,耕地非农化为建设用地往南部发生偏移,集中分布在闽侯县南部、长乐区和福清市(图 6(c))。

30 a 以来,福州市非农化类型主要为园林地和建设用地(图 5),其中转为园林地主要分布在福州

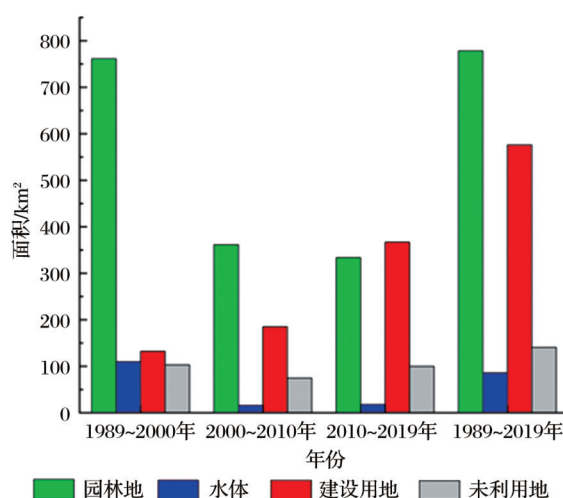


图5 1989~2019年福州市耕地非农化转移类型

Fig.5 Non-agricultural transfer types of farmland in Fuzhou from 1989 to 2019

市西部山区,呈现条带状零散分布(图 6(d))。转为建设用地主要分布在福州市区和中东部沿海地区,密集分布在县市郊区(图 6(d))。2000 年以后,耕地转为园林地面积稳定在 350 km²左右,而转为建设用地面积不断增高,其中 2010~2019 年增速最为明显。弃耕地在空间分布格局上,由中部地区不断往东部沿海发展,其中长乐区、福清市和平潭县弃耕现象尤为严重。

高程和坡度是影响耕地变化的主要自然因素,随着海拔和坡度的增加,对于农业生产带来一定的影响。利用数字地形分析方法对于耕地非农化类

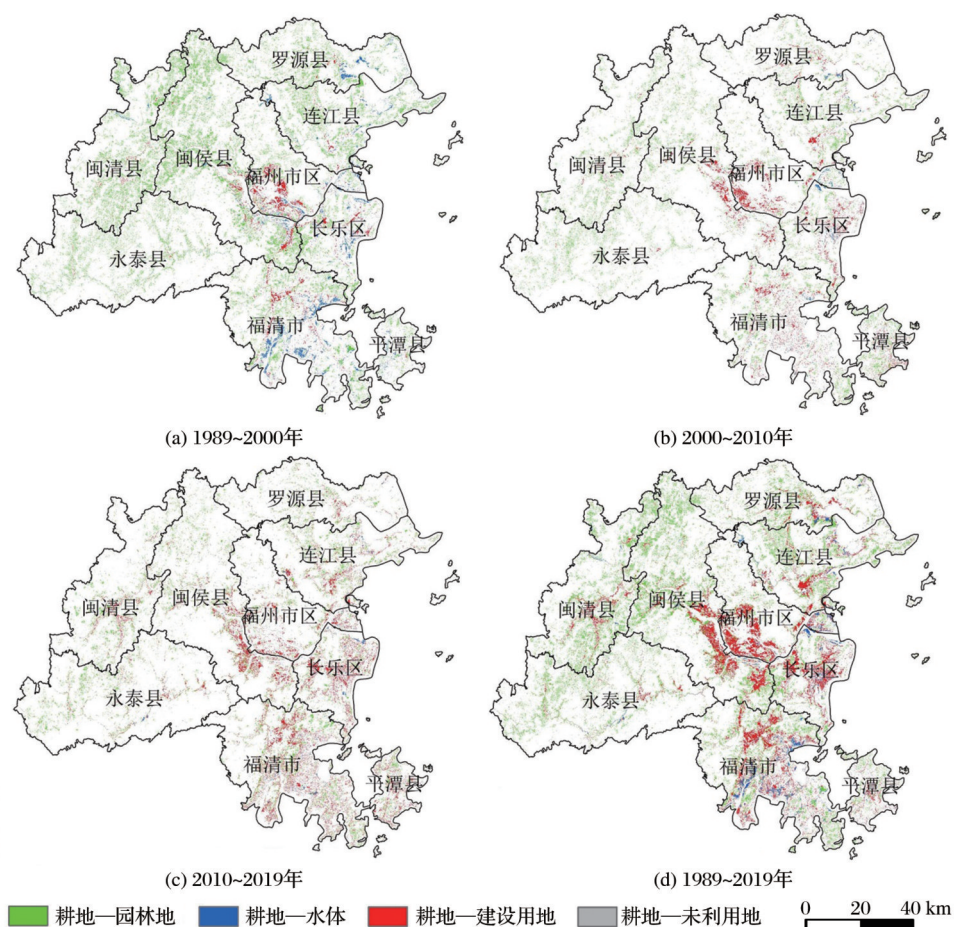


图6 1989~2000年福州市耕地非农化空间分布

Fig.6 Spatial distribution of non-agriculture farmland in Fuzhou from 1989 to 2000

型与其分布的高程和坡度进行定量分析,图7表示不同时期耕地非农化类型在不同高程或不同坡度面积占比。如图7所示,耕地非农化主要分布在小于100 m的高程,随着高程的增加,耕地非农化面积逐渐减少,说明耕地非农化现象主要发生在地势相对较低的区域,这与人类活动有很大的关系。在3个时期中,1989~2000年福州市耕地非农化面积最大,其中在100~300 m高程范围内耕地非农化为园林地占比最大。当高程大于100 m后,3个时期耕地非农化类型均以园林地为主,其中2000~2010年和2010~2019年在100 m高程后,耕地非农化面积在不同高程范围占比基本保持一致。随着时间推移,在不同高程范围内均表现出耕地非农化为建设用地的比重不断增大,2010~2019年,在100 m高程范围内耕地转为建设用地占比最大(7.97%)。

坡度对于耕地非农化的影响与高程一样成反比,即坡度越高则耕地非农化面积越小。从坡度范围来看,耕地非农化主要分布在坡度小于15°范围内。1989~2000年,耕地非农化主要发生在0~15°

坡度范围内,其中在0°~5°范围内耕地转出类型相对均衡,坡度大于5°后,耕地转移类型主要为园林地,在10°~15°坡度范围内耕地转为园林地面积占比最大。2000年以后,在0°~5°坡度范围耕地转为建设用地比重不断增大,尤其在2010~2019年,转为建设用地比重达到最大(8.76%)。随着坡度增加,耕地非农化中转为园林地比例越高。

4.2.2 耕地非农化率

耕地非农化率反映了研究区不同网格内耕地非农化程度。综合考虑研究区面积及计算效率等因素,确定网格单元大小为1 km×1 km,得到1989~2000年、2000~2010年、2010~2019年和1989~2019年福州市网格单元的耕地非农化率分布图(图8)。

1989~2000年,福州市耕地非农化率大于0.25的网格主要分布在福州市区、闽侯县和长乐区交界地区以及闽侯县中部和福清市中部地区,占总网格数量的7.2%。耕地非农化率在0.05~0.25区间内的网格单元主要分布在闽清县、罗源县和连江县,其余零星分布在永泰县和平潭县(图8(a))。2000~

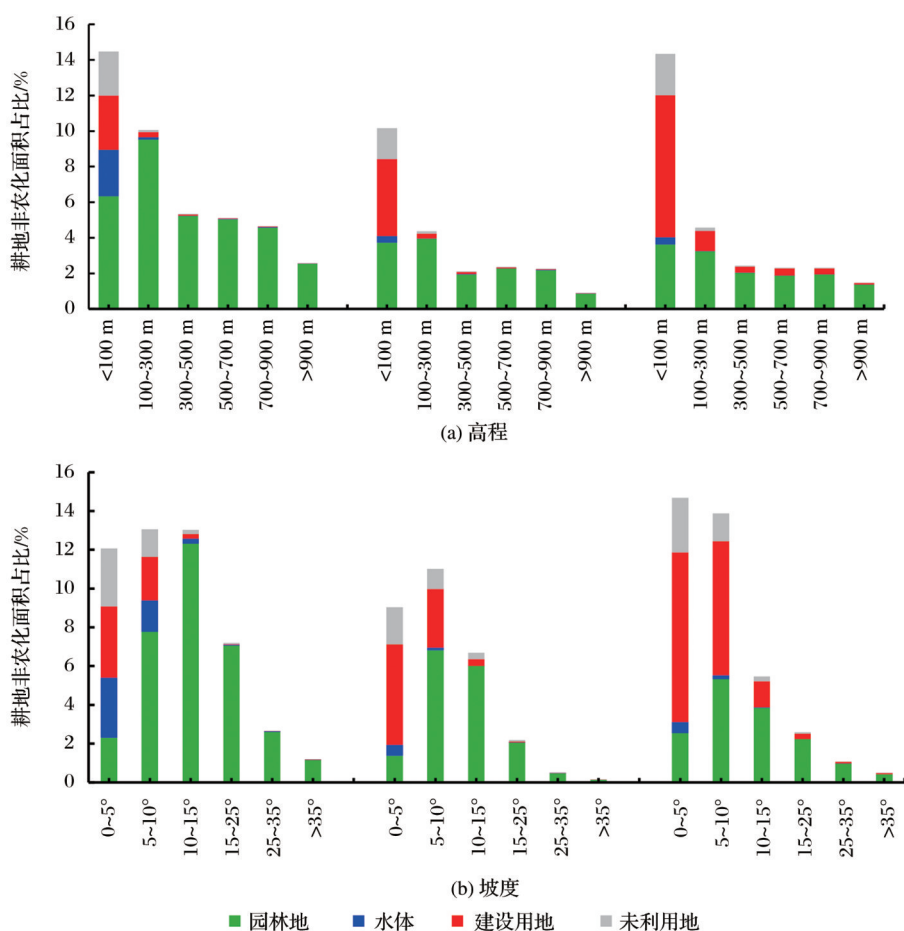


图7 1989~2019年耕地非农化与高程和坡度关系

Fig. 7 Relationship between non-agriculture farmland and elevation and slope during 1989~2019

2010年,耕地非农化以福州市区为核心耕地非农化严重区域(图8(b))。从耕地非农化率整体分布来看,与上一阶段有明显的改善,非农化率在0.1~0.25的区间内网格减少数量占总网格的10.78%,其次在区间0.25~0.5的网格数也减少240个。2010~2019年耕地非农化加重。在区间0.1~0.25和0.25~0.5耕地非农化网格数量增多,与上期相比网格数量增加了835个,主要集中在闽侯县上街镇以及福州市东部县市,如长乐区中部、福清市中部和连江县东部(图8(c))。

福州市在1989~2019年间耕地非农化现象严重,其中非农化率大于0.5的核心区为福州市区、闽侯县东南部、福清市中部和长乐区中部,占网格数量的3.44%。近30 a耕地非农化率整体呈现斜“H”字型(图8(d)),中部和东部地区的耕地非农化率高于西部地区,南部地区高于北部地区。

4.3 耕地非农化驱动机制分析

因子检测揭示了每个因子对耕地非农化的影响,Q值的大小表示对耕地非农化的解释力程度。

基于选取的12个影响耕地非农化指标(表1),对3个时期耕地非农化驱动因子进行研究(表3)。在所有因子中,高程对于耕地非农化的解释强度最大($Q>0.2086$),结合上节中的结论,可以得出高程越低则耕地越容易发生非农化转变,而对于高海拔耕地由于受社会发展影响较少,不易发生耕地利用类型的转变。坡度与高程有着密切的联系,对于耕地非农化也有较强的解释力($Q>0.1054$)。土壤类型的差异决定了土地利用的类型,因此对于耕种条件差的土壤易发生耕地的非农化。3个阶段土壤类型的Q值均大于0.1229,也是耕地非农化中重要的因素。福州市主要农作物为水稻,其生长对于水的需求量较大,因此距离水系的远近也同样影响着耕地的非农化。自然因子中,坡向对于耕地非农化解释力最小($Q<0.005$),说明福州市耕地非农化不易受坡向影响。

在社会因子中,不同时期社会因子对耕地非农化影响力差异较大。城镇化增长率和人口数量增长率作为衡量地区经济发展和人口数量的重要指

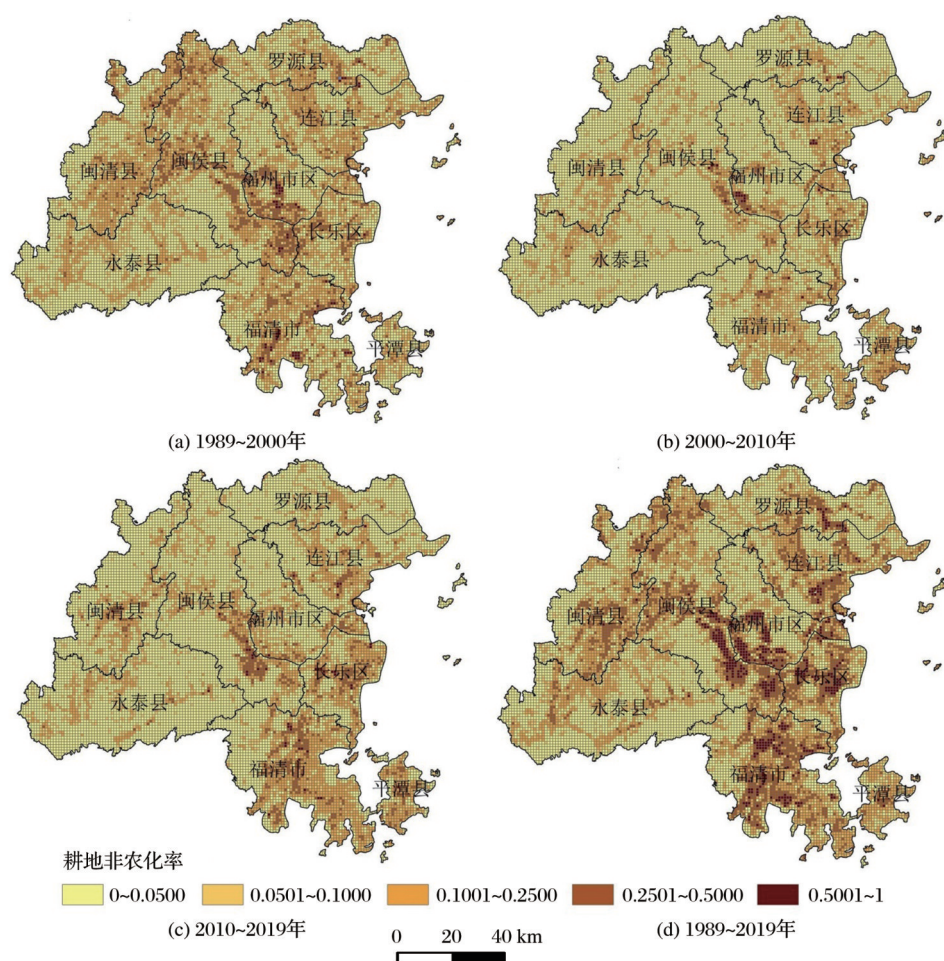


图8 1989~2019年福州市耕地非农化率网格图

Fig.8 Grid diagram of farmland conversion in Fuzhou from 1989 to 2019

标,在1989~2000年Q值分别为0.200 3和0.059 9,但在2000~2010年城镇化增长率和人口数量增长率对于耕地非农化解释力Q值分别为0.195 6和0.068 5。到2010~2019年,人口数量增长率对于耕地非农化的解释力增强显著,而城镇化增长率对于耕地非农化解释力再次下降。第一产业比重增长率与GDP增长率是体现地区经济发展水平的重要指标,在3个时期中第一产业比重增长率的解释力呈现“高一低一平”的格局,而GDP增长率的解释力呈现出“低一高一平”的格局,说明在2000~2010年GDP增长率和第一产业比重增长率对于耕地非农化影响维持稳定。到城镇距离、到公路距离和到铁路距离在3个时期对于耕地非农化解释力没有较大的变化,其中到城镇距离对于耕地非农化的解释力逐渐增大,也侧面反映出人类活动对于耕地非农化的影响越来越大,离城镇越近则耕地敏感性越大,越容易发生非农化现象。

耕地非农化在1989~2000年、2000~2010年、

2010~2019年和1989~2019年4个阶段的驱动因素均有所差异。整体来看,除了到水系距离因子外,其他自然因子均处于较高解释力排名。不同时期社会因子解释力的差异,决定了耕地非农化的程度。其中城镇化增长率和第一产业比重增长率的变化与耕地非农化“快—慢—平”变化情况相符。1989~2000年城镇化增长率与第一产业比重增长率具有较高的Q值,该时期正处于快速非农化情况。2000~2010年城镇化增长率与第一产业比重增长率Q值均下降,此时耕地非农化处于慢速状态。到2010~2019年城镇化增长率和第一产业比重增长率Q值趋于稳定,该阶段耕地非农化也处于相对平缓情况。

5 讨论

受南方多云多雨天气的影响,福州地区获取的光学影像云层覆盖严重,限制了时序影像分析应用。研究基于GEE中长时序的Landsat数据,采用

表3 社会和自然因子对耕地非农化的影响程度

Table 3 Influence degree of social and natural factors on farmland conversion

驱动因子	1989~2000年		2000~2010年		2010~2019年		1989~2019年	
	Q值	重要性	Q值	重要性	Q值	重要性	Q值	重要性
人口数量增长率	0.059 9	9	0.068 5	10	0.249 1	3	0.231 0	4
城镇化增长率	0.200 3	2	0.195 6	2	0.132 0	8	0.082 6	9
第一产业比重增长率	0.123 7	3	0.120 1	7	0.115 3	10	0.085 1	8
GDP增长率	0.059 5	10	0.172 1	4	0.161 7	5	0.082 2	10
到公路距离	0.115 4	5	0.117 5	8	0.122 9	9	0.165 0	5
到铁路距离	0.020 4	11	0.041 2	11	0.026 7	11	0.031 3	11
到城镇距离	0.079 2	7	0.123 0	6	0.141 9	6	0.142 3	6
到水系距离	0.076 1	8	0.106 2	9	0.136 3	7	0.121 8	7
土壤类型	0.122 9	4	0.151 2	5	0.192 3	4	0.253 4	2
高程	0.208 6	1	0.293 9	1	0.419 6	1	0.392 3	1
坡度	0.105 4	6	0.177 1	3	0.273 7	2	0.233 3	3
坡向	0.001 9	12	0.001 3	12	0.005 4	12	0.003 8	12

百分位数合成法和中值合成法构建了无云影像特征数据集,并在耕地利用信息提取中获得了满意的结果。但文中未利用地分类精度较低,主要与建设用地混分严重。可能由以下几个因素导致:①建设用地初期表现为裸土状态,与未利用地光谱特征相似,难以分辨。②虽然在图像合成中采用作物生长季上下两年图像作为补充,但图像合成后仍存在部分地区图像异质性现象,影响分类精度。为了进一步提升LULC分类精度,未来可以利用GEE中多源遥感数据,并结合深度学习方法,进行南方多云雨复杂地形地区的LULC分类。

从1989~2019年耕地非农化看出,福州市近30 a耕地非农化主要转变为园林地居多,主要是由于闽清和永泰等县大力发展茶果生产和竹林经济,导致部分零散耕地转为茶园或果园。同时,退耕还林政策的实施与生态环境保护意识不断提升,导致部分新开垦的耕地恢复为林地^[36]。2010年后,建设用地成为主要耕地非农化类型,集中分布在中部和东部沿海地区。该时期建设用地呈现多点由内向向外扩张现象,例如闽侯县大学城和长乐机场的扩建,使得周边基础建设不断扩张,城郊耕地逐渐转为建设用地。耕地的非农化与高程和坡度在空间上具有较高的一致性,表现为海拔越低或坡度越小则耕地非农化越严重。其原因在于,福州市耕地主要分布在海拔300 m以下和坡度小于10°相对平坦的地区,该区域往往人类活动密集、路网密度高,耕地脆弱性大^[37]。

本文利用地理探测器,从自然和社会因素两个角度探究了耕地非农化的驱动机制。在前人的研

究中,社会因子多采用静态数据类型,并利用地理探测器进行驱动因素分析,但该方法只能探究静态空间分布的驱动力,并不能直接体现变化驱动因素。因此,研究中社会经济数据均采用动态的变化率来参与计算,并利用变化的社会经济数据解释耕地非农化不同阶段的差异。实验发现在1989~2000年、2000~2010年和2010~2019年这3个阶段,高程、坡度和土壤类型等自然因子均取得较大Q值(表3)。从地势上来看福州市西高东低,高程和坡度等自然条件作为耕地空间分布的先决条件,在高海拔、高坡度区域,耕地易转为园林地。主要是因为高程和坡度的增加,增大了耕地经营者耕种生产成本,驱使耕地利用类型向经济价值更高的园林地发展。随着高程和坡度不断降低,交通路网密集,城镇辐射增强,人类活动范围不断增大,因此对于耕地的影响逐渐增大,进而导致耕地转为建设用地占比较高。在前人研究中也表明,南方地区耕地变化主要由社会因素主导。如张婷等^[38-39]发现,经济发展和人口因素占耕地变化主导地位,但未考虑自然因素对耕地变化的影响。现有的研究表明,自然因子是决定耕地空间分布格局的关键,而社会因子的变化才是耕地非农化差异的主要因素^[40]。在3个阶段中,城镇化增长率、人口数量增长率、第一产业比重增长率和GDP增长率是决定耕地非农化变化的关键因素,同时也说明了城市扩张与产业结构的变化对于耕地非农化具有调节作用。考虑到福州的地形复杂性,本实验结果的发现,可能是由于构建的驱动因子指标体系还不够完善。为进一步探究福州地区耕地非农化驱动机制,可以利用高分

分辨率遥感影像,引入政策因子,构建完善的驱动因子指标体系,进行微观方面的研究分析,进一步分析验证本文实验发现。

过去 30 a,福州地区耕地非农化现象严重,耕地面积从 2 558.04 km²减少到 1 541.37 km²,减少了 37.74%,并且耕地非农化集中在低海拔、地形平坦的地区,使得大量优质潜力的耕地转换成建设用地(图 7)。目前,福建省自然资源厅、省农业农村厅印发《福建省耕地“非农化”问题集中整治工作方案》,完善落实土地执法监察和耕地保护长效机制。为提高耕地资源可持续发展,保障粮食安全,建议如下:①协调好城市发展、生态建设与耕地保护之间的平衡关系。耕地保护不仅要注重耕地数量,同时也要注意耕地质量,避免造成生态环境恶化。②对于永久基本农田,特别是海拔较低、耕作条件好的优质耕地要采取严格保护政策,政府应积极采用遥感等技术手段,实时监测耕地变化动态。③转变经济增长模式,优化产业结构,推进城市与农村集约化发展,提高耕地利用率。

6 结 论

本文基于 GEE 平台和 Landsat 时间序列遥感数据,对福州市过去 30 a 的耕地利用信息进行提取,利用土地转移矩阵和网格单元法分析了该区域的耕地非农化时空特征及演变规律,利用地理探测器从自然和社会两大因素探究了耕地非农化驱动因子。主要研究结论如下:

(1)针对福州地区多云多雨的气候特征,GEE 平台能有效利用密集时间序列 Landsat 影像的无云碎片影像,进行无云影像构建。基于随机森林机器学习方法,获得了满意的土地利用分类结果。受限于福州的多山地形,耕地面积仅占 12.63%~20.97%(1989、2000、2010 和 2019 年 4 个时期),主要分布在地势相对平坦的中部和东部沿海地区。

(2)根据 4 个时期的耕地利用信息提取结果可以看出,福州市的耕地面积逐年减少。耕地非农化现象与高程和坡度因子关系密切,主要出现在海拔 100 m 和坡度 10°以下的区域。1989~2019 年,耕地非农化整体呈现“快—慢—平”的格局,其中非农化对象主要为林地和建设用地,主要集中在福州市西部,并呈现出往东部沿海转移的趋势。

(3)耕地非农化是由自然和社会因素共同驱动的结果,其中自然因子是耕地非农化的先决条件,

而社会因子反映了人类活动在自然因素的限制下对耕地非农化的影响情况。城镇化增长率和人口数量增长率是导致耕地非农化主要驱动因素,城镇化增长率和第一产业比重增长率是耕地非农化“快—慢—平”的关键因素。快速的城市化、人口数量激增以及经济发展对福州市的耕地非农化影响较大。福州市应及时调整产业结构,协调好城市发展、生态保护与基本农田保护三者之间的关系,切实防止耕地非农化现象。

参考文献 (References):

- [1] Zhao Ruifeng, Wang Fuhong, Zhang Lihua, *et al.* Dynamic of farmland landscape and its socioeconomic driving forces in the middle reaches of the Heihe River[J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2017, 37(6): 920-928. [赵锐锋, 王福红, 张丽华, 等. 黑河中游地区耕地景观演变及社会经济驱动力分析[J]. *地理科学*, 2017, 37(6): 920-928.]
- [2] Huang Z, Du X, Castillo C S Z. How does urbanization affect farmland protection? evidence from China [J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2019, 145: 139-147.
- [3] Ren Xiaoyan, He Yanfen, Wang Zongming. Spatial-temporal characteristics of construction land expansion and occupation of cultivated land in urban agglomeration of central and Southern Liaoning Province based on remote sensing [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2020, 32(3): 98-105. [任晓燕, 何艳芬, 王宗明. 基于遥感的辽中南城市群建设用地扩张及其占用耕地的时空特征[J]. *国土资源遥感*, 2020, 32(3): 98-105.]
- [4] Mu Yuxuan, Wu Mingquan, Niu Zheng, *et al.* Method of remote sensing extraction of cultivated land area under complex conditions in Southern Region [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2020, 35(5): 1127-1135. [牟昱璇, 邬明权, 牛铮, 等. 南方地区复杂条件下的耕地面积遥感提取方法[J]. *遥感技术与应用*, 2020, 35(5): 1127-1135.]
- [5] Xu Y, Yu L, Cai Z, *et al.* Exploring intra-annual variation in cropland classification accuracy using monthly, seasonal, and yearly sample set [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(23): 8748-8763.
- [6] Zhu Jinxia, Xu Baogen. Evaluation of cultivated land quality under changed cultivated land use pattern based on change vector analysis [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(2): 292-300. [祝锦霞, 徐保根. 基于变化向量的耕地利用方式变化下耕地质量评价[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(2): 292-300.]
- [7] Han Zongwei, Lu Debin, Yang Jian, *et al.* Analysis on the distribution and variation trend of cultivated land quality in Guizhou Province [J]. *Research of Soil and Water Conservation*,

- 2017, 24(6): 154-159.[韩宗伟, 卢德彬, 杨建, 等. 贵州省耕地质量时空格局及变化趋势分析[J]. 水土保持研究, 2017, 24(6): 154-159.]
- [8] Han Yi, Guo Xi, Jiang Yefan, *et al.* Cultivated land landscape ecological security: Influencing factors and spatial differences in the hilly region of South China[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2019, 39(17): 6522-6533.[韩逸, 郭熙, 江叶枫, 等. 南方丘陵区耕地景观生态安全影响因素及其空间差异[J]. 生态学报, 2019, 39(17): 6522-6533.]
- [9] Li Dan, Tian Peipei, Luo Hongying, *et al.* Spation-temporal characteristics and obstacle diagnosis of cultivated land ecological security in "One River and Two Tributaries" Region in Tibet[J]. *Transactions of The Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2020, 51(10): 213-222.[李丹, 田沛佩, 罗红英, 等. 西藏“一江两河”耕地生态安全时空格局与障碍诊断[J]. 农业机械学报, 2020, 51(10): 213-222.]
- [10] Liu Chao, Huo Yongwei, Xu Yueqing, *et al.* Changes in cultivated land and influencing factors before and after the implementation of grain for green project in Zhangjiakou City[J]. *Journal of Natural Resources*, 2018, 33(10): 1806-1820.[刘超, 霍永伟, 许月卿, 等. 生态退耕前后张家口市耕地变化及影响因素识别[J]. 自然资源学报, 2018, 33(10): 1806-1820.]
- [11] Wang Mengmeng, Li Yangbing, Li Shanshan. The transition of karst valley area farmland and its dynamic mechanism[J]. *Journal of Natural Resources*, 2019, 34(3): 510-525.[王萌萌, 李阳兵, 李珊珊. 岩溶槽谷区耕地涨落时空特征与驱动机制[J]. 自然资源学报, 2019, 34(3): 510-525.]
- [12] Wang Quanxi, Song Ge. Changes of cultivated land pattern and its spatial driving factors in the typical regions of lower Liaohhe Plain[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(24): 275-283.[王全喜, 宋戈. 下辽河平原典型区耕地格局变化及其空间要素驱动[J]. 农业工程学报, 2021, 37(24): 275-283.]
- [13] Wang Quanxi, Sun Pengju, Liu Xuelu, *et al.* Prediction of cultivated land area and importance of influencing factors based on random forest algorithm[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2018, 38(5): 341-346.[王全喜, 孙鹏举, 刘学录, 等. 基于随机森林算法的耕地面积预测及影响因素重要性分析——以甘肃省庆阳市为例[J]. 水土保持通报, 2018, 38(5): 341-346.]
- [14] Su Min, Wei Chaofu, Zhang Guodong, *et al.* Simulation of land use spatial pattern in the hilly and mountainous area under the constraints of planning scenarios[J]. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 2020, 41(7): 120-133.[苏敏, 魏朝富, 张国栋, 等. 规划情景约束下山地丘陵区土地利用空间格局模拟——以重庆市綦江区为例[J]. 中国农业资源与区划, 2020, 41(7): 120-133.]
- [15] Yuan Chengcheng, Zhang Dingxiang, Liu Liming, *et al.* Regional characteristics and spatial-temporal distribution of cultivated land change in China during 2009—2018[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(1): 267-278.[袁承程, 张定祥, 刘黎明, 等. 近10年中国耕地变化的区域特征及演变态势[J]. 农业工程学报, 2021, 37(1): 267-278.]
- [16] Wang Minglei, Shi Wenjiao. Spatial-temporal changes of newly cultivated land in Northern China and its zoning based on driving factors[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2020, 53(12): 2435-2449.[王鸣雷, 史文娇. 中国北方新增耕地的时空变化及驱动因素分区[J]. 中国农业科学, 2020, 53(12): 2435-2449.]
- [17] Zhang Pu, Guan Wenke, Liu Hongxia, *et al.* Characteristics analysis on spatial-temporal changes of farmland in Luntai artificial oasis in dina River watershed of Xinjiang[J]. *Transactions of The Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2019, 50(5): 291-299.[张谱, 管文轲, 刘洪霞, 等. 新疆迪那河流域轮台人工绿洲耕地时空变化特征分析[J]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 291-299.]
- [18] Qu Shengqiu, Liu Yanfang, Yin Chaohui, *et al.* Spatial pattern of cultivated land change in Fujian Province from 1990 to 2015[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2020, 28(4): 587-598.[曲胜秋, 刘艳芳, 银超慧, 等. 1990—2015年福建省耕地变化的空间格局分析[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2020, 28(4): 587-598.]
- [19] Hou Wan, Hou Xiyong. Consistency of the multiple remote sensing-based land use and land cover classification products in the global coastal zones[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2019, 21(7): 1061-1073.[侯婉, 侯西勇. 全球海岸带多源土地利用/覆盖遥感分类产品一致性分析[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(7): 1061-1073.]
- [20] Li Dan, Zhou Jia, Zhan Daqing. Spatial and temporal changes and driving factors of cultivated land in Heilongjiang Province[J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2021, 41(7): 1266-1275.[李丹, 周嘉, 战大庆. 黑龙江省耕地时空变化及驱动因素分析[J]. 地理科学, 2021, 41(7): 1266-1275.]
- [21] Dai Renli, Zhong Jiusheng, Jiang Li, *et al.* Research on the distribution characteristics and driving factors of cultivated land in Tongren City based on geographic detector[J]. *Science Technology and Engineering*, 2021, 21(28): 12072-12079.[代仁丽, 钟九生, 江丽, 等. 基于地理探测器的铜仁市耕地分布特征及驱动因子探究[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(28): 12072-12079.]
- [22] Ye Suqian. Analysis of land use changes and quantitative evaluation of ecological security: A case study in Fuzhou[D]. Nanchang: East China Institute of Technology, 2015.[叶素倩. 福州市土地利用变化分析及其生态安全定量评价研究[D]. 南昌: 东华理工大学, 2015.]
- [23] Liu C, Li W, Zhu G, *et al.* Land use/land cover changes and

- their criving factors in the Northeastern Tibetan Plateau based on geographical detectors and Google Earth Engine: A case study in Gannan Prefecture[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(19): 3139. DOI: 10.3390/rs12193139.
- [24] Chai Xurong, Li Ming, Zhou Yi, *et al.* Rapid land cover classification using landsat time series based on the Google Earth Engine[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2020, 35(2): 315-325. [柴旭荣, 李明, 周义, 等. 影像的土地覆被快速分类[J]. *遥感技术与应用*, 2020, 35(2): 315-325.]
- [25] Hao Binfei, Han Xujun, Ma Mingguo, *et al.* Research progress on the application of Google Earth Engine in geoscience and environmental sciences[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2018, 33(4): 600-611. [郝斌飞, 韩旭军, 马明国, 等. Google Earth Engine 在地球科学与环境科学中的应用研究进展[J]. *遥感技术与应用*, 2018, 33(4): 600-611.]
- [26] Yu Lili, Sun Lishuang, Zhang Danhua, *et al.* Extraction of land-cover and wetland area in Bohai Rim region based on Google Earth Engine[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2020, 31(12): 4091-4098. [于莉莉, 孙立双, 张丹华, 等. 基于 Google Earth Engine 的环渤海地区土地覆盖分类[J]. *应用生态学报*, 2020, 31(12): 4091-4098.]
- [27] Wang Wenxu, Cao Yigui, Su Ruiqing, *et al.* Driving forces of cultivated land change in China: Driving factors and driving mechanism[J]. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 2020, 41(7): 21-30. [王文旭, 曹银贵, 苏锐清, 等. 我国耕地变化驱动力研究进展: 驱动因子与驱动机理[J]. *中国农业资源与区划*, 2020, 41(7): 21-30.]
- [28] Xie S, Liu L, Zhang X, *et al.* Automatic land-cover mapping using landsat time-series data based on Google Earth Engine[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(24): 3023. DOI: 10.3390/rs11243023.
- [29] Zeng H, Wu B, Wang S, *et al.* A Synthesizing land-cover classification method based on Google Earth Engine: A case study in Nzhelele and Levhuvu Catchments, South Africa[J]. *Chinese Geographical Science*, 2020, 30(3): 397-409.
- [30] Wang Dejun, Jiang Qigang, Li Yuanhua, *et al.* Land Use classification of farming areas based on time series Sentinel-2A/B data and random forest algorithm[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2020, 32(4): 236-243. [王德军, 姜琦刚, 李远华, 等. 基于 Sentinel-2A/B 时序数据与随机森林算法的农耕地土地利用分类[J]. *国土资源遥感*, 2020, 32(4): 236-243.]
- [31] Wang Lijuan, Kong Yuru, Yang Xiaodong, *et al.* Classification of land use in farming areas based on feature optimization random forest algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(4): 244-250. [王李娟, 孔钰如, 杨小冬, 等. 基于特征优选随机森林算法的农耕地土地利用分类[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(4): 244-250.]
- [32] Pelletier C, Valero S, Inglada J, *et al.* Effect of training class label noise on classification performances for land cover mapping with satellite image time series[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(2): 173. DOI: 10.3390/rs9020173.
- [33] Kong Xianglun, Li Yunlong, Han Mei, *et al.* Distribution of natural wetlands in the Yellow River Delta for Three Periods since 1990 and driving factors of their changes[J]. *Wetland Science*, 2020, 18(5): 603-612. [孔祥伦, 李云龙, 韩美, 等. 1990 年以来 3 个时期黄河三角洲天然湿地的分布及其变化的驱动因素研究[J]. *湿地科学*, 2020, 18(5): 603-612.]
- [34] Wang Jinfeng, Xu Chengdong. Geodetector: Principle and prospective[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(1): 116-134. [王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望[J]. *地理学报*, 2017, 72(1): 116-134.]
- [35] Song Y, Wang J, Ge Y, *et al.* An Optimal parameters-based geographical detector model enhances geographic characteristics of explanatory variables for spatial heterogeneity analysis: Cases with different types of spatial data[J]. *GIS Science and Remote Sensing*, 2020, 57(5): 593-610.
- [36] Wu Peizhong. Study on the relationship between urban expansion and cultivated land use change in Fuzhou[D]. Fuzhou: Fujian Normal University, 2012. [吴培中. 福州城市扩展与耕地变化研究[D]. 福州: 福建师范大学, 2012.]
- [37] Liang Xingyuan, Li Yangbing. Spatio-temporal variation of farmland-fruit forest conversion and its enlightenment in Three Gorges Reservoir area: A case study on Caotangxi Watershed[J]. *Journal of Natural Resources*, 2019, 34(2): 385-399. [梁鑫源, 李阳兵. 三峡库区“耕—果”转换时空变化特征及其启示——以草堂溪流域为例[J]. *自然资源学报*, 2019, 34(2): 385-399.]
- [38] Zhang Ting, Luo Xi, Cai Haisheng. Dynamic change and driving factors of cultivated land in Jiangxi Province[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2014, 34(3): 305-310. [张婷, 骆希, 蔡海生. 江西省耕地的动态变化及驱动因子[J]. *水土保持通报*, 2014, 34(3): 305-310.]
- [39] Liu Ying, Zhou Baotong, Yu Xiaofeng, *et al.* The quantitative study on the using efficiency and driving factors of changing of cultivated area in Sichuan since the beginning of 21 Century[J]. *Journal of Sichuan Agricultural University*, 2015, 33(2): 237-244. [刘颖, 周宝同, 于晓凤, 等. 21 世纪以来四川省耕地变化驱动因素及耕地利用效率定量研究[J]. *四川农业大学学报*, 2015, 33(2): 237-244.]
- [40] Zhu Chuang. Spatial-temporal characteristics and driving factors of cultivated land change in China from 2001 to 2017[D]. Tianjin: Tiangong University, 2020. [朱闯. 2001~2017 年中国耕地时空变化特征及其驱动因素研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2020.]

The Use of Time Series Remote Sensing Data to Analyze the Characteristics of Non-agriculture Farmland and Their Driving Factors in Fuzhou

Ding Shupe¹, Li Mengmeng¹, Wang Xiaoqin¹, Li Lin¹, Wu Ruijiao², Huang Heng²

(1. *Key Laboratory of Spatial Data Mining and Information Sharing of Ministry of Education, National & Local Joint Engineering Research Center of Satellite Geospatial Information Technology, Fuzhou University, The Academy of Digital China (Fujian), Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;*

2. Fujian Geologic Surveying and Mapping Institute, Fuzhou 350108, China)

Abstract: Farmland is important for food production. It is thus of great importance to obtain timely and accurate information regarding non-agricultural farmlands for land resource management and policymaking. To investigate the changes of non-agricultural farmlands in Fuzhou over past 30 years, this study extracted the spatial information of farmlands using multi-temporal Landsat remote sensing images in 1989, 2000, 2010 and 2019 based on the Google Earth Engine (GEE) and random forest methods. We then used land transfer matrix, grid element method and geographic detector techniques to analyze the characteristics and driving factors of non-agricultural farmlands changes. The results show that: (1) The GEE platform integrating with random forest is suitable to extract farmlands in cloudy and rainy areas in southern part of China. The overall accuracy of the extracted farmlands is higher than 90%, and the Kappa coefficient is greater than 0.85. (2) The farmlands in Fuzhou has an imbalanced spatial distribution, where the area of farmlands decreases from east to west along time. From 1989 to 2019, the farmland changes mainly occurred at areas with an elevation of 100 m and a slope of less than 10°. The changed farmlands mainly consisted of forestlands and construction lands, in which the western region was mainly forestland, and the central and eastern region was construction land. (3) The natural factors are the prerequisite for the conversion of cultivated land, and the growth rate of urbanization and population data are the main driving factors. Moreover, urbanization rate and the proportion of primary industry growth rate were the factors forming the “fast-slow-stable” pattern of farmland non-agriculturalization.

Key words: Non-agricultural farmlands; Multi-temporal remote sensing; Random forest; GEE; Geographic detector