

引用格式:李培林,刘小平,黄应淮,等.基于GEE平台的广州市主城区不透水面时间序列提取[J].地球信息科学学报,2020,22(3):638-648. [ Li P L, Liu X P, Huang Y H, et al. Mapping impervious surface dynamics of Guangzhou downtown based on Google Earth Engine[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(3):638-648. ] DOI:10.12082/dqxxkx.2020.190047

# 基于GEE平台的广州市主城区不透水面 时间序列提取

李培林<sup>1</sup>,刘小平<sup>1\*</sup>,黄应淮<sup>1</sup>,张鸿辉<sup>2</sup>

1. 中山大学地理科学与规划学院,广州 510275; 2. 广东国地规划科技股份有限公司,广州 510075

## Mapping Impervious Surface Dynamics of Guangzhou Downtown based on Google Earth Engine

LI Peilin<sup>1</sup>, LIU Xiaoping<sup>1\*</sup>, HUANG Yinghuai<sup>1</sup>, ZHANG Honghui<sup>2</sup>

1. School of Geography and Planning, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;

2. Guangdong Guodi Planning Technology Company Limited, Guangzhou 510075, China

**Abstract:** For assessing urbanization level and urban environment, the mapping of impervious surface has become a research hotspot. Compared with single-phase imagery, time series mapping can depict temporal trends, which is of great significance for monitoring urban expansion. Based on the Google Earth Engine platform, this paper calculated BCI and NDVI using Landsat TOA data from 2000 to 2017, and determined their thresholds by an adaptive iteration method to extract the initial impervious surface. Then, Temporal Consistency Check (TCC) was performed to make the time series of impervious surface more reasonable. Results show that: (1) Adding NDVI to both BCI and TCC improved the quality of impervious surface mapping. (2) The average accuracy of impervious surface mapping in this paper was 90.4%, and the average Kappa coefficient was 0.812. (3) The impervious surface area of Guangzhou downtown nearly doubled from 2000 to 2017 with a decreasing growth rate. (4) The newly developed impervious surface mainly concentrated on the relatively backward outskirts of Guangzhou downtown. (5) Elevation, road density, and shopping mart density were the main factors influencing the expansion of impervious surface.

**Key words:** Guangzhou Downtown; impervious surface; Google Earth Engine; Landsat; BCI; NDVI; Adaptive iterative method; temporal consistency check

\*Corresponding author: LIU Xiaoping, E-mail: liuxp3@mail.sysu.edu.cn

**摘要:**不透水面作为城市化水平以及城市环境的重要评价指标,其提取已经是当下的研究热点。与单时相影像相比,时间序列制图能够获取其准确的变化趋势,对于监测城市的快速发展具有重要意义。本文以广州市主城区为研究区,以 Google Earth Engine 平台为基础,利用 2000—2017 年的 Landsat TOA 影像计算 BCI 和 NDVI,并通过自适应迭代法确定它们的阈值,

收稿日期:2019-01-25;修回日期:2019-07-22.

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFA0604404);国家自然科学基金项目(41671398,41871318)。[ **Foundation items:** National Key R&D Program of China, No.2017YFA0604404; National Natural Science Foundation of China, No.41671398, 41871318. ]

作者简介:李培林(1996—),男,广东广州人,硕士生,研究方向为土地利用变化监测。E-mail: liplin6@mail2.sysu.edu.cn

\*通讯作者:刘小平(1978—),男,湖南邵阳人,教授,研究方向为地理模拟,空间智能及优化决策等。E-mail: liuxp3@mail.sysu.edu.cn

从而提取初始的不透水面,然后进行时间一致性检验,使不透水面时间序列更加合理。研究表明:①BCI与NDVI的结合以及时间一致性检验能够提高不透水面的提取质量;②本文中不透水面提取的平均总体精度为90.4%,平均Kappa系数为0.812;③在2000—2017年广州市主城区不透水面面积增加近一倍,但增速有所放缓。④新增的不透水面主要集中在原本相对落后的主城区外围;⑤高程、道路密度和购物场所密度等是影响广州市主城区不透水面扩张的主要因素。

**关键词:**广州市主城区;不透水面;Google Earth Engine;Landsat;BCI;NDVI;自适应迭代法;时间一致性检验

## 1 引言

不透水面是指人造的使水不能渗透进土壤的硬化地表,例如水泥道路、停车场和屋顶等<sup>[1]</sup>,它是一种城市化水平的重要指标,同时还在一定程度上能反映城市的环境水平<sup>[2-3]</sup>。近年来,随着城市内涝、热岛效应和全球气候变化等问题越发得到重视,不透水面作为这些现象的重要影响因素,也成为了研究热点。

外业测绘是获取不透水面的传统手段,但是这种方法需要耗费大量的人力物力,因此难以及时更新。近年来,不断发展的遥感技术凭借其极大的覆盖范围以及较高的时间分辨率,成为不透水面提取的重要手段<sup>[4]</sup>。经过多年的研究和发展,利用遥感提取不透水面的方法已经有很多,主要可以分为5类<sup>[5]</sup>:光谱混合分析法<sup>[6]</sup>、指数法<sup>[7]</sup>、决策树模型<sup>[8]</sup>、回归模型<sup>[9]</sup>和分类法<sup>[10]</sup>。Wu等<sup>[11]</sup>利用光谱混合分析法,以V-I-S(Vegetation-Impervious-Soil)模型为基础,选择植被、不透水面和土壤作为端元,基于Landsat ETM+影像对美国俄亥俄州哥伦布市的城市用地进行分类。Deng等<sup>[12]</sup>在Landsat EMT+和IKONOS影像上使用BCI(Biophysical Composition Index)提取不透水面,并与NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)、NDBI(Normalized Difference Built-up Index)和NDISI(Normalized Difference Impervious Surface Index)进行对比,结果表明BCI与不透水面的丰度关系和分离指标要比其他指数更高,认为BCI能适用于不同空间分辨率影像的不透水面提取,并且能较好的将不透水面和裸土进行区分。Hu等<sup>[13]</sup>使用CART(Classification And Regression Tree)决策树模型提取北京市的不透水面,结果表明以多季节影像和夜间灯光数据作为输入变量的最优模型,提取不透水面的效果较好,证明了CART决策树模型和多源数据相结合提取不透水面是具有可行性的。Lu等<sup>[14]</sup>利用Quickbird影像提取不透水面,通过建立回归模型校准Landsat影像的不透水面比例,然后用校准的不透水面比例图对其他日期的影像进行归一化处理,结果表明在城

市边界处,由于混合像元的问题,直接使用Landsat影像进行不透水面提取会使其面积被严重高估,而作者提出的办法能够有效缓解这种问题。王燕燕等<sup>[15]</sup>用无人机获取的影像生成DEM、DOM和nDSM模型,在利用多尺度分割对这些影像进行分割后,利用综合基于SVM(Support Vector Machine)和模糊规则的分类提取不透水面,精度评定的结果也比较理想。

然而,除指数法外,上述其他方法的计算过程大多比较复杂,或者需要人工采集大量样本,以充分代表不同类型和密度的不透水面,较大的工作量使得这些方法难以及时获取城市内部不透水面的快速更新<sup>[16]</sup>。同时,长时间序列制图必然需要使用大量的遥感影像,而传统的遥感影像处理平台如ENVI、ERDAS等需要将影像下载到本地后再逐一进行处理,耗时费力。因此,本文基于GEE(Google Earth Engine)云平台的Landsat TOA数据,以广州市主城区作为研究区,结合NDVI和BCI提取2000—2017年的不透水面时间序列,然后利用时间一致性检验对时间序列进行修正,使时间序列更加合理。

## 2 研究区概况与数据源

### 2.1 研究区概况

广州市主城区包括白云区、黄埔区、天河区、越秀区、荔湾区和海珠区,总面积为1462 km<sup>2</sup>。广州市位于112°57'E—114°3'E,22°26'N—23°56'N,气候主要为亚热带季风气候,年平均温度为21.7℃,年平均降雨量为1600 mm,雨热同期。21世纪以来,作为中国改革开放的前沿城市和广东省的省会,广州市发展十分迅速,其2000年的常住人口为994.8万人,GDP为2492.74亿元;到2017年,常住人口和GDP快速增长达到1449.84万人和21 503.15亿元<sup>[17]</sup>。

### 2.2 数据来源及数据处理

本文使用的遥感数据为GEE平台提供的Landsat TOA(星上反射率)数据应用Chander等<sup>[18]</sup>提供的辐射定标方法等对Landsat数据进行处理。GEE是

谷歌提供的对遥感影像进行分析及可视化的云平台,它收集了大量的数据集及影像,用户可以免费利用平台提供的数据或者上传自己的数据,并借助云平台超强的计算能力,快速地对大批数据进行处理和分析<sup>[19]</sup>。广州市位于一个多云多雨的区域,全年中大部分遥感影像都有云层覆盖,因此需要进行去云处理。TOA 影像含有一个衡量云量得分的波段,其数值越高代表这个像元是云的可能性越高,本文对云量得分大于40的像元进行掩膜处理,然后逐像元求取每年内所有影像的中值,得到合成影像以实现去云的目的。本文选取2000—2002年、2010年和2012年的 Landsat 7 影像,2003—2009年的 Landsat 5 影像,以及2013—2017年的 Landsat 8 影像作为研究数据。因为 Landsat 7 卫星从2003年开始出现条带问题,所以本文在2003年后选取了 Landsat 5 和 Landsat 8 的影像。但是由于2010年和2012年的 Landsat 5 影像云量较多且 Landsat 8 卫星尚未发射,因此本文中2010年和2012年的数据仍旧选取 Landsat 7 影像,并通过合成影像在一定程度上减少条带的影响。本文总共使用了GEE平台上232幅 Landsat 影像,其分布如图1所示。

### 3 研究方法

#### 3.1 技术路线

本研究的技术路线如图2所示。首先在GEE平台上利用云量得分对研究区内2000—2017年的所有 Landsat 影像进行去云处理,并逐像元求取每年内所有影像的中值;然后求取每年的NDVI和

MNDWI,基于MNDWI对影像的水体进行掩膜处理,并利用掩膜后的影像求取每年的BCI;接下来使用自适应迭代法求取BCI和NDVI的阈值,利用阈值获得初始的不透水面提取结果;最后对提取结果进行时间一致性检验获得最终的提取结果,并进行精度评定。具体的步骤将在下文详细叙述。

#### 3.2 指数计算

本文采用BCI和NDVI组合获取初始不透水面图。与NDBI、NDVI和NDISI等常用指数相比,BCI能够较好地地区分裸土和植被与不透水面,因此被广泛的应用于不透水面的提取<sup>[20-22]</sup>。

(1)计算BCI之前,需要先对水体进行掩膜处理,本文采用MNDWI提取水体<sup>[23]</sup>,其公式如下:

$$MNDWI = \frac{GREEN - MIR}{GREEN + MIR} \quad (1)$$

式中:GREEN为绿光波段;MIR为中红外波段。

(2)利用GEE对掩膜后的影像进行TC变换。TC变换又称K-T变换或者缨帽变换,变换所得波段都有明确的物理含义,如亮度、绿度和湿度等,因此被广泛应用于土地覆盖分类中<sup>[24]</sup>。

(3)在GEE上对TC变换得到的前3个波段进行归一化处理,将波段的数值范围限定在0~1之间,再进行BCI计算,BCI的计算公式如下:

$$BCI = \frac{\frac{TC1 + TC3}{2} - TC2}{\frac{TC1 + TC3}{2} + TC2} \quad (2)$$

式中:TC1、TC2、TC3分别对应归一化的TC变换得到的前3个波段,即亮度、绿度和湿度。在BCI影像中,值较高的地方为不透水面,较低的为透水面。

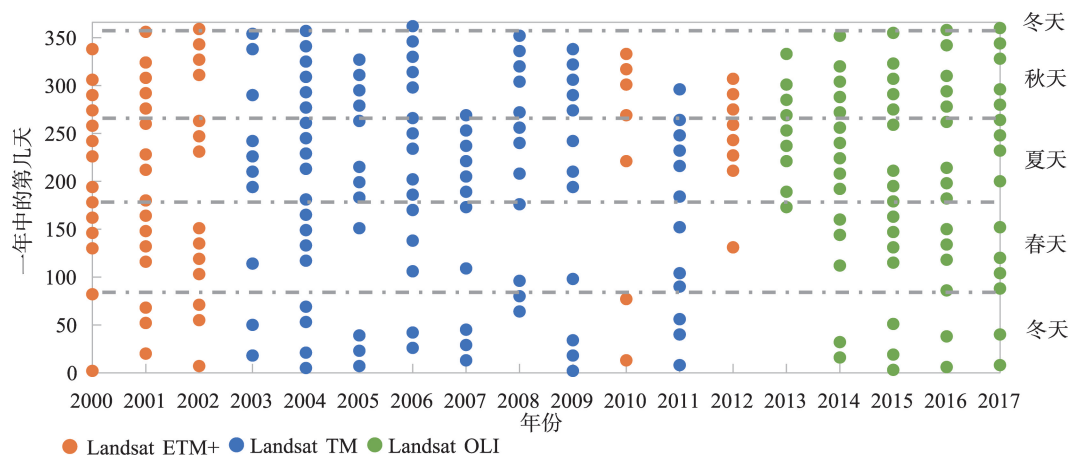


图1 所用Landsat影像的时间分布

Fig. 1 Temporal distribution of the Landsat imagery used in this study

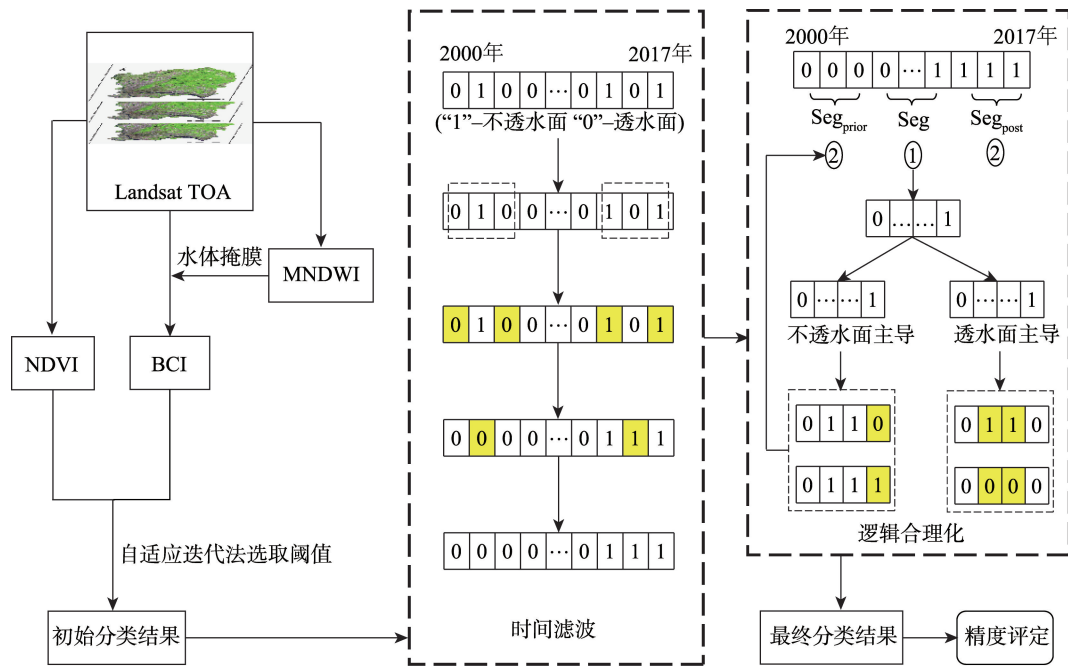


图2 不透水面提取技术流程

Fig. 2 Technical flowchart of impervious surface mapping

但Deng等<sup>[25]</sup>指出BCI只能剔除部分裸土,只使用BCI进行不透水面提取仍然会混杂不少裸土,而NDVI能有效地将植被与其他地物区分开来,被广泛应用于植被提取。对于有植被交替出现的裸土(如耕地、荒草地等),其年内NDVI相对于不透水面会有较大的波动,全年NDVI中值较高,因此本文将BCI与NDVI相结合用于提取不透水面,尝试在一定程度上剔除这种类型的裸土。利用GEE平台计算NDVI,NDVI计算公式如下:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (3)$$

式中:RED为红光波段;NIR为近红外波段。在NDVI影像中,值较高的为植被。

(4)将BCI影像和NDVI影像从GEE平台导出,进行下一步的处理。

### 3.3 阈值选取

如何寻找一个合适的阈值将目标地物与背景区域区分开来一直是困扰研究人员的问题。自适应迭代法相对于其他常用的阈值选取方法具有客观、快速、准确的优点,在遥感影像阈值分割方面有一定的应用<sup>[26-27]</sup>,因此本文应用自适应迭代法求取BCI和NDVI影像的阈值,其主要原理是数学上的逼近思想,步骤如下:

(1)求出指数影像的最大值和最小值,分别记

为 $Z_{max}$ 和 $Z_{min}$ ,并令初始阈值 $T_0 = (Z_{max} + Z_{min})/2$ 。

(2)根据阈值 $T$ 将影像分为前景和背景,再分别求两者的平均值 $Z_o$ 和 $Z_b$ 。

(3)令新的阈值 $T = (Z_o + Z_b)/2$ 。

(4)假如新的阈值没有变化,则它是最优的阈值,否则,重复步骤(2)、(3)。

需要注意的是,要将BCI影像和NDVI影像的数值范围拉伸为0~255的整数,否则迭代会陷入死循环。在得到BCI影像和NDVI影像每年的阈值之后,将同时满足BCI大于阈值和NDVI小于阈值2个条件的像元提取出来,得到初始的不透水面提取结果。

### 3.4 时间一致性检验

在长时间序列的分类制图中,当一个像元的类别发生了变化时,需要判定这个像元是被误分还是确实发生了变化,而通常认为,一旦地物变成不透水面,那么短时间内是不会变回透水面的<sup>[28]</sup>。基于这个假设,本文对提取结果进行时间一致性检验(Temporal Consistency Check, TCC),使得不透水面的时间序列更加合理。时间一致性检验分为时间滤波和逻辑合理化2个步骤。

#### 3.4.1 时间滤波

以一个像元为例,首先,将所有年份的分类结果按顺序放进一个序列,并将不透水面记为1,透水

面记为0。然后,从2001年开始,将其前一年,其本身及其后一年的标记相加,假设2001年的标记为0,而相加的结果为2,说明在2000年和2002年这个像元都被分类为不透水面,那么此时可以得出2001年的分类结果有误的结论并将其标记更改为1。同理,假设2001年的标记为1,而相加结果为1,说明该像元2000年和2002年的分类结果都是透水面,则将把2001年的标记改为0;否则,不更改其标记。以此类推,对除2000年和2017年以外所有年份的标记进行滤波处理,以减少分类结果中的误分现象。

### 3.4.2 逻辑合理化

在对数据进行时间滤波处理后,误分现象会有所减少,但时间序列在逻辑上并不一定合理,例如时间序列中可能会存在连续的不透水面和连续的透水面交替出现的情况,因此需要对其进行逻辑合理化。首先,将所有年份分为3段,其中,缺少时间上下文信息的2000—2002年和2015—2017年分别记为 $Seg_{prior}$ 和 $Seg_{post}$ ,而2003—2014年则记为 $Seg$ 。然后,通过每个像元在 $Seg$ 中不透水面和透水面的出现频数,将其划分为不透水面主导和透水面主导2种类型。

对于不透水面主导的像元,在 $Seg$ 中,先从2003年开始找到第一个被分类为不透水面的年份,此时基于前面提到的思想,可以认为,此年份后分类成透水面的像元都是误分,因此将其后年份的标记都更改为不透水面,而 $Seg_{post}$ 也全部修改成不透水面。

对于透水面主导的像元,在 $Seg$ 中,寻找最后一段连续的不透水面,并将这段不透水面之后年份(不包括 $Seg_{post}$ )全部更改为不透水面。假如此操作不会更改 $Seg$ 的主导类型,则可以认为,这一段不透水面是正确分类,但之前的不透水面和之后的透水面都是误分,因此将它们更改。假如这样会改变 $Seg$ 的主导类型,那么认为这一段不透水面是误分,因此将 $Seg$ 和 $Seg_{prior}$ 全都更改为透水面。

### 3.5 精度评定

利用Fitzpatrick-Lins K等<sup>[29]</sup>提出的计算方法,计算出对于二元分类问题,验证样本数量在150以上比较合理的。因此在研究区域内,每年随机生成200个点,借助Landsat影像和Google Earth高分辨率影像判断每个点的类型,最终总共获得了3600个样本点,其中不透水面为1466个,透水面为2134

个,用于不透水面提取结果的精度评定。

## 4 结果及分析

### 4.1 实验分析与精度评定

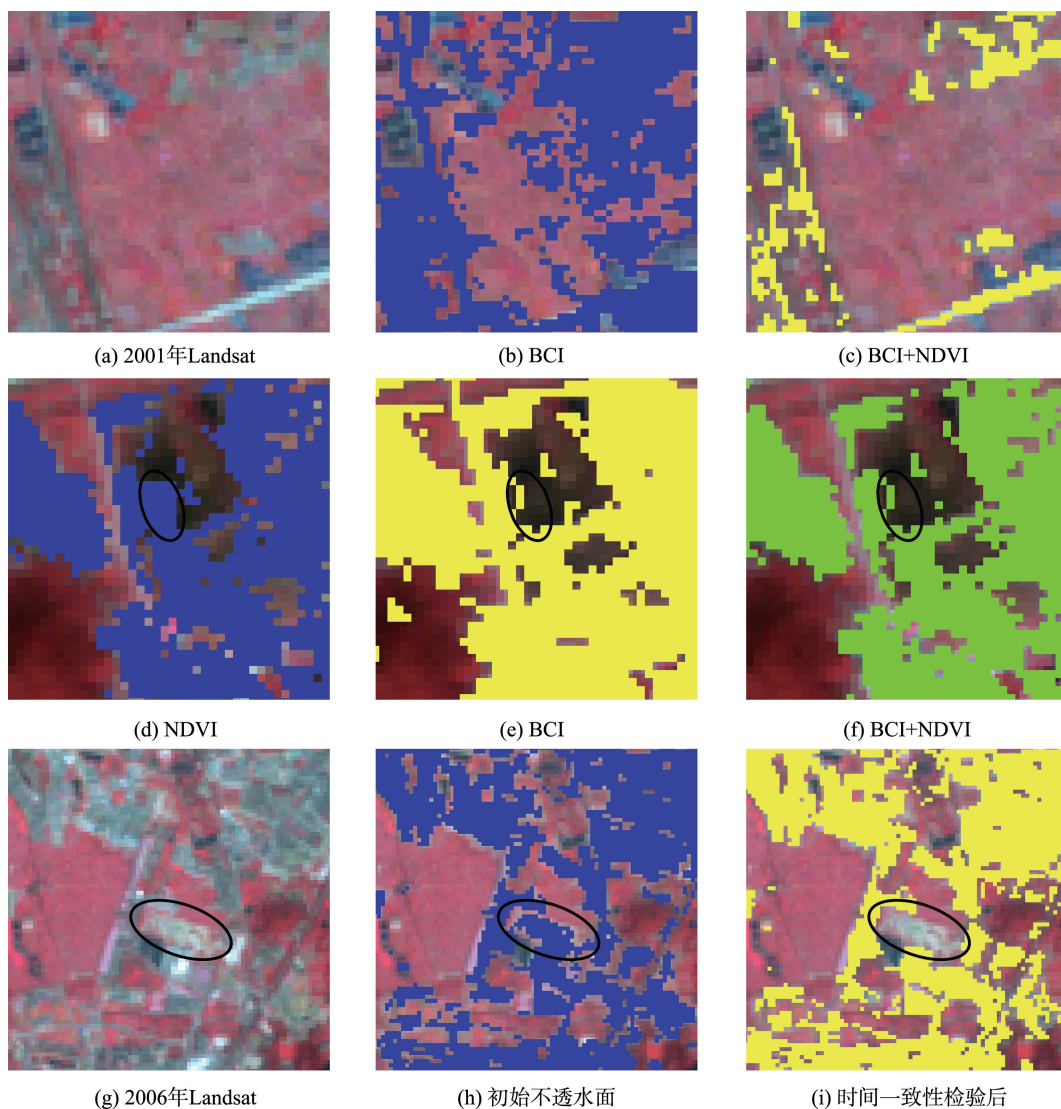
以2001年、2002年和2006年的不透水面提取为例,本文对BCI在加入NDVI前后的结果(图3(a)–(f)),以及进行时间一致性检验前后的结果(图3(g)–(i))进行对比分析,并通过每年采集的样本点进行精度验证。在2001年,如果只使用BCI进行不透水面提取,会混入不少有植被交替出现的裸土(图3(b)),而加入NDVI能有效的减少这种情况(图3(c)),并且总体精度由83.5%提升到93.5%,这主要是因为其年内NDVI相对于不透水面会有较大的波动,全年NDVI中值较高。在2002年,如果只使用NDVI进行提取(图3(d)),会混入一些没有植被的裸土,而只使用BCI时(图3(e)),能够减少这种情况,但是会混入一些有植被交替出现的裸土,因此二者的结合能起到互补的作用,达到更好的提取效果(图3(f)),并且总体精度由86.5%和83.0%提高到89.5%。在2006年(图3(g)–(i)),可以看到进行时间一致性检验后,图中标记出来的裸土没有被分类为不透水面,并且总体精度由89.0%提升到90.0%。上述分析说明本文结合BCI和NDVI,以及进行时间一致性检验的有效性。

此后,利用采集的3600个样本点对不透水面提取结果进行精度评定,结果如图4。结果表明,本文运用所提出的方法提取的2000—2017年广州市主城区不透水面的总体精度(Overall Accuracy, OA)在84.0%~94.5%之间,平均精度达到90.4%,Kappa系数在0.634~0.892之间,平均值为0.812。同时,只使用BCI提取不透水面的平均精度为85.3%,只使用NDVI提取不透水面的平均精度为88.8%,二者相结合后平均精度能提高到89.0%,而在进行时间一致性检验后,精度达到了90.4%。因此可以认为本文的不透水面提取效果较好,具有较高的可信度。

### 4.2 研究结果

#### 4.2.1 不透水面时空分异

广州市主城区的不透水面时间序列如图5所示,其中每种颜色分别代表这个像元在2000—2017年中,变化为不透水面的年份。可以看到,从2000—



注:图中黑色椭圆圈表示不同方法之间差异较明显区域。

图3 加入NDVI和进行时间一致性检验前后对比

Fig. 3 Comparison of the mapping results: before and after integrating NDVI and conducting temporal consistency check

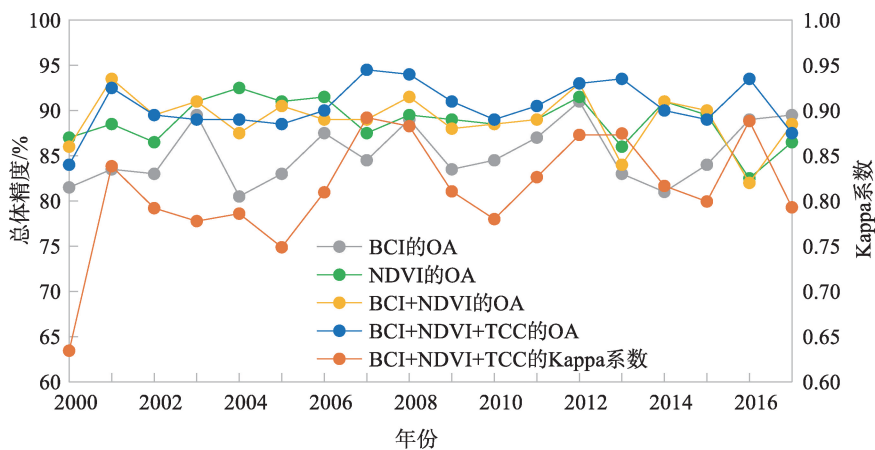


图4 不透水面提取结果的年际精度

Fig. 4 Accuracy of impervious surface mapping by year

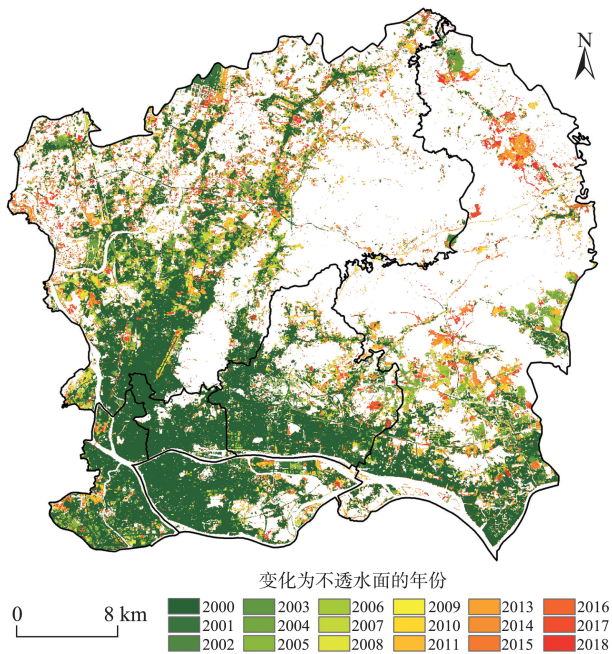


图5 2000—2017年广州市主城区不透水面提取结果  
Fig. 5 Mapping results of the impervious surface in Guangzhou downtown from 2000 to 2017

2017年,广州市主城区的不透水面发生了较大的变化。图6展示了发生了城市化部分地区的影像变化。图7展示了2000—2017年广州市主城区每年的不透水面面积。2017年的不透水面面积比2000年增加了307 km<sup>2</sup>,增幅达到100.0%。

在2000—2005年广州市主城区快速发展,不透水面面积增加了100 km<sup>2</sup>,增幅达到了32.6%。白云区的中部及北部的不透水面增加明显,如江高镇、石井街道和均禾街道及新白云机场等;天河区的东部如科学城及五山街道等发展的较快;黄埔区除了南部的老城区之外,其他地方都有不少的不透水面增加,如广州知识城、科学城和永和街道等地;海珠区主要是琶洲国际会展中心及其附近有较多的新增不透水面;荔湾区则是原芳村区的部分有比较多的新增不透水面;而越秀区的不透水面则变化不大。

在2006—2011年广州市主城区的不透水面增速放缓,面积增加了85 km<sup>2</sup>,增幅为20.0%。除了白云区的石井街道、金沙街道和嘉禾街道以及黄埔区的中部等区域有较多的新增不透水面之外,其他区的不透水面的变化都不大。

在2012—2017年广州市主城区的不透水面增速再度放缓,面积增加了85 km<sup>2</sup>,增幅为16.07%。新增的不透水面主要集中在黄埔区的中部以及北

部知识城等地。

从空间上来看,2000—2017年黄埔区、白云区、天河区、荔湾区、海珠区和越秀区的不透水面增幅分别为186.0%、144.0%、62.0%、46.0%、35.0%和12.0%。黄埔区中,除了珠江沿岸的区域之外,其他区域都有大量的新增不透水面,包括荔联街道、东区街道、萝岗街道、联合街道、永和街道和九龙镇等,其中九龙镇中的地铁知识城线沿线的不透水面的增长最为明显,几乎是从无到有。白云区中,金沙街道、石井街道、嘉禾街道、永平街道、均禾街道、江高镇、太和镇、人和镇和钟落潭镇都有大量的新增不透水面。天河区也有不少的新增不透水面,主要集中在东部和北部等原本相对落后的区域。荔湾区中,新增的不透水面主要集中在原芳村区区域和桥中街道。而海珠区的东部,如琶洲岛和官洲岛等地则有更多的新增不透水面。越秀区由于原来不透水面的占比就很高,因此新增不透水面较少,且分布比较分散。

#### 4.2.2 不透水面扩张驱动力

最后,本文分析自然环境、交通和服务设施等3类因子对不透水面扩张的影响。将2000年为透水面而2017年为不透水面的像元标记为1,2000年为透水面且2017年仍为透水面的像元标记为0。分别在这两种类型上随机创建10 000个点,并提取这些点的高程、坡度、到水体的距离、道路密度、到地铁站的距离、到公交站的距离、购物场所密度、餐饮场所密度、医疗机构的密度和学校的密度,然后利用地理探测器分析各影响因子对于不透水面扩张的作用。地理探测器是Wang等<sup>[30]</sup>提出的一种用于分析自变量 $X$ 在空间上对因变量 $Y$ 的作用的工具。在地理探测器中, $q$ 值用于度量 $X$ 在多大程度上解释 $Y$ 的空间分异现象,范围为0~1。各影响因子的 $q$ 值如表1所示。

从表1可以看到,服务设施因子的 $q$ 值普遍较高,证明其对不透水面的扩张影响较大,说明了广州市在城市建设中比较重视配套服务设施的建设。购物场所和餐饮场所的密度影响相对于医疗机构和学校较高,主要是因为前者的分布相对于后者更加均匀,学校和医疗机构更多是集中在老城区。交通因子对于不透水面扩张的影响也较高,其中地铁站由于大多都建在原本就被大量不透水面覆盖的繁华区域,因此对于不透水面的扩张没有太大作用,而道路和公交站相对于地铁站分布得更

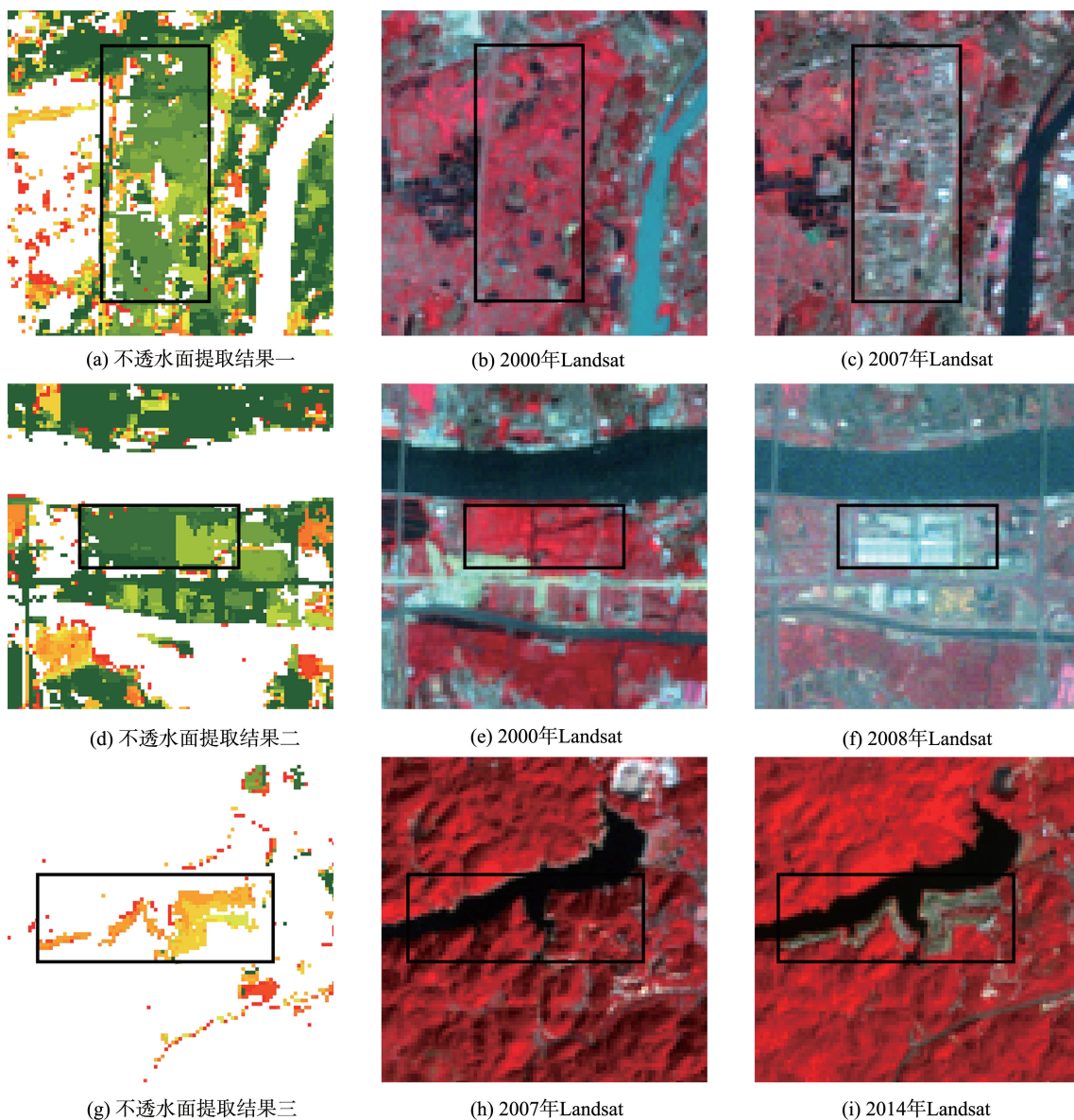


图6 部分发生城市化地区的影像  
Fig. 6 Zoom-in views of typical urbanized areas

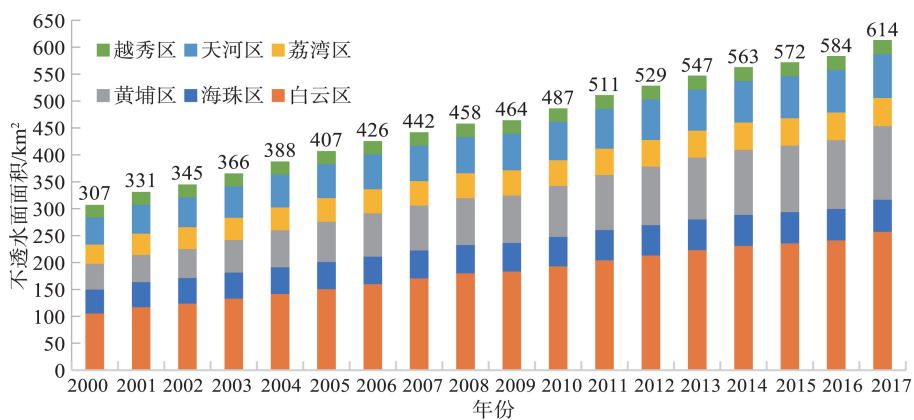


图7 广州市主城区各年份不透水面面积  
Fig. 7 Annual impervious surface area of Guangzhou downtown



表1 各影响因子对不透水面扩张的作用  
Tab. 1 Effect of various factors on the impervious surface expansion

类别	自变量	$q$ 值
自然环境因子	高程	0.2432
	坡度	0.1602
	到水体的距离	0.0044
交通因子	道路密度	0.1918
	到地铁站的距离	0.0601
	到公交站的距离	0.1591
服务设施因子	购物场所密度	0.1785
	餐饮场所密度	0.1371
	医疗机构密度	0.1165
	学校密度	0.1282

广,因此它们对于不透水面的扩张影响也更明显。自然环境对于不透水面的扩张也有很大的影响,其中高程的 $q$ 值是最高的,而坡度 $q$ 值也较高,主要是因为广州市主城区的中部存在大片的丘陵,极大的阻碍了不透水面的扩张,而由于珠江沿岸在2000年时基本已经被不透水面覆盖,且其他水体对于不透水面的扩张没有明显的影响,因此到水体的距离的 $q$ 值是最低的。

#### 4.3 讨论

将本文的提取结果与其他研究者的结果进行对比。Gong等<sup>[31]</sup>提供了2000—2017年中国的不透水面数据,而刘纪远等<sup>[32]</sup>提供了2000、2005、2008和2010年的中国不透水面数据。本文使用之前所采集的样本点对Gong和刘纪远等的提取结果进行精度评定,结果如图8所示。Gong等<sup>[31]</sup>的提取结果的平均精度为87.3%,而刘纪远的提取结果的平均精度为79.4%。在分析他们的研究方法后,本文归纳了其精度相对较低的可能原因。Gong等<sup>[31]</sup>首先将中国分为298个200 km×200 km的网格,在每个网格内采集20世纪80年代中心城区和乡镇的训练样本;然后在GEE平台上收集所有可用的Landsat影像进行去云处理,接着使用“Exclusion-Inclusion”方法<sup>[33]</sup>求取NDVI、MNDWI和SWIR的阈值来提取初始不透水面;最后利用时间一致性检验对不透水面提取结果进行修正。但由于其阈值是基于200 km×200 km的网格提取的,在局部地区不一定是最佳阈值,如图9(c)所示,不少耕地被错分为不透水面;刘纪远等的研究方法是通过人机交互的方法对比两个时段的Landsat遥感影像,然后在前一个时段的土

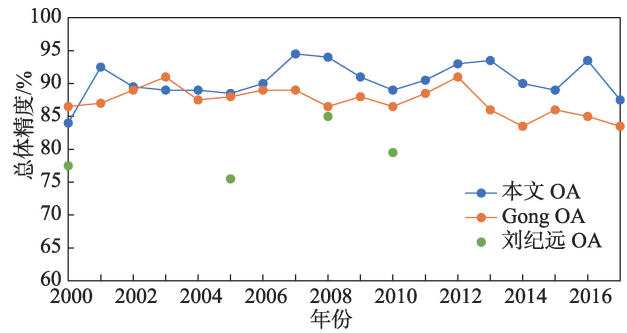


图8 本文不透水面提取结果与Gong等<sup>[31]</sup>和刘纪远等<sup>[32]</sup>的精度对比

Fig. 8 Comparison of our impervious surface mapping accuracy with those of Gong<sup>[31]</sup> and Liu<sup>[32]</sup>

地利用数据的基础之上找出发生变化的区域,并判断其变化的类型,因此分类结果相对粗糙,如图9(d)所示。

## 5 结论

本文基于GEE平台获取2000—2017年的无云和无条带的Landsat影像,利用自适应迭代法选取BCI和NDVI的阈值,然后将2个指数结合,提取广州市主城区的不透水面时间序列,之后利用时间一致性检验使每年的分类结果受到时间上下文的影响,从而更具合理性。研究结果如下:

(1)加入NDVI进行不透水面提取以及对不透水面时间序列进行时间一致性检验都能有效提高结果的精度,并使结果更加合理。本文提取的不透水面精度平均精度为90.4%,Kappa系数平均值为0.812,具有较高的可信度。

(2)2000—2017年广州市主城区的不透水面面积增加近一倍,但增速逐渐放缓,新增的不透水面主要集中在原本相对落后的主城区外围,而主城区的内部由于原本不透水面的占比较高,因此新增的不透水面较少。

(3)自然环境、交通和服务设施等都能在一定程度上解释广州市主城区不透水面的扩张,说明不透水面的扩张是一个复杂的动态过程。在各种影响因子中,高程、道路密度和购物场所密度等是影响不透水面扩张的主要因素。

本文使用的研究方法相对快速、方便,具有一定大范围制图的潜力,未来将在这个方向进行尝试。

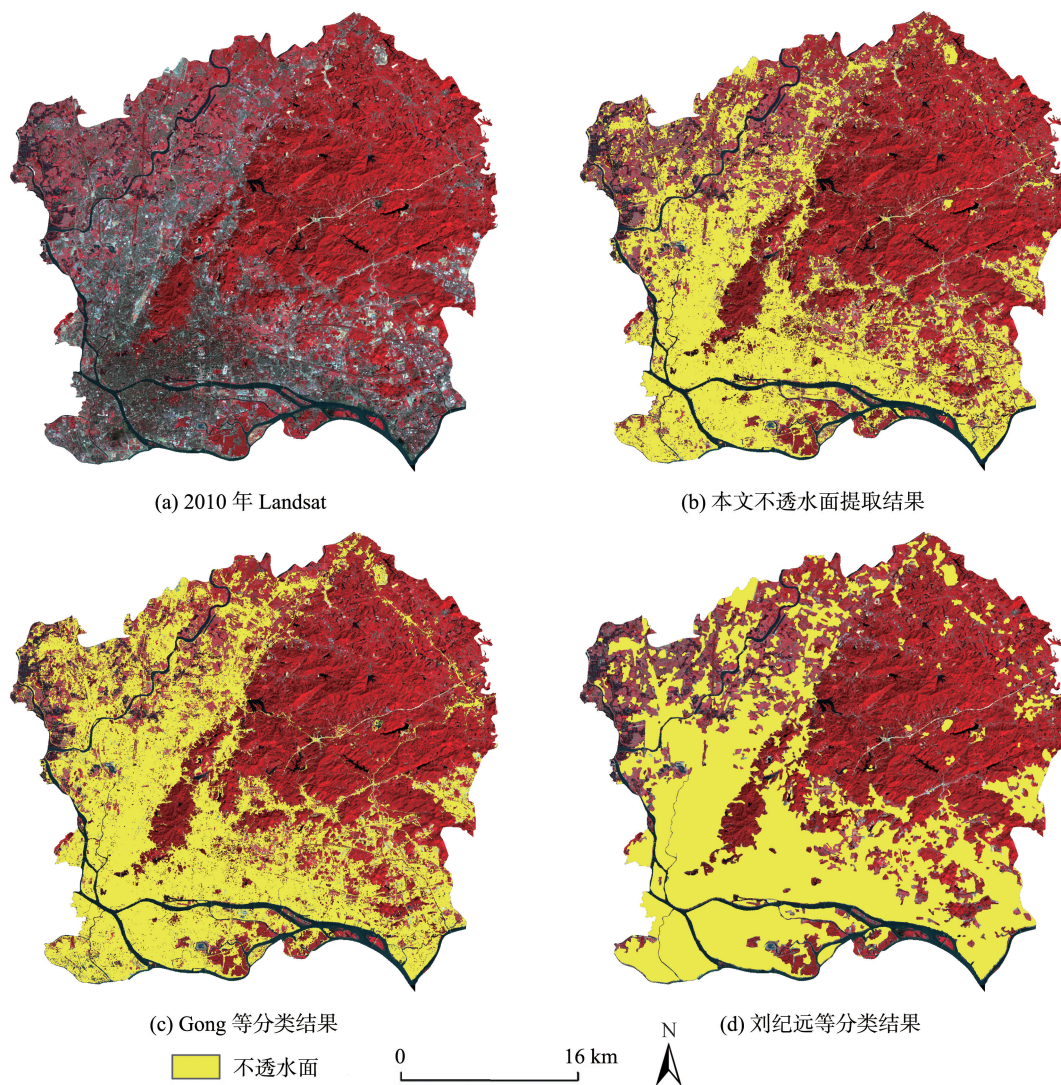


图9 本文不透水面提取结果与Gong等<sup>[31]</sup>、刘纪远等<sup>[32]</sup>对比

Fig. 9 Comparison of our impervious surface mapping results with those of Gong<sup>[31]</sup> and Liu<sup>[32]</sup>

#### 参考文献(References):

- [ 1 ] Weng Q. Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012,117:34-49.
- [ 2 ] Arnold C L, Gibbons C J. Impervious surface coverage: The emergence of a key environmental indicator[J]. *Journal of the American Planning Association*, 1996,62(2):243-258.
- [ 3 ] Schueler T. The importance of imperviousness[J]. *Watershed protection techniques*, 1994,1(3):100-101.
- [ 4 ] Sawaya K E, Olmanson L G, Heinert N J, et al. Extending satellite remote sensing to local scales: Land and water resource monitoring using high-resolution imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003,88(1-2):144-156.
- [ 5 ] 徐涵秋,王美雅.地表不透水面信息遥感的主要方法分析[J].*遥感学报*,2016,20(5):1270-1289. [ Xu H Q, Wang M Y. Remote sensing-based retrieval of ground impervious surfaces[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016,20(5):1270-1289. ]
- [ 6 ] Powell R L, Roberts D A, Dennison P E, et al. Sub-pixel mapping of urban land cover using multiple endmember spectral mixture analysis: Manaus, Brazil[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007,106(2):253-267.
- [ 7 ] Xu H. Analysis of impervious surface and its impact on urban heat environment using the normalized difference impervious surface index (NDISI) [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2010,76(5):557-565.
- [ 8 ] 向超,朱翔,胡德勇,等.近20年京津唐地区不透水面变化的遥感监测[J].*地球信息科学学报*.2018,20(5):684-693. [ Xiang C, Zhu X, Hu D Y, et al. Monitoring of the impervious surface with multi-resource remote sensing images in Beijing-Tianjin-Tangshan urban agglomeration in the past two decades[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2018,20(5):684-693. ]
- [ 9 ] Bauer M E, Loffelholz B C, Wilson B. Estimating and mapping impervious surface area by regression analysis of Landsat imagery[M]. *Remote sensing of impervious surfaces*. Boca Raton: CRC Press, 2007:31-48.

- [10] Sebari I, He D. Automatic fuzzy object-based analysis of VHSR images for urban objects extraction[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013,79:171-184.
- [11] Wu C. Normalized spectral mixture analysis for monitoring urban composition using ETM+ imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2004,93(4):480-492.
- [12] Deng C, Wu C. BCI: A biophysical composition index for remote sensing of urban environments[J]. Remote Sensing of Environment, 2012,127:247-259.
- [13] Hu D, Chen S, Qiao K, et al. Integrating CART algorithm and multi-source remote sensing data to estimate sub-pixel impervious surface coverage: A case study from Beijing Municipality, China[J]. Chinese Geographical Science, 2017,27(4):614-625.
- [14] Lu D, Moran E, Hetrick S. Detection of impervious surface change with multitemporal Landsat images in an urban-rural frontier[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011,66(3):298-306.
- [15] 王燕燕,于海洋.基于倾斜摄影综合SVM与模糊规则的城市不透水面信息提取[J].地理与地理信息科学,2018,34(6):20-26. [ Wang Y Y, Yu H Y. Urban impervious surface extraction by integrating SVM and fuzzy rules based on oblique photography[J]. Geography and Geo-Information Science, 2018,34(6):20-26. ]
- [16] 左家旗,王泽根,边金虎,等.地表不透水面比例遥感反演研究综述[J].国土资源遥感,2019,31(3):1-9. [ Zuo J Q, Wang Z G, Bian J H et al. Research review of remote sensing for ground impervious surface percentage retrieval[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2019,31(3): 1-9. ]
- [17] 广州市统计局.广州统计年鉴-2018[M].北京:中国统计出版社,2018. [ Guangzhou Statistics Bureau. Guangzhou statistical yearbook- 2018[M]. Beijing: China Statistics Press, 2018. ]
- [18] Chander G, Markham B L, Helder D L. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors[J]. Remote Sensing of Environment. 2009,113(5):893-903.
- [19] Gorelick N, Hancher M, Dixon M, et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. Remote Sensing of Environment. 2017,202:18-27.
- [20] Meng Q, Zhang L, Sun Z, et al. Characterizing spatial and temporal trends of surface urban heat island effect in an urban main built-up area: A 12-year case study in Beijing, China[J]. Remote Sensing of Environment, 2018,204:826-837.
- [21] Zhang L, Weng Q. Annual dynamics of impervious surface in the Pearl River Delta, China, from 1988 to 2013, using time series Landsat imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016,113:86-96.
- [22] Cheng Y, Zhao L, Wan W, et al. Extracting urban areas in China using DMSP/OLS nighttime light data integrated with biophysical composition information[J]. Journal of Geographical Sciences. 2016,26(3):325-338.
- [23] 徐涵秋.利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J].遥感学报,2005,9(5):589-595. [ Xu H Q, A Study on information extraction of water body with the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI)[J]. Journal of Remote Sensing, 2005,9(5):585-595. ]
- [24] 赵英时等.遥感应用分析原理与方法[M].北京:科学出版社,2013:12,502. [ Zhao Y S et al. Principles and methods of remote sensing application analysis[M]. Beijing: Science Press, 2013:12,502. ]
- [25] 李晶,徐涵秋,李霞,等.水土流失区马尾松林植被提取的土壤调节指数分析[J].地球信息科学学报,2015,17(9): 1128-1134. [ Li J, Xu H Q, Li X et al. Vegetation information extraction of pinus massoniana forest in soil erosion areas using soil-adjusted vegetation index[J]. Journal of Geo-information Science, 2015,17(9):1128-1134. ]
- [26] 贾祎琳,张文,孟令奎.面向GF-1影像的NDWI分割阈值选取方法研究[J].国土资源遥感,2019,31(1):95-100. [ Jia W L, Zhang W, Meng L K. A study of selection method of NDWI segmentation threshold for GF-1 image [J]. Remote Sensing For Land & Resources, 2019,31(1): 95-100. ]
- [27] 徐蓉,张增祥,赵春哲.湖泊水体遥感提取方法比较研究[J].遥感信息,2015,30(1):111-118. [ Xu R, Zhang Z X, Zhao C Z. Different models used in extraction of lake water body based on MODIS data[J]. Remote Sensing Information, 2015,30(1):111-118. ]
- [28] Li X, Gong P, Liang L. A 30-year (1984-2013) record of annual urban dynamics of Beijing City derived from Landsat data[J]. Remote Sensing of Environment. 2015, 166:78-90.
- [29] Fitzpatrick-Lins K. Comparison of sampling procedures and data analysis for a land-use and land-cover map[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1981, 47(3):343-351.
- [30] Wang J F, Li X H, Christakos G, et al. Geographical detectors based health risk assessment and its application in the neural tube defects study of the Heshun Region, China [J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010,24(1):107-127.
- [31] Gong P, Li X, Zhang W. 40-year (1978-2017) human settlement changes in China reflected by impervious surfaces from satellite remote sensing[J]. Science Bulletin., 2019,64(11):756-763.
- [32] 刘纪远,匡文慧,张增祥,等. 20世纪80年代末以来中国土地利用变化的基本特征与空间格局[J].地理学报, 2014,69(1):3-14. [ Liu J Y, Kuang W H, Zhang Z X, et al. Spatiotemporal characteristics, patterns and causes of land use changes in China since the late 1980s[J]. Journal of Geographical Sciences, 2014,69(1):3-14. ]
- [33] Li X, Gong P. An "exclusion-inclusion" framework for extracting human settlements in rapidly developing regions of China from Landsat images[J]. Remote Sensing of Environment, 2016,186:286-296.