第32卷,第4期 2020年12月

doi: 10.6046/gtzyyg.2020.04.20

引用格式:孙超,陈振杰,王贝贝. 基于 SAR 时间序列的建设用地扩展监测——以常州市新北区为例[J]. 国土资源遥感, 2020,32(4):154-162. (Sun C, Chen Z J, Wang B B. Expansion monitoring of construction land based on SAR time series : A case study of Xinbei District, Changzhou[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(4):154-162.)

基于 SAR 时间序列的建设用地扩展监测 ——以常州市新北区为例

孙超^{1,2},陈振杰^{1,2},王贝贝^{1,2}

(1.南京大学地理与海洋科学学院,南京 210023;2.卫星测绘技术与应用国家测绘地理信息局重点实验室,南京 210023)

摘要:随着城市化进程的不断加快,城市范围不断扩展,快速、准确掌握建设用地的变化对于城市的可持续发展至 关重要。合成孔径雷达(synthetic aperture Radar,SAR)影像由于不受天气影响可以及时获取对地观测影像,使得基 于 SAR 时间序列的建设用地扩展监测成为可能。SAR 时间序列在发生建设用地扩展过程中存在 2 种时间序列形 态结构,本文命名为"Z"形结构和"V"形结构,针对以往研究中只考虑"Z"形结构未考虑"V"形结构的情况,本研究 提出一种基于时间序列自适应分段的建设用地扩展监测方法。对原始时间序列进行自适应分段,使用分段平均值 作为特征值,最后使用决策树提取建设用地扩展区域。经验证,方法的正确率为 89.60%,完整率为 92.73%。研究 表明:本文提出的方法能有效地监测建设用地扩展,相对于动态时间弯曲(dynamic time warping,DTW)方法,正确 率提高 1.80 百分点,完整率提高 1.27 百分点;常州市新北区在 2015—2019 年间,建设用地共增加 557.96 hm²,主 要扩展方向为南和东南方向。

关键词:建设用地扩展; SAR 时间序列; Sentinel – 1A; 时间序列分割; 序列形态结构 中图法分类号: TP 79 文献标志码: A 文章编号: 1001 – 070X(2020)04 – 0154 – 09

0 引言

城市是人口密集、经济活动和资源相对集中的 空间地域。随着城市化进程的加快,城市范围不断 扩展,对地表生态环境产生了重大的影响^[1-2]。建 设用地扩展对土地利用的改变往往不可逆,因此快 速、准确地监测建设用地扩展对于城市发展调控具 有重要意义^[3-5]。遥感技术能够快速、准确获取城 市用地的位置、状态等信息,成为监测城市用地扩展 的主要手段之一^[6]。

及时获取遥感影像是建设用地扩展遥感监测的基础。合成孔径雷达(synthetic aperture Radar, SAR)属于主动式微波遥感,相比光学影像,具有全天时、全天候、可穿透云雾快速成像的能力,可以获取高时间分辨率的对地观测影像^[7-8]。因此基于 SAR 影像的建设用地扩展监测研究逐渐增

多,目前,利用 SAR 影像进行建设用地扩展监测主 要有3种方式:首先是代数法,如差值法、比值法 和对数比值法等,代数法方法简单,运算速度快, 但变化检测结果缺少类别信息。Ban 等^[9]提出了 KI(kittler - illingworth)最小误差阈值分割算法,对 差异图进行建模,探讨了 SAR 影像对建设用地变 化检测的有效性; Yousif 等^[10]构建比值差异影像, 采用主成分分析 (principal component analysis, PCA)进行降维处理,提出非局部均值(non local means,NLM)算法,保留了城镇复杂的空间结构, 提高了城镇变化检测精度。其次是分类法,这种 方法严重依赖于单幅影像的分类精度,分类误差 会影响最后的变化监测精度^[11-12]。Qi 等^[13]提取 了后向散射系数和纹理特征,结合 Wishart 和均值 对数比值方法(mean log ratio, MLR)提高了建设用 地的分类精度,实现了月度建设用地变化监测; Walter^[14]利用面向对象的方法对高分辨率遥感影 像先进行分割,然后进行面向对象分类,取得了较

通信作者: 陈振杰(1974-), 男, 副教授, 研究方向为时空数据挖掘与知识发现。Email: chenzj@ nju. edu. cn。

收稿日期: 2019-12-10;修订日期: 2020-08-27

基金项目:国家重点研发计划项目"国土资源与生态环境安全监测技术集成平台"(编号:2017YFB0504205)和国家自然科学基金面上项目"基于遥感影像序列的土地利用变化模式识别方法研究"(编号:41571378)共同资助。

第一作者: 孙 超(1995 -), 男, 硕士研究生, 研究方向为遥感影像时间序列处理与分析。Email: 18256021764@163.com。

好的检测效果: Im 等^[15]在变化检测中使用决策 树分类和邻域分析法,提高了变化监测精度。最 后是时间序列分析法,通过相似性度量,如欧氏距 离、马氏距离、动态时间弯曲(dynamic time warping,DTW)距离等衡量待检测时间序列与标准时 间序列之间的相似性,最后设置阈值来进行变化 监测^[16]。Wang 等^[17]构建了像素级 SAR 时间序 列,基于时间序列时空相似性特征提取了耕地转 变为建设用地的区域; Li 等^[18]提出了时空模糊聚 类方法,利用 SAR 时间序列分析了 2005-2011 年 间成都市城市扩展情况; Feng 等^[19]首先构建相干 系数时间序列,再使用 DTW 方法将影像分为变化 和非变化2类,同样实现了建设用地扩展监测。 由于建设用地结构多样导致散射类型多样,因此 建设用地在 SAR 影像上表现为高、中、低 3 种亮度 特征^[20],在建设用地扩展过程中,变化的时间序列 可以分为2种结构,本文将变化结果为高亮特征 的时间序列命名为"Z"形时间序列,将变化结果为 中亮或低特征的时间序列命名为"V"形时间序列, 在当前的研究中,大家关注的时间序列较为单一, 仅仅是"Z"形时间序列,忽视了大量的"V"形时间 序列,因此检测结果一般,同时监测结果精度受制 于变化时间序列样本的选择,要提高变化监测精 度必须选择多个时点的变化样本,增加了样本选 择的困难。因此,如何克服变化时间序列结构不 一致以及变化时间不一致,进而实现建设用地扩 展监测是当前需要解决的难题。

为解决以上问题,本文提出了顾及2种结构的 时间序列自适应分段变化监测方法,首先,对时间 序列进行自适应分段,去除时间序列变化分段;其 次,使用平均值作为时间序列稳定分段特征值,对 于不同的时间序列结构使用不同分段的平均值特 征,从而克服时间序列结构的影响;最后,使用决 策树提取变化的像元。本文以常州市新北区为实 验对象,以 Sentinel – 1A 影像作为数据源,使用本 文方法进行了实验,之后与 DTW 方法进行了对 比,证明了顾及2种结构的时间序列自适应分段 变化监测方法在变化监测上的优势。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

本研究选取常州市新北区为研究对象。地理位 置如图1所示。新北区位于N31°48′~32°03′, E119°46′~120°01′,属于常州市北部。新北区属于 长江三角洲冲积平原,区域内水网遍布,河流纵横。 近10 a来,新北区取得了长足的发展,多年国内生产总值(gross domestic product,GDP)年增长率超过20%。新北区是常州市重点发展区域之一,新北区逐渐发展成为常州市北部中心城区,其工业化步伐明显加快,建设用地需求也明显增加。



图 1 研究区范围示意图 Fig. 1 Location of study area

1.2 数据源及预处理

本研究所使用的数据是从 Sentinel - 1A 数据 分发网站(https://scihub.copernicus.eu)上下载, 共计 102 幅 Sentinel - 1A 影像,所有影像均为 VV 极化方式、升轨,可以完全覆盖研究区,数据列表 如表 1 所示。SAR 影像主要预处理步骤包括 SAR 影像之间的配准、空间滤波、地理编码和辐射定标 等操作。其中配准、多视、空间滤波、地理编码和 辐射定标是在 SARscape5.1 软件中进行,所有数 据在使用之前均进行了预处理。

表1 数据列表

	Tab. 1 Data list						
年份	升降轨	极化方式	获取时间	影像数量/个			
2015 年	А	VV	2015/07/01-2015/12/16	7			
2016 年	Α	VV	2016/01/09-2016/12/22	18			
2017 年	Α	VV	2017/01/03-2017/12/29	30			
2018 年	Α	VV	2018/01/10-2018/12/24	30			
2019 年	А	VV	2019/01/05-2019/07/04	17			

2 研究方法

本文基于在 SAR 时间序列中,建设用地扩展存 在 2 种结构的时间序列,提出了一种时间序列自适 应分段变化监测算法,算法流程如图 2 所示。算法 分为时间序列分段、决策树分类以及众数滤波 3 个 步骤:首先,对 SAR 时间序列进行极值点约束时间 序列重要点提取;然后,分割成三分段或者五分段, 接着用分段时间序列平均值作为特征,使用决策树 提取发生建设用地扩展的像元;最后,使用众数滤 波的方法对结果进行后处理,填补空洞。



2.1 时间序列自适应分段

2.1.1 极值点约束时间序列重要点提取

极值点约束时间序列重要点提取是指在时间序 列分段重要点提取的过程中考虑极值点的影响,将 时间序列分段的非首尾重要点限定为时间序列极值 点。极值点定义为局部窗口内的最值,可以是局部 窗口内的最小值或是最大值,如图3所示,当窗口宽 度为3时,时间序列的极值点提取结果。



时间序列的重要点可以定义为所在区域误差最大,距离区域端点最远的点。如图4所示,点到区域的端点可以采用3种距离度量方法,图中 *a* 为点 m和 p 之间的距离,*b* 为点 n和 p 之间的距离,*a* + *b* 为

欧氏距离, c 为垂直距离, d 为正交距离。周大镯 等^[21]已经证明采用垂直距离和正交距离产生的重 要点一致, 而采用欧氏距离产生的时间序列重要点 不一致。



本文采用垂直距离作为距离的量度,下面以 "Z"形结构时间序列为示例介绍利用垂直距离来 获得时间序列重要点过程:①以窗口宽度为3提 取时间序列极值点,初始化重要点集合(IPs)为空 集,将时间序列的起点和终点加入重要点集合,如 图 5(a) 所示, 蓝点是重要点, 红点是极值点: ②使 用线性拟合对时间序列起点与终点之间的数据进 行线性拟合,如果相关系数 R² 小于阈值,说明拟合 效果较差,则需要继续分割,分割方法是连接起点 与终点,遍历时间序列中起点与终点之间的极值 点,计算极值点到连接起点与终点线段的垂直距 离,选择垂直距离最大(MaxLength)的极值点作为 重要点,并将该点加入重要点集合,如图5(b)所 示:③当重要点集合超过3个,每对相邻的重要点 分别作为时间序列子段的起点与终点,如图5(c) 所示,分别计算子段的垂直距离最大值(MaxLength -1和 MaxLength - 2),并将子段重要点加入重要点集 合,重复步骤②过程,直至所有分段的相关系数 R^2 均 大于指定阈值或者时间序列子段内没有极值点: ④分段结束后,获得所有重要点,如图 5(d)所示,时 间序列被分割成6段(a-f)。





2.1.2 时间序列自适应分段

针对建设用地扩展过程中存在"Z"形结构和 "V"形结构时间序列,本文使用分段平均值差的平 方来确定时间序列是被分割成"Z"形或者"V"形时 间序列,具体过程如下:①假设该时间序列是"Z" 形结构时间序列,被分割成3段,分割示意图如图6 (a)所示,分割原则是以上升幅度最大的时间序列 分段2作为时间序列的变化分段,变化分段两侧的 时间序列作为平稳分段1和平稳分段3,计算分段1 的平均值μ和分段3的平均值μ₈,再计算均值差的 平方,即

$$t_1 = (\mu_1 - \mu_3)^2 \, (1)$$

②假设该时间序列是"V"形结构时间序列,被分割 成5段,分割示意图如图6(b)所示,分割原则是以 上升幅度最大和下降幅度最大的时间序列分段2和 分段4作为变化分段,并且上升分段位于下降分段 之前,计算分段1的平均值μ、分段3的平均值μ。 和分段5的平均值μ,再计算均值差的平方,即

$$t_2 = \left(\mu_{a} - \frac{\mu_{a}}{2} - \frac{\mu_{b}}{2}\right)^2 \quad (2)$$

③比较 t₁ 和t₂ 的大小,如果 t₁ > t₂,时间序列被分割 成 3 段,反之,时间序列被分割成 5 段。

Fig. 6 Time series segmentation

2.2 决策树提取目标变化像元

2.2.1 时间序列分段特征提取

完成时间序列分段之后,需要对平稳期时间序 列以及整个时间序列进行量化,对于"Z"和"V"形 时间序列,分别提取平稳分段1和平稳分段3的平均值μ和μ。以及整个时间序列标准差s。2种结构时间序列的特征值如图7所示。

Fig. 7 Eigenvalues of time series

2.2.2 构建决策树

决策树易于理解和实现,能够直接体现数据的 特点。因此研究采用决策树来识别发生建设用地转 变的像元,本文首先通过方差对变化像元进行粗选, 过滤掉部分非变化像元,接下来过滤掉在变化前是 建设用地的像元,保留变化前是耕地和水体的部分, 最后通过阈值确定变化后是建设用地的部分,这样 就提取出了发生建设用地扩展的像元。

样本点的分布和决策树如图 8 所示。决策树输

入是待检测的时间序列标准差 s、分段 1 的平均值 μ_i 、分段 3 的平均值 μ_s ,决策树中阈值通过选择样 本确定,在研究区内选择没有发生变化的建设用地、 耕地和水体,首先利用样本点的位置获取所有样本 点对应的 SAR 时间序列,分别计算时间序列的平均 值 $\mu_{dtglnu}, \mu_{dtu}, \mu_{ktu}$ 以及每个时间序列标准差的平 均值 $s_{dtglnu}, s_{dtu}, s_{ktu}, lu s_{dtglnu}, s_{dtu}, s_{ktu}$ 中的最 大值作为 s_1 , (μ_{dtu} + μ_{ktu})/2 作为 n_2 , (μ_{dtu} + μ_{dtglnu})/2 作为 n_3 ,阈值的选取如图 8(c)所示。

图8 样本选择以及决策树构建

2.3 众数滤波

对2.2节中识别出的发生建设用地扩展的像 元,采用5×5窗口众数滤波的方法对提取结果进行 空间滤波,对于中心像元,如果其邻域像元中,变化 像元的数目大于非变化像元,则该中心像元也是变 化像元,通过众数滤波可以达到去除孤立的变化像 元,填补连片变化像元之间的缝隙和平滑变化像元 边界的效果。

3 结果与分析

3.1 建设用地扩展识别结果

采用完整率和正确率2个统计指标来评定结果的精度,计算公式分别为:

$$COM = \frac{TP}{TP + FN} \quad , \tag{3}$$

$$COR = \frac{TP}{TP + FP} \quad , \tag{4}$$

式中: COM 为完整率; COR 为正确率; TP 为在识 别出发生建设用地转变的区域,实际上同样发生建 设用地转变的像元个数; FN 为在识别出未发生建 设用地转变的区域,实际上发生了建设用地转变的 像元个数; FP 为在识别出的发生建设用地转变的 区域,实际上未发生建设用地转变的像元个数。

变化检测结果如图 9 所示,由于缺少真实地表 覆盖变化图,本文采用随机选点的方式进行精度评价。首先是在监测出的区域内随机设置 500 个样本 点,利用 Google Earth 高分影像逐点验证,其中正确 检出 448 个样本点,错误检出 52 个样本点;其次在 研究区内随机设置 1 000 个样本点,统计得到有 20 个变化样本没有被监测出。计算得到正确率为 89.60%,完整率为 92.73%。

图 9 变化检测结果 Fig. 9 Results of change detection

3.2 对比分析

为了验证本文方法的实用性,与时间序列DTW 相似性分析方法监测结果进行对比,DTW 相似性方 法首先计算待分类的时间序列与参考时间序列之间 的相似性,通过设置阈值提取变化的区域。图10是 选择了DTW 方法监测结果中的2个区域进行分析, 区域1与区域2分别是通过"V"形标准时间序列和 "Z"形标准时间序列所提取出的变化区域,区域1 实际上发生的是耕地到坑塘水面的转变,这部分像 元的时间序列前期与耕地类似,后期与水体类似,因 此这部分"V"形时间序列与耕地转变为水体时间序 列相似,这就导致了部分耕地转变为水体的像元被 误提;区域2是通过"Z"形标准时间序列提取出的 区域,提取结果较好,形态较完整。因此 DTW 方法 对"Z"形时间序列的识别效果较好,对"V"形时间 序列识别效果较差。

为了说明"V"形结构时间序列的重要性,研究统计了 DTW 方法和本文方法监测建设用地扩展结果中"Z"和"V"形结构数目,统计结果见表2,其中,本文方法共监测出13 949 个像元,DTW 方法共监测出11 925 个像元,2 种方法监测结果表明:本文方法优于 DTW 方法,主要原因在于2 种监测方法识别出的"Z"形结构数目类似,差距较小,但是识别出的

"V"形结构数目差距较大,本文方法监测出"V"形结构数目4719个,比DTW方法多2173个,因此利

表 2 时间序列结构数目对比

Tab. 2	Comparision	of time	series	structure	number	(1	2)
--------	-------------	---------	--------	-----------	--------	----	---	---

方法	"Z"形结构数目	"V"形结构数目	合计
本文方法	9 230	4 719	13 949
DTW 方法	9 379	2 546	11 925

用 SAR 时间序列研究建设用地扩展时,"V"形结构的时间序列是必须要考虑的。

同样采用正确率和完整率来评价建设用地扩展 监测结果精度,在 DTW 方法监测结果内随机设置 500 个样本点,在监测结果外随机设置1 000 个样本 点,并使用 Google Earth 影像逐点验证,精度验证结 果如表3 所示,与 DTW 方法比较,本文所提出的顾 及"Z"和"V"形结构的建设用地扩展监测方法可以 不受时间序列变化时间和结构的影响,较好地提取 出发生建设用地扩展的区域,正确率提高了1.80 百 分点,完整率提高了1.27 百分点。

表 3 DTW 与本文方法精度对比 Tab. 3 Accuracy of this method is compared with that of DTW

方法	正确/个	错误/个	漏分/个	正确率/%	完整率/%
本文方法	445	55	20	89.60	92.73
DTW 方法	439	61	41	87.80	91.46

3.3 建设用地扩展时空特征

以时间序列分割节点作为变化节点,统计结果如表4所示,建设用地扩展时空分布如图 11(a)所示。从表4中可以看出,自从 2015 年以来,新北区建设用地累计扩展 557.96 hm²,平均每年扩展 139 hm², 其中常州市新北区近 2 a 的建设用地扩展以 2017

表 4	建设用地历年变化转移矩阵				
Tab. 4	Transfer matrix of construction				

land changes over the years						(hm [*])	
	土地利		스러				
	用类型	2015 年	2016 年	2017 年	2018 年	2019 年	合月
	耕地	16.89	107.05	207.99	209.55	11.43	552.91
	水体	0.62	1.42	1.69	1.27	0.04	5.05
	合计	17.52	108.47	209.68	210.82	11.47	557.96

图 11 建设用地扩展 Fig. 11 Expansion of construction land

3.4 方法的适用性和局限性

本文提出的时间序列分段变化检测方法,通过 时间序列自适应分段,自动三分段或者五分段,获得 稳定分段1和稳定分段3,通过决策树识别稳定分 段1和稳定分段3的类别来判断像元是否发生了建 设用地扩展。从本文实验结果上看,本文提出的方 法既可以提取出发生建设用地扩展的像元也可以识 别出建设用地扩展发生的时间点,是一种较为简便 的建设用地扩展监测方法。与已有的方法相比,一 方面,只需要选择未发生建设用地扩展的样本,不需 要选择每种变化类形、变化时点的样本;另一方面, 本文方法充分考虑了时间序列的结构特征,可以同 时针对"Z"和"V"形时间序列,提高了变化检测精度。因此本文方法操作简便,能够适用更一般的建设用地扩展监测。

本文提出的建设用地扩展方法,仅仅针对建设 用地,没有考虑到其他的变化类形,比如耕地与水体 之间的相互转变,本文方法并不能直接适用。但是, 如果进一步扩展决策树,使得决策树可以识别出分 段1和分段3的类别分别为耕地或水体,并且分段 1和分段3的类别不同,说明本文方法是具有识别 出其他变化类别的潜力。

4 结论

本文选取了常州市新北区作为研究对象,研究 了 2015 年 7 月—2019 年 7 月之间的建设用地扩展 情况,顾及到变化时间序列存在"Z"和"V"形结构, 采用自适应时间序列分段方法实现了变化区域的提 取,最后与 DTW 方法进行了对比分析,其主要结论 如下:

1)本文注意到在 SAR 时间序列中,建设用地扩展过程中存在"Z"和"V"形结构 2 种情况,提出了基于时间序列自适应分段的变化检测方法,效果较好,正确率为 89.60%,完整率为 92.73%。

2) DTW 方法对"Z"形时间序列提取结果较好, 但对"V"形时间序列的提取结果较差,原因在于 DTW 方法容易将部分耕地转变为水体的像元与耕 地转变为暗亮度建设用地的像元发生混淆。

3)新北区建设用地扩展以外延扩张为主,区域 性差异显著。新北区南部与常州市主城区相邻,受 主城区经济发展影响,建设用地扩展速度较快;北 部距离主城区较远,受主城区影响较弱,建设用地扩 展不如南部。

本文通过对 Sentinel – 1A 常州新北地区 2015— 2019 年的时间序列变化监测分析,注意到建设用地 扩展存在 2 种结构,并取得了较好的建设用地监测 结果,但本文所提出的方法仅局限于耕地与水体转 变为建设用地,在今后的研究中应该注意其他地类 的转变情况。

参考文献(References):

- [1] Cui X G, Fang C L, Liu H M, et al. Assessing sustainability of urbanization by a coordinated development index for an urbanization – resources – environment complex system : A case study of Jing – Jin – Ji region, China [J]. Ecological Indicators, 2019, 96:383 – 391.
- [2] Savage A M, Hackett B, Guenard B, et al. Fine scale heterogeneity across Manhattan's urban habitat mosaic is associated with variation in ant composition and richness [J]. Insect Conservation and

Diversity, 2015, 8(3):216 - 228.

- [3] Fang C L, Liu H M, Li G D, et al. Estimating the impact of urbanization on air quality in China using spatial regression models [J]. Sustainability, 2015, 7(11):15570 - 15592.
- [4] Feng T T, Zhao J Q. Review and comparison: Building extraction methods using high – resolution images [C]//Proceedings of the 2009 Second International Symposium on Information Science and Engineering. IEEE, 2009.
- [5] Soh M B C. Crime and urbanization: Revisited Malaysian case [J].
 Procedia Social and Behavioral Sciences, 2012, 42:291 299.
- [6] Wang B, Chen Z, Zhu A, et al. Multi level classification based on trajectory features of time series for monitoring impervious surface expansions [J]. Remote Sensing, 2019, 11(6):640.
- [7] 刘警鉴,李洪忠,华 璀,等. 基于 Sentinel 1A 数据的临高县早稻面积提取[J]. 国土资源遥感,2020,32(1):191 199. doi: 10.6046/gtzyyg.2020.01.26.
 Liu J J,Li H Z,Hua C, et al. Extration of early paddy rice area in Lingao County based on Sentinel 1A data[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2020,32(1):191 199. doi:10.6046/gtzyyg.2020.01.26.
- [8] 王世新,田 野,周 艺,等.基于后向散射模型的多极化 SAR 影像建筑物高度提取[J].国土资源遥感,2017,29(2):37-45. doi:10.6046/gtzyyg.2017.02.06.
 Wang S X, Tian Y, Zhou Y, et al. Building heigh extration from multi - polarization SAR imagery based on backscattering model [J]. Remote Sensing for Land and Resources,2017,29(2):37 -45. doi:10.6046/gtzyg.2017.02.06.
- [9] Ban Y, Yousif O A. Multitemporal spaceborne SAR data for urban change detection in China [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5 (4): 1087 - 1094.
- [10] Yousif O, Ban Y. Improving urban change detection from multitemporal SAR images using PCA - NLM [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(4):2032 - 2041.
- [11] 易凤佳,李仁东,常变蓉,等.长株潭地区建设用地扩张遥感时 空特征分析[J].国土资源遥感,2015,27(2):160-166.doi: 10.6046/gtzyg.2015.02.25.
 Yi F J, Li R D, Chang B R, et al. Spatial - temporal features of construction land expansion in Changzhutan (Changsha - Zhuzhou -Xiangtan) area based on remote sensing[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2015, 27(2):160 - 166. doi: 10.6046/ gtzyg.2015.02.25.
- [12] 郭晶鹏,赵映慧,谌慧倩,等.黑龙江工业城市建设用地时空扩 张遥感监测[J].国土资源遥感,2018,30(3):204-212. doi: 10.6046/gtzyg.2018.03.28.
 Guo J P, Zhao Y H, Chen H Q, et al. Remote sensing monitoring

for temporal and spatial expansion of construction land of industrial cities in Heilongjiang [J]. Remote Sensing for Land and Re-sources, 2018, 30(3):204 - 212. doi:10.6046/gtzyyg. 2018.03. 28.

- [13] Qi Z X, Yeh A G O, Li X, et al. Monthly short term detection of land development using RADARSAT - 2 polarimetric SAR imagery
 [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 164:179 - 196.
- [14] Walter V. Object based classification of remote sensing data for change detection [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Re-

mote Sensing, 2004, 58(3-4):225-38.

- [15] Im J, Jensen J R. A change detection model based on neighborhood correlation image analysis and decision tree classification [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 99(3):326 - 340.
- [16] Wang W, Chen Z, Li X, et al. Detecting spatio temporal and typological changes in land use from Landsat image time series [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2017, 11(3):035006.
- [17] Wang Y F, Zhao F F, Cheng L, et al. Framework for monitoring the conversion of cultivated land to construction land using SAR image time series [J]. Remote Sensing Letters, 2015,6(10):794-803.
- [18] Li S, Wang Y F, Chen P P, et al. Spatiotemporal fuzzy clustering strategy for urban expansion monitoring based on time series of pixel - level optical and SAR images [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(5):1769-1779.
- [19] Feng H, Zhang L, Liao M. Building change detection using coherent and incoherent features from multitemporal SAR images [C]//Proceedings of the 2019 10th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images (MultiTemp). IEEE, 2019.
- [20] 车美琴,阿里木·赛买提,杜培军,等.利用旋转不变特征提取
 全极化 SAR 影像人工地物[J].遥感学报,2016,20(2):303 314.

Che M Q, Samat A, Du P J, et al. Urban man – made target extraction from Quad – PolSAR imagery with roll invariant parameters [J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(2): 303 – 314.

[21] 周大镯,李敏强.基于序列重要点的时间序列分割[J].计算机 工程,2008,34(23):14-16.
Zhou D Z, Li M Q. Time series segmentation based on series importance point[J]. Computer Engineering,2008,34(23):14-16.

Expansion monitoring of construction land based on SAR time series: A case study of Xinbei District, Changzhou

SUN Chao^{1,2}, CHEN Zhenjie^{1,2}, WANG Beibei^{1,2}

(1. School of Geography and Ocean Science, Nanjing University, Nanjing 210023, China; 2. Key Laboratory for Satellite Mapping Technology and Applications of National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation, Nanjing 210023, China)

Abstract: With the acceleration of urbanization process, the size of the city is growing, and hence it is of great importance to grasp the change of construction land quickly and accurately for the sustainable development of cities. Because SAR images are not affected by the weather, it is possible to use SAR time series to study the expansion of construction land. There are two kinds of time series structures in SAR, which are named "Z" structure and "V" structure in this paper. In view of the previous studies that only consider the "Z" structure but not the "V" structure, this study proposes a construction land extension method based on time series adaptive segmentation. The original time series is segmented in an adaptive manner, the average value of the segments is used as the characteristic value, and the extended area of construction land is extracted by the decision tree. The accuracy and completeness of the method are 89.60% and 92.73% respectively. The results are as follows: ① The method proposed in this paper can effectively monitor the expansion of construction land. Compared with that of the dynamic time warping (DTW) method, the accuracy is increased by 1.80 percentage points and the integrity rate is increased by 1.27 percentage points. ② From 2015 to 2019, construction land in Xinbei District of Changzhou increased by 557.96 hectares, mainly in the south and the southeast.

Keywords: construction land expansion; SAR time series; Sentinel – 1A; time series segment; sequential morpho–logical structure

(责任编辑:陈理)