

doi: 10. 6046/zrzyyg. 2020382

引用格式: 钞振华,车明亮,侯胜芳. 基于时间序列遥感数据植被物候信息提取软件发展现状[J]. 自然资源遥感,2021,33(4): 19–25. (Chao Z H,Che M L,Hou S F. Brief review of vegetation phenological information extraction software based on time series remote sensing data[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2021,33(4):19–25.)

基于时间序列遥感数据植被物候 信息提取软件发展现状

钞振华,车明亮,侯胜芳
(南通大学地理科学学院,南通 226007)

摘要:物候是植被生理生态过程与环境变化相互作用的体现,研发基于时间序列遥感数据的植被物候信息提取软件具有现实意义。现有软件主要是国外科研人员结合特定遥感数据发展的,集成的数据平滑重建方法不同,服务的对象也有差异。对现有软件功能和特点的比较分析有助于用户在选用软件时更有针对性,也可为研发植被物候软件提供参考。在简述遥感监测植被物候原理和重建时间序列遥感数据常用数据平滑方法后,文章汇总了多款集成重建方法和物候提取方法于一体的植被物候软件。重点介绍了 TIMESAT,SPIRITS 和 DTimeS 软件,比较分析了这些软件的功能特点。最后,结合遥感大数据发展和植被物候监测应用需求的背景,针对发展友好图形用户界面且汉化版的应用软件进行了展望。

关键词:数据噪声;时间序列重建;TIMESAT;SPIRITS;机器学习;DTimeS

中图法分类号: TP 75 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097–034X(2021)04–0019–07

0 引言

在监测植被物候变化趋势时,时间序列遥感数据的使用有助于定性揭示地理现象变化发展规律,还可以定量描述地理现象之间的内在联系,在此基础上开展对地理现象未来行为的预测^[1–6]。但是,气候条件不足(如云、雪、尘土和气溶胶的影响)、仪器误差和数据传输过程中图像数据丢失等多种原因往往会导致时间序列遥感数据的连续性得不到保障,可靠的陆表信息检索难以实现^[7–9]。降低遥感数据时空分辨率、云等噪声的影响,实现高精度、低成本、大范围的植被物候遥感监测研究,仍然是当前植被遥感研究和应用的前沿性和关键性问题^[10–11]。

可靠的缺失插补拟合函数和平滑滤波器可以有效弥补成像和照明几何、云量、低时间分辨率等所导致的时间序列缺失和噪声数据^[12–13],但要获取最切实可行的精度仍是物候演化建模所面临的主要挑战^[11]。目前,标准的图像处理软件(如 ENVI 和 IDRIS)、统计软件包(如 MATLAB 和 R)或空间数据库

(PostgreSQL 和 PostGIS)本质上是通用的,但使用它们进行高级图像时间序列处理需特定的编程技能、遥感知识和长期的程序开发工作,难以满足遥感大数据的处理和用户的多样需求。为特定应用领域提供更好的数据和信息服务,将时间序列算法集成到业务处理链中实现业务化应用已成为现实要求。现已有旨在识别物候趋势或干扰的几个高级时间序列软件包得到了发展,如 TIMESAT^[14],BFAST^[15],TimeStats^[16],SPIRITS^[17],BeeBox^[18],Phenor^[3],py-Phenology^[19],CropPhenology^[20],FORCE^[4],Earth Engine App^[21],EO Time Series Viewer^[22]和 DTimeS^[23]。这些软件包在研发时充分考虑了不同时间序列遥感数据的特点,针对特定用户利用不同开发语言完成且具有相应的功能模块。

随着多源时间序列遥感数据的可获取,业务化时间序列遥感数据分析软件的发展与应用显得尤为迫切和必要。对现有软件进行汇总分析,了解软件的发展史并评价相关特点,对软件的改进与应用推广有着现实意义。本文从植被物候与时间序列遥感数据关系出发,列举了现有主流物候软件,并对未来

收稿日期: 2020–12–01; 修订日期: 2021–03–29

基金项目: 国家自然科学基金项目“面向西北内陆河流域的 InVEST 模型优化及时空权衡研究”(编号: 41701634)、南通大学人才引进项目“南通大学虚拟校园建设研究”(编号: 17R27)和南通市重点实验室项目“空间信息技术研发与应用”(编号: CP12016005)共同资助。

第一作者: 钞振华(1977–),男,副教授,主要从事定量遥感研究。Email: chaozhenhua@ntu.edu.cn。

通信作者: 车明亮(1987–),男,讲师,主要从事数据共享和信息提取研究。Email: dawnche@ntu.edu.cn。

业务化软件的发展前景进行了展望。

1 遥感监测植被物候原理

植被物候是植物与其所处环境要素相互作用形成的具有规律性周期的自然现象,如植物的发芽、开花、落叶等^[14]。植被物候变化是植物生长发育状况的体现,还能决定植物产量形成过程和植被生产力的高低,可表征土壤—植被—大气系统之间能量和水分交换的变化^[24]。

遥感监测方法主要是在分析传感器所记录的地物波谱信息基础上开展覆被变化分析、环境变化分析与模拟、植被参数反演和信息提取等研究。信号特征与植被的测量值之间的关联性是遥感数据提取植被物候信息的基础,植被物候遥感监测常用的时间序列植被指数主要有增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI)、归一化差值植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)等。通过长时间序列遥感植被指数可以有效提取生长季开始时间、生长季结束时间、生长季植被指数最大值日期等相应的关键时间节点及特征值,以及由这些节点所确定的生长季长度和生长季振幅等物候参数。

2 时间序列遥感数据植被物候提取软件简评

数据平滑重建方法常用来最小化残余噪声并重建更代表植被生长情况的时间序列数据,重建后的植被指数数据提高了植被物候信息提取精度^[10]。在不同区域开展多种重建方法的适用性研究有助于提升植被遥感监测效果和改进重建方法,同时为植被时空演变分析提供更精准、更可靠的数据来源^[25-30]。用于平滑和重建时间序列数据的方法已有很多,可根据物候信息提取性能和原理归并为3类(表1),即经验平滑方法、曲线拟合方法和数据变换方法^[10]。

表 1 常用数据平滑重建方法
Tab.1 Common data smoothing methods

分类	界定	常用方法	处理窗口
经验平滑方法	基于经验知识或假设,该类方法是在时间序列的一个局部时间窗口内进行操作	最大值合成、局部加权回归、最佳指数斜率提取、时间窗口操作、均值迭代滤波、迭代插值、加权滤波、非线性自动化符合平滑器	局部
曲线拟合方法	该类方法采用数学函数将植被指数时间序列曲线拟合到指定函数,使用了数学函数逼近植被生长的时间序列轨迹且不需预先确定的阈值或经验约束	非对称高斯、Logistic 函数拟合、Whitaker、二次函数拟合、局部调整三次样条、高阶年样条、参数双精度、双曲正切模型、S - G (Savitzky - Golay) 滤波器、时空 S - G、基于形状先验的方法	局部
数据变换方法	该类方法通过数学运算将时间序列分解为周期性、趋势性和不规则(如噪声)成分,如傅里叶变换和小波分析	快速傅里叶变换、经验模态分解、时间序列谐波分析、离散傅里叶变换、非经典高阶傅里叶变换、小波滤波器	全局

随着时间序列遥感数据在区域尺度植被物候变化动态监测的应用,研发集成重建方法和物候提取方法于一体的软件平台有效提升了植被物候监测效率和精度。基于此,已有多款软件成功研发并应用于植被物候信息提取。

2.1 植被物候软件研发特征

不同植被物候信息提取软件在研发时所考虑的遥感数据类型不同,针对的用户也有差异,软件结构与功能不尽相同。开展现有软件的比较有助于用户选用时更有针对性,也可为未来研发植被物候信息提取软件提供参考(表2)。通过中国知网主题词的检索分析,在已发表文献中利用 TIMESAT 软件开展植被物候信息研究的居多,表明国内用户对其认可度也比较高。DATimeS 平台考虑并有效集成了机器学习方法。为了更好地提升植被物候软件应用的针对性和效果,本文在概略介绍了 TIMESAT, SPIRITS 和 DATimeS 等软件的基本特征后,评述了现有主流植被物候信息提取软件的特点并进行展望。

表 2 已研发的基于时间序列遥感数据植被物候信息提取软件

Tab.2 List of available software for extracting vegetation phenology information with remote sensing time series data					
软件	开发语言	免费使用	软件网址	文献及见刊年	引用数 ^①
TIMESAT	MATLAB, FORTRAN	是	http: //web. nateko. lu. se/timesat/timesat. asp	[14], 2004 年	40
BFAST	R	是	http: //r - forge. r - project. org/projects/ bfast/	[15], 2010 年	12
TimeStats	IDL	是	https: //dl. acm. org/profile/81430677185	[16], 2011 年	0
SPIRITS 1.5.2	C, JAVA	是	https: //mars. jrc. ec. europa. eu/asap/download. php	[17], 2014 年	1
BeeBox	JavaScript, HTML5, JAVA, Perl, IDL, R	是	http: //www. tern. org. au/	[18], 2016 年	1

(续表)

软件	开发语言	免费使用	软件网址	文献及见刊年	引用数
Phenor R	R	是	https://github.com/khufkens/phenor_manuscript	[3],2018 年	1
pyPhenology	Python	是	https://github.com/openjournals/joss-reviews/issues/827	[19],2018 年	0
CropPhenology	R	是	https://github.com/SofanitAraya/CropPhenology	[20],2018 年	2
BEAST	C/FORTRAN	否	https://github.com/zhaokg/Rbeast	[30],2019 年	1
FORCE 2.1	C/C++	是	http://force.feut.de	[4],2019 年	1
Earth Engine App	JavaScript/Python	是	https://code.earthengine.google.com/	[21],2019 年	1
EO Time Series Viewer	Python	是	https://bitbucket.org/jakimowb/eo-time-series-viewer	[22],2020 年	2
DATimeS	MATLAB	是	http://artmtoolbox.com	[23],2020 年	1

①引用数为在中国知网(www.cnki.net)上检索主题为“软件名”+“phenology”得到的文献数,检索日期为 2020 年 11 月 28 日。

2.1.1 TIMESAT 软件

作为分析序列数据的软件包,TIMESAT 利用时间序列遥感数据所提供的季节信息研究植被动态属性如物候与时间之间的变化关系。该软件主要采用自适应 S-G 滤波方法、基于上包络加权方法非对称高斯和双 logistic 模型函数进行拟合。非对称拟合算法是一种分段高斯函数来模拟植被生长物候期的方法,整个拟合过程完成了从区间提取、局部拟合到整体连接 3 个步骤;双 logistics 拟合算法与非对称高斯拟合算法相似,是一种新的半局部拟合算法;S-G 滤波是一种应用最小二乘法确定加权系数进行移动窗口加权平均的滤波方法,移动窗口的大小对时序数据的重建效果起主要作用。

自 2002 年应用于植被物候信息提取以来,TIMESAT 软件在经历了数据类型扩充和功能优化后,目前软件版本从 1.0 已升级为 3.3(图 1)。TIMESAT3.3 提供了 STL(seasonal-trend decomposition procedure based on loess)趋势分析和并行处理功能,可以把时间序列分解为趋势项(trend component)、季节项(seasonal component)和余项(remainder component)。

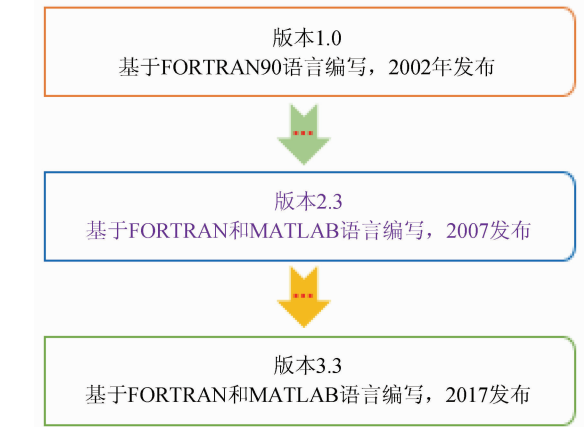


图 1 TIMESAT 软件发展简史
Fig.1 History of TIMESAT software

除了在改进 MODIS 和 AVHRR 卫星产品效果明显并成功提取物候信息外,TIMESAT 软件还应用于处理气象数据、火灾数据和涡动协方差碳通量数据等方面。TIMESAT 主要包括数据准备、数据处理和后处理 3 个模块(图 2),可以提供 11 种植被物候参数,包括作物生长开始日期、生长结束日期、生长季长度和振幅等。

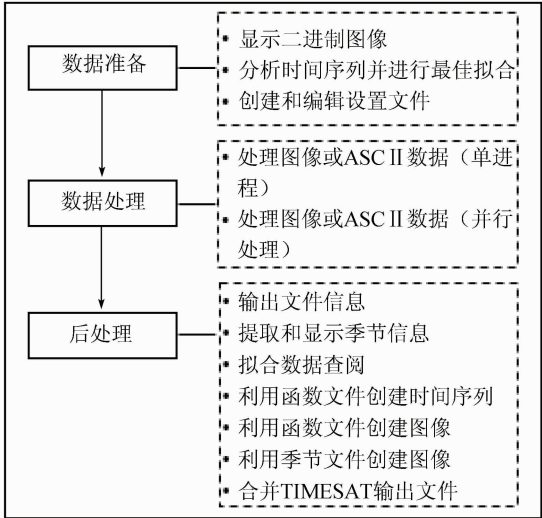


图 2 TIMESAT3.3 主界面功能
Fig.2 TIMESAT3.3 menu system

2.1.2 SPIRITS 软件

SPIRITS 旨在为生产分析人员和决策者提供明确、可靠的信息,以特定的时间序列处理功能对作物和植被状况进行评估,包括时间平滑、物候阶段的检测、长期平均水平和异常的计算、基于植被季节性能的分类等。该软件图形用户界面灵活、友好,可以快速绘制植被指数及其异常,统计数据可以实现季节图分享给分析人员和决策者。

SPIRITS 已发展成为用中、低空间分辨率卫星图像时间序列监测植被情况,且许多工具也可用于其他类型的栅格数据和应用领域(如森林和生境监

测)。在作物监测中,常用的输入数据是地表反射、植被指数或生物物理参数,也可以处理从大气环流模式或地球同步卫星如 METEOSAT 获得的格网气象数据。SPIRITS 多年来还扩展了许多其他模块,如外部格式图像的导入、地图生成和区域数据库的提取。该软件还使用了开源码库如 GDAL(<http://www.gdal.org/>)、FWTools(<http://fwtools.maptools.org/>)和 HSQLDB(<http://hsqldb.org/>)。该软件主

要程序模块可以分组为以下功能类:输入/输出、处理工具和分析工具,其中处理工具可以进一步分类为空间操作、专题操作和时间操作,包括感兴趣区域(region of interest, ROI)提取、面积比例图像(area fraction images, AFI)生成,干物质生产率(dry matter productivity, DMP)和净初级生产力(net primary productivity, NPP)专题等(图 3)。

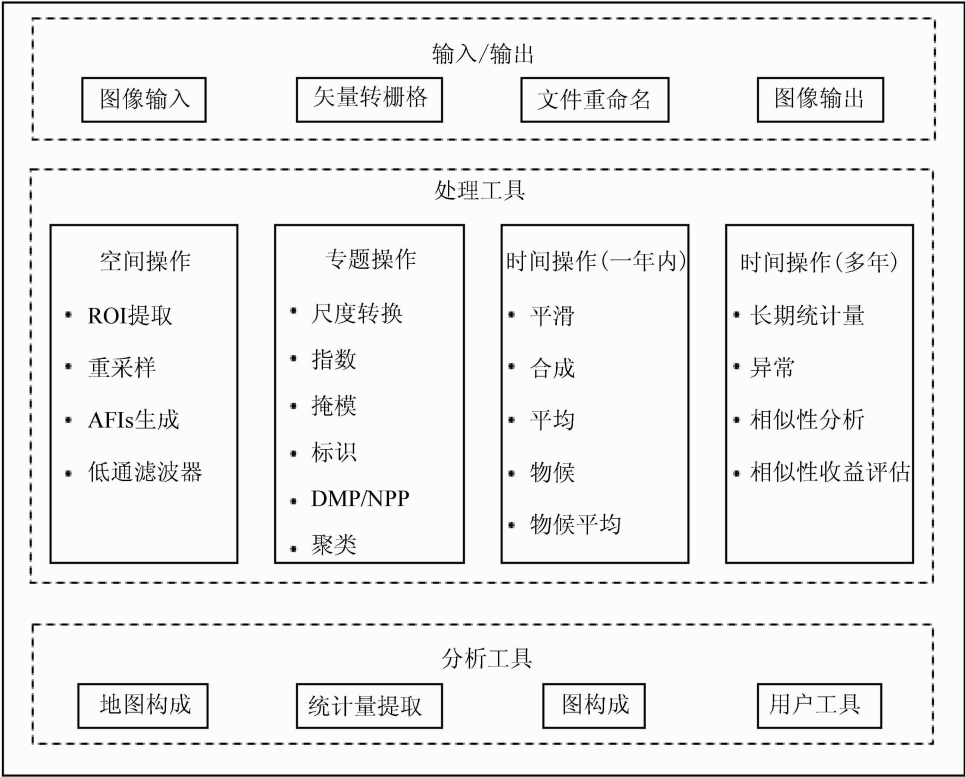


图 3 SPIRITS 软件主要功能架构

Fig. 3 Framework for SPIRITS main functions

2.1.3 DTimeS 软件

DTimeS 是一个独立的具有图形用户界面的图像处理工具箱,集成了所有的插补和物候指标提取技术,便于作物监测应用程序的开展^[25]。DTimeS 由多个功能模块组成(图 4),能对以多种格式(Geotiff 和 ENVI)表示的完整图像、特定 ROI 或单个像素规则或不规则时间序列数据建模和分析,其核心功能包括多个时间序列平滑和拟合算法。模块化的体系结构具有以下优势:①通过处理步骤指导用户,即一旦当前模块完成后,后续处理模块被激活;②在不影响主体架构下,模块可以很容易地修改或扩展;③具有新功能的新模块很容易被添加到工具箱中。DTimeS 软件的研发目标是提供一个通用和新颖的时间序列分析工具以保证有足够的灵活性捕捉植被的主要特征,同时不会对插补和随后的物候分析带来过量的计算或

推理负担。相对其他具有图形用户界面的时间序列工具箱,DTimeS 具有:①处理不均匀间隔的卫星图像时间序列的能力;②可以为时间序列预测(一些方法包含相关的不确定性,如高斯过程回归)选择超过 12 个不同机器学习拟合方法的可能性;③提供和分析多个生长季节的物候指标。对 Sentinel-2 叶面积指数(leaf area index, LAI)时间序列的多重插值方法的初步评价表明,高斯过程回归作为一种最优算法在成功重建植被指数和提取可靠的物候指标方面具有潜力。同时,DTimeS 还通过多种方式不断改进和扩展,如支持新的图像格式(如 NetCDF 和 Sentinel 图像的原生格式 JPEG2000)、更多的物候指标(如每个季节生长季开始到生长最大值之间的生长率)、土地覆盖图加载时每个地块尺度的聚合处理、收获趋势和自动干扰检测的最新工具等。

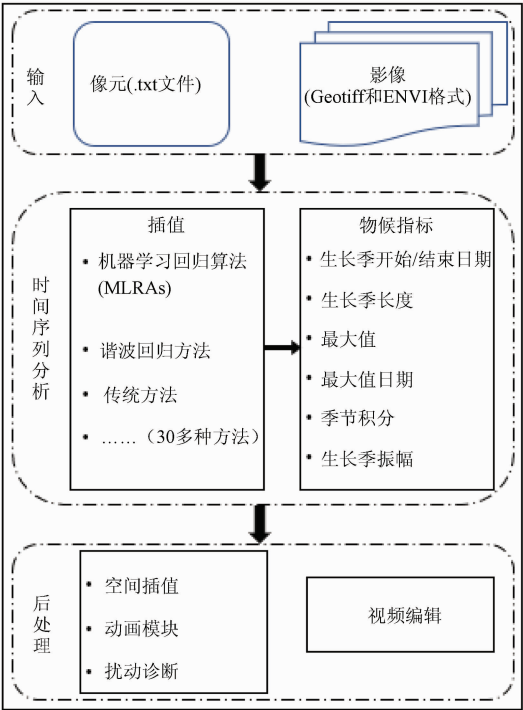


图 4 DTimeS 软件的分层设计

Fig.4 Hierarchical design of DTimeS

2.2 现有时间序列软件研发特点及展望

随着利用遥感数据提取植被物候信息需求的增长和时间序列卫星遥感数据的多样性,专用物候信息提取软件的研发越来越受到重视。现有主流软件主要集成了相应的数据平滑重建方法,免费向非商业用途提供服务,且大多建有专有网页。TIMESAT 软件有图形用户界面,所用编程语言保证了对 MODIS 或 AVHRR 数据产品的快速处理,且非常灵活,但该软件侧重于物候参数的提取。TimeStats, BFAST 和 Earth Engine App 等软件为具有长期遥感数据档案(如 MODIS)的数据挖掘提供了一些高级工具,主要面向高级用户(即遥感专家)。SPIRITS,pyPhenology, CropPhenology 和 BEAST 等软件在一个可通过图形用户界面访问的包中提供了一系列用于图像时间序列分析的有用例程集合。在这些工具箱中,TIMESAT 发展最早,在植被物候监测中得到了最为广泛的应用和认可。但是,TIMESAT 软件仅包含了 3 种算法,在应用过程中对于最优算法的选择存在较大的局限性,没有应用机器学习回归算法(machine learning regression algorithm, MLRAs)。目前,图像处理已进入了人工智能时代,机器学习算法已成为时间序列数据处理的有力工具^[4,31]。MLRAs 的高度适应性和通用性使其比传统的拟合函数能够精确地估计物候趋势或在时间序列中识别多个季节^[32],DTimeS 软件提供了最先进的 MLRAs 和其他时间序列工具箱(如 TIMESAT,

TimeStats 和 SPIRITS)中所用的传统方法,同时可为植被物候提取提供高级的建模技术。DTimeS 软件扩充了已建立的时间序列插值方法和多种先进的机器学习拟合算法(如高斯过程回归),运用 Sentinel 时间序列数据在农业区的应用表明该软件插补性能精度高并可提供相关不确定性,还可在进一步量化不同作物季节间 LAI 波动基础上为特定作物类型提供物候指标,如需要使用具有多个物候周期的规则时间序列、图形用户界面的缺失、或仅仅针对高级用户或特定传感器时间序列数据等。此外,这些软件包在用于填补缺失值和平滑目的的算法有所不同。

地球系统科学进入了大数据时代,所带来的挑战是如何从这些大数据中快速有效提取并解读信息^[33]。时空明确的植被物候知识是理解自然季节现象变化趋势的关键,并可为农业生产和全球变化研究提供服务^[34]。随着时间序列遥感数据拟合的数据平滑方法的成熟发展,开发集成重建方法的专业软件有利于长时间序列遥感数据的应用^[33]。本文所列举已研发成功的软件主要是针对美国国家航空航天局、欧洲航天局等机构所提供的长时间序列遥感数据,研发团队主要为从事植被物候研究或与农业生产者密切接触的科研人员,开发的软件界面语言主要为英语。这些主流软件为用户在提高植被物候信息提取的精度和效率时可根据数据类型和实际需要有更多的选择,也受到了国内科研人员的青睐。随着我国高分系列卫星的成功发射与应用,前所未有的遥感大数据满足了高时空分辨率、高光谱分辨率和高精度观测需求,从这些海量的时间序列遥感数据有效提取生产、社会发展和生态应用等所需时空变化地表参数已成为重要的现实需要。根据我国高分系列卫星数据特点并针对国内用户在植被物候研究和信息提取应用时的偏好,开发具有友好图形用户界面且集成更为实用重建算法的时间序列分析软件应是我国科研人员重视的一个方向。

3 结论

本文列举了已应用于植被物候监测的几款软件如 TIMESAT, SPIRITS 和 DTimeS 后,简单汇总比较了现有软件的特点。不同数据平滑重建算法对不同噪声点的重构、平滑以及高质量点的保持度等方面表现各异,现有软件的发展是根据不同遥感数据集成了相应的重建算法。用户在提取植被物候时可以根据需要进行选用,以满足植被物候信息提取精度。

文中所列举的软件主要是针对美国国家航空航天局、欧洲航天局等机构所提供的遥感数据研发的,软件界面语言为英文,不利于利用这些软件开展我国卫星遥感数据的应用推广。在遥感大数据背景下,研发针对国产遥感数据的以中文为界面语言的植被物候信息提取软件有助于提升我国在时间序列遥感数据应用的广度和深度。

参考文献 (References) :

[1] 梁顺林,程 洁,贾 坤,等. 陆表定量遥感反演方法的发展新动态[J]. 遥感学报,2016,20(5):875-898.
Liang S L, Cheng J, Jia K, et al. Recent progress in land surface quantitative remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5):875-898.

[2] 赵忠明,孟瑜,岳安志,等. 遥感时间序列影像变化检测研究进展[J]. 遥感学报,2016,20(5):1110-1125.
Zhao Z M, Meng Y, Yue A Z, et al. Review of remotely sensed time series data for change detection[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5):1110-1125.

[3] Hufkens K, Basler D, Milliman T, et al. An integrated phenology modelling framework in R[J]. Methods in Ecology and Evolution, 2018, 9:1276-1285.

[4] Frantz D. Force - Landsat + Sentinel - 2 analysis ready data and beyond[J]. Remote Sensing, 2019, 11:1124.

[5] Chao Z, Liu N, Zhang P, et al. Estimation methods developing with remote sensing information for energy crop biomass: A comparative review[J]. Biomass and Bioenergy, 2019, 122:414-425.

[6] 万昌君,吴小丹,林兴稳. 遥感数据时空尺度对地理要素时空变化分析的影响[J]. 遥感学报,2019,23(6):1064-1077.
Wan C J, Wu X D, Lin X W. Impact of spatial and temporal scales of remote sensing data on the spatiotemporal change in geographic elements[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(6):1064-1077.

[7] Dong Y, Peng C. Principled missing data methods for researchers [J]. SpringerPlus, 2013, 2(1):1-17.

[8] Moreno - Martínez Á, Izquierdo - Verdiguier E, Maneta M P, et al. Multispectral high resolution sensor fusion for smoothing and gap - filling in the cloud[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 247:111901.

[9] Chao Z, Wang L, Che M, et al. Effects of different urbanization levels on land surface temperature change: Taking Tokyo and Shanghai for example[J]. Remote Sensing, 2020, 12:2022.

[10] Zeng L, Wardlow B, Xiang D, et al. A review of vegetation phenological metrics extraction using time - series, multispectral satellite data[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 237:111511.

[11] Smith W, Dannenberg M, Yan D, et al. Remote sensing of dryland ecosystem structure and function: Progress, challenges, and opportunities[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 233:111401.

[12] Chen J, Boccelli D. Real - time forecasting and visualization toolkit for multi - seasonal time series[J]. Environmental Modelling and Software, 2018, 105:244-256.

[13] Jönsson P, Cai Z, Melaas E, et al. A method for robust estimation of vegetation seasonality from Landsat and Sentinel - 2 time series da-

ta[J]. Remote Sensing, 2018, 10(4):635.

[14] Jönsson P, Eklundh L. TIMESAT: A program for analyzing time - series of satellite sensor data[J]. Computers and Geosciences, 2004, 30:833-845.

[15] Verbesselt J, Hyndman R, Newnham G, et al. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114:106-115.

[16] Udelhoven T. Timestats: A software tool for the retrieval of temporal patterns from global satellite archives[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2011, 4:310-317.

[17] Eerens H, Haesen D, Rembold F, et al. Image time series processing for agriculture monitoring[J]. Environmental Modelling and Software, 2014, 53:154-162.

[18] Arundel J, Winter S, Gui G, et al. A web - based application for beekeepers to visualise patterns of growth in floral resources using MODIS data[J]. Environmental Modelling and Software, 2016, 83:116-125.

[19] Taylor S. pyPhenology: A python framework for plant phenology modelling[J]. Journal of Open Source Software, 2018, 3(28):827.

[20] Araya S, Ostendorf B, Lyle G, et al. CropPhenology: An R package for extracting crop phenology from time series remotely sensed vegetation index imagery[J]. Ecological Informatics, 2018, 46:45-56.

[21] Li H, Wan W, Fang Y, et al. A Google Earth Engine - enabled software for efficiently generating high - quality user - ready Landsat mosaic images[J]. Environmental Modelling and Software, 2019, 112:16-22.

[22] Jakimow B, van der Linden S, Thiel F, et al. Visualizing and labeling dense multi - sensor earth observation time series: The EO time series viewer[J]. Environmental Modelling and Software, 2020, 125:104631.

[23] Belda S, Pipia L, Morcillo - Pallarés P, et al. DATimeS: A machine learning time series GUI toolbox for gap - filling and vegetation phenology trends detection[J]. Environmental Modelling and Software, 2020, 127:104666.

[24] Dragoni D, Schmid H, Wayson C, et al. Evidence of increased net ecosystem productivity associated with a longer vegetated season in a deciduous forest in southcentral Indiana, USA[J]. Global Change Biology, 2011, 17(2):886-897.

[25] White M, De Beurs K, Didan K, et al. Intercomparison, interpretation, and assessment of spring phenology in North America estimated from remote sensing for 1982 to 2006[J]. Global Change Biology, 2009, 15:2335-2359.

[26] Julien Y, Sobrino J. Global land surface phenology trends from GIMMS database[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30:3495-3513.

[27] Tan B, Morissette J, Wolfe R, et al. An enhanced TIMESAT algorithm for estimating vegetation phenology metrics from MODIS data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2011, 4:361-371.

[28] Broich M, Huete A, Paget M, et al. A spatially explicit land surface phenology data product for science, monitoring and natural resources management applications[J]. Environmental Modelling and

Software, 2015, 64: 191 – 204.

[29] Berra E, Gaulton R, Barr S. Assessing spring phenology of a temperate woodland: A multiscale comparison of ground, unmanned aerial vehicle and Landsat satellite observations[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 223: 229 – 242.

[30] Zhao K, Wulder M, Hu T, et al. Detecting change – point, trend, and seasonality in satellite time series data to track abrupt changes and nonlinear dynamics: A Bayesian ensemble algorithm[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 232: 111181.

[31] Belda S, Pipia L, Morcillo – Pallarés P, et al. Optimizing Gaussian process regression for image time series gap – filling and crop monitoring[J]. Agronomy, 2020, 10: 618.

[32] Verrelst J, Malenovsky Z, Van der Tol C, et al. Quantifying vegetation biophysical variables from imaging spectroscopy data: A review on retrieval method[J]. Surveys in Geophysics, 2019, 40: 589 – 629.

[33] Reichstein M, Campas – Valls G, Stevens B, et al. Deep learning and process understanding for data driven Earth system science[J]. Nature, 2019, 566: 195 – 204.

[34] 曹沛雨, 张雷明, 李胜功, 等. 植被物候观测与指标提取方法研究进展[J]. 地球科学进展, 2016, 31(4): 365 – 376.

Cao P Y, Zhang L M, Li S G, et al. Review on vegetation phenology observation and phenological index extraction[J]. Advanced Earth Science, 2016, 31(4): 365 – 376.

Brief review of vegetation phenological information extraction software based on time series remote sensing data

CHAO Zhenhua, CHE Mingliang, HOU Shengfang

(School of Geographic Science, Nantong University, Nantong 226007, China)

Abstract: Vegetation phenology reflects the interactions between the physiological and ecological processes of vegetation and environmental changes and thus it is practically significant to research and develop the software used to extract the vegetation phenological information based on time series remote sensing data. The existing pieces of software mainly include those developed by foreign R&D staff based on specific remote sensing data. They integrate different methods for data smoothing and reconstruction and serve different users. The analysis and comparison of the functions and characteristics of the existing pieces of software will assist users to select more targeted software and can also provide references for the R&D of the software for vegetation phenology monitoring. This paper first briefly introduces the monitoring principles of vegetation phenological information using remote sensing data and commonly used data smoothing methods for the reconstruction of time series remote sensing data. Then it summarizes multiple pieces of professional software for vegetation phenology monitoring that integrate the reconstruction methods and phenological information extraction methods. Most especially, it introduces the software TIMESAT, SPIRITS, and DTimeS in detail and compares and analyzes their functions and characteristics. Finally, it puts forward the prospect of developing localization application software with user – friendly graphical user interfaces according to the development of remote sensing big data and the demand for vegetation phenology monitoring.

Keywords: residual noise; time – series reconstruction; TIMESAT; SPIRITS; machine learning; DTimeS
(责任编辑: 陈 理)