

地表环境参数时间序列重构的方法与应用分析

江 东, 付晶莹, 黄耀欢, 庄大方

(中国科学院地理科学与资源研究所, 资源环境科学数据中心, 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101)

摘要: 卫星传感器数据提取的地表环境参数是全球变化和区域资源环境研究的重要信息源。时间序列数据的重构旨在利用多种统计和数值分析方法, 模拟参数的季节/年度变化规律, 从而插补缺失观测值, 优化时间序列数据, 为相关研究提供更加完备的基础数据。目前, 数据重构主要应用在植被指数、叶面积指数、地表能量平衡参数等, 重构的方法包括阈值法、滤波方法和非线性拟合等。随着卫星传感器时空、波谱分辨率的提高和研究的深入, 耦合了遥感反演模型和陆面过程模型的数据同化重构方法, 是今后研究和应用的重要方向。

关键词: 遥感参数; 时间序列重构; 数据同化

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2011.00439

1 引言

时空完备的地表环境参数数据, 是全球气候变化、生态环境演变、水资源评价等研究工作的重要输入因子。随着空间信息技术的发展, 遥感反演的长时间序列、多尺度的太阳辐射、温度、植被、蒸散等数据, 已经在气候过程模拟、陆地生态系统动态监测方面发挥了重要作用^[1-3]。遥感信息具有便捷、低成本和便于大面积获取等优点, 但是由于云、气溶胶、太阳高度角和地物双向性反射等的影响, 造成了遥感反演的地表能量参数在时间、空间上的缺失, 同时会影响地表参数时序曲线的季节变化特征^[4-5]。这种数据缺失和对数据质量的扰动, 会严重影响气候、水文、生态系统等陆面过程模拟的精度^[6]。因此, 对环境遥感参数时序数据进行拟合、重建平滑的时间剖面线是本领域重要的基础性研究工作。

本文分析了植被参数、地表能量参数等时间序列重构的研究进展, 归纳了时间序列重构的机理与方法, 结合具体的研究实例, 探讨了现有诸方法的优缺点、适用性和发展方向。

2 遥感参数时间序列重构的理论与方法

时间序列是指同一变量按发生的先后排列起来的一组动态序列, 它可以是观察值也可以是记录值^[7]。在地学领域, 各种观测数据某一时刻、某一区域的某种地学现象状态的定量描述。为了准确刻画各种地表过程的演变规律, 必须基于相对完整的长时间序列的观测值进行分析和归纳。目前, 一些全球范围、长时间序列的遥感参数数据集已作为标准化的产品, 服务于研究和应用之中, 例如 NOAA 的 AVHRR Pathfinder 数据集、MODIS 的大气—陆地—海洋遥感参数产品、臭氧制图光谱仪 (TOMS) 利用紫外线波段测量的大气臭氧、二氧化碳等温室气体数据集等。由于云和传感器工作状态等的影响, 不可避免地造成遥感参数在时空域上的缺失; 此外, 太阳高度角、大气状态 (云、气溶胶等) 和观测方法 (传感器、观测视角) 随着时间的波动, 也会影响传感器信号的变化, 从而影响遥感参数的时序曲线变化^[5]。为了去除或减小上述不确定性因素对遥感参数质量的影响, 不少学者重构了遥感参数的时间序列, 尽可能还原真实的地表状

收稿日期: 2011-02-16; 修回日期: 2011-06-26.

基金项目: 国家科技支撑计划课题“中国重大自然灾害孕险环境分析技术”(2008BAK50B01); 国家科技支撑计划课题“南水北调水资源综合配置技术研究”(2006BAB04A16); 国家航天局航天遥感论证中心环境星应用推广工程课题“北部湾环境综合评价与监测”(2008A02A09)。

作者简介: 江东(1972-), 男, 安徽寿县人, 博士, 副研究员。研究方向为资源环境遥感应用。

E-mail: jiangd@igsrr.ac.cn

况,为全球变化和区域资源环境研究提供更准确的数据基础。

时间序列的一个本质特征就是观测数据在时间序列上的依存性,某一特定时刻的观测值与相邻观测值之间具有一定程度的依赖性^[8]。因此,在对参数时间变化规律进行归纳总结的基础上,可以建立描述遥感时间序列的数学模型,并根据模型分析时序数据变化规律,以达到重建缺失数据、提高整体数据质量的目的。针对不同的遥感参数及其时间序列变化特征,一些学者提出了众多的时序重构方法,比较常用的有阈值方法、滤波方法、函数拟合方法、频域变换方法等。

2.1 阈值方法

地表参数时序重构研究的一个基本前提:地学过程在时间上是连续的,其状态参数的值在一定的幅度内变化^[9]。鉴此,分析了不同参数的时序变化特征,估算参数的值域并设定阈值,将阈值以外的观测值视为错误值予以剔除^[10]。该方法的关键是参数时序变化特征的提取。比较有代表性的有 Viovy 等提出最佳指数斜率提取方法(BISE)^[11],以及 Lovell 等对 BISE 分析后提出的改进 BISE 方法^[12]。

最佳指数斜率提取方法利用时间序列参数的数值对比,设定数值的合理变化范围:对于每个像元从起始时间 t_0 开始,在设定的时序区间(窗口)向前逐个比较每各时刻的参数值(N_i),如果 $N_{i+1} > N_i$,则认为该值合理,继续往下比较;如果 $N_{i+1} < N_i$,则进一步判断 N_{i+1} 的减小幅度是不是在一定的范围内(Viovy 等给定的是 20%),如是则认为该值合理,反之认为该值须剔除^[11]。Lovell 等针对 BISE 方法不适于处理呈长期递减趋势的参数序列的问题,对 BISE 进行了改进,在设定的时序区间(窗口)内,也考虑数据在局部的变化斜率^[12-13]。

2.2 滤波方法

滤波方法是对参数时序数据全局或局部的统计分析,采用一定的规则保留真值、剔除噪声,如中值迭代滤波(Media Iteration Filter-MIF),Savitzky-Golay 滤波(S-G 滤波)等。中值迭代滤波方法首先确定时间序列上的移动窗口,以第 i 个移动窗口内所有观测值的中值,作为第 i 个参数滤波后的值^[14]。S-G 滤波是 Savitzky 和 Golay 提出的平滑

多项式滤波器^[15]。S-G 滤波实质上也是一种移动窗口的加权平均算法,但是其加权系数不是简单的常数窗口,而是通过在滑动窗口内对于给定高阶多项式的最小二乘拟合得出,其过程可用(1)式表示^[15-16]:

$$Y_j^* = \frac{\sum_{i=-m}^m C_i Y_{j+i}}{N} \quad (1)$$

其中: Y_j^* 为合成序列数据, Y_{j+i} 代表原始序列数据, C_i 为滤波系数, N 为滑动窗口所包括的数据点($2m+1$),在 I 重构过程中需要确定 S-G 滤波活动窗口的大小($N=2m+1$)和高阶多项式的阶数(d)。

近年来,S-G 滤波在植被指数、地表温度等多种参数的时序重构中得到了较为广泛的应用:一是 S-G 滤波对季节变化有明显的、相对稳定规律性的参数,可以在时空两方面都提高数据质量;二是同时应用 S-G 滤波的重构方法简单,对参数的时空分辨率没有严格要求。然而,S-G 滤波也有其一定的局限性,比如,窗口大小(m)和多项式阶数(d)的设定还具有一定的随意性,在各种不同的条件下需要进行设定,因此,建立一套 m 和 d 的自动设定方法是后续的研究重点。同时如果数据缺失太多,对重构的结果也有必然的影响。

2.3 函数拟合方法

函数拟合方法是以特定形式的函数拟合时间序列数据的重构方法,根据函数性质的不同,可以分为线性拟合方法和非线性拟合方法。Park 等提出的时序窗口插值(Temporal Window Operation-TWO)是一种典型的线性拟合方法:以第 i 个移动窗口内所有观测值的线性插值结果,作为第 i 个参数重构后的值^[17]。

在很多情况下,地学参数的变化过程呈现明显的非线性特征。线性明显在特定的局域可能获得较好的拟合结果,但对于整个变化过程(季节、年)来说,人工神经网络、灰色系统模型、最小二乘的非对称高斯函数拟合等非线性方法更符合系统的变化特性^[18-19]。李松等应用 4 种非线性预测模型,对 3 种典型的非线性系统(Logistic、Henon、Lorenz)作了比较研究,结果表明在预测精度上人工神经网络模型和 Voherra 模型明显优于最大局域线性模型^[18]。

2.4 频域变换方法

频域变化的处理技术包括傅里叶变换、小波变换等,其基本思路是:对于时间序列数据,利用傅里叶变换获得其频谱函数,将时域信息的采样变换为在频域的采样,在频域进行特征分析和滤波等处理;然后通过对应的逆变化,重新转换到时域,从而得到重构的相对完整的序列观测值^[20]。其中,近年来在遥感参数时间序列分析中应用较为广泛的是离散傅里叶的系列分析方法。离散傅里叶函数对可以表示为^[20-21]:

$$X(k) = DET[x(n)] = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} \quad (2)$$

$$x(n) = IDET[X(k)] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k)e^{j\frac{2\pi}{N}kn} \quad (3)$$

其中, $x(n)$ 为时域中的观测值序列, $X(k)$ 为对应的频率序列; $DFT(x(n))$ 为离散傅里叶变换, $IDFT(x(n))$ 为对应的逆变换。

快速傅里叶变换(FFT)等方法要求观测值在时间轴上规则分布,同时观测值的误差相对较小。HANTS方法(Harmonic Analysis of Time Series)克服了这些缺点,可以用于处理不规则分布的时间序列数据的重构^[22]。

2.5 数据同化的重构方法

20 世纪 90 年代末发展的陆面数据同化方法,为集成观测和模型模拟提供了新思路和新方法。作为“把各种时空上不规则的零散分布的观测融合到以物理规律模式当中”的同化技术,能够最大限度地利用不同来源、不同空间和时间分辨率的观测数据以调整数值模型的运行轨迹,控制模拟误差的积累,得到模型和观测的最优融合结果^[23-24]。近年来,开始有学者将数据同化技术应用于时间序列数据重构之中。Gu 等设计了一种简化的数据同化思路的 NDVI 重构方法,结果表明,该方法处理 MODIS NDVI 长时间序列数据的质量和效率明显优于阈值去除法、非线性拟合法等方法^[25]。周剑等以考虑土壤冻融影响的水-热耦合陆面过程模型(SHAW)为动力学约束框架,验证集合卡尔曼滤波算法在改进模型对土壤冻融过程中土壤水分和冻土深度的计算效果^[26]。基于试验点的数据同化计算结果表明:数据同化方法可以融合观测信息显著提高水-热耦合模型对土壤冻融过程中状态变量(土壤水分和冻深)的模拟,并进而改善模型对其他

相关能量、水分变量的计算。Alavi 等将数据同化的方法应用到潜热通量缺失数据的重构中。该算法依据彭曼-蒙蒂斯公式,建立能量平衡主要参数间的回归方程,并将该方程作为该同化算法的模型算子,利用集合卡尔曼滤波作为最优化方法^[27]。

3 地表参数时间序列重构的应用分析

3.1 植被指数的时间序列重构

根据植被在可见光、近红外等不同波段的光谱特征,可以采用不同的波段组合生成反映植被状况的指标,即植被指数。常用的植被指数包括归一化植被指数(NDVI)、比值植被指数增强型植被指数(EVI)等。其中,EVI 克服了土壤背景的影响和 NDVI 在植被高覆盖区易饱和、植被低覆盖区受土壤植被影响大、对大气衰减去除不彻底等缺点^[28]。基于植被的生长特性,其冠层变化于短时间内应是缓慢的,因此真实植被指数时序数据曲线应是平滑连续的,然而遥感图像获取和处理过程中受到传输误差、云覆盖影响、大气效应等会影响植被参数的质量和连续性,严重制约了其后续应用^[15]。以 MOD13 Vegetation Indices 产品为例,虽然通过最大值合成法(MVC)减弱了部分噪音,但是还不能完全消除。为了获得高质量的连续植被指数时序数据,需要对数据集进行重建。

Viovy 等提出最佳指数斜率提取方法(BISE)进行 NDVI 时序数据重构^[11],Lovell 等对 BISE 进行了改进,提出了改进的 BISE 法,并应用于澳大利亚的 NOAA/AVHRR NDVI 数据重构,取得了较好的结果^[12]。BISE 法能够很好地剔除噪声,然而其对某些高值的平滑效果较差,且需要在实际应用中调整相应的变化率阈值和滑动窗口的大小^[12]。Chen 等根据 NDVI 的特性提出应用 S-G 滤波(Savitzky-Golay filter)进行时序植被指数重建,并在中国区域取得较好的结果^[15]。黄耀欢等在 IDL 编程的支持下,实现并修正了基于 S-G 滤波的植被指数重构方法并将其应用于 MODIS-EVI 数据集^[16]。王丹等利用傅立叶变换的 HANTS 重构了中国无云 NDVI 数据^[29];于信芳等应用 HANTS 重构了日 NDVI 时间序列数据并依此进行东北森林物候期监测^[30]。傅立叶变换法进行重构数据集可以取得较好的平滑效果,然而通常较遥感观测值

有较大偏移。

为了分析不同数据拟合方法的优缺点和区域适宜性,一些学者对不同的拟合方法进行了比较研究。Sakamoto 等选择日本为研究区域,对小波变换和傅立叶变换方法进行了比较分析,结果表明,小波变换总体上要优于傅立叶变换^[10]。Beck 等在北半球高纬度的芬兰、瑞典和挪威的交界区域对 Logistic 函数拟合法、非对称性高斯函数拟合法和傅立叶变换法进行了比较研究,结果认为,Logistic 函数拟合法和非对称性高斯函数拟合法的处理效果较相似,二者都优于傅立叶变换^[28]。

3.2 叶面积指数的时间序列重构

叶面积指数(Leaf area index, LAI)是单位土地面积上的叶面积,是植物种群叶面积大小的一种量度。LAI 与指标指数密切相关,其时序数据的重构方法也有类似之处,包括阈值法、滤波方法、函数拟合法、傅里叶域变换方法等。Barr 等分析了不同类型的植被 LAI 的季度和年际变化特征^[31];Fang 等建立了一种时空滤波器(temporal spatial filter (TSF)),以获得时空连续的 MODIS LAI 数据集^[32];Wang 等应用多波段奇异谱分析方法(multi-channel singular spectrum analysis (MSSA)),重构了 MODIS 陆地参数产品,结果表明,MSSA 可以综合利用时间和空间信息进行 LAI 数据的重构,其效果要优于单纯的时间滤波或空间插值方法^[33]。Jordan 等比较了多种插值方法在 2001–2006 年美国大陆地区 MODIS LAI 数据重构中的应用效果,包括线性插值、三次样条插值等,结果表明,对于不同的土地覆盖类型,各种重构方法的效果有所不同,但总的来说,时序插值与空间插值相结合是提高重构效果的有效途径^[34]。

3.3 能量平衡参数的时间序列重构

遥感反演的地表能量参数包括辐射量、温度、蒸散量(潜热通量)等。20 世纪 60 年代以来,甚高分辨率辐射计(AVHRR)等传感器为全球尺度的能量平衡研究提供了持续的、逐日的数据集,海面温度(Sea surface temperature)是得到广泛应用的产品之一。在传统气象观测数据处理方法的基础上,构建科学的算法重建平滑的 SST 时间序列数据一直是本领域的重要研究内容。其中,最为常用的方法有动态最优插值方法^[35]、样条插值的方法等^[36]。

最优插值方法的计算量大,并且需要先验信息的支持。经验正交函数插值法(Data interpolating Empirical Orthogonal Functions DINEOF),是一种自适应的 EOF 分解方法,EOF 分解可以从大量的物理数据中提取出几个主要反映物理数据变化的模态及自由度,通过保留最佳的模态数可以有效地重构缺测数据^[37]。实测数据处理结果表明,DINEOF 方法不需要任何先验信息,并且能估算出重构数据的误差大小,能很好地重构大面积的缺测数据,具有较高精度及实际可操作性^[38]。近年来,这些方法开始应用于地表温度数据的重构^[39],但是海面状况相对均一,而陆地表面温度的重构,必须结合下垫面类型和地表过程状况,才能达到满意的效果。

在地表能量参数(如辐射量、蒸散量(潜热通量)等)方面,通常所采用时序数据拟合和噪音去除方法,包括平均昼夜变化法、非线性回归方法等。不同的重构方法有各自的优缺点。平均昼夜变化方法不需要气象数据,因此,其能在气象数据缺失情况下使用,但当环境条件发生明显改变时,插补的结果往往不能代表实际状况^[39–40]。非线性回归方法、查表法动态线性回归方法和人工神经网络方法都需要相关的气象要素,能反映出气象因子的变化对蒸散量的影响,但同时受到气象数据的制约。徐自为等应用动态线性回归方法等 6 种不同的插补方法,对北京密云站 2007 年涡动相关仪观测蒸散量数据进行了插补分析,筛选查找表(LUT)方法对年蒸散量(潜热通量)与净辐射、降水量进行重构并与 LAS 观测潜热通量进行了对比分析^[40]。Alavi 等对比了农田下垫面上动态线性回归法和非线性回归法的数据重构结果,表明两种方法计算的年蒸散量差异很小(3%),而差异主要集中在作物生长季^[27];Falge 等利用 28 个全球通量观测网络(Fluxnet)站点数据对平均昼夜变化方法与查表法计算结果进行了比较,两种重构方法计算的年蒸散量差异在−48~86mm 之间变化^[41]。

4 问题与讨论

纵观当前的遥感参数的重构研究,存在最为突出的问题是缺乏系统的、标准化的重构方案。首先,重构算法都是针对某一种参数进行处理,缺乏同时考虑多种相互作用的参数的重构算法。例如,

分别采用不同重构方法处理的辐射、温度、蒸散等数据集,代入到同一能量平衡方程内时,往往会造成新的误差甚至是误差倍增。其次,目前对重构算法效果的评价都是基于单个参数本身的质量分析,缺乏对多个参数的时序重构数据在改进地表过程模拟效果方面的分析与评价。

基于数据同化的时序数据重构方法最新进展表明,该方法在解决上述问题方面具有很好的潜力。以地表能量平衡参数的重构为例,基于数据同化的时序数据重构系统框架如图 1 所示。该系统由模型算子、观测算子、数据重构算法、数据同化算法组成。观测算子:选择净辐射、气温、土壤温度、蒸散等相互作用的地表能量要素;模型算子:选择陆面过程模型,为整个同化系统提供了一个具有物理基础的动力学框架,通过时间向前积分运算,获得各时刻各地理单元的能量平衡(辐射、显热通量、潜热通量、土壤热通量)、水平衡(降雨、蒸散、径流)等状态变量的预测值;同化算法与时间序列重构算法:利用观测算子获得的模拟值与遥感实际观测量之间的差异,以及模型和观测误差的相对权重,融合模型模拟和遥感观测信息,获得优化后的状态变量分析值,并对下一时刻陆面过程模型的状态变量初场进行直接更新,从而提高模型状态变量的估计、降低误差。

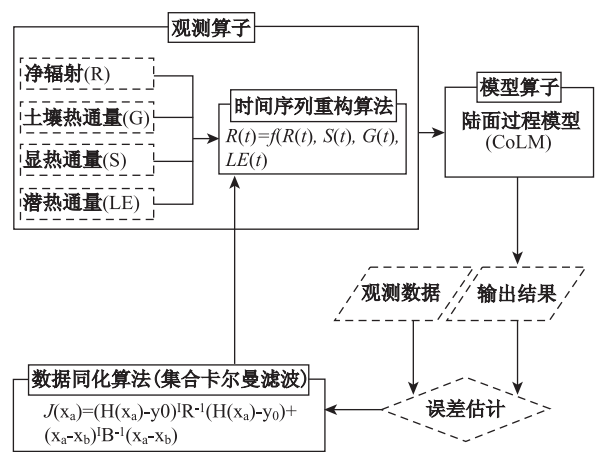


图 1 基于数据同化的遥感参数时间序列重构方案
Fig. 1 Workflow of reconstruction of remote sensing time series data with assimilation

在陆面过程模型框架下,依据能量平衡方程和 Penman-Monteith 公式,建立潜热通量(LE)、显热通量(气温(T))、净辐射(Rn)、土壤热通量(G)等的关系方程,并将该方程作为时间序列重构的基础;

将上述参数输入到同化的模型算子中,通过过程模拟得到系统参数的模拟输出;以地面实际观测值为真值,利用集合卡尔曼滤波(EnKF, En-semble Kalman Filter)等作为最优化方法,通过优化重构算法的参数,可以得到各时刻的各参数最优估算值。集合卡尔曼滤波是一种蒙特卡洛滤波方法,其突出优点是可以直接使用非线性的模型算子和观测算子,不需要对原模型进行线性化处理,也不需要发展模型的线性算子,可以保持模型中的所有动力学特征;而且当集合数目不是很大时,它的计算效率和变分方法相当。利用该算法,以土壤热通量、饱和水汽压差为驱动数据,通过给定能量平衡方程的系数 $\alpha(t)$ 、 $\beta(t)$ 一个初值,可以得到潜热通量(LE)、气温(T)、净辐射(Rn)随时间的变化值。当潜热通量(LE)、气温(T)、净辐射(Rn)未缺失时,则将其同化到该算法中,通过集合卡尔曼滤波算法优化模型参数 $\alpha(t)$ 、 $\beta(t)$;当 3 个参数有缺失时,则根据关系公式到该时刻模型参数 $\alpha(t)$ 、 $\beta(t)$,并估算出该时刻的参数值,从而实现对 3 个参数数据的插补。

5 结语

以卫星传感器数据提取的地表环境参数,是全球变化和区域资源环境研究的重要信息源。时间序列数据的重构旨在利用多种统计和数值分析方法,模拟参数的季节/年度变化规律,从而插补缺失数据,优化时间序列数据,为相关研究提供更加完备的基础数据。目前,数据重构主要应用在植被指数、叶面积指数、地表能量平衡参数等,重构的方法,包括阈值法、滤波方法、非线性拟合和数据同化方法等。

目前,遥感参数重构方法中存在最为突出的问题是缺乏系统的、标准化的重构方案。首先,重构算法都是针对某一种参数进行处理,缺乏同时考虑多种相互作用的参数的重构算法;其次,对重构算法效果的评价都是基于单个参数本身的质量分析,缺乏对多个参数的时序重构数据在改进地表过程模拟效果方面的分析与评价。此外,已有的研究工作大多在特定研究区内,尚未见选择不同规模的研究区域,对时间序列重构的尺度效应进行比较和分析的案例,这也是今后研究中需重点解决的问题之一。随着卫星传感器时空、波谱分辨率的提高和研

究的深入,耦合了遥感反演模型和陆面过程模型的数据同化重构方法,是今后研究和应用的重要方向。

参考文献:

- [1] 王浩, 王建华, 汪党献. 现代环境下的水资源综合评价体系及其方法研究[J]. 水科学进展, 2003, 14(增刊): 110 - 117.
- [2] 贾仰文, 王浩. 分布式流域水文模拟研究进展及其展望[J]. 水科学进展, 2003, 14(增刊): 118 - 123.
- [3] 杨大文, 李翀, 倪广恒, 等. 分布式水文模型在黄河流域的应用[J]. 地理学报, 2004, 59(1): 143 - 154.
- [4] Mark R, Rick C, Mick C, *et al.* Long-term Studies of Vegetation Dynamics[J]. Science, 2001, 293(5530): 650 - 655.
- [5] Defries R S, Townshend J R G. NDVI-derived Land-cover Classification at a Global-scale[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(17): 3567 - 3586.
- [6] Zhou L, Tucker C J, Kaufmann R, *et al.* Variations in Northern Vegetation Activity Inferred from Satellite Data of Vegetation Index during 1981 to 1999[J]. Journal of Geophysical Research, 2001, 106(17): 20069 - 20083.
- [7] 陈民锋, 郎兆新. 基于自适应遗传算法的油田产量灰色预测模型[J]. 系统工程学报, 2003, 18(6): 541 - 546.
- [8] 王彬. 时间序列预测模型在压缩机零件测试中的运用[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(17): 228 - 230.
- [9] 陈子丹. “3S”技术在水文应用中的思考[J]. 水文, 2006, 26(3): 69 - 71.
- [10] Sakamoto T, Van Nguyen N, Ohno H, *et al.* Spatio-temporal Distribution of Rice Phenology and Cropping Systems in the Mekong Delta with Special Reference to the Seasonal Water Flow of the Mekong and Bassac Rivers[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 100(1): 1 - 16.
- [11] Viovy N, Arino O, Belward A S. The Best Index Slope Extraction (BISE): A Method for Reducing Noise in NDVI Time-series[J]. International Journal of Remote Sensing, 1992, 13(8): 1585 - 1590.
- [12] Lovell J L and Graetz R D. Filtering Pathfinder AVHRR Land NDVI Data for Australia[J]. International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(13): 2649 - 2654.
- [13] 顾娟, 李新, 黄春林. NDVI 时间序列数据重建方法述评[J]. 遥感技术与应用, 2006, 21(4): 391 - 395.
- [14] Huete A, Justice C, Liu H. Development of Vegetation and Soil Indices for MODIS-EOS[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 49: 224 - 234.
- [15] Chen J, Jönsson P, Tamura M, *et al.* A Simple Method for Reconstructing a High-quality NDVI Time-series Data Set Based on the Savitzky-Golay Filter[J]. Remote sensing of Environment, 2004, 91(3/4): 332 - 344.
- [16] 黄耀欢, 江东, 周芹. 基于 S-G 滤波的 MODIS-EVI 时间序列数据重构[J]. 武汉大学学报信息科学版, 2009, 34(12): 1440 - 1443.
- [17] Park J. G, Tateishi Ryutaro, Matsuoka Masayuki. A Proposal of the Temporal Window Operation (TWO) Method to Remove High-frequency Noises in AVHRR NDVI Time Series Data[J]. Journal of the Japan Society of Photogrammetry and Remote Sensing, 1999, 38(5): 36 - 47.
- [18] 李松, 刘力军, 谷晨. 混沌时间序列预测模型的研究[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(32): 53 - 56.
- [19] Hou Y L, Luo D. A Decision Model Based on Grey Rough Sets Integration with Incomplete Information[J]. Chinese Quarterly Journal of Mathematics, 2009, 1: 121 - 123.
- [20] Roerink G, Menenti M and Verhoef W. Reconstructing Cloudfree NDVI Composites Using Fourier Analysis of Time Series[J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(9): 1911 - 1917.
- [21] 李儒, 张霞, 刘波, 张兵. 遥感时间序列数据滤波重建算法发展综述[J]. 遥感学报, 2009, 13(2): 335 - 341.
- [22] Kondrashov D and Ghil M. Spatio-temporal Filling of Missing Points in Geophysical Data Sets[J]. Nonlinear Processes in Geophysics, 2006, 13: 151 - 159.
- [23] Schafer J L, Graham J W. Missing Data: Our View of the State of the Art[J]. Psychol. Methods, 2002, 7: 147 - 177.
- [24] Kumar S V, Reichle R H, Peters-Lidard C D, Koster R D, Xiwu Zhan, Crow W T, Eylander J B, Houser P R. A Land Surface Data Assimilation Framework Using the Land Information System: Description and Applications[J]. Advances in Water Resources, 2008, 31: 1419 - 1432.
- [25] Gu J, Li X, Huang C L, Okin G S. A Simplified Data Assimilation Method for Reconstructing Time-series MODIS NDVI Data[J]. Advances in Space Research, 2009, 44: 501 - 509.
- [26] 周剑, 王根绪, 李新, 等. 数据同化算法在青藏高原高寒生态系统能量-水分平衡分析中的应用[J]. 地球科学进展, 2008, 23(9): 965 - 973.

- [27] Alavi N, Warland J S, Berg A A. Filling Gaps in Evapotranspiration Measurements for Water Budget Studies: Evaluation of a Kalman Filtering Approach [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2006, 141: 57 - 66.
- [28] Beck P S A, Atzberger C, Hogda K A, *et al.* Improved Monitoring of Vegetation Dynamics at Very High Latitudes: A New Method Using MODIS NDVI [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 100(3): 321 - 334.
- [29] 王丹, 姜小光, 唐伶俐, 等. 利用时间序列傅立叶分析重构无云 NDVI 图像[J]. *国土资源遥感*, 2005, 2: 29 - 32.
- [30] 于信芳, 庄大方. 基于 MODIS/NDVI 数据的东北森林物候期监测[J]. *资源科学*, 2006, 28(4): 111 - 117.
- [31] Barr A G, Black T A, Hogg E H, Kljun N, Morgenstern K, Nesic Z. Inter-annual Variability in the Leaf Area Index of a Boreal Aspen-hazelnut Forest in Relation to Net Ecosystem Production[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2004, 126(3 - 4), 237 - 255.
- [32] Fang H L, Liang S L, Townshend J R, Dickinson R E. Spatially and Temporally Continuous LAI Data Sets Based on an Integrated Filtering Method: Examples from North America[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(1): 75 - 93.
- [33] Wang D D, Liang S L. Singular Spectrum Analysis for Filling Gaps and Reducing Uncertainties of Modis Land Products[J]. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 2008. IEEE International*, 2008, 5: 558 - 561.
- [34] Borak J S, Jasinski M F. Effective Interpolation of Incomplete Satellite-derived Leaf-area Index Time Series for the Continental United States[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2009, 149: 320 - 332.
- [35] 马寨璞, 井爱芹. 动态最优插值方法及其同化应用研究[J]. *河北大学学报(自然科学版)*, 2004, 24(6): 574 - 580.
- [36] 朱江, 徐迎春, 王赐震, 等. 海温数值预报资料同化试验: 客观分析的最优插值法试验[J]. *海洋学报*, 1995, 17(6): 9 - 20.
- [37] Beckers J M, Rixen M. EOF Calculations and Data Filling from Incomplete Oceanographic Data Sets[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2003, 20(12): 1839 - 1856.
- [38] 盛峥, 石汉青, 丁又专. 利用 DINEof 方法重构缺测的卫星遥感海温数据[J]. *海洋科学进展*, 2009, 27(2): 243 - 249.
- [39] Neteler M. Estimating Daily Land Surface Temperatures in Mountainous Environments by Reconstructed MODIS LST Data[J]. *Remote Sens.* 2010, 2: 333 - 351.
- [40] 徐自为, 刘绍民, 徐同仁, 等. 涡动相关仪观测蒸散量的插补方法比较[J]. *地球科学进展*. 2009, 24(4): 372 - 382.
- [41] Yu F, Price K P, Ellis J, *et al.* Satellite Observations of the Seasonal Vegetation Growth in Central Asia, 1982 - 1990[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2004, 70(4): 461 - 469.

Reconstruction of Time Series Data of Environmental Parameters: Methods and Application

JIANG Dong, FU Jingying, HUANG Yaohuan, ZHUANG Dafang

(Data Center for Resources and Environmental Sciences, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China)

Abstract: The satellite-derived environmental parameters play important roles in global change and regional resources and environment researches. Atmosphere effects and sensor limitations often lead to data products of inherently variable quality. The main goals of time series data reconstruction are to remove cloud affected observations and create gapless dataset at a prescribed time with multiple spatio-temporal interpolation and statistical methods. The conventional reconstructing algorithm include threshold method, temporal filtering method, and nonlinear simulation, etc., and mainly applied on satellite derived vegetation index, leaf area index and surface energy balance parameters. Although methods mentioned above have been applied in related researches and received good results, they suffer from their own drawbacks

which limit their use. The algorithm of MVC and MVI ignores the remarkable anisotropy of reflectivity and VI, which may conceal details of vegetation with too large interval and lead to the result of reconstructed VI data from MVC and MVI remain a lot of noises. The BISE and other threshold-based methods may make the extracted temporal information unreliable. The Fourier analysis algorithm is sensitive to spurious peaks of the VI trend line, so it may depart from the truth a lot. Much attention should be paid to data assimilation based approaches which couple remote sensing retrieval model with surface processing model.

Key words: remotely sensed parameters; time series data reconstruction; data assimilation