

NDVI 时间序列谐波分析与地表物候信息获取

林忠辉, 莫兴国

(中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101)

摘要: 植被指数具有明显的季节节律, NDVI 时间序列分析可以获取地表植被物候信息, 但已有的 AVHRR NDVI 数据产品仍然存在高噪声, 需要进一步校正。在考虑农业植被季节变化特征的基础上, 基于先验知识对 NDVI 时间序列数据傅立叶校正算法进行了改进。利用 1992 年旬最大值合成 1 km NOAA-AVHRR NDVI 数据, 使用该方法对河北省南部地区几种不同植被类型的 NDVI 数据进行校正, 结果显示: 改进的傅立叶谐波校正算法能更好地反映农业植被 NDVI 季节变化节律, 且对自然植被同样适用。对校正后的 NDVI 时间序列数据进行谐波分析表明: 谐波的特征值(谐波余项、振幅和位相)与地表植被动态之间存在相关性, 谐波余项表征 NDVI 时间序列的均值, 谐波振幅表征 NDVI 年内波动幅度大小, 不同谐波的位相可以表征 NDVI 季节变化的时间特征, 利用这些参数可以获取地表植被物候信息, 并可用于土地覆被和土地利用分类研究以及全球变化研究。

关键词: 归一化差值植被指数; 时间序列; 谐波分析; 物候

中图分类号: S127; TP274

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2006)12-0138-07

林忠辉, 莫兴国. NDVI 时间序列谐波分析与地表物候信息获取[J]. 农业工程学报, 2006, 22(12): 138- 144.

Lin Zhonghui, Mo Xingguo. Phenologies from harmonics analysis of AVHRR NDVI time series[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(12): 138- 144. (in Chinese with English abstract)

0 引言

植被生长具有明显的季节变化特征, 它是植被对环境因素(气候、土壤、水文和人类活动)影响其生长的反映, 并可用物候学方法记录下来。植物物候变化反映了植被对地球气候、水文和人文等因子年内和年际变化的响应, 植物物候信息是研究植被与气候、环境变化间关系的重要资料^[1]。物候学的应用领域已由传统的农业、气象气候学发展到生态学、全球变化等领域。物候学观测方法也从传统的野外定点目视观测发展到利用卫星遥感数据获取大范围的植被动态变化信息, 从而克服了定点观测代表区域有限的局限^[2, 3], 基于卫星遥感数据和地面实测的物候学数据已广泛用于物候预报模型^[3]。利用长时段卫星数据获取地表植被物候信息, 并将其与气象过程联系起来, 是遥感应用和全球变化研究的一个重要方面^[3, 4]。

源于卫星遥感数据的归一化差值植被指数(NDVI)根据地表植被对可见光和近红外波段特有的光谱反射特征, 能够在较大空间尺度上相当精确地反映植被的活力状态, NDVI 时间序列所具有的季节节律是植物季相变化特征的综合反映。因此, NDVI 时间序列数据可用于区域或全球尺度植被物候特征的识别^[5- 10]以及植物物候变化对 GPP 和 NPP 的影响研究^[11]。国内 NDVI 数据应用集中于地表植被监测、NDVI 与气候因子的关系以及初级生产力的估算和碳收支分析等方面, 对区域尺度植被物候信息特征的获取研究不

够^[2]。而基于遥感数据的植物物候信息可以提高遥感图像植被覆盖类型分类和作物遥感估产的精度。在遥感数据应用于大尺度生态系统模拟模型的研究表明, 由 NDVI 时间序列推演的生长季始末时间的准确性对估计陆地碳循环和水文循环的空间和年际波动有重要影响^[11- 13]。因此, 中国需要加强利用遥感数据进行区域尺度的植物物候信息获取的研究, 包括植物生长季始末时间的时空分布、植物季相变化特征以及关键生育期的时空分布特征等方面。

AVHRR NDVI(归一化差值植被指数)以其高时间分辨率和可获取的数据时间序列较长, 是目前使用最多的遥感数据^[14]。利用 NDVI 时间序列数据获取地表植被物候特征参数是可行的, 但是必须重视遥感数据序列的时空一致性问题。影响数据序列的时空一致性的因素包括传感器的老化、云层遮挡、大气效应、视场角和几何校正等^[15]。针对这些影响因素运用多种方法校正的 NOAA NDVI 数据产品已经被广泛用于区域和全球尺度的地表特征参数化和其它相应研究领域。这些数据产品包括 NOAA GVI 数据^[16], NOAA Land Pathfinder 数据^[17]和 GIMMS 数据^[18]等。但是, 这些数据产品仍然存在噪声, 在实际应用中还需要进一步校正。如何从 NDVI 时间序列数据中获取植被物候信息, 还需要不断探索。

利用 NDVI 时间序列数据监测植被生长季始末时间的方法主要有 NDVI 阈值法^[3, 10]、后向自回归滑动平均法^[19]、NDVI 时间变化曲线拐点判别法^[20]、经验公式法^[19]以及谐波分析法。谐波分析法既可进行 NDVI 的校正, 也可通过分析谐波特征参数获取植被物候特征参数, 在最近的研究中有较多的应用。

在数学分析中, 基于离散数据傅立叶变换(DFT)的谐波分析方法, 常用来分析呈周期性波动的时间序列

收稿日期: 2005-04-04 修订日期: 2006-06-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(90211007)

作者简介: 林忠辉(1971-)男, 副研究员, 近期主要从事生态系统模型区域应用研究。北京安外大屯路甲 11 号 中国科学院地理科学与资源研究所, 100101。Email: linzh@igsnrr.ac.cn

的波动特征以及对高噪声时间序列数据进行除噪。鉴于 NDVI 时间序列既具有周期性波动特征, 也具有高噪声特点, 谐波分析方法在 NDVI 时间序列分析中得到越来越多的应用。应用范围包括 NDVI 产品的校正^[21~25]、植被物候信息获取^[7, 26, 27]、作物类型判别^[28]、植被覆盖和土地利用分类^[29~32]、农业生态区划^[33]和生物气象区划^[34]等。NDVI 时间序列谐波分析可以反映出植被动态的始末时间、延续时间以及波动情况, 如植被生长季的起始点可以通过分析谐波的位相来确定, 振幅和位相可以表征植被生长因为温度和降水等环境因素导致的季相变化。谐波分析既可获取植被生产力的季节波动特征^[29], 也可用于确定 NDVI 时间序列与气象因子之间的相关关系^[35]。谐波分析得到的特征参数包含的物候学信息与地面实测数据配合, 可用于土地覆盖分类和作物类型判别。可见, NDVI 时间序列傅立叶谐波分析可提供很多有用信息用于生态系统评估、植被监测、碳循环和全球变化等方面的研究。

Sellers 等提出基于傅立叶谐波分析的 NDVI 时间序列校正算法^[21](以下称 Sellers 算法), 主要针对月最大值合成 NDVI 时间序列数据, 在基于遥感数据的生态系统模拟研究中应用很广, 但该算法只考虑自然植被, 对农业植被的 NDVI 季节性突变(多熟种植制度所导致)没有考虑, 而且对 NDVI 时间序列中的异常值得剔除考虑不够, 用于短时段(10 天)最大值合成数据的进一步校正效果较差。有鉴于此, 本文首先改进了该算法, 利用 1992 年旬最大值合成 Pathfinder NDVI 数据(1.1 km), 以河北南部地区几种不同的植被类型为例, 验证了改进的 NDVI 时间序列校正算法, 在校正的 NDVI 时间序列基础上, 说明可以利用谐波分析方法获取不同地表植被类型的 NDVI 时间序列的特征参数, 并利用这些特征参数来获取植被物候信息。

1 方 法

1.1 傅立叶序列

设有某要素时间序列 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, 将这 n 个资料表示成为有限个正弦波(谐波)的迭加形式, 称为谐波分析。由这些正弦波叠加构成的数据序列, 即为傅立叶序列(\hat{Y}), 其数学表达式为

$$y_i = A_0 + \sum_{j=1}^m A_j \sin(\omega_j i + \theta_j) \quad (1)$$

式中 A_0 —谐波的余项, 等于序列的平均值; A_j —各谐波的振幅; θ_j —各谐波的初位相, $i = 1, 2, \dots, n$; n —数据序列点的个数; $\omega_j = 2j\pi/n$ —各谐波的频率; m —谐波个数。傅立叶序列也可表示为一个正弦函数和余弦函数之和:

$$y_i = a_0 + \sum_{j=1}^m (a_j \cos \omega_j i + b_j \sin \omega_j i) \quad (2)$$

式中 a_0 —谐波的余项; a_j, b_j —傅立叶常数。

傅立叶系列拟合采用最小二乘法:

$$(F^T \cdot F) \cdot C = F^T \cdot Y \quad (3)$$

式中 C —系数矩阵; F —傅立叶矩阵; F^T —傅立叶矩阵的转置矩阵。傅立叶拟合过程就是求解系数矩阵, 具体算法参见文献[21]。

1.2 NDVI 时间序列傅立叶校正算法—Sellers 算法

Sellers 等^[21]认为考虑权重的 NDVI 傅立叶校正算法可以从高噪声的 NDVI 时间序列中提取出相对正确的植被信息, 该法基于两条假设:

A 植被状态的变化具有时间连续性, 并呈现出季节性节律。

B 云和大气对 NDVI 的影响总是趋于削弱 NDVI 信号。

这样, 通过利用时间序列的高值和剔除低值, 云层遮挡、数据缺失和大气等因素的影响可以有效去除。校正算法仍采用最小二乘法:

$$(F_w^T \cdot F_w) \cdot C = F_w^T \cdot Y_w \quad (3)$$

式中 Y_w —赋权的观测值序列; F_w —赋权的傅立叶矩阵。

权重根据观测数据序列点距拟合曲线的距离来计算:

$$W_i = \begin{cases} 0 & U_i \leq -k \\ [1 + (U_i + r)/k]^4 & -k < U_i < -r \\ 1 & -r \leq U_i \leq r \\ [1 + (U_i - r)/k]^2 & U_i > r \end{cases} \quad (5)$$

且

$$\begin{aligned} 0 \leq W_{i=1} \leq 1 \\ 0 \leq W_{i=n} \leq 1 \end{aligned}$$

式中 $U = (Y - \bar{Y})/M$, M 为 $|Y - \bar{Y}|$ 构成的系列的中值, $k = 2$, $r = M/20$ 。Sellers 等将该法运用于月最大值合成的 NDVI 时间序列校正, 取得较好的效果。

1.3 校正算法的评判和修正

1.3.1 算法评判

本文利用 1992 年 10 天最大值合成的 NOAA/AVHRR NDVI 时间序列数据, 首先选取位于河北栾城县的一个栅格的 NDVI 时间序列来评判该方法的优劣。该栅格代表的是一个典型的冬小麦-夏玉米两熟种植制度类型。

图 1 为 NDVI 傅立叶校正结果图示。傅立叶曲线较好地表征了 NDVI 的季节变化特征, 拟合线(虚线)基本上通过观测点, 校正线(校正值 1, 细实线)整体上提升了 NDVI 值。图 2 为各观测值的权重赋值。总体上讲, Sellers 算法对落在拟合曲线以下的点赋予的权重都较低, 而落在拟合曲线以上的点权重都较高, 对极高值以非常高的权重, 而将极低值作为不可信赖的点来处理, 给以较低的权重。对极高值点高的权重赋予(如第 3、16、27、33 旬)显著提升了周围邻近点的 NDVI。与 Sellers 对月最大值合成的 NDVI 时间序列校正结果^[21]相比, 该法对 10 天最大值合成数据的校正效果不如对月最大值合成数据好。其原因有三:

一是 10 天最大值合成数据时间序列的变化不如月最大值合成数据平稳, 前者具有更高的噪声。

二是 Sellers 算法没有很好地考虑地表植被的动态变化过程。首先, 对冬季的异常高值仍赋以较高的权重, 会整体高估冬季 NDVI 值。例如, 图 1 中第 3 旬的数据突然跃升(接近 0.3), 在严寒的冬季根本不可能达到, 只能是大气状况或其它因素导致的异常值, 但却赋权较高, 从而导致相邻的 1、2、4、5 旬校正值都提升较大。其次, 对冬季 NDVI 整体上赋予的权重较小, 也会导致冬季 NDVI 校正结果偏高。冬季农田地表覆盖度很小, NDVI 较低是正常状况, 提升 NDVI 值不符合植被动态变化规律。

三是 Sellers 算法没有很好考虑农业区一年两茬的耕作制度。在华北平原农区, 第 17 旬正是上茬作物收获和夏播作物播种出苗的阶段, 田间覆盖度低导致 NDVI 较低, 因此, 提升该旬 NDVI 值不符合植被动态变化规律。忽略这种情况, 会使夏播作物生育前期的 NDVI 校正值偏高。此外, 对极高值赋予高权重, 对一年两茬的农业植被类型, 整体上会过高提升第一季 NDVI 值。

基于如上分析, 应用 Sellers 算法对用旬最大值合成的 NDVI 时间序列数据进行校正时会有较大误差, 需要修正。

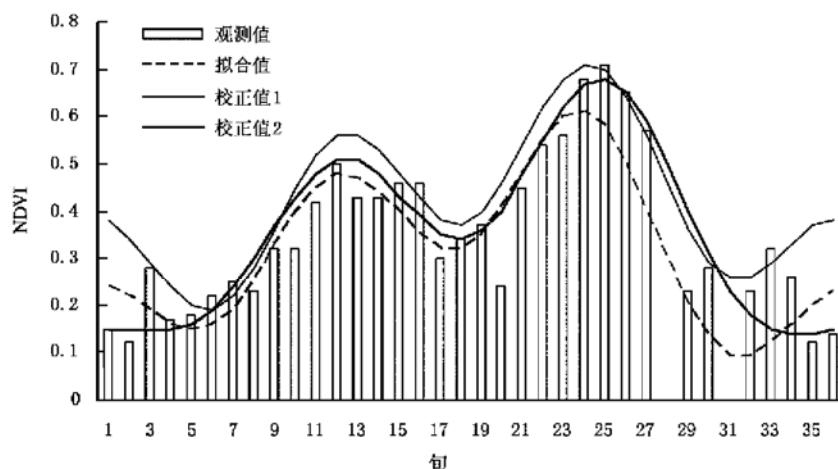


图 1 NDVI 时间序列傅立叶校正(校正值 1: 原算法; 校正值 2: 修正算法)

Fig. 1 Fourier adjustment of NDVI time series(1, method follows^[21], 2 for modified method)

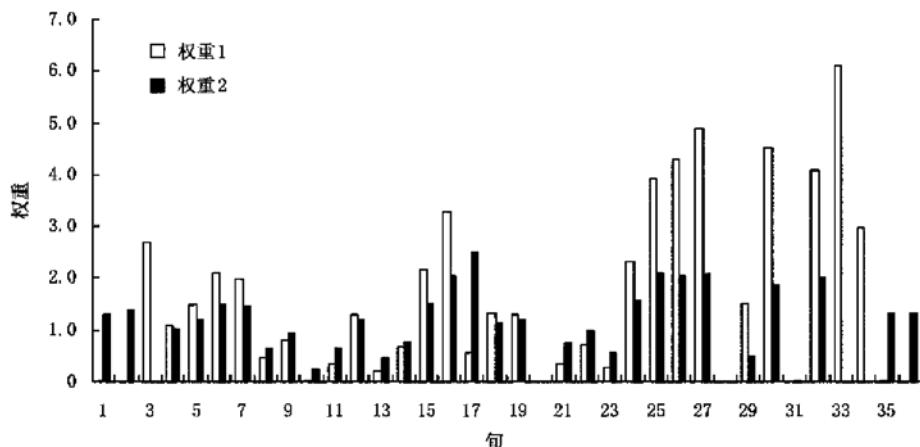


图 2 NDVI 时间序列校正权重(权重 1: 原算法; 权重 2: 修正算法)

Fig. 2 Weights for the Fourier adjustment of NDVI time series (1: weight algorithm follows^[21], 2: Modified weights)

1.1.1 算法修正

改进 Sellers 算法, 理论上包括增加谐波个数和改变权重算法。增加谐波个数可获得更低的拟合偏差, 拟合线更靠近观测值, 但同时也会使校正曲线出现更多的起伏, 形成无法解释的“规律”, 降低傅立叶谐波的滤波效果(图 3)。图 3 细实线代表谐波个数为 5 时的校正结果。可以看出: 5 波曲线使得一年两作的 NDVI 双峰曲线变成了 4 峰曲线, 第一个波峰实际上地表植被根本没有对应的过程; 5 波曲线不能反映夏收作物收获和夏播作物播种出苗的阶段。

作物播种这一过程; 5 波曲线中, 第 21 旬明显的因为有云导致的低值点反倒成了另一个生长周期的起始点; 5 波曲线对最高值提升过大。鉴于 3 个谐波已经能够很好表达地表植被年内变化特征, 本文分析将以 3 个谐波进行。

因此, 对 sellers 校正算法的改进主要集中于权重算法上。改进时应当考虑的因素包括: 1) 冬季 NDVI 低值点赋权过低; 2) 前茬作物 NDVI 值被过高提升和夏收作物收获时段不能反映; 3) 不可信的极值点的剔除。

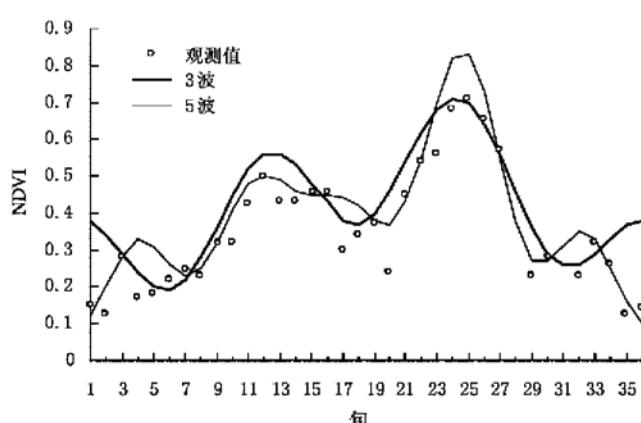


图 3 谐波个数对校正结果的影响

Fig. 3 Effect of numbers of harmonics on Fourier adjustments

针对第一个因素, 提高可信赖的冬季 NDVI 低值点的权重。通常, 裸地 NDVI 多在 0.11~0.17 之间, 考虑到混合像元的问题, 本文设判定阈值为 0.20, 对冬季 ($i \leq 9$ 或 $i \geq 33$) NDVI 在 0.2 以下的点, 认为这些点 NDVI 值可信, 提高这些点的权重。对生长季中低于 0.2 的点则认为是云的干扰或作物收获所导致。

修正的权重算法如下:

$$W_i = \begin{cases} 0 & U_i \leq -k \\ [1 + (U_i + r)/k]^4 & -k < U_i < -r, NDVI_i \geq 0.2 \\ 1 - U_i/k & -k < U_i < -r, NDVI_i < 0.2 \\ 1 & -r < U_i < r \\ [1 + (U_i - r)/k]^2 & U_i > r \end{cases}$$

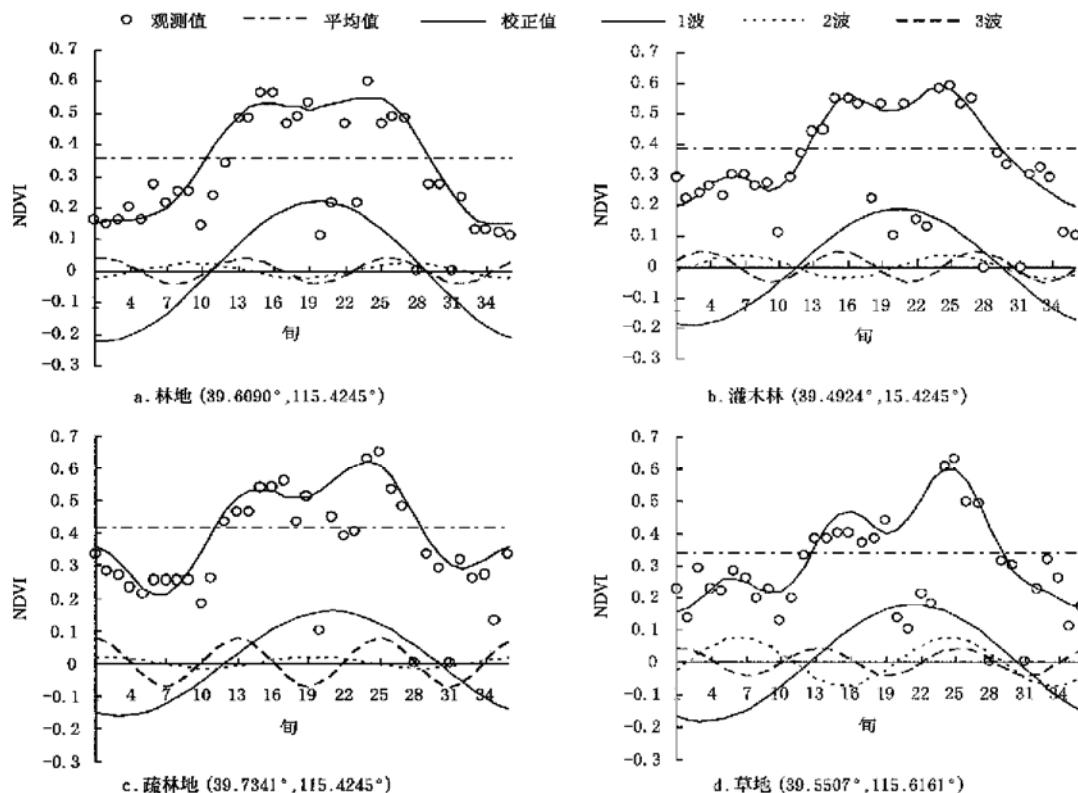


图 4 几种自然植被的 NDVI 校正结果与谐波分析

Fig. 4 Adjustments and harmonics analysis of NDVI time series for natural vegetations

其中 $K = 4$ 。

针对后两个因素, 基于先验知识, 附加几个特殊条件:

依据作物历, 华北平原的冬小麦收获和夏玉米播种多在 16 或 17 旬, 此期农田覆盖度最低, NDVI 表现为低值较合理, 故提升该旬观测值的权重, 设定:

如果 $i = 16$ 或 17 , $(NDVI_{i-1} - NDVI_i) > 0.1$ 且 $(NDVI_{i+1} - NDVI_i) < 0.1$, 则 $W_i = 2.5$ 。

使用该旬前后两旬的数据来判断某地该旬 NDVI 突降为收获所致, 并可很好地保留一年两作地区 NDVI 的季节变化特征。

对于在生长季以外(12 月至 3 月上旬)出现的极正值, 设定:

如果 $i \leq 7$ 或 $i \geq 33$ 且 $W_i > 1.5$, 则 $W_i = 0.0$ 。即将该极值点剔除后再进行拟合插值。

据此, 比较了权重算法修正前后的结果。图 1 中的粗实线代表算法修正后的校正结果, 图 2 实心柱形为修正后的权重值。与修正前相比, 算法修正后有效剔除了冬季里的极高值; 冬季 NDVI 的变化比较平稳; 没有过大提升第一茬植被 NDVI 值; 适当降低了最高值的权重, 全年 NDVI 最高值稍有降低; 前茬作物收获时的 NDVI 低值特征得以保留, 后茬作物前期 NDVI 值没有过高提升。可以看出, 改进后的校正算法可以很好地反映一年两作的农业植被季节变化特征。

为进一步验证修正后的权重算法, 本文又选择了河北省内 4 个代表自然植被的栅格点来显示修正效果(图 4)。可以看出, 1992 年 10 天最大值合成 NDVI 数据的

缺值和异常值较多,如果不作进一步校正,应用起来误差将很大。例如,整个区域的第 20 旬的数据基本上不可用,第 28 旬、第 31 旬的数据均为负值。图 4 中,有 3 个点的 36 旬数据有 7 旬数据明显异常,占数据点总数的 19.4%。而经过校正后,NDVI 时间序列基本上可以表征植被动态变化的过程。这说明,改进的 Sellers 算法可用来校正 10 天最大值合成 NDVI 数据。

2 利用谐波分析获取物候信息

NDVI 时间序列谐波分析的主要内容是确定谐波的余项值以及几个谐波的振幅和位相。谐波的余项表示的是 NDVI 年平均值,振幅表示的是 NDVI 时间序列基于平均值的波动范围,位相表示 NDVI 波动的时间特征。不同植被类型具有不同的生长发育规律,表现出不同的 NDVI 的季相特征,从而谐波分析的特征参数也各不相同。

图 5 是一年两作的农业植被的 NDVI 时间序列的谐波分析结果。可以看出,3 个谐波迭加就可表达该地 NDVI 季相变化特征,校正后的 NDVI 时间序列曲线很好地反映了作物生长的动态过程。利用该曲线既可以用经验方法来确定生育期的起始,也可通过分析谐波分析的特征参数来确定。1 波反映的是全年地表植被的生长的整体状况,1 波位相偏向于秋收作物,约为第 21 旬,主要表达夏玉米生长期 NDVI 较高。1 波振幅表达 NDVI 的波动,其值越大,表明该地的植被生产力越高。

2 波反映了全年两个生长过程,其初位相对应的是第一个生长季的开始,波谷对应的正是第一季作物的收获和第二季作物播种出苗的时段。3 波初位相为第 13 旬,正处于第一季作物的 NDVI 峰值区,第二位相正处于第二季作物的生长高峰,3 波的第一波谷所处时间对应的是冬小麦返青生长开始。这说明,3 个谐波的主要特征参数可以表征一年两作的农业植被的物候信息。可以看出,对校正后的 NDVI 时间序列曲线进行分析,可以得出生长季的起始时间,生长高峰等重要参数。

图 4 表示的是几个自然植被点的 NDVI 的时间序列谐波分析。图 4a 反映的是一树种单一的林地 NDVI 季相变化。1 波的振幅大于 0.2,而 2、3 谐波的振幅小于 0.05,1 波基本上概括了 NDVI 的绝大部分的变化特征,表达了该地植被一年内只有一个生长高峰,高峰期 NDVI 的变化平稳,2 波和 3 波的振幅很小说明其植被组成较单一,发育进程较一致。图 4b 灌木林和 c 疏林地的 NDVI 变化与 4a 类似。植被在 13 旬左右达到一个峰值,变化平缓,由于草地对降水的高度依赖,雨季降临后,达到另一个峰值。对于林地而言,表达一年两季信息的 2 波振幅都很小。图 4d 草地有两个生长高峰,NDVI 前期较平稳,在雨季有较大增长,相应地 2 波振幅比林地大。

从以上分析可以看出,不同植被类型其谐波分析的特征参数具有显著的不同,NDVI 时间序列谐波分析可以提取不同植被类型的季节变化特征信息。

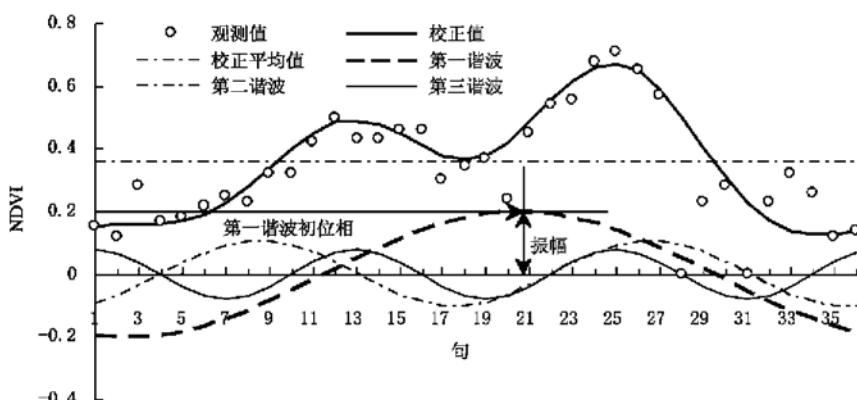


图 5 NDVI 时间序列谐波分析示例
Fig. 5 Harmonics analysis of NDVI time series

3 结 论

利用旬最大值合成 AVHRR NDVI 时间序列谐波分析获取地表植物物候特征的方法研究表明,已经过初步校正的旬最大值合成 AVHRR NDVI 数据产品,仍然存在数据异常和高噪声,在应用于地表参数反演时,必须进行进一步的校正。

在分析了农业植被和自然植被不同的生长发育规律的基础上,基于先验知识,对 Sellers 等提出的 NDVI 傅立叶校正算法进行了改进,改进的方法能够有效地剔除 NDVI 时间序列中的异常值,重新构建的 NDVI 时

间变化序列可以更好地反映地表植被的动态变化特征,因而改进的算法可用于短时段最大值合成的 NDVI 时间序列数据的校正。需要强调的是,改进的算法对农业植被赋以特殊条件限制,适当地改变权重赋值,强化了 NDVI 时间序列对农业植被尤其是一年两熟植被的动态变化特征的表达,而这种改变并不影响自然植被 NDVI 季节节律的分析。因此,本文改进的 NDVI 谐波校正算法对植被 NDVI 季相分析具有一定的区域适宜性。

基于河北南部几种植被类型实例分析表明,校正后的 NDVI 时间序列谐波分析可以捕捉 NDVI 季相变化

的重要特征参数。不同的地表植被类型对应着不同的NDVI季相变化特征,表现为不同谐波的振幅和位相值的不同。一年两熟的农业植被可以用3个谐波的叠加来表达,三个谐波的特征参数可以反映前后茬作物的生长状况,作物生育期的起始和最大生长时期均可用谐波分析的参数表达。不同的自然植被类型其谐波分析特征参数也各不相同。这些特征参数值可进一步用于土地覆被分类和作物类型判别。

[参考文献]

- [1] Schwartz M D. Advancing to full bloom: planning phenological research for the 21st century [J]. International Journal of Biometeorology, 1999, 42(3): 113–118.
- [2] 张学霞, 葛全胜, 郑景云. 遥感技术在植物物候研究中的应用综述[J]. 地球科学进展, 2003, 18(4): 534–544.
- [3] White M A, Thornton P E, Running S W. A continental phenology model for monitoring vegetation responses to interannual climatic variability[J]. Global Biogeochemical Cycles, 1997, 11: 217–234.
- [4] Schwartz M D. Green-wave phenology [J]. Nature, 1998, 394(6696): 839–840.
- [5] Stockli R, Vidale P L. European plant phenology and climate as seen in a 20-year AVHRR land-surface parameter dataset[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 25(17): 3303–3330.
- [6] Zhou L, Tucker C J, Kaufmann R K, 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(D17): 20069–20083.
- [7] 张峰, 吴炳方, 刘成林, 等. 利用时序植被指数监测作物物候的方法研究[J]. 农业工程学报, 2004, 20(1): 155–159.
- [8] Xin J, Yu Z, van Leeuwen L, et al. Mapping crop key phenological stages in the North China Plain using NOAA time series images[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2002, 4(2): 109–117.
- [9] Moulin S, L. K, Viovy N, et al. Global-scale assessment of vegetation phenology using NOAA/AVHRR satellite measurements[J]. Journal of Climate, 1997, 10: 1154–1170.
- [10] Chen X, Tan Z, Schwartz M D, et al. Determining the growing season of land vegetation on the basis of plant phenology and satellite data in Northern China[J]. International Journal of Biometeorology, 2000, 44(2): 97–101.
- [11] White M A, Running S W, Thornton P E. The impact of growing-season length variability on carbon assimilation and evapotranspiration over 88 years in the eastern US deciduous forest[J]. International Journal of Biometeorology, 1999, 42: 139–145.
- [12] Kimball B A, Keyser A R, Running S W, et al. Regional assessment of boreal forest productivity using an ecological process model and remote sensing parameter maps [J]. Tree Physiology, 1999, 20: 761–775.
- [13] Schwartz M D, Reed B C. Surface phenology and satellite sensor-derived onset of greenness: An initial comparison[J]. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(17): 3451–3457.
- [14] 王正兴, 刘闯, Huete A, 等. 植被指数研究进展[J]. 生态学报, 2003, 23(5): 979–987.
- [15] Gutman G G, Ignatov A. Global land monitoring from AVHRR: potentials and limitations [J]. International Journal of Remote Sensing, 1995, 16: 2301–2309.
- [16] Goward S N, Turner D G, Dye D G, et al. The University of Maryland improved global vegetation index product [J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15: 3365–3395.
- [17] James M E, Kalluri S N V. The Pathfinder AVHRR land dataset: An improved coarse resolution dataset for terrestrial monitoring [J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15: 3347–3363.
- [18] Los S O, Justice C O, Tucker C J. A global 1 by 1 NDVI dataset for climate studies derived from the GIMMS continental NDVI[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15: 3493–3518.
- [19] Reed B C, Brown J F, VanderZee D, et al. Measuring phenological variability from satellite imagery [J]. Journal of Vegetation Science, 1994, 5: 703–714.
- [20] Kaduk J, Heimann M. A prognostic phenology model for global terrestrial carbon cycle models [J]. Climate Research, 1996, 6(1): 1–19.
- [21] Sellers P J, Los S O, Tucker C J, et al. A revised land surface parameterization (SiB2) for atmospheric GCMs. Part 2: The generation of global fields of terrestrial biophysical parameters from satellite data[J]. Journal of Climate, 1996, 9: 706–737.
- [22] Sellers P J, Tucker C J, Collatz S O, et al. A global 1 by 1 NDVI data set for climate studies. Part. 2: The generation of global fields of terrestrial biophysical parameters from the NDVI[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15: 3519–3545.
- [23] Roerink G J, Menenti M, Verhoef W. Reconstructing cloudfree NDVI composites using Fourier analysis of time series [J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(9): 1911–1917.
- [24] 陆文杰, 李正浩. 植被指数序列中的天气影响评估[J]. 中国农业气象, 1996, 17(2): 36–40.
- [25] 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.
- [26] Moody A, Johnson D M. Land-surface phenologies from AVHRR using the discrete Fourier transform[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 75(3): 305–323.
- [27] 张峰, 吴炳方, 刘成林, 等. 区域作物生长过程的遥感提取方法[J]. 遥感学报, 2004, 8(6): 515–528.
- [28] Jakabauskas M E, Legates D R, Kastens J H. Crop identification using harmonic analysis of time-series AVHRR NDVI data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2002, 37(1–3): 127–139.
- [29] Andres L, Salas J, Skole D. Fourier analysis of multi-temporal AVHRR data applied to a land cover classification[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(5): 1115–1121.

- [30] Olsson L, Eklundh L. Fourier series for analysis of temporal sequences of satellite sensor imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(18): 3735–3741.
- [31] Verhoef W, Menenti M, Azzali S. A colour composite of NOAA-AVHRR-NDVI based on time series analysis (1981–1992)[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17: 231–235.
- [32] Azzali S, Menenti M. Mapping vegetation-soil-climate complexes in southern Africa using temporal Fourier analysis of NOAA-AVHRR NDVI data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(5): 973–996.
- [33] Menenti M, Azzali S, Verhoef W, et al. Mapping agroecological zones and time lag in vegetation growth by means of fourier analysis of time series of NDVI images [J]. Advances in Space Research, 1993, 13(5): 233–237.
- [34] Azzali S, Menenti M. Mapping isogrowth zones on continental scale using temporal Fourier analysis of AVHRR-NDVI data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 1999, 1(1): 9–20.
- [35] Roerink G J, Menenti M, Soepboer W, et al. Assessment of climate impact on vegetation dynamics by using remote sensing[J]. Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 2003, 28(1–3): 103–109.

Phenologies from harmonics analysis of AVHRR NDVI time series

Lin Zhonghui, Mo Xingguo

(Institute of Geographical Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: The parameters from the Fourier harmonics analysis based on discrete Fourier transform (DFT) algorithm concisely summarize the development signals of annual or biannual vegetations embedded in time-series of AVHRR NDVI data. In this paper, as the characteristics of agricultural vegetation dynamics is different from that of natural vegetation, the adjustment algorithm of NDVI time series for natural vegetation developed by Sellers et al. (1996) was modified. Then, the authors applied and evaluated the DFT using the adjusted 10 days composited Pathfinder NDVI data(1992) in the southern Hebei Province, China. The results show the modified algorithm can be used to reconstruct the NDVI time series either for agricultural vegetation or natural vegetation. The pollution of cloud and the abnormal values in NDVI time series can be successfully removed with the modified algorithm, the harmonics wave can reconstruct a new NDVI time series which providing a basis for linking the analysis results to basic vegetation types according to their characteristic phenologies. The mean NDVI indicated overall productivity, allowing the differentiation of unproductive, moderately productive, and highly productive areas. The amplitude of harmonics indicated the variability of productivity over the year. The phase of the first harmonics summarized the timing of green-up for annual natural vegetation. The first two phases of the third harmonics show the time of highly growth period of biannual agricultural vegetation. The point analysis provides the foundation for the regional analysis. The results from harmonics analysis of NDVI time series could be used to land cover classification and crop type identification.

Key words: AVHRR NDVI; time series; harmonics analysis; phenology