

武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: 利用混沌特性和 Volterra 自适应算法的极移短期预报
作者: 徐海龙, 乔书波, 林家乐
DOI: 10.13203/j.whugis20200505
收稿日期: 2021-07-12
网络首发日期: 2021-10-09
引用格式: 徐海龙, 乔书波, 林家乐. 利用混沌特性和 Volterra 自适应算法的极移短期预报[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20200505>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

引用格式：

徐海龙, 乔书波, 林家乐. 利用混沌特性和Volterra自适应算法的极移短期预报[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, DOI: 10.13203/j.whugis20200505 (XU Hailong, QIAO Shubo, LIN Jiale. Short-term Prediction for Polar Motion Based on Chaos and Volterra Adaptive Algorithm [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, DOI: 10.13203/j.whugis20200505)

利用混沌特性和 Volterra 自适应算法的 极移短期预报

徐海龙^{1,2} 乔书波¹ 林家乐¹

¹ 信息工程大学地理空间信息学院, 河南郑州, 450001

² 31121 部队, 江苏南京, 210001

摘要：针对极移序列复杂的时变特点，首次将极移作为混沌考虑并提出 Volterra 自适应算法的高精度极移短期预报方法。首先利用小数据量法分别计算得到 X_p 分量和 Y_p 分量的最大 Lyapunov 指数，证明了极移的混沌特性。然后应用二阶 Volterra 自适应算法进行两个算例预报实验，结果分别与地球定向参数预报比较活动 (Earth Orientation Parameters Prediction Comparison Campaign, EOP PCC) 结果和国际地球自转与参考系服务 (IERS) 官方预报产品 Bulletin A 对比分析。实验对比发现，与 EOP PCC 的最佳方法相比本文方法精度更高， X_p 分量预报精度提升较为明显， Y_p 分量预报精度也略有提高；与 Bulletin A 相比时，两种预报结果的精度互有利弊，本文方法在预报前期精度更高。实例进一步证明了所提出的方法在短期极移预报中可以取得良好的结果，尤其在预报跨度较小时精度更优。

关键词：地球自转参数；极移；混沌；Volterra 级数；预报

中图法分类号：P228 **文献标识码：**A

极移 (polar motion, PM) 是地球自转轴在地球体内运动而导致地极在地面上位置发生的缓慢移动^[1]。极移的两个分量 X_p 、 Y_p 和日长变化是地球自转参数 (Earth rotation parameters, ERP) 的重要组成部分。ERP 是实现天球坐标系和地球坐标系相互变化的必要参数，其预报数据更在卫星实时精密定轨、气候预测和军事领域等方面必不可少^[2]。极移受多种激发源影响，在解算时

通常有几小时至数天的延迟，预报数据也存在精度不高等问题，尚不能满足部分用户对高精度极移预报数据的需求。因此，近些年国内外学者相继提出了多种预报方法，如最小二乘 (least squares, LS) 外推和自回归组合 (autoregressive, AR) 模型^[3]、LS 外推和人工神经网络 (artificial neural networks, ANNs) 组合模型^[4]、抗差自适应卡尔曼滤波和 AR 组合^[5]等以及这些模型的组合及改

收稿日期：2021-07-12

项目资助：国家自然科学基金项目 (42074010)。

第一作者：徐海龙，硕士研究生，主要研究方向为空间大地测量与时间序列分析。E-mail: xuhailong0330@qq.com

通信作者：乔书波，博士，教授。E-mail: chxyqsb@163.com

正算法^[6-8]。维也纳理工大学依托国际地球自转与参考系服务(IERS)于2005年到2008年组织了地球定向参数比较活动(Earth orientation parameters prediction comparison campaign, EOP PCC)旨在呼吁全球相关研究人员参与,比较各种预报方法,进一步提高地球定向参数的预报精度。该活动在全球范围内有8个国家共12个相关领域顶尖专家或小组参与,涉及20种预报方法,最终结论表明对于极移序列预报精度最高的为LS+AR模型,但并不适用于所有跨度上的预报^[7]。

目前,IERS发布的Bulletin A产品中的极移预报方法就是LS+AR模型,LS拟合时分别加入了线性趋势项、周年项、半年项、1/3和1/4周年项和钱德勒项,然后利用AR模型对残差序列进行预测,但该模型在预报时长期精度稳定,短期预报精度偶尔较差^[9]。本文利用混沌相关理论,对极移进行预报以提高其短期预报精度。混沌预测作为一种新型的非线性预测理论,通过对时间序列重构相空间,可以挖掘时序中隐藏的规律,非常适用总体呈现确定性但又具有随机性的复杂系统。近年来,混沌时间序列分析方法在气象水文、交通流、电力系统、火灾预警、经济分析等众多科研和工程领域得到广泛应用^[10-13]。

然而,目前仍未有将极移作为混沌考虑的研究出现。本文首先阐述了混沌相关理论,对极移序列重构相空间并计算其最大Lyapunov指数,证明了极移序列的混沌特性,然后应用二阶Volterra自适应预测算法进行了极移的短期预报,分别同EOP PCC结果和Bulletin A预报值对比,验证了本文预报方法的可行性。

1 混沌相关理论

混沌现象在自然界中无处不在,它即不是确定系统中的规律运动,也不是完全无序的随机状态,而是一种由众多激发因素相互影响的不规则运动。上个世纪八十年代,Packard等^[14]和Takens等^[15]提出了相空间重

构理论(phase space reconstruction, PSRT),指出当重构的多维相空间中延迟时间 τ 和嵌入维数 m 合适时,可以把混沌序列隐含的信息充分提取出来^[12]。该理论为进行混沌理论应用于非线性时间序列预测奠定了基础。

1.1 相空间重构

设有观测时间序列 $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$,在延迟时间为 τ 的 m 维相空间中,相空间矢量可以表示为:

$$\mathbf{X}_j = [x_j, x_{j+\tau}, \dots, x_{j+(m-1)\tau}] \quad (1)$$

式中, $j=1, 2, \dots, M$, $M=N-(m-1)\tau$ 。

从一定意义上来说,任一相点 \mathbf{X}_j 都包含有 m 个分量,则每一个相点的背后都隐藏着整个系统的动力关系。

延迟时间 τ 和嵌入维数 m 能否正确求得关乎重构相空间的质量,众多学者针对这两个重要的参数求解展开了研究并提出了可行的方法^[16]。1996年Kugiumtzis D提出了延迟窗口 τ_w 的概念^[17,18],将 τ 和 m 看作一组参数对并推导出定值公式:

$$\tau_w = (m-1)\tau \quad (2)$$

此时问题转化为对延迟时间和延迟窗口的求取,而C-C方法^[19]在这一基础上发展而来,主要计算步骤如下:

首先,将观测序列 $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$ 分为:

$$\begin{aligned} x^1 &= \{x_i | i=1, \tau+1, \dots, N-\tau+1\} \\ x^2 &= \{x_i | i=2, \tau+2, \dots, N-\tau+2\} \\ &\vdots \\ x^r &= \{x_i | i=\tau, 2\tau, \dots, N\} \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中,序列之间互不相交,每个序列长 $l=N/\tau$,并分别计算每个序列的统计量 S :

$$\begin{aligned} S(m, N, r, \tau) \\ = \frac{1}{\tau} \sum_{l=1}^{\tau} \{C_l(m, \frac{N}{\tau}, r, \tau) - C_l[1, \frac{N}{\tau}, r, \tau]^m\} \end{aligned}$$

(4)

式中, C_l 表示关联积分, 表示相空间中任意两点间距离小于半径 r 的概率, 其定义如下:

$$C(m, N, r, \tau) = \frac{2}{M(M-1)} \sum_{1 \leq i < j \leq M} \theta(r - \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|_\infty) \quad (5)$$

式(5)中 \mathbf{X}_i 和 \mathbf{X}_j 求取方法与式(1)一致, $\theta(\cdot)$ 为 Heaviside 单位函数, 满足: 若 $x < 0$, $\theta(x) = 0$; 若 $x \geq 0$, $\theta(x) = 1$ 。根据 BDS (Brock-Dechert-Scheinkman) 统计理论, 如果时间序列是独立同分布, 则 N 无穷大时统计量为 $S(m, r, \tau)$ 且恒为零。然而实际中观测的时间序列是相关且有限的, 则 $S(m, r, \tau) \sim \tau$ 反映的是时间序列的自相关特性。当其第一次过零点或对所有半径 r 相互差别最小时, 可以认为相空间重构的点是均匀分布的, 此时认为重构的相空间最为合理。定义差:

$$\Delta S(m, \tau) = \max\{S(m, r_i, \tau)\} - \min\{S(m, r_j, \tau)\} \quad (6)$$

式中, $\Delta S(m, \tau)$ 表示了 $S(m, r, \tau) \sim \tau$ 对所有半径 r 的最大偏差。

应用 BDS 统计得到 S 中各参数的合理取值, 一般取 $N = 3000$ 、 $m = 2, 3, 4, 5$ 、 $r = k \cdot \sigma / 2$ 、 $k = 1, 2, 3$, σ 是该序列的均方差。故可得最终得 C-C 方法公式如下:

$$\begin{aligned} \bar{S}(\tau) &= \frac{1}{16} \sum_{m=2}^5 \sum_{j=1}^4 S(m, r, \tau) \\ \Delta \bar{S}(\tau) &= \frac{1}{4} \sum_{m=2}^5 \Delta S(m, \tau) \quad (7) \\ S_{cor}(\tau) &= \Delta \bar{S}(\tau) + |\bar{S}(\tau)| \end{aligned}$$

综合上述分析和公式(7), 最优延迟时间 τ 可以取 $\bar{S}(\tau)$ 的第一个零点或者 $\Delta \bar{S}(\tau)$ 的第一个局部极小值点, τ_w 取 $S_{cor}(\tau)$ 的全局最小点。然后依据定值公式(2)即可确

定最佳嵌入维数 m 。

1.2 混沌判别

目前关于混沌序列的判别主要分定性法和定量法两类。定性法是仅通过观察序列在时域或频域的特征曲线来分析判别的方法, 但此类方法判别过程简单易于理解, 过于笼统主观, 一般不被采纳。定量法就是通过一些算法计算出混沌的某些特征量来判别混沌是否存在, 因此相对于定性法具有更好的辨别力和说服力。定量法进行混沌判别的特征量主要有最大 Lyapunov 指数、关联维数和 K 熵等^[20]。而关联维数和 K 熵等都与 Lyapunov 指数有着密切关系, 故最基本的就是求取 Lyapunov 指数。

Lyapunov 指数表征的是动力系统在相空间中相邻点之间在轨道中演化的规律, Lyapunov 指数大于 0 则表示轨道发散, 小于 0 表示轨道收敛。在混沌判别时, 可以对时间序列求取 Lyapunov 指数判断, 当存在或最大 Lyapunov 指数大于 0 时, 就意味着该时间序列为混沌序列^[21]。

计算时间序列最大 Lyapunov 指数的方法有很多, 如 Wolf 方法、Jacobi 方法、P-范数方法和 Rosenstein 等^[22]提出的小数据量法等。其中小数据量法相对其他方法有计算简便、抗噪声能力强、数据量要求少等优点。本文在进行极移序列混沌判别时选用小数据量法求取最大 Lyapunov 指数, 主要计算过程如下:

首先结合公式(1)寻找相空间中每个点 \mathbf{X}_j 的相邻点 $\mathbf{X}_{\hat{j}}$, 即:

$$d_j(0) = \min \|\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_{\hat{j}}\|, |j - \hat{j}| > T \quad (8)$$

式中, T 为序列平均周期。

计算出每个 \mathbf{X}_j 相邻点在 i 个离散时间步后的距离 $d_j(i)$:

$$d_j(i) = \min \|\mathbf{X}_{j+i} - \mathbf{X}_{\hat{j}+i}\| \quad (9)$$

$$i = 1, 2, \dots, \min(M - j, M - \hat{j})$$

对式(9)两边同时取对数,对每个*i*求出所有*j*的 $\ln d_j(i)$ 平均值 $y(i)$,设*p*为非零 $d_j(i)$ 的具体数目值,则:

$$y(i) = \frac{1}{p\Delta t} \sum_{j=1}^p \ln d_j(i) \quad (10)$$

最后,做出 $i\Delta t - y(i)$ 曲线图,曲线斜率即为 Lyapunov 指数,利用最小二乘法拟合可以求得斜率大小数值,根据是否大于 0 可进行混沌判定。

2 预报流程及算法

2.1 实验流程

图 1 为本文方法的极移预报流程,共分为三部分:

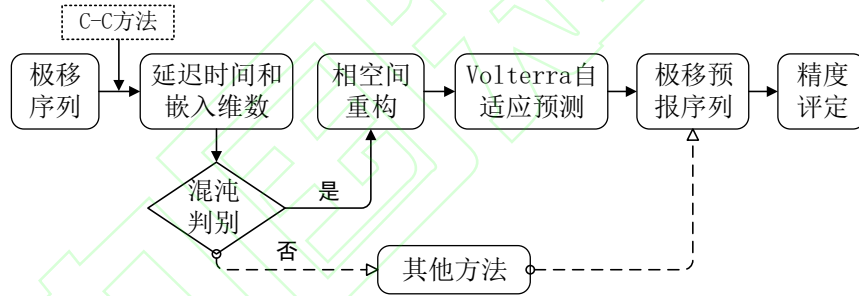


图 1 极移预报流程图

Fig.1 Flowchart for Polar Motion Prediction

2.2 Volterra 自适应预测模型原理

对极移参数的预测研究中,最重要的就是建立“样本数据—输出值”之间的非线性关系。而时间序列预测结果的精确与否一定程度上由样本和输出关系之间的拟合程度决定,理论上存在一个动力学模型 $F(\cdot)$,使得:

$$x(n+T) = F(\mathbf{X}(n)) \quad (12)$$

式中, T 为预测步长。然而在实际中受限于数据量有限和数据测量误差的存在,不可能真正

①数据处理:选择合适长度的极移数据作为基础数据,通过 C-C 方法计算得到延迟时间和嵌入维数;

②混沌判别:利用小数据量法分别计算极移 X_p 和 Y_p 分量的最大 Lyapunov 指数,判定极移的混沌特性,若为混沌则可继续使用混沌相关理论进行预报,否则使用其他方法;

③预报及精度评定:使用二阶 Volterra 自适应预测模型对重构的极移参数进行预报。精度评定采用 EOP PCC 推荐的平均绝对误差 (mean absolute error, MAE):

$$MAE_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |p_j^i - o_j^i| \quad (11)$$

式中, p_j 和 o_j 分别为极移序列*j*点的预报值和原始值; i 为预报跨度; N 为预报天数。

求得 $F(\cdot)$,本文中采用 Volterra 级数构造模型来无限逼近 $F(\cdot)$ 。Volterra 级数可以理解为是带记忆功能的泰勒级数展开,与幂级数有着天然的联系,具有同时对线性和非线性拟合的能力,更符合极移序列的非线性本质^[17]。

在非线形系统中,设输入的样本数据为 $\mathbf{X}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]$,输出为 $\hat{x}(n+1)$,则用于时间序列预测的 Volterra 级数展开式如公式(13)^[23]:

$$\begin{aligned}
\hat{x}(n+1) &= F(\mathbf{X}(n)) = h_0 + \sum_{k=1}^{+\infty} y_k(n) \\
&= h_0 + \sum_{m_1=0}^{+\infty} h_1(m_1)x(n-m_1\tau) + \sum_{m_1=0}^{+\infty} \sum_{m_2=0}^{+\infty} h_2(m_1, m_2)x(n-m_1\tau)x(n-m_2\tau) \quad (13) \\
&+ \cdots + \sum_{m_1=0}^{+\infty} \sum_{m_2=0}^{+\infty} \cdots \sum_{m_p=0}^{+\infty} h_p(m_1, m_2, \cdots, m_p)x(n-m_1\tau) \cdots x(n-m_p\tau) + \cdots
\end{aligned}$$

式中, $h_p(m_1, m_2, \cdots, m_p)$ 为 p 阶 Volterra 滤波器的核 (响应函数)。然而在这种无限展开的级数形式在应用时很难实现, 必须进行必要的舍弃后采用有限次的求和形式, 最常用的便是二阶截断求和形式^[12,23]。故本文用于极移时间

序列预测的滤波器形式为公式 (14) 所示。式中, N_1 和 N_2 为滤波器长度, 数值大小由嵌入维数 m 决定^[23]。又因为在式 (14) 中, Volterra 级数的核函数向量 $\mathbf{H}(n)$ 和输入信号向量 $\mathbf{U}(n)$ 可以表示为:

$$\hat{x}(n+1) = h_0 + \sum_{m_1=0}^{N_1-1} h_1(m_1)x(n-m_1\tau) + \sum_{m_1=0}^{N_2-1} \sum_{m_2=0}^{N_2-1} h_2(m_1, m_2)x(n-m_1\tau)x(n-m_2\tau) \quad (14)$$

$$\mathbf{H}(n) = [h_0, h_1(0), h_1(1), \cdots, h_1(m-1), h_2(0,0), h_2(0,1), \cdots, h_2(m-1, m-1)]^T \quad (15)$$

$$\mathbf{U}(n) = [1, x(n), x(n-\tau), \cdots, x(n-(m-1)\tau), x^2(n), x(n)x(n-\tau), \cdots, x^2(n-(m-1)\tau)]^T \quad (16)$$

将该核函数向量 $\mathbf{H}(n)$ 和输入向量 $\mathbf{U}(n)$ 代入式 (14) 可得输出结果:

$$\hat{x}(n+1) = \mathbf{H}^T(n)\mathbf{U}(n) \quad (17)$$

对于此滤波器参数解算一般可采用归一化最小均方 (normalized least mean square, NLMS) 自适应算法^[24]:

$$e(n) = x(n+1) - \mathbf{H}^T(n)\mathbf{U}(n) \quad (18)$$

$$\mathbf{H}(n+1) = \mathbf{H}(n) - \frac{\mu}{\mathbf{U}^T(n)\mathbf{U}(n)} e(n)\mathbf{U}(n) \quad (19)$$

式中, $e(n)$ 表示模型中期望值与实际输出之间的差值。滤波器的核函数将据此进行自适应调整, 从而输出最终结果。 μ 表示收敛因子, $0 < \mu < 2$, 改变收敛因子的值可使模型收敛于某个最优值。

在使用此滤波器进行极移时间序列时首先得到的是单个预报值, 此时可以采用递推预测模式。首先输入样本数据 $\mathbf{X}(n)$ 以训练 Volterra 级数模型得到一个单步预测器, 建立

输入 $\mathbf{X}(n)$ 与 $x(n+1)$ 的定量关系从而得到预测值 $\hat{x}(n+1)$; 然后将 $\hat{x}(n+1)$ 代入到输入数据 $\mathbf{X}(n)$ 中并更新为 $\mathbf{X}(n+1)$, 依次类推, 从而进行多步预报。

3 算例分析

目前国际上采用的地球自转参数大多来自 IERS 发布的 EOP C04 系列 (<http://hpiers.obspm.fr/iers/eop/>)。该产品中包含有 1962 年 1 月 1 日起至今间隔为 1d 的极移、日长变化、地球自转速率等高精度地球自转参数。本文实验中所采用的基础数据均来自 EOP C04 系列。

3.1 与 EOP PCC 对比分析

EOP PCC 要求使用的基础数据采用 EOP 05C04 序列, 并规定预报时段为 2005 年 10 月 1 日至 2008 年 2 月 28 日, 每隔 7d 滚动预报一期。本实验将选取同 EOP PCC 相同的数据, 预报相同时段, 预报跨度为 30d, 实验时始终保持基础数据 10a 长度不变。

首先用 C-C 方法分别计算极移 X_p 、 Y_p 分

量的延迟时间和嵌入维数，然后通过小数据量法计算出 X_p 和 Y_p 分量的最大 Lyapunov 指数，结果显示极移两分量的最大 Lyapunov 指数均大于 0，证明极移具有混沌特性。最后，利用二阶 Volterra 自适应预测算法预报，取所有期的 MAE 的平均值作为最终结果精度。图 2(a) 所示为 EOP PCC 竞赛结果，各不同颜色和形状的线条代表不同的参赛小组，文献[25]给出了具体参赛小组名称和预报方法及其各小组预报结果。

此次活动中，预报跨度为 30d 时精度最高为所有方法的加权组合（空心圆黑色线），各

小组中极移预报精度最高的分别是 Kalarus 小组（编号 061，橘色实线）、Zotov 小组（编号 091，深蓝色实线）和 Kosek 小组（编号 051，灰色实线）。图 3（b）为本文方法结果。由于 EOP PCC 的最终结果只以图的形式给出，本文仅与其预报精度 MAE 图比较（原文中与本实验无关内容已被舍弃）。对比发现，本文方法预报的 X_p 和 Y_p 分量误差均小于 EOP PCC 竞赛结果的最优方法，预报在第 30d 时， X_p 分量 MAE 值为 5.53mas，精度远高于 EOP PCC 结果的 8mas 左右；对于 Y_p 分量，预报精度也略有提高。

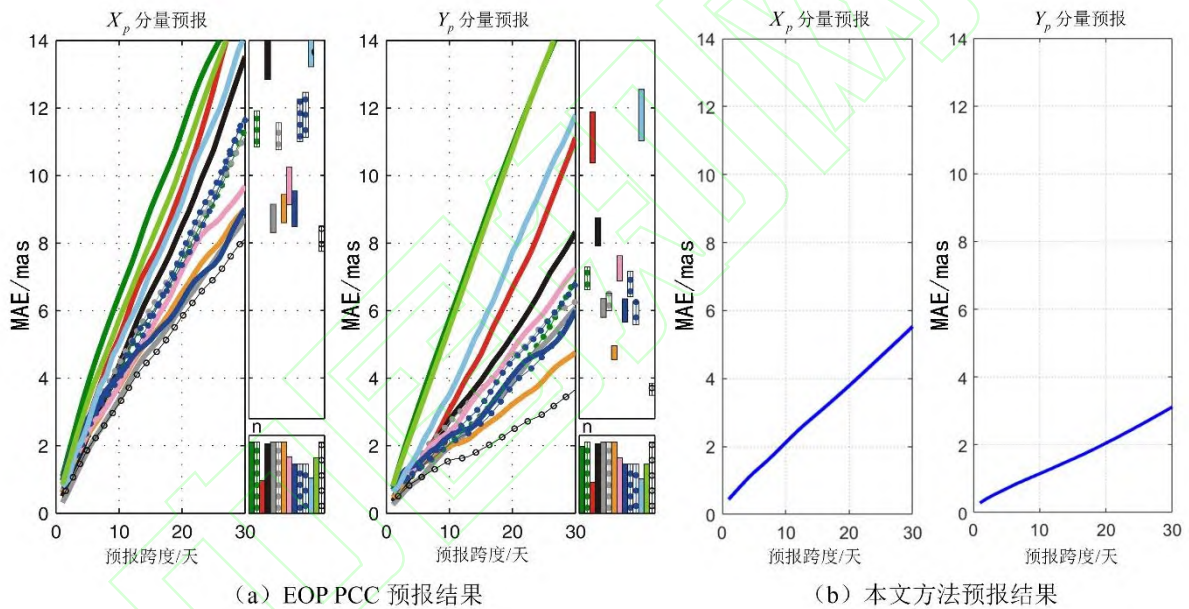


图 2 本文方法与 EOP PCC 的极移预报结果对比

Fig.2 Comparison of Polar Motion Prediction Results Between this Algorithm and EOP PCC

3.2 与 Bulletin A 对比分析

IERS 发布的 Bulletin A 产品 (<ftp://ftp.iers.org/products/eop/rapid/bulletina>) 由美国海军天文台提供，包括最近 7d 的极移和 UT1-UTC 的观测值以及未来 365d 的预测值，采样间隔均为 1d，每周更新 1 次^[9]。本算例将使用 EOP 14C05 数据进行极移短期预报，并将

预报结果同 Bulletin A 产品中极移预报值进行对比。基础序列选择 10a 长度，分别预报同 IERS 发布的 2018、2019 和 2020 年 1 月第一周的 Bulletin A 产品相同时间点。数据选取和处理结果见表 1 所示。

表 1 不同时间段的极移的混沌特征量

Tab.1 The Chaotic Characteristics of Polar Motion in Different Time Periods

基础时间段	预报时间段	极移分量	延迟时间	嵌入维数	最大 Lyapunov 指数
2008-1-5~2018-1-4	2018-1-5~2018-2-3	Xp	14	9	>0
		Yp	15	9	>0
2009-1-4~2019-1-3	2019-1-4~2019-2-2	Xp	15	9	>0
		Yp	15	9	>0
2010-1-3~2020-1-2	2020-1-3~2020-2-1	Xp	16	8	>0
		Yp	16	9	>0

然后使用二阶 Volterra 自适应预测算法进行预报。图 3 和图 4 为本文预报结果和 Bulletin A 预报结果同真值 EOP 14C04 的比较，图 5

和图 6 为两种预报值同真值 EOP 14C04 的绝对差值，图中 (a)、(b) 和 (c) 分别表示表 2 中 2018 年、2019 年和 2020 年的预报时间段。

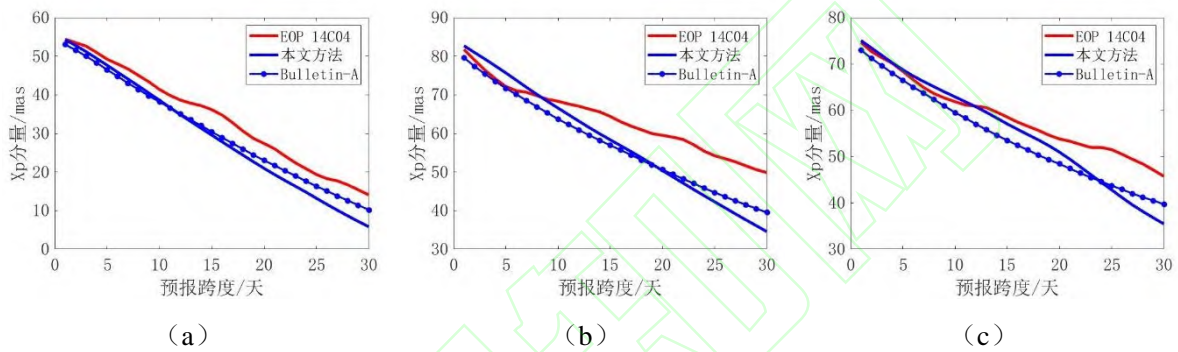


图 3 极移 Xp 分量两种方法预报值与 EOP 14C04 比较

Fig.3 Comparison of Xp Prediction Results Between the Two Methods and EOP 14C04

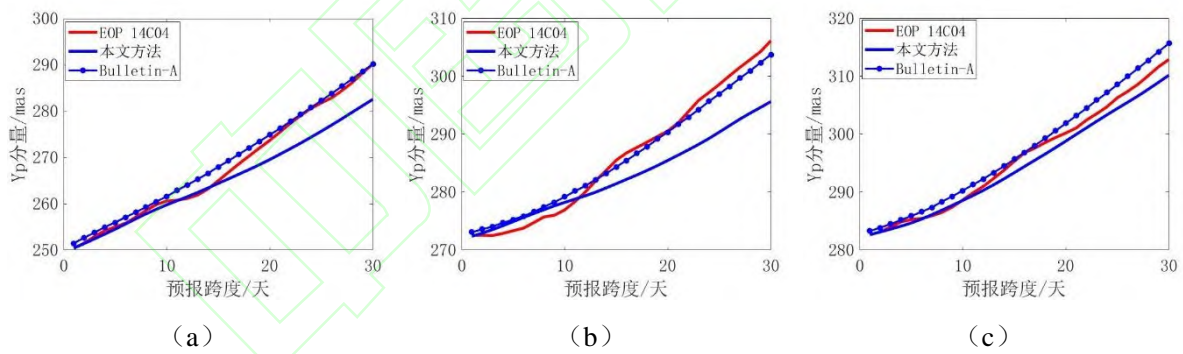


图 4 极移 Yp 分量两种方法预报值与 EOP 14C04 比较

Fig.4 Comparison of Yp Prediction Results Between the Two Methods and EOP 14C04

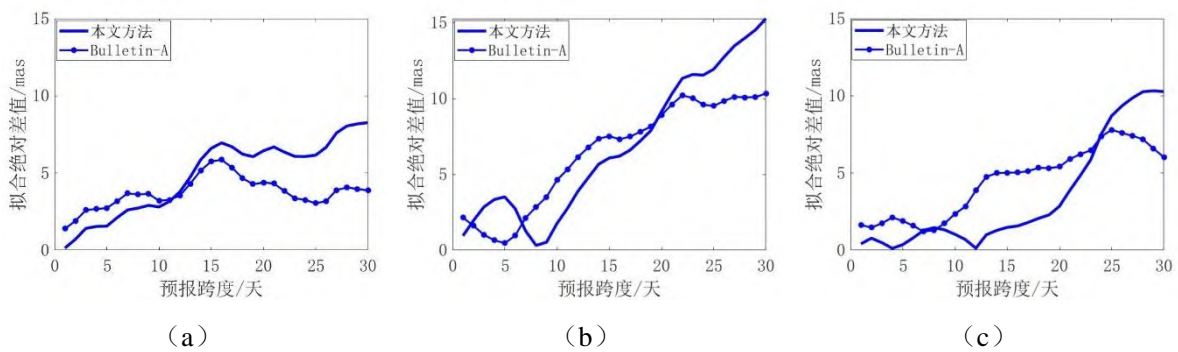


图5 极移 Xp 分量两种方法预报结果与 EOP 14C04 绝对差值

Fig.5 Absolute Errors of Xp Prediction Results of the Two Methods with EOP 14C04

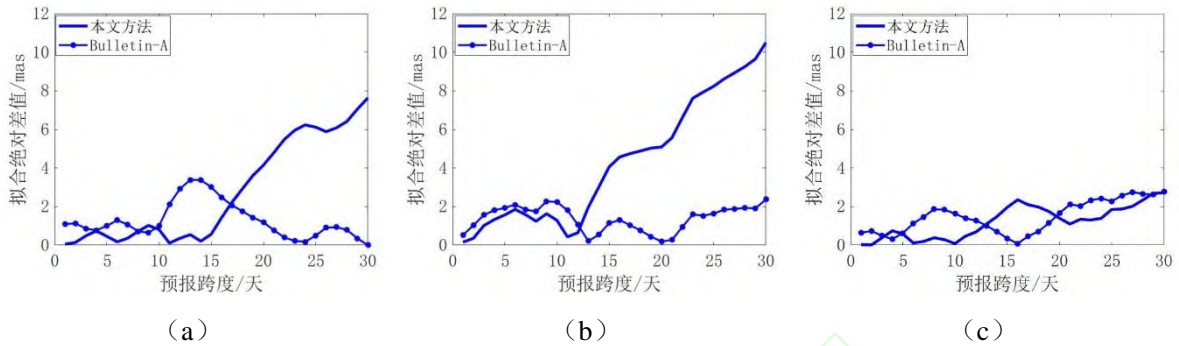


图6 极移 Yp 分量两种方法预报结果与 EOP 14C04 绝对差值

Fig.6 Absolute Errors of Yp Prediction Results of the Two Methods with EOP 14C04

综合对比图3和图4结果可以看出，本文方法在预报前期与EOP 14C04极移序列拟合情况较好，而在预报后期本文方法预报值逐渐偏离真值；Bulletin A预报值虽然在预报前期不如本文方法更接近真值序列，但长期稳定性较好。分析图5和图6，这种现象更加明显。其中，在进行极移Xp分量预报时，本文方法在前15d甚至前20d有着较高的精度，在进行极移Yp分量预报时，本文方法在前10d有着较高的精度。整体来看，预报前期本文方法预报精度较高，但随着预报跨度的增加，采用本文方法的

预报绝对误差发散较快，预报精度比Bulletin A略低。这说明将极移序列当作混沌考虑，利用相空间重构技术和二阶Volterra自适应预测算法，能够一定程度上提升极移的短期的预报精度，但当预报跨度较大时提升效果较小。

为了进一步整体分析对比本文方法和Bulletin A的预报结果，进行实验与官方发布的2018年全年的52期和2019年全年的52期共104期的Bulletin A预报结果比较，取极移各分量的所有预报期的MAE平均值为最终结果，具体统计结果见表2。

表2 极移预报结果 MAE 统计表/mas

Tab.2 MAE Statistics of Polar Motion Prediction Accuracy/mas

预报 跨度	Bulletin A		本文方法		提升百分比	
	Xp	Yp	Xp	Yp	Xp	Yp
1	1.17	1.09	0.48	0.30	59%	72.5%
3	1.33	1.21	0.91	0.59	31.6%	51.2%
5	1.53	1.33	1.30	0.82	15%	38.3%
7	1.74	1.44	1.67	1.04	4%	27.8%
9	1.92	1.54	2.01	1.23	-4.6%	20.1%
12	2.24	1.72	2.53	1.49	-12.9%	13.4%
15	2.58	1.90	3.05	1.75	-18.2%	7.9%
18	2.88	2.04	3.54	2.01	-22.9%	1.5%
21	3.18	2.18	4.02	2.25	-26.4%	-3.2%
24	3.45	2.32	4.50	2.49	-30.4%	-7.3%
27	3.71	2.45	4.96	2.74	-33.7%	-11.8%
30	3.96	2.58	5.42	2.98	-36.9%	-15.5%

表 2 中统计结果表明, 本文方法对比 Bulletin A 的预报结果在不同的预报跨度时互有利弊。通过计算本文方法相对于 Bulletin A 预报值的提升百分比可以看出, 提升效果在预报初期较为明显。 X_p 和 Y_p 分量在第 1d 的预报精度分别提升 59% 和 72.5%, 精度提升幅度较大。但是随着预报跨度的增加, 预报精度提升的百分比逐渐降低。其中, X_p 分量预报跨度为 7d 时, 提升效果明显减小, 随后误差逐渐开始增大; Y_p 分量同样如此, 提升百分比在预报第 18d 时为 1.5%, 预报优势减弱, 预报精度逐渐低于 Bulletin A 的预报结果。综合比较本次实验预报结果来看, 相比于 Bulletin A, 本文方法在极移预报短时间内具有更优的预报结果, 再次验证了基于混沌的 Volterra 自适应算法应用于极移短期高精度预报的可行性, 预报结果具有较大的参考意义。

4 结语

考虑到混沌序列预测方法适用于那些总体呈确定性又具有随机性的复杂系统的能力, 针对极移序列的非线性时变特点, 提出基于混沌的极移 Volterra 自适应高精度短期预报方法。利用小数据量法分别计算了极移 X_p 分量和 Y_p 分量的最大 Lyapunov 指数, 并进行算例分析分别同 EOP PCC 预报结果和 IERS 官方预报产品 Bulletin A 进行对比。通过实验和分析得出以下结论:

(1) 对于极移序列, 计算出的最大 Lyapunov 指数大于 0, 可以证明极移是一种混沌序列, 该结论对下一步应用其他混沌相关理论进行极移预报的研究奠定了基础。

(2) 与 EOP PCC 预报结果相比, 本文方法预报精度更高, 其中 X_p 分量预报精度提升较为明显, Y_p 分量预报精度也略有提高。

(3) 与官方发布的 Bulletin A 预报值对比表明, 本文方法在预报前期精度优于 Bulletin A 预报值, 但随着预报跨度的增加, 提升效果逐渐减弱甚至误差更大。这也表明在实际应用过程中可以联合本文方法设计不同的组合预报,

针对不同分量或不同时间跨度的需求进行预报以进一步提高整体预报精度。

参考文献

- [1] Li Zhenghang. Space Geodesy[M]. Wuhan: Wuhan University Press. 2010: 71-72 (李征航.空间大地测量学[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2010: 71-72)
- [2] Zhao Danning, Gao Rui, Lei Yu.Improvement of the Polar Motion Prediction Model Using Wavelet Decomposition[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019,44(12):1797-1801. (赵丹宁,高蕊,雷雨. 利用小波分解改进极移预报模型[J].武汉大学学报(信息科学版),2019,44(12):1797-1801)
- [3]Kosek W , Kalarus M . Niedzielski T. Forecasting of the Earth orientation parameters comparison of different algorithms[J]. *Nagoya Journal of Medical Science*, 2008,69(3-4):133-137.
- [4] Liao Dechun, Wang Qijie, Zhou Yonghong, et al. Long-term Prediction of the Earth Orientation Parameters by the Artificial Neural Network Technique[J]. *Journal of Geodynamics*, 2012, 62 (DEC): 87-92
- [5] Han Hengxing. Earth Rotation Parameters Prediction Method Based on Robust Adaptive Kalman Filtering[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Tecnology, 2018, 34-45 (韩恒星.基于抗差自适应 Kalman 滤波的地球自转参数预报方法研究[D].青岛: 山东科技大学, 2018, 34-45)
- [6] Sun Zhangzhen, Xu Tianhe.Prediction of Earth Rotation Parameters Based on Improved Weighted Least Squares and Autoregressive Model[J]. *Geodesy & Geodynamics*, 2012, 3 (03): 57-64

- [7] Yao Yibin, Yue Shunqiang, Chen Peng. A new LS+AR model for Additional Error Correction for Polar Motion Prediction [J]. *Scientia Sinica Terrae*, 2013, 43 (04): 665-676 (姚宜斌, 岳顺强, 陈鹏.一种适用于极移预报的附加误差修正的 LS+AR 新模型[J].中国科学:地球科学, 2013, 43(04): 665-676)
- [8] Jia Song, Xu Tianhe, Yang Honglei. Two Improved Algorithms for LS+AR Prediction Model of the Polar Motion [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47 (S0): 71-77 (加松, 徐天河, 杨红雷. LS+AR 极移预报模型的两种修正算法[J].测绘学报, 2018, 47 (S0): 71-77)
- [9] Dick W R, Thaller D. IERS Annual Report 2018[M]. Frankfurt am Main: Germany: Verlag des Bundesamts für Kartographie und Geodäsie. 2020: 108-111
- [10] Luo Yiyong, Zhang Jingying, Chen Junyi. Tropospheric Delay Prediction Based on Phase Space Reconstruction and Gaussian Process Regression [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(01):103-110 (罗亦泳, 张静影, 陈郡怡.基于相空间重构和高斯过程回归的对流层延迟预测[J].武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(01):103-110)
- [11] Yang Mao, Lü Tianfeng, Ji Benming. A Review of Chaos Theory in Power System Load Prediction[J]. *Journal Of Northeast Dianli University*, 2015, 35 (03): 18-21 (杨茂, 吕天峰, 季本明.混沌理论在电力系统负荷预测中应用综述[J].东北电力大学学报, 2015, 35 (03): 18-21)
- [12] Zhang Yumei, Ma Xiao. Volterra Adaptive Prediction of Traffic Flow Sequence[J]. *Computer Engineering*, 2011, (16):185-187 (张玉梅, 马啸.交通流序列的 Volterra 自适应预测[J].计算机工程, 2011, (16):185-187)
- [13] Li Song, Liu Lijun, Gu Chen. Comparative Study on Prediction Models for Chaotic Time Series[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45 (32): 53-56 (李松, 刘力军, 谷晨.混沌时间序列预测模型比较研究[J].计算机工程与应用, 2009, 45 (32): 53-56)
- [14] Packard N H, Crutchfield J P, Farmer J D, et al. Geometry from a Time Series[J]. *Physical Review Letters*, 1980, 45 (9): 712-716
- [15] Takens F. Detecting strange attractors in turbulence[J]. *Lecture Notes in Mathematics*. 1981, 898: 366-381
- [16] Yang Qingsha. Study on Stock Price Prediction Based on PSO and LSSVM[D]. Xiamen: Xiamen University, 2019: 14-17 (杨青沙. 基于粒子群优化算法和 LSSVM 模型的股价预测研究[D].厦门大学, 2019: 14-17)
- [17] Gao Junjie. Study and Application of Chaotic Time Series Prediction [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2013, 28-30 (高俊杰.混沌时间序列预测研究及应用[D].上海: 上海交通大学, 2013, 15-30)
- [18] Kugiumtzis D. State space reconstruction parameters in analysis of chaotic time series--the role of the time window length [J]. *Physica D, Atomic: Nonlinear Phenomena*, 1996, 95 (1): 13-28.
- [19] H.S. Kim, R. Eykholt, J.D. Salas. Nonlinear dynamics, delay times, and embedding windows[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1999, 127 (1): 48-60.
- [20] Li Song, Liu Lijun. Intelligent Forecasting of Chaotic Time Series and Its Application[M]. Beijing: Science Press, 2017: 26-27 (李松, 刘力军.混沌时间序列智能预测方法及其应用[M].北京: 科学出版社, 2017: 26-27)

- [21] LüJinhu, Lu Junan, Chen Shihua. Chaotic Time Series Analysis and Its Application[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2002: 28-33 (吕金虎, 陆君安, 陈士华.混沌时间序列分析及其应用[M].武汉: 武汉大学出版社, 2002: 28-33)
- [22] Rosenstein M T, Collins J J, Luca C J D. A Practical Method for Calculating Largest Lyapunov EXponents from Small Data Sets[J]. *Physica D*, 1993, 65: 117-134
- [23] Zhang Jiashu, Xia Xianci. Predicting Low-dimensional Chaotic Time Series Using Volterra Adaptive Filers [J]. *Acta Physica Sinica*, 2000, 49 (03): 18-23 (张家树, 肖先赐.混沌时间序列的 Volterra 自适应预测[J].物理学报, 2000, 49 (03): 18-23)
- [24] Lu Zhenbo, Cai Zhiming, Jiang Keyu. Weak Signal Detection in Chaos Based on Volterra Filter[J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20 (07): 1778-1780 (陆振波, 蔡志明, 姜可宇.基于 Volterra 滤波器的混沌背景弱信号检测[J].系统仿真学报, 2008, 20 (07): 1778-1780)
- [25] Kalarus M, Schuh R, Kosek R, et al. Achievements of the Earth Orientation Parameters Prediction Comparison Campaign[J]. *Journal of Geodesy*, 2010, 84 (10): 587-596

Short-term Prediction for Polar Motion Based on Chaos and Volterra

Adaptive Algorithm

XU Hailong^{1,2} QIAO Shubo¹ LIN Jiale¹

¹ Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China

² 31121 Troops, Nanjing 210001, China

Abstract: Objectives The polar motion (PM) is an important part of the Earth rotation parameters (ERP). the prediction error of ERP can be effectively reduced by improving the prediction accuracy of PM. **Methods** Aiming at the complex time variation characteristics of PM, a high-precision prediction method based on the Volterra adaptive algorithm was proposed for the first time, which taken the PM series as chaos. Firstly, the maximum Lyapunov exponent was calculated by using the small data sets method. This analysis proves that the PM has chaotic characteristics. Then two experiments were performed for the second order Volterra adaptive algorithm. **Results** The results of the experimental results were compared with the Earth Orientation Parameters Prediction Comparison Campaign (EOP PCC) and Bulletin A, the official forecast product of IERS. The results show that the prediction accuracy of this method is higher than that of EOP PCC, and Xp component prediction accuracy is improved significantly, Yp component can be also slightly improved. Compared with Bulletin A, the accuracy of the two forecast results has advantages and disadvantages. **Conclusions** The example further proves that our method can obtain good forecast results in the short-term polar motion forecast, especially the prediction period is more accurate than that of the small period.

Keywords: Earth rotation parameters; polar motion; chaos; Volterra series; prediction

First Author: XU Hailong, postgraduate, specializes in the space geodesy and time series analysis.

E-mail: xuhailong0330@qq.com

Corresponding author: QIAO Shubo, PhD, professor. E-mail: chxyqsb@163.com

Foundation Support: The National Natural Science Foundation of China (42074010).

网络首发:

标题: 利用混沌特性和Volterra自适应算法的极移短期预报

作者: 徐海龙, 乔书波, 林家乐

收稿日期: 2021-07-12

DOI: 10.13203/j.whugis20200505

引用格式:

徐海龙, 乔书波, 林家乐. 利用混沌特性和Volterra自适应算法的极移短期预报[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, DOI: 10.13203/j.whugis20200505 (XU Hailong, QIAO Shubo, LIN Jiale. Short-term Prediction for Polar Motion Based on Chaos and Volterra Adaptive Algorithm [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, DOI: 10.13203/j.whugis20200505)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

一种面向多尺度面状居民地匹配的 Voronoi 图自适应构建算法

吴建华, 戴鹏, 胡烈云

武汉大学学报·信息科学版, 2021, doi: 10.13203/j.whugis20200324.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20200324>

一种复合 Voronoi 几何特征的地标提取新方法

李佳田, 吴华静, 高鹏, 贺日兴, 张文靖, 阿晓荟, 邓钢

武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(9): 1448-1454.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20180125>