

一种基于时间序列的环控生保系统遥测数据预测方法

潘点飞¹, 胡伟¹, 周文兴¹, 张慧颖², 唐斌¹, 罗亚斌¹, 郑为阁¹

(1. 中国航天员科研训练中心, 北京 100094; 2. 北京跟踪与通信技术研究所, 北京 100094)

摘要: 为实现环控生保系统在轨故障预测与健康管理工作, 研究系统遥测数据的时间序列信息。通过预测关键遥测数据的变化趋势, 实现在故障出现之前对其识别、预判。结合环控生保系统遥测数据的特点, 通过 AIC 与 BIC 相结合的方法确定预测模型。运用该模型对实际工程中遥测数据进行预测验证, 结果表明采用该方法对氧分压数据进行前向 6 点预测, 预测精度可达 98.2%, 可为后续系统在轨故障预测与健康管理工作提供基础。

关键词: 环控生保系统; 遥测数据; 预测; 故障

中图分类号: V476.1

文献标识码: A

DOI: 10.19358/j.issn.2096-5133.2020.12.012

引用格式: 潘点飞, 胡伟, 周文兴, 等. 一种基于时间序列的环控生保系统遥测数据预测方法[J]. 信息技术与网络安全, 2020, 39(12): 67-72.

A telemetry data prediction method of environmental control and life support system based on time series analysis

Pan Dianfei¹, Hu Wei¹, Zhou Wenxing¹, Zhang Huiying², Tang Bin¹, Luo Yabin¹, Zheng Weige¹

(1. China Astronaut Research and Training Center, Beijing 100094, China;

2. Beijing Institute of Tracking and Telecommunications Technology, Beijing 100094, China)

Abstract: In order to realize on orbit fault prediction and health management of environmental control and life support system (ECLSS), time series information of telemetry data is studied. By predicting the change trend of key telemetry data, the fault can be identified and predicted before it occurs. Combined with the characteristics of telemetry data of ECLSS, the prediction model is determined by combining AIC and BIC. The model is used to predict and verify the telemetry data in practical engineering. The experimental results show that the prediction accuracy of this method can reach 98.2% when the oxygen partial pressure data is predicted forward by using this method, which can provide the basis for the subsequent system on orbit fault prediction and health management.

Key words: environmental control and life support system (ECLSS); telemetry data; prediction; fault prediction

0 引言

当前, 我国载人航天工程已经进入航天员长期驻留及进行空间科学实验的空间站阶段, 环控生保系统直接关系到航天员的生命健康, 要求对其运行状态监测更加及时准确, 对其故障预判、诊断更加快速智能。

环控生保系统的运行状态主要通过遥测数据获得, 数据的变化与产品、功能状态的变化息息相关。从遥测数据中识别、提取关键信息是常用的航天器故障诊断方法。目前航天领域普遍采用二值逻辑

阈值比较方法进行故障识别^[1], 该方法虽然简单、直观, 但是存在诸如阈值不易界定、缺乏故障征兆识别能力、故障诊断效率低等问题, 且未能充分利用遥测数据中包含的大量时域、空域信息, 数据利用效率较低。

本文提出一种基于时间序列的遥测数据预测方法, 能够根据遥测数据的历史信息预测未来一段时间的变化趋势, 在故障出现之前对其进行识别、预判, 有效确保分系统的健康、长期工作, 降低未来空间站环控生保分系统长期运行的维护成本。

1 环控生保系统遥测数据变化规律

1.1 环控生保系统

航天器环境控制与生命保障系统(简称环控生保系统,ECLSS)定义为^[2]:在外太空营造一个适宜人类生存的环境,实现载人航天器密闭空间内物质流和能量流的平衡调控,提供生命活动所必需的物质保障,是环境控制和生命保障各种功能的有机集成和工程实现。它既为航天员创造正常工作、生活环境,保障航天员安全、高效工作,也是飞行器平台正常运行必不可少的重要支撑,是将航天员与航天器紧密结合在一起的重要载体。

受航天器平台设计约束以及空间特殊环境影响,环控生保系统在轨运行状态主要通过对其遥测数据进行监测、诊断,因此遥测数据是反映系统运行状态的关键信息^[3]。由于遥测资源有限且数据关联性隐蔽,地面飞控现场获取的状态主要是正常和故障两种现象。这是因为目前航天领域仍普遍采用二值逻辑型阈值比较方法进行故障识别。即:

$$x_{\min}(t) < x(t) < x_{\max}(t) \quad (1)$$

在正常清况下,遥测数据应在正常的范围内变动,一旦监测信号突破该范围,则认为出现故障。这种方法虽然简单、直观,但也存在以下问题:

(1) 阈值不易界定:用于划分状态的阈值 $x_{\min}(t)$ 、 $x_{\max}(t)$ 大小不好确定,阈值过大会发生漏报警,阈值过小又会产生误报警;

(2) 可能存在状态突变:单点分界的阈值判断会产生状态突变(真、假突变);

(3) 故障征兆识别不足:该方法偏重实测参数值的大小,忽视遥测数据包含的稳定程度、变化快慢以及长期趋势等深层信息,另外当报警出现即是故障已经产生,不能利用遥测数据动态信息在故障出现之前进行预判;

(4) 缺乏故障诊断功能:较少考虑遥测数据间的因果关系和逻辑关系,一旦报警信息出现,需要根据故障产生的逻辑关系,查询相关遥测数据历史数据并结合相关知识进行故障排查,人工排故对操作人员要求高,且效率低。

依据遥测数据的时间序列信息,在故障出现之前能够对其进行识别、预判对环控生保系统在轨故障预测与健康管理的显得尤为重要。

1.2 环控生保系统遥测数据特点

遥测数据是故障预测方法的基础,因此需要对

遥测数据的变化规律进行分析,结合环控分系统的遥测数据的变化特点,可以得出如下几种变化规律:

(1) 数据基本上呈平稳变化趋势,在固定的范围内上下波动。

当系统运行状态正常且外在环境没有发生重大变化时,遥测数据一般保持平稳变化,可能会出现小范围的波动,但这些波动都在允许的误差范围之内,可认定为是正常的变化趋势。具体的变化情况如图1所示,不管参数曲线怎样变化,其取值范围都在正常值的上、下限之内。

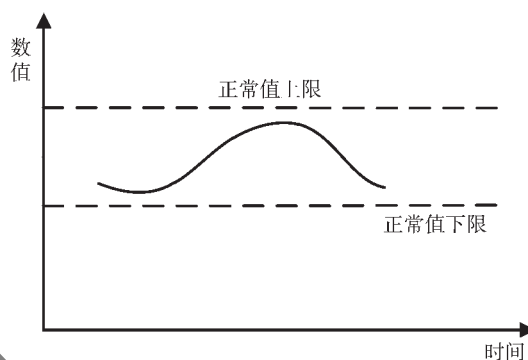


图1 遥测数据正常波动

(2) 遥测数据周期性变化。

此类参数局部变化在可以接受的误差范围之内,但总体变化趋势超出正常波动范围,并且具有周期性变化规律,每个周期内部的变化趋势基本相同。因此在此类参数进行预测时需要依据这种既定的周期变化规律来进行未来值预测。变化趋势如图2所示。

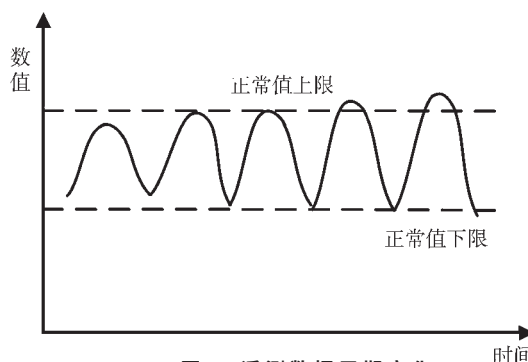


图2 遥测数据周期变化

(3) 状态、事件发生后遥测数据突变。

当系统状态、事件发生变化后(如飞行阶段、地面指令等),相关参数会发生突变,而后保持平稳,如图3所示。此时需要将航天器状态变化融合到新的知识库中,按新的诊断知识对遥测数据进行判断。

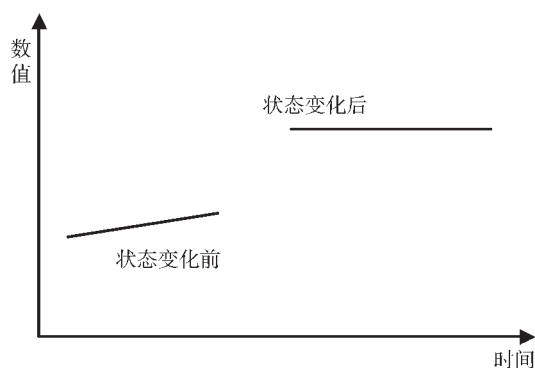


图3 遥测数据随事件变化

(4) 无外部状态、事件发生而遥测数据缓慢发生变化。

若系统正常运行,无外部事件发生,而遥测数据却发生了很大的变化,一般来说这种情况要给予很大的重视,很有可能会是故障发生的预兆。需依据新的变化趋势对其未来值进行预测,再根据预测的结果判断是否会有故障发生。具体的变化情况如图4所示。

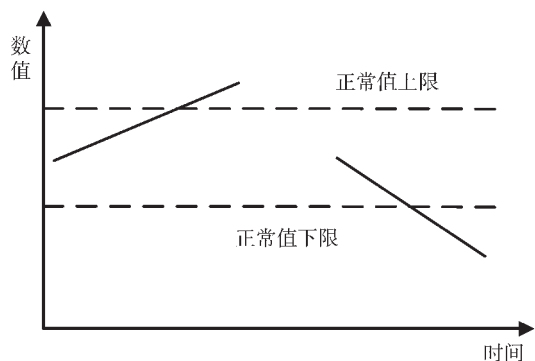


图4 遥测数据异常变化

2 遥测数据预测算法

2.1 遥测数据预处理

环控生保系统遥测数据周期性下传至地面,遥测数据呈现离散时间序列特性。时间序列一般包括平稳性时间序列和非平稳性时间序列,而系统实际下传至地面的遥测数据普遍存在着非平稳现象,因此需要对原始遥测数据进行预处理,使其满足平稳时间序列特征。平稳时间序列的变化趋势与当前状态相关,故可通过历史数据提取相关信息,预测未来一段时间的数据。

对于平稳时间序列通常采用 $ARMA(n, m)$ 模型进行分析, $ARMA$ 方法预测未来数据不仅与历史数据相关还受当前时间段的干扰项影响,因此衍生出

AR 模型和 MA 模型,前者预测值仅与历史值相关,后者预测值仅由干扰项影响。

由于环控生保系统遥测数据多为缓变参数且数据量大,若直接对原始数据进行处理将导致运算量大、硬件资源要求高,因此预先对原始数据进行块化处理。实际遥测数据通常为非平稳序列,一般可通过有限次差分法消除趋势项,使其转换为平稳序列。设遥测数据序列为 $x(t)$,一次差分运算得:

$$\Delta x_t = x_{t+1} - x_t \quad (2)$$

二次差分得:

$$\Delta^2 x_t = \Delta x_{t+1} - \Delta x_t = x_{t+2} - 2x_{t+1} + x_t \quad (3)$$

以此类推可得到各阶差分方程:

$$\Delta^m x_t = \sum_{i=0}^m (-1)^i C_m^i x_{t+m-i} \quad (4)$$

其中, C_m^i 为系数,且满足:

$$C_m^i = \frac{m!}{i!(m-i)!} \quad (5)$$

● 平稳时间序列的均值与方差为常数,且自相关函数只与时间间隔相关。通过平稳性检验方法,如时序图检验法、自相关函数检验法、单位根检验法^[4],检验差分序列的平稳性,进而确定差分阶次。

对平稳时间序列进行标准化处理可减小误差、提高精度、避免溢出。 Δx_t 序列的标准化处理形式如下:

$$x_t = \frac{\Delta x_t - \hat{\mu}_x}{\hat{\sigma}_x} \quad (6)$$

其中 $\hat{\mu}_x$ 与 $\hat{\sigma}_x^2$ 分别是 Δx_t 的均值与方差,标准化处理后的 Δx_t 满足正态分布。其还原形式如下:

$$\Delta x_t = \hat{\sigma}_x y_t + \hat{\mu}_x \quad (7)$$

2.2 模型参数估计与定阶

根据自相关函数(ACF)与偏自相关函数(PACF)来识别预处理后的时间序列模型^[5]。自相关函数计算公式如下:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (y_t - \bar{y})(y_{t+k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^{n-k} (y_t - \bar{y})^2}, k=0, 1, 2 \quad (8)$$

其中, γ 为序列的自协方差, $\bar{y}$ 表示序列的均值。偏自相关函数可由 $a_{kk} = \rho_k$ 开始的递推公式计算:

$$\left\{ \begin{aligned} a_{k+1,k+1} &= \frac{\rho_1 - \sum_{j=1}^k a_{kj} \rho_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k a_{kj} \rho_j} \\ a_{k+1,j} &= a_{kj} - a_{k+1,k+1} a_{k,k+1-j} \end{aligned} \right. \quad (9)$$

在 ARMA(p, q) 中共计 $p+q+1$ 个未知参数, 分别为 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ 以及 σ^2 。ARMA 模型是 AR 模型和 MA 模型的组合^[6], MA 的模型方程如下:

$$X_i = \varphi_1 X_{i-1} + \varphi_2 X_{i-2} + \dots + \varphi_p X_{i-p} + a_i - \theta_1 a_{i-1} - \dots - \theta_q a_{i-q}$$

可见

$$X_i - (\varphi_1 X_{i-1} + \varphi_2 X_{i-2} + \dots + \varphi_p X_{i-p}) = a_i - \theta_1 a_{i-1} - \dots - \theta_q a_{i-q}$$

可得:

$$\left\{ \begin{aligned} \hat{X}_i &= X_i - (\varphi_1 X_{i-1} + \varphi_2 X_{i-2} + \dots + \varphi_p X_{i-p}) \\ \hat{X}_i &= a_i - \theta_1 a_{i-1} - \dots - \theta_q a_{i-q} \end{aligned} \right. \quad (10)$$

AR 模型的残差的平方和为:

$$S(\varphi) = \sum_{i=p+1}^N a_i^2 \quad (11)$$

采用最小二乘法, $\frac{\delta S}{\delta \varphi_j} = 0$ 的解即为待估计的参数。

一般而言, ARMA 模型的阶次越高越精确, 但高阶次会带来诸如参数增多、计算量大等影响, 因此选择合适的阶次是获得理想预测效果的关键。AIC 准则为样本外预测误差方法的有效估计量, 常用于模型的选择, BIC 准则是为了克服定阶的不确定性, 两者的共同特点是在残差最小的情况下, 用尽可能少的参数确立模型。本文采用 AIC 准则与 BIC 准则相结合的方法对模型进行定阶。

AIC 准则又称赤池信息量准则^[7], 其宗旨是使似然函数值最大化, 未知参数的个数最小化。在此准则下往往选择的阶次较大, BIC 准则是在 AIC 准则的基础上对选择阶次进行进一步优化。

AIC 准则表示为:

$$AIC = -2\ln L + 2K \quad (12)$$

其中, L 表示最大似然函数值; K 为自由参数的个数, $K=p+q$ 。

BIC 准则也称为贝叶斯信息量准则, 可表示为:

$$BIC = -2\ln L + \ln(n) \times K \quad (13)$$

其中, L 与 K 的含义同 AIC 准则, n 表示序列值个数。为了能用最少的参数建立模型, 选择具有最小 AIC 值和 BIC 值的模型。

3 预测方法实现与验证

选取实际任务中舱内氧分压数据为例, 验证上述预测方法的可行性以及预测效果。选取氧分压数据块序列如表 1 所示。

表 1 氧分压实际数据

时间	氧分压/ KPa	时间	氧分压/ KPa
2012/6/17 5:47:33	21.290	2012/6/18 4:52:50	21.300
2012/6/17 5:55:53	21.290	2012/6/18 5:01:10	21.300
2012/6/17 6:04:13	21.290	2012/6/18 12:11:01	21.310
2012/6/17 6:12:33	21.300	2012/6/18 12:19:21	21.310
2012/6/17 7:21:41	21.300	2012/6/18 12:27:41	21.310
2012/6/17 7:30:01	21.300	2012/6/18 12:36:01	21.310
2012/6/17 7:38:21	21.300	2012/6/18 12:51:20	21.310
2012/6/17 7:46:41	21.300	2012/6/18 12:59:40	21.320
2012/6/17 7:55:01	21.310	2012/6/18 13:08:00	21.310
2012/6/17 8:59:24	21.310	2012/6/18 13:43:16	21.310
2012/6/17 9:07:44	21.290	2012/6/18 13:51:36	21.320
2012/6/17 9:16:04	21.300	2012/6/18 13:59:56	21.310
2012/6/17 9:24:24	21.300	2012/6/18 14:08:17	21.320
2012/6/17 9:32:44	21.300	2012/6/18 14:17:09	21.310
2012/6/17 12:19:47	21.290	2012/6/18 14:31:20	21.320
2012/6/17 13:56:18	21.300	2012/6/18 14:39:40	21.320
2012/6/17 15:26:50	21.300	2012/6/18 14:48:00	21.310
2012/6/17 16:58:10	21.300	2012/6/18 15:21:18	21.310
2012/6/17 17:06:30	21.300	2012/6/18 15:29:38	21.300
2012/6/17 18:38:08	21.300	2012/6/18 15:37:58	21.310
2012/6/17 18:46:37	21.300	2012/6/18 15:46:18	21.320
2012/6/17 18:54:57	21.310	2012/6/18 15:55:09	21.310
2012/6/17 19:03:17	21.290	2012/6/18 16:11:25	21.320
2012/6/17 19:11:37	21.290	2012/6/18 16:19:45	21.320
2012/6/17 20:09:08	21.290	2012/6/18 16:58:35	21.280
2012/6/17 20:17:34	21.300	2012/6/18 17:06:55	21.280
2012/6/17 20:25:57	21.300	2012/6/18 17:15:16	21.320
2012/6/17 20:34:18	21.290	2012/6/18 17:23:37	21.330
2012/6/17 20:42:38	21.290	2012/6/18 17:32:09	21.340
2012/6/17 20:50:58	21.290	2012/6/18 17:49:12	21.390
2012/6/17 21:45:33	21.300	2012/6/18 17:57:32	21.390
2012/6/17 23:38:43	21.300	2012/6/18 18:39:59	21.350
2012/6/17 23:47:03	21.290	2012/6/18 18:48:19	21.340
2012/6/17 23:55:23	21.300	2012/6/18 18:56:40	21.330
2012/6/18 0:03:43	21.300	2012/6/18 19:05:07	21.330
2012/6/18 0:12:03	21.300	2012/6/18 19:13:33	21.320
2012/6/18 1:18:30	21.300	2012/6/18 19:24:26	21.290
2012/6/18 1:26:50	21.300	2012/6/18 19:32:46	21.280
2012/6/18 1:35:10	21.300	2012/6/18 19:45:59	21.260
2012/6/18 1:43:30	21.300	2012/6/18 20:16:15	21.210
2012/6/18 1:51:50	21.300	2012/6/18 20:24:35	21.210
2012/6/18 2:56:45	21.300	2012/6/18 20:32:57	21.190
2012/6/18 3:05:05	21.300	2012/6/18 20:41:20	21.180
2012/6/18 3:13:25	21.300	2012/6/18 20:49:40	21.160
2012/6/18 3:21:45	21.300	2012/6/18 21:00:47	21.150
2012/6/18 3:30:05	21.300	2012/6/18 21:09:07	21.130
2012/6/18 4:36:10	21.300	2012/6/18 21:17:27	21.120
2012/6/18 4:44:30	21.300	2012/6/18 21:57:56	21.060

原遥测数据不满足平稳性,对序列进行差分后标准化处理,结果如图5所示。

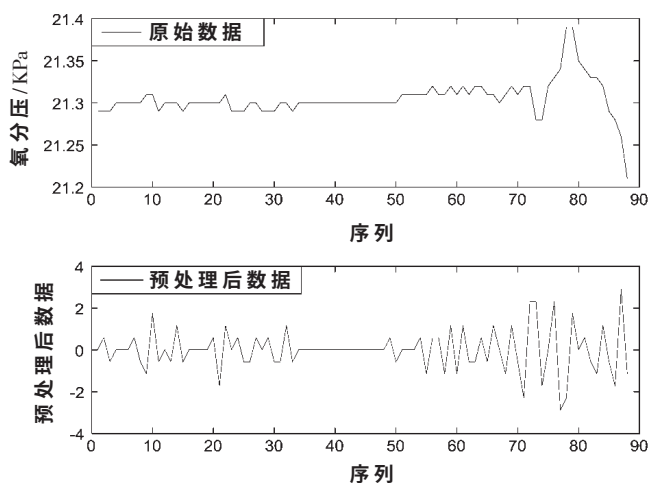


图5 遥测数据预处理结果

计算数据的自相关函数与偏自相关函数,如图6所示。根据偏自相关函数的截尾型^[8],可初步判定模型阶次,结合AIC与BIC准则判定模型阶次为5。此时,模型预测样本前向6个点的逼近曲线如图7所示,预测误差结果如图8所示,预测平均精度约为98.2%。

4 结论

本文结合环控生保系统遥测数据的特点,研究了基于时间序列的遥测数据预测方法,并选取任务中氧分数据为例,对预测方法的可行性与有效性进

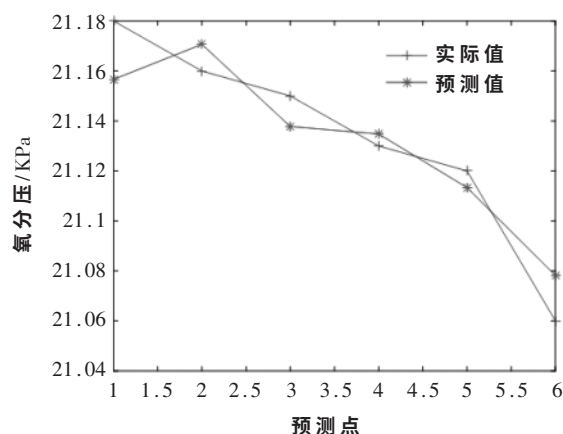


图7 氧分压预测结果

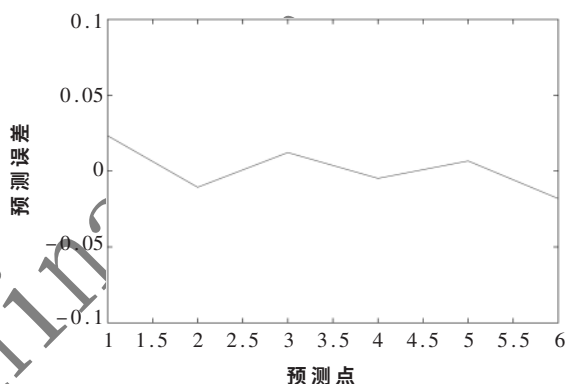
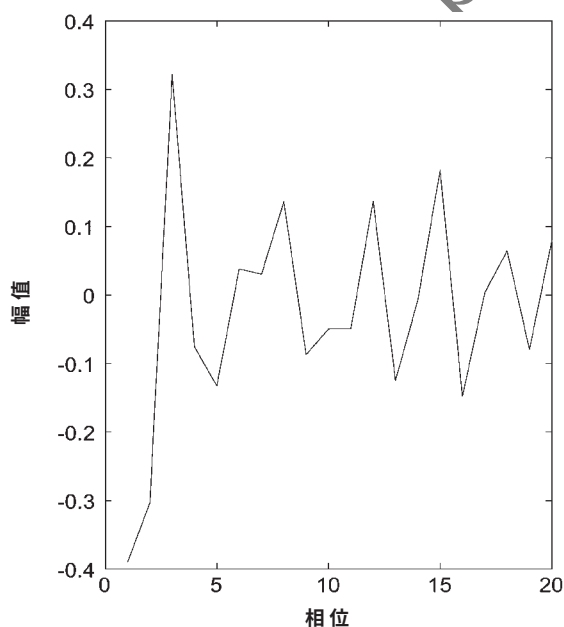
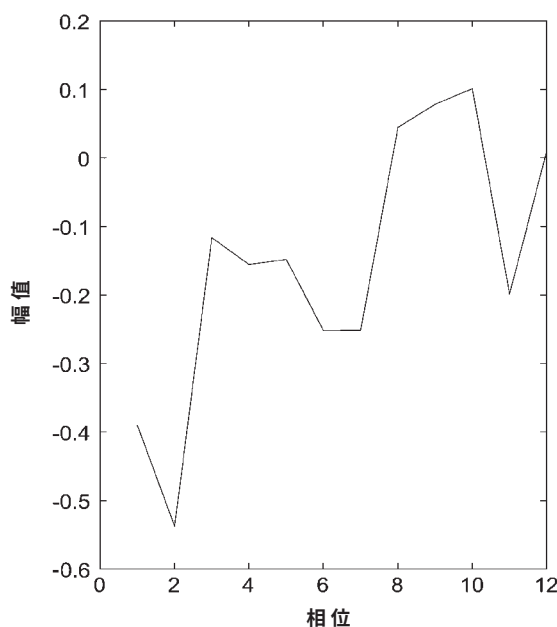


图8 预测误差

行了验证。该方法可依据历史遥测数据信息对未来数据的变化进行有效预测,是后续进行故障预测与



(a) 自相关函数



(b) 偏相关函数

图6 相关函数图

诊断的基础,为环控生保系统长期在轨运行维护与健康管理提供了一种故障预测方法。

参考文献

- [1] 李怡.基于故障树的航天器故障诊断研究[D].西安:西安电子科技大学,2010.
- [2] 邓一兵,巴杰,胡伟.载人飞船环控生保自学习智能决策支持系统的设计与实现[J].航天医学与医学工程,2007,20(1):57-61.
- [3] 杨罗兰,朱宏涛,董伟升,等.基于历史数据的测控系统指标预测方法探索[J].遥测遥控,2018,39(2):14-20.
- [4] 李璐洁.基于时间序列分析的内燃机故障诊断及GUI的设计[D].西安:西安电子科技大学,2014.
- [5] ROJAS I, VALENZUELA O, ROJAS F, et al. Soft-computing techniques and ARMA model for time series prediction[J]. Neurocomputing, 2008, 71(4-6): 519-

537.

- [6] 陈立培.基于遥测数据驱动的航天器故障预测系统的设计与实现[D].成都:电子科技大学,2013.
- [7] ALEXANDRA C, TANTRI T, GUNAWAN F E. Analyzing the performance criteria of ARMA model for air quality forecasting in Jakarta[J]. Journal of Environment Management and Tourism, 2020, 10(7): 1591-1600.
- [8] 安欣,贾进章.矿井涌水量时间序列 ARIMA 预测模型[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2015, 34(7): 785-790.

(收稿日期:2020-07-15)

作者简介:

潘点飞(1984-),男,博士,助理研究员,主要研究方向:载人航天环控生保系统控制技术。

《信息技术与网络安全》2021年征文主题

月份	主题	分主题方向
1、2月	网络安全防护技术	1. 安全防护技术; 2. 安全审计技术; 3. 安全检测与监控技术; 4. 解密、加密技术; 5. 身份认证技术等
3、4月	工业互联网安全	1. 工业互联网安全检测评估; 2. 网安全协议标准研究; 3. 安全态势感知技术研究; 4. 身份安全认证体系; 5. 安全架构技术研究; 6. 智能化的安全防护体系; 7. 工业互联网软件监测安全研究; 8. 工业互联网通信系统安全研究
5、6月	物联网安全	1. 物联网终端设备的安全认证技术; 2. 物联网射频识别技术研究; 3. 物联网入侵检测和态势感知技术; 4. 物联网安全路由技术; 5. 物联网容错、容侵技术
7、8月	数据安全	1. 数据库安全防护技术; 2. 数据访问、数据爬取等行为检测和审计技术研究; 3. 大数据环境下数据脱敏技术研究; 4. 云安全数据防护技术; 5. 敏感数据分布、漏洞扫描、威胁预警等数据安全治理技术研究
9、10月	网络测绘技术	1. 网络靶场技术; 2. 网络流量技术研究; 3. 网络测量技术研究; 4. 漏洞分析研究; 5. 恶意代码分析与检测
11、12月	人工智能与安全	1. 人工智能发展战略研究; 2. 人工智能标准研究; 3. 人工智能入侵检测技术; 4. 人工智能体态识别与行为监测; 5. 人工智能用户实体行为分析 (UEBA); 6. 人工智能数据检索和分析技术; 7. 人工智能算法安全、模型安全研究; 8. 人工智能可控技术研究

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《信息技术与网络安全》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《信息技术与网络安全》编辑部
中国电子信息产业集团有限公司第六研究所