

时间序列模型在卫星异常检测中的应用研究

余文艳^{1,2}, 肖志刚¹, 李虎¹

(1. 中国科学院国家空间科学中心 卫星运控技术实验室 北京 100190;

2. 中国科学院大学 北京 100049)

摘要: 随着国内航天事业的迅猛发展,在轨卫星数量不断增多。以中科院空间科学先导专项为例,自2015年12月暗物质粒子探测卫星发射以来,先后有实践十号返回式科学卫星、量子科学实验卫星以及硬X射线调制望远镜卫星成功发射,未来还会有中法天文卫星、太阳风-磁层相互作用全景成像卫星等一系列的卫星任务,而卫星异常检测是保证卫星正常在轨运行的基础。文中利用卫星遥测参数的时间特性,以暗物质粒子探测卫星和量子科学实验卫星在轨运行一年多的时间里所产生的卫星遥测数据为基础,结合中科院空间科学先导专项实际空间科学卫星运控任务背景,对卫星有效载荷的异常检测进行实验研究,提出了一种基于时间序列模型的卫星有效载荷异常检测方法,并利用自回归滑动平均(AMRA)算法进行实验验证,挖掘卫星历史遥测数据和历史异常信息的关系,得到了较好的验证结果,为空间科学卫星健康有效的在轨运行提供了一定的支撑和辅助决策作用。

关键词: 卫星遥测参数; 时间序列模型; 卫星异常检测; ARMA 算法; 卫星故障预测

中图分类号: TP277

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2018)12-0122-05

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2018.12.026

Application and Research of Time Series Model in Satellite Anomaly Detection

YU Wen-yan^{1,2}, XIAO Zhi-gang¹, LI Hu¹

(1. Laboratories of Satellite Mission Operation of National Space Science Center, Beijing 100190, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: With the rapid development of domestic space industry, the number of orbiting satellites has increased. Taking the CAS pilot project in space science as an example, since the launching of the dark matter particle detection satellite in December 2015, there have been successful launches of the 10-type returning scientific satellite, the quantum scientific experimental satellite and the hard X-ray modulation telescope satellite. In the future there will also be a astronomy satellite, solar wind-magnetic interaction panoramic imaging satellite and a series of satellite missions, and satellite anomaly detection is to ensure the normal satellite orbital operation of the foundation. Based on the time characteristics of satellite telemetry parameters and the satellite telemetry data generated by orbiting satellites for more than one year in the satellite, combining with the background of actual space science satellite operation and control, we study the anomaly detection of satellite payloads and put forward a time-series-based satellite payload anomaly detection method which is validated by an autoregressive moving average (AMRA) algorithm. The experimental results are satisfactory, which provides a sound and effective on-orbit operation for space science satellite support role.

Key words: satellite telemetry data; time series model; satellite anomaly detection; ARMA; satellite fault prediction

0 引言

卫星在轨运行时,各系统的监测参数通过测控操作下达到地面站,形成大量的遥测数据。而地面支撑系统的工作人员会对一些关键性的遥测参数项进行人工监视,以确保卫星的正常在轨运行,如果出现参数项

异常则会启动相应的应急措施。随着在轨运行卫星数量和应用领域的不断增多,卫星在轨运行实时监视工作日益繁重,工作时间长、载荷参数多是这项工作的显著特点。以量子科学实验卫星为例,实验多为晚上进行,工作人员夜间工作较疲劳,此外每颗卫星传回的遥

收稿日期: 2017-12-29

修回日期: 2018-04-30

网络出版时间: 2018-07-04

基金项目: (中科院 A 类先导专项) 空间科学先导专项(XDA04080201)

作者简介: 余文艳(1994-),男,硕士研究生,研究方向为卫星运控技术;肖志刚,副研究员,研究方向为卫星运控技术。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20180703.1511.022.html>

测参数项非常之多,比如暗物质粒子探测卫星,其载荷参数项的个数多达两千多个,人工监视往往力不从心。因此采用计算机技术针对卫星可能发生的异常进行自动检测,对于提高卫星运行控制的工作效率,把人从繁琐的数据中解救出来具有重要的意义^[1]。

1 卫星遥测参数的数据特性

时间序列分析是根据系统观察得到的时间序列数据,通过曲线拟合和参数估计来建立数学模型的理论和方法。时间序列模型常用于国民宏观经济控制、市场潜力预测、气象预测、农作物害虫预报等各个方面。而在航天领域中,卫星在轨运行期间所产生的大量遥测参数,如电流、电压、温度等,亦可以看作时间序列。

卫星在轨运行期间,其遥测系统按照一定的采样周期对星上各部件的工作状况和传感器数值进行采集,经过 A/D 变换及编码后形成相应的卫星遥测参数,再经过调制、放大下传到地面,地面接收后进行实时逆向处理得到这些遥测参数并入库,记为 $x_i(t)$,其中 $i=1, 2, \dots, n$ 为卫星遥测数据的个数, t 为遥测数据的采样时间。卫星遥测数据可以分为两大类: 数字量和模拟量^[2]。数字量反映星上被测量单元的功能状态,例如卫星某单元的开/关状态; 模拟量是被测量单元的数值测量值,通常反映被测量单元的性能状态。目前常用的遥测参数异常检测算法是阈值法,其算法原理为:

$$f\{\text{not}(L_{iT}) \leq x_i(t) \leq H_{iT}\} \text{ then}\{\text{Alarm}\} \quad (1)$$

其中, H_{iT} 和 L_{iT} 分别为第 i 项卫星遥测参数数据报警的上下阈值。现在已有的卫星监视系统正是基于这个上下阈值进行数据报警,一般采用将数据项显示为红色的方式,以引起值班人员的注意^[3-4]。但是有一些卫星遥测参数总是在门限内波动,即使卫星的某部件出现异常,其参数值没有超出设定门限,从而造成故障的漏报^[5]。通过对卫星遥测参数的深入研究发现,当卫星某部件发生异常时,无论其遥测参数的数值是否超过给定的阈值,其变化规律都会发生改变,这也就是说如果不发生异常,每一个卫星遥测参数都有其固有的变化规律。

通过查阅文献并结合量子科学实验卫星的实际遥测参数数据,可以把遥测参数大致分成三大类: 第一类参数是平稳型遥测参数,这一类遥测参数其数值随着时间的变化比较平稳缓慢,例如卫星的星敏计数。第二类参数是突变型遥测参数,这一类遥测参数其数值随着时间的变化呈跳跃性变化,例如卫星上各部件的开/关状态。第三类参数是周期性遥测参数,这一类遥测参数其数值随着时间的变化呈周期性变化,且具有高噪声、难预测的特点,例如卫星的太阳能帆板外板的

温度、太阳矢量与帆板的夹角^[6]。

通过对以上三类遥测参数数据的研究发现,前两类遥测参数的变化规律比较容易掌握,通过一些时间序列算法甚至一些简单的数学函数拟合就能很好地预测它们未来的变化趋势。根据这个变化趋势,就能够发现遥测参数的细小变化,从而提供一种有效判断卫星异常的新方法。而第三类参数的变化规律由于其高噪声、周期性的特点,相对较难预测,这也使得卫星周期性遥测参数预测成为了当前卫星遥测数据分析领域一大研究热点。文献[7]针对卫星周期性遥测参数难以预测的问题,提出了一种时间序列分解的卫星周期性参数预测方法。

2 卫星遥测参数的预测方法

当前,国内外对于不同环境中的电子机械设备的趋势分析及其参数预测展开了较深入的研究,但是受实验条件和成本的限制,对于卫星这类复杂环境中的参数预测研究非常有限^[8-10]。文献[11]利用超 1 000 小时的陀螺仪监测数据,拟合得到一个线性高阶多项式方程来预测性能趋势; 文献[12]将预测区间技术用于卫星遥测数据趋势预测; 文献[13]进一步使用灰度理论进行设备故障预测; Gebraeel 和 Lawley 利用神经网络预测轴承性能退化及寿命预测^[14]; 文献[15]将支持向量机算法用于设备性能退化轨迹建模。对于卫星遥测数据而言,时间序列法中的 ARMA 预测方法是一种常用的方法,既可以用于卫星故障预测^[16-17],也可以针对卫星遥测数据做短期预测^[18]。除此之外多项式拟合外推,非参数回归对于卫星遥测参数的预测也有较好的效果。针对量子科学实验卫星的实际遥测数据特点,从已有的算法中选择了两种具有代表性的数据分析处理方法进行研究。

2.1 基于多项式拟合外推的预测技术

基于多项式拟合外推的预测方法是根据卫星在轨运行的历史数据和实时数据,寻求在轨卫星随时间推移而发生变化的规律,通过对参数变化曲线进行多项式拟合,得到拟合公式,用解析的拟合公式再对数据进行变化趋势的预测。它包括全局和分段多项式拟合两种不同的处理方式。其中分段多项式拟合预测,依据参数数据的周期性特点(如图 1 中的量子科学实验卫星太阳帆板外板温度),将原始数据分成两段,将第一段进行多项式拟合,得出拟合公式,再将第二段作为函数关系的输入,从而预测未来第三段数据的结果。全局多项式拟合预测则是根据最小二乘法,通过寻找选取数据的最佳匹配函数(即最佳拟合多项式),并将最佳匹配函数应用到数据中进行预测,得到预测值。实验发现,这种情况只适合变化缓慢的卫星遥测数据,无

法拟合数据趋势,因此预测准确率较低。图 1 是对量子科学实验卫星太阳帆板外板温度遥测数据进行多项式拟合预测的结果,表明其短期预测(半个周期内)的效果最好,时间过长则会产生过拟合现象,适合周期性随时间变化缓慢的遥测参数预测。

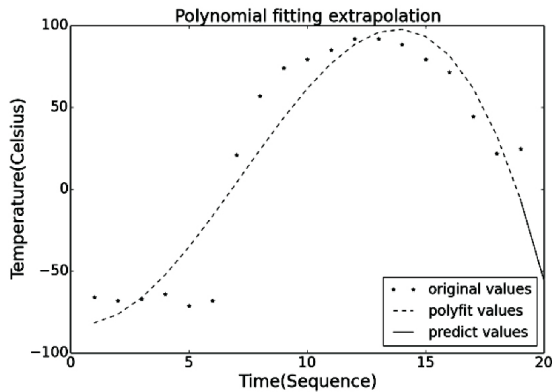


图 1 多项式拟合预测实验

2.2 基于自回归滑动平均模型的预测技术

时间序列预测是预测方法体系中的重要组成部分,其中 ARMA 模型是迄今为止理论最为完善的时间序列预测方法,它是解决非平稳趋势数据项预测问题最常用的模型^[19]。自回归滑动平均模型(auto-regressive and moving average model, ARMA)是一种非平稳的时间序列模型。现实中的序列很多时候并不是平稳的,数学中一般采用单位根检验法来判断某序列是否平稳,检验序列存在单位根则表示该序列不平稳。研究发现,通过差分操作可以将绝大多数非平稳序列转变成平稳序列,使得非平稳序列经差分操作之后表现出平稳序列的一些性质,这样的序列称之为差分平稳序列^[20]。文中后面的研究就是采用 ARMA 模型预测方法对一些符合差分平稳性质的卫星遥测参数进行预测。

ARMA 模型预测方法又称博克斯-詹金斯法,比

较适合处理复杂、具有多种模式的时间序列。模式中可包含趋势变化、季节变化、随机变化、循环变化等因素的综合或单一影响。ARMA 模型预测的过程可描述如下:

- (1) 获取被观测系统时间序列数据;
- (2) 利用检验统计量(如 Q 统计量、LB 统计量)对序列进行白噪声检验;
- (3) 判断序列是否存在单位根,对序列进行平稳性检验,若不平稳,则进行 d 阶差分直至平稳;
- (4) 绘制自相关图(ACF)和偏自相关图(PACF)创建 ARMA 预测模型;
- (5) 对得到的 ARMA 预测模型进行残差分析,确认模型的有效性;
- (6) 利用得到的有效 ARMA 模型对遥测数据进行预测。

在对卫星实际的遥测参数数据进行 ARMA 建模的过程中发现,该方法适合处理周期变化的参数和遥测参数平稳变化或维持在某恒定值附近的参数预测。

3 基于时间序列模型的卫星异常检测方法

前面已经提到在实际的卫星在轨运行任务中,大量的工作是通过人工完成的,比如卫星在轨运行实时监视工作,由于工作时间长、工作强度大以及卫星遥测参数项过多,人工操作往往有点力不从心。目前普遍采用阈值报警法,但是许多异常产生并不会超出阈值的上下界限,导致异常的漏报。如何使用计算机技术尽可能地对异常进行自动检测,减少人工成本、减少异常漏报的概率,已经成为当下卫星在轨运行任务的亟待解决的问题。

文中针对卫星遥测数据的时间序列性、多样性、高噪声等特点,提出了一种基于时间序列模型的卫星异常检测方法。其框架如图 2 所示。

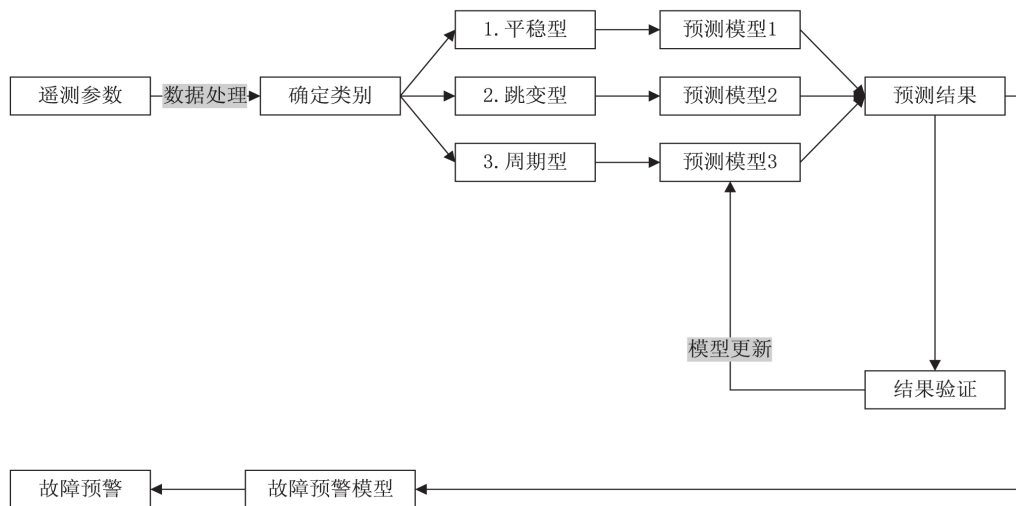


图 2 基于时间序列模型的卫星异常检测模型

如图 2 所示,为了解决卫星遥测参数项过多的问题,采用分治的思想,先将经过预处理后的卫星遥测参数数据进行分类,然后针对不同类别的卫星遥测参数数据建立相应的预测模型,每个模型输出一个预测结果,将预测结果同新产生的遥测数据进行比较,若当前时刻某参数项的数值与预测结果不在合理范围内波动,则表示卫星当前状态可能发生异常,系统则会给值班人员发出预警消息。当新的数据入库后,模型会实现增量的更新预测模型,以适应新的遥测参数变化规律。为了不影响正常的卫星运行任务,模型更新的时间,一般会选择没有数传和遥测事件的时间。

4 模型实现与验证

模型采用 Python 语言进行卫星遥测数据的处理,并将拟采用的时间序列算法(ARMA、多项式拟合外推)进行编程实现。以暗物质粒子探测卫星和量子科学实验卫星真实的遥测数据为数据源,进行模型训练和实验验证。通过对特定遥测参数的随时间变化规律的挖掘,来实现卫星异常自动检测,并在第一时间发出报警信息。采用对比实验的方法,同一遥测参数用不同的算法进行实验,同一算法对不同的遥测参数进行实现,最后对算法进行组合改进,构建最优的预测模型。

以卫星星敏复位这个异常为例,暗物质粒子探测卫星自 2015 年 12 月发射升空以来,发生过好几次星敏复位的事件,尽管事后都得到了及时的处理,但是人工监视有它的弊端,容易造成疏忽漏报的情况出现,因此采用多项式外推的方式能很好地自动检测出星敏复位事件,并在第一时间向相关负责人发出警报信息。其时间序列趋势如图 3 所示。

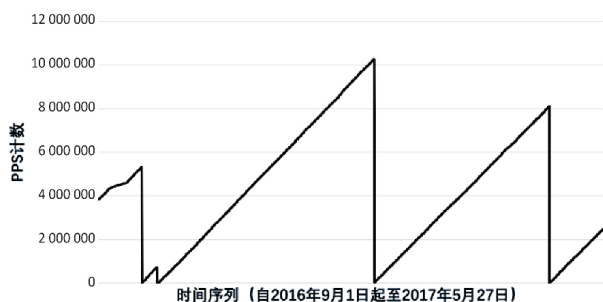


图 3 暗物质粒子探测卫星星敏传感器 APPS 计数

此外对于量子科学实验卫星 Y 帆板外板温度,重点采用了 ARMA 算法进行实验研究。选取 85 个时间单位(约 5 小时)的卫星历史遥测数据参照 ARMA 模型训练过程,预测未来 15 个时间单位的数据(约 1 小时),经过前期的数据预处理、序列平稳性校验、序列白噪声校验,然后根据 ACF 与 PACF 图确认 ARMA 模型的 p 、 q 参数,再通过残差分析确认 ARMA 模型的

有效性,最后使用最终确定的 ARMA(3,2)模型对未来 15 个时间单位的温度数据进行预测,取得了较好的实验结果。

预测效果如图 4 所示,其中实线表示真实数据,虚线表示预测数据。

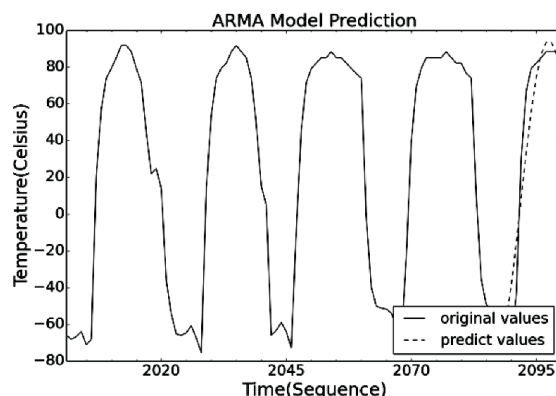


图 4 基于 ARMA 模型对卫星遥测数据的预测实验

图 3 中的星敏传感器计数,是卫星在轨运行实时监视工作重点关注的参数,利用时间序列模型对其进行趋势预测,实现异常的自动检测,可以有效地辅助人工判断,提高卫星在轨任务运行的工作效率,同时也降低了异常的漏报率。而图 4 中的 Y 帆板温度数据,在卫星在轨运行实时监视工作期间工作人员并没有特别的关注,如果出现阈值内的温度异常,人工是很难发现的,因此通过时间序列模型对其进行趋势预测,可以及时检测到异常,并发出报警信息。

5 结束语

主要讨论了基于卫星遥测数据的时间序列特性,将时间序列模型应用于卫星异常检测。以暗物质粒子探测卫星和量子科学实验卫星在轨运行一年多的时间里所产生的遥测数据为基础,结合中科院空间科学先导专项实际空间科学卫星运控任务背景,对卫星有效载荷的异常检测进行实验研究,提出了一种基于时间序列模型的卫星有效载荷异常检测方法。列出了两个典型的应用案例,分析了该方法在实际的卫星在轨运行任务中的应用价值。

然而,卫星遥测数据的高噪声、难预测等特点使得该方法仍存在一定的局限性,不能够实现高准确率的预测,因此在实际的任务场景中的应用会受到一定的限制。未来还需要开展更多领域更深层次的研究,比如结合测控事件构建物理模型进行参数预测或者引入新的预测算法。

参考文献:

- [1] 张薇,肖志刚,李博权. 故障树专家系统在有效载荷状态

- 诊断的应用[J]. 计算机技术与发展, 2014, 24(12): 28-31.
- [2] 李维铮, 孟 桥. 基于遥测数据动态特征的卫星异常检测方法[J]. 空间科学学报, 2014, 34(2): 201-207.
- [3] 张晓洁, 赵海涛, 苗 强, 等. 基于动态故障树的卫星系统可靠性分析[J]. 宇航学报, 2009, 30(3): 1249-1254.
- [4] 姜连祥, 李华旺, 杨根庆, 等. 航天器自主故障诊断技术研究进展[J]. 宇航学报, 2009, 30(4): 1320-1326.
- [5] CUSHING M J, MORTIN D E, STADTERMAN T J, et al. Comparison of electronics-reliability assessment approaches[J]. IEEE Transactions on Reliability, 1993, 42(4): 542-546.
- [6] 马凯航, 高永明, 李 磊, 等. 基于遥测数据的在轨卫星性能预测方法研究[J]. 现代电子技术, 2017, 40(21): 1-5.
- [7] 周 枫, 皮德常. 一种时间序列分解的卫星周期性参数预测方法[J]. 计算机科学, 2016, 43(2): 9-12.
- [8] LEE J. Measurement of machine performance degradation using a neural network model[J]. Computers in Industry, 1996, 30(3): 193-209.
- [9] HUANG Runqing, XI Lifeng, LI Xinglin, et al. Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 193-207.
- [10] TALBOT D, LI S, KAHRAMAN A. Prediction of mechanical power loss of planet gear roller bearings under combined radial and moment loading[J]. Journal of Mechanical Design, 2013, 135(12): 121007.
- [11] 徐国平. 基于支持向量机的动调陀螺仪寿命预测方法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2008.
- [12] 安伟光, 孙振明, 张 辉. 预测区间技术在航天器数据处理中的理论与应用研究[J]. 宇航学报, 2006, 27: 109-112.
- [13] 向 刚, 张会彬, 李海孟, 等. 基于灰色理论与专家系统的电子设备在线故障预测方法研究[J]. 航天控制, 2013, 31(4): 88-92.
- [14] GEBRAEEL N, LAWLEY M, LIU R, et al. Residual life predictions from vibration-based degradation signals: a neural network approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2004, 51(3): 694-700.
- [15] 胡昌华, 胡锦涛, 张 伟, 等. 支持向量机用于性能退化的可靠性评估[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(5): 1246-1249.
- [16] 于 勇, 姜兴渭. 基于 ARMA 模型的卫星故障预测技术应用研究[C]//2000 年全国振动(诊断、模态、噪声)技术及工程应用学术会议论文集. 南京: 出版地不详, 2000: 148-151.
- [17] 李瑞莹, 康 锐. 基于 ARMA 模型的故障率预测方法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(8): 1588-1591.
- [18] 朱晓乐, 王 华, 符菊梅, 等. 基于 ARMA 模型的动力系统缓变数据故障趋势预测[J]. 载人航天, 2011, 17(2): 54-58.
- [19] 魏武维. 时间序列分析: 单变量和多变量方法[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2009.
- [20] 王 环, 郭义琪, 秦 巍, 等. 构建多航天器在轨管理支持平台[J]. 航天器工程, 2007, 16(3): 114-119.
- +++++
- (上接第 105 页)
- [8] BOYKOV Y, KOLMOGOROV V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(9): 1124-1137.
- [9] ZENG Yezhan, ZHAO Yuqiao, TANG Ping, et al. Liver vessel segmentation and identification based on oriented flux symmetry and graph cuts[J]. Computer Methods and Programs in Biomedical, 2017, 7(2): 215-227.
- [10] CHENG Dongcai, MENG Gaofeng, XIANG Shiming, et al. Efficient sea-land segmentation using seeds learning and edge directed graph cut[J]. Neurocomputing, 2016, 207: 36-47.
- [11] YU Xiaoming, LIU Weibin, XING Weiwei. Behavioral segmentation for human motion capture data on graph cut method[J]. Journal of Visual Languages and Computing, 2017, 1(10): 158-169.
- [12] 陈华榕, 钱康来, 王 斌. 结合支持向量机和图割的视频分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(8): 1389-1395.
- [13] LI Y, SUN J, TANG Q, et al. Lazy snapping[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 303-308.
- [14] CIGLA C, ALATAN A. Region-based image segmentation via graph cuts[C]//15th IEEE international conference on image processing. San Diego, CA, USA: IEEE, 2008: 2272-2275.
- [15] 辛月兰, 张晓华, 汪西莉. 自适应形状先验的图割分割方法[J]. 小型微型计算机系统, 2014, 35(3): 648-653.
- [16] 王 涛, 纪则轩, 孙权森. 结合非局部信息与图割的图像分割算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(5): 783-791.
- [17] 汤依婷, 韩彦芳. 一种改进的图割目标分割算法[J]. 电子科技, 2016, 29(10): 43-46.
- [18] 王梦娇. 基于图割算法改进的图像分割方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2015.
- [19] 曹国震, 彭 寒. 基于区域一致性的图割立体匹配[J]. 西北工业大学学报, 2017, 35(1): 160-163.
- [20] 刘 毅, 黄 兵, 孙怀江, 等. 利用视觉显著性与图割的图像分割算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(3): 402-409.
- [21] 黎 莹, 戴 芳, 郝 勇, 等. 基于最小生成树的图像分割[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(13): 149-151.
- [22] FISHER Y. Fractal image compression: theory and applications[M]. [s. l.]: Springer-Verlag, 1995.