

# 基于知识和大数据的多航天器管理云平台设计

王晓晨, 刘 鹏, 朱 玛, 粘丹妮, 张香燕, 罗毓芳  
(北京空间飞行器总体设计部 北京 100094)

**摘要:** 在轨卫星数量呈爆发式增长。在应用方面, 亟需提升海量卫星并行管理能力和自动化、智能化水平。设计并构建了一种基于知识和大数据的航天器在轨管理云平台, 通过工程实际应用, 验证了系统设计的可行性, 实现了 200 余颗在轨航天器的并行管理, 可以为我国未来复杂星座星群的高效运行管理提供参考。

**关键词:** 知识; 大数据; 云平台; 多航天器; 在轨管理

中图分类号: TP311 文献标识码: A 文章编号: CN11-1780(2022)01-0050-11

DOI: 10.12347/j.ycyk.20210505001

引用格式: 王晓晨, 刘鹏, 朱玛, 等. 基于知识和大数据的多航天器管理云平台设计[J]. 遥测遥控, 2022, 43(1): 50–60.

## Design of multi spacecraft management cloud platform based on knowledge and big data

WANG Xiaochen, LIU Peng, ZHU Ma, NIAN Danni, ZHANG Xiangyan, LUO Yufang  
(Beijing Institute of Spacecraft System Engineering, Beijing 100094, China)

**Abstract:** With the explosive growth and application of number of on orbit spacecraft, it is urgent to improve the parallel management ability and automatic and intelligent means of massive spacecraft. A cloud platform of spacecraft on orbit management based on knowledge and big data is designed and constructed. The feasibility of the system design is verified through practical engineering application, and the parallel management of more than 200 spacecraft on orbit is realized, which can provide reference for the efficient operation and management of complex constellation in China in the future.

**Key words:** Knowledge; Big data; Cloud platform; Multi spacecraft; On orbit management

**DOI:** 10.12347/j.ycyk.20210505001

**Citation:** WANG Xiaochen, LIU Peng, ZHU Ma, et al. Design of multi spacecraft management cloud platform based on knowledge and big data[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2022, 43(1): 50–60.

## 引 言

随着我国航天事业的发展, 在轨航天器的数量日益增多, 截至 2020 年底, 我国在轨运行的航天器有 400 余颗, 预计“十四五”期间将达到千星规模<sup>[1]</sup>。航天器上遥测参数的数量也大幅增加, 以某领域卫星为例, 二代卫星的遥测参数就比一代卫星的遥测参数增加了十几倍, 达到 2 万多个, 无论是单星遥测还是多星累计遥测已然进入了大数据时代。另一方面, 随着我国航天器从早期的试验型逐步发展到目前的应用型, 在以往保障航天器安全的基本前提下, 最大程度地挖潜航天器的应用效能, 最大限度地延长航天器寿命, 发挥其潜能, 对在轨管理提出了更高要求<sup>[2,3]</sup>, 也对地面系统的故障发现及处理、性能分析与预测水平均提出了更高的要求。新一代航天器在轨管理平台需要充分利用专家知识和大数据, 进一步提升航天器并行管理、异常发现、性能预测能力, 提升自动化、智能化水平。

本文根据多航天器在轨管理和应用的实际需求, 结合大数据和云技术, 设计构建了基于知识和大数据的多航天器在轨管理云平台, 以为我国未来复杂星座星群的高效运行管理提供参考。

## 1 需求场景分析

随着航天器在轨数量的爆发式增长, 航天器在轨管理面临诸多机遇和挑战, 主要包括: 高密度发射

呈常态化,新增在轨航天器的快速部署能力需要提升;在轨航天器总量逐年跃升且遥测参数量显著增加,多航天器并行管理能力需要提升;任务持续增长,人力资源、设备资源受限,智能管控、资源优化能力需要提升。但利好的一面是,随着在轨管理经验和航天器在轨数据的逐年积累,为共性知识管理、应用和在轨大数据分析、挖掘提供了可能。

总体来说,多航天器在轨管理应用场景主要包括以下两方面:

### ① 基于知识的应用

该场景重点面向基于当前状态的实时监测、基于事件的事后处置或基于时间的定期维护,需要综合利用各种类型的多元诊断知识,对获取的航天器设计数据、测试数据、测控数据、轨道数据、空间环境数据等多源数据进行融合处理与分析,对航天器状态进行判读,推理判断完成故障定位,给出相应的处置策略。

未来我国航天器逐渐向平台化、体系化方向发展,尤其是巨型星座在轨运行后,该特点更为明显。需要从横向维度实现基于知识的平台化管理,即采用“A+B”管理模式,复用A类共性知识,补充B类个性知识,支持新增同平台航天器的快速部署和管理。由于航天器的“设计”属性比较明显,工程实践中基于知识的管理能够有效解决95%以上的异常发现和定位问题。

### ② 基于大数据的应用

该场景重点面向基于大数据的分析和挖掘,实现主动性、先导性的健康管理和决策支持。需要对多源在轨数据进行横向比对与关联分析等深加工,一方面可以建立或训练出单机量化评价模型,分析、挖掘单机性能变化、异常演化的趋势规律,根据现在或历史性能状态预测性地诊断未来的在轨健康状态或性能变化趋势,在早期识别出产品性能随时间的推移逐渐变化,而可能产生的渐变故障,有利于从根本上改变现行的“定期维修”或“事后处理”的被动模式,避免非预期的重大恶性事故的发生;另一方面,通过跨型号、跨型谱横向比对分析太阳能电池阵、星敏、陀螺等典型单机产品的故障发生率、可靠性指标、性能指标等,为国产/进口元器件性能比对、产品选型、后续设计改进、优化使用策略等提供参考。

## 2 在轨管理云平台架构设计

面向大规模星群开展上述两个场景的应用,对于数据处理、存储、诊断、评估等在轨管理能力提出了较大的挑战,数百台套设备构成的地面软硬件系统日益庞大复杂,对性能、可靠性,以及快速升级与及时响应的要求不断提高,因此需要能够采用最优化的方式对地面软硬件系统进行管理和升级,提高系统的性能、安全性、弹性、灵活性,降低运营维护成本,为上层各业务系统的高效运行、智慧运维、弹性扩展提供有力支撑。在美军、NASA、ESA的航天地面软件系统中,已开始大规模利用云技术提升系统的性能、弹性、灵活性,降低成本<sup>[4,5]</sup>。

本系统结合基于知识和大数据的应用场景需求,以及多源数据接入、系统并发访问、硬件资源共享等能力需求,设计了多航天器在轨管理云平台,主要包括资源层、数据层、中台层、应用层四个层次,其总体架构设计如图1所示:

### (1) 资源层

主要包括虚拟化平台、容器化平台和服务器、网络、安全、存储、备份等设备,旨在将云平台的计算资源、网络资源和存储资源等基础硬件设施虚拟化后进行池化管理,统一调配使用,具备弹性伸缩机制。在系统建成后,通过增设服务器、网络设备和存储容量即可支持未来新业务扩展。

### (2) 数据层

一方面,结合数据特点,采用关系型、非关系型等多种数据库实现多元异构在轨大数据的存储管理;另一方面,采用消息中间件来实现系统内部组件的通信,对应功能模块自主根据需向消息中间件发布数据,或从消息中间件订阅消息,统一数据传输的协议,降低数据交互的复杂度和系统耦合度<sup>[6]</sup>。

### (3) 中台层

无论是基于知识的监视诊断,还是基于大数据的分析评估,其基础均可分解为对在轨数据和相关信

息的预处理、存储、查询、运算、评估等细粒度功能，将这些通用功能模块化，抽象出来封装为中台层，为上层各业务系统提供共享服务。每个服务采用微服务架构开发并进行独立部署、独立维护、独立扩展，服务与服务间通过 RESTful API 的方式互相调用<sup>[7-9]</sup>。

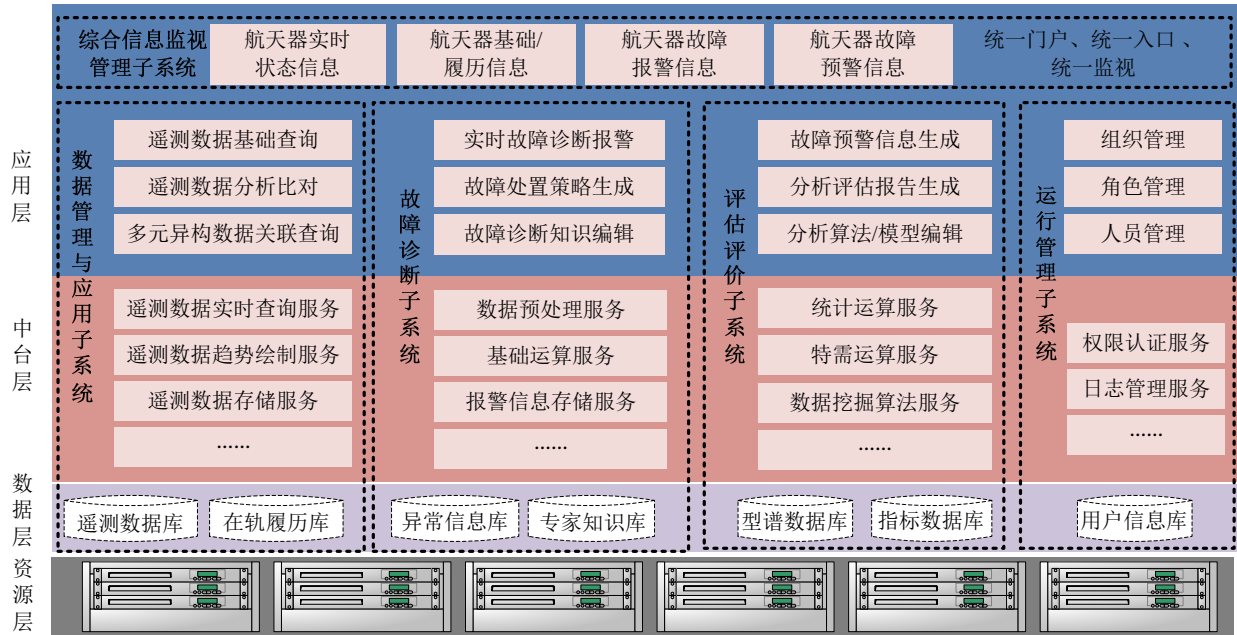


图 1 多航天器在轨管理云平台架构

Fig. 1 Multi spacecraft on orbit management cloud platform architecture

部署的服务包括信息查询类、运算函数类、信息存储类、系统管理类等，见表 1。

表 1 中台层部署的服务

Table 1 Services deployed in the middleground

类别	服务模块
信息查询类	遥测数据实时查询服务 遥测数据趋势绘制服务 报警信息查询服务 航天器信息查询服务 文件查询服务
运算函数类	基础运算：四则运算、逻辑运算等 统计运算：变化范围统计、持续时间统计、循环计数统计等 特需运算：数据剔野、功率积分等 挖掘算法：神经网络、聚类分析等
信息存储类	遥测数据存储服务 报警信息存储服务
系统管理类	日志管理服务 权限认证服务

(4) 应用层

主要包括 5 个子系统，面向在轨管理实际业务提供用户交互服务。

① 在轨数据管理与应用子系统，主要实现在轨航天器遥测数据的处理、存储和查询，包括曲线/列表查询、分析比对和多元异构数据关联查询等。

② 航天器故障诊断子系统，主要实现多航天器的知识编辑、并行诊断和故障处置策略生成等。

③ 航天器评估评价子系统，主要实现基于数据的航天器分系统/单机性能的评估评价。

④ 综合信息监视管理子系统，主要实现一体化、多元信息的综合监视，一方面提供统一页面对不同信息来源的报警、预警信息进行统一监视，对实时报警信息、历史报警信息、遥测数据、测控计划、实际测控跟踪弧段、地月影预报、航天器基本信息、在轨异常和在轨支持队伍等多元信息的一键式关联分析；另一方面提供统一入口、统一权限对各子系统进行访问。

⑤ 运行管理子系统，主要实现对用户和权限的管理、系统运行状态监控等。

### 3 在轨监视和诊断知识设计

#### 3.1 知识分类描述

根据在轨航天器特点，以及实际监测过程中对航天器故障的判断流程，可以将轨监视和故障诊断知识分为4大类，主要描述方式如下所示：

##### ① 工况识别知识

描述航天器工作在某种工作模式（如侧摆模式、正常模式）或状态（如地影期、光照期）的专家知识，描述方式如图2所示。该类知识主要表征了航天器所处的状态，其推理结果可作为其它知识的输入。

##### ② 参数条件判读知识

描述航天器某遥测参数在某判读条件（条件A）成立情况下是否工作在正常值范围（条件B）的专家知识，描述方式如图3所示。

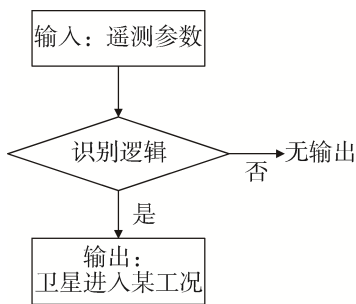


图2 工况识别知识描述方式

Fig. 2 Knowledge description method for condition recognition

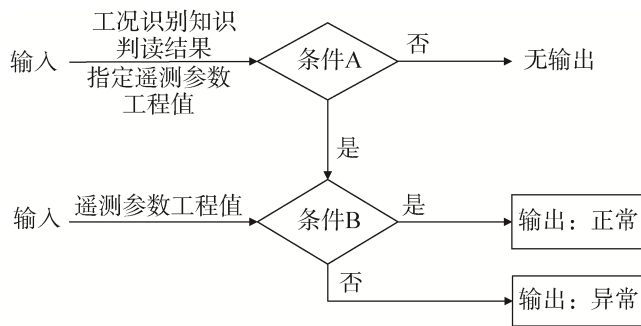


图3 参数条件判读知识描述方式

Fig. 3 Knowledge description method for parameter condition interpretation

##### ③ 过程监视知识

针对航天器在轨某一特定工作过程（如轨道控制），用与工作过程动作、事件相关的遥测数据、时间、工况及判断逻辑描述过程监视的专家知识，描述方式如图4所示。

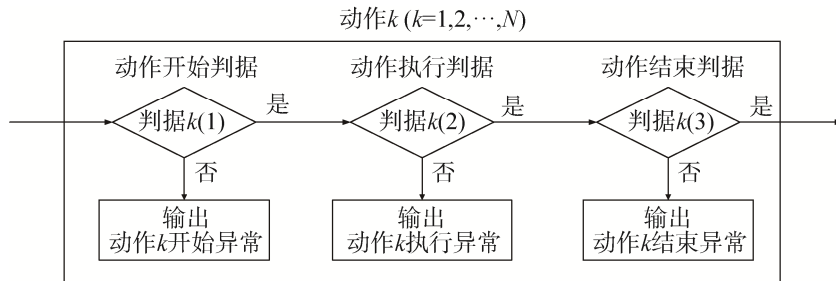


图4 过程监视知识描述方式

Fig. 4 Knowledge description method for process monitoring

##### ④ 故障诊断知识

针对预想的或已发生的故障，用与故障相关的遥测数据、时间、动作、工况及判断逻辑描述故障判

断的专家知识, 描述方式如图 5 所示。

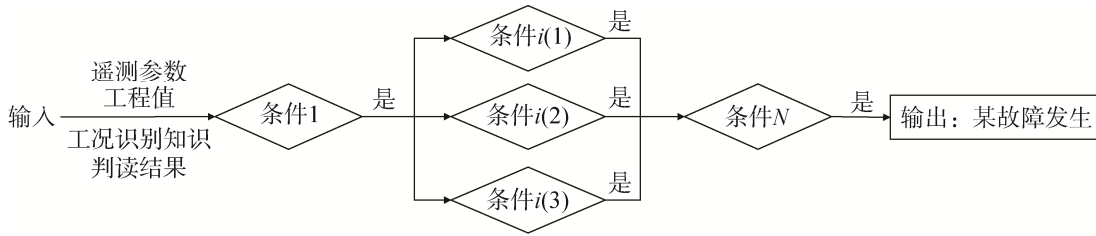


图 5 故障诊断知识描述方式

Fig. 5 Knowledge description method for fault diagnosis

### 3.2 知识逻辑模型设计

知识的表示是知识符号化的过程, 即将知识编码成一种适当的数据结构。目前, 典型的知识表示法有产生式规则、语义网络、谓词逻辑等。本系统采用基于模糊产生式规则知识的故障诊断技术, 模拟在轨管理专家分析卫星在轨状态的思路, 以接收到的航天器遥测数据为激励, 以森林遍历方式对专家知识进行搜索和匹配, 通过推理运算得出航天器状态信息和异常信息, 并提取得到异常信息的知识链中的推理逻辑和辅助处理信息, 给出异常的辅助处理决策信息。

针对 3.1 节中描述的 4 大类在轨监视和故障诊断知识, 分别设计了逻辑模型, 具体如下:

#### ① 状态监视知识

工况识别和条件判读知识均为基于当前状态的实时监视, 属于状态监视知识, 是一种正向规则, 描述的是从现象到结论的推理过程。其逻辑模型描述如下:

```

<状态监视知识> = 规则名: Rule( {<推理结果>|<逻辑运算表达式>} )
    Begin
        [<数值运算知识>]
        {<报警结果表达式>|{<报警规则>[...n]}}
    End
  
```

上述模型中的数值运算知识, 是指在进行规则匹配过程中进行大量的数学运算之前进行的数值准备工作, 由变量定义、变量声明、赋值、条件、循环、函数调用六种基本语句组成。该定义适用于以下所有逻辑模型。

#### ② 过程监视知识

在实际在轨复杂过程监视中, 存在多个过程的监视, 系统设计每个过程都用一个独立的过程监视规则来描述。过程监视知识的逻辑模型如下:

```

<过程监视知识列表> =
    Begin
        [<数值运算知识>]
        <过程监视规则>[...n];
    End
  
```

每一个过程监视规则的逻辑模型说明如下:

```

<过程监视规则> = 规则名: process(<推理结果>)
    Timelimit: 运行时限
    [State: 状态名称]
    [Continuance: 持续时间 [reliability: 可信度]]
    Begin
        [<数值运算知识>]
        [<状态判定规则>]
        <过程状态监视规则>[...n]
    End
  
```

过程监视规则描述了这个过程监视的启动条件, 运行时间限制和这段过程中存在的所有状态, 当满

足过程监视的启动条件后就开始对这个过程的监视。

### ③ 故障诊断知识

故障诊断知识主要用于描述专家对航天器故障分析判断的知识，是一种反向规则，即先假设某种故障，再检查这种故障在何种条件下所表示出来的症状，如果症状全部满足，则可以认定为这种故障成立。根据以前出现的故障或故障定位方法中故障的判定原则，可以组织成反向推理知识，在系统推理时可以根据是否满足现象确定具体故障。

故障诊断知识的逻辑模型描述如下：

```
<故障诊断知识> =规则名: ( <故障表达式> ) <故障输出表达式>
    Begin
    [<数值运算知识>]
    {<故障条件表达式>}|
    { [<数值运算表达式> [...n]] <故障现象表达式> [...n] }
    End
```

对于航天器的反向推理生成的故障，可以作为最终确定的推理结果，也可以作为其它规则的匹配条件。通常情况某些深层次的故障通常表现为许多方面的异常（这些异常可能是其它规则推理出来的故障），可以根据这些异常进行进一步推理，最终分析确定航天器的深层次故障原因。

此外，为便于专家知识继承、共享和快速部署，将专家知识从层次上划分为：整星类、分系统类、部件类知识，新航天器部署时可以按照类别直接进行复用。

## 4 在轨大数据分析设计

### 4.1 多源异构在轨数据存储与关联查询设计

航天器在轨运行产生的相关数据种类丰富，包括遥测数据、遥控指令、测控事件、异常信息、轨道根数等，这些数据的特点和结构不一样，存储方式也有差异。经过多年长期积累，这些在轨数据已各自形成了独立的数据库。对于遥测数据这种数据规模大、实时性高、属性少的数据，采用了非关系型分布式数据库 Cassandra 存储<sup>[10-12]</sup>，而对于其他的测控事件、在轨异常信息等非遥测数据，由于数据量较小、属性较多，关联关系复杂，则采用了神通数据库、Oracle 等关系型数据库存储。面对日益迫切的航天器设计优化与可靠性研究需求，如何能够将这些多源异构在轨数据库进行有效集成，为用户提供一个统一的在轨数据共享和分析平台尤为必要。

现有的多源数据集成技术大致分为仓库法和虚拟法两种实现方式<sup>[13]</sup>：

① 仓库法。该方法要建立数据仓库，将分散在各数据源中的数据副本统一集中存储在数据仓库中，其缺点是数据迁移和维护麻烦，成本较高。

② 虚拟法。该方法是在不改变数据存储位置的前提下，在用户与数据源间建立虚拟层，屏蔽底层数据源差异，为用户提供统一的全局视图，实际应用更为广泛。但是这些方法中，异构数据库只能是支持 SQL 的关系型数据库，数据的查询条件都必须用 SQL 语言来描述，并不适用于存储海量遥测数据的非关系型分布式数据库。

因此，本系统设计了一种既支持关系型数据库，同时也支持非关系型数据库的多源异构航天器在轨数据关联查询方法，其基本思想是，构建数据查询中间件，该数据查询中间件与现有技术的中间件不同，其解析用户层面的查询脚本。该查询脚本采用逻辑数据对象的方式对查询目标进行指定，而不是采用物理地址的方式对查询目标进行指定，从而降低了对用户的要求，屏蔽了异构数据库在查询上的不同和难度。每种类型的数据库都配备一个数据引擎，负责查询中间件和数据库的衔接，起到翻译的作用。该方法的应用流程如图 6 所示，具体应用流程描述如下：

① 用户采用一套支持在轨飞行数据关联查询的描述脚本发起请求，该脚本采用面向对象的点分法表示航天器、分系统、单机、遥测参数之间的层次关系。每个航天器用一个由六个字符组成的唯一代号表示，例如：SZ0901 表示神舟九号飞船，分系统用 SubSystem 表示，设备用 Device 表示，遥测参数用



TM 表示, 遥控指令用 TC 表示。又如: SZ0901.SubSystem[电源].TM.TJ10 代表神舟九号飞船电源分系统中代号为 TJ10 的遥测参数。在脚本的设计中同时包含各类数值计算语句, 以及函数语句, 支持数据的二次计算。用户只需根据数据的逻辑结构, 用脚本的方式动态定制查询条件即可, 而无需考虑对具体数据源的存储结构。

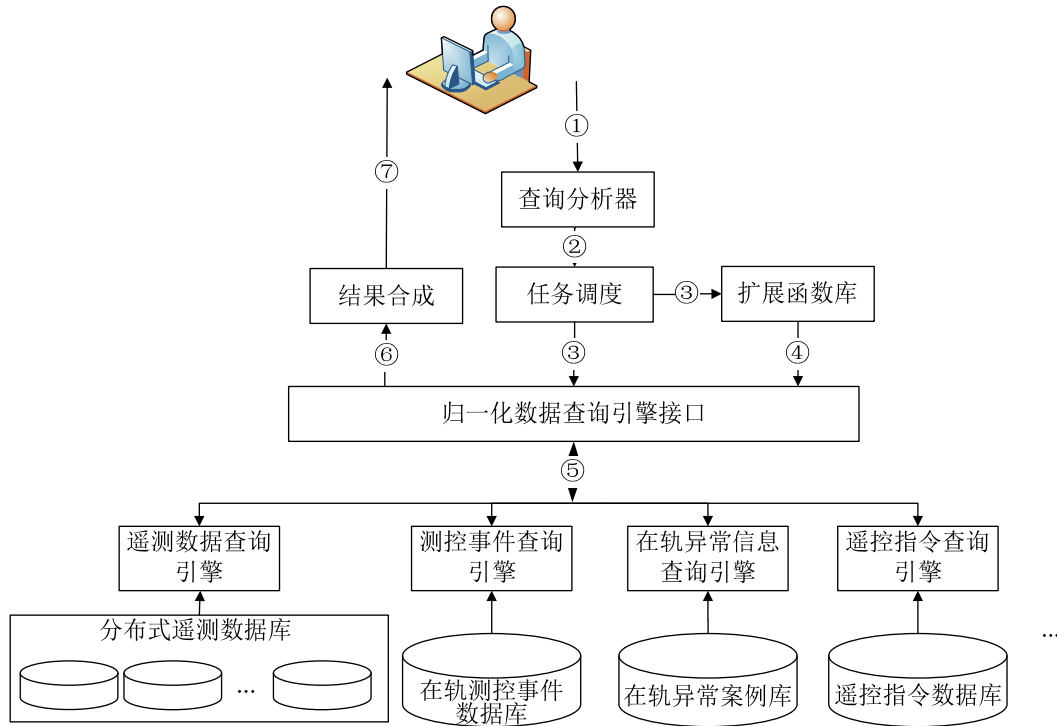


图 6 多源异构在轨数据关联查询方法

Fig. 6 Multi source heterogeneous on orbit data association query method

② 实现一个查询分析器, 对输入的查询脚本进行词法、语法和语义分析, 分解、重写成针对每个数据源的子查询, 传输给任务调度。

③ 实现一个任务调度模块, 接收拆分后的各个子查询命令, 调用数据查询引擎接口获取数据, 如果指令中包含二次计算的参数, 则调用扩展函数库进行计算。

④ 扩展函数库在收到任务调度指令后, 调用数据查询引擎接口获取数据, 扩展函数库还提供了一个统一的函数扩展接口, 用户可以自己开发满足该接口的函数包, 在系统中注册其调用方式与入口参数, 实现动态扩展新的二次计算方法。

⑤ 实现一个统一的数据查询引擎接口, 针对每一种在轨数据库, 开发一个实现该接口的数据查询引擎, 并在系统中注册。各类数据查询引擎负责完成数据的查询任务, 并将所有结果返回。

⑥ 数据查询引擎接口收到查询结果后, 将不同任务的结果打包成单独的数据包返回。

⑦ 实现一个结果合成模块, 对各个子查询结果进行合成运算, 并形成最终结果返回给用户。

上述方法的优点在于:

① 采用逻辑数据对象的方式对查询目标进行指定, 用户只需根据航天器的逻辑结构, 用脚本的方式自由灵活的定制查询条件即可, 而无需考虑对具体数据源的存储结果, 提高了用户编辑的效率。

② 不仅可以直接查询原始数据内容, 还可以利用复杂数学运算自定义查询二次计算的数据内容, 从而通过查询逻辑条件约束下的数据信息, 将原本孤立的数据内容关联起来进行查询处理, 可用于海量数据中的有效信息提取及分析, 大大提高了数据的应用价值。

③ 查询引擎屏蔽了底层异构数据库的差异性, 将系统的变化部分限制在了查询引擎中, 实现各种异

构在轨数据的统一访问,不仅支持关系型数据库,也支持非关系型数据库,同时支持动态增加新的数据库。

### 4.2 基于在轨大数据的评估评价设计

在多源异构在轨数据存储与关联查询的基础之上,还需要进一步对一些典型单机产品进行深度评估评价,分析、挖掘单机性能变化、异常演化的趋势规律,总体来说,其应用流程主要包括:首先,进行格式转换、时间对齐、数据清洗等,并对各类数据标识好血缘关系,便于后续的融合利用;其次,根据大数据分析的目标,对分析算法进行建模<sup>[14]</sup>,如图7所示。

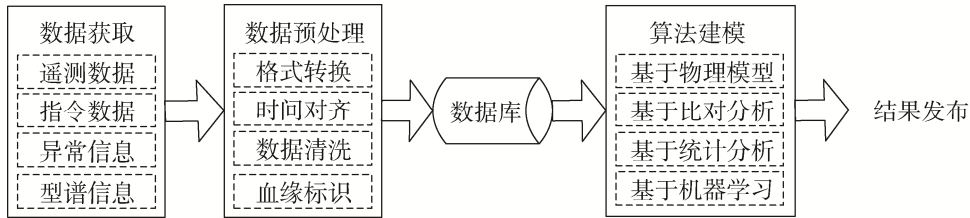


图7 在轨大数据评估评价流程

Fig. 7 On orbit big data evaluation process

本系统设计了一套“通用+专用”的指标计算体系,涵盖以下几类计算方法:

- ① 预处理算法,包括数据清洗、数据抽样、数据插值、遥测去重、时间过滤、帧长过滤、航天器标识过滤、数据校验、格式检验等;
- ② 统计类计算算法,包括变化范围统计、持续时间统计、循环计数统计、功率积分等;
- ③ 基于机器学习的计算算法<sup>[15]</sup>,包括相关性分析、聚类、支持向量机、神经网络等人工智能相关的基础算法;
- ④ 基于数据特征的计算算法,通过对航天器/分系统/单机等不同层次的数据特征分布及其特征变化情况的分析,得到反映航天器或设备健康状态的指标计算算法;
- ⑤ 专用计算算法,例如导航、遥感等特定产品指标的专用算法。

基于上述指标计算体系,基于在轨大数据的评估评价系统架构设计如图8所示。

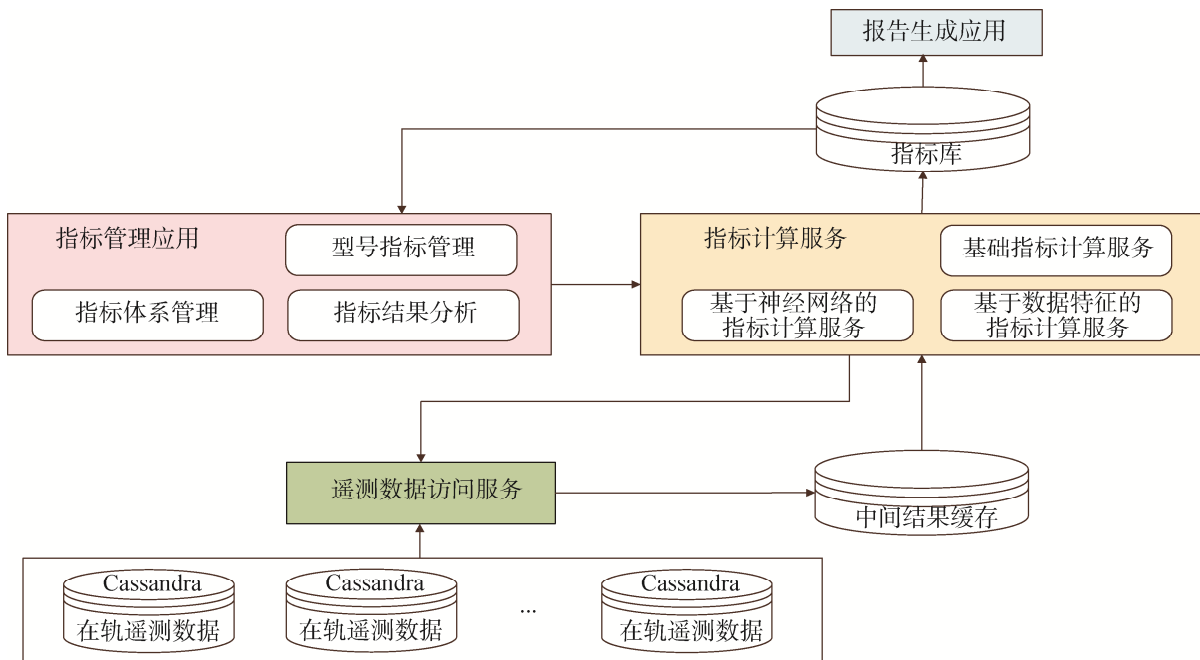


图8 基于在轨大数据的评估评价系统架构

Fig. 8 Evaluation system architecture based on on-orbit big data

图8中各组成部分说明如下:



- ① 遥测数据访问服务。根据指标计算服务的需求,从 Cassandra 分布式数据库中提取相应的在轨数据。
- ② 指标计算服务。采用 Python 进行各类算法和服务的实现,首先,在底层开发一个 Python 库,将各类算法封装成可重用的算法库,这样开发人员、在轨人员可使用本算法库中的函数,结合 Python 本身的 Pandas、Matplotlib 以及 Jupyterlib 进行自主分析;其次,在此类库的基础上将各类方法封装成服务,对外提供 Restful 服务。
- ③ 指标管理应用。为在轨指标管理人员和在轨评估人员提供指标体系管理功能,完成具体指标的计算,实现指标结果的查询以及数据显示。
- ④ 报告生成应用。从指标库获取各分系统以及各产品的结果,然后根据用户定义的模板自动生成在轨评估报告。

### 5 系统实现效果分析

依据上述设计方案实现的平台已应用于 200 余颗在轨卫星的并行管理,建立了 30 万条专家知识和 16 类单机产品的评价模型,数据管理能力达到从 PB 级跨越至 EB 级跨越,服务器应用效率由原来 170 台支撑 120 星提升至 100 台支撑 200 星。

平台应用后解决了简单门限报警的误警率高和故障难以准确定位等问题,尤其是对关联性、趋势性、复杂性的故障实现了实时监控。例如通过实时遥测数据和延时遥测数据融合的监视蓄电池充放电平衡情况方法,实现对卫星当圈能源平衡状态的实时监控和掌控,确保卫星能源系统满足用户使用要求;通过数据拟合、历史比对、变化频率等方法实现对重要性能和参数趋势变化的监测。系统应用实例如图 9 所示。

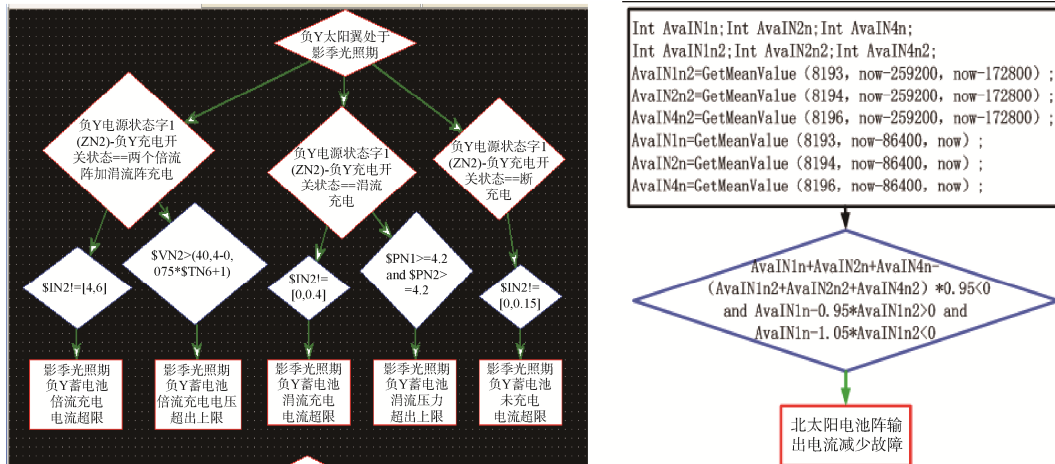


图 9 系统应用实例

Fig. 9 System application example

此外,该平台实现了对不同航天器、不同产品的建模分析与评估评价,应用实例如表 2 和图 10 所示。

表 2 评估评价应用实例

Table 2 Application examples of evaluation

效果	应用实例
性能衰减预测	基于对称数据比值法,对航天器存在相似、对称关系单机的遥测数据(如扩频应答机双机 AGC 电压)建立相关系数模型,根据相关系数的偏差程度,判断是否存在产品性能下降问题
在轨异常预警	基于数据变换的综合评价方法,建立综合评价模型对 CMG 健康状况进行综合评价打分,根据分值偏差提前发现异常趋势;采用基于支持向量回归时间序列(SVR)预测技术对航天器关键参数的变化趋势进行分析、预测
产品选型支撑	从产品的在轨故障等级分布、轨道分布、原因分类、故障时间分布等多维度分析比对
相关性分析	采用绝对灰度关联分析和相关性分析方法对数据进行关联规则挖掘,发现不同参数的隐含关系
诊断规则挖掘	采用基于概念漂移的在轨故障分析技术,实现点异常知识、故障模式异常和系统异常知识的获取

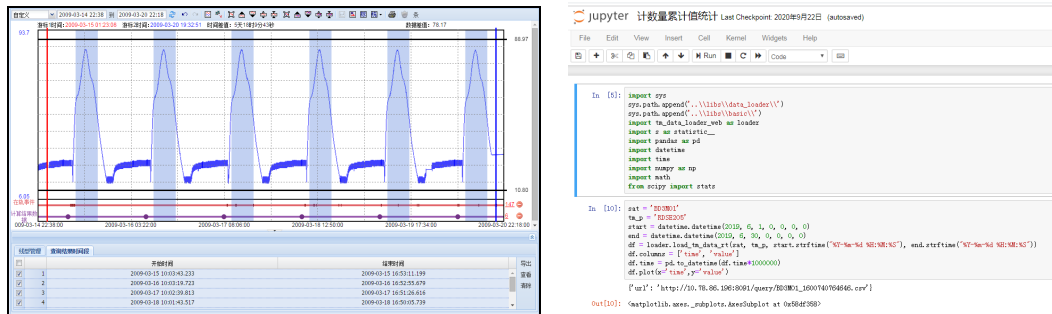


图 10 评估评价应用实例  
Fig. 10 Application examples of evaluation

## 6 结束语

本文围绕多航天器在轨管理的实际需求,结合大数据和云技术,给出了一种基于知识和大数据的多航天器在轨管理云平台设计,并开展了工程应用验证,实现了 200 颗航天器的并行管理,且硬件资源利用率大幅提升。后续应用中还需要进一步融合基于模型、基于机器学习等其诊断方法,进一步提升在轨故障智能诊断能力;同时,从源头优化在轨遥测数据质量,持续提升在轨大数据的挖掘和利用效能。

## 参考文献

- [1] 中国航天科技集团有限公司. 中国航天科技活动蓝皮书(2020)[R]. 北京: 中国航天科技集团有限公司, 2021.
- [2] 李双博, 张艳松, 李德仁, 等. 我国天基信息系统发展现状及未来展望[J]. 中国工程科学, 2020, 22(1): 127-132.  
LI Shuangbo, ZHANG Yansong, LI Deren, et al. Development status and future prospect of space-based information systems in China[J]. Strategic Study of CAE, 2020, 22(1): 127-132.
- [3] 张志国. 超期运行航天器在轨管理精细化实践[J]. 航天器工程, 2020, 29(2): 109-114.  
ZHANG Zhiguo. Refined practice of in-orbit management for overdue spacecraft[J]. Spacecraft Engineering, 2020, 29(2): 109-114.
- [4] SREEJA N, DAVID D, NIMESH A, et al. Prototyping operation autonomy for space traffic management[J]. Acta Astronautica, 180(2021): 489-506.
- [5] 刘鹏, 王晓晨, 刘超, 等. 基于移动终端和云的航天器在轨监视系统设计[J]. 遥测遥控, 2021, 42(1): 31-39.  
LIU Peng, WANG Xiaochen, LIU Chao, et al. Design of in-orbit spacecraft monitoring system based on mobile terminal and cloud platform[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2021, 42(1): 31-39.
- [6] 王志泳. 分布式消息系统 Kafka 的性能建模与优化技术研究及实现[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2017.  
WANG Zhiyong. The research and implementation of performance modeling and optimization technology of a distributed message system named kafka[D]. Xi'an: Xidian University, 2017.
- [7] NADAREISHVILI I, MITRA R, MELARTY M, et al. Microservice architecture: Aligning principles, practices, and culture[M]. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2016.
- [8] 冯志勇, 徐砚伟, 薛霄, 等. 微服务技术发展的现状与展望[J]. 计算机研究与发展, 2020, 57(5): 1103-1121.  
FENG Zhiyong, XU Yanwei, XUE Xiao, et al. Review on the development of micmservice architecture[J]. Journal of Computer Research and Development, 2020, 57(5): 1103-1121.
- [9] 李莹, 柳生鹏, 赵朗, 等. 自适应 RESTful Web API 进化模型的研究[J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23(5): 1020-1030.  
LI Ying, LIU Shengpeng, ZHAO Lang, et al. Self-adapted RESTful Web API evolution model[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, 23(5): 1020-1030.
- [10] SITALAKSHMI V, KIRAN F, SAMUEL K, et al. SQL versus NoSQL movement with big data analytics[J]. International Journal of Information Technology and Computer Science(IJITCS), 2016, 8(12): 59-66.
- [11] 杜青云. 基于 CASSANDRA 数据库的危化品运输传感历史数据分析系统设计与实现[D]. 西安: 西安科技大学, 2018.  
DU Qingyun. Design and implementation of historical data analysis system for hazardous chemicals transportation based on cassandra database[D]. Xi'an: Xi'an University of Science And Technology, 2018.

- [12] 杨永毅, 赵思亮, 赵芳. 气象大数据在 Cassandra 数据库的应用研究[J]. 现代科学仪器, 2020(3): 14–20.  
YANG Yongyi, ZHAO Siliang, ZHAO Fang. Research on the application of meteorological big data in cassandra database[J]. Modern Scientific Instruments, 2020(3): 14–20.
- [13] 刘基阳. 面向多源异构数据的数据集成中间件的设计与开发[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.  
LIU Jiyang. Design and development of data integration middleware for multi-source heterogeneous data[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018.
- [14] 柴艳妹, 雷陈芳. 基于数据挖掘技术的在线学习行为研究综述[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(5): 1287–1293.  
CHAI Yanmei, LEI Chenfang. Survey of online learning behavior research applying data mining technology[J]. Application Research of Computers, 2018, 35(5): 1287–1293.
- [15] 李瑛, 颜廷龙. 航空大数据的融合及挖掘技术综述[J]. 航空计算技术, 2020, 50(6): 124–128.  
LI Ying, YAN tinglong. a survey of fusion and mining technology of aeronautical big data[J]. aeronautical computing technique, 2020, 50(6): 124–128.

#### [作者简介]

- 王晓晨 1979 年生, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为航天器在轨管理。  
刘 鹏 1981 年生, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为航天器在轨管理。  
朱 玛 1982 年生, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为航天器自主管理。  
粘丹妮 1980 年生, 硕士, 工程师, 主要研究方向为航天器在轨管理。  
张香燕 1982 年生, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为航天器在轨管理。  
罗毓芳 1973 年生, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为航天器在轨管理。

(本文编辑: 潘三英)