DOI：10.13890/j.issn.1000-128X.2023.06.016　　文章编号：1000-128X(2023)06-0129-10

基于大数据和智能感知的车辆数据引擎系统设计

陈希隽
（广州地铁集团有限公司，广东 广州　510010）

摘　要：为实现城市轨道车辆的精准化运维指导，需要掌握最新的车辆状态数据并对其发展趋势进行预判，对车辆的实时运行数据和历史运维数据进行同时空的数据挖掘分析研究十分必要。最终，用户无须掌握代码编写技能即可自行创建、修改数据分析模型，模型能自动运行输出结果，为车辆状态的判断提供依据。为此，文章基于大数据平台和智能感知技术设计了一套车辆数据引擎系统，将牵引、制动、车门、网络和LCU等系统的运行数据进行清洗整合，实现数据的时空对齐，利用画布开发组件，采用“拖拉拽”的方式构建数据分析策略模型，可替代重复繁杂的人工作业进行多维数据分析决策、作业流程监控、故障隐患甄别并预警、寿命预测等工作，实现数据分析自定义编辑、自动分析、自动预警，指导故障处理、备件采购等功能，从而达到多专业数据融合、数据综合监视、故障联动分析、数据统计分析、自动化处理分析、结果输出和推演预测、一体化决策及可视化展示，为检修运用模式和策略制定提供数据支撑，进一步保证地铁列车行车安全，提升列车可靠性、降低运营成本。

关键词：运维数据；组件；智能分析；自定义编辑；数据引擎；提质增效；城市轨道车辆
中图分类号：U27　　**文献标识码：**A

Design of vehicle data engine system based on big data platform and intelligent perception

CHEN Xijun

(Guangzhou Metro Group Co., Ltd., Guangzhou, Guangdong 510010, China)

Abstract: To guide the operation and maintenance (O&M) of the urban rail transit vehicles precisely, it is necessary to collect the latest vehicle status data and predict the development trend. Therefore, it is essential to conduct data mining and analysis for the real-time operation data and the historical O&M data of the vehicles in the same time and space, and enable the users to create and modify the data analysis model without the ability to write code. The model can run automatically and output the results to provide a basis for the vehicle status judgment. To this end, a set of vehicle data engine system was designed based on the big data platform and intelligent perception to clean and integrate the operation data of the traction, braking, door, network and LCU systems for the spatial and temporal alignment of data. In addition, data analysis strategy model was developed by means of drag and drop based on the canvas components to carry out multidimensional data analysis, make decisions, monitor the working process, identify hidden troubles and give early warning, and make life predictions, replacing the repetitive and complex manual operation. It can also provide functions such as data analysis custom editing, automatic analysis, automatic warning, troubleshooting guidance, and spare parts procurement, thus achieving multi-discipline data fusion, integrated data supervisory control, fault linkage analysis, data statistical analysis, automated processing analysis, result output, deduction and prediction, integrated decision-making and visual display, providing data support for the development of maintenance modes and strategies, further ensuring the safety of metro trains, improving the train reliability, and reducing the operating costs.

通信作者：陈希隽（1975—），男，高级工程师，主要从事轨道交通车辆运维管理工作；E-mail: chenxijun@gzmtr.com
引用格式：陈希隽 . 基于大数据和智能感知的车辆数据引擎系统设计[J]. 机车电传动, 2023(6): 129-138.
Citation: CHEN Xijun. Design of vehicle data engine system based on big data platform and intelligent perception[J]. Electric drive for locomotives, 2023(6): 129-138.

Keywords: operation and maintenance data; components; intelligent analysis; custom editing; data engine; quality and efficiency improvement; urban rail transit vehicles

0 引言

《交通强国建设纲要》[1]指出，要大力发展智慧交通，推动大数据、互联网、人工智能、区块链、超级计算等新技术与交通行业深度融合。为此，地铁交通行业配置了越来越多的智能运维设备。智能运维设备的运用上线，譬如广州地铁 11 号线的车辆运行辅助设备运维系统加入了传感器、检测器和高清摄像设备等物联网产品[2]，为地铁列车赋予了更多的智能感知。智能感知的实时数据和大数据平台的历史数据如何更好地指导设计生产、提高设备质量是数据的价值所在，同时可进一步提升车辆运维的数字化和智能化。

目前地铁运营部门对车载数据的挖掘分析主要是对事件记录仪存储关键信号变化量和运行状态的数据进行分析整合，未对数据进行特征研究，数据结果具有滞后性，无法反映列车的最新状态，容易造成列车运营质量隐患分析不及时、健康状态掌握不清楚的风险，加之现有列车配置的事件记录仪数据量少、存储时间短[3]，下载数据耗费工时，使车载数据的挖掘工作费时费力且收益小。国内研究集中在智能运维系统的探索性研究及方案建设，文献[4]构建了城市轨道交通智能运维系统框架，文献[5]较为系统地阐述了智能运维系统的框架，对车辆健康系统进行评估，但均是固化组件，用户无法二次开发或改进，新增功能需要依靠开发商完成，自主性差，效率低。因此，本文通过研究开发一款低门槛、方便操作、可视化显示，兼具实时和历史两种数据分析的数据引擎，用户可自主多样化地构建模型进行数据挖掘，使数据分析工作智能、高效、准确、便捷。

1 车辆数据引擎系统研究

列车运行过程中时刻都在生成数据[6]，这些数据一部分以故障数据的形式记录下来，辅助运营部门进行故障分析，更多的数据湮灭在时间的海洋中，未曾得到开发和利用。文献[7]提供的是传统的数据分析工作，依靠人工下载事件记录仪数据后再进行分析，不仅会耗费大量人力物力，而且由于数据量少、呈片段式，不便于疑难故障的查找，更难以深入进行状态分析或可靠性分析。同时，车辆牵引、制动、车门、网络和 LCU 等系统数据各自存放在不同的存储介质，缺乏统一的整合管理分析，很难实现数据的共享、联动和深入挖掘分析。

地铁车辆运维数据分析[8-10]需要一款自主性强、操作简单、兼具实时和历史数据，自动进行智能分析的工具，而目前尚无成熟的产品面世，本文将基于大数据平台和智能感知研究开发车辆数据引擎系统。

1.1 系统目标

数据引擎系统基于大数据平台和智能感知等新技术，采用“拖拉拽”的画布开发的组件，将数据分析从应用程序代码中分离出来，可使用预定义（同时支持自定义，将复杂的逻辑封装成组件，实现配置化，并支持逻辑复用）的语义模块编写数据分析决策，通过实时的智能感知数据和历史数据结合，多样化进行数据挖掘分析。该系统可随应用场景的不同、需求的演化和理解程度的深入而不断更新，具有动态修改规则与快速响应需求变更、业务分析人员参与编辑业务规则、解决由规则条件关联动作变化带来的开发工作、不需要进行编制代码、使用门槛低等优点，实现多专业数据融合、数据综合监视、故障联动分析、数据统计分析、自动化的处理分析、结果输出和推演预测、一体化决策及可视化展示。

一套数据引擎系统[11-12] 的总体设计目标为：建立规则语言标准，动态编辑，自动化执行。

1.2 系统开发工具

数据引擎系统的 web 前端基于 Java Angular 框架开发，计算引擎部分采用 Flink 分布式集群架构。

Angular[13]是一个功能完备的前端框架，全面支持以组件为基础的架构模式开发，通过增强 HTML 的方式提供一种便捷开发 Web 应用程序的方式，其核心特点是几乎无须任何 DOM 操作，同时其 MVC 特性增强了代码的结构和可维护性，应对需求变化做出最小的改动，可满足数据引擎系统需要“拖拉拽”画布开发组件的需求。

Flink[14]是一个分布式系统，用于有状态的并行数据流数据，以满足数据引擎系统对实时、历史数据进行多线程分析的需要。

1.3 系统构成和特点

数据引擎系统由 5 个部分组成，如图 1 所示。

①数据源管理。将实时/历史车载数据和智能检测设备的数据进行统一存储、管理和调用。

②自定义节点管理。自定义节点分为中间节点和中间变量两部分。

a. 计算节点：应用预设定的功能块进行基本规则的创建。目前设置了 58 个功能块（通用函数），如表 1 所示。

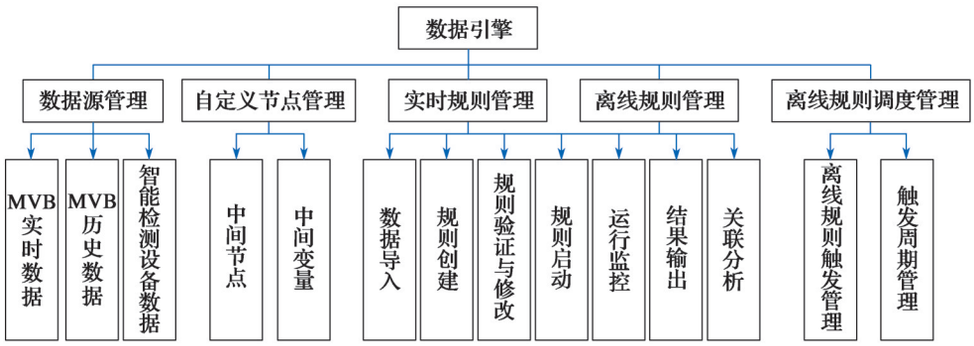


图 1　数据引擎结构图

Fig. 1　Data engine structure

表 1　基础计算节点

Table 1　Basic calculation node

名称	名称	名称	名称
SEL 节点	选择输入	复位优先 RS	置位优先 RS
触发计算器	缓存寄存器	上升沿检测	下降沿检测
增减计数器	递增计数器	递减计数器	脉冲 TP
条件过滤器	条件计时器	寄存器	限定值
逻辑与	逻辑或	逻辑非	取反
按位与	按位或	按位非	按位异或
大于	大于或等于	小于	小于或等于
加法	减法	乘法	除法
幂	平方根	平均值	绝对值
自然对数	自然指数	相等	不相等
对数	区间平均值	区间最大值	区间最小值
正弦值	正切值	余弦值	最大值
反余弦	反正弦	反正切	最小值
累加器	求余	比较（GRH）	比较（LSH）
断开延时定时器		接通延时定时器	

b. 中间节点是业务编辑人员通过系统内置的基础计算节点二次开发创建的新计算节点，相当于一个通用函数，即自定义功能块，可在用的时候再定义输入输出，在实时/离线规则创建时供业主编辑人员选择，实现计算节点的复用。

c. 中间变量是业务编辑人员根据需求编辑的规则，规定了输入，有固定的输出，可在实时/离线规则创建时供业务编辑人员选择，实现规则的复用，减少了编辑量。

③实时规则管理。车辆的实时状态数据（包含车载数据、智能运维监测数据）是最能反映设备状态变化的数据。利用实时数据建立动态的可靠性模型，自主设计开发新的可靠性规则，自动完成数据统计、分析、预测、故障报警是数据引擎的价值所在。

如图 2 所示，实时规则管理界面按不同系统和是否启用进行分类展示，支持自定义查询，可直接查看已创建规则的具体情况、执行结果、是否启用等状态，同时可以进行验证、修改、删除和查看规则修改履历信息。



图 2　实时规则管理界面图示例

Fig. 2　Example of real-time rule management interface

④离线规则管理。存储在大数据平台的车辆运行数据包含列车在相当长时间的状态变化数据，对此类数据在趋势、隐患、寿命等方面进行深入挖掘分析有很大的价值，数据特点是量大、分析耗时。利用离线规则对历史数据进行分析，建立可靠性模型，自动完成数据统计、分析、预测、隐患预警也是数据引擎的价值所在。

离线规则界面整体与实时规则界面显示一致，增加定期执行的功能。设置“新增调度”和“新增非调度”的执行设置。“新增调度”有 3 种定时选择，可每月、每周、每日定时自动执行一次。“新增非调度”是自由进行数据范围选择，然后生成一次。

⑤系统实现。规则创建界面图如图 3，实时/离线规则和自定义节点的创建和处理均采用画布组件，包含算子的选择和算子连接功能，算子包括输入量、计算节点、中间节点及中间变量、输出量，支持拖拽式创建功能。

规则的输入量采用中文菜单进行显示和勾选相应数据源的数据量，同时支持模糊筛选。计算节点、中间节点和中间变量均是单击拖入画布的模式，可双击修改其属性。结果输出通过定义输出量的属性即可生成。规则的逻辑是采用流程图化结构，将输入量、计算节点或输出量连起来后即可完成规则编制和运算。

关联数据波形图如图 4 所示，数据引擎结果界面具有良好的交互体验，数据运算的过程在相应算子进行实时显示，同时生成相应的波形图，支持用户自主选择相关数据量进行同步加载分析，分析规则并生成前、中、后的数据情况。

当满足条件时，系统自动输出数据结果，数据结果和过程数据采用列表进行显示，并支持结果数据和过程数据导出为 Excel 文档，以便后续进行复杂的建模分析，如图 5 所示。

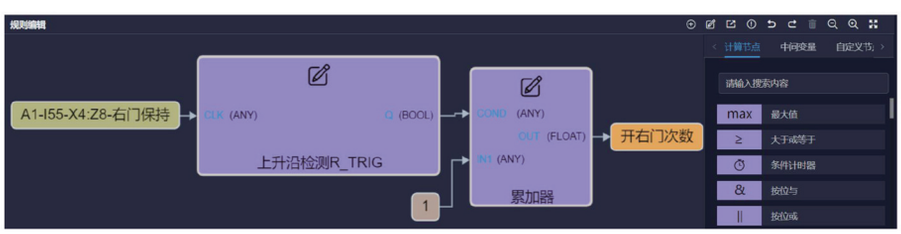


图 3　规则创建界面图示例

Fig. 3　Example of rule creation interface

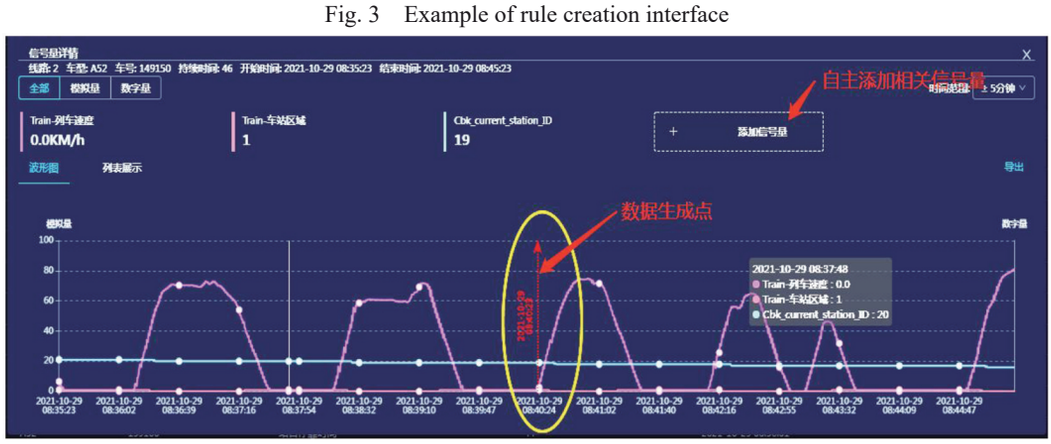


图 4　关联数据波形图示例

Fig. 4　Example of associated data waveform

导出　重置　返回　查询　删除

序号	线路号	车型	车号	模拟量名称	计算结果	发生时间	操作
1	2	A52	159160	空压机总运行时间	687000	2021-12-15 11:34:22.001	查看详情
2	2	A52	159160	空压机总运行时间	481000	2021-12-15 11:16:19.002	查看详情
3	2	A52	159160	空压机总运行时间	550000	2021-12-15 11:01:01.000	查看详情
4	2	A52	159160	空压机总运行时间	552000	2021-12-15 10:47:42.001	查看详情
5	2	A52	159160	空压机总运行时间	533000	2021-12-15 10:31:47.000	查看详情
6	2	A52	159160	空压机总运行时间	443000	2021-12-15 10:14:33.000	查看详情
7	2	A52	155156	空压机总运行时间	8000	2021-12-15 10:07:22.000	查看详情

图 5　输出结果列表显示示例

Fig. 5　Example of output result list display

1.4　系统调试和验证

用户可随时在数据引擎系统的网页上通过“拖拉拽”的画布方式进行数据分析策略的模型构建，不需要进行代码编写，可支持用户动态修改启用规则，系统对满足条件的数据自动输出结果，满足系统设计的目标。通过人工复核数据引擎的计算结果，准确率为100%，无误触发或不触发的情况。

该数据引擎系统开发可满足设计目标，已在广州地铁某段内上线使用，现已编制了包含流程监控、故障预警、能耗计算在内的103条规则，运用效果良好。该系统提高了数据挖掘工作开展的效率，对实时和历史数据的同步分析加深了对列车状态的了解，实现了数据融合、综合监视、故障联动分析、数据统计分析、自动化的处理分析、结果输出和推演预测、一体化决策及可视化展示。

2　数据引擎应用场景和案例

基于大数据平台、灵活的算子、算法加规则的运行体系，该数据引擎系统的应用范围非常广泛，主要应用场景有：

①寿命预测。对实时/历史数据获取设备的特征数据值提取分析。

②故障预警。对列车运行状态进行实时监测和判定，超过阈值则进行故障预警或告警。

③流程监控。对生产作业过程中员工的作业流程进行监控。

④生产指导。基于列车运行的实时和历史数据，结合用户的实际需要，完成数据清洗，数据时空对齐，自动计算结果，提供及时准确的建议和生产指导。

2.1　寿命预测

抓取行程开关、继电器、阀类等关键部件的特征参数构建可靠性分析和实时剩余寿命，当接近寿命极限时，及时预警处理，实现部件的状态修。数据引擎能抓取具体的某一列车某一部件的特征量，可批量实现对具体部件的状态监测和进行寿命预警。

2.1.1　沙尔特宝S826行程开关寿命预警

行程开关的电气寿命取决于额定电压、额定电流、负载类型（感性、电容、电阻）、操作频率、电弧淬火特性和污染等，其寿命曲线如图6所示。由图6可知车门行程开关的电气寿命约为60万次。

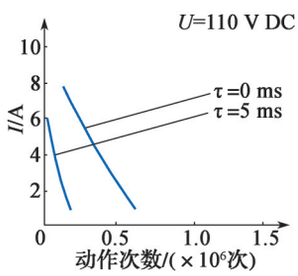


图6　行程开关的电气寿命

Fig. 6　Electrical life of travel switch

选取列车7车门的门开信号为例，其数据引擎界面如图7所示。当该行程开关装车时开始计数，起始值为0，当该门开信号由0变为1时，触发上升沿检测模块，通过递增计数器进行累加计算，当动作次数超过59万次时，则该数据引擎输出列车7车门行程开关寿命即将到限的预警，维护人员则安排更换此行程开关，实现行程开关的状态修。

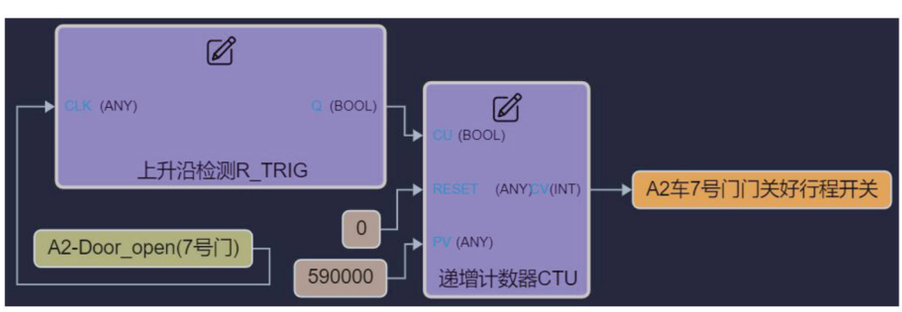


图7　A2车7号门门关好行程开关寿命预警规则

Fig. 7　Life warning rules for door-closed travel switch of door 7 of car A2

通过启动数据引擎对历史3个月该车门的动作次数进行统计（选取5列车），分析动作次数与运行里程的关系，预估行程开关的使用寿命，分析结果见表2所示。该款行程开关预计使用年限约为11年，每运行1 km动作次数为0.43次，按照现有架修周期60万km/5年更换此类行程开关，架修时行程开关的动作次数约为25.3万次，未超过行程开关的电气寿命。若在大修（周期为120万km/10年）时对该款行程开关进行更换，则整体接近电气寿命极限，在邻近大修时，行程开关的状态不可靠，因此建议在架修时就对该款行程开关进行更新，提升车门系统的整体可靠性。

表2　车门行程开关的动作次数和预计寿命

Table 2　Action times and expected life of door travel switch

车号	A	B	C	D	E	平均值
3个月动作次数	15 420	10 065	11 213	15 022	15 323	13 408.6
预计使用年限	9.72	14.90	13.37	9.98	9.79	11.55
每公里动作次数	0.43	0.45	0.44	0.42	0.43	0.43

2.1.2 施密特继电器寿命预警

继电器的电气寿命取决于额定电压、额定电流、电弧淬火特性、环境温度和污染情况等。普通继电器的电气寿命通常为几十万次，不适用于动作频繁的节点，避免频繁更换继电器或超电气寿命使用，导致该节点的检修工作量增大或工作不稳定。

选取某继电器进行电气寿命研究，继电器型号为施密特D-U200，通过测量回路电流为0.5 A，依据图8可知其电气寿命[15]约为300万次。

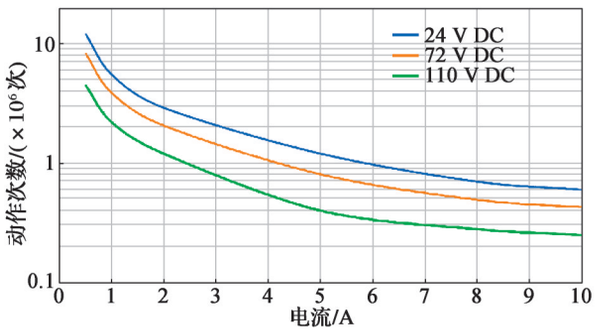


图8 D-U200继电器不同工作电压电流的动作次数图

Fig. 8 Actions times of D-U200 relay at different operating voltages and currents

数据引擎界面如图9所示，选取ATO制动的监视量作为输入信号量，当该信号由1变为0时，触发下降沿检测模块，通过递增计数器进行累加计算，当动作次数超过290万次时，数据引擎则输出该继电器即将到限的预警，维护人员则安排更换此继电器，实现继电器的状态修。



图9 91-K05寿命预警规则

Fig. 9 Life warning rules for 91-K05

通过启动该数据引擎对继电器历史3个月的动作次数进行统计（选取5节车），分析动作次数与运行里程的关系，预估继电器的使用寿命，结果见表3所示。继电器的预计使用年限约为22年，每运行1 km动作次数为1.9次，可以满足大修（周期为120万km/10年）内对该款继电器的更换要求。

表3 91-K05的动作次数和预计寿命

Table 3 Action times and expected life of 91-K05

车号	A	B	C	D	E	平均值
3个月动作次数	14 375	10 300	4 335	23 205	3 575	11 158
预计使用年限	17.15	23.94	56.88	10.63	68.97	35.51
每公里动作次数	1.69	1.80	2.03	1.63	2.38	1.91

2.1.3 电磁阀寿命预警

某品牌的干燥塔排放电磁阀和紧急电磁阀EBV的预计寿命次数约为60万次。在数据引擎中以干燥器双塔信号作为干燥塔排放电磁阀的动作信号（如图10所示），紧急制动状态作为紧急电磁阀EBV的动作信号（如图11所示），当该信号由0变为1时，触发上升沿检测模块，通过递增计数器进行累加计算，当动作次数超过55万次时，则该数据引擎输出电磁阀即将到限的预警，维护人员则安排更换此电磁阀，实现电磁阀的

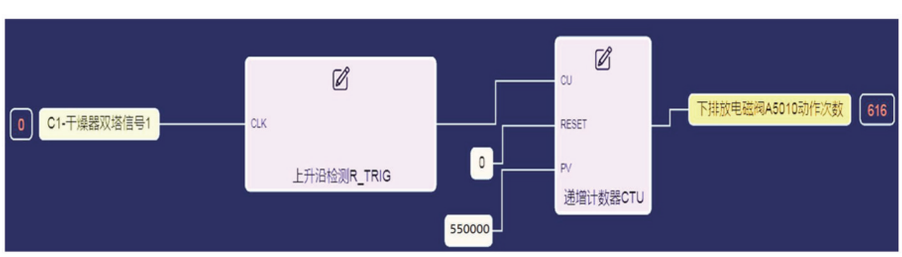


图10 干燥塔排放电磁阀的寿命预警规则

Fig. 10 Life warning rules for tower-type air dryer discharge solenoid valve

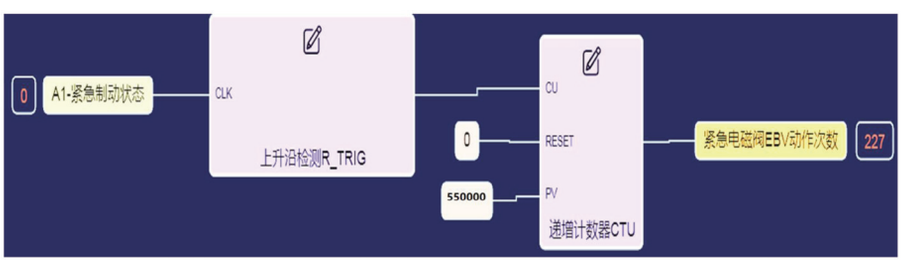


图11 紧急电磁阀EBV的寿命预警规则

Fig. 11 Life warning rules for EBV

状态修。

通过启动该数据引擎对电磁阀历时3个月的动作次数进行统计（选取5节车），分析动作次数与运行里程的关系，预估电磁阀的使用寿命，结果见表4。由于干燥塔排放电磁阀的动作次数与实际列车用气有关，而紧急电磁阀跟紧急制动次数有关，正线的紧急制动次数相对库内少，因此每公里动作次数差异极大，预估的使用年限也存在较大差异。因不同的车辆动作次数差异较大，需要利用数据引擎对电磁阀进行一对一跟踪，以确定电磁阀是否达到寿命极限。

表4　电磁阀的动作次数和预计寿命

Table 4　Action times and expected life of solenoid valve

阀类	车号	A	B	C	D	E	平均值
干燥塔排放电磁阀	3个月动作次数	3 070	1 950	630	3 570	610	1 966
	预计使用年限	17.15	23.94	56.88	10.63	68.97	35.51
	每公里动作次数	0.36	0.34	0.29	0.25	0.41	0.33
紧急电磁阀EBV	3个月动作次数	1 135	1 000	725	1 005	925	958
	预计使用年限	43.45	49.31	68.02	49.07	53.31	52.63
	每公里动作次数	0.13	0.17	0.34	0.07	0.62	0.27

2.2　故障预警

数据引擎可根据需要自行设置故障预警或故障报警，根据实际使用场景的变化，随时修改完善故障逻辑。该功能弥补了现有故障清单的不全，覆盖范围更广，更可针对具体车辆、具体位置进行特别的逻辑设定，适用性较强。

数据引擎还可辅助故障诊断定位，对设备故障进行原因分析，通过分析设备的运行数据变化情况，深挖设备产生故障的根本原因。传统的故障告警通常基于列车的故障数据存储实现对故障诊断定位，缺乏对于多维度、多层级故障的挖掘研判及分析能力，而故障往往具备因果性、衍生性或并发性特点。数据引擎系统通过数据与图谱动态结合，可以辅助解决复杂查询、关联分析、基因追踪等场景的需求，基于数据分析手段，通过多级数据反馈结果，完成对故障根源的搜索定位，确定故障原因、故障等级、影响范围等，改善设施设备维护措施，辅助维护人员快速定位故障并进行故障排除作业。表5列举了部分数据引擎可设置的故障预警。有关图形见图12~图15。

以数据引擎设置客室温度超温预警为例，通过数据引擎设置正线列车温度超过26 ℃时预警（如图12所示），可选择相应的工况、站点、载客进行分析，判断是设备故障还是其他原因，替代驻站的日常测温工作。

通过监控发现列车的空调回风温度变化异常，报出多次预警，查看具体波形数据（见图13所示），列车回风的温度变化在2 min内从13 ℃变化到28 ℃，检查发现列车回风温度传感器故障，测量传感器阻值为30 MΩ，阻值异常。更换传感器后空调制冷功能正常，数据引擎后续也不再报故障。该故障发生时车辆屏无故障报出，数据引擎可弥补列车故障项点的不足。

表5　故障预警清单

Table 5　List of fault warning

故障名称	故障逻辑	故障名称	故障逻辑
信号车辆轮径超差	将A车VCM记录的轮径值与信号轮径值进行对比，误差超限则报出故障	列车软件版本号错误	将列车各系统的版本号与设定值进行对比，当员工刷错软件或软件版本号不一致未刷软件时，则自动报出故障
LCU指令执行异常	当LCU发送指令后，执行部件无动作的。如：降弓异常（LCU发送降弓指令10 s后仍有网压）	LCU与DXM指令不一致	LCU的状态与DXM的不一致或有延迟，确定是LCU或者DXM故障。如：落弓状态不一致（LCU和DXM关于落弓状态的信号不一致或延迟）
ATP紧制继电器工作异常	当DIM收到ATP紧急制动信号而LCU的紧急制动信号为0则报故障	紧急制动继电器异常	当LCU的紧急制动信号为0而LCU的快制信号为1则报故障
操作旁路提醒	网络检测到相关旁路信号为1，则该旁路旋钮不在分位。如门关好旁路、大旁路、车钩监视旁路、LCU旁路等	微动未恢复提醒	通过微动下级LCU的监控信号进行设置，当信号为0时，认为微动未恢复，如LCU的受电弓控制信号无电，则报受电弓控制微动未恢复
缓解停放制动功能异常	当执行停放制动缓解指令时开始计时，6 s后仍有停放制动未缓解指令存在则报出故障	施加停放制动功能异常	当停放制动施加指令为1时开始计时，6 s后仍有停放制动未施加指令存在则报出故障
电机温度异常	当电机温度超过110 ℃则报警，替代人工进行电机测温	气密性异常	当列车无占有且空压机未工作时，5 min前后的主风缸压力大小对比
保持制动压力异常	施加保持制动压力，制动缸压力小于0.160 MPa或大于0.205 MPa	紧急制动压力异常	紧急制动压力小于0.270 MPa或大于0.335 MPa（A车）/小于0.290 MPa或大于0.335 MPa（B、C车）
广播报站功能异常	检测ATC发送的代码与广播系统反馈代码的一致性，若不一致则报出故障	无自动广播故障	当ATC发送的站代码发生变化时，1 s后广播无自动报站信号反馈，则报故障



图 12　客室温度预警规则

Fig. 12　Temperature warning rules for passenger cars

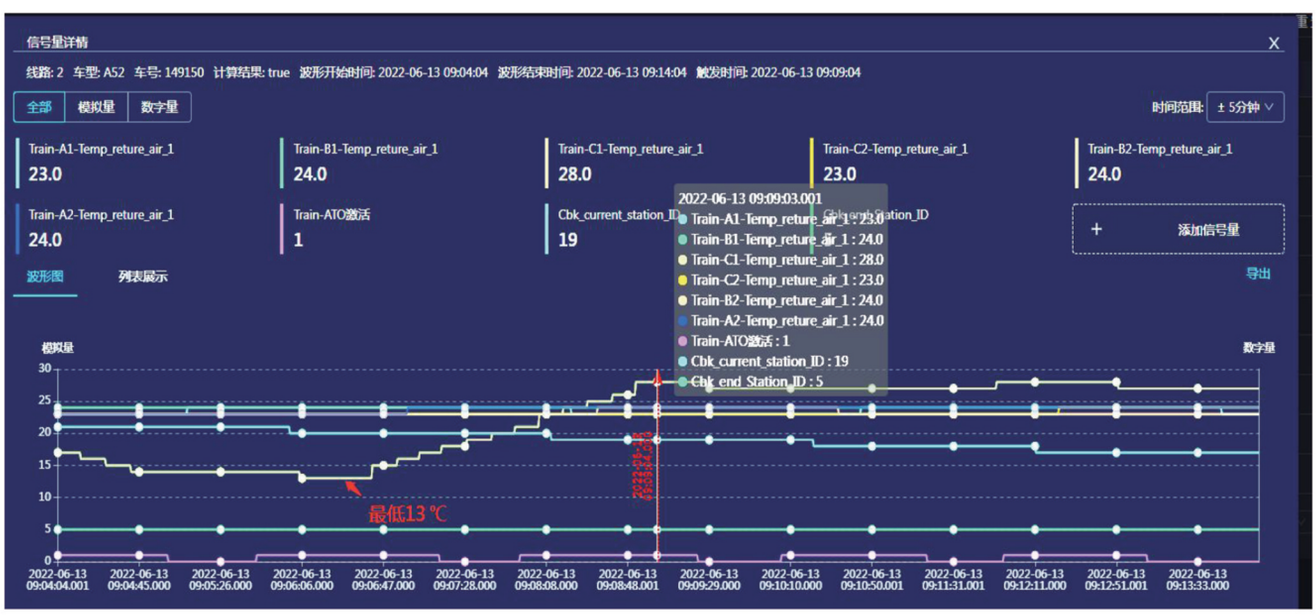


图 13　列车空调温度异常告警波形图

Fig. 13　Waveform of abnormal air conditioning temperature alarm for the train

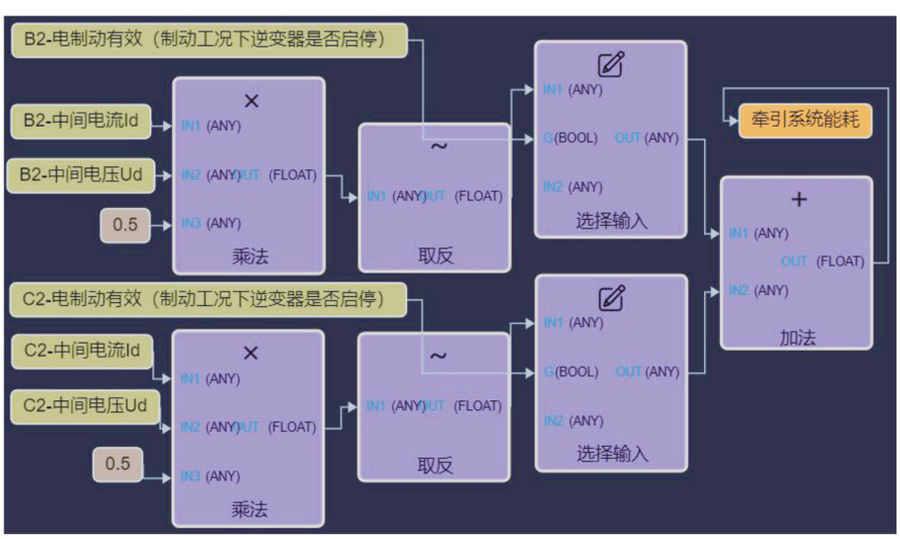


图 14　牵引能耗统计规则

Fig. 14　Rules of traction energy consumption statistics

2.3　流程监控

利用作业过程的特征数据是否被触发作为该项作业是否完成的一个指标，可利用数据引擎自动监控员工作业情况，保障检修质量。可设置4日检有电作业时间不足告警、4日检/巡检作业激活、4日检乘客报警盒未完成全部试验告警、广播报站功能和紧急广播功能检查未完成告警等。

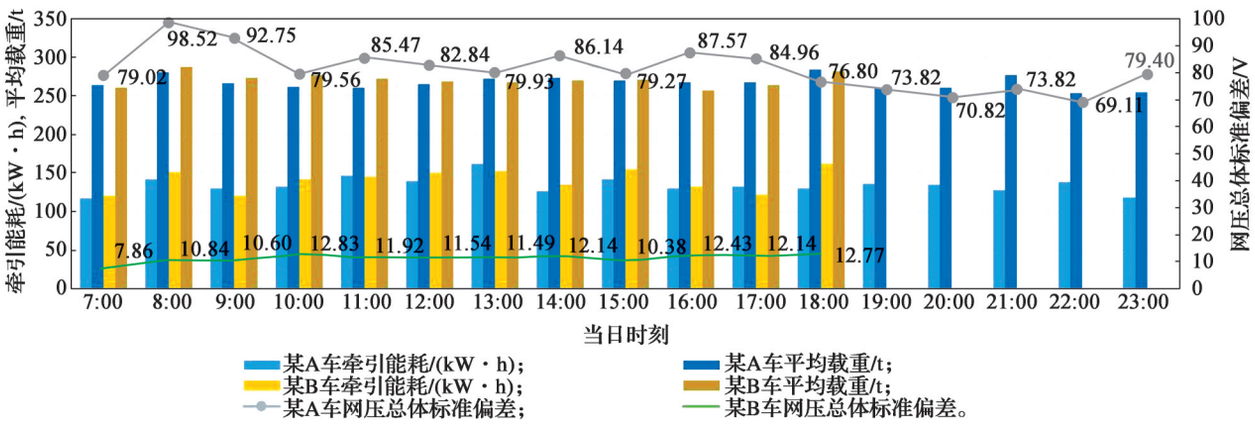


图15　牵引能耗与载重、网压总体标准偏差

Fig. 15　Population standard deviation of traction energy consumption, load, and network voltage

2.4　大数据分析

基于大数据分析平台构建的数据引擎进一步拓宽车辆智能运维平台数据与地铁运营管理中其他专业的联合分析和应用，构建数据共享平台。

以数据引擎设置列车能耗计算为例，通过数据引擎提取牵引系统的电流电压信号、列控系统中的网压信号和制动系统中的载重信号（如图14所示）进行关联分析，结果如图15所示，整理出不同车辆在7—23时期间牵引能耗、平均载重与网压总体标准偏差的关系。当网压整体较为稳定（网压总体标准偏差较小，即使用某B车的数据）时，计算出整车平均载重与牵引能耗的皮尔逊相关性为0.579（如图16所示），显著性为0.049，呈现中度线性相关；当网压整体波动较大（即采用某A车的数据，其对应的网压总体标准偏差大于某B车）时，计算出整车平均载重与牵引能耗的皮尔逊相关性为0.115（如图17所示），显著性为0.660，呈低度线性相关，此时网压（影响电阻制动）对列车牵引能耗影响较大。

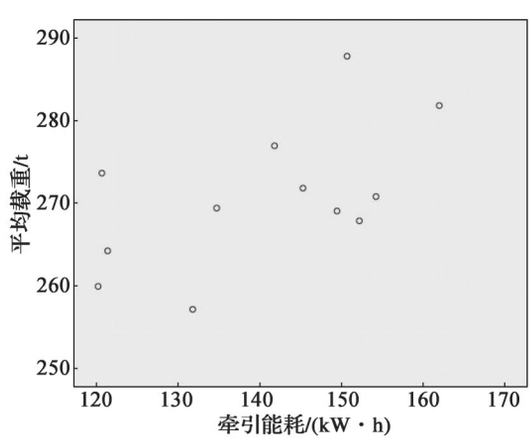


图16　某B车牵引能耗与载重的散点图

Fig. 16　Scatter plot of traction energy consumption and load of a type-B train

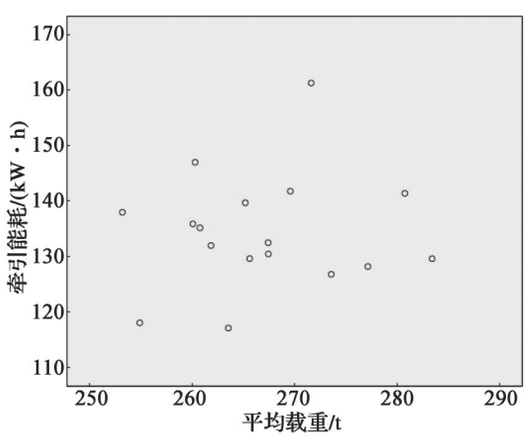


图17　某A车牵引能耗与载重的散点图

Fig. 17　Scatter plot of traction energy consumption and load of a type-B train

通过数据引擎，不仅能对列车的各种能耗进行统计，可替代能耗记录仪，节省成本，而且可以分析其他因子对列车能耗的影响，节约人力成本。

3　结束语

本文提出了画布式开发的车辆数据引擎系统，利用简单的“拖拉拽”构建数据分析模型，从根本上降低网页模型开发的难度，对数据的时空统一处理构建模型，实现一体化决策及可视化展示。通过4种应用场景的举例分析，得出以下结论：① 验证了车辆数据引擎组件化开发的可行性，不需编写代码即可完成模型构建。对于未来智能化地铁应用，可以选择配置数据引擎实现无门槛开发算法模型。② 数据引擎可同时抓取实时和历史的列车特征量，可根据不同应用场景，

合理选择相应数据和算子，匹配业务需求，通过构建场景使运维人员有效掌握列车实时运行状态，利用设备的历史数据预测设备未来的特征值变化，最终实现故障发生时间的预测、设备性能衰退的趋势分析，从而预防影响列车运营的重大故障，实现系统及设备的隐患预警分析。③ 分析验证了车辆数据引擎系统可在寿命预测、故障预警、流程监控、大数据分析领域的可用性，为智慧交通发展提供了新的选择。

车辆数据引擎系统的难点是该系统要在降低开发模型难度的同时提高模型的计算精度，未来数据引擎的开发将聚焦于组件化开发、web服务端承载量与算法模型精度和速度的匹配问题等工作。

参考文献：

[1] 新华社. 中共中央 国务院印发《交通强国建设纲要》[EB/OL]. (2019-09-19) [2021-05-18]. https://www.gov.cn/gongbao/content/2019/content_5437132.htm.
Xinhua News Agency. The CPC central committee and the state council issued the outline of building a transportation power[EB/OL]. (2019-09-19) [2021-05-18]. http://www.gov.cn/gongbao/content/2019/content_5437132.htm.

[2] 董岳. 基于“智慧地铁”的城市轨道交通智能运维模式创新研究[J]. 城市轨道交通研究, 2022, 25(3): 240-241.
DONG Yue. Innovative research on intelligent operation and maintenance mode of urban rail transit based on "smart metro" [J]. Urban mass transit, 2022, 25(3): 240-241.

[3] 刘家栋, 毛如香, 马喜成, 等. 事件记录仪在城轨车辆中的应用[J]. 电力机车与城轨车辆, 2013, 36(4): 81-82.
LIU Jiadong, MAO Ruxiang, MA Xicheng, et al. Application of event recorder in urban rail vehicles[J]. Electric locomotives & mass transit vehicles, 2013, 36(4): 81-82.

[4] 刘丙林, 朱佳, 李翔宇. 城市轨道交通车辆智能运维系统探索与研究[J]. 现代城市轨道交通, 2019(6): 16-21.
LIU Binglin, ZHU Jia, LI Xiangyu. Exploration and research on intelligent operation and maintenance system of urban rail transit vehicles[J]. Modern urban transit, 2019(6): 16-21.

[5] 刘鹏辉. 城市轨道交通车辆智能运维应用研究[J]. 智能城市, 2021, 7(24): 133-134.
LIU Penghui. Research on intelligent operation and maintenance application of urban rail transit vehicles[J]. Intelligent city, 2021, 7(24): 133-134.

[6]王杰, 高会永, 王子龙, 等. CRH5型动车组车载数据智能分析研究[J]. 黑龙江科学, 2022, 13(12): 50-52.
WANG Jie, GAO Huiyong, WANG Zilong, et al. Research on intelligent analysis of on-board data of CRH5 EMU[J]. Heilongjiang science, 2022, 13(12): 50-52.

[7] 陈思. 郑州地铁5号线牵引指令丢失故障分析[J]. 科学技术创新, 2020(29): 92-93.
CHEN Si. Analysis of traction command loss fault on Zhengzhou metro line 5[J]. Scientific and technological innovation, 2020(29): 92-93.

[8]娄亭. 轨道交通车站机电设备智能运维系统研究与实践[J]. 交通世界, 2022(18): 57-60.
LOU Ting. Research and practice of intelligent operation and maintenance system for electromechanical equipment of rail transit station[J]. Transpo world, 2022(18): 57-60.

[9] 侯文军, 吴彩秀. 地铁车辆智慧运维平台研究[J]. 电力机车与城轨车辆, 2019, 42(6): 1-3.
HOU Wenjun, WU Caixiu. Research on metro vehicle intelligent operation and maintenance platform[J]. Electric locomotives & mass transit vehicles, 2019, 42(6): 1-3.

[10] 张毅, 崔晓燕. 基于云计算平台的物联网数据挖掘研究[J]. 软件, 2014, 35(1): 108-111.
ZHANG Yi, CUI Xiaoyan. The data mining of IOT based on cloud computing[J]. Software, 2014, 35(1): 108-111.

[11] 赵志伟. 智能化规则引擎技术研究[J]. 软件, 2018, 39(8): 65-69.
ZHAO Zhiwei. The research on intelligent rule engine technology[J]. Software, 2018, 39(8): 65-69.

[12] 产院东, 郭乔进, 梁中岩, 等. 规则引擎发展综述[J]. 信息化研究, 2021, 47(2): 1-6.
CHAN Yuandong, GUO Qiaojin, LIANG Zhongyan, et al. A survey of rule engine[J]. Informatization research, 2021, 47 (2): 1-6.

[13] 王少丽. 基于AngularJS的前端开发框架的设计与应用[D]. 大连: 大连海事大学, 2018.
WANG Shaoli. Design and application of front-end development framework based on AngularJS[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2018.

[14] 何中秋. 面向大数据应用的分布式服务组合引擎设计与实现[D]. 北京: 北方工业大学, 2021.
HE Zhongqiu. Design and implementation of distributed service composition engine for big data applications[D]. Beijing: North University of Technology, 2021.

[15] 西安西隆电气有限责任公司. D-U200系列瞬动中间继电器使用维护说明书[EB/OL]. [2022-05-18]. https://max.book118.com/html/2015/0808/22859129.shtm.
Xi'an Xilong Electric Co., Ltd. D-U200 series instantaneous intermediate relay operation and maintenance manual[EB/OL]. [2022-05-18]. https://max. book118. com/html/2015/0808/22859129.shtm.

收稿日期：2022-08-24
修回日期：2023-04-08