

文章编号: 1674-8190(2023)02-178-13

事理图谱赋能的航空数据智能技术研究

高龙¹, 卫青延², 陶剑¹, 武铎¹, 王孝天¹, 董洪飞¹

(1. 中国航空综合技术研究所 大数据研究与应用技术发展部, 北京 101400)

(2. 中国空空导弹研究院 信息技术中心, 洛阳 471000)

摘要: 大数据、人工智能等新一代信息技术对航空制造业数字化转型具有重要推动作用。针对航空制造业数据多源异构、样本少、强关联等特征, 利用知识图谱等新一代知识工程技术对数据的结构化描述、高效管理的能力, 提出基于事理图谱的航空数据智能技术体系和分析流程, 重点研究面向航空领域数据的本体建模、事件关系识别、事件抽取、事件消歧等技术方法, 并选择某单位航空产品开展质量问题原因分类、质量事理图谱构建、事理知识推送等应用及原型系统建设, 辅助进行质量问题审理, 推动质量问题快速反应。结果表明: 利用数据和知识开展数据智能化质量管理的技术体系和路径可行, 基于事理图谱的质量知识抽取算法具有较强的实用性, 为推进航空制造业全生命周期全过程数据智能化应用提供支撑。

关键词: 航空制造业; 事理图谱; 数据智能; 质量快速反应

中图分类号: V262

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2023.02.21

Research on aviation data intelligence technology based on event graph

GAO Long¹, WEI Qingyan², TAO Jian¹, WU Duo¹, WANG Xiaotian¹, DONG Hongfei¹

(1. Department of Big Data Research and Application Technology, China Aero-polytechnology Establishment, Beijing 101400, China)

(2. Information Technology Center, Air to Air Missile Research Institute, Luoyang 471000, China)

Abstract: The new generation information technology, such as big data, artificial intelligence, has an important role in promoting the digital transformation of the aviation manufacturing industry. In view of the characteristics of multi-source and heterogeneity, few samples, and strong correlation of data in the aviation manufacturing industry, utilizing a new generation of knowledge engineering technologies such as knowledge graph with the ability of structured description and efficient management of data, a technical system and process are established in this paper for aviation data intelligence based on the event graph. The research focuses on the technical methods such as ontology modeling, event relationship recognition, event extraction, and event disambiguation for aviation data. With a selection of aviation product quality data for data intelligence technology validation, a series of work are carried out pertinent to application and prototype system developments, including classification of quality problem causes, construction of quality event graph, logic knowledge push, etc., to assist the identification of quality problem and the rapid response to quality issues. The results indicate that the technical system and path of using data and knowledge to carry out digital intelligent quality management are feasible, and the quality knowledge extraction algorithm based on event graph has strong practicality. It provides support for promoting the application of digital intelligence in the whole life cycle of aviation manufacturing industry.

Key words: aviation manufacturing industry; event graph; data intelligence; rapid quality response

收稿日期: 2022-06-12; 修回日期: 2022-09-10

基金项目: 工信部民机专项科研项目(MJZ2-3N21)

通信作者: 高龙, gaolong@buaa.edu.cn

引用格式: 高龙, 卫青延, 陶剑, 等. 事理图谱赋能的航空数据智能技术研究[J]. 航空工程进展, 2023, 14(2): 178-190.

GAO Long, WEI Qingyan, TAO Jian, et al. Research on aviation data intelligence technology based on event graph[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(2): 178-190. (in Chinese)

0 引言

航空制造业具有产业链长、结构层次多、配套复杂,研发、制造和服务跨地域等特征,随着航空制造业数字化转型不断推进,全生命周期过程会产生大量多模态、跨领域、强关联数据,其中蕴含丰富的航空领域事理逻辑知识。目前,国内航空领域缺少统一的数据治理体系及针对航空领域数据特点的自动化知识加工和智能化应用的方法和工具,导致海量数据中的历史经验、逻辑知识等无法及时有效地总结和积累,严重影响航空制造业数字化转型过程中对共性数据和通用知识的智能化使用需求,例如,工程师往往需要花费20%~40%的时间在查找关键数据和知识上。

航空数据智能技术通过对多专业领域、多信息来源的航空数据/知识的融合及高效组织管理,利用大规模数据挖掘、机器学习和深度学习等预测性分析技术,对工业应用场景的内外部多源异质数据进行处理和分析,从中提取有价值的信息或知识^[1],实现从传统依靠业务模型、物理实验、统计分析、专家系统等单一模式进行数据分析,向着基于知识图谱和深度学习、具备一定业务知识推理,业务和数据深度融合的智能化分析决策模式转变。

作为人工智能三大技术领域之一的知识图谱技术,能够以更接近人类认知世界的形式表达和描述文本数据中的知识信息,为高效管理、组织和理解海量知识信息提供了可能^[2],并已在各行业开展应用。国外,美国国防高级研究计划局(DARPA)在2019年和2022年相继提出“基于图式的知识导向人工智能推理系统”(KAIROS)^[3]和“有保证的神经符号学习和推理”(ANSR)项目^[4],推动符号推理与数据驱动的学习深度融合,以创建强大的、有保证的、值得信赖的系统;美国NASA将文档转换为知识图谱,并利用其找到关键数据,未来将实现地面和外空间基地的专家隐性知识的获取、建模与应用^[5];波音公司提出“知识轮”模型^[6],以组织知识为中心,以企业文化为保障,通过知识战略、内容、人、知识资产、过程、工具与技术六个方面,支持知识生命周期的七个过程,推动企业在知识工程2.0时代的智慧应用;A. Agarwal等^[7]基于NTSB航空事故报告进行了知识图谱构建,并基于该知识图谱开展了航空安全领域问答算法的

研究;T. Liebig等^[8]利用映射框架R2RML及本体推理技术来构建知识图谱,该项目旨在建立一个针对自动化产品技术数据的定义良好且易于追溯的ETL(抽取、转换、加载)处理流程,从而服务于复杂的配置任务。国外在航空及工业等前沿领域已经深入开展知识图谱技术研究与应用,虽然构建了不同实体之间的关系,但是缺少事件以及事件之间的事理关系研究,在进行知识应用(例如问答、推理)时,知识图谱难以支撑事件识别和事件关系推演。

国内,聂同攀等^[9]提出一种面向飞机电源系统故障诊断的知识图谱构建及应用技术;韩涛等^[10]构建了航空发动机故障文本数据集,研究航空发动机故障领域文本中的实体抽取方法;喻凡坤等^[11]研究了无人系统故障知识图谱的构建方法;董洪飞等^[12]给出了航空领域知识智能加工与服务方法。虽然知识图谱在航空领域知识构建及知识检索、问答等简单应用场景中取得了一定效果,但面对工程中复杂的逻辑关系(因果、条件等)时,缺少有效的表达方法,无法支持更深度的逻辑推理等智能应用。

本文基于知识图谱的研究基础,围绕航空制造业工程应用中复杂事理逻辑知识管理和应用的需要,提出事理图谱赋能的航空领域数据智能技术分析流程,重点开展航空领域事理图谱构建及应用技术研究,描述事件之间的演化规律和模式,弥补知识图谱对事理逻辑关系表达的不足,支持航空制造业数字化环境下对复杂逻辑知识进行加工和管理,辅助开展敏捷研制生产、智能故障原因分析、维修保障解决方案等任务,创新“数据—信息—知识—智能”的航空数据资产应用新模式。

1 航空数据智能技术体系与流程

早期的知识工程大部分依赖专家人工建设,其通常扩展成本较高,移植性差,需要耗费大量的人力物力资源,可推广性不强^[13]。随着新一代信息技术的不断发展,垂直领域的知识工程^[14]可在人工建立本体的基础上,借助深度学习、自然语言处理等数据智能技术,针对航空领域数据开展知识抽取、知识清洗、知识填充以及知识更新等,并通过人工审核形成领域知识。新一代知识工程建模过程如图1所示。

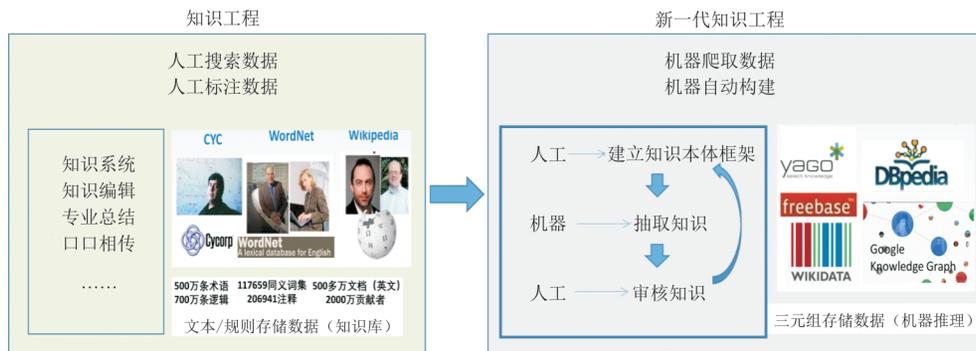


图1 新一代知识工程建模

Fig.1 New generation knowledge engineering modelling

基于新一代知识工程的建模思路,航空领域数据智能技术的总体流程包括业务系统与数据分

析、数据治理与训练、知识建模与融合以及知识应用等四部分内容,具体流程如图2所示。

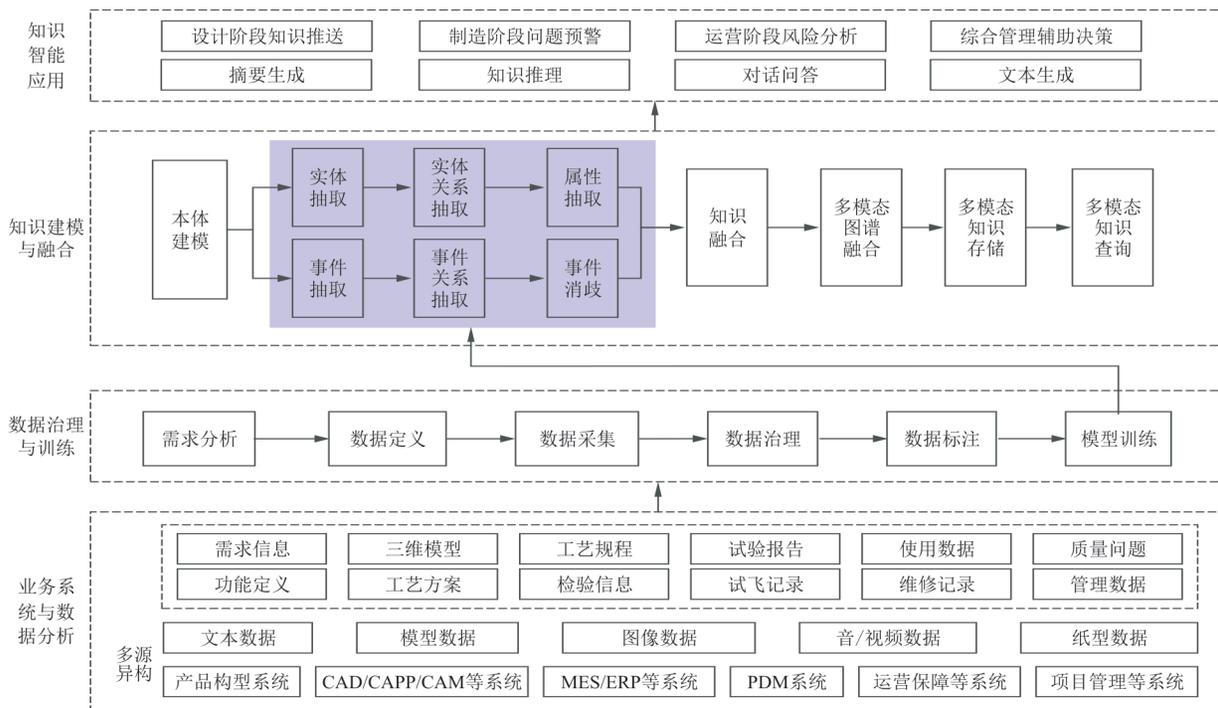


图2 航空领域数据智能服务技术体系与流程

Fig.2 Data intelligence service technology system and process in aviation field

1.1 航空制造业业务系统与数据

飞机全生命周期产品数据多源异构,从业务维度,一般包括研制需求类、系统设计类、数字样机类、工艺设计类、装配制造类、维修保障类和外场服务类^[15];从数据形态上,包括文本数据、图像数据、音/视频数据、模型数据等;从数据来源看,包括来自产品构型系统,计算机辅助设计(Computer Aided Design,简称CAD)/计算机辅助工艺过程设计(Computer Aided Process Planning,简称

CAPP)/计算机辅助制造(Computer Aided Manufacturing,简称CAM)系统,制造执行系统(Manufacturing Execution System,简称MES)、企业资源计划(Enterprise Resource Planning,简称ERP)系统,产品数据管理(Product Data Management,简称PDM)系统,运营保障系统,项目管理系统等。

1.2 航空领域数据治理与训练

分析航空产品全生命周期数据、知识资源需求,进行数据采集模板、数据和知识表示及存储所

需的结构设计;针对不同的数据源,通过抽取/转换/加载(ETL)、格式转换、文件导入等方式进行数据采集;对采集的数据进行治理和清洗,包括分析原始数据源、定义数据清洗转换规则、识别待清洗数据、数据清洗、数据质量审核等;开展新闻发现、文本分类、实体/事件抽取、属性识别等智能服务算法所需数据的标注,进行航空领域数据分析模型训练,为多模态融合知识库建设提供算法和模型基础。

1.3 航空领域知识建模与融合

以知识图谱为代表的领域知识建模已经在航空领域广泛应用^[9-12],事理图谱^[16-19]作为一个描述事件之间演化规律和模式的事理逻辑知识库,将文本中对事件及其关系的描述进行抽取,直接刻画人类行为与事件发展变化规律,实现事件预测、因果推理等应用,成为对知识图谱缺乏事理逻辑的有效补充,航空文本知识图谱和事理图谱示例如图3所示。

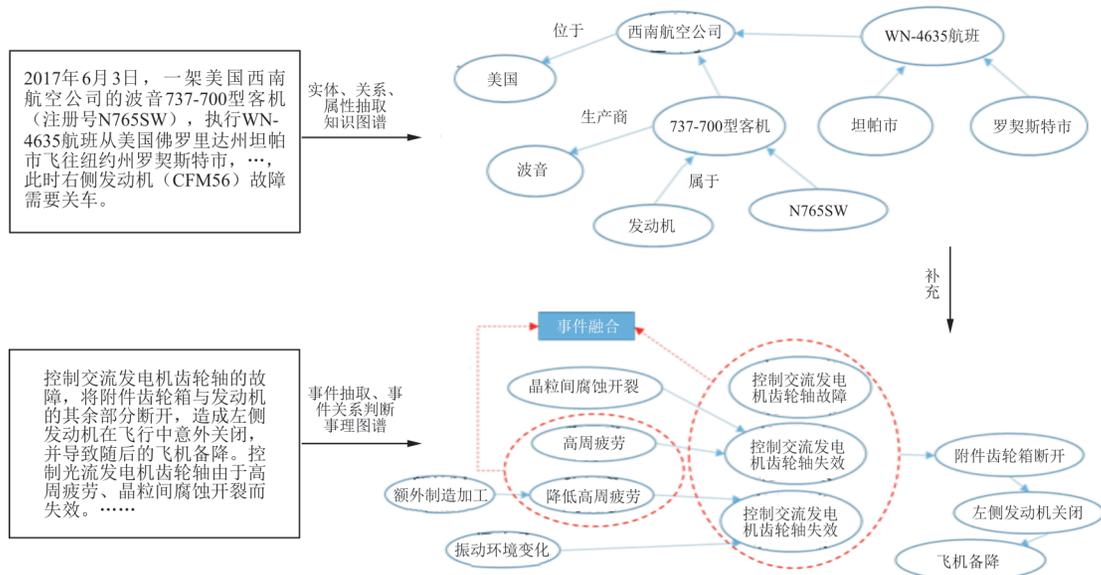


图3 航空领域知识图谱与事理图谱

Fig. 3 Knowledge graph and event graph in aviation field

1.3.1 本体建模与迭代

针对航空领域数据复杂、语料匮乏和业务分析对精准度的要求,采用一种灵活的、自顶向下和自底向上相结合的综合迭代方法,来构建本体层。自顶向下的方式,以领域知识和业务理解(包括专家意见、行业标准、顶层文件等)为驱动,按照业务需要构建需求、设计、制造、保障、质量等领域本体,在此基础上开展事件抽取、关系抽取、事件融合等,形成初始的事理图谱;另一方面,通过对抽取的事件进行聚类分析,自底向上地挖掘出新的本体概念,并提交至业务专家进行补充、修正,实现对既有模式层的优化,依此不断迭代完善。

1.3.2 事件关系识别

事件之间的关系一般包括顺承关系、因果关系、条件关系等。航空领域产品结构复杂、系统性强,因此更关注事件之间的因果关系,包括显式和隐式因果关系。裘江南^[20]给出了汉语文本中典型的因果提示词和因果句法模式,为依据因果关系

词判断显式因果关系提供了参考;隐式因果关系一般需要通过语义表示方法+深度神经网络进行训练,借助人工智能技术对没有明显因果关系的、但内容和逻辑上又有因果关系的文本进行识别。

1.3.3 事件抽取

事件抽取是从描述事件信息的文本中抽取所关注的事件并对其进行结构化表示,一般包括模式匹配法、机器学习方法和神经网络方法^[21]。航空领域文本由于其样本量小、逻辑关系复杂、业务内容丰富等特点,一般需要专家根据业务需求对领域事件进行定义,在基于因果关系识别的基础上开展事件抽取。根据关键词自动将语句切分为两部分,分别表示原因部分与结果部分,实现对事件的初步抽取。

事件结构化主要对事件中的各类要素进行识别,便于下游检索、推送、推理等任务使用,也便于在数据库中进行存储。对于航空领域文本,定义事件包括事件触发词、事件类型、论元。其中事件

触发词主要为航空领域词汇,如“放行”“失压”等;事件类型包括功能事件、检测事件、故障事件等;论元主要为事件主体、事件客体、事件限定条件,一般为航空领域名词。根据航空业务需求和数据特点,制定相应的结构化规则,例如带有航空领域名词、带有否定词的限定条件要保留。

1.3.4 事件消歧

由于文本中对于同一事件可以有多种不同的表述,需要开展实体/事件消歧,对同一事件的不同表述进行识别与统一。例如“起落架故障”和“起落架失效”含义相同,但表述却不一致。为了提高知识图谱的可用性,需要将其进行合并。事件消歧往往从基于规则和基于深度模型两个角度开展。基于规则主要利用事件本身的结构化结果,而基于深度模型则在此基础上增加相邻节点的信息来实现。随着知识表示技术的发展,目前利用知识表示来完成消歧的尝试也逐渐成为可选的技术路径。

1.4 航空领域知识应用

利用已建立的航空领域知识/事理图谱,同时融合大工业领域、科技文献中的数据,将航空领域典型知识和事理关系进行链接,并不断更新和迭

代图谱内容。在此基础上,基于图神经网络的深度学习等算法,面向航空领域用户,开发知识推送、知识推理、智能问答、报告自动编写等应用,将历史知识赋能给研制、生产、使用、管理等阶段的智能化需求,辅助工程人员开展敏捷产品研发、智能故障原因分析、维修保障解决方案等业务决策,推动航空制造业数据智能化发展。

2 数据智能技术在航空质量快速反应上的应用

2.1 应用背景

A单位在数据智能化发展过程中,面对产品研制、生产、使用等全生命周期的业务数据,迫切需要建设覆盖产品全生命周期、全价值链的集数据采集、数据存储、数据治理、智能应用于一体的数据智能服务能力,形成互联共享的基础协作库(知识库、模型库等),实现数据、信息和知识的共享,打造数据驱动的业务流程、工具和方法的集成与应用环境,支撑质量问题辅助审理、质量快速反应等典型业务场景,推动A单位数据智能化转型。A单位基于传统的不合格品管理流程^[22]开展面向数据智能分析的质量快速反应场景如图4所示。

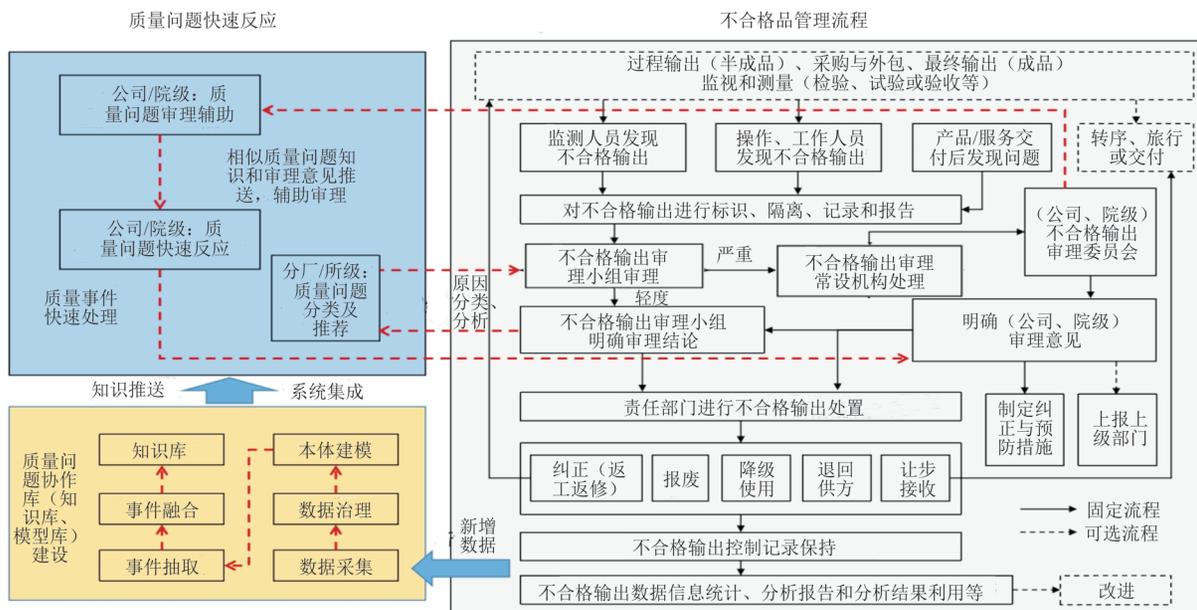


图4 A单位质量快速反应场景

Fig. 4 Quality rapid response scenario in company A

重点围绕A单位传统质量控制中疲于整理不合格品管理相关数据、问题反复发生/处理时间较长等情况,建立A单位质量数据管理与知识

服务流程,如图5所示。收集质量相关的文本、图像以及三维模型等多模态数据,通过数据清洗与治理,利用数据智能技术并结合专家知识,实现

质量问题自动分类;同时抽取非结构化数据中的事理知识,建立 A 单位质量问题事理图谱,形成故障现象—原因—机理—措施的逻辑链路,辅助

进行质量问题审理,实现质量问题的快速反应,缩短改进时间,提升知识转化率,实现数据智能化质量控制。

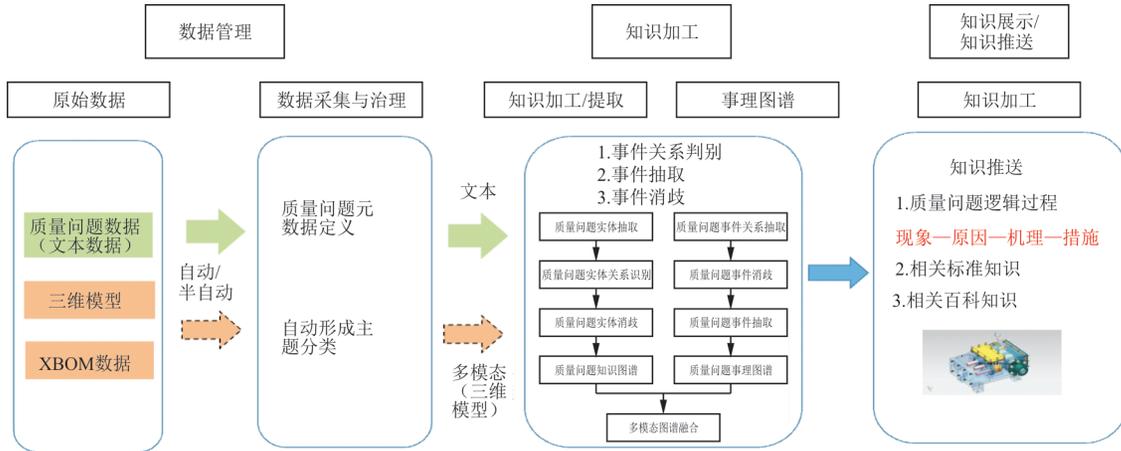


图 5 A 单位质量数据应用流程
Fig. 5 Quality data application process in company A

2.2 数据采集与治理

A 单位质量问题数据主要通过内部质量问题信息系统进行管理,其中对“故障原因”的分类主要依赖系统中现有的分类体系,该体系分类维度相对比较粗,随着质量数据的增多和质量问题管理的精准化需要,现有的原因分类体系逐渐不能满足实际质量管理的需求。针对上述问题,从质量问题非结构化数据中抽取关键词等特征信息,开展文本聚类、分类等算法分析,为业务人员提供新的、详细的分类,从而补充和完善现有的原因分类体系,辅助业务人员进行质量统计和制定有针对性的解决措施,实现自动化、智能化进行质量问题原因分类,具体流程如图 6 所示,以实现质量问题数据有效治理。

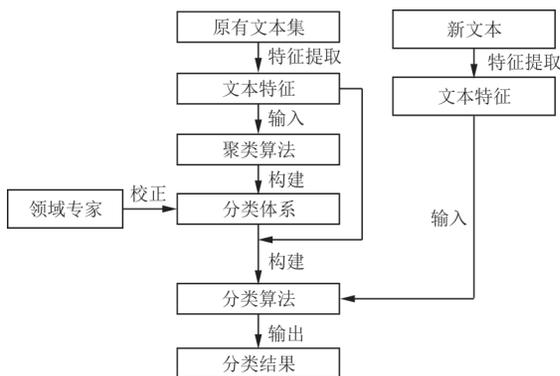


图 6 质量问题原因分类技术流程
Fig. 6 Technical process for classifying the causes of quality problems

首先,在构建分类体系时,根据质量问题原因文本的特征和不同文本之间的相似性,自动将其归为不同的类(即聚类算法)。根据算法输出的类别,来确定分类体系。同时,利用领域专家的知识,完善质量问题原因的分类体系。

然后,在已有分类体系后,利用自然语言处理技术中的文本分类技术(例如深度学习等技术),构建质量文本分类算法模型。

最后,利用新的质量文本数据,对算法模型的有效性进行验证。分类效果如表 1 所示。

表 1 原因分类(示例)
Table 1 Cause classification (examples)

故障现象	原因分析	原因分类
XX 产品通电时屏幕画面无显示	XXX 灌封胶内存在导电多余物,造成壳体短路,图像无响应	工艺方案不完善
XX 组件加工过程中尺寸超差	人员操作失误,导致加工中未装夹好零件	操作过程
XX 产品通电时信号输出持续故障	固定 XX 电路的涂覆材料工艺参数没有量化,XX 电路表面堆积过厚,导致涂覆部位产生较大应力	工艺方法错误

2.3 事理知识抽取

针对不同分类的质量问题数据,开展故障现象、原因分析、失效机理等非结构化文本数据的事

理知识抽取,抽取故障事件及因果关系,建立因果逻辑事理图谱,作为相似质量问题的推送及分析的基础。

质量问题数据事理图谱生成过程如图 7 所示。从航空质量问题或事故相关的 1 206 个句子中选取 626 个样本进行因果关系标注;对 936 个样本进行论元、触发词标注。

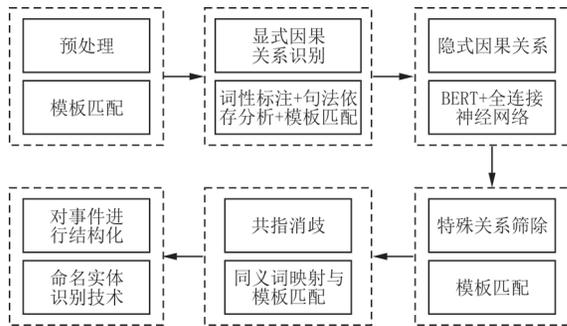


图 7 质量事理图谱生成过程

Fig. 7 Quality event graph generating process

首先,对文本进行分句、删除无意义副词等预处理,之后利用模板对语句中的显式因果关系进行识别。显示因果关系识别首先利用表示因果关系的单词、短语(如“因此”“之所以”“导致”等)进行匹配,同时基于句法、语法分析对语句中各部分的词性、语法成分进行识别,并依据此结果对因果关系进行进一步识别。

如果未识别到语句中的显式因果关系,则对其是否包含隐式因果关系进行识别。这一过程使用基于BERT的衍生模型R-Bert来实现。该模型结构由BERT、全连接层、分类器组成,具体模型结

构如图 8 所示。在识别过程中,利用标点将语句切分为多个句子对,将每个子句作为实体,判断子句之间是否存在因果关系。如果识别到因果关系则判定为隐式因果关系,如果未识别到则判定为原语句中没有因果关系。

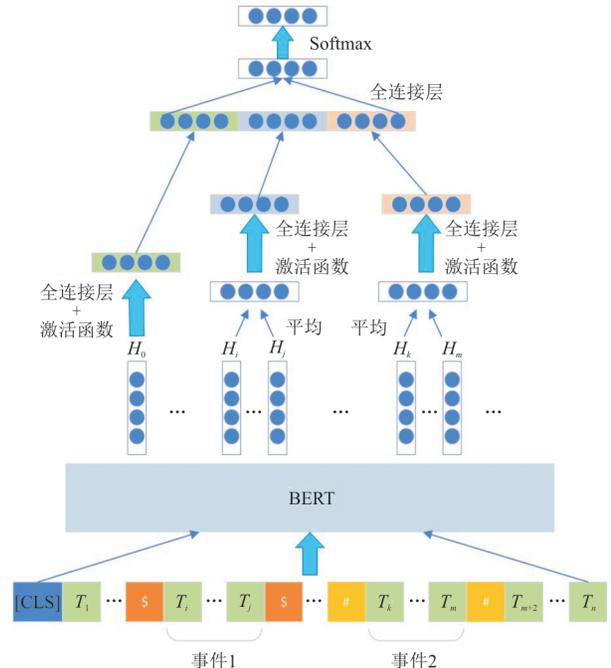


图 8 R-Bert网络结构

Fig. 8 R-Bert network structure

由于一个语句中可能有多个因果关系对,这一过程需要重复进行多次,直到无法识别到更多因果关系对为止。显式和隐式因果关系识别结果示例如表 2 所示。

表 2 因果关系识别(示例)

Table 2 Cause and effect identification (examples)

故障描述	原因事件	结果事件	识别方式
左侧主起落架(MLG)失效是由于疲劳裂缝导致的,该疲劳裂缝源自一个腐蚀坑	腐蚀坑	疲劳裂缝	显式因果关系
	疲劳裂缝	左侧主起落架(MLG)失效	
XX灌封胶内存在导电多余物,造成壳体短路,图像无响应	XX灌封胶内存在导电多余物	壳体短路	显式因果关系
	壳体短路	图像无响应	隐式因果关系
人员操作失误,导致加工中未装夹好零件	人员操作失误	加工未装夹好零件	显式因果关系

然后,对事件抽取结果进行共指消歧。利用关键词、同义词等将事件映射为短语集合,如果两个事件对应的集合相同,则认为两个事件为同一事件。此外,如果两个事件编辑距离小于某阈值也认定为是同一事件。例如,对于事件“左侧发动

机意外关闭”和“左侧发动机关闭”,由于两个事件中不同的字符串占事件总字符串长度比例较小,则将其判定为同一事件进行合并。具体流程如图 9 所示。

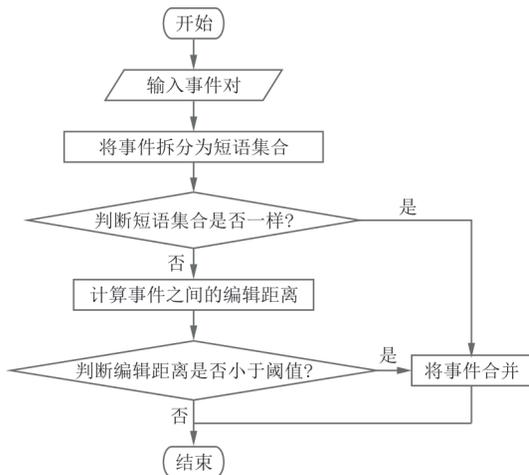


图 9 事件共指消歧流程

Fig. 9 Event coreference resolution process

最后,对事件进行结构化,通过BERT+神经网络实现命名实体识别。其中,神经网络选用目前命名实体识别任务中效果最优的Bi-LSTM模型,网络结构如图10所示。

预测到 tokens 的标签后,使用CRF对该序列进

行校验,生成最终预测序列,作为命名实体识别的结果。在识别到实体之后,基于模板匹配将其映射到主体、客体,同时完成对触发词的识别。事件抽取结果如表3所示。

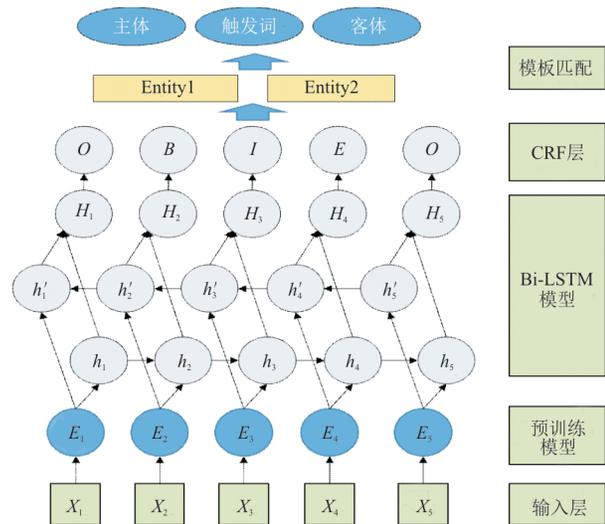


图 10 事件抽取网络结构

Fig. 10 Event extraction network structure

表 3 事件抽取结果(示例)

Table 3 Event extraction results (examples)

文本内容	原因事件	主体	客体	触发词	结果事件
XX灌封胶内存在导电多余物,造成壳体短路,图像无响应	XX灌封胶内存在导电多余物 壳体短路	XX灌封胶内 壳体	导电多余物 —	存在 短路	壳体短路 图像无响应
人员操作失误,导致加工中未装夹好零件	人员操作失误	人员	—	操作失误	加工中未装夹好零件

2.4 质量数据智能服务系统

在对A单位质量数据进行采集、治理以及事理知识抽取技术研究的基础上,开发质量数据智能服务系统,支撑A单位质量事理图谱构建及质量知识检索、推送等应用,辅助开展质量问题的快速反应。

(1)质量数据治理与管理

针对收集的质量问题数据,开展数据清洗与治理,包括分析原始数据源、定义数据清洗转换规则、识别待清洗数据、数据清洗、数据质量审核等过程,同时结合质量管理业务需要进行质量问题数据初步分类,具体流程如图11所示,从而建立完善、准确、一致、分层分类的质量数据资源,为后续的质量知识抽取和应用奠定基础。

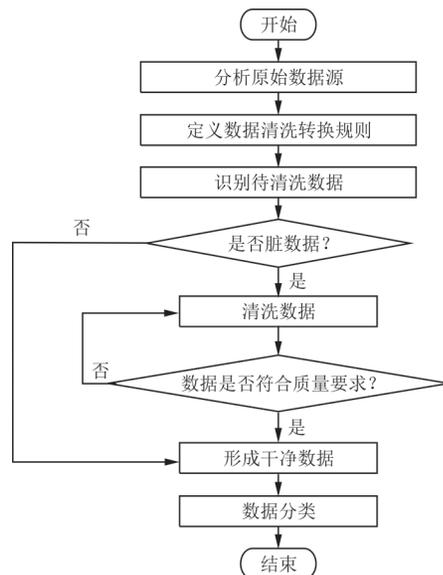


图 11 数据治理流程

Fig. 11 Data governance process

基于数据治理过程建立的质量知识分类管理模块如图 12 所示,实现质量问题数据导入系统时自动按飞机结构维度和故障维度(现象、原因、机理)进行分类管理。例如,对于故障现象为“XX 产品通电时信号输出持续故障”,故障原因为“固定 XX 电路的涂覆材料工艺参数没有量化,XX 电路表面堆积过厚,导致涂覆部位产生较大应力”的质

量问题数据,既归属于飞机结构维度的 XX 产品,又属于故障现象维度的输出异常问题和故障原因维度的工艺问题。

飞机结构一般按照飞机的构型树生成,故障分类通过 2.2 节中的分类技术实现,建立的故障原因分类体系如图 13 所示。



图 12 质量知识分类管理

Fig. 12 Quality knowledge management by category

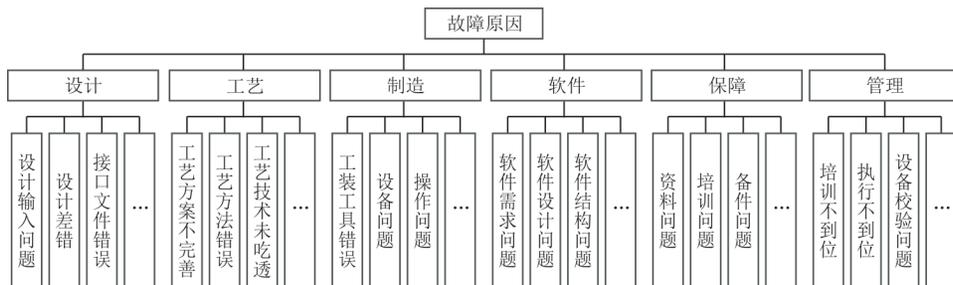


图 13 故障原因分类体系

Fig. 13 Classification system for causes of failure

通过对质量问题数据的治理和分类,实现对原始数据的初步整理,形成故障本体模式层,为故障事件抽取提供分类依据,同时为质量问题分类统计和可视化、精准化管理提供支撑。

(2) 质量事理图谱构建

针对不同类别的质量问题,面向事理图谱的构建过程,开发形成事理图谱原型系统。通过对文本数据的事件抽取,结合人工对抽取知识的审核与校验,实现知识入库存储,如图 14 所示,该图谱共构建约 1 700 条因果关系,5 000 余个论元以及

3 500 余个触发词。

质量问题原始数据经过因果关系判断、事件抽取、共指消歧等环节,实现对文本中的因果事件、主体、客体、触发词等的识别,但为确保入库数据的准确性,还需要进行人工审核。如果人工审核过程中发现有个别事件或论元、触发词识别有误,需要进行修正,如图 15 所示。

经过审核确认的数据可以存入库保存,利用事件、论元和触发词的合并与消歧,可以实现与不同图谱的融合,如图 16 所示。



图 14 事理图谱生成结果查看与审核

Fig. 14 View and review the results of event graph

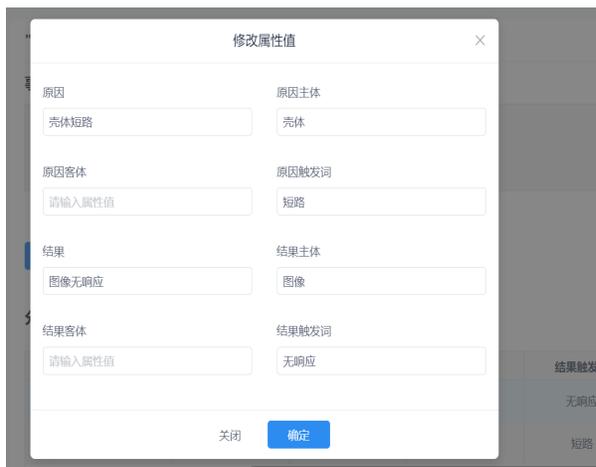


图 15 人工修正页面

Fig. 15 Manual correction page

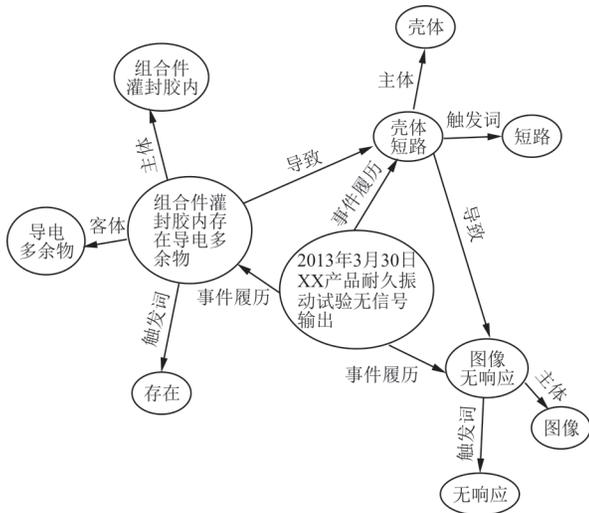


图 16 生成的事理图谱

Fig. 16 Generated event graph

(3) 质量事理图谱应用

基于事理图谱的逻辑关系,可通过搜索不同的因果链路,实现对同一现象不同原因或同一原因不同机理的推送。因果链路搜索示例如图 17 所示,检索“XX 产品信号输出持续故障”,不仅能给出相关故障的原因、机理、措施的因果链路,还可以通过事件合并,将“XX 产品输出出现超差故障”的因果链路进行推送;检索“作动筒卡滞”,不仅给出由于尺寸超差导致作动筒卡滞的因果链路,还

推送由于尺寸超差引起阀门磨损的因果链路,为作动筒相关故障问题的分析和解决措施提供参考。同时,实现质量与标准、术语及相关知识的关联推送,如图 18 所示,辅助用户在质量问题发生时进行快速审理和分析,推动质量问题的快速反应。后续研究中,将基于知识推理对事理图谱中的因果关系及事件进行补充,从而实现给定初始事件预测可能发生的结果事件,或者给定结果事件,回溯导致事件发生的原因事件的目的。

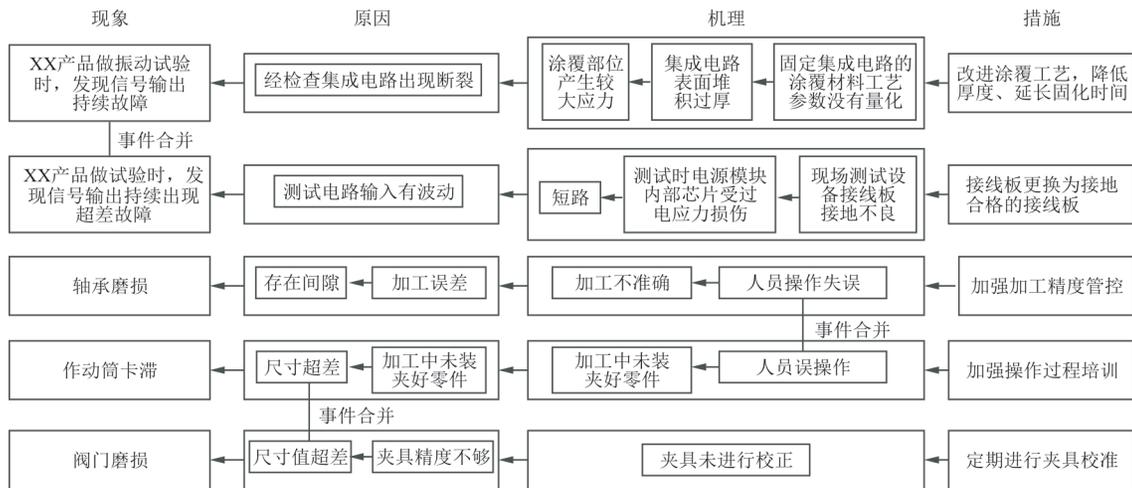


图 17 因果链路搜索示例
Fig. 17 Examples of causal link searches

问题现象	原因	机理	解决措施
XX产品高温测试时功能正常, 高低温试验后测试...	微波功放模块无信号输出	芯片边缘崩裂, 电容漏电短路	建议: ①严格要求操作人员必须带手套、口罩、...
XX整机生产过程中一加电即出现失效, 加电顺序...	微波功放偏置电流增大, 功率下降	操作不当, 加电顺序不当; 栅处于悬空或正偏状态...	-
整机装配后发现部分功能无输出	微波功放模块无输出功率	管芯与氧化铝陶瓷之间有大量的粘接空洞, 模块...	-

图 18 事理图谱应用页面
Fig. 18 Event graph application page

3 结论

(1) 针对数字化发展背景下, 国内航空制造业数字化转型过程中对数据技术的需求, 提出基于事理图谱的数据智能技术体系, 并结合某单位数据智能化质量管理进行应用验证, 实现数据智能技术与质量管理业务的有效结合, 辅助进行质量问题原因分类和质量问题快速反应, 具有较强的实用性。

(2) 面向航空质量问题快速反应的需求, 开展

事理图谱构建流程和事件抽取、因果关系识别算法研究, 将事理图谱技术引入航空质量管理过程并验证技术路径的可行性, 可面向全生命周期推广。下一步, 将围绕基于MBD的研制模式下航空全生命周期多模态(三维模型、音/视频等)数据, 开展多模态知识图谱融合技术研究。

(3) 新一代人工智能正逐步从感知智能向认知智能转化, 未来将结合航空领域事理图谱的建设, 研究深度学习与事理逻辑知识相结合的认知推理技术, 支撑敏捷研制生产、智能故障原因分

析、维修保障方案生成等任务,推动航空数据智能化转型。

参考文献

- [1] 吴俊杰,刘冠男,王静远,等.数据智能:趋势与挑战[J].系统工程理论与实践,2020,40(8):2116-2149.
WU Junjie, LIU Guannan, WANG Jingyuan, et al. Data intelligence: trends and challenges[J]. System Engineering-Theory & Practice, 2020, 40(8): 2116-2149. (in Chinese)
- [2] 黄海松,陈启鹏,李宜汀,等.数字孪生技术在智能制造中的发展与应用研究综述[J].贵州大学学报(自然科学版),2020,37(5):1-8.
HUANG Haisong, CHEN Qipeng, LI Yiting, et al. Research overview on the development and application of digital twin technology in intelligent manufacturing [J]. Journal of Guizhou University (Natural Sciences), 2020, 37(5): 1-8. (in Chinese)
- [3] ONYSHKEVYCH B. KAIROS knowledge-directed artificial intelligence reasoning over schemas[EB/OL]. (2019-01-09)[2022-06-12]. <https://darpa.com>.
- [4] NEEMA S. Assured neuro symbolic learning and reasoning (ANSR)[EB/OL]. (2022-06-01)[2022-06-12]. <https://darpa.com>.
- [5] MEZA D. How NASA finds critical data through a knowledge graph[EB/OL]. (2017-05-17)[2022-06-12]. <https://neo4j.com/blog/nasa-critical-data-knowledge-graph/#from-document-to-graph.html>.
- [6] 中国航空新闻网.知识工程2.0:智能制造时代的研发智慧[EB/OL]. (2017-04-01)[2022-06-12]. <http://www.cannews.com.cn/2017/0401/163424.shtml>.
Cannews. Knowledge engineering 2.0: R&D wisdom in the era of intelligent manufacturing [EB/OL]. (2017-04-01) [2022-06-12]. <http://www.cannews.com.cn/2017/0401/163424.shtml>. (in Chinese)
- [7] AGARWAL A, GITE R, LADDHA S, et al. Knowledge graph-deep learning: a case study in question answering in aviation safety domain[EB/OL]. [2022-06-12]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.15952>, 2022.
- [8] LIEBIG T, MAISENBACHER A, OPITZ M, et al. Building a knowledge graph for products and solutions in the automation industry [C]// The 1st International Workshop on Knowledge Graph Building and 1st International Workshop on Large Scale RDF Analytics Co-located with 16th Extended Semantic Web Conference (ESWC 2019). Slovenia: KGB-LASCAR@ESWC, 2019: 13-23.
- [9] 聂同攀,曾继炎,程玉杰,等.面向飞机电源系统故障诊断的知识图谱构建技术及应用[J].航空学报,2022,43(8):40-56.
NIE Tongpan, ZENG Jiyan, CHENG Yujie, et al. Knowledge graph construction technology and its application in aircraft power system fault diagnosis [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(8): 40-56. (in Chinese)
- [10] 韩涛,黄海松,姚立国.面向航空发动机故障知识图谱构建的实体抽取[J].组合机床与自动化加工技术,2021(10):69-73.
HAN Tao, HUANG Haisong, YAO Ligu. Entity extraction for aero-engine fault knowledge graph [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021 (10): 69-73. (in Chinese)
- [11] 喻凡坤,胡超芳,罗晓亮,等.无人系统故障知识图谱的构建方法及应用[J].计算机测量与控制,2020,28(10):66-71.
YU Fankun, HU Chaofang, LUO Xiaoliang, et al. Construction and application of unmanned system fault knowledge graph [J]. Computer Measurement & Control, 2020, 28(10): 66-71. (in Chinese)
- [12] 董洪飞,安然,贺薇,等.航空领域知识智能加工与服务方法研究[J].航空标准化与质量,2021(10):32-38.
DONG Hongfei, AN Ran, HE Wei, et al. Research on intelligent processing and service methods of knowledge in aviation [J]. Aeronautic Standardization & Quality, 2021(10): 32-38. (in Chinese)
- [13] 李忠阳.面向文本事件预测的事理图谱构建及应用方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2021.
LI Zhongyang. Eventic graphs construction and application methods for textual event prediction [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021. (in Chinese)
- [14] 清华大学人工智能研究院.人工智能发展报告2011—2020[R].北京:清华大学人工智能研究院,2020.
Institute for Artificial Intelligence, Tsinghua University. Report on artificial intelligence development 2011—2020 [R]. Beijing: Institute for Artificial Intelligence, Tsinghua University, 2020. (in Chinese)
- [15] 周永,罗小琦,李荣强,等.面向全生命周期的飞机产品数据架构技术[J].航空学报,2016,37(1):324-334.
ZHOU Yong, LUO Xiaoqi, LI Rongqiang, et al. Technology of lifecycle oriented aircraft product data architecture [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(1): 324-334. (in Chinese)
- [16] DING Xiao, LI Zhongyang, LIU Ting, et al. ELG: an event logic graph [EB/OL]. [2022-06-12]. <https://doi.org/>

- org/10.48550/arXiv.1907.08015,2019.
- [17] DEVLIN J, CHANG Mingwei, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [C] // 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Minneapolis: NAACL HLT, 2019: 4171-4186.
- [18] DU Li, DING Xiao, XIONG Kai, et al. ExCAR: event graph enhanced explainable causal reasoning framework [C] // Joint Conference of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing. Thailand: ACL-IJCNLP, 2021: 2354-2363.
- [19] DU Li, DING Xiao, LIU Ting, et al. Learning event graph knowledge for abductive reasoning[C] // Joint Conference of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing. Thailand: ACL-IJCNLP, 2021: 5181-5190.
- [20] 裘江南. 汉语文本中突发事件因果关系抽取方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2011.
- QIU Jiangnan. Research on emergency causality extraction from chinese corpus[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2011. (in Chinese)
- [21] 项威. 事件知识图谱构建技术与应用综述[J]. 计算机与现代化, 2020(1): 10-16.
- XIANG Wei. Reviews on event knowledge graph construction techniques and application[J]. Computer and Modernization, 2020(1): 10-16. (in Chinese)
- [22] 侯建国. 质量问题“双归零”与不合格品管理关系研究[J]. 质量与可靠性, 2018(6): 36-39.
- HOU Jianguo. Research on the relationship between quality problem "double close loop" and control for nonconforming material[J]. Quality and Reliability, 2018(6): 36-39. (in Chinese)

作者简介:

高 龙(1986—),男,硕士,高级工程师。主要研究方向:数据建模与数据智能应用,知识/事理图谱,可靠性与系统工程等。

卫青延(1982—),男,硕士,高级经济师。主要研究方向:信息资源管理。

陶 剑(1976—),男,博士,研究员。主要研究方向:数字化研制与数据管理。

武 铎(1996—),男,硕士,助理工程师。主要研究方向:自然语言处理。

王孝天(1996—),男,硕士,助理工程师。主要研究方向:人工智能算法。

董洪飞(1979—),男,硕士,研究员。主要研究方向:数据治理、知识智能挖掘与应用。

(编辑:马文静)