

网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解方法研究



重庆大学硕士学位论文

(专业学位)

学生姓名：董浩然

指导教师：刘 颖 副教授

专业学位类别：工程（工业工程）

研究方向：智能制造

答辩委员会主席：易树平 教授

授位时间：2022 年 6 月

Research on Task Decomposition Method of Complex Heavy Equipment under Networked Collaborative Manufacturing Mode



A Thesis Submitted to Chongqing University
In Partial Fulfillment of the Requirement for the
Master of Engineering

By
Dong Haoran

Supervised by Associate Prof. Liu Ying

June, 2022

摘 要

全球制造业竞争不断加剧，消费市场需求快速多变，寻求新一轮的产业变革与突破是装备制造业走出困局与重塑竞争力的关键。作为当今先进制造模式的代表，网络化协同制造将大数据、高性能计算、物联网、人工智能等高新技术与传统制造业进行深度融合，为复杂重型装备行业的转型与升级提供了有效的指导与方向。复杂重型装备作为装备制造行业的顶尖产品与制造实力的体现，具有体量庞大、研制技术复杂、个性化定制、协同程度高等特点。这样的特点为网络化协同制造模式下装备的任务分解带来亟待解决的难题：如何对装备历史分解案例与知识进行管理与重用，对于实现任务分解知识的重用与共享、减少时间与成本浪费具有重要意义；同时，作为装备高度定制化的具体表现，客户需求偏好对于任务活动的影响也成为干扰任务分解的因素；此外，分解后子任务与资源的适配性也成为装备后续研制活动能否顺利进行的前提。为解决上述问题，本文对网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解流程与方法进行研究，具体内容如下：

首先，从复杂重型装备任务分解问题入手，梳理复杂重型装备的研制流程与特点，并对网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解的相关概念、分解需求、影响因素与分解流程进行分析，在此基础上提出复杂重型装备网络协同制造任务分解模式，阐述任务分解方法与实现流程。

其次，研究了基于知识图谱的复杂重型装备任务分解方法。结合网络化协同制造模式与任务分解流程，提出了复杂重型装备任务分解知识图谱架构。进而分析与梳理复杂重型装备任务分解本体概念，并对任务分解知识进行抽取与可视化处理。基于复杂重型装备任务分解知识相似性模型，提出基于双向最大匹配算法的任务分解知识检索方法。结合装备层级特点，提出基于知识图谱的复杂重型装备任务分解方法。

然后，研究了基于遗传聚类的复杂重型装备任务分解方法。对复杂重型装备定制任务的客户需求偏好进行分析，基于物元理论建立客户需求偏好对于任务的影响表达，提出了客户需求偏好与任务之间的映射方法，在此基础上建立定制任务相关性矩阵。考虑分解后子任务与资源的适配性，并以此为约束构建复杂重型装备定制任务分解模型，采用遗传聚类算法对模型进行求解，实现复杂重型装备高度定制任务的合理分解。

最后，结合企业实际情况以 125MN 铝挤压机为例对上述研究方法进行应用与分析，通过实例验证了本文所提方法的有效性。

关键词：复杂重型装备；网络化协同制造；任务分解；知识图谱；遗传聚类

Abstract

The global manufacturing competition becomes fiercer and the consumer market demand changes rapidly. Seeking a new round of industrial transformation and breakthrough is the key to get out of the predicament and reshape its competitiveness for the equipment manufacturing industry. As a representative of advanced manufacturing modes today, networked collaborative manufacturing deeply integrates the traditional manufacturing modes with big data, high-performance computing, Internet of Things, artificial intelligence and other high-tech, providing effective guidance for the transformation and upgrading for the complex heavy equipment industry. As the top products and the embodiment of manufacturing strength of the equipment manufacturing industry, the complex heavy equipment has the characteristics of huge volume, complex development technology, personalized customization and high degree of coordination. Such characteristics bring urgent problems to the task decomposition of equipment in the networked collaborative manufacturing mode: how to manage and reuse the historical decomposition cases is of great significance for realizing the reuse and sharing of decomposition knowledge and reducing the waste of time and cost; at the same time, as the specific manifestation of the high customization equipment, the impact of customer demand preference on task activities has also become a factor that interferes with task decomposition; in addition, the adaptability of sub-tasks and resources after decomposition is a precondition whether the subsequent development activities can be carried out constantly. In order to solve the above problems, this paper studies the task decomposition process and method of complex heavy equipment in the networked collaborative manufacturing mode. The specific contents are as follows:

First of all, start from the task decomposition problem of complex heavy equipment, sort out the development process and characteristics of complex heavy equipment and analyze the related concepts, decomposition requirements, influencing factors and decomposition process of complex heavy equipment task decomposition in the networked collaborative manufacturing mode. On this basis, the task decomposition mode of complex heavy equipment networked collaborative manufacturing is proposed, and the task decomposition method and implementation process are described.

Secondly, the task decomposition method of complex heavy equipment based on knowledge graph is studied. Combined with the networked collaborative manufacturing

mode and task decomposition process, a knowledge graph architecture for complex heavy equipment task decomposition is proposed. Then analyze and sort out the ontology concepts of complex heavy equipment task decomposition, extract and visualize the task decomposition knowledge. Based on the similarity model of complex heavy equipment task decomposition knowledge, a task decomposition knowledge retrieval method based on bidirectional maximum matching algorithm is proposed. According to the characteristics of equipment level, a task decomposition method of complex heavy equipment based on knowledge graph is proposed.

Then, the task decomposition method of complex heavy equipment based on genetic clustering is studied. Analyze the customer demand preference of complex heavy equipment customization tasks, establish the influence expression of customer demand preference on the tasks based on the matter element theory and put forward a mapping method between customer demand preference and tasks. In this way, establish the customization task correlation matrix of complex heavy equipment. Considering the adaptivity of sub-tasks after decomposition and resources, build a custom task decomposition model for complex heavy equipment with this constraint. The genetic clustering algorithm is used to solve this model and realize the reasonable decomposition of highly customized tasks of complex heavy equipment.

Finally, combined with the actual situation of the enterprise, the 125MN aluminum extrusion is taken as an example to apply and analyze the research methods. The effectiveness of the method proposed in this paper is verified by this example.

Keywords: Complex Heavy Equipment; Networked Collaborative Manufacturing; Task Decomposition; Knowledge Graph; Genetic Clustering

目 录

中文摘要.....	I
英文摘要.....	III
1 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义	1
1.1.1 研究背景	1
1.1.2 研究意义	2
1.1.3 选题来源	2
1.2 国内外研究现状	3
1.2.1 网络化协同制造研究现状	3
1.2.2 任务分解研究现状	4
1.2.3 知识图谱研究现状	6
1.2.4 模糊聚类分析研究现状	8
1.2.5 相关研究现状的总结	9
1.3 论文的研究内容、创新点及章节安排	10
1.3.1 论文研究内容	10
1.3.2 论文的创新点	11
1.3.3 论文框架及章节安排	11
2 网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解模式研究	15
2.1 复杂重型装备研制流程与特点	15
2.1.1 复杂重型装备研制流程	15
2.1.2 复杂重型装备研制特点	16
2.2 网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解分析	18
2.2.1 复杂重型装备任务分解相关概念	18
2.2.2 网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解需求分析	20
2.2.3 网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解影响因素分析	21
2.2.4 网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解流程	24
2.3 复杂重型装备网络协同制造任务分解模式提出	25
2.3.1 复杂重型装备网络协同制造任务分解模式	25
2.3.2 基于知识图谱与遗传聚类的复杂重型装备任务分解框架	27
2.4 本章小结	29
3 基于知识图谱的复杂重型装备任务分解研究	31

3.1 复杂重型装备任务分解知识图谱分析	31
3.1.1 知识图谱相关理论	31
3.1.2 复杂重型装备任务分解知识图谱架构	32
3.2 复杂重型装备任务分解知识图谱构建研究	34
3.2.1 复杂重型装备任务分解本体构建	34
3.2.2 复杂重型装备任务分解知识抽取	40
3.2.3 复杂重型装备任务分解知识存储与可视化	43
3.3 基于知识图谱的复杂重型装备任务分解	46
3.3.1 复杂重型装备任务分解知识相似性建模	46
3.3.2 基于双向最大匹配算法的复杂重型装备任务分解知识检索	50
3.3.3 复杂重型装备任务分解知识评估与融合	52
3.3.4 基于知识图谱的复杂重型装备任务分解	53
3.4 本章小结	55
4 基于遗传聚类的复杂重型装备任务分解研究	57
4.1 引入客户需求偏好的复杂重型装备定制任务相关性建模	57
4.1.1 复杂重型装备定制任务的客户需求偏好分析	57
4.1.2 基于物元理论的客户偏好影响表达	60
4.1.3 客户需求偏好-定制任务映射分析	61
4.1.4 复杂重型装备定制任务相关性矩阵构建	65
4.2 考虑资源适配的复杂重型装备定制任务分解模型构建	67
4.2.1 模型相关假设与定义	67
4.2.2 任务分解模型目标函数	68
4.2.3 任务分解模型约束条件	68
4.3 基于遗传聚类算法的复杂重型装备定制任务分解模型求解	70
4.3.1 遗传聚类算法简介	70
4.3.2 算法设置	71
4.3.3 遗传聚类算法求解流程	75
4.4 本章小结	76
5 案例分析	77
5.1 案例背景	77
5.2 基于知识图谱的复杂重型装备任务分解方法验证	79
5.2.1 任务检索与分解	79
5.2.2 任务分解结果分析	82
5.3 基于遗传聚类的复杂重型装备任务分解方法验证	83

5.3.1 客户需求偏好规范化表达与映射	83
5.3.2 任务相关性度量	86
5.3.3 任务分解模型求解	88
5.4 本章小结	92
6 总结与展望	93
6.1 论文总结	93
6.2 研究的不足与展望	93
参考文献	95
附 录	101
A. 攻读硕士学位期间发表的论文	101
B. 攻读硕士学位期间参与项目	101
C. 任务相关性矩阵	102
D. 学位论文数据集	107
致 谢	109

1 绪论

1.1 研究背景及意义

1.1.1 研究背景

随着全球制造业竞争不断加剧，各国正在寻求新的技术与模式来突破制造业发展瓶颈，强化自身制造业竞争力。德国提出“工业 4.0”概念、美国实施“再工业化”战略、中国提出“中国制造 2025”战略。我国作为制造业大国，需要充分发挥互联网时代的发展优势，推动制造业智能化转型升级，从而占领全球制造业高地。而当前，传统制造模式已无法应对瞬息万变的全球市场与产品快速迭代更新所带来的研发过程复杂、知识储备单一、技能与设备受限、资源服务未能充分利用等问题。作为先进制造模式之一的网络化协同制造，通过网络与信息技术，突破时间与空间的边界约束，实现多方企业协同，有效整合与利用制造资源，成为破解目前制造业僵局的重要制造模式。

装备制造业是我国制造业的核心组成部分，也是国民经济发展与建设的基础，具有重要的战略地位。而复杂重型装备作为装备制造行业的典型代表，被广泛应用于航空航天、交通运输、工程机械、船舶、冶金等领域。复杂重型装备作为国之重器，是综合国力的体现，具有研制技术复杂、多学科交叉、研制周期长、研制成本高、研制资源分散等特点^[1]，因此使其研制方法与过程有别于一般类型的装备产品。与此同时，随着产品市场主导权向买方市场偏移以及卖方市场竞争环境加剧，装备产品个性化定制逐渐成为产品市场的主导与制造企业转变生产制造模式的方向。在这样的趋势的推动下，如何快速响应客户需求、缩短产品研制周期、降低产品研制成本与风险，是各个企业在从生产型制造向服务型制造转变的过程中亟待解决的问题与挑战。

复杂重型装备研制过程是一项庞大的系统工程，包含了多个环节，不同环节又由多个研制主体协同参与完成，其中涉及大量设备、软件、计算、人力、知识和公共服务等资源。而任务分解是其中的重要环节^[2]。在任务分解过程中，一方面，各个研制主体内保存有大量的历史任务分解案例与文件，借助网络化协同制造模式中的先进方法与技术，将这些历史案例进行收集、整理，并提炼与转化为能够指导后续类似任务分解的相关知识，对于推动复杂重型装备任务分解环节的数字化与智能化发展、以及任务分解知识在各个研制方之间的共享与重用具有重要意义。另一方面，由于装备的高度定制化特点使得某些任务具有不同于以往任务的研制需求偏好与特征，这将会影响其内部任务之间的信息交互程度。此外，分解后的子任务需要在协同制造平台搜索和匹配到合适的资源服务才能开始任务的执行，任务

与资源的适配性也是分解过程中需要考虑的因素。综上，如何攻克上述问题、实现任务的合理分解，对于网络化协同制造模式下复杂重型装备研制过程中各个研制方的协同配合、装备产品质量的把控、资源服务的优化配置与有效利用等产生重要影响。

1.1.2 研究意义

综合上述背景，在网络化协同制造模式下，装备制造企业将面临制造活动、资源分布式组织、规划与管理的局面，因此需要多个研制企业相互配合，共同协作完成。同时，对于复杂重型装备这类具有关键用途的产品来说，协同制造的要求将会更高。这种跨企业、跨地域、高标准的复杂研制格局将为复杂重型装备任务的分解提出更多挑战。

论文从网络化协同制造模式下复杂重型装备的任务分解需求出发，结合复杂重型装备的研制流程与特点、任务分解影响因素与流程，构建了面向复杂重型装备研制的网络协同制造任务分解模式，并以此为基础分别对复杂重型装备研制过程中两种任务分解方法与模型进行研究。本文的研究意义如下：

①研究在网络化协同制造的新模式下的复杂重型装备任务分解模式，有利于帮助装备制造企业快速响应市场与客户的需求，实现研制活动的合理分解与并行有序开展，从而降低复杂重型装备研制成本、周期与风险，为推动重型装备制造业向服务化与信息化的转型升级提供思路。

②研究基于知识图谱的复杂重型装备任务分解方法，有利于有效管理装备研制过程中留存的历史分解案例与方法，构建装备任务分解领域内多源、异构、分散的知识间的关联，消除各个研制方之间存在的知识孤岛，对于实现复杂重型装备网络化协同制造过程中分解知识的结构化和可视化展示、以及知识在不同环节之间的互联、融合和应用具有重要作用。

③研究基于遗传聚类的复杂重型装备任务分解方法，有利于构建客户需求偏好与任务之间的关联关系，分析其对于任务活动执行过程中的影响程度，从而简化定制任务研制的复杂度，解决任务分解与后续资源匹配、优选相脱节的问题，实现定制任务的合理分解。

1.1.3 选题来源

论文围绕复杂重型装备任务分解相关理论与技术进行研究，本课题来源于国家重点研发计划“网络化协同制造和智能工厂”专项——复杂重型装备定制生产的制造企业网络协同制造平台研发，项目编号：2018YFB1703000。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 网络化协同制造研究现状

近百年来,大批量生产一直是企业实施生产制造的固有模式。制造技术的改进与升级、制造流程的优化与改善进一步巩固了大批量生产模式的主要地位^[3]。但市场环境的改变却使这种制造模式受到冲击。制造技术进步加剧了卖方市场的竞争环境,区域竞争逐渐催化出全球竞争,企业间“内卷”程度加深;同时,消费者对于小批量、个性化、多样化产品的偏好不断升级,原来的简单粗放型商品已无法满足消费者逐渐增长的需求与审美;此外,由于产品向着新型化、智能化、复杂化转变,其制造过程中必将涉及到复杂的物料流与信息流交互^[4]。这都是企业将直接面临的问题。由此可见,产品市场主导权已逐步向着买方市场偏移。

面对这样的局面,制造企业企图通过研发与应用更加先进的技术来摆脱这种困境。计算机以及信息网络的发展与普及孕育出多种先进制造技术,如计算机辅助设计(Computer Aided Design, CAD)、计算机辅助制造(Computer Aided Manufacturing, CAM)、计算机辅助工艺过程设计(Computer Aided Process Planning, CAPP)、柔性制造系统(Flexible Manufacturing System, FMS)并行工程技术(Concurrent Engineering, CE)等。将这些不同的先进制造技术进行叠加虽然提高了生产效率,但仍然无法解决生产灵活性不足、市场响应速度慢等问题。原因在于现有的制造模式无法使企业从容应对这种消费市场变化的趋势。对于制造企业来说,在新的消费需求与市场模式下寻求新的制造模式已迫在眉睫。网络化协同制造逐渐走入了各国学者的视野。

为了解决由于CAD、CAM和FMS等系统孤立运行所产生的“自动化孤岛”问题,刘锦兴(1999)^[5]等认为应该通过计算机网络将分散的研发资源相整合从而实现敏捷制造的目标,并对异地协同设计与制造的关键技术、信息交换机制和分级模型进行梳理与阐述。全球化制造背景下,Pontrandolfo(1999)^[6]等对跨国公司所面临的资源配置与协调问题进行讨论。Shi(2002)^[7]等对全球化制造的概念进行延伸,提出了全球化制造虚拟网络(Global Manufacturing Virtual Network, GMVN)的概念,该概念强调通过构建虚拟网络来最大程度地协调和利用资源,从而提升企业在全球化制造中的竞争力。Montreuil(2000)^[8]等提出一种分布式协作的制造网络战略框架,并阐述了其组织策略、协作关系策略与运营策略;同时该框架能够动态地实现协同计划、控制和管理日常的突发事件。在此基础上,Cloutier(2001)^[9]等进一步研究了框架中的组织形式,提出一种整合业务组织、协调业务流程的方法,从而实现战略框架内异构业务实体间的高效运营管理与控制。顾新建(2003)^[10]等阐述了中国制造业实现网络化转变的必要性,并分析了三条适合国情的发展途径。范玉顺(2003)^[11]对网络化制造及相关概念进行定义,并系统地讨论了其基本特征、

内涵和关键技术，奠定了网络化制造相关研究的基础。谢庆生（2004）^[12]在分析了全球化制造下产业链结构 and 应用背景的基础上，提出一种基于 ASP（Application Service Provider）网络化制造的系统体系结构。为使企业集成各方资源与功能、并成功实施网络化制造，周丹晨（2005）^[13]等结合我国制造业特点与信息网络技术，提出了构建相应资源共享服务平台的方案，同时分析了平台的功能体系结构与关键使能技术。

随着制造规模的逐步扩大、制造问题逐渐复杂以及制造协同程度的不断加深，李伯虎（2010）^[14]等提出一种面向服务的网络化制造新模式——云制造。云制造脱胎于网络化制造，并融合云计算、云安全、物联网、高性能计算等多种新型技术，通过云制造平台将分散的各类制造资源进行统一与智能化管理，构建“多对多”的制造服务模式，真正体现了“多方协同”的理念，帮助企业实现了从生产型模式向服务型模式的转变。因此，云制造是网络化协同制造的具体体现。国内外学者对此进行了大量研究。范文慧（2011）^[15]等基于联邦模式提出一种云制造集成框架，解决了不同云制造平台之间的异构与不相容问题，实现了制造平台之间的灵活组织与集成。张倩（2013）^[16]等构建针对中小企业的云服务平台架构，在分析其关键支撑技术的基础上提出了相应的资源管理监控模型、虚拟协同设计环境与平台运作模型。针对由于用户增多所引发的云制造平台可用性问题的，Ren（2015）^[17]等对云平台应用的用户界面进行研究，分析了目前云平台用户界面的特征与需求，提出一种智能用户界面模型，该模型能够实现用户界面的个性化资源配置、具有情境感知的信息推荐与多样化的人机交互等功能。Huang（2018）^[18]等提出一种具有自组织性的云制造服务评价方法，该方法基于用户行为数据分别从模式、模型、算法与应用等方面对制造服务进行评价。黄爽（2018）^[19]等对云制造平台的安全问题进行研究，首先分析了云平台架构中不同层次的安全需求并构建模型，然后根据企业类型设计了不同的安全体系架构方案。Yi（2021）^[20]提出一种面向云制造的后量子安全方案，利用后量子相关理论构建安全通信系统，从而保证云制造中信息传输的安全性。

1.2.2 任务分解研究现状

任务分解对于复杂重型装备的研制过程与网络化协同制造平台的运营具有重要作用。任务分解的质量与合理性对复杂重型装备协同研制活动的展开、网络化协同平台资源的配置与共享具有重要影响。对于任务分解的相关研究可以分为任务分解方法设计、任务关联度分析与任务分解算法等。

在任务分解方法设计方面，包北方（2014）^[2]等人提出一种综合定量分析的任务分解模型，模型以任务的粒度、耦合度、均衡度为分解指标，对定制化协同开发产品的分解流程进行合理规划，实现了有效的协同任务组织，缩短了产品研发周期。

为了解决设计任务难以分配到优质开发资源的问题, Liu (2018)^[21]等人提出一种基于定量分析的任务分解方法,该方法能够将设计任务转化为设计能力需求,通过将设计能力需求进行分解从而实现最初设计任务的分解与资源的匹配。Wang(2019)^[22]等人提出了一种两阶段方法来解决多任务分配问题,同时设计了一种任务分解组合框架以提高处理大规模问题场景时的分配速率。随着现代产品系统逐渐复杂化,以及在研制过程中不同利益相关者倾向从产品不同的属性对其进行设计与分解, Suh (2020)^[23]等人提出一种用于复杂产品系统分解的多属性优化框架,该框架从系统稳健性与模块化这两个属性出发,以系统可维护性为约束条件,通过三种不同结构的机械时钟验证了方法的有效性。武春龙 (2020)^[24]等人提出一种结合 TRIZ 功能模型和层次分析法的两阶段分解方法,该方法首先利用 TRIZ 功能模型对经过智能 PSS 划分的智能服务等模块进行功能分解,再使用层次分析法对上一步分解得到的功能元进行分析决策,并择优形成概念方案的新的功能元,从而较少产品设计过程中的盲目性。Xu (2021)^[25]等人对高端装备任务分解进行研究,在分析了高端装备的任务特征、任务相关性与分解原则的基础上提出了面向高端装备的任务分解模型(V Model),该模型首先对总体任务分别进行功能分析、任务粒度分析和任务可行性分析,得到任务分解候选方案集,再通过策略可行性分析、不确定风险分析和复杂性整合分析等方法对这些候选方案进行优劣性排序,最终得到最优的高端装备分解方案。

在任务关联度分析方面,陈峰 (2007)^[26]等人首先通过模糊匹配法来度量供应商对新产品的设计与制造能力,再进行任务分解可行性分析,之后对子任务间的信息关联度进行定量分析,设定相应阈值从而将任务分解成相互独立的子任务。Liu (2016)^[27]等人通过提出一种定量分析复杂产品的任务粒度的方法来指导集成制造系统中的任务分解,为之后的任务调度与资源分配提供依据。王炬成 (2020)^[28]等人对半潜式海洋钻井平台的生产设计任务分解进行研究,采用工作分解结构的方法对钻井平台的生产设计任务进行逐层分解至大小可控的任务,从而方便后续的任务落实,提高了生产设计的进度。Zhang (2021)^[29]等人提出一种任务等级矩阵,通过分析任务之间的绝对成本与相对成本来评价任务之间的关联度,实现复杂任务的分解。针对混合产品在研制的过程中存在的任务分解不明确、不合理的问题,罗建强 (2021)^[30]等人在考虑混合产品的 BOM 与 BOS 之间相关性的基础上,提出了混合产品综合清单(BOH)的概念,并定义了 BOH 与 WBS 之间的映射规则,构建了面向混合产品的 WBS。冯子扬 (2021)^[31]等人提出一种云制造环境下基于物元模型的任务表达方法,并构建了包含任务粒度、内聚性和相关性的任务分解指标;同时,考虑状态解与目标解之间的距离和解空间多样性两个因素对传统 OTD 方法进行改进,提高了任务分解的流畅性与效率。针对传动系统协同设计中存在的

问题, 刘文林 (2021) [32] 等人提出一种全局-局部的两阶段任务规划方法, 在全局规划阶段, 根据任务间的交互关系构建模糊设计结构矩阵, 并对其进行行列变换, 实现了耦合任务的识别和非耦合任务规划; 在局部规划阶段, 进一步对耦合任务进行量化分析, 计算耦合任务间的数据交互程度, 实现了耦合任务集的解耦。

在任务分解算法方面, Pang (2018) [33] 等人受到粒度计算和人类认知过程特征的启发, 提出一种基于密度峰值聚类的复杂任务分解机制, 来解决无人监督场景下的任务分解问题。王晨旭 (2019) [34] 等人综合考虑任务粒度与解耦水平两个因素对软件众包任务分解算法进行改进, 改进之后的算法能够根据任务粒度的大小对解耦阈值进行动态调整, 从而实现软件众包的合理分解。为了实现复杂的故障诊断任务的分解, 胡亚楠 (2020) [35] 等人提出一种基于分解的多目标粒子群优化算法, 该算法能够获取专家诊断系统中不一致性较小的激活规则, 从而更准确地指导故障任务的诊断与分解。为了完成云制造平台中需求发布者提出的非对称的、紧耦合生产任务, 以及提高产品制造过程中云制造平台对于资源的配置能力, Hu (2021) [36] 等人提出了一种基于云平台的任务分解方法, 该方法结合了深度优先搜索算法、快速模块化优化算法和人工蜂群算法, 并可以在云制造平台中得到一个多级任务分解计划, 从而实现复杂任务的优化分解。Gao (2021) [37] 等人充分考虑用户特征和任务特征等约束条件, 建立了用户知识综合决策模型, 并结合改进的遗传矩阵分解算法来解决众包任务的分配问题。

1.2.3 知识图谱研究现状

知识图谱的概念最先由 Google 公司于 2012 年提出。公司以知识图谱为基础, 探索和构建新一代的智能搜索引擎, 进而为用户提供具有完整知识体系的搜索结果与全新的信息检索方式。知识图谱是一种高效且灵活的知识表达方式, 其借助字符串符号来描述物理世界的实体或概念, 再通过连接符来表示这些实体或概念之间的关联关系, 从而形成以“实体-关系-实体”或“实体-属性-属性值”三元组为基本单位的知识网络[38]。知识图谱并非是一个全新的概念。Tim Berners-Lee 在 2006 年提出“关联数据”(Linked Data)的概念和相关原则[39], 倡导通过完善和推广 URI 和 RDF 等技术标准实现不同开放数据间的相互链接。2007 年, Bizer 等人向 W3C 申请名为 Linked Open Data Project 的项目[40]。项目的目标是根据关联数据原则将现有数据转换为符合 RDF 技术标准的三元组并发布到 Web 中, 从而将 Tim Berners-Lee 早些年提出的“语义网络”(Semantic Web)的构想付诸实践。随后, 学术界又将研究视线转向语义网络并形成一股研究热潮。而知识图谱的研究与发展正是建立在这样的研究热潮与成果的基础之上。

知识图谱可以分为通用领域知识图谱(也称作开放领域知识图谱)和专业领域知识图谱(也称作行业知识图谱、垂直知识图谱)。通用领域知识图谱强调知识的

广度，其构建的目标是尽可能地涵盖广泛、通用的知识与概念，以解决普罗大众所共有的问题。专业知识图谱强调知识的深度，常常面向某一特定行业领域而建立；其包含该行业的所有知识，从而为特定问题提供专有的解决方案。目前对于知识图谱及其相关技术的研究方向主要包括知识抽取、知识表示和知识存储与检索等方面。

知识抽取的目的是从无结构、半结构化和自由语言文本中抽取出实体和关系并将其转化三元组等结构化数据。知识抽取是构建知识图谱的第一步，主要包括实体抽取（也称作命名实体识别）和关系抽取。实体抽取是从数据文本集中识别出命名性实体。而关系抽取是进一步从文本语料中提取出实体间的关联关系，从而形成网状的知识结构。目前，知识抽取的方法大致分为基于规则的抽取和基于学习的抽取。基于规则的方法适用于特定行业或领域的知识的抽取，该方法利用现有的规则体系和符号系统来编制与目标实体对应的规则和模板，再对文本中的数据进行搜索匹配来完成实体的抽取^[41]。此方法的优点是模板的构建较为简单，易于理解和修改。但缺点是可拓展性差，当数据来源稍有差别时，知识抽取的效果就相形见绌了；并且模板的编制需要人工完成，人工编制工作量较大、效率较低。而基于学习的知识抽取方法则可以避免以上的缺点。基于学习的知识抽取方法又可以分为基于机器学习的抽取和基于深度学习的抽取。基于机器学习的抽取是指利用机器学习的相关技术对语料进行训练形成模型，再利用模型对知识进行抽取。Zhao (2020)^[42]等提出一种知识增强型的电子病历关系提取模型，将现有医疗知识图谱中已定义的实体与关系作为外部知识对模型进行训练，从而减少医疗关系抽取中存在的语义歧义。Qiao (2021)^[43]等提出一种面向农业领域的四层次实体关系联合抽取模型，并采用 Google 公开的 BERT 模型进行预训练；实验表明，所提出的模型能够有效地提取农业知识数据中的实体与关系。近年来，随着深度学习技术的兴起与发展，其也被应用于知识抽取之中。针对通用命名实体类型的抽取，Thomas (2019)^[44]等提出一种包含知识、深度学习和聚类三种提取器的混合实体识别系统。丁禹 (2020)^[45]等构建了结合双向长短期记忆网络与条件随机场的深度学习模型，该模型能够对电网的运行规则与事故处理流程进行知识抽取。

知识表示是将知识进行结构化处理，使其能够被计算机识别。知识表示是组织知识的前提，也是构建知识图谱的重要步骤。在互联网还没有普及之前，早期的知识表示模型可以追溯到由普林斯顿大学的一群心理词汇学家和语言学家共同构建的 WordNet^[46]。WordNet 可以被视为一种词典数据库，它以词为最小单位，创建具有相同含义的词的种类，并为之命名，同时为不同词之间添加相应的联系。近年来，知识图谱的知识表示学习逐渐成为专家学者研究的热点。对于目前主流模型在知识图谱中多关系图数据处理上的缺陷，杨晓慧等 (2018)^[47]提出一种基于符号语义

映射的神经网络模型；实验表明，此模型相较于现有的图表示学习模型具有较高的计算效率，并且能够实现知识的精准建模。He（2019）^[48]等提出一种基于卷积神经模型的知识表示学习方法，该方法能够实现知识之间的细粒度关系的描述，从而提高知识的利用效率。Gao（2020）^[49]等提出一种新颖的深度知识表示架构，可以对知识的结构和文本信息进行联合编码，能够较好地表示新实体和相关知识很少的稀有实体。

知识存储方式主要包括基于关系数据库的存储与基于图数据库的存储。关系数据库通常使用二维表格组织知识结构，目前主流的关系数据库有 MySQL、DB2 和 Oracle 等。而图数据库通常以图的数据结构来组织数据，一般用节点表示实体，用边表示实体与实体间的关系或实体的属性，目前开源的图数据库有 Neo4j、gStore 和 Titan 等。知识检索是基于已定义的知识组织体系，实现对目标知识概念和关联知识的智能化搜索方式^[50]。Arnaout（2018）^[51]等对现有知识图谱基于三元组的搜索模式进行改进，通过添加关键词将三元组进行扩展，同时提供自动松弛查询来提高查询召回率。Hu（2020）^[52]等提出一种可扩展聚合关键字检索框架，解决现有检索系统无法处理简单的聚合查询和扩展性较低的问题。李斌（2021）^[53]等提出一种包括字符实体、语义实体和缺陷关系匹配的多特征搜索匹配算法，从而实现缺陷数据知识的精确检索。

1.2.4 模糊聚类分析研究现状

模糊聚类分析是数据挖掘不可缺少的子领域与重要研究方法。模糊聚类分析是将数据进行有效分类的过程，其目的是将数据划分为若干个组（簇），使得组内的数据拥有较高的相似度、组间的数据相似度较低。随着信息技术的不断发展，数据呈现爆发式增长，对这些数据进行聚类分析、寻找其内在关联与外部联系、挖掘各类数据的特征并加以有效利用具有重要的理论和实践价值。目前，模糊聚类分析已广泛应用于统计学、信息科学、生物学、机器学习、图像分割、信息检索等学科和领域。国内外对于模糊聚类分析的研究可以分为数据间距离的度量、聚类数目与聚类中心的选取、模糊聚类与其他算法的结合等。

在数据间距离的度量方面，Hsu（2007）^[54]等提出利用距离层级结构来表示数据间的相似性，并统一了数值与分类值的距离度量。彭凯（2013）^[55]在比较了目前已有的相似度度量方法后，提出了一种新的余弦距离度量学习算法，并将其与 KNN 算法结合应用于文本分类问题之中。Zhou（2017）^[56]等考虑到数据对象与聚类模式之间的关系以及属性的差异性，提出一种基于全局关系差异性的度量方法，通过 k-modes 和 Cao 算法进行验证。林强（2019）^[57]等对混合型分类数据度量方法进行改进，对无序型分类数据增加了不同属性的相似性这一因素对于距离度量的影响，而对有序型分类数据则考虑到其属性的顺序并将其属性值进行数值化处理。Liang

(2020)^[58]等提出了一种基于多特征数据的聚类优化模型,该模型根据数据属性特征的优先级阈值对数据的加权距离和安全系数进行分类。

聚类数目与聚类中心的选取将直接影响数据最后的聚类效果,因此对于聚类分析至关重要。Wang (2018)^[59]等对密度峰值聚类算法进行改进,引入 CDMC-IA 概念,从而为算法选择合适的截断距离,自动生成合理的聚类中心。赵华茗(2019)^[60]等利用 Mean Shift 算法具有使搜索点向着分布密度函数局部的极大值点处收敛的特性与功能,实现最佳聚类数目与聚类中心的确定。针对传统聚类算法中需要人为确定聚类数目 K 值的缺陷,靖立峥(2020)^[61]等将聚类质量评价指标(Calinski-Harabasz, CH)引入 K-means 算法,选取 CH 得分最高的对应类作为聚类数目,并将此方法应用于电子商务领域的客户细分研究中。Gong (2021)^[62]等通过寻找聚类中心与其邻域的相互关系,求解与邻域相关方程确定其大小,并将邻域中置信度最高的对象作为聚类中心。

在模糊聚类分析与其他算法的结合方面,王晓辉(2017)^[63]等对粒子群和模糊 C 均值聚类的混合算法进行改进,通过对每个粒子设定不同的跟随阈值,解决算法过早陷入局部最优的缺陷。赵姗(2018)^[64]等提出一个基于高斯核函数的模糊聚类算法和 RBF 神经网络的玉米产量预测模型。胡士娟(2020)^[65]等将模糊 C 均值聚类算法与单亲遗传算法相结合,其通过“先聚类再遗传”的方式在求解大规模的多旅行商问题中表现出良好的性能。周晓宇(2021)^[66]等提出一种基于直觉模糊聚类与蚁群优化算法的复杂医学图像分割方法。

1.2.5 相关研究现状的总结

上述相关研究为网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解问题做出了重大突破,并取得了丰富的理论与实践成果,为新时代下的复杂重型装备制造业的升级与转型提供了重要指导。在分析了网络化协同制造研究现状、任务分解研究现状、知识图谱研究现状和模糊聚类分析研究现状后,发现针对网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解的研究仍然存在不足之处,需要进一步深入研究,具体内容如下:

①复杂重型装备不同于一般的产品,具有结构复杂、个性化定制程度高、研制过程繁杂、参研单位众多等特点,因此如何协调各方技术资源、开展高效协同研制是实现复杂重型装备制造业从生产型制造向服务型制造转变的热点与难点。

②复杂重型装备的研制与配套资源呈现分布式和高度离散化的特点,而通过网络化协同制造模式构建面向复杂重型装备的网络化协同制造平台是解决由此产生的地理空间约束的最为合适的方法。但目前对于网络化协同制造技术的研究较少,同时针对复杂重型装备这一特定领域的研究更是寥寥无几。

③任务分解是复杂重型装备研制过程中的重要环节与方法。对于复杂重型装

备的研制这一庞大的系统工程来说,实现研制任务的合理分解,不仅可以降低任务执行的难度,也将提高任务的完成效率与质量。同时,由于网络化协同制造模式的特点,资源提供方需要将资源注册并上传至协同平台形成资源池,而分解后的任务需要在资源池中搜索和匹配合适的资源后进再行后续活动,因此复杂重型装备任务分解是否合理也将关乎到网络化协同平台整体的服务质量与水平。

④对于复杂重型装备任务来说,定制零部件的研制任务在其中占据较大比重。根据不同的装备研制项目,需要为这些定制零部件重新制定研制流程、方法和配套资源。如何对这些零部件的相关研制信息与知识进行研究、整理和应用,对于缩短复杂重型装备研制周期、提高研制质量具有重要作用。而目前鲜有对于复杂重型装备任务分解相关知识归纳和应用的研究。同时,在面向客户定制化的复杂重型装备研制过程中存在大量由于客户需求偏好所形成的高度定制化任务,这些任务鲜有相关历史案例的参考,需要采用新的方法与技术进行研制,因此这也是目前任务分解领域中的研究热点。

1.3 论文的研究内容、创新点及章节安排

1.3.1 论文研究内容

基于以上研究背景,结合国内外网络化协同制造研究现状,以复杂重型装备任务分解为研究对象,在分析其需求、影响因素与流程的基础上,构建复杂重型装备网络协同制造任务分解模式,并分别提出基于知识图谱与基于遗传聚类的任务分解方法,最后通过实例验证所提方法的合理性与有效性。本文研究内容主要有以下几点:

①从网络化协同制造模式下的复杂重型装备任务分解问题研究入手,分析在网络化协同制造模式的新背景下,复杂重型装备的研制特点与流程,考虑其中任务分解环节的分解需求与影响因素,提出复杂重型装备网络协同制造任务分解模式,以及分解模式下任务分解方法与实现流程。

②研究基于知识图谱的复杂重型装备任务分解方法。分析知识图谱相关技术、理论与构建流程,结合任务分解的实际需求,构建面向复杂重型装备任务分解的知识图谱。基于已建立的知识图谱,研究任务分解知识检索方法,并根据复杂重型装备层级结构,提出基于知识图谱的复杂重型装备任务分解流程。

③研究基于遗传聚类的复杂重型装备任务分解方法。分析客户需求偏好类型并进行将其进行规范化表达,构建客户需求偏好与定制任务之间的关联映射,以此为基础建立定制任务内元任务相关性矩阵。考虑任务与资源间的适配性建立定制任务分解数学模型,采用遗传聚类算法求解模型。

④结合实际案例,对文中提出的两类复杂重型装备任务分解方法进行具体应

用，验证所提方法与模型的合理性与有效性。

1.3.2 论文的创新点

本文在相关文献研究的基础之上，对网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解方法进行研究，有如下创新点：

①复杂重型装备的研制过程中，存在大量的历史任务分解案例与方法。结合装备研制的特点、流程与分解需求，对复杂重型装备任务分解知识概念进行梳理，以历史案例为基础进行知识抽取，构建了网络化协同制造模式下面向复杂重型装备任务分解的知识图谱，实现了从历史案例到分解知识的转化与提炼，完成了任务分解相关知识与信息的可视化构建，能够更好地指导复杂重型装备的任务分解与后续任务的开展，避免由于任务的重复分解与错误分解所导致的时间和成本的损失。

②分析客户对于复杂重型装备的需求偏好，对其进行规范化描述，并基于物元理论建立客户需求偏好对于定制任务的影响表达。提出了客户需求偏好与复杂重型装备定制任务之间的关联映射与方法，并将客户需求偏好这一影响因素引入定制任务内的元任务相关性分析之中。同时，考虑复杂重型装备实际研制过程中任务与资源的适配性构建定制任务分解模型，通过将聚类算法与遗传算法相结合对任务分解模型进行求解，实现复杂重型装备定制任务的合理分解。

1.3.3 论文框架及章节安排

本文章节介绍如下：

第一章 绪论

本章首先介绍本文选题的研究背景及意义；然后，基于相关文献，对网络化协同制造、任务分解、知识图谱和模糊聚类方面的国内外研究现状进行总结，阐述现阶段在网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解存在的问题；最后，简要阐述本文的主要内容与论文框架。

第二章 网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解模式研究

本章首先阐述了复杂重型装备的研制流程与特点；之后，对网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解相关概念、分解需求、影响因素与流程进行描述与分析；最后，基于以上分析，提出了复杂重型装备网络协同制造任务分解模式，在此基础上提出了基于知识图谱与遗传聚类的复杂重型装备任务分解框架，并简述任务分解流程。

第三章 基于知识图谱的复杂重型装备任务分解研究

本章首先对知识图谱相关理论进行阐述，并结合网络化协同制造模式与任务分解流程提出复杂重型装备任务分解知识图谱的架构；然后，分析任务分解相关概念、属性与约束等并构建复杂重型装备任务分解本体模型；再基于本体模型进行任务分解知识的抽取、存储与可视化，实现复杂重型装备任务分解知识图谱的构建；

之后,根据所建立的任务分解知识图谱,提出基于双向最大匹配算法的分解知识检索方法;最后结合知识图谱、知识检索方法与装备层级特点,提出基于知识图谱的复杂重型装备任务分解方法与流程。

第四章 基于遗传聚类的复杂重型装备任务分解研究

本章首先对复杂重型装备的客户需求偏好类别分析,并进行规范化描述;然后,采用物元理论的分析方法构建客户需求偏好对于定制任务的影响表达;接着对网络化协同制造模式下客户需求偏好与定制任务之间的关联映射进行研究,提出相应的映射方法;之后,将客户需求偏好映射结果引入定制任务内元任务间相关性分析,并建立相关性矩阵;再考虑分解后子任务与资源服务的匹配关系,构建定制任务分解模型;最后,采用将聚类算法与遗传算法相结合的方法对模型进行求解。

第五章 案例分析

通过实际案例对本文第三章和第四章提出的方法进行验证。

第六章 总结与展望

本章对论文的主要工作进行总结,并阐述论文中存在的不足;同时,对网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解问题的研究方向进行展望。

论文框架如图 1.1 所示:

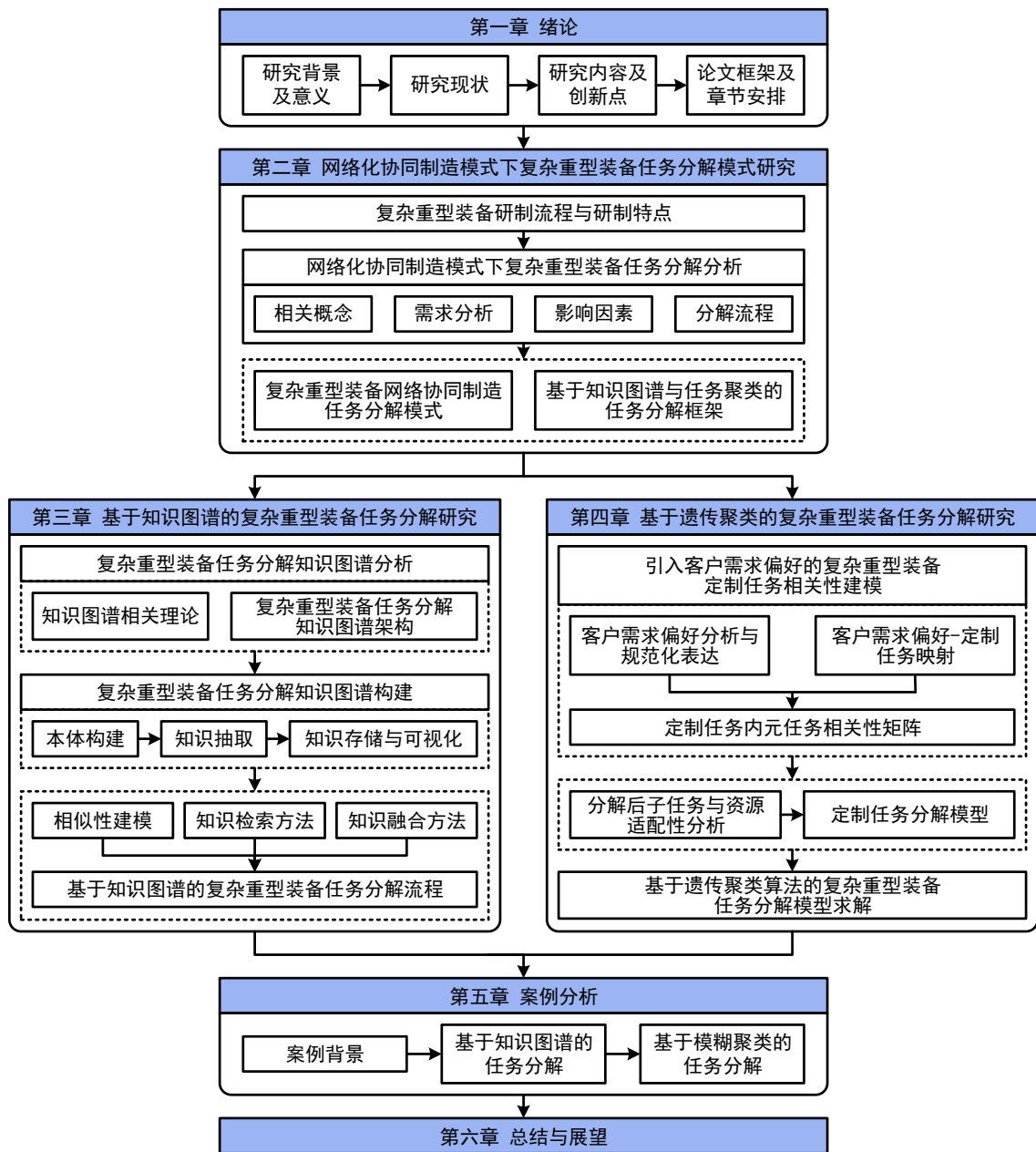


图 1.1 论文主体研究框架

Fig. 1.1 Research framework of the main body of the paper

2 网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解模式研究

任务分解是网络化协同制造模式下复杂重型装备研制过程中的重要环节，其分解的合理性直接影响到复杂重型装备整体的研制效率与质量。本章结合复杂重型装备研制流程与特点，对网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解需求、影响因素与流程进行分析与梳理，并在此基础上提出复杂重型装备网络协同制造任务分解模式与框架，为后续章节的研究提供指导。

2.1 复杂重型装备研制流程与特点

2.1.1 复杂重型装备研制流程

复杂重型装备是指一类具有体型庞大、承载重、结构复杂等特点的装备，其在国防、航空、航天、交通、能源等专业领域发挥着巨大的作用。复杂重型装备的研制体现了现代科学与技术的发展水平，是提高国家科学技术实力与综合国力的重要手段之一^[67]。复杂重型装备由于其结构复杂、种类多样等特点，无法实现批量化、标准化生产。因此，其研制流程有别于一般的产品，通常以项目的形式进行装备个性化定制生产。复杂重型装备的研制流程如图 2.1 所示。

首先由复杂重型装备的需求方提出需求，总包企业或设计方组织相关人员与客户进行经济指标分析、技术指标研讨，交流和制定复杂重型装备项目方案，并签订项目合同；合同签订后，通过输入客户需求等进行 EPC（Engineering Procurement Construction）项目规划，再进行项目的顶层分解，初步对装备项目的研制活动进行分解与规划；然后，设计方根据制定好的方案进行装备的初步设计与详细设计，装备产品的零部件通常需要根据不同项目批次中客户的需求进行重新设计；设计完成后需要与客户进行设计审查，比较其是否与合同中装备产品的设计要求相符合；之后，设计产生的图纸需经过工艺转化再交由制造方进行实物的生产制造，其中关键件的制造需要进行重点跟踪与把控，通常交由核心制造企业完成，资源服务支撑的相关企业负责客户指定物料、制造物料与标准件等物料的采购与供应；装备制造完成后需进行装备的预安装，之后再运输到客户方进行安装、调试和试运行；最后，客户对复杂重型装备产品进行验收。

从研制流程可以看出，客户在复杂重型装备研制过程中的参与程度较高，同时其不再是产品的被动接受方而是需求的主动提出者，这也是复杂重型装备个性化定制的特色与具体表现。

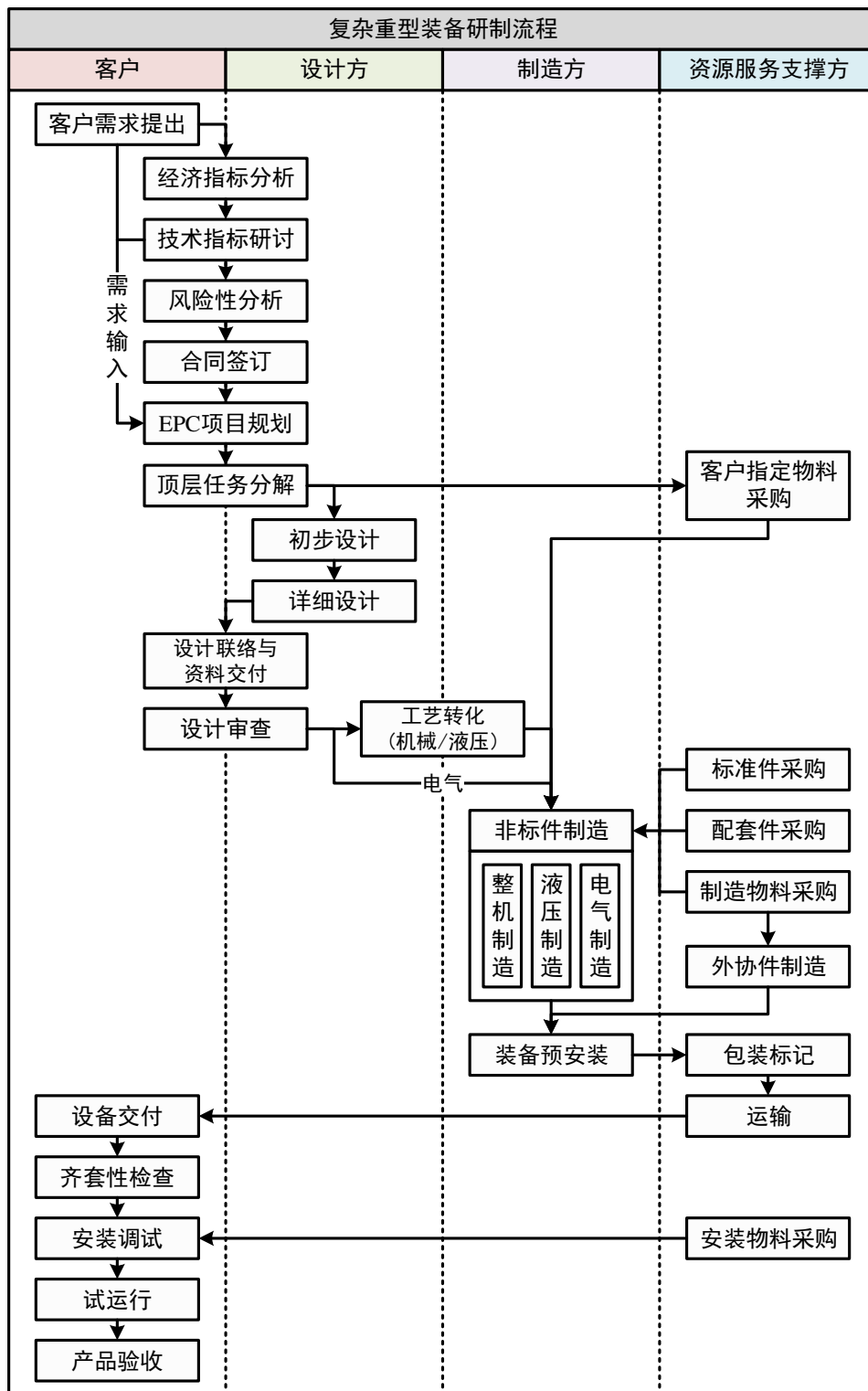


图 2.1 复杂重型装备研制流程

Fig. 2.1 Development process of complex heavy equipment

2.1.2 复杂重型装备研制特点

复杂重型装备作为国之重器，拥有重要的战略地位和特殊的用途，是综合国力

的体现。其研制流程不同于一般的、大规模化生产的产品，具有以下特点：

①研制技术复杂。复杂重型装备是由许多相互关联的子系统、子部件构成的复杂系统，是各种高端技术的大集成^[68]。这些技术来自不同的企业、高校和其他科研机构，具有跨专业、跨学科和密度程度高等特征。而且其中一些关键技术往往是本领域、行业中最具有前瞻性和创新性的前沿技术，具有唯一性和不可复制性。

②研制周期长。复杂重型装备的研制时间跨度较长，过程包含多个阶段如调研、设计、制造、运输、安装和运维等，每个阶段都由不同的研制主体单独或协作完成。并且这些阶段之间往往呈现出串行关系，因此相较于一般的简单产品拥有较长的研制周期。

③协同程度高。由于复杂重型装备研制技术复杂、研制周期长、制造资源分散，往往需要多个任务参与方相互协同，呈现出“跨时空、跨地域、跨行业、跨企业”的研制格局，在复杂重型装备的全生命周期实现资源共享、服务共享、知识共享与信息共享。

④定制化程度高。复杂重型装备往往是通过独立项目的形式进行研制的^[69]。因此在这种研制形式下，客户拥有高度的自主性与创新性，能够深入参与复杂重型装备的研制过程中，从而使最终的装备产品具有仅仅符合特定客户需求的结构与功能。

⑤零部件复杂。复杂重型装备涉及的零部件种类繁多，而且为了满足客户的需求，某些高度定制化的零部件通常需要为其重新设计、制造和匹配资源，研制过程较为繁琐与复杂。

⑥按订单生产。复杂重型装备高度定制化的特点使得其研制任务往往是在接到客户订单之后进行的，是典型的按照订单生产（Make to Order, MTO）的产品，需要根据客户需求与合同订单中的信息来安排原材料采购与生产排程等。因此，复杂重型装备的生产任务不能在大规模的生产系统中完成。

⑦高投资。复杂重型装备结构复杂、研发技术门槛高、生产流程复杂，需要投入大量的研发人员与制造资源来完成其众多零部件的设计、制造与安装以及后期设备的运行与维护。

⑧风险程度高。复杂重型装备的研制技术复杂、周期长等特点使其在研制过程中存在大量的不确定性与风险，包括市场风险、财务风险、技术风险、质量风险、成本风险、进度风险和环境风险等^[70]。同时，其在研制过程中涉及到多方利益，而各方的利益诉求与利益关系存在矛盾与冲突，因此将产生各方利益与风险相互交错的复杂均衡现象。

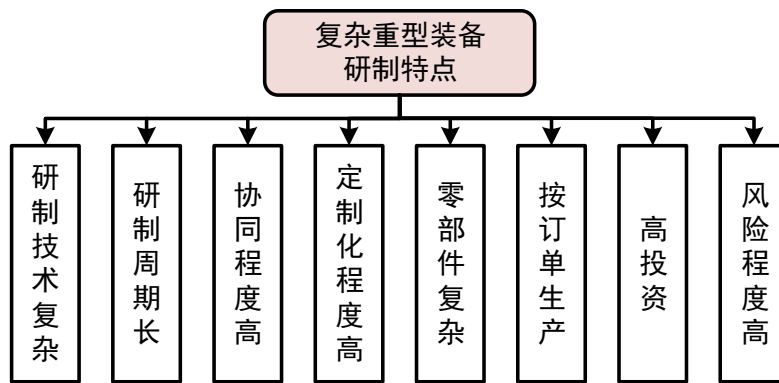


图 2.2 复杂重型装备研制特点

Fig. 2.2 Development characteristics of complex heavy equipment

2.2 网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解分析

2.2.1 复杂重型装备任务分解相关概念

任务分解是将一个难以直接执行的复杂任务进行分解，分解成粒度合适、可执行的子任务，通过完成这些子任务来实现一开始的总任务，进而简化任务执行难度。而复杂重型装备的研制过程是一项庞大、复杂的系统工程，涉及多家参研方协同研制。因此，有必要对复杂重型装备的研制任务进行分解，从而简化研制难度、提高研制效率，使得复杂重型装备的研制顺利进行。

① 复杂重型装备层级结构

复杂重型装备一般是由装备本体和其他辅助装置、系统组成。而装备本体则由机械本体、液压系统、电气系统三大系统组成。每个系统又由多个部件构成，每个部件又可进一步分为组件，最后至零件。复杂重型装备的层级结构如图 2.3 所示。

对于系统来说，不同系统内部的复杂程度存在差异。机械系统是装备的重要组成部分，直接决定了装备的各项功能与可靠性，因此层级较多、结构较为复杂。而液压系统和电气系统相比于机械系统来说结构稍微简单，其层级结构可参考机械系统归类至部件级、组件级和零件级。

从复杂重型装备的层级结构可以看出，在其研制过程中，任务的粒度从装备本体的向零件逐渐细化，而任务的数量逐渐增多；任务的复杂程度从上至下逐渐减小，任务管控的密集度逐渐增加。

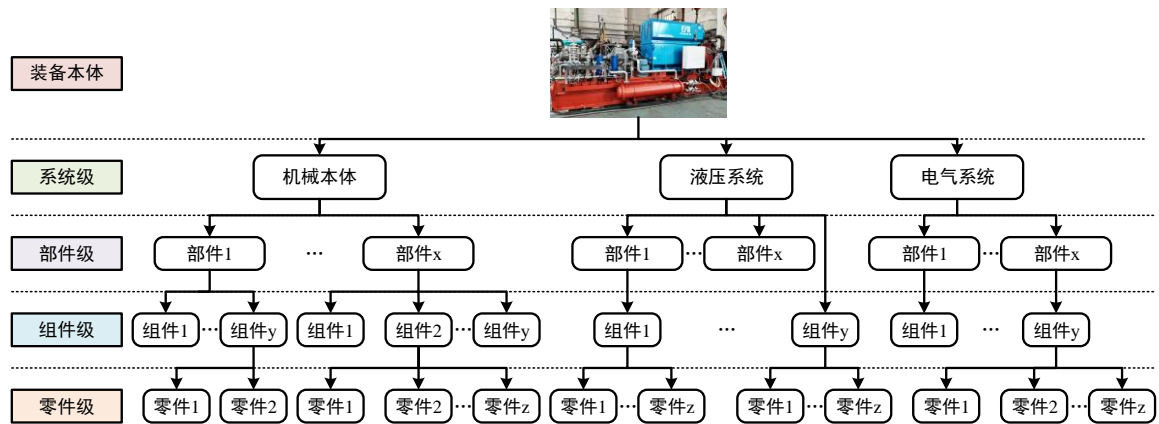


图 2.3 复杂重型装备层级结构

Fig. 2.3 Structure of complex heavy equipment

②复杂重型装备任务分解原则

在复杂重型装备网络化协同制造过程中，涉及到大量的任务与活动，这些任务之间存在着复杂的依赖与制约关系。因此，复杂重型装备的研制过程就是这一系列不同的任务按照某种规则与顺序所组成的。对于装备本体来说，其也是通过不同类型的零部件按照一定的关系、规则和层级所构成，是一系列子过程按照一定顺序组成的集合。在网络化协同制造模式下，复杂重型装备的任务分解是将研制任务分解成相互独立、粒度大小合适、具有可执行性的子任务的过程，它承接了上一步用户需求的分析与具体描述，又对下一步资源服务的搜索与匹配奠定了重要基础，是网络化协同制造过程中资源配置与协同研制的关键环节与步骤。因此，其实现过程需要符合相应的原则。复杂重型装备网络化协同制造任务分解原则如下^[71-72]：

1) 独立性原则。将复杂重型装备进行任务分解后，子任务需要具有相对独立和完整的结构，能够完成一定的功能。子任务的结构和功能的独立性便于各个参研方独立高效地并行完成任务，提高制造的效率与质量。

2) 粒度适中原则。任务粒度用来描述单个任务的规模与完成难度。分解后的子任务粒度过大或者过小不利于下一步的资源搜索匹配与任务整体的管控，因此子任务需要具有合适的粒度。

3) 高内聚低耦合原则。在对复杂重型装备进行任务分解时，子任务之间的信息交互关系是一个重要的考虑因素。分解后的子任务内部应具有较强的相关性，便于子任务内部的相互协调与配合；各子任务间的信息交互应尽量少，避免任务间的信息依赖或者制约。

4) 层次优先原则。复杂重型装备有着明确的层级结构，根据其层次结构由上至下进行分解，有利于分解任务的实施与后续任务的管理工作。

5) 可执行原则。分解后的子任务须符合生产制造的客观实际, 应能够搜索到合适的资源与服务; 同时, 应满足任务时序要求, 不影响任务活动的正常执行。

6) 整体性原则。对于具有某些特殊制造要求的任务、达到某项行业标准或者政策的任务、用户提出特殊偏好与功能的任务, 需要停止对任务的继续分解, 保持任务的完整性。

2.2.2 网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解需求分析

网络化协同制造是在经济全球化背景下提出的一种先进制造模式与发展战略。它以市场需求为驱动力、以提高企业核心竞争力为目标, 借助先进的计算机技术、网络技术和生产制造技术, 将分布在不同时空、地域的企业资源、信息、业务流程、知识等进行有效集成, 实现离散资源的优化重组与配置、以及企业之间的高效协同; 同时吸收了敏捷制造的思想与方法, 提高企业响应市场变动的弹性与灵活性, 能够为市场提供高质量、低成本的产品与服务, 从而帮助企业摆脱新时代发展背景下的制造困局, 掌握市场竞争的主动权^[73]。

在网络化协同制造模式下, 复杂重型装备研制所依赖的物能、技术、人力、信息等分散且异构的资源能够突破地理空间的约束, 借助计算机网络技术有效地整合在一起, 实现资源的开放式管理; 复杂重型装备的参研方之间能够以互联网络为媒介进行技术服务、产品信息等数据的实时传递与获取, 提高沟通交流的质量与效率, 从而对复杂重型装备的设计、制造与运维等全生命周期的各个阶段的业务活动进行动态协同监管; 基于所构建的知识库等系统, 各个研制单位能够迅速地搜索、匹配出对应的技术服务解决方案, 从而缩短研制任务的响应时间; 用户不再是仅仅提出需求的“旁观者”, 而是真正融入到复杂重型装备研制的全过程“参研者”。

网络化协同制造模式下复杂重型装备研制过程中的任务分解需求如下:

①复杂重型装备尺寸巨大、结构复杂, 一般由多个系统共同组成, 各个系统又包含数量众多的零部件; 同时, 各个系统、零部件之间会产生大量的信息交互、关联与制约。因此, 需要对复杂重型装备在不同阶段的任务进行合理分解, 从而便于参研各方协作完成。

②复杂重型装备在研制过程中存在大量的历史任务分解案例。但这些案例由于装备研制批次的不同本身并无显性关联。如果不对这些分解案例进行合理的归纳和整理、从中提取出分解知识并构建知识之间的联系, 则无法对未来装备任务的分解提供有价值的参考。

③在网络化协同制造模式下, 经过任务分解得到复杂重型装备子任务需要在网络化协同制造平台中搜索和匹配合适的资源, 再进一步实现生产制造。分解得到的子任务数量较少、粒度过大, 则难以匹配到合适的制造资源; 而子任务数量过多、粒度过小, 则不利于子任务与复杂重型装备项目的管理与控制。任务分解的合理性

直接关系到制造资源的适配度、管控的难易程度,进一步影响研制的质量与研制周期。

综上所述,有必要对复杂重型装备任务进行合理分解。

2.2.3 网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解影响因素分析

网络化协同制造模式下,研制任务呈现出的复杂性、多样性、服务需求等特征对复杂重型装备任务分解这一环节提出了更高的要求。快速响应客户需求、对任务进行合理分解并匹配相应的资源是网络化协同制造模式发挥其协同研制、资源高效配置与共享等优势的关键。在网络化协同制造模式下,影响复杂重型装备任务分解的因素有如下几点:

①任务类别。复杂重型装备任务类别的多样性是影响其任务分解的重要因素。复杂重型装备是各种高端、精尖技术的集合,其涵盖了设计、工艺、生产等领域的知识,且不同生命周期环节、不同层级的任务类型都不尽相同。复杂重型装备任务按照不同的划分方法可分为以下几类:

1) 按照复杂重型装备生命周期划分:设计任务、工艺任务、制造任务、采购任务、运输任务和安装任务。复杂重型装备的研制任务在其生命周期的不同阶段有着不同的目标,例如设计阶段的目标是将客户的需求转化为有着特定功能和结构的装备并形成相应的设计图纸与技术附件,而制造阶段着重于复杂重型装备实体的制造与装配,因此具有本质的区别。

2) 按照复杂重型装备层级结构划分:系统级任务、部件级任务、组件级任务和零件级任务。以挤压机为例,系统级任务包括机械系统、电气系统、液压系统和装备其他支撑系统。部件级任务包括主缸体、机架、挤压筒等。组件级任务包括主柱塞、前梁、挤压杆等。零件级任务包括主缸体头、主缸体筒、主缸体底等。

3) 按照任务执行方划分:自研任务和外包任务。自研任务通常为复杂重型装备研制过程中的核心任务,由核心企业内部独自完成。而外包任务是通过第三方企业完成的任务。

4) 按照定制化程度划分:高度定制任务、普通定制任务和标准任务。标准任务是指具有相应执行规范标准、流程和固定的研制资源的一类任务,通常不需要进行定制化研制,在复杂重型装备所有任务中的占比较少。而定制任务是复杂重型装备研制中的特色与核心任务,占有较大比重,往往需要根据客户不同的需求偏好重新为其设计结构、功能、工艺技术要求 and 匹配制造资源,按照定制化程度高低可分为高度定制任务和普通定制任务。

在复杂重型装备的不同生命周期阶段对研制任务的目标、手段、所需领域知识和技术有着根本的差别;装备本身的层级结构则对任务的复杂程度与完成时序有着较大的影响;同时,任务的执行方决定了完成任务需要的信息交互密集程度与完

成质量；最后，任务的定制化程度也是影响任务分解的一个重要因素，它将直接影响任务分解的方法与手段。

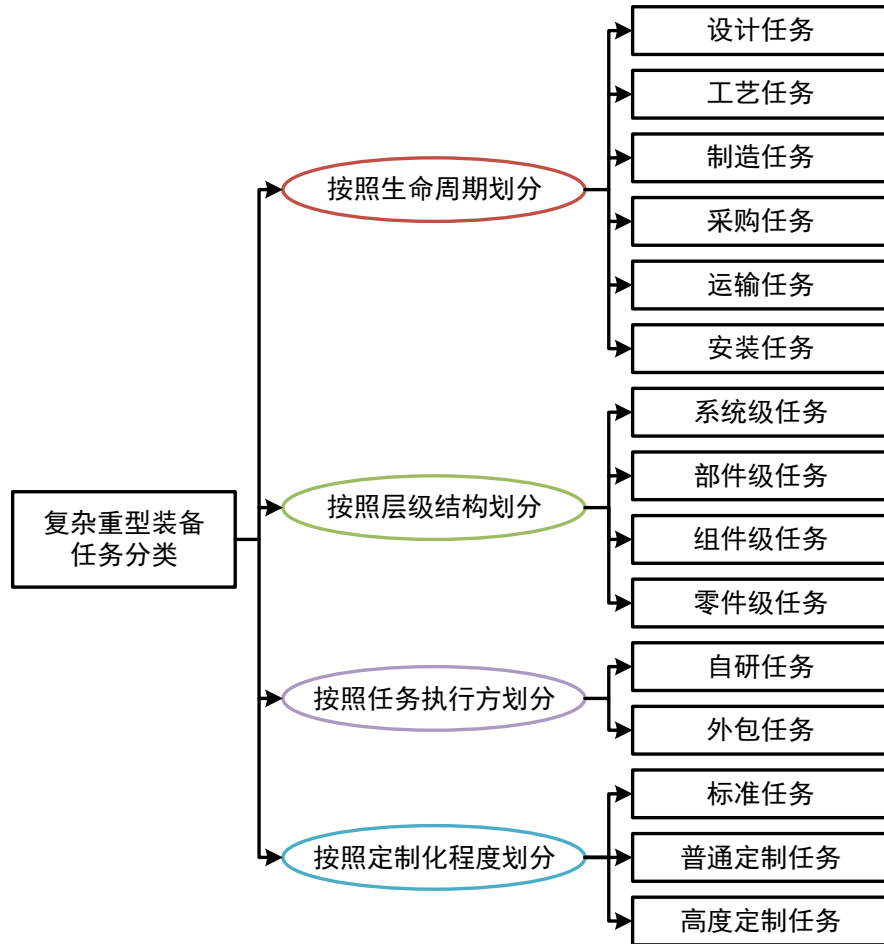


图 2.4 复杂重型装备任务分类

Fig. 2.4 Task classifications of the complex heavy equipment

②任务间相互关系

复杂重型装备结构复杂，研制任务繁多，任务之间存在大量的信息交互，所以有必要对其进行分析。从信息流的角度来看，任务间的相互关系可以分为三类：独立型关系、依赖型关系和耦合型关系：

- 1) 独立型关系：在执行的过程中，任务之间没有信息的传递，彼此独立完成。
- 2) 依赖型关系：一个任务收到另一个任务的输出信息后再开始执行，任务之间存在单向的信息传递。
- 3) 耦合型关系：任务双方都需要收到对方的信息才能执行，任务之间的信息传递是双向的。

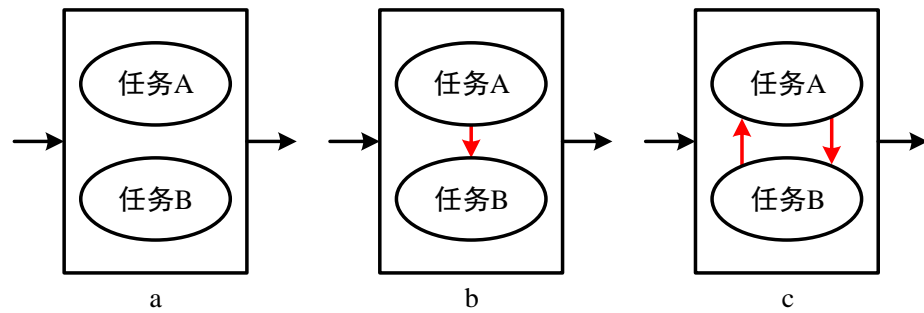


图 2.5 复杂重型装备任务间相互关系

Fig. 2.5 Correlations between tasks of the complex heavy equipment

任务间相互关系对于分解后子任务的执行具有重要影响。研制过程中信息的传递与迭代反馈将会影响任务的执行效率、质量与资源的组织适配。因此，在进行任务分解时，需要考虑任务间的信息交互关系，保证分解后的子任务之间较低的相关性，从而减少由于子任务之间频繁的信息交互带来的任务执行过程中的复杂性，避免不必要的时间和成本浪费。

③任务属性

在网络协同制造模式下，复杂重型装备的研制任务呈现出多样性和复杂性的特点；同时，在协同制造平台中，所注册、发布的资源与服务种类也千差万别。如何根据任务的特征匹配到合适的资源是复杂重型装备网络化协同制造过程中的一个关键环节。所以，对复杂重型装备任务进行属性描述，将其贴上“标签”是任务分解的前提。

复杂重型装备任务属性可分为：基本属性、特征属性、QoS (Quality of Service) 属性和状态属性，如图 2.6 所示。

- 1) 基本属性：用来描述在网络化协同制造平台中任务的基本信息，包括任务编号、任务名称、任务类型等。
- 2) 特征属性：用来描述任务自身的特征，包括材料、精度、表面质量等。
- 3) QoS 属性：用来描述完成任务的相关约束与要求，包括时间约束、质量约束、成本约束等。
- 4) 状态属性：用来描述任务执行过程中的状态，包括任务状态、任务进度、资源名称等。

通过对任务属性进行描述，能够充分了解研制任务的相关数据与信息，有利于任务的建模与分解，以及后续对于资源匹配、任务执行的跟踪与监控。同时，对任务属性的分析与描述也是对于知识的整理与归纳，任务知识作为一种信息和资源对于网络化协同制造平台的运行与扩大具有基础性建设作用。

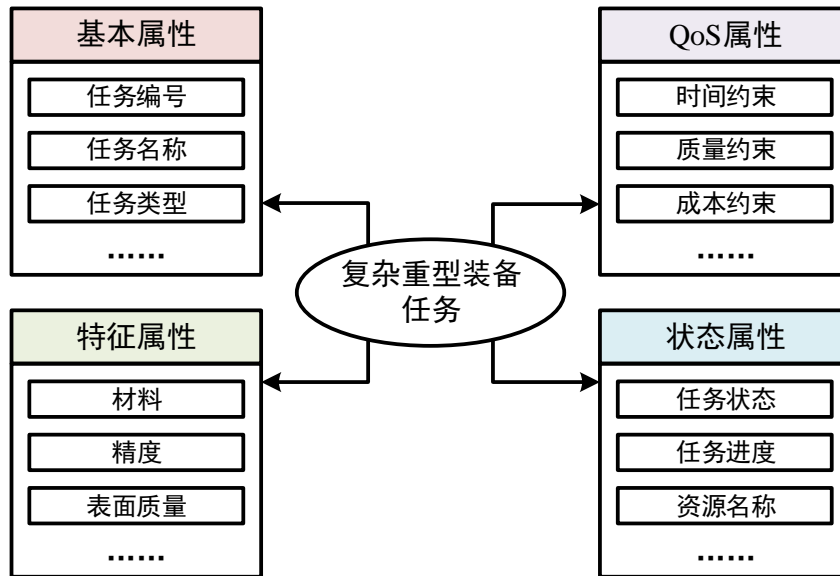


图 2.6 复杂重型装备任务属性

Fig. 2.6 Task attributes of the complex heavy equipment

2.2.4 网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解流程

复杂重型装备结构功能复杂、工艺制造要求繁多，单一企业无法完成整个装备的生产制造任务。通过网络化协同制造平台，将装备整体任务进行细化分解，分解成相对独立、粒度合适、可执行的子任务集合，再将这些子任务分配给合适的协同研制单位完成，从而实现复杂重型装备的协同制造。结合复杂重型装备结构特征与研制流程，网络化协同制造模式下任务分解流程如图 2.7 所示。

由客户发布复杂重型装备的制造任务需求，平台对需求进行接收并对制造任务进行分析、描述与建模，初步确定其中的各个任务的类型、属性、数量等信息，形成复杂重型装备制造总任务。首先进行基于 QoS 约束的顶层任务分解，将复杂的总任务分解成机械本体、液压系统、电气系统和其他支撑系统等系统级任务；然后，对系统级任务进行分解，根据不同任务的类型将系统级任务根据其层级结构与分解需求逐层向下分解；之后，对任务分解结果进行校验，包括任务粒度、任务内聚度、任务耦合度等；最后形成最终的任务分解方案。

在分解的过程中，任务分解人员可以参考平台中所储存的资源库、案例库、数据库和方法库等信息，从而辅助任务分解流程的实施。同时分解的过程中需遵行任务分解的相关原则。

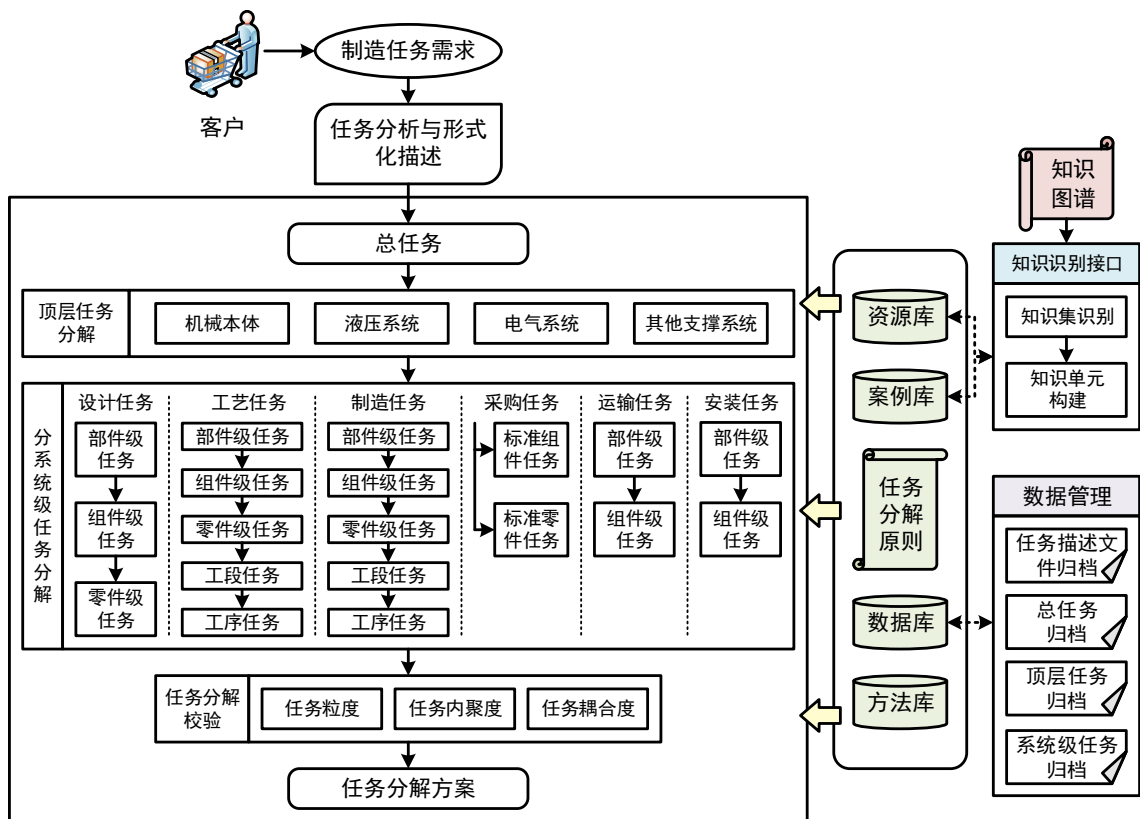


图 2.7 网络化协同制造模式下任务分解流程

Fig. 2.7 Process of task decomposition under the networked collaborative manufacturing mode

2.3 复杂重型装备网络协同制造任务分解模式提出

2.3.1 复杂重型装备网络协同制造任务分解模式

由于复杂重型装备自身独特的研制特点，一般的传统制造模式往往不能完成这种类型产品的研制任务。而网络化协同制造模式的出现为复杂重型装备的研制提供了一种全新的思路。

作为复杂重型装备研制过程中的关键环节，复杂重型装备任务分解依托网络化协同制造平台，利用物联网和大数据等先进技术将任务分解涉及的分散且异构的资源、知识、信息等进行有效整合，覆盖从复杂重型装备立项到分解方案制定完成过程中的一系列任务分解活动，完成需求方发布与分解、任务规范化描述、任务顶层分解、分解进度跟踪与可视化、知识管理等任务分解业务功能，实现网络化协同制造模式下复杂重型装备任务的快速、高效、合理分解。本文提出复杂重型装备网络协同制造任务分解模式，如图 2.8 所示。

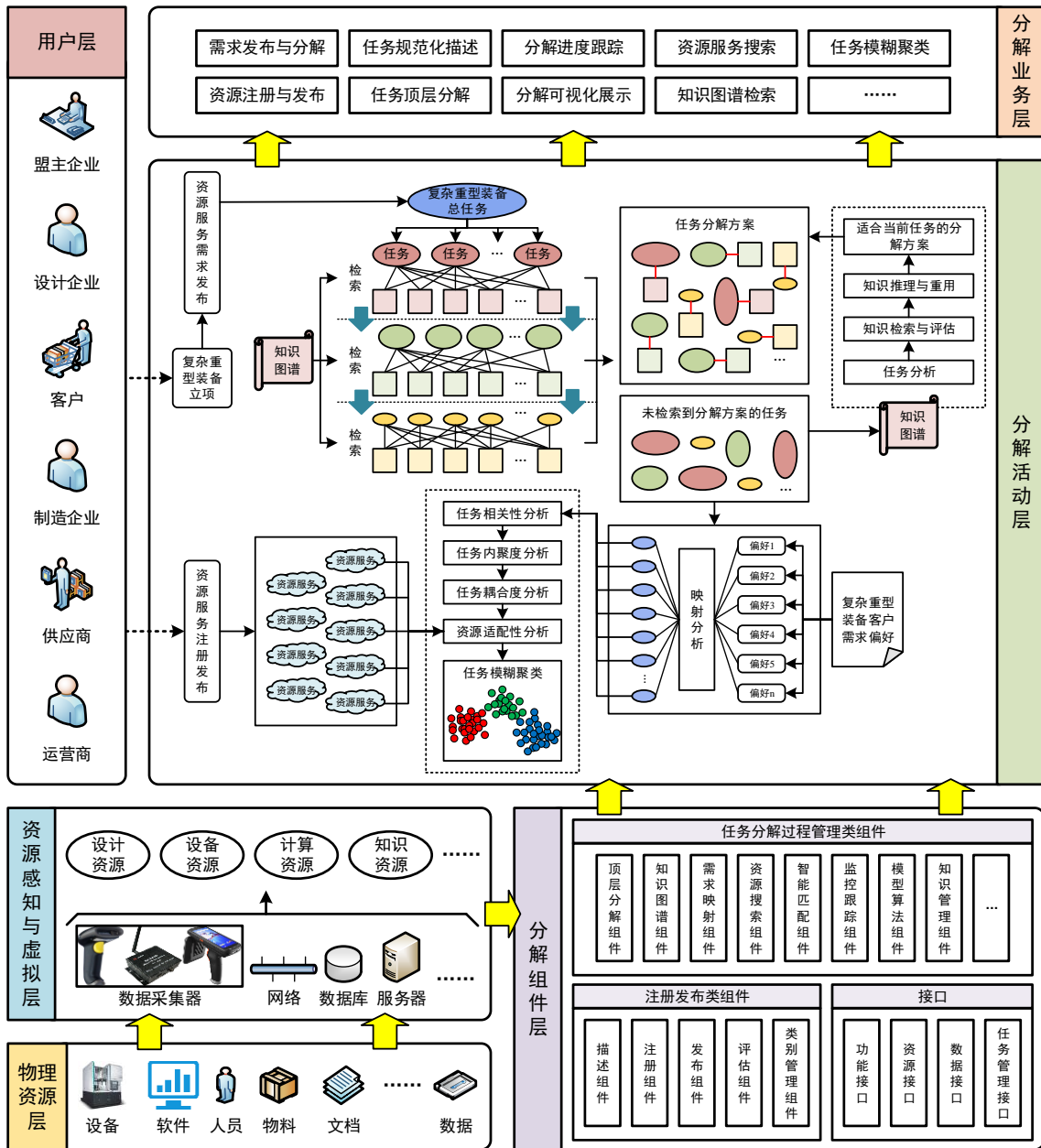


图 2.8 复杂重型装备网络协同制造任务分解模式

Fig. 2.8 Task decomposition model of complex heavy equipment under network collaborative manufacturing

复杂重型装备网络协同制造任务分解模式可以分为物理资源层、资源感知与虚拟化层、分解组件层、分解模型层、分解业务层和用户层。

①物理资源层：该层由复杂重型装备任务分解过程涉及到的所有类型的物理资源，包括设备、软件、人员、物料、文档、数据等。

②资源感知与虚拟化层：通过数据采集器、网络、服务器等信息通信装置与技术，动态地感知与监控地理位置分散的各种物理资源，采用不同的虚拟化方法将物

理资源虚拟化，形成虚拟资源。

③分解组件层：分解组件层为复杂重型装备任务分解过程的执行与管理提供重要工具支持，由注册与发布类组件、任务分解过程管理类组件与接口组成。注册与发布类组件包括描述组件、注册组件、发布组件、评估组件、类别管理组件等。任务分解过程管理类组件包括顶层分解组件、知识图谱组件、需求映射组件、资源搜索组件、智能匹配组件、监控跟踪组件、模型算法组件、知识管理组件等。接口包括功能接口、资源接口、数据接口和任务管理接口等。

④分解活动层：分解活动层对复杂重型装备任务分解活动进行建模与分析。复杂重型装备项目立项后，对装备研制活动所需的资源服务进行发布，平台对项目进行评估并形成复杂重型装备总任务。然后利用知识图谱对总任务进行逐层检索与分解，形成任务分解方案。对于未检索到的分解方案的任务，知识图谱可对其进行分析，采用知识评估与重用等方法形成分解方案。同时，对于定制任务，构建客户需求与任务之间的映射，并利用模糊聚类的方法实现任务分解。

⑤分解业务层：该层为任务分解过程中所能实现的功能，包括需求注册与分解、资源注册与发布、任务规范化描述、任务顶层分解、分解进度跟踪、分解可视化展示、资源服务搜索、知识图谱检索、任务模糊聚类等。

⑥用户层：用户层包括复杂重型装备任务分解涉及的不同研制方，包括盟主企业、设计企业、客户、设计企业、制造企业、供应商和运营商等。

2.3.2 基于知识图谱与遗传聚类的复杂重型装备任务分解框架

在复杂重型装备任务分解影响因素中，任务的定制化程度这一因素对于任务分解活动的影响程度较大。

对于复杂重型装备来说，定制零部件在所有的任务中占有较大比例。这些定制零部件数量繁多、种类和规格多样，且每类定制零部件在研制过程中需要考虑的结构尺寸、特征要求、工艺流程和制造资源等都会随着装备产品项目批次的不同而发生变化，这也是相较于标准或通用零部件研制的特色与难点。因此，如何对复杂重型装备的这些不同的历史案例与分解知识进行有效管理与应用，减少重复的任务分解建模，对于降低成本、缩短研制周期具有重要意义。

同时，客户需求偏好是复杂重型装备定制化研制的具体表现。由于客户对于装备的使用目的与偏好不同，定制零部件会在结构、尺寸、材料、加工要求等方面与标准零部件存在不同程度的差异。而这些由于定制化程度不同所导致的差异将会极大地影响定制零部件任务分解的知识、方法以及后续协同制造流程的开展。因此，对于定制任务分解方法的选择是任务分解执行过程中需要着重考虑的难题。

综上，本文提出网络化协同制造模式下的复杂重型装备任务分解框架，如图 2.9 所示。

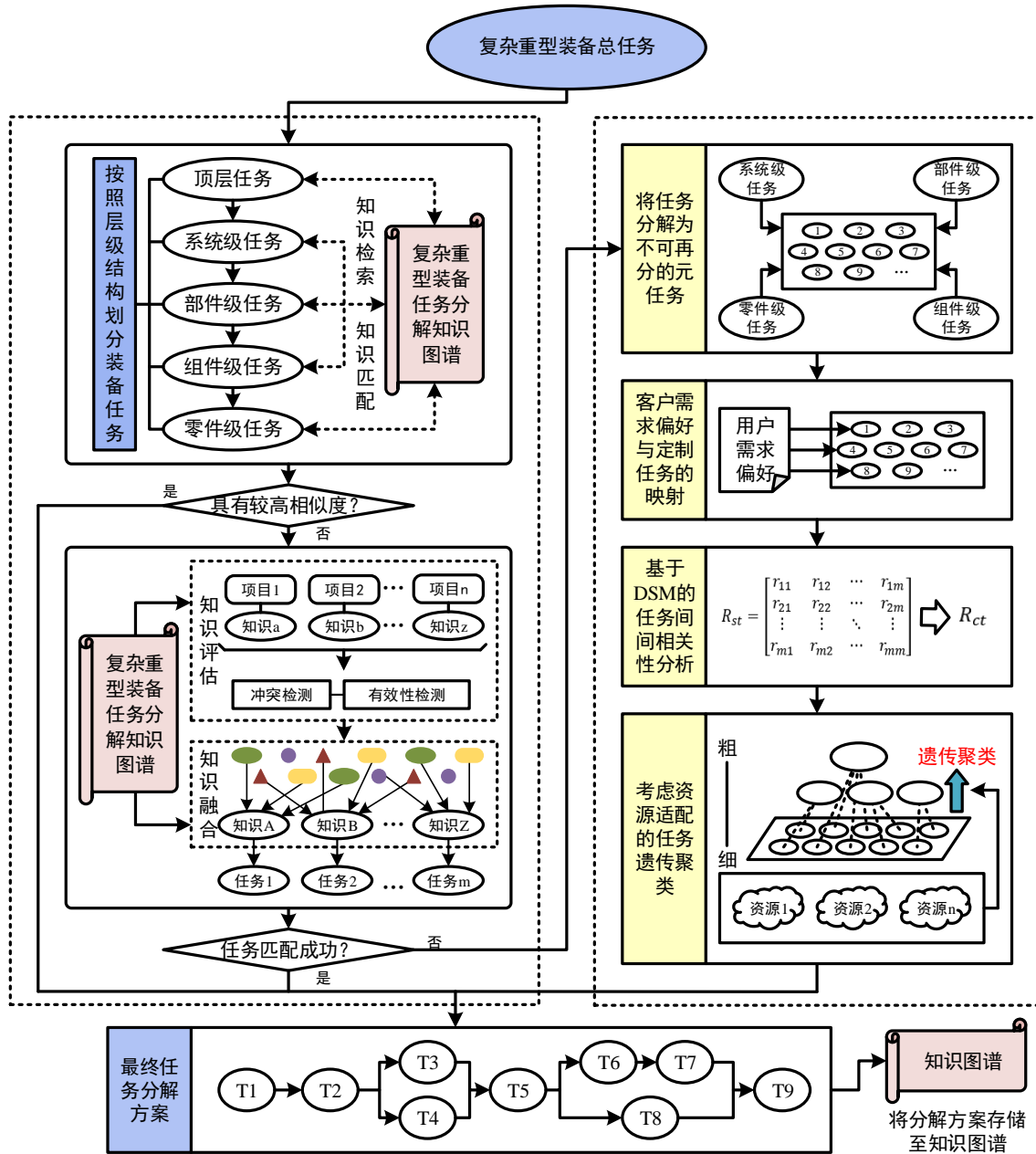


图 2.9 基于知识图谱与遗传聚类的复杂重型装备任务分解框架

Fig. 2.9 Framework of task decomposition of complex heavy equipment based on knowledge graph and genetic clustering

对于复杂重型装备任务，优先采用知识图谱的方法对其进行分解，通过检索任务分解历史案例可以快速得到与当前任务匹配度较高的任务分解案例、分解方法以及相关的任务分解知识。如果当前任务与历史分解案例的匹配度较低，无法通过任务分解知识图谱检索出较为匹配的案例和相关知识，则采用遗传聚类的方法对其进行分解。通过将知识图谱与遗传聚类两种方法相结合，能够实现不同复杂重型

装备任务的合理分解。

①基于知识图谱的复杂重型装备任务分解方法

首先，按照装备层级结构将复杂重型装备总任务划分为顶层任务、系统级任务、部件级任务、组件级任务等任务。之后，对顶层任务进行分解，通过知识图谱检索其是否存在历史案例，如果存在，则按照历史案例中的分解方案进行分解；如果未检索到，则按照层级结构将其分解至系统级任务，再通过知识图谱检索是否存在类似的系统级任务的历史案例。然后，通过类似的方法将任务逐渐分解成部件级、组件级、零件级任务，形成最终的任务分解方案。同时，由于复杂重型装备的高度定制化特点，当检索到的历史任务相似度较低，可以利用知识图谱中存储的其他项目案例中的分解知识，对其进行评估与融合，形成能够解决当前分解任务的知识。

②基于遗传聚类的复杂重型装备任务分解方法

首先，将这些任务按照装备层级结构分解至不可再分的元任务。然后，基于客户需求偏好构建其与元任务之间的映射关系。再通过设计结构矩阵对定制任务间相关性进行分析与建模。最后，考虑任务与资源的适配性构建任务分解模型，通过遗传聚类算法进行元任务聚类，得到最终的任务分解方案。

2.4 本章小结

本章首先对复杂重型装备的研制流程与研制特点进行分析。其次，在此基础上概述面向复杂重型装备研制的网络化协同制造模式，针对其中的任务分解环节，分析在网络化协同制造模式下的复杂重型装备任务分解相关概念、分解需求、影响因素与分解流程。最后，结合以上研究，提出基于知识图谱与遗传聚类的复杂重型装备网络化协同制造任务分解模式，并对其中的分解流程进行描述。

3 基于知识图谱的复杂重型装备任务分解研究

本文在第 2 章的复杂重型装备任务分解框架中提出了两种任务分解方法，本章将对其中第一种分解方法进行研究。在复杂重型装备的研制过程中，定制零部件的研制是装备个性化定制生产的重要表现与关键环节。对定制零部件的历史任务分解案例中的信息和数据进行管理并重用，对于实现复杂重型装备网络化协同制造过程中分解知识的互联、融合和应用具有重要作用与意义。本章首先分析复杂重型装备任务分解知识与概念，建立面向复杂重型装备任务分解知识本体模型，以此为基础构建任务分解知识图谱，并提出针对任务分解知识图谱的知识检索方法，最后基于知识图谱提出复杂重型装备任务分解方法。

3.1 复杂重型装备任务分解知识图谱分析

3.1.1 知识图谱相关理论

知识图谱通过结构化的形式对物理世界中概念、实体、关系和属性等进行描述，并借鉴了当代互联网信息表现形式，提供了一种更高效地组织、管理和表现知识的方式，同时这种方式更加适合当下人类感知世界的模式与能力^[74]。知识图谱的概念虽新，但其本质还是知识库，是一种基于图的语义网络。这个语义网络由节点和边构成，节点代表客观世界中的实体，而边表示实体之间的关系。因此，知识图谱可以看成是以“实体-关系-实体”或“实体-属性-属性值”三元组为基本单位组成的知识网络。

知识图谱最早由 Google 公司提出，用于增强其搜索引擎从而为用户提供有完整的知识体系的搜索结果。而现在，知识图谱跃出互联网这个萌芽之地，逐渐涌入医疗、电力、教育、金融、法律等各学科领域，并不断与其自身体系与发展相融合。通过构建知识图谱来梳理与挖掘本行业的专业知识，并构建结构化、规范化的知识体系，已成为大数据时代下掌握知识信息这一宝贵战略资产的重要手段。知识图谱的构建流程包括数据获取、知识抽取、知识融合、知识存储、知识图谱维护等。

知识图谱的构建流程如图 3.1 所示。

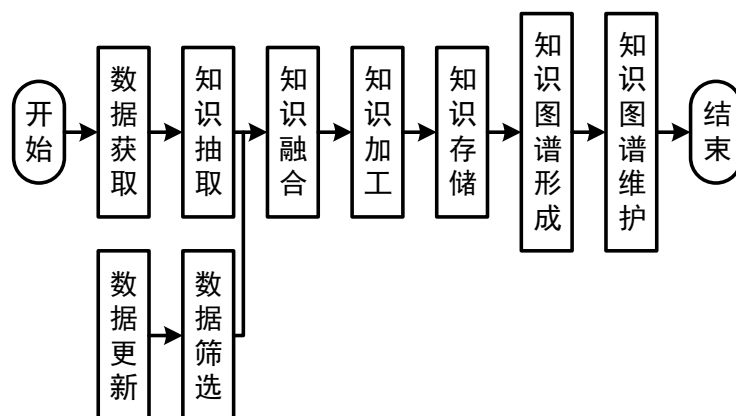


图 3.1 知识图谱构建流程

Fig. 3.1 Construction process of knowledge graph

3.1.2 复杂重型装备任务分解知识图谱架构

结合复杂重型装备网络化协同制造模式、任务分解流程与知识图谱的构建流程，提出复杂重型装备任务分解知识图谱架构，如图 3.2 所示。

首先从网络化协同制造平台不同的数据源采集复杂重型装备任务分解的相关数据，这些数据源包括 ERP、MES、PLM、装备 BOM、任务分解确认单等。由于这些数据来源不同且分散异构，通常包含结构化数据、半结构化数据和无结构化数据，因此还需要对这些数据进行清洗与预处理，剔除异常数据，并对词性、分词等进行标注。然后利用构建好的本体库、规则库和方法库等对这些知识数据进行知识抽取，包括实体抽取、关系抽取和属性抽取等，形成任务实体、任务关系与任务属性等。经过知识抽取后的任务知识会存在错误和冗余的情况，因此需要对其进行处理，包括实体消歧、共指消解与知识合并，通过这些方法来消除数据中的错误信息并进行评估，从而提高知识的质量。除此之外，需要对任务知识进行语义连接，将任务实体、关系进行连接形成任务分解知识网络。最后，根据已构建的任务分解知识图谱，在应用提供层语义解析、语义推理、智能检索与可视化展示模块，提升知识图谱对于任务分解过程的管理与应用。

通过知识图谱接口将知识图谱所检索到的知识信息上传至复杂重型装备网络化协同平台，平台对知识信息进行信息聚合，根据平台不同的业务需求进行情景判断，从而选取合适的聚合规则并进行聚合模型的构建，进而实现知识信息的分类聚合。经过聚合的信息可以指导平台中的不同业务的实现，包括任务分解、分解进度跟踪与可视化、知识管理、产品管理等。

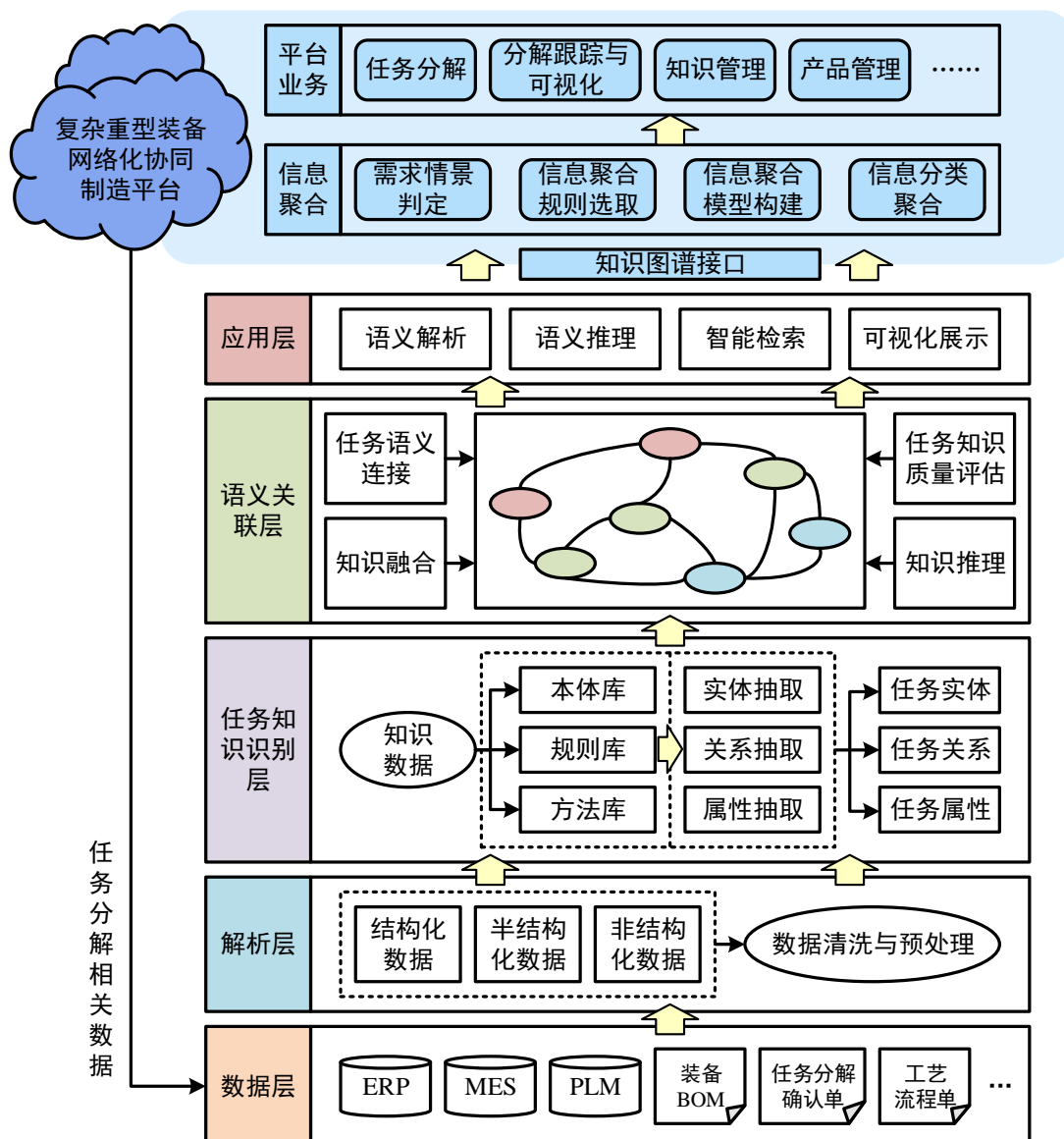


图 3.2 网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解知识图谱架构

Fig. 3.2 Knowledge graph architecture of task decomposition of complex heavy equipment under the networked collaborative manufacturing mode

下面对本章节所涉及的知识图谱构建技术进行简单介绍。

①知识抽取。知识抽取是指从不同类型和不同来源的数据中提取出有效知识的过程，是构建知识图谱的基本步骤。在构建知识图谱的前期，知识抽取需要涵盖现有专业领域的全部知识，还需要跟随知识图谱的发展不断挖掘、发现和添加新的知识，实现知识图谱的动态更新，以满足人们对于知识的使用需求。知识抽取的内容包括实体抽取、关系抽取和属性抽取。

1) 实体抽取。实体抽取也成为命名体识别，是指从原始数据中提取出具有特定含义的实体，作为知识图谱的节点。实体抽取直接影响到后续的关系抽取、属性

抽取等环节，因此是知识抽取的基础部分。

2) 关系抽取。关系抽取用来发现和抽取实体间的某些关联信息。通过这些信息将不同的实体相互连接，形成网状的知识结构。

3) 属性抽取。属性抽取是提取实体的属性，从而更加完整和丰满地对实体信息进行描述和构建。由于属性可看作是实体与属性值之间的一种中间关系，因此也可以将属性抽取看作是关系抽取的一部分。

②知识存储。知识存储用来解决知识的存储问题。通过前期抽取与处理得到的是一个庞大的知识的集合，这些知识有序并且相互关联，需要按照其类别规范化地存储在知识图谱的不同模块之中，以便于实现知识的智能高效检索，以及后期知识图谱的维护与管理。目前，知识图谱的存储结构没有统一的标准，但通常需要综合考虑知识图谱的规模、存储知识的复杂程度以及知识图谱的用途来选择不同的知识存储策略。

③知识可视化。通过知识可视化可以清楚地展现知识的结构信息、不同知识的相互关系，同时挖掘其深层次的信息。根据可视化布局与视觉编码方式，可以将知识图谱的可视化分为空间填充、节点链接图、热图、和邻接矩阵等。

3.2 复杂重型装备任务分解知识图谱构建研究

3.2.1 复杂重型装备任务分解本体构建

本体这个概念起源于哲学领域，由古希腊时期的亚里士多德提出，最早用于对世界上存在的客观事物进行描述。而随着本体在不同学科领域的逐渐渗透，人们对于本体的定义也有所不同。目前，对于本体的概念较为认同的解释由 Studer 提出，他认为“本体是共享概念模型的明确形式化的规范说明”^[75]。

本体一般包含六个基本建模元素：概念、属性、关系、函数、公理和实例。通过这六个基本元素，就可以对领域知识所包含的词汇进行梳理，构建起规范化的概念结构，准确地对不同领域内部的知识进行描述。因此，本体与知识图谱存在一定的联系。

如图 3.3 所示，本体中的概念和实例与知识图谱中的节点相对应，而属性、约束和规则等类似于知识图谱中的边。不同的知识经过本体的“过滤”与“约束”之后，拥有规范的知识数据结构，能够按照一定的规则存储在知识图谱中，并以统一的方式进行知识展示，这样能够减少知识的重复与冗余。因此，基于本体的方式构建知识图谱，能够实现知识的高度结构化与统一化，同时也便于知识图谱内知识的动态更新与管理。

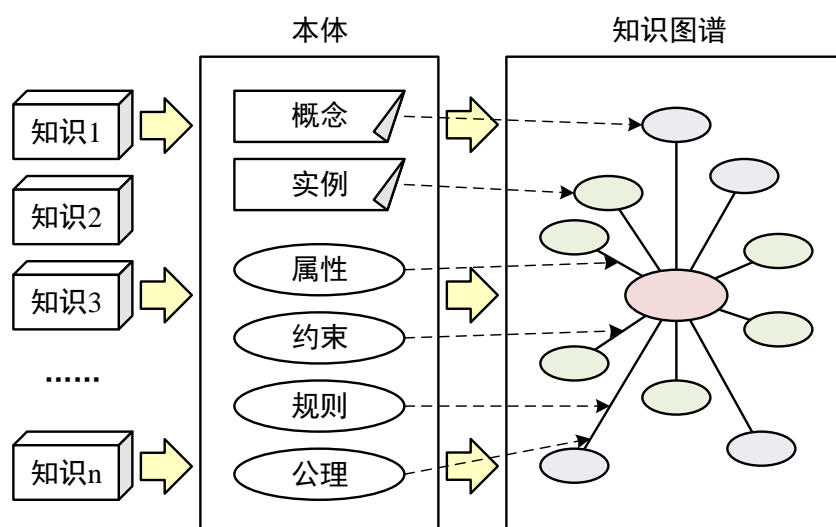


图 3.3 本体与知识图谱的关系

Fig. 3.3 Relation between ontology and knowledge graph

目前国内外主流的本体构建方法有 IDEF5 法、骨架法、TOVE 法、SENSUS 法、METHONTOLOGY 法和七步法等^[76]。其中七步法具有跨领域的实用性同时具有较高的成熟度的优点，因此本节结合七步法的构建思想，提出了复杂重型装备任务分解本体的构建流程，如图 3.4 所示。

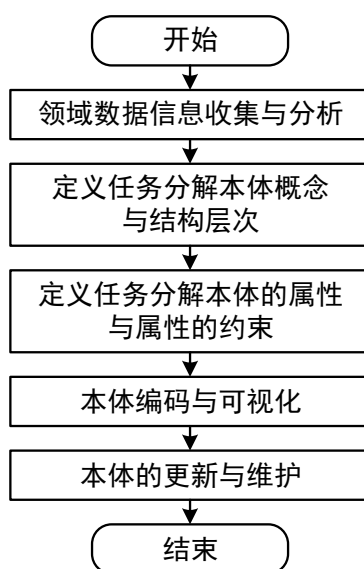


图 3.4 任务分解本体构建流程

Fig. 3.4 Ontology construction process of task decomposition

①领域数据信息收集与分析

构建复杂重型装备任务分解本体的目标是创建任务知识图谱，来更好地指导

在网络化协同制造模式下复杂重型装备的研制任务分解与执行。因此，需要对目前任务分解的相关流程、标准和规范等信息数据进行收集，明确任务分解知识图谱的范围与目标。对现有的任务分解确认单、装备结构 BOM、任务分解相关流程与规范，以及企业 ERP 和 PLM 等数据与文件进行收集与分析，为之后的本体建模打下基础。

②定义任务分解本体概念与结构层次

对复杂重型装备任务分解本体概念与结构层次进行分析与定义，能够确定任务分解知识图谱的类别、应用范围与功能需求，从而对其中的重要概念、术语进行归纳和整理。在分析了复杂重型装备任务分解的文本知识与信息后，最终确定了任务分解本体概念以及概念之间的结构层次，主要划分为五类：复杂重型装备类别、复杂重型装备任务类别、复杂重型装备任务资源类别、复杂重型装备任务分解和相关资料。任务分解的部分本体概念如图 3.5 所示。

任务分解本体围绕复杂重型装备任务展开。复杂重型装备类别包括挤压机、锻压机、连铸机和冷轧机等。复杂重型装备任务类别包括设计任务、工艺任务、制造任务、采购任务、运输任务和安装任务等，每类任务又可继续分为顶层任务、系统级任务、部件级任务、组件级任务和零件级任务。复杂重型装备任务资源类别包括设计任务资源、工艺任务资源、制造任务资源、采购任务资源、运输任务资源和安装任务资源等。复杂重型装备任务分解案例包括任务分解执行人员、任务分解方法、任务分解方案和任务执行资源等。相关资料包括图纸、分解指导章程、任务变更文件和任务执行文件等。

通过对复杂重型装备不同生命周期的任务分解知识进行整理，能够清晰地展现不同阶段的任务之间的相互关系，摸清不同任务所隐藏的特殊研制要求，消除由此产生的信息隔阂，更好地实现不同研制主体间的高效协同。

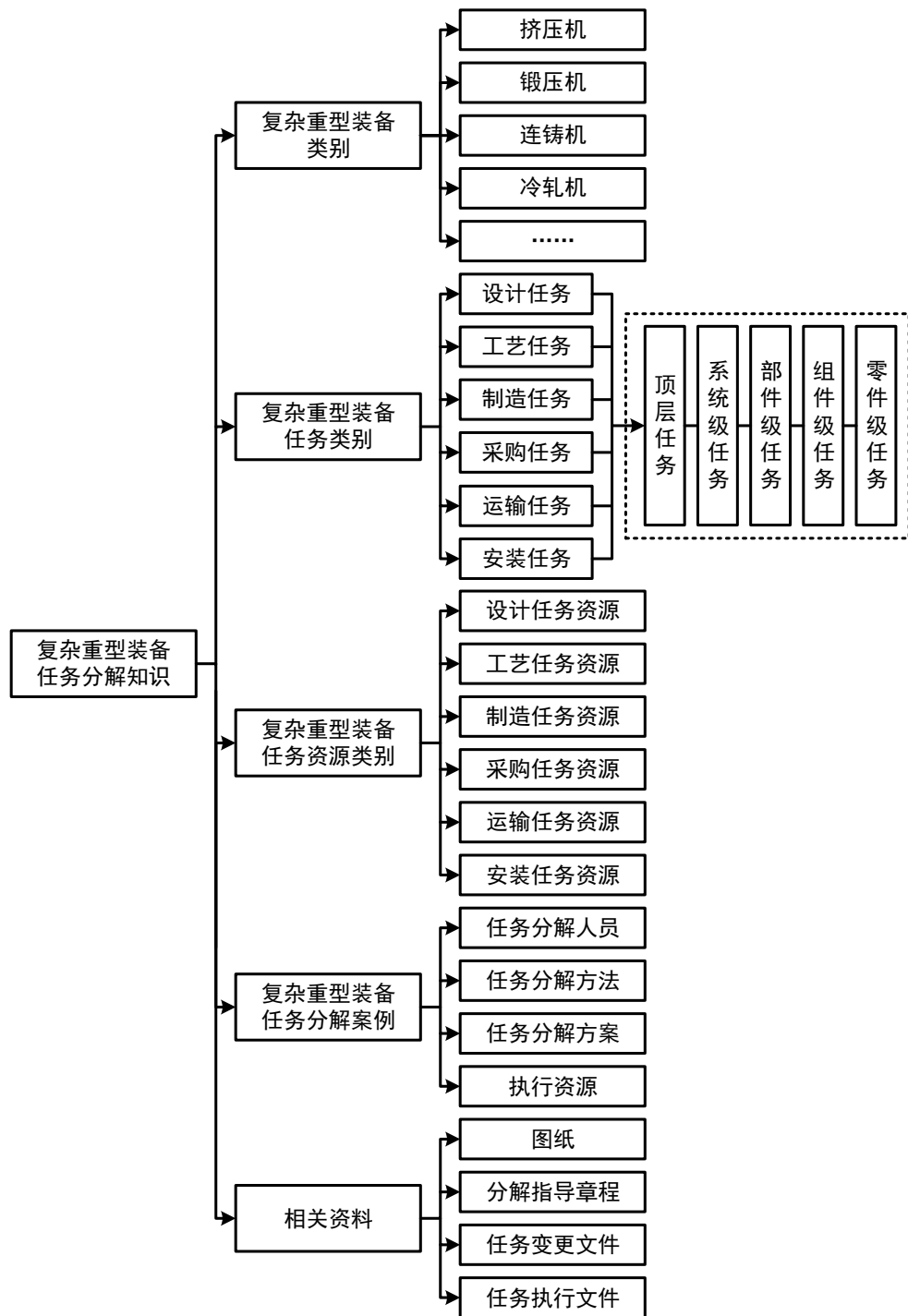


图 3.5 复杂重型装备任务分解本体概念

Fig. 3.5 Ontology of complex heavy equipment task decomposition

③定义任务分解本体的属性与属性的约束

在确定复杂重型装备任务分解本体概念类之后，需要根据各个类中的知识来定义不同实体类型和与其相关的属性，从而使其完整、准确地对知识进行描述。复

杂重型装备任务分解知识类别复杂、涵盖范围广，即使是在同一概念类中的本体，所拥有的属性类别也不尽相同。因此，在复杂重型装备任务分解本体的构建过程中，需要分别为不同类别的本体设计对应的属性。表 3.1 为复杂重型装备设计任务的属性内容。

表 3.1 设计任务实体的属性内容

Table 3.1 Entity properties of design task

实体	属性名	属性类别	标识	属性类型	描述
设计任务 (Design-Task)	任务编号	数据属性	dtID	String	设计任务的编号
	任务名称	数据属性	dtName	String	设计任务的名称
	任务版本	数据属性	dtEdition	String	设计任务的版本
	任务类别	对象属性	isClassificationOf	Task-Classification	设计任务所属类别 (机、电、液)
	所属装备	对象属性	isEquipmentOf	Equipment	设计任务所属装备
	任务层级	对象属性	isLevelOf	Level	设计任务所属层级
	下一级任务	对象属性	hasLowerTask	DesignTask	设计任务的下一级任务
	对应的工艺任务	对象属性	hasProcessTask	ProcessTask	与设计任务对应的工艺任务
	图纸复杂等级	数据属性	dtComplexity	String	设计任务图纸的复杂程度
	图量	数据属性	dtQuantity	String	设计任务的工作量
	工期	数据属性	dtDuration	String	设计任务的工期
	设计要求	数据属性	dtRequirement	String	设计任务对于设计人员的职级和能力要求
	任务执行人员	对象属性	hasDesignResource	DesignResource	负责该设计任务的人员

表 3.1 对复杂重型装备设计任务本体概念的属性进行定义。任务分解属性类别可以分为数据属性和对象属性。数据属性用来描述本体自身固有的某些特征。数据属性具有传递性，此类概念具有的某些属性，其下一级概念也可继承。例如，部件级设计任务的“编号、名称、类别”等数据属性，它的下一级组件级设计任务也拥

有这些属性。而对象属性用来描述与此概念有关的其他概念，例如设计任务的“对应制造任务”属性，用来关联“设计任务”与“制造任务”。通过对象属性，可以将复杂重型装备的设计、工艺、制造、安装等环节的知识连通起来，形成一个覆盖其全生命周期的任务分解知识网络。

④本体编码与可视化

通过前面几个步骤对于复杂重型装备任务分解本体概念、属性及属性间的约束关系，明确了本体的知识的范围、应用领域与目标。接下来采用 OWL（Web Ontology Language）本体描述语言对复杂重型装备任务分解本体进行建模，并使用 Protégé 实现本体的可视化展示。

```
<owl:Class rdf:about="http://www.semanticweb.org/administrator/ontologies/2022/0/untitled-ontology-2#DesignTask">
  <rdfs:subClassOf rdf:resource="http://www.semanticweb.org/administrator/ontologies/2022/0/untitled-ontology-2#Task"/>
  <rdfs:subClassOf>
    <owl:Restriction>
      <owl:onProperty rdf:resource="http://www.semanticweb.org/administrator/ontologies/2022/0/untitled-ontology-2#hasDesignResource"/>
      <owl:someValuesFrom rdf:resource="http://www.semanticweb.org/administrator/ontologies/2022/0/untitled-ontology-2#DesignResource"/>
    </owl:Restriction>
  </rdfs:subClassOf>
  <rdfs:subClassOf>
    <owl:Restriction>
      <owl:onProperty rdf:resource="http://www.semanticweb.org/administrator/ontologies/2022/0/untitled-ontology-2#hasLowerTask"/>
      <owl:someValuesFrom rdf:resource="http://www.semanticweb.org/administrator/ontologies/2022/0/untitled-ontology-2#DesignTask"/>
    </owl:Restriction>
  </rdfs:subClassOf>
  <rdfs:subClassOf>
    <owl:Restriction>
      <owl:onProperty rdf:resource="http://www.semanticweb.org/administrator/ontologies/2022/0/untitled-ontology-2#hasMFGTask"/>
      <owl:someValuesFrom rdf:resource="http://www.semanticweb.org/administrator/ontologies/2022/0/untitled-ontology-2#MFGTask"/>
    </owl:Restriction>
  </rdfs:subClassOf>
  <rdfs:subClassOf>
    <owl:Restriction>
      <owl:onProperty rdf:resource="http://www.semanticweb.org/administrator/ontologies/2022/0/untitled-ontology-2#hasProcessTask"/>
      <owl:someValuesFrom rdf:resource="http://www.semanticweb.org/administrator/ontologies/2022/0/untitled-ontology-2#ProcessTask"/>
    </owl:Restriction>
  </rdfs:subClassOf>
</owl:Class>
```

图 3.6 任务分解本体编码实例

Fig. 3.6 Ontology encoding instance of task decomposition

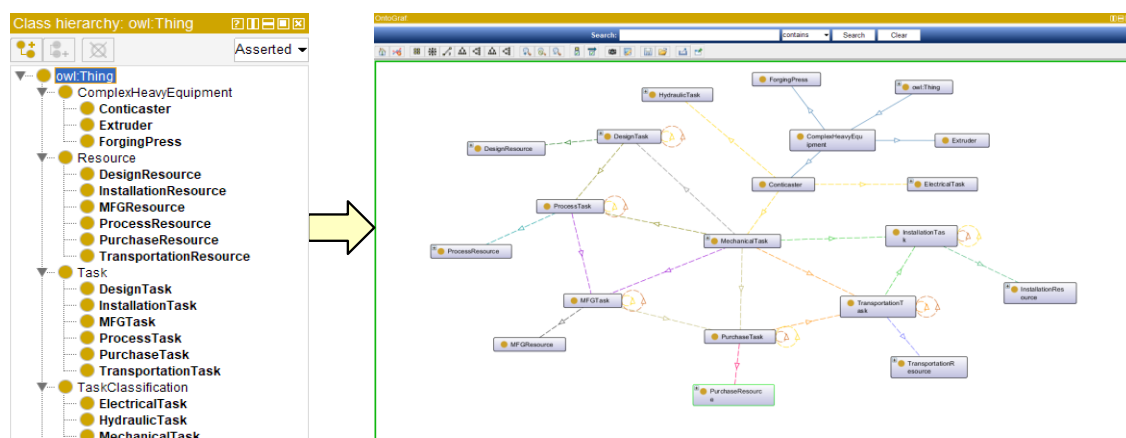


图 3.7 任务分解部分本体可视化模型

Fig. 3.7 Parts of ontology visualization model of task decomposition

⑤本体的更新与维护

在任务分解本体模型构建的过程中，需要根据实际的任务分解情况更新和维护本体结构、类别、属性与约束，不断完善本体模型，从而更加广泛地覆盖任务分解知识以及准确地对其进行描述。

3.2.2 复杂重型装备任务分解知识抽取

构建好本体之后，就可以通过知识抽取的方法从文本文档中抽取与本体相匹配的实体与关系，形成知识实例。目前知识抽取的方法可以分为自动化抽取和半自动化抽取^[77]。自动化抽取方法包括基于机器学习和深度学习的知识抽取，这类抽取方法需要事先标注大量的语料，同时语料的可迁移性很差。而半自动化抽取的方法通过构建一定的规则和模板对知识进行抽取，能够得到质量较高的抽取结果。在分析了复杂重型装备任务分解知识来源与知识特征后，需要对其中不同结构的知识数据采用不同的抽取方法。

①基于规则的知识抽取

对于复杂重型装备任务分解过程中产生的表单、装备 BOM 等知识数据为半结构化结构数据。这类知识数据具有一定的规则特性，因此对于这类数据本节采用基于规则的知识抽取。基于规则的知识抽取一般分为以下几步：

- 1) 文本预处理。对抽取的知识文本进行与处理，包括去除文本中多余的字符、大写数字转换等。
- 2) 规则构建。对所需要抽取的知识的规则进行定义，形成规则集。
- 3) 知识抽取。根据建立好的规则遍历数据，对文本中的实体和关系等进行识别和抽取。
- 4) 结果评价。对抽取出的实体和关系进行检查和评价。

表 3.2 为复杂重型装备某设计任务的任务分解确认单。由于企业隐私原因，其中部分内容做了省略和隐藏处理。从表中可以看出，例如像“订货代号：1314401.1002.01.00”、“主要零部件名称：下托辊”等具有类似“条目名称-冒号-条目描述”的半结构化文本特征的数据，就可以将其作为一种知识抽取的规则。像序号“1、2”两行单元格所代表的零部件的设计工作由同一个设计人员承担，则存在“螺塞和轴承从属于设计 2 组 A”的关系，而这也可以作为一种规则。

因此，对于半结构化数据来说，建立一定的规则再根据规则来抽取其中的实体与关系，就能得到具有较高质量的抽取结果。

表 3.2 任务分解确认单实例

Table 3.2 Instance of task decomposition confirmation

任务分解确认单							
订货代号		1314401.1002.01.00		主要零部件名称		下托辊	
序号	图样代号	零部件名称及规格		数量	单位	设计人员	
1	JB/ZQ4444-2006	螺塞 G3/8A		2	件	设计 2 组 A	
2	GB/T288-1994	轴承 24132C/W33 160 ×270×109		4	件		
3	GB/T5783-2000	螺栓 M16×40		32	件	设计 2 组 B	
4	GB/T5781-2000	螺栓 M20×50		4	件		
5	GB/T812-1988	螺母 M160×3		2	件		
6	GB/T858-1988	垫圈 160		2	件	设计 2 组 C	
7	JB/T2600-1980	骨架油封 SG 150×180 ×16		4	件		
.....							
设计:	X	审查:	Y	检查:	Z		

②基于依存句法分析的知识抽取

而一些较为复杂的文本，通过基于规则的抽取方法难以得到准确的实体和关系。对于这种情况，需要采取基于依存句法分析的知识抽取方法。

依存句法分析是对句子中的词、词对等进行分析，探究词与词汇之间的句法关系，从而揭示整个句子的成分在语义层面上的相互依赖关系。通常，词汇间的这种依赖关系可以通过依存句法树来表现。依存句法树可以形式化地表示为：

$$d = \{(h, m, l): 0 \leq h \leq n, 1 \leq m \leq n, l \in \mathcal{L}\} \quad (3.1)$$

其中， (h, m, l) 表示从核心词到修饰词的依存弧， l 表示弧的依存类型， \mathcal{L} 是弧依存关系类型的集合。通过寻找句子中的“主谓宾，定状补”等成分，进一步分析它们之间的依存关系和类型，并将其转化为实体与关系，就能从中抽取出所需要的知识三元组。这种知识抽取方法对于非结构化数据和拥有复杂结构的句式拥有较好的抽取效果。

图 3.8 为某任务反馈单实例。其中，“这次的 5 台 75MN 锻压机的涂装规范是否可以按照 2016 年 6 台 75MN 锻压机（1516005）的涂装规范执行？”这样一句话，经过依存句法分析可以得到，“75MN 锻压机”与“执行”属于主谓关系，而“执行”与“涂装规范”又属于动宾关系，从而形成了<75MN 锻压机，执行，涂

装规范>这样一组三元组。对于反馈单内容的描述，其依存句法分析树如图 3.9 所示。

75MN锻压机问题反馈（2019.03.28）

A公司：

我公司铸锻部门在做铸锻件技术准备过程中，对于75MN的部分铸件图纸提出来一些意见（见附页），希望得到你们的回复，麻烦确认一下。

另外，上次给你们发过去一个关于设备涂装要求的传真，还未收到回复，这次麻烦你们再确认一下，这次的5台75MN锻压机的涂装规范是否可以按照2016年6台75MN锻压机（1516005）的涂装规范执行？

望尽快回复，谢谢合作！

B公司锻压机项目组
2019.03.28

答复：涂装规范参照1516005执行

图 3.8 任务问题反馈单实例

Fig. 3.8 Instance of task problem feedback form

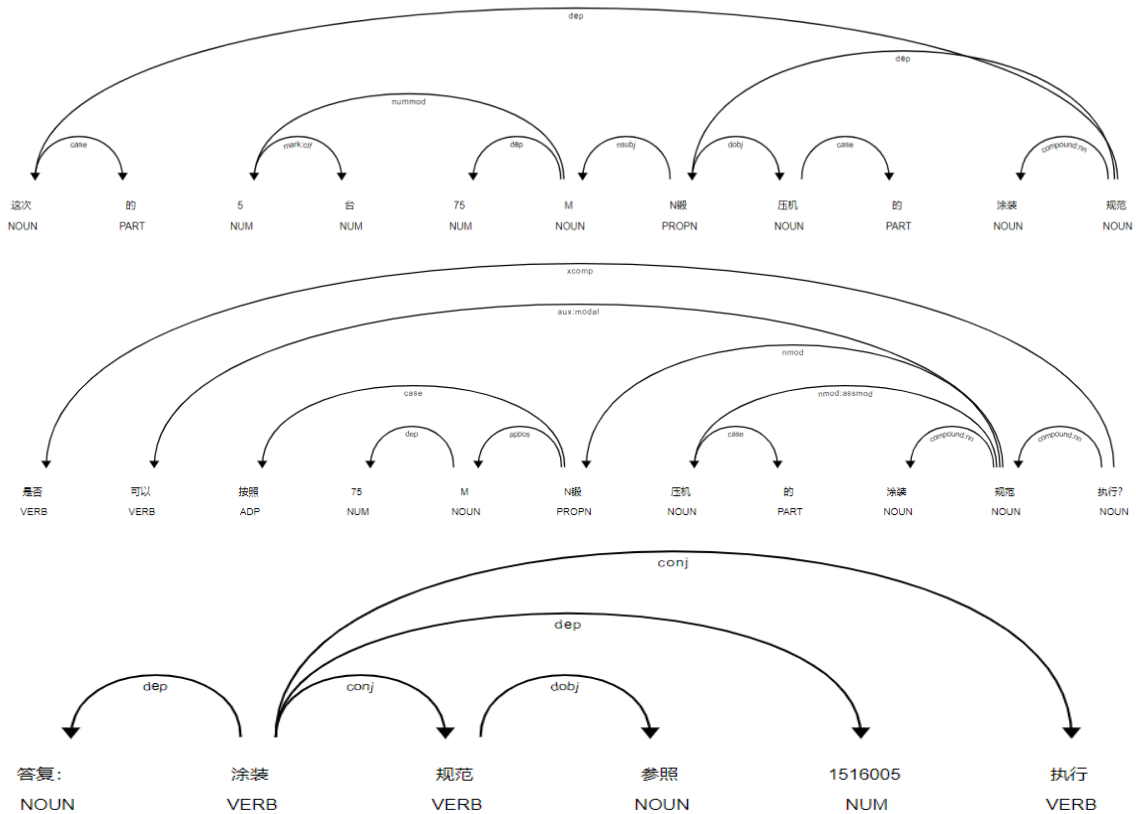


图 3.9 任务问题反馈单的依存句法分析树

Fig. 3.9 Dependency tree of task problem feedback form

本文采用 Python 语言编程，采用 spaCy 中文语言分析包对复杂重型装备任务分解知识的词性和词汇依赖关系的分析。图 3.9 中，输入的句子被拆解为一个个词汇，下面标注了该词的词性；弯曲箭头的起点为被依赖词汇（head），箭头的终点为依赖词汇（child）；箭头的中间标注了两个词汇之间依存关系的简写，其具体含义如表 3.3 所示。

表 3.3 部分依存关系类型说明

Table 3.3 Description of partial dependency type

关系类型	含义	关系类型	含义
acomp	形容词的补充	dobj	直接宾语
advcl	状语修饰词	neg	否定词
advmod	状语	num	数值修饰
appos	同位词	parataxis	并列关系
aux	非主要动词和助词	poss	所属形式
conj	连接两个并列词	neg	否定词
dep	依赖关系	xcomp	开放从句补语

通过基于规则和依存句法分析的知识抽取后，得到了大量关于复杂重型装备任务分解知识的实体、关系与三元组，极大地丰富了知识图谱数据层中的数据总量与类型。

3.2.3 复杂重型装备任务分解知识存储与可视化

经过本体建模与知识抽取之后，得到了大量复杂重型装备任务分解的相关知识。接下来需要对这些知识进行存储与可视化，从而将其有效应用于复杂重型装备的实际任务分解之中。

知识存储的方式多种多样。传统的存储方式可以分为关系型数据库（如 SQL Server 和 MySQL）和非关系型数据库（如 MongoDB）。关系型数据库一般通过构建二维表和表之间的关系来实现不同的交互操作。而知识图谱是一种基于图的数据结构，因此使用关系型数据库对知识图谱进行存储较为困难。目前知识图谱的存储方式主要包括两种方式：RDF 数据存储和基于关系图的存储。RDF 通过提供统一的资源描述标准来对知识进行描述，将数据进行序列化操作进而存储，主要方法有 RDF/XML、N-Triples 和 Turtle 等。而基于关系图的存储方式其核心在于通过数据结构中的“图”的概念对数据库中的数据进行管理。图数据库中包含节点和边，节点和边都有键值对形式的属性值，同时边有名字和方向。因此，通过图数据库来对知识图谱进行存储是很合适的。本节采用 Neo4j 图数据库来存储复杂重型装备

任务分解知识。

Neo4j 是由 Neo Technology 开发的图形数据库管理系统,是目前最为流行的 NoSQL 图数据库。其使用非结构化的方式对关联数据进行存储,且在存储时就对实体之间的连接进行计算和记录,因此具有较高的数据查询效率。此外,Neo4j 还具有完全支持 ACID、设计的灵活性和开发的敏捷性等优点^[78]。Neo4j 提供独立的服务端程序,用户可以通过浏览器直接访问数据库,目前支持 Java 和 Python 语言。同时提供遵循 SQL 语法的 Cypher 图数据库查询语言 CQL,其用法与 SQL 类似,但书写更为简单。

基于 Neo4j 的图数据库可以很好地表示数据间的连接关系,其在检索和遍历较为复杂的数据间的连接时具有较好的性能。因此,本节选择 Neo4j 图数据库来对复杂重型装备任务分解知识进行存储。首先,把抽取到的所有知识的实体、关系和属性写入到相应的 csv 文件中;然后通过 CQL 的 LOAD 指令导入 csv 文件,再使用 CREATE 指令创建实体在数据库中的节点,同时建立节点的唯一性约束;在所有实体导入完成后再使用 CQL 指令建立实体之间的连接,即关系;最后导入实体的属性,最终完成复杂重型装备任务分解知识的存储。在 Neo4j 中复杂重型装备任务分解部分知识图谱如图 3.10 所示。

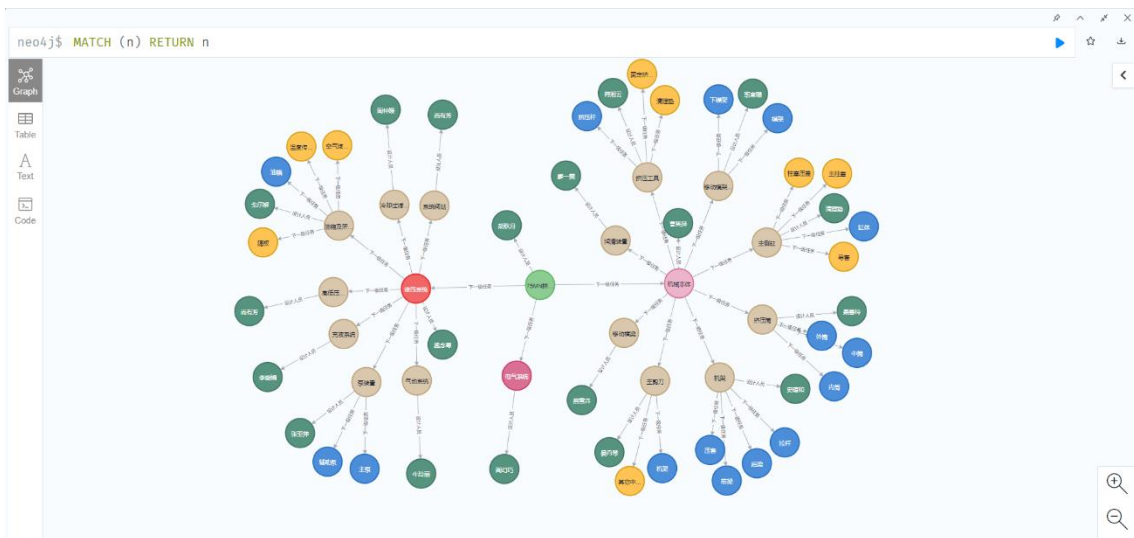


图 3.10 复杂重型装备任务分解部分知识图谱展示

Fig. 3.10 Partial knowledge graph of complex heavy equipment task decomposition

图 3.10 所展示的是某台复杂重型装备设计任务分解的知识图谱。图中的顶点代表实体,连接实体的边代表它们之间的关系。不同颜色的节点属于不同类别的实体,如卡其色代表部件级任务实体,黄色代表零件级任务实体,绿色代表设计人员实体,实体类别与本体设计中的定义类相对应。从图中可以清晰地了解复杂重型

装备的任务分解层级结构、任务之间的相互关系以及承担任务设计的人员，从而在下次进行相同的复杂重型装备设计任务分解与执行时，能够快速查找到历史任务分解方案，根据历史方案进行任务分解，减少任务分解所带来的时间和成本的消耗，同时保证任务分解的质量。图 3.11 所展示的是复杂重型装备中外筒的相关属性信息，可为设计人员提供参考。

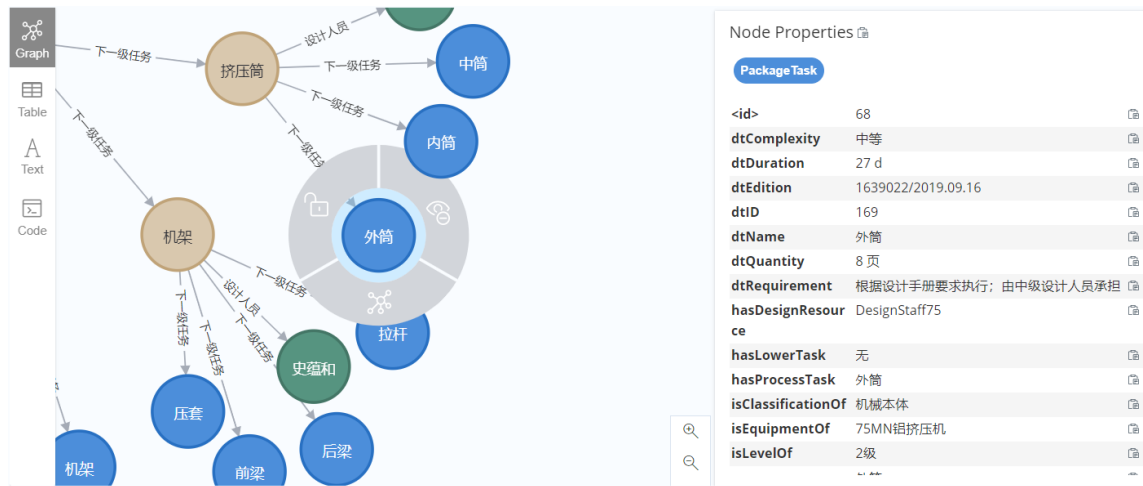


图 3.11 任务分解知识实体属性展示

Fig. 3.11 Properties of task decomposition knowledge entity

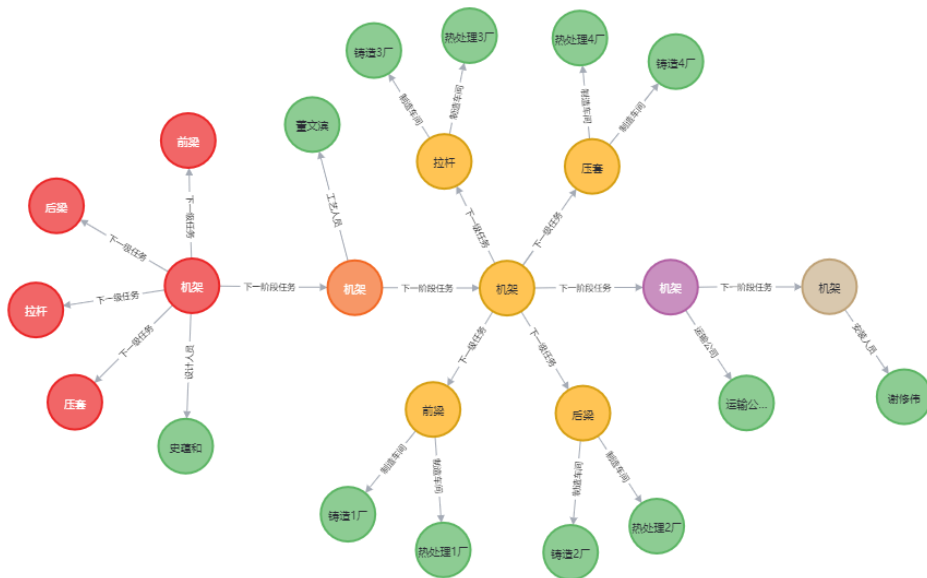


图 3.12 不同阶段任务分解知识之间的关系

Fig. 3.12 Relation of task decomposition knowledge at various stages

图 3.12 表示的是机架在不同阶段的任务分解知识之间的联系。图中，红色节点代表机架的设计任务，橙色代表其工艺任务，黄色代表其制造任务，紫色代表其

运输任务，卡其色代表其安装调试任务。知识图谱将复杂重型装备研制过程中不同阶段所涉及的任务分解知识相互串联，打通各个环节之间的知识与信息壁垒，形成跨阶段、跨企业的分解知识网络，能够更好地支持在网络化协同制造模式下不同研制方之间的协同配合，避免了不同阶段之间由于缺乏知识传递与信息沟通所产生的“分解信息孤岛”，提高复杂重型装备任务分解执行效率和质量。

3.3 基于知识图谱的复杂重型装备任务分解

复杂重型装备任务分解知识图谱包含了历史任务分解案例和相关知识。本节从知识检索的角度出发，基于已构建的知识图谱对复杂重型装备的任务分解进行研究。

3.3.1 复杂重型装备任务分解知识相似性建模

概念相似性是度量概念之间相关程度的依据，对于实现知识、信息的集成和共享具有重要作用，广泛应用于文本挖掘、知识获取、信息检索、机器翻译等领域。概念的相似性不仅仅局限于传统的文本中字符的相似程度，还包括概念在结构层面的相互关系，这种关系包括概念的层级关系、整体与部分的关系等。通过对这种关系进行描述与量化，能够更好地对概念的相似性进行度量。

目前，对于概念相似性的计算已有大量的研究。冯永（2012）^[79]等提出一种考虑概念的语义丰富程度的语义相似性计算方法。李靖涵（2016）^[80]等从使用范围、方向差异认知和引入最小元素法三个方面对经典方向相似性计算模型进行改进。Li（2018）^[81]等提出一种基于奇异值分解与语义相关性的文本相似性度量方法。Duan（2020）^[82]等通过学习表示矩阵和语义矩阵，将多个语义关系信息映射到同一语义空间中，从而提高语义相似性计算的准确性。结合复杂重型装备任务分解知识结构与知识图谱的应用等因素，本节从概念结构、概念属性和信息量三个方面对任务分解知识相似性进行建模。

①基于概念结构的相似性

经过收集与梳理的概念具有一定的层次结构，并且随着概念的深入与细化，概念的语义更加丰富，同一概念下的子概念的数量逐渐增加，概念节点的密度不断增大。同时，在任务分解知识图谱中，概念之间存在很多不同的关系类型，不同的关系类型将对概念间边的权重与语义距离产生不同程度的影响。

根据图 3.13 对一些相似性的相关概念进行说明。 c_i 和 c_j 表示两个不同的概念，它们在知识图谱中具有不同的层次结构和位置。 $par(c_i, c_j)$ 为 c_i 和 c_j 最近的公共祖先概念节点；记 c_i 和 c_j 的语义相似度为 $sim(c_i, c_j)$ ，其取值范围 $[0,1]$ ；图中橙色箭头表示的是从概念 c_i 到概念 c_j 在知识图谱中的路径的集合 $path(c_i, c_j)$ ，其由多个边 $l(c_{im} \rightarrow c_{jm})$ 组成；记 $level(c_i)$ 表示概念 c_i 在知识图谱中的层级；记 $hierarchy(c_i)$ 表

示概念 c_i 在知识图谱中的加权层级。概念的层级与密度会影响两个概念之间的边的类型与权重，进而影响其语义距离。因此，下面从层级与密度两个方面对概念之间的语义相似度进行分析。

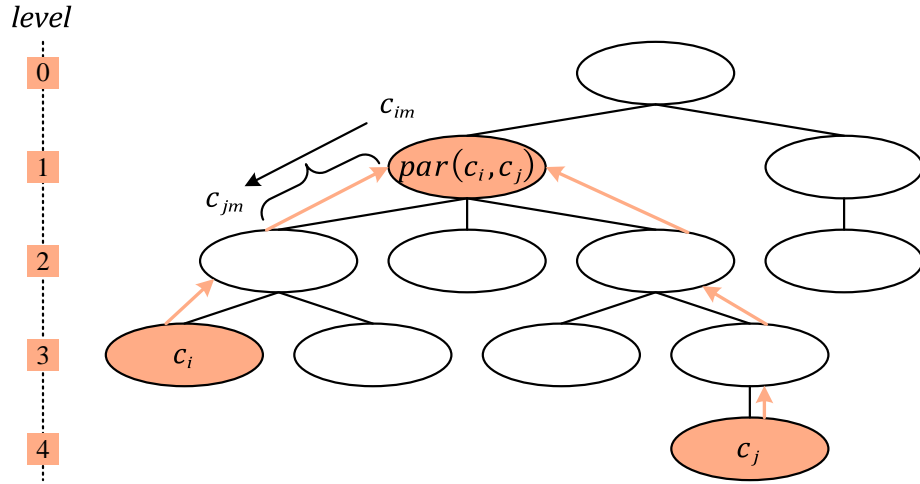


图 3.13 知识图谱概念结构示例

Fig. 3.13 Instance of knowledge graph concept structure

1) 概念层级对于边权重的影响

知识图谱中概念之间关系随着概念层级的增加逐渐变得复杂多样。为了计算方便，可以将关系类型分为继承关系和非继承关系。继承关系表示概念间存在某些相同的属性，因此拥有继承关系的两个概念比非继承关系概念间的语义距离更小一些。对概念之间不同类型的边赋予不同的权重。

继承关系的边 $l(c_{im} \rightarrow c_{jm})_{inh}$ （父节点 c_{im} 到子节点 c_{jm} ）的权重为：

$$hierarchy(c_{im} \rightarrow c_{jm})_{inh} = \frac{1}{e^{level(c_{jm})}} \quad (3.2)$$

非继承关系的边 $l(c_{in} \rightarrow c_{jn})_{non-inh}$ 的权重为：

$$hierarchy(c_{in} \rightarrow c_{jn})_{non-inh} = \frac{1}{3^{level(c_{jn})}} \quad (3.3)$$

式中， $l(c_{im} \rightarrow c_{jm})_{inh}$ 表示概念 c_i 到 c_j 的路径 $path(c_i \rightarrow c_j)$ 中具有继承关系的边； $l(c_{in} \rightarrow c_{jn})_{non-inh}$ 表示路径 $path(c_i \rightarrow c_j)$ 中具有非继承关系的边。

2) 概念密度对于边权重的影响

若同一概念的子概念越多，说明对于此概念的描述越为细致和详细，则此节点的概念密度越大，子节点之间的语义相似度越大。下面对两个相邻节点 c_{im} 和 c_{jm} 的边的密度权重进行定义：

$$density(c_{im} \rightarrow c_{jm}) = \frac{|l(c_{im} \rightarrow c_{jm})|}{|c_{im}| \cdot |(c_{im})_{cousin}|} \quad (3.4)$$

式中, $|l(c_{im} \rightarrow c_{jm})|$ 表示知识图谱中具有相同连接关系的所有的边的个数, $|c_{im}|$ 表示具有相同连接关系的所有的父节点的个数, $|(c_{im})_{cousin}|$ 表示节点 c_{im} 下具有相同连接关系的 c_{jm} 的兄弟节点的个数。

所以概念 c_i 与 c_j 的语义距离为:

$$\begin{aligned} & Distance(c_i \rightarrow c_j) \\ &= \sum_{c_k \in path(c_i, par(c_i, c_j)) \cup path(c_j, par(c_i, c_j))} \left(\alpha \cdot hierarchy(c_k, par(c_i, c_j)) \right. \\ & \quad \left. + \beta \cdot density(c_k, par(c_i, c_j)) \right) \end{aligned} \quad (3.5)$$

式中, α 和 β 分别为概念的层级和密度的影响系数, 且 $\alpha + \beta = 1$ 。对 $Distance(c_i \rightarrow c_j)$ 进行归一化处理, 可得概念 c_i 与 c_j 基于概念结构的相似度:

$$sim_{structure}(c_i \rightarrow c_j) = \frac{\varepsilon}{Distance(c_i \rightarrow c_j) + \varepsilon} \quad (3.6)$$

式中, ε 为调节因子。

② 基于概念属性的相似性

在任务分解本体建模的过程中, 已经对本体的相关属性进行了设计。因此, 在对两个概念的相似度进行衡量的时候, 概念所具有的属性可以作为相似性判别的一个依据。复杂重型装备任务实体属性多种多样, 下面采用不同的方法来对其进行计算。

1) 属性特征相似性

两个概念之间的属性个数和类型可能存在差异, 因此首先需要对其特征的相似度进行计算。记 S_i 和 S_j 分别为概念 c_i 和 c_j 的属性集合, $|S_i \cap S_j|$ 表示 c_i 和 c_j 共有属性的数量, $|S_i/S_j|$ 表示概念 c_i 相较 c_j 所独有的属性的数量, $|S_j/S_i|$ 表示概念 c_j 相较 c_i 所独有的属性的数量。概念 c_i 和 c_j 的属性特征相似度计算公式为:

$$sim_{set}(c_i, c_j) = \frac{|S_i \cap S_j|}{|S_i \cap S_j| + \gamma(c_i, c_j) \cdot \frac{|S_i|}{|S_j|} + (1 - \gamma(c_i, c_j)) \cdot \frac{|S_j|}{|S_i|}} \quad (3.7)$$

式中,

$$\gamma(c_i, c_j) = \begin{cases} \frac{hierarchy(c_i \rightarrow par(c_i, c_j))}{Distance(c_i \rightarrow c_j)}, & level(c_i) \leq level(c_j) \\ 1 - \frac{hierarchy(c_i \rightarrow par(c_i, c_j))}{Distance(c_i \rightarrow c_j)}, & level(c_i) > level(c_j) \end{cases} \quad (3.8)$$

2) 布尔型属性

概念的属性只有两个互为相反的值,例如制造任务的关键件属性,只有关键件和非关键件两个属性值。布尔型属性值的计算公式为:

$$sim_{boolean}(c_i, c_j) = \begin{cases} 1, c_i = c_j \\ 0, c_i \neq c_j \end{cases} \quad (3.9)$$

3) 数值型属性

概念的属性可能会有精确的数值要求,如设计任务的尺寸数值和粗糙度等。数值型属性值的计算公式为:

$$sim_{number}(c_i, c_j) = 1 - \frac{|r_i - r_j|}{\max(r) - \min(r)} \quad (3.10)$$

式中, r_i 和 r_j 分别为概念 c_i 和 c_j 的属性 p 的属性值, $\max(r)$ 和 $\min(r)$ 分别代表属性 p 取值的上限和下限。

4) 数值区间型属性

复杂重型装备任务分解知识中,经常会出现具有数值区间型的属性,如挤压机铸锭长度、挤压速度和设备使用温度等。针对数值区间型属性,将概念 c_i 和 c_j 在属性 q 的数值区间分别记为 (x_1, x_2) 和 (y_1, y_2) ,引入区间模糊相似度的计算公式^[83]:

$$sim_{interval}(c_i, c_j) = \frac{x_1 y_1 + x_2 y_2}{x_1^2 + x_2^2 + y_1^2 + y_2^2 - x_1 y_1 - x_2 y_2} \quad (3.11)$$

因此,概念 c_i 和 c_j 基于概念属性的相似度计算公式为:

$$sim_{attribute}(c_i, c_j) = sim_{Set}(c_i, c_j) \cdot \sum_{k=1}^n \theta_k \cdot sim_k(c_i, c_j) \quad (3.12)$$

式中, $sim_k(c_i, c_j)$ 表示概念 c_i 和 c_j 在第 k 个属性上的相似性, n 为其共有属性的个数, θ_k 为第 k 个属性所占权重,且 $\sum \theta_k = 1$ 。

③基于信息量的相似性

两个概念所共有的信息量越多,则其相似度越大。下面对信息量(Information Content, IC)的相关概念进行定义。

将 $|W|$ 记作在进行复杂重型装备任务分解知识抽取过后得到的所有概念(实体)的个数,概念 c_i 在其中出现的次数记作 $num(c_i)$,则概念 c_i 在知识图谱中出现的概率为:

$$p(c_i) = \frac{num(c_i)}{|W|} \quad (3.13)$$

Resnik 将信息量定义为概念在某语料库中出现的概率的负对数,则

$$ic(c_i) = -\log(p(c_i)) = \log(|W|) - \log(num(c_i)) \quad (3.14)$$

根据单个概念的信息量,提出两个概念基于信息量的相似度计算公式:

$$\begin{aligned}
sim_{info}(c_i, c_j) &= \frac{2ic(par(c_i, c_j))}{ic(c_i) + ic(c_j)} \\
&= \frac{2\log(|W|) - 2\log(num(par(c_i, c_j)))}{2\log(|W|) - \log(num(c_i)) - \log(num(c_j))} \quad (3.15)
\end{aligned}$$

综上, 考虑到概念结构、概念属性和信息量三种因素的复杂重型装备任务分解知识相似度计算公式为:

$$sim(c_i, c_j) = \theta_1 sim_{structure}(c_i \rightarrow c_j) + \theta_2 sim_{attribute}(c_i, c_j) + \theta_3 sim_{info}(c_i, c_j) \quad (3.16)$$

式中, θ_1 、 θ_2 和 θ_3 分别为三种相似性的影响因素的权重, 且 $\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 = 1$ 。

3.3.2 基于双向最大匹配算法的复杂重型装备任务分解知识检索

当任务分解人员对一项新的任务进行分解时, 可以对某一概念或者类似案例在以构建的知识图谱中进行检索, 看能否在图谱中检索到相关概念或者历史案例, 从而得到合适的任务分解方案。这种通过类似于“查字典”的方式进行知识检索与基于词典的分词算法相一致。基于词典的分词算法的基本思想是将需要查找的字符串进行切分并在已有的字典中进行查找与匹配。基于这种思想的常见算法有正向最大匹配算法(Forward Maximum Matching, FMM), 逆向最大匹配算法(Reverse Maximum Matching, RMM)以及将前两种算法相结合的双向最大匹配算法(Bi-direction Maximum Matching, BMM)。

正向最大匹配算法的原理如下:

步骤 1 将输入的字符串记为 S , 存放切分结果的字符串变量记为 R , 设定切分过程中作为对比的最大长度记为 Max , 临时存放字符串的变量记为 T

步骤 2 比较输入的字符串 S 的长度与设定的 Max 的大小

步骤 3 如果字符串的长度大于或等于 Max , 则从字符串 S 的头部截取 Max 个字符存入临时字符串变量 T 中, 并在已构建的词典中查找。如果查找到, 则将字符串存入 R 中, 即 $R = R + T + "/"$, 之后转到步骤 4; 如果没有查找到, 则去掉临时字符串 T 最右端的一个字符, 继续在词典中查找, 直至临时 T 中只剩下一个字符, 将字符存入 R 中, 再转到步骤 4

步骤 4 将输入字符串 S 减去临时字符串 T , 即 $S = S - T$; 同时将 T 重新赋值为空串, 即 $T = ""$, 再转到步骤 3

步骤 5 最终得到输入的字符串的切分结果 R , 算法结束

逆向最大匹配算法的思想和执行流程与正向最大匹配算法类似, 而其之间的区别在于逆向最大匹配算法是从字符串的尾部开始切分, 而正向最大匹配算法是从字符串的头部开始。切分方向的不同导致了切分的结果也有所不同。相关研究表

明,在单独使用正向最大匹配算法和逆向最大匹配算法时,逆向最大匹配算法的切分正确率较高^[84]。

而双向最大匹配算法是在前两种算法的基础上演化而来的。双向最大匹配算法基于正向和逆向最大匹配算法,对分词的结果做进一步的处理。通常情况下,在使用两种方法得到的切分结果不同时,其中有一方的结果是正确的;此外,两种匹配算法相结合使用时,有利于比较结果的产生的歧义,从而提高切分的正确率。因此,本节采用双向最大匹配算法对输入的字符串进行切分。双向最大匹配算法的流程如图 3.14 所示。

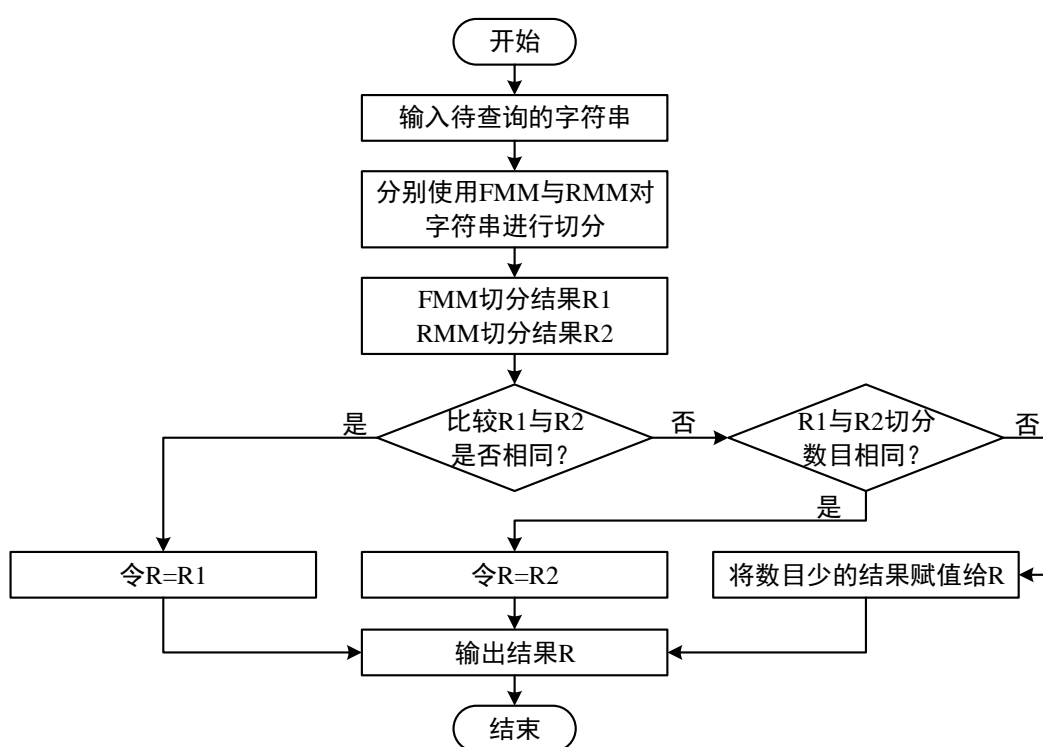


图 3.14 双向最大匹配算法流程

Fig. 3.14 Process of Bi-direction maximum matching

在复杂重型装备任务分解知识图谱的应用过程中,任务分解人员可能会将某一个任务的名称、任务的执行机构或人员以及任务分解的需求等作为输入语句进行检索。因此,需要将语句进行处理,将其切分成与任务分解相关的词语,再将其作为关键词进行知识检索。同时,在知识检索时要考虑到知识或概念的相似性,需要根据新任务的实际分解要求(如任务的层级结构、属性等),来对知识的相似度影响权重进行设定,从而更准确地检索对应知识。本文提出基于双向最大匹配算法的复杂重型装备任务分解知识检索方法,其流程如图 3.15 所示。

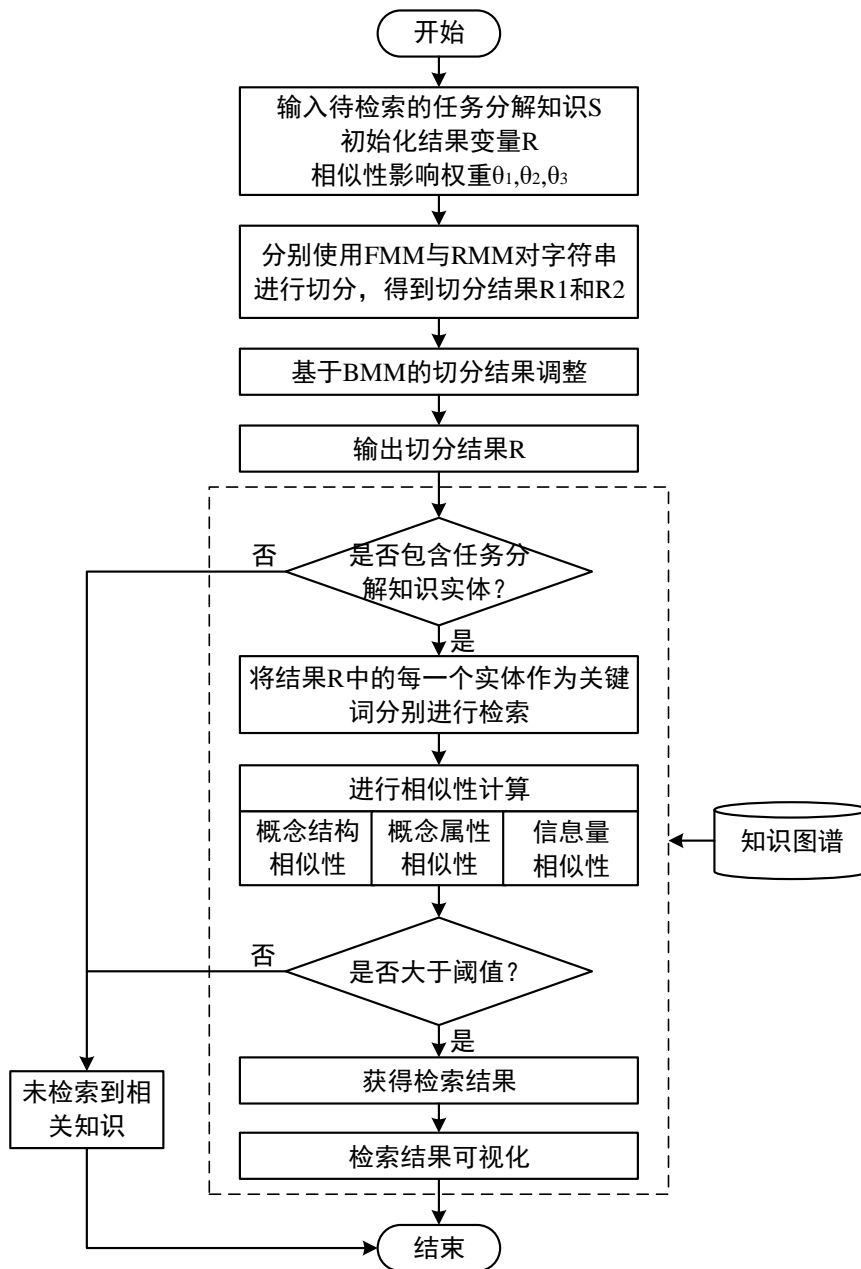


图 3.15 基于双向最大匹配算法的复杂重型装备任务分解知识检索流程

Fig. 3.15 Knowledge retrieval process of complex heavy equipment task decomposition based on Bi-direction maximum matching

3.3.3 复杂重型装备任务分解知识评估与融合

在已建立的知识图谱中, 通过检索复杂重型装备的历史分解案例, 将目标案例与当前任务进行相似度的比较, 可以实现相似度较高的任务的匹配与分解。然而, 由于装备定制化的特点, 某些具有高度定制特征的任务在分解过程中无法从知识图谱中匹配到较为合适的历史案例。但同时, 复杂重型装备研制过程存在某些相似的环节, 使得不同项目中存在的某些知识可以对当前任务的分解活动提供有意义

的参考与借鉴。如何对这些分散、多源、动态的知识进行挖掘、提炼和重组，并形成能够解决当前新任务的知识集，对于提高复杂重型装备任务分解知识图谱的利用范围与分解服务化水平、实现任务分解知识的深层次融合与重用具有重要作用。

复杂重型装备的研制由项目牵头，不同项目之间的研究活动与所需知识可能存在交叉和重叠的现象。而在各个项目历史案例内部，通过存储于不同任务分解知识层级之中的知识元构成完整的分解知识架构。因此，根据装备知识组成特点与结构，本文提出复杂重型装备任务分解知识评估与融合框架，如图 3.16 所示。

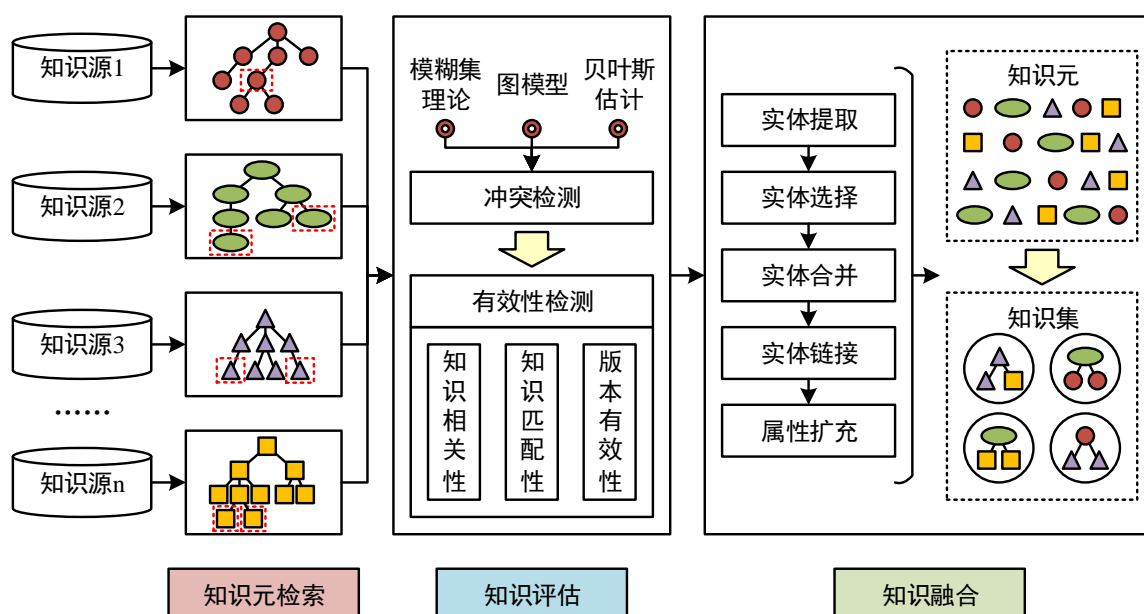


图 3.16 复杂重型装备任务分解知识评估与融合框架

Fig. 3.16 Framework of knowledge evaluation and fusion of complex heavy equipment task decomposition

首先，需要从复杂重型装备不同项目的知识架构中检索对应的知识元。然后，对这些知识元进行评估，包括冲突检测与有效性检测。冲突检测用于检测知识元之间的冲突及知识元本身的正确性，方法包括模糊集理论、图模型和贝叶斯估计等。有效性检测是验证知识元对于当前问题的适用性，包括知识相关性、知识匹配性和知识版本的有效性。之后，对经过评估的知识元进行融合，根据知识元的自身的层级结构与知识元之间的关系进行知识实体的提取、选择、合并和链接，并对其属性进行扩充，形成能够解决当前问题的新知识，实现复杂重型装备任务分解知识的融合与重用。

3.3.4 基于知识图谱的复杂重型装备任务分解

基于 3.2 节构建的复杂重型装备任务分解知识图谱、3.3.1 节建立的任务分解

知识相似性模型、3.3.2 节提出的任务分解知识检索方法以及 3.3.3 节提出的任务分解知识评估与融合方法，当任务分解人员在对新的任务进行分解时，可以根据任务的名称、分解要求等信息在任务分解知识图谱中检索历史分解方案，从而实现了对于历史案例中的任务分解相关知识与信息的充分利用，避免了由于重新或者重复分解任务所带来的人员、成本和时间的消耗，提高了任务分解的质量与效率。结合复杂重型装备任务结构特性与任务分解知识图谱，本文提出基于知识图谱的复杂重型装备任务的分解方法，如图 3.17 所示。

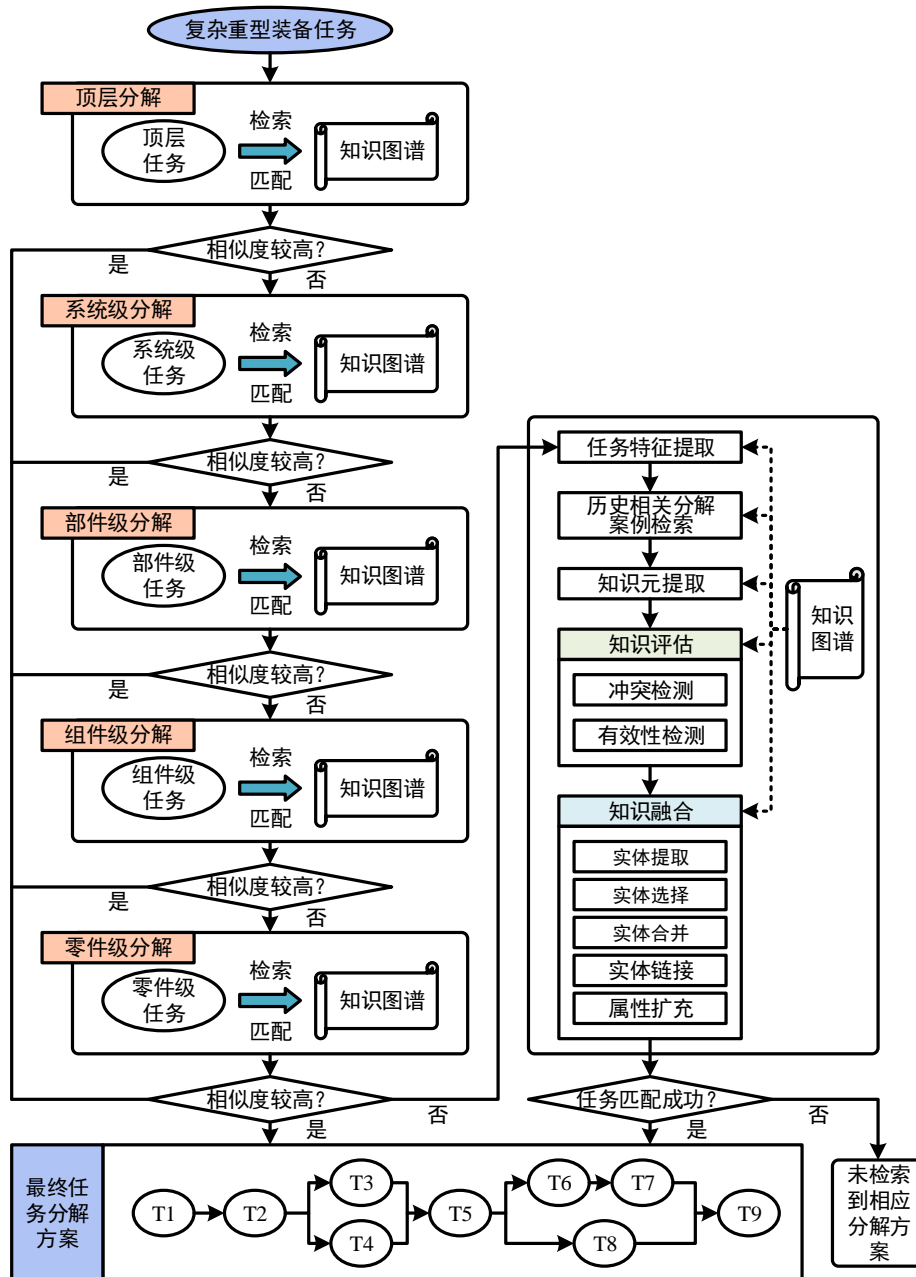


图 3.17 基于知识图谱的复杂重型装备任务分解流程

Fig. 3.17 Task decomposition process of complex heavy equipment based on knowledge graph

在进行复杂重型装备分解时，首先，按照装备层级结构将复杂重型装备总任务划分为顶层任务、系统级任务、部件级任务、组件级任务等任务。之后，对顶层任务进行分解，通过知识图谱检索其是否存在历史案例、相关分解方案与信息，如果存在，则按照历史案例中的分解方案进行分解；如果未检索到，则按照层级结构将其分解至系统级任务，再通过知识图谱检索是否存在类似的系统级任务的历史案例。然后，通过类似的方法将任务逐渐分解成部件级、组件级、零件级任务，形成最终的任务分解方案。

当通过知识图谱检索到的历史任务与当前任务的相似度较低时，提取当前任务特征并以此检索历史相关的分解案例，在案例中进一步提取与任务相关的知识元，然后对任务元进行评估与融合，形成能够解决当前分解任务的新知识。

根据任务的层级结构，利用知识图谱检索历史案例，能够快速得到复杂重型装备任务的合理分解方案，有助于后续参研方之间的进一步协同研制。

3.4 本章小结

本章首先介绍了知识图谱的相关理论方法，提出了复杂重型装备任务分解知识图谱架构。其次，对复杂重型装备任务分解知识图谱的构建进行研究，根据任务分解领域数据与知识对复杂重型装备任务分解本体概念、结构层次、属性及其约束进行定义，构建了复杂重型装备任务分解知识本体可视化模型；在本体的基础上对任务分解相关知识进行抽取，实现知识图谱数据层的填充；再对数据进行存储与可视化处理，完成复杂重型装备任务分解知识图谱的构建。然后，进一步建立了基于结构、属性和信息量的相似度模型，结合双向最大匹配算法研究了知识图谱的检索方法与分解知识的评估与融合。最后，基于以上研究，提出了基于知识图谱的复杂重型装备任务分解方法。

4 基于遗传聚类的复杂重型装备任务分解研究

通过知识图谱检索历史案例，能够为大部分任务的分解提供有价值的参考依据。然而，作为复杂重型装备研制过程的典型特点，装备的定制化程度成为影响任务分解的重要因素。在客户需求偏好的加持与影响下，复杂重型装备中存在大量高度定制化的零部件，这些零部件无法通过知识图谱检索与匹配到相似度较大的任务分解方案，如何对这些零部件实现合理分解对于复杂重型装备的研制进度与产品整体质量具有重要影响。同时，客户需求偏好会改变原有零部件之间的信息交互，定制零部件任务分解后的子任务与资源之间的适配性也对后续任务的执行密不可分。为此，本章对此类任务的分解进行研究。

4.1 引入客户需求偏好的复杂重型装备定制任务相关性建模

4.1.1 复杂重型装备定制任务的客户需求偏好分析

客户需求偏好是复杂重型装备产品定制化生产的导向，也是产品在设计与制造过程中的基本依据。客户需求偏好是客户对于装备产品在结构、功能、使用性能等角度的要求与期望。复杂重型装备的个性化定制使得产品包含不同于普通产品的定制零部件，导致产品在尺寸和功能等方面与后者存在差异。因此，定制任务是客户需求偏好在产品层面的最终体现。对于复杂重型装备任务分解来说，客户需求偏好对研制过程中任务的输入与输出具有较大影响，它改变了任务间的相互关系，所以需要对其进行具体分析。

对客户需求偏好进行分析能够准确把握复杂重型装备个性化定制的需求与研制过程中的方法和流程，为复杂重型装备的定制任务分解奠定基础。复杂重型装备定制任务客户需求偏好主要包括功能需求、结构需求、性能需求、质量需求、使用需求、服务需求等。

①功能需求。功能需求是客户需求偏好中的核心需求。复杂重型装备的个性化定制以客户对于装备的使用功能为导向，将其量化成不同技术参数的具体数值，再映射至装备的设计、制造等各个环节，最终使得装备系统能够独立地实现某项功能、满足客户的需求。功能需求可以分为主导功能需求和辅助功能需求。主导功能需求是客户最为关心的功能需求内容，也是必须要实现的功能。辅助功能需求是客户不关心或者不了解的功能需求，但却是实现主导功能需求不可或缺的元素。

②结构需求。结构需求是复杂重型装备个性化定制较为明显的体现。客户对复杂重型装备的用途及服役环境各不相同，导致装备在零部件的尺寸、材料、质量，以及零部件之间的连接与装配关系等方面均存在差异，外部形态与内部架构呈现

出明显的个性化特征。

③性能需求。性能需求是客户对于装备局部零部件的性能的约束表达。装备的服役环境等因素使得客户对于装备性能表现提出了不同的要求。例如挤压装备的力学性能、工作性能、蓄热性能等。

④质量需求。复杂重型装备在研制的过程中需要满足相应的质量标准，包括国家标准、行业标准和企业标准等。同时，对于某些定制零部件来说，其质量要求相对更高，在对其进行设计和制造时，需要采用更加严格的过程质量控制，从而满足其关键的功能与性能。

⑤使用需求。使用需求是指客户在使用复杂重型装备的过程中需要满足的需求，如装备的配置是否操作简便、安全可靠，装备在维修过程中的耗时与难易程度，装备在运行过程中的噪音与肥料排放等。

⑥服务需求。服务需求是复杂重型装备在研制过程中必须要考虑的因素。随着装备制造业向服务化转型，制造企业所关注的内容不仅仅是设备本身，还包括设备的包装与运输、设备安装与验收、以及相关的售后服务与技术培训等。同时对于外购件的供应商，客户也会根据自己的偏好进行选择或指定。

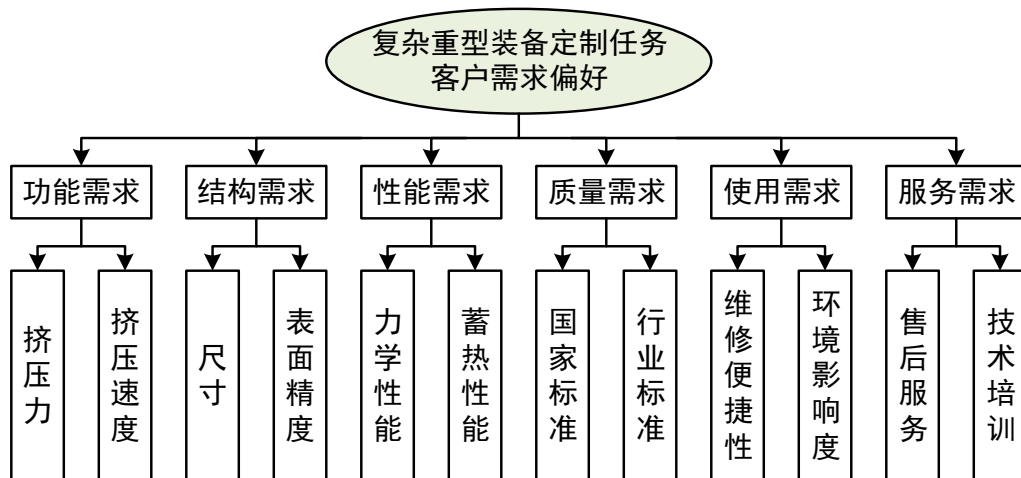


图 4.1 定制任务的客户需求偏好

Fig. 4.1 Customer requirement preference of customized task

客户需求偏好一般是从客户自身角度和表达习惯出发所提出的，具有一定的知识局限与模糊性。因此，需要正确理解客户的需求偏好，将其处理并转换成规范且准确的描述，才能开始进一步的产品研制及之后定制任务的分解。对客户需求偏好进行规范化的表达是不可或缺的环节。

根据复杂重型装备客户需求偏好的分析，可以将其分为四类：选择型需求、赋

值型需求、比较型需求和模糊型需求。下面分别对这几种类型的需求进行规范化表达。

①选择型需求 (Selecting Requirement, SR): 在与客户方进行技术研讨时, 复杂重型装备研制方出于自身长时间累积的装备研制经验, 会提供可能被客户认同的装备相关参数, 客户可以根据自己的实际使用需求在其中进行选择。

选择型需求的规范表达为:

$$CRP = \{ \langle SR(type, object, selectgroup, necessity) \rangle \} \quad (4.1)$$

式中, $type$ 表示此需求的所属类别; $object$ 表示需求的作用对象; $selectgroup$ 表示作用对象的选择集, 且 $selectgroup = \langle sg_1, sg_2, \dots, sg_i \rangle, i \geq 2$, sg_i 表示可选元素; $necessity$ 表示客户需求偏好的必要性, 由设计人员给定。

②赋值型需求 (Valuating Requirement, VR): 客户在了解复杂重型装备的基本功能和用途后, 根据其使用需求所提出的具体的参数数值。这类需求较为直观且准确地表达了客户的偏好。

赋值型需求的规范表达为:

$$CRP = \{ \langle VR(type, object, attribute, value, necessity) \rangle \} \quad (4.2)$$

式中, $type$ 、 $object$ 和 $necessity$ 的含义与选择型需求中的相同; $attribute$ 表示作用对象的属性, $value$ 表示其属性值。 $value$ 的取值范围较广, 不局限于具体的数字, 还包括区间、时间、指定性形容词等可以具体描述对象属性的元素。

③比较型需求 (Comparing Requirement, CR): 客户在不能直接给出装备的某些参数的情况下, 通过对两个对象属性进行比较, 间接地表达其对于装备结构和功能等的偏好与诉求。

比较型需求的规范表达为:

$$CRP = \left\{ \langle CR \left(\begin{array}{c} type, object1(attribute, value), \\ object2(attribute, value), comparison, necessity \end{array} \right) \rangle \right\} \quad (4.3)$$

式中, $type$ 、 $object$ 、 $attribute$ 、 $value$ 和 $necessity$ 的含义与赋值型需求中的相同; $comparison$ 表示两个对象属性之间的比较运算。

④模糊型需求 (Blurring Requirement, BR): 客户在进行复杂重型装备需求表达时, 无法用定量或定性的方式对其需求进行描述, 往往采用表示程度的形容词等语言进行表示。

模糊型需求的规范表达为:

$$CRP = \{ \langle BR(type, object, attribute, description, necessity) \rangle \} \quad (4.4)$$

式中, $type$ 、 $object$ 、 $attribute$ 和 $necessity$ 的含义与赋值型需求中的相同; $description$ 表示对属性进行模糊性的描述。

4.1.2 基于物元理论的客户需求偏好影响表达

在网络化协同制造模式下,复杂重型装备的研制以客户需求为导向,其逐渐融入设计、制造等各个环节的生产活动之中,最终使得装备产品表现出不同于普通类型产品的鲜明特征。因此,客户需求偏好与复杂重型装备研制任务之间存在密切联系,其对任务间的相关性、信息交流与反馈产生一定的波动。这种波动最终使得原型任务发生质变,导致定制任务的产生。所以,在对定制任务进行分解时,需要充分考虑客户需求偏好对其的影响。

物元理论由可拓学学科的创立者蔡文于 20 世纪 80 年代提出^[85]。物元理论从事物的矛盾入手,通过构建矛盾问题与客观事物内部因素之间的相互联系,从而寻找解决矛盾的最佳方法。物元理论将所研究的事物称为物元,对物元进行形式化描述并建立形式化矩阵,能够从定性和定量两个角度反映出事物内部组织结构的变化过程与规律,从而为解决事物的矛盾提供科学可靠的工具。

在物元理论中,将事物的名称记作 N ,特征记作 C ,特征值记作 V 。 N, C, V 构成了描述物元的三要素,用来表示事物的最基本单元,记作 $R = (N, C, V)$ 。其中 $V = C(N)$,因此三元组也可以表示为

$$R = (N, C, C(N)) \quad (4.5)$$

物元本身可包含多个特征,可分别将这些特征记作 $C_1, C_2, C_3, \dots, C_n$ 。其中, n 为物元特征的个数,也可将其称为物元的维数。类比单个特征的最基本物元,可将具有多个特征的物元通过列矩阵进行表示

$$C = \begin{bmatrix} C_1 \\ C_2 \\ \vdots \\ C_n \end{bmatrix}, V = \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \vdots \\ V_n \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

其中,第 i 个分物元 R_i 可以表示为

$$R_i = (N, C_i, V_i) \quad (4.7)$$

则物元 R 与分物元 R_i 的关系可以表示为

$$R = (R_1, R_2, \dots, R_n) = (N; (C_1, V_1), (C_2, V_2), \dots, (C_n, V_n)) = \begin{bmatrix} N & C_1 & V_1 \\ & C_2 & V_2 \\ & \vdots & \vdots \\ & C_n & V_n \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

对复杂重型装备任务分解来说,一个任务的研制信息可能会受到客户需求偏好中多个因素的共同影响。因此,可以基于上述物元理论构建客户需求偏好复合物元 R_{mn} :

$$R_{mn} = \begin{matrix} & D_1 & D_2 & \cdots & D_j & \cdots & D_n \\ \begin{matrix} T_1 \\ T_2 \\ \vdots \\ T_i \\ \vdots \\ T_m \end{matrix} & \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1j} & \cdots & v_{1n} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2j} & \cdots & v_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ v_{i1} & v_{i2} & \cdots & v_{ij} & \cdots & v_{in} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{m1} & v_{m2} & \cdots & v_{mj} & \cdots & v_{mn} \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (4.9)$$

式中, T_i 表示第*i*个任务, $i = 1, 2, 3, \dots, m$; D_j 表示第*j*个需求偏好因素, $j = 1, 2, 3, \dots, n$; v_{ij} 表示第*j*个需求偏好因素对于第*i*个任务的偏好影响值。

4.1.3 客户需求偏好-定制任务映射分析

由上文的分析可知, 客户需求偏好会影响复杂重型装备研制活动和任务的有序开展。构建客户需求偏好与定制任务之间的联系, 将需求偏好对于任务的影响度进行准确量化是复杂重型装备研制过程中的重要步骤。因此, 如何有效和准确地将客户需求偏好映射至装备任务之中是实现复杂重型装备定制任务合理分解的重要前提和基础。

对于将客户需求偏好精确转化成产品开发过程中的结构设计、工艺转换和制造等活动信息这一问题, 已有大量学者进行研究。王中华(2007)^[86]等采用模糊理论和神经网络构建了模糊客户需求映射模型。常迪(2015)^[87]等将客户关系管理、数据统计分析和质量功能展开等方法相融合, 实现了客户对于服装需求的获取、分析与映射。张伟伟(2017)^[88]提出一种改进质量屋(QFDE)的方法将客户的绿色需求转换为产品功能模块的技术参数。徐林燕(2017)^[89]采用公理化设计的方法将功能需求转化为设计参数。

上述研究成果已很丰富, 但对于复杂重型装备这类特殊产品来说还存在一定局限性。首先, 复杂重型装备不同于一般类型产品, 其结构层级复杂, 特定功能受多个子系统影响且系统间交互、耦合关系错综复杂, 如何将客户需求偏好准确映射至不同层级的任务中是亟待解决的问题; 其次复杂重型装备的多学科交叉的研制特征使得在对其进行需求映射时, 需要考虑不同知识对于同一任务映射效果; 最后, 需要考虑在网络化协同制造模式下从客户需求偏好到定制任务映射的效率与准确性。

为解决以上针对复杂重型装备的需求偏好映射问题, 本节提出网络化协同制造模式下客户需求偏好-定制任务映射方法。该方法充分利用复杂重型装备现有研制技术体系, 通过提取其中的规则来指导客户需求偏好的映射过程, 同时考虑到复杂重型装备多层级任务的特性, 通过层级映射和特征属性映射将客户的不同类型需求偏好逐层细化到具体任务。其具体流程如图 4.2 所示。

步骤 1 通过 4.1.1 节的规范化表达方法, 对当前客户需求偏好进行规范化表达

与描述。

步骤 2 分析复杂重型装备的结构、原型零部件任务与客户需求偏好、从目前企业积累的复杂重型装备研制技术体系中抽取出与产品相关的各类学科知识与经验，形成需求偏好映射规则。通过映射规则来指导接下来的三级映射。

步骤 3 通过规范化表达中的“对象”构建需求偏好与定制零部件之间的联系，实现需求偏好到任务层级的映射；比较在同一层级下的需求与任务特征属性的影响度，对需求偏好进行准确量化。

步骤 4 计算客户需求偏好中的不同因素对于同一任务的影响度，形成客户需求偏好-定制任务影响度矩阵。

步骤 5 将此次客户需求偏好映射结果反馈至复杂重型装备研制技术体系，对体系进行丰富和更新。

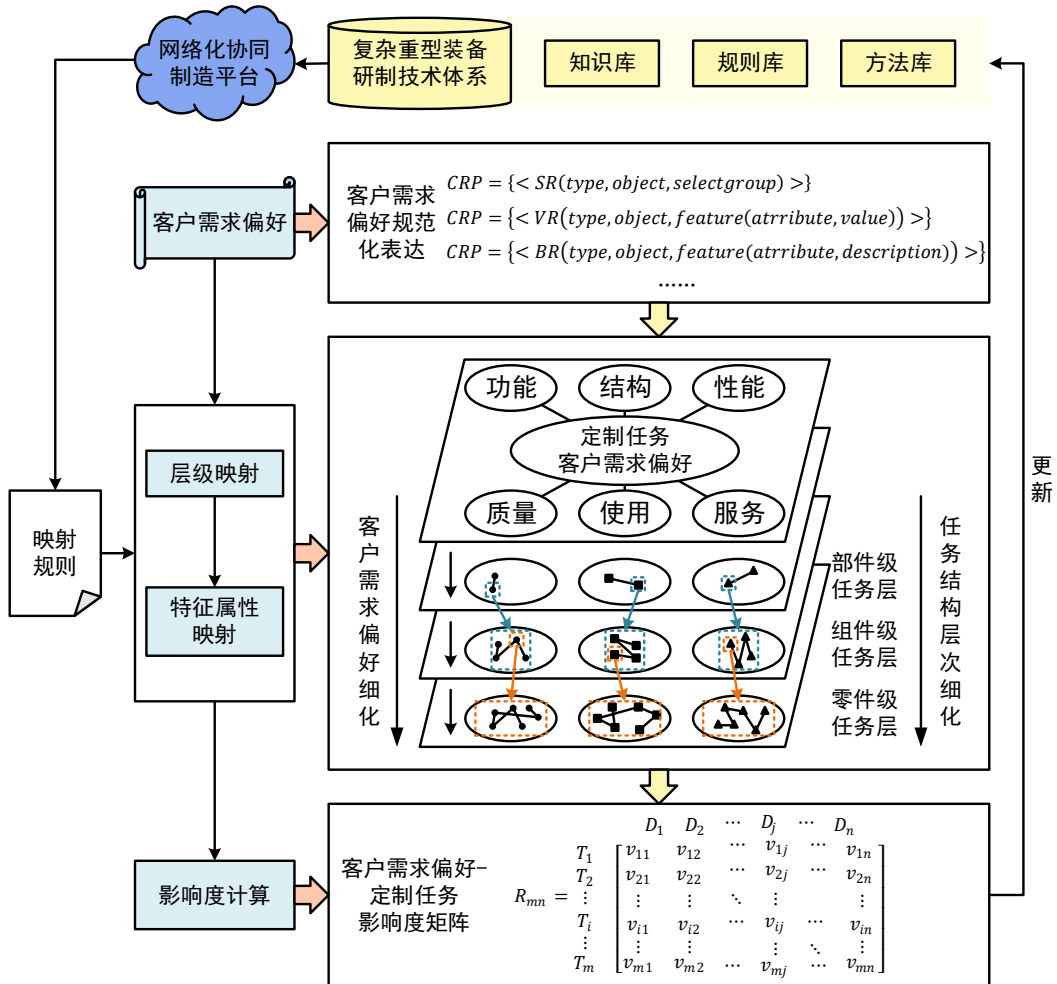


图 4.2 网络化协同制造模式下客户需求偏好-定制任务映射流程

Fig. 4.2 The mapping process of customer requirement preference and customized task under the networked collaborative manufacturing mode

由于在客户需求规范化表达过程中, 客户会对特定零部件对象提出相应需求, 而需求所具有的传递特性最终会影响至最底层的零件级任务的特征属性。因此可以通过比较需求偏好与任务之间的特征属性来计算需求的影响度, 其计算方法如下:

构建需求偏好影响因素集合 $d = \{(R_F, R_C, R_P, R_Q, R_U, R_S) | d_1, d_2, d_3, \dots, d_n\}$, 其中 R_F 、 R_C 、 R_P 、 R_Q 、 R_U 和 R_S 分别为功能需求、结构需求、性能需求、质量需求、使用需求和服务需求所对应的影响因素集合, 其都是 d 的子集合, n 为影响因素的总个数。构建定制任务的元任务集合 $t = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_m\}$, m 为元任务数目。

元任务与影响因素之间的层级影响度为:

$$effectH(t_i, d_j) = \frac{rc_{ij}}{e^{h_1+h_2}} \quad (4.10)$$

其中, 如果元任务 i 属于需求影响因素 j 所作用对象, 则 $rc_{ij} = 1$, 否则 $rc_{ij} = 0$ 。 h_1 和 h_2 分别为需求从部件层到组件层、组件层到零件层的影响传播系数。

元任务与影响因素之间的特征影响度^[90]为:

$$effectF(t_i, d_j) = \frac{|N_{ij}|_{c \in C}^{t_{ic}=1 \cap d_{jc}=1}}{|N_{ij}|_C - |N_{ij}|_{c \in C}^{t_{ic}=0 \cap d_{jc}=0}} \quad (4.11)$$

其中, $|N_{ij}|_{c \in C}^{t_{ic}=1 \cap d_{jc}=1}$ 表示元任务 i 与需求影响因素 j 具有的相同特征的个数, $|N_{ij}|_C$ 表示所有特征的个数, $|N_{ij}|_{c \in C}^{t_{ic}=0 \cap d_{jc}=0}$ 表示元任务 i 与需求影响因素 j 都不具有的特征的个数。

则需求影响因素 j 对于元任务 i 的综合影响度为:

$$v_{ij} = \alpha effectH(t_i, d_j) + (1 - \alpha) effectF(t_i, d_j) \quad (4.12)$$

其中, α 为基于层级和特征映射的调节平衡参数。由此可以构建在 4.1.2 节所提出的客户需求偏好复合元 R_{mn} , 如公式(4.9)所示。

在客户需求偏好到定制任务的映射过程中, 存在多种需求因素相互耦合共同作用于同一任务的情况。因此, 对不同类型需求因素的重要程度(即权重)的确定也是任务映射不可缺少的环节。

层次分析法 (Analytic Hierarchy Process, AHP) 是由 T.L.Saaty 等人提出的一种决策问题分析方法^[91]。它通过将决策问题的影响因素划分为不同层次结构的子类, 并对各个子类进行相互对比, 实现对影响因素的定性和定量分析。而层次分析法中存在的需要专家系统支持、基于平均值的特征值求法和一致性检验困难等局限性也不可忽视。为了解决此问题, 有关学者对传统 AHP 方法进行改进, 提出了模糊层次分析法 (Fuzzy Analytic Hierarchy Process, FAHP), 通过构建模糊一致判断矩

阵来计算权重。根据 FAHP 的方法，确定客户需求偏好到定制任务的映射权重的过程如下：

步骤 1 根据需求偏好的指标体系和判断原理，建立指标的相对重要程度比较标准，如表 4.1 所示。

表 4.1 相对重要程度比较标度

Table 4.1 Relative Importance Scale

重要程度	标度	说明
同等重要	0.5	两个因素相比，具有相同的重要性
稍微重要	0.6	两个因素相比，一个比另一个稍微重要
明显重要	0.7	两个因素相比，一个比另一个明显重要
强烈重要	0.8	两个因素相比，一个比另一个强烈重要
极端重要	0.9	两个因素相比，一个比另一个极端重要
反比较	0.1, 0.2, 0.3, 0.4	两个因素相比，若因素 a 相对于因素 b 的判别为 e_{ij} ，则因素 b 相对于因素 a 的判别为 $e_{ji} = 1 - e_{ij}$

步骤 2 根据比较标度，构造客户需求偏好模糊一致判断矩阵：

$$A_1 = \begin{bmatrix} 1 & e_{12} & e_{13} & \cdots & e_{1n} \\ e_{21} & 1 & e_{23} & \cdots & e_{2n} \\ e_{31} & e_{32} & 1 & \cdots & e_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{n1} & e_{n2} & e_{n3} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

步骤 3 计算权重。对矩阵 A_1 按行求和：

$$a_i = \sum_{k=1}^n e_{ik}, i = 1, 2, \cdots, n \quad (4.14)$$

之后进行数学变换：

$$a_{ij} = \frac{a_i - a_j}{2(n-1)} + 0.5 \quad (4.15)$$

得到了模糊一致性矩阵 $A_2 = (a_{ij})_{n \times n}$ 。然后，根据下面的公式对矩阵 A_2 进行归一化处理

$$k_i = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij} + \frac{n}{2} - 1}{n(n-1)}, i = 1, 2, \cdots, n \quad (4.16)$$

可以得到客户需求偏好各因素的重要度向量：

$$K = [k_1, k_1, \cdots, k_n] \quad (4.17)$$

最终可以得到客户需求偏好对于单个元任务的综合影响度：

$$CRPI_{t_i} = \sum_{j=1}^n v_{ij} k_j \quad (4.18)$$

从公式可以看出， $CRPI_{t_i}$ 越大，说明这客户需求偏好对于元任务*i*的影响度越大，在进行零部件研制和任务分解的过程中需要特别注意。至此，完成了客户需求偏好对于定制任务的影响度映射。

4.1.4 复杂重型装备定制任务相关性矩阵构建

复杂重型装备不同任务之间的信息传递与相互交互对于研制过程中的任务分解、资源适配等环节具有重要影响，需要对任务相关性进行建模。设计结构矩阵（Design Structure Matrix, DSM）通过矩阵的方式来描述系统组成元素之间的关联关系，是产品开发过程中一种重要的定量分析工具^[92]。因此，本节采用 DSM 对复杂重型装备定制任务相关性进行建模。

在第 2 章对复杂重型装备任务进行分析可知，复杂重型装备定制任务量在总任务中具有较大比重，而且是在已有原型零部件的基础上根据客户需求偏好进行变型修改或者是全新设计的。因此，复杂重型装备定制任务中元任务之间的相关性可以通过下面的公式表示：

$$R_{ct} = R_{st} \cdot CRPI_t \quad (4.19)$$

其中， R_{ct} 表示定制任务相关性矩阵， R_{st} 表示原型任务相关性矩阵， $CRPI_t$ 表示客户需求偏好矩阵。现在对 $CRPI_t$ 和 R_{st} 和进行计算。

①计算 $CRPI_t$

上一节通过客户需求偏好的映射分析，可以得到单个任务的影响度计算公式。则客户需求偏好对于定制任务的影响度矩阵可以表示为：

$$CRPI_t = \begin{bmatrix} CRPI_{t1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & CRPI_{t2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & CRPI_{tm} \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

②计算 R_{st}

对原型任务进行相关性分析时，综合考虑复杂重型装备零部件功能的完整性、内部结构关联程度、物理信息（物料流和能量流等）的流动与传递、任务所涉及的技术和任务所执行的空间等角度，选取功能相关性、结构相关性、物理相关性、技术相关性和空间相关性指标对原型任务的相关性进行度量。原型任务相关性评价指标体系如图 4.3 所示。

首先，根据所建立的任务相关性评价指标体系，通过 DSM 方法分别构建元任务间的功能相关性矩阵 $R_{fc} = (r'FC_{ij})_{m \times m}$ 、结构相关性矩阵 $R_{cc} = (r'CC_{ij})_{m \times m}$ 、物

理相关性矩阵 $R_{pc} = (r'PC_{ij})_{m \times m}$ 、技术相关性矩阵 $R_{tc} = (r'TC_{ij})_{m \times m}$ 、空间相关性矩阵 $R_{sc} = (r'SC_{ij})_{m \times m}$ 。然后，采用上一节所介绍的 FAHP 的方法，分别计算出五类相关性的权重，记为 ω_{fc} 、 ω_{cc} 、 ω_{pc} 、 ω_{tc} 和 ω_{sc} 。之后，根据相关性矩阵与权重可以计算两个元任务之间的综合相关性：

$$r'_{ij} = r'FC_{ij} \cdot \omega_{fc} + r'CC_{ij} \cdot \omega_{cc} + r'PC_{ij} \cdot \omega_{pc} + r'TC_{ij} \cdot \omega_{tc} + r'SC_{ij} \cdot \omega_{sc} \quad (4.21)$$

由此可以得到原型任务间相关性矩阵：

$$R_{st} = \begin{bmatrix} r'_{11} & r'_{12} & \cdots & r'_{1m} \\ r'_{21} & r'_{22} & \cdots & r'_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r'_{m1} & r'_{m2} & \cdots & r'_{mm} \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

综上，可以通过公式(4.19)、(4.20)和(4.22)实现复杂重型装备定制任务相关性模型 $R_{ct} = (r_{ij})_{m \times m}$ 的构建。

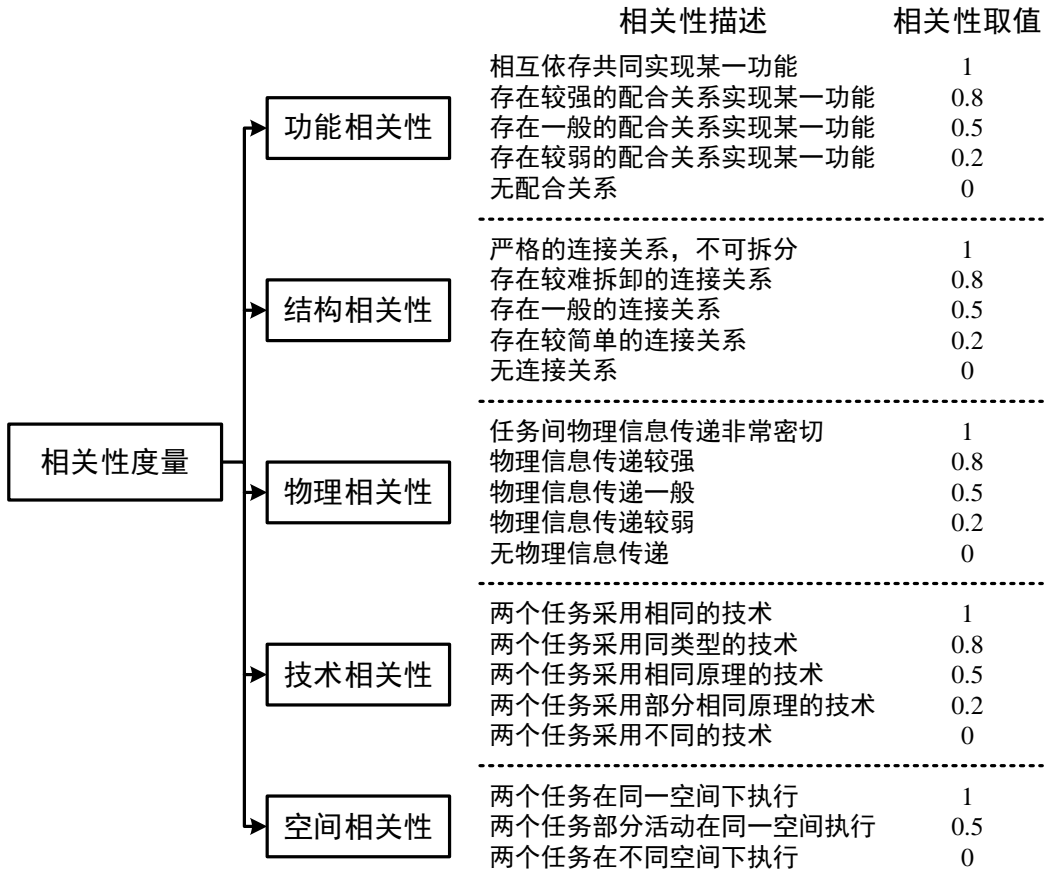


图 4.3 任务相关性评价指标体系

Fig. 4.3 Evaluation system of correlations between tasks

4.2 考虑资源适配的复杂重型装备定制任务分解模型构建

4.2.1 模型相关假设与定义

在网络化协同制造模式下,假设待分解的复杂重型装备定制任务为 T ,对组成定制任务的 m 个元任务进行模糊聚类,形成 n 个子任务集,可表示为 $T = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_n\}$,各子任务中可包含一个或多个元任务。同时由于模型中引入了任务与资源适配性的概念,所以假设子任务可以与任何满足其执行需求的候选资源服务进行匹配,不考虑资源服务在时间序列中是否已经被占用。

下面对复杂重型装备定制任务分解模型参数符号进行定义,如表 4.2 所示。

表 4.2 模型参数符号定义

Table 4.2 Meaning of Model Parameter Symbols

参数符号	含义
t_i	定制任务中第 i 个元任务
m	元任务的数量
T_i	定制任务经过分解后得到的第 i 个子任务
n	子任务的数量
T_i^j	第 i 个子任务中的第 j 个元任务
k_i	第 i 个子任务中所包含的元任务个数
r_{ij}	元任务 i 与元任务 j 间的相关性
coh_i	子任务 i 的内聚度
cou_{ij}	子任务 i 与子任务 j 间的耦合度
c_i	元任务 i 研制成本
$time_i$	元任务 i 研制时间
qua_i	元任务 i 质量要求
C_{T_i}	子任务 i 研制成本
$Time_{T_i}$	子任务 i 研制时间
Qua_{T_i}	子任务 i 质量要求
Res_i	子任务 i 所对应的候选资源集
Res_i^j	子任务 i 所对应的候选任务集中第 j 个候选资源
$ResC_i^j$	候选资源的价格
$ResTime_i^j$	候选资源的任务执行时间

续表 4.2:

参数符号	含义
$ResQua_i^j$	候选资源所提供服务的質量
k	定制任务与资源服务的综合匹配度

4.2.2 任务分解模型目标函数

在对定制任务进行任务分解时，需要使分解后的子任务内部的内聚程度尽可能高，提高子任务的独立性与可执行度；同时使子任务间的耦合程度尽可能低，从而避免子任务间过强的信息交流所带来的额外时间与成本的损耗。子任务的内聚度计算公式为：

$$coh_i = \sum_{t_a, t_b \in T_i} r_{ab} \quad (4.23)$$

子任务间的耦合度计算公式为：

$$cou_{ij} = \sum_{t_a \in T_i, t_b \in T_j} r_{ab} \quad (4.24)$$

则定制任务分解的目标函数为：

$$\max \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n coh_i \right) \quad (4.25)$$

$$\min \left(\frac{2}{n(n-1)} \sum_{T_i, T_j \in T} cou_{ij} \right), 1 \leq i \leq j \leq n \quad (4.26)$$

4.2.3 任务分解模型约束条件

在任务分解的过程中需要遵循粒度适中的原则。任务粒度用来描述任务内部活动的聚合程度，反映了任务的组织形式。相关文献从任务内部的活动约束和交互程度对任务粒度进行定量分析，取得了一定的成果。但是对于网络化协同制造模式来说，为了使分解后子任务具有合适的粒度，不仅需要考虑其自身内部因素的影响，还需要保证在进行下一步任务与资源的匹配、优选时，每个任务存在多个能够满足其执行需求的候选资源。

如图 4.4 所示，当分解得到的子任务粒度较大时，所对应的候选资源服务的能力不足以执行任务；当任务子任务粒度较小时，候选资源服务的能力完全满足任务的执行需求且有剩余，这对平台资源服务提供商来说则产生了浪费；当子任务粒度适中恰好与资源服务相匹配时，则在满足任务粒度合适的条件下同时实现了资源服务的最佳利用。

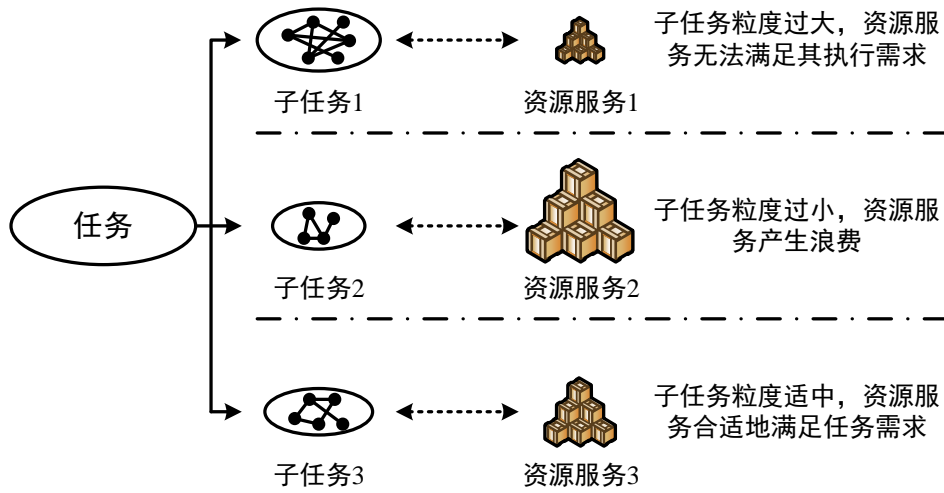


图 4.4 不同任务与资源服务的匹配情况

Fig. 4.4 Matching of different tasks and resource services

本文利用任务与资源服务的相关属性来计算其之间的匹配程度。第 i 个子任务的成本、时间和质量的计算公式为：

$$C_{T_i} = (1 + \theta_1) \sum_{t \in T_i} c_i \quad (4.27)$$

$$Time_{T_i} = (1 + \theta_2) \sum_{t \in T_i} time_i \quad (4.28)$$

$$Qua_{T_i} = \frac{(1 + \theta_3)}{k_i} \sum_{t \in T_i} qua_i \quad (4.29)$$

式中， θ_1 、 θ_2 和 θ_3 分别为元任务在聚类子任务后在成本、时间和质量上的调节系数，且 $0 < \theta_1, \theta_2, \theta_3 < 1$ 。取第 i 个子任务所对应资源服务候选集中的资源属性值交集作为匹配参考：

$$GenC_{Res_i} = \min(ResC_i^j) \quad (4.30)$$

$$GenTime_{Res_i} = \min(ResTime_i^j) \quad (4.31)$$

$$GenQua_{Res_i} = \min(ResQua_i^j) \quad (4.32)$$

则定制任务与资源的综合匹配度为：

$$k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\alpha_1 \cdot \frac{C_{T_i}}{GenC_{Res_i}} + \alpha_2 \cdot \frac{Time_{T_i}}{GenTime_{Res_i}} + \alpha_3 \cdot \frac{Qua_{T_i}}{GenQua_{Res_i}} \right) \quad (4.33)$$

式中， α_1 、 α_2 和 α_3 分别为成本、时间和质量因素在资源适配性约束中的重要度，且 $\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 = 1$ 。由此，考虑到资源适配的复杂重型装备定制任务分解模型

为:

$$\max \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n coh_i \right) \quad (4.34)$$

$$\min \left(\frac{n(n-1)}{2} \sum_{T_i, T_j \in T} cou_{ij} \right), 1 \leq i \leq j \leq n \quad (4.35)$$

$$s.t. \quad k = \frac{1}{3n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{C_{T_i}}{GenC_{Res_i}} + \frac{Time_{T_i}}{GenTime_{Res_i}} + \frac{Qua_{T_i}}{GenQua_{Res_i}} \right) \geq k_0 \quad (4.36)$$

式中, k_0 为任务分解所需要达到的最低任务资源匹配度。

4.3 基于遗传聚类算法的复杂重型装备定制任务分解模型求解

4.3.1 遗传聚类算法简介

模糊聚类最先由 Ruspini 提出并进行系统研究^[93]。作为一种无监督的学习方法, 模糊聚类能够在没有先验知识的影响下将待分类对象划分为若干类别, 使得同一类别下的对象彼此相似, 而不同类之间的对象存在差异。目前多种方法, 如图论、动态规划和各类进化算法等, 被应用于模糊聚类之中。模糊聚类的原理如下:

假设 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 是 n 个待聚类对象的集合, 其中每个对象可通过 m 个特征进行描述, 可表示为 $X_i = \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^j, \dots, x_i^m\}$, x_i^j 表示 X_i 在第 j 个特征上的特征值, m 为特征空间维数。将集合 X 中的对象聚类成 k 簇 (类), 可表示为 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_k\}$, 并且满足:

$$G_1 \cup G_2 \cup \dots \cup G_k = X \quad (4.37)$$

$$\forall G_i \cap G_j = \emptyset, 1 \leq i \neq j \leq k \quad (4.38)$$

则称 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_k\}$ 是对集合 X 的划分, 这样的聚类被称作硬划分。对象 $X_i (1 \leq i \leq n)$ 与 $G_j (1 \leq j \leq k)$ 之间的隶属关系可以用函数进行表示:

$$\mu_{G_j}(X_i) = \begin{cases} 1, & X_i \in G_j \\ 0, & X_i \notin G_j \end{cases} \quad (4.39)$$

常见的模糊聚类算法在本质上算是一种局部搜索算法, 它通过迭代的方式来寻找最优的聚类方案。在对聚类对象进行划分时, 首先要设定聚类数目, 创建一个初始的划分, 然后再不断进行迭代, 通过将对象移动到不同的类别间中寻求最优解。因此它存在以下问题: ①当需要聚类的对象数目较多时, 在迭代和移动对象时就会增大计算量和计算难度, 花费较多时间。②对初始聚类中心敏感, 可能每次聚类结果存在差异。③可能会陷入局部最优而不是全局最优。

为了解决聚类算法可能陷入局部最优的缺陷以及提高算法的计算能力, 本节将遗传算法与聚类算法进行融合。遗传算法遵循自然界生物进化过程中“优胜劣汰”

的搜索策略,通过“选择、交叉、变异”的操作产生新的种群个体,并通过适应度函数筛选和保留优秀个体,逐代演化形成最优个体。算法能够充分利用其全局搜索能力和隐含并行性来发掘较大区域范围内的最优解,同时拥有较强的稳健性。因此,将遗传算法与聚类算法相结合能够解决后者存在的缺陷,更好地解决聚类问题。

4.3.2 算法设置

对于遗传聚类算法的相关设置如下:

①编码规则设置

设将复杂重型装备定制任务 T 分解至最底层形成 m 个元任务,表示为 $t = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_m\}$ 。不同元任务之间的信息交互程度基于本章 4.1 节构建的任务间相关性 DSM,元任务 i 与元任务 j 之间的相关性表示为 r_{ij} , $1 \leq i, j \leq m$ 。设聚类后子任务的数目为 n ,子任务集合表示为 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ 。引入状态变量 μ_{ij} ,表示任务 t_j 对于子任务 T_i 的隶属关系,如果 $t_j \in G_i$,则 $\mu_{ij} = 1$,反之 $\mu_{ij} = 0$ 。由此可以构建元任务聚类结果到遗传聚类算法染色体的编码映射,形成隶属矩阵 $AR = (\mu_{ij})_{n \times m}$,如图 4.5 所示。

	元任务1	元任务2	元任务3	元任务m
子任务1	μ_{11}	μ_{12}	μ_{13}	μ_{1m}
子任务2	μ_{21}	μ_{22}	μ_{23}	μ_{2m}
子任务3	μ_{31}	μ_{32}	μ_{33}	μ_{3m}
.....
子任务n	μ_{n1}	μ_{n2}	μ_{n3}	μ_{nm}

↓ 映射

	t_1	t_2	t_3	t_m
T_1	μ_{11}	μ_{12}	μ_{13}	μ_{1m}
T_2	μ_{21}	μ_{22}	μ_{23}	μ_{2m}
T_3	μ_{31}	μ_{32}	μ_{33}	μ_{3m}
.....
T_n	μ_{n1}	μ_{n2}	μ_{n3}	μ_{nm}

图 4.5 染色体编码规则

Fig. 4.5 Chromosome coding rules

每一个隶属矩阵 AR 都代表着一个不同的染色体。由于一个元任务仅属于一个子任务,所以在矩阵 AR 的所有列中,有且仅有一个元素的值为 1,其他元素都为 0,即 $\sum_{i=1}^m \mu_{ik} = 1$ 。

②种群初始化

确定了编码规则后，现在进行种群初始化操作。通过对隶属矩阵 AR 内的元素进行赋值（即对其每一列中随机选择一个元素赋值为 1，列中其他元素都为 0）生成初始染色体 AR_1 。然后反复执行上述操作，根据输入的种群数量 P_{size} ，从样本空间中随机赋值形成 P_{size} 个染色体。

③适应度函数构建

适应度函数是度量种群个体的适应程度的方法，一般与初始模型的目标函数一致。此外，由于模型中存在资源适配性约束函数，不便于遗传算法的求解。因此，通过惩罚函数将约束引入适应度函数中，从而将约束优化模型转化为无约束优化模型。下面分别对内聚度函数、耦合度函数、惩罚函数和适应性函数进行构建。

1) 内聚度函数

设隶属矩阵 AR 中的每一行为 $AR_{row1}, AR_{row2}, \dots, AR_{rown}$ 。对于任意一行 AR_{rowi} ，对其进行如下计算：

$$\begin{aligned} Cou'_i &= (AR_{rowi})^T AR_{rowi} = \begin{bmatrix} \mu_{i1} \\ \mu_{i2} \\ \vdots \\ \mu_{im} \end{bmatrix} [\mu_{i1} \quad \mu_{i2} \quad \cdots \quad \mu_{im}] \\ &= \begin{bmatrix} \mu'_{11} & \mu'_{12} & \cdots & \mu'_{1m} \\ \mu'_{21} & \mu'_{22} & \cdots & \mu'_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu'_{m1} & \mu'_{m2} & \cdots & \mu'_{mm} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.40)$$

将其对角线上的元素都赋值为 0，即 $\mu'_{kk} = 0, 1 \leq k \leq m$ ，其余元素保持不变，可以得到子任务 i 的内部元任务之间的交互布尔矩阵：

$$Cou_i = \begin{bmatrix} 0 & \mu'_{12} & \cdots & \mu'_{1m} \\ \mu'_{21} & 0 & \cdots & \mu'_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu'_{m1} & \mu'_{m2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (4.41)$$

则可以结合定制任务相关性矩阵 R_{ct} 计算子任务 i 的内聚度：

$$coh_i = \sum_{p=1}^m \sum_{q=1}^m r_{pq} \cdot \mu'_{pq} \quad (4.42)$$

染色体 AR 的内聚度函数为：

$$coh(AR) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m coh_i \quad (4.43)$$

2) 耦合度函数

对于任意子任务 i 和子任务 j ，对它们的行向量 AR_{rowi} 和 AR_{rowj} 进行如下的运算：

$$Cou_{ij} = (AR_{rowi})^T AR_{rowj} + (AR_{rowj})^T AR_{rowi} = \begin{bmatrix} \mu''_{11} & \mu''_{12} & \cdots & \mu''_{1m} \\ \mu''_{21} & \mu''_{22} & \cdots & \mu''_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu''_{m1} & \mu''_{m2} & \cdots & \mu''_{mm} \end{bmatrix} \quad (4.44)$$

就得到了子任务*i*和子任务*j*之间的交互布尔矩阵。与子任务内聚度的计算类似，子任务*i*和子任务*j*间耦合度计算公式为：

$$cou_{ij} = \sum_{p=1}^m \sum_{q=1}^m r_{pq} \cdot \mu''_{pq} \quad (4.45)$$

染色体*AR*的耦合度函数为：

$$cou(AR) = \frac{2}{m(m-1)} \sum_{AR_{rowi}, AR_{rowj} \in AR} cou_{ij}, 1 \leq i \leq j \leq n \quad (4.46)$$

3) 惩罚函数

惩罚函数是处理遗传算法等进化算法中的约束的最常用的方法之一。惩罚函数的方法通过在目标函数中增加惩罚项来构造适应度函数，从而将约束问题转化为无约束问题。惩罚项通常由惩罚因子与惩罚函数构成。根据惩罚函数是否变化，可以将其分为静态惩罚函数、动态惩罚函数和自适应惩罚函数。静态惩罚函数不会随着算法迭代的次数或者求解时间的变化而变化；动态函数则是相对于静态惩罚函数而言的，其会随着迭代次数和时间发生变化；而自适应惩罚函数吸收迭代过程中的相关信息动态地调整惩罚因子中的相关参数。

由于自适应惩罚函数具备的参数动态调整的特性，能够避免由于迭代数目的影响导致的惩罚项数值不合理的情况发生，本节采用自适应惩罚函数来进行惩罚函数的构造。

根据文献^[94]的相关研究，将可行解所占比例作为动态参数来构造惩罚因子，能够将惩罚值控制在合适的范围之内。本节设置的惩罚因子为：

$$C(\varphi) = e^{\alpha(1-\varphi)} - 1 \quad (4.47)$$

式中，*e*为欧拉常数， φ 为可行解所占比例， α 为调整系数，用来调整惩罚系数的范围。结合任务分解模型的约束条件，惩罚函数为：

$$G(AR) = C(\varphi) \times \delta(AR) = (e^{\alpha(1-\varphi)} - 1)\delta(AR) \quad (4.48)$$

式中， $\delta(AR)$ 为由资源适配约束所构建的函数：

$$\delta(AR) = \max[0, k_\theta - k] \quad (4.49)$$

式中，*k*为定制任务与资源服务的综合匹配度，参见公式(4.33)。

4) 适应度函数

适应度函数用来衡量种群中个体相对于最优解的程度，是区别个体的优劣度的标准。个体的适应度值越大，越接近最优解，个体遗传至下一代的概率就越大；

反之，则越小。

在解决实际问题时，一般选取模型的目标函数来构建适应度函数。根据模型的相关信息，结合模型的“子任务内部高内聚、子任务之间低耦合”的目标函数，以及将资源适配约束进行转化的惩罚函数，遗传聚类算法目标染色体的适应度函数为：

$$Fitness(l) = \frac{coh(l)}{cou(l)} - G(l) \quad (4.50)$$

式中， $Fitness(l)$ 代表第 l 条染色体的适应度值， $coh(l)$ 和 $cou(l)$ 分别为染色体 l 的内聚度和耦合度， $G(l)$ 为惩罚函数。

④染色体遗传操作

染色体的遗传操作包括选择、交叉和变异，具体流程如下：首先计算当前种群中所有个体的适应度值，并记录其中适应度值最大的个体；然后，根据其个体的适应度值大小，采用轮盘赌法选择参与接下来的交叉与变异的个体；之后，对新选择的个体进行交叉、变异的操作，形成新一代种群；最后，对新种群中个体的适应度值进行计算，并用上一代适应度值最大的个体替换当前种群中适应度值最小的个体。

1) 染色体选择

轮盘赌法的原理是个体被选中的概率与其适应度值在全部个体适应度值之和的比例成正比，即个体适应度值越大其被选择的概率也越大。第 l 条染色体被选择的概率的计算公式为：

$$P(l) = \frac{Fitness(l)}{\sum_{h=1}^{P_{size}} Fitness(h)} \quad (4.51)$$

2) 染色体交叉

染色体交叉是将一对染色体的部分片段进行交换从而形成新两个新个体的过程。采用两点交叉法，通过对两条染色体相同两个位置之间的片段进行交换完成染色体交叉的操作。染色体交叉操作如图 4.6 所示。

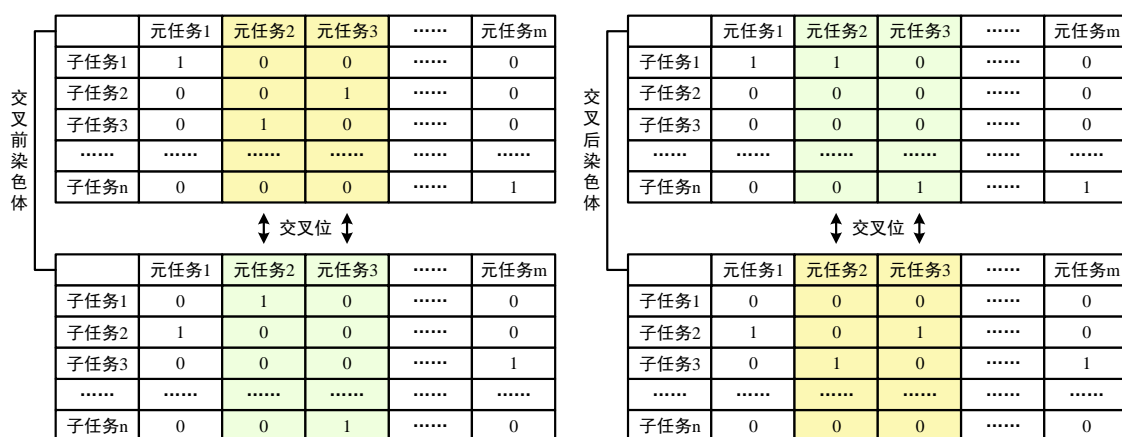


图 4.6 染色体交叉操作

Fig. 4.6 Operation of chromosome crossing

3) 染色体变异

染色体变异是模仿生物在遗传过程中染色体基因发生突变的过程，能够增大种群染色体基因的丰富度。通过对染色体中某一列进行随机编码而其他行列的元素不变，实现染色体变异操作。染色体变异操作如图 4.7 所示。

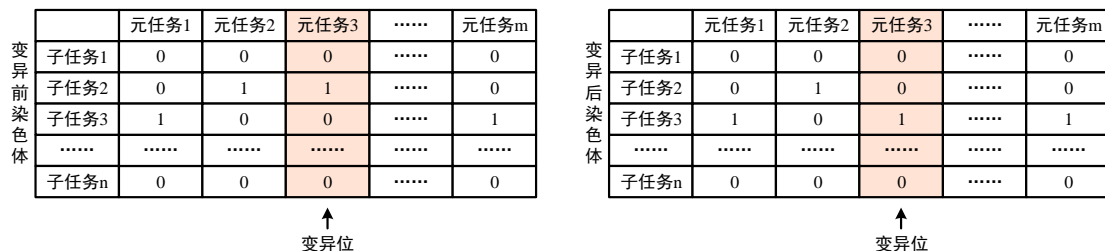


图 4.7 染色体交变异操作

Fig. 4.7 Operation of chromosome mutating

4.3.3 遗传聚类算法求解流程

结合上一节对于算法的相关设置，可以得到遗传聚类算法的求解流程，如图 4.8 所示。

首先对种群进行初始化，生成多个不同的染色体；然后，设定最终的聚类数目，根据聚类数目进行聚类中心的初始化；再计算此时种群个体的适应度值；之后对种群进行遗传操作，包括种群个体选择、交叉和变异等，并产生新一代种群；最后，随着算法的逐步迭代，种群个体逐渐优化，当达到设置的迭代次数时算法停止，输出此时的聚类结果。

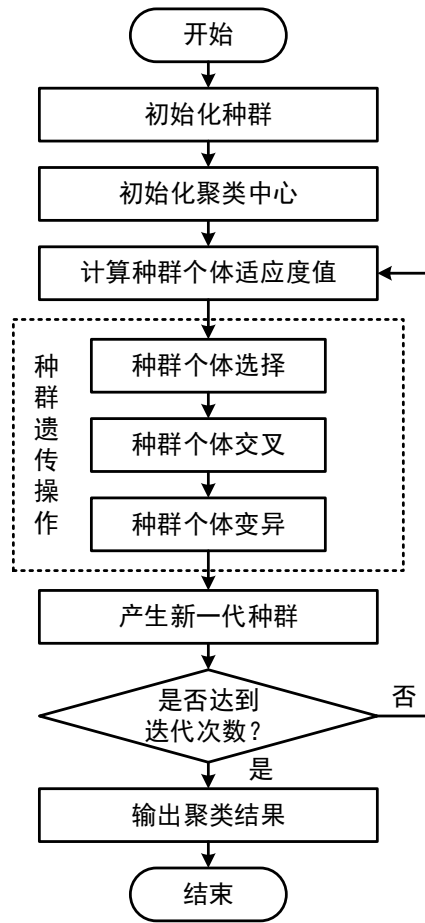


图 4.8 遗传聚类算法求解流程

Fig. 4.8 Solving process of genetic clustering algorithm

4.4 本章小结

本章首先对客户偏好进行分析，建立客户需求偏好与定制任务之间的关联映射。其次，在此基础上分析定制任务内元任务之间的相关性。然后，再考虑分解后任务与资源的适配性，构建定制任务分解数学模型。最后，采用将聚类算法与遗传算法相结合的方法对模型进行求解，实现复杂重型装备定制任务的合理分解。

5 案例分析

5.1 案例背景

X 公司是国家重大技术装备制造基地，也是世界装备制造领域内少数具备极限制造能力的企业。公司专注于挤压机、锻压机、连铸机等复杂重型装备的研制，为航空航天、能源、冶金、交通、石油化工等重要行业提供系统的制造与服务。本文依托目前公司牵头申报的国家重点研发计划项目（2018YFB1703000），选用项目中的主要研究对象“125MN 铝挤压机”作为本章案例分析的主体。125MN 铝挤压机是发展高端工业铝型材的关键核心设备，是典型的复杂重型装备。图 5.1 和图 5.2 分别为铝挤压机的实物图与结构示意图。



图 5.1 125MN 铝挤压机实物图

Fig. 5.1 Physical diagram of 125MN aluminum extruder

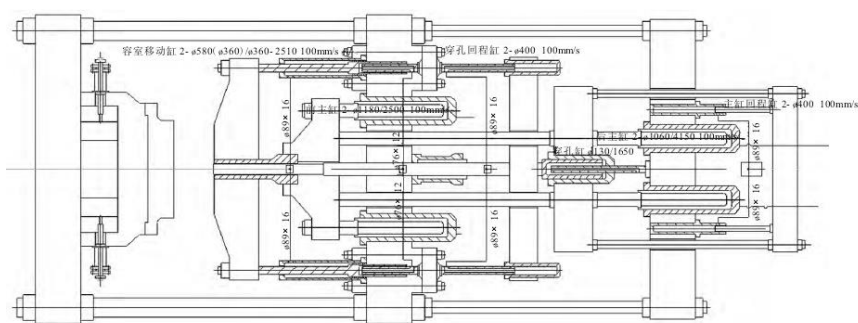


图 5.2 125MN 铝挤压机结构示意图

Fig. 5.2 Structure diagram of 125MN aluminum extruder

由于 125MN 铝挤压机规格大、结构复杂，本章仅选取 125MN 铝挤压机的机械主体部分进行任务分解方法的分析与验证。125MN 铝挤压机机械主体的层级结构如图 5.3 所示。

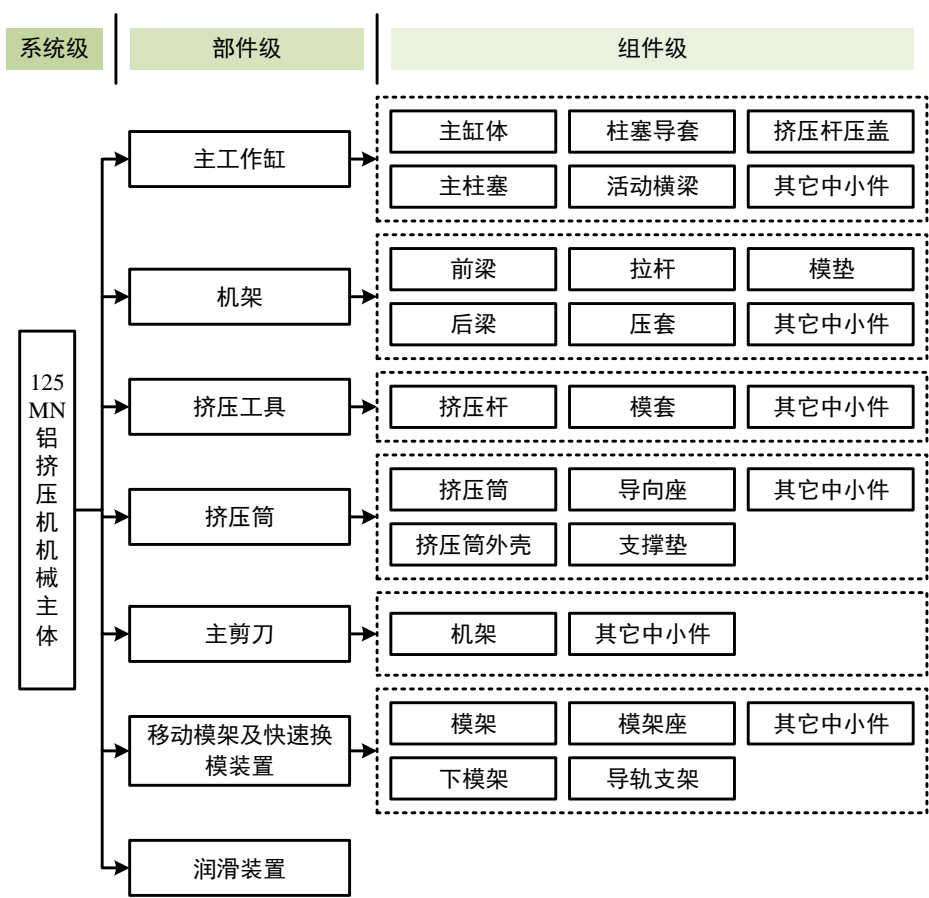


图 5.3 125MN 铝挤压机机械主体的层级结构

Fig. 5.3 Hierarchical structure of the 125MN aluminum extruder’s machinery

同时，客户对 125MN 挤压机的个性化定制提出相应的需求偏好。部分需求偏好如表 5.1 所示。

表 5.1 客户需求偏好实例

Table 5.1 Sample of customer requirement preference

需求对象	描述	需求对象	描述
挤压筒内径	Φ275mm	挤压杆运行稳定性	很好
挤压筒长度	1320mm	分离剪行程	较短
挤压筒行程	较长	挤压速度	无级调速
挤压筒闭合速度	较慢	故障诊断性	较好
挤压筒行程	1525mm	使用环境温度	[5,55]° C
挤压杆工作制度	自动制度	

5.2 基于知识图谱的复杂重型装备任务分解方法验证

5.2.1 任务检索与分解

根据图中的内容，可以清楚地了解铝挤压机不同层级结构与任务之间的关系。下面基于第3章所构建的复杂重型装备任务分解知识图谱与分解流程对125MN铝挤压机设计任务进行分解。

①系统级任务分解

与 Oracle 数据库的查询语言 SQL 类似，图数据库 Neo4j 拥有自己的查询语言为 Cypher，其语法与 SQL 类似，包含 CREATE（创建）、MATCH（匹配）、RETURN（返回）、DELETE（删除）等。因此，本文通过 Cypher 语言中的 MATCH 命令进行检索。

使用 Cypher 语言对系统级任务进行检索。由于复杂重型装备的机械本体系统结构较为复杂，同时客户需求偏好使得机械本体内不同零部件结构和属性与历史任务之间存在较大差异，因此在知识图谱中未能检索与匹配到相似度较高的历史任务。下面根据图 5.3 所示的挤压机机械主体的层级结构对其部件级任务进行检索和分解。

②部件级任务分解

使用 Cypher 语言对部件级任务进行检索。以“部件级任务”为查询目标，以“所属装备为挤压机”为限制条件，构建 Cypher 检索语句：

```
match (ComponentLevelTask {name:('移动模架及快速换模装置')})--
(PackageTask)--(DesignResource)
where ComponentLevelTask.isEquipmentOf='挤压机'
return ComponentLevelTask, PackageTask, DesignResource
```

检索结果如图 5.4 所示。检索结果为部件级任务“移动模架及快速换模装置”及其下一级任务的相关信息。图中深蓝色节点为部件级任务，浅蓝色节点与绿色节点为下一级任务和所对应的设计人员；右侧属性栏可展示部件级任务的相关设计任务的信息，包括任务编号、任务名称、任务版本、任务类别、图纸复杂等级、设计要求、任务执行人员等。以类似的检索语句检索其他部件级任务。

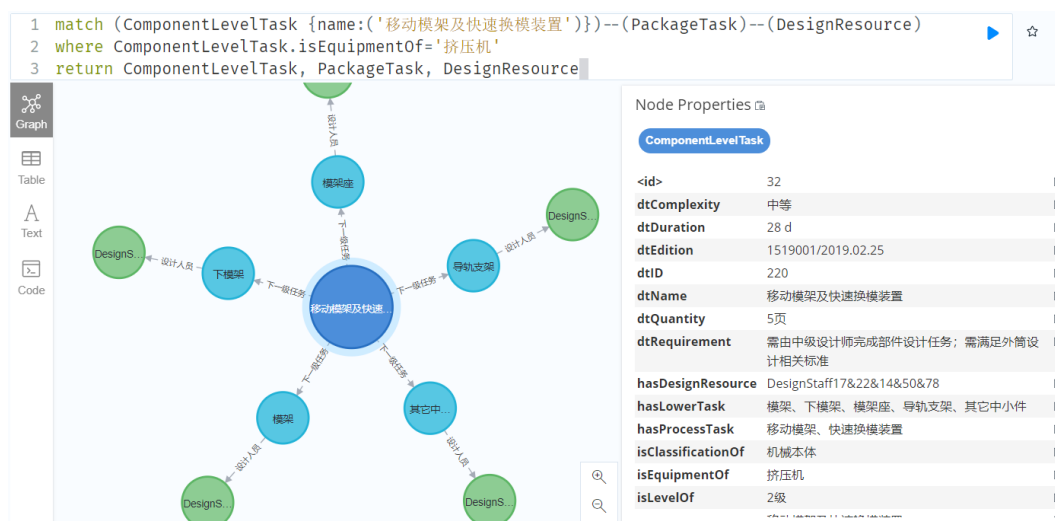


图 5.4 移动模架及快速换模装置的任务分解相关信息

Fig. 5.4 Task decomposition information of mobile mold base and quick mold change device

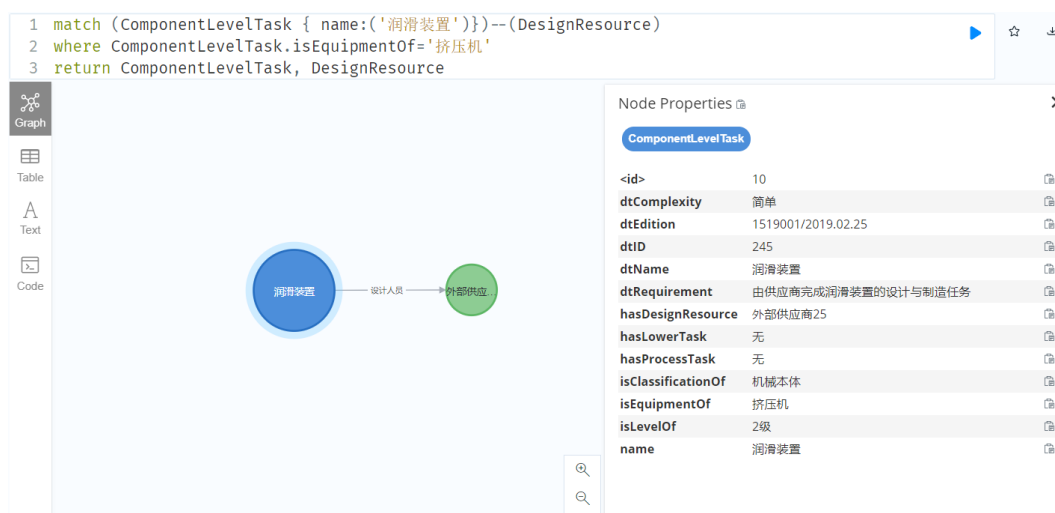


图 5.5 润滑装置的任务分解信息

Fig. 5.5 Task decomposition information of lubrication device

图 5.5 为润滑装置的任务分解相关信息。由图中的任务检索结果可知，润滑装置的设计任务不由项目总包企业完成，而是交由外部供应商代其完成，减轻了总包企业内部任务分解环节管理与执行的难度。铝挤压机部件级任务检索完成，下面其组件级任务进行检索和分解。

③组件级任务分解

使用 Cypher 语言对组件级任务进行检索。以“组件级任务”为查询目标，以“所属装备为挤压机”为限制条件，构建 Cypher 检索语句：

```
match (PackageTask{name:('柱塞导套')})--(DesignResource)
```

where PackageTask.isEquipmentOf='挤压机'

return PackageTask, DesignResource

检索结果如图 5.6 的(a)所示。以类似的检索语句检索其他组件级任务。



图 5.6 组件级任务的任务分解相关信息

Fig. 5.6 Task decomposition information of package level task

图 5.6 为铝挤压机组件级任务在任务分解知识图谱中的检索结果, 分别为柱套导套、活动横梁、压套和模垫。每个任务都检索到相匹配的历史任务, 可以以此为依据为其进行任务分解方案的规划。铝挤压机部件级任务检索完成, 下面其零件级任务进行检索和分解。

④零件级任务分解

通过对不同层级的任务进行检索, 利用知识图谱的相关任务分解相关信息完成了对 125MN 铝挤压机系统级、部件级和组件级任务的分解。由于零件级任务的粒度过细难以再进行分解与分配以及零部件层级结构的约束等原因, 未能在任务分解知识图谱中检索到单独的零件级任务的分解信息。

综合以上的任务检索结果, 基于知识图谱的复杂重型装备任务分解结果如表 5.2 所示。

表 5.2 基于知识图谱的复杂重型装备任务分解结果

Table 5.2 Task ecomposition results of complex heavy equipment based on knowledge graph

任务级别	原任务	任务分解结果	任务执行人员
部件级	移动模架及快速换模装置	模架	<i>DesignStaff17</i>
		下模架	<i>DesignStaff22</i>
		模架座	<i>DesignStaff14</i>
		导轨支架	<i>DesignStaff50</i>
		其它中小件	<i>DesignStaff78</i>
	润滑装置	润滑装置	外部供应商 25
组件级	柱塞导套	柱塞导套	<i>DesignStaff106</i>
	活动横梁	活动横梁	<i>DesignStaff132</i>
	压套	套体一	<i>DesignStaff98</i>
		套体二	<i>DesignStaff99</i>
	模垫	模垫	<i>DesignStaff145</i>
未检索到的任务	主缸体、主柱塞、挤压杆压盖		
	前梁、后梁、拉杆		
	挤压工具		
	挤压筒		
	主剪刀		

5.2.2 任务分解结果分析

利用任务分解知识图谱检索出历史相关任务以及确定任务分解方案的重要依据就是计算和比较待分解任务与知识图谱中存储的分解知识的相似度。相似度越大,说明待分解任务与历史任务之间在结构、属性和信息量等方面越为接近,则更可以采取标准或历史任务的分解方案;而相似度越小,说明任务之间的共通性越小,历史任务的分解方法不适用于当前任务,需要重新制定分解方案。125MN 铝挤压机不同任务与对应历史任务间的相似度如图 5.7 所示。

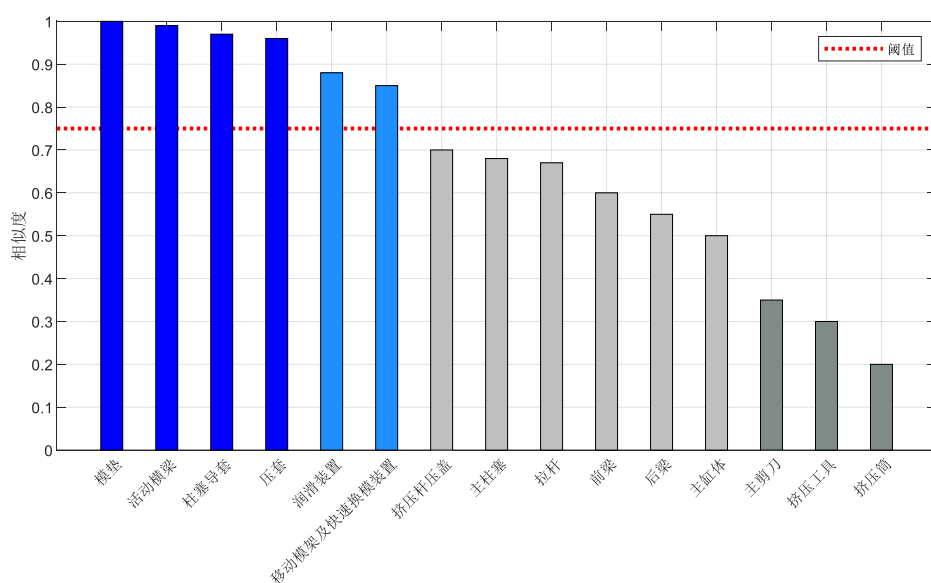


图 5.7 任务相似度比较

Fig. 5.7 Comparison of tasks' similarity

如图 5.7 所示, 经过知识图谱检索到的任务与历史任务之间的相似度都高于所设定的阈值, 而未检索到的任务都低于阈值。活动横梁等任务由于其在属性等方面与历史任务存在细微差别, 因此相似度不为 1 但却很接近, 仍然可以参照历史任务的分解方案进行分解。而由于客户需求影响、主剪刀、挤压工具和挤压筒等任务与历史任务存在较大差异, 因此未能匹配到相应的分解案例。

根据表与图的内容, 模垫、活动横梁、柱塞导套、压套、润滑装置、移动模架及快速换模装置等任务可按照其检索到的历史任务的分解方案进行分解。而主缸体、主柱塞、挤压杆压盖、前梁、后梁、拉杆、挤压工具、挤压筒、主剪刀等任务未能检索到分解方案, 需要按照第 2 章图 2.9 的分解流程采取定制任务的分解方法进行分解。

5.3 基于遗传聚类的复杂重型装备任务分解方法验证

5.3.1 客户需求偏好规范化表达与映射

将本章 5.2 节经过知识图谱检索未能匹配到分解方案的主缸体、主柱塞、挤压杆压盖、前梁、后梁、拉杆、挤压工具、挤压筒、主剪刀等任务分解至元任务。元任务信息如表 5.3 所示。

表 5.3 元任务信息

Table 5.3 Information of meta task

编号	名称	编号	名称	编号	名称
t_1	主缸体	t_8	前梁	t_{15}	外筒
t_2	主柱塞	t_9	后梁	t_{16}	中筒
t_3	柱塞导套	t_{10}	前梁支座	t_{17}	内筒
t_4	压盖法兰	t_{11}	后梁支座	t_{18}	挤压筒外壳
t_5	挤压杆垫	t_{12}	拉杆	t_{19}	导向座
t_6	法兰	t_{13}	挤压杆	t_{20}	支撑垫
t_7	挤压杆压盖	t_{14}	模套	t_{21}	机架

根据第 4 章建立的需求描述方法对 125MN 铝挤压机客户需求偏好进行规范化表达。举例如表 5.4 所示。

表 5.4 客户需求偏好规范化表达示例

Table 5.4 Standardized expression sample of customer requirement preference

需求类型	规范化描述
功能需求	$CRP_{11} = \{ < VR(FR, \text{挤压筒}, \text{挤压力}, 125MN, 9) > \}$
	$CRP_{12} = \{ < VR(FR, \text{挤压筒}, \text{行程}, \text{较长}, 7) > \}$
	$CRP_{13} = \{ < VR(FR, \text{挤压筒}, \text{闭合速度}, \text{较慢}, 6) > \}$
结构需求	$CRP_{21} = \{ < VR(CR, \text{挤压筒}, \text{内径}, \Phi 275mm, 9) > \}$
	$CRP_{22} = \{ < VR(CR, \text{挤压筒}, \text{长度}, 1320mm, 9) > \}$
	$CRP_{23} = \{ < BR(CR, \text{主剪刀}, \text{分离剪行程}, \text{较短}, 5) > \}$
性能需求	$CRP_{31} = \{ < BR(PR, \text{挤压杆}, \text{运行稳定性}, \text{很好}, 6) > \}$
	$CRP_{32} = \{ < BR(PR, \text{挤压杆}, \text{故障诊断性}, \text{较好}, 7) > \}$
质量需求	$CRP_{41} = \{ < VR(QR, \text{前梁}, \text{质量}, \text{国家标准}, 9) > \}$
使用需求	$CRP_{51} = \{ < VR(UR, \text{挤压杆}, \text{工作制度}, \text{自动}, 8) > \}$
	$CRP_{52} = \{ < VR(UR, \text{挤压筒}, \text{使用环境温度}, [5, 55]^{\circ}C, 7) > \}$
	$CRP_{53} = \{ < VR(UR, \text{挤压杆}, \text{工作制度}, \text{自动}, 8) > \}$
服务需求	$CRP_{61} = \{ < BR(UR, \text{挤压筒}, \text{现场技术服务}, 1, 7) > \}$
	$CRP_{62} = \{ < BR(UR, \text{主缸体}, \text{价格}, 1, 5) > \}$

客户提出的每一项需求偏好都将会对定制任务内的各项元任务间信息交互产生额外的影响。采用 4.2.3 提出的映射方法构建客户需求偏好与元任务之间的映射关系并计算需求偏好因素影响度。设影响传播系数 h_1 和 h_2 分别为 0.6 和 0.4，调节平衡参数 α 为 0.5，计算需求偏好因素 k_j 对于元任务 t_i 的影响度 v_{ij} ，形成客户需求偏好复合物元 R_{mn} ，如表 5.5 所示。

表 5.5 客户需求偏好复合物元 R_{mn}

Table 5.5 Customer demand preference compound element

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1	0	0.3	0	0	0.46	0	0	0.42	0	0	0.3	0	0	0.37	0	0	0.33	0	0	0	0	0.41	0	0
2	0	0.35	0	0	0.32	0	0	0.3	0	0	0.39	0	0	0.46	0	0	0.36	0	0	0	0	0.48	0	0
3	0	0.2	0	0	0.39	0	0	0.42	0	0	0.26	0	0	0.55	0	0	0.33	0	0	0	0	0.32	0	0
4	0	0.61	0	0	0.6	0	0	0.53	0	0	0.61	0	0	0.49	0	0	0.36	0	0	0	0	0.4	0	0
5	0.46	0	0	0.31	0	0.47	0.26	0	0	0.45	0	0.27	0	0	0.47	0	0	0	0.32	0	0	0	0	0.35
6	0.5	0	0	0.35	0	0.41	0.45	0	0	0.24	0	0.41	0	0	0.28	0	0	0	0.43	0	0	0	0	0.6
7	0.3	0	0	0.44	0	0.59	0.38	0	0	0.55	0	0.55	0	0	0.39	0	0	0	0.29	0	0	0	0	0.56
8	0.44	0	0	0.58	0	0.55	0.62	0	0	0.32	0	0.44	0	0	0.53	0	0	0	0.66	0	0	0	0	0.32
9	0.35	0	0	0.4	0	0.37	0.23	0	0	0.56	0	0.3	0	0	0.49	0	0	0	0.33	0	0	0	0	0.36
10	0.4	0	0	0.45	0	0.44	0.43	0	0	0.25	0	0.35	0	0	0.25	0	0	0	0.53	0	0	0	0	0.48
11	0.21	0	0	0.31	0	0.23	0.57	0	0	0.45	0	0.53	0	0	0.45	0	0	0	0.41	0	0	0	0	0.35
12	0	0.62	0	0	0.37	0	0.32	0	0.31	0.37	0	0	0.47	0.62	0	0.47	0	0.45	0	0	0.62	0	0	0
13	0	0.41	0	0	0.39	0	0.46	0	0.35	0.61	0	0	0.58	0.41	0	0.56	0	0.21	0	0	0.43	0	0	0
14	0	0.35	0	0	0.6	0	0.5	0	0.59	0.18	0	0	0.22	0.35	0	0.62	0	0.6	0	0	0.35	0	0	0
15	0.31	0	0.45	0.55	0	0.18	0	0	0.26	0	0.37	0.27	0	0.29	0	0.25	0	0.29	0	0.45	0	0	0	0
16	0.4	0	0.25	0.5	0	0.45	0	0	0.51	0	0.26	0.45	0	0.55	0	0.39	0	0.41	0	0.55	0	0	0	0
17	0.44	0	0.39	0.44	0	0.56	0	0	0.6	0	0.57	0.59	0	0.44	0	0.49	0	0.43	0	0.67	0	0	0	0
18	0.6	0	0.61	0.61	0	0.47	0	0	0.42	0	0.6	0.35	0	0.61	0	0.45	0	0.54	0	0.31	0	0	0	0
19	0	0	0.36	0	0.47	0	0.2	0.63	0	0	0.29	0	0.27	0	0	0.36	0	0	0	0.2	0	0	0.3	0
20	0	0	0.48	0	0.41	0	0.6	0.42	0	0	0.4	0	0.4	0	0	0.41	0	0	0	0.23	0	0	0.38	0
21	0	0	0.25	0	0.56	0	0.41	0.19	0	0	0.5	0	0.59	0	0	0.6	0	0	0	0.62	0	0	0.5	0

采用模糊层次分析法（FAHP）确定不同客户需求偏好因素的影响权重，如表 5.6 所示。

表 5.6 客户需求偏好因素影响权重

Table 5.6 Weights of customer demand preference factors

影响因素	权重	影响因素	权重	影响因素	权重
k_1	0.043	k_9	0.032	k_{17}	0.025
k_2	0.055	k_{10}	0.054	k_{18}	0.034
k_3	0.049	k_{11}	0.042	k_{19}	0.036
k_4	0.053	k_{12}	0.033	k_{20}	0.04
k_5	0.048	k_{13}	0.051	k_{21}	0.032
k_6	0.035	k_{14}	0.024	k_{22}	0.041
k_7	0.036	k_{15}	0.042	k_{23}	0.052
k_8	0.054	k_{16}	0.036	k_{24}	0.053

通过客户需求偏好因素权重与影响值可得到客户需求偏好对于定制任务内元任务的综合影响度矩阵 $CRPI_t$ ，如表 5.7 所示。

表 5.7 元任务综合影响度

Table 5.7 The overall impact on meta tasks

$CRPI_{ti}$	影响度	$CRPI_{ti}$	影响度	$CRPI_{ti}$	影响度
$CRPI_{t1}$	0.11	$CRPI_{t8}$	0.18	$CRPI_{t15}$	0.15
$CRPI_{t2}$	0.11	$CRPI_{t9}$	0.15	$CRPI_{t16}$	0.18
$CRPI_{t3}$	0.10	$CRPI_{t10}$	0.15	$CRPI_{t17}$	0.21
$CRPI_{t4}$	0.15	$CRPI_{t11}$	0.15	$CRPI_{t18}$	0.22
$CRPI_{t5}$	0.14	$CRPI_{t12}$	0.18	$CRPI_{t19}$	0.14
$CRPI_{t6}$	0.16	$CRPI_{t13}$	0.18	$CRPI_{t20}$	0.17
$CRPI_{t7}$	0.17	$CRPI_{t14}$	0.17	$CRPI_{t21}$	0.19

5.3.2 任务相关性度量

定制任务的元任务之间存在功能相关性、结构相关性、物理相关性、技术相关性和空间相关性等联系。使用模糊层次分析法计算这五类相关性的指标权重，如表 5.8 所示。

表 5.8 元任务间相关性指标权重

Table 5.8 Correlation index weights of meta tasks

	功能相关性	结构相关性	物理相关性	技术相关性	空间相关性
符号	ω_{fc}	ω_{cc}	ω_{pc}	ω_{tc}	ω_{sc}
权重	0.232	0.247	0.207	0.168	0.146

根据 4.2.4 节任务各类相关性的度量标准，分别建立主缸体、主柱塞、挤压杆压盖等元任务所对应的原型任务之间的功能相关性矩阵 R_{fc} 、结构相关性矩阵 R_{cc} 、物理相关性矩阵 R_{pc} 、技术相关性矩阵 R_{tc} 和空间相关性矩阵 R_{sc} ，其具体数值参见附录 C。综合这五类相关性的具体数值度量并结合表 5.8 的相关性指标权重，通过式(4.21)可计算得到各个元任务所对应原型任务的相关性矩阵 R_{st} 。

表 5.9 原型任务相关性矩阵 R_{st}

Table 5.9 Prototype task relevance matrix

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1		0.93	0.93	0.85	0.39	0.39	0.32	0.39	0.32	0.40	0.61	0.10	0.24	0.10	0.05	0.05	0.05	0.05	0.11	0.04	0.04
2	0.93		0.97	0.93	0.42	0.42	0.34	0.40	0.27	0.32	0.18	0.17	0.25	0.17	0.12	0.05	0.26	0.19	0.09	0.09	0.09
3	0.89	1.00		0.85	0.27	0.20	0.13	0.41	0.30	0.15	0.20	0.15	0.04	0.09	0.12	0.19	0.33	0.12	0.09	0.09	0.14
4	0.85	0.93	0.85		0.40	0.42	0.20	0.13	0.13	0.32	0.40	0.24	0.23	0.18	0.05	0.05	0.00	0.00	0.09	0.28	0.24
5	0.39	0.42	0.27	0.40		1.00	0.85	0.77	0.74	0.81	0.81	0.05	0.05	0.05	0.36	0.43	0.43	0.36	0.00	0.19	0.00
6	0.39	0.42	0.20	0.42	1.00		0.62	0.67	0.74	0.60	0.81	0.17	0.24	0.38	0.25	0.24	0.24	0.25	0.05	0.12	0.26
7	0.32	0.34	0.13	0.20	0.85	0.62		1.00	0.95	0.92	0.81	0.12	0.00	0.00	0.23	0.25	0.13	0.13	0.12	0.00	0.00
8	0.39	0.40	0.41	0.13	0.77	0.67	1.00		0.74	0.62	0.62	0.17	0.24	0.17	0.50	0.13	0.19	0.37	0.31	0.12	0.12
9	0.32	0.27	0.30	0.13	0.74	0.74	0.95	0.74		0.81	0.67	0.12	0.23	0.12	0.26	0.19	0.30	0.13	0.12	0.31	0.17
10	0.40	0.32	0.15	0.32	0.81	0.65	0.87	0.45	0.81		0.85	0.10	0.17	0.17	0.53	0.30	0.17	0.17	0.19	0.19	0.15
11	0.61	0.18	0.20	0.40	0.81	0.81	0.81	0.62	0.67	0.85		0.24	0.31	0.20	0.42	0.39	0.52	0.27	0.15	0.23	0.12
12	0.10	0.17	0.15	0.24	0.05	0.17	0.12	0.17	0.12	0.10	0.24		0.77	0.68	0.05	0.00	0.00	0.12	0.61	0.42	0.42
13	0.24	0.25	0.04	0.23	0.05	0.24	0.00	0.24	0.23	0.17	0.31	0.77		0.93	0.17	0.05	0.10	0.17	0.19	0.20	0.52
14	0.10	0.17	0.09	0.18	0.05	0.38	0.00	0.17	0.12	0.17	0.20	0.68	0.93		0.24	0.12	0.12	0.17	0.57	0.13	0.14
15	0.05	0.12	0.12	0.05	0.36	0.25	0.23	0.50	0.26	0.53	0.42	0.05	0.17	0.24		0.74	0.62	0.62	0.45	0.28	0.46
16	0.05	0.05	0.19	0.05	0.43	0.24	0.25	0.13	0.19	0.30	0.39	0.00	0.05	0.12	0.74		0.59	0.62	0.13	0.25	0.46
17	0.05	0.26	0.33	0.00	0.43	0.24	0.13	0.19	0.30	0.17	0.52	0.00	0.10	0.12	0.62	0.59		1.00	0.28	0.25	0.18
18	0.05	0.19	0.12	0.00	0.36	0.25	0.13	0.37	0.13	0.17	0.27	0.12	0.17	0.17	0.62	0.62	1.00		0.25	0.25	0.28
19	0.11	0.09	0.09	0.09	0.00	0.05	0.12	0.31	0.12	0.19	0.15	0.61	0.19	0.57	0.45	0.13	0.28	0.25		0.88	0.81
20	0.04	0.09	0.09	0.28	0.19	0.12	0.00	0.12	0.31	0.19	0.23	0.42	0.20	0.13	0.28	0.25	0.25	0.25	0.88		0.93
21	0.04	0.09	0.14	0.24	0.00	0.26	0.00	0.12	0.17	0.15	0.12	0.42	0.52	0.14	0.46	0.46	0.18	0.28	0.81	0.93	

结合原型任务相关性矩阵 R_{st} 和客户需求偏好综合影响度矩阵 $CRPI_t$ ，通过式

(4.19)可以得到定制任务相关性矩阵 R_{ct} 。

表 5.10 定制任务相关性矩阵 R_{ct}

Table 5.10 Customized task relevance matrix

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1		0.10	0.09	0.13	0.06	0.06	0.05	0.07	0.05	0.06	0.09	0.02	0.04	0.02	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01
2	0.10		0.10	0.14	0.06	0.07	0.06	0.07	0.04	0.05	0.03	0.03	0.04	0.03	0.02	0.01	0.06	0.04	0.01	0.02	0.02
3	0.10	0.11		0.13	0.04	0.03	0.02	0.07	0.04	0.02	0.03	0.03	0.01	0.01	0.02	0.03	0.07	0.03	0.01	0.02	0.03
4	0.09	0.10	0.09		0.06	0.07	0.03	0.02	0.02	0.05	0.06	0.04	0.04	0.03	0.01	0.01	0	0	0.01	0.05	0.04
5	0.04	0.05	0.03	0.06		0.16	0.15	0.14	0.11	0.12	0.12	0.01	0.01	0.01	0.05	0.08	0.09	0.08	0	0.03	0
6	0.04	0.05	0.02	0.06	0.14		0.11	0.12	0.11	0.09	0.12	0.03	0.04	0.06	0.04	0.04	0.05	0.05	0.01	0.02	0.05
7	0.04	0.04	0.01	0.03	0.12	0.10		0.18	0.14	0.14	0.12	0.02	0	0	0.04	0.04	0.03	0.03	0.02	0	0
8	0.04	0.04	0.04	0.02	0.11	0.11	0.17		0.11	0.09	0.09	0.03	0.04	0.03	0.08	0.02	0.04	0.08	0.04	0.02	0.02
9	0.04	0.03	0.03	0.02	0.10	0.12	0.16	0.13		0.12	0.10	0.02	0.04	0.02	0.04	0.03	0.06	0.03	0.02	0.05	0.03
10	0.04	0.04	0.01	0.05	0.11	0.10	0.15	0.08	0.12		0.13	0.02	0.03	0.03	0.08	0.05	0.04	0.04	0.03	0.03	0.03
11	0.07	0.02	0.02	0.06	0.11	0.13	0.14	0.11	0.10	0.13		0.04	0.06	0.03	0.06	0.07	0.11	0.06	0.02	0.04	0.02
12	0.01	0.02	0.01	0.04	0.01	0.03	0.02	0.03	0.02	0.01	0.04		0.14	0.12	0.01	0	0	0.03	0.09	0.07	0.08
13	0.03	0.03	0	0.03	0.01	0.04	0	0.04	0.03	0.02	0.05	0.14		0.16	0.03	0.01	0.02	0.04	0.03	0.03	0.10
14	0.01	0.02	0.01	0.03	0.01	0.06	0	0.03	0.02	0.03	0.03	0.12	0.17		0.04	0.02	0.03	0.04	0.08	0.02	0.03
15	0.01	0.01	0.01	0.01	0.05	0.04	0.04	0.09	0.04	0.08	0.06	0.01	0.03	0.04		0.13	0.13	0.14	0.06	0.05	0.09
16	0.01	0.01	0.02	0.01	0.06	0.04	0.04	0.02	0.03	0.04	0.06	0	0.01	0.02	0.11		0.12	0.14	0.02	0.04	0.09
17	0.01	0.03	0.03	0	0.06	0.04	0.02	0.03	0.05	0.03	0.08	0	0.02	0.02	0.09	0.11		0.22	0.04	0.04	0.03
18	0.01	0.02	0.01	0	0.05	0.04	0.02	0.07	0.02	0.03	0.04	0.02	0.03	0.03	0.09	0.11	0.21		0.04	0.04	0.05
19	0.01	0.01	0.01	0.01	0	0.01	0.02	0.06	0.02	0.03	0.02	0.11	0.03	0.10	0.07	0.02	0.06	0.06		0.15	0.15
20	0	0.01	0.01	0.04	0.03	0.02	0	0.02	0.05	0.03	0.03	0.08	0.04	0.02	0.04	0.04	0.05	0.05	0.12		0.18
21	0	0.01	0.01	0.04	0	0.04	0	0.02	0.03	0.02	0.02	0.08	0.09	0.02	0.07	0.08	0.04	0.06	0.11	0.16	

5.3.3 任务分解模型求解

任务自身所具备的各种属性与信息将会影响其粒度大小、执行的可行性与难易程度，以及后续的资源服务匹配流程。本节选取任务成本、任务时间与质量要求作为衡量分解后子任务与资源适配性与分解合理性的标准。元任务与资源服务的参数信息如表 5.11 和表 5.12 所示。任务成本与资源价格的单位为千元，任务时间与资源时间的单位为天，质量要求为无量纲参数。

表 5.11 元任务研制信息

Table 5.11 information of meta tasks

任务编号	任务成本	任务时间	质量要求	任务编号	任务成本	任务时间	质量要求
t_i	c_i	$time_i$	qua_i	t_i	c_i	$time_i$	qua_i
t_1	8	30	0.92	t_{12}	5	16	0.92
t_2	7.5	28	0.92	t_{13}	7	24	0.93
t_3	3	10	0.9	t_{14}	2	6	0.88
t_4	2.5	8	0.9	t_{15}	8	26	0.9
t_5	2.5	9	0.9	t_{16}	8	24	0.92
t_6	2	6	0.86	t_{17}	8	25	0.92
t_7	4.5	12	0.86	t_{18}	4	12	0.9
t_8	8	24	0.92	t_{19}	5	14	0.88
t_9	9	28	0.92	t_{20}	2	6	0.85
t_{10}	5	12	0.9	t_{21}	8	28	0.92
t_{11}	5	14	0.9				

表 5.12 资源服务能力信息

Table 5.12 Resource service capability information

资源服务	可执行任务	资源价格	资源时间	服务质量
Res_i	t_i	$ResC_i$	$ResTime_i$	$ResQua_i$
Res_1	$t_1, t_2, t_3, t_4, t_{12}, t_{13}, t_{14}$	26	90	0.98
Res_2	$t_1, t_2, t_3, t_4, t_{15}, t_{16}, t_{17}, t_{18}$	24	90	0.98
Res_3	$t_4, t_5, t_6, t_7, t_8, t_9, t_{10}, t_{11}$	14	40	0.98
Res_4	$t_5, t_6, t_7, t_8, t_9, t_{10}, t_{11}$	32	100	0.97
Res_5	t_8, t_9, t_{10}, t_{11}	35	110	0.98
Res_6	$t_{12}, t_{13}, t_{14}, t_{21}$	18	60	0.99
Res_7	$t_{12}, t_{13}, t_{14}, t_{15}, t_{16}, t_{17}, t_{18}$	32	100	0.98
Res_8	$t_{12}, t_{13}, t_{14}, t_{19}, t_{20}, t_{21}$	20	60	0.98
Res_9	$t_{15}, t_{16}, t_{17}, t_{18}, t_{19}, t_{20}, t_{21}$	34	110	0.97
Res_{10}	t_{19}, t_{20}, t_{21}	20	62	0.98

在模糊聚类过程中，通常选取 \sqrt{m} 作为聚类数目， m 为元任务数量。考虑到元任务的与资源服务的相关因素（数目太小会使得分解后子任务粒度过大不易匹配到资源，数目太大不易满足资源适配性约束的要求），本节选取 5, 6, 7 作为聚类数目。采用 4.3 节的方法构建复杂重型装备定制任务分解模型，通过 MATLABR2018a 编程对模型进行求解，相关参数设置如表 5.13 所示。

表 5.13 模型参数设置

Table 5.13 Model parameter configuration

参数	符号	取值	参数	符号	取值
种群规模	/	20	质量调节系数	θ_3	0.05
交叉概率	/	0.6	成本权重	α_1	0.4
变异概率	/	0.07	时间权重	α_2	0.4
迭代次数	/	100	质量权重	α_2	0.2
成本调节系数	θ_1	0.1	匹配度阈值	k_0	0.7
时间调节系数	θ_2	0.1			

图 5.8 为选取不同聚类数目时的任务分解模型适应度值。当聚类数目 $k = 6$ 时，所构建任务分解模型的适应度值达到最大。通过编码规则对应解码可知在此聚类数目下的最优分解方案，如表 5.14 所示。

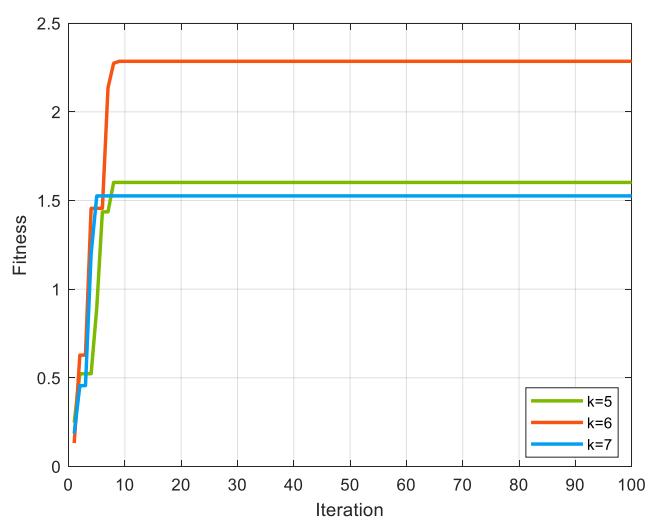


图 5.8 不同聚类数目的适应度值比较

Fig. 5.8 Fitness comparison of different cluster numbers

表 5.14 任务分解方案

Table 5.14 Task decomposition scheme

聚类数目	子任务	元任务	适配资源
$k = 6$	T_1	t_1, t_2, t_3, t_4	$Res_1、Res_2$
	T_2	t_5, t_6, t_7	$Res_3、Res_4$
	T_3	t_8, t_9, t_{10}, t_{11}	$Res_4、Res_5$
	T_4	t_{12}, t_{13}, t_{14}	$Res_1、Res_6、Res_7、Res_8$
	T_5	$t_{15}, t_{16}, t_{17}, t_{18}$	$Res_7、Res_9$
	T_6	t_{19}, t_{20}, t_{21}	$Res_8、Res_9、Res_{10}$

内聚度与耦合度是衡量复杂重型装备任务分解合理性的重要标准。表 5.15 为根据经验的定制任务分解方案。图 5.9 不同分解方案的内聚度与耦合度为不同聚类数目下最优分解方案与按经验的分解方案的任务内聚度与任务间耦合度。当子任务数量为 6 时（方案 2）拥有最低的任务间耦合度，同时任务内聚度与任务间耦合度的比值最高，在四个分解方案中最为合理。

表 5.15 根据经验的分解方案

Table 5.15 Decomposition scheme based on experience

子任务	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5
元任务	t_1, t_2, t_3, t_4	t_8, t_9, t_{10}	t_{13}, t_{14}	t_{15}, t_{16}, t_{17}	t_{21}
	t_5, t_6, t_7	t_{11}, t_{12}		t_{18}, t_{19}, t_{20}	

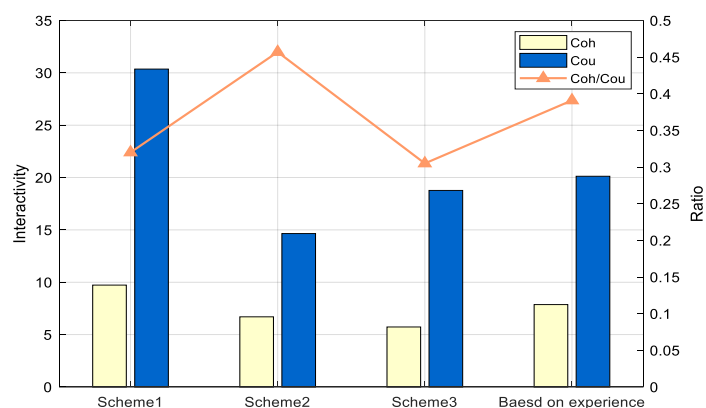


图 5.9 不同分解方案的内聚度与耦合度

Fig. 5.9 Tasks' Coh and Cou of different decomposition schemes

资源适配性是本文提出的定制任务分解所需满足的约束，这关乎任务分解后子任务的粒度大小以及后续资源的匹配与优选。图 5.10 反映的是聚类数目为 6 时的最优分解方案内子任务与对应资源在各指标的适配度情况。从图中信息可知，各子任务在成本、时间和质量三个指标上与资源的适配度均大于阈值。因此，此分解方案满足所提出的资源适配性的要求。

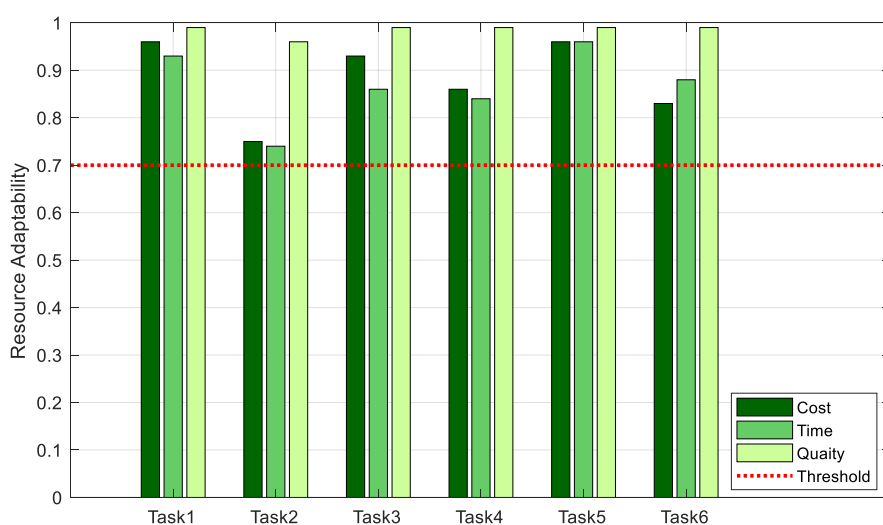


图 5.10 子任务与对应资源在各指标的适配度

Fig. 5.10 Adaptability indexes comparison of tasks and resources

5.4 本章小结

本章主要对第 3 章和第 4 章提出的任务分解方法进行验证。首先对案例背景 125MN 铝挤压机进行介绍；其次，通过已构建的复杂重型装备任务分解知识图谱对铝挤压机中机械本体的任务进行检索与匹配，通过比较历史任务与当前任务之间的相似度确定其任务分解方案；然后，将客户需求偏好与铝挤压机定制任务进行映射，考虑任务与资源在成本、时间与质量等因素的适配性约束，建立分解模型并利用软件编程求解，实现了定制任务的合理分解。

6 总结与展望

6.1 论文总结

随着全球新一代的网络信息技术与制造业的紧密融合,我国充分发挥互联网产业的技术基础与优势,通过打造“中国制造 2025”战略加速推进国内制造业网络化与智能化的发展与转型,制造业的形态与模式正在发生前所未有的变化。以网络化协同制造为代表的先进制造模式是新时代、新环境下适应作为“国之重器”的复杂重型装备研制需求与流程的重要模式。本文聚焦于复杂重型装备研制过程中的任务分解问题,对复杂重型装备网络协同制造任务分解模式与分解方法进行研究和探讨。论文的主要研究内容总结如下:

①从复杂重型装备任务分解问题背景入手,在梳理复杂重型装备研制流程与特点的基础上,对网络化协同制造模式下装备任务分解需求、影响因素和分解流程进行分析,提出了复杂重型装备网络协同制造任务分解模式与框架,为后续的研究与案例应用提供指导。

②提出了基于知识图谱的复杂重型装备任务分解方法,实现了复杂重型装备知识图谱的构建与基于知识图谱的任务分解。首先对网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解知识图谱架构与构建流程进行分析;然后借助 OWL 语言与 Protégé 构建任务分解知识本体模型,采用基于规则与依存句法分析的方法进行知识抽取,并通过 Neo4j 实现分解知识的存储与可视化;紧接着对任务分解知识图谱内知识的相似性进行建模分析,将双向最大匹配算法应用于知识的检索与匹配;最后,根据装备层级结构的特点,提出了基于知识图谱的复杂重型装备任务分解流程。

③提出了基于遗传聚类的复杂重型装备任务分解方法,实现了复杂重型装备高度定制化任务的分解。首先对客户偏好进行分析,基于物元理论建立需求偏好对于定制任务的影响表达;然后,提出网络化协同制造模式下客户需求偏好与定制任务之间的映射方法,并以此为依据建立复杂重型装备定制任务相关性矩阵;之后,考虑分解后子任务与资源的适配关系,构建定制任务分解数学模型;最后,采用遗传聚类算法对模型进行求解,实现复杂重型装备定制任务的合理分解。

④结合实际案例背景,对本文提出的复杂重型装备任务分解方法进行了具体的应用,验证其方法与模型的实用性与可行性。

6.2 研究的不足与展望

本文提出了网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解方法,实现复杂重型装备研制过程中标准任务与不同程度的定制化任务的分解,为网络化协同制造

模式下复杂重型装备研制活动的合理规划与有序开展提供支持。但由于学术水平与时间精力有限，在研究内容上仍然存在一定的不足，需要进一步研究与探讨，具体内容如下：

①本文研究的基于知识图谱的任务分解方法依赖于所构建的复杂重型装备知识图谱，知识图谱的构建方式是基于本体的任务分解语义描述与整合。而复杂重型装备任务分解概念复杂、覆盖领域较广，因此如何对其相关领域的本体库进行扩充与完善，实现任务分解知识的准确描述与表达，是需要进一步研究的问题。

②本文研究的基于遗传聚类的任务分解方法考虑了客户需求偏好对于任务之间的影响与干扰，并构建了需求偏好与任务之间的映射，但是客户需求偏好类型多样且对于不同层级任务的影响程度也不同，本文所建立的映射机制不够全面仍需进一步探讨。

参考文献

- [1] 关杰, 王红涛, 冯连强. 复杂重型装备个性化定制网络协同发展模式探讨[J]. 重型机械, 2020, 3:1-5.
- [2] 包北方, 杨育, 李斐, 等. 产品定制协同开发任务分解模型[J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20(07):1537-1545.
- [3] 汪应洛, 孙林岩, 黄映辉. 先进制造生产模式与管理的研究[J]. 中国机械工程, 1997, 2:63-73+124.
- [4] Perrin O, Godart C. A model to support collaborative work in virtual enterprises[J]. Data & Knowledge Engineering, 2004, 50(1):63-86.
- [5] 刘锦兴, 秦叶, 李荣彬, 等. 基于信息网络的异地协同设计与制造系统研究[J]. 中国机械工程, 1999, 8:50-53.
- [6] Pontrandolfo P, Okogbaa G. Global manufacturing: a review and a framework for planning in a global corporation[J]. International Journal of Production Research, 1999, 37(1):1-19.
- [7] Shi Y J, Fleet D, Gregory M. Understanding and conceptualising the Global Manufacturing Virtual Network[C]// IEEE International Engineering Management Conference. St Johns Coll, Cambridge, England, 2002, 1:119-124.
- [8] Montreuil B, Frayret JM, D'Amours S. A strategic framework for networked manufacturing[J]. Computers in Industry, 2000, 42(2-3):299-317.
- [9] Cloutier L, Frayret JM, D'Amours S, et al. A commitment-oriented framework for networked manufacturing co-ordination[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2001, 14(6):522-534.
- [10] 顾新建, 祁国宁, 韩永生. 中国制造业网络化的几种发展途径及比较[J]. 计算机集成制造系统, 2003, 7:583-588.
- [11] 范玉顺. 网络化制造的内涵与关键技术问题[J]. 计算机集成制造系统, 2003, 7:576-582.
- [12] 谢庆生. 基于 ASP 模式的网络化制造[J]. 机械与电子, 2004, 1:3-5.
- [13] 周丹晨, 殷国富. 面向网络化制造的资源共享服务平台研究[J]. 计算机集成制造系统, 2005, 6:781-787+804.
- [14] 李伯虎, 张霖, 王时龙, 等. 云制造——面向服务的网络化制造新模式[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(01):1-7+16.
- [15] 范文慧, 肖田元. 基于联邦模式的云制造集成体系架构[J]. 计算机集成制造系统, 2011, 17(03):469-476.
- [16] 张倩, 齐德昱. 公共制造云服务平台架构及其支撑技术研究[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(08):2266-2268+2272.

- [17] Ren L, Cui J, Li N, et al. Cloud-Based Intelligent User Interface for Cloud Manufacturing: Model, Technology, and Application[J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering-Transactions of ASME, 2015, 137(4):1-7.
- [18] Huang S Q, Chen Y R, Zhou H M, et al. Self-organizing evaluation model and algorithm for manufacturing cloud services driven by user behavior[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 95(1-4):1549–1565.
- [19] 黄爽, 黄必清. 云制造平台安全体系架构[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(04):851-861.
- [20] Yi H B. A post-quantum secure communication system for cloud manufacturing safety[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2021, 32(3):679-688.
- [21] Liu W J, Ji J, Yang Y M, et al. Capability-Based Design Task Decomposition in Heavy Military Vehicle Collaborative Development Process[C]// 28th CIRP Design Conference. Nantes, France, 2018, 70:13-18.
- [22] Wang L, Yu Z W, Zhang D Q, et al. Heterogeneous Multi-Task Assignment in Mobile Crowdsensing Using Spatiotemporal Correlation[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, 18(1):84-97.
- [23] Suh E S, Sinha K, Ahn J. Multi-attribute optimization-based system decomposition considering several value chain stakeholder perspectives[J]. Research in Engineering System, 2020, 31(4):411-428.
- [24] 武春龙, 朱天明, 张鹏, 等. 基于功能模型和层次分析法的智能产品服务系统概念方案构建[J]. 中国机械工程, 2020, 31(07):853-864+870.
- [25] Xu X Q, Yang K W, Dou Y J, et al. High-end equipment development task decomposition and scheme selection method[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2021, 32(1):118-135.
- [26] 侯亮, 陈峰, 温志嘉. 跨企业产品协同开发中的设计任务分解与分配[J]. 浙江大学学报(工学版), 2007, 12:1976-1981.
- [27] Liu A J, Michele P, John F. Scheduling optimization of task allocation in integrated manufacturing system based on task decomposition[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2016, 27(2):422-433.
- [28] 王炬成, 马晓平, 孟黎, 等. 半潜式海洋钻井平台生产设计任务分解研究[J]. 船舶, 2020, 31(2):22-28.
- [29] Zhang Y Z, Mei Y, Zhang B Z, et al. Divide-and-conquer large scale capacitated arc routing problems with route cutting off decomposition[J]. Information Sciences, 2021, 553:208-224.
- [30] 罗建强, 马光秀, 杨子超. 面向混合产品生成的项目任务分解方法及其应用[J]. 工业工程与管理, 2021, 26(06):18-26.

- [31] 冯子扬, 胡晓兵, 霍云亮, 等. 网络协同设计过程的任务分解算法模型研究[J]. 起重运输机械, 2021, 6:18-24.
- [32] 刘文林, 马雅丽, 李胜甲, 等. 面向齿轮传动系统协同设计的任务规划方法研究[J]. 机电工程, 2021, 38(09):1132-1137+1159.
- [33] Pang Z L, Wang G Y, Yang J. A Multi-granularity Decomposition Mechanism of Complex Tasks Based on Density Peaks[J]. Big Data Mining and Analytics, 2018, 1(3):245-256.
- [34] 王晨旭, 王晓晨, 余敦辉, 等. 基于动态解耦的软件众包任务分解算法[J]. 计算机工程, 2019, 45(8):120-124,134.
- [35] 胡亚楠, 李春生, 张可佳, 等. 激活规则多目标优化算法在任务分解中的应用[J]. 计算机工程, 2020, 46(03):280-291.
- [36] Hu Y J, Zhang Z Y, Wang J W, et al. Task Decomposition Based on Cloud Manufacturing Platform[J]. Symmetry, 2021, 13(8):1-21.
- [37] Gao L, Gan Y, Sun M, et al. The User-knowledge Crowdsourcing Task Allocation Integrated Decision Model and Genetic Matrix Factorization Algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 165:1-11.
- [38] 刘峤, 李杨, 段宏, 等. 知识图谱构建技术综述[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(03):582-600.
- [39] Tim Berners-Lee. Linked Data - Design Issues. [EB/OL]. 2006-7-23.
<http://www.w3.org/DesignIssues/LinkedData.html>
- [40] Christian Bizer, Tom Heath, Tim Berners-Lee. Linked Data: The Story so Far[J]. International Journal on Semantic Web and Information Systems, 2009, 5:1-22.
- [41] 于浏洋, 郭志刚, 陈刚, 等. 面向知识图谱构建的知识抽取技术综述[J]. 信息工程大学学报, 2020, 21(02):227-235.
- [42] Zhao Q, Li J Q, Xu C, et al. Knowledge-Enhanced Relation Extraction for Chinese EMRs[J]. IT Professional, 2020, 22(4):57-62.
- [43] Qiao B, Zou Z Y, Huang Y, et al. A joint model for entity and relation extraction based on BERT[J]. Neural Computing and Applications, 2021, 3:1-11.
- [44] Thomas A, Sangeetha S. An innovative hybrid approach for extracting named entities from unstructured text data[J]. Computational Intelligence, 2019, 35(4):799-826.
- [45] 丁禹, 尚学伟, 米为民. 基于深度学习的电网调控文本知识抽取方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(24):161-168.
- [46] Miller G A. WordNet: a lexical database for English[J]. Communications of the ACM, 1995, 38(11):39-41.
- [47] 杨晓慧, 万睿, 张海滨, 等. 基于符号语义映射的知识图谱表示学习算法[J]. 计算机研究

- 与发展, 2018, 55(08):1773-1784.
- [48] He M, Du X K, Wang B. Representation Learning of Knowledge Graphs via Fine-Grained Relation Description Combinations[J]. IEEE Access, 2019, 7:26466-26473.
- [49] Gao W, Fang Y, Zhang F, et al. Representation Learning of Knowledge Graphs Using Convolutional Neural Networks[J]. Neural Network World, 2020, 30(3):145-160.
- [50] 曹倩, 赵一鸣. 知识图谱的技术实现流程及相关应用[J]. 情报理论与实践, 2015, 38(12):127-132.
- [51] Arnaout H, Elbassuoni S. Effective searching of RDF knowledge graphs[J]. Journal of Web Semantics, 2018, 48:66-84.
- [52] Hu X, Duan J L, Dang D P. Scalable aggregate keyword query over knowledge graph[J]. Future Generation Computer Systems-The International Journal of eScience, 2020, 107:588-600.
- [53] 李斌, 陈定山, 孙小兵, 等. 面向缺陷知识的多特征匹配搜索算法[J]. 电子学报, 2021, 49(04):661-664.
- [54] Hsu C C, Chen C L, Su Y W. Hierarchical clustering of mixed data based on distance hierarchy[J]. Information Sciences, 2007, 177(20):4474-4492.
- [55] 彭凯. 基于距离度量学习的文本分类研究[D]. 上海交通大学, 2013.
- [56] Zhou H F, Zhang Y H, Liu Y B. A Global-Relationship Dissimilarity Measure for the k-Modes Clustering Algorithm[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2017, 7:1-7.
- [57] 林强, 唐加山. 一种适用于混合型分类数据的聚类算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(01):168-173.
- [58] Liang W, Li K C, Long J, et al. An Industrial Network Intrusion Detection Algorithm Based on Multifeature Data Clustering Optimization Model[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(3):2063-2071.
- [59] Wang G C, Wei Y H, Tse P. Clustering by defining and merging candidates of cluster centers via independence and affinity[J]. Neurocomputing, 2018, 315:486-495.
- [60] 赵华茗, 余丽, 周强. 基于均值漂移算法的文本聚类数目优化研究[J]. 数据分析与知识发现, 2019, 3(09):27-35.
- [61] 靖立峥, 吴增源. 基于改进 K-means 算法的电子商务客户细分研究[J]. 中国计量大学学报, 2020, 31(04):482-489.
- [62] Gong C Y, Su Z G, Wang P H, et al. An evidential clustering algorithm by finding belief-peaks and disjoint neighborhoods[J]. Pattern Recognition, 2021, 113:1-13.
- [63] 王晓辉, 吴禄慎, 陈华伟, 等. 应用改进的粒子群优化模糊聚类实现点云数据的区域分割[J]. 光学精密工程, 2017, 25(04):563-573.
- [64] 赵姗, 陈桂芬, 傅思维, 等. 基于 KFCM-RBF 优化算法的肥力评价与玉米产量预测[J]. 玉

- 米科学, 2018, 26(05):150-156.
- [65] 胡士娟, 鲁海燕, 向蕾, 等. 求解 MMTSP 的模糊聚类单亲遗传算法[J]. 计算机科学, 2020, 47(06):219-224.
- [66] 周晓宇, 张龙波, 王雷. 基于蚁群优化的直觉模糊聚类脑 MR 图像分割[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(11):226-231.
- [67] 陈洪转, 庄雪松, 李婷, 等. 航空复杂装备协同研制供应商参与模式决策研究[J]. 工业工程, 2016, 19(04):146-152.
- [68] 田新广, 邱志明, 段洙毅. 基于模糊综合评价模型的武器研制技术风险分析[J]. 指挥控制与仿真, 2007, 209(05):90-92+96.
- [69] 李玉鹏. 复杂产品系统模块化关键技术研究与应用[D]. 上海交通大学, 2014.
- [70] Li J, Liu Y. A Selection Model on Risk Response Scheme for Complex Equipment Research and Manufacturing[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2019, 10:1-12.
- [71] 庞辉, 方宗德. 网络化协作任务分解策略与粒度设计[J]. 计算机集成制造系统, 2008, 119(03):425-430.
- [72] 王强. 云制造模式下车间制造系统运行优化关键技术研究[D]. 合肥工业大学, 2016.
- [73] 杨叔子, 吴波, 胡春华, 等. 网络化制造与集成[J]. 中国机械工程, 2000, 11:45-48.
- [74] 李涓子, 侯磊. 知识图谱研究综述[J]. 山西大学学报(自然科学版), 2017, 40(03):454-459.
- [75] Studer R, Benjamins V R, Fensel D. Knowledge engineering: principles and methods[J]. Data & Knowledge engineering, 1998, 25(1): 161-197.
- [76] 岳丽欣, 刘文云. 国内外领域本体构建方法的比较研究[J]. 情报理论与实践, 2016, 271(08):119-125.
- [77] 刘鹏博, 车海燕, 陈伟. 知识抽取技术综述[J]. 计算机应用研究, 2010, 227(09):3222-3226.
- [78] 屈峰林. 基于知识图谱的健康医疗知识推送系统研究[D]. 海南大学, 2018.
- [79] 冯永, 张洋. 基于概念间边权重的概念相似性计算方法[J]. 计算机应用, 2012, 257(01):202-205.
- [80] 李靖涵, 巩现勇, 武芳, 等. 一种改进的面目标间方向关系相似性计算模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(07):925-931+951.
- [81] Li X, Yao C L, Fan F L, et al. A Text Similarity Measurement Method Based on Singular Value Decomposition and Semantic Relevance[J]. Journal of Information Processing Systems, 2018, 13(4):863-875.
- [82] Duan J Y, Wu Y W, Mu M L, et al. Measuring Semantic Similarity between Words Based on Multiple Relational Information[J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2020, 103(1):163-169.
- [83] 徐选华, 蔡晨光, 陈晓红. 基于区间模糊数的多阶段冲突型大群体应急决策方法[J]. 运筹

- 与管理, 2015, 24(04):9-15.
- [84] 莫建文, 郑阳, 首照宇, 等. 改进的基于词典的中文分词方法[J]. 计算机工程与设计, 2013, 317(05):1802-1807.
- [85] 杨丽徙, 于发威, 包毅. 基于物元理论的变压器绝缘状态分级评估[J]. 电力自动化设备, 2010, 30(06):55-59.
- [86] 王中华, 高亮, 邱浩波. 基于神经网络的模糊客户需求映射方法研究[J]. 机械设计与制造, 2007, 1:42-44.
- [87] 常迪, 裘建新, 张微, 等. 面向客户关系管理的服装客户需求获取分析及映射技术[J]. 纺织学报, 2015, 36(05):139-143+152.
- [88] 张伟伟. 面向客户需求的产品碳排放映射关键技术研究[D]. 合肥工业大学, 2017.
- [89] 徐林燕. 基于客户需求与模块化工艺的产品配置研究[D]. 浙江工业大学, 2017.
- [90] 庄永龙. 基于项目特征模型的协同过滤推荐算法研究[D]. 南京理工大学, 2008.
- [91] 元云丽. 基于模糊层次分析法(FAHP)的建设工程项目风险管理研究[D]. 重庆大学, 2013.
- [92] Steward D V. The design structure system: A method for managing the design of complex systems[J]. IEEE Transactions on Engineering Management, 1981, 28(3):71-74.
- [93] Ruspini E H. A new approach to clustering[J]. Information and Control, 1969, 15(1):22-32.
- [94] 蔡海鸾. 惩罚函数法在约束最优化问题中的研究与应用[D]. 华东师范大学, 2015.

附 录

A. 攻读硕士学位期间发表的论文

- [1] Liu Y, Dong H R, Wang H T, Xiao G J, Meng F K. Multi-objective titanium alloy belt grinding parameters optimization oriented to resources allocation and environment[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 113(6):1-15.
- [2] 刘颖, 董浩然, 王富强, 焦喜振. 基于目标层级分析法的复杂重型装备顶层任务分解[J]. 重型机械, 2021, 3:1-7.

B. 攻读硕士学位期间参与项目

- [1] 国家重点研发计划项目“复杂重型装备定制生产的制造企业网络协同制造平台研发”，项目编号：2018YFB1703000。
- [2] 重庆市技术创新与应用重点示范项目“触控一体显示屏智能工厂关键技术研究与应用示范”，项目编号：cstc2018jszx-cyzdX0162。

C. 任务相关性矩阵

表 C1 任务间功能相关性矩阵

Table C1 Function correlation matrix between tasks

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	1	1	1	1	0.8	0.8	0.5	0.8	0.5	0.5	0.8	0	0	0	0.2	0.2	0.2	0.2	0	0	0
2	1	1	1	1	0.5	0.8	0.8	0.5	0.5	0.5	0.2	0	0	0	0.5	0.2	0.5	0.2	0	0	0
3	1	1	1	1	0.5	0.2	0.2	0.8	0.5	0.5	0.5	0.2	0	0.2	0.2	0.2	0.8	0.5	0	0	0.2
4	1	1	1	1	0.5	0.5	0.2	0.2	0.2	0.5	0.5	0	0.5	0	0.2	0.2	0	0	0	0.5	0
5	0.8	0.5	0.5	0.5	1	1	1	0.8	0.5	0.8	0.5	0	0	0	0.2	0.5	0.5	0.2	0	0.8	0
6	0.8	0.8	0.2	0.5	1	1	0	0.2	0.5	0.5	0.8	0.5	0.2	0.8	0	0	0	0	0.2	0.5	0.8
7	0.5	0.8	0.2	0.2	1	0	1	0.8	1	0.8	0.5	0	0	0.2	0	0	0	0	0.2	0	0
8	0.8	0.5	0.8	0.2	0.8	0.2	1	1	0.5	0	0	0.2	0.5	0.2	1	0	0	0.5	0.8	0	0
9	0.5	0.5	0.5	0.2	0.5	0.5	0.8	0.5	1	0.2	0.2	0.5	1	0.5	0	0	0.5	0	0	0.8	0.2
10	0.5	0.5	0.5	0.5	0.8	0.5	1	0	0.2	1	0.2	0.5	0.2	1	0	0	0	0	0.2	0.8	0
11	0.8	0.2	0.5	0.5	0.5	0.8	0.8	0	0.2	1	0.2	0.5	0	0	0.5	0.8	0	0	1	0.5	
12	0	0	0.2	0	0	0.5	0.5	0.2	0.5	0.2	0.2	0	0	0.2	0	0	0.5	0.8	0	0	
13	0	0	0	0.5	0	0.2	0	0.5	1	0.5	0.5	0	1	0.2	0	0.2	0.5	0	0	1	
14	0	0	0.2	0	0	0.8	0	0.2	0.5	0.2	0	0	1	0.5	0	0	0.2	1	0	0	
15	0.2	0.5	0.2	0.2	0.2	0	0.2	1	0	1	0	0.2	0.2	0.5	0.2	0	0	0.5	0	1	
16	0.2	0.2	0.2	0.2	0.5	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0.2	0	0	0	0.5	1	
17	0.2	0.5	0.8	0	0.5	0	0	0	0.5	0	0.8	0	0.2	0	0	0	1	0	0.5	0.2	
18	0.2	0.2	0.5	0	0.2	0	0	0.5	0	0	0	0.5	0.5	0.2	0	0	1	0.2	0.5	0	
19	0	0	0	0	0	0.2	0.2	0.8	0	0.2	0	0.8	0	1	0.5	0	0	0.2	0.5	0.2	
20	0	0	0	0.5	0.8	0.5	0	0	0.8	0.8	1	0	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	1	
21	0	0	0.2	0	0	0.8	0	0	0.2	0	0.5	0	1	0	1	1	0.2	0	0.2	1	

表 C2 任务间结构相关性矩阵

Table C2 Construction correlation matrix between tasks

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	1																				
2		1																			
3			1																		
4				1																	
5					1																
6						1															
7							1														
8								1													
9									1												
10										1											
11											1										
12												1									
13													1								
14														1							
15															1						
16																1					
17																	1				
18																		1			
19																			1		
20																				1	
21																					1

表 C3 任务间物理相关性矩阵

Table C3 Physical correlation matrix between tasks

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1		1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0.8	0.5	0	0	0	0	0.2	0.2	0.2
2	1		1	1	0	0	0	0	0	0	0	0.8	0.5	0.8	0	0	0	0	0.2	0.2	0.2
3	1	1		1	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0.2	0.2	0	0	0	0	0.2	0.2	0.2
4	1	1	1		0	0	0	0	0	0	0	0.8	0.2	0.5	0	0	0	0	0.2	0.2	0.2
5	0	0	0	0		1	1	1	1	1	1	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0	0	0
6	0	0	0	0	1		1	1	1	1	1	0	0	0	0.2	0.5	0.5	0.2	0	0	0
7	0	0	0	0	1	1		1	1	1	1	0	0	0	0.5	0.8	0.2	0.2	0	0	0
8	0	0	0	0	1	1	1		1	1	1	0	0	0	0.2	0.2	0.5	0.8	0	0	0
9	0	0	0	0	1	1	1	1		1	1	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.2	0	0	0
10	0	0	0	0	1	1	1	1	1		1	0	0	0	0.8	0.8	0.2	0.2	0	0	0
11	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1		0	0	0	0.2	0.2	0.5	0.2	0	0	0
12	0.5	0.8	0.5	0.8	0	0	0	0	0	0	0		1	1	0	0	0	0	0.8	0.8	0.8
13	0.8	0.5	0.2	0.2	0	0	0	0	0	0	0	1		1	0	0	0	0	0.5	0.8	0.5
14	0.5	0.8	0.2	0.5	0	0	0	0	0	0	0	1	1		0	0	0	0	0.5	0.2	0.5
15	0	0	0	0	0.5	0.2	0.5	0.2	0.5	0.8	0.2	0	0	0		1	1	1	0	0	0
16	0	0	0	0	0.5	0.5	0.8	0.2	0.5	0.8	0.2	0	0	0	1		1	1	0	0	0
17	0	0	0	0	0.5	0.5	0.2	0.5	0.5	0.2	0.5	0	0	0	1	1		1	0	0	0
18	0	0	0	0	0.5	0.2	0.2	0.8	0.2	0.2	0.2	0	0	0	1	1	1		0	0	0
19	0.2	0.2	0.2	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0.8	0.5	0.5	0	0	0	0		1	1
20	0.2	0.2	0.2	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0.8	0.8	0.2	0	0	0	0	1		1
21	0.2	0.2	0.2	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0.8	0.5	0.5	0	0	0	0	1	1	

表 C4 任务间技术相关性矩阵

Table C4 Technology correlation matrix between tasks

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1		1	1	1	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1		0.8	1	0.2	0.2	0.2	0.5	0.2	0.5	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0.8	1		1	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	1	1	1		0.5	0.2	0.2	0.2	0.2	0.5	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0.5	0.2	0.2	0.5		1	1	0.8	1	1	1	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0	0	0
6	0.5	0.2	0.2	0.2	1		1	1	1	0.2	1	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0	0	0
7	0.5	0.2	0.2	0.2	1	1		1	1	0.5	1	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0	0	0
8	0.5	0.5	0.2	0.2	0.8	1	1		1	1	1	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0	0	0
9	0.5	0.2	0.2	0.2	1	1	1	1		1	1	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0	0	0
10	0.5	0.5	0.2	0.5	1	0.5	0.2	0	1		1	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0	0	0
11	0.5	0.5	0.2	0.5	1	1	1	1	1	1		0	0	0	0.2	0.2	0.2	0.2	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		1	0.5	0	0	0	0	0.8	0.8	0.8
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1		1	0	0	0	0	0.5	0.2	0.2
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	1		0	0	0	0	0.5	0.5	0.2
15	0	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.2	0	0	0		1	1	1	0.8	0.5	0.2
16	0	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.2	0	0	0	1		0.8	1	0.5	0.5	0.2
17	0	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.2	0	0	0	1	0.8		1	0.8	0.8	0.8
18	0	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.2	0	0	0	1	1	1		0.5	0.5	0.5
19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.8	0.5	0.5	0.8	0.5	0.8	0.5		1	1
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.8	0.2	0.5	0.5	0.5	0.8	0.5	1		1
21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.8	0.2	0.2	0.2	0.2	0.8	0.5	1	1	

表 C5 任务间空间相关性矩阵

Table C5 Space correlation matrix between tasks

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
1	1	0.5	0.5	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0.5	0	0	0	0	0	0.5	0	0
2	0.5	1	1	0.5	0.5	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0
3	0.5	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0.5	1	1	0	0	0	0
4	0	0.5	0	1	0.5	0.5	0	0	0	0	0	0.5	0.5	0.5	0	0	0	0	0	0	1
5	0	0.5	0	0.5	1	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0.5	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0.5
7	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0
8	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0.5	0.5	0.5
9	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	1	0	1
11	1	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0.5	0.5	0.5	1	0	0	0	1	0	0
12	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0.5	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
13	0.5	1	0	0.5	0	1	0	0	0	0	0.5	1	0	0.5	0.5	0	0	0	0	0	1
14	0	0	0	0.5	0	1	0	0	0	0.5	0.5	1	0.5	0	0	0	0	0	1	0	0
15	0	0	0.5	0	0	0	0	1	0.5	0	1	0	0.5	0	0	0.5	0	0	0	0	0
16	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	1
17	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0
18	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
19	0.5	0	0	0	0	0	0.5	0.5	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	1	1
20	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0.5	0.5
21	0	0	0	1	0	0.5	0	0.5	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	1	0.5	0.5

D. 学位论文数据集

关键词		密级		中图分类号	
复杂重型装备、网络化协同制造		公开		TH	
学位授予单位名称	学位授予单位代码	学位类别		学位级别	
重庆大学	10611	专业学位		硕士研究生	
论文题名		并列题名		论文语种	
网络化协同制造模式下复杂重型装备任务分解方法研究				中文	
作者姓名	董浩然	学号		201907131167	
培养单位名称		培养单位代码			
重庆大学		10611			
学科专业	研究方向	学制		学位授予年	
工业工程	智能制造	三年		2022 年	
论文提交日期	2022 年 5 月 27 日	论文总页数		109 页	
导师姓名	刘颖	职称		副教授	
答辩委员会主席		易树平			
电子版论文提交格式					
文本（√） 图像（ ） 视频（ ） 音频（ ） 多媒体（ ） 其他（ ）					

致 谢

新冠疫情的意外爆发与持续扩散似乎为三年研究生生涯罩上了一层褪不掉的灰色阴影，紧张与不安成为生活的常态。尽管在这样的外部环境下匆匆告别自己的学生时代难免会有遗憾，但疫情时代所带来的种种限制与不便，却使得这三年中在山城重庆求学的探索与收获、和大家真挚的沟通与相聚、以及自己面对困境时的思考与成长显得弥足珍贵。

首先，衷心感谢我的导师刘颖老师。从论文的选题到研究方法的选择、再到最后的修改和定稿，刘颖老师不厌其烦地给予我宝贵的建议和指导，以她深厚的知识底蕴与学术修养为我指点迷津，成为我在论文写作以及科研之路的领航人。同时在生活中，刘颖老师也通过自己的亲身经历传授我接人处事的经验与方法，将会让我终身受益。此外，也向肖贵坚老师表示诚挚的感谢，感谢老师对我在论文写作与工作方法上提供的宝贵指导，并激励我迈过困难、不断向前。再次向两位老师表达我真挚的敬意与祝福。

其次，感谢实验室已毕业的师兄师姐王燕、谢官戈、焦喜振、代文韬、付豪、牛士林、余江游、陈思敏、温红舸、郑晓将、习锐、郭俊，实验室的同学魏海峰、彭乾伟、万婷婷、熊思洁、赵紫京、徐施恒、王浪、及研一的师弟师妹在学习生活中为我提供的科研上的引导与生活中帮助，很高兴与你们相识，祝你们在未来乘风破浪、前程似锦。

然后，感谢我的父母，感谢你们对我无私的关心与爱护，在我遇到不顺心的时候永远有你们在我背后默默地鼓励我、支持我。也感谢在远方的好朋友周光洁，感谢你的帮助与鼓励，成为我分享快乐与倾诉烦恼的小窗口。祝你们平安健康、生活顺遂。

最后，感谢三年中那些不曾记得名字的人，你们给予我的每一次帮助都对我的生活产生了深远的影响。

疫情时期的生活充满荆棘，但遇见你们让我感到幸运，并充满继续学习和生活的信心，再次谢谢大家！

董浩然

二〇二二年四月 于重庆大学