

分类号: F272

密 级: 公开

学校代码: 10363

学 号: 2210720127



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

硕士学位论文

题 目 知识驱动的废旧零部件再制造加工
路径低碳优化方法研究

论 文 作 者 孟旭

指 导 教 师 刘长义 教授

学 科 (专 业) 管理科学与工程

研 究 方 向 系统优化与智能决策

论文提交日期: 2024 年 6 月 3 日

分类号：F272

单位代码：10363

密 级：公开

学 号：2210720127

题 目 知识驱动的废旧零部件再制造加工路径低碳优化方法研究

英文并列

题 目 Research on Low-Carbon Optimization Method of
Knowledge-Driven Remanufacturing Processing Path
for Used Parts

学生姓名： 孟旭

指导教师： 刘长义 教授

专 业： 管理科学与工程

研究方向： 系统优化与智能决策

论 文 答 辩 日 期： 2024 年 5 月 29 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：孟旭

日期：2024年6月3日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 ____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：孟旭

日期：2024年6月3日

指导教师签名：刘长义

日期：2024年6月3日

知识驱动的废旧零部件再制造加工路径低碳优化方法研究

摘 要

再制造加工被认为是循环经济“再利用”的高级形式和装备制造业转型升级的新模式，也是实现“碳达峰”与“碳中和”目标的重要途径。由于再制造过程自身的特殊性和复杂性使得再制造加工路径的优化成为再制造的关键环节，对于充分发挥再制造优势具有至关重要的作用。长期以来，再制造加工路径的优化都依赖于从业者的经验，并且过度关注经济因素。随着我国双碳目标的提出，再制造加工路径的优化不仅要考虑经济效益，还要考虑环境效益。当前再制造加工路径优化存在的问题与不足已经成为限制再制造企业进一步发展的瓶颈，对再制造加工路径的低碳优化研究，已成为再制造产业绿色化发展亟需解决的关键问题之一。围绕这些问题，本文将再制造加工系统作为研究对象，以再制造加工路径优化的去人工化和低碳化为目标，提出了一种知识驱动的废旧零部件再制造加工路径的低碳优化方法，其主要内容如下：

首先，本文构建了再制造加工路径的知识图谱，为再制造加工路径的低碳优化提供查询与储存平台。通过收集过去成功的再制造案例和数据，从中提取再制造加工路径设计的相关知识，从影响因素着手，层层提炼出再制造本体，然后依据本体把收集到的知识储存在 Neo4j 图数据库中，便于再制造加工路径的检索与储存。

其次，提出了基于知识图谱和案例推理的初始再制造加工路径生成方法。该方法对待再制造件的关键特征进行提取与知识表示，在再制造加工路径知识库中匹配相似子图，再对匹配子图进行相似度计算生成初始再制造加工路径。

然后，建立了再制造加工路径碳足迹核算模型，基于此，提出了一种知识驱动的废旧零部件再制造加工路径低碳优化方法。该方法建立了生产过程碳排放测量模型，包括能源消耗碳排放、材料消耗碳排放和废弃物碳排放。另外，该方法将质量损失函数、时间损失函数和成本转换为碳排放，从质量、时间以及成本的角度核算了初始再制造加工路径的碳足迹，并在此基础上对初始再制造加工路径进行了低碳优化，为每一个待再制造件生成最优的再制造加工路径。最后，以机床再制造为例，构建了机床的再制造加工路径知识图谱，并且通过一个待再制造机床主轴，详细说明了初始再制造加工路径的生成以及再制造加工路径的低碳优化过程，证明了本文方法的可行性和有效性。

本研究为再制造企业加工系统的低碳优化控制与管理提供了新的思路和工具，为再制造企业的可持续发展提供理论和方法支持，也为再制造企业的智能化转型奠定了基础。

关键词：再制造；加工路径；知识图谱；案例推理；低碳优化

Research on Low-Carbon Optimization Method of Knowledge-Driven Remanufacturing Processing Path for Used Parts

ABSTRACT

Remanufacturing processing is considered an advanced form of recycling in the circular economy and a new model for the transformation and upgrading of the equipment manufacturing industry, as well as an important way to achieve the goals of “peak carbon” and “carbon neutrality.” Due to the uniqueness and complexity of the remanufacturing process itself, optimizing the remanufacturing processing path is crucial for fully leveraging the advantages of remanufacturing. Historically, the optimization of remanufacturing processing paths has relied on practitioners’ experience and has been overly focused on economic factors. With the introduction of China’s dual carbon goals, the optimization of remanufacturing processing paths needs to consider not only economic benefits but also environmental benefits. The problems and deficiencies in the current optimization of remanufacturing processing paths have become bottlenecks restricting the further development of remanufacturing enterprises. Therefore, research on the low-carbon optimization of remanufacturing processing paths has become one of the key issues urgently needing to be addressed for the green

development of the remanufacturing industry. Focusing on these issues, this paper takes the remanufacturing processing system as the research object and proposes a knowledge-driven approach. The goal is to automate and reduce the carbon footprint of remanufacturing processing path optimization. The main contents are as follows:

First, this paper constructs a knowledge graph of remanufacturing processing paths to provide a query and storage platform for low-carbon optimization of remanufacturing processing paths. By collecting successful remanufacturing cases and data in the past, we extract the relevant knowledge of remanufacturing processing path design, start from the influencing factors, refine the remanufacturing ontology layer by layer, and then based on the ontology, the collected knowledge is stored in the Neo4j graph database, which facilitates the retrieval and storage of remanufacturing processing paths.

Second, an initial remanufacturing processing path generation method based on knowledge mapping and case-based reasoning is proposed. The method extracts and represents the key features of the to-be-remanufactured parts, matches the similar subgraphs in the remanufacturing processing path knowledge base, and then performs similarity calculation on the matched subgraphs to generate the initial remanufacturing processing path.

Then, a carbon footprint accounting model of the remanufacturing processing path is established, based on which a knowledge-driven low-carbon optimization method for the remanufacturing processing path of used parts is proposed. The method establishes a carbon emission measurement model for the production process, including energy consumption carbon emission, material consumption carbon emission and waste carbon emission. In addition, the method converts the quality loss function, time loss function and cost into carbon emissions, and accounts for the carbon footprint of the initial remanufacturing processing path from the perspectives of quality, time and cost, and based on this, the initial remanufacturing processing path is optimized in a low-carbon manner, and the optimal remanufacturing processing path is generated for each remanufactured part. Finally, taking the remanufacturing of machine tools as an example, the knowledge graph of remanufacturing processing paths of machine tools is constructed, and the generation of initial remanufacturing processing paths and the low-carbon optimization of remanufacturing processing paths are illustrated in detail through the spindle of a machine tool to be remanufactured, which proves the feasibility and validity of the method of this paper.

This study provides new ideas and tools for the low-carbon optimization control and management of remanufacturing enterprise processing systems, supporting the sustainable development of

remanufacturing enterprises with theories and methodologies. In addition, it lays a foundation for the intelligent transformation of remanufacturing enterprises.

KEY WORDS: Remanufacturing; Processing path; Knowledge graph; Case-based reasoning; Low-carbon optimization

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 研究意义.....	3
1.2.1 理论意义.....	3
1.2.2 现实意义.....	3
1.3 国内外研究现状.....	3
1.3.1 再制造加工路径优化.....	3
1.3.2 企业碳足迹核算.....	5
1.3.3 制造工艺知识图谱.....	5
1.3.4 研究现状评述.....	6
1.4 研究内容与研究框架图.....	7
1.4.1 研究内容.....	7
1.4.2 研究框架图.....	8
1.5 研究方法与创新点.....	9
1.5.1 研究方法.....	9
1.5.2 创新点.....	10
第 2 章 相关理论基础.....	11
2.1 再制造.....	11
2.2 知识图谱.....	13
2.3 案例推理.....	14
第 3 章 再制造加工路径的知识图谱构建.....	16
3.1 再制造相关信息的收集与提取.....	16
3.2 再制造加工路径知识图谱模式层的构建.....	19
3.2.1 本体模型的定义.....	19

3.2.2 本体关系的定义.....	20
3.3 再制造加工路径数据层的构建.....	21
3.3.1 再制造加工路径知识的获取与融合.....	21
3.3.2 知识图谱存储.....	24
3.4 本章小结.....	26
第 4 章 基于知识图谱和案例推理的初始再制造加工路径生成.....	28
4.1 初始再制造加工路径生成方法概述.....	28
4.2 待再制造件的关键特征提取与检索匹配.....	30
4.2.1 待再制造件的关键特征提取与知识表示.....	30
4.2.2 待再制造件关键特征的相似子图检索匹配.....	31
4.3 待再制造件与匹配子图相似度计算.....	33
4.3.1 子图案例相似度计算总体框架.....	33
4.3.2 属性值相似度的计算.....	34
4.4 本章小结.....	35
第 5 章 知识驱动的废旧零部件再制造加工路径的低碳优化.....	37
5.1 再制造加工系统的碳足迹边界.....	37
5.2 再制造加工路径碳足迹核算数据收集.....	38
5.3 再制造加工路径的碳足迹核算过程.....	40
5.3.1 能源消耗的碳足迹测度.....	40
5.3.2 物料消耗的碳足迹测度.....	40
5.3.3 质量损失的碳足迹测度.....	40
5.3.4 时间损失的碳足迹测度.....	41
5.3.5 废弃物的碳足迹测度.....	42
5.3.6 成本的碳足迹测度.....	43
5.4 知识驱动的再制造加工路径低碳优化.....	43
5.5 实例验证.....	45
5.5.1 实例背景.....	45
5.5.2 废旧机床再制造加工路径知识图谱.....	45
5.5.3 废旧机床初始再制造加工路径生成.....	46

5.5.4 废旧机床再制造加工路径低碳优化.....	49
5.5.5 结果分析.....	53
5.4 本章小结.....	54
第 6 章 结论与展望.....	56
6.1 研究结论.....	56
6.2 研究展望.....	57
参考文献.....	58
攻读硕士学位期间发表或录用的学术论文与参与的科研项目经历.....	65
致 谢.....	66

第1章 绪论

1.1 研究背景

工业革命以来，制造业的发展在提高人类生活水平的同时，消耗了大量的资源，产生了许多废弃物，对环境造成了严重的影响^[1-3]。据世界银行(World Bank)统计，在二十世纪的一百年的时间里，人类共消耗煤炭 2,650 亿吨、石油 1,420 亿吨、消耗钢铁 380 亿吨、铝 7.6 亿吨、铜 4.8 亿吨，同时排放出大量的温室气体，使大气中二氧化碳浓度在 20 世纪初不到 300ppm(parts per million)上升到目前接近 400ppm 的水平，全球平均气温（指陆地表面与海平面以上 2 米高度的气温）较工业化前水平（一般取 1850 至 1900 年平均值）上升了 1.2 摄氏度^[4]。这些问题严重威胁着全球的生态平衡，成为了全世界共同的挑战^[5]，建设低碳型社会成为了各国共同的愿景^[6]。另一方面，制造业的日益发展产生了大量废旧产品(如汽车发动机和机床)，以机床为例，我国拥有全世界最高的机床保有量，目前役龄超过 10 年以上的传统旧机床超过 400 万台，我国已进入机械装备报废的高峰期，而这些老旧机床通常还会有 45%至 80%以上的残留价值^[7-9]，这些机床的直接报废无疑是巨大的浪费，如何最大化的利用这些废旧产品是亟需考虑的问题。由于再制造不仅可以提升材料利用率，还可以减少生产过程中的能耗，同时减轻环境污染^[10]，因此，再制造被视为是实现资源高效利用的最佳途径。

再制造是使用特定的加工设备及工艺方法对废旧的零部件进行加工修复，使废旧产品重新投入使用的过程，和新产品相比，经过再制造的废旧零部件，性能可以达到甚至超过新品零部件的性能，且其成本也大大降低^[11-12]。再制造技术的使用对于生产效率的提高以及可持续发展具有重大的意义^[13-15]。一方面，经过再制造技术修复的废旧零部件，在保证性能的情况下，以更低的生产成本和生产时间将产品的使用寿命延长数倍，具有相当大的经济效益和生产效率。另一方面，与制造新零件相比，废旧零部件的再制造可节省约 88%的材料，二氧化碳排放量减少 53%，能耗减少 56%^[16]。因此，再制造技术的应用不仅可以充分释放废旧产品的剩余价值，而且可以缓解资源与环境问题。自上世纪八十

年代初 Robert Lund 对再制造行业进行研究以来，越来越多的学者开始对这一研究课题进行深入研究^[17]。经过几十年的发展，再制造技术日趋成熟，作为循环经济的重要组成部分，再制造已成为我国建设低碳社会中的工作重点之一。2024 年 3 月，国务院关于印发《推动大规模设备更新和消费品以旧换新行动方案》的通知中指出，要有序推进再制造和梯次利用，鼓励对具备条件的废旧生产设备实施再制造。

虽然再制造可以有效减少二氧化碳排放^[18-20]，但距离预期的减排目标还有差距^[21]。2021 年 2 月，国务院印发的《关于加快建立健全绿色低碳循环发展经济体系的指导意见》提出，制造业要加快产业绿色转型，构建绿色制造体系，全面实施清洁生产。随着“碳达峰”、“碳中和”的提出，碳税政策和碳排放权交易政策也相继实施，二氧化碳的排放量深刻影响着企业的经济效益，再制造企业的低碳优化不仅有助于环境保护，而且降低了由于碳排放超标而增加的成本。再制造业想要健康发展，必须实现低碳节能^[22-23]。因此，再制造企业的低碳优化是必然的。

作为再制造的核心环节，再制造加工伴随着能源和材料的消耗以及温室气体的排放，对再制造加工过程进行低碳优化是实现低碳制造的重要途径^[24]。然而，由于回收废旧零件的失效形式和损坏程度具有不确定性^[25]，因此，存在许多再制造加工路径，每种加工路径的加工时间、加工成本以及碳排放量都不同。另一方面，传统再制造加工路径的设计在很大程度上取决于操作者的技能和经验，这个过程耗时而且容易出错^[26-28]。合理的加工路径可以提升再制造率，提高产品质量，减少成本和碳排放，因此，在考虑时间质量和成本的情况下，如何快速准确的为每个废旧零件量身定制一条低碳的再制造加工路径是一个亟需解决的问题。

基于以上背景，本课题提出了一种知识驱动的废旧零部件再制造加工路径低碳优化方法，该方法可以把以往再制造的加工经验以知识的方式储存在知识库里，通过案例检索以及相似度计算，为每一个废旧零部件快速、准确地生成初始再制造加工路径，在综合考虑质量、成本以及时间的基础上，对生成的初始再制造加工路径进行低碳优化。在保证质量和效率的同时降低了加工过程中碳排放，也解决了再制造加工路径设计易出错、低效率的问题。该方法的应用

以期再制造加工路径的低碳优化提供可操作性的工具，为研究再制造系统的可持续发展及智能决策提供理论及方法的支持。

1.2 研究意义

1.2.1 理论意义

本研究定量描述了再制造加工系统的碳足迹，丰富了再制造碳足迹测量的文献。研究采集了再制造企业加工过程的投入产出数据，丰富了再制造加工资源的量化指标，将再制造加工中的各种数据转化为碳排放量，综合考虑再制造质量、时间和成本，对不同再制造加工路径进行低碳优化，可以获得最佳的再制造加工路径，为再制造生产资源的统一量化以及合理降低再制造碳排放量、提高加工效率提供有效的理论和方法支持。研究构建了再制造业企业加工路径知识库，并且融合了案例推理的方法，建立了一条知识驱动的“可存储、可查询、可优化”的再制造低碳优化控制路径，为再制造企业的低碳优化提供了理论支撑。

1.2.2 现实意义

本研究构建了一个再制造加工路径碳足迹测度模型，全面量化了再制造过程中的碳排放，为准确评估再制造过程中碳排放量提供了实用的技术支撑，有利于再制造企业的绿色转型。同时，该模型可以评估不同加工路径的优缺点，为再制造企业的加工路径优化提供数据支持。此外，知识图谱与案例推理的运用为从业者进行再制造加工过程管理提供实用的管理工具，结合碳足迹测度模型可以帮助再制造企业的生产管理者从知识与数据的角度分析其再制造加工系统的特征，为再制造企业加工路径的碳排放降低提供可行的路径，拓宽了与绿色转型和再制造业企业升级相关的研究领域。

1.3 国内外研究现状

本文将从再制造加工路径优化、企业碳排放研究以及制造工艺知识图谱三个方面对与本研究有关的国内外研究现状进行阐述。

1.3.1 再制造加工路径优化

再制造的加工路径优化作为一个重要的理论和实践方向，在学术界已经有许多学者进行了广泛探讨，这些研究大都集中在以下两个方面：

(1) 在已有的再制造加工路径下, 通过不同的建模方法在不同的决策目标下寻找一条最优的加工路径。Jiang 和 Zhang 等^[29-30]提出了一种基于质量功能展开和模糊线性回归的工艺方案选择决策方法。Jiang 等^[31]在考虑工艺之间的协同作用的情况下, 比较了不同再制造加工路径下的经济与环境效益, 建立了再制造技术方案选择的多准则决策模型。Zhang 等^[32]将再制造过程的能耗、成本和环境绩效作为综合评价指标, 提出了一种定量分析评价方法来评价再制造系统的可持续性, 以此来确定一个全面、最优的再制造加工路径。Lv 等^[33]以废旧零部件损伤得分和质量要求参量值为决策变量, 以再制造时间和再制造成本为目标, 提出一种基于改进的模糊神经网络的再制造加工路径决策方法。Liu 和 Zhang 等^[34-35]运用了能值分析法对于不同再制造加工路径进行优化和可持续性评价。Bao 等^[36]以条件证据理论为理论依据, 构建了一种再制造过程集成优化决策模型来确定磨损零件的最优加工路径。Liu 等^[37]以经济、质量、资源与环境作为再制造性的关键指标, 提出了一种基于再制造性的决策模型, 并通过遗传算法求解了最优加工路径。Zhang 等^[38]使用了基于仿真的优化框架来研究再制造过程规划与调度问题。

(2) 充分考虑加工路径的不确定性, 先通过不同的方法来确定可行的加工路径, 然后再运用各种算法在一定的目标下来求解最优的加工路径。Wang 等^[39]在考虑时间与成本的情况下, 运用故障树分析法, 物元分析法等构建了基于失效特征的多目标优化模型, 并运用遗传算法求解最优解。Peng 等^[40]运用故障树分析法提取了失效特征并利用 ICAM 定义法确定可能的工艺路线, 建立了生态效率目标函数模型并运用模拟退火的粒子群优化算法求解。Jiang 等^[41]提出了以可靠性最大化和工艺成本最小化为目标的双目标再制造工艺优化方法并且集成了再制造过程中的经典优化目标, 并运用遗传算法求解。Jiang 等^[42]提出了一种基于粗糙集和案例推理的方法来确定最优的再制造工艺路线。Wang 等^[43]运用故障树分析和模糊综合评价来提取和量化失效特征, 并用规则推理和操作二向图确定可行的路径, 最后在一定的目标下用遗传算法和神经网络来求出最优的再制造加工路径。Li 等^[44]通过图形评估和评审技术 (GERT) 研究了随机再制造工艺路线的动力学。He 等^[45]通过构建了再制造知识模型以及案例推理的方法对再制造工艺进行了规划与设计。Ke 等^[46]运用感性工程, 质量功能展开和 BP 神

经网络等方法来确定满足性能要求的再制造过程方案。Chen 等^[47]考虑到工艺规划知识的继承性与进化性，提出了一种基于知识的再制造工艺规划方法，提高了工艺规划的效率。

这些文献从再制造的成本、质量、资源、环境和时间等不同的角度出发，对再制造加工路径进行了研究。这些研究结果已被用于解决再制造加工过程中出现的各种问题，这些努力极大地促进了再制造行业的发展。

1.3.2 企业碳足迹核算

随着全球各个国家开始制订低碳减排的相关政策，许多学者开始在各行各业提出各种衡量碳排放的方法。Jeswiet 等^[48]将产品制造过程的耗电量与碳排放产生联系，建立了二者的函数关系，介绍了一个基于碳排放特征的零件制造碳排放计算方法。顾佰和等^[49]构建了一种考虑产品合格率的碳排放计算模型，并将其运用于汽车排放装置。李聪波等^[50]提出了一种基于碳排放特征确定零件制造过程中碳排放的方法。张翠侠等^[51]提出了一种机械加工车间碳足迹监测与预警方法，用来提高不确定环境下机械加工车间的节能减排能力。Zhao 等^[52]研究了 1993-2013 年间中国工业行业二氧化碳排放，为中国工业部门实现减排目标提供政策建议。Chen 等^[53]采用系统动力学模型和自下而上的能源系统模型分析了 2010 年至 2050 年中国钢铁行业的钢铁需求、能源消耗和二氧化碳排放，并对未来中国的碳排放量进行了初步预测。Xu 等^[54]运用对数平均迪氏分解（LMDI）方法，分析了 1990-2009 年中国水泥行业能耗和二氧化碳排放的变化及其驱动因素。这些研究为工业制造系统的各行业的碳排放测量提供了宝贵的参考。再制造加工系统作为一种典型的制造系统，对其进行碳足迹核算是完全可行的。

1.3.3 制造工艺知识图谱

随着专家系统研究的深入，知识图谱逐渐走入各行业学者的视野，知识图谱逐渐被应用于各个领域。应小昆等^[55]将卷积神经网络与知识图谱相结合，构建了轨道交通零件焊接技术知识的知识库，提出了基于知识图谱的加工过程表示方法和工艺方案生成方法。范玉斌等^[56]建立了航空企业生产知识库，并且利用知识单元的覆盖率对企业的制造知识实行准确量化并进行评价。Zhao 等^[57]构建了一种知识图谱用于将制造业服务于开放式产业相匹配。Chen 等^[58]将装配信

息分层为结构从装配结构模式层、装配步骤模式层和装配过程模式层，基于此开发了装配信息模型的知识图谱，解决了 CAD 模型和装配过程文档的异构问题。段阳等^[59]运用 OWL 建立了金属切削的模式层，并基于该模式层构建了金属切削过程知识图谱。Guo 等^[60]运用知识与数据联合驱动的方式，构建了零件信息、加工知识和装备资源的知识并通过案例化知识图模式层存储在 Neo4j 数据库中。Jiang 等^[61]提出了一种基于数字孪生技术的装配工艺知识图谱构建方法，该方法为装配领域的数字孪生和知识图谱相结合提供了可能性。Zhou 等^[62]使用了类似于层次结构的思想来构建装配工艺知识图谱模型。Wang 等^[63]将叶轮数控工艺数据转换为 RDF 三元组，开发了叶轮数控加工知识图谱并存储在 Neo4j 数据库中，并利用匹配算法用于生成叶轮数控加工工艺。Dong 等^[64]提出了船舶异构模型的加工知识表示方法，构建了多元素工艺知识图谱模型，并运用案例推理技术从知识库检索和重用已有知识，生成候选焊接工艺。Zhang 等^[65]人将知识图谱与深度学习相结合用于工艺规划，提高了工艺规划的效率。

1.3.4 研究现状评述

通过对以往文献进行梳理可以发现，目前国内外学者在再制造加工路径优化、企业碳足迹核算以及制造工艺知识图谱方面已经取得了丰富的研究成果，这些研究成果为后人的研究提供了宝贵的方法与方向，但仍然存在一定的研究空间，主要体现在以下三个方面：

第一，关于再制造加工路径优化研究方面，首先，以往的文献都是以再制造的成本、质量、资源、环境和时间中的一个或者多个指标作为目标，很少将这些指标全部考虑在内。其次，由于上面这些指标的维度不同，以往的文献通常使用诸如层次分析法或者专家打分法来赋予这些指标不同的权重从而进行决策或评价，具有很大程度的主观性。最后，在当前全球提倡节能减排的背景下，再制造加工的碳排放量变得越来越受到关注。以往的研究在量化不同再制造加工路径对于环境的影响时，很少考虑由于时间损失和质量损失等而造成的碳排放量。

第二，关于企业碳足迹核算研究方面，虽然当前学者们对于碳足迹的测量有了一些方法并且运用到了各个行业，然而，在衡量制造企业的碳足迹时，很少考虑因为时间和质量损失等其他因素而造成的产品返工或返修产生的碳排放，

导致没有完全量化企业的碳排放。另外，作为典型的制造系统，量化再制造加工系统的碳足迹是可行的，然而，现有文献大都是从供应链的角度研究政府各种政策以及再制造企业的模式对再制造企业碳排放的影响，鲜有文献对再制造加工系统的碳排放进行研究，对再制造加工路径的低碳优化则是更为缺少。

第三，关于制造工艺知识图谱研究方面，众多学者在进行知识图谱构建时大都通过建立各种模型或者与深度学习相结合来对制造工艺进行加工并储存，通常只是局限于某一个制造过程，进而导致了知识图谱中知识的连贯性没有被充分的利用。对于本文研究的再制造加工路径的知识图谱，鲜有文献构建再制造的制造工艺知识图谱，而用以往的方法进行查询调用会导致效率低下等问题，这是由于再制造加工原材料和加工工艺的多样性并且再制造加工发生在产品生命周期的后期，导致需要的信息繁杂，需要考虑不同来源和格式的不同生命周期阶段的信息，构建知识图谱要复杂得多。这就要求构建方法要具有高度的灵活性，并能对信息之间复杂的关系进行准确的建模。

1.4 研究内容与研究框架图

1.4.1 研究内容

近几十年以来，工业化的蓬勃发展带来巨大经济效益的同时也带来了严重的能源消耗与环境污染。在环境问题日益尖锐的形势下，再制造企业在发展的同时也必须注重低碳与节能，而实现再制造企业低碳节能的关键在于对再制造加工路径的优化。在再制造过程中，加工路径往往具有多样性，而且每一条加工路径的能源消耗、物料消耗、质量损失、时间损失、成本以及对环境的影响都是不同的，加工路径的选择往往依靠从业者的经验，然而，在综合考虑多种影响因素的情况下，仅靠人工对于每一条再制造加工路径进行定量评价十分困难，如果加工路径不合适，不仅会导致成本高、效率低而且对环境造成不利影响。因此，如何在定量的考虑多种因素的情况下优化再制造加工路径具有十分重要的意义。本课题主要研究内容分为以下六章：

第一章：绪论。本章首先介绍论文的研究背景和研究意义，然后从再制造加工路径优化、企业碳足迹核算以及制造工艺知识图谱三个方面对国内外研究现状进行梳理和评述，最后引出本文的研究内容和研究重点，并指出文章的创新点和所用到的研究方法。

第二章：相关理论基础。本章对再制造、知识图谱以及案例推理的相关理论进行了介绍。

第三章：再制造加工路径知识图谱构建。收集再制造加工路径的相关数据信息，通过这些数据归纳出再制造加工路径的影响因素，确定再制造加工路径的本体，本体关系以及结构，从而完成再制造加工路径的知识图谱模式层的构建。然后把收集到的不同数据类型的信息统一转化为三元组的形式，依据本体的结构完成对知识的填充。最后将获得的知识以知识图谱的形式存储在 Neo4j 图数据库中，完成再制造加工路径知识图谱的搭建。

第四章：基于知识图谱和案例推理的初始再制造加工路径的生成。研究了知识图谱和案例推理相结合的方式，提出了基于知识图谱和案例推理的初始再制造加工路径生成方法。以知识图谱作为再制造加工路径的检索与存储平台，案例推理作为初始加工路径的检索方法，首先根据待再制造件的所用特征进行知识的表达，然后根据该件的关键特征在 Neo4j 图数据库中进行检索匹配，将匹配出的存储案例进行全面的相似度计算，最后的相似度大于或等于相似度阈值的为初始再制造加工路径，完成对待再制造件初始加工路径的生成。

第五章：知识驱动的废旧零部件再制造加工路径低碳优化。基于以上研究内容，对生成的初始再制造加工路径进行优化。构建一个碳足迹测度模型，研究如何在考虑再制造加工成本，质量以及时间的情况下对初始再制造加工路径的碳排放进行计算，并将其运用到初始再制造加工路径的优化中，为每一个待再制造件生成最优的再制造加工路径。最后，以机床再制造为例，对知识驱动的废旧零部件再制造加工路径低碳优化方法进行了验证和应用。

第六章：结论与展望。总结全文所做的工作，并且指出论文的不足之处和未来的研究方向。

1.4.2 研究框架图

本文的研究框架如图 1-1 所示：

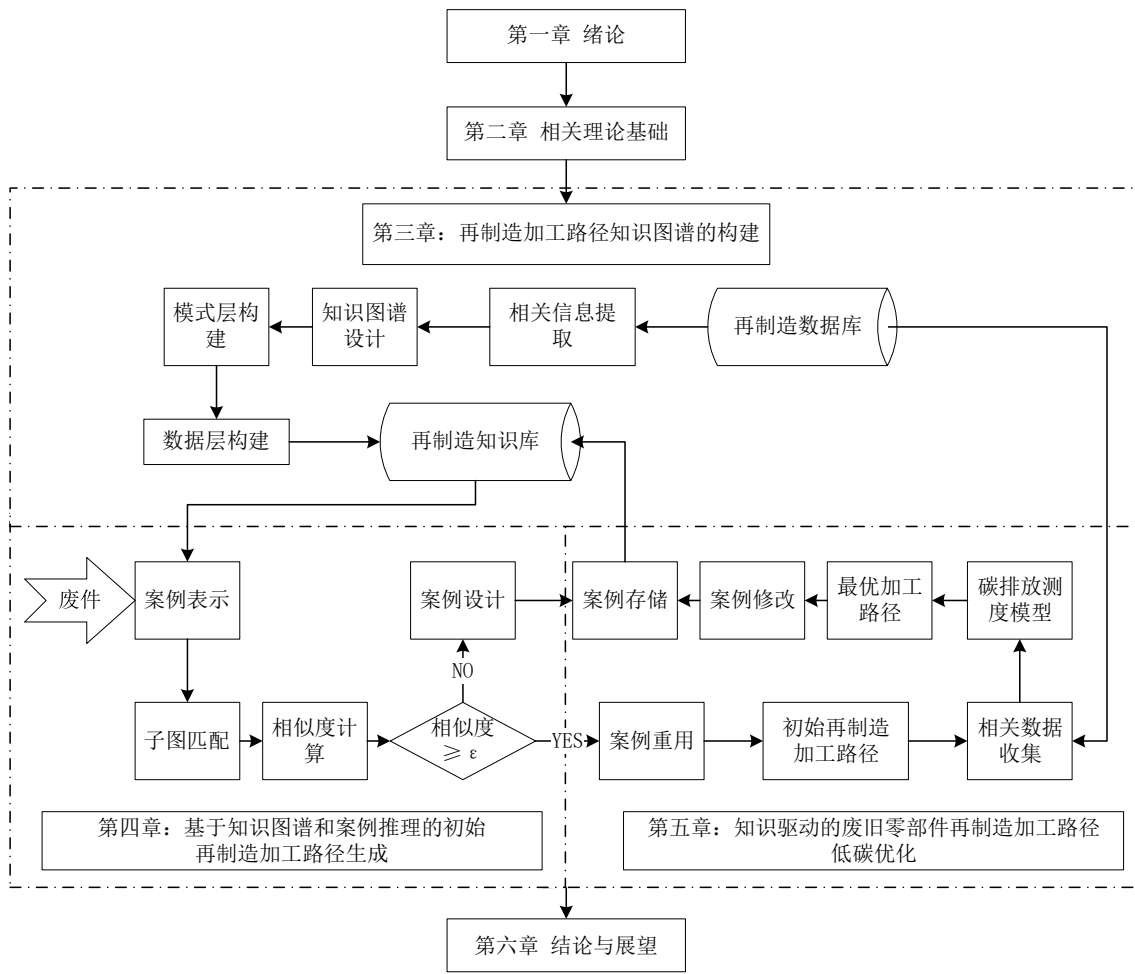


图 1-1 研究框架图

1.5 研究方法与创新点

1.5.1 研究方法

(1) 文献分析法：对再制造工艺规划、企业碳排放以及知识图谱研究的相关文献进行检索、整理和分析，在此基础上做出知识与数据驱动的再制造加工路径低碳优化研究。

(2) 知识驱动：通过挖掘再制造质量数据、再制造生产数据、再制造加工路径等，融合知识建模相关理论，建立再制造加工路径碳排放量化评估模型。

(3) 定量分析法：对待再制造件再制造过程各阶段碳排放、加工时间，加工成本以及加工质量分析时，采用量化分析方法。通过对这些因素进行量化表征，使得目标函数确立更加准确有效。

(4) 多学科交叉研究法：在构建再制造加工路径知识图谱时，需要利用相似度算法和知识图谱的构建方法，因此会涉及到计算机编程技术、编程软件的

使用和知识管理的相关知识。同时，在对再制造加工路径进行低碳优化时需要用到管理方面的知识。

1.5.2 创新点

（1）本研究构建了再制造加工路径的知识图谱，研究了知识图谱和案例推理结合的方式，系统性地整合了再制造企业的加工路径知识和数据。这不仅改变了传统依赖经验的加工路径优化方法，而且通过结构化的知识存储，提高了信息检索的效率和准确性。

（2）本研究构建的再制造加工路径的碳足迹核算模型量化了再制造过程由于各种消耗和废弃物而造成的环境影响。同时，通过将质量损失、时间损失、成本转化为碳排放统一了质量、时间、成本以及碳排放的维度，从质量、时间及成本的角度核算碳足迹，有助于企业在进行低碳优化的同时减少成本、质量损失和时间损失。

第2章 相关理论基础

2.1 再制造

再制造是恢复或升级磨损部件的几何尺寸和机械性能的过程^[66]，这个过程十分复杂，不仅要依靠先进的技术支持，而且对人员的专业化程度要求较高，具体流程如图 2-1 所示。回收的废旧产品一般需要经历拆解、清洗、检测、加工以及报废等工艺步骤。废旧产品被再制造厂回收以后，首先会被拆解为废旧零部件，在这一步骤，再制造企业通常会根据产品的特性制订合理的拆卸方案，使用专业的装备进行拆卸，最大化的降低对零部件的损失。其次，对拆卸的废旧零部件进行清洗，去除污垢、残留物以及陈旧表面。然后，会对这些废旧零部件的几何特征和失效特征进行检测，根据检测结果判断该件是否直接可用，如果直接可用，则经过简单的保养即可进入装配环节，如果不能直接可用，通常需要再制造企业从经济、资源、环境、技术等方面综合评估废旧零部件是否可以进行再制造，如果可以，则需要专业人员寻找合理的再制造加工路径，使用各种再制造技术对废旧零部件进行修复或者升级，经过再制造件检测以后，合格的零部件进入装配环节。如果不可以进行再制造，则直接报废处理。

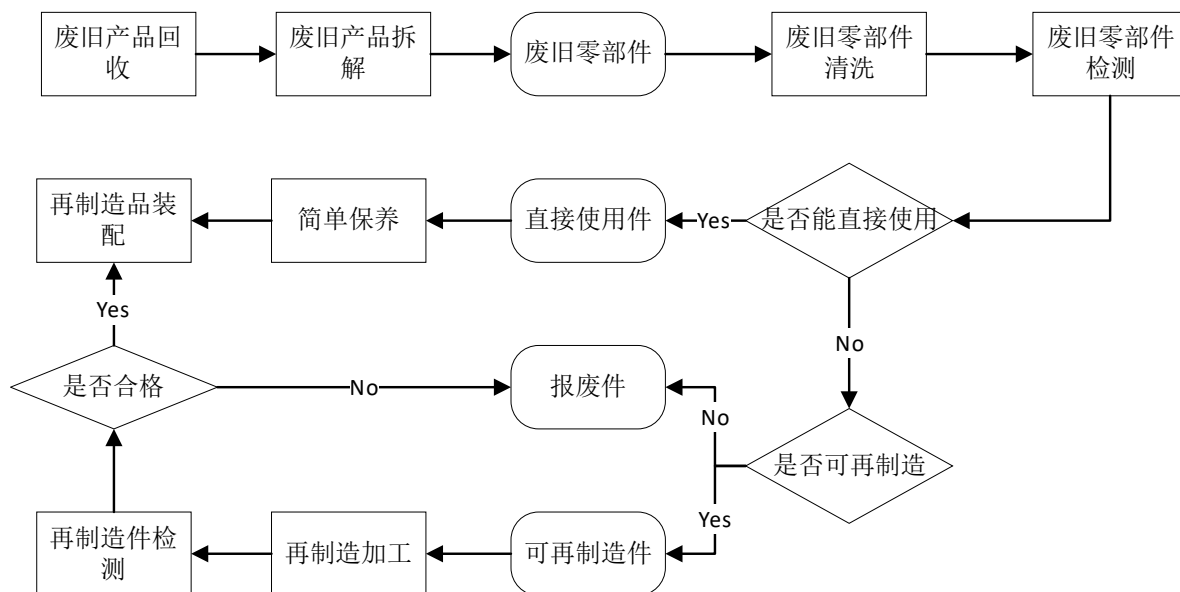


图 2-1 再制造工艺流程

再制造具有以下特点：

（1）资源节约性。再制造作为一种资源循环利用的模式，有利于实现资源的最大化利用，减少对资源的依赖。再制造技术的使用能够有效减少原始资源的开采和消耗，推动资源的可持续利用。与新产品的制造过程相比，再制造在能源消耗上也具有显著优势，经过再制造加工的零部件已经度过一次生命周期，其再利用可以有效降低再生产所需的能源和原材料投入，进而减轻对环境的负荷。

（2）环境友好性。再制造通过减少废弃物排放和资源消耗，展现出了其对环境保护的积极作用。在再制造过程中，废弃物的产生得到有效控制，对自然环境的污染程度大幅降低，这有助于维护生态平衡，提升可持续发展的水平。因此，再制造作为一种环境友好的生产方式，对于推动绿色制造和可持续发展具有重要意义。

（3）经济效益性。再制造在经济效益方面同样优势。通过利用废弃产品或材料，再制造企业能够降低生产成本，提高资源利用效率，增加产品的附加值。相较于新产品，再制造产品在成本上具有显著优势，其成本可降低约一半左右。这种成本优势使得再制造企业在市场竞争中更具竞争力，有助于提升企业的盈利能力和市场地位。

（4）技术创新性。再制造涉及拆解、清洗、加工等多个环节，这些环节需要借助先进的技术和工艺来实现。因此，再制造的发展促进了相关技术的创新和发展。通过不断技术革新，可以提高再制造的效率和质量，拓展再制造的应用领域，推动相关产业的升级和转型。这种技术创新性使得再制造成为推动工业技术进步的重要力量。

（5）社会效益性。再制造不仅具有经济和环境效益，还在社会层面发挥着重要作用。再制造企业的发展需要吸纳大量的技术人才和工人，为社会提供就业机会。同时，再制造产业的发展也能够带动相关服务和支撑产业的发展，进一步促进经济增长和社会稳定。因此，再制造在推动经济社会发展、提升人民生活水平等方面发挥着积极作用。

（6）不确定性。在再制造过程中，废旧零部件的特征存在不确定性。这些零部件源于废弃的产品或材料，其特性往往受到服役环境、失效程度以及原始

材料质量等多重因素的交织影响。这种复杂性导致了在再制造加工过程中，加工方法、加工路径以及最终产品的质量都面临着不确定性。具体而言，废旧零部件可能因长期服役而呈现出性能退化、结构损伤等特征，这些不确定性因素直接影响了再制造过程中的决策和产品质量的稳定性。另外，再制造技术也存在不确定性。再制造涉及的技术和工艺种类繁多，包括拆解、清洗、加工等多个环节，每个环节的实施都伴随着一定的不确定性。以拆解环节为例，原始产品的结构可能极为复杂，拆解过程需要依赖高度专业化的技术和设备，而这些技术和设备并不唯一，有多种技术和设备可供选择。在加工环节，由于废旧零部件的损伤程度和加工需求各异，可能需要经过多次尝试和调整才能确定最佳的修复方案，而且，材料的特性差异和加工方法的选择都会直接影响到最终产品的质量和性能。

2.2 知识图谱

知识图谱（Knowledge Graph）是一种用于表示知识的图形化结构，其中包含实体、关系和属性的信息，以及它们之间的连接。知识图谱旨在以机器可读的方式捕获和组织丰富的知识，使得计算机能够理解和推理这些知识，从而支持各种智能应用和服务。设计一个再制造加工路径知识图谱在逻辑上分成三个步骤：确定构建方式，模式层的设计以及数据层的填充。作为数据层的上层，模式层是对收集到的信息数据进行提炼，分类概括出数据的类型，再归纳出加工知识的本体和它们关系的定义，是一种总结知识的语义结构。例如（失效位置—加工工艺—加工参数）构建模式层有助于定义和规范知识图谱的结构，使得知识图谱在后续知识填充和查询过程中能够保持一致性、准确性和易用性。一旦模式层构建完成，后续的数据收集、整理和填充过程将按照模式层的定义进行。为了更加规范化的完成这一工作，也可以借助一些标准的本体库把收集到的数据快速准确的分类概括为概念，而这些被概括出的概念也称其为本体，因此，模式层的设计主要就是构建本体，通过这种方式可以构建出简洁明确，没有歧义的模式层。数据层是模式层的实例表示，数据层一般存储在 MySQL、Oracle、SQL Server 等关系数据库中。对应于模式层中的概念类和关系定义，数据层由实体识别和关系构建两部分组成。模式层和数据层通过数据映射（R2RML 语言映射）链接在一起，形成存储在图数据库中的加工路径知识图谱，

通过 R2RML 语言映射可以将信息转化为一组三元组来进行表达，例如（疲劳磨损—冷焊—冷焊机）。三元组在知识图谱中的应用非常普遍，其主要有两种表现形式，一种为（实体 1—关系—实体 2），其中实体代表了再制造加工路径的制造信息如疲劳磨损和冷焊机，而关系则表示两个实体间的逻辑关系，例如冷焊。另一种为（实体—属性—属性值），例如（冷焊机—设备编码—S1），其中冷焊机为实体，设备编码为属性值，S1 为属性值。

构建知识图谱的常见方式主要有“自底向上”和“自顶向下”两种。自顶向下是指先从收集、总结的再制造加工路径相关信息中提取概念建立本体模式层，再将从数据中抽取的知识再改写为三元组以后按照模式层本体的分类填充进模式层。一般由有经验的从业者从收集到的相关信息中找出一组相同类型的信息总结归纳为概念，通常从最底层开始，然后逐渐向上归纳，最终分类为多个层级的本体，在确定了同层级间本体之间的关系以及不同层级间本体的关系就完成了体模型的建立。而自底向上则是先构建数据层，然后再构建模式层，这种方式需要从一些开放的数据或者前人研究的基础上直接获取本体以及本体间的关系，有选择性的将需要的信息和数据填入知识库中，进而完成模式层的构建。自底向上的方式一般适用于通用知识图谱。

2.3 案例推理

案例推理（Case-Based Reasoning，简称 CBR）是一种推理方法，这种方法仿真了人脑处理类似问题的思维模式，当人们遇到一个未曾见过的新问题时，他们通常会在大脑中回忆搜索过去遇到的问题，发现以前的问题和新问题之间的共同点，从中找出共同点最多的问题并且借鉴过去解决这种问题的方法。这种流程生成的解决办法通常会十分匹配遇到的新问题，只需进行简单的改动甚至不需要改动，因此，这种解决新问题的方法非常有效。基于案例推理的技术在问题和解决方案之间搭了一座桥梁，使得过往的知识可以很顺畅的用于新问题的解决。由于这种技术降低了知识运用的瓶颈^[52]，在生产制造领域，这种方法被广泛用于依赖人们经验的各种环节，如故障诊断与预测、产品设计、设备维护与管理以及工艺规划等。

案例推理通常分为以下基本步骤：

(1) 案例检索：案例检索是根据当前的问题或情境，识别当前问题的关键特征，并将其转化为可比较的形式，例如特征向量或描述性特征，然后使用相似性度量方法（如欧氏距离、余弦相似度等）来比较当前问题的特征与已有案例的特征，从而确定案例库中与当前问题最相似的案例。

(2) 案例重用：一旦找到相似案例，系统就会尝试重用该案例的解决方案。这可能涉及到对解决方案的微调，以适应新问题中的特定差异。

(3) 案例修订：如果直接应用历史案例的解决方案不能完全解决问题，系统可能会修订这个解决方案。这可能涉及到对解决方案的某些部分进行调整或添加新的信息。

(4) 案例保存：新问题和其解决方案（无论是直接重用的还是经过修订的）都会被保存为新的案例，以便将来使用。这个过程有助于不断扩展和更新案例库。

案例推理的优势在于它能够快速适应新情况，因为它依赖于已有的经验和知识。然而，它也有局限性，比如对案例库的完整性和多样性的依赖，以及处理全新或非常规问题时可能遇到的困难。在实际应用中，案例推理通常与其他推理方法（如规则推理、模型推理等）结合使用，以提供更全面和准确的问题解决方案。例如，在医疗领域，医生可能会结合案例推理和最新的医学研究来做出诊断。总的来说，案例推理是一种强大且灵活的推理方法，它特别适用于那些有大量历史数据或经验可供借鉴的领域。

第3章 再制造加工路径的知识图谱构建

在工业实践中，再制造加工路径的选择一直以来都是依靠工人的经验，因此导致再制造加工的经济效益与环境效益存在太多的不确定性。本章节旨在通过知识的方式储存之前成功的再制造案例，将这一过程标准化，规范化以及智能化，为再制造加工路径的低碳优化提供检索和查询平台以及储存工具。对于再制造加工路径而言，知识是指描述废旧零部件使用状况等有用信息，以及与之相匹配的再制造加工资源和加工方式的最优加工路径。对再制造加工路径知识图谱进行设计与构建。通过分析再制造加工路径的各种信息数据，建立再制造加工路径知识图谱的模式层，加入属性信息构建数据层，采用自顶向下的方式来建立再制造加工路径知识图谱，然后，将再制造加工过程中的工艺参数、工艺顺序和废旧零部件的自身情况等信息存入知识库中，便于检索和查询可行的再制造加工路径。

3.1 再制造相关信息的收集与提取

本文研究的再制造加工路径知识图谱属于具体再制造企业的领域知识图谱，具有较强的专业性，而且需要使用较为准确的数据，所以本文使用“自顶向下”的建模方式。再制造加工路径知识图谱的构建框架如图 3-1 所示。首先要根据收集和提取到的再制造相关信息构建知识图谱模式层，即根据再制造相关信息，分析和归纳出概念、类以及对象属性，最终构建出用于再制造加工路径的本体模型。然后将从各种类型的数据中提取到的知识转化为 **RDF** 三元组的形式，填充进模式层进而完成对再制造加工路径知识图谱的搭建。

尽管再制造是处于生命期末的一项活动，但是在产品的生命周期早期与中期产生的大量数据信息对于再制造加工路径的决策有很大的影响，例如生命周期早期阶段产生的零件的材料、几何尺寸等信息会影响再制造加工设备的选择；在生命周期中期，零件的服役环境的不同会导致废旧零部件的失效形式，失效程度以及失效位置的不同，进而影响再制造加工路径和工艺参数的选择。因此，再制造加工路径知识图谱的构建需要从整个产品生命周期的角度去收集信息，然后在进一步进行知识建模。本文采用基于 **RFID**(射频识别)的方法获取

产品整个生命周期产生的信息。该方法在产品上贴有一组 RFID 标签，这些标签记录了产品的生命周期信息。

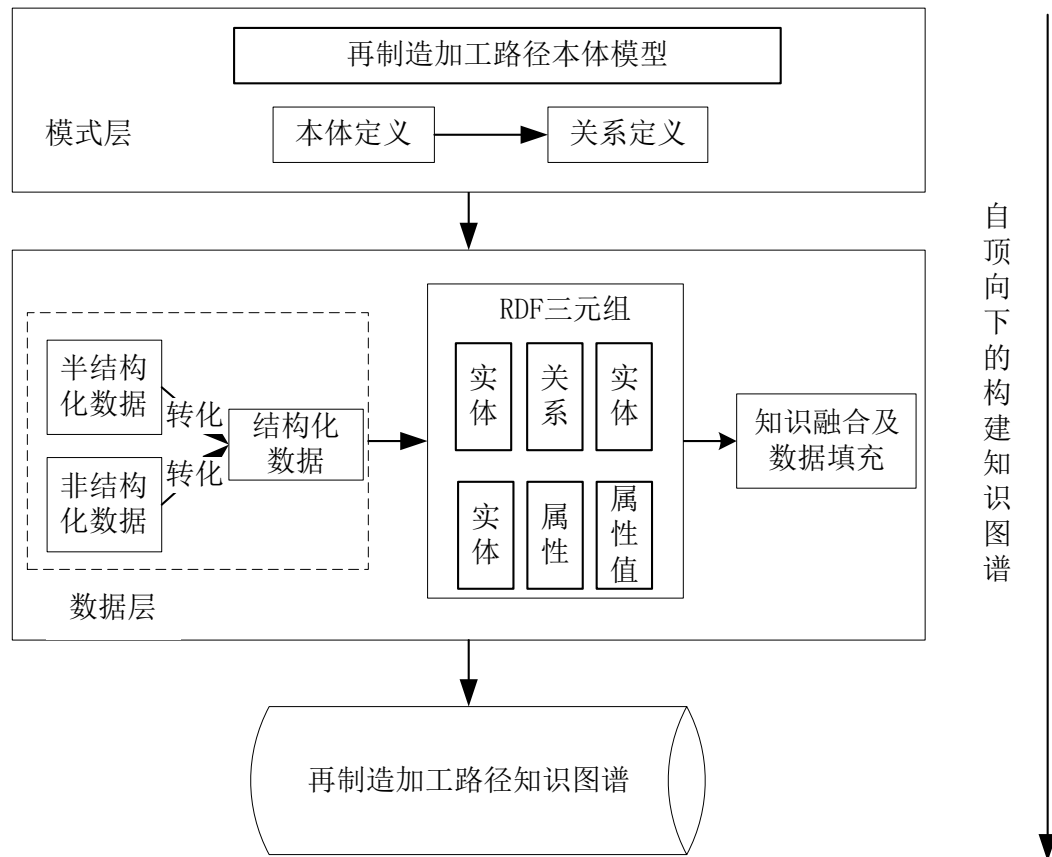


图 3-1 再制造加工路径知识图谱的构建方式

在收集到的这些再制造相关信息中，无法避免地会有许多冗余信息，这些信息对于再制造加工路径几乎没有什么影响，属于无用知识，但是会增加知识图谱的复杂程度继而影响知识重用的效率和准确性。因此，需要对收集到的信息进行提取，筛选出会对再制造加工路径产生影响的信息，然后将其转换为知识，以支持知识重用。根据收集到的信息与再制造加工路径的关系，对再制造加工路径的影响因素分析如下（以机床为例）：

（1）原始产品的设计特征：原始产品的设计对再制造加工路径有着直接的影响。设计是否考虑了再制造的可能性、组件之间的连接方式、零部件的数量以及复杂性等因素，这些都会影响到再制造加工路径的选择。例如，如果原始产品在设计阶段考虑了再制造性，即考虑到产品在使用寿命结束后是否可以再进行再制造，那么产品在设计组件之间的连接方式时会采用简单可靠的方式，更易于拆解和再制造的加工，从而简化再制造加工路径的选择；复杂度较高的零

部件可能需要更复杂的再制造加工工艺，而过多的零部件会增加再制造的难度和成本。

（2）材料特征：材料特征对再制造加工路径的选择起着至关重要的作用。材料的物理性质（如硬度、密度、熔点）、化学性质（如腐蚀性、耐磨性）以及机械性质（如强度、韧性、塑性）将决定再制造加工路径的选择。例如，对于高强度和硬度材料，可能需要更高级的加工设备，选择耐磨性好的切削工具，采用金属切削、磨削、激光熔覆等高级加工方法，这就需要在进行再制造加工时选择更高功率的激光器、更耐磨的刀具或更坚固的加工平台；而对于低强度和硬度材料，可以通过简单的切削、成形等传统加工方法来实现再制造。

（3）精度特征：精度特征对于再制造加工路径的确定有着重要影响，精度特征要求高的再制造零部件可能需要选择更为精密的加工工艺，如数控加工、激光熔覆等，以确保达到所需的精度要求，而且需要选择适合的切削工具，如高精度数控刀具、超硬刀具等，以保证加工质量和精度。同时，精度特征要求越高的再制造零部件越需要精细的加工参数控制，包括切削速度、进给速度、切削深度等。通过合理调整这些加工参数，可以实现对精度特征的精确加工，提高再制造零部件的加工精度。此外，这类再制造零部件通常伴随着精密的测量和校正，以确保加工精度符合要求。因此，精度特征的影响也体现在加工过程中的测量与校正环节，影响着量具的选择，也需要耗费额外的时间和成本。

（4）失效特征：再制造加工路径的选择还受到失效特征的影响，包括失效位置，失效程度以及失效形式。就失效位置而言，失效位置距离零件的重要功能表面或关键部位近，修复工艺难度会相应增加，这意味着需要更为精细和复杂的修复方法，可能需要使用特殊工艺或设备来完成修复工作。同时，失效位置如果位于零件表面的精确位置或几何特征处，修复过程中需要保证高精度的加工，以确保修复后的零件符合设计要求。因此，另外，失效位置附近的材料通常会受到失效影响，可能硬度、强度等性能发生变化，对于选择再制造材料和加工参数会产生影响。需要考虑材料匹配性和加工处理方式，以确保再制造零件的性能能够满足要求。

通过对再制造加工路径的影响因素的分析，将再制造相关信息提取为 4 类，包括废件的基本特征类、废件的失效特征类、再制造加工信息类和再制造资源

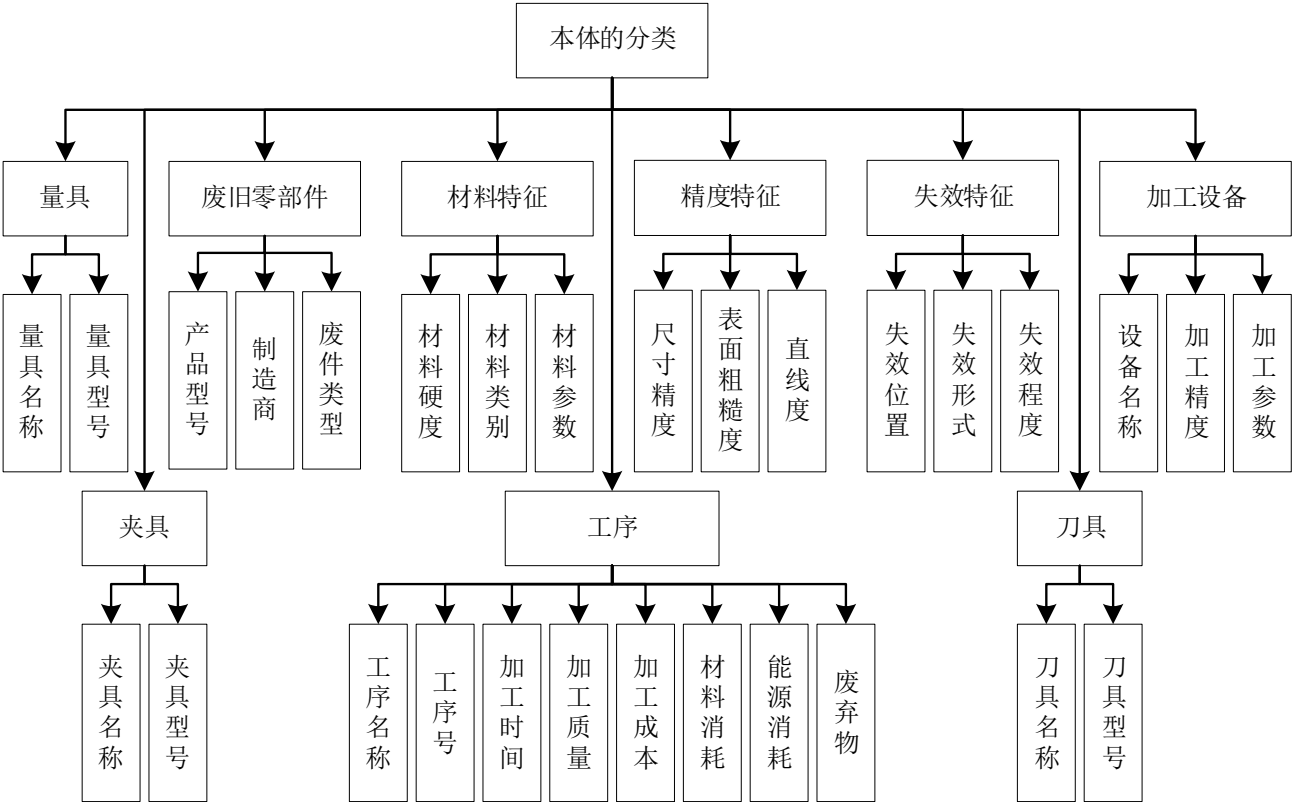
信息类。废件的基本特征类一般包含零件的型号、尺寸、材料和重量等基本信息。废件的失效特征类描述了废旧零部件的失效状态，包括失效模式、程度、位置等。再制造加工信息类包括废旧零部件的加工路线和加工参数。再制造资源类包括支持再制造加工的设备和量具，夹具以及刀具等信息。

3.2 再制造加工路径知识图谱模式层的构建

3.2.1 本体模型的定义

再制造加工知识图谱的构建需要收集产品生命周期的各个阶段的数据信息。如前文所述，本文采用基于 RFID 的方法获取产品整个生命周期产生的信息，这些信息分为多种类型，并且杂乱无章，因此需要提炼、分类和归纳出需要的信息，进而概括出再制造加工路径的本体模型。本体可以相对准确的定义加工知识的概念和它们之间的关系，以本体作为骨架可以更加快速准确的分类和存储知识图谱，为构建知识图谱提供有力支撑。

在模式层中进行本体构建本质上是为特定领域的知识建立相应的语义框架，规范化的指出特定领域内的主体和他具备的特征及它们之间的关系。这一过程包括提取和分类本体以及梳理本体间的逻辑关联。通过分析再制造加工路径相关的领域及范畴的概念，挑选与再制造加工路径有关的概念作为知识本体。通过对收集到的再制造加工路径相关信息进行选取与语义凝练，并且在经验丰富的专业人员的分析和帮助下，对再制造加工路径的本体模型进行本体的分类后，从废件的基本特征知识中抽取出“废旧零部件”，“材料特征”“精度特征”等本体；从废件的失效特征类中抽取“失效特征”本体；从再制造加工信息类中抽取“工序”本体；从再制造加工资源类中抽取“加工设备”、“量具”、“夹具”、“刀具”等本体。本体的分类及其属性如图 3-2 所示



3.2.2 本体关系的定义

本体在经过定义以后，需要明确本体与本体之间的关系，这个过程称为本体关系的定义，这种关系通常由有经验的人员根据已经定义好的本体概念的实际语义进行分析处理，使本体之间相互联结，形式化的表示上述本体之间的联系，使本体间成为一个整体结构。在对再制造加工路径的本体进行分类以后，经过梳理它们之间的逻辑关系，将这些本体之间的关系定义为以下 9 种关系，如表 3-1 所示。

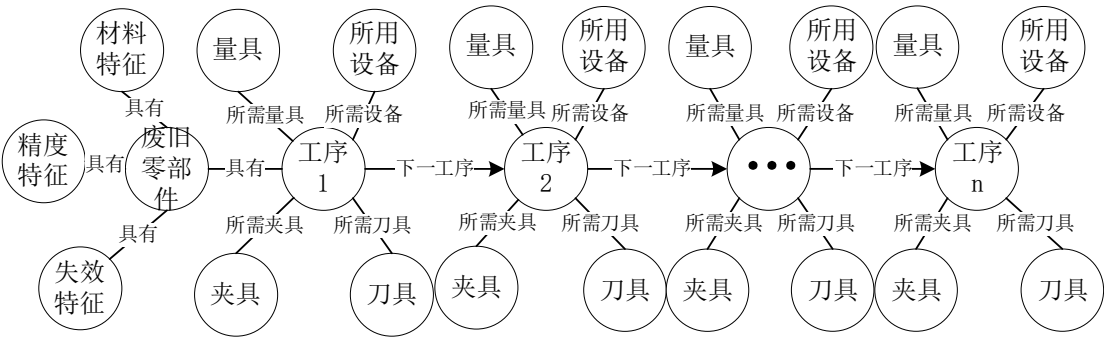


表 3-1 本体的关系

序号	本体 1	本体关系	本体 2	关系解释
1	废旧零部件	具有材料特征	材料特征	废旧零部件具有材料特征
2	废旧零部件	具有精度特征	精度特征	废旧零部件具有精度特征
3	废旧零部件	具有失效特征	失效特征	废旧零部件具有失效特征
4	废旧零部件	加工	工序	废旧零部件通过某工序开始加工
5	工序	下一工序	工序	定义工序与工序之间前后关系
6	工序	所需设备	加工设备	完成该工序所需的加工设备
7	工序	所需量具	量具	完成该工序所需的量具
8	工序	所需刀具	刀具	完成该工序所需的刀具
9	工序	所需夹具	夹具	完成该工序所需的夹具

经过对本体及其关系进行定义，可得到再制造加工路径模式层的基本结构，如图 3-3 所示。

3.3 再制造加工路径数据层的构建

3.3.1 再制造加工路径知识的获取与融合

上一小节完成了对再制造加工路径模式层的构建，下面将进行数据层的构建，使用相同的表达方式把实体数据转换为知识同时消除歧义，并且进行再制造加工路径的知识融合步骤完成知识的填充。对于再制造加工路径知识图谱数据层的构建，首先需要完成的步骤是知识的获取，即如何从再制造加工路径的相关数据信息中获得知识。本文从以下两个方面考虑再制造加工路径相关知识如何获取：知识的来源及知识的获取途径。

针对知识的来源问题，如前文所述，知识主要从数据中提取，而数据大致可分为三种：结构化数据，半结构化数据以及非结构化数据。结构化数据是按照固定的数据模型和格式进行组织和存储的数据形式。它通常以表格形式存储，采用行与列的结构排列，每一列代表一个数据字段，每一行则对应一个数据记录。每个数据字段具有明确定义的数据类型和含义，便于理解和处理。结构化数据具有高度的组织性和规范性，数据结构清晰，字段之间有明确的关系。它通常来自各种应用系统中的数据库，如企业资源规划系统（ERP）、客户关系管理系统（CRM）等。半结构化数据介于结构化数据和非结构化数据之间。与

结构化数据相比，半结构化数据具有一定的结构，但并不完全符合传统的表格或模式化数据形式。这种数据的结构和标记可能存在一定程度的灵活性，通常以一种比较松散的格式存在，如 XML、JSON 等。与非结构化数据相比，半结构化数据具有一定的标记或标签，方便解析和处理，但并不需要严格遵守固定的数据模式。半结构化数据的典型特征包括：数据具有一定的结构，但不需要严格的规范；数据的格式和标记相对灵活，可以根据需要进行调整和扩展；数据中的信息可以通过一定的标记或标签进行标识和组织，方便解析。半结构化数据的来源多样，包括网页内容、日志文件、传感器数据等。非结构化数据是指那些没有明确定义或预先安排在固定模式下的数据形式。与结构化数据和半结构化数据不同，非结构化数据通常没有固定的数据模型或格式，其内容不容易以表格、行、列的方式组织。这使得非结构化数据更具挑战性，因为它们需要更复杂的处理和分析方法。非结构化数据可以是各种形式的，包括文本文件、图像、音频、视频、社交媒体内容、电子邮件、网页内容等。这些数据可能包含大量的文本、图像中的像素、音频的波形等，缺乏明确的结构和关系，因此需要特殊的工具和算法来提取有用的信息。

针对知识获取途径这一问题，一般而言，知识获取的主要途径主要有手工获取、半自动获取、自动获取三种。手工获取知识，通常需要人们在知识图谱中直接参与知识的收集、整理、标注、录入等工作。由于这种方式可以广泛地从文献资料、专家经验、网络资料等各种信息来源中收集知识，因此可以保证知识的准确性和质量。随后，他们会对收集到的知识进行适当加工、整理，最后再录入到知识图谱中。手工获取知识虽然在人力上投入较大，耗费的时间也很长，但是可以保证知识内容的高质量。因此，这样的方式虽然比较费时费力，但是对于知识质量的保证方面优势较大。通过手工获取知识，保证了知识图谱内容的准确、完整，人们可以多角度、多信息源地获取知识。半自动获取知识结合了手工获取和自动化获取的方式，可以帮助用户更快速的获取知识和整理知识。这种方式通过辅助工具或者算法提升了知识的获取效率。例如，可以利用自然语言处理技术从文本中提取实体和关系，然后由人工进行校对和确认后输入到知识图谱中。此外，还可以利用数据抽取和流程管理工具，将知识从结构化的数据源中提取出来，然后由人工处理。通过半自动获取知识的方

式既节省了人力成本又提高了办事效率，使知识的获取过程更加智能和高效。利用人工智能技术和人类专业知识的优势，使知识图谱的构建质量得到有效提升。而自动获取知识，即借助计算机程序和技术来主动收集各种信息和数据，使之与有用的知识内容相结合，借助人工智能和机器学习技术来对大量数据进行加工和处理，从而从中提取有意义的知识内容。自动获取知识的优点是可对大规模数据进行高效的处理和快速的获取信息，并可对信息的实时更新与处理进行有效的实现，能够减少人为错误和主观干扰，提高信息的准确性和客观性，从而帮助用户快速获取所需信息，并支持各种智能应用和决策系统的发展，是一种比较优秀的知识获取途径。这三种知识获取的方式各有优劣，其适用场景也各不相同，具体如表 3-2 所示：

表 3-2 知识获取方式的对比

获取方式	优势	劣势	适用场景
人工获取	准确性高、灵活性强、适用于复杂情况、可解决语义歧义问题	效率低、无法处理大规模数据、成本高、容易出现主观偏差	对知识准确性要求极高的场景，如专业审计、法律文件翻译、学术论文撰写等
半自动获取	结合了人类和机器的优势、提高了准确性和效率、更灵活	需要人工参与、成本较高、更新速度较慢、依赖人类的主观判断	需要结合人类专业知识和机器算法的场景，如医学诊断、法律分析、科研领域等
自动获取	高效、大规模处理、实时性强、可降低人力成本	数据质量参差不齐、信息误解可能性高、缺乏上下文理解能力、更新速度受限	需要实时数据处理和大规模知识获取的场景，如金融市场分析、舆情监控、自动化客服等

在再制造加工路径知识图谱的构建过程中，蕴含着再制造加工路径知识的数据来源多种多样，但是数据的形式无非就以上三种。例如，从 RFID 数据库中获得的废旧零部件的基本特征数据属于结构化数据，工艺文件里的工序信息属于半结构化数据，还有一些以文本和图片为载体来进行描述的废件的失效位置和以录音方式存在的专业人员的经验等属于非结构化信息，然而无论哪一种数据，都无法直接进行知识填充。由于这些数据十分分散且庞杂，同时还需要保证知识的准确度，所以，本文采用半自动知识获取的方式。具体流程为：收集到与再制造相关的各种类型的数据后，通过人工的方式将非结构化数据与半结构化数据手工转化为表格形式的结构化数据，保证了获取知识的准确性，

其次根据本体模型再通过编写程序将这些结构化数据转化为 RDF 三元组的形式，然后经过仔细检查，消除冗余和错误，确保知识的一致性和完整性，经过以上步骤就完成了知识的获取与融合。

3.3.2 知识图谱存储

由于现代社会数据信息量的快速增长，导致知识的规模不断地壮大，知识图谱的应用领域也在不断扩大，知识图谱也越来越庞大，因此对这些知识的管理和存储需要有更加标准且高效的方法。知识图谱的存储主要考虑两个问题即知识图谱的存储方式和具体使用哪种数据库。

随着技术的发展，知识图谱的存储方式有多种，常用的主要有以下四种：图数据库存储、关系数据库存储、文档数据库存储和三元组存储。图数据库是专门设计用于存储和查询图形数据的数据库系统。在图数据库中，数据以节点（表示实体或概念）和边（表示节点之间的关系）的形式存储。图数据库支持高效地查询复杂的关系，并提供了灵活性和性能优势。常见的图数据库包括 Neo4j、ArangoDB、JanusGraph 等。在关系数据库中，知识图谱的数据以表格形式存储，其中每个表代表一个实体类型，每个行代表一个实体，不同表之间的关系通过外键来表示。关系数据库使用 SQL 查询语言来进行数据查询和操作。尽管关系数据库不是为存储图形数据而设计，但仍然可以用于存储知识图谱数据。文档数据库存储知识图谱的数据以文档的形式，通常使用 JSON 或类似的格式。每个文档表示一个实体，文档内部可以包含其他文档或数据。文档数据库适用于存储复杂的、非结构化的数据，提供了灵活性和可扩展性。常见的文档数据库包括 MongoDB、Couchbase 等。三元组存储将知识图谱数据表示为主谓宾形式的三元组，其中主语表示实体，谓语表示关系，宾语表示其他实体或值。这种方式通常使用 RDF（资源描述框架）来描述和存储数据，而 SPARQL 则是一种常用的查询语言。三元组存储适用于表达复杂的语义关系和元数据，有助于实现语义网的概念。这四种类型的数据库的优缺点如表 3-3 所示

表 3-3 知识存储方式的对比

知识存储方式	优点	缺点
图数据库存储	能够有效表示实体之间的复杂关系，支持高度连接的数据模型，适用于网络关系等复杂数据结构	在某些查询场景下性能可能不如关系数据库存储，需要特定的查询语言和算法来处理数据
关系数据库存储	具有成熟的标准化数据模型和 SQL 查询语言，支持复杂的关系型数据操作，适用于事务性应用和结构化数据存储	不适合存储高度连接的数据，对于某些复杂查询性能可能不够高效
文档数据库存储	适合存储半结构化数据，支持灵活的数据模型和嵌套数据结构，适用于文档型数据存储和非结构化数据存储	不适合复杂的关系数据模型，查询性能受文档结构的影响
三元组存储	采用简单灵活的三元组数据模型，适用于表示图形数据和元数据信息，适合存储知识图谱等数据	不适合复杂的结构化数据存储，查询性能可能受数据规模和查询复杂度的影响

综合以上分析对比，对于本文研究的再制造加工路径知识图谱使用图数据库存储是最好的选择。图数据库存储适合表示实体之间复杂的关系和网络拓扑结构，能够有效地表达再制造过程中涉及的各种元素、关系和模式。通过图数据库存储，可以更好地管理和分析再制造加工路径的相关知识，包括零部件之间的依赖关系、加工流程的顺序关系、资源之间的互动关系等。利用图数据库存储搭建再制造加工路径的知识图谱，可以实现对复杂的再制造加工过程进行建模、查询和分析，更好地支持决策和优化再制造加工路径。同时，随着制造业的发展，需要对在再制造的加工信息进行更新和修改，图数据库的灵活性和性能优势也能够满足再制造领域对于高度连接数据和复杂关系的处理与更新需求。综上所述，图数据库存储在再制造加工路径的知识图谱应用中具有较好的适用性和优势，能够有效支持再制造相关知识的管理和应用。

Neo4j 是一种基于图形理论的图数据库管理系统，专门用于存储、管理和查询图形数据结构。它采用节点（Node）、关系（Relationship）和属性（Property）的概念来表示数据，并使用图数据库的方式来处理数据之间的复杂关系。本文选择 Neo4j 作为知识图谱的图数据库主要有以下原因：首先，Neo4j 以节点、关系和属性的方式存储数据，非常适合描述和管理再制造加工

路径相关知识中的复杂关系和网络结构。通过灵活的数据模型，构建丰富的知识图谱，可以更好地将各部件之间、各工序之间、各资源之间的关联性表达出来。其次，Neo4j 提供了支持用户进行复杂图形数据查询与分析操作的强大图形查询语言 Cypher，能够轻松编写 Cypher 查询语句，为后续再制造加工路径的推理提供了极大的便利，以获取关系分析与知识挖掘所需的信息。除此之外，Neo4j 性能卓越，可高效处理大尺寸图形资料，支持实时资料查询与分析。在再制造加工路径的推理中，快速的决策和实时数据更新非常重要，而 Neo4j 能够满足这些需求。最后，Neo4j 也支持知识扩展，能够满足再制造加工路径知识图谱不断增长的需求。

因此，本文把上一小节获取的大量 RDF 三元组存储在 Excel 里，然后使用 Neo4j 的 Cypher 存储语言去导入到 Neo4j 图数据库中，以废旧零部件实体和精度特征实体及其关系为例，具体语句如下：

```
LOAD CSV WITH HEADERS FROM'FILE:///废旧零部件.CSV'AS line
```

```
CREATE(:废旧零部件{ 废件名称:line.废件名称,制造商:line.制造商,废件型号:line.制造商})
```

```
LOAD CSV WITH HEADERS FROM'FILE:///精度特征.CSV'AS line
```

```
CREATE(:精度特征{ 尺寸精度:line.尺寸精度,表面粗糙度:line.表面粗糙度,直线度:line.直线度})
```

```
LOAD CSV WITH HEADERS FROM'FILE:///关系.CSV'AS line
```

```
MATCH(FROM:废旧零部件{ 废件名称:line.废件名称}),(TO:`精度特征{ 尺寸精度:line.尺寸精度})
```

```
MERGE(FROM)-[r:具有]->(TO)
```

3.4 本章小结

本章详细描述了再制造加工路径知识图谱的构建过程。首先，收集大量成功的再制造案例和相关数据，从中分析再制造加工路径的影响因素并依据其与加工路径的关系分成了四类。其次，对再制造加工路径的知识图谱进行了设计，确定了知识图谱的构建方式，设计了模式层和数据层。然后根据影响因素的分类构建了再制造加工路径本体，本体的关系和结构，确定了知识的收集与获取的方式。以此为基础，建立了结构化的知识体系，并将再制造加工路径的知识

以知识图谱的形式储存于 Neo4j 图数据库中，为案例推理及后续的加工路径优化提供准确和可靠的数据源。通过本章提出的知识图谱框架，使得再制造加工经验的运用方式更加科学，提高了知识的可操作性和应用价值。

第4章 基于知识图谱和案例推理的初始再制造加工路径生成

上一章提出了知识图谱的构建方法，为再制造加工路径低碳优化奠定了理论基础。本章在此基础上提出了一种基于知识图谱和案例推理的初始再制造加工路径生成方法。随着技术的发展，案例推理技术（Cased-Based Reasoning, CBR）已经运用在制造业的各个行业中，作为人工智能领域中一项重要的研究成果，它可以通过分析和比较以往不同案例之间的共同点和特征，从而推导出新案例的情况。将该技术与再制造加工路径知识图谱相结合，应用到再制造加工路径的低碳优化上，可以快速准确的从再制造加工路径知识库中匹配出初始再制造加工路径，有效提高再制造加工路径的推理效率，节省时间和人力成本。

4.1 初始再制造加工路径生成方法概述

由于服役时间、服役环境及使用程度等方面的不确定性导致再制造的原始材料即处在生命周期末段的废件具有特殊性，每一个废件都具有不同的失效特征，这就造成了每一个废件都需要重新设计与选择加工路径，这不仅成为了工作人员严重的负担，而且降低了再制造加工的效率。因此，对于这种再制造加工路径的现状，本文使用融合了知识图谱的案例检索技术进行初始再制造加工路径的生成，在基于知识图谱构建的再制造加工路径知识库中运用相似度算法计算出与待再制造件关键特征相似的加工案例，在这些加工案例的基础上，分析待再制造件性能上的改变，进行再制造加工路径的案例推理从而针对该待再制造件生成初始的加工路径。

基于案例的加工路径推理的原理是通过检索案例库中与待加工工件相似的案例，从中获取相关的加工工艺信息和经验，然后根据这些信息推导出适用于当前工件的加工路径^[51]。以往使用的案例推理技术一般把待解决的问题按照特定的方式表达为固定的语义模板，然后使用计算机语言检索关键词，但由于再制造加工路径的相关信息巨大，形式多样且具有变化性，使用固定的语义模板不仅工作量巨大，而且缺乏灵活性，搜索效率低下。与此同时，知识图谱的存在形式是图不是文本，因此，这种方法对于融合知识图谱的案例检索并不适用。本文使用了一种基于知识图谱的案例推理技术，在此基础上，对此方法进行改

进，提出了一种融合了再制造加工路径知识图谱的案例推理技术，提升了加工路径知识的存储与利用的扩展性与灵活性，为再制造加工路径的低碳优化提供工具。

本文的案例推理的框架包含以下五个部分：

（1）案例检索：本文中，需要进行两次案例检索。首先对待再制造件进行分析，从废件的基本特征，材料特征，精度特征以及失效特征中选取一些作为关键特征，在知识库中检索与关键特征完全相同的案例。然后对这些案例进行进一步的检索，根据数据的类型使用不同的相似度算法计算特征相似度，再使用层次分析法赋予这些特征不同的权重计算总相似度，从而对于待再制造件生成再制造加工路径。案例检索这一步骤是案例推理的核心环节，它直接影响着解决方案的质量。

（2）案例设计：案例的设计是经过案例检索以后，已完成再制造废件与待再制造件之间的相似度阈值不满足条件，此时就需要专业的人员结合自己的经验为该待再制造件重新设计一条再制造加工路径。

（3）案例重用：案例的重用是待再制造件检索出的初始加工路径进行低碳优化后生成的最优再制造加工路径进行案例重用。

（4）案例修改：案例的修改是通过案例检索得出的再制造加工路径的方案因为条件或者目标的变化导致无法直接应用到待再制造件，此时就需要对生成的再制造加工路径进行适当的修改然后再应用到待再制造件。

（5）案例存储：将上述经过设计和修改的再制造加工路径作为新的案例以知识图谱的形式存入再制造加工路径知识库中，以便于为后面的待再制造件生成再制造加工路径。这样，随着时间的推移知识库会越来越丰富，可以提供更多可用的经验案例。

根据以上案例推理的框架，结合研究的问题，本文构建了一个新的结合了知识图谱的案例推理方法如图 4-1 所示：

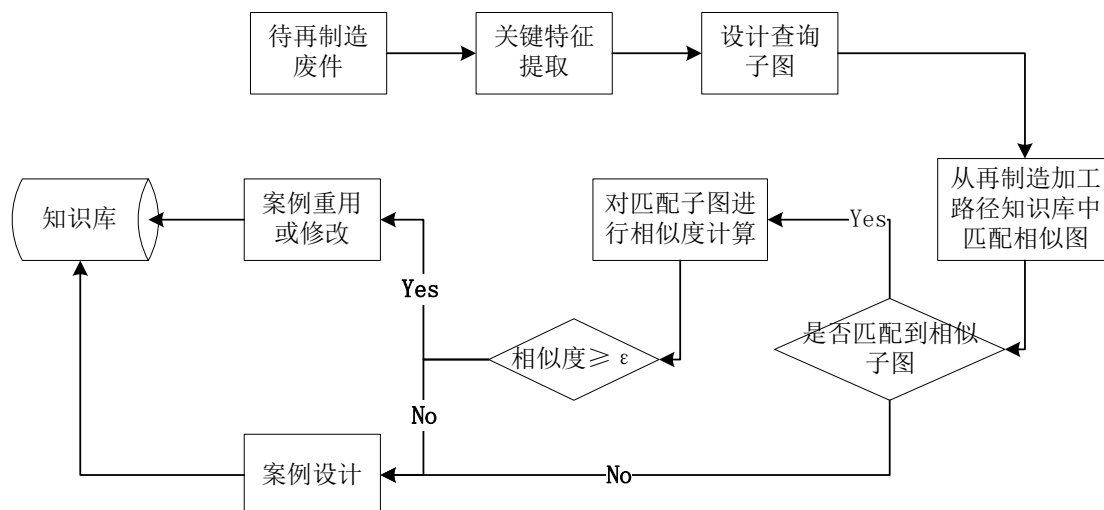


图 4-1 基于知识图谱和案例推理的流程

4.2 待再制造件的关键特征提取与检索匹配

4.2.1 待再制造件的关键特征提取与知识表示

对于待再制造件的再制造加工路径生成问题一般需要考虑很多个影响因素，为了方便知识的查询与重用，本文根据这些影响因素建立了再制造加工路径知识图谱。然而，这些因素中有一些因素对再制造加工路径有很大的影响，但是这些因素在待再制造件中有很大的不同，例如待再制造件的类型，有的待再制造件是曲轴，有的待再制造件是连杆，对于这两种不同类型的待再制造件其失效特征，修复工序等都会有很大的不同，如果直接进行相似度的计算，这不仅会导致效率低下，还会产生大量的无效数据，严重拖慢再制造加工路径的生成速度。此外，还会有一些必须满足的需求，需要现实原因造成需要进行一些特定的筛选，比如，某台加工设备损坏，需要进行维修，为了保证生产的顺利进行，需要寻找代替的加工路径，此时也需要进行特定的查询或者由于再制造产品的特性，往往需要根据客户的具体需求进行定制和个性化生产等。因此，在进行案例推理之前有必要进行一次初次筛选，将不符合当前情况的加工案例排除，可以有效提高再制造加工路径的生成效率，符合再制造的生产模式。一般从以下三个方面提取关键特征：客户需求、制造约束、区分度最大的影响因素。

在提取到待再制造件的关键特征以后，可以运用上一章节的知识填充方式把这些关键特征表示为一组 RDF 三元组存储在 Excel 中，使用 Cypher 语言将其导入到 Neo4j 中，从而完成了对待再制造件关键特征子图的建立，便于后面的子图匹配。

4.2.2 待再制造件关键特征的相似子图检索匹配

在检索匹配这一步骤中，将上述已构建完成的待再制造件关键特征的子图在再制造加工路径知识库中检索是否存与它相类似的子图，如果找到了一致或者相似度较高的子图，则表明知识库中存在已完成再制造的废件的关键特征与待再制造件相同或者相似，这些废件所形成的知识图谱可以进入更全面的相似度检验步骤。这个检索匹配的过程使用的相似度算法是 Neo4j 支持的相似度算法，本文主要使用以下两种算法：

对于文本型属性值描述，例如废件的类型、制造商及设备名称等字符的形式，使用 Sorensen-Dice 相似度函数，其公式如（4.1）所示：

$$Sim_s = \frac{2 \times |X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (4.1)$$

其中，X 和 Y 分别表示待再制造件和已完成再制造的文本型关键因素， $|X \cap Y|$ 表示集合 X 和集合 Y 的交集大小。它可以用于计算某个节点的文本型属性与其他相同类型节点的文本型属性的相似度，通过计算两个节点的文本类属性值的 Sorensen-Dice 相似度系数，可以比较它们之间的相似度，相似度越高，Sorensen-Dice 相似度系数越接近 1，相似度越低，Sorensen-Dice 相似度系数越接近 0。例如，要比较某个曲轴的废旧零部件节点的废件类型属性与再制造加工路径知识库中的所有案例的这个节点的这个属性的 Sorensen-Dice 相似度，其经过知识表示在知识图谱里被 Neo4j 赋予的 id 为 1，则可以使用以下 Cypher 语言调用 Sorensen-Dice 相似度函数进行相似度查询：

```
MATCH (p1:废旧零部件), (p2:废旧零部件)
WHERE id(p1) = 1 AND id(p2) <> 1
RETURN id(p1) AS fromNode, id(p2) AS toNode,
apoc.text.sorensenDiceSimilarity(p1.废件类型, p2.废件类型) AS similarity
ORDER BY similarity DESC
```

对于数据型属性值描述，例如精度特征里的表面粗糙度、直线度等数值型的形式，使用 Euclidean 相似度系数，其式如（4.2）所示：

$$Sim_E = \frac{1}{1 + \sqrt{(X - Y)^2}} \quad (4.2)$$

其中，X 和 Y 分别表示待再制造件和已完成再制造件的数值型关键因素，

Euclidean 相似度系数越接近 1，表示两个零件的关键特征越相似，结果越接近 0，表示两个零件的关键特征越不相似。例如，要比较某个曲轴的废旧零部件节点的表面粗糙度属性与再制造加工路径知识库中的所有案例的这个节点的这个属性的 Euclidean 相似度，其经过知识表示在知识图谱里被 Neo4j 赋予的 id 为 1，则可以使用以下 Cypher 语言调用 Euclidean 相似度进行相似度查询：

```
MATCH (p1:材料特征), (p2:材料特征)
WHERE id(p1) = 1 AND id(p2) <> 1
WITH p1, p2, gds.alpha.similarity.euclidean( [p1.表面粗糙度],[p2.表面粗糙度]) AS similarity
RETURN id(p1) AS fromNode, id(p2) AS toNode, similarity
ORDER BY similarity DESC
```

虽然学习了 SPARQL 查询语言导致 Cypher 的一些用法和函数的调用和 SPARQL 语言很类似，但是它却有一些更好的升级使得对图数据库的操作更加直观，易于理解且更加方便。如果当下的待再制造件关键因素过多，而且关键因素既有数值型也有文本型，也可以考虑直接使用也可以使用 Cypher 语言进行查询，例如，某个待再制造件的关键特征属性值有废件类型为机床或者曲轴，表面粗糙度为 0.05，制造商为富强，而且需要指定的加工设备为不锈钢冷焊机加工，则可以通过以下代码直接进行检索：

```
match(a:废旧零部件),(b:精度特征),(c:加工设备)
where (a.废件类型=~ '.*机床.*|. *曲轴.*') AND (a.制造商=富强) AND (b.表面粗糙度=0.05) AND (c.加工设备= 不锈钢冷焊机)
return a,b,c
```

然而，这种方式只能检索到和待再制造件完全一致的案例，只要有一项关键特征不一致，即使非常相似也会被直接排除，在某些情况下会导致即使有相似的情况仍然会检索失败，因此，这种方式存在一定的局限性。

针对上述所有的检索算法的优缺点，本文将关键特征分为两类：区分性关键特征如废件类型等和必须性关键特征如客户需求、制造约束等。对于不同的类型采取不同的算法，如果没有匹配到子图，则由专业人员进行加工路径设计，匹配成功则进入更全面的相似度计算，具体如图 4-2 所示：

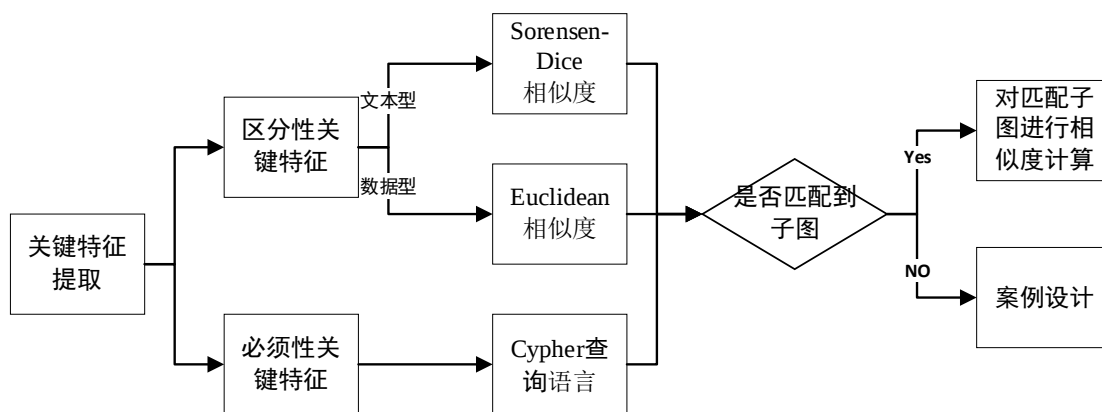


图 4-2 子图计算流程

4.3 待再制造件与匹配子图相似度计算

4.3.1 子图案例相似度计算总体框架

在匹配到相似的子图以后，为了加工路径的准确性，需要对这些检索出的案例进行进一步的筛选。在本文中，通过计算待再制造件的总体特征和匹配出的子图相对应的废件总体特征的相似度来完成这一步骤。为了计算它们的相似度，要计算出每一个属性的相似度，称为局部相似度。再计算两个废件的总体特征的相似度，称为全局相似度。具体计算流程如图 4-3 所示：

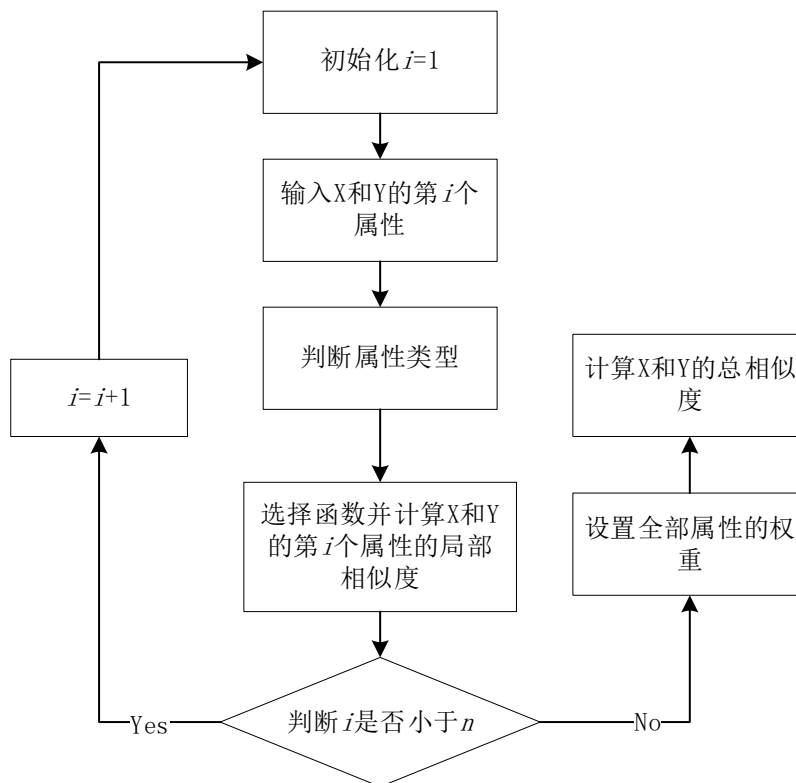


图 4-3 相似度计算流程图

其中 X 为待再制造件， Y 为在再制造知识库的废旧零部件； i 为属性的序号， n 为属性的总数。一旦在建立知识库时确定了再制造加工路径的影响因素和它们的属性，就可以先判断属性的类型，再计算这些属性的局部相似度。然后再确定每一个属性对再制造加工路径的重要程度，通过层次分析法(AHP)赋予权重，然后综合所有的局部相似度和各自的权重，计算出 X 和 Y 之间的全局相似度，全局相似度计算公式如 (4.3) 所示：

$$Sim(X,Y) = \sum_{i=1}^n \omega(a_i) \times Sim(a_i^X, a_i^Y) \quad (4.3)$$

其中， a_i^X 和 a_i^Y 分别表示待再制造件 X 和案例 Y 的第 i 个属性，而 $\omega(a_i)$ 是该因子第 i 个属性的权重。 $Sim(X,Y)$ 为 X 与 Y 的全局相似度， $Sim(a_i^X, a_i^Y)$ 为局部相似度。

4.3.2 属性值相似度的计算

根据本文确定的再制造加工路径影响因素，废旧零部件的所有特征属性的类型主要有三种：数值型，程度型以及文本型，具体如图 4-4 所示：

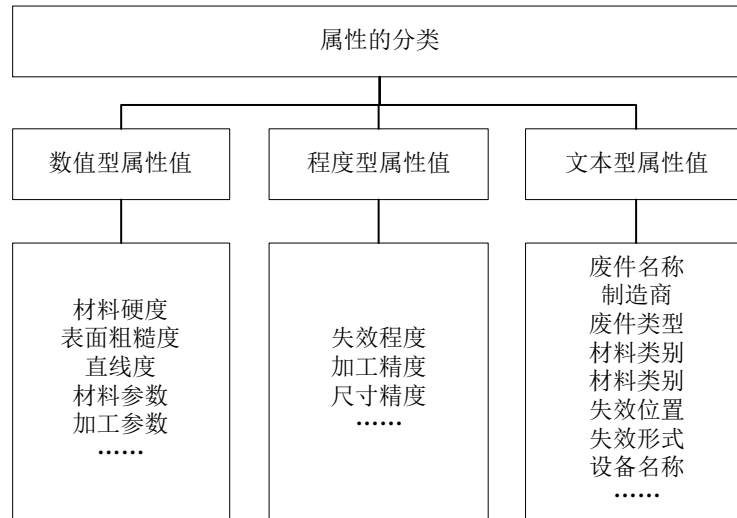


图 4-4 属性的分类

(1) 对于数值型的属性，其属性值为数字，其计算公式如 (4.4) 所示：

$$Sim(a_i^X, a_i^Y) = 1 - \frac{|a_i^X - a_i^Y|}{Max(a_i) - Min(a_i)} \quad (4.4)$$

其中 $Max(a_i)$ 和 $Min(a_i)$ 分别为所有子图中第 i 个属性值的最大值和最小值。

(2) 对于程度型的属性，其属性值呈层次状，虽然不是数值，但可以通过数值映射转化，例如加工精度一共有加工，精密加工，超精密加工和纳米加工四个等级，其计算公式如（4.5）所示：

$$Sim(a_i^X, a_i^Y) = 1 - \frac{|a_i^X - a_i^Y|}{N} \quad (4.5)$$

式中， N 为第 i 个属性的最大赋值，一般为 1。以加工精度为例，其与数值的映射关系如表 4-1 所示

表 4-1 加工精度数值映射表

加工精度	一般加工	精密加工	超精密加工	纳米加工
数值映射	0.25	0.5	0.75	1

(3) 对于文本型属性，例如，废件类型，废件名称，失效位置等，其属性值无法量化，可以使用公式（4.6）计算局部相似度：

$$Sim(a_i^X, a_i^Y) = \begin{cases} 0 & a_i^X \neq a_i^Y \\ 1 & a_i^X = a_i^Y \end{cases} \quad (4.6)$$

这个函数意思是当待再制造件 X 的第 i 个文本类属性与案例 Y 的只要不完全一致，其相似度就是 0，只有完全一致才为 1。

计算完成以后，根据相似度进行排序，设置一个相似度阈值 ε ，如果所有案例的全局相似度参数大于或等于 ε 的则为待再制造件的初始再制造加工路径，如果全都小于 ε ，则意味着没有相似的案例，这种情况通常发生在系统构建的早期，这时就需要经验丰富的人员重新设计一个新再制造加工路径，然后将其存储在再制造加工路径知识库中。随着知识库变得越来越丰富，需要重新设计的可能性就越小。

4.4 本章小结

本章提出了基于知识图谱和案例推理的再制造加工路径推理方法。首先，对案例检索与推理方法进行了概述，并在此基础上提出了基于知识图谱的再制造加工路径的检索与推理框架。随后，为了增加知识图谱的检索效率，介绍了如何提取待再制造件的关键特征以及待再制造件的知识表示方法。然后，详细说明了待再制造件与再制造案例之间在 Neo4j 中的检索方式和代码。最后，提出了全局相似度与局部相似度的概念，根据再制造件属性的三种属性值类型

即文本型，数值型和程度型分别给出了不同的局部相似度计算方法，依据全局相似度是否不小于相似度阈值来确定待再制造件的初始加工路径。

第5章 知识驱动的废旧零部件再制造加工路径的低碳优化

上一章节已经通过基于知识图谱和案例推理的方法获得了与待再制造件的特征相似度较高的案例，它们的再制造加工路径可以作为待再制造件初始的再制造加工路径，然后进行优化。作为再制造加工系统的关键组成部分，再制造加工路径的优化可以在很大程度上以更低的能源消耗和更小的环境影响为再制造企业创造更高的收益。因此，再制造加工路径的优化对于再制造企业来说十分重要。随着我国双碳目标的实施，再制造企业加工过程的低碳化需要引起足够的重视。本章在前两章的基础上在考虑再制造加工的质量、时间以及成本的情况下对初始再制造加工路径进行低碳优化，最后进行案例验证。

5.1 再制造加工系统的碳足迹边界

对再制造加工路径进行低碳优化就是从初始再制造加工路径中找出一条碳排放最低的加工路径，同时要兼顾质量、时间以及成本等因素。为了衡量各初始再制造加工路径的碳排放，需要对初始再制造加工路径进行碳足迹测度。根据 PAS 2050、ISO 14064 等^[68]相关国际碳足迹标准规定，在进行碳足迹测量之前，应该首先确定碳足迹系统的边界。因此，在进行再制造加工路径的碳足迹测度之前，需要先确定再制造加工系统的碳足迹核算边界。在以往的大多数文献都是在加工系统中以产品为主要对象，并将产品从摇篮到坟墓，即从出生到死亡这整个生命周期过程作为碳足迹系统的边界^[69]。然而本文研究的是再制造加工系统，并且只研究废旧零部件通过各种再制造加工技术被加工成再制造品的这个过程的碳足迹，因此本文的碳足迹系统边界与上述系统边界有所不同，本文研究的系统边界如图 5-1 所示：

本文将再制造加工系统中的碳足迹分为能源消耗引起的碳排放，物料消耗造成的碳排放，处理废弃物造成的碳排放，质量损失引起的碳排放，时间损失引起的碳排放以及成本造成的碳排放，分别计算出这些不同类型的碳排放。

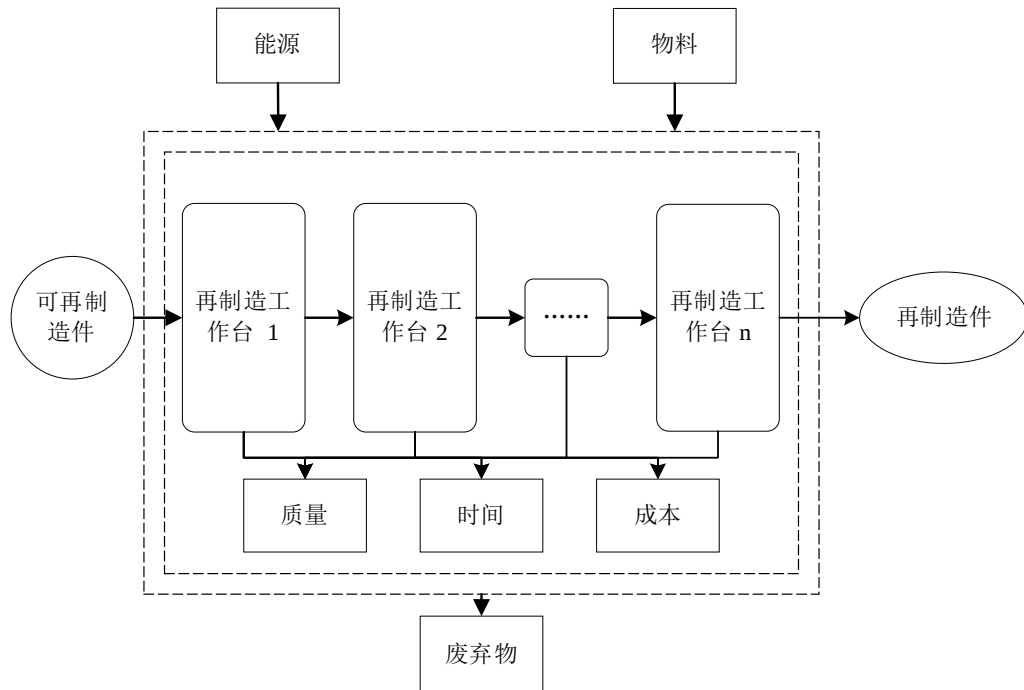


图 5-1 再制造加工系统的边界

5.2 再制造加工路径碳足迹核算数据收集

数据收集是研究的基础，收集数据的通用性和准确性直接影响到所建模型的实用性和应用的有效性。再制造加工路径的碳足迹核算需要大量的基础数据，碳足迹核算方法的不同所需要收集的数据也不相同。本文使用的是碳排放因子法，用于估算再制造加工过程中的碳排放量。该方法基于各种能源和物料的平均碳排放系数，将能源消耗和物料消耗转化为等效的碳排放量。通常，碳排放因子表示单位质量的物质所导致的碳排放量，通常以每单位能源消耗质量或物料消耗质量为基准。具体来说，碳排放因子是根据不同能源类型（如煤、天然气、汽油等）和物料类型（如铁、铜等）的碳含量而设定的。通过将实际的能源消耗量或物料消耗量与相应的碳排放因子相乘，可以计算出相应活动的碳排放量。碳排放因子是由专业机构、国家政府或国际组织制定和发布的，通常是广泛认可的科学数据和方法得出的平均值。它们可用于快速估算活动的碳排放量，为政府、企业和组织在制定减排政策和计划时提供参考和依据。基于此方法，而且本文将所收集的数据分为三类，分别为再制造加工数据、再制造产品数据以及其他相关数据。再制造加工数据主要有所用能源的消耗、材料消耗和废弃物的处理成本。再制造产品数据主要有再制造件的质量、成本和生产时间等数据。

除此以外，根据计算碳足迹的要求，通过查阅相关资料收集各种碳排放因子。除上述基础数据外，还需要根据生产计划、控制信息、实时监控和各种报告，收集质量损失系数与时间损失系数。一般来说，这些数据可以在再制造加工工厂中获得，收集用电量和成本数据的方法参考文献[67]。本文所需的数据组成部分如图 5-2 所示：

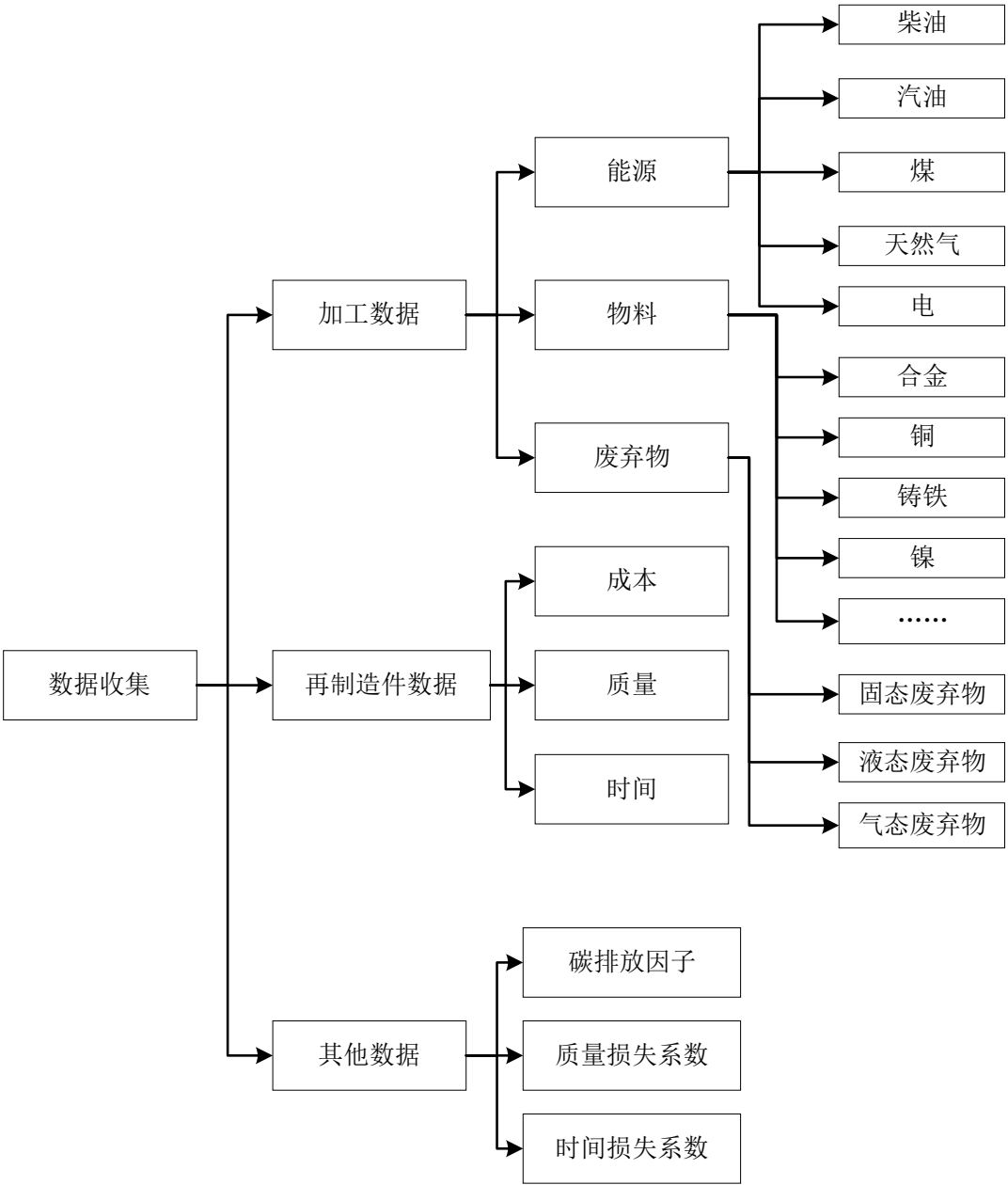


图 5-2 再制造加工系统数据收集

5.3 再制造加工路径的碳足迹核算过程

5.3.1 能源消耗的碳足迹测度

再制造加工过程的能源消耗主要有电力消耗，柴油消耗，汽油消耗，煤炭消耗等，因此，再制造加工过程能源消耗的碳足迹可表示为公式（5.1）：

$$CR_e = \sum_{i=1}^n CE_i \quad (5.1)$$

其中， CR_e 为再制造加工过程能源消耗的总碳足迹， CE_i 为第*i*种能源消耗的碳足迹。

第*i*种能源消耗的碳足迹的计算如公式（5.2）：

$$CE_i = E_i \times \alpha_i \quad (5.2)$$

其中， E_i 为第*i*种能源的消耗量； α_i 为第*i*种能源的碳排放系数。

5.3.2 物料消耗的碳足迹测度

再制造加工过程的物料消耗主要有原材料和辅助材料（如铜、镍、铁、合金粉、润滑液、清洗液等），因此，再制造加工过程物料消耗的碳足迹如公式（5.3）所示：

$$CR_m = \sum_{i=1}^n CM_i \quad (5.3)$$

其中， CR_m 为再制造加工过程物料消耗的总碳足迹， CM_i 为第*i*种物料消耗的碳足迹。

第*i*种物料消耗的碳足迹的计算公式如公式（5.4）所示：

$$CM_i = M_i \times \beta_i \quad (5.4)$$

其中， M_i 为第*i*种物料的消耗量， β_i 为第*i*种物料的碳排放系数。

5.3.3 质量损失的碳足迹测度

由于再制造加工系统的不确定性，再制造件的质量往往会达不到或者超过目标值，根据偏差程度的不同，导致不同程度的质量损失。它会给用户造成不同程度的损失。因此，为了衡量这种损失，日本的质量管理专家田口玄一给出

了一个质量损失函数。本文运用田口质量函数对再制造加工系统中的再制造件的质量损失进行定量测量。

假设回收的废件有 n 个需要再制造技术恢复的质量属性，则再制造的质量损失函数如公式（5.5）所示：

$$l(x)_q = \frac{\sum_{i=1}^n k_i [f(x_i) - f(x_0)]^2}{n} \quad (5.5)$$

其中， $f(x_i)$ 为经过再制造加工后第 i 个质量属性 x_i 的质量值， $f(x_0)$ 第 i 个质量属性 x_i 的质量目标值， k_i 为质量损失常数,其公式如公式（5.6）所示：

$$k_i = \frac{B_i}{\Delta_i^2} \quad (5.6)$$

其中， B_i 代表了产品出现故障时的业务损失， Δ_i^2 代表了第 i 个质量属性的功能极限。

质量损失函数说明了质量值 $f(x_i)$ 离目标值 $f(x_0)$ 越远，质量损失就越大，因此在进行再制造加工时要尽量靠近目标值，以减少因质量损失而对使用者造成的影响。

为了用碳排放来衡量这种质量损失，这里引入一个系数 γ ，其计算公式如公式（5.7）所示：

$$\gamma = \frac{Z}{G} \quad (5.7)$$

其中， Z 为国家总碳排放量， G 为 GDP，为了便于计算，将其单位由美元转化为人民币。

γ 代表了单位货币的碳排放量，以货币为媒介，即可用碳排放量来表示质量损失。综上，再制造加工过程的质量损失的碳足迹如公式（5.8）所示：

$$CR_q = l(x)_q \times \gamma \quad (5.8)$$

5.3.4 时间损失的碳足迹测度

企业的库存成本、生产计划和调度都会受到时间的影响。本文采用 JIT（准时制生产方式）生产模型，加工时间都已经确定并且有一个标准值。加工的过

快或者过慢对于再制造企业来说都会造成损失。因此，整个加工过程的时间差如公式（5.9）所示：

$$\Delta t(x) = \sum_{i=1}^n [t(x_i) - t_0(x_i)] \quad (5.9)$$

其中， $t(x_i)$ 为实际加工时间， $t_0(x_i)$ 为JIT生产模型下的标准加工时间。

在实际的生产过程中，资金损失与时差 $\Delta t(x)$ 之间存在着关系，并且它受生产计划调度、库存和生产能力指标的影响，可以通过企业运营数据得到这种关系。为了便于统计和计算，本文引用文献[12]的公式，其时间损失函数如公式（5.10）所示：

$$l(x)_t = m(x) \times \Delta t(x) \quad (5.10)$$

其中， $m(x)$ 为再制造加工系统的时间损失 $\Delta t(x)$ 与货币损失之间的数学关系函数。

为了用碳排放来衡量这种时间损失，这里同样以货币为媒介引入系数 γ ，则再制造加工过程的时间损失的碳足迹如公式（5.11）所示：

$$CR_t = l(x)_t \times \gamma \quad (5.11)$$

5.3.5 废弃物的碳足迹测度

工业废物是整个再制造过程的副产品，具有巨大的资源价值，这些废物的排放对生态环境有着深远的影响。此外，废物处理成本将增加其制造成本。因此，提出了垃圾处理成本碳排放，以准确衡量经济效益和环境效益。再制造加工过程产生的废弃物有废气，废渣和废液。工业废物在被丢弃之前需要不同的技术来处理不同种类的废物。例如，通常采用燃烧法、热解气化固化法和生物降解法来净化固体废物。废水处理有物理法、化学法、生物分析法等。废气处理方法主要有冷凝回收法、吸附法、直接燃烧法、活性炭吸附法、等离子体分解法。在实际的工业废物处理过程中，再制造企业应根据工业废物的特点，选择最有效、最环保的处理方法，以达到最高的经济效益，减少生态环境污染。为了计算废弃物的碳足迹，我们收集为了处理这些废弃物所使用的成本的数据。然后引入 γ ，则再制造加工过程的废弃物损失的碳足迹如公式（5.12）所示：

$$CR_w = w \times \gamma \quad (5.12)$$

其中， w 为处理这些废弃物所使用的成本。

5.3.6 成本的碳足迹测度

在本文中，再制造加工的成本是除了能源消耗和物料消耗成本以及废弃物处理成本以外的其他成本，如工人工资、设备的折旧、运输成本、租金及办公成本。则再制造加工过程的成本如公式（5.13）所示：

$$l(x)_c = \sum_{i=1}^n c(x_i) \quad (5.13)$$

其中， $c(x_i)$ 为第 i 种成本。

然后引入 γ ，则再制造加工过程的成本的碳足迹如公式（5.14）所示：

$$CR_c = l(x)_c \times \gamma \quad (5.14)$$

最后，运用公式（5.15）计算各条初始再制造加工路径进行总碳排放，总碳排放量最小的加工路径即为最优的加工路径。

$$CR = CR_c + CR_m + CR_q + CR_t + CR_w + CR_e \quad (5.15)$$

5.4 知识驱动的再制造加工路径低碳优化

上一章已经检索出初始的再制造加工路径，在“双碳”目标下需要对再制造加工路径进行低碳优化。因此，本节基于以上研究详细描述了再制造加工路径低碳优化过程，具体如图 5-3 所示。

首先是收集和分析再制造加工路径的现状，获取可行的再制造加工路径。通过分析历史数据以及现有的加工系统，寻找出所有曾经使用过的以及现存的再制造加工路径，这些再制造加工路径都具有丰富的生产数据，并且具有可实践性，十分利于数据分析与建模。第三章与第四章的研究可以获取到初始的再制造加工路径。

其次，是对再制造加工路径进行低碳优化。分别对初始再制造加工路径的碳足迹进行测度。通过数据收集，对再制造加工路径的生产数据进行如下分类：能源消耗，物料消耗，废弃物处理成本，加工时间，加工质量以及成本。其中，能源消耗，物料消耗通过相应的碳排放因子转化为能源碳排放与物料碳排放，

加工时间与加工质量通过时间损失函数与质量损失函数转化为货币损失，然后将其连同废弃物处理成本与成本一起通过单位货币的碳排放量分别转化为废弃物碳排放，时间损失碳排放，质量损失碳排放及成本碳排放。将所有碳排放相加即可得到初始加工路径的总碳排放然后，所有再制造加工路径的碳排放进行比较，总碳排放量最小的加工路径即为最优的加工路径。

最后，通过对六种类型的碳排放进行比较分析，可以找出各加工路径存在的问题并且提出相应的建议，将最优的再制造加工路径进行知识的转换，再次储存的再制造加工路径知识库中。

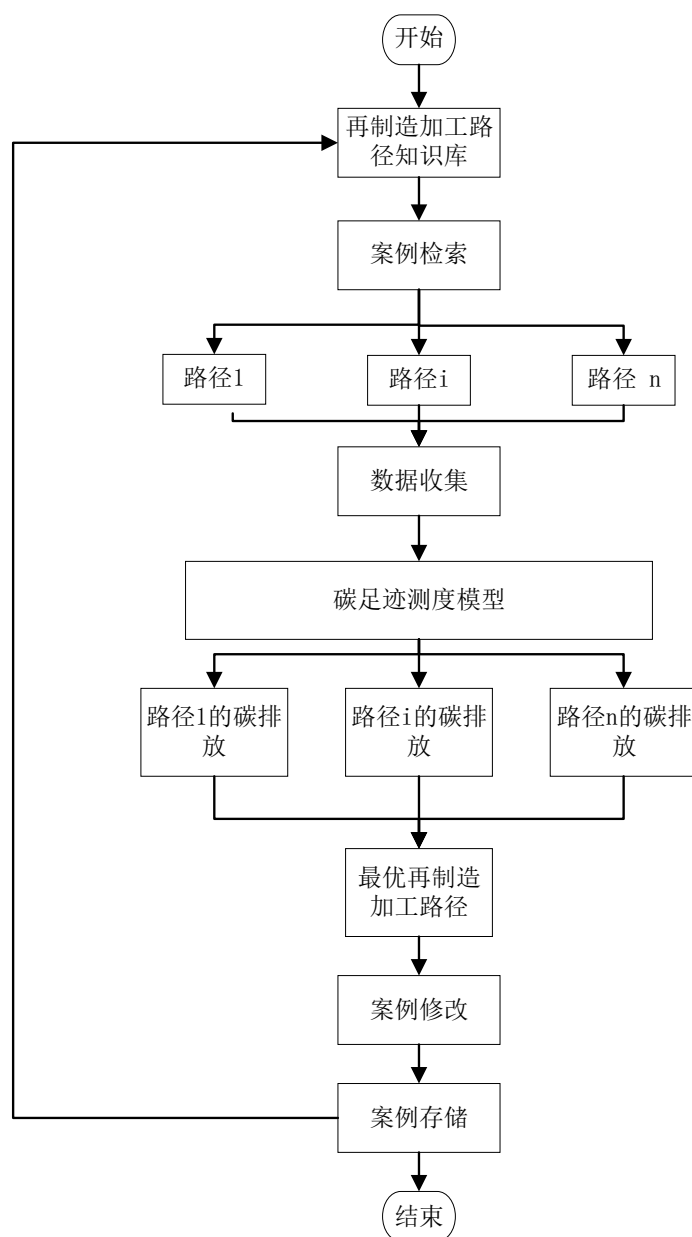


图 5-3 再制造加工路径的低碳优化流程

5.5 实例验证

5.5.1 实例背景

第一次工业革命以来，世界各国的制造业蓬勃发展，被誉为“工业母机”的机床被大量的生产制造，因此不可避免的会产生许多二手机床。这些机床可以通过再制造技术重新投入使用。A 公司通过对机床进行再制造获得了较高的经济收益。如今再制造机床通过先进的再制造技术不仅提高了产品质量被广大消费者所接受，同时还实现了企业利润的提高，随着我国“碳达峰”“碳中和”目标的提出，A 公司需要尽量减少碳排放以减少因此而增加的成本。因此本文以 A 公司的机床再制造加工系统为例，对机床构建知识图谱，运用案例推理对于待再制造机床生成初始的再制造加工路径，然后，使用碳足迹测度模型对这些初始再制造加工路径下进行低碳优化，找出碳排放最少的加工路径，同时通过量化加工过程中的碳排放来找出碳排放占比最高的部分，为再制造加工路径减碳优化提供方法支持。

5.5.2 废旧机床再制造加工路径知识图谱

第三章已经详细介绍了再制造加工路径本体的构建过程，因此，只需要进行知识的填充。通过对 A 公司的 ERP 系统以及工艺文件等各种信息的查询与收集，并依据本体的结构，人工将各种类型的数据转化为了结构型数据，部分数据如表 5-1 所示：

表 5-1 机床的基本数据

属性	机床 1	机床 2	机床 3	机床 4	机床 5
产品型号	CA6132	CA6132	C6134A	C6134A	C6134A
制造商	FQ	FQ	MZ	MZ	WM
废件类型	主轴	主轴	主轴	主轴	主轴
材料硬度	63	60	65	68	55
材料类别	合金钢	高速钢	合金钢	陶瓷	合金钢
尺寸精度	低	高	低	超高	中等
表面粗糙度	3.2	2.1	0.8	0.5	1.8
直线度	7	5	10	30	15
失效位置	主轴齿轮	轴颈	主轴齿轮	主轴齿轮	轴承
失效形式	划伤	变形	磨损	磨损	腐蚀
失效程度	轻微	轻度	重度	重度	中度

然后，使用程序将获得的结构化数据转化为三元组的形式，再将其通过代码转化为知识图谱的形式储存在 Neo4j 图数据库，部分知识图谱如图 5-4 所示：

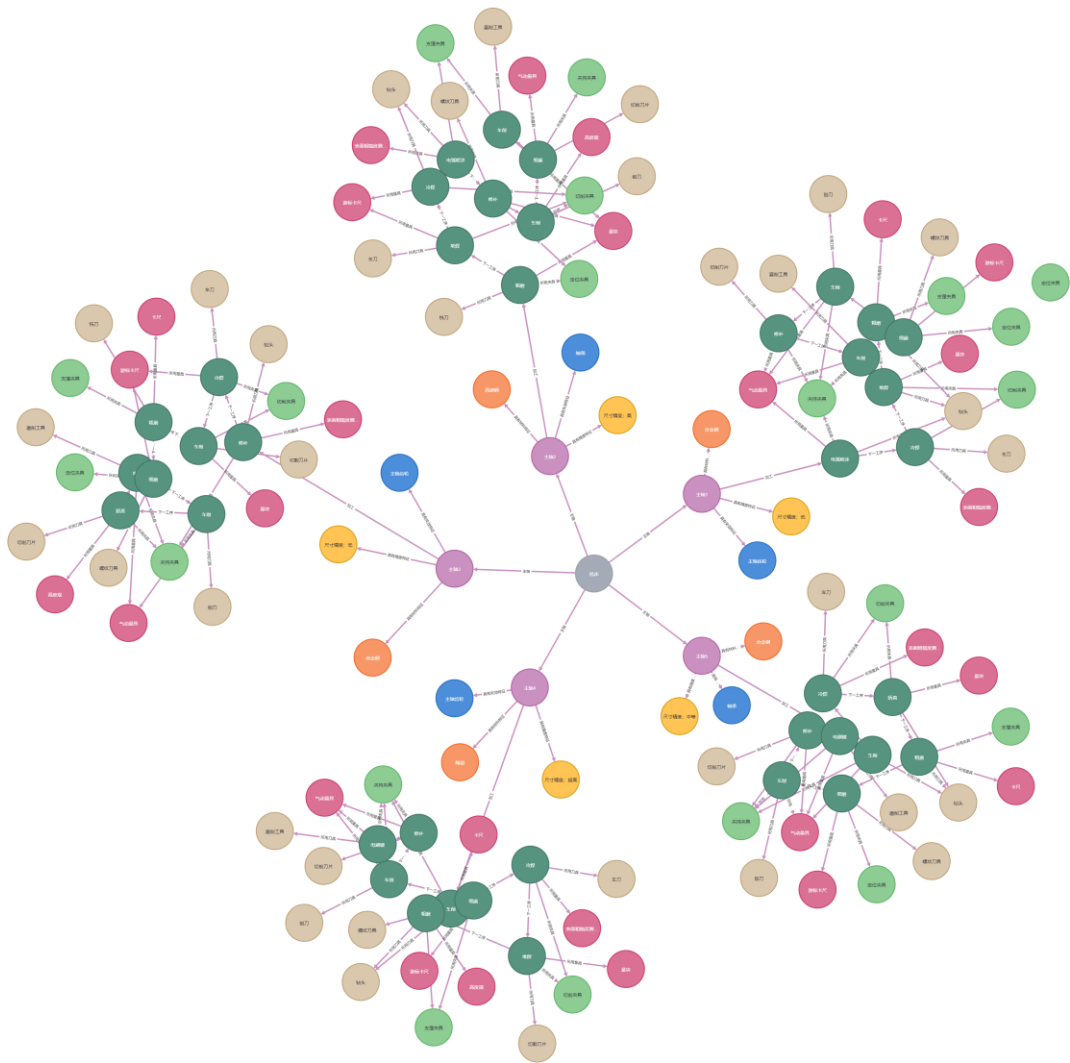


图 5-4 机床的再制造加工路径知识图谱

5.5.3 废旧机床初始再制造加工路径生成

根据第四章提出的基于知识图谱的再制造加工路径案例推理方法，首先对待再制造件进行知识表示。对待再制造件进行一系列的清洗检测以后，待再制造件的特征如下表 5-2 所示：

表 5-2 待再制造件特征

待再制造件	产品型号	制造商	废件类型	材料硬度	材料类别	尺寸精度	表面粗糙度	直线度	失效位置	失效形式	失效程度
X	CA6132	FQ	主轴	62	合金钢	一般	2	8	主轴齿轮	磨损	中等

将其进行知识表达，然后再将其展示在 Neo4j 图数据库中，如图 5-5 所示：

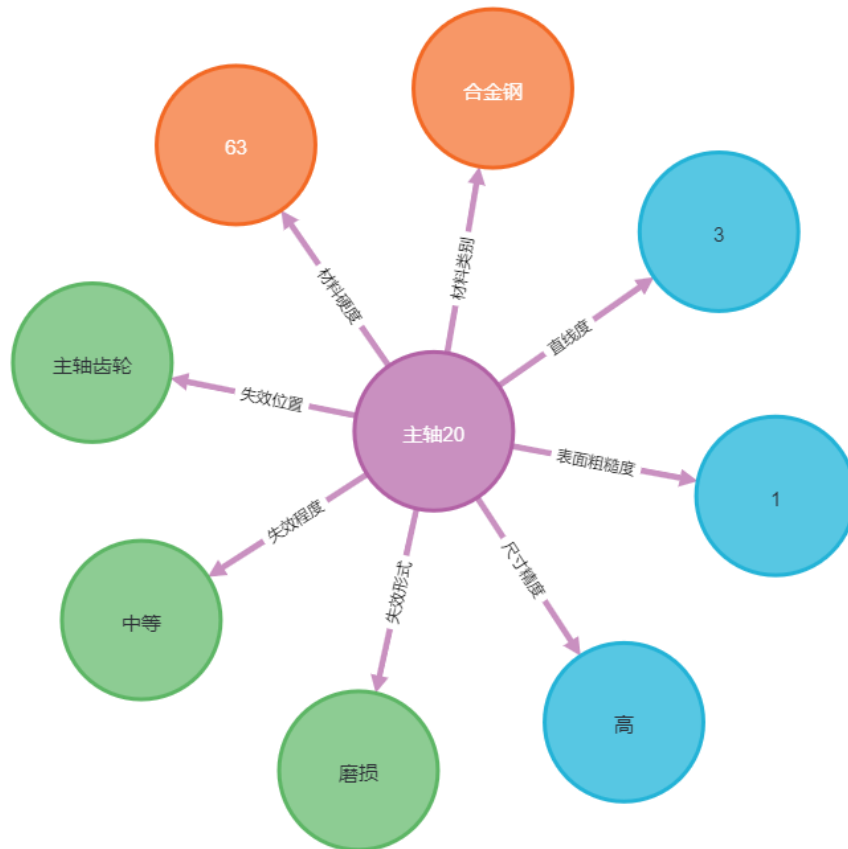


图 5-5 待再制造机床主轴的特征

通过对该待再制造件的关键特征提取，将废件的类型和产品型号作为关键特征进行子图的匹配与检索，最后共找到 8 个相似的案例，将它们作为匹配成功的子图进入后面的相似度计算，以其中一个案例为例说明相似度计算的具体过程。其具体特征如表 5-3 所示：

表 5-3 Y2 案例的待再制造件特征

案例 2	产品型号	制造商	废件类型	材料硬度	材料类别	尺寸精度	表面粗糙度	直线度	失效位置	失效形式	失效程度
Y2	CA6132	MZ	主轴	65	合金钢	一般	2.7	9	主轴齿轮	划伤	重度

根据前文对数据的划分以及公式的应用，X 和 Y 的相似度计算过程如下：

（1）机床主轴的“材料硬度 C1”、“表面粗糙度 C2”、“直线度 C3”属于数值型，用公式（4.4）求解。“材料硬度”的取值范围[55,70]，“表面粗糙度”取值范围[0.1,3.2]，“直线度”的取值范围[2, 40]。

对于机床主轴的“材料硬度”，已知 X 和 Y 的材料硬度，那么其材料硬度的局部相似度为

$$Sim(a_i^x, a_i^y) = 1 - \frac{|a_i^x - a_i^y|}{Max(a_i) - Min(a_i)} = 1 - \frac{|62 - 65|}{70 - 55} = 0.8$$

同理可以求得 X 和 Y 的表面粗糙度与直线度的局部相似度为 0.774 和 0.974。

(2) 机床主轴的“产品型号 W1”、“制造商 W2”、“废件类型 W3”属于“材料类别 W4”，“失效位置 W5”以及“失效形式 W6”等为文本型，用公式 (4.6) 求解。对于机床主轴的“产品型号”由于 X 和 Y 的材料类别相同，那么其材料类别的局部相似度为 1，同理可得其余的属性相似度分别为 1，1，1，1，1，0。

(3) 机床主轴的“失效程度 S1”、“尺寸精度 S2”属于程度型，用公式 (4.5) 求解。失效程度和尺寸精度的数值映射如表 5-4 所示：

表 5-4 数值映射表

精度特征	0.25	0.5	0.75	1
失效程度	无	轻微	中等	重度
尺寸精度	粗糙	一般	精密	超精密

对于机床主轴的“失效程度”，已知 X 和 Y 的失效程度为“中等”和“重度”，那么其失效程度的局部相似度为

$$Sim(a_i^x, a_i^y) = 1 - \frac{|a_i^x - a_i^y|}{N} = 1 - \frac{|0.75 - 1|}{1} = 0.75$$

同理可以算出 X 和 Y 的尺寸精度相似度为 1。

根据层次分析法得出了所用属性的相对权重，X 和其余各子图的相似度如表 5-5 所示：

表 5-5 相似度和权重汇总表

属性	属性类型	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6	Y7	Y8	权重
C1	数值型	1	0.8	1	0.655	0.932	1	0.755	1	0.0254
C2	数值型	1	0.774	1	0.84	0.756	1	0.987	1	0.0817
C3	数值型	1	0.974	1	0.8	0.866	1	0.897	1	0.0919
W1	文本型	1	1	1	1	1	1	1	1	0.0809
W2	文本型	1	1	1	0	1	1	0	1	0.0343
W3	文本型	1	1	1	1	1	1	1	1	0.0821
W4	文本型	1	1	1	0	0	1	1	1	0.1376
W5	文本型	1	1	1	1	0	1	1	1	0.2464
W6	文本型	1	0	1	0	1	1	0	1	0.1837
S1	程度型	1	0.75	1	0.25	0.5	1	0.5	1	0.013
S2	程度型	1	1	1	0.75	0.5	1	0.25	1	0.023
全局相似度	\	1	0.787	1	0.589	0.564	1	0.741	1	\

设定的相似度阈值为 80%，因此，只有 Y1, Y3, Y6 和 Y8 符合条件，这四个案例对应的再制造加工路径为 X 的初始再制造加工路径。

5.5.4 废旧机床再制造加工路径低碳优化

上一节通过基于知识图谱的再制造加工路径案例推理找出了四个再制造案例。其对应的再制造加工路径如图 5-6 所示：

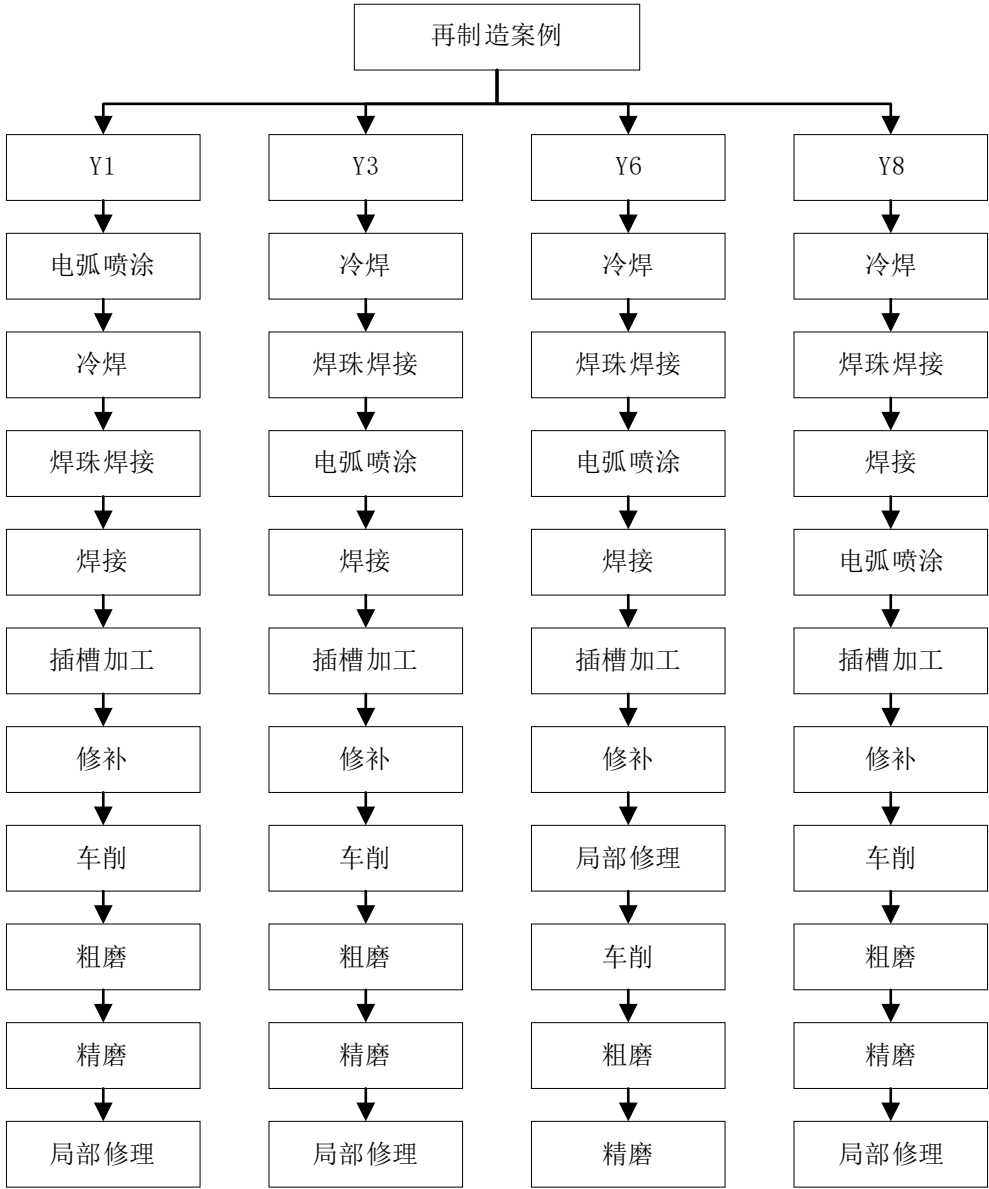


图 5-6 相似子图的再制造加工路径

在 A 公司的生产管理系统和再制造知识图谱理都可以获取到加工过程中的能源消耗，物料消耗，废弃物的处理费用，质量损失，加工时间以及加工成本等各项所需要的原始数据，如表 5-6 所示。

表 5-6 待选加工路径的原始数据

项目	单位	Y1 的初始 值	Y3 的初始 值	Y6 的初始 值	Y8 的初始 值
柴油	kg	4.37	4.07	4.44	3.44
汽油	kg	1.75	1.98	1.93	2.22
合金钢	kg	2.09	1.89	2.22	1.89
铜	kg	0.18	0.15	0.17	0.20
铸铁	kg	7.88	7.83	7.67	8.04
生铁	kg	0.04	0.04	0.04	0.04
煤	kg	148.51	138.99	133.63	133.63
天然气	kg	0.92	0.90	0.91	0.95
电力	kwh	324.40	344.72	326.74	312.75
废弃物	元	124.27	301.97	137.05	109.76
质量损失	元	574.91	665.51	527.29	65.62
时间损失	元	214.87	3310.10	87.11	1103.37
成本	元	729.38	2311.27	527.29	746.81

其中通过查找文献^[17]相关数据以及以上计算公式，单位货币的碳排放量 γ 为 0.0974，并得出的结果如表 5-7 所示。

表 5-7 待选加工路径的碳排放数据

项目	单位	转换值	转换值单位	Y1 的碳 排放	Y3 的碳 排放	Y6 的碳 排放	Y8 的碳 排放
柴油	kg	3.1	kg CO2/kg	13.54	12.59	13.74	10.65
汽油	kg	2.49	kg CO2/kg	4.35	4.94	4.82	5.52
合金钢	kg	3.22	kg CO2/kg	6.74	6.08	7.15	6.08
铜	kg	3.69	kg CO2/kg	0.68	0.56	0.62	0.73
铸铁	kg	4.45	kg CO2/kg	35.01	34.83	34.08	35.75
生铁	kg	2.13	kg CO2/kg	0.02	0.02	0.02	0.03
煤	kg	3.14	kg CO2/kg	466.03	436.1	419.33	419.3
天然气	kg	1.74	kg CO2/kg	1.6	1.57	1.59	1.65
电力	kwh	1.25	kg CO2/kwh	404.2	429.5	407.12	389.7
废弃物	元	0.0974	kg/元	12.1	29.41	13.35	10.69
质量损失	元	0.0974	kg/元	56	64.82	51.36	6.39
时间损失	元	0.0974	kg/元	20.93	322.4	8.48	107.5
成本	元	0.0974	kg/元	71.04	225.1	51.36	72.74

为了避免重复，本文以 Y1 为例来说明模型的计算过程。

根据表 5-6 中收集到的各类能源消耗，物料消耗，废弃物的处理成本代入到式 (5.1)，(5.3) 和 (5.12) 可以计算出再制造加工过程中的碳排放以及废弃物的碳排放。

$$CR_e = \sum_{i=1}^5 CE_i = 889.7kg$$

$$CR_m = \sum_{i=1}^4 CM_i = 42.5kg$$

$$CR_w = w \times \gamma = 12.1kg$$

通过变速箱的设计图纸可以得到变速箱的目标质量属性值，其质量属性分别用以下数据衡量：切向综合误差、齿形误差、基圆节距偏差、齿向误差和齿厚偏差。通过生产报告以及车间的数据可以得到 B_i 和 Δ_i^2 ，分别为 300 和 0.347，通过等式 (5.5) 可以计算出质量损失函数中 k_i 为 864.55，将目标值与再制造件的属性值带入到公式 (5.5) 和 (5.8) 即可得出质量损失进而得出碳排放量：

$$l(x)_q = \frac{\sum_{i=1}^5 k_i [f(x_i) - f(x_0)]^2}{5} = 574.91\text{元}$$

$$CR_q = l(x)_q \times \gamma = 56kg$$

根据企业运营的数据，我们获得了 A 公司的时间损失系数 m 为 61.43 元/h。通过生产计划与生产报告我们获得了再制造件的计划加工时间与实际加工时间。进而通过等式 (5.9)、(5.10) 和 (5.11) 可以计算出时间损失的碳排放量：

$$CR_t = l(x)_t \times \gamma = 20.93kg$$

通过收集路径一下 A 公司的设备折旧费用、夹具和固定装置费用、计量费用、土地费用、运营管理费用以及工人工资，运用公式 (5.13) 和 (5.14) 得到了路径一下的成本碳排放：

$$CR_c = l(x)_c \times \gamma = 71.04kg$$

运用基于碳足迹的再制造加工路径优化模型的公式 (5.15) 可以得出路径一的总碳排放量为：

$$CR = CR_e + CR_m + CR_q + CR_t + CR_w + CR_c = 1092.24kg$$

其余三种路径的碳排放计算方法与 Y1 相同，计算的结果如表 5-8 所示：

表 5-8 不同类型碳排放的对比

	Y1	Y3	Y6	Y8
能源碳排放	889.72	884.76	846.61	826.84
物料碳排放	42.45	41.49	41.87	42.58
废弃物碳排放	12.10	29.41	13.35	10.69
质量损失	56.00	64.82	51.36	6.39
时间损失	20.93	322.40	8.48	107.47
成本	71.04	225.12	51.36	72.74
合计	1092.24	1568.00	1013.03	1066.71

由以上结果可知，最优的再制造加工路径为 Y6。

随着各种理论与实践的结合，许多先进的再制造加工技术被广泛的应用于再制造企业中，使得更多的废旧零部件可以被修复后重新利用。虽然先进的再制造加工技术可以大大提高废旧零部件修复后的性能，更好的满足消费者的质量需求，然而，这些先进的再制造加工技术往往伴随着更大的能源消耗^[70]。通过分析碳排放的占比可知，以上四条加工路径主要的碳排放来源都为能源碳排放，分别占总碳排放量的 81.5%、56.4%、83.6%和 77.5%。四种路径的能源碳排放量差别不大，从图 5-7 可知，它们都使用了大量的煤和电。由于煤的碳排放因子很大，说明与其他能源相比在质量相同的情况下，煤会产生更多的温室气体，进而对环境造成很大的污染。而对于天然气等对于环境影响较小的清洁能源占比却十分少，从能源利用的角度来看，还有很大的改进空间，因此，若想短时间内快速对四条加工路径进行减排优化，可以从减少煤的使用入手，如通过增加清洁能源的使用来代替煤的使用。

相比之下，物料碳排放的占比仅为 3.9%、2.7%、4.1%和 4%，与制造系统相比，再制造系统所使用的原材料大大减少，增加了材料的利用率，这也从原材料的角度体现出了再制造加工系统的经济性。

无论是哪条再制造加工路径，质量损失、时间损失以及成本（包括设备折旧成本、夹具和固定装置、计量费用、土地成本、运营管理成本、人工成本等。不包括能源消耗和物料消耗成本以及废弃物处理成本）的碳排放都是不容忽视的，分别占 13.6%、39.1%、11%和 17.5%，这意味着质量损失、时间损失与成本越大，碳排放也越多。就质量损失而言，质量损失越大往往意味着再制造件在使用过程中越容易损伤，进而导致更多的返修，在此过程中必然伴随着更多的碳排放。就时间损失而言，时间损失越大往往意味着机器运转的时间更长，物料消耗的更多进而造成更多的碳排放。无论是质量损失还是时间损失，他们

都体现在成本上。这也是为什么质量损失、时间损失与成本越大，碳排放也越多。而造成质量损失以及时间损失的原因往往是再制造加工过程中的不确定性^[71]，因此，减少再制造中的不确定性在一定程度上也能减少碳排放。A 公司应该对于废旧零部件的失效特征与失效形式进行最大程度的度量，这是再制造加工过程中出现不确定性的源头，对其进行量化可以有效减少再制造过程中的不确定性,同时可以减少成本。

除此以外，四种路径都产生了相当多的废弃物，无论是从减排的角度还是效益的角度，都应该尽量减少废弃物的产生，这也是路径优化的一个方向。

5.5.5 结果分析

基于以上研究结果，我们有一些重要发现。如果不考虑质量损失、成本以及时间损失，只考虑再制造加工过程中的碳排放，则由图 5-7 可知，对于 A 公司来说，最优的加工路径为 Y8，当考虑质量损失，成本以及时间损失时，最优加工路径变为了 Y6。

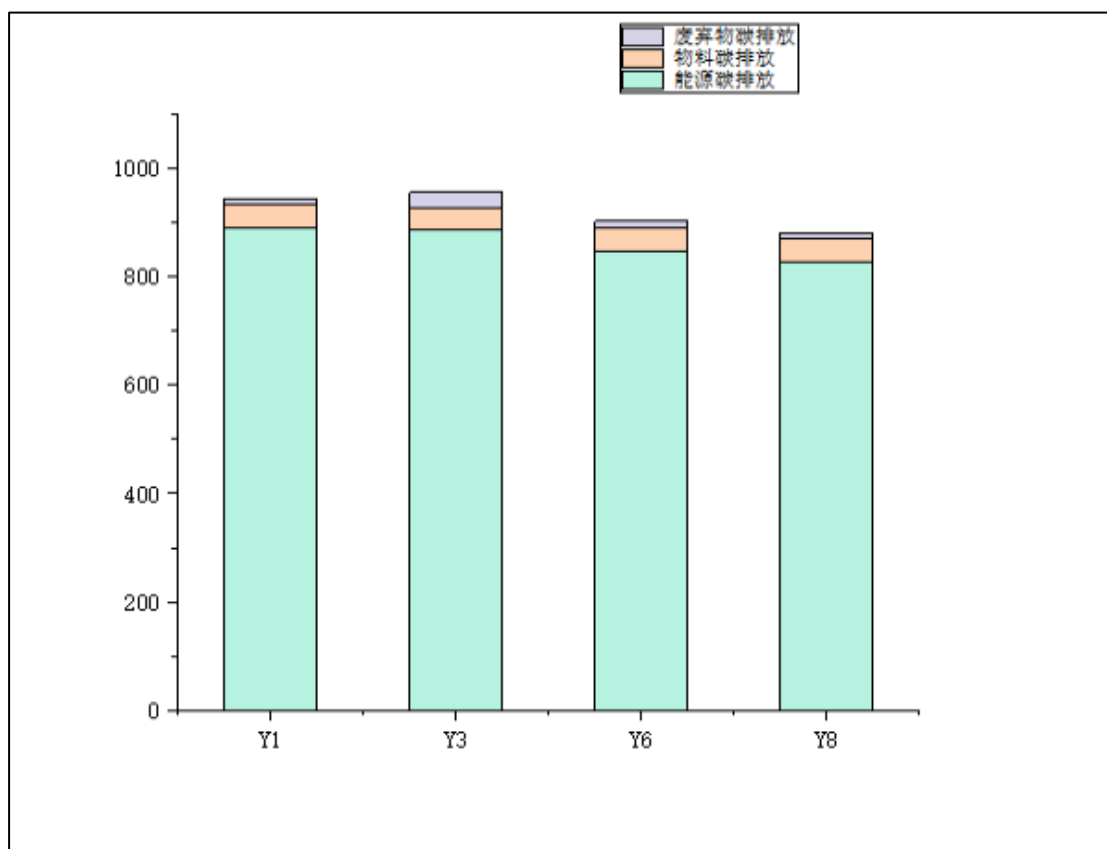


图 5-7 再制造生产碳排放的对比

通过对加工路径的进一步分析，Y8 不仅能源碳排放最低，而且产生的废弃

物最少，这体现了 Y8 对于环境的直接影响最小。而且，Y8 的质量损失也远远小于其他路径，这说明了 Y8 可以有效提高再制造品的合格率，在资源短缺的情况下，可以有效缓解资源压力。然而由于 Y8 的时间损失过多，成本也较大进而导致了综合考虑质量、时间以及成本等时，最优加工路径变成了 Y6。在 JIT 生产模式下仍然有如此大的时间损失，这说明 Y8 还存在着巨大的浪费，仍需继续改进。A 公司需要分析 JIT 生产模式对于 Y8 失效的原因并且重新对于 Y8 的加工过程进行分析。

除此以外，我们发现 Y6 的时间损失非常少，成本也最低，这说明 Y6 有着很高的生产效率，当需要进行紧急生产时，Y6 是最好的选择。尽管从碳排放的角度来说 Y6 为最优选择，然而 Y6 也存在明显的缺点，即 Y6 的质量损失较大，这意味着 Y6 会产生过多的不合格品，进而造成更多的碳排放，因此 A 公司首先要对于质量损失的类型进行收集并进行深度分析，针对不同类型提出不同的解决方案。其次要在全公司树立持续改进的思想，鼓励每位操作员都能提出自己的想法，并建立相应的奖惩制度。

与前人的研究相比，基于碳足迹的再制造加工路径优化模型不仅可以通过碳排放来量化再制造加工过程对于环境的直接影响，还通过将质量损失，时间损失以及成本转化为碳排放量来量化再制造件对于环境的间接影响。相对完整的从碳排放的角度衡量了各条路径对于环境的影响，可以很好的引导企业进行减排优化，为企业优化能源利用，提高再制造产品质量以及推行 JIT 生产模式提供支持。

需要说明的是在不同时间和地点测量的碳排放量将因地区、经济和使用的数据库而异。但是，对于同一再制造系统的不同再制造路径，比较结果是一致的，因此，该方法仍然可以测量不同再制造路径的环境影响，并对再制造路径进行优化。

5.4 本章小结

本章详细探讨了知识驱动的废旧零部件再制造加工路径低碳优化方法的过程。首先对再制造加工系统的碳足迹边界进行了定义，提出了一种再制造加工系统的碳足迹测度模型，其次详细叙述了该模型所需要收集的数据。该模型计算了再制造生产过程中由能源消耗、物料消耗造成的碳排放，并且构建了质量

损失函数和时间损失函数，将其转化为了碳排放，统一了质量损失，时间损失，成本以及碳排放之间的量纲，运用该模型对再制造加工路径的碳排放进行核算。然后，给出了再制造加工路径的低碳优化流程，探讨了如何使用该模型对上一章节所生成的初始再制造加工路径进行低碳优化。最后，以机床再制造为例，使用第三章的方法构建了机床再制造加工路径的知识图谱。然后使用第四章的方法将一个等待再制造的机床主轴进行关键特征提取与知识的表示，将其填充进知识图谱中，运用该知识图谱对其进行子图检索，匹配出了 8 个可能的再制造案例。对这 8 个案例进行全面的相似度计算，对于不同类型的属性值使用不同的函数计算局部相似度，由层次分析法确定了各个属性值的权重，最终计算出了这 8 个案例的全局相似度。最后，对大于相似度阈值的 4 个案例，搜索出它们的再制造加工路径，对它们的碳足迹进行测度，最终为该机床主轴找出了一条最优的再制造加工路径，验证了文章所提方法的有效性与可行性。

第6章 结论与展望

6.1 研究结论

再制造作为循环经济的最佳实现形式，对其进行加工路径的设计和优化具有重要意义。由于产品的差异化强，制定高效且个性化的再制造加工路径对于环境保护和提升经济效率至关重要。随着国家对碳排放的重视，再制造的加工路径设计不仅十分复杂，而且必须考虑降低碳排放，这一要求使得加工路径的低碳优化变得尤为重要，同时，还要注重再制造的质量、时间和成本等因素。因此，本文研究了如何在保证质量和成本的同时，高效且智能地设计节能减排的再制造加工路径，本文的主要完成的工作如下：

（1）构建了再制造加工路径的知识图谱。结合收集到的信息，对再制造加工路径的影响因素进行了分析，构建了再制造加工路径的本体，并依据本体的结构将收集到的数据转化为知识，成功的把以往的再制造案例和相关数据转化为形式化的知识图谱，并存储于 Neo4j 图数据库中，便于再制造加工路径知识的查询与管理，形成了一套规范的知识管理框架，使再制造加工路径的重用成为了可能。

（2）提出了基于知识图谱和案例推理的初始再制造加工路径生成方法。根据客户的需求、待再制造件的基本特征以及再制造企业的制造约束，提取了待再制造件的关键特征，结合知识图谱，对以往的再制造案例进行检索匹配，通过对检索结果进行相似度计算评估与排序，生成了待再制造件的初始再制造加工路径。可以实现对于每一个待再制造件生成初始的再制造加工路径。

（3）研究了知识驱动的废旧零部件再制造加工路径低碳优化的过程。建立了再制造加工的质量损失函数、时间损失函数并确定了它们与碳排放之间的关系，进一步构建了综合的碳排放模型。基于此模型对初始加工路径进行碳足迹测度，实现了在保证质量时间及成本的情况下对于每一个待再制造件定制化一条低碳的再制造加工路径，摆脱了再制造加工路径的优化过于依靠人工的现状，增强了再制造加工路径优化的系统性和科学性。与传统的优化方法相比，此方法通过单位货币的碳排放系数统一了质量、时间和成本三个维度，有助于

企业在进行低碳优化的同时减少质量损失、时间损失和成本，从而为企业的合理减碳决策提供依据。

6.2 研究展望

尽管本文的研究取得了一些成果，但再制造加工路径的设计和优化仍是一个动态复杂的问题，存在进一步研究的空间。未来的工作可以从以下几个方面进行：

（1）知识图谱动态更新与维护：再制造加工的实践和技术是不断进步的，知识图谱需要定期更新，保证知识的时效性和前沿性。可以研究如何使用人工智能辅助技术，自动化进行知识抽取、存储、更新和管理，以实现知识库的实时准确性。

（2）再制造智能化的研究：继续深化数据挖掘工作，发掘深层次的数据关联和模式，借助机器学习、深度学习等高级分析工具和方法，进一步提升再制造过程的智能决策能力。

（3）全生命周期评估：基于全生命周期的视角进行评估，研究产品从原材料获取、制造、使用、到废弃处理全过程的环境影响，开展更为全面的环境效益评价。

通过这些研究方向的深入，未来的再制造加工路径的设计与优化将向更加智能、高效和环保的方向发展，不仅能够提升再制造企业的竞争力，还可以为促进经济与环境的和谐发展做出更大的贡献。

参考文献

- [1] Ma X, Liu Z. Predicting the oil production using the novel multivariate nonlinear model based on Arps decline model and kernel method[J]. Neural Computing and Applications, 2018, 29: 579-591.
- [2] Liu C, Cai W, Jia S, et al. Emergy-based evaluation and improvement for sustainable manufacturing systems considering resource efficiency and environment performance[J]. Energy conversion and management, 2018, 177: 176-189.
- [3] 程永宏,潘佳欣,张云丰等.基于平台供应链的再制造产品销售模式决策研究[J/OL].计算机集成制造系统,1-23[2024-03-11].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20230601.1055.014.html>.
- [4] Wei S, Cheng D, Sundin E, et al. Motives and barriers of the remanufacturing industry in China[J]. Journal of Cleaner Production, 2015, 94: 340-351.
- [5] 夏西强,陈俊,朱庆华等.碳配额分配方式对授权再制造影响及协调机制研究[J].系统工程理论与实践,2023,43(09):2632-2655.
- [6] 刘长义.基于不确定性测度的机械零部件再制造加工质量控制理论与方法研究[D].合肥: 合肥工业大学,2015.
- [7] Rizova M I, Wong T C, Ijomah W. A systematic review of decision-making in remanufacturing[J]. Computers & Industrial Engineering, 2020, 147: 106681.
- [8] 刘从虎.不确定环境下复杂机械产品再制造装配过程在线质量控制机制研究[D].合肥: 合肥工业大学,2016.
- [9] Deng Q, Liu X, Liao H. Identifying critical factors in the eco-efficiency of remanufacturing based on the fuzzy DEMATEL method[J]. Sustainability, 2015, 7(11): 15527-15547.
- [10] 吴思思, 曹束, 张雪梅, 周根贵. 考虑政府规制的再制造专利决策及协调策略[J]. 系统工程学报, 2023, 38 (05): 643-662.
- [11] Ijomah W L, McMahon C A, Hammond G P, et al. Development of design for remanufacturing guidelines to support sustainable manufacturing[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2007, 23(6): 712-719.

- [12] Hatcher G D, Ijomah W L, Windmill J F C. Design for remanufacture: a literature review and future research needs[J]. Journal of Cleaner Production, 2011, 19(17-18): 2004-2014.
- [13] Liao H, Shi Y, Liu X, et al. A non-probabilistic model of carbon footprints in remanufacture under multiple uncertainties[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 211: 1127-1140.
- [14] Liao H, Deng Q. A carbon-constrained EOQ model with uncertain demand for remanufactured products[J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 199: 334-347.
- [15] 邢家铭. 轨道列车关键部件加工工艺知识图谱构建及工艺推理研究[D]. 大连: 大连交通大学, 2022.
- [16] 丁军飞, 陈伟达, 付帅帅. 规模不经济下互惠偏好对闭环供应链的影响研究[J]. 管理工程学报, 2022, 36(01): 194-204.
- [17] Liu C Y, Meng X, Liu C, et al. Carbon footprint-based optimization method for remanufacturing machining paths[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 124(10): 3391-3406.
- [18] Zhang X, Wang Y, Xiang Q, et al. Remanufacturability evaluation method and application for used engineering machinery parts based on fuzzy-EAHP[J]. Journal of manufacturing systems, 2020, 57: 133-147.
- [19] 李登峰, 魏骊晓, 李梦祺. 押金返还制造商的闭环供应链双渠道回收竞争与利润分配的非合作-合作两型博弈方法[J]. 系统工程理论与实践, 2023, 43(11): 3241-3264.
- [20] Zhang J H, Chen M. Assessing the impact of China's vehicle emission standards on diesel engine remanufacturing[J]. Journal of Cleaner Production, 2015, 107: 177-184.
- [21] 刘轩. 多目标下废旧机床再制造工艺方案优化决策研究[D]. 芜湖: 安徽工程大学, 2018.
- [22] 刘从虎, 李文艺, 蔡维, 韩君, 何康, 温海骏. “因件制宜”再制造装配过程控制方法[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24 (06): 1357-1366.
- [23] Liu C, Gao M, Zhu G, et al. Data driven eco-efficiency evaluation and optimization in industrial production[J]. Energy, 2021, 224: 120170.

- [24] Liu C, Chen J, Cai W. Data-driven remanufacturability evaluation method of waste parts[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 18(7): 4587-4595.
- [25] 常香云, 潘婷, 钟永光, 等. EPR 制度约束下生产-再制造竞争系统的双环境责任行为分析[J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(04): 905-918.
- [26] Leo Kumar S P. Knowledge-based expert system in manufacturing planning: state-of-the-art review[J]. International Journal of Production Research, 2019, 57(15-16): 4766-4790.
- [27] Liang J S. An ontology-oriented knowledge methodology for process planning in additive layer manufacturing[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2018, 53: 28-44.
- [28] Liu C Y, Wang H, Tang J, et al. Optimal recovery model in a used batteries closed-loop supply chain considering uncertain residual capacity[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2021, 156: 102516.
- [29] Jiang Z, Fan Z, Sutherland J W, et al. Development of an optimal method for remanufacturing process plan selection[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2014, 72: 1551-1558.
- [30] Zhang X, Zhang H, Jiang Z, et al. An integrated model for remanufacturing process route decision[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2015, 28(5): 451-459.
- [31] Jiang Z, Zhang H, Sutherland J W. Development of multi-criteria decision making model for remanufacturing technology portfolio selection[J]. Journal of Cleaner Production, 2011, 19(17-18): 1939-1945.
- [32] Zhang X, Ao X, Cai W, et al. A sustainability evaluation method integrating the energy, economic and environment in remanufacturing systems[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 239: 118100.
- [33] Lv Y, Li C, Zhao X, et al. A novel approach for remanufacturing process planning considering uncertain and fuzzy information[J]. Frontiers of Mechanical Engineering, 2021, 16(3): 546-558.

- [34] Liu C, Cai W, Dinolov O, et al. Emergy based sustainability evaluation of remanufacturing machining systems[J]. *Energy*, 2018, 150: 670-680.
- [35] Zhang X, Xu L, Zhang H, et al. Emergy based intelligent decision-making model for remanufacturing process scheme integrating economic and environmental factors[J]. *Journal of cleaner production*, 2021, 291: 125247.
- [36] Bao Z, Li W, Gao M, et al. An integrated optimization decision method for remanufacturing process based on conditional evidence theory under uncertainty[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 221119-221126.
- [37] Liu Q, Shang Z, Ding K, et al. Multi-process routes based remanufacturability assessment and associated application on production decision[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 240: 118114.
- [38] Zhang R, Ong S K, Nee A Y C. A simulation-based genetic algorithm approach for remanufacturing process planning and scheduling[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 37: 521-532.
- [39] Wang Y, Jiang Z, Hu X, et al. Optimization of reconditioning scheme for remanufacturing of used parts based on failure characteristics[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2020, 61: 101833.
- [40] Peng H, Wang H, Chen D. Optimization of remanufacturing process routes oriented toward eco-efficiency[J]. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 2019, 14: 422-433.
- [41] Jiang Z, Zhou T, Zhang H, et al. Reliability and cost optimization for remanufacturing process planning[J]. *Journal of cleaner production*, 2016, 135: 1602-1610.
- [42] Jiang Z, Jiang Y, Wang Y, et al. A hybrid approach of rough set and case-based reasoning to remanufacturing process planning[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2019, 30: 19-32.
- [43] Wang H, Jiang Z, Zhang X, et al. A fault feature characterization based method for remanufacturing process planning optimization[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 161: 708-719.

- [44] Li C, Tang Y, Li C, et al. A modeling approach to analyze variability of remanufacturing process routing[J]. IEEE Transactions on automation science and engineering, 2012, 10(1): 86-98.
- [45] He Y, Hao C, Wang Y, et al. An ontology-based method of knowledge modelling for remanufacturing process planning[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 258: 120952.
- [46] Ke C, Jiang Z, Zhu S, et al. An integrated design method for remanufacturing process based on performance demand[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022: 1-15.
- [47] Chen D, Jiang Z, Zhu S, et al. A knowledge-based method for eco-efficiency upgrading of remanufacturing process planning[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 108: 1153-1162.
- [48] Jeswiet J, Kara S. Carbon emissions and CES in manufacturing[J]. CIRP Annals - Manufacturing Technology, 2008, 57(1):17-20. DOI:10.1016/j.cirp.2008.03.117.
- [49] 顾佰和, 谭显春, 谭显波, 等. 制造系统生产单元碳排放核算模型[J]. 中国管理科学, 2018, 26(10): 123-131.
- [50] 李聪波, 崔龙国, 刘飞, 等. 基于广义边界的机械加工系统碳排放量化方法[J]. 计算机集成制造系统, 2013, 19(9): 2229-2236.
- [51] 张翠侠, 刘从虎, 张明玉, 等. 机械加工车间碳足迹监测与预警方法及关键技术[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(10): 2677 - 2686.
- [52] Zhao X, Zhang X, Shao S. Decoupling CO2 emissions and industrial growth in China over 1993–2013: the role of investment[J]. Energy Economics, 2016, 60: 275-292.
- [53] Chen W, Yin X, Ma D. A bottom-up analysis of China's iron and steel industrial energy consumption and CO2 emissions[J]. Applied Energy, 2014, 136: 1174-1183.
- [54] Xu J H, Fleiter T, Eichhammer W, et al. Energy consumption and CO2 emissions in China's cement industry: A perspective from LMDI decomposition analysis[J]. Energy policy, 2012, 50: 821-832.

- [55] 应小昆, 金阳, 孙林, 关杰, 张晓华, 刘芳. 一种基于小样本知识学习的工艺生成方法[J]. 新技术新工艺, 2020, (12): 6-11.
- [56] 范玉斌, 刘闯, 王俊彪. 制造工艺领域知识覆盖度计算方法[J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23 (07): 1447-1456.
- [57] Zhao Y, Liu Q, Xu W. Open industrial knowledge graph development for intelligent manufacturing service matchmaking[C]//2017 International Conference on Industrial Informatics-Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII). IEEE, 2017: 194-198.
- [58] Chen Z, Bao J, Zheng X, et al. Assembly information model based on knowledge graph[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University (Science), 2020, 25: 578-588.
- [59] 段阳, 侯力, 冷松. 金属切削加工知识图谱构建及应用[J]. 吉林大学学报 (工学版), 2021, 51(1): 122-133.
- [60] Guo L, Yan F, Lu Y, et al. An automatic machining process decision-making system based on knowledge graph[J]. International journal of computer integrated manufacturing, 2021, 34(12): 1348-1369.
- [61] Jiang Y, Chen C, Liu X. Assembly process knowledge graph for digital twin[C]//2021 IEEE 17th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). IEEE, 2021: 758-763.
- [62] Zhou B, Bao J, Chen Z, et al. KGAssembly: Knowledge graph-driven assembly process generation and evaluation for complex components[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2022, 35(10-11): 1151-1171.
- [63] Wang H, Zhu J, Li B, et al. Intelligent Question Answering System for Impeller CNC Machining Based on Knowledge Graph[C]//2022 International Conference on Computer Engineering and Artificial Intelligence (ICCEAI). IEEE, 2022: 695-699.
- [64] Dong J, Jing X, Lu X, et al. Process knowledge graph modeling techniques and application methods for ship heterogeneous models[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 2911.

- [65] Zhang Y, Zhang S, Huang R, et al. Combining deep learning with knowledge graph for macro process planning[J]. Computers in Industry, 2022, 140: 103668.
- [66] Liu M, Liu C, Ge M, et al. The online quality control method for reassembly based on state space model[J]. Journal of cleaner production, 2016, 137: 644-651.
- [67] Wang Q, Huang Z, Hu J, et al. A carbon emission evaluation method for remanufacturing process of a used vehicle CVT gearbox[J]. IEEE Access, 2020, 8: 193257-193267.
- [68] Sinden G. The contribution of PAS 2050 to the evolution of international greenhouse gas emission standards[J]. The International Journal of Life Cycle Assessment, 2009, 14: 195-203.
- [69] Spatari S, Betz M, Florin H, et al. Using GaBi 3 to perform life cycle assessment and life cycle engineering[J]. The International Journal of Life Cycle Assessment, 2001, 6: 81-84.
- [70] Zheng H, Li E, Wang Y, et al. Environmental life cycle assessment of remanufactured engines with advanced restoring technologies[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2019, 59: 213-221.
- [71] Liu C, Zhu Q, Wei F, et al. An integrated optimization control method for remanufacturing assembly system[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 248: 119261.

攻读硕士学位期间发表或录用的学术论文与参与的科研项目经历

已发表或录用的学术论文

- [1] Liu C Y, Meng X, Liu C, et al. Carbon footprint-based optimization method for remanufacturing machining paths[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 124(10): 3391-3406.

参与的项目情况

安徽省高校自然科学重点研究项目《基于多种群多策略动态协作的分布式装配绿色调度》（项目编号：2023AH050932，参与）

致 谢

时光荏苒，岁月如梭，转眼间我已在这所充满智慧与活力的校园里度过了七年的青春岁月。回首这段宝贵的时光，我深知自己的每一步成长都离不开众多人的支持与帮助。在此，我要向他们表达我最深的谢意。

首先，我要感谢学校七年来的精心栽培与教诲。七年的时间，学校为我提供了优质的教育资源和丰富的学习机会，让我在知识的海洋中畅游，不断开拓视野，提升自我。这段时光，我收获了知识、友情和成长，这些宝贵的财富将伴随我走向未来。

其次，我要感谢每一位给予我帮助的老师。我的导师刘长义老师，在我迷茫的时候，为我指明了研究方向，刘老师深厚的学术造诣和严谨的治学态度，使我受益匪浅。还要特别感谢宿州学院的刘从虎老师，虽然未曾谋面，但给予了我极大的帮助。在他们的悉心指导下，我不仅学会了如何研究学术问题，更学会了如何做事、如何面对生活的挑战。还要感谢刘志老师和唐娟老师，百忙之中组织组会学习，使我养成很好的学习习惯。感谢这些老师们的帮助和支持。

此外，我还要衷心感谢我的同门师兄师姐们。在我初入学术之门时，是你们给予我耐心的指导和帮助。你们的学术经验和心得，让我在学术道路上更加坚定和自信。同时，我也要感谢我的室友们。我们共同度过了许多难忘的时光，无论是学术上的探讨还是生活上的点滴，你们都给予了我极大的支持和帮助。你们的陪伴，让我的校园生活充满了欢乐与温暖。

当然，我还要感谢我的父母和妹妹。父母的养育之恩，无以为报。你们不仅为我提供了物质上的支持，更在精神上给予我无尽的鼓励 and 力量。妹妹的可爱，让我的生活充满了欢声笑语，你的成长也让我感到无比的欣慰和骄傲。你们的支持和理解，是我前行路上最坚实的力量。

最后，我要特别感谢我的女朋友潘佳欣。你的出现，就像一道绚烂的彩虹，点亮了我生活的每一个角落。你的笑容，是我每天最期待的阳光；你的温柔，是我心灵最温暖的港湾。感谢你一直以来的陪伴与支持，让我在前行的路上不再孤单。在未来的日子里，愿我们携手共度每一个甜蜜的瞬间，共同书写属于我们的浪漫篇章。

感谢经管院的各位老师和辛勤的评阅专家！