场景驱动技术资源推荐与匹配方法和系统研究

蒋仲仁
浙江国际海运职业技术学院，浙江 舟山 316000

DOI: 10.61369/ETR.2026270031

摘　　要： 中小制造企业在产品升级过程中，面临技术需求表述不规范、科技资源检索效率低下、供需双方语言体系不匹配等现实困境。针对这一问题，本文提出一种场景驱动的技术资源推荐与匹配方法。在此基础上提出基于 B/S 架构的原型系统方案，旨在提升科技成果转化的精准度与效率。

关 键 词： 场景驱动；语义匹配；产品需求建模；知识服务系统

Research on Scenario-driven Technical Resource Recommendation and Matching Method and System

Jiang Zhongren
Zhejiang International Maritime College, Zhoushan, Zhejiang 316000

Abstract: In the process of product upgrading, small and medium-sized manufacturing enterprises are confronted with practical dilemmas such as non-standard expression of technical demands, low retrieval efficiency of scientific and technological resources, and mismatched language systems between resource suppliers and demanders. To solve the above problems, this paper proposes a scenario-driven recommendation and matching method for technical resources. On this basis, a prototype system scheme based on B/S architecture is put forward, aiming to improve the accuracy and efficiency of scientific and technological achievement transformation.

Keywords: scenario-driven; semantic matching; product demand modeling; knowledge service system

引言

在全球制造业加速向数字化和智能化转型的背景下，信息技术与制造业的深度融合正在重塑企业生产的各个环节[1]。随着人工智能为代表的新技术持续涌现，技术资源的规模急剧增长，呈现多源异构、质量参差、更新频繁等特点[2]。

技术成果采用的是“理论原理—研究对象—实验条件”的学术语言，技术需求普遍采用“产品功能—性能指标—约束条件”的工程语言。两种语言体系之间缺乏直接的映射关系，传统依靠人工检索比对的方式效率低下，难以形成可迁移的知识服务能力[3]。因此，如何用数据驱动技术创新服务已经成为制造业数字化转型过程中亟待解决的核心问题。

本文针对上述问题，面向“功能信息—技术需求—技术原理—科技成果”全链条，提出场景驱动的技术资源推荐与匹配方法，并构建相应的原型服务系统，为企业技术创新提供智能化支撑。

一、研究现状

在相关领域，国内学者从知识表示、语义检索和智能推荐等多个维度开展了大量研究，可归纳为以下几个主要方向。

知识图谱方面，范存庆等利用 Neo4j 图数据库实现实体关系的结构化存储与语义推理[4]；牛士银基于关系图卷积网络（R-GCNs）和 BERT 模型，提出了图嵌入驱动的产业集群分析方法[5]。在知识服务方面，罗德锋提出基于产品设计情境的知识推送方法[6]；战洪飞提出面向业务问题求解的模块化知识服务体系[7]。在系统架构与平台建设方面，王尧尧提出了支持多源数据聚合和智能信息服务的系统框架[1]；战洪飞研究了数据驱动的产业集群产品布局设计方法[7]。

总体来看，现有研究在知识表示、推荐算法和系统架构等方面积累了丰富成果。然而，如何以真实业务场景为驱动，将需求侧语义建模与供给侧技术知识表达统一起来实现精准匹配，仍存在不足。

二、场景驱动的技术资源推荐与匹配方法

（一）总体思路

本文提出的场景驱动技术资源推荐模型以“场景驱动、多证据融合、闭环优化”为核心思路，构建从需求场景到技术资源的全链路映射机制。模型总体框架包含四个核心层次：需求场景建模层、技术资源知识化层、多证据匹配计算层和反馈优化层。

项目信息：舟山市科学技术局2024年3月12舟山市基础研究项目（项目名称：大数据时代制造业技术创新共享服务系统的构建与开发）（项目编号：2024C31062）。

 Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.

需求场景建模层位于模型底端，负责将技术需求转化为结构化的语义表征。该层以“产品功能描述—性能指标—工艺约束—质量与可靠性要求—成本与交付约束”五维框架为基础，利用领域词表和行业模板辅助完成需求的规范化表达，通过引入预训练语言模型对需求文本进行向量化编码，生成需求语义向量，为后续匹配计算提供数学基础。技术资源知识化层负责对多源技术资源进行知识化处理，通过数据治理，将原始文本转化为结构化的知识单元。在知识表达方面，本模型借鉴“主题—要素—关系—场景”四层知识表达体系[7]。

多证据匹配计算层是模型的核心引擎，负责计算需求场景与技术资源之间的匹配度。本模型融合三类证据进行综合评分：文本语义相似度证据、技术原理一致性证据、历史应用先验证据。三类证据通过加权融合形成最终匹配评分，权重参数通过交叉验证和 A/B 测试确定。

反馈优化层将用户的行为视作反馈信号，结合显式评价数据，利用在线学习算法对匹配模型的权重参数和规则库进行动态调整，逐步提升推荐的精准度。

（二）产品需求模型的建立

产品需求模型是场景驱动技术资源匹配的基础，本节提出一种多维度结构化产品需求建模方法。

（1）需求维度体系设计

通过对多家制造企业的调研分析，识别出产品技术需求的五个核心维度：功能维度（F）描述产品需要实现的技术功能和使用场景；性能维度（P）量化功能实现的技术指标和约束范围；工艺维度（T）规定产品实现过程中的工艺方法和技术路线；质量维度（Q）明确可靠性、寿命、一致性等质量要求；成本维度（C）界定材料成本、加工成本和交付周期等经济约束。五个维度构成需求空间的正交基础，记为 $D=\{F,P,T,Q,C\}$。

（2）需求文本的语义编码

本文采用基于预训练语言模型的编码策略。首先，利用领域词表对需求文本进行分词和术语标准化处理，将行业俗语和缩略语映射为规范的技术术语；其次，利用经过制造业语料微调的 BERT 模型对标准化后的文本进行编码，提取 [CLS] 位置的隐层向量作为该维度的语义表征；最后，将五个维度的语义向量进行拼接，形成完整的需求场景向量 $r=[r_F,r_P,r_T,r_Q,r_C]$。

引入可学习的维度注意力权重。设维度权重向量为 $w=[w_F,w_P,w_T,w_Q,w_C]$，其中各权重通过 softmax 函数归一化，即 $w_i=\exp(\alpha_i)/\Sigma\exp(\alpha_j)$，$\alpha_i$ 为可训练参数。最终的加权需求向量为 $r^*=\Sigma w_i \cdot r_i$。该注意力机制使得模型能够根据不同行业和应用场景自适应调整各维度的重要程度。

（3）需求模型的形式化表示

综合以上设计，产品需求模型可形式化表示为一个五元组：$RM=(ID,H,D,V,M)$，其中 ID 为需求唯一标识；$H=\{product,component,part\}$ 表示层次属性；$D=\{F,P,T,Q,C\}$ 为维度集合；$V=\{r_F,r_P,r_T,r_Q,r_C\}$ 为各维度的语义向量集合；M 为需求元数据，包括创建时间、状态标识和关联项目信息等。该模型既支持灵活的需求表达，又能与后续的匹配算法对接。

（三）多证据融合匹配算法

本节阐述技术资源匹配算法的设计与实现。

（1）技术资源的向量化表示

与需求模型的编码策略对应，采用预训练语言模型对技术资源进行向量化表示。对于每条技术资源，提取其文本字段，分别编码后拼接形成技术资源向量 $s=[s_F,s_P,s_T,s_Q,s_C]$。其中各子向量的维度与需求模型保持一致。

（2）多证据融合匹配算法

匹配算法融合三类证据，计算需求场景向量 r^* 与候选技术资源向量 s 之间的综合匹配度。

证据一：文本语义相似度（E_{sem}）。采用余弦相似度度量需求向量与资源向量在语义空间中的接近程度：$E_{sem}(r^*,s)=\cos(r^*,s)=(r^* \cdot s)/(|r^*| \times |s|)$。为进一步提升区分度，引入维度级相似度加权机制，分别计算五个维度的子向量相似度并加权求和：$E_{sem}=\Sigma w_i \cdot \cos(r_i,s_i)$，其中 w_i 为维度注意力权重。

证据二：技术原理一致性（E_{pri}）。基于知识图谱中的路径推理评估候选技术的核心原理与产品功能机理之间的逻辑一致性。具体方法是：从需求场景中抽取关键功能实体，在技术知识图谱中查找这些实体到候选技术资源对应实体之间的语义路径，利用路径长度和路径类型计算一致性得分。设需求实体集合为 E_r，资源实体集合为 E_s，知识图谱为 G，则 $E_{pri}(r,s)=(1/|E_r|) \times \Sigma\{e \in E_r\} \times \max\{e' \in E_s\} \times f_{path}(e,e',G)$，其中 f_{path} 为路径评分函数，综合考虑路径长度和路径上关系类型的语义相关性。

证据三：历史应用先验（E_{his}）。综合考虑候选技术在相似历史场景中的应用频率和评价结果。设候选资源 s 在历史记录中被采纳的相似场景集合为 H_s，则 $E_{his}(r,s)=(1/|H_s|) \times \Sigma\{h \in H_s\}$ $sim(r,r_h) \times score(h)$，其中 r_h 为历史场景 h 的需求向量，score(h) 为用户对该次应用的评分。若候选资源无历史记录，则 E_{his} 取所有资源的平均值作为先验估计。

综合匹配度通过加权融合三类证据得到：$Match(r,s)=\lambda_1 \cdot E_{sem}+\lambda_2 \cdot E_{pri}+\lambda_3 \cdot E_{his}$，其中 $\lambda_1+\lambda_2+\lambda_3=1$，权重参数通过交叉验证在标注数据集上优化确定。

（3）候选资源检索与排序策略

采用“粗筛—精排”两阶段策略：粗筛阶段利用向量索引技术（如 FAISS 近似最近邻检索）从全量资源中快速检索出语义相似度 Top-K 的候选集（K 通常为 100）；精排阶段对候选集中的每项资源计算完整的三证据融合匹配度，并按综合得分降序排列，取 Top-N（N 通常为 10）作为最终推送列表。

（4）可解释证据生成

系统对每条推荐结果生成可解释的证据说明，包括：触发的关键匹配词及其在需求和资源文本中的位置高亮；知识图谱中连接需求实体与资源实体的关键语义路径的可视化展示；历史相似场景中该技术被采用的具体案例和用户评价摘要。此外，系统还对每条推荐结果标注其三类证据的综合得分，便于进行独立判断和深入分析。

（5）有效性分析

将本文的匹配算法（MEF，Multi-Evidence Fusion）与三

Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.

种基线方法进行对比：BM25（基于词频的检索）、BERT-Sim（仅使用 BERT 语义相似度）、KG-Match（仅使用知识图谱路径推理）。选取120条经过结构化标注的产品技术需求数据，对 Precision@N（推送列表 Top-N 中强相关资源的比例）、Recall@N（Top-N 中强相关资源占全部强相关资源的比例）和 NDCG@N（综合评价排序质量）三项指标进行评分。结果表明，本文提出的多证据融合方法在所有评价指标上均优于基线方法。与最优基线相比，MEF 在 Precision@10上提升了14.6%，在 NDCG@10上提升了14.0%，验证了多证据融合策略的有效性。

三、原型系统开发

（一）设计思路

原型系统的设计以“降低中小企业技术资源获取门槛”为核心导向，提供一站式的技术资源推荐服务。系统的价值在于：让不具备专业技术情报能力的中小企业，也能通过规范化的需求描述，精准获取产品升级所需的技术资源。

系统设计遵循以下核心原则：一是模块化，各功能模块高内聚、低耦合，支持独立开发、测试和部署；二是可扩展性，通过参数配置和领域词表的适配调整，支持向不同行业和场景的快速迁移；三是可解释性，在推荐结果呈现中提供触发关键词、证据片段和关联案例等多维度证据说明；四是安全性，采用访问控制、数据脱敏等手段保障数据安全；五是稳定性，在典型运行环境下能保持稳定的响应速度。

（二）系统架构

系统采用基于 B/S 架构的分层设计，从下至上划分为基础设施层、数据层、服务层、业务逻辑层和表示层五个层次。基础设施层提供系统运行所需的计算、存储和网络资源，是整个系统的运行基座。数据层采用关系型数据库作为核心数据管理平台，构建六类核心库表。服务层是系统的算法引擎和智能中枢，封装核心算法和计算能力，以微服务的方式对外提供标准化接口。业务逻辑层是系统面向用户的核心功能承载层，实现系统的五大功能模块。表示层采用现代前端技术实现响应式用户界面，支持 PC 端和移动端自适应显示。

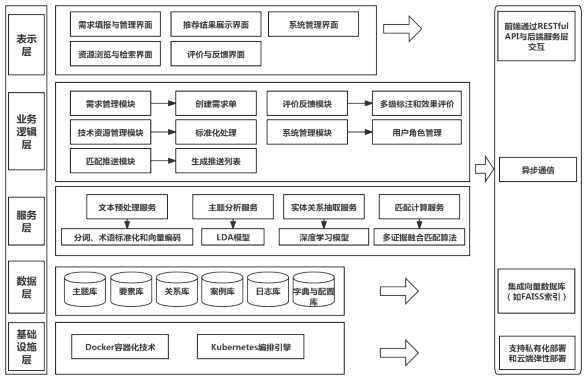


图 1. 技术资源推荐与匹配系统架构

四、总结与展望

本文的核心贡献包括三个方面。一是问题定位精准，聚焦于中小制造企业特殊困境，将核心科学问题凝练为“如何在企业工程语言与科技学术语言之间建立系统化的映射机制”；二是方法针对性强， 构建了多维度产品需求场景模型，使中小企业的模糊需求得以规范化表达；三是实践路径清晰， 提出了原型系统，为后续相关服务系统的开发升级提供方案。

未来研究将在以下方向继续深入：一是引入大规模预训练语言模型和生成式人工智能技术，进一步提升语义理解能力；二是拓展知识图谱的规模和覆盖范围，引入跨行业、跨领域的技术关联分析，为企业提供更广阔的技术创新视野；三是在更多细分行业和更大规模的真实数据上进行系统验证与优化，推动系统从原型阶段向产品化和规模化应用演进。

参考文献

[1] 王尧尧 . 大数据时代科研管理系统云平台架构探析 [J]. 科技创业 ,2021(2).P52-57
[2] 朱琳 . 专利数据驱动的产品技术创新机会识别与评价方法研究 [D]. 宁波大学 ,2019.6
[3] 董文斌 . 机械产品专利知识的提取和应用 [J]. 机械制造 ,2021(8).P1-8
[4] 范存庆 . 产业集群知识图谱构建方法研究 [J]. 科技与经济 ,2022(3).P56-60
[5] 牛士银 . 基于图嵌入技术的产业集群分析方法研究 [D]. 宁波大学学报（理工版）,2023(5).P29-36
[6] 罗德锋 . 基于产品设计情境的知识推送方法与服务研究 [D]. 宁波大学 ,2020.7
[7] 战洪飞等 . 面向业务问题求解的模块化知识服务 [J]. 中国机械工程 ,2018(10).P2395-2400

 Copyright © This Work is Licensed under A Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.