

文章编号: 2097-5899(2026)09-0064-07 中图分类号: U294 文献标识码: A

DOI: 10.16669/j.cnki.issn.2097-5899.202604030002

引用格式: 冯轶斌. 基于大语言模型的铁路多式联运货物品名智能分类识别与映射[J]. 铁路物流, 2026, 44(9): 64-70.

FENG Yibin. Cargo Names Intelligent Classification Identification and Mapping for Railway Multimodal Transport Based on Large Language Models[J]. Railway Logistics, 2026, 44(9): 64-70.

# 基于大语言模型的铁路多式联运货物品名智能分类识别与映射

冯轶斌

(中铁集装箱运输有限责任公司 多式联运事业部, 北京 100073)

**摘要:** 为解决铁路多式联运中电商货物品名快速识别与标准化归类问题, 提出一种基于大语言模型的货物品名智能分类识别与映射技术方案和系统实现。以Qwen2.5-14B为基座模型, 通过本地部署及面向领域微调, 实现从冗余信息较多的电商品名中提取本体词, 采用向量相似度检索获取铁路货物品名候选集, 再结合语义推理与融合置信度决策机制, 完成向铁路品名字典的自动化映射。应用结果表明, 该方法能有效提升货物品名分类映射的准确性与处理效率, 具备良好的适应性与持续优化能力, 能够满足铁路多式联运的实际业务需求, 显著提升了物流作业效率与企业智能化水平。

**关键词:** 多式联运; 货物品名; 本体词; 大语言模型; 智能映射

## 0 引言

随着铁路现代物流的推进, 多式联运获得了快速发展, 集装箱运量在铁路货运量中的占比快速提升<sup>[1]</sup>。以集装箱为载体, 铁路货运在服务电商物流方面不断探索“快运化、信息化、智能化”的发展路径。与传统大宗货物相比, 电商货物呈现出品类复杂、品名不规范、更新频率快、时效要求高等特点。在与电商物流对接的过程中, 电商平台提供的商品名称往往以营销为导向, 在真实货物名称基础上叠加品牌、型号、规格、使用场景及宣传性描述, 而铁路运输管理体系中使用货物品名字典, 则强调标准化、简洁性和监管可控性。二者在命名方式和语义表达上存在明显差异, 难以从电商品名直接转换为相应的铁路货物品名, 这就给铁路托寄物受理、运单生成、运价计算、运输安全管理等环节带来了一系列问题。

传统铁路货物品名识别和归类主要依赖于人工审

核操作, 随着业务量增加, 大量耗费人力和时间, 难以满足各方对实时、高效和准确性的要求。因此, 在构建全国统一大市场、推动多式联运“一单制”高质量发展的背景下, 采用人工智能方法, 构建铁路多式联运货物品名的自动化语义理解与智能映射归集, 是实现物流信息互联互通、提升运输组织效率、降低社会综合物流成本的重要手段。

目前铁路货物品名分类依据《铁路货物运输品名分类与代码》(TB/T 2690—1996)<sup>[2]</sup>, 将铁路货物品名分为大、中、小3级类别, 涵盖品名近1万个。伍峰等<sup>[3]</sup>提出了对铁路货物品名既有分类体系尤其是小类和品名的调整完善建议, 讨论了品名的新增及与外部标准的衔接机制。邓丽娟等<sup>[4]</sup>探讨了多式联运“一单制”下的货运单证体系, 提出将非结构化货运信息转化为结构化货运信息, 从而实现不同运输方式的运单通用。侯通等<sup>[5]</sup>针对铁水联运中货物品名的衔接互认, 提出了基于文本挖掘和关联规则的品名匹配方案。与其他方

收稿日期: 2026-04-03

基金项目: 中铁国际多式联运有限公司科研项目(DLHT-TH-2025-00328)

式相比，电商领域的货物信息更具复杂多样性，从中提取货品名称的难度更大，也是与铁路货物品名映射的关键前提。安先喜等<sup>[6]</sup>提出了基于关键词集合相似性的电商品名实体识别方法，查准率和查全率都可以达到0.7以上。李晓峰等<sup>[7]</sup>、武文静等<sup>[8]</sup>等基于深度学习模型和公开数据集研究了中文命名实体识别技术，提高了实体识别的准确率。吕学强等<sup>[9]</sup>基于大语言模型实现对专利主题词的提取，将主题信息融入Transformer注意力网络，并结合图卷积网络，提高了模型对主题词的敏感度及对文本特征的提取能力。

综上所述，现有研究在铁路货物品名分类体系优化、多式联运单证标准化以及实体识别等方面取得了积极进展，但仍缺乏对铁路与电商物流商品名之间语义衔接与智能映射的针对性研究。大语言模型(LLM)凭借其强大的语义理解与推理能力，为解决跨领域术语映射问题提供了新的技术路径。因此，针对铁路货物品名与电商品名之间的语义鸿沟问题开展研究，基于大语言模型构建货品名称的主体词提取与向量化映射框架，通过本地化部署与领域微调实现高效精准的货品分类识别与智能映射，为铁路多式联运场景下的运单自动化生成、危险品检查等业务处理提供技术支撑，促进铁路多式联运提升作业效率和提高智能化水平。

1 货物品名差异性分析

面向营销的电商品名的命名规则与面向运输的铁路货物品名规则存在较大的差异，为品名的映射转换带来挑战。

1.1 信息结构与表达方式的异构性

电商平台的货物品名在信息结构上呈现显著的冗余性与多层嵌套特征。其命名通常包含品牌、型号、营销词汇、规格参数乃至个性化描述，如“QLJ熬夜面膜补水提亮肤色修复痘印缓解敏感【1盒30片装】”，这种命名方式导致名称中充斥大量与运输无关的噪音信息。相较之下，铁路货物运输品名严格遵循国家标准与行业规范，其表达方式力求简洁与精确，信息结构聚焦于货物的物理属性、包装形式及危险性类别。这种源于不同应用场景的异构性，使得电商平台中丰富且非结构化的商品描述难以直接与铁路运输系统中高度结构化的品名体系相匹配。

1.2 分类逻辑与管理目标的差异性

电商平台的商品分类以消费行为为导向，服务于商品展示、用户检索与精准营销，其分类体系具有商业灵活性与平台特异性。而铁路货物品名的分类以运输安全与作业规范为核心，依据《铁路危险货物品名表》等法规，强调货物的禁限运属性、危险等级及运输要求。这一本质差异导致电商描述中的“移动电源”与铁路品名中的“锂电池组”虽指向同一实体，却在分类体系中分属不同逻辑路径，成为自动化映射的主要障碍。铁路货运与电商物流货物品名分类规则对比如表1所示。

1.3 语义理解的歧义性与映射挑战

电商货物品名在语义层面存在高度的歧义性与不确定性，大量使用口语化词汇、同义词、缩略语及品类隐喻，使得缺乏上下文语义理解的系统难以准确

表1 铁路货运与电商物流货物品名分类规则对比

Tab.1 Comparison between cargo name classification of railway freight transport and e-commerce logistics

| 对比维度 | 铁路货物运输                                                    | 电商平台                                                                  | 快递行业                                                            |
|------|-----------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------|
| 规范依据 | 《铁路货物运输品名分类与代码》(TB/T 2690—1996)                           | 各平台自治规则，如《商品信息规范》《禁售产品管理规则》等                                          | 各平台自治规则，另有《禁止寄递物品管理规定》                                          |
| 分类体系 | 层次化编码：26大类、115中类、277小类、9 893具体品名                          | 面向消费者的多级类目，按消费场景、品类、品牌组织                                              | 19类禁寄物品指导目录，按危险性与法律禁止性划分                                        |
| 编码结构 | 7位数字码（大类+中类+小类+具体品名）                                      | 平台内部自建分类编码，不统一                                                        | 以目录清单形式管理，不统一                                                   |
| 信息结构 | 简洁规范，仅包含核心品类信息                                            | 冗余性强，包含品牌、促销词、规格参数等营销要素                                               | 相对简化，需填写品名、性质、数量等                                               |
| 样例示意 | 23(大类：纺织品、皮革、毛皮及其制品)→3(中类：鞋、帽、服装及其他编织、缝制品)→3(小类：服装)→品名：童装 | 母婴童装→童装→连体爬服→商品名：[7A抗菌]婴儿衣服春秋款贴身连体衣[7A抗菌]宝宝a类爬服纯棉卡通哈衣[面料：棉100%(辅料除外)] | 服装鞋帽→服装→货品名：[7A抗菌]婴儿衣服春秋款贴身连体衣宝宝a类爬服纯棉卡通哈衣[面料：棉100%(辅料除外)] 1 kg |

判断其真实的货品信息与运输属性。铁路运输管理要求品名具备无歧义性与法律合规性，尽可能地避免歧义和交叉重叠。

因此，实现从电商品名到铁路品名的智能映射，不仅需要去除冗余信息以提取核心本体词，更需构建基于语义向量检索与决策推理的机制，以识别隐含的商品特征，满足铁路运输企业在托寄物受理、品名核验及运输安全管控等环节的实际业务需求。

2 总体方案

为实现铁路多式联运场景下电商货物品名向铁路标准品名的自动化、智能化映射，设计一套完整的技术方案并研发了应用系统。该方案以本地化部署的大语言模型为核心，融合提示工程、领域微调、向量检索与语义推理等关键技术，构建了层次清晰、可扩展的系统架构，并通过标准化的数据流转流程支撑各模块的协同运作。

2.1 层次架构

基于高内聚、低耦合及可扩展性原则，将总体架构划分为接入层、智能引擎层、知识与模型层，总体层次架构示意图如图1所示。

2.1.1 接入层

以实时API、批量文件导入等多种形式与用户系统对接，可通过多种方式汇聚多源异构的商品名称，由统一数据接入网关进行协议转换、流量控制、基础格式校验及数据清洗，从而实现数据接入的解耦与标准化，为下游提供高质量、可追溯的数据源。

2.1.2 智能引擎层

作为核心处理层，承担从非结构化文本到智能映射结果的关键转换职责。

本体词提取引擎针对电商商品名称中品牌、规格、营销词等冗余信息密集的特点，通过大语言模型进行语义解析与噪声过滤，抽取出表征商品本质属性的本体词，实现非结构化文本向结构化语义单元的转换。

双路向量化与智能检索模块将提取后的本体词与铁路货物标准品名分别映射为高维语义向量，依托向量数据库构建高效检索能力，通过向量相似度计算从标准品名库中快速召回候选映射集，实现语义关联的初步筛选。

语义推理与决策引擎在候选集基础上，融合业务规则与领域知识，对候选结果进行逻辑校验、深度语义匹配与多维置信度评估，通过智能排序机制输出最优映射结果，确保映射结果的准确性与业务合规性。

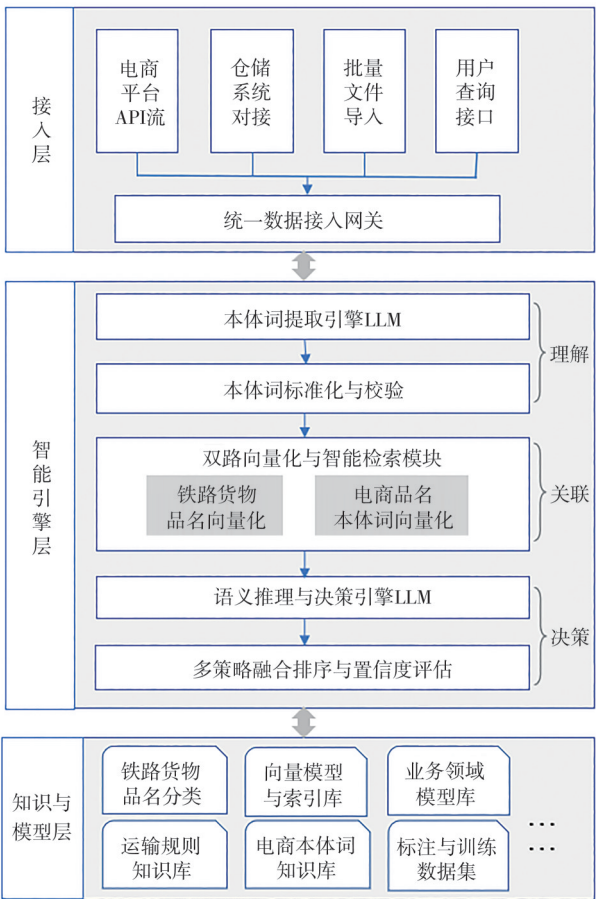


图1 总体层次架构示意图

Fig.1 Overall hierarchical architecture

2.1.3 知识与模型层

该层次是知识沉淀与能力支撑层，主要由知识库、数据池和模型库3个部分构成。知识库汇聚结构化的领域知识，主要包括铁路运输货物分类与品名字典、铁路运输规则知识库以及电商本体词知识库等，前者提供标准分类体系与业务约束规则，后者存储电商领域常见商品本体词及其层级关系，共同构成语义推理与决策的基础依据。数据池汇集模型迭代所需的各类数据资产，涵盖标注与训练数据集、模型推理特征及用户反馈日志等，为模型训练与持续优化提供数据支撑。模型库集中管理可复用的核心能力组件，包括向量模型与索引库、本体词提取模型以及语义推理决策模型，分别负责文本向量化映射、货品名称精准解析与映射结果智能决策。

2.2 流程设计与关键技术

2.2.1 模块组成与处理流程

模块组成与处理流程示意图如图2所示。

(1) 数据输入。系统既提供API接口调用来接收



图2 模块组成与处理流程示意图

Fig.2 Module composition and processing flow

信息，也为用户提供 Web 查询服务，可以查询单一商品，也可批量查询。当接收到信息后，系统逐条读取商品名称，调用分类器进行处理。

(2) 本体词提取。分类器首先将商品名称发送给本体词提取 Agent，调用本地化部署的领域大语言模型，精准剔除规格、营销等修饰词，提取结构化本体词。

(3) 向量化转换。将本体词进行向量化转换，生成 1 024 维的向量表示。

(4) 向量检索。使用该向量在铁路品名向量库中进行余弦相似度检索，获取相似度最高的 top-20 候选类别，得到初步备选集。

(5) 语义推理决策。基于这些候选结果进行推理，结合本体词与候选类别的匹配程度，计算置信度分数并选择最合适的铁路三级品类和品名。

(6) 融合排序。综合向量相似度、规则匹配度，通过排序模型生成最终映射结果及置信度。

(7) 输出与服务。高置信度结果直接返回给用户或业务系统；低置信度结果送入人工审核平台，供用户复核或手动修改确认，形成数据反馈闭环。

(8) 持续迭代。基于人工反馈数据，定期在训练平台上对大语言模型、词向量模型和业务规则进行迭代优化，确保系统越用越准。

该流程将“相似度计算”与“语义判断”进行分层解耦，既保证了计算效率，又引入了语义理解能力。

## 2.2.2 模型本地化部署与微调

主体词提取是决定映射质量的关键前置环节。为满足企业对数据安全与响应时效的双重要求，通过本地化部署与领域适配微调，构建了专用的货物品名主体词提取模型。

选取 Qwen2.5-14B 作为基座模型，该模型在中文

理解能力与推理性能之间取得了良好平衡，满足业务实时处理要求<sup>[10]</sup>。所有推理过程均在本地完成，原始运单数据不出域，确保敏感商业信息的安全性。

在模型微调与提示工程方面，采用“提示工程优化+参数高效微调”相结合的策略。首先，针对货品名称清洗任务设计了结构化的提示词模板，提示词要素信息如表 2 所示。除了角色和目标说明外，重点明确了主体词提取的核心原则，包括去噪、同义归一、优先级判断和多类型选择等，并给出了严格的 JSON 输出格式约束。通过将领域知识编码为提示词，有效引导模型聚焦于商品本体词而非材质、品牌、规格等修饰信息。

当然，通用提示词难以覆盖多式联运场景中的所有特殊货品表达。为此，研究构建了包含 1 万多条标注样本的领域指令数据集，重点标注了“一货多名”，如“天然矿泉水”与“饮用水”；“层级分类”，如“篮球鞋”与“运动鞋”等映射规则。基于该数据集，采用低秩适配方法对基座模型进行参数高效微调，仅训练约 0.1% 的额外参数，使模型在保持通用语义能力的同时，将货运领域的主体词提取准确率提升了 9.6%。

## 2.2.3 置信度与复核流程

置信度用于将结果分层，阈值用于质量分流。根据业务实际情况，可将置信度区间划分为  $[0, 0.50)$ ， $[0.50, 0.70)$ ， $[0.70, 0.85)$ ， $[0.85, 1.00]$ ，分别对应不同的复核要求，置信度驱动的复核机制如图 3 所示。在实际工作中，阈值可在不改变总体架构的前提下按业务容错要求进行调整。

# 3 系统实现与效果分析

## 3.1 系统实现

系统采用私有化本地部署方案，基于 Qwen2.5-14B 大语言模型与 Milvus 向量数据库构建了商品分类

表2 提示词要素信息  
Tab.2 Prompt word element information

| 要素      | 内容说明                  | 示例/关键规则                                                                   |
|---------|-----------------------|---------------------------------------------------------------------------|
| 噪声词去除规则 | 明确6类必须去除的修饰词类型        | 品牌名、规格参数、包装描述、营销词汇、使用场景、材质描述                                              |
| 同义词归一规则 | 将多种表述映射为标准类别名称        | 天然矿泉水/矿泉水/纯净水→“饮用水”；生抽/老抽→“酱油”                                            |
| 商品类型优先级 | 定义商品的本体词优先级顺序         | 珠宝首饰>服装鞋帽>电子产品>食品饮料>体育用品>其他商品                                             |
| 特殊情况处理  | 处理多商品类型共存及材质词干扰等边界情况  | 高跟鞋耳饰→“耳饰”(优先选择更具体的类型)<br>珍珠吊坠→“吊坠”(类型优先于材质)                              |
| 输出格式约束  | 严格定义JSON输出结构          | {“clean_title”: “”, “core_nouns”: [], “removed_tokens”: [], “notes”: “” } |
| 示例引导    | 提供典型场景的输入输出示例, 增强模型理解 | 输入: 景田百岁山天然矿泉水500 ml 整箱装24瓶<br>输出: {“clean_title”: “饮用水”, ...}            |

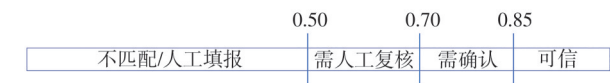


图3 置信度驱动的复核机制  
Fig.3 Confidence-driven review mechanism

识别系统，依托 FastAPI 框架对外提供高性能 RESTful API 接口，与原有运单、安检等业务系统实现对接，同时支持消息队列异步处理批量历史数据，分类结果回写至业务数据库并同步至 Milvus 向量库供后续优化检索。

此外，系统提供用户交互模块，Web 端基于 Vue3+Element Plus 框架开发，业务人员可通过可视

化界面进行单条商品名称的在线分类查询、批量 Excel 导入导出、分类结果人工审核与修正，并支持分类规则的动态配置与效果监控。基于 Web 的商品分类识别系统的单条处理示例如图 4 所示，当分类结果的置信度低于阈值(默认设为 0.85)时，需要业务人员进一步人工确认或复核。

当商品较多时，可通过文件导入的方式批量处理，系统展示低于阈值的待复核商品列表，经人工确认或修改后记入最终结果，批量处理及人工复核示例如图 5 所示。

3.2 应用效果

系统应用后显著提高了商品名称映射工作的准确



图4 基于Web的商品分类识别系统的单条处理示例  
Fig.4 Single-item processing example of Web-based product classification recognition system



图5 批量处理及人工复核示例  
Fig.5 Example of batch processing and manual review

性和效率，大大减少了人工映射和审核的工作量。以某电商客户一份包含400个商品信息的运单数据为例，系统在2 min内完成全部分类识别和品名映射，单条平均处理时间约300 ms，处理效率满足业务实时性要求。某电商运单商品品名映射置信度分布情况如图6所示，置信度大于85%的商品达84.2%，不需人工参与；需要人工确认的有12.2%，需要人工审核或修改的只有3.6%。

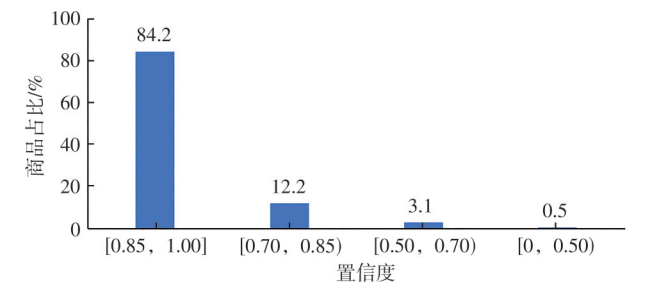


图6 某电商运单商品品名映射置信度分布情况  
Fig.6 Confidence distribution of cargo name mapping for a certain e-commerce shipping order

进一步分析置信度偏低的商品信息，可以发现主要有2类情况。一是由于铁路货物品名字典覆盖不全，尤其一些新兴商品、外来音译词等没有纳入铁路货物品名字典中，如“曲奇”“自嗨锅”等。针对这类问题，通过人工修改审核后的分类信息会被记录，定期补充到铁路品名字典向量数据库中，形成动态更新的闭环机制。二是由于商品信息不全导致难以提取本体词或有效信息，如只有编码信息的“NL01221030S”。针对第2类问题，需要客户补充更详细的信息，且需要进一步规范和完善用户数据交换标准。

4 结束语

基于向量检索和本地部署的大模型实现了货品名称的智能分类识别，有效提升了多式联运场景中运单信息处理的效率与标准化水平。随着实践应用的深入，系统不断积累领域样本、优化分类边界，通过持续迭代实现识别准确率与覆盖率的渐进式提升。未来将进一步探索多模态信息融合与增量学习技术，持续优化模型性能，支撑更广泛的智慧物流应用场景。

参考文献:

[1] 梁志杰, 朱加发, 郭利田, 等. 我国铁路货运品类结构变化分析[J]. 铁道货运, 2024(11): 67-73.  
LIANG Zhijie, ZHU Jiafa, GUO Litian, et al. Changes in Category Structure of Railway Freight Transportation in China[J]. Railway Freight Transport, 2024(11): 67-73.

[2] 中华人民共和国铁道部. 铁路货物运输品名分类与代码: TB/T 2690—1996[S]. 北京: 中国铁道出版社, 1996: 5.

[3] 伍峰, 宋小满, 夏阳. 基于多式联运的铁路货物分类调整探讨[J]. 铁道货运, 2024, 42(4): 53-59.  
WU Feng, SONG Xiaoman, XIA Yang. Discussion on the Adjustment of Railway Commodity Classification Based on Multimodal Transport[J]. Railway Freight Transport, 2024, 42(4): 53-59.

[4] 邓丽娟, 蒙彩鲜, 董桂山. 多式联运“一单制”下的货运单证体系[J]. 集装箱化, 2025, 36(2): 5-8.

[5] 侯通, 于雪娇, 周凌云, 等. 铁路多式联运货物品名衔接互认技术研究[J]. 铁道运输与经济, 2025, 47(4): 10-17.  
HOU Tong, YU Xueqiao, ZHOU Lingyun, et al. Connection and Mutual Recognition Technology of Goods Names in Railway

Multimodal Transport[J]. Railway Transport and Economy, 2025, 47(4): 10–17.

[6] 安先喜, 田英鑫, 郭子阳, 等. 基于Web2.0的电子商务中基于商品名的实体识别[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2019, 40(7): 1334–1339.

AN Xianxi, TIAN Yingxin, GUO Ziyang, et al. Entity Identification Based on Trade Name in E-Commerce-Based Web2.0[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2019, 40(7): 1334–1339.

[7] 李晓峰, 马 静, 周 琰. 基于增强语义模型的货品名分类算法[J]. 计算机与现代化, 2023(3): 71–78.

LI Xiaofeng, MA Jing, ZHOU Yan. Classification Algorithm for Goods Names Based on Enhanced Semantic Model[J]. Computer and Modernization, 2023(3): 71–78.

[8] 武文静, 岳 杰, 王佳丽, 等. 基于深度学习的中文命名实体识别技术研究[J]. 河北建筑工程学院学报, 2024, 42(3): 210–215.

WU Wenjing, YUE Jie, WANG Jiali, et al. Research on Chinese Named Entity Recognition Technology Based on Deep Learning[J]. Journal of Hebei Institute of Architectural Engineering, 2024, 42(3): 210–215.

[9] 吕学强, 万 甜, 马登豪, 等. LLM-PKE: 一种集成大语言模型与多特征网络的专利关键词提取方法研究[J]. 数据分析与知识发现, 2025, 9(10): 41–53.

LYU Xueqiang, WAN Tian, MA Denghao, et al. LLM-PKE: A Patent Keywords Extraction Method Integrating Large Language Models and Multi-Feature Networks[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2025, 9(10): 41–53.

[10] PHOGAT R, ARORA D, MEHRA P S, et al. A Comparative Study of Large Language Models: ChatGPT, DeepSeek, Claude and Qwen[C]// Computing and Communication Technologies (DICCT). 2025 3rd International Conference on Device Intelligenc. Dehradun:IEEE, 2025: 609–613.

(责任编辑: 汪沁萱)

# Cargo Names Intelligent Classification Identification and Mapping for Railway Multimodal Transport Based on Large Language Models

FENG Yibin

(Multimodal Transport Business Department, China Railway Container Transport Co., Ltd., Beijing 100073, China)

**Abstract:** To address the challenges of rapid identification and standardized classification of e-commerce cargo names in railway multimodal transport, this paper proposed a technical solution and system implementation for intelligent classification recognition and mapping of cargo names based on large language models. Using Qwen2.5-14B as the base model, the extraction of ontology terms from e-commerce cargo names with rich redundant information through local deployment and domain-specific fine-tuning. Vector similarity retrieval was employed to obtain candidate sets of railway cargo names. Through a semantic reasoning and confidence-based decision-making mechanism, automated mapping to the railway cargo name dictionary was achieved. Application results demonstrate that the proposed method effectively improves the accuracy and processing efficiency of cargo name classification mapping, with strong adaptability and continuous optimization capability, which meets the practical business requirements of railway multimodal transport, and significantly enhances logistics operation efficiency and enterprise intelligent level.

**Keywords:** Multimodal Transport; Cargo Name; Ontology Term; Large Language Model; Intelligent Mapping