



开放科学  
(资源服务)  
标识码  
(OSID)

# 基于生成式人工智能的技术需求预见方法研究 ——以新能源汽车技术为例

余辉<sup>1,2</sup> 吴昀璟<sup>1,2,3</sup> 夏文蕾<sup>4</sup> 周晶<sup>1,2</sup>

1. 湖北工业大学经济与管理学院 武汉 430068;
2. 湖北农村社会管理创新研究中心 武汉 430068;
3. 武汉大学信息资源研究中心 武汉 430072
4. 武汉理工大学创业学院 武汉 430070

**摘要:** [目的/意义] 基于生成式人工智能预见未来技术需求,为加快未来产业布局,实现产业升级,构筑竞争新优势提供参考。[方法/过程] 提出基于生成式人工智能的技术需求预见方法,以新能源汽车领域为例,基于技术需求弱信号感知,选取电机技术、电池技术、安全技术和智能技术4个技术领域进行任务设计,通过生成式人工智能大模型执行任务,运用检索增强技术优化初始模型,并结合行业专家经验评估模型生成内容的正确性和新颖性。[局限] 所提出的模型在技术内容生成的合理性和逻辑性上有所欠缺。[结果/结论] 研究结果显示,优化后的 ChatGLM3-6B 在正确理解任务的基础上,生成4个领域的技术内容新颖程度分别达到了0.79、0.72、0.88和0.93。提出的技术需求预见方法,能生成新颖且合理的技术需求内容。

**关键词:** 生成式人工智能; 技术需求; 需求感知; 检索增强; 科技情报

**中图分类号:** G353

## Research on Technological Demands Forecasting Methods Based on Generative Artificial Intelligence: A Case Study of New Energy Vehicle Technology

YU Hui<sup>1,2</sup> WU Yunjing<sup>1,2,3</sup> XIA Wenlei<sup>4</sup> ZHOU Jing<sup>1,2</sup>

**基金项目** 国家自然科学基金青年项目“科技竞争态势下技术需求弱信号感知研究”(72404081);教育部人文社会科学青年项目“数据要素驱动视角下数据资产的确认计量、信息披露及经济后果研究”(24YJC630239);湖北工业大学校重点教学改革项目“AIGC多模态学习范式创新研究——基于大数据专业实验教学的创新能力的培养实践”(2025XZ16)。

**作者简介** 余辉(1993-),博士,副教授,主要研究方向为科技情报与科技服务研究;吴昀璟(2000-),博士研究生,主要研究方向为人工智能研究;夏文蕾(1992-),通信作者,博士,讲师,主要研究方向为技术创新研究,E-mail:290149@whut.edu.cn;周晶(2004-),硕士研究生,主要研究方向为供需匹配研究。

**引用格式** 余辉,吴昀璟,夏文蕾,等.基于生成式人工智能的技术需求预见方法研究——以新能源汽车技术为例[J].情报工程,2025,11(5):96-105.

1. School of Economics and Management, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China;
2. Hubei Innovation Research Center of Rural Social Management, Wuhan 430068, China;
3. Center for Studies of Information Resources, Wuhan University, Wuhan 430072, China;
4. School of Entrepreneurship, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China

**Abstract:** [Objective/Significance] To provide references for accelerating future industrial layout, achieving industrial upgrading, and building competitive new advantages based on the foresight of future technological demands using generative artificial intelligence. [Methods/Processes] This study proposes a method for predicting technological demands based on generative artificial intelligence. Taking the field of new energy vehicles as an example, four technological domains including motor technology, battery technology, safety technology, and intelligent technology were selected based on weak signal perception of technological demands. Task design was conducted, and a generative artificial intelligence large model was employed to execute tasks. Retrieval-enhanced techniques were applied to optimize the initial model, and the correctness and novelty of the generated content were evaluated by industry experts' experience. [Limitations] The model exhibits some shortcomings in the rationality and logical consistency of the generated technical content. [Results/Conclusions] The research results show that the optimized ChatGLM3-6B, based on the correct understanding of the task, achieved novelty scores of 0.79, 0.72, 0.88, and 0.93 in the generation of technical content across four fields. The proposed method for forecasting technological requirements is capable of generating novel and reasonable technical requirement content.

**Keywords:** Generative Artificial Intelligence; Technological Demand; Demand Perception; Retrieval Enhancement; Scientific and Technological Intelligence

## 引言

在科技飞速发展的当下，技术需求的精准感知与捕捉对于实现技术与市场的有效对接至关重要。这不仅要求需求方敏锐洞察显性技术趋势，更加强调提前捕捉前瞻性的、具有不确定性的技术弱信号，这些弱信号代表了未来发展的新生力量和关键走向，弱信号的早期识别对于优化资源配置、揭示发展规律、聚焦前沿热点等具有不可替代的先导作用<sup>[1]</sup>。预先洞察并精准捕捉这些颠覆性技术，不仅能发现技术需求缺口，也能为相关主体优化结构、调整政策和完善自身提供有力参考，从而确保在技术竞争中占据先机<sup>[2]</sup>。因此如何精准预见未来技术需求是本文重点关注的命题。

基于此，本文提出了一种基于生成式人工智能（Generative AI, GAI）的未来技术需求预

见方案。该方案基于已有大模型进行优化，利用生成式人工智能的技术优势，结合技术需求弱信号感知、技术供需匹配以及技术行业发展现状等多维度数据，通过检索增强的方式优化模型生成内容，辅以专家决策，实现对未来技术需求的精准预见。同时，本方案在输入上注重信息源的弱信号特征，在处理中融入专业领域知识，在输出上使人更易理解和接受，使得预测结果更加贴近实际、更具指导意义，实现了对传统基于趋势预测方法的有效补充。

## 1 相关研究

### 1.1 技术需求感知

技术需求感知在早期主要依赖于专家的主观认知，通过调查分析专家对技术领域的主观

感受,从而实现对技术未来发展的前瞻性预见<sup>[3]</sup>。基于专家经验的调查方法主要有德尔菲法和情景分析法等,其中德尔菲法早在20世纪就已被韩国、日本和德国广泛应用于技术预见活动<sup>[4]</sup>。该类方法过度重视主观感受,使得技术预见的准确性和可靠性偏低。因此,学者们在专家经验的基础上,将技术环境作为重要影响因素,以降低主观性对技术预见的影响。如张冬梅等<sup>[5]</sup>提出将德尔菲法与技术环境监测法相结合,通过对技术环境的扫描和监测发现潜在的微弱信号,进而判断技术的发展趋势;王知津等<sup>[6]</sup>在运用情景分析法时,首先选中10个技术发展的关键因素,然后通过专家调查获得关键因素的影响程度,确定3个技术发展情景,并根据具体情景对技术未来发展做出预测。

上述研究方法虽能利用现实数据感知技术需求,但其在指导技术发展方向时,缺乏对技术内容层面的实质性创新和技术转移关系的系统性研究与量化分析<sup>[7]</sup>。一方面源于其在处理技术内容的深度和广度上的不足<sup>[8]</sup>,仅仅停留在数据分析和趋势预测层面,未能深入探索技术本身的创新潜力。另一方面,受限于研究数据源的单一化,无法在综合考虑各方面情况下对技术的发展情况进行表征<sup>[9]</sup>,导致其无法有效预见未来技术需求。因此,为实现对未来技术需求的精准预见,需进一步完善研究方法,特别是在技术方法创新和技术需求处理流程的优化方面还需进行更为深入的研究。

## 1.2 新能源汽车技术需求预见

新能源汽车技术属于新兴前沿科技,代表

着汽车技术未来发展方向<sup>[10]</sup>。早在“八五”期间,国家计委便在国家重点科技攻关计划中安排了“电动汽车关键技术研究”攻关项目,该项目的实施得益于钱学森院士提出的“我国汽车工业应跳过用汽油柴油阶段,直接进入减少环境污染的新能源阶段”建议,该想法的提出是基于对石油危机的担心。因此对微弱信号的捕捉是新能源汽车行业发展的关键点,我国新能源汽车产业目前的蓬勃发展也正是凭借其对未来关键核心技术的准确预判,从根本上改变了汽车产业的未来发展格局,实现了国家新兴产业的技术追赶,缩小了与行业领先者的技术差距<sup>[11]</sup>。如桂美增等<sup>[12]</sup>提出基于深度学习的链接预测模型,识别新能源汽车领域的潜在技术主题。方曦等<sup>[13]</sup>则基于生命周期和国际专利分类号对国内外新能源汽车技术进行预测分析。

上述对新能源汽车技术的研究虽然取得了一定的进展,从多方面识别其发展态势和关键技术,但鲜有将生成式人工智能应用于新能源汽车技术需求分析中,未能充分发挥生成式人工智能在数据驱动下的预测能力,缺少对技术深层次规律的理解。同时,现有研究大多局限于对新能源汽车技术现状的描述性分析,缺乏对技术发展的预见性研究,未能前瞻性地把握新能源汽车技术的未来发展方向和潜在挑战,制约了新能源汽车技术的创新性发展。

## 2 研究设计

本文将生成式人工智能引入技术需求感知中,结合弱信号环境下的技术需求特点,实现

对未来技术需求的预见。生成式人工智能赋能技术需求预见的研究过程主要分为任务设计、模型选取、检索增强和结果评估 4 个步骤，如图 1 所示。

## 2.1 任务设计

为了清晰准确地预见未来技术需求，本研究在任务设计时，将技术需求弱信号与技术发展趋势作为导向，把技术需求本身作为技术知识内容，同时以技术供需信息作为补充，构建针对特定技术领域的数据库。依照余辉等<sup>[14-15]</sup>对新能源汽车领域技术需求识别和热点分析的研究结论，以及国务院办公厅印发的《新能源汽车产业发展规划（2021—2035 年）》<sup>[16]</sup>中核心发展技术攻关，可以发现电机技术、电池技术、

安全技术和智能技术 4 个技术在其中占据重要的地位。因此，本研究从电机技术、电池技术、安全技术和智能技术 4 个技术领域进行任务设计，共计 16 个任务。任务描述如表 1 所示。

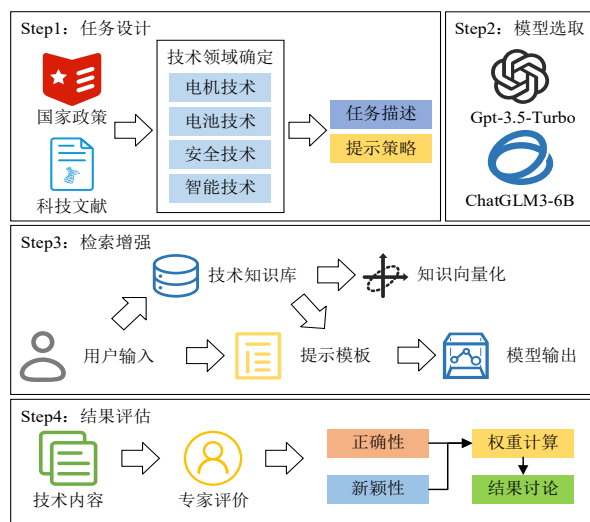


图 1 研究设计图

表 1 任务描述表

技术领域	任务编号	任务描述
电机技术	1	新能源汽车对驱动电机及其控制系统的性能需求
	2	目前新能源汽车用电机存在的不足及未来的技术发展方向
	3	新能源汽车电机及其控制系统的维护和检修工作
	4	新能源汽车永磁同步电机的优化策略及实施办法
电池技术	5	“双碳”背景下，电池技术迭代频繁，如何制定正确的技术路线
	6	钠离子电池与锂离子电池在新能源汽车中性能优劣势及发展趋势
	7	未来新能源汽车作为重要的储能介质，如何提升电池充放电性能
	8	从电池原材料的角度，提出能够降低电池成本的办法
安全技术	9	新能源汽车电池面临哪些安全问题，未来需要怎么样的安全规范
	10	在发生碰撞事故时，如何全面检测新能源汽车出现的安全隐患
	11	新能源汽车应当如何设计安全防范和预警系统以应对极端环境
	12	新能源汽车广泛使用智能技术，如何有效防止个人信息泄露
智能技术	13	未来新能源汽车驾驶自动化面临哪些机遇和挑战
	14	在深度学习算法不断迭代下，车载 AI 芯片该做出哪些应对
	15	在新能源汽车数量持续增长下，如何协调汽车与楼宇的车网互动
	16	生成式人工智能如何推动新能源汽车智能化发展

## 2.2 模型选取

在模型的选择上,本文综合模型的能力、热度和影响力分别选取国内外生成式大模型作为研究过程中的分析模型。OpenAI 使用有监督微调得到了 text-davinci-002,接着以强化学习方式依据人类反馈(Reinforcement Learning from Human Feedback, RLHF)对其优化得到 text-davinci-003,并在此基础上优化聊天功能得到 Gpt-3.5-Turbo<sup>[17]</sup>。ChatGPT 作为热度增长最快的应用程序,具有强大的内容生成能力,是生成式人工智能技术的典型代表,其内核为 Gpt-3.5-Turbo。因此选择 Gpt-3.5-Turbo 作为国外模型代表。ChatGLM3-6B 是智谱 AI 和清华大学联合发布的国内开源大语言模型,训练时使用大量中文语料,具有高性能、部署门槛低等特点,受到国内广泛关注。因此选择 Chat-GLM3-6B 作为国内模型代表。

## 2.3 检索增强

本文使用 LangChain 技术作为 RAG 技术,具体实现过程分为 3 个步骤:第一步,基于任务设计中涉及的技术领域构建技术知识库;第二步,将用户输入信息向量化并在技术知识库中检索,找出最相关的前 10 个知识语料,并从技术知识库中匹配出对应知识语料的上下文文本;第三步,将知识语料和上下文文本作为额外信息与用户输入一起嵌入到提示模板中,实现对用户输入的内容增强,以便模型生成相关技术内容。

## 2.4 结果评估

由于生成式人工智能内容生成的随机性

和不可预测性,因此本研究采用德尔菲法评估模型的生成内容。本文拟邀请武汉理工大学汽车工程学院 10 位专任教师以及三一重卡事业部 10 位一线工程师共 20 位专家参与评估,并最终选取参与评估人员为 8 位专任教师和 8 位一线工程师,对结果正确性和新颖性开展评估。在问卷调查原则的基础上,将评估过程分为两个步骤:第一步,结合技术领域的知识特点设置问答匹配程度和回答内容的正确程度 2 个评价指标,综合这些指标衡量生成内容的正确程度;第二步,在技术内容正确率评估的基础上,设置回答内容的意外程度和对决策支持的有用程度 2 个指标来进一步衡量生成内容的新颖程度。具体调查内容和评估指标分为以下几点:

(1) 您在本次任务中输入的技术内容是?

(2) 您认为模型生成的内容是否与提示任务相匹配?

A. 非常匹配 B. 匹配 C. 一般 D. 不匹配  
E. 非常不匹配

(3) 您认为模型生成的内容是否正确?

A. 非常正确 B. 正确 C. 一般 D. 不正确  
E. 非常不正确

(4) 您对模型生成的内容是否感到“意外”?

A. 非常意外 B. 意外 C. 一般 D. 不意外  
E. 非常不意外

(5) 您认为模型生成的内容对决策支持是否有用?

A. 非常有用 B. 有用 C. 一般 D. 没用 E. 非常没用

依据技术内容衡量指标,对模型生成内容

的正确程度和新颖程度进一步细分。首先按照指标将模型生成内容分为不正确、正确不新颖

和正确且新颖 3 种类型，评估结果类型及策略如表 2 所示。

表 2 评估类型及策略表

条件	类别 F1	类别 F2	类别 F3	类别 F4
指标 (2) — 匹配程度 $\gamma_1$	A/B/C	A/B/C	A/B/C	D/E
指标 (3) — 正确程度 $\gamma_2$	A/B/C	A/B/C	D/E	A/B/C/D/E
指标 (4) — 意外程度 $\gamma_3$	A/B	C/D/E	A/B/C/D/E	A/B/C/D/E
指标 (5) — 有用程度 $\gamma_4$	A/B/C	A/B/C/D/E	D/E	A/B/C/D/E
评估结果	正确且新颖	正确不新颖		不正确

其次，将条件中的指标按照程度赋值为 [5, 4, 3, 2, 1]，表示每种指标衡量程度由强到弱的得分。接着对正确不新颖和正确且新颖两种类型按照程度和权重综合计算最终分数  $\omega_i$ ，用以衡量模型生成的技术需求内容质量。在计算过程中，本研究通过计算权重  $\lambda_{i1}$  和  $\lambda_{i2}$ ，设置无倾向、重视新颖性和重视正确性等 3 种内容倾向，如表 3 所示。

表 3 三种倾向权重表

序号 $i$	正确程度权重: 新颖程度权重	内容倾向
①	$\lambda_{i1}:\lambda_{i2}=1$	无倾向
②	$\lambda_{i1}:\lambda_{i2}=0.5$	重视新颖性
③	$\lambda_{i1}:\lambda_{i2}=2$	重视正确性

权重选取后，结合条件指标值计算内容质量得分  $\omega_i$ ， $\omega_i$  计算方法如公式 (1) 所示。

$$\omega_i = \lambda_{i1} * (\gamma_1 + \gamma_2) + \lambda_{i2} * (\gamma_3 + \gamma_4) \quad (1)$$

### 3 实验分析与讨论

#### 3.1 数据准备及实验参数设置

依据本文任务设计的过程，从技术领域中的技术需求弱信号和发展趋势出发，考虑技术

需求特点和供需关系，以“弱信号”“趋势”结合“永磁同步电机”“电池储能”等具体技术为检索依据，分别筛选出与每种技术领域相关的新闻、论文以及行业报告等共 20 篇，四种技术类型共 80 篇作为技术知识构建的源数据。然后将这些数据根据既定的大小分块并向量化，存入向量数据库，供任务执行时检索。

#### 3.2 内容生成结果评估

##### 3.2.1 不同模型间对比

在不同模型的对比过程中，先对收集的评估结果进行整理，然后根据匹配程度和正确程度对初始模型内容生成的正确率进行评估，如图 2 所示。

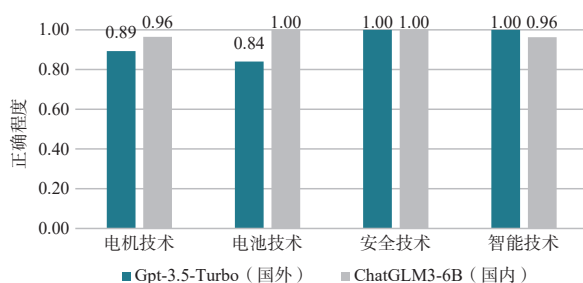


图 2 初始模型正确程度对比图

从图 2 中可以看出，两种初始模型在对不同技术领域任务的理解上均取得了不错的效

果。在执行电机和电池等具体技术内容生成任务时，国内模型 ChatGLM3-6B 表现出更加优秀的性能；而在执行安全和智能等宏观抽象任务时，国外模型 Gpt-3.5-Turbo 能够生成更加可靠的内容。由于本研究将技术需求弱信号和发展趋势作为技术需求预见的出发点，因而对于“不确定的”技术需求，还需要进一步衡量模型生成技术内容的意外程度和有用程度来评估技术内容的新颖程度。模型的内容生成受到许多复杂因素的影响，如“temperature”用于设置模型生成内容的随机性，其值越高，模型生成内容的随机性越强，表现出来的创造性越强；相反，当其值趋近于 0 时，模型生成的内容重复程度就越高，越容易被确定。因此为了降低无关因素的影响，本文在进行实验前将多个模型的“temperature”值均设置为 1，技术内容的新颖程度如图 3 所示。

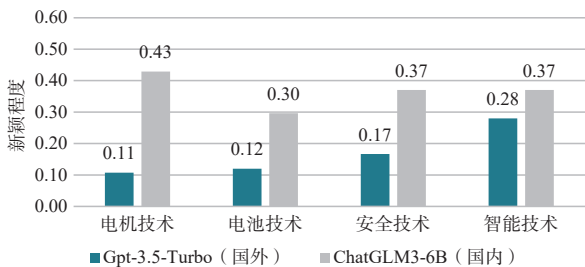


图 3 初始模型新颖程度对比图

由图 3 可知，国内模型 ChatGLM3-6B 在多个技术领域任务中表现出的新颖程度均高于国外模型 Gpt-3.5-Turbo，且在不同的技术领域中新颖程度差异较小。而 Gpt-3.5-Turbo 在安全和智能技术领域内容的新颖程度明显高于电机和电池，这表明其更像是一种通识知识库，专业性较弱。

### 3.2.2 优化前后对比

本文使用前期构建的技术知识库，通过 RAG 技术提升模型对技术知识内容的理解能力，达到模型优化的目的。正确程度前后对比如图 4 所示。

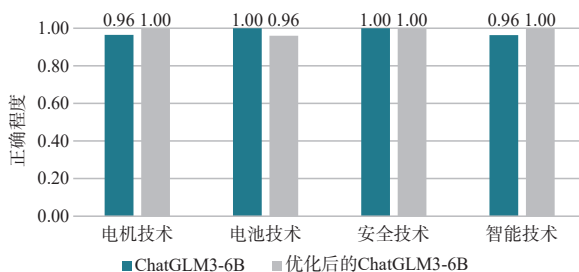


图 4 优化前后模型正确程度对比图

由图 4 可知，优化后的 ChatGLM3-6B 与初始模型相比，在四种技术领域内容的理解层面整体上均略有提升（除了电池技术有小幅下降）。因而在处理复杂问题时，使用相关的知识语料作为优化策略能使模型更好地理解任务，不仅能够提高模型执行任务的速度和精度，还能提升模型内容生成的能力。在提供相关领域技术知识语料的前提下，模型生成的内容更加具体，并具有较强的可读性，能够围绕任务描述从语料中找出相关技术内容作为补充，提升模型的创新能力。优化前后的模型新颖程度如图 5 所示。

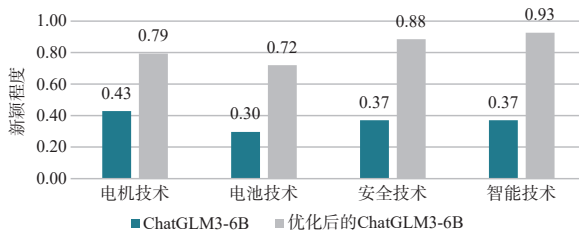


图 5 优化前后模型新颖程度对比图

由图 5 可知，与初始模型相比，优化后的

模型在多个技术领域的生成内容的新颖程度均有较大提升，在安全和智能技术领域表现得尤为突出，这可能与近年来对新能源汽车安全性和智能化的重视程度有关，所获得的知识语料具有大量丰富的实时内容。而对于电机和电池技术，由于成本较高且技术难度较大，所以在技术需求预见中生成的技术内容与原有内容重复率高，因而未能表现出较高的新颖程度。同时也表明在新兴技术领域中，模型结合丰富的知识语料能够显现出更强大的创造能力，为新兴技术的发展提供指导。

### 3.3 技术需求预见结果分析

本文对优化后的 ChatGLM3-6B 模型生成的技术内容进行质量评估。依据研究中的技术内容质量衡量方法，按照 3 种倾向性计算技术内容的质量得分，取同一任务分数的均值作为该任务质量衡量的最终分数。计算结果如表 4 所示。

从表 4 中可以得出，任务 4、7、11 和 15 在其技术领域下的技术内容质量得分最高。总体上看，这些任务较为具体且指出了当下发展环境面临的问题，同时在技术知识库的补充下，具备更加丰富的上下文，因而更容易被模型理解，从而生成高质量技术内容。

表 4 技术内容质量最终得分

技术领域	任务编号	无倾向	重视正确性	重视新颖性
电机技术	1	24.75	24.83	24.67
	2	26.00	26.00	26.00
	3	27.00	27.44	26.56
	4	<b>27.38</b>	<b>27.63</b>	<b>27.13</b>
电池技术	5	25.50	25.71	25.29
	6	25.50	25.67	25.33
	7	<b>26.50</b>	<b>26.67</b>	<b>26.33</b>
	8	23.40	23.80	23.00
安全技术	9	27.75	28.17	27.33
	10	25.07	25.14	25.00
	11	<b>28.50</b>	<b>28.63</b>	<b>28.38</b>
	12	27.30	27.60	27.00
智能技术	13	27.00	27.33	26.67
	14	28.00	28.00	28.00
	15	<b>28.50</b>	<b>28.75</b>	<b>28.25</b>
	16	26.50	26.50	26.50

注：表中加粗部分为此类任务中最高分值

### 3.4 技术需求预见内容验证分析

分析技术需求预见结果发现，检索增强优化后，模型在既定的电机技术、电池技术、安全技术和智能技术 4 个领域任务中的新颖性均有显著提升。本文以技术研发投入为例，进一步分析 4 个技术领域的研发投入以及投入策略。模型生成内容示例如图 6 所示。

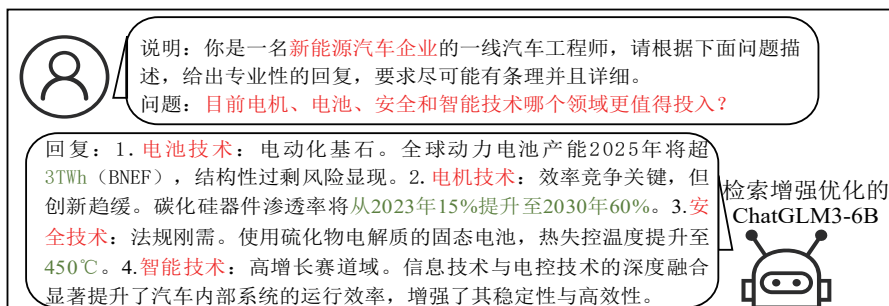


图 6 生成式人工智能技术预见结果分析图

图6展示了本文的整体实验过程。模型展示了电池、电机、安全和智能技术的代表性企业及研发投入占比,并详细标注了投入年份、部门和技术细节。从生成的技术内容可以看出,模型能够从外部知识库中搜索到与用户输入提示相匹配的技术内容,提供相应的客观数据。从模型生成内容中发现,电池技术是基础,电机技术创新难度较大,安全技术是法律要求,智能技术是未来新兴技术领域。通过查询知识库数据对比验证发现,模型提供的数据较为准确,符合上下文语境,未出现幻觉。结合技术需求预见结果证明,本研究构建的模型能够服务于未来技术需求预见工作,为政策制定提供依据。

### 3.5 实验结果讨论

由实验结果可知,本模型在处理预见性任务的过程中,能够正确理解多领域任务,并生成具有一定前瞻性的技术内容。同时,依据表6中不同任务的技术内容质量得分,模型在处理不同任务时存在较大差异,受到任务类型、任务描述方式以及技术知识库内容等多种因素影响,尤其在上下文丰富和问题领域聚焦的任务中表现出更优越的性能。此外,在同一任务中,3种不同倾向的技术内容质量得分并无明显差异,即不存在极端倾向影响结果的情况,表明结果具有客观性,模型稳定性较强。

研究表明,通用大模型在融入相关领域技术知识后,能够生成有效的技术需求内容,生成的内容在正确性和新颖性上较原模型有较大提升。通过进一步分析发现,生成式大模型在执行技术需求预见任务时,基本能够理解输

入提示并输出较为正确的技术需求内容,但整体上缺乏创新;而优化后的模型不仅有较高的正确性,而且输出的内容更加新颖,符合技术需求未来的发展趋势。基于专家的反馈证实了本研究方法的可行性,能够为未来技术需求预见提供参考。

## 4 结论与展望

本文基于生成式人工智能技术,对现有模型进行优化,提出了技术需求预见方法。通过模型评估,验证了本文提出的优化模型在技术需求预见中的优势。在实际应用中,将生成式大模型与专家经验相结合,能够不断优化模型,提高技术预见的准确性,从而实现对未来技术需求的高效预见。

与此同时,本研究使用RAG技术优化模型时需要构建技术知识库,技术知识库对源数据质量有较高的要求。此外,模型在解读问题和生成内容中得到了专家的认可,但仍然存在不能够全面条理地回答问题、内容上缺乏逻辑性以及专业性薄弱等问题,未来需要使用更多的专业性数据学习迭代,实现高质量的技术需求预见。

## 参考文献

- [1] 马铭,毛进,李纲.从弱信号到机会:关于弱信号的相关研究进展[J].图书情报工作,2023,67(19):121-132.
- [2] 刘俊婉,庞博,徐硕.基于弱信号的颠覆性技术早期识别研究[J].情报学报,2023,42(12):1395-1411.
- [3] MARTINO J P. A review of selected recent advances in technological forecasting[J]. Technological forecasting and social change, 2003, 70(8): 719-733.

- [4] SHIN T. Using Delphi for a long-range technology forecasting, and assessing directions of future R&D activities the Korean exercise[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 1998, 58(1-2): 125-154.
- [5] 张冬梅, 曾忠禄. 技术环境监测在德尔菲法技术预见中的作用[J]. *情报理论与实践*, 2010, 33(3): 72-74.
- [6] 王知津, 周鹏, 韩正彪. 基于情景分析法的技术预测研究[J]. *图书情报知识*, 2013(5): 115-122.
- [7] 王思丽, 张伶. 基于文献内容挖掘的创新和技术转移关系研究[J]. *情报探索*, 2023(9): 16-24.
- [8] 江瑶, 陈旭, 张凌恺. 多维特征视角下未来技术识别模型构建及应用[J]. *情报杂志*, 2024, 43(7): 104-111, 137.
- [9] 张硕, 汪雪峰, 乔亚丽, 等. 技术预测研究现状、趋势及未来思考: 数据分析视角[J]. *图书情报工作*, 2022, 66(10): 4-18.
- [10] 邢洪金, 汪波. 新能源汽车竞争战略与策略研究[J]. *中国科技论坛*, 2010(7): 59-63.
- [11] 魏明珠, 郑荣, 高志豪, 等. 融合知识图谱和深度神经网络的产业新兴技术预测模型研究[J]. *情报学报*, 2022, 41(11): 1134-1148.
- [12] 桂美增, 许学国. 基于深度学习的技术机会预测研究——以新能源汽车为例[J]. *图书情报工作*, 2021, 65(19): 130-141.
- [13] 方曦, 张莉萍. 国内外新能源汽车充电桩技术预测分析——基于生命周期和国际专利分类号[J]. *科技管理研究*, 2021, 41(8): 148-155.
- [14] 余辉, 魏梓萌, 夏文蕾, 等. 跨领域跨时间的技术需求热点分布及其趋势预测[J]. *情报理论与实践*, 2024, 47(5): 139-147.
- [15] 余辉, 魏梓萌, 周晶, 等. 技术供需视角下技术专利发展需求识别——以新能源汽车领域为例[J]. *情报理论与实践*, 2024, 47(6): 125-134.
- [16] 国务院办公厅. 国务院办公厅关于印发新能源汽车产业发展规划(2021—2035年)的通知[EB/OL]. (2020-11-02) [2024-03-30]. [https://www.gov.cn/zhengce/content/2020-11/02/content\\_5556716.htm](https://www.gov.cn/zhengce/content/2020-11/02/content_5556716.htm).
- [17] YE J, CHEN X, XU N, et al. A comprehensive capability analysis of gpt-3 and gpt-3.5 series models[J]. *arXiv preprint arXiv:2303.10420*, 2023.