

# 基于大语言模型与思维链机制的专利功效词自动抽取研究

宋雨霏

同济大学经济与管理学院, 上海

收稿日期: 2026年2月9日; 录用日期: 2026年3月2日; 发布日期: 2026年3月11日

## 摘要

专利功效词是构建技术功效矩阵与技术功效图的基础, 也是技术情报分析与创新决策的重要语义单元。然而, 由于专利文本专业性强、结构复杂且功效表述分散, 现有自动抽取方法在准确性与可控性方面仍存在不足。大语言模型在长文本理解方面具有优势, 但仅依赖其隐式推理能力, 难以稳定识别与核心技术相关的关键功效。针对上述问题, 本文将专利功效词抽取重构为引入推理约束的生成式任务, 重点探讨思维链机制在该任务中的作用。通过对比无显式推理、通用分步推理以及融入专利分析专家认知逻辑的人工思维链方法, 系统分析不同推理引导策略对抽取效果的影响。实验结果表明, 引入专家认知逻辑并施加因果约束的思维链设计, 能够显著提升抽取质量与稳定性, 为技术功效图构建与创新决策支持提供可靠数据基础。

## 关键词

专利文本挖掘, 技术管理, 技术情报分析, 功效词抽取, 大语言模型, 思维链机制, 管理工程

# Automatic Extraction of Patent Effect Terms Based on Large Language Models and Chain-of-Thought Mechanisms

Yufei Song

School of Economics and Management, Tongji University, Shanghai

Received: February 9, 2026; accepted: March 2, 2026; published: March 11, 2026

## Abstract

Patent effect terms constitute the foundational semantic units for constructing technology effect matrices and technology effect maps, and they play a critical role in technology intelligence analysis

and innovation decision-making. However, due to the high level of specialization, complex structure, and dispersed expression of effect descriptions in patent texts, existing automatic extraction methods still exhibit limitations in terms of accuracy and controllability. Although large language models demonstrate strong capabilities in long-text understanding, relying solely on their implicit reasoning abilities makes it difficult to consistently identify key effect terms closely related to core technologies. To address this issue, this study reconstructs the task of patent effect term extraction as a generation-based task guided by explicit reasoning constraints, with a particular focus on the role of the chain-of-thought mechanism. By comparing approaches without explicit reasoning, general step-by-step reasoning, and manually designed chain-of-thought strategies incorporating the cognitive logic of patent analysis experts, this paper systematically examines the impact of different reasoning guidance strategies on extraction performance. Experimental results indicate that a chain-of-thought design integrating expert cognitive logic and causal constraints can significantly improve extraction quality and stability, thereby providing reliable data support for technology effect map construction and innovation decision-making.

## Keywords

Patent Text Mining, Technology Management, Technology Intelligence Analysis, Effect Term Extraction, Large Language Models, Chain-of-Thought Mechanism, Management Engineering

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

在新一轮科技革命和产业变革背景下，专利文献已成为刻画技术发展态势和支撑创新决策的重要信息来源。专利文献系统记录了技术方案及其应用效果，覆盖范围广、技术密集度高，如何对海量专利数据进行高效、可靠的分析，已成为专利情报研究和技术管理实践中的关键问题。技术功效矩阵(Technology Function Matrix, TFM)及其可视化形式技术功效图，通过从“技术-功效”双维度刻画专利分布特征，被广泛应用于技术布局分析与技术趋势研判。技术功效矩阵构建的基础在于对专利文本中技术词与功效词的准确识别与归纳，其抽取质量直接影响后续分析结果的可靠性与可解释性[1]。

然而，现有技术功效矩阵的构建过程仍在较大程度上依赖人工经验，存在成本高、效率低和主观性强等问题。为降低人工参与，研究者逐步引入自动化抽取方法，但受限于专利文本专业性强、篇幅长、结构复杂以及功效表述形式多样等特点，现有方法在抽取完整性、稳定性和跨领域适应性方面仍存在不足[2]。

近年来，大语言模型在语义理解和复杂文本处理方面展现出显著优势，为专利功效词自动抽取提供了新的技术路径。相较于传统方法，大语言模型在处理长文本和多样化表达方面具有潜在优势，但如何在实际应用中兼顾抽取结果的准确性、可控性与稳定性，仍有待进一步研究[3]。

基于此，本文围绕专利功效词自动抽取问题，探索在大语言模型框架下引入不同推理引导策略的方法效果，通过对比分析不同抽取策略的性能差异，研究其在专利技术功效信息挖掘任务中的适用性。本文的研究旨在为专利技术功效矩阵及技术功效图的自动化构建提供更加可靠的方法支撑。

## 2. 相关研究

### 2.1. 专利技术功效图构建与文本挖掘方法研究现状

围绕专利技术功效信息的系统化表达与分析，技术功效矩阵(Technology Function Matrix, TFM)及其

可视化形式技术功效图逐渐成为专利分析领域的重要工具。Trappey 等提出以技术维度与功能维度构建二维分析框架,通过对专利文本中关键技术术语与功能术语进行归纳和统计,实现技术功效矩阵的构建,为技术布局分析和预测提供支持[1]。

在技术功效图的自动化构建方面,早期研究主要依赖基于规则的文本挖掘方法。陈颖、张晓林通过分析专利文本中描述技术功效的语言特征,构建评价词语是否具有技术功效属性的指标体系,实现技术词与功效词的识别[4]。相关研究还结合依存句法规则和短语规则,对专利摘要中的功效描述进行抽取,此类方法具有较强的可解释性,但规则设计对人工经验和领域知识依赖较高,难以跨领域迁移。

为降低规则构建成本,部分研究引入统计特征对候选技术词和功效词进行筛选。例如,Deng 等融合词频分布、句子位置和形态特征对专利摘要中的效果语句进行识别;Yang 等通过 IF 和 IDF 指标筛选工艺类专利中的技术词。统计方法在一定程度上提升了自动化水平,但主要依赖表层特征,难以准确刻画复杂语义关系。

在此基础上,研究者开始引入句法分析和结构化语义表示方法,对技术与功效之间的关系进行建模。Huang 等利用句法分析和关联规则,从独立权利要求中区分技术信息与功能信息,构建技术功效矩阵[5]。段庆锋、蒋保建以及翟东升等基于 SAO (主体-行为-客体)结构,从专利文本中抽取技术三元组,并进一步识别技术主题与功效主题,用于技术功效分析[6][7]。相关研究表明,SAO 结构在揭示技术与功效关系方面具有一定优势,但其抽取和主题凝练过程通常需要人工设定技术指标和功能指标,仍然难以摆脱对专家经验的依赖。

从专利文本结构的角度来看,不同研究对技术词和功效词的抽取文本范围选择存在差异。部分研究倾向于从摘要或第一权利要求中抽取技术词,认为其能够集中反映核心技术方案;而功效词则多从摘要、说明书背景技术的末段或发明内容部分中提取。Ki 等仅使用第一权利要求进行技术信息抽取,认为其包含最完整、最关键的技术方案描述。然而,现有研究多针对专利文本的单一组成部分开展分析,较少在统一框架下系统比较不同文本结构对技术功效信息抽取效果的影响。

总体来看,基于文本挖掘的技术功效图构建方法在自动化程度和处理规模方面取得了一定进展,但仍普遍存在对人工经验依赖较强、跨领域适应能力有限以及抽取结果稳定性不足等问题,尤其在面对专利全文级别的复杂文本时,这些不足更加突出。

## 2.2. 大语言模型在专利技术功效信息抽取中的研究进展

随着预训练语言模型的发展,深度学习方法逐步被引入专利文本信息抽取任务。刘春江等将 BERT 与 BiGRU-CRF 结构相结合,用于抽取专利中的技术功能和技术效果三元组,并在不同粒度下构建技术功效矩阵[8]。相关研究表明,基于预训练模型的方法在语义建模方面优于传统规则方法,但对标注数据规模依赖较大。

随着大语言模型的发展,研究者开始探索利用其指令理解和生成能力完成专利信息抽取任务。白如江等通过“ChatGPT + Prompt”的方式,实现专利技术词、功效词及技术功效二元组的自动生成,为降低人工标注成本提供了新思路[9]。但其抽取规则相对宽松,结果稳定性仍有待进一步验证。

在此基础上,王奎芳等引入知识蒸馏框架,以大语言模型作为教师模型生成训练数据,对中等规模模型进行微调,实现专利技术词和功效词的自动抽取[10]。实验结果显示,该方法在准确率方面具有优势,但在功效信息覆盖完整性方面仍存在不足。

总体而言,现有研究表明,大语言模型在处理复杂语义和降低数据依赖方面具有一定潜力,但其在专利技术功效信息抽取任务中仍普遍存在输出结果不稳定、抽取过程可控性不足以及可解释性有限等问题。如何在发挥大语言模型语义理解优势的同时,引入更加符合专利分析需求的约束机制,仍是该方向

亟需进一步研究的重要问题。

### 3. 研究设计

本研究对专利功效词抽取问题的建模方式进行调整, 将其由“直接抽取任务”转化为“基于文本理解与推理约束的生成式任务”。在该建模视角下, 大语言模型不仅负责生成功效词结果, 同时需要在生成过程中完成对专利技术方案与技术效果之间关系的理解与判断, 从而降低盲目抽取和泛化抽取的风险。

为系统分析不同推理引导方式对功效词抽取效果的影响, 本文在统一任务定义和输出要求的前提下, 设计多种推理约束强度不同的抽取策略进行对照实验, 分别考察无显式推理引导、通用分步推理引导以及融入专利分析专家认知逻辑的推理引导在抽取性能上的差异。

#### 3.1. 数据采集与处理

为验证不同推理引导方式在专利功效词抽取任务中的效果, 本文选取智能淋浴房领域专利作为实验语料。该领域涵盖机械结构、电子控制及材料应用等多类技术要素, 专利文本中技术方案与功效描述关系复杂, 具有代表性。

专利数据来源于国家知识产权局专利检索系统, 采用关键词检索方式获取相关专利文本, 检索关键词包括“智能淋浴房”“智能淋浴系统”“淋浴控制系统”“电动淋浴门”等。经人工筛选, 剔除无关、重复或文本不完整样本后, 最终保留 200 篇专利作为实验数据集。

在文本构成上, 本文选取专利名称、摘要、权利要求书及说明书作为模型输入, 并通过显式结构标签区分不同文本部分, 以保留专利文本的结构信息。考虑到功效信息主要集中于技术方案整体描述与有益效果相关内容, 说明书中的“附图说明”和“具体实施方式”未纳入分析范围, 以降低细节冗余对抽取结果的干扰。

为构建评估基准, 对上述 200 篇专利进行人工功效词标注, 每篇专利标注 1~6 个功效词, 标注结果用于不同抽取方法性能的对比分析。

#### 3.2. 基于思维链的专利功效词抽取方法构建

专利功效词抽取不同于一般的关键词识别任务, 其结果不仅依赖对局部文本片段的识别, 还高度依赖对专利整体技术方案及其技术效果的综合理解。在专利全文语境下, 功效描述往往分散于摘要、发明内容及说明书不同位置, 且同一效果是否构成“核心功效”, 需要结合核心技术特征进行判断, 而非仅由出现位置或表层表述决定。

基于上述特点, 本文从推理引导方式的角度出发, 构建三种具有对照关系的专利功效词抽取方法, 分别为无显式推理约束方法(No-CoT)、自动思维链方法(Auto-CoT)和人工设计思维链方法(Manual-CoT)。三种方法在模型基座、输入文本与输出约束条件上保持一致, 仅在推理显式化程度及认知约束方式上存在差异, 从而保证实验结果具有可比性。

##### 3.2.1. 无显式推理约束方法(No-CoT)

无显式推理约束方法将专利功效词抽取视为端到端的生成任务, 直接利用大语言模型的预训练语言理解能力完成结果输出。该方法仅对输出结果的数量、长度和去重性进行约束, 不对模型的中间推理过程进行任何显式引导。

在该方法中, 模型对功效词的判断主要基于语义相关性与常见语言模式, 缺乏对专利整体技术方案及技术效果之间关系的显式分析。因此, 该方法用于刻画在完全依赖隐式推理能力的条件下, 大语言模型对专利功效信息的自主识别水平, 并作为后续方法对比的基线。

### 3.2.2. 自动思维链方法(Auto-CoT)

自动思维链方法在无显式推理约束方法的基础上，引入通用思维链提示，要求模型在输出结果前进行逐步阅读与思考，从而显式激活其内在推理能力。该方法不引入领域特定规则或专家知识，而是通过通用分步约束，引导模型先理解专利文本，再完成功效词抽取。

Auto-CoT 方法的设计目的在于检验大语言模型在不施加外部认知约束的情况下，其内生思维链能力在专利功效词抽取任务中的实际表现。相较于 No-CoT 方法，该方法能够在一定程度上减少直接生成带来的随意性，有助于提升功效词与专利整体语义的一致性。然而，由于该方法未对“核心技术特征”的识别标准进行明确限定，也未对功效与技术特征之间的因果关系施加约束，其推理过程仍主要停留在语义层面的合理性判断，难以稳定区分核心功效与附带效果。

### 3.2.3. 人工设计思维链方法(Manual-CoT)

人工设计思维链方法是本文提出的核心方法，其基本思想在于：专利分析专家在处理篇幅较长、结构复杂的专利文本时，通常并非通过简单定位功效表述完成分析，而是遵循一套以核心技术方案为中心的阅读、判断与验证逻辑。该逻辑强调对专利整体结构的理解，并通过反复比对技术特征与技术效果，筛选出真正由核心技术所带来的功效。

基于上述专家认知过程，本文将功效词抽取过程显式建模为四个相互衔接的推理阶段：

1) 核心技术特征识别。引导模型优先分析摘要与独立权利要求，明确专利所要解决的技术问题及其区别于现有技术的创新性技术特征，弱化从属权利要求中可选设计和常规结构对判断的干扰。该阶段旨在促使模型从整体技术方案层面建立理解，而非直接进入功效定位。

2) 功效描述定位。在完成整体理解的基础上，引导模型在摘要末尾、发明内容相关段落及说明书有益效果部分定位与技术效果相关的表述，形成候选功效集合。该步骤并非以“出现位置即为功效”为前提，而是作为后续判断的候选生成阶段。

3) 因果关系验证。针对候选功效，进一步引导模型判断其是否由前一阶段识别的核心技术特征直接或必然导致。对于仅由常规技术手段产生的固有效果，或与核心技术特征关联度较低的泛化性描述，予以排除。通过该步骤，功效词筛选由语义相关性判断进一步约束为基于技术因果关系的验证过程。

4) 提炼与反思式重检。在通过因果验证的基础上，对语义相近或来源相同的功效描述进行合并与规范化，并回溯检查是否存在关键功效遗漏，从而在避免冗余的同时保证结果的完整性。该步骤旨在实现功效词抽取结果在准确性、完备性与最小性之间的平衡。

通过上述设计，人工设计思维链方法将专利功效词抽取从以定位和表层线索为主的识别任务，转化为结合整体理解、因果验证与反思重检的认知建模过程。

### 3.2.4. 推理与结果结构化解耦的二阶段抽取策略

在实际实现中，思维链方法通常伴随较长的中间推理文本输出。若在单次模型调用中同时要求完成复杂推理并严格遵循结构化输出格式，容易增加模型的任务负担，从而影响推理质量。为兼顾抽取效果与结果可用性，本文采用推理与结果结构化解耦的二阶段抽取策略。

第一阶段侧重于推理过程与功效词识别，允许模型以自然语言形式输出完整思维链及初步抽取结果；第二阶段在此基础上，单独调用大语言模型对最终功效词进行提取和结构化格式化输出，用于后续自动化评估与计算。该策略通过分离认知推理任务与格式化任务，提高了整体抽取流程的稳定性和工程可行性。

## 3.3. 功效词抽取结果的评估方法

为客观评估不同功效词抽取方法的实际效果，本文构建基于语义相似度的评估体系，对模型输出的

功效词集合与人工标注结果进行对比分析。

传统信息抽取任务多采用精确匹配(Exact Match)作为评估标准, 要求预测结果与人工标注在字面形式上完全一致。然而, 专利功效词通常以短语形式出现, 其表达具有一定灵活性和多样性, 例如“提高效率”与“提升效率”在语义上高度一致, 但在字面层面并不完全相同。若采用精确匹配标准, 容易低估模型对功效语义的真实识别能力。因此, 本文引入基于语义相似度的软匹配评估方法, 以更合理地反映功效词抽取结果的语义一致性。

### 3.3.1. 语义相似度计算方法

本文采用 OpenAI 提供的通用语义嵌入模型 text-embedding-v3 对功效词进行向量化表示。该模型能够在短文本和短语层面生成稳定的语义向量表示, 适用于专利功效词这类高度概括、表达形式多样的文本单元。

设预测功效词为 $w_i$ , 人工标注功效词为 $w_j$ , 其对应的语义向量分别为 $v_i$ 与 $v_j$ 。二者之间的语义相似度采用余弦相似度进行计算, 定义如下:

$$\text{Cosine}(w_i, w_j) = \frac{v_i^T \cdot v_j}{\|v_i\| \cdot \|v_j\|} \quad (1)$$

余弦相似度取值范围为[0,1], 数值越大表示两个功效词在语义空间中的相似程度越高。

### 3.3.2. 一对一语义匹配策略

在语义相似度计算的基础上, 本文采用一对一匹配策略, 对预测功效词集合与人工标注功效词集合进行匹配。该策略通过迭代方式, 在满足相似度阈值约束的前提下, 为每个预测功效词选择语义上最为接近的标注功效词, 并避免多个预测词同时匹配同一标注词, 从而保证匹配关系的唯一性与合理性。

通过上述一对一匹配过程, 可得到模型预测结果与人工标注之间的有效匹配数量, 用于后续评估指标的计算。

### 3.3.3. 评估指标

基于语义匹配结果, 本文从准确率、召回率和 F1 值三个指标对功效词抽取性能进行评估。

准确率(Precision)用于衡量模型输出的功效词中, 与人工标注语义一致的比例, 定义为:

$$P = \frac{C}{|P|} \quad (2)$$

其中,  $C$  为成功匹配的功效词数量,  $|P|$  为模型预测功效词的总数。

召回率(Recall)用于衡量人工标注的核心功效词中, 被模型成功抽取的比例, 定义为:

$$R = \frac{C}{|G|} \quad (3)$$

其中,  $|G|$  为人工标注功效词的总数。

F1 值为准确率与召回率的调和平均, 用于综合反映模型整体抽取性能, 定义为:

$$F1 = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R} \quad (4)$$

上述评估指标从不同侧面刻画了功效词抽取结果的准确性与覆盖性, 为不同方法的对比分析提供量化依据。

## 4. 实证研究与结果分析

为系统评估不同推理引导方式在专利功效词抽取任务中的实际效果，本文基于前述实验设计，对无显式推理约束方法(No-CoT)、自动思维链方法(Auto-CoT)以及人工设计思维链方法(Manual-CoT)进行了对比实验。实验结果采用宏平均(Macro Average)的准确率(Precision)、召回率(Recall)和 F1 值作为评价指标，相关结果汇总如表 1 所示。

**Table 1.** Macro-average performance comparison of different effect term extraction methods  
**表 1.** 不同功效词抽取方法的宏平均性能对比

抽取方法	Precision	Recall	F1
No-CoT	0.5510	0.7747	0.6439
Auto-CoT	0.5508	0.7568	0.6376
Manual-CoT	0.6555	0.7238	0.6880

### 4.1. 整体性能比较

从表 1 可以看出，三种方法在专利功效词抽取任务中均取得了一定效果，但整体性能存在明显差异。

无显式推理约束方法在召回率指标上表现最高(0.7747)，表明在缺乏推理约束的情况下，大语言模型倾向于抽取更多潜在功效词，对专利文本中的功效信息具有较强的覆盖能力。然而，该方法的准确率相对较低(0.5510)，说明其中包含较多与专利核心技术关联度不高的泛化性或非核心功效描述，影响了整体抽取质量。

自动思维链方法在引入通用分步推理提示后，其准确率与无显式推理约束方法基本持平(0.5508)，召回率略有下降(0.7568)，整体 F1 值反而出现小幅降低。该结果表明，在未引入领域知识和明确认知约束的前提下，仅依赖模型自身的通用推理能力，并不能显著改善专利功效词抽取效果。

人工设计思维链方法在三种方法中整体表现最优，其准确率达到 0.6555，明显高于另外两种方法；尽管其召回率(0.7238)略低于无显式推理约束方法，但综合指标 F1 值达到 0.6880，为所有方法中的最高值。这表明人工设计思维链在整体抽取性能上具有明显优势。

### 4.2. 准确率与召回率权衡分析

进一步从准确率与召回率的权衡关系来看，不同方法在抽取策略上呈现出明显差异。

无显式推理约束方法和自动思维链方法均表现出“高召回、低准确”的特征，说明模型在缺乏针对性约束时，更倾向于广泛覆盖潜在功效描述，但难以有效区分核心功效与非核心功效。这种策略虽然能够减少遗漏，但会引入较多噪声信息，不利于后续技术功效矩阵或技术功效图的构建。

相比之下，人工设计思维链方法在召回率略有降低的情况下，实现了准确率的显著提升，整体 F1 值也随之提高。这表明该方法在功效词抽取过程中更加强调功效与核心技术特征之间的关联性，通过牺牲部分覆盖范围，换取了更高的抽取精度，从而在准确性与完备性之间取得了更为合理的平衡。

### 4.3. 思维链设计机制对抽取效果的影响

从三种方法的对比结果可以看出，思维链机制本身并非决定抽取效果的充分条件，其设计方式对模型输出具有决定性影响。自动思维链方法虽引入了“逐步思考”的提示，但未对推理过程中的关注重点和判断标准进行约束，难以引导模型聚焦专利文本中的核心技术与关键功效关系。

人工设计思维链方法通过显式引入专利分析专家的认知逻辑，对模型推理过程进行了结构化拆解：先识别核心技术特征，再定位功效描述，并通过因果关系验证排除与核心技术无直接关联的效果表述，最后对结果进行合并与精炼。这种推理路径有效约束了模型的关注范围，使其输出结果更加符合专利分析实践中对功效词“准确性、相关性和简洁性”的要求。

实验结果表明，该基于专家认知逻辑的思维链设计，有助于提升模型在复杂专利文本中的信息筛选能力，从而显著改善功效词抽取的整体质量。

## 5. 总结与展望

### 5.1. 研究总结

本文围绕专利功效词自动抽取这一关键问题，针对现有方法在复杂专利文本中难以兼顾准确性、完备性与可控性的不足，提出了一种基于思维链机制的专利功效词抽取方法。该方法以大语言模型为基础，引入不同层次的推理引导策略，并重点将专利分析专家的认知逻辑显式融入模型推理过程，以提升抽取结果与专利核心技术之间的语义一致性和因果相关性。

在方法设计上，本文构建了无显式推理约束方法、自动思维链方法和人工设计思维链方法三种对照方案，从推理引导方式的角度系统分析其对功效词抽取效果的影响。通过将人工设计的思维链拆解为“核心技术特征识别 - 功效描述定位 - 因果关系验证 - 结果提炼与合并”的结构化推理流程，本文将原本隐式的模型推理过程转化为可解释、可约束的分析路径，使模型在处理长文本和复杂技术语义时，更接近专利分析专家的实际思考方式。

在实证研究中，本文以智能淋浴房领域专利为实验语料，通过人工标注构建评估基准，并采用基于语义相似度的软匹配评价方法，对不同抽取策略进行对比分析。实验结果表明，相较于无推理约束方法和通用自动思维链方法，人工设计思维链方法在准确率和综合性能方面均表现更优，验证了在专利功效词抽取任务中，引入领域专家认知逻辑和因果约束具有明显的实际价值。

总体而言，本文从方法层面验证了：思维链机制只有在与具体任务特性和领域认知逻辑相结合时，才能有效提升大语言模型在专利文本分析中的应用效果。该研究为专利技术功效信息的自动化挖掘提供了一种可行且可控的技术路径。

### 5.2. 研究展望

尽管本文在专利功效词抽取方法方面取得了一定进展，但仍有若干值得进一步研究和拓展的方向。

首先，在应用范围方面，本文以智能淋浴房领域专利作为研究对象，验证了所提出方法在典型机电与智能系统交叉领域中的有效性。未来研究可将该方法推广至通信、材料、生物医药等其他技术密集型领域，以进一步检验人工设计思维链在不同技术语境下的适用性与泛化能力。

其次，在方法构建层面，本文的人工设计思维链依赖于对专利分析专家经验的归纳与抽象，虽然增强了推理过程的可控性和解释性，但在一定程度上仍需要人工参与。后续研究可探索将专家认知逻辑进行更加模块化或参数化的表达方式，结合自动化策略，降低思维链迁移至新领域时的设计成本。

此外，本文主要关注功效词抽取结果的整体性能评估，并未对模型推理过程本身进行系统化量化分析。未来研究可进一步从推理一致性、稳定性或推理路径差异等角度，对思维链中间推理行为展开更细粒度研究，以加深对大语言模型在复杂技术文本场景下推理机制的理解。

总体来看，本文的研究工作为将大语言模型的推理能力与专利分析领域知识相结合提供了新的思路。随着大语言模型能力的不断演进，如何在保持模型灵活性的同时增强其分析过程的可控性与可靠性，仍将是专利文本挖掘与智能分析领域值得持续关注的重要方向。

## 参考文献

- [1] Trappey, A.J.C., Trappey, C.V., Govindarajan, U.H. and Jhuang, A.C.C. (2018) Construction and Validation of an Ontology-Based Technology Function Matrix: Technology Mining of Cyber Physical System Patent Portfolios. *World Patent Information*, **55**, 19-24. <https://doi.org/10.1016/j.wpi.2018.08.001>
- [2] Choi, J., Jun, S. and Park, S. (2016) A Patent Analysis for Sustainable Technology Management. *Sustainability*, **8**, Article 688. <https://doi.org/10.3390/su8070688>
- [3] Wang, X., Zhou, W., Zu, C., et al. (2024) InstructUIE: Multi-Task Instruction Tuning for Unified Information Extraction. <https://arxiv.org/pdf/2304.08085.pdf>
- [4] 陈颖, 张晓林. 专利中技术词和功效词识别方法研究[J]. 现代图书情报技术, 2011(12): 24-30.
- [5] Huang, J.Y. and Hsu, H.T. (2017) Technology-Function Matrix Based Network Analysis of Cloud Computing. *Scientometrics*, **113**, 17-44. <https://doi.org/10.1007/s11192-017-2469-9>
- [6] 段庆锋, 蒋保建. 基于 SAO 结构的专利技术功效图构建研究[J]. 现代情报, 2017, 37(6): 48-54.
- [7] 翟东升, 张京先, 胡等金. 基于 SAO 结构和词向量的专利技术功效图自动构建研究[J]. 情报理论与实践, 2020, 43(3): 116-123.
- [8] 刘春江, 李姝影, 刘自强, 等. 基于 BERT 与 BiGRU-CRF 的专利技术功能与效果抽取研究[J]. 情报理论与实践, 2023, 46(12): 167-174.
- [9] 白如江, 陈启明, 张玉洁, 等. 基于 ChatGPT + Prompt 的专利技术功效实体自动生成研究[J]. 数据分析与知识发现, 2024, 8(4): 14-25.
- [10] 王奎芳, 吕璐成, 孙文君, 等. 基于大模型知识蒸馏的专利技术功效词自动抽取方法研究[J]. 数据分析与知识发现, 2024, 8(z1): 144-156.