

# 基于知识提取的招标参数文档自动生成技术研究

乔龙学<sup>1</sup>, 李帅<sup>2</sup>, 刘志成<sup>2</sup>, 窦富贤<sup>3</sup>, 肖胜春<sup>1,\*</sup>

<sup>1</sup>解放军总医院医疗保障中心招标采购科, 北京, 中国

<sup>2</sup>解放军总医院医疗保障中心远程医学科, 北京, 中国

<sup>3</sup>解放军总医院京西医疗区, 北京, 中国

\*通讯作者

**【摘要】**为解决医疗设备招标参数编制依赖经验、效率低且易出错的问题, 研究提出一套智能化生成方法, 以推动该流程向数据驱动与高效精准转型。方法上, 首先基于多源招标数据构建医疗设备知识图谱; 其次, 通过解析用户自然语言需求, 结合知识图谱推理生成结构化参数清单; 再次, 利用领域微调的大语言模型自动起草文本; 最后, 借助图神经网络对草案进行标准合规性、临床适配性、技术合理性及公平性等多维度自动核验。所构建的系统在完整性、符合性、适配性、合理性与公平性等全维度测试中均达到设计预期, 验证了方法的可靠有效。结论表明, 该系统成功将传统人工流程转型为高效精准的数据驱动 workflow, 显著提升了招标文件质量与合规公平水平, 为招标管理数字化提供了可行路径。

**【关键词】**医疗设备; 招标; 参数; 大语言模型; 知识图谱

## 1. 引言

参数编制在采购活动中具有重要意义, 可将采购需求转化为精确的技术规格与性能指标, 是实现采购效益最大化、防范履约风险的重要基础性工作[1-3]。在医疗设备采购中, 由于医疗设备的快速发展带来技术参数规模持续扩展[4,5], 而参数编制人员的专业能力未能同步提升, 参数制订主观性强, 过度依赖编制者个人经验, 缺乏系统性的循证依据, 难以全面覆盖招标项目的实际需求。上述问题制约了医疗设备采购工作的科学性与有效性, 致使招标结果偏离预期目标乃至废标现象时有发生, 影响了医疗资源的合理配置与采购质量[6-9]。

在此背景下, 研究尝试将人工智能技术引入医疗设备招标参数制订过程, 基于深度学习语义提取与智能文档生成技术, 自动识别并解析招标需求中的关键信息, 并采用数据挖掘、知识检索与文本生成等技术形成符合招标需求及技术规范的参数文档, 提升招标参数制订效能。

## 2. 方法

随着人工智能技术的广泛应用, 特别是深度学习与自然语言处理 (natural language processing, NLP), 正驱动招标参数编制由经验依赖向数据驱动转型, 相关研究已形成系统性进展, 为克服医疗设备招标中参数制订难题创造了契机[10,11]。因此, 研究将深

度学习与 NLP 技术引入医疗设备招标过程, 建立招标参数文件智能化生成方法, 将传统依赖人工经验、繁琐易错的参数文件编制过程, 转变为高效、精准、标准和数据驱动的智能化工流程。

如图 1 所示, 技术流程规划如下: 第一, 医疗设备招标知识图谱构建。利用 NLP 技术, 如命名实体识别和关系抽取, 从海量业务数据中分析挖掘出医疗设备特征及其关键性能指标、技术规格与合规性要求, 构建结构化医疗设备知识图谱, 并基于该图谱存储参数间的关联与约束, 为参数编制提供循证依据; 第二, 招标需求的智能解析与结构化招标参数生成。分别通过命名实体识别、关系抽取技术精准识别出需求中的关键参数项、参数值与其属性的对应关系; 将解析结果映射到预设的结构化模板中, 生成一份初步完整、逻辑清晰的技术参数清单; 第三, 基于生成式大语言模型技术, 通过对医疗设备、招标采购等领域语料进行预训练与指令微调, 形成可理解用户需求、符合临床应用场景与核心需求的大语言模型[12], 并能够自动生成格式规范的技术参数草案; 第四, 技术参数草案合规性审核。研究基于图神经网络 (Graph Neural Network, GNN) 关系推理及结构感知能力, 核验招标参数节点与医疗设备招标知识图谱“符合”节点的相容性, 据此实现标准合规性、临床适配

性、技术合理性及公平性检测[13]。具体流程包括：

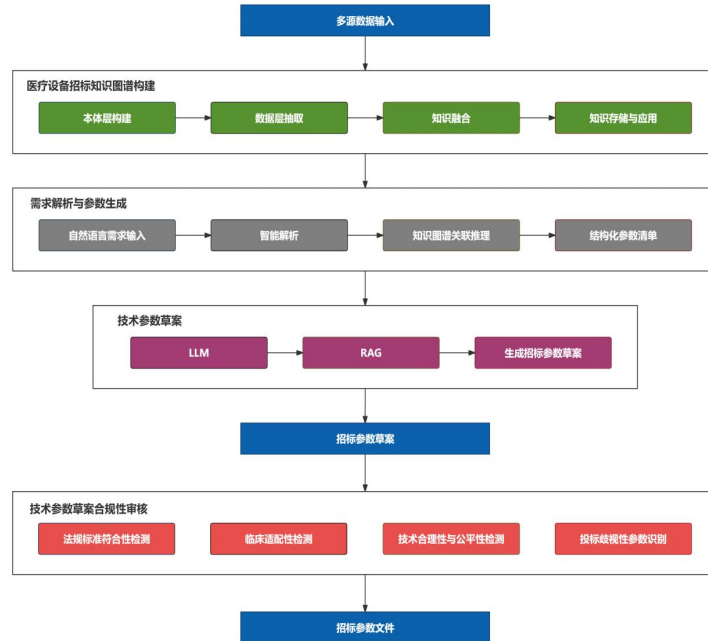


图 1.医疗设备招标参数智能化生成系统技术路线

## 2.1 医疗设备招标知识图谱构建

研究通过构建医疗设备招标参数知识图谱，在将分散、非结构化的参数文本转化为一个结构化、语义关联且可计算的知识网络，从而为参数智能编制、合规性审查提供知识来源。构建流程主要包括本体层设计、数据抽取与融合、知识存储与推理三部分[14]。具体内容包括：

### (1) 本体层构建

研究基于顶层本体 Basic Formal Ontology 思想，采用命名实体识别模型从医疗器械分类相关目录、采购品目分类相关目录、医疗器械国家标准及行业标准等文档抽取领域术语，构建医疗设备招标领域本体。研究选择“医疗设备”、“技术参数”、“性能指标”、“品牌型号”、“临床应用”、“合规标准”、“制造商”、“供应商”等作为本体顶层概念[15]，定义实体类型为设备类实体、参数类实体、指标值实体、标准类实体、品牌型号实体、临床应用实体。如表 1 所示，概念层次结构采用多层次关联分类树。属性抽取采用招标文件、行业标准分析及专家访谈，首先从实体中分析概念及其关键属性，并为每个概念添加关键属性，如表 2 所示，为“医疗设备”概念定义“设备名称”、“型号”、“注册证号”、“主要技术参数”等属性。最后，按照公理及业务需求定义属性值的数据类型、取值范围以及关系的约束条件。

表 1.医疗设备招标知识图谱核心概念层次结构定义

关系	关系实体	关系描述
isA	医疗设备, 医疗设备分类	属于
hasParameter	医疗设备, 技术参数	拥有参数
hasPerformance	技术参数, 性能指标值	拥有性能
isAppliedIn	医疗设备, 临床应用场景	应用于
compliesWith	医疗设备, 技术参数/合规标准	符合标准
manufacturedBy	医疗设备, 制造商	由...生产
hasModel	品牌, 型号	拥有型号

表 2.医疗设备招标实体属性及关系定义

实体类型	核心属性	主要关系类型
招标项目	项目编号、预算金额、采购单位、发布时间	包含设备、由机构发布、指定品类
医疗设备	设备名称、型号、技术参数、注册证号	属于类别、有技术标准、有供应商
供应商	企业名称、资质等级、信誉评级、服务网络	参与投标、提供设备、具备资质
医疗机构	机构名称、等级、采购偏好、预算规模	发布需求、历史采购、使用反馈

技术标准	标准编号、适用品类、参数要求、检测方法	约束设备、引用法规、更新版本
------	---------------------	----------------

(2) 数据层抽取与知识融合

此阶段利用自然语言处理技术，对海量的历史招标文件、国家强制性标准（GB/YY）、行业白皮书等非结构化文本进行信息抽取[16]。如表 3 所示，研究从权威招标发布网站（中国政府采购网、中国招标投标公共服务平台、广东省公共资源交易平台、上海阳光医药采购网、中国医疗器械招标网、标标达、知了标讯等）提取设备参数与供应商信息。对于内部数据，则通过 ETL 工具从企业资源计划系统（enterprise resource planning, ERP）与供应关系管理系统（supply relationship management, SRM）中抽取历史招标记录与合同数据。

表 3. 医疗设备招标知识图谱主要数据源分类

数据类别	数据内容	获取方式	更新频率
招标相关	招标公告、中标公示、流标公告	网络爬虫/API	实时
企业相关	工商信息、资质认证、业绩记录	公开平台/企业提供	月度
产品相关	设备参数、注册证、使用评价	网络爬虫/上报数据	季度
人员相关	评审专家、采购专员、临床代表	内部系统	即时
法规相关	采购政策、监管要求、行业标准	官方网站	不定期

预处理环节负责对采集的原始数据进行质量增强，包括数据清洗（去重、去噪）、格式标准化。针对非结构化文本，采用规则匹配与 TextIn 文档解析技术相结合，识别并提取关键信息片段[17]。

研究在数据层抽取的基础上，通过知识提取过程从非结构化的招标文档中，自动识别、理解并抽取构成领域专业知识的核心元素及其复杂关系，从而构建可计算、可推理的知识体系。首先，基于通用选择 LightNER 模型识别文本中的关键实体并构建包含医学术语、设备型号、技术标准、性能指标等在内的领域词典；其次，基于 BERT+BiLSTM+CNN 混合神经网络抽取实体间的语义关系，并通过模式映射和数据融合消除实体指称歧义与冲突，将提取出的三元组转化为结构化的语义网络[18]；继而捕捉参数所附带的约束条件，并将零散的术语

转化为具有明确语义的断言。

(3) 知识存储与应用

医疗设备招标知识图谱的存储采用 Neo4j 图数据库存储[19]，并通过 Cypher 将清洗后的三元组数据存储至图数据库中，如代码 1 所示：

代码 1. 基于 Cypher 的 Neo4j 数据存储

```
LOAD CSV WITH HEADERS FROM
'file:///sources.csv' AS row
MERGE (s:Entity {id: row.subject})
MERGE (o:Entity {id: row.object})
MERGE (s)-[r:RELATION {type:
row.predicate}]->(o)
```

知识图谱检索及推理是知识图谱应用中的主要形式，研究基于 LangChain 框架中的 GraphCypherQAChain 组件，将自然语言问题自动转换为 Cypher 查询[20]。知识图谱推理功能采用路径分析实现知识推理功能，即：通过挖掘节点间的连接模式，能够揭示医疗设备招标生态系统中难以通过直观观察发现的潜在关系与影响路径。

2.2 招标需求文件解析

研究基于 NLP 技术将招标需求文件中文本数据转化为结构化、可计算、可语义理解的知识体系。首先，在词汇与句法解析层，NLP 技术针对文档进行基础处理，即：通过分词、词性标注、命名实体识别等技术，精准识别并提取出文件中的关键实体。并在此基础上通过句法依存分析挖掘实体间关系；基于 LightNER 及 BERT+BiLSTM+CNN 模型，在实体及关系识别的基础上形成“参数-值-约束条件”结构化三元组。基于领域知识背景校验与增强解析出的结构化信息，将抽取的参数与知识图谱中的国家标准、行业规范、产品库数据进行关联比对，并进行合规性审查。

2.3 文本生成

研究采用大语言模型 Qwen3-32B 模型利用多头图注意力网络加强图节点之间的交互，能够更好地捕捉招标文档中的主题结构和语义关联[21]。将前期通过知识图谱、信息抽取等技术获得的、以键值对形式存在的结构化参数数据。其中，核心参数实体包括设备技术参数、商务资质要求、服务保障条款三大类别。技术参数实体涵盖设备型号、性能指标、配置要求等元素；商务资质实体包括企业资质、业绩要求、认证标准等；服务保障实体涉及售后支持、

培训要求、质保期限等内容。参数间关系包括属性关系（hasProperty）、比较关系（higherThan/lowerThan）、包含关系（includes）、依赖关系（requires）、排除关系（excludes）等。

研究首先将对输入的三元组进行语义解析，识别参数间的内在关联与领域内涵。第二，基于检索增强生成（retrieval-augmented generation, RAG）技术建立半结构化招标文件检索增强生成框架，根据输入参数识别并获取相关知识片段。第三，通过向量相似度计算从知识库中筛选相关文档片段，将检索结果与输入参数融合，分别代入其对应的提示模板，并调用 Qwen3-32B 模型生成“核心性能”、“系统配置”、“物理规格与安全性”、“售后服务”等章节的初稿；第四，根据标准招标文件的目录结构，将生成的各个章节按逻辑顺序进行排列。利用模板引擎 Apache POI 将纯文本内容填充至预设的招标文件模板中输出一份格式规范、可用的招标参数文件草案[22]。

## 2.4 合规性检验

研究采用多层次的质量评估与反馈机制实现医疗设备招标采购技术参数草案的合规性检验，检验内容包括：第一，法规标准符合性；第二，临床需求适配性；第三，技术合理性；第四，市场竞争公平性。

图神经网络作为一种专门处理图结构数据的前沿深度学习技术，GNN 可深度挖掘参数间的拓扑关联与语义依存关系，实现对隐含合规风险的多跳推理与检测。第一，法规标准符合性检测：通过图遍历，系统可自动识别参数是否与现行强制性标准相悖。其推理逻辑通过如下 Cypher 查询实现，通过寻找未与任何强制性条款建立 COMPLIES\_WITH 关系的参数，快速定位潜在违规点[23]。

### 代码 2.法规标准符合性检测

```

MATCH (p:Parameter)-
[r:COMPLIES_WITH|VIOLATES]-
>(c:Clause)
MATCH (s:Standard {name:"
industry_standard "})-[:CONTAINS]-
>(mandatory:Clause {isMandatory:true})
WHERE NOT (p)-[:COMPLIES_WITH]-
>(mandatory)
RETURN p.name AS
    
```

```

potentialNonCompliantParam,
mandatory.id AS violatedClauseId
    
```

临床适配性分析：图推理通过连接参数与临床场景，实现需求适配性的量化分析。如下方代码所示，GNN 通过分析历史数据中同类临床场景与设备参数模式的关联，学习到一个“场景-参数”匹配模型。当本次申报的参数与典型模式偏差过大时（如基层医院申报科研级 CT 参数），子图的整体或部分嵌入向量会表现出“异常”。系统可提示“参数配置与申报临床场景可能存在不匹配”，并给出典型场景的参数范围建议。

### 代码 3.临床适配性分析

```

MATCH (task:ClinicalTask {name:"
indication_name"})-[:REQUIRES] →
(perf:Performance)
←[:ACHIEVES]-(:Device)-
[has:HAS_PARAMETER] →(p:Parameter)
WITH task, collect(DISTINCT p) AS
coveredParams
MATCH (task)-[:REQUIRES] →
(allPerf:Performance) ←[:ACHIEVES]-
(:Device)-[:HAS_PARAMETER] →
(allP:Parameter)
WITH task, coveredParams,
collect(DISTINCT allP) AS
allRequiredParams
RETURN task.name,
size(coveredParams) AS
coveredCount,
size(allRequiredParams) AS
totalRequiredCount,
toFloat(size(coveredParams)) /
size(allRequiredParams) AS
requirementCoverageRatio
    
```

技术合理性与公平性检测：若两个存在“技术冲突”关系的参数节点（如“最短曝光时间”与“最低图像噪声”）在本次招标中同时被赋予了极限值，GNN 可以通过其连接路径感知到该类冲突，并标记为“技术不可实现”。

歧视性参数识别：GNN 可以学习到参数与供应商之间的隐含关联。如果一个参数组合所形成的子图嵌入向量，在历史数据中与极少数供应商节点的嵌入向量高度相似，而与主流市场向量存在显著差异，系统则会判定该参数组合存在高度的“排他性风险”。

## 3.测试设计

### 3.1 总体设计

测试旨在系统性地验证与评估医疗设备智能化招标参数文件生成功能的可靠性、准确性与公平性，采用黑盒测试与白盒验证相结合，构建一个覆盖招标文件全质量维度的测试体系。测试框架包括六大模块：智能化参数需求完整性测试、参数符合性测试、法规标准符合性检测、临床适配性检测、技术合理性与公平性检测、以及投标歧视性参数识别。测试环境包括：医疗设备招标参数智能生成系统（含 Neo4j 知识图谱与生成引擎）、测试用例库（由包含 5 名医疗设备领域专家的领域专家小组编制）、标准答案库、以及由 5 名评审专家（包括：2 名医学工程领域专家、2 名招标专家及 1 名法律专家）组成的评审小组。

### 3.2 测试内容及方法

测试目标：验证系统是否能全面覆盖目标医疗设备的核心、辅助与关联参数，无关键项遗漏，满足合规性检测。

测试方法：

选取 5 类典型医疗设备（如 CT、呼吸机、生化分析仪等）各 10 种规格，每种重复测试 10 次，由领域专家小组编制“黄金标准”参数清单。针对每类设备，输入相同的核心需求，让系统生成参数文件。将系统输出与“黄金标准”进行对比，并分别进行参数符合性测试、法规标准符合性检测、临床适配性检测、技术合理性与公平性检测、以及投标歧视性参数识别。

测试参数：

参数需求完整性测试选择参数召回率与参数覆盖率作为评估指标，计算方式如下公式所示：

召回率 = 系统生成的核心参数数 / 黄金标准核心参数数

覆盖率 = (系统生成参数  $\cap$  黄金标准参数) / 黄金标准参数总数

设定合格标准：召回率与覆盖率均需  $\geq 95\%$ 。

参数符合性测试采用 Likert 5 点量表（按照 1=严重落后，5=适度超前设置分值）进行评分，平均分需  $\geq 4$  分视为合格。

参数文件法规标准符合性检测中，应能 100% 识别并报告所有与强制性标准不符的参数，误报率需低于 5%。

参数文件临床适配性检测中，临床专家评审的通过率需  $\geq 90\%$ 。

技术合理性与公平性检测选择计算有效竞争者指数（Effective Competitor Index, ECI）作为检测指标，计算公式如下所示：

ECI = 符合全部关键参数的供应商数量

合格标准：生成的参数文件不得包含已定义的技术冲突，且 ECI 必须  $\geq 3$ ，以确保市场充分竞争。

参数文件投标歧视性参数选择识别灵敏度及特异性作为检验参数，其中，歧视性参数识别灵敏度需  $\geq 98\%$ ，特异性需  $\geq 95\%$ 。

## 4. 结果及讨论

### 4.1 医疗设备招标参数文件参数需求完整性测试结果及讨论

测试结果分别如表 4 所示，其中，在医疗设备招标参数文件参数需求完整性测试中，CT、呼吸机、超声、麻醉机及生化分析仪参数召回率及覆盖率均稳定在 90% 以上。高召回率直接指向系统对招标文件中“关键参数”与“否决性条款”的精准捕捉能力，体现了系统在“知识广度”上的拓展，避免因规格描述局限而限制优质供应商的参与或技术创新。

表 4. 医疗设备招标参数文件参数需求完整性及符合性测试结果

设备分组	召回率	覆盖率	关键性能参数平均点量
CT	0.96	0.95	4.59 $\pm$ 0.07
呼吸机	0.93	0.94	4.48 $\pm$ 0.06
超声	0.94	0.93	4.36 $\pm$ 0.06
麻醉机	0.95	0.93	4.40 $\pm$ 0.07
生化分析仪	0.91	0.93	4.16 $\pm$ 0.08

### 4.2 医疗设备招标参数文件参数符合性测试结果及讨论

如表 4 所示，在医疗设备招标参数文件参数符合性测试中，CT、呼吸机、超声、麻醉机及生化分析仪关键性能参数平均点量平均分分别为：4.59  $\pm$  0.07，4.48  $\pm$  0.06，4.36  $\pm$  0.06，4.40  $\pm$  0.07，4.16  $\pm$  0.08 表明系统所定义和量化的关键性能参数能够在技术先进性与采购经济性之间取得有效平衡，使多数主流合规供应商的产品能够达到“良好”以上的评价水平，从而保障招标活动具备充分的竞争性，避免因参数设定过高导致流标或过低导致无法筛

选优质产品。

### 4.3 医疗设备招标参数文件法规标准符合性测试结果及讨论

如表 5 所示，针对医疗设备招标参数文件法规标准符合性测试中，CT、呼吸机、超声、麻醉机及生化分析仪均能 100% 识别并报告所有与强制性标准不符的参数，误报率均低于 5%。法规标准符合性 100% 的符合率作为规避系统性法律风险的强制性要求，系统可将《医疗器械监督管理条例》、GB9706 系列标准、YY/T 系列行业标准等文本中的强制性条款，转化为可被机器匹配与逻辑比对的规则与数据点。同时，将误报率压降至 5% 以内，表明系统具备深度的语义理解与上下文推理能力，能够准确解析参数的具体数值、条件状语和适用场景。

**表 5. 医疗设备招标参数文件参数法规标准符合性、临床适配性及技术合理性测试结果**

设备分组	法规标准符合性	法规标准误报率	临床适配性	技术合理性
CT	1.00	0.01	0.98	符合
呼吸机	1.00	0.02	0.93	符合
超声	1.00	0.02	0.96	符合
麻醉机	1.00	0.02	0.94	符合
生化分析仪	1.00	0.04	0.92	符合

### 4.4 参数文件临床适配性检测结果及讨论

如表 5 所示，针对医疗设备招标参数文件临床适配性测试中，CT、呼吸机、超声、麻醉机及生化分析仪组均高于 90%，上述结果表明，系统能够在其生成的 CT、呼吸机等设备参数集中，有效整合并体现临床医学知识，并可基于场景化配置具备参数适应能力。使得招标参数文件从单纯的技术清单向具有明确临床导向的“需求解决方案”靠拢。

**表 6. 医疗设备招标参数文件参数技术公平性及歧视性参数识别测试结果**

设备分组	ECI	歧视性参数识别灵敏度	歧视性参数识别特异性
CT	6	0.99	0.97
呼吸机	10	0.97	0.94
超声	7	0.95	0.95
麻醉机	7	0.97	0.95
生化分析仪	5	0.96	0.92

### 4.5 参数文件技术合理性与公平性检测结果与讨论

如表 6 所示，针对医疗设备招标参数文件技术合理性与公平性测试中，CT、呼吸机、超声、麻醉机及生化分析仪组均符合测试要求。其中，技术合理性表明参数文件所载明的技术规格、性能指标与功能要求，可符合医学工程学原理、当前行业普遍的技术发展水平以及目标临床场景的真实需求。它不仅要求单项参数值（如 CT 的空间分辨率）在物理上可实现、在临床上有意义，更要求参数集合作为一个整体，其内在逻辑均衡，避免出现相互矛盾或过度追求单一指标而牺牲系统整体性能的“木桶效应”。公平性则表明生成参数文件的设定不得包含倾向性、排他性或歧视性条款，从而为所有潜在投标人创建一个平等竞争的平台。

### 4.6 参数文件投标歧视性参数识别结果与讨论

针对医疗设备招标参数文件歧视性参数识别测试中，CT、呼吸机、超声、麻醉机及生化分析仪组歧视性参数识别灵敏度及特异性均高于 90%。意味着可确保绝大多数违规或不当条款能被系统标记，供编制者或评审专家复核。高特异性则意味着系统具有高“判别精度”，确保系统不会过度警惕地将大量常规、合理的性能描述或通用技术标准错误地标记为歧视性条款。

## 5. 结论

研究针对医疗设备招标参数编制长期依赖人工经验、效率低下且标准化不足的现状，系统性提出并验证了一种融合深度学习与自然语言处理的智能化生成方法。通过构建“知识图谱构建-智能解析与大模型生成-GNN 合规审核”的技术闭环，研究成功将传统招标参数制订流程转型为高效精准的数据驱动模式。有望提升采购文件的科学化、标准化水平，从源头上促进采购过程的公平性与效率，为推动医疗装备精细化管理与数字化转型进行了探索。

## 参考文献

- [1] 刘君, 苏丽红, 杨正宁. 医疗设备招标文件编制研究综述[J]. 中国医疗器械信息, 2021, 27 (21): 33-35.
- [2] 刘宏林, 黄河, 徐臻, 等. 人工智能驱动下招标场景智能化探索[J]. 中国招标, 2025, (06): 17-21.

- [3] 吴朝霞, 王根洪. 医疗设备的采购招标及技术参数编制[J]. 中国医疗器械信息, 2022, 28 (11): 155-157+178.
- [4] 李犇, 徐赵平, 王俊. 疾病预防控制中心仪器设备招标采购的常见问题及对策探讨[J]. 安徽预防医学杂志, 2021, 27 (02): 144-146.
- [5] 王建波. 医疗设备招标参数制定中存在的问题与对策[J]. 医疗装备, 2020, 33 (07): 65-66.
- [6] 刘文通. 医疗设备招标采购技术参数拟定中的问题及对策[J]. 中国设备工程, 2019, (09): 145-146.
- [7] 冯爽. 人工智能在政府采购档案分类中的应用[J]. 办公自动化, 2025, 30 (20): 117-119.
- [8] 汤骏. 生成式人工智能技术在招标采购行业的应用及趋势[J]. 招标采购管理, 2025, (01): 25-27+38.
- [9] 刘冰, 冯照辉, 晋金鑫. 招标采购领域人工智能的融合应用探索[J]. 中国物流与采购, 2025, (20): 75-76.
- [10] 潘辉, 唐敬尧. 人工智能在公共资源交易招投标中的应用分析[J]. 中国招标, 2025, (02): 68-75.
- [11] 王继科, 上官心怡, 杨建旭, 等. 人工智能助力国企集中采购招标项目招标文件编制的实践探索[J]. 城市建设, 2025, (04): 73-76.
- [12] 陈浩, 王娜. 浅析大模型技术在招投标领域的应用[J]. 招标采购管理, 2025, (06): 26-28+32.
- [13] 王骏雯. 基于图神经网络的多智能体自适应决策研究与实现[D]. 北京邮电大学, 2024.
- [14] 徐贝. 利用 NLP 与知识图谱构建医院科研数据智能检索与关联分析平台[J]. 信息系统工程, 2025, (11): 28-31.
- [15] 喻文杰, 廖伟光, 齐宏亮, 等. 基于知识图谱的国内大型医疗设备配置研究现状分析[J]. 现代仪器与医疗, 2024, 30 (03): 34-39.
- [16] 刘旭波, 任海洋, 刘敬蜀, 等. 基于本体模型的事件抽取及图谱构建方法[J]. 电讯技术, 2025, 65 (09): 1397-1403.
- [17] 赵钰豪, 张仰森. 人工智能技术在文档解析中的应用综述[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2025, 40 (04): 90-98.
- [18] 何姍莲. 基于深度学习的医疗健康知识图谱研究与应用[D]. 西安石油大学, 2024.
- [19] 谭平, 刘惠娜, 韦昌法. 基于 BiLSTM-CRF 和 Neo4j 的脾胃病知识图谱构建[J]. 科学技术与工程, 2025, 25 (22): 9436-9444.
- [20] 李春桥. 基于实体关系抽取及知识图谱的医疗问答系统研究[D]. 上海海洋大学, 2024.
- [21] 贾子硕, 张俭鸽, 贺浩峰, 等. 大模型与知识图谱互增技术与应用综述[J/OL]. 计算机科学, 1-16[2025-12-03].
- [22] 毛燠锋, 潘玉春, 朱玉付. 基于报表和模板的报告生成方法研究[J]. 软件工程, 2021, 24 (05): 30-32+21.
- [23] 周楚雄, 张丽萍, 闫盛, 等. 基于图神经网络的深度知识追踪方法综述[J/OL]. 计算机工程与应用, 1-27[2025-12-03].