

建筑工程标准规范智能解译关键技术及应用

—第 33 届全国结构工程学术会议特邀报告—

*林佳瑞^{1,2}, 陈柯吟¹, 郑哲¹, 周育丞¹, 陆新征¹

(1. 清华大学土木工程系, 北京 100084; 2. 住房和城乡建设部数字建造与孪生重点实验室, 北京 100084)

摘要: 建筑工程标准规范文本具有概念多样、隐含工程常识及复杂规则组合等特点, 给标准规范的自动拆解与推理带来了极大挑战。因此, 作者团队建立了一套集成领域大语言模型与常识知识图谱的规范智能解译技术体系。首先, 通过构建领域规范语料库及预训练大模型, 实现规范内容文风语法等知识的学习表征, 并通过大规模领域常识图谱构建, 为规范条文智能解译奠定基础。接着, 基于领域大模型与大规模常识图谱, 研发标准规范章节结构拆解、可解译条文分类、条文语义标注、句法解析以及复杂规则处理等核心算法与技术, 实现了从原始文本到计算机可执行代码的端到端自动生成。最后, 作者团队还探讨了所提出的技术体系在条文关联检索、标准知识问答、BIM 智能校审和 BIM 优化建议等典型场景中的应用潜力。验证结果表明, 所提出的方法可有效突破复杂条文解译的瓶颈难题, 条文解译准确率超过 95%, 解译效率较人工提升 5 倍, BIM 模型审查效率提升约 40 倍, 为建筑工程领域的标准规范的数字化及智能化应用提供了一条可借鉴、可推广的技术路径。

关键词: 标准规范; 标准数字化; 规则解译; 大语言模型; 知识图谱; 智能审图

KEY TECHNOLOGIES AND APPLICATIONS OF INTELLIGENT BUILDING ENGINEERING STANDARDS INTERPRETATION

*Lin Jia-Rui^{1,2}, Chen Ke-Yin¹, Zheng Zhe¹, Zhou Yu-Cheng¹, Lu Xin-Zheng¹

(1. Department of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Key Laboratory of Digital Construction and Twinning, Ministry of Housing and Urban-Rural Development, Beijing 100084, China)

Abstract: The regulatory clauses of building and construction standards or codes usually include diverse engineering concepts, implicit common knowledge, and complex combination of rules, which pose great challenges to the automatic learning and reasoning of standards. Therefore, the authors established a systematic framework for intelligent interpretation of regulatory texts by integrating domain-specific large language models (DSLMM) and knowledge graph of common domain knowledge (comKG). Firstly, by constructing a domain-specific corpus and pre-training a large model, the learning and representation of hidden knowledge such as the writing style and grammars of the regulatory texts are achieved, and a large-scale knowledge graph with common knowledge is constructed to lay the foundation for the intelligent interpretation of rules. Next, based on DSLMM and comKG, core algorithms and technologies such as recognition and structure decomposition of building standards and specifications, semantic labelling, syntax parsing, and complex rule handling are developed, creating an end-to-end rule interpretation pipeline that could automatically generate executable codes from raw regulatory texts. Moreover, potential applications of the proposed methods in typical scenarios such as clause searching, question answering for building standards, automatic compliance checking and proactive BIM optimization are also investigated. Results show that the proposed method can effectively overcome the challenging problems such as complex rule interpretation, with an interpretation accuracy of over 95%, an interpretation efficiency five times faster than manual methods, and improve the compliance checking of BIM by about 40 times. This study provides a foundation

and stepstone for the digitalization and intelligent application of standards or regulator documents in the building and construction domain.

Key words: smart standards; standard digitalization; rule interpretation; large language model; knowledge graph; design review

基金项目：国家重点研发计划(2023YFC3804600)，国家自然科学基金项目(52378306)

通讯作者：林佳瑞(1987—)，男，山东人，副研究员，博士，主要从事智能审图、智能建造、数字孪生相关的研究(E-mail: lin611@tsinghua.edu.cn)

作者简介：陈柯吟(2000—)，女，山西人，硕士生，主要从事标准数字化与大模型相关的研究(E-mail: chenky22@mails.tsinghua.edu.cn);

郑哲(1997—)，男，四川人，博士，主要从事建筑信息化相关的研究(E-mail: zhengz19@mails.tsinghua.edu.cn);

周育丞(1998—)，男，贵州人，硕士，主要从事建筑信息化相关的研究(E-mail: zhouyc19@mails.tsinghua.edu.cn);

陆新征(1978—)，男，安徽人，教授，博士，博导，主要从事数值模拟与防灾减灾研究(E-mail: luxz@tsinghua.edu.cn)

1 研究背景

工程标准规范作为建筑工程全生命周期的指导准则，在设计、施工、验收和运维等各个环节扮演着不可或缺的角色。它不仅是确保工程安全性、可持续性和舒适性的基石，也是大量工程实践经验与知识的重要载体^[1]，具有表述专业、知识密集、构成多样等特点。具体来说，工程标准中使用了大量特定的专业术语和复杂概念，包含了大量关于设计逻辑过程以及相关约束规则的知识^[2]，并且涵盖了文本、表格、公式、图片等多种信息载体。

长期以来，工程标准的解读和应用主要依赖于专业人员的手工操作。这种传统方法存在主观性强、效率低下、易于出错等不足，因而可能带来潜在的建造质量或安全风险。以设计审查为例，目前仍以人工解译规范为主，不仅专业性要求高、效率低下，还面临着审查标准覆盖面不全、易错遗漏等问题，因而难以在设计阶段完全发现和解决设计质量问题，往往造成工程返工、超期超支等问题。同时，随着人工智能的快速发展，机器对于标准规范的计算和推理需求也日益增长，智能设计、智能审图、智能巡检等关键场景都要求机器能够准确应用标准规范知识。然而，传统的标准规范应用模式仍然以基于文本的文档形式进行存储和管理，检索和利用效率较低^[3]、无法支撑高效的机器理解和推理，难以适应建筑业高质量转型发展的需求。

推动工程建筑标准的数字化表达与智能化应用势在必行，这一转变旨在实现标准规范的机器可读与可推理，涵盖基于逻辑和概率的推理模式。标准数字化及智能化的发展可概括为以下几个阶段：纸质文档的电子化、可检索的结构化标准内容、赋有语义的标准内容、完全可推理的机器语言。由于工程标准中的表述往往蕴含着复杂的逻辑关系和隐含的领域常识，需要结合上下文和专业知识进行全面理解，而机器难以像人类专家那样拥有广泛的工程背景知识和实践经验，这制约了其对标准的深入理解和灵活应用。在推进工程建筑标准数字化及智能化的过程中，需要从“全文拆解”“条文解译”“完全机器推理”三个层面克服系列挑战，实现标准规范的智能化应用，其中：1) 标准全文拆解旨在将复杂的标准文档进行结构化拆解，识别章节、条文的组成及引用关系，实现标准规范的粗粒度解析；2) 条文规则解译旨在准确识别和表示标准中的各类实体、要求和约束条件；3) 机器推理则关注如何基于解译后的标准知识进行有效的智能推理，并将其用于解决各类工程问题。

综上所述，建筑工程标准规范的智能解译及其应用是推动建筑工程行业标准数字化及智能化发展的关键环节。然而，目前仍然面临着传统手工操作效率和准确率低，机器推理难以实现工程标准中复杂概念、隐含工程常识等推理应用的关键技术挑战。针对上述问题，作者团队建立了一套集成领域大语言模型与常识知识图谱的规范智能解译技术体系。为建筑工程领域的标准数字化及智能化应用提供一条可借鉴、可推广的技术路径。

2 国内外研究现状

2.1 标准全文拆解

通常情况下，标准正文按照章、节、条、款、项划分层次^[4]，在标准规范解译的过程中，对标准全文进行结构化拆解是后续条文规则解译的先决条件。这一过程当前主要基于正则表达式匹配和自然语言处理（Natural Language Processing, NLP）方法实现，并采用标记语言对标准文档内容进行结构化描述。

刘江波^[5]基于盾构施工规范中章节目录的结构化特征提出了对应的正则表达式，完成了在条文级别的标准全文拆解，建立了规范条文层知识图谱的组织架构，能够有效组织规范知识。Hjelseth 和 Nisbet^[6]提出了一种将标准规范转换成定义规则的 RASE（Requirement, Application, Selection, Exception）结构，将规范语句拆分为约束要求、应用范围、并列或选择成分以及例外条件四个组成成分，吴浪韬^[7]则在此基础上提出了 TEARS（Target, Exception, Application, Requirement, Selection）结构，基于 LTP（Language Technical Platform）工具包和正则匹配的方式在段落级别实现了规范文档的拆解和结构化表示，这种方法能够更准确地捕捉规范条文中的组成结构。

这些方法从不同角度对标准文档进行了结构化描述，为后续的知识提取、组织和应用奠定了坚实的基础。未来的研究可以在现有方法的基础上，进一步提高标准全文拆解的精度和效率，以更好地支持标准规范知识的应用。

2.2 条文规则解译

条文规则解译旨在将规范知识转换为计算机可计算可处理的表达方式^[8]，是条文推理应用过程中最复杂且最重要环节之一^[9]。早期的条文规则解译主要采用专业人员人工硬编码的方式，将机器可读的规则封装在系统或软件中。例如新加坡的 CORENET 系统^[8]、Solibri Model Checker 软件^[10]等，它们在开发时就被设计为针对特定标准规范的专用系统，面临着维护成本高昂、难以灵活修改等问题，通常被称为黑盒方法^[11]。因此，许多研究者探索了更加智能、灵活的半自动和自动化的条文规则解译方法。

进一步，半自动化的条文规则解译方法旨在实现文本结构元数据的识别和形式化表示。Beach 等^[12]对 RASE 方法进行了扩展，在标签中添加了元数据并将其映射到了语义网规则语言（Semantic Web Rule Language, SWRL）表示中。Solihin 和 Eastman^[13]则利用结构化的概念图（Conceptual Graph, CG）来表示条文规则，其中节点表示概念或对象，关系表示对象之间的关系，函数则表示可以执行的操作。此外，由于领域特定语言（Domain-Specific Language, DSL）比通用编程语言（General Purpose Language, GPL）更容易理解，也得到了广泛的研究应用。Lee 等^[14]提出了一种建筑环境规则和分析（Building Environment Rule and Analysis, BERA）语言，可以用来在设计阶段定义和分析规则。Zhang 等^[15]扩展了 SPARQL，提出了适用于建筑数据查询的 BimSPARQL，简化了查询语句的编写并且增强了查询能力。Dimyadi 等^[16]提出了利用法律领域新兴的开放标准 LegalDocML 和 LegalRuleML 表示建筑法规条文的方法。相关方法虽然能够帮助非专业人员编写规则，但是规则解译和更新仍然在很大程度上依赖于领域专家人工实现，提出的规范条文表示方法在大规模条文中的适用性还有待验证。

自动化的条文规则解译方法可以在没有人工干预的情况下自动对标准规范条文进行拆解和分析。Zhang 和 EI-Gohary^[17-19]利用基于模式匹配的提取规则和冲突解决规则的 NLP 技术，结合领域本体来识别文本中的语法和语义特征，并将其转换成逻辑规则，实现了建筑法规条文的自动解译。Xu 和 Cai^[20]基于本体论和规则的 NLP 方法对地下基础设施的标准规范条文进行了自动化解译，将标准条文转换为了道义逻辑（Deontic Logic, DL）。近年来，深度学习技术因其强大的特征学习能力也被应用于自动条文规则解译中^[21]。Zhang 和 EI-Gohary^[22]基于长短期记忆网络（Long Short-Term Memory, LSTM）和多层感知器（Multilayer Perceptron, MLP），自动提取条文中元素之间的语义关系，实现了自动化的规则解译。随着深度学习技术研究的深入，经过大量数据预训练后的大型语言模型（Large Language Model, LLM）在少样本学习、零样本学习等方面展现了优异的性能，为自动化的条文规则解译提供了新的解决方案。宋建炜^[23]等基于 1000 篇施工安全事故报告，提出了建筑施工安全领域的 LLM 模型，可以实现高精度的命名实体识别（Named Entity Recognition, NER）。LLM 已经被应用于法律案例分析、医疗病例分析等场景^[24]。覃思中^[25]等基于本地知识库和文心一言的 ERNIE-Bot 模型实现了规范条文内容的智能问答，辅助设计过程。但是，当前建筑工程领域应用 LLM 进行标准规范条文解译的探索仍处于起步阶段，尚需更多探索和实践。

2.3 机器推理应用

近年来，随着智能建造技术的发展，条文解译后得到的可执行规则代码在智能审图、施工质量验收等场景中发挥了重要作用。

在设计阶段，智能审图的实现需要将可执行的规则代码与模型、图纸中提取的信息进行对比和判断，以确保设计方案符合相关标准规范的要求^[26]。我国已经在智能审图软件研发和推广应用方面进行了丰富的探索，如广联达 BIM 审图、PKPM BIM 审查系统、万翼科技 AI 审图等^[1]。然而，现有的研究中缺乏计算机直接可读的标准规范条文，大多数软件仍然依赖人工编写和录入规则，很少有研究探索端到端的数字化过程^[27,28]。

在施工阶段，可执行的规则代码可以与 BIM 模型和三维重建技术相结合，为质量验收和施工监管提供了新的途径。基于 BIM 模型和标准规范要求，系统可以自动生成质量验收计划，并利用已建部分的点云模型和标准规范要求对构件的尺寸及位置等进行自动检查，确保施工质量符合规范标准。这一领域的发展仍处于起步阶段，但已经展现出了巨大的应用潜力^[29]。

将计算机可读可执行的规则代码应用于建筑全生命周期，是推动建筑业数字化转型的重要举措。未来，亟需加强标准规范条文端到端数字化流程的研究，开发更加智能、高效的软件工具和算法。

2.4 研究挑战与空白

由于规范文本中隐含了大量领域知识、内容表述复杂，实现标准规范的完全智能解译面临极大挑战。尽管既有研究已经在标准规范智能解译关键技术及应用方面做了丰富的探索和实践，但是在以下方面仍需更多探索和研究。

(1) 标准规范文本复杂领域知识的学习：标准规范主要面向专业人员编制，具有领域概念多样、省略大量领域常识、文本表述多元化等特点，传统深度学习及通用大模型难以实现文风语法以及复杂工程概念的高效学习与利用，如何在通用 LLM 的基础上，构建考虑建筑工程标准规范特点的 LLM，并支撑标准规范查询、问答、分类、解译等各应用场景，是当前面临的首要问题之一；同时，如何实现海量工程常识知识的计算机表示与高效学习，为有关算法模型提供全面、系统的常识知识支撑，以提升有关标准规范解译的性能与效果，也是当前的关键挑战之一。

(2) 高效、全面的规范条文解译：既有规则解译方法仍以人工解译和正则表达式匹配为主，耗时长、适用范围有限，难以解译具有隐含属性和需要额外推理的复杂规则。如何实现标准全文的自动化拆解，并考虑不同建筑工程规范条文的特点与复杂性，实现规范条文关键工程概念的精准识别与句法解析仍需更多探索；同时，鉴于规范条文包含大量复杂计算规则与领域概念，面临同义、歧义、多义等语义冲突挑战，如何实现复杂计算逻辑规则的高效计算机表征以及实现不同模型、数据之间的语义对齐也是当前面临的关键难点，这也是制约当前复杂规则解译的主要挑战之一。

(3) 标准规范的智能化机器推理应用：当前对标准规范的利用仍以简单在线浏览与文本检索为主，尚缺乏个性化、智能化的检索与问答应用；同时，标准规范的智能化应用仍以自动审图或自动规则检查（Automated Rule Checking, ARC 为主，相关方法仍高度依赖人工规则录入或编写，面临标准规范内容维护成本高、可扩展性差等挑战。此外，如何将自动规则检查应用于设计前期以及其他场景也需更多探索。

3 建筑工程标准规范智能解译技术方法

3.1 整体技术框架

针对上述关键挑战，作者团队建立了一套集成领域大语言模型与常识知识图谱的规范智能解译技术体系，实现了从原始文本到计算机可执行代码的端到端自动生成，如图 1 所示。其中，领域大模型和大规模常识图谱是基础支撑技术，标准“章-节-条”结构化拆解、机器可解译条文分类识别、条文语义标注与句法解析、复杂逻辑表征与智能匹配、知识驱动的复杂规则校正是生成可计算程序的关键技术。

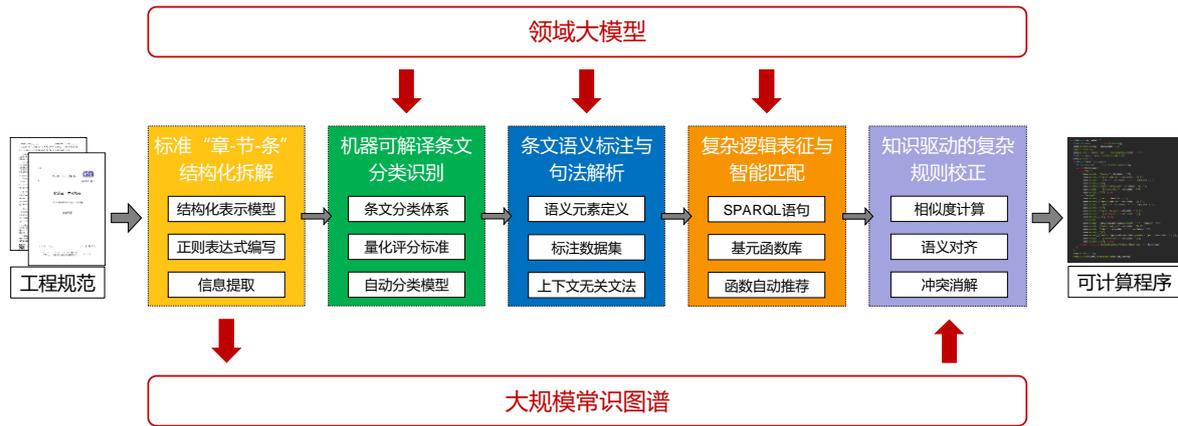


图1 整体技术体系
Fig.1 Overall technical system

3.2 基础支撑技术

(1) 基于领域大模型的复杂领域知识学习

尽管深度学习模型在 NLP 任务上已经被研究多年，但在 AEC 领域中，针对特定领域的预训练深度学习模型较少，目前的通用大模型训练语料缺乏领域知识，难以表征和学习规范文档中的专业文风、语法结构等特征，难以达到预期的精度和效率。此外，标准规范中蕴含着海量、非结构化的文本信息，目前还缺乏可用的开源领域语料库，无法直接用于大模型训练。

为了解决使用无标注的领域语料增强 LLM 解决领域任务的难题，作者团队首先建立并公开了建筑、工程和施工（Architecture, Engineering and Construction, AEC）领域首语料库（<https://github.com/SkydustZ/AEC-domain-corpora/tree/main/domain%20corpus>，<https://linjiarui.net/portfolio/2022-04-02-ARCBERT-largescale-dataset-and-pretrained-model-for-AEC-domain>），包含超过 2300 万个中文汉字。其中，域内语料库由土木工程法规文本组成，近域语料由百科词条等土木工程语料组成。面向海量非同源的数据提出了多种获取方法，针对互联网数据建立了基于 scrapy 爬虫的数据获取框架，针对本地百科数据利用 pdfminer 将其转为了可编辑的文本数据。此外，提出了基于规则的数据清洗方法，可以用于删除与标准规范和土木工程领域知识无关的文本。

在此基础上，提出了 AEC 领域首个预训练模型 ARCBERT，整体技术路线如图 2 所示^[30]。具体而言，对构建的领域语料进行组合，训练了 4 种静态词向量模型和 6 种动态词向量模型，系统性地探索了不同类型的语料与预训练方法对于模型的提升效果，如图 3 所示。领域语料提升了所有模型的效果，其中深度双向语言表征模型（Bidirectional Encoder Representations from Transformers, BERT）性能最佳。

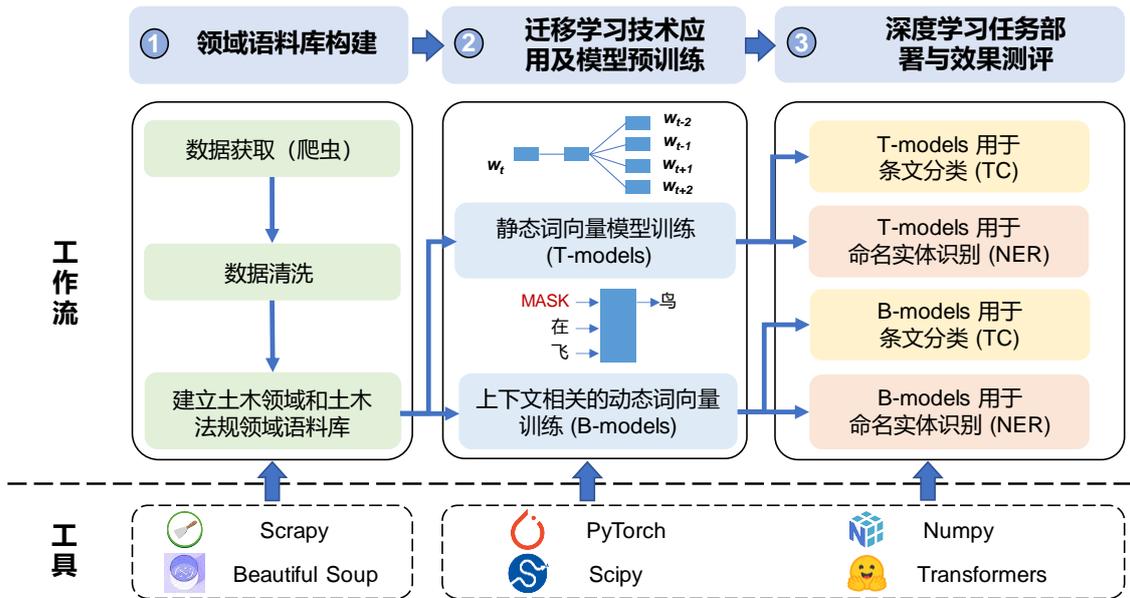


图2 领域大模型构建方法 (修改自课题组文章^[30])

Fig.2 Domain large model construction method (Modified from the article in the research group^[30])

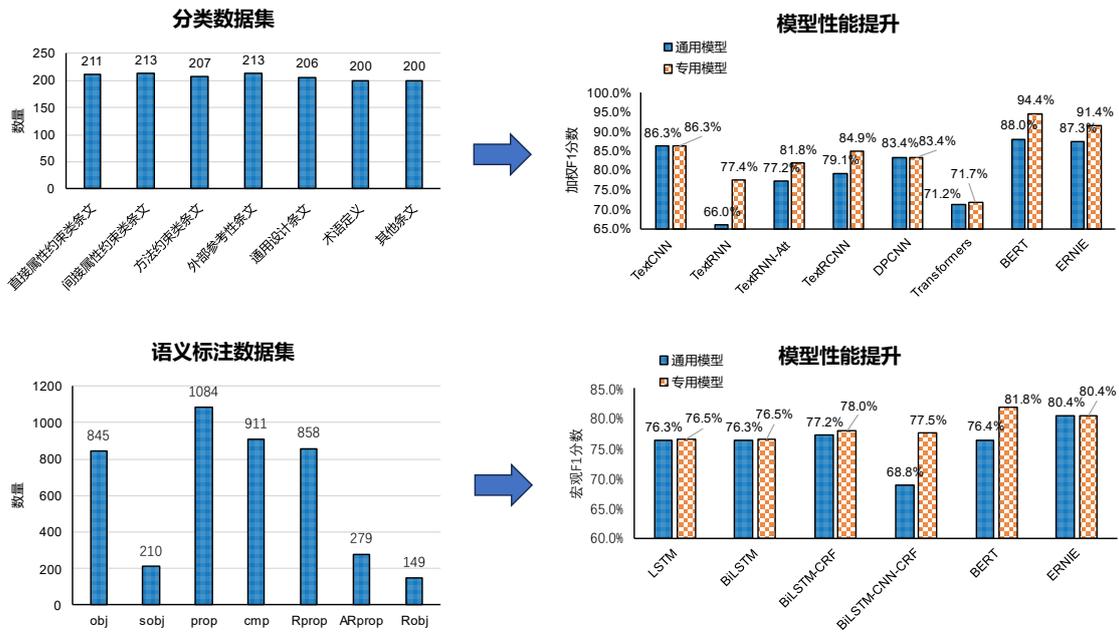


图3 不同模型在领域任务中的表现

Fig.3 Performance of different models on domain tasks

该模型可以学习到 AEC 领域语料在文风、句法及用词习惯等方面的隐含规律，在 AEC 领域典型的两种下游任务文本分类 (Text Classification, TC) 和 NER 中获得了最优结果，相较谷歌发布的 BERT 和百度发布的 ERNIE 等通用大模型性能提升 7% 以上。这意味着可以通过领域语料先验知识自动学习，大幅提升 LLM 在多种 NLP 任务的性能表现，减少人工标注的工作量，为建筑领域的各种未来 NLP 相关研究和应用提供了可借鉴的经验。

(2) 基于本体及大规模知识图谱的常识知识表示

标准规范主要面向专业人员使用，因此往往会省略大量专业常识、知识以及规则的补充内容，给标准规范的智能解译带来了很大挑战，如何实现相关领域知识和常识的表示与利用对标准规范解译具有重要价值。在人工智能领域，本体为知识的表示和定义提供了一个规范化的概念模型，它具有清晰的概念

层次结构，并且支持逻辑推理^[31]。知识图谱可以满足大规模常识的组织 and 存储需求，以本作为模式层，将碎片化的数据融合形成高度关联的实例层，对是当前海量知识表达的重要技术之一^[32]。

因此，作者团队构建了一个建筑消防本体 (Fire Protection for Building Ontology, FPBO)，整合了建筑信息领域和消防领域的特定概念、属性、关系和描述，如图 4 所示。同时，还创建了用于推断隐式属性的规则，以实现模型与标准规范条文之间的语义丰富和对齐，为消防法规的自动解译提供了重要支撑^[33]。以人工定义的本体结构作为知识图谱的模式层，可以进一步通过自动化算法从海量工程文本中提取领域常识知识并构建常识图谱。具体的，笔者团队针对深度学习知识图谱构建精度较低的挑战，提出了一种基于后缀匹配算法和依赖路径匹配算法构建知识图谱的方法，包含 15978 个实体及 65110 个关系，在实体和关系三元组的提取精度上分别达到了 81% 和 75%，较基于深度学习的方法性能提升分别提升 37% 和 49%^[32]。相关方法具有很强的通用性^[34]，可以支撑 AEC 领域标准相关知识检索、知识发现等多种应用场景。以公路工程安全管理领域，笔者团队以海量规范文本数据为基础，建立了面向全种类、全生命周期的多维度知识本体，并形成了大规模知识图谱，可为施工安全标准规范知识问答、标准条文追溯等提供支撑^[7,32]。

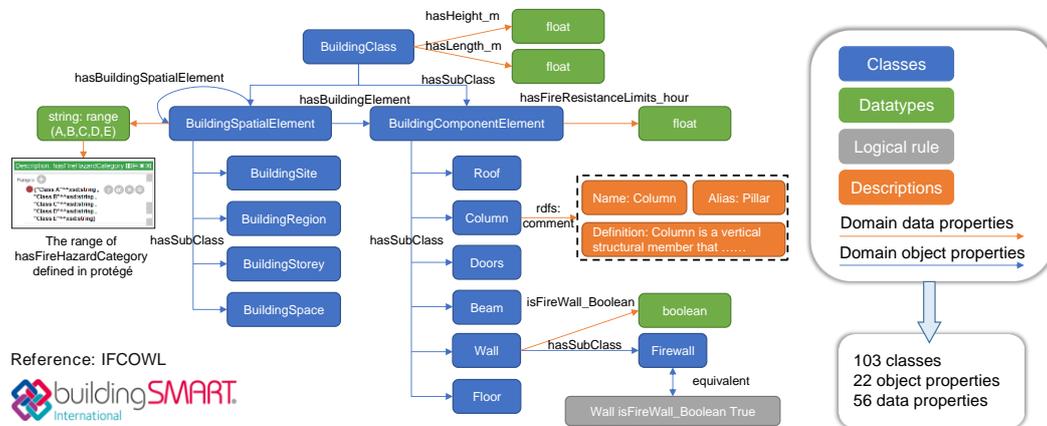


图 4 建筑消防本体结构
Fig.4 The structure of FPBO

3.3 关键技术

(1) 标准“章-节-条”结构化拆解

由于建筑标准规范文件中包含了大量的结构化信息，采用多层次编号，例如编号“1”、“1.1”、“1.1.1”分别属于章、节、条层级，并且每个层级之间存在包含关系。在同一层级中编号具有严格的顺序特征，例如编号“1.1”、“1.2”与“1.3”在文本中依次出现。因此，标准规范解译的第一步是对其全文的结构化组织方式进行识别和拆解，形成对规范内容的粗粒度理解。鉴于标准规范文件采用了这种规范性、统一化的编排方式，因此可通过编写正则表达式的方式实现自动化的知识抽取。

基于对标准规范中明确的层级结构和顺序特征，作者团队首先建立了如图 5 所示的规范条文结构化表示模型。考虑规范特点，模型主要包括 4 类实体对象，分别是：规范文档 (Doc)、章 (Section)、节 (Subsection)、条文 (Item) 及条文引用信息 (Ref)。其中，规范文档 (Doc) 主要包括名称 (Name)、编号 (Id)、编制部门 (CreatedBy)、颁布部门 (IssuedBy)、施行时间 (Date) 等属性并包括一系列章节，章 (Section) 及节 (Subsection) 则主要包括标题 (Name) 和编号 (Id) 信息，且二者分别包含一系列的节和条文，其中章也可直接包含条文实体。条文 (Item) 则包括编号 (Id)、内容 (Content) 及规范引用信息 (Ref)。其中规范引用信息主要包括引用的规范编号 (DocId)、名称 (DocName) 以及章节、条文编号 (SectionId、SubsectionId、ItemId) 等信息。

然后，作者团队通过分析规范及其章节的编号方式建立了相应的正则表达式。主要采用“章号.节号.条文号”的编号形式匹配章、节、条文。此外，采用文本匹配的方法对主编部门、颁布部门、施行时间

等信息进行提取，就可以建立规范各条文及其与规范章节的关联关系，并可从规范条文中提取引用的有关规范编号等信息，实现自动的结构化拆解^[35,36]，支撑设计审查、知识智能检索、规范冲突分析等应用。

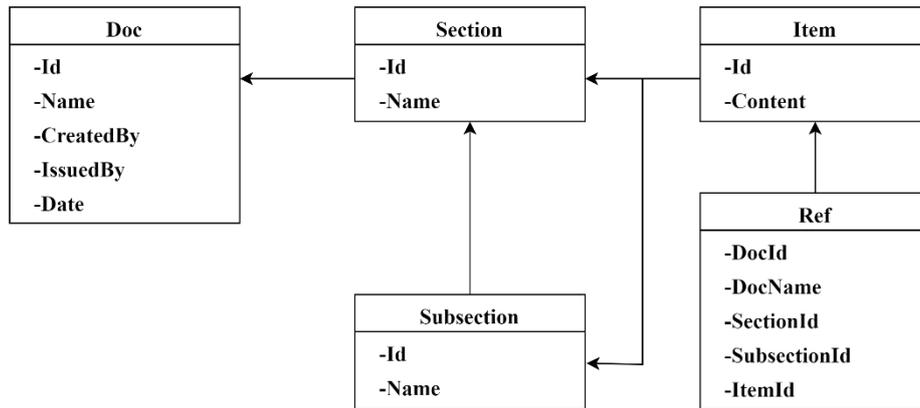


图5 标准规范结构化表示（修改自课题组文章^[36]）

Fig.5 The structured representation of standards (Modified from the article in the research group^[36])

（2）机器可解译条文分类识别

自动分析规范的机器可读性可以让计算机初步判断某条规范条文是否可以实现自动解译，以及需要采用什么方法进行解译，从而提升后续解译算法的性能，为条文的自动解译奠定基础。其关键难题分为两个层面，第一，如何量化文本规范的可读性，第二，如何让计算机自动识别文本规范的可读性。针对相关问题，作者团队建立了规范条文的分类体系、机器可读性量化评分及其自动分类方法。

条文分类体系是量化文本规范可读性的依据，面向智能审图应用过程中条文解译的难度，作者团队首先将条文分为了直接属性约束类、间接属性约束类、方法约束类、外部参考性、通用设计、术语定义类条文以及其他七类，然后根据每个类别规范的机器可读性高低建立量化评分标准，机器可读性越高则得分越高，如表 1 所示^[37]。然后，以构建的 AEC 领域 LLM 为基础，建立了条文自动分类模型，该模型能够自动完成条文的分类和可读性评估。实验结果显示，作者团队提出的方法判断条文机器可读性的准确率高达 96%，比通用模型高出 6.36% 以上。此外，该方法还能够识别出不可解译的条文，增强下游规范条文自动解译任务，性能提升 4%。这些结果充分证明了作者团队提出的条文分类识别方法的有效性。

表 1 条文分类及量化结果

Tab.1 Result of clauses classification and quantification

类别	定义	举例	解译难度	得分
直接属性约束类条文	所需要的信息可以直接从 BIM 模型中获取	单层仓库跨度不应大于 150m	简单	1
间接属性约束类条文	所需的信息隐含在 BIM 模型中，需要通过一系列推导计算获取	电缆隧道的安全出口间距不应超过 120m	简单	1
方法约束类条文	包含了需要扩展的数据结构或者特定的领域知识	建筑通风宜采用自然通风方式	中等	0.5
外部参考性条文	引用本规范或其他规范中的公式、表格、其他条文、附录等内容	钢材的物理性能指标应按表 3.2 . 7 采用	中等	0.5
通用设计条文	提供宏观的设计指导	森林保护工程设计应从全局出发、统筹兼顾	困难	0
术语定义	提供专业术语的定义	连接器 coupler: 连接预应力筋的装置	困难	0
其他条文	不属于上述六类的条文	井下消防及洒水储备水量应能及时得到补充	困难	0

(3) 条文语义标注与句法解析

语义标注和句法解析是将自然语言格式表达的规范条文转换成机器可读语言的关键步骤，作者团队提出一种基于 AEC 领域 LLM 进行语义标注并结合上下文无关文法（Context-free Grammar, CFG）进行句法解析的通用技术框架^[35]。

首先，作者团队提出了一种包含多种语义元素的语法树（Rule Checking Tree, RCTree）结构来表示规范文本中的实体和关系，如图 6 所示。语义元素中 obj 表示 BIM 模型中要检查的元素，如构件或对象。Sobj 表示比 obj 更高层次的元素，prop 表示元素的属性或特征。cmp 表示属性 prop 与要求条件之间的比较或存在关系，如“大于”、“等于”。Rprop 表示与属性 prop 相连的约束要求，ARprop 表示与属性 prop 相连的前提条件，Robj 则表示 Rprop 或 ARprop 的父对象^[35]。基于提出的语义标签构建了领域首个开放的规范文本标注数据集（<https://github.com/Zhou-Yucheng/auto-rule-transform>，<https://linjiarui.net/portfolio/2022-03-03-auto-rule-transform-dataset-and-src>），为相关算法的开发、测试以及应用提供了重要支撑。

然后，基于构建的 AEC 领域 LLM，实现了语义元素的自动标注。最后，提出了一系列的 CFG 文法规则，实现了条文由标注语句格式向 RCTree 的转换，从而支持可计算逻辑规则的自动生成。CFG 文法具有比正则表达式更高的表达能力，提供了一种方式来定义和识别复杂条文的语言结构。实验结果表明本方法对于条文中简单约束句和复杂约束句的解析准确度分别达到了 99.6% 和 91.0%，突破了既有方法不能处理复杂条文的问题。

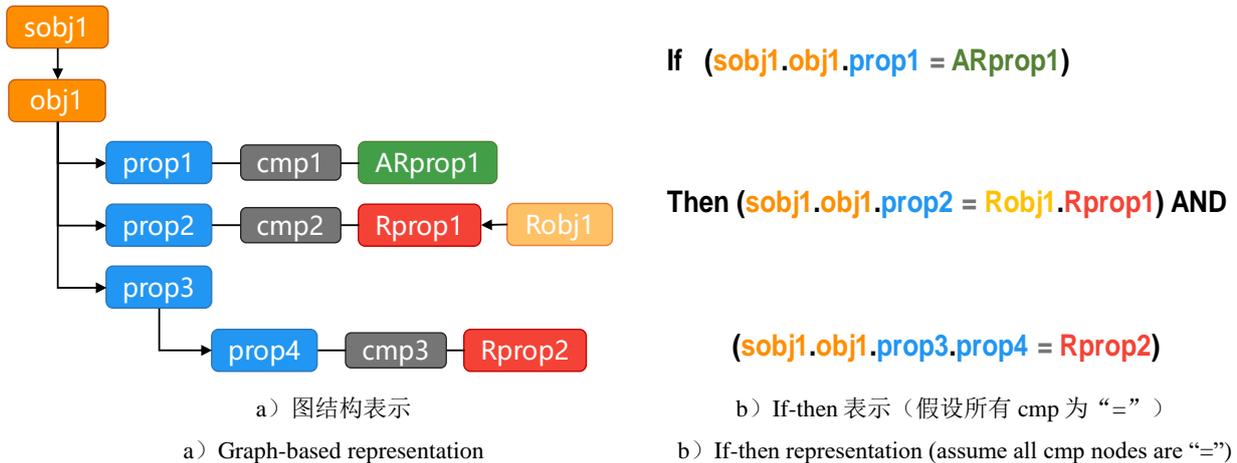


图 6 提出的语法树结构（修改自课题组文章^[35]）

Fig.6 Proposed syntax tree structure (Modified from the article in the research group^[35])

(4) 复杂逻辑表征与智能匹配

目前，受限于传统的逻辑表示方法，实现具有隐式属性或复杂计算逻辑的条文解译仍然具有挑战性。针对隐式属性难题，作者团队提出了基于 SPARQL 与文本分类的隐式复杂条文代码生成方法^[33]。基于该方法，可利用 SPARQL 内置的聚合函数等特性，实现一定的复杂逻辑表征，可自动计算规范条文涉及的数量型指标。但是，标准规范中仍然存在既有一阶逻辑、SPARQL 等语言难以表征的复杂高阶逻辑或属性计算特征。因此，作者团队进一步提出了基元函数概念，并建立了基于 LLM 自动识别标准规范条文相关基元函数的方法 LLM-funcmapper^[38]，整体的技术路线如图 7 所示。

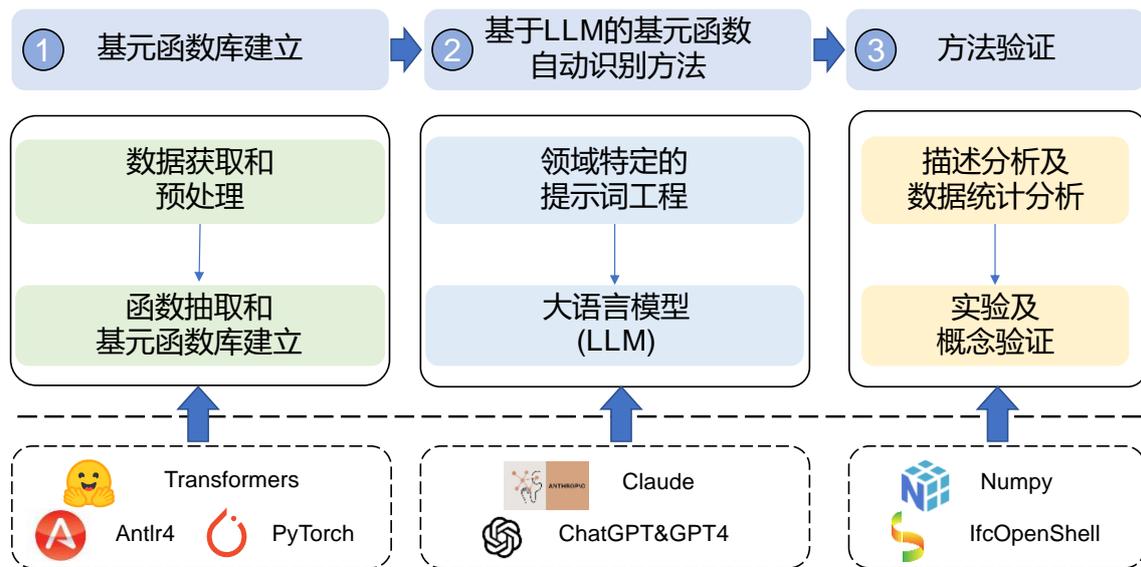


图7 LLM-funcmapper 方法框架（修改自课题组文章^[38]）

Fig.7 LLM-funcmapper method framework (Modified from the article in the research group^[38])

首先，为了表征规范的复杂共性逻辑，需要对《中国建筑防火设计规范》（GB 50016-2014）进行系统分析。具体而言，作者团队搜集了建筑防火规范的条文和表格。随后进行了长句拆分、表格转文本、删除计算机不可处理条文等预处理步骤，得到了 1492 条条文用于分析。然后基于构建的 AEC 领域 LLM 和 CFG 语法规则，辅助人工进行复杂函数关键词的分析，如图 8 所示。最终建立了包含 66 个基元函数的数据库，用来捕获隐含属性和复杂约束的计算逻辑。其中，函数的约束对象包括 5 大类，分别为建筑、空间、构件、系统（设备）、物品。函数的用途可以划分为 8 个大类，分别为存在、数量、简单几何、距离、面积、空间位置、窗墙比、属性。根据基元函数是否需要复杂的计算又可以分为低阶函数和高阶函数，其中低阶函数主要用于直接提取 BIM 模型中已存在的属性，而高阶函数需要通过复杂的逻辑计算，比如面积、距离计算等得到相关属性或特征信息。对基元函数的表达能力进行测试的结果表明，仅采用低阶函数时只可解译 7.77% 的条文，而采用基元函数库可多解译 92.23% 的条文^[39]，这说明所开发的基元函数库极大提升了标准规范的可解译范围。

为了降低基元函数库的使用难度，作者团队提出了基于 LLM 的基元函数自动推荐方法，开发并优化了包含思维链（Chain of Thought, CoT）在内的一系列提示词模板。采用 410 条条文的函数推荐对上述方法进行测试，统计分析和实验验证表明作者团队中提出的方法适用于所有 LLM，并且大幅提升了召回率，基本可以完全实现计算机可解译条文的表征与基元函数智能匹配。这是首次将 LLM 引入复杂标准条文的解译，为未来的相关研究提供了指导。

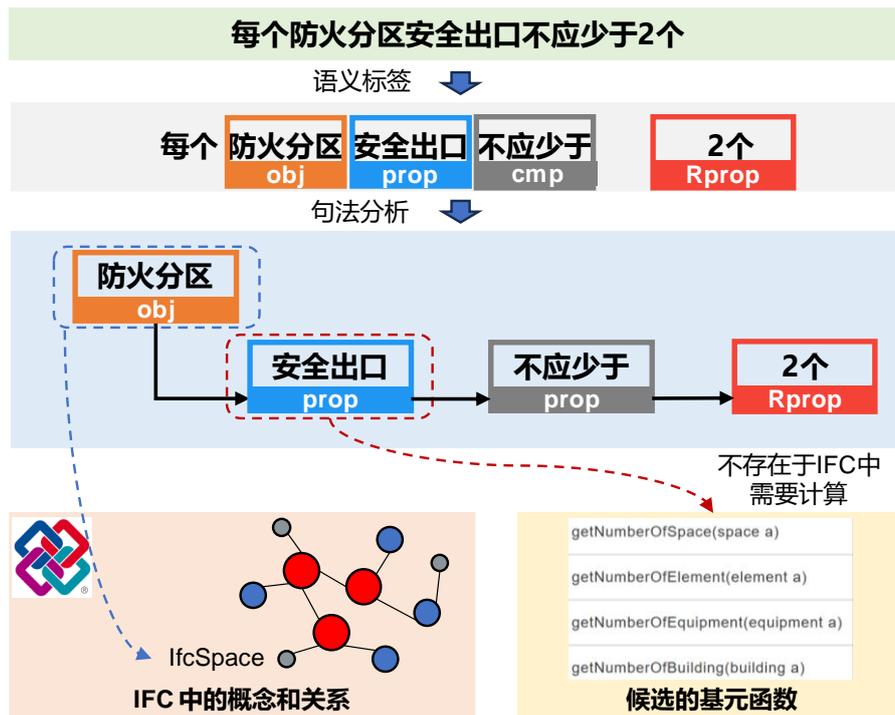


图 8 基元函数的快速识别方法（修改自课题组文章^[38]）

Fig.8 The method for extracting atomic function (Modified from the article in the research group^[38])

(5) 知识驱动的复杂规则校正

复杂条文在自动规则解译的过程中可能存在标准规范文本中的概念与设计模型中的概念冲突的问题。因此，作者团队提出了一种基于 NLP 与所构建的常识图谱进行语义对齐的方法框架，从而更好地支持规则自动解译^[33]。

首先，采用维基百科中文语料和中文规范语料库训练词向量模型，将计算文本表达的概念和本体中存储的定义和别名转化为向量，随后计算语义相似度进行模糊匹配，这样可以有效避免字典查询无法匹配的问题。例如防火分隔即使不存在于本体中，也可以被查询到，实现初步的语义对齐。然后，提出了基于域-值和等价类的冲突解决方法。值-域冲突发生在某个数据属性被赋予了一个它不应该拥有的值时。例如，如果一个表示“防火墙”的数据属性被错误地关联到了其他对象属性，或者某个属性的取值超出了规定的取值范围。等价类冲突则发生在当某个复杂概念可由其他基本概念和特定属性取值组合得到时，例如“FireWall”类可以定义为“Wall”类且其数据属性“isFireWall_Boolean”取值为“True”。其核心在于利用所构建的本体知识图谱结构对机器学习生成的约束关系和语义对齐结果进行修正，以消除可能的歧义与逻辑错误，如图 9 所示。

相关实验表明，利用所提出的复杂规则校正方法进行语义对齐的准确率达到 90.1%，可以有效克服复杂规则解译过程中存在的概念冲突问题，相比既有方法可以处理更加复杂的规范条文解译问题。

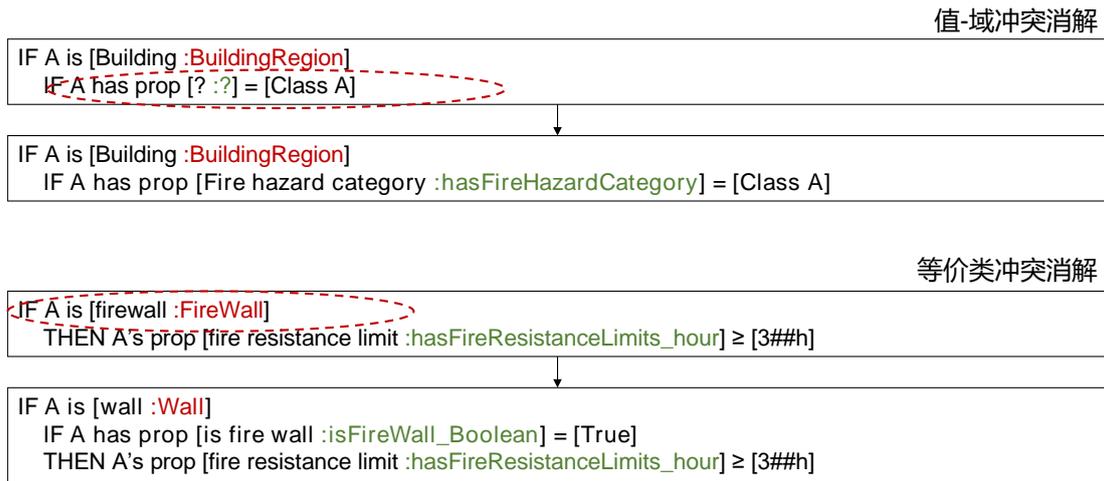


图 9 冲突消解方法（修改自课题组文章^[33]）

Fig.9 The method of conflict resolution (Modified from the article in the research group^[33])

4 建筑工程标准规范智能解译技术应用场景

4.1 标准关联检索

不同标准规范的条文之间存在着复杂的引用关系，利用计算机快速挖掘这些关联有助于从业人员更高效的理解和应用相关条文。以《建筑设计防火规范》GB 50016-2014（2018年版）为例，其中3.2.8提到对于粮食库防火设计的要求，需要满足现行国家标准《粮食平房仓设计规范》GB 50320和《粮食钢板筒仓设计规范》GB 50322的要求。这个条文中隐含了当前条文与其他标准规范之间的关联关系。然而，当前建筑工程标准规范的发布和公开仍然以PDF文件形式为主，不利于计算机处理和使用。

得益于作者团队对标准“章节-条”的结构化拆解和存储，通过XML语言的描述，可以清晰地表达出标准规范的层级结构以及条文规范间复杂的引用关系，并快速构建不同标准规范条文之间的关联图谱网络。进一步地，利用图数据库的关联查询能力可以实现标准规范条文的关联检索及分析，实现关联条文的智能推荐^[36,40]。如图10所示，可通过Cypher语句查询各消防规范条文的互相引用关系，直观查看和发现各规范之间的关联关系。基于该方法可实现有关规范条文的快速查找与关联分析，为设计审查、智能检索、规范冲突分析等场景提供高质量的数据支撑，服务标准规范智能化应用。

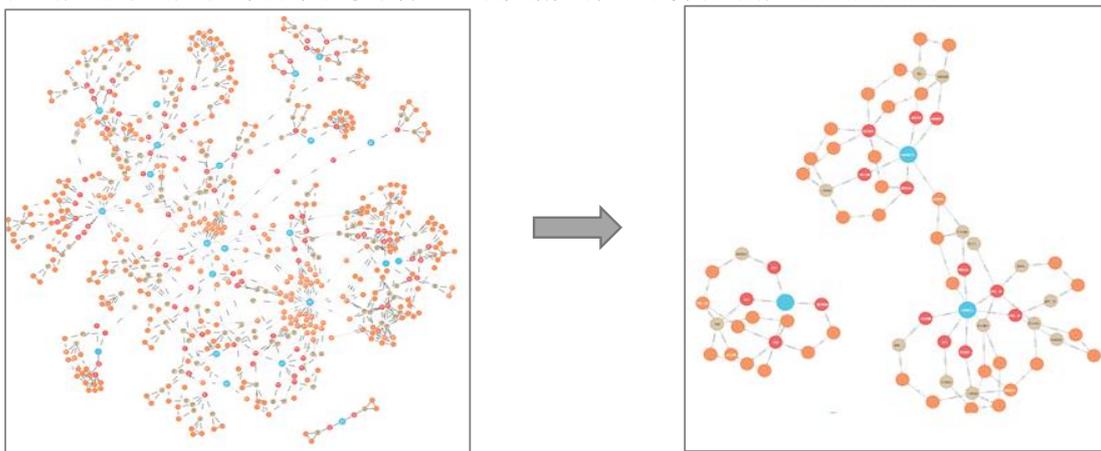


图 10 消防规范自引关系查询（修改自课题组文章^[36]）

Fig.10 Self-referential relation query for fire standards (Modified from the article in the research group^[36])

4.2 标准知识问答

知识图谱的三元组结构可以高效捕捉自然语言文本的语义信息，表示规范条文中的大量工程知识，为标准规范知识的查询、问答和利用等场景提供高效的支持^[7]。针对传统文本检索方法面临的效率低、结果冗余等问题^[41]，作者团队基于标准规范构建的知识图谱，可实现更加精准的标准规范知识问答和检索。如图 11 所示，作者团队基于公路工程有关规范标准构建了公路工程安全领域的知识图谱，可以通过知识导航和分类的形式为工程师展示公路工程安全管理相关知识的体系结构和层次分类关系，同时可以基于知识图谱进行智能化问答，为工程师提供精准的规范条文约束信息，方便工程人员进行参考，辅助模型审查、施工指导等不同应用场景^[34]。



图 11 智能问答结果

Fig.11 The result of intelligent question answering

4.3 BIM 智能校审

在工程建设的过程中，设计审查是确保建筑项目符合规范要求、保障工程建造质量的关键环节^[42]。当前对于 ARC 的研究以 BIM 模型为主要对象，将标准规范解析形成可执行的规则代码，并提取 BIM 模型中的信息，从而检查 BIM 模型是否符合设计规范标准的要求。

因此，作者团队探索了前文所述端到端的规则解译方法。基于开发的领域特定 LLM 以及大规模常识图谱，通过标准“章-节-条”结构化拆解、机器可解译条文分类识别、条文语义标注与句法解析、复杂逻辑表征与智能匹配、知识驱动的复杂规则校正系列技术生成机器可执行代码^[37,33,38,35]，如图 12 所示。然后，基于 GraphDB 可以实现检查过程，GraphDB 可以执行 SPARQL 语句并识别出违反标准规范条文语句约束的构件元素，基于 Blender 可以将结果进一步进行可视化，如图 13 所示。通过在一系列典型的 BIM 模型上应用作者团队开发的原型工具进行测试，结果显示该工具能够将审查过程的效率提高至原来的 40 倍，这一显著的提升意味着设计师们可以将原本用于繁琐审查工作的时间，应用于更为深入的设计优化和创新上。

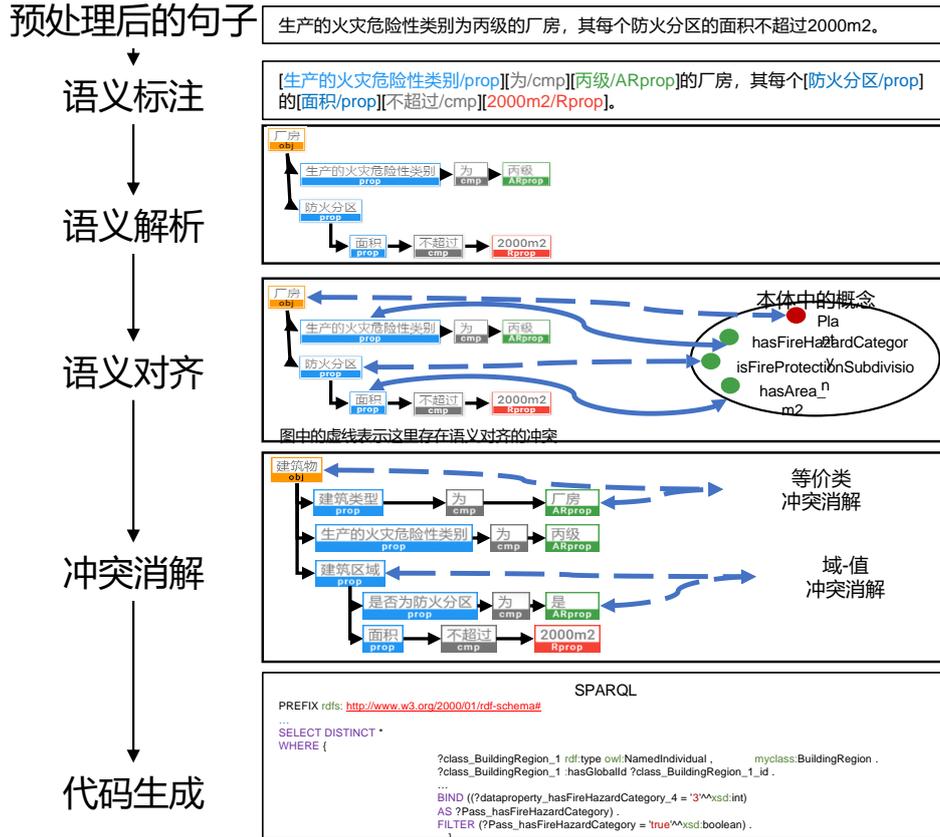


图 12 机器可执行代码生成过程（修改自课题组文章^[33]）

Fig.12 The process of machine executable code generation (Modified from the article in the research group^[33])

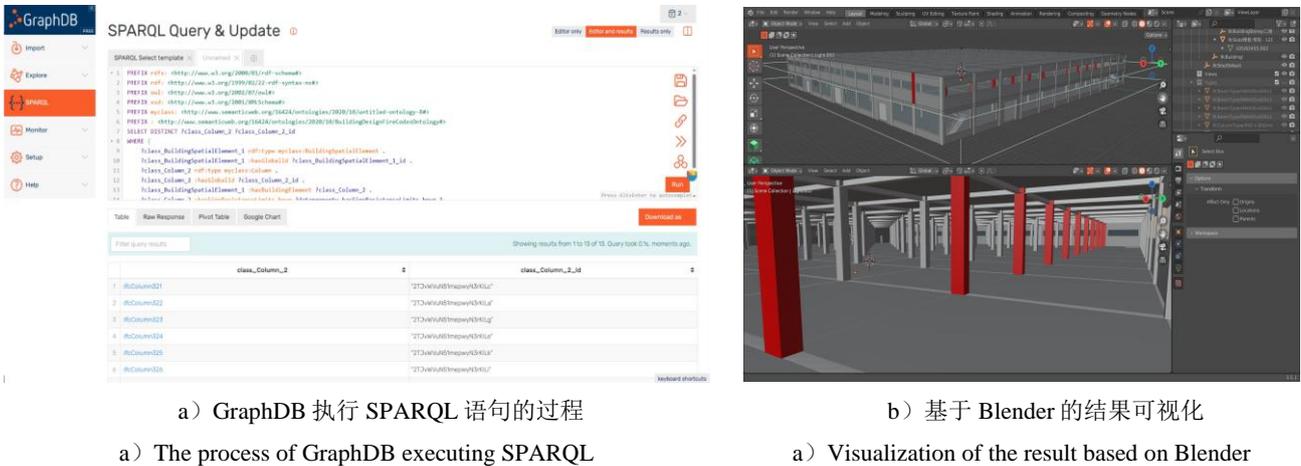


图 13 规则检查过程的实现

Fig.13 Implementation of the rule checking process

4.4 BIM 优化建议生成

目前研究中提出的 ARC 系统主要用来检查设计模型中是否满足标准规范条文的规定，这种设计-检查分离的模式可能会给设计人员带来反复返工的负担。在设计过程中主动调用解译后的规则、对 BIM 模型进行校核，并生成相应的模型优化建议对提升设计质量具有重要意义^[43]。

基于上述想法，作者团队提出了一套基于自动规则检查的 BIM 设计与模型优化方法，可基于最终用户需求和规范条文约束实现建筑公共卫生设施的自动设计、校审与优化。首先，需确定设计过程中所涉

及的标准规范条文，并生成与其对应的机器可读语言规则。然后，研究开发了能够基于已有设计 BIM 模型和相应标准条文规则的校审与优化建议生成原型工具，如图 14 所示。通过这种方法，ARC 系统能够对模型和设计师提供预先的指导和检查，主动避免潜在的错误，而不是在设计后期进行被动修正，该框架具有很强的可扩展性，未来可以嵌入更多的标准规范条文、支撑更多的设计场景，通过便捷的人机协同设计提升设计质量和效率^[43]。

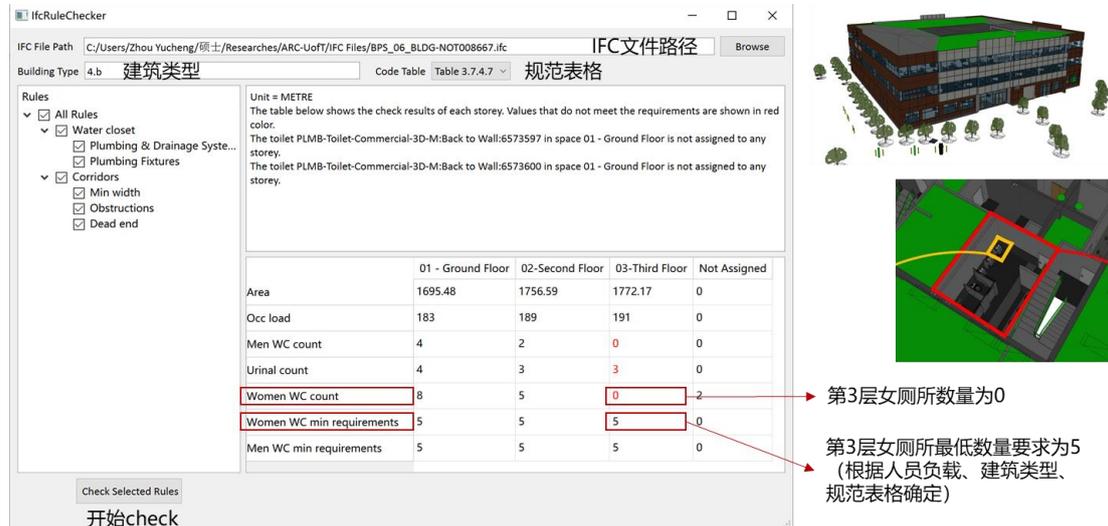


图 14 开发的原型系统（修改自课题组文章^[43]）

Fig.14 Developed prototype system (Modified from the article in the research group^[43])

5 结语

建筑工程标准规范的智能解译是建筑业转型发展的重要基础，针对目前建筑工程标准规范在智能解译技术和机器推理应用方面存在的问题，作者团队提出了以下创新性解决方案和研究成果：

（1）建立了一套集成领域大语言模型与常识知识图谱的规范智能解译技术体系；

（2）通过标准“章-节-条”结构化拆解、机器可解译条文分类识别、条文语义标注与句法解析、复杂逻辑表征与智能匹配、知识驱动的复杂规则校正等关键技术，实现了从原始文本到计算机可执行代码的端到端自动生成；

（3）探讨了所提出技术框架在标准关联检索、标准知识问答、BIM 智能校审和 BIM 优化建议等典型场景中的应用潜力。

作者团队提出的领域大模型在下游任务中的表现显著优于通用 LLM，提出的技术体系在复杂条文解译任务中准确率超过了 95%，规则解译效率较人工提升 5 倍，BIM 模型审查效率提升约 40 倍，为建筑工程领域的标准规范的数字化及智能化应用提供了一条可借鉴、可推广的技术路径。然而，当前建筑工程标准规范智能化的研究与应用仍处于起步阶段。作者团队对我国建筑结构、给排水、电气、暖通、消防等不同领域的 150 余本相关规范的分析表明，既有规范文本中仅有约三分之一的内容可由计算机自动解译和推理，实现复杂设计规范知识的计算机完全可读与可用仍然任重道远^[37]，需要聚焦于以下几个研究方向进行探索：

（1）进一步扩充建筑工程领域知识图谱的规模，构建更加全面、细粒度的本体和术语库，训练性能更强大的领域大模型，进一步增强复杂规则的表征与校正能力^[1]；

（2）将规范标准的智能解译、推理技术与 BIM、三维点云^[44]、图像等数据集成，实现对工程全生命周期数字孪生模型的自动校核与分析；

(3) 利用人工智能技术构建人机共读共用的智能标准, 兼顾工程师阅读与机器人自动读取, 改变当前标准规范编制过程和成果输出均以工程人员为核心的现状。

围绕上述方向, 将数字孪生、人工智能、机器人等先进技术与标准规范的智能化相互融合、相互促进, 将为行业高质量、可持续发展带来新的机遇。

参考文献:

- [1] 林佳瑞, 周育丞, 郑哲, 等. 自动审图及智能审图研究与应用综述[J/OL]. 工程力学, 2021, 39: 1.
- [2] DIMYADI J, CLIFTON C, SPEARPOINT M, 等. Regulatory knowledge encoding guidelines for automated compliance audit of building engineering design[C/OL]//Computing in Civil and Building Engineering (2014). Orlando, Florida, United States: American Society of Civil Engineers, 2014: 536-543[2020-04-05]. <http://ascelibrary.org/doi/10.1061/9780784413616.067>.
- [3] SOLIHIN W, DIMYADI J, LEE Y C, 等. The critical role of accessible data for BIM-based automated rule checking systems[C/OL]//Proceedings of the Joint Conference on Computing in Construction (JC3). Heraklion, Crete, Greece: Heriot-Watt University, 2017: 53-60[2020-02-22].
- [4] 标准编写[Z/OL]. [2024-06-25]. <https://write.nssi.org.cn/>.
- [5] 刘江波. 地铁盾构施工规范知识图谱构建及应用研究[D]. 西安: 长安大学, 2024.
- [6] HJELSETH E, NISBET N. CAPTURING NORMATIVE CONSTRAINTS BY USE OF THE SEMANTIC MARK-UP RASE METHODOLOGY[C]. 2011: 1-10.
- [7] 吴浪韬. 基于文档的工程建设安全管理知识图谱构建和应用[D]. 北京: 清华大学, 2022.
- [8] EASTMAN C, LEE J min, JEONG Y suk, 等. Automatic rule-based checking of building designs[J/OL]. Automation in Construction, 2009, 18(8): 1011-1033.
- [9] ISMAIL A S, ALI K N, IAHAD N A. A Review on BIM-based automated code compliance checking system[C]//2017 5th International Conference on Research and Innovation in Information Systems (ICRIIS). IEEE, 2017: 1-6.
- [10] GREENWOOD D, LOCKLEY S, MALSANE S, 等. Automated compliance checking using building information models[C]. 2010: 10.
- [11] NAWARI N O. A generalized adaptive framework (GAF) for automating code compliance checking[J/OL]. Buildings, 2019, 9(4): 86. DOI:10.3390/buildings9040086.
- [12] BEACH T H, REZGUI Y, LI H, 等. A rule-based semantic approach for automated regulatory compliance in the construction sector[J/OL]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(12): 5219-5231.
- [13] SOLIHIN W, EASTMAN C. A knowledge representation approach in BIM rule requirement analysis using the conceptual graph[J]. 2016: 34.
- [14] LEE J K, EASTMAN C M, LEE Y C. Implementation of a BIM domain-specific language for the building environment rule and analysis[J/OL]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2015, 79(3-4): 507-522.
- [15] ZHANG C, BEETZ J, DE VRIES B. BimSPARQL: Domain-specific functional SPARQL extensions for querying RDF building data[J/OL]. Semantic Web, 2018, 9(6): 829-855.
- [16] DIMYADI J, GOVERNATORI G, AMOR R W. Evaluating LegalDocML and LegalRuleML as a Standard for Sharing Normative Information in the AEC/FM Domain[C/OL]. 2017. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:65011604>.
- [17] ZHANG J, EL-GOHARY N M. Automated information transformation for automated regulatory compliance checking in construction[J/OL]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2015, 29(4): B4015001.
- [18] ZHANG J, EL-GOHARY N M. Semantic NLP-based information extraction from construction regulatory documents for automated compliance checking[J/OL]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2016, 30(2): 04015014.
- [19] ZHANG J, EL-GOHARY N M. Integrating semantic NLP and logic reasoning into a unified system for fully-automated code checking[J/OL]. Automation in construction, 2017, 73: 45-57.
- [20] XU X, CAI H. Ontology and rule-based natural language processing approach for interpreting textual regulations on underground utility infrastructure[J/OL]. Advanced Engineering Informatics, 2021a, 48: 102188.
- [21] ZHANG R, EL-GOHARY N. A deep neural network-based method for deep information extraction using transfer learning strategies to support automated compliance checking[J/OL]. Automation in Construction, 2021c, 132: 103834.
- [22] ZHANG R, EL-GOHARY N. Hierarchical representation and deep learning-based method for automatically transforming textual building codes into semantic computable requirements[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2022, 36(5): 04022022.
- [23] 宋建炜. 基于自然语言处理的建筑施工安全领域知识图谱构建方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2021.
- [24] KADDOUR J, HARRIS J, MOZES M, 等. Challenges and Applications of Large Language Models[J/OL]. ArXiv, 2023, abs/2307.10169. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:259982665>.
- [25] 覃思中, 郑哲, 顾焱, 等. 大语言模型在建筑工程中的应用测试与讨论[J]. 工业建筑, 2023, 53(09): 162-169.
- [26] ZHANG R, EL-GOHARY N. Transformer-based approach for automated context-aware IFC-regulation semantic information alignment[J]. Automation in Construction, 2023, 145: 104540.
- [27] BLOCH T, FAUTH J. The unbalanced research on digitalization and automation of the building permitting process[J]. Advanced Engineering Informatics, 2023, 58: 102188.
- [28] ATAIDE M, BRAHOLLI O, SIEGELE D. Digital Transformation of Building Permits: Current Status, Maturity, and Future Prospects[J/OL]. Buildings, 2023, 13(10): 2554.

- [29] 马智亮, 蔡诗瑶. 基于BIM的建筑施工智能化[J]. 施工技术, 2018, 47(06): 70-72+83.
- [30] ZHENG Z, LU X Z, CHEN K Y, 等. Pretrained domain-specific language model for natural language processing tasks in the AEC domain[J/OL]. Computers in Industry, 2022, 142: 103733.
- [31] GRUBER T R. Toward principles for the design of ontologies used for knowledge sharing[J/OL]. International Journal of Human-Computer Studies, 1995, 43(5-6): 907-928.
- [32] WU L T, LIN J R, LENG S, 等. Rule-based information extraction for mechanical-electrical-plumbing-specific semantic web[J/OL]. Automation in Construction, 2022, 135: 104108.
- [33] ZHENG Z, ZHOU Y C, LU X Z, 等. Knowledge-informed semantic alignment and rule interpretation for automated compliance checking[J]. Automation in Construction, 2022, 142: 104524.
- [34] 安芄, 胡振中, 林佳瑞, 等. 知识图谱对工程安全管理的智能支持方法研究[C]//第八届全国BIM学术会议论文集, 2022.
- [35] ZHOU Y C, ZHENG Z, LIN J R, 等. Integrating NLP and context-free grammar for complex rule interpretation towards automated compliance checking[J/OL]. Computers in Industry, 2022, 142: 103746.
- [36] 林佳瑞, 廖盘宇. 面向法规智能的消防规范图谱构建及应用初探[C]//第六届全国 BIM 学术会议论文, 2020.
- [37] ZHENG Z, ZHOU Y C, CHEN K Y, 等. A text classification-based approach for evaluating and enhancing the machine interpretability of building codes[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 127: 107207.
- [38] ZHENG Z, CHEN K Y, CAO X Y, 等. LLM-FuncMapper: Function Identification for Interpreting Complex Clauses in Building Codes via LLM[J].
- [39] 逯静洲, 曹心瑜, 郑哲, 等. 支持复杂规范条文解译的基元函数提取与分析[J/OL]. 工程力学, 1-14[2024-08-09].
- [40] Zhou Y, Lin J, She Z. Automatic construction of building code graph for regulation intelligence[M]//ICCREM 2021. 2021: 248-254.
- [41] ZHONG B, HE W, HUANG Z, 等. A building regulation question answering system: A deep learning methodology[J/OL]. Advanced Engineering Informatics, 2020, 46: 101195.
- [42] 林佳瑞, 郭建锋. 基于 BIM 的合规性自动审查[J]. 清华大学学报 (自然科学版), 2020, 60(10): 873-879.
- [43] SOBHKHIZ S, ZHOU Y C, LIN J R, 等. Framing and Evaluating the Best Practices of IFC-Based Automated Rule Checking: A Case Study[J/OL]. Buildings, 2021, 11(10): 456.
- [44] 张帆, 孙楚津, 覃思中, 等. 基于 BIM 和深度学习点云分割的施工检查方法模拟研究[J]. 工程力学, 2024, 41(02): 194-201.