

基于思维链增强的可解释性通信网络 智能规划方法

邓莉琼¹, 陈博文¹, 朱波²

¹空军通信士官学校指挥信息系统与网络系, 辽宁 大连

²大连理工大学城市学院党委学生工作部, 辽宁 大连

收稿日期: 2026年5月4日; 录用日期: 2026年6月4日; 发布日期: 2026年6月11日

摘要

随着信息化应用场景的深度发展, 通信网络需具备快速、自适应的规划能力。以深度学习为代表的传统智能规划方法虽能提升效率, 但其“黑箱决策”特性导致过程不透明、决策依据不可验, 在高风险的关键应用中易引发严重的信任危机。为解决这一问题, 本文提出了一种融合思维链(Chain-of-Thought, CoT)与知识图谱(Knowledge Graph, KG)技术的可解释性通信网络智能规划方法, 为解决人工智能在高可靠性决策场景中的“可信度瓶颈”提供一定的参考价值。

关键词

思维链, 知识图谱, 通信网络, 智能规划

A Chain-of-Thought Enhanced Explainable Intelligent Planning Method for Communication Networks

Liqiong Deng¹, Bowen Chen¹, Bo Zhu²

¹Department of Command Information System and Network, Air Force Communication NCO Academy, Dalian Liaoning

²Student Affairs Department of the Party Committee, City Institute of Dalian University of Technology, Dalian Liaoning

Received: May 4, 2026; accepted: June 4, 2026; published: June 11, 2026

Abstract

With the deepening development of informationized application scenarios, communication networks

文章引用: 邓莉琼, 陈博文, 朱波. 基于思维链增强的可解释性通信网络智能规划方法[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(6): 24-32. DOI: 10.12677/csa.2026.166206

must possess rapid and adaptive planning capabilities. Although traditional intelligent planning methods, represented by deep learning, can improve efficiency, their “black-box decision-making” nature results in opaque processes and unverifiable decision rationale, easily leading to serious trust crises in high-risk critical applications. To address this issue, this paper proposes an interpretable intelligent planning method for communication networks by integrating Chain-of-Thought (CoT) and Knowledge Graph (KG) technologies. The proposed approach offers valuable reference for overcoming the “credibility bottleneck” of artificial intelligence in high-reliability decision-making scenarios.

Keywords

Chain-of-Thought, Knowledge Graph, Communication Network, Intelligent Planning

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

数字化转型浪潮正推动通信基础设施向云网融合、智能化方向加速演进，高质量网络服务已成为支撑千行百业数字化应用的关键底座。在这一背景下，通信网络作为承载数据传输、信息分发、协同交互等核心功能的数字基础设施，其规划质量直接关乎业务系统的整体韧性与服务连续性。复杂的多域协同场景、高度动态的网络环境以及异构终端设备的接入需求，对通信网络的快速重构与自适应规划能力提出了前所未有的挑战。传统的网络规划高度依赖专家经验与静态配置模板，在面对瞬息万变的业务负载变化与网络拓扑调整时，往往规划周期冗长且难以实现动态优化。

因此，引入人工智能技术实现网络规划智能化，已成为提升作战体系整体效能的必然选择。近年来，基于规则推理、强化学习、图神经网络等技术的研究已在网络资源分配、路径优化等业务中展现出潜力。然而，一个根本性矛盾日益凸显：高风险高责任性的行动要求决策过程必须高度透明、可追溯、可验证；而当前主流的智能规划系统，尤其是基于深度学习的端到端模型，其内部决策逻辑如同“黑箱”，难以理解其“为何”以及“如何”得出特定方案。这种“黑箱决策”不仅可能导致无法预见的脆弱性，更在关键时刻剥夺了管理者的最终判断权和信任感，构成了智能技术在安全领域深入应用的信任危机。发展兼具高性能与高可解释性的智能规划方法，是推动通信网络从“自动化”迈向“可信智能化”必须攻克的核心课题。

2. 相关工作

当前，通信网络智能规划的研究可大致分为三类路径。第一类是基于规则与知识工程的方法。其核心是构建形式化的通信业务本体[1]与通信规则库，通过逻辑推理生成规划。这类方法可解释性强，但知识获取瓶颈突出，规则库的完备性与维护成本高，难以适应未预见的复杂场景。第二类是基于数据驱动的深度学习方法，如利用强化学习进行动态路由优化。相关研究表明[2]，DRAMA等强化学习算法在仿真中可实现近100%的包投递率与低延迟。这类方法在动态适应性上表现优越，但模型是典型的黑箱，其策略网络的学习过程难以解释，决策依据不可回溯，存在因对抗样本或分布外数据导致灾难性失败的风险。第三类是图模型方法，利用知识图谱或图神经网络对网络拓扑与业务关系进行建模。例如，有研究利用知识图谱统一表示网络、服务与客户关系[3]，以支持高级分析。在部分安全领域，也有工作尝试构

建业务本体,将通信要素与通信约束转化为机器可解析的语义网络。这类方法提供了结构化的知识表示,为可解释性奠定了基础,但大多数研究仍侧重于静态图谱的构建与查询,未能将图谱深度融入一个可展示“思维过程”的动态推理链条中。

2.1. 可解释人工智能规划

近年来,将可解释人工智能技术应用于规划问题的研究逐渐兴起,可解释人工智能 XAI (Explainable Artificial Intelligence)在管理决策支持中的重要性已获得广泛共识。文献[4][5]采用事后解释技术,如 Grad-CAM 和 SHAP,对深度规划模型的决策进行归因分析。这些方法能可视化模型关注的特征,但无法揭示规划推理的逻辑链。文献[6]提出了基于约束满足的“过程可解释”规划方法,但它仅适用于符号化的、状态空间有限的规划问题,难以处理通信网络规划中复杂的、混合了符号和数值的约束。文献[7]中的研究指出,XAI 对于自主控制、目标识别,以及信息分析、行动方案推演都至关重要。LIME、SHAP、类激活图等技术已被用于透视目标识别、关键节点分析等模型的决策依据,以增强管理者的信任。然而,现有 XAI 研究多集中于对已完成决策的“事后解释”[5],例如可视化模型的注意力区域或进行特征归因。这种解释是附加的、被动的,并未改变模型本身不可控的决策生成机制。对于网络规划这类涉及多步骤逻辑推理、需要主动权衡与冲突消解的复杂序列决策任务,缺乏一种“过程可解释”的范式,即规划系统在生成方案的同时,能主动、自然地展示其逐步推理的逻辑链条。

2.2. 知识图谱与大语言模型融合推理

将知识图谱与大语言模型结合是当前的研究热点。文献[8][9]展示了利用大语言模型从非结构化文本中创建知识图谱 KG (Knowledge Graph),并在此基础上进行问答和知识补全。文献[10]提出 KARMA 框架,通过多智能体协作,利用 KG 和大语言模型进行事实核查和推理。然而,这些工作大多侧重于知识检索与事实问答,而非面向特定任务的决策规划与方案生成。其推理过程虽利用了 KG 的结构化知识,但缺乏一个领域特定的、可解释的规划推理链。本文的独特贡献在于,不仅利用大语言模型和 KG 构建了任务知识图谱,更将 CoT (Chain of Thought)推理流程内化为该图谱上的一个算法级操作,使推理链不仅是解释,更是规划生成的核心驱动机制。这从“知识驱动的问答”走向了“知识驱动的、白盒化的方案生成”,是该领域的一个重要拓展。

归结而言,现有方法面临三大核心问题:一是规划过程不透明,从输入到输出的映射缺乏中间状态,人类无法介入或审视[11];二是决策依据不可验,难以验证方案是否严格满足了所有原始约束与高层意图;三是人机认知存在鸿沟,专家难以理解机器的“思考”方式,机器也无法吸收专家在过程中的反馈,导致协同效率低下。这些问题根源在于当前智能规划缺乏一种类似人类专家的、可外化、可交互的逐步推理机制。

针对上述问题,本文提出一种“基于思维链增强的可解释性通信网络智能规划方法”。本研究的核心内容是设计并实现一个融合前沿 CoT 提示工程与动态知识图谱技术的两阶段智能规划框架。将思维链 (CoT)这一前沿的“事中解释”技术引入网络规划,通过设计通用的六步推理模板,该框架旨在将隐式的决策过程转变为显式的、可追溯的推理链,从根本上提升规划的可理解性与可信度,实现了对任意复杂通信规划问题的过程级透明化,而不仅仅是对最终决策的事后归因。

3. 可解释性通信网络规划方法

本文的研究核心是构建一个“业务-语境”两段式可解释性框架:首先,利用检索增强生成与时序知识图谱技术,将非结构化的业务描述转化为高质量、含时序动态特性的结构化任务知识图谱;其次,

设计一个六步规划思维链模板(需求分解、约束识别、技术匹配、冲突消解、方案生成、自我校验),驱动规划推理智能体基于知识图谱进行逐步推演,生成附带详细推理报告的规划方案。

3.1. 整体技术架构设计

本文提出一种融合业务知识图谱与思维链推理的全新技术框架,旨在将规划过程从一个不可知的“映射函数”转变为步步可溯、逻辑清晰的“决策推演”。本框架采用模块化设计,将信息处理流程划分为“两阶段”:业务理解与规划生成。如图 1 所示,整个系统自上而下可解构为四层模块化架构:输入层、知识层、推理层与输出层。

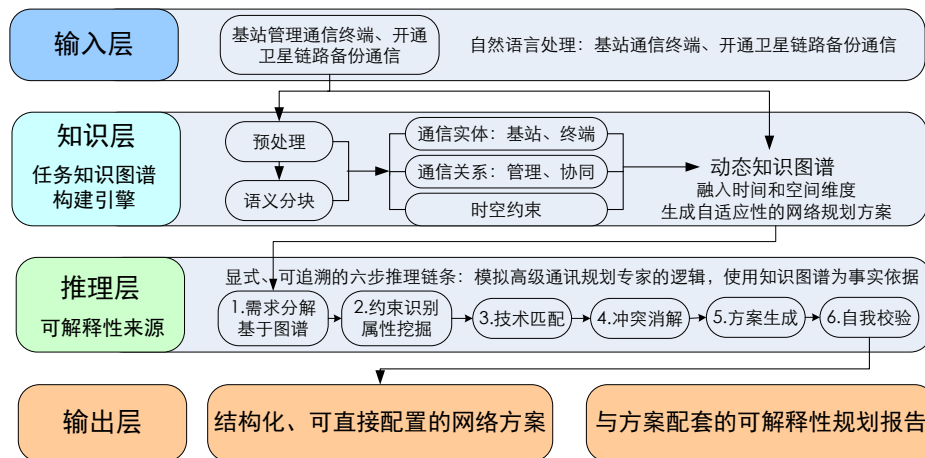


Figure 1. Interpretable communication network planning framework based on dynamic knowledge graph

图 1. 基于动态知识图谱可解释性通信网络规划框架

输入层接收自然语言描述的业务文本,例如“核心节点管理终端 A、终端 B 进行协同数据传输与区域覆盖”;知识层作为核心枢纽,内置业务知识图谱构建引擎,它将输入的文本首先进行预处理与语义分块,继而抽取其中的网络实体(核心节点、终端设备)、业务关系(管理、协同)、时空约束等要素,形成结构化的知识表示。与传统静态图谱不同,此处强调构建蕴含时序信息和空间维度信息的动态知识图谱 DKG (Dynamic Knowledge Graph)。这使得后续推理过程能够感知业务在不同阶段的演变(如监测、传输、交互),生成分阶段的、自适应调整的网络规划方案。

推理层是整个框架的创新核心与可解释性的来源。它摒弃了单一的规则匹配或深度学习预测,转而引入一条显式、可追溯的六步推理链条,模拟资深通信规划专家的逻辑思维过程。推理过程严格以业务知识图谱作为事实依据,逐步推进需求分解、约束识别、技术匹配、冲突消解、方案生成与自我校验。每一步推理的输出既是下一步的输入,也作为解释性内容被完整记录。例如,从知识图谱中识别出“两通信节点之间需实时传输信息”,这便是推理链的第一步“需求分解”;进而从属性中挖掘出“平台间距可能超出视距”、“业务低延迟”,这便是第二步“约束识别”。

输出层最终产生两类成果。其一是结构化的、可直接配置的网络方案,如详细的通信设备选型、链路分配与参数配置表。其二是与方案相配套的可解释性规划报告,它详尽阐述了推理链每一步的输入、分析过程、决策依据及备选方案权衡,其汇报格式为:“为满足 A 需求,在 B、C 等约束下,从规则库中匹配到 D 技术;但 D 技术与 E 需求存在 F 冲突,故通过 G 方法实现权衡,形成最终方案 H。”这一设计从根本上填补了“方案是什么”与“为什么是这个方案”之间的关键信息鸿沟,将规划从自动化升

级为可解释的智能化，显著增强了对复杂 AI 辅助决策系统的理解度与信任度。

3.2. 业务知识图谱的精细化构建

可解释性推理的逻辑基础在于高质量的结构化知识输入[11]。构建一个能精确反映业务意图、通信关系和动态约束的业务知识图谱，是后续推理链能够有效开展的前提。本方法采用多步骤的精细处理策略，从非结构化的自然语言中提取、整合并组织关键信息，形成一个形式化的、可计算的态势理解模型。

首先是对通信业务文本进行预处理与智能分块。鉴于业务描述的复杂性与嵌套性，需引入命名实体识别与依存句法分析对原始文本进行初步解析。采用窗口滑动与语义边界识别算法，将长篇业务描述拆解为逻辑连贯的语义块，如“行动主体 - 动作 - 客体”、“时空条件”、“阶段划分”等，为后续的深度抽取提供更清晰的语境单元。

核心的实体关系抽取与图谱构建过程，采用检索增强知识图谱技术 RAKG (Retrieval-Augmented Knowledge Graph)。RAKG 通过在抽取环节融合外部通信知识库(包括通信设备特性、行业标准等)的检索信息，增强 LLM (Large Language Model)对上下文的理解和判断能力。同时，针对同一实体在不同语境下的不同指称(如“核心节点”、“中心控制器”)，通过向量化表示与全局相似度计算进行实体消歧，确保图谱中实体指代的唯一性与准确性。

为构建有效的业务知识图谱，本文首先定义了一个形式化的领域本体，该本体模型为 RAKG 大模型的知识抽取提供了结构化的约束。核心实体类型与关系类型定义如表 1 所示。可采用基于 Pydantic 的结构化抽取方法，通过 Few-shot Prompting 引导大模型(如 DeepSeek)输出符合上述本体定义的 JSON-LD 格式数据，直接存入 Neo4j 图数据库。

Table 1. Core classes and relationships of ontology in the field of communication network planning

表 1. 通信网络规划领域本体核心类与关系

(a)		
实体类型	定义与示例	核心属性示例
通信节点	网络中的通信主体，如基站、指挥所、终端设备	节点 ID、位置坐标、通信能力、最大功率
通信链路	节点间的连接方式，如卫星链路、数据链、光缆	链路 ID、类型、带宽、时延、抗干扰等级
业务需求	通信服务应满足的要求，如指挥指令、态势共享	需求 ID、时延要求、带宽要求、可靠性要求
约束条件	环境或资源限制，如超视距、电磁静默、功率	约束 ID、类型、参数值
(b)		
关系类型	定义与示例	来源 - 目标实体
需要	节点执行任务所需的服务需求	通信节点 -> 业务需求
受限于	方案的生成受到特定条件的限制	通信节点/通信链路 -> 约束条件
提供	通信链路所能提供的性能	通信链路 -> 业务需求
关联	节点间的直接通信	通信节点 -> 通信节点

为支持动态规划，关键在于时序关系识别与动态知识图谱的构建。许多通信业务具有明确的阶段性和时序依赖性。通过语义角色标注和时间表达式识别，系统能主动识别和标注业务事件的先后序列、持续时间和可能的重叠。由此构建的时序知识图谱，为每一个关系或实体状态关联时间戳或阶段标签，使得知识图谱从静态快照演变为能反映业务时间线的“通信态势流”。在推理时，系统便能按阶段或时间点切分出不同的子图，分别进行对应的阶段性通信需求分析。此外，空间维度的约束是战场通信规划不

可忽视的一环。系统从文本中提取地理坐标、业务区域、平台轨迹等信息，并将这些空间数据转换为可计算的地理约束(如距离矩阵、视距计算、地形遮挡)。这些空间属性被作为节点或边的属性，与通信实体紧密融合。

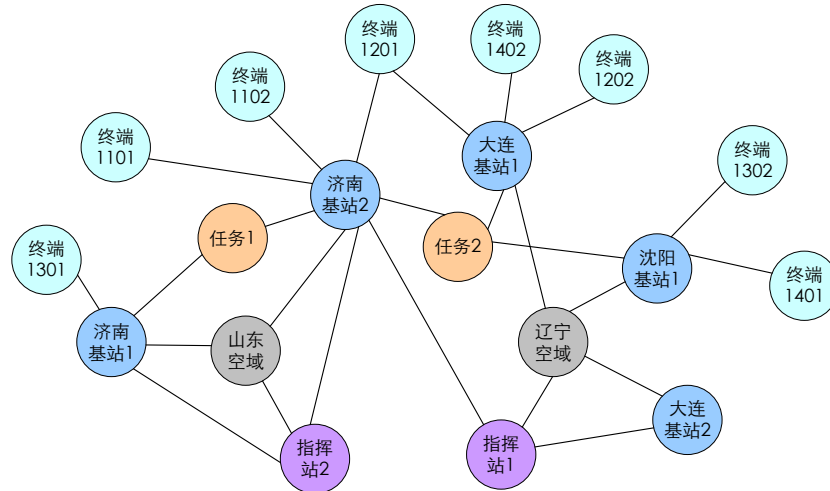


Figure 2. Construction of knowledge graph for communication network
图 2. 通信网络的知识图谱构建

最终，如图 2 所示，通过上述步骤构建的高质量任务知识图谱，不仅包含实体与静态关系，更集成了时间演化与空间分布信息，为一个动态的、多约束的军用通信网络规划问题提供了全面且结构化的态势理解模型，成为可解释推理链坚实的“事实库”。

3.3. 六步可解释规划推理链设计

推理链设计是实现从结构化知识到可信赖规划方案的核心机制。本文提出一套环环相扣的六步推理链，将复杂的规划问题分解为线性的、可解释的子任务，每一步都模拟人类专家的思考过程，其输出既是对规划者的透明化解释，也构成了方案生成的逻辑内核。

第一步：需求分解。推理链启动于对态势的深入剖析。系统从任务知识图谱中，不仅提取由“管理”、“协同”、“通连”等关系直接显式表达的通信需求，更运用图神经网络(GNN)等算法挖掘潜在的、隐式的逻辑需求。例如，若两个通信单元被识别为执行同一阶段下的子业务，即使文本未明确提及，GNN 也可能基于节点属性和邻域关系预测出它们之间存在数据共享的必要性。需求分解的结果，是将图谱中错综复杂的实体关系网络，转化为一份清晰、无歧义的通信需求清单，如“需求 R1：平台 A 向平台 B 发送高优先级别管理指令”和“需求 R2：平台 C 与平台 D 共享目标传感器数据”。

第二步：约束识别。需求清单定义了“需要什么”，而约束识别则回答“在什么条件下实现”。系统从知识图谱的实体属性、关系和空间-时序层中，系统性地提取四维约束：平台约束(如平台搭载的通信接口类型、功率限制)、环境约束(如传输距离、电磁干扰、地形)、业务约束(如业务类型、优先级、时延和带宽要求)以及安全约束(如抗干扰、低截获、加密等级)。例如，从“终端”节点的属性中提取出“最大通信数量”，从“基站-终端”边的空间属性中计算出“距离超过 200 公里”，从“管理”关系中推断出“业务需求：低延迟、高可靠”。这些多维的非线性约束被显式地列举出来，共同定义了规划问题的解空间边界。

第三步：技术匹配。在既定需求和约束下，系统需为每个通信需求匹配合适的通信技术或数据链。

方法是将通信规则库(如“超视距管理首选卫星通信”、“视距内高带宽协同首选 IFDL”)进行向量化处理,形成一条条可检索的知识片段。对于每个待匹配的需求-约束组合,系统在向量库中进行相似性检索,找出与当前约束组合最匹配的若干技术规则。这一过程不再是简单的查表,而是基于语义相似度的灵活匹配,允许系统处理规则库中未明确涵盖的特殊约束组合。匹配结果是一系列可能的候选技术及其适用性评分,为后续决策提供基础选项。

第四步:冲突消解。多个需求的技术匹配结果往往相互交织,产生资源、物理或性能上的冲突。例如,为两个需求分别匹配了卫星通信,但可用卫星信道资源不足;或是一个需求的匹配方案(如使用低功率隐蔽通信)会影响到另一个需求的高带宽传输。冲突消解是推理链中最具研判意味的一环,它模拟专家的权衡决策。系统建立多约束目标的权衡决策模型:基于加权约束满足问题的形式化模型,可基于预先定义的权重(如优先保证管理链路的可靠性,其次考虑数据链带宽)进行数值优化,或运用决策理论进行偏好排序。这一步骤会生成详细的权衡说明,记录“A方案因B冲突被舍弃,选择C方案的理由是D”,构成了可解释性的核心内容。具体方法为:

将冲突消解问题定义为一个加权约束满足问题(WCSP)。设从“需求分解”和“技术匹配”步骤产生的候选方案集合为 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$, 每个方案 s_i 包含一组技术参数(如链路选择、功率、时隙)。定义约束集 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$, 包括:资源约束(c_{res}),如卫星总信道数 < 10 ;性能约束(c_{pref}),如指挥链路端到端时延 ≤ 100 ms;兼容性约束(c_{comp}),如设备 X 与设备 Y 不能同时工作在相邻频段。

针对上述方案集和约束集进行目标优化的计算,找到满足所有约束,并使总加权违反度最小的方案 s^* 。其形式化模型如下:

$$\min_{s \in S} \sum_{j=1}^n w_j \cdot 1_{s \neq c_j} \quad (1)$$

期中, w_j 是约束 c_j 的权重,根据业务优先级预先设定(例如,指挥链路时延约束的权重远高于数据共享链路)。1 是指示函数,当方案 s 不满足约束 c_j 时取 1,否则为 0。求解时采用分支定界搜索算法,或使用基于启发式的局部搜索算法(如模拟退火)快速逼近最优解。对于无法满足的软约束,系统会记录其违反度及权衡理由,如“为满足 R_1 的超视距指挥链路(约束 c_1),必须牺牲 R_2 的数据链带宽(约束 c_2),因为 $w_1 > w_2$,从而产生最终的可解释性报告。

第五步:方案生成。经过冲突消解后,得到的是一个内在一致且可行的通信技术分配计划。方案生成模块将此计划转化为可直接执行的结构化输出。这包括生成网络拓扑图、为每个平台分配具体的通信设备/链路配置(如“Alpha 基站:配备 UHF 卫星通信终端 1 部,Link-16 终端 2 部”)、制定时隙分配计划、频率规划、甚至路由策略。最终,输出一份标准化的网络配置表,便于工程人员直接系统配置。

第六步:自我校验。为确保规划过程的闭环与可靠性,推理链的最后一步进行自我验证。系统将生成的方案与最初的业务知识图谱进行回溯比对,采用脚本化检查校验每个原始需求(包括显式和隐式)是否都得到了满足。同时,基于通信模型对关键性能指标(如端到端延迟、链路接通率、冗余度)进行快速理论评估。校验结果将生成一份简明扼要的评估报告,列出方案的满足度、优势指标和潜在的“风险点”(如“卫星链路可能受降雨衰减影响”)。

这六个步骤构成了从理解到生成再到验证的完整闭环,每一步的输出都具有明确语义,共同构成了一份逻辑严谨、事实清晰、决策透明的可解释报告,让“黑箱”决策过程彻底白盒化。

思维链(CoT)提示模板是实现“过程可解释”算法的核心载体。本文设计了一个结构化的、模块化的提示模板,它动态地融合了知识图谱的查询结果。下面给出一个融合 CoT 与知识图谱(KG)的提示模板设计示例,这个模板的设计使得每一步的 input 都明确来自上一步的输出或图谱查询结果,每一步的 analysis

是逻辑推导，conclusion 是结构化输出，完美体现了过程的可追溯性。

该六步提示模板具体组成为：

[角色设定]

你是一位资深的通信网络规划专家。你将严格遵循以下六步思维链进行推理。

[上下文输入：动态填充的 KG 子图]

以下是当前规划任务的任务知识图谱子图，它揭示了实体及其关系：

{此处由 Cypher 查询 `Neo4j` 数据库得到相关子图，格式化为文本描述}

[指令步骤]

第一步：需求分解

- 基于上述图谱，请识别并列所有核心通信需求(R1, R2...)，请引用图谱中的具体节点和关系。
- 图谱信息示例：<节点 ID: node1, 类型: 指挥所>-[需要]-><节点 ID: req1, 类型: 业务需求, 属性: {时延: 100 ms}>。

第二步：约束识别

- 根据各节点属性(如位置、功率)和关系(如距离)，请识别出所有约束条件(C1, C2...)。
- 例如：从节点 ‘node1’ 和 ‘node2’ 的空间属性可计算出距离超过 500 km，形成约束 C1 = {类型: 超视距, 影响: 链路选择}。

...(以此类推，直到第六步)

第六步：自我校验

- 请回溯检查生成的最终方案是否满足第一步中识别的所有需求。
- 如果某个需求未被满足，请明确指出是哪个约束或冲突导致了该结果的妥协。

[输出格式要求]

请严格按照 JSON 格式输出你的思考过程，包含 ‘step_name’，‘input’，‘analysis’，‘conclusion’ 等字段，以便系统自动解析并生成可解释性报告。

3.4. 基于多智能体协同的分布式推理

本文借鉴知识、认知、反应多智能体框架 KARMA (Knowledge Augmentation via Reasoning with Multiple Agents)思想，将六步推理链中的关键步骤分配给多个专门化的智能体协同完成。具体而言，可以设计：需求分析智能体(负责需求分解与逻辑推理)、约束挖掘智能体、规则检索智能体、冲突调解智能体、方案合成智能体以及校验审计智能体。各智能体可以基于不同或相同的后端模型(如专项调优的中小模型)构建，各自专注于特定子任务，通过预定义的通信协议和共享记忆(如黑板模型)进行信息交换与协同。例如，需求分析智能体完成其任务后，将需求清单发布到共享空间，约束挖掘和规则检索智能体则并行工作，将结果提交给冲突调解智能体进行仲裁。

多智能体模式的优势，其一是专业化，各智能体可针对其任务进行深度优化，例如，规则检索智能体可专门对接向量化通信规则库，实现高效精准的语义检索；其二是鲁棒性，系统中部分智能体的异常或失效，不影响其他环节的基本运行，且可通过多智能体间的辩论或协商机制，提升决策的稳健性；其三是有利于可解释性审计，每个智能体的决策过程和对话实录即为天然的分模块解释，更便于溯源。

4. 结论与展望

本文方法的核心在于将传统“黑箱”式的端到端规划过程，革新为一套具备显式逻辑链条、可追溯、可验证的分步推理范式。基于检索资料中的典型案例，该方法首先通过先进的自然语言处理和知识图谱构建技术，将通信业务描述，转换为一个蕴含实体、关系、属性与时序信息的动态业务知识图谱。其后，引入基于 CoT 模板的规划推理智能体，引导系统执行从需求分解、约束识别、技术匹配到冲突消解与自我校验的六步推理。每一步推理都有清晰的知识来源(如从图谱中检索出的子图、从向量化规则库中匹配的候选技术)和逻辑判断，最终输出不仅是一份网络配置方案，更附有一份详细的“推理报告”。

该方法能够为解决人工智能在高可靠性决策场景中的“可信度瓶颈”提供可行路径。通过提升规划的透明度和可追溯性,该方法不仅能辅助规划人员更快、更优地生成方案,更重要的是,它能作为连接管理意图与技术实现的可信桥梁,增强了人机协同的信任基础,对于推动智能化技术在通信领域的深度、可靠应用具有实质意义。为使其迈向实际部署与应用深化,后续工作可聚焦以下轻量化部署适配边缘计算平台、领域知识库的持续增量学习、跨平台联合规划的扩展应用以及可解释性评估体系的标准化这四个具体方向展开。

参考文献

- [1] 王亚坤, 方勇, 陈天柱, 等. 智能化战争中大模型决策支持技术运用的相关思考[J]. 无人系统技术, 2026, 9(2): 1-13.
- [2] 申舒亦, 王一帆, 卜凡亮. 基于时序知识图谱推理的网络极端化风险行为预警研究[J]. 情报杂志, 2026, 45(4): 40-48.
- [3] Ji, S., Pan, S., Cambria, E., Marttinen, P. and Yu, P.S. (2022) A Survey on Knowledge Graphs: Representation, Acquisition, and Applications. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, **33**, 494-514. <https://doi.org/10.1109/tnnls.2021.3070843>
- [4] Selvaraju, R.R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D. and Batra, D. (2017) Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization. 2017 *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Venice, 22-29 October 2017, 618-626. <https://doi.org/10.1109/iccv.2017.74>
- [5] Barredo Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., et al. (2020) Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, Taxonomies, Opportunities and Challenges toward Responsible AI. *Information Fusion*, **58**, 82-115. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>
- [6] Mueller, S.T., Hoffman, R.R., Clancey, W., Emrey, A. and Klein, G. (2019) Explanation in Human-AI Systems: A Literature Meta-Review, Synopsis of Key Ideas and Publications, and Bibliography for Explainable AI. arXiv: 1902.01876.
- [7] Lipton, Z.C. (2018) The Mythos of Model Interpretability: In Machine Learning, the Concept of Interpretability Is Both Important and Slippery. *Queue*, **16**, 31-57. <https://doi.org/10.1145/3236386.3241340>
- [8] Doshi-Velez, F. and Kim, B. (2017) Towards A Rigorous Science of Interpretable Machine Learning. arXiv: 1702.08608.
- [9] Gunning, D., Stefik, M., Choi, J., Miller, T., Stumpf, S. and Yang, G. (2019) XAI—Explainable Artificial Intelligence. *Science Robotics*, **4**, eaay7120. <https://doi.org/10.1126/scirobotics.aay7120>
- [10] Tjoa, E. and Guan, C. (2021) A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI): Toward Medical Xai. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, **32**, 4793-4813. <https://doi.org/10.1109/tnnls.2020.3027314>
- [11] Zhang, Z., Cui, P. and Zhu, W. (2022) Deep Learning on Graphs: A Survey. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, **34**, 249-270. <https://doi.org/10.1109/tkde.2020.2981333>