



研究与开发

基于预训练大模型的业务流程实体与关系的自动提取和评估

万向¹, 李杉², 刘泽三², 张彬³, 佟帅辰³, 苟艺¹, 赵淑曼¹

(1. 四川中电启明星信息技术有限公司, 四川 成都 610213;

2. 国网信息通信产业集团有限公司, 北京 100052;

3. 国网辽宁省电力有限公司电力科学研究院, 辽宁 沈阳 110001)

摘要: 在数字化转型背景下, 精准建模电力行业业务流程对实现智能运营与标准化管理具有重要意义。为此, 提出了一种面向电力工作流程标准化的领域自适应语言模型 ElecBPM-LoRA。该模型通过引入低秩微调 (low-rank adaptation, LoRA) 技术与结构化提示词机制, 能够将自然语言准确转化为结构化语句, 并自动生成符合 BPMN 2.0 规范的业务流程图。实验表明, ElecBPM-LoRA 在电力行业流程要素的识别任务中的表现均优于目前主流大语言模型, 且在流程结构建模的完整性与语义一致性方面表现出显著优势, 为关键基础设施领域的流程自动化与标准化建模提供了可靠支撑。

关键词: 大语言模型; 业务流程建模; 中文文本处理; 自动化建模; 低秩微调; 提示词工程

中图分类号: TP311.52

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2026031

Automated extraction and evaluation of business process entities and relations via pre-trained models

Wan Xiang¹, Li Shan², Liu Zesan², Zhang Bin³, Tong Shuaichen³, Gou Yi¹, Zhao Shuman¹

1. Aostar Information Technologies Co., Ltd., Chengdu 610213, China

2. State Grid Information and Communication Industry Group Corporation, Beijing 100052, China

3. Electric Power Science Research Institute, State Grid Liaoning Electric Power Co., Ltd., Shenyang 110001, China

Abstract: In the context of digital transformation, accurate modeling of power industry business processes is considered crucial for achieving intelligent operation and standardized management. To this end, a domain-adaptive language model named ElecBPM-LoRA was proposed for power workflow standardization. By incorporating low-rank adaptation (LoRA) and a structured prompting mechanism, the model was enabled to accurately transform natural language into structured statements and automatically generate business process diagrams compliant with the BPMN 2.0

收稿日期: 2025-06-03; 修回日期: 2025-11-04

通信作者: 李杉, 1132102358@qq.com

基金项目: 国家电网公司科技创新项目“作业流程与标准的数字化融合技术研究与应用”(No.5700-202319836A-4-2-KJ)

Foundation Item: State Grid Corporation of China's Scientific and Technological Innovation (No.5700-202319836A-4-2-KJ)



specification. Experimental results demonstrate that ElecBPM-LoRA outperforms mainstream large language models in identifying power industry process elements, and exhibits significant advantages in the completeness of process structure modeling and semantic consistency. The proposed approach provides reliable support for process automation and standardized modeling in the field of critical infrastructure.

Key words: large language model, BPM, Chinese text processing, automatic modeling, LoRA, prompt engineering

0 引言

业务流程管理 (business process management, BPM) 作为提升组织运营效率与管理效能的重要手段, 在企业、政府机构及科研组织中被广泛应用, 已成为推动数字化转型的重要机制之一。然而, 实际业务流程常以非结构化文本形式存在, 表现出高度的复杂性与多样性, 这给流程的自动识别、建模与优化带来了挑战。

随着自然语言处理 (natural language processing, NLP) 技术的持续发展, 从文本中自动抽取流程信息并生成标准化流程模型逐渐成为可能。此类方法不仅降低了人工建模成本, 也提高了建模过程的效率与一致性^[1]。然而, 中文流程文本普遍存在语法灵活、语义歧义性强、领域术语密集以及隐含逻辑复杂等特点^[2], 使得面向中文的自动化流程建模仍面临诸多技术瓶颈。目前, 相关研究多聚焦英文语境, 针对中文建模的系统化研究仍较为缺乏。

近年来, 预训练大语言模型 (large language model, LLM) 的兴起为中文流程建模提供了新契机。LLM 具备强大的上下文理解与语言生成能力, 已广泛应用于信息抽取、问答系统与文本生成等任务。借助 LLM, 有望构建一套面向中文业务流程建模的高效框架, 自动识别流程中的关键实体与关系, 并生成符合 BPMN 2.0 规范的标准流程图, 从而为流程标准化与智能化奠定坚实基础。

基于上述背景, 本文面向电力行业提出一种中文业务流程建模与可视化方法框架。作为关键

基础设施领域, 电力行业的业务流程具有高度的专业性、规范性与跨系统协同性, 其文本描述形式多样, 对结构化建模提出了更高要求。为此, 本文构建了基于 Qwen 架构的 ElecBPM-LoRA 模型, 以 Qwen3-32B 作为基座模型, 并引入 LoRA (low-rank adaptation, 低秩微调) 方法进行参数高效微调, 以增强模型对电力领域术语与流程逻辑的理解能力, 同时降低训练与部署成本。进一步结合结构化提示词工程, 引导模型精准抽取流程关键要素, 并生成符合 BPMN 2.0 标准的流程图。该方法为电力行业流程建模的标准化、智能化提供了可行的路径与技术支撑。

1 相关工作

BPM 旨在提升组织的流程效率与管理水平, 涵盖流程的建模、执行、监控与优化^[3-4]。其中, 业务流程规范作为 BPM 的关键组成部分, 能够确保流程执行的标准性与可重复性^[3,5]。然而, 传统依赖人工编写流程规范的方法效率低、易出错, 难以应对复杂、跨部门场景下的高频更新需求。

为实现流程建模的自动化, 多种技术路径被提出。例如, 模板匹配方法 (如 Sterling B2B Integrator) 依赖预定义结构, 适用于重复性任务, 但灵活性有限^[6]; 流程挖掘技术通过业务日志构建流程模型, 但在结构松散或数据缺失的情况下效果不佳, 难以应用于电力系统等高复杂度行业^[7]; NLP 方法, 如 CoreNLP^[8]、OpenNLP^[9]、NLTK^[10] 等通过语义角色标注、词义消歧、指代消解等技术实现流程要素抽取, 有效解析了业务流程描述中的复杂语义关系。然而, 面对电力系

统等特定领域的专业术语与复杂语境，标准 NLP 系统往往力不从心^[11]。

LLM 的兴起为流程建模开辟了新路径，例如，BioGPT^[12]、Legal-BERT^[13]、FinGPT^[14]等模型分别在医学、法律、金融等领域中，通过领域语料微调实现对专业术语与复杂任务的深度适应，显著提升了问答、推理与信息抽取等能力。然而，针对电力行业文本的建模研究起步较晚，相关工作仍较为缺乏。相较于其他行业，电力业务流程更加复杂，常涉及多层嵌套结构与跨部门协同，对流程建模提出了更高的技术门槛。同时，电力行业文档语义丰富、术语专用性强，流程表达形式多样，给语言模型的理解与生成带来较大挑战。此外，电力领域数据具有较强的安全与保密属性，这也限制了大规模高质量语料的获取，进一步增加了模型训练与迁移的难度。

本文旨在弥补电力行业在流程建模与标准化表达方面的技术空白。电力行业的复杂性要求语言模型不仅能够处理行业特有的复杂术语和标准化流程，还需要具备跨层次嵌套结构的建模能力。现有研究大多未能深入探讨如何构建能够理解和生成电力行业业务流程的智能模型，尤其是在复杂业务流程系统地建模与标准化表达方面，技术尚不成熟。因此，本文提出了一种针对电力行业定制化的大语言模型 ElecBPM-LoRA，旨在解决该领域在流程建模中的技术难题。该模型融合了电力行业的大规模语料与专业知识体系，在 Qwen 架构下实现针对业务流程建模任务的深度适配。借助 LoRA 技术实现高效微调，结合结构化提示词设计，有效提升了模型在中文业务流程文本中抽取实体、识别关系与生成 BPMN 2.0 流程图的能力。相较通用 LLM，ElecBPM-LoRA 模型更能精准捕捉电力领域专属语义与流程逻辑结构，为复杂流程的自动建模与智能管理提供了更具实用性的解决方案。

2 方法

2.1 微调

本研究构建的电力行业大语言模型以 Qwen3-32B 作为基座模型。Qwen3-32B 模型遵循自回归解码范式，由 64 层 Transformer 解码器堆叠而成，每层依次包含自注意力子层与前馈子层，并配以残差连接和层归一化。自注意力机制用于捕捉全局依赖，前馈网络负责非线性映射与特征扩展，而层归一化与残差连接共同加速收敛，并奠定了模型的强语义表示能力和下游适配性。Qwen3-32B 模型整体架构如图 1 所示。与传统 Transformer 不同，Qwen3-32B 采用了层前归一化设计，即在每个子层（自注意力和前馈网络）之前应用层归一化，而不是之后。这种设计有助于稳定深层网络的训练过程。为实现模型对电力行业业务语义与标准化流程任务的深度融合，本文在 Qwen3-32B 基座模型上引入了微调机制。

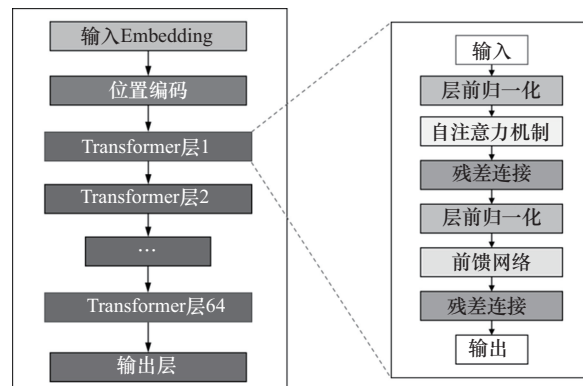


图1 Qwen3-32B 模型架构

微调阶段模型训练过程如图 2 所示。微调阶段侧重于对从标准化文本描述到流程生成的映射进行建模。此阶段的数据主要来自电力行业的标准化业务流程文本，涵盖各种任务类型，如电网操作流程、设备维护工作流程和法规遵从性流程。原始数据集由两部分组成：（1）输入端，包括包含标准操作程序详细描述原始长格式流程文本；（2）输出端，包括代表标准化流程逻辑的



相应PiperFlow语句，该语句可在程序中解析并转换为BPMN 2.0图形模型。服务请求标准流程示例如图3所示。

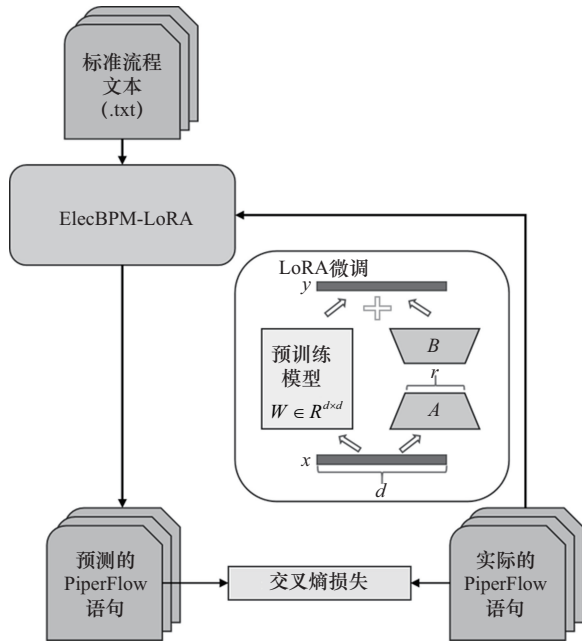


图2 微调阶段模型训练过程

在模型参数微调过程中，考虑到全参数微调所需的计算资源和存储空间的开销较高，本研究采用参数高效微调（parameter-efficient fine-tuning, PEFT）策略。目前主流的参数高效微调方法主要有以下3类：（1）适配器微调（adapter tuning）。该方法通过在模型中插入额外的适配器层，仅对这些插入部分的参数进行更新。虽然能够显著降低训练开销，但增加了额外参数，会导致推理延迟增加。（2）前缀微调（prefix-tuning）。该方法将一段可学习的虚拟指令（token）作为前缀拼接于输入序列，训练过程中优化该前缀向量。其不足之处在于会占用固定序列长度，从而影响模型对长文本上下文的建模能力。（3）P-Tuning v2。该方法借鉴了前缀微调的思路，进一步在模型的多个层同时注入可学习的提示向量，并引入多任务学习策略以提升泛化能力。尽管如此，其训练与部署仍面临较高资源开销问题。

综合对比上述PEFT策略，本研究选用LoRA

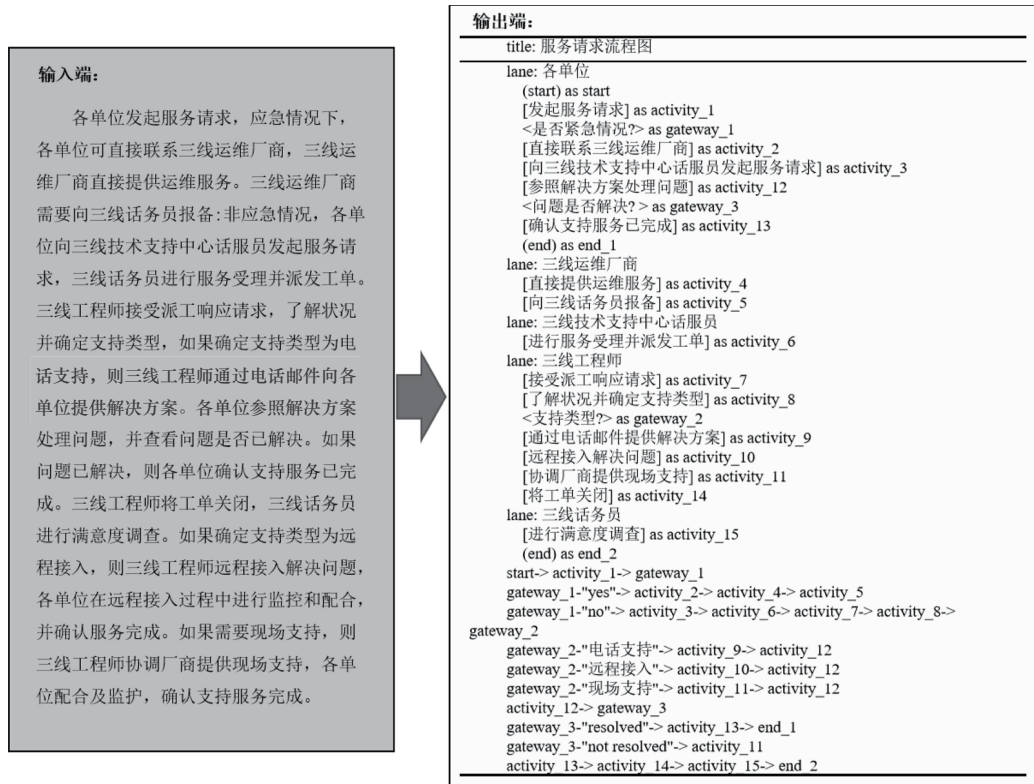


图3 服务请求标准流程示例

作为参数微调方法。LoRa 架构与全参数微调架构的区别如图 4 所示。LoRA 架构通过在注意力机制的投影层引入低秩增量 A 、 B ，仅需要训练极少量可学习参数即可获得与全参数微调近似的效果。在该方法中，待微调的参数量从原来 ΔW 的 $d \times d$ ，变成了 B 和 A 的 $2rd$ ；同时，在推理阶段可将 A 、 B 与冻结权重合并，不引入额外推理时延。相较于适配器微调与前缀微调，LoRA 不增加模型前向路径的计算负担，也不占用输入序列的有效长度；与 P-Tuning v2 相比，LoRA 训练更快、显存占用更低，尤其适合本研究面向小样本的流程文本建模任务。因此，本文基于 Qwen 3-32B 模型，引入 LoRA 进行轻量化微调，为电力行业复杂标准化流程的智能建模与语义生成提供高效、易部署的技术支撑方案。

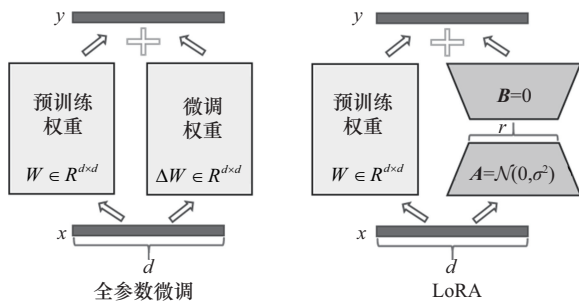


图 4 LoRa 架构与全参数微调架构的区别

如图 2 所示，LoRA 通过在 Qwen 3-32B 基座模型的注意力机制中插入可训练的低秩矩阵，有效实现对下游任务的轻量级适配。在传统自注意力机制中，查询 (query) 和键/值 (key/value) 通过线性映射获得注意力权重和表示输出，而 LoRA 针对这类线性变换提出了参数高效替代方案。具体而言，在注意力权重矩阵中引入了 2 个低秩矩阵 $A \in R^{d \times r}$ 和 $B \in R^{r \times k}$ 。其中， $r < d$ 。仅对 A 和 B 进行训练，其余参数保持冻结状态。此结构的参数更新形式为：

$$W' = W + \Delta W = W + AB \quad (1)$$

其中， W 表示原始预训练权重， ΔW 为低秩增量

矩阵。

设置适中的秩值 (如 $r=8, 16$)，在保证模型推理效率的同时，实现了对行业任务的有效适配。在本研究中，LoRA 仅被注入注意力模块中的查询和值投影矩阵，以进一步降低计算开销并保持部署的轻量化。

2.2 提示词设计方法

提示词工程 (prompt engineering) 是一种通过设计和优化输入提示，引导 LLM 生成目标输出的关键技术，有助于提升生成结果的准确性、相关性，已成为高效利用 LLM 完成各类任务的核心能力。

从理论上讲，提示词工程的核心作用可形式化为对输入-输出映射函数的调控过程。设 f 表示一个可学习的函数，输入 x 为输入部分，输出 y 为目标标签，二者之间存在映射关系 $y=f(x)$ 。在大语言模型的通用监督学习框架中，输入通常表示为一个有序序列 $x=\{x_1, x_2, \dots, x_t\}$ ，输出为待预测序列 $y=\{x_{t+1}, x_{t+2}, \dots, x_T\}$ 。此时，大模型生成任务可等价表述为：

$$\{x_{t+1}, x_{t+2}, \dots, x_T\} = f(x_1, x_2, \dots, x_t, \text{prompt}) \quad (2)$$

其中，prompt 表示附加在输入序列中的提示性信息，用于明确任务目标或引导模型关注特定上下文，从而提升输出的相关性与准确性。

此时，函数 f 为 LLM，其参数在推理阶段通常保持冻结状态，通过构造合理的 prompt 实现对输出行为的调控与优化。

2.2.1 无关信息过滤机制

在实际电力业务场景中，自然语言文本往往夹杂大量冗余或无关信息，这些信息虽具有一定的背景参考价值，但并不直接构成流程步骤。若不加以处理，易导致流程图结构冗余、逻辑紊乱，甚至引入非流程性节点，严重影响后续建图的准确性与清晰度。为此，本研究在提示词设计中引入了一种无关信息过滤机制，通过对非流程性内容进行类型划分，并嵌入提示词模板，引导



模型在结构抽取前完成语义净化与信息筛选。具体而言,非流程性信息被归纳为以下4类。

(1) 介绍性语句。主要用于说明组织职能、部门职责或业务目标,虽具背景意义,但不构成具体流程动作。

例如:“维护团队的任务是确保电网设备的安全运行,进行定期维护和检查,保证电力供应的连续性。”

(2) 活动目标或结果描述。用于说明流程目标或结果成效,属于对流程的总结性评价,不具备流程动作属性。

例如:“省计量中心旨在通过先进的校准技术提高仪器的准确性。”

(3) 示例性信息。用于解释说明的辅助信息,但不属于流程主体。

例如:“例如,可以记录‘超过功率限制×××千瓦时’。”

(4) 外部引用信息。引用其他标准、文件或政策的信息。

例如:“根据国家电网公司《架空输电线路技术标准》的相关要求……”

因此,本研究在构建提示词模板时,明确列出需排除的信息类型,并配合少量示例,指导模型在结构抽取前完成预处理任务。ElecBPM-LoRA模型在接收到该类提示词后,自动识别并过滤上述4类无关语句,确保模型输入内容专注于流程行为。

2.2.2 PipeFlow 语句提示词设计

在完成对原始流程文本的无关信息过滤后,本研究进一步构建了满足BPMN建图任务的PipeFlow语句提示词模板,以引导ElecBPM-LoRA模型将自然语言流程描述高质量地转换为结构化的流程表达。提示词设计遵循明确任务操作、详细指导任务等原则,同时融合小样本学习策略与分隔符机制,以提升模型的泛化能力与准确性。

(1) 明确任务操作。

在提示词设计的起始部分,本研究明确指示了模型的具体任务名称及操作流程,以确保其正确理解目标任务。明确任务操作提示词示例如图5所示。

(2) 任务详细指导。

在任务说明基础上,提示词还需提供明确的结构生成规范,以便模型按照标准格式完成建图任务。为此,本文提炼并在提示中列出13条PipeFlow语法生成规则,用于约束模型的语法构造与逻辑结构。任务详细指导提示词示例如图6所示。

(3) 融入小样本学习策略。

为提升大模型对任务结构与语义关系的理解能力,本研究在提示词中融入了小样本学习策略,借助典型示例对模型进行高效引导。融入小样本学习策略提示词示例如图7所示。

(4) 运用分割符。

为进一步增强模型对输入结构的解析能力,本文在提示词设计中引入了结构化分隔符机制。通过使用清晰统一的标识符(如“###”)对不同

```
### 我将提供给你新的[中文文本描述],请根据上下文中提供的规则、示例,按照下述步骤认真完成
[PiperFlow 语法]文本生成。###
### 转化步骤: ###
(1) 从[中文文本描述]中,提取出BPMN 2.0 元素(如泳道、事件、活动、网关、顺序流等);
(2) 将提取后的元素形成元素列表;
(3) 按照规则,形成[中文文本描述]的[PiperFlow 语法]文本;
(4) 对照上述示例,仔细检查你生成的[PiperFlow 语法]文本,分析是否有逻辑和语法错误;
(5) 对照上述示例,确保每个元素之间的连接顺畅,调整活动和网关的连接,以确保整个流程的连贯性;
(6) 对照上述示例,简化流程图,确保每个步骤都清晰且没有冗余连接;
(7) 确认无误后,输出[PiperFlow 语法]文本的最终版本。
```

图5 明确任务操作提示词示例

```

### 请你仔细阅读下面的文字描述和规则。 ###
### 规则: ###
1. 第一行必须包含 "title"一词。
2. colourtheme:BLUEMOUNTAIN为默认
3. 开始事件用 (start) 表示, 如 (start) 表示 start1。
4. 结束事件用 (end) 表示, 如 (end) 表示 end1。
5. 任务用 [] 表示, 如 [任务1] 表示 activity_1。
6. 专属网关用 <> 表示, 条件在 <> 内, 如 <> 表示 gateway_1。
7. 并行网关用 <@parallel> 表示, 如 <@parallel> 表示 gateway_2。
8. 每个分支网关之后都应有一个相应的结束网关。
9. 为所有元素 (包括事件、任务和网关) 分配一个唯一的 ID, 如activity_1、activity_2、gateway_1、gateway_2 等。
10. 根据执行元素的参与者, 将元素分组到对应的泳道中。
11. 每个泳道名称必须唯一且只出现一次, 未命名的单个泳道除外。每条泳道必须至少包含一个元素。
12. 使用"->"连接通道中的事件。
13. 对于条件网关, 可注释条件, 如 gateway_4-"condition"->activity_6->gateway_4_end。

```

图6 任务详细指导提示词示例

```

### 下面是基于上述规则, 将[中文文本描述]转换成[PiperFlow 语法]文本的示例。 ###
### [中文文本描述] ###
客户带来一台有缺陷的计算机, CRS会检查缺陷并提供计算的维修成本。如果费用可以接受, 则继续执行流程; 否则, 计算机将被退回, 不予维修。维修包括两项以任意顺序执行的活动: 硬件检查和维修软件检查和配置。每项活动之后都要进行系统功能测试。如果检测到错误, 则执行另一项维修活动; 否则, 维修结束。
### [PiperFlow 语法]文本 ###
title: 计算机维修流程图
colourtheme: BLUEMOUNTAIN
lane: 客户
  (start) as start
  [带来一台有缺陷的计算机] as activity_9
  [带走她的计算机] as activity_4
  <> as gateway_1_end
  [执行两项活动] as activity_12
  [第一项活动是检查硬件] as activity_13
  [第一项活动是修复硬件] as activity_14
  [第二项活动是检查软件] as activity_15
  [第二项活动是配置软件] as activity_16
  [进行系统功能测试] as activity_17
  <检出错误?> as gateway_5
  [执行另一个任意修复活动] as activity_7
  [维修结束] as activity_8
  <> as gateway_5_end
  (end) as end
lane: CRS
  [检查缺陷] as activity_10
  [提供计算的维修成本] as activity_11
  <费用可以接收?> as gateway_1
  [继续执行流程] as activity_3

start->activity_9->activity_10->activity_11->gateway_1
gateway_1-"是"->activity_3->gateway_1_end
gateway_1-"否"->activity_4->gateway_1_end gateway_1_end->activity_12->activity_13->activity_14->activity_15->activity_16->activity_17->gateway_5
gateway_5-"是"->activity_7->gateway_5_end
gateway_5-"否"->activity_8->gateway_5_end
gateway_5_end->end

```

图7 融入小样本学习策略提示词示例

组成部分 (包括任务描述、规则说明、示例内容、输出指令) 进行区隔, 确保模型能够准确识别任务边界与生成要求。此外, 为保障生成结果的格式

一致性与后续自动处理的便利性, 提示词最后设置了标准输出引导语句, 引导模型专注于输出结构化内容。含分隔符的提示词设计示例如图8所示。

```

### 仔细读完上述所有内容、规则、示例和指令, 仅输出符合 PiperFlow 语法的完整流程文本: ###

```

图8 含分隔符的提示词设计示例



3 实验与分析

3.1 数据集

本研究所使用的数据集来源于国家电网，涵盖电力行业权威的技术与规范性业务流程文件，内容覆盖设备运维、调度控制、应急处置、巡检检修等多个典型场景。这些文档以操作规程、技术手册和标准规范等形式呈现，具备高度结构化和专业性，适合作为流程建模任务的数据基础。

在训练阶段，本研究基于电力流程文件构建了3 000个“电力流程文本—PiperFlow语句”的样本对，用于对ElecBPM-LoRA模型进行LoRA微调。同时，选取电力行业中具有代表性的93份技术与规范性文件作为测试集，用于评估所提模型及多个对比模型在真实电力业务语境下的流程图自动构建性能与泛化能力。

3.2 实验设置

实验基于PyTorch 2.0.1和CUDA 12.1环境开展，模型架构设计与训练过程均在该环境下实现。硬件配置与实验参数设置见表1。训练过程中使用了Adam优化器，并使用多GPU并行策略以加速模型训练。此外，还引入了学习率调度、梯度累积与正则化技术，以提升模型稳定性，缓解过拟合问题，并增强其泛化能力。

表1 硬件配置与实验参数设置

项目		配置/数值
硬件配置	CPU	AMD EPYC 7R32 64-Core Processor
	GPU	8 NVIDIA A800 Tensor Core GPUs
实验参数	训练轮数	2
	批量大小	16
	学习率	1×10^{-5}

3.3 评价指标

为了全面评估模型在自然语言文本自动生成BPMN图任务中的整体性能，对ElecBPM-LoRA模型生成的BPMN图中3个关键要素——泳道(L)、节点(N)和网关(G)的识别准确性进行了对

比分析。在BPMN2.0图中，泳道用于表示流程中涉及的不同角色或组织单元；节点是流程的基本构件，涵盖了任务、事件与子流程等核心元素；网关是控制流程分支与汇合的关键节点。采用精确率(Precision)、召回率(Recall)、F1分数(F1-score)评估模型在不同流程元素上的表现，这些评估指标的数学表达式分别为：

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (3)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (4)$$

$$\text{F1} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (5)$$

其中，TP表示待测目标被正确检测的数量，FP表示非待检目标被视为正确的检测数量，FN为检测错误的负样本数量。

3.4 实验结果与分析

本文使用电力行业业务流程数据集对ElecBPM-LoRA模型进行评估，并通过对比实验分析不同LLM在电力领域自然语言文本自动生成BPMN 2.0流程图任务中的表现。实验涵盖多个主流模型，包括DeepSeek-R1^[15]、OpenAI o3^[16]、Seed 1.5-VL^[17]、文心一言、豆包，并与本文提出的ElecBPM-LoRA模型进行全面对比。实验结果包含定量评估和可视化结果展示。

3.4.1 性能评估

各类模型在生成泳道、节点和网关元素的性能比较见表2、表3、表4。从整体性能来看，本文提出的ElecBPM-LoRA表现出最佳性能，在3个流程构建维度上均优于对比模型，展现出优秀的流程结构构建能力与语义理解能力。具体而言，ElecBPM-LoRA在识别泳道上达到了0.936 5的F1值，相比DeepSeek-R1、OpenAI o3和Seed 1.5-VL分别提高4.7%、1.3%与2.4%，比文心一言与豆包高出了13.6%和20.3%。在节点识别任务中，ElecBPM-LoRA的F1值为0.897 6，相较于DeepSeek-R1、OpenAI o3和Seed 1.5-VL分别提升9.1%、3.1%与6.5%，对比文心

一言和豆包更是提升了 14.6%和 19.6%；而在网关识别任务中，ElecBPM-LoRA的 F1 值为 0.905 2，分别比 DeepSeek-R1、OpenAI o3 和 Seed 1.5-VL 提升 10.3%、4.9%与 6.0%，较文心一言和豆包提升则达 16.6%和 21.4%，充分体现了 ElecBPM-LoRA 在电力流程泳道、节点和网关识别中的综合性能优势。

表 2 各类模型在生成泳道的性能比较

模型	召回率	精确率	F1 值
DeepSeek-R1	0.842 4	0.897 4	0.889 8
OpenAI o3	0.885 7	0.948 1	0.923 2
Seed 1.5-VL	0.873 5	0.934 5	0.912 4
文心一言	0.745 6	0.864 3	0.800 3
豆包	0.668 9	0.813 5	0.733 2
ElecBPM-LoRA	0.916 8	0.961 2	0.936 5

表 3 各类模型在生成节点的性能比较

模型	召回率	精确率	F1 值
DeepSeek-R1	0.838 9	0.804 3	0.806 6
OpenAI o3	0.872 1	0.860 9	0.866 4
Seed 1.5-VL	0.853 2	0.814 7	0.832 3
文心一言	0.854 3	0.786 4	0.752 0
豆包	0.791 2	0.743 1	0.701 3
ElecBPM-LoRA	0.958 9	0.917 4	0.897 6

表 4 各类模型在生成网关的性能比较

模型	召回率	精确率	F1 值
DeepSeek-R1	0.845 8	0.803 2	0.801 4
OpenAI o3	0.878 7	0.873 5	0.856 1
Seed 1.5-VL	0.851 2	0.853 1	0.845 1
文心一言	0.826 7	0.771 5	0.738 9
豆包	0.754 8	0.702 1	0.690 5
ElecBPM-LoRA	0.944 5	0.926 8	0.905 2

从模型对比角度分析，各类通用模型未能充分适应电力流程建模任务的结构特性。DeepSeek-R1 缺乏电力领域的微调支撑，准确理解专业术语与流程构造的逻辑能力不足；OpenAI o3 虽具有强大的语言生成能力，但流程控制性不足，易在复杂网关关系识别中出现偏差；Seed 1.5-VL 偏向多模态处理，对纯文本结构抽取任务缺乏精度控制；文心一言与豆包虽具中文理解能力，但在控

制节点识别与长距离依赖建构方面表现不佳。相比之下，ElecBPM-LoRA 在训练过程中通过引入“电力流程文本-PiperFlow 语句”的样本对，并结合 LoRA 参数微调机制，使其能够在保持预训练模型通用能力的基础上，有效适配流程图结构生成任务，增强了对电力行业专业术语、行为动词等结构性线索的识别能力。同时，ElecBPM-LoRA 模型结合结构化提示词工程，在输入阶段明确限定“流程行为提取”与“非流程信息排除”的任务目标，引导自注意力机制聚焦关键要素，降低语义干扰，提高建图的准确性与稳定性。这些对比结果有力证明了 ElecBPM-LoRA 在电力流程结构建模中的显著优势，其通过领域微调与结构化提示词协同机制，显著提升了流程要素识别的准确性与稳定性，可助力高质量 BPMN 图的自动构建。

3.4.2 BPMN 2.0 流程图生成结果展示

本小节展示了由 ElecBPM-LoRA 模型生成的部分电力业务流程文本所对应的 BPMN 图，用以直观呈现模型在流程结构建构任务中的实际应用效果。

采购物资入库的业务流程图如图 9 所示。大致流程如下：（1）物资公司根据交接单和到货验收有关要求，进行物资交接和验收，供应商协助验收物资。如果是特殊物资，则应与项目管理部门共同进行验收，验收合格后办理入库手续。（2）物资公司办理完入库手续后，要及时提供入库信息至项目管理部门。

某个电力行业任务的常规巡视流程，如图 10 所示。大致流程如下：每日检查设备外观，检查本体是否有异常振动或声音，检查弹簧机构是否有裂纹或断裂，检查电容器有无渗漏，检查机构箱密封是否完好，检查接地线是否松动或脱落；检查基础有无下沉，检查支架是否锈蚀或变形。

4 结束语

本文围绕电力行业中文业务流程建模的现实

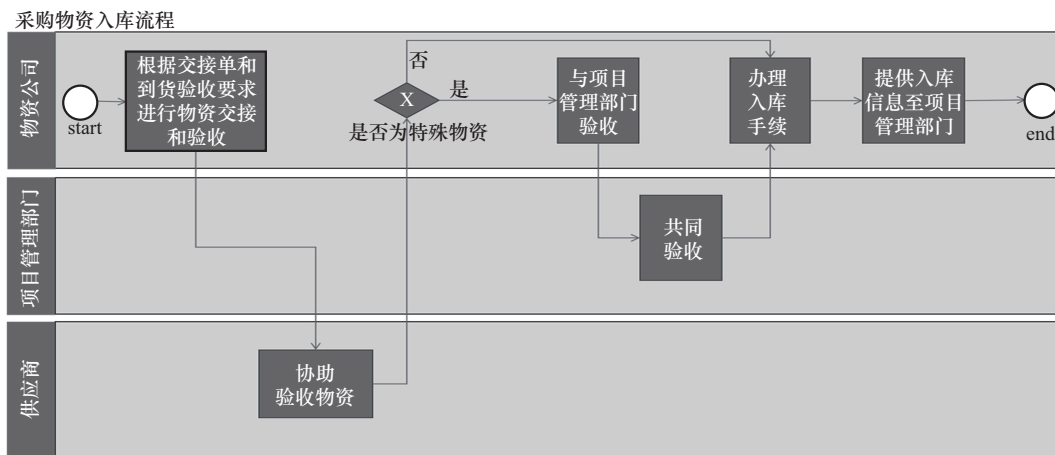


图9 采购物资入库的业务流程图

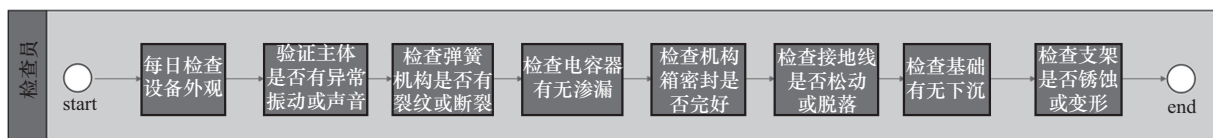


图10 常规巡视流程图

需求与技术挑战，提出了一套集语言理解、知识抽取与流程可视化于一体的自动化建模框架。通过构建专用于电力领域的ElecBPM-LoRA大语言模型，并引入LoRA技术实现参数高效微调，模型在理解中文流程语义、识别关键业务要素方面表现出显著优势。同时，本文设计的结构化提示词工程有效提升了模型对非结构化文本的处理能力，使其能够自动生成符合BPMN 2.0标准的高质量流程图，满足电力行业对流程表达准确性、规范性与可视化的多重要求。

实验证明，ElecBPM-LoRA在泳道、节点、网关等关键元素的识别精度方面显著优于现有主流模型，为电力系统中复杂流程的数字化、标准化管理提供了可行方案。展望未来，本研究为业务流程文件自动化领域的深入探索开辟了新路径，可作为多语言、跨行业应用的基础框架。随着技术的不断演进，期待进一步拓展该方法的适用范围，纳入更多语言特性与复杂文件类型，同时深化模型对商业语言语义细节的理解能力，以生成更加精准可靠的BPMN 2.0图表，全面赋能业务流程管理的各个环节。

致谢!

感谢国家电网公司为本研究提供的资金和软硬件支持。

参考文献:

- [1] Grohs M, Abb L, Elsayed N, et al. Large language models can accomplish business process management tasks[C]//Business Process Management Workshops. Cham: Springer, 2024: 453-465.
- [2] Sola D, Meilicke C, Van D A H, et al. A rule-based recommendation approach for business process modeling[C]//Advanced Information Systems Engineering. Cham: Springer, 2021: 328-343.
- [3] Beheshti S M R, Benatallah B, Sakr S, et al. Process analytics: concepts and techniques for querying and analyzing process data[M]. Cham: Springer, 2016.
- [4] Dumas M, La Rosa M, Mendling J, et al. Fundamentals of business process management[M]. Berlin, Heidelberg: Springer, 2013.
- [5] Beheshti A, Ghodrtnama S, Elahi M, et al. Social data analytics[M]. Boca Raton: CRC Press, 2022.
- [6] Delgado A, Calegari D, García F, et al. Model-driven management of BPMN-based business process families[J]. Software and Systems Modeling, 2022, 21(6): 2517-2553.
- [7] Schunselaar D M M, Slaats T, Maggi F M, et al. Mining hybrid business process models: a quest for better precision[C]//Busi-

- ness Information Systems. Cham: Springer, 2018: 190-205.
- [8] Manning C, Surdeanu M, Bauer J, et al. The Stanford CoreNLP natural language processing toolkit[C]//Proceedings of 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: System Demonstrations. Stroudsburg, PA, USA: ACL, 2014: 55-60.
- [9] Padró L, Stanilovsky E. FreeLing 3.0: towards wider multilinguality[C]//Proceedings of the Eighth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC' 12). Kerrville: Association for Computational Linguistics, 2012: 2473-2479.
- [10] Bird S, Klein E, Loper E. Natural language processing with python: analyzing text with the natural language toolkit[M]. Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2009.
- [11] Bommarito II M J, Katz D M, Detterman E M. LexNLP: Natural language processing and information extraction for legal and regulatory texts[PP]. V1. arXiv (2018-06-10)[2025-04-03]. arXiv: 1806.03688.
- [12] Luo R Q, Sun L A, Xia Y C, et al. BioGPT: generative pre-trained transformer for biomedical text generation and mining[J]. Briefings in Bioinformatics, 2022, 23(6): bbac409.
- [13] Chalkidis I, Fergadiotis M, Malakasiotis P, et al. LEGAL-BERT: the muppets straight out of law school[PP]. V1. arXiv (2020-10-06)[2025-04-03]. arXiv:2010.02559.
- [14] Wang N, Yang H Y, Wang C D. FinGPT: instruction tuning benchmark for open-source large language models in financial datasets[PP]. V2. arXiv (2023-11-11) [2025-04-03]. arXiv: 2310.04793.
- [15] DeepSeek-AI, Guo D Y, Yang D J, et al. DeepSeek-R1: incentivizing reasoning capability in LLMs via reinforcement learning[PP]. V2. arXiv (2026-01-04)[2025-04-03]. arXiv:2501.12948.
- [16] Pfister R, Jud H. Understanding and benchmarking artificial intelligence: OpenAI's O3 is not AGI[PP]. V1. arXiv (2025-01-13)[2025-04-03]. arXiv:2501.07458.
- [17] Guo D, Wu F M, Zhu F D, et al. Seed1.5-VL technical report[PP]. V1. arXiv (2025-05-11)[2025-05-23]. arXiv:2505.07062.

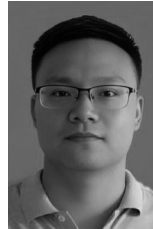
[作者简介]



万向 (1980-), 男, 四川中电启明星信息技术有限公司工程师, 主要研究方向为电力营销与数据应用。



李杉 (1995-), 男, 国网信息通信产业集团有限公司研发中心工程师, 主要研究方向为电力信息化。



刘泽三 (1985-), 男, 国网信息通信产业集团有限公司研发中心高级工程师, 主要研究方向为电力信息化。



张彬 (1981-), 男, 博士, 国网辽宁省电力有限公司电力科学研究院高级工程师, 主要研究方向为电力人工智能及数字化新技术。



佟帅辰 (1998-), 男, 国网辽宁省电力有限公司电力科学研究院助理工程师, 主要研究方向为人工智能。



苟艺 (1988-), 男, 四川中电启明星信息技术有限公司工程师, 主要研究方向为能源数字化。



赵淑曼 (1998-), 女, 四川中电启明星信息技术有限公司业务咨询师, 主要从事数据分析工作。