

EC-MIIP:基于高效微调的知识产权小参数大语言模型

刘旭凯, 刘洋, 黄浩桢

引用本文

刘旭凯, 刘洋, 黄浩桢. [EC-MIIP:基于高效微调的知识产权小参数大语言模型](#)[J]. 计算机科学, 2026, 53(5): 299-308.

LIU Xukai, LIU Yang, HUANG Haozhen. [EC-MIIP:Efficient Fine-tuning Small-parameter Large Language Model for Intellectual Property](#) [J]. Computer Science, 2026, 53(5): 299-308.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于量刑规则知识图谱驱动的可解释刑期预测方法](#)

Explainable Sentencing Prediction Method Driven by Sentencing Rule Knowledge Graph
计算机科学, 2026, 53(5): 286-298. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.251000076>

[负例感知的生成式规则抽取提升方法](#)

Boosting Generative Rule Extraction via Negative-aware Approach
计算机科学, 2026, 53(5): 276-285. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250400141>

[基于大语言模型的创新性自动评分](#)

Innovative Automated Scoring Based on Large Language Models
计算机科学, 2026, 53(5): 90-98. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250600183>

[基于循环一致性约束的LLM增强型语言模型训练框架](#)

LLM-augmented Training Framework with Cycle-Consistency Constraints
计算机科学, 2026, 53(4): 377-383. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250600032>

[Agent4Stu:基于大语言模型的学生作答行为高效模拟智能体](#)

Agent4Stu:Efficient LLM-based Student Answer Behavior Simulation Agent
计算机科学, 2026, 53(4): 347-355. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250800012>

EC-MIIP:基于高效微调的知识产权小参数大语言模型

刘旭凯¹ 刘洋^{1,2} 黄浩桢³

1 华东政法大学智能科学与信息法学系 上海 201620

2 上海交通大学智慧司法研究院 上海 200030

3 华东政法大学经济法学院 上海 201620

(liuxukaiq@163.com)

摘要 近年来,大语言模型发展迅速,在多个自然语言处理任务上展现了出色的能力,也为智慧司法领域提供了强大的技术支持。对此,结合模型预训练和微调技术,构建了 MIPLD(Micro-model Intellectual Property Learning Direction)知识产权数据库,并根据法学学科特性和知识产权门类特性,搭建分布预训练的算法框架。随后基于 MIPLD 数据库,构建了知识产权领域多方向的高质量微调问答对,实现了在小参数下拥有高能力密度的知识产权问题分析大语言模型 EC-MIIP,该模型适用于知识产权的学理问答、行为性质分析、司法案例解析以及法律文书撰写等任务。实验结果表明,与 Qwen3-4B、Qwen3 全参和 Deepseek-R1 全参模型相比,EC-MIIP 的性能更优。该研究不仅探索了大语言模型在知识产权领域中的应用,还为实现小参数模型在司法领域的适用提供了参考。

关键词: 大语言模型;模型预训练和微调;智慧法律;知识产权;小参数

中图分类号 TP311

EC-MIIP: Efficient Fine-tuning Small-parameter Large Language Model for Intellectual Property

LIU Xukai¹, LIU Yang^{1,2} and HUANG Haozhen³

1 Department of Intelligent Science and Information Law, East China University of Political and Law, Shanghai 201620, China

2 China Institute for Smart Court, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China

3 School of Economic Law, East China University of Political Science and Law, Shanghai 201620, China

Abstract In recent years, large language models have been developing rapidly, demonstrating excellent capabilities in several natural language processing tasks, and providing strong technical support in the field of intelligent justice. Combining model pre-training and fine-tuning techniques, this paper constructs a database of MIPLD(Micro-model Intellectual Property Learning Direction) intellectual property directions under small parameters, and realizes an algorithmic framework for distributed pre-training according to the characteristics of the discipline of law and the characteristics of the intellectual property systems. Subsequently, based on the database of MIPLD, high-quality fine-tuned Q&A pairs of each direction are constructed, and EC-MIIP, an intellectual property problem analysis model with high capacity density under small parameters, is realized, which can be used for tasks such as intellectual property doctrine quizzing, analysis the nature of the act, judicial case analysis, and legal document writing. Experimental results show that EC-MIIP performs better than Owen3-4B, Qwen3 full-parameter and Deepseek-R1 full-parameter models. This study not only explores the application of large language models in the intellectual property domain, but also provides a reference for realizing the applicability of small parameter models in the judicial domain.

Keywords Large language model, Model pre-training and fine-tuning, Intelligent law, Intellectual property, Small parameter

1 引言

在数字经济迅猛发展的背景下,知识产权的保护与管理面临前所未有的挑战。具体而言,知识产权侵权行为呈现出侵权主体分散、侵权数量增多、侵权损害多变等特征,这也对

相关知识产权法律服务提出了更高的要求。受限于资源调动与人工精力,传统的咨询服务与远程法律援助无法满足迅速且精准地响应权利人的维权需求与他人使用知识产权权利客体前的规则查询需求。例如,作为我国创新创业重要力量的小微企业,其在发展初期往往迫切需要配套的知识产权侵权

到稿日期:2025-06-03 返修日期:2025-08-13

基金项目:国家重点研发计划(2023YFC3306100, 2023YFC3306105, 2023YFC3306103);上海市哲学社会科学规划课题(2023EFX011)

This work was supported by the National Key Research and Development Program of China (2023YFC3306100, 2023YFC3306105, 2023YFC3306103) and Shanghai Philosophy and Social Science Planning Project(2023EFX011).

通信作者:刘洋(liyang@ecupl.edu.cn)

风险评估服务,以减少企业侵权风险或维护公司产权利益。然而,由于无法负担昂贵的法律咨询与评估费用,这些企业常因缺乏行为规范意识而侵犯他人专利权、商标权与著作权,此类案例屡见不鲜。针对传统法律服务模式的不足,法律科技界正在寻求技术突破。近年来大语言模型(Large Language Models, LLMs)因其具备强大的语言理解能力、问题响应能力与内容生成能力而备受法律市场关注。然而,将当下市场上的通用模型应用于知识产权领域,仍存在诸多困难,如实践中存在大模型对专业术语理解不足、法律逻辑推理能力有限等问题,且大语言模型的计算成本日益增高,很多领域应用都在探索更高效的替代方案^[1]。

在法律科技领域,大模型虽展现出强大的语义理解和多任务处理能力,但其高昂的算力成本、部署的复杂程度及数据隐私风险也限制了其实际落地。本文旨在探索如何通过预训练和高效微调实现小参数知识产权语言模型^[2],使其更好地适应知识产权法律领域的专业需求,并且尝试以较低的硬件成本搭建专业化知识产权法律咨询与评估服务。在具体实践路径上,构建了高质量的知识产权法律数据集 MIPLD,并结合检索增强生成(Retrieval-Augmented Generation, RAG)技术对模型进行定向优化,以提升其在案件筛选分析、法律条文匹配、侵权概率评估与解决方案产出等任务中的表现,试图通过轻量化这一关键变革,重塑法律 AI 的性价比和实用边界。

本文旨在验证小参数语言模型在具体法律智能分析中的可行性与潜力,为推动法律服务的智能化、专业化、普及化发展提供新思路和新方法。

2 相关研究工作

当法律科技从“参数竞赛”转向“效能竞赛”,小参数模型便成为平衡效率与精准的最优解。为厘清研究背景与创新点,本章将从3个方向梳理相关研究工作:大语言模型、法律大语言模型,以及模型预训练和微调技术。

2.1 大语言模型

近年来,大语言模型在自然语言处理领域取得了许多突破性进展。自 GPT 系列、BERT、T5 等基础模型问世以来,模型参数规模实现了指数级增长,例如 DeepSeek 全量模型参数高达六千多亿^[3],问世较早的千问全量模型的参数也达到了两千多亿^[4]。大语言模型展现出强大的语义理解、文本生成和任务泛化能力;但同时,在预训练数据和微调数据日益庞大的过程中,个体私有化部署又面临着新的困境。小模型虽然可以作为个体私有化的典型代表,但其输出效果往往逊于参数动辄过千亿的大模型。

但是,随着 Qwen3^[5]系列的发布,Apache 2.0 许可证进入大语言模型市场,利用小模型微调出专精于某一领域的模型,如知识产权法律问题模型,成为可能。

2.2 现有法律大语言模型

SauLLM-7B^[6]是专为法律文本理解和生成设计的大语言模型,它基于 Mistral 7B 架构发展出 70 亿参数。该模型的训练基础系 300 多亿个英文法律语料库,在处理法律文档方面具有突出的理解能力。然而,SauLLM-7B 的训练数据仅限于英文法律文本,缺乏中文法律语料的支持。这意味着该模型

在理解中国法律体系、拆分中文法律文档和回应中国法律实践运用问题方面存在显著的局限性。因此,在处理中文法律文本的应用场景中,SauLLM-7B 的应用精度有限。

ChatLaw-13B^[7]是由北京大学团队开发的中文法律大模型,旨在通过人工智能技术提供普惠、高效的法律服务。然而,该模型在处理复杂法律问题、理解具体案件情境等方面仍面临一定的挑战,具体表现为对知识产权领域的分析角度较为单一,对知识产权侵权行为的法律性质理解不充分、不深入。综上,ChatLaw-13B 有着模型参数较大,在知识产权领域能力密度不足、不够深入等问题。

通义法睿是阿里云基于通义千问系列模型推出的法律大语言模型,旨在为法律行业提供智能化解决方案。该模型拥有较大的参数规模,能够处理复杂的法律任务。然而,通义法睿目前仅提供远程访问服务,用户无法在本地部署模型。因此,该语言模型可能无法满足对数据安全性要求极高且执行严格隐私政策的法律机构和企业的需求。此外,远程访问受网络环境和服务稳定性的影响程度较大,这也导致模型在实际应用中存在不稳定的风险因素。

2.3 当前大语言模型在知识产权领域应用

知识产权领域中,基于 GPTJ-6B 模型架构的专门针对专利领域的 LLM 模型 PatentGPT-J-6B^[8]使用的数据集包括从 1976—2021 年共计 7.31×10^{12} 的专利全文数据;Ni 等^[9]基于 BLOOMZ-7B 模型进行微调,得到一个针对知识产权领域的大型语言模型 MoZi,能够更好地理解和生成与知识产权相关的文本;Lee^[10]使用有监督微调和基于人类反馈的强化学习来解锁专利垂直领域大模型的能力,提出了 InstructPatentGPT 模型;Bai 等^[11]基于 LLaMA2(13B),LLaMA2(70B) 和 Mixtral 8×7B 开源预训练模型,训练了 PatentGPT 系列模型,预训练数据集包含 2 400 亿 token 的面向知识产权的数据,数据类型除了专利数据,还有其他公开数据,如网页、百科、书籍、试题数据库、代码仓储、新闻、论文等,以及内部数据,如专利、标注数据集、诉讼记录等。总体来看,目前在知识产权领域的大语言模型大多局限于专利权领域,对于商标权纠纷、著作权纠纷以及其他知识产权权利类型纠纷任务的处理尚无广泛的应用。

由此可见,现有的法律大模型存在领域涵盖不全、模型的知识密度较低、训练内容不够完备等问题,同时在多语言支持、细分领域深度、部署方式等方面也均不同程度地存在局限性。

2.4 模型预训练和微调技术

尽管大语言模型具备强大的计算与预测能力,但在特定领域的适用精度往往受限于语料差异与概念脱节。而传统的全参数微调(Full Fine-tuning)虽然效果比较稳定,但其对算力的要求以及对存储资源的需求极高。模型预训练和微调作为实现领域迁移的重要手段,是本文构建模型的两项核心方法^[12]。

近年来,参数高效微调(Parameter-Efficient Fine-Tuning, PEFT)技术迅速发展^[13]。其中,LoRA(Low-Rank Adaptation)通过在模型的关键线性层引入可训练的低秩矩阵,达成仅需训练少量参数即可实现接近全参数微调的效果,显著

降低了资源消耗^[14]。进一步结合量化技术,QLoRA^[15](Quantized LoRA)提出在4位整数量化(4-bit Integer Quantization)权重基础上插入LoRA模块,实现了低成本、高效能的模型适配方案。相关开源工具链,如PEFT, Transformers, BitsAndBytes等,也为QLoRA微调的实践提供了全面支持。

此外,梯度累积^[16]、学习率调度^[17]、特殊token设计与提示工程等配套技术的融合,进一步提升了模型在低资源情境下的训练稳定性与任务对齐能力。本文采用QLoRA作为核心微调机制,结合结构化prompt设计与法律领域的任务特征,对Qwen3-4B模型进行深度定制化改造。

本文旨在利用模型预训练和微调技术,构建MIPLD数据库,设计正则化参数分离的分布预训练算法(Hard Knowledge Regularization Exemption(HKRE)和In-context Learning(ICL)^[18]结合),搭建一个知识产权语言模型。该模型采用轻量化架构,具有参数量少、计算资源需求低的特点,同时集成了针对知识产权领域的专业知识分析、侵权风险预测与法律文档自动生成等多项功能。实验结果表明,与其他基准模型比较,该模型在知识产权领域知识点的掌握、案例分析与审判、法律文档生成方面更精细、完善。

2.5 本文贡献

随着大模型不断发展,如何低成本高效使用大模型在知识产权领域成为重要问题,本文研究并实现了基于微调数据库构建知识产权小参数模型,具体贡献总结如下。

1) 硬性知识点免正则化机制(HKRE)。传统的大语言模型训练通常采用统一的正则化策略,但在法律领域预训练中发现,这种“一刀切”的正则化方法存在根本性缺陷。法律文本具有显著的双重特性:一方面,法条原文、司法解释等硬性知识具有极高的语义刚性,其表达必须保持绝对准确性,不允许任何形式的语义稀释或泛化;另一方面,案例分析、法理论述等软性内容则需要模型具备灵活的语义理解和推理能力。

针对这一法律文本的独特特征,提出了硬性知识点免正则化机制。该机制的核心创新体现在以下几方面。

理论上, HKRE 机制突破了传统预训练中“参数全局正则化”的框架限制,首次在神经网络训练中实现了基于知识属性的差异化正则化策略。通过识别和标记法律文本中的硬性知识点(如具体法条、强制性条款、司法解释条文等),实现了对这类知识对应神经网络参数的“正则化豁免”,确保模型对关键法律概念的精确记忆不被权重衰减机制所削弱。

技术实现上, HKRE 机制通过动态调整 L2 正则化的权重衰减系数来实现精准控制。对于识别为硬性知识点的训练样本,将 *weight_decay* 参数动态设置为 0, 完全禁用正则化; 而对于其他类型的法律文本, 分级赋予正则化强度。这种“选择性正则化豁免”策略不仅保证了法条条文的原文准确性, 同时避免了过拟合风险在软性知识学习中的累积。

2) 微型模型预训练的数据库搭建。依照小模型的预训练需求, 构建了面向小模型的压缩知识数据库 MIPLD, 实现了小参数大能力的模型构建。

3) 知识产权大模型测试数据集和评测方法。本文提出并构建了面向知识产权领域的测试数据集和带有指标的测试方法, 包括知识产权司法考试测试数据集 DX、一般侵权案例测试数据集 NOM 和易混淆侵权案例测试数据集 HX。

3 本文方法

3.1 研究框架

为打造知识产权能力密度高的小参数语言模型, 将工作分为两个板块: 数据集建立、模型架构设计。如图 1 所示, 首先利用知识产权领域的专业知识点进行硬性预训练, 然后使用案例分析文书开展了语境训练, 最后完成了问答对的构建和微调。在模型框架的构建中充分运用了数据集和问答对, 先对模型进行分步预训练, 而后进行微调, 最后实现了 EC-MIIP 模型的构建。

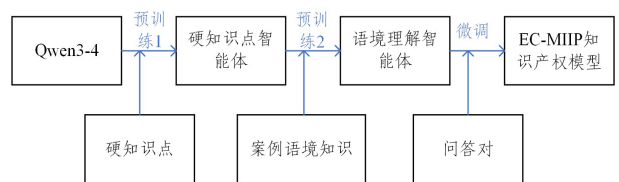


图 1 模型构建框架

Fig. 1 Model construction framework

3.2 MIPLD 知识产权数据库构建

3.2.1 文本内容数据集

为训练语言模型以使其具备对知识产权法律问题与学理问题的推理与理解能力, 首先构建具备代表性与系统性的前置数据集, 该数据集也有助于后续模型预训练处理的展开。高质量数据可以提升大型语言模型的水平上限, 同时通过数据质量优化降低对数据规模的依赖, 从而减少计算资源需求, 显著降低构建 LLMs 的成本^[19]。本研究在数据采集与整理过程中, 依据知识结构与应用场景将数据划分为四大类: 法律条文数据、判例数据、知识产权知识点数据与侵权豁免单列数据。这 4 类数据的格式、预处理方法、数据规模、数据标注规范、在微调中的作用及权重如下所述。

1) 法律条文数据

法律条文数据为模型提供了最基础的规范性文本。本研究自裁判文书网和其他相关网站采集现行有效的知识产权相关法律、行政法规、部门规章及司法解释共计 28 篇, 条目总数共计 1007 条, 形成法律条文数据库, 为后续判例与知识点推理提供语义支撑, 保障整个微调系统核心知识来源的权威性。

2) 判例数据

判例数据是使得模型拥有推理能力与裁判逻辑学习能力的决定性数据。相比条文数据, 判例更贴近真实法律适用场景, 能够反映法律条款在具体案件中的适用条件与解释方式。本研究从北大法宝法律数据库中系统整理出一万余份近十年具备代表性的知识产权案件, 覆盖侵权认定、责任承担、损害赔偿等核心议题, 并对案例中的“行为事实”“本院认为”“判决结果”等字段进行结构化分离, 便于模型学习从事实归纳到法律适用的完整裁判逻辑链。判例数据对于模型从“规则学习”

走向“应用推理”具有不可替代的重要性。

3) 知识产权知识点数据

知识产权知识点数据集立足于法条原文,结合知识产权领域主流教材、高水平研究论文、知产理论以及实务专家经验,为模型提供理解基础知识体系与司法观点的双重通道。相较于法律条文与判例,该类数据在定义辨析、原理阐释及理论争议等方面具有更强的学理性,有助于模型在处理抽象法律关系与行为时形成清晰的知识图谱,能够有效提升模型对知识产权体系结构与术语内涵的掌握精度,从而支撑模型开展更复杂的推理任务。

4) 侵权豁免单列数据

明确知识产权的专有权边界对社会利益有着重大影响。

侵权豁免数据属于模型训练中的“边界样本”,主要涵盖知识产权中存在豁免机制的特殊情形,如合理使用、避风港原则、反向工程等问题。此类数据往往涉及对法律边界的判断与条件适用的把握,是模型逐渐具备“非侵权构成”与“豁免情形识别”能力的核心来源。侵权豁免数据对于提升模型辨析能力与实务应对能力具有极高价值,是高阶法律智能的重要补充模块。本研究的侵权豁免单列数据原始内容由知识产权专家进行撰写和整理,在经过后续人工标注与分类分层后形成板块化数据,内容涵盖三大类六小类豁免事由。最终,形成本项目的侵权豁免单列数据库。

图2展示了从多源数据集采集、清洗标注到结构化存储的数据库构建全流程。各类数据保存格式如表1所列。

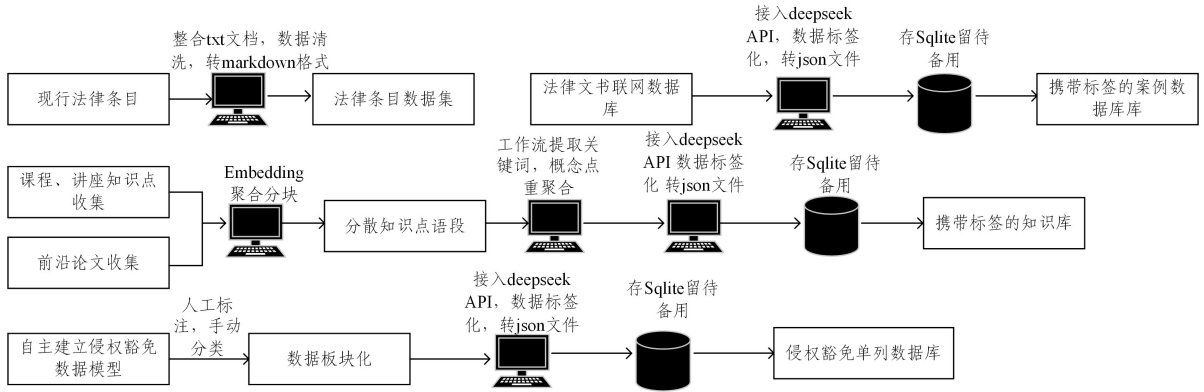


图2 数据库搭建流程

Fig. 2 Process of database setup

表1 微调数据

Table 1 Finetune data

数据集类型	原始数据	处理后数据样例 (仅包含字段)
法条数据库	法条	隶属法律文书: 发布时间: 法条原文: 使用案例情况: 案例等级: 时间: 审判法院等级: 原告(1,2,3等): 被告(1,2,3等): 关系表—(如原告1—被告2) 原告主张: 被告主张: 法院判决: 判决原因及依据:
案例数据库	标准文书格式(来源于北大法宝和裁判文书网等法律文书下载网站)	隶属权利: 隶属法条: 概念点: 解析:
知识点数据库	整理完成的知识点文档(三元组关系类型)	隶属法条: 豁免领域: 界定关键词: 生效案例解释:
侵权豁免单列数据库	整理完成的知识点文档(三元组关系类型)	

3.2.2 微调用问答对数据集

在数据构建阶段,本文根据性质相异的数据的复杂性,对各类数据库采用了差异化处理。

法律条文类数据结构清晰、语言表述规范,因此其主要被用于生成形式规范、行为性质与行为后果较为清楚的

基础类问答对,以此提升模型对常规法律知识的覆盖与掌握能力,使模型能够用有限的训练实例完成知识密集度更高的任务^[20]。

判例文本、知识产权知识点数据以及免责定性数据则具有内容繁复、结构多样、推理链条较长等特点,这些内容难以通过模板化的形式被直接转换为高质量问答对。对此,进一步拓展了问答对的设计策略,即不仅生成了常规的基础类问答对,同时引入了具备一定推理能力的复杂问答样本。

1) 普通问答对

本文采用了半自动化蒸馏微调与人工标注数据微调相结合的方式构建普通问答对(见图3)。在处理法律条文外的各类数据时,首先通过人工梳理核心知识点,形成初步问答内容,通过完善与扩展问答细节,最终实现一条原始数据可被扩展生成2至5组问答对的效果。

法律条文部分:鉴于法律条款本身具有语义完整、逻辑严谨的特性,其适合更为系统化的处理方式。基于 Deepseek-V3-0324-671B 模型对法条进行蒸馏微调,读取法条的全部内容,再通过模型生成相关问答内容,并对预设问题进行自动回答。经调整后,每一条法条至少生成2组问答对,其中一组专注于对条文本身的理解与解释,而另一组则负责详述思维推理问答对部分。

判例部分:在足量的法律文书基础上,模型通过自动提取细节信息,生成涵盖案例关键要素的问答对。特别地,对于最高人民法院发布的指导性案例,进一步构建了关于其权威解释的相关问答内容,并提升了案例要点中典型侵权行为与判

决依据的权重,增强了模型对判例适用的理解能力。

知识产权概念构成部分:知识产权基于其学科的新兴性与绝对的法定性,其内部各自的核心客体种类虽各有不同,但总体呈现出高度的体系化与专业化。相较于通用预训练,选择以微调方式优化模型效果,并构建了两类问答内容:一是面向核心概念辨析的基础性问答;二是基于前沿研究论文的进阶讨论类问答。

侵权豁免部分:侵权豁免体系是知识产权权利体系与侵权认定中不可或缺的一部分,其关系到合法与非法、可限制与不可限制的区分,对于模型微调来说更是重要。为了尽可能地明确权利限制体系的边界,穷举了侵权豁免的所有可能情形,进行实际案例构建,并评估分析生成的案例,增强准确率并实现了标签化分类。最后,将其整合成类似“判例”数据集并最终生成问答对。

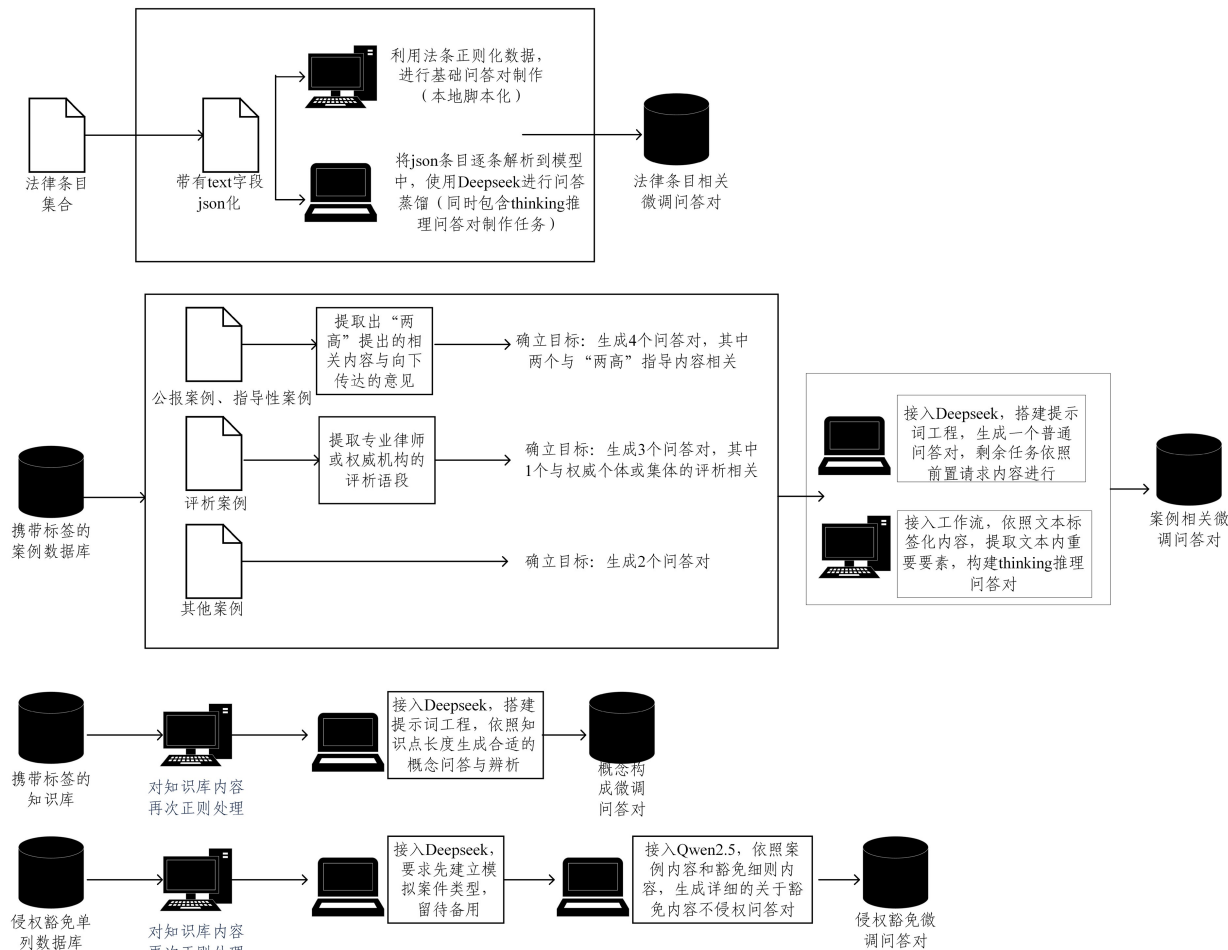


图3 问答对搭建流程

Fig. 3 Process of building question-and-answer pairs

2) 推理模式问答对

为提升模型在法律推理层面的表现,本文在基础问答对之外构建了增强型推理问答对。该数据集要求模型显式展示从事实认定到法律适用的完整推理链条,模拟实务中的司法论证过程。

推理问答对深度整合了“思维链”(Chain-of-Thought, CoT)机制^[21],使得推理模式问答对的数量与普通问答对的数量达1:4。模型可以通过学习显式的思考步骤,显著提升其在处理复杂法律问题时的逻辑推理能力和问题分解能力,由此模型学会了“先思考再回答”。

针对法律条文部分,为每条法条设定典型适用情景,通过设问引导模型,基于法律要件进行归纳推理。此类问答对不仅能够训练模型理解条文本义,还可以训练其法条适用判断的能力。

针对判例部分,结合裁判文书中的“行为事实”与“本院

认为”,设置引导性问题,限制模型不仅要复述判决结果,还要从事实、法律适用、裁量标准等多个角度论证判决理由。为提升模型在复杂案例中的逻辑清晰度,特别引入了“裁判思维链字段”,以标注裁判推理的多步逻辑过程,如事实认定→法律适用→责任划分→判决结论。

3.3 模型预训练

对于知识产权领域两个差异性较大的学习板块,将其分为两个步骤,分层进行预训练。

3.3.1 领域知识点学习

在知识产权领域预训练中,观察到部分法律文本,如法条原文、司法解释中的强制性条款具备高度刚性,其语义表达不能被泛化或稀释。为此,设计了一种硬性知识点免正则化机制,以便在正则化过程中有选择地排除这类知识对应的参数。

在代码中,把L2正则化的权重衰减系数置零($weight_$

$decay=0$),避免了正则化在硬性知识点训练时不被噪声化,增强了模型在适用法律条文上的准确度。

3.3.2 语境学习

在硬性知识点学习完后,为增强模型对知识产权案件语境的理解能力,引入了基于典型裁判文书的语境学习机制(In-context Learning, ICL)。该机制不仅关注法律条文的静态语义,还强调对司法裁判语境中法条适用方式、案件事实结构、因果链条等语义信息的动态建模。

在训练过程中,模型基于文书中的事实描述、法理分析与判决理由3部分,学习法律语义在真实案件中的具体展开方式,构建从事实到法条适用的推理路径;同时采用段落级别的随机遮蔽与法条引用对比学习,引导模型捕捉案例推理中变异的语境和判决语言的法律逻辑。遮蔽策略的具体描述如下。

1) 语境识别分层策略

将案例文本分层识别为事实描述层、法理分析层、法条引用层和判决推理层。其中,事实描述层包含当事人行为、时间地点、争议焦点等具体事实内容;法理分析层包含法律概念解释、构成要件分析、因果关系推理等;法条引用层包含直接引用的法律条文、司法解释、判例等权威依据;判决推理层包含基于法理和事实的逻辑推导过程。

2) 分级遮蔽机制

模型训练中分级遮蔽机制的核心保留原则是:法条引用层100%保留,并将其作为推理锚点;判决推理层80%保留,以确保逻辑链条的完整性;法理分析层和事实描述层60%保留,允许部分概念缺失以测试理解能力。

3) 智能遮蔽算法

智能遮蔽算法包括语义相关性遮蔽和变异语境生成算法,其中语义相关性遮蔽识别关键法律术语(如“侵权”“合理使用”“新颖性”等)周围的语境,随机遮蔽非关键描述性语句,保留核心法律逻辑节点,通过句法分析识别主谓宾结构,优先遮蔽修饰性成分;变异语境生成算法对同一法律概念,随机选择不同的表述方式进行遮蔽替换。

4) 对比学习策略

在模型训练的对比学习策略中,构造了3个样本:(1)正样本,包括正确的案例事实+对应法条+准确判决结果;(2)负样本,包括相同案例事实+错误法条+错误判决结果;(3)困难负样本,包括相似案例事实+相关但不适用的法条+合理但错误的判决。这种样本构造方式能使模型精准区分法律要素的细微差异,增强对案例关键特征的识别能力,从而提升法律决策的鲁棒性和准确性。

3.3.3 算法概述

预训练算法具体描述如算法1所示。

算法1 预训练算法

输入:预训练数据 D ,模型路径 $model_path$,超参数不同,最大序列长度 max_seq_length

输出:预训练模型 A

1. 初始化模型 Qwen 3-4B
2. 加载 tokenizer
3. 读取文本数据 D
4. 对数据进行预处理

5. for each batch in D :

$L = loss(Qwen\ 3-4B(\mathbf{B}), ground_truth)$

$backprop(L)$

$update(\mathbf{W})$

6. 保存预训练模型 M

在此基础上,两次预训练调整了起始学习率和正则化参数,实现了上述硬知识点的非偏移学习和语境的构建。

3.3.4 硬性知识点免正则化机制(HKRE)详述

阶段1 硬性知识点识别与标注体系构建。

首先构建了一套完整的法律知识分类体系,将法律文本按照语义刚性程度划分为4个层级。

1)绝对硬性知识(Level-1):包括具体法条条文、罚则条款、时效规定等,要求100%原文准确性。

2)中层硬性知识(Level-2):包括司法解释、规范性文件条款等,允许小幅度的语义调整。

3)顶层硬性数据(Level-3):包括经结构化处理的司法裁判结论要点、裁判理由中的核心认定事实、法律适用结果摘要以及跨案件高度一致的裁判模式数据等,应重点保持结论逻辑与裁判模式的一致性,具有较强的稳定性和可归纳性,但在不同案件语境下允许有限的表述差异。

4)软性数据(Level-4):包括学理观点、裁判说理中的价值权衡表述、酌定性因素分析、类案裁判中的经验性总结以及具有解释性或引导性的法律论证内容等,允许较大范围的语义变动和生成自由。

基于上述分层体系,开发了多阶段的硬性知识点识别算法。该算法采用层次化的深度学习架构,首先通过BERT-based的文本分类器进行粗粒度分类,然后使用基于规则的精细化标注器进行细粒度标记。识别算法的核心特征工程包括:法条引用模式匹配、法律术语密度计算、条文结构特征提取,以及基于法律本体的语义角色标注。

阶段2 动态正则化调度机制设计。

针对不同硬性级别的知识点,设计了精细化的正则化调度策略。该策略的数学模型可以表述为:

$$weight_decay(t) = \lambda_base \times (1 - \alpha_hard(x_t)) \times \beta_schedule(t) \quad (1)$$

其中, λ_base 为基础权重衰减系数(通常设置为0.01); $\alpha_hard(x_t)$ 为硬性知识强度函数,对于Level-1知识点 $\alpha_hard=1.0$,Level-2=0.7; $\beta_schedule(t)$ 为时间相关的调度函数,实现训练过程中的正则化强度动态调整; x_t 为第 t 步的训练样本。

数学化的调度机制确保了不同类型知识点在训练过程中获得差异化的正则化处理,既保持了硬性知识的精确性,又维持了模型整体的泛化能力。

阶段3 参数级别的选择性更新策略。

HKRE机制的核心创新在于实现了参数级别的选择性更新。通过分析Transformer架构中不同层次参数对知识编码的贡献度,发现Embedding层和底层Transformer层主要负责词汇和短语级别的知识编码,中层Transformer层主要负责句法和语义关系,顶层Transformer层主要进行抽象推理和知识整合。

基于这一发现,为不同层次的参数制定了差异化的正则

化策略。对于硬性知识点的训练,完全豁免 Embedding 层和底层参数的正则化,适度减弱中层参数的正则化强度,保持顶层参数的正常正则化。这种“层次化正则化豁免”策略通过以下伪代码实现(后续实现逻辑如下中顶层和软性知识所示):

```
def compute_layer_specific_weight_decay(layer_idx, knowledge_hardness, base_decay):
    if knowledge_hardness >= 0.7: # 高硬性知识
    if layer_idx <= 4: # 底层
        return 0.0
    elif layer_idx <= 8: # 中层
        return base_decay * 0.3
    else: # 顶层
        return base_decay * 0.7
    else: # 软性知识
        return base_decay # ICL 讨论
```

ICL 算法的实现类似于上述软性知识,完全加入正常的正则化流程以完成语境学习,不经历参数调整(参见前文预训练算法中的相关步骤)。

3.4 基于预训练模型的微调

在预训练的基础上,采用 QLoRA 技术对模型进行了微调,以实现法律知识推理能力的高效迁移与增强。这一技术效果可以在保证模型性能的同时,显著降低训练过程中的计算资源消耗与存储开销。

1) QLoRA 低秩适配

QLoRA 引入了低秩适配和量化适应,式(2)用作低秩适配,式(3)用作量化。

$$\mathbf{W}' = \mathbf{W} + \Delta\mathbf{W} \approx \mathbf{W} + \mathbf{A}\mathbf{B} \quad (2)$$

$$\mathbf{W}_{\text{quant}} = \text{round}\left(\frac{\mathbf{W}}{s}\right) \quad (3)$$

其中, \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 是低秩矩阵, $\Delta\mathbf{W}$ 是权重更新, s 是缩放因子。

2) 4-bit 量化与内存优化

4-bit 量化为内存优化提供了显著优势,在模型精度、硬件支持与实现间进行权衡,实现轻量级模型适配。

3) 梯度累积优化训练稳定性

梯度累积是将每个小批次的梯度相加,形成一个总的梯度,然后在累积一定数量的小批次后进行一次权重更新。式(4)在微调中进行权重更新:

$$\mathbf{W}' = \mathbf{W} - \eta \nabla \mathbf{L}(\mathbf{W}) \quad (4)$$

其中, \mathbf{W} 是模型的权重, η 是学习率, $\nabla \mathbf{L}(\mathbf{W})$ 是 \mathbf{L} 对 \mathbf{W} 的梯度, \mathbf{L} 即损失函数。

4) 学习率调度与稳定收敛

微调中运用到学习率调度的函数,在预热阶段的核心式(5)和微调后段的退火函数式(6),如下所示:

$$lr = base_{lr} \times \frac{current_step}{warmup_steps} \quad (5)$$

$$\eta_t = \eta_{\min} + \frac{1}{2}(\eta_{\max} - \eta_{\min}) \left(1 + \cos\left(\frac{T_{\text{cur}}}{T_{\text{max}}}\pi\right)\right) \quad (6)$$

其中, lr 是开始阶段实时学习率, $base_{lr}$ 是设定学习率, $current_step$ 是预设步数, $warmup_steps$ 是总步数, η_t 是实时学习率, η_{\min} 是最小学习率(通常为 0), η_{\max} 是预热结束后的学习率, T_{cur} 是当前训练步数(相对于退火阶段), T_{max} 是总退火步数。

在微调算法中,将 QLoRA 秩设置为 64, QLoRA alpha 设置为 128, LoRA dropout 设置为 0.05, 学习率设置为 2×10^{-5} , batch_size 设置为 8, 梯度累计步数设置为 8 后进入余弦退火函数中渐渐降低为最佳参数,随机种子设置为 42 时最佳。

4 实验及结果分析

4.1 硬件列表

模型调试阶段,使用 RTX A6000 单卡进行预训练和微调。实验阶段,使用 NVIDIA RTX 5080 单卡进行推理,推理速度达到 50 tokens/sec 以上,优于联网法律模型的效率(约 10 tokens/sec),同时降低了成本部署,达成了低成本部署的预期成果。

4.2 测试数据集构建

为了确保 LLMs 满足法律实践所需的高标准,研究者往往利用现有传统自然语言处理数据集构建评估基准,用于评估 LLMs 在我国法律体系中的表现,如 LawBench^[22], LaiW^[23] 和 LexEval^[24] 等。但在知识产权领域,尚未有专门的公开评测数据集。本文针对知识产权法的特性,构建了 3 个面向知识产权领域的测试数据集,并通过专家人工审核,确保了测试数据集的准确性。

国家统一法律职业资格考试(以下简称法考)试题具有权威性和严谨性,经人工筛选,提取其中 306 道知识产权客观题形成测试数据集 DX,用于测试模型在知识产权领域基础理论的理解。司法裁判案例题则将知产案件分为两类:一是细节明确的无复杂争议的一般侵权案例,形成测试数据集 NOM;另一类是案情复杂、存在显著争议的,适用法条、轻重判决存在模糊的复杂侵权案例,形成测试数据集 HX。考虑到案例分析的特殊性,根据法院常用的快速摘取思路,利用提示词工程控制模型摘取数据并记录至数据库。同时考虑到原被告可能不只有一个,在完成前述步骤后,又拆分了被告主体以进行数据清洗。最后使用人工复审,完成案例分析数据集的搭建,用于测试模型对实际案例的理解、分析和审判。具体如表 2 所列。

表 2 测试数据集

Table 2 Test datasets

测试数据来源	名称	数量	数据集描述
司法考试	DX	306	作为评测模型基础性能的重要题库,司法考试的国内知识产权方面的题目经由人工筛选,用于测试模型对知产基本理论的理解
裁判文书-一般侵权案例	NOM	500	一般的侵权案例裁判文书,数据集分为两部分,一部分是案件描述,一部分是审判结果,即是否侵权,用于测试模型对实际案例的理解、分析和审判
裁判文书-易混淆侵权案例	HX	146	典型性案例库中易混淆的侵权案例裁判文书,这部分案件往往较为复杂,数据集分为两部分,一部分是案件描述,一部分是审判结果,即是否侵权,用于测试模型对实际案例的理解、分析和审判

4.3 测试数据集测试

表3列出了本文模型与基准模型在司法考试、案例分析与审测试数据集上的准确度表现结果。可以看到,本文模型经过预训练和微调之后,在法考单选题的验证集上的准确率达到86.3%,相较于基准模型的55.5%、千问完整模型的81.2%,其均有较大提升。

表3 基准测试结果
Table 3 Benchmark results

模型	Accuracy			模型参数大小
	DX	NOM	HX	
Owen3-4B	0.555	0.681	0.515	4B
Qwen3 全参数	0.812	0.793	0.741	235B激活 22B
Deepseek-R1 全参数	0.834	0.761	0.686	671B
通义法睿	0.920	0.900	0.850	235B+平台数据
EC-MIIP	0.863	0.862	0.772	4B+权重

此外,Owen3-4B、Qwen3 全参、Deepseek-R1 全参模型性能较差,主要原因在于:用于大模型进行法律方向的训练文本一般直接来自公开文书的内容,但是,不经筛选便将所有文书投入模型训练数据库的模式,会增加法律领域的噪声,影响模型思考。而在EC-MIIP的预训练中,遴选了高质量数据集,并且构建了高质量微调问答对,使得噪声比例变小,从而大幅提升了准确度,实现了小参数下的精准思考。

本文模型在精确度上普遍超越了基准模型,这得益于本文模型针对知识产权领域知识和裁判逻辑所设计的微调语料

和策略。虽然目前存在另一些调试成功的司法大模型,如Legal-BERT^[25],CaseLawBERT^[26]等,但此类模型语料中的司法审判案由多、名目多,且时效性低,没有专注于知识产权领域的司法数据。

EC-MIIP与通义法睿的对比实验测评显示,通义法睿调用数据库后,对于法律分析的内容略微优于EC-MIIP模型,原因在于:1)通义法睿外接大量数据库(如裁判文书数据、法条数据等),在案例判决、法考案例分析等问题上具有外接真实数据支撑,问题可以直接找出出处,故准确率很高;2)在模型参数上,通义法睿运用的是千问3-235B的基础模型,参数量较大和思维链本身较长,但其在测试数据集上的准确度略有优势,也反映出其能力密度不高。

值得注意的是,通义法睿存在参数大、数据库长时间大范围检索、仅可通过联网使用、本地部署成本过高等缺点,使其不足以在特定需求环境下使用。相较之下,EC-MIIP更加灵活和高效。

4.4 案例分析

在案例分析实验中,EC-MIIP凭借4B的较小参数和学习的内容深度,相较于通用全参量大模型取得了一定的优势。结果表明,EC-MIIP显著降低了大模型的幻觉。加入工作流式的分析后,EC-MIIP在文书撰写领域领先千亿参数的通用模型,同时与专业的法律分析工作模型通义法睿性能相当却各有所长。具体如表4所列。

表4 EC-MIIP微调与优化后案例分析

Table 4 Analysis case of EC-MIIP results after fine-tuning and optimization

<p>案例1</p> <p>Input:请详细给我讲解计算机软件著作权的实际应用场景和侵权风险规避方法。</p> <p>原始模型输出结果:计算机软件著作权是保护软件开发者合法权益的重要法律工具,其应用场景广泛,但侵权风险也需高度重视。以下从实际应用场景和侵权风险规避方法两个方面进行详细讲解:1)软件著作权的实际应用场景。(1)软件开发阶段;(2)软件发布与商业应用;(3)技术转让与合作;(4)法律维权与纠纷处理。2)软件著作权的侵权风险及规避方法。(1)常见侵权风险;(2)侵权风险规避方法。</p> <p>EC-MIIP输出结果:计算机软件著作权是《中华人民共和国著作权法》(2020年修正)规定的著作权人享有的核心权利之一。在实际应用场景中,软件著作权涉及开发、发布、运营、合作等全生命周期的法律问题,同时需要防范因侵权行为带来的法律风险。以下从实际应用场景和侵权风险规避方法两个方面进行详细讲解。1)计算机软件著作权的实际应用场景。(1)软件设计与开发阶段。①明确作者身份与权利归属;②版本管理与文档记录。(2)软件发布与交易阶段。①软件登记与权利标注;②软件交易与许可授权。(3)软件交易与许可授权。①开源软件的使用与合规性审查;合作开发与权利分配协议;③市场竞争中的侵权风险;2)计算机软件著作权的侵权风险规避方法。(1)防范他人侵权(权利保护)。①定期进行著作权登记与公证;②监控市场并主动维权;③通过诉讼或调解解决纠纷。(2)避免自身侵权(合法合规)。①开源软件的合法使用规则;②严格规范合作开发流程;③禁止盗版软件的使用与传播。3)典型案例与法律依据。(1)案例1:开源软件的侵权责任;(2)案例2:合作开发的著作权纠纷。4)总结:软件著作权的“三防”原则:防他人侵权(权利保护)、防自身侵权(合规使用)、防权利瑕疵(风险控制)。</p> <p>通义法睿输出结果:计算机软件著作权是指对计算机程序及其相关文档所享有的专有权利。它不仅保护了软件开发者的合法权益,还促进了技术创新和产业发展。以下是关于计算机软件著作权的实际应用场景以及侵权风险规避方法的详细讲解。1)计算机软件著作权的实际应用场景。(1)软件开发与销售;(2)开源软件的使用与分发;(3)网站后台系统与内容管理系统(CMS);(4)电商平台与商城系统;(5)软件反向工程与安全测试二、计算机软件著作权侵权风险规避方法。①严格遵守软件许可协议②获取合法授权或许可③保留版权声明与链接④定期审查与更新软件来源⑤建立内部知识产权管理制度;⑥使用替代方案或自主研发。</p> <p>案例2</p> <p>Input:知识产权侵权豁免的灰色地带有哪些呢?</p> <p>原始模型输出结果:知识产权侵权豁免的灰色地带通常涉及法律规定的模糊性、司法实践中的解释差异、技术发展的快速性以及商业利益与公共利益之间的平衡。以下是一些常见的灰色地带及其具体表现:1)合理使用(Fair Use/Fair Dealing)的边界模糊;2)专利侵权的“例外”与“绕过”;3)商标侵权的“淡化”与“混淆”;4)数据与算法的知识产权模糊性。</p> <p>EC-MIIP输出结果:知识产权侵权豁免的“灰色地带”通常指法律规定的明确豁免范围之外,因法律解释模糊、执法尺度不一、商业惯例与法律规范存在冲突等原因,导致权利人或侵权人存在争议的空间。以下是一些常见的灰色地带及其具体表现:1)开源软件的使用边界。(1)许可证的“陷阱”;(2)开源社区的“默许”。2)强制许可与专利纠纷。(1)强制许可的“暗箱操作”;(2)专利无效宣告中的“钻空子”。3)合理使用的“弹性空间”。(1)教育、科研场景的合理使用争议;(2)技术分析“反向工程”的模糊界限。4)公共利益豁免的“道德困境”。(1)疫情、灾难等紧急场景的专利纠纷;(2)历史文化遗产的知识产权争议。5)灰色地带的潜在风险。(1)法律追责的可能性;(2)商业信誉的损失;(3)执法尺度的不一致性。6)建议:在灰色地带中谨慎行事。(1)明确规则,避免模糊操作;(2)加强法律咨询,降低风险;(3)关注法律动态,及时调整策略。知识产权领域的灰色地带既是挑战,也是机遇。通过主动规避风险、灵活运用规则,企业可以在合法合规的前提下,探索创新与商业利益的平衡点。但无论如何,尊重知识产权的边界始终是长远发展的基石。</p> <p>通义法睿输出结果:知识产权侵权的“灰色地带”是指在法律适用、技术发展或商业实践中,某些行为是否构成侵权存在模糊性、争议性或尚未被明确界定的领域。这些灰色地带往往源于法律滞后于技术发展、权利边界不清、司法解释不统一或实际操作中难以完全合规等因素。1)开源软件与商业使用的界限…2)反向工程与安全研究中的使用…3)AI训练数据与版权问题…4)网络爬虫与内容聚合平台…5)短视频平台上的“二次创作”…6)云服务与虚拟化环境中的软件部署…7)字体、图标、UI设计的使用…8)跨境内容传播与地域性限制…如果你有具体的应用场景(如你正在开发一个AI工具、做短视频运营、搭建电商平台等),我可以进一步帮你分析是否存在侵权风险以及如何规避。</p>

(续表)

案例 3

Input:我是甲公司,乙公司利用我的新型实用专利进行车间技术优化,我并不知道,请帮我写一份律师函。

原始模型输出结果:律师函:[发函方];甲公司;……**主题:关于乙公司擅自使用甲公司专利技术的告知函**;*我(甲公司)系[专利号]号新型实用专利的合法权利人……。经查,乙公司未经我司许可,……。若乙公司未在指定期限内履行上述义务……。

EC-MIIP 输出结果:律师函;致:[乙公司全称]……。我方系……专利权人。我方发现……。1) 贵司侵权行为的具体事实。(1) 技术方案的实质性相同……(2) 侵权行为的持续性……(3) 侵权产品的流通性……2) 贵司行为的法律性质。(1) 涉嫌专利侵权……(2) 涉嫌不正当竞争……3) 我方的要求及法律依据……4) 法律后果及律师提醒……附件:(1) 涉案专利权利要求书节选(技术特征对比参考);(2) 被控侵权产品技术特征分析表;(3)《不再实施涉案专利的承诺书》(参考模板)……

通义法睿输出结果:

致:乙公司 地址:[填写乙公司注册地址或实际办公地址] 法定代表人:[填写乙公司法人姓名]

一、发函背景

本律师受甲公司(以下简称“我方”)委托,……

二、专利信息说明

我方系中国国家知识产权局授权公告的实用新型专利权人,专利名称为:《[填写专利名称]》,专利号为:ZL[填写专利号],授权公告日为:[填写授权公告日期]。

该专利目前法律状态稳定,权利有效,……

三、侵权事实陈述

经调查发现,……

四、法律依据

根据《中华人民共和国专利法》第十一条规定:……

第六十五条规定:……

五、正式声明与要求

鉴于贵公司的行为已严重侵犯我方合法权益,现郑重函告如下:

立即停止侵权行为:……

限期整改并消除影响:请贵公司在收到本函后五个工作日内书面回复我方,并说明整改措施;

赔偿损失:我方保留依法追究贵公司因侵权行为给我方造成的经济损失及相关维权费用的权利;

协商解决途径:若贵公司愿意通过协商方式解决此事,我方考虑提供合法授权或许可合作方案。

六、法律后果提示

如贵公司未能在合理期限内作出回应或继续实施侵权行为,……

案例 1 中,在讲解诸如计算机软件著作权时,相较于基准模型和联网模型通义法睿,EC-MIIP 表现出了掌握更多著作权法和计算机软件著作权的相关知识的特点,回答的内容专业且全面,满足了用户学习和理解计算机软件著作权各个方面的需要。在此之上,EC-MIIP 可以进行更多轮次的对话以进行深入讨论式学习,具体内容受限于篇幅,表 4 中未做出具体展示。

案例 2 中,微调过后的 EC-MIIP 讲述了更多“豁免”和“侵权”中间的明确差别以及现行法律中相关行为界定不明的要点。这表明,微调过后的 EC-MIIP 有效提升了模型对法律条目的理解深度。此外,联网模型通义法睿没有特别聚焦于知识产权的特殊侵权豁免的学术情况分析,细致程度同样不及 EC-MIIP。

案例 3 中,试图让模型草拟著作权侵权的律师函。由于学习过文书知识,EC-MIIP 在文书撰写方面体现出较强的法律规范性、完整性以及严谨的法律术语等,使模型不加“文书格式”就可以成功草拟格式正确且完善的法律知产文件。对比通义法睿的回复,差距仅出现在回复中通义模型拥有模板库而 EC-MIIP 没有专业的模板格式,未发现其他细节差异。

同时,相较于其他的法律大模型,知识产权方向的 EC-MIIP 表现出了相较于通用模型更加细致的分析,对于问题的思考方向较为全面客观。它在较低的温度参数(Temperature)下可以实现严谨推理,在稍高的温度参数下可以实现案例撰写和评析。

4.5 模型收敛速度

图 4 展示了 loss 值监测和每个 epoch 的过拟合监测,从图中可以发现,原有的预训练措施在第 4 个轮次已然出现过拟合情况。这是因为,各类需要学习的内容性质不同,应当分开进行训练。在采取分布预训练后,模型在前 10 次的硬性知识点学习时无过拟合现象产生。经过测试,在余弦退火函数

的帮助下,训练 18 轮左右才会出现轻度过拟合,此时 loss 已降低至 3×10^{-4} 。在预训练 2 中,考虑到案例文书的特殊性,调整了参数,完成了语境学习但又不影响原有知识点。数据表明,当下的学习策略,对在数据库中存在知识点划分的模型有积极意义。

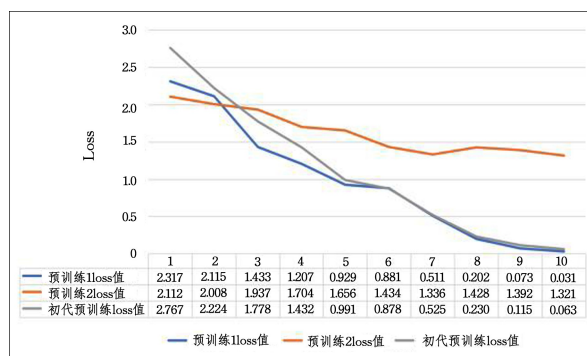


图 4 模型 loss 曲线对比

Fig. 4 Comparison of model loss curves

结束语 “法治环境是最好的营商环境”,在高新技术不断革新、产业升级转型如火如荼的时代,法律这一承载公平正义之价值寄托、保障国民经济有序高效发展的社会规则体系,也亟需借助人工智能技术的力量实现智慧化跃迁,跟上产业创新的步伐。本文以知识产权为切入点,尝试将大语言模型引入专业法律服务情景,通过微调与知识增强,赋予模型理解、分析与辅助判断的能力。前路仍有挑战,数据、算法与实际应用之间尚有距离,虽然这是通往法治智能化的一小步,却是迈向公平高效司法的重要一步。未来,将继续深耕这一方向,期望有朝一日,人工智能不仅能读懂法律语言,更能理解法律背后的价值与温度,为每一个需要法律服务的个体、群体与企业提供更加有力、有效、及时的支持与帮助。

参 考 文 献

- [1] LI Y, YAN Y, TONG Z, et al. Efficient fine-tuning of small-parameter large language models for biomedical bilingual multi-task applications [J]. *Applied Soft Computing*, 2025, 175: 113084.
- [2] NGUYEN C, SHEN X, APONTE R, et al. A survey of small language models [J]. *arXiv:2410.2001*, 2024.
- [3] DEEPSEEK-AI, GUO D, YANG D, et al. DeepSeek-R1: Incentivizing reasoning capability in LLMs via reinforcement learning [J]. *arXiv:2501.12948*, 2025.
- [4] YANG A, YANG B, HUI B, et al. Qwen2 technical report [J]. *arXiv:2407.10671*, 2024.
- [5] YANG A, LI A, YANG B, et al. Qwen technical report [J]. *arXiv:2505.09388*, 2025.
- [6] COLOMBO P, PIRES T, BOUDIAF M, et al. SaulLM-7B: A pioneering large language model for law [J]. *arXiv:2403.03883*, 2024.
- [7] CUI J, NING M, LI Z, et al. Chatlaw: A multi-agent collaborative legal assistant with knowledge graph enhanced mixture-of-experts large language model [J]. *arXiv:2306.16092*, 2023.
- [8] LEE J S. Evaluating generative patent language models [J]. *World Patent Information*, 2023, 72: 102173.
- [9] NI S, TAN M, BAI Y, et al. MoZIP: A multilingual benchmark to evaluate large language models in intellectual property [J]. *arXiv:2402.16389*, 2024.
- [10] LEE J S. Instruct Patent GPT: training patent language models to follow instructions with human feedback [J]. *Artificial Intelligence and Law*, 2024, 33: 739-782.
- [11] BAI Z, ZHANG R, CHEN L, et al. Patent GPT: a large language model for intellectual property [J]. *arXiv:2404.18255*, 2024.
- [12] LV K, YANG Y, LIU T, et al. Full Parameter Fine-tuning for Large Language Models with Limited Resources [C] // *Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2024: 8187-8198.
- [13] HAN Z, GAO C, LIU J, et al. Parameter-efficient fine-tuning for large models: A Comprehensive Survey [J]. *arXiv:2403.14608*, 2024.
- [14] HU E, SHEN Y, WALLIS P, et al. LoRA: Low-rank adaptation of large language models [C] // *ICLR*. 2022.
- [15] DETTMERS T, PAGNONI A, HOLTZMAN A, et al. QLoRA: Efficient finetuning of quantized LLMs [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2023, 36: 10088-10115.
- [16] LAMY-POIRIER J. Layered gradient accumulation and modular pipeline parallelism: fast and efficient training of large language models [J]. *arXiv:2106.02679*, 2021.
- [17] JOHNSON O, XINGYING C, KHAW K, et al. Ps-CALR: Periodic-shift cosine annealing learning rate for deep neural networks [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 139171-139186.
- [18] DONG Q, LI L, DAI D. A survey on in-context learning [J]. *arXiv:2301.00234*, 2024.
- [19] GUNASERKAR S, ZHANG Y, ANEJA J, et al. Textbooks are all you need [J]. *arXiv:2306.11644*, 2023.
- [20] LZACARD G, LEWIS P, LOMELI M, et al. Atlas: Few-shot learning with retrieval augmented language models [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2023, 24(251): 1-43.
- [21] WEI J, WANG X, SCHUURMANS D, et al. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models [C] // *NeurIPS 2022*. 2022.
- [22] FEI Z, SGEN X, ZHU D, et al. Lawbench: Benchmarking legal knowledge of large language models [J]. *arXiv:2309.16289*, 2023.
- [23] DAI Y, FENG D, HUANG J, et al. Laiw: A chinese legal large language models benchmark [J]. *arXiv:2310.05620*, 2023.
- [24] LI H, CHEN Y, AI Q, et al. LexEval: A comprehensive Chinese legal benchmark for evaluating large language models [J]. *arXiv:2409.20288*, 2024.
- [25] CHALKIDIS I, FERGADIOTIS M, PRODROMOS M P, et al. LEGAL-BERT: Themuppets straight out of Law School [C] // *Findings of the Association for Computational Linguistics (EMNLP2020)*. 2020: 2898-2904.
- [26] ZHENG L, GUHA N, ANDERSON B, et al. When does pre-training help? Assessing self-supervised learning for law and the CaseHOLD dataset of 53 000 + Legal Holdings [C] // *Proceedings of the Eighteenth International Conference on Artificial Intelligence and Law (ICAIL'21)*. 2021: 159-168.



LIU Xukai, born in 2006, undergraduate. His main research interests include large language models, agents and smart justice.



LIU Yang, born in 1983, Ph.D, lecturer. Her main research interests include natural language processing and artificial intelligence.

(责任编辑:何杨)