

# 人工智能大模型技术 财务应用蓝皮书



总顾问：刘勤

专家顾问：赵燕锡 韩向东 陈虎 付建华 魏代森 沈雁冰 曾超

发起人：杨寅 吕晓雷

执笔人：杨寅 宛涛 李彤 孙彦丛 方高林 孔冰 刘峰 史瑞超 陈昊 吕晓雷

研究团队：上海国家会计学院 金蝶集团 元年科技 中兴新云 用友公司 浪潮通软  
汉得信息 久其软件

主办中心：智能财务关键技术（会计科技 AccTech）与系统平台研究室（中心）

学术支持：上海国家会计学院

基金支持：国家社会科学基金项目“人工智能对会计工作影响与会计职能转变研究”（20BGL083）

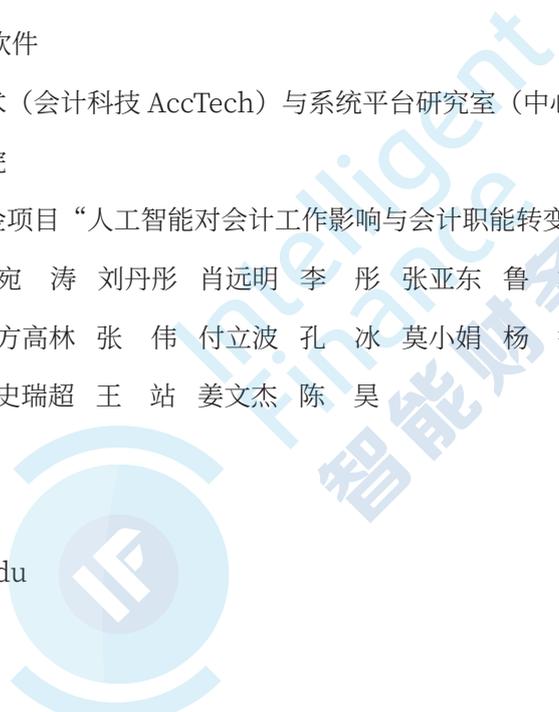
撰写团队：杨寅 吕晓雷 宛涛 刘丹彤 肖远明 李彤 张亚东 鲁湘 孙彦丛  
宁燕 张蓓 方高林 张伟 付立波 孔冰 莫小娟 杨智 刘峰  
赵鹤 贾晓蕊 史瑞超 王站 姜文杰 陈昊

内容审定：刘勤 杨寅

发布日期：2024年9月

联系交流：yangyin@snai.edu

研究院公众号二维码



# 目 录

|                           |           |
|---------------------------|-----------|
| <b>前言</b>                 | <b>7</b>  |
| <b>1. 人工智能大模型技术概述</b>     | <b>8</b>  |
| 1.1 人工智能大模型技术概念解析         | 8         |
| 1.2 人工智能大模型技术典型特征         | 9         |
| 1.2.1 突出的“涌现”能力           | 9         |
| 1.2.2 统一的 Prompt 交互       | 9         |
| 1.2.3 高扩展性的应用框架           | 9         |
| 1.2.4 高成本的训练和推理过程         | 10        |
| 1.3 人工智能大模型技术发展历程及现状      | 11        |
| 1.3.1 预训练语言模型             | 11        |
| 1.3.2 大模型家谱               | 12        |
| 1.3.3 国产大模型               | 12        |
| 1.3.4 财务领域大模型             | 13        |
| 1.4 人工智能大模型技术发展趋势         | 14        |
| 1.4.1 模型架构演进              | 15        |
| 1.4.2 训练方法创新              | 15        |
| 1.4.3 应用场景拓展              | 15        |
| 1.4.4 伦理和安全风险规避           | 16        |
| 1.4.5 大模型发展趋势展望           | 16        |
| <b>2. 人工智能大模型技术体系架构概述</b> | <b>17</b> |
| 2.1 人工智能大模型技术整体体系架构       | 17        |
| 2.2 人工智能大模型技术分类           | 19        |
| <b>3. 人工智能大模型技术赋能财务概述</b> | <b>22</b> |
| 3.1 人工智能大模型技术赋能财务总体情况     | 22        |
| (1) 人工智能大模型赋能财务发展前景       | 22        |
| (2) 人工智能大模型在财务领域的应用分析     | 23        |
| 3.2 人工智能大模型技术赋能财务基本框架     | 25        |
| 3.3 人工智能大模型技术赋能财务实现路径     | 28        |
| 3.4 人工智能大模型技术赋能财务核心价值     | 29        |



|                                         |           |
|-----------------------------------------|-----------|
| <b>4. 人工智能大模型技术赋能财务应用</b>               | <b>31</b> |
| <b>4.1 人工智能大模型技术赋能家用电器制造行业 A 集团财务应用</b> | <b>31</b> |
| 4.1.1 总体情况                              | 31        |
| (1) 需求背景                                | 31        |
| (2) 发展现状                                | 32        |
| 4.1.2 典型案例                              | 33        |
| (1) 案例背景                                | 33        |
| (2) 财务中台智能客服项目定位                        | 33        |
| (3) 财务中台 GPT 平台框架                       | 34        |
| (4) 财务大模型在智能客服场景的落地                     | 36        |
| (5) 智能客服建设成果                            | 37        |
| 4.1.3 应用场景                              | 38        |
| (1) 生成式智能客服                             | 38        |
| (2) 非结构化附件的智能审核                         | 38        |
| (3) 生成式财务分析                             | 39        |
| (4) 生成式管报                               | 40        |
| <b>4.2 人工智能大模型技术赋能 B 公司财务应用</b>         | <b>40</b> |
| 4.2.1 总体情况                              | 40        |
| (1) 需求背景                                | 40        |
| (2) 发展现状                                | 41        |
| 4.2.2 典型案例                              | 42        |
| (1) 智能财务平台业务架构                          | 42        |
| (2) 企业大模型应用架构                           | 43        |
| (3) 企业智能助手                              | 45        |
| 4.2.3 应用场景                              | 47        |
| (1) 智能审单机器人                             | 47        |
| (2) 智能交单                                | 49        |
| (3) 智能财务制度助手                            | 49        |
| (4) 智能财务数据分析助手                          | 51        |
| <b>4.3 人工智能大模型技术赋能 C 银行财务应用</b>         | <b>53</b> |
| 4.3.1 总体情况                              | 53        |
| (1) 需求背景                                | 53        |

|                                                |           |
|------------------------------------------------|-----------|
| (2) 发展现状 .....                                 | 54        |
| 4.3.2 典型案例 .....                               | 54        |
| (1) 建设思路 .....                                 | 54        |
| (2) 建设框架 .....                                 | 55        |
| (3) 技术突破 .....                                 | 56        |
| 4.3.3 应用场景 .....                               | 57        |
| (1) 风险评估防控 .....                               | 57        |
| (2) 投资组合推荐 .....                               | 59        |
| (3) 欺诈行为检测 .....                               | 60        |
| <b>4.4 人工智能大模型技术赋能 D 汽车企业财务应用 .....</b>        | <b>61</b> |
| 4.4.1 总体情况 .....                               | 61        |
| (1) 需求背景 .....                                 | 61        |
| (2) 发展现状 .....                                 | 62        |
| 4.4.2 典型案例 .....                               | 62        |
| 4.4.3 应用场景 .....                               | 64        |
| (1) 智能采集 .....                                 | 64        |
| (2) 智能审核 .....                                 | 69        |
| (3) 智能月结 .....                                 | 72        |
| (4) 智能风控 .....                                 | 79        |
| (5) 经营分析 .....                                 | 85        |
| <b>4.5 人工智能大模型技术赋能 E 大型基础设施综合服务商财务应用 .....</b> | <b>89</b> |
| 4.5.1 总体情况 .....                               | 89        |
| (1) 需求背景 .....                                 | 89        |
| (2) 发展现状 .....                                 | 89        |
| 4.5.2 典型案例 .....                               | 90        |
| 4.5.3 应用场景 .....                               | 92        |
| (1) 智能差旅 .....                                 | 92        |
| (2) 智能审核 .....                                 | 93        |
| (3) 智能融资决策 .....                               | 95        |
| <b>4.6 人工智能大模型技术赋能 F 医药行业财务应用 .....</b>        | <b>96</b> |
| 4.6.1 总体情况 .....                               | 96        |
| (1) 需求背景 .....                                 | 96        |



|                                          |            |
|------------------------------------------|------------|
| (2) 发展现状 .....                           | 97         |
| 4.6.2 典型案例 .....                         | 97         |
| 4.6.3 应用场景 .....                         | 99         |
| (1) 合规性监控应用 .....                        | 99         |
| (2) 智能财务客服的应用 .....                      | 101        |
| <b>4.7 人工智能大模型技术赋能 G 大学财务应用 .....</b>    | <b>103</b> |
| 4.7.1 总体情况 .....                         | 103        |
| (1) 需求背景 .....                           | 103        |
| (2) 发展现状 .....                           | 103        |
| 4.7.2 典型案例 .....                         | 104        |
| (1) 模型与知识服务 .....                        | 105        |
| (2) 智能财务能力组件 .....                       | 106        |
| (3) 财务智能体 (AI Agents/ 数字会计 / 智能助理) ..... | 107        |
| (4) 用户场景与应用衔接 .....                      | 108        |
| (5) 案例应用效果与前景 .....                      | 108        |
| 4.7.3 应用场景 .....                         | 109        |
| (1) 智能财务助理 .....                         | 109        |
| (2) 智能填报 .....                           | 111        |
| (3) 智能稽核 .....                           | 116        |
| <b>4.8 人工智能大模型技术赋能 H 投资集团财务应用 .....</b>  | <b>118</b> |
| 4.8.1 总体情况 .....                         | 118        |
| (1) 需求背景 .....                           | 118        |
| (2) 发展现状 .....                           | 119        |
| 4.8.2 典型案例 .....                         | 119        |
| 4.8.3 应用场景 .....                         | 122        |
| (1) 共享服务与智能问答 .....                      | 122        |
| (2) 管理报告与智能分析 .....                      | 123        |
| (3) 司库管理与虚假贸易识别 .....                    | 124        |
| (4) 决算分析与填报助手 .....                      | 124        |
| (5) 工程风险评价与合规管理 .....                    | 125        |

## **5. 人工智能大模型财务应用局限性和关注问题 127**

|                             |     |
|-----------------------------|-----|
| 5.1 人工智能大模型技术财务应用局限性 .....  | 127 |
| 5.2 人工智能大模型技术财务应用关注问题 ..... | 127 |

# 前言

2023年9月，习近平总书记在黑龙江考察东北全面振兴期间首次提出“新质生产力”这一重要性的概念，并要求“积极培育新能源、新材料、先进制造、电子信息等战略性新兴产业，积极培育未来产业，加快形成新质生产力，增强发展新动能”。人工智能是适应全球经济创新发展的新质态生产力，习近平总书记强调指出：“加快发展新一代人工智能是我们赢得全球科技竞争主动权的重要战略抓手，是推动我国科技跨越发展、产业优化升级、生产力整体跃升的重要战略资源”。财政部、国资委等部委也相继明确指出人工智能等新技术推动财务（会计）数字化转型的重要作用，实现财务管理工作的高质量发展。

2022年横空出世的ChatGPT是一个里程碑式的人工智能深度学习系统。人工智能大模型的发展可以追溯到以传统神经网络模型为代表的萌芽阶段，而随着Google提出基于Transformer架构的神经网络模型，奠定了大模型预训练算法架构的基础。2022年OpenAI公司发布的ChatGPT是通用人机对话系统，是一个大型的语言模型和一款具有较高智能的多语言聊天机器人，在Transformer架构基础上，以GPT（Generative Pre-trained Transformer，生成式预训练语言模型）模型及人类反馈的强化学习（RLHF）进行精调的策略下取得了巨大的成功。

虽然真正意义上的人工智能大模型发展历史并不长，但对人类社会的影响产生了积极作用。财务作为服务经济发展的重要组成部分，也将受到人工智能大模型的影响。目前，我国企事业单位已将光学字符识别、自然语言处理、语音识别、机器人流程自动化、专家系统、规则引擎、知识图谱、机器学习、深度学习等人工智能技术应用在会计核算、费用报销、财务报告、战略管理、预算管理、成本管理、营运管理、投融资管理、绩效管理、风险管理、管理会计报告、资金管理、司库管理、税务管理、审计管理等大财务领域。随着人工智能技术创新迭代，大模型将在大财务领域的应用开花结果。基于此，我们编写了《人工智能大模型技术财务应用蓝皮书》，通过大模型的技术概念、典型特征、技术架构、财务应用基本框架、财务典型案例、财务应用场景等内容，旨在帮助与引领企事业单位财务部门及广大财务人员认识大模型的技术类型与发展趋势，并了解大模型在大财务领域的应用场景，希望能够为需要的人提供启发。

# 1. 人工智能大模型技术概述

## 1.1 人工智能大模型技术概念解析

人工智能（Artificial Intelligence，简称 AI）是约翰·麦卡锡等人在 1956 年达特茅斯会议上首次提出的概念，主要研究和开发能够模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法、技术及应用系统。人工智能领域的研究包括机器人、语音识别、计算机视觉、自然语言处理、专家系统和机器学习等，旨在通过一定的学习和训练，使计算机能够模拟人类感知、认知智能行为，从而完成一定的任务。

深度学习（Deep Learning）作为机器学习（Machine Learning）的一个重要分支，基于人工神经网络（ANN）进行建模，通过模拟人脑神经元的连接和工作方式，使计算机能够像人一样学习和理解数据。深度学习技术的核心在于其深度神经网络结构，这些网络通常由多个层次组成，每一层都能够从输入数据中提取出更高级别的特征。随着层次的加深，网络能够学习到越来越复杂和抽象的特征，随着层数加深以及维度加大，逐渐形成大规模参数的模型（广义的大模型），从而实现了对数据的更深入理解。

机器为了深入理解和有效掌握语言，采用构建语言模型的方法来进行语言的表征和建模。早期的语言模型是通过手工编写的规则和语法结构来解析和生成语言，随着统计学的发展，统计语言模型（Statistical Language Models）开始兴起，基本思想是基于马尔可夫假设构建单词预测模型，例如，基于最近上下文预测下一个单词，为了减少计算，通常上下文取前  $n$  个词，也被称为  $n$ -gram 语言模型。

为了提升语言模型的上下文理解能力，深度学习技术与语言模型进行结合产生了神经网络语言模型（Neural Network Language Models）。早期的神经网络语言模型如循环神经网络（RNN）能够处理序列数据，但存在梯度消失和梯度爆炸问题。长短期记忆网络（LSTM）和门控循环单元（GRU）等变种 RNN 模型通过引入门控机制，解决了 RNN 的梯度问题，能够更好地处理长序列数据。Transformer 模型则采用了自注意力机制，进一步提高了模型对序列中不同位置信息的处理能力，成为了目前最流行的语言模型架构之一。

预训练语言模型（Pretrained Language Models, PLMs）是一种通过在大规模语料库上进行无监督预训练的语言建模方法，旨在学习语言的通用表示。模型通过捕捉语言的统计规律和结构信息，为自然语言处理（NLP）任务提供了强大的基础。在预训练完成后，PLMs 可以通过微调（fine-tuning）的方式，针对特定任务如机器翻译、文本分类、情感分析等进行适应性调整，典型代表如 Bert 模型。

近年来，随着计算能力的飞速增强和大规模数据训练模型技术的崛起，生成式大语言模型（Large Language Models, LLMs）以 ChatGPT 为代表，开始崭露头角。这些模型通过扩大预训练语言模型的规模和训练数据的范围，能够学习到更加复杂和精细的语言表示，进而展现出令人瞩目的语言生成和理解能力。LLMs 通过海量的文本数据进行训练，深入学习了语言的结构、语义和上下文关系。这使得能够以统一模型处理各种自然语言任务，同时也展现出了强大的泛化能力和涌现出新的深度理解、逻辑推理、遵循指令、代码生成等能力，为解决一系列复杂任务提供了可能。

## 1.2 人工智能大模型技术典型特征

大模型达到一定规模后，会涌现出传统语言模型以及中小规模预训练语言模型所不具备的特殊能力，使大模型在使用界面、应用开发方式、模型构建过程和工程要求上也有深刻的变化。

### 1.2.1 突出的“涌现”能力

“涌现”能力是大模型在达到 10 亿参数以上规模后出现的特殊能力，它们在解决复杂任务时表现出显著的优势，使得大模型在自然语言处理（NLP）领域取得了突破性进展，例如数学问题解答、逻辑推理和多步推理等任务，主要体现在：

**上下文学习（In-context learning）**：大模型能够通过提供的自然语言指令或者提示语（prompt）中的个别任务示例引导，在没有额外训练和参数更新的情况下，生成与指令或示例相符的期望输出。例如，13B 的 GPT-3 模型在算术计算以及一般任务上都能表现出不错的上下文学习能力，但 GPT-1 和 GPT-2 模型则没有。

**指令遵循（Instruction following）**：通过使用自然语言描述的多任务数据集进行指令微调（instruction tuning），大模型能够在未见过的、以指令形式描述的任务上表现出色，有更好的泛化能力。例如，LaMDA-PT 模型在大小达到 68B 时，在未见过的多任务评估基准测试中显著优于未调整模型，8B 以下模型则不会。

**逐步推理（Step-by-step reasoning）**：小型语言模型在解决涉及多步推理的复杂任务（如数学问题）时通常很困难。相比之下，大模型可以使用包含中间推理步骤的思维链（chain-of-thought, CoT）提示机制来得出最终答案。这种能力通过在代码上进行训练而获得，尽管这一点还需进一步研究来验证，而逐步推理能力是使用大模型进行复杂任务规划、流程拆解的基础。

### 1.2.2 统一的 Prompt 交互

大模型深刻改变了人们使用 AI 算法的方式，与以往 AI 算法的输入输出形态各异相比，大模型提供了统一的提示语（Prompt）交互方式，使得应用调用更为简单，只要掌握了提示语技巧，用户也可以在各种任务中直接使用。统一的 Prompt 交互使得基于大模型的应用能够形成统一的“Copilot”型交互界面，便于标准化和形成用户习惯。

提示语设计需要考虑任务需求、期望输出以及对模型能力的激发，除了角色、任务和指令定义说明之外，在复杂任务求解中，为了引导大模型进行上下文学习和逐步推理、多路径推理、多答案评估、自我评估、流程拆解和串接等，还有各种更高级的提示语方法，如思维链（Chain of Thought）、思维树（Tree of Thought）、自我一致性（Self-Consistency）、反思（Reflection）、专家提示（Expert Prompting）、链（Chains）、轨道（Rails）等，此外，自动提示工程（APE）还可以通过大模型自身来生成提示语、评分和迭代，递归的使用大模型来创建高质量的提示语，提升模型输出质量。

### 1.2.3 高扩展性的应用框架

大模型除了自身的知识和推理能力外，与外部知识库、信息检索、各种工具 API 等结合，还可以构建具备感知、理解、规划和执行能力的自主智能体（Agent），能够完成更加复杂的任务。大模型在 Agent 中提供理解、规划和生成能力，处于大脑核心位置，外部知识库、检索引擎、工具 API 等构成可定制化的外围组件。

**检索增强生成 (Retrieval-Augmented Generation, RAG) :** RAG 系统结合了信息检索和大模型生成的能力, 通过从外部知识源 (如搜索引擎或知识图谱) 检索相关信息, 并将这些信息与输入提示结合, 以生成更准确和丰富的回答。RAG 能够扩展大模型的已有知识, 并使大模型获得对外部长信息的处理能力。为了更好地利用 RAG, 研究者们还开发了 RAG-aware 提示技术, 如 FLARE (Forward-looking Active Retrieval Augmented Generation)。FLARE 通过迭代的结合预测结果和信息检索, 动态地在生成过程中引入最新信息, 从而提高回答的准确性和相关性。

**规划和执行 (Plan and Execute, P&E) :** P&E 是复杂任务多步执行的基本方案, 以机器人流程自动化 (Robotic process automation, RPA) 场景为例, P&E 使用大模型将原任务自动拆解成 RPA 代理可以执行的流程单元, 以完成文件报表处理、自动化测试等包含大量重复性步骤的任务。如果规划中有未知步骤依赖于前导步骤的执行结果, 那么需要一边执行一边调整规划, 这需要大模型和 RPA 代理之间的持续多次交互机制。

**大模型智能体 (LLM-Agent) :** 大模型 Agent 是基于大模型构建的自主实体, 可以认为是 RAG、P&E 和外部工具 (如 APIs) 的能力综合, 能够感知环境、做出决策并执行任务。大模型通过外部工具来扩展其功能, 这些工具可以是信息检索、数据分析、计算等各种类型的服务, 例如, 通过天气 API, 大模型 Agent 可以回答与特定地点的天气相关的问题。大模型可以根据输入、上下文和可用工具做出决策, 通常涉及复杂的推理过程, 如何用外部知识和已知 API 的能力来解决问题。为了更有效地使用工具, 研究者们研发了 Toolformer 训练方法和 Tool-aware 提示技术如 ART (Automatic Multi-step Reasoning and Tool-use), 能够教会大模型何时使用工具以及如何设置 API 参数, 如何结合思维链来使用工具。ReWOO (Reasoning without Observation)、ReAct (Reason and Act) 和 DERA (Dialog-Enabled Resolving Agents) 等提示技术, 使大模型能够在没有直接观察的情况下推理, 生成可执行的步骤, 以及在对话中解决问题。

综上所述, 大模型应用框架涉及提示设计、外部知识整合、工具使用和智能体构建等多个层面, 这是一个具有广泛适用性和高度可扩展性的应用框架, 不同层面的优化和整合, 共同提升了大模型的实用性和智能化水平。

## 1.2.4 高成本的训练和推理过程

相比小规模的语言模型, 大模型巨大的参数量对训练语料的数量和质量都有更高的要求, 训练流程更为复杂, 训练周期更长, 对算力的要求也远高出小规模语言模型。大模型的训练过程包括语料收集和预处理、模型预训练、微调等阶段。

**语料处理:** 大模型的能力很大程度上依赖于预训练语料库的规模、质量和预处理方式。预训练语料库包括通用语料和专业语料, 前者包括网页、书籍、对话文本等, 后者如多语言文本、代码、专业领域的数据和文本等, 赋予大模型通用的语言能力和泛化能力, 以及专业知识。语料预处理需要去除语料中的噪声 (错误、冗余、无关内容如广告、重复内容、格式错误、异常值等) 以及隐私、敏感、有害内容, 并平衡各类语料的分布以增强模型的多样性, 最后是切词处理, 将语料转换成可训练的格式。

**预训练 (Pre-Training) :** 预训练之前要确定模型的架构 (包括模型基本单元 Transformer 的类型, 模型的结构配置如正则化、位置编码、激活函数、注意力和偏置等, 模型的规模配置如层数和各层单元数等)、预训练的具体任务 (如语言建模、去噪自编码或者混合专家 (MOE) 等)、训练过程中的优化参数配置 (如优化器选择、批量数 (Batch)、学习率、训练精度等)、并行训练 (如数据并行、流水线并行、张量并行) 与加速、稳定性控制等 (如定期检查点)。预训练过程可以分成多个阶段, 每个阶段在已有检查点的基础上, 调整优化参数的配置、预训练语料的构成乃至预训练任务之后进行继续训练。

**微调 (Fine-Tuning)：**微调将预训练后的大模型（基础模型，具备通用的语言能力）适配到目标任务上，这通常需要在有标注的语料集上进行训练。微调包括指令微调和对齐，前者使用针对目标任务所构建的指令格式的语料集（典型的如问答对）来继续训练基础模型，旨在增强（或解锁）基础模型在目标任务上的能力，如监督微调（Supervised Fine-Tuning）、多任务微调等；后者旨在使用经过人类反馈校准的语料将模型的行为与人的价值观、偏好对齐，如基于人类反馈强化学习（Reinforcement Learning from Human Feedback, RLHF）和 DPO（直接偏好优化, Direct Preference Optimization）等。此外，在具体应用场景下还可以针对特定目标进行高效微调，如适配器微调（Adapter Tuning）、前缀微调（Prefix Tuning）、提示微调（Prompt Tuning）和低秩适配（LoRA）等，它们通过在大模型中新增一些额外参数进行训练，并不改动大模型原有参数来将大模型适配到特定目标上。

大模型的推理过程（主要是解码过程，即把用户输入从大模型中的内部表示逐字生成出最终的文本输出的过程）同样是成本较高的。在不同任务中为了平衡准确性、多样性和生成速度，在解码策略上也有多种考虑，如贪心搜索（Greedy Search，速度较快但可能损失连贯性）、束搜索（Beam Search，连贯性好但速度慢）以及 Top-k Sampling、Top-p Sampling（引入随机采样，多样性更好但牺牲精确性）等，在不同应用场景中的选择根据任务对创造性和精确性的要求而定。

综上所述，大模型的构建（训练）到推理是工程复杂、成本很高的过程，包括巨大规模训练语料的准备、模型架构设计、预训练、微调以及解码策略等多个层面。巨大的算力消耗和对数据质量、训练技巧的敏感性，使得预训练功能强大的大模型非常困难，为了研究大模型的各种训练策略的效果而进行重复消融实验的成本极高，使得相关的实验和研究几乎不能进行。在将大模型与人类的价值观和偏好对齐、减少幻觉和安全风险的问题上也存在很大的挑战，这也加大了在实际应用中二次微调大模型的风险，使得提示词（Prompt）成为当前大模型使用的主要途径。

### 1.3 人工智能大模型技术发展历程及现状

大模型本质上是对人类语言系统的一种人工智能建模技术，通过学习和融合巨量的自然语言、图像、代码等多种模态数据，已呈现出接近甚至超越人类的认知、计算和推理能力，摘得了人工智能领域的圣杯—能够顺利通过由计算机科学的先驱艾伦·麦席森·图灵于 1950 提出的图灵测试。因此，大模型被部分专家和学者视为通用人工智能（General Artificial Intelligence, GAI）的早期形态。

大模型技术的发展历程是自然语言处理、神经网络模型与加速计算技术深度融合和发展的产物。早期的自然语言处理分为规则学派和统计学派，前者试图通过建构系统的形式语言理论体系对自然语言建模，典型的代表是乔姆斯基范式；后者则尝试使用概率模型对自然语言建模。规则学派兴起于 20 世纪中期，式微于 20 世纪末；统计学派始于 20 世纪中后期，其中神经网络学习理论最早由图灵奖得主 Geoff Hinton 在 1986 年提出，也是大模型技术最早的萌芽。如果将神经网络学习理论的提出视为大模型技术的发轫，根据神经网络语言模型的里程碑进展，可以将大模型的发展历程分为四个阶段：统计语言模型（Statistical Language Model, SLM）、神经网络语言模型（Neural Language Model, NLM）、预训练语言模型（Pretrain Language Model, PLM）和大模型（Large Language Model, LLM）。

大模型四个阶段的语言模型都属于概率语言模型，将自然语言视为有先后顺序的序列数据，其主要区别在于文本特征的表示方法以及语言序列概率的计算方法。统计语言模型以字符或词组为基本语言要素，主要使用最大似然估计方法基于共现频次计算语言基本要素共同出现的条件概率；神经网络语言模型、预训练语言模型及大模型则使用稠密向量表示文本语义，并使用深度神经网络结构学习自然语言的内在语义表达逻辑。因此，神经网络语言模型、预训练语言模型以及大模型可以认为是同一技术路线的不同发展阶段，三者之间有着更加紧密和连续的关系，主要体现在从预训练语言模型相比神经网络语言模型的进展、大模型相比预训练模型的进展、国内大模型以及财务领域大模型应用发展现状四个方面。

## 1.3.1 预训练语言模型

在 Geoff Hinton 提出神经网络学习理论十多年之后，其学生 Yoshua Bengio 提出神经概率语言模型，并成功应用于机器翻译等文本处理任务。Mikolov 于 2013 年提出了里程碑式技术 word2vec，揭开了使用低维稠密向量（词嵌入）表示文本语义特征的表示学习研究的大幕。之后，循环神经网络、卷积神经网络以及自编码器等神经网络结构被广泛应用于神经网络语言模型。值得注意的是，OpenAI 最早的通用人工智能研发选择的就是以循环神经网络为核心结构。

促使神经网络语言模型向预训练模型演进的另外一个里程碑式成果是 2017 年由谷歌学者 Vaswani 等人提出的 Transformer，其中多头自注意力和自编码网络结构使得在 GPU 上高效预训练具备数亿参数的语言模型成为可能，从而触发了 2018 年 BERT 及 GPT 预训练语言模型技术的诞生。预训练语言模型技术的掩码遮蔽无监督训练策略允许模型从海量的无标注文本中学习参数，推动了自然语言处理技术向“预训练 + 微调”范式的转变。

根据编码器和解码器的组合策略，预训练语言模型可分为三个类别：编码器模型、解码器模型和编码器——解码器模型。

编码器模型只包含编码器网络。模型最初是为语言理解任务开发的，如文本分类，其中模型需要为输入文本预测一个类别标签。代表性的编码器模型包括 BERT 及其变体，如 RoBERTa、XLNet 等。BERT 由三个模块组成：嵌入模块，将输入文本转换为嵌入向量序列；编码器模块，将嵌入向量转换为上下文表示向量；全连接模块，将表示向量（在最后一层）转换为独热向量。BERT 使用两个目标进行预训练：掩蔽语言建模（MLM）和下一句预测。预训练的 BERT 模型可以通过添加分类器层进行微调，适用于许多语言理解任务，从文本分类、问答到语言推理，取得了当时最领先的水平。

解码器模型的经典代表即是 OpenAI 的 GPT 系列模型，也是当前大模型的直系祖先。GPT 系列模型将语言序列建模视为生成任务。GPT-1 通过在多样化的未标记文本语料库上进行自回归预训练，然后对每个特定下游任务进行少量样本的判别性微调，在多种自然语言任务上获得领先表现。GPT-2 进一步扩充了训练数据、改进了注意力机制以及上下文长度，除了取得了在自然语言处理任务上的效果提升之外，其最大的收获是经验性的证明通过同时扩大模型参数和提升训练数据的规模可以大幅提升模型的学习能力，为 ChatGPT 的推出提供了技术路线的方向性验证。

编码器——解码器模型旨在训练统一的模型用于各类自然语言理解和生成任务，典型代表 T5 和 BART 等。这类方法的基本思想是序列到序列的建模，实验数据证明和前两类预训练模型项目，但编码器——解码器模型并没有十分显著的优势。

## 1.3.2 大模型家谱

在全球范围内主流大模型按其技术开放度可以分为两类：GPT 系列模型代表的闭源大模型和 LLaMa 系列模型代表的开源大模型，如图 1-1 所示。

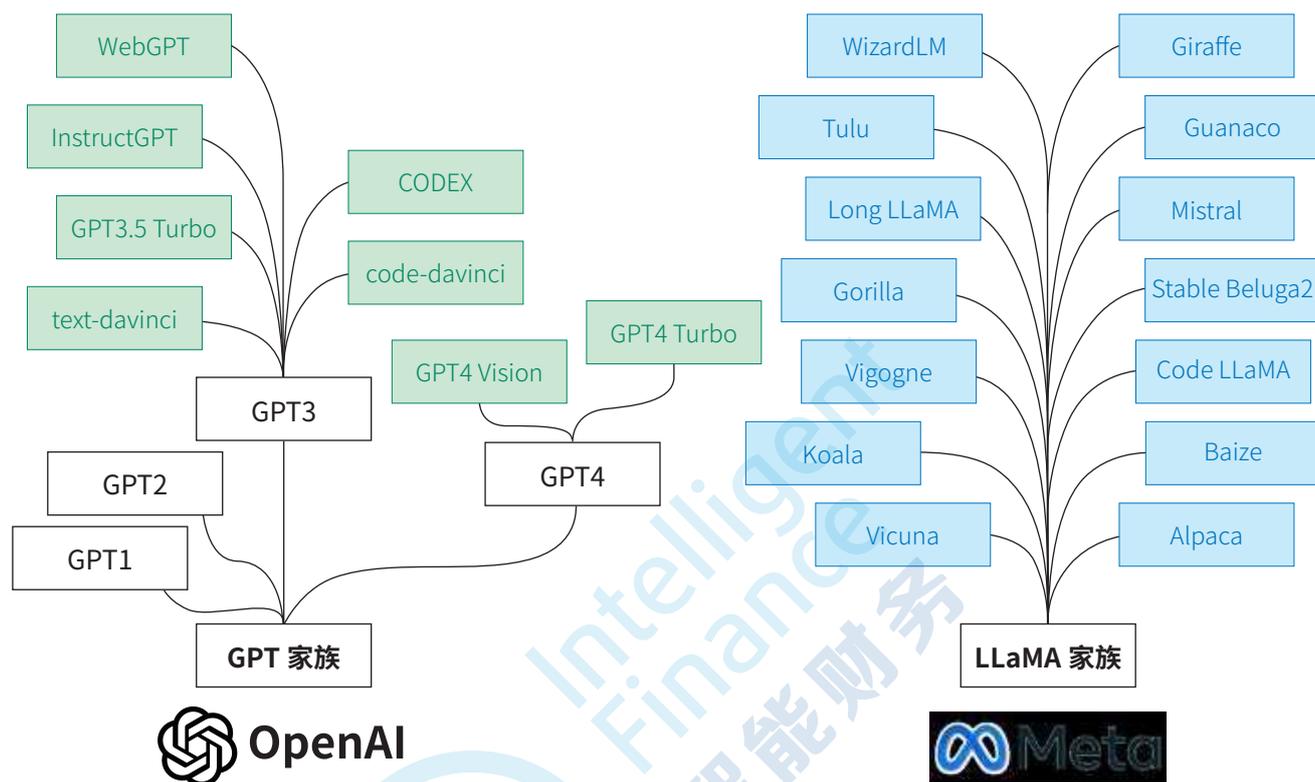


图 1-1 主流大模型家谱

从 GPT-1 和 GPT-2 到 GPT-3 真正意义上实现了从预训练模型到大模型的转变。其主要特征是模型参数和训练数据增加引发的涌现能力，以及在训练数据中加入代码语料后的推理能力显著提升。典型的代表是 OpenAI 于 2022 年 11 月推出的 GPT-3，具备 1750 亿个参数的自回归大语言模型，首次展现出在没有微调情况下，通过文本交互指令或少量示例进行文本理解和推理的上下文学习能力。2023 年 3 月发布 CODEX 专门用于解析自然语言并生成代码响应反映了大语言模型在令人惊叹的代码生成、理解以及推理能力，为 GPT-3 增加外部信息或知识的 WebGPT 能够基于互联网数据回答开放式问题。2023 年推出的 GPT-4 则将视觉信息融入大模型，能够接受图像和文本输入并产生文本输出，表现出接近人类的图文双模态理解和生成能力。

LLaMA 系列模型由 Meta 发布，为大模型开源社区的发展提供了基石性的支撑。从 LLaMa 到 LLaMa-2，参数规模从 70 亿到 650 亿，LLaMa 系列模型保持对 GPT 系列模型的跟随，成为大模型相关技术研究的重要参考，显著推动大模型开源社区相关技术研究的快速发展。

### 1.3.3 国产大模型

国内大模型的研发处于快速跟随 OpenAI 的 GPT 系列模型的状态。国内大模型最早由百度于 2023 年 2 月推出，随后不断有新的国产大模型面世。根据《生成式人工智能服务管理暂行办法》，国内大模型的提供商业服务前需要完成备案。根据公开信息统计，从 2023 年 8 月第一批国产大模型通过备案到 2023 年底，已有 4 批次共计超过 40 款大模型先后通过备案。

国产大模型的核心方向是垂直行业的落地和应用，也即应用导向，注重产业生态建设。国产大模型的闭源代表是百度的文心系列大模型，其研发紧密跟随 OpenAI 关键大模型的技术进展。国产大模型的开源代表主要有百川、智谱、通义等。在产业应用方面，除了智能客服、智能写作等场景，国产大模型还在财务、医疗、金融、教育等垂直领域持续发力，大模型的产业生态处于逐渐构建的过程中。

### 1.3.4 财务领域大模型

财务作为企业运营的核心环节，对于数据处理、分析、预测等方面的需求尤为迫切，国产企业服务大模型的兴起，为财务领域的智能化转型提供了新的契机。财务领域对大模型的需求包括数据处理、智能分析与预测、自然语言交互和合规风险控制等多个方面。

#### • 数据处理能力的提升

随着企业规模的扩大和业务的多元化，财务数据量呈指数级增长。传统的数据处理方式已难以满足高效、准确的要求。大模型具备强大的数据处理能力，能够快速、准确地处理海量数据，为财务决策提供有力支持。

#### • 智能化分析与预测

财务决策需要基于对历史数据的深入分析和对未来趋势的准确预测。大模型通过深度学习等技术，能够挖掘数据中的潜在规律，为企业提供智能化的分析和预测服务，帮助企业在复杂多变的市场环境中把握机遇、规避风险。

#### • 自然语言处理与交互

财务工作涉及大量的文档处理和信息交流。大模型具备自然语言处理能力，能够理解并解析财务文档中的信息，同时与企业财务人员进行自然流畅的交互，提高工作效率和准确性。

#### • 合规性与风险控制

财务工作对合规性和风险控制的要求极高。大模型通过内置合规规则和风险控制模型，能够帮助企业在遵循相关法律法规的前提下，有效识别和控制财务风险。

目前，国内外众多科技企业纷纷布局财务领域的大模型市场，国内财务服务领域的科技企业也相继发布了企业服务大模型，在其产品中深度赋能财务领域相关智能业务，主要特性体现在以下几个方面：

(1) 基于事项会计理论研发了新一代的智能会计产品，提供的精细、实时、多维的数据洞察能力，依托大模型技术，形成体系化的管理模型，为企业提供管理决策及价值创造服务。

(2) 将大模型能力嵌入业财融合的整体框架，重塑业财流程，洞察业务，优化业务，并在此基础上进行价值创造。

(3) 大模型扮演财务业务生产力。如智能分析助手：利用大模型的生成能力和自然语言交互能力，用户只需要利用自然语言进行提问，即可自动生成可视化图表和报告文字；智能经营分析可以整合不同领域的知识，通过深度数据挖掘，提供更全面的信息，为企业经营提供深度的诊断性分析；智能预测基于大模型的推理能力，智能感知企业生产、销售、库存等各领域的的数据关联和归因，进行推理式经营洞察，精准预测未来企业效益；智能订单盈利分析以订单、品种、客户、组织等多维度为分析对象，支撑企业从订单入手挖掘利润提升点。

## 1.4 人工智能大模型技术发展趋势

大模型被视为是通往通用人工智能的技术路线，OpenAI 初步计划于 2024 年夏季发布的 GPT-5 已具备通用人工智能能力的若干特性。在国际范围内，从产业界到学术界，从政界到民进，大模型技术被广泛认为是推动第四次工业革命的关键技术。从技术发展、产业应用和社会影响三个层面出发，大模型技术发展主要考虑的问题是：如何实现通用人工智能，如何深入产业应用，如何确保社会安全稳定。这三个问题决定了大模型技术的发展趋势，也即实现通用人工智能、产业中的可靠应用以及从技术层面考虑社会伦理和安全。更进一步，大模型的智能原理需要理论性的解释，大模型向通用人工智能的发展需要模型架构和工程技术的进步和完善；大模型在产业应用中存在的幻想问题和参数遗忘问题需要得到有效解决；大模型生成内容的有害内容风险问题需要从技术层面上给出根本的解决方案。因此，大模型技术的发展趋势主要有模型架构演进、训练方法创新、应用场景拓展以及伦理安全风险规避四个方向。

### 1.4.1 模型架构演进

为了实现通用人工智能以及更好的产业应用，大型语言模型（LLMs）的架构将继续朝着模块化和可扩展方向发展。未来的模型将更加注重能效，采用先进的算法和硬件协同设计，以减少能源消耗。自适应学习机制有望帮助大模型能够根据实时数据反馈进行自主调整，提升适应性。这个方面的发展趋势主要体现在以下三个方面：（1）模型规模的增长，规模效应将进一步提升大模型的智能水平；（2）架构优化，可能包括更高效的注意力机制以及模型压缩技术，以减少计算和存储需求；（3）多模态学习，大模型将越来越多地整合视觉、听觉等多模态信息，具备完整立体的信息理解和整合能力。

### 1.4.2 训练方法创新

在训练方法方面，LLMs 将越来越多地采用自监督学习，减少对大量标注数据的依赖，通过利用无标注数据进行预训练，提高模型的泛化能力。元学习技术的发展有望使模型能够快速适应新任务，通过学习如何学习，实现在短时间内掌握新技能。此外，隐私保护训练方法，如差分隐私，可能被广泛应用于确保数据安全和用户隐私，同时满足日益严格的数据保护法规要求。具体的技术可能有：（1）数据增强，为了解决数据稀疏性问题，采用更先进的数据增强技术，如生成对抗网络生成的文本，以及通过模拟对话生成更多样化的训练数据。（2）强化学习与人类反馈，大模型的训练将更加依赖于强化学习和人类反馈，以确保模型输出与人类价值观和偏好保持一致。（3）计算资源的优化，随着模型规模的增加，对计算资源的需求也将增加。

### 1.4.3 应用场景拓展

大模型的应用场景已经在医疗、法律、教育等多个跨学科领域发挥重要作用，未来可能在更加广泛的领域和社会生活场景中发挥作用。大模型有望通过深度融合知识和技术，提供更加精准和个性化的服务。实时交互能力的提升将使大模型能够提供即时反馈，增强用户体验。随着边缘计算技术的发展，大模型将更多地部署在端侧设备上，实现本地化智能处理，降低延迟，提高响应速度。场景应用的潜在方向可能包括：（1）通用任务解决器，大模型将继续作为通用任务解决器，应用于各种 NLP 任务；（2）垂直领域应用，大模型将在特定垂直领域（如财务、金融、医疗等）发挥更大作用。（3）AI 代理与自动化，大模型有望推动 AI 智能体的发展，实现更智能的办公、客户服务和内容创作。

### 1.4.4 伦理和安全风险规避

大模型有望对人类的生存方式产生巨大变革，其引发的社会变化和伦理风险有动摇社会根基的可能性。因此，在社会伦理和安全方面，大模型的发展需要有更加严格的伦理框架约束，以确保技术进步与社会责任相协调。大模型的可解释性和透明度必须得到显著提升，使得用户和监管机构能够更好地理解模型的决策过程。模型偏见问题也需显著改善，确保所有群体都能公平地受益于人工智能技术。概况而言，在伦理和安全风险规避方面，大模型要重点发展的方向主要体现在：（1）透明度和可解释性；（2）偏见和公平性；（3）安全性和隐私保护。

### 1.4.5 大模型发展趋势展望

大模型是目前最有希望通向通用人工智能的关键技术，通过加强国际合作，共同制定标准和规范，促进技术的健康发展，将大模型与人类的生产和生活形成更紧密的协作关系，通过增强人类能力，实现人机共生的未来，这些趋势是大模型在人类社会中发挥积极作用的必要考量。为了实现以上目标，大模型的发展趋势展望可以归到以下三个方面：

- （1）通用人工智能，大模型的发展将为实现人工通用智能提供基础。研究者将探索如何将大模型的学习能力与人类的认知过程相结合；
- （2）跨学科融合，大模型的研究将与认知科学、心理学、社会学等学科融合，以更全面地理解语言和智能；
- （3）国际合作与标准化，随着大模型在全球范围内的应用，国际合作和标准化将成为推动人工智能技术健康发展的重要力量。

## 2. 人工智能大模型技术体系架构概述

### 2.1 人工智能大模型技术整体体系架构

人工智能大语言模型体系主要包含了数据处理、模型训练、模型部署、效果评估等核心内容。

#### (1) 数据处理

预训练数据处理包括数据获取和清洗、预标注。数据获取追求全面性和代表性，通过多样化的渠道如互联网、书籍、研究报告、代码库等获取信息。数据清洗则注重提升数据质量，去除重复、错误和低质量样本。预标注是根据任务需求采取不同的标注策略，如文本分类任务，则需人工为样本打类别标签，并采用策略来降低标注成本，如偏采样、主动学习等。

有监督微调训练数据处理侧重于提升模型对特定任务的适应性。首先，通过标注者对数据进行“有帮助”或“无害”的标注。其次，采用交叉验证法检验数据质量，即将数据集分割成多个子集，轮流使用不同的子集进行训练和验证。最后，通过多次迭代，评估模型在不同数据子集上的性能，从而判断标注数据的准确性和质量。这一过程有助于优化模型性能，确保其在实际应用中的有效性和可靠性。

#### (2) 模型训练

##### ① 训练框架

模型越大，在训练时越需提升总训练速度、缩短训练时间。大模型训练过程中影响模型训练速度的3个重要因素如公式2-1所示：

总训练速度  $\propto$  单卡速度 \* 加速芯片数量 \* 多卡加速比 (公式 2-1)

其中单卡速度主要由运算速度和数据读取的快慢决定；加速芯片数量。理论上加速芯片的数量越多，模型训练越快；多卡加速比主要由计算、通讯效率决定，需要依赖算法和集群中的网络拓扑进行优化。通过多卡优化的技术手段，大规模的集成训练算力，提升训练速度。

##### ② 模型预训练

大模型预训练是深度学习领域的创新技术，尤其在自然语言处理中具有重要意义。预训练基于自监督学习，利用大量未标注的文本数据训练模型，使模型掌握语言的通用表示和深刻理解。预训练的核心在于设计有效的自监督目标，让模型自我学习语言规律，减少对人工标注的依赖。预训练过程中，由于模型参数众多，通常采用分布式并行技术来优化计算效率。数据的质量和多样性对模型性能有显著影响，数据越丰富，模型泛化能力越强。然而，这也增加了数据清洗和预处理的重要性，以避免噪音和偏差。预训练完成后，模型具备广泛的知识基础，但要适应特定任务，还需在有监督的数据上进行微调，以实现最佳性能。

预训练阶段是语言模型掌握知识的起始时期，训练过程投入高、算力消耗大，需要海量的语料支撑和大规模的分布式计算设施。

### ③ 模型微调训练

微调 (Fine-tuning) 是自然语言处理 (NLP) 领域中一种常见的技术, 通过在特定任务的少量数据上继续训练预训练模型, 使模型学习到任务相关的知识, 从而提升性能。微调时, 首先选择与目标任务紧密相关的高质量数据集, 并确保数据集的覆盖度, 同时避免过拟合, 保持模型泛化能力。其次, 根据任务特性设定微调目标和评估指标, 如将财务报告生成视为序列生成问题, 使用负对数似然作为优化目标。微调中还需调整超参数, 如学习率、批量大小和训练轮数, 以优化模型表现。网格搜索、随机搜索和贝叶斯优化等方法有助于找到最佳超参数组合。此外, 采用学习率 warmup、梯度裁剪和权重衰减等技术可以进一步提高微调效果, 稳定训练过程, 防止梯度爆炸, 并减少过拟合。

微调的类型主要分为二次预训练 / 全量微调和高效微调。全量微调 (Full Fine-Tuning, FFT) 调整预训练模型的所有参数以适应下游任务, 适用于任务与预训练模型差异较大的情形, 但需要大量算力。而高效微调 (Parameter-Efficient Fine-Tuning, PEFT) 技术如 LoRA 和 Prefix-tuning 减少参数数量, 降低算力需求, 使得在资源有限的情况下也能进行有效的微调。这些方法的选择取决于特定任务的需求和可用的计算资源。

### (3) 模型部署

企业在决定部署财务大模型时, 需要综合考虑多个关键因素, 以确保所选方案能够满足其业务需求和长期战略。企业在选择公有部署还是私有化部署财务大模型时, 需要权衡相关优缺点因素, 如表 2-1 所示。

表 2-1 财务大模型部署方案优缺点分析

| 部署方案  | 优点                                                                                                                               | 缺点                                                                                                                                     |
|-------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 公有云部署 | <ul style="list-style-type: none"><li>• 按需付费, 减少初始投资</li><li>• 可弹性伸缩, 快速响应业务变化</li><li>• 云服务商维护更新, 企业减轻 IT 负担</li></ul>          | <ul style="list-style-type: none"><li>• 可能存在数据泄露的风险</li><li>• 无法完全根据企业特定需求定制模型</li><li>• 依赖云服务商的网络和计算资源, 或引致延迟与性能波动</li></ul>          |
| 私有化部署 | <ul style="list-style-type: none"><li>• 本地存储数据, 便于访问控制和隐私保护</li><li>• 可以根据企业的具体业务需求定制模型</li><li>• 完全控制计算资源, 优化性能满足实时需求</li></ul> | <ul style="list-style-type: none"><li>• 需投资硬件和基础设施, 及承担维护、运营成本</li><li>• 需要专业的 IT 团队来维护和更新系统</li><li>• 虽然可以定制, 但扩展性可能不如云服务灵活</li></ul> |

#### ① 公有部署对算力的要求:

公有部署通常依赖云服务商的基础设施, 这意味着企业可以按需调整计算资源。例如, 对于 GPT-3 或 OPT-175B 这样的大型模型, 可能需要至少两台配备 8 个 V100 GPU (每个 GPU 有 32GB 内存) 的服务器才能以合理的速度运行。

#### ② 私有化部署对算力的要求:

私有化部署要求企业在本地或专用的云环境中部署大模型, 这通常涉及到对硬件的前期投资。对于 7B (70 亿参数) 大模型, 推理的显存需求大约为 14GB, 而微调则至少需要 140GB 的显存。对于 13B (130 亿参数) 大模型, 推理的显存需求大约为 26GB, 保守估计需要 32GB, 微调的话, 则至少需要 260GB 的显存。

## (4) 效果评估

### ① 常见的评测维度

大模型评测涉及多个维度，首先是计算量评估，包括参数量、FLOPS（每秒实际做的浮点运算数）、训练与推理时间，这些直接影响硬件需求。其次是泛化能力，通过 SuperGLUE（General Language Understanding Evaluation）、RACE 等测试集判断模型对新数据的适应性。准确率和精度评估通过准确率、召回率、F1 分数等指标衡量模型在各任务上的表现。健壮性评估关注模型对噪声和对抗样本的抵抗力。公平性评估检查模型预测是否存在群体偏见，影响其社会接受度。效率评估考量训练时间和数据量，反映成本效益。最后，可解释性评估关注用户对模型决策的理解程度，增强信任感。

### ② 常用的评测方法

大模型评测通常包含以下几个方法：一是基准测试 (Benchmark Testing) 使用标准化数据集和指标，如 GLUE，衡量任务表现。二是压力测试 (Stress Testing) 检验模型在大量自动生成数据下的稳定性和计算极限。三是 A/B 测试比较两个模型版本，评估改进效果。四是错误分析识别场景局限和改进方向。五是对比学习 (Comparative Testing) 评估新旧 SOTA 模型的效益增加。六是元评测 (Meta-Assessments) 横向分析多个模型评测报告；模型诊断评估训练健康和结果一致性。七是模型诊断 (Model Diagnosis) 评估训练健康和结果一致性。八是人机协同评测结合专家反馈，提供深入全面评价。

### ③ 技术挑战与解决方案

**复杂计算准确性：**GPT 模型是基于 Transformer 的生成式预训练模型，擅长文本预测与生成。面对数学问题如“2+2 等于多少？”，GPT 将其作为文本生成任务处理，通过识别输入模式生成答案，而非直接进行数学计算。GPT 的回答依赖于训练数据中的数学知识，模型大小和参数拟合程度影响其数学问题解决能力。

**结果不确定性：**大模型不确定性源自随机性和泛化性，导致相同问题可能产生不同回复。这种不确定性可产生多样化文本，也导致结果的解释性、可靠性和准确性不足，影响可信度。

**交互长度限制：**为了保证用户交互过程中的性能，各大模型限制了单次交互中处理的 Token 数量，Token 是模型理解文本的基本单位，可能代表字符到整个单词。超出限制时，模型可能丢失对话内容，影响上下文完整性和连续性。大模型如 GPT-3 Turbo、GPT-4-8K 和 GPT-4-32K 分别限制 Token 处理量为 4096、8000 和 32000。

## 2.2 人工智能大模型技术分类

二十一世纪科技浪潮中，人工智能将是推动着人类科技进步的重要源泉。人工智能大模型的技术特点、模型规模、模型架构等多个维度将会揭示这一领域的内在逻辑和未来潜力。

### (1) 技术特点

大模型根据技术特点可分为生成式、理解式、自监督学习、强化学习等类型。

生成式模型 (Generative Models) 的目标是学习数据联合概率分布，并生成新的数据样本。这类模型通常基于概率分布，创建与训练数据类似的新内容。生成式模型旨在学习现有数据分布，据此生成新数据实例。它们一般采用概率图模型或深度学习架构，如生成对抗网络 (GANs) 和变分自编码器 (VAEs)。这些模型擅于捕捉数据复杂结构，并在所学分布上采样，生成新数据点。

理解式模型（Understanding Models）支持推理从数据中提取出来的信息。这类模型能够对输入的数据进行解释。理解式模型，如分类器和回归器，是根据学习输入数据与输出标签之间的映射关系来进行预测的，需要大量的标注数据来训练。

自监督学习模型（Self-Supervised Learning Models）通过从数据本身生成监督信号来训练，无需人工标注。这类模型通过预测数据的某些部分或属性来学习数据的内在结构。自监督学习模型通过设计预测任务，使模型在没有显式标注的情况下学习数据的内在结构。例如，模型可能被训练来预测数据的一部分，或者重建数据的缺失部分。这种方法利用了数据本身的结构信息，减少了对标注数据的依赖。

强化学习模型（Reinforcement Learning Models）通过与环境不断互动，学习能最大化累积奖赏的策略。这种模型在决策过程中会持续学习并自我调整。强化学习模型的本质是通过与环境进行交互，不断学习获取最优决策策略。在这一过程中，模型执行动作后会收到环境的反馈，并根据这些反馈动态调整自身行为，以期最大化长期累积获得的奖赏。

### (2) 模型规模

人工智能大模型分类可依据其规模，即模型包含的参数数量，并且参数数量越多的模型，越能完成复杂的数据处理。

不同规模的人工智能模型在实际应用中具备不同的优势和局限性。大型人工智能模型（如 GPT-3、BERT 等）性能优异，泛化能力强，能够捕捉到更多的数据模式。大型模型特征提取能力强，能够从数据中提取深层特征，处理复杂的数据集。但大型模型的训练和运行往往需要海量的计算资源作为支撑，部署可能受到硬件限制，训练过程可能非常耗时，需要长时间的数据迭代和优化，它通常被视为“黑箱”，决策过程难以理解和解释。

小型人工智能模型的优势集中在资源效率高、部署灵活、训练快速和可解释性好上。小型模型需要较少的计算资源，更容易部署到各种平台上，训练和推理速度通常更快，适合需要实时反馈的应用场景，由于模型结构简单，小型模型的决策过程相对更容易理解和解释。但在数据模式复杂或数据量大的情况下，小型模型可能在处理复杂任务时性能不足，在新数据上的泛化能力也不如大型模型，小型模型可能需要精心设计的数据处理和特征工程来弥补其在复杂度上的不足。

### (3) 模型架构

人工智能的大型模型是根据其构建结构进行分类的。这些模型架构，定义了模型解析数据和执行学习任务的方法。

**卷积神经网络（CNN）：**卷积神经网络在图像处理及视觉识别任务中颇具效力，卷积层提取图像局部特征，池化层降低特征空间维度，全连接层实现分类或回归。该模型对图像数据中的局部模式及空间层次结构敏锐，但非图像数据（如文本或序列）表现不佳，且参数数量较多，存在过拟合风险。

**循环神经网络（RNN）：**循环神经网络常用于自然语言处理（如语言模型、机器翻译）、时间序列预测、语音识别等场景。它通过循环连接处理序列数据，能够记住之前的状态信息，适用于处理序列数据，如时间序列分析和自然语言处理。它能够处理任意长度的序列数据，捕捉时间依赖性，但难以处理长序列数据（梯度消失或爆炸问题），且计算效率较低。

**变换器（Transformer）：**变换器模型基于自注意力机制，能够同时处理序列中的所有元素，捕捉全局依赖性，特别适用于大规模语言模型（如 BERT、GPT）、机器翻译和文本生成任务。它并行化能力强，适合处理长序列数据，能够捕捉长距离依赖。但模型训练过程需要大量计算资源，对数据量要求高。

**生成对抗网络 (GAN)**：生成对抗网络由生成器与判别器两部分构建，生成器创建数据样本，判别器评判数据真伪，两者相互对抗、相互提升，不断优化生成数据质量。此种模型架构常用于图像、音频生成、风格迁移、数据增强、超分辨率等任务。它能生成高质量逼真数据实例，但训练过程或存在不稳定性，需要精心设计架构与训练策略。

**自编码器 (Autoencoders)**：自编码器架构包含编码器与解码器两部分，前者将输入数据压缩为低维表征，后者则重构原始输入数据。自编码器常应用于数据去噪、特征提取、降维、生成模型等领域，展现出优秀的数据处理能力。这种架构方式能够学习数据的压缩表示，有助于数据可视化和去噪，但对于非线性数据的表示能力有限，可能难以捕捉复杂数据结构。



Intelligent  
Finance  
智能财务

## 3. 人工智能大模型技术赋能财务概述

数字经济的创新迭代和数字化转型的快速发展，促进人工智能技术在财务领域的应用日趋深入，而大模型将扩大人工智能在财务领域应用的深度与范围，并将从多个维度重构企业财务管理。首先，大模型技术的应用，将结构化的财务数据处理过程延伸到非结构化的业务数据处理，扩大了财务人员对于数据管理的范围，并且从交互层面重构用户体验；其次，财务流程的自动化和智能化提升，提高财务工作的效率和准确性，在政策应用、审单及风险管理方面重构财务人员作业方式；最后，在大数据时代对海量财务数据的深度挖掘和分析的基础上，大模型为管理者提供更全面更客观的分析框架，对财务决策提供有力支持。随着人工智能大模型技术的不断发展，将会在越来越多的财务管理工作中发挥作用。

### 3.1 人工智能大模型技术赋能财务总体情况

#### (1) 人工智能大模型赋能财务发展前景

2024年，政府工作报告首次明确提出“开展‘人工智能+’行动”。工信部提出开展“人工智能+”行动，促进人工智能与实体经济深度融合，推动人工智能赋能新型工业化。投资机构预计“人工智能+”行动或将成为未来AI赋能千行百业的重要一步。财务管理一直是人工智能技术应用的重要领域，大模型技术如何赋能财务管理，也成为了当前企业数字化转型的热门话题。

根据上海国家会计学院于2023年7月发起的“ChatGPT为代表的大模型对会计人员职能转型的影响与应对”主题调查显示，调查对象对大模型的看法较为积极：一方面，大模型的应用可以应对自动化流程型工作，从而提高财务日常工作的效率；另一方面，大模型可以通过加载数据挖掘算法，实现数据驱动的分析 and 决策体系的输出。调查对象认为大模型对会计核算、财务分析、税务管理、内外部审计、成本管理、预算管理、财务报告、资金管理、财务BP、投融资管理、风控合规、财务战略等“大会计”职能的均有一定程度的影响，如图3-1所示。

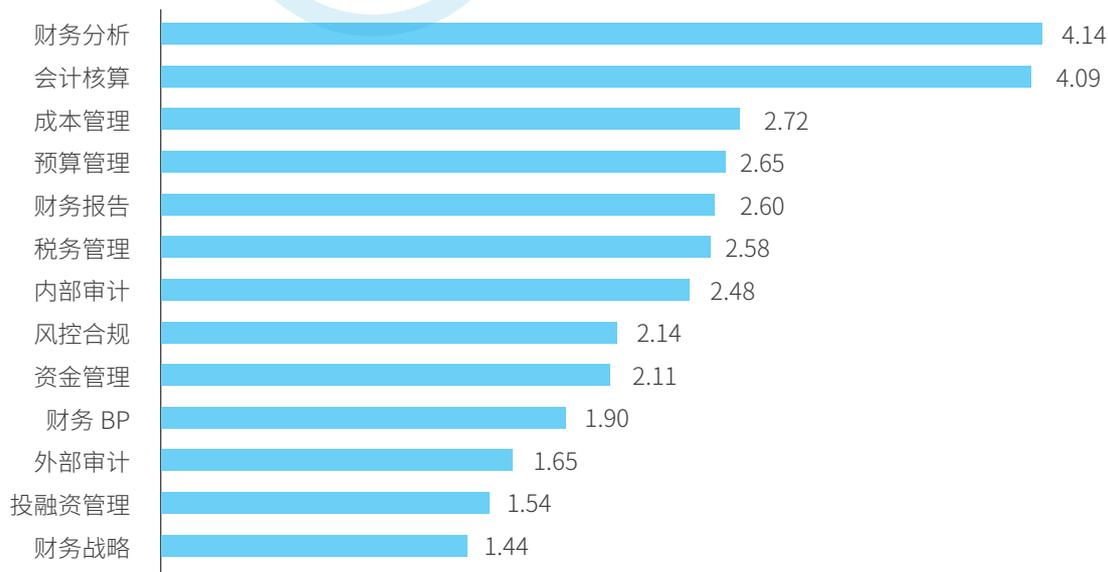


图 3-1 大模型对各会计职能的影响程度

随着数字化转型的深入，企业对财务管理的需求日益增长，特别是在数据驱动决策、业务与财务融合、风险管理以及成本控制等方面。人工智能大模型技术以其强大的数据处理能力和智能化分析优势，成为财务管理创新的关键驱动力。财务领域对于人工智能需求非常广泛，重点包括以下几个方向：

#### • 数据驱动决策的需求

在当前的商业环境中，数据已成为企业最宝贵的资产之一。企业需要从海量的财务和业务数据中提取有价值的洞察，以支持战略规划和日常运营决策。AI 大模型技术能够处理和分析大规模数据集，提供实时的数据分析结果，帮助企业做出更加精准的决策。

#### • 业务与财务的深度融合

传统的财务管理往往与业务运营相对独立，导致信息孤岛和效率低下。随着企业对一体化管理的追求，人工智能大模型技术可以帮助实现业务流程与财务管理的无缝对接，通过自动化工具和智能分析，提升财务数据的透明度和业务决策的效率。

#### • 风险管理和合规性要求

在全球化经营和监管环境日益严格的背景下，企业面临着复杂的风险管理和合规挑战。人工智能大模型技术可以用于构建风险评估模型，实时监控财务活动，预测潜在风险，并提供合规性建议，从而降低企业运营风险。

#### • 成本控制和效率提升

成本控制是企业财务管理的核心任务之一。人工智能大模型技术可以通过自动化处理财务流程，减少人工错误和提高工作效率，同时通过智能分析帮助企业发现成本节约的潜在领域，实现成本优化。

人工智能大模型技术在财务管理中的应用正在迅速发展。从智能会计核算到风险管理，从预算控制到财务报告自动化，人工智能技术正在改变财务管理的面貌。随着技术的不断进步，预计未来人工智能将在财务管理中扮演更加重要的角色，帮助企业实现更高效、更智能的财务管理。人工智能大模型技术为财务管理带来了革命性的变化，满足了企业在数据驱动决策、业务与财务融合、风险管理以及成本控制等方面的需求。随着技术的不断发展，企业应积极拥抱人工智能，以提升财务管理的智能化水平，增强竞争力。

## (2) 人工智能大模型在财务领域的应用分析

人工智能技术普及之前，企业投入一定比例的资源进行 IT 建设，从底层构建完整的 IT 应用系统，支撑业务运营。随着人工智能技术的发展，企业构建完整的、先进的数字化系统门槛越来越高。大模型相比于过去的人工智能技术，具有更大规模的神经网络，用更多的数据进行训练，具备更强的适应性和多模态的生成能力及交互能力，实现了从感知智能到认知智能的跨越式进步。然而，大模型技术复杂度之高，耗费算力之大、投入资源之多，导致普通企业难以介入底层技术开发。通用 IT 技术厂商和企业管理类 SaaS 服务提供商，以及其他非 IT 类政企单位等大模型应用主体之间，形成了较为固化的专业技术壁垒。

同时，人工智能大模型封装更为完整，对普通用户几乎屏蔽了底层代码的特性，使其应用门槛更低，交付成本更低，应用范围更广。大模型能极好地理解和把握用户意图，具备多轮沟通对话、记忆、归纳和演绎能力，给财务智能化升级提供了更大的应用空间。

### ③ 人工智能大模型技术赋能财务概述

企业管理类 SaaS 服务提供商已经开始探索大模型在财务领域的应用实践，如图 3-2 所示，主要有两个方向：

一是构建大模型应用平台，提供大模型接入、任务编排、提示开发等功能，将成熟的第三方通用大模型与财务数字化系统建立紧密的连接，在财务管理流程中充分发挥大模型的价值。接入第三方大模型，可以借助通用 IT 技术厂商的即有成果，减少底层开发及训练成本，加速大模型应用落地。大模型应用平台可以在生成报告、财务分析、预算预测等场景下发挥作用，例如整合系统取数计算能力与大模型交互能力，在复杂的外部环境下完成财务管理的工作任务。

二是构建专注于财务管理的垂域大模型，利用上市公司公开披露的海量财报数据及解读文章进行训练，然后在企业应用过程中通过微调或提示词工程进一步优化，让大模型具备更精准的财务理解能力。构建财务垂域大模型，主要基于两方面考虑，一是通用大模型过于庞大又不支持本地部署，或部署成本极高，军工、央企及部分大型民企出于防控风险的原因，需要解决模型本地化的问题，垂域大模型可以较低成本实现本地化部署的需求；二是财务精准度的问题，企业有自己内部的语言环境，比如对一些固定的业务对象形成约定俗成的简称，并且高频使用，这些简称在企业外部可能无明确的含义，通用大模型对含有这些简称的句子就无法准确理解。如果用企业内部对话的大数据来训练或微调模型，则能够让大模型在企业内部场景下更精准地理解用户意图。在业务咨询、单据附件理解等方面，经过本地微调过的大模型可能是更优的解决方案。



图 3-2 财务大模型框架

在数字化转型浪潮的推动下，人工智能技术在财务管理领域的应用已经成为企业提升效率、优化决策的重要手段。人工智能技术在财务管理众多场景已经有了一定程度的推进和落地。

#### • 智能化会计核算

人工智能技术的应用使得会计核算过程更加自动化和智能化。财务人员通过机器学习和自然语言处理（NLP），系统能够自动识别和分类会计凭证，实现自动化的账目处理和实时的财务报告生成。这不仅提高了核算的准确性，还显著提升了财务团队的工作效率。

#### • 预算管理预测

在预算管理方面，人工智能技术通过分析历史数据和市场趋势，为企业提供更加精准的预算编制和滚动预测。人工智能大模型能够识别潜在的财务风险，帮助管理层做出更加合理的资源分配决策。

#### • 合并报表与财务报告

人工智能技术在合并报表的自动化处理中发挥着重要作用。财务人员通过智能算法，系统能够自动执行复杂的抵消和调整操作，快速生成符合监管要求的合并财务报表。同时，人工智能技术也支持财务报告的多维度分析，为决策提供支持。

#### • 风险管理与合规监控

人工智能技术在风险管理和合规监控方面展现出巨大潜力。财务人员通过构建风险评估模型，人工智能能够实时监控财务活动，预测潜在的财务风险，并提供合规性建议。这有助于企业提前采取行动，降低运营风险。

#### • 成本控制与优化

在成本控制方面，人工智能技术通过分析成本数据，帮助企业识别成本节约的机会。智能成本分析工具能够提供深入的成本驱动因素分析，支持企业在成本管理上做出更加精细化的决策。

#### • 电子凭证与档案管理

人工智能技术在电子凭证和档案管理中的应用，提高了数据的安全性和可追溯性。财务人员通过自动化的凭证识别和归档流程，能够更有效地管理财务文档，同时确保符合相关法规要求。

#### • 财务共享服务中心

人工智能技术在财务共享服务中心的应用，实现了财务流程的自动化和智能化。财务共享服务中心通过智能客服、自动化审批流程和智能分析工具，能够提供更加高效和标准化的服务。

## 3.2 人工智能大模型技术赋能财务基本框架

人工智能大模型技术在财务管理中的应用框架，通过结合其分析、推理和生成能力，可以按照以下维度构建：

#### • 数据处理与分析能力

**数据整合与清洗：**人工智能大模型能够整合来自不同来源的财务数据，进行自动化的数据清洗和预处理，确保数据质量。  
**深度学习与模式识别：**利用深度学习算法，人工智能大模型可以识别财务数据中的模式和趋势，为进一步分析提供基础。  
**多维数据分析：**人工智能大模型支持多维度数据的分析，如时间序列分析、关联分析等，帮助企业理解复杂的财务状况。

#### • 推理与决策支持

**风险评估与预测：**通过推理能力，人工智能大模型可以预测财务风险，如信用风险、市场风险等，并为风险管理提供决策支持。

**预算与资源优化：**人工智能大模型能够基于历史数据和市场变化，推理出最优的预算分配和资源配置策略。

**合规性检查：**人工智能大模型可以自动检查财务活动是否符合相关法规和内部政策，确保企业运营的合规性。

#### • 生成与自动化

**自动化报告生成：**人工智能大模型可以自动生成财务报告，如利润表、资产负债表等，提高报告生成的效率和准确性。

**智能决策建议：**基于分析和推理结果，人工智能大模型能够生成具体的财务决策建议，辅助管理层做出决策。

**自动化流程执行：**人工智能大模型可以自动化执行财务流程，如自动对账、自动付款等，减少人工干预，提高工作效率。

### ③ 人工智能大模型技术赋能财务概述

#### • 场景应用

智能会计：在会计核算中，人工智能大模型可以自动化处理会计分录，提高核算的准确性和效率。

预算管理：在预算编制和控制中，人工智能大模型可以提供基于数据的预算建议，实现预算的动态调整。

财务分析：在财务分析中，人工智能大模型可以生成多维度的分析报告，支持管理层的战略规划。

风险管理：在风险管理中，人工智能大模型可以实时监控财务风险，提供预警和应对策略。

合规监控：在合规监控中，人工智能大模型可以自动检查财务活动的合规性，确保企业遵守相关法规。

#### • 技术集成与平台支持

智能中台：构建以人工智能大模型为核心的智能中台，提供数据处理、分析、推理和生成的一体化服务。

API 与系统集成：通过 API 和微服务架构，人工智能大模型可以与现有的财务系统和业务流程无缝集成。

用户界面与交互：提供直观的用户界面，使非技术用户也能轻松利用人工智能大模型技术进行财务管理。

企业可以充分利用人工智能大模型技术的分析、推理和生成能力，实现财务管理的智能化，提升决策质量，优化资源配置，降低运营成本，提高整体财务透明度和合规性，人工智能大模型赋能财务框架如图 3-3 所示。

人工智能大模型技术赋能财务，应当采用多种人工智能技术，判别式人工智能更擅长精准计算以及一些特定场景；生成式 AI 更擅长理解、推理和生成，需结合场景综合应用。例如，企业发生一笔合同付款业务，财务人员判断付款申请是否合规，能否审批通过时，需要查询合同相关条款，核对付款申请信息，可能还要追溯上游单据进行综合分析。这类财务场景很难通过单一的技术实现，诸如：附件信息的识别，需要用到 OCR 技术，还要使用自然语言理解（NLP）技术；辅助预判，则需要利用规则引擎或者大数据技术、人工智能算法进行特征识别；提取并理解附件摘要等长文本信息及相关问答，则需要人工智能大模型提供支撑。人工智能赋能财务场景，需要将各类人工智能技术综合应用于财务全域业务当中。



图 3-3 大模型赋能财务框架

人工智能赋能财务框架应当构建整合各类人工智能的技术能力中心，如图 3-4 所示。财务人工智能能力中心应提供各类人工智能能力、利用大模型生成式 AI 的理解力，创造力，来解决非结构化数据、业务理解、创意、生成相关财务场景。应用判别式 AI，包括以 RPA 为代表的规则自动化，以及机器学习的专有小模型，来解决计算、判断以及专业预测与决策相关场景。

| 费用管理①                      | 往来管理②               | 资产管理③                       | 核算报告④               | 预算管理⑤               | 资金管理⑥                     | 共享中心⑦                       | 管理会计⑧           | 税务管理⑨                      |
|----------------------------|---------------------|-----------------------------|---------------------|---------------------|---------------------------|-----------------------------|-----------------|----------------------------|
| 1.1 语音差标 & 单据查询 (自然语言)     | 2.1 发票采集 (OCR、规则引擎) | 3.1 租赁报账 (规则引擎)             | 4.1 智能记账 (规则引擎、RPA) | 5.1 国资报表填写 (RPA)    | 6.1 网银智能直连 (RPA、OCR、规则引擎) | 7.1 智能审核 (机器学习、OCR、数据挖掘)    | 8.1 分摊执行 (规则引擎) | 9.1 增值税自动申报 (规则引擎、RPA)     |
| 1.2 语音出差申请 (自然语言)          | 2.2 应付智能结算 (规则引擎)   | 3.2 语音输入财务卡片 (自然语言)         | 4.2 智能对账 (规则引擎、RPA) | 5.2 预算智能预警 (机器学习)   | 6.2 自动收付款 (规则引擎)          | 7.2 审单助手 (机器学习、数据挖掘)        | 8.2 推导执行 (规则引擎) | 9.2 企业所得税自动申报 (规则引擎、RPA)   |
| 1.3 语音差旅报销 (自然语言、规则引擎、OCR) | 2.3 应收智能结算 (规则引擎)   | 3.3 资产卡片识别 (OCR、规则引擎)       | 4.3 智能月结 (RPA)      | 5.3 报表查询语音助手 (语音识别) | 6.3 转账支付排程 (规则引擎)         | 7.3 智能数据洞察 (OCR、规则引擎、机器学习)  | 8.3 风险预警 (规则引擎) | 9.3 财产行为税自动申报 (规则引擎、RPA)   |
| 1.4 智能发票报销 (规则引擎、OCR)      | 2.4 自动开票尾差调整 (规则引擎) | 3.4 扫描二维码生成食物卡片 (机器学习、数据挖掘) | 4.4 报表编制 (RPA)      | 5.4 预算智能分析 (机器学习)   | 6.4 票据支付排程 (规则引擎)         | 7.4 智能质检 (机器学习、数据挖掘)        |                 | 9.4 直连保税 (规则引擎、RPA)        |
| 1.5 语音费用报销 (自然语言、规则引擎、OCR) | 2.5 智能三单匹配 (规则引擎)   | 3.5 租赁的决策和预测 (机器学习、数据挖掘)    | 4.5 报表编制 (RPA)      | 5.5 数据分析语音助手 (自然语言) | 6.5 智能支付防重 (规则引擎、机器学习)    | 7.5 智能共享客服 (自然语言、机器学习、数据挖掘) |                 | 9.5 风险监控 (规则引擎)            |
| 1.6 语音报账机器人 (实体机器人)        | 2.6 定时下发票 (RPA)     | 3.6 智能盘点机器人 (实体机器人)         | 4.6 实体归档机器人 (实体机器人) | 5.6 模拟预测 (机器学习)     | 6.6 回单智能识别 (OCR)          | 7.6 智能派单 (规则引擎)             |                 | 9.6 统计分析 (规则引擎)            |
| 1.7 报销提醒 (规则引擎)            | 2.7 发票匹配 (RPA)      | 3.7 资产到期/超期服役预警 (自然语言)      | 4.7 电子归档 (RPA)      |                     | 6.7 付款流水智能匹配 (规则引擎、机器学习)  | 7.7 智能运营助手 (知识图谱)           |                 | 9.7 数据采集自动化 (规则引擎)         |
| 1.8 单据关闭 (规则引擎)            | 2.8 内部交易自动收票 (规则引擎) |                             | 4.8 指标语音查询 (语音识别)   |                     | 6.8 收款流水智能匹配 (规则引擎、机器学习)  |                             |                 | 9.8 交易计税 (规则引擎)            |
|                            | 2.9 自动对账 (RPA)      |                             | 4.9 国资报表填报 (RPA)    |                     | 6.9 智能对账 (规则引擎、机器学习)      |                             |                 | 9.9 报表编制 (规则引擎)            |
|                            | 2.10 应收数据导入 (RPA)   |                             |                     |                     | 6.10 智能投融资 (规则引擎)         |                             |                 | 9.10 凭证生成自动化 (规则引擎)        |
|                            | 2.11 收入确认自动化 (规则引擎) |                             |                     |                     | 6.11 资金调度 (规则引擎)          |                             |                 | 9.11 关联交易利润率检测 (机器学习、数据挖掘) |
|                            |                     |                             |                     |                     | 6.12 票据调拨 (规则引擎)          |                             |                 | 9.12 纳税调整智能推荐 (机器学习、数据挖掘)  |

图 3-4 财务人工智能能力地图

在人工智能大模型的加持之下，原有的人工智能能力提升到了一个新的生成式 AI 的阶段，这些人工智能技术融入到财务核算、财务共享、全球司库、绩效管理、税务管理、管理会计、资产管理等领域的财务流程中，从财务服务体验、流程效率、决策质量全方位赋能财务。财务服务体验方面，微软认为人工智能大模型可以理解为新一代的操作系统，对话式交互的方式，让非专业人员获取财务信息更加的便捷，从而提高财务服务体验；在流程效率方面，人工智能大模型和原来的 AI 相比，最大的强项在于理解和生成，以前的作业流程智能化更多的是自动化按规则去执行，并没有能真正的理解业务。而现在的人工智能完全可以理解复杂的业务，原来作业流程中一些难以智能化的痛点，现在有了解决的可能性，人工智能大模型能力使得实现作业流程的全面智能化，使最终无人化成为了可能。在决策支持方面，将由以前的经验主导变成数据驱动。人工智能将通过决策增强来提升分析内容的价值，例如通过人工智能分析挖掘财务人员所不易发现的问题；在预算管理中的预测增强、最佳实践与模型优化建议，在风险控制中的大数据分析等等。

人工智能大模型也必将为财务管理带来更大的变革，未来人人都将有一个 AI 财务助手。面向员工的 AI 全员助手，每个员工通过自然语言交互的方式来获取财务服务；面向专业岗位的专员助手，通过智能化的手段提升财务效率和专业度；面向管理者的决策助手，以数据驱动、智能驱动的方式来增强决策能力。

### 3.3 人工智能大模型技术赋能财务实现路径

人工智能大模型技术赋能财务的路径规划是一个系统化的过程，旨在通过集成先进的人工智能技术，全面提升财务管理的智能化水平。人工智能大模型技术赋能财务的路径从深入分析企业财务管理的具体需求开始，包括对会计核算、财务报告、成本控制、预算管理、风险评估和合规性监控等方面的细致考量，再到通过整合和预处理大量的财务和业务数据，为大模型的训练和开发提供坚实的数据基础。

在模型开发阶段，企业需要选择合适的大模型架构，并利用历史数据进行训练和验证，确保模型的准确性和可靠性。然后将训练好的模型集成到现有的财务系统中，实现流程自动化和决策优化，如自动生成财务报告、动态调整预算和实时监控风险。

为了确保人工智能大模型技术的持续有效性，企业需要实施严格的监控和维护机制，同时对财务人员进行必要的技术培训，确保他们能够充分利用这些智能工具。最后，企业应持续收集用户反馈，探索新技术应用，不断创新和优化大模型技术在财务管理中的应用，以适应不断变化的业务环境和市场需求。通过人工智能大模型技术赋能财务实现路径，企业将能够实现财务管理的数字化转型，提升决策质量，降低运营成本，并增强整体财务透明度和合规性。

以财务风险管理为例，人工智能大模型应用分析和赋能路径可以按照以下思路进行推进。

#### • 人工智能大模型的能力应用方向：

**分析能力：**人工智能大模型首先需要整合企业内部的财务数据（如交易记录、资产负债表）和外部数据（如市场指数、宏观经济指标）。然后利用机器学习和数据挖掘技术，人工智能大模型能够分析历史数据，识别潜在的风险因素和风险事件的模式。最后通过时间序列分析，人工智能大模型可以预测未来的风险趋势，如汇率波动、利率变化等。

**判断能力：**人工智能大模型可以对识别出的风险进行量化评估，判断其对企业财务的影响程度。基于风险评估的结果，人工智能大模型能够提供风险应对策略的建议，帮助管理层做出是否对冲、转移或接受风险的决策。

生成能力：人工智能大模型能够自动生成风险管理报告，包括风险概况、影响分析和建议措施。人工智能大模型可以构建实时的风险预警系统，一旦检测到异常或风险水平超过预设阈值，立即生成预警信号。

#### • 人工智能大模型赋能路线：

准备阶段：收集和整理财务数据，包括历史交易数据、市场数据、信用评级数据等。建立适合人工智能大模型运行的计算环境，包括硬件资源、软件平台等。

实施阶段：使用历史数据训练风险管理模型，包括风险识别模型、风险评估模型等。将训练好的模型集成到财务风险管理系统中，实现与现有财务流程的无缝对接。

应用阶段：利用人工智能大模型对实时数据进行监控，及时发现风险信号。定期或按需生成风险管理报告，为管理层提供决策支持。

优化阶段：根据风险管理的实际效果，不断优化模型参数，提高风险预测的准确性。根据人工智能大模型的输出结果，持续改进风险管理流程，提升风险应对效率。

基于此，人工智能大模型技术能够在财务风险管理中发挥其强大的分析、判断和生成能力，帮助企业提前识别和应对财务风险，从而保护企业资产，确保财务稳定。

### 3.4 人工智能大模型技术赋能财务核心价值

人工智能大模型技术对经济社会的高质量发展起到了积极地推动作用，赋能财务的核心价值主要体现在以下几个方面：

(1) 提升决策质量：人工智能大模型通过强大的学习能力和数据分析能力，能够从复杂的财务数据中提取关键信息，提供更准确的预测和洞察，帮助管理层做出更明智的战略决策。

(2) 优化资源配置：人工智能大模型能够分析历史和实时数据，预测未来的财务趋势，帮助企业更有效地分配资源，实现成本控制、预算管理 etc 管理会计职能的优化。

(3) 增强风险管理：利用人工智能大模型进行风险评估和预警，企业能够提前识别潜在的财务风险，如信用风险、市场风险等，并采取相应的风险缓解措施。

(4) 提高运营效率：人工智能大模型的自动化和智能化能力使财务流程减少了人工操作的需求，提高了财务处理的速度和准确性，降低了运营成本。

(5) 强化合规性和透明度：人工智能大模型可以帮助企业更好地遵守财务法规和内部政策，通过自动化的合规检查和报告生成，提高了财务活动的透明度。

(6) 支持业务增长：通过提供实时的财务分析和预测，人工智能大模型支持企业快速响应市场变化，抓住新的商业机会，促进业务增长。

### ③ 人工智能大模型技术赋能财务概述

(7) 促进业财融合：人工智能大模型能够实现业务数据与财务数据的深度融合，使财务部门能够更好地理解业务动态，为业务决策提供支持。

(8) 创新财务管理模式：人工智能大模型的应用推动了财务管理模式的创新，如智能会计、自动化管理报告生成等，这些创新提高了财务管理的现代化水平。

综上所述，人工智能大模型技术在财务管理中的核心价值在于其能够提供深入的数据分析、精准的风险管理、高效的流程自动化以及战略决策支持，帮助企业在激烈的市场商业竞争中保持领先地位。



Intelligent  
Finance  
智能财务

## 4. 人工智能大模型技术赋能财务应用

### 4.1 人工智能大模型技术赋能家用电器制造行业 A 集团财务应用

#### 4.1.1 总体情况

##### (1) 需求背景

2023 年，我国家电市场面临的外部环境不断改善，经济运行持续向好，内需稳步扩大，供给侧结构优化提升，但不同家电品类之间发展走向不断分化。刚需类家电产品例如白电和厨房大家电由于家庭普及率相对较高，更新换代需求主导下普遍呈现出产品结构升级的态势。而以洗碗机、嵌入式微蒸烤、清洁电器、净水器等为代表的品类则还处于不断扩大用户普及渗透过程中。

当前家电行业消费侧的发展趋势呈现智能化、交互体验增强、场景融合、健康化、一体化和单品发展并举五大特征。尤其在智能化方面，消费者更加追求智能功能覆盖多品类及多种生活场景，相应带动家电制造企业本身的智能化升级，龙头企业的数字化转型意愿强烈，目前我国数字化转型的灯塔工厂中有 22% 为家电行业项目，海尔、美的等头部企业成效明显，并先后涌现出海尔卡奥斯、美云智数美擎国家级“双跨”平台。

随着智能化升级，家电行业巨头紧抓 5G 大风口，加紧布局智能家居生态，大小家电、3C 设备联动融合，迎接新的爆发点。例如九阳产品搭载华为系统 HarmonyOS，手机碰一碰就能连接破壁机，线上随时随地操作，解锁更多网红食谱，且不用手洗。海信新风空调针对不同人群的睡眠特点设计了科学的睡眠温度曲线，可通过遥控器选择所需的睡眠曲线来调控睡眠期间的空调温度，定制自己的好睡眠。科沃斯扫地机器人可以手机远程控制，智能规划无需人工干预，有 AI 智能语音功能，一句话指挥扫拖、播放新闻音乐、提醒天气等，还能趣味语音实时互动。

在家电行业全面迈向智能家电产业化的过程中，人工智能技术将进一步推进智能家电产业走向无感化，人工智能与物联网技术全面融入家电产品的使用场景，并赋能智能家电产品革新，实现居家生活和智能家电的智慧实时互联。目前，智能家居的入口和控制主要依赖于中控屏和音箱等设备。然而，随着 ChatGPT 等概念应用于智慧家居生活场景领域，家电制造企业对算法的自然语言处理能力有了新的认知，也为智能家电和智能家居未来的发展提供了更多想象空间。未来以大模型技术为代表的生成式人工智能（AIGC）将赋能智能家居场景从命令式交互转变为理解式交互，实现人机共创，形成数字管家，实现智能家居由“智能”向“智慧”转化。

智能家电产业化已成为当前家电企业发展的必然选择，并正在帮助中国的家电制造巨头以一流的用户体验和服务体系强势出海，不断取得世界领先的品牌影响力和产品竞争力，也驱动这些企业加快建设世界一流财务管理体系，在普遍构建的以敏捷服务和数据整合为核心的财务中台建设之上，大力探索大模型技术尤其是财务领域大模型与财务数字化的深度融合和应用，以更强大的算法赋能业务和管理，构建以用户体验为核心的家电制造企业增长新模式。

### (2) 发展现状

根据观研报告网发布的《中国智能家电行业现状深度研究与未来前景分析报告(2023-2030年)》，我国智能家电行业已从单品智能化发展阶段步入家电系统智能化阶段，智能家电的智能水平持续提升。

当2016年深度学习概念出圈时，家电行业就冲在了前面，智能音箱的出现实现了家电智能初体验。此后，伴随云计算、大数据等新一代信息技术的成熟，在传统IoT设备开始向AIoT设备进阶的过程中，家电产品也从单品智能向全品智能延伸。例如，除智能音箱外，加载AI模块的扫地机器人、内嵌操作系统的智能冰箱、可交互的语音智能电视等产品纷纷出现。然而，这些智能家电仍时常被吐槽“智商低”和“不懂我”，主要是由于这些智能家电更多的还是响应式的被动服务，并无真正能够做出决策的“中枢大脑”。

直到2022年底人工智能大模型技术开始盛行后，其在多轮语言分析与逻辑推演方面的能力，恰好击中当下智能家电不够智能的痛点。因此2023年后，家电制造巨头纷纷迅速向人工智能大模型靠拢，例如美的在2023年10月发布了用于家居产品的语言大模型——美言并计划在2024年上半年上线；长虹在2023年11月正式发布了基于大模型的智慧家电AI平台——云帆；海尔在布局HOME GPT；小米已经开启了小爱同学的人工智能大模型版本测试，如TCL、海信等家电品牌也相继宣布接入百度、微软等厂商的通用大模型。在人工智能大模型的赋能下，智能家电不仅具备数据分析、行为习惯理解和自主深度学习等多种能力，还在将价值延伸到更大的领域。大部分家电企业布局人工智能大模型的目的基本一致，都是希望通过人工智能大模型提升产品的实用性，优化使用场景，人工智能大模型也将成为家电智能中枢的能力底座。

尽管人工智能大模型具有许多优势，但目前在家电行业的应用仍存在一些局限性。首先，人工智能大模型的应用需要庞大的计算资源和存储空间，导致成本较高，限制了其在实际应用中的广泛性。其次，人工智能大模型对数据的需求量较大，并且需要大量的标注数据进行训练，这在某些领域存在困难。同时，人工智能大模型的训练过程也面临一些挑战。人工智能大模型的训练需要花费大量的时间和资源，而且需要高度专业化的团队进行有效的训练和调优。此外，人工智能大模型需要海量的数据进行训练，而数据收集和处理可能受到隐私、安全和合规等方面的限制。

因此，家电制造企业对于人工智能大模型的应用总体上还处于导入阶段，更多还停留在体系框架搭建和数据治理等前期工作中，在应用场景上也主要聚焦智能客服、基于家居生活的用户互动以及部分智慧工厂的探索中。在企业管理领域，人工智能大模型的应用只是刚起步，目前侧重在采购领域的合同匹配场景，人力资源领域的招聘和干部选拔环节的人岗匹配场景，以及财务管理领域的基于财务共享或财务中台的智能客服场景，这些场景的共同特点是大模型训练用的数据和知识库可以基于企业已有的积累快速构建，并能通过企业自身的可信控制管理充分保证分领域管理角度提出的安全、合规性要求。

对于家电制造巨头来说，财务数字化转型起步较早，财务共享中心的建设和运营都比较成熟，有些企业如海信等还以财务中台的模式建设了新一代财务共享平台。因此，尽管家电制造企业的战略周期不断缩短、组织迭代不断加快、业务板块和产品线的更替频率也在加速，这些企业的财务部门也在积极引入人工智能大模型技术，搭建大模型管理和控制平台（4.1节中统一简称为GPT平台）以尽量消除大模型技术的缺陷，将现有以专家知识和流程驱动结合为主的管控服务型财务管理升级到以数据驱动和赋能业务为主的价值创造型财务管理。

## 4.1.2 典型案例

### (1) 案例背景

A 集团成立于二十世纪中后期，旗下多家上市公司，及多个世界知名品牌。A 集团的产业方向涵盖多媒体家电、现代服务业等领域。其中，以智能家电为核心的 B2C 产业，始终处在全球行业前列。经过多年的稳健发展，A 集团目前拥有近 10 万名员工，在全球拥有数十家工业园区和研发中心，海外分支机构覆盖美洲、欧洲、非洲、中东、澳洲及东南亚等全球市场，产品远销 160 多个国家和地区，连续多年入选中国 500 强企业。

随着集团的产业发展、业务增长以及全球化战略，A 集团在 2022 年前后将运行十几年的全球财务共享中心升级为全球财务中台，但在中国家电产业智能化升级和全球化浪潮的冲击下，A 集团财务管理的难度与日俱增，希望通过积极探索并创新性引入人工智能大模型技术，尽快完成现有的财务服务从以流程驱动为主向数据驱动为主转型，真正实现财务赋能人人的管理目标，为企业发展创造更大价值。

考虑到现有的财务中台已经能够全面支撑集团战略转型和业务发展的需要，以及集团正在整体布局通过大模型技术建设统一的智能客服平台，并通过与已建成的人工客服系统无缝衔接，以全面提升用户体验，A 集团的财务部门和 IT 部门经过多次讨论，最终决定先在财务中台的共享运营环节引入人工智能大模型技术，实施基于 GPT 平台和财务大模型的智能客服应用。不同于财务中台、全球司库、预算管理乃至整个智能财务的建设策略，在应用人工智能大模型技术赋能财务应用时，企业实际更加关注大模型技术导入财务领域过程，并强调关键环节的实现框架和实践方法。

### (2) 财务中台智能客服项目定位

A 集团财务中台部门成立了一支近 30 的人工客服团队，为国内 3 大业务板块近 450 个分子公司提供在线咨询服务，服务内容主要有两方面：一是用户服务，即面向分子公司每一位同事提供政策咨询、流程指引、问题受理与解答等全员、全场景服务；二是专业运维，即面向财务中台专业财务人员提供基础资料维护、单据故障或流程中断等系统异常问题的运维服务。

目前 A 集团三大业务板块的国内公司范围内，人工客服用户服务方面涉及的费用类型和场景高达 3000 多个，常见的费用包括修理费、业务招待费、技术开发费、低值易耗品、职工教育经费 / 培训费、广告费、办公费、车辆运营费、物业管理费、网络通讯费、信息服务费等，由于 A 集团各业务板块的管控模式和政策导向有明显差异，不同组织下不同费用类型对应的审批流程、报销规则、适用范围和前提、附件要求、额度标准等都有一些差异，加上 A 集团近年进行战略转型，业务板块和业务人员的迭代频率非常高，人工客服团队不得不通过 A 集团内部的办公协同平台组建了数十个面向组织的沟通群，以更好服务超过 2 万名新员工的提单和咨询诉求。这也使得长期以来人工客服团队更多忙于用户服务、专业运维的能力不足、人工客服的职业成就感不足、内部客户的满意度不高。

因此 A 集团希望通过引入人工智能大模型技术赋能财务中台的人工客服团队，将人工客服员工从繁杂的用户服务中解放出来，更加专注于对流程改善和业务赋能的提升上。因此，基于大模型的智能客服项目定位于在 2024 年首先实现 A 集团国内业务的全员全场景智能客服，大模型与用户的互动完全嵌入到财务中台各类费用的提单和用户咨询界面，并在用户提出诉求后，自动完成智能客服和人工客服的无缝切换，包括用户问题和相关单据的自动接手。A 集团的目标是在 80% 以上的场景中能够完全替代人工客服。在此基础上，A 集团计划在 2025 年完成第二阶段的目标：一方面继续将用户服务方面的人工客服替代率提高到 95%，并推广应用到集团的所有业务板块和海外公司，另一方面基于大模型的生成式智能能力，

逐渐成为人工客服团队进行专业运维的专业助手，通过大幅提升运维效率和质量实现云服务模型下的线上运维闭环，真正通过服务赋能财务中台的运营和业务人员报销的合规遵从度。

### (3) 财务中台 GPT 平台框架

A 集团为了消除人工智能大模型技术的缺陷，有效管理和控制大模型的输出，并将大模型和集团已建的相关信息系统，如知识库、财务中台、人工客服系统等进行深度融合，并考虑到领域大模型的应用约束，首先构建了财务中台的 GPT 平台如图 4-1-1 所示。



图 4-1-1 A 集团财务中台 GPT 平台架构

A 集团的 GPT 平台分为基础管理、运营中心、模型层、数据和工具中心、可信控制中心、开发中心、能力中心和应用中心组成。

基础管理负责管理财务大模型以及后续将接入的通用大模型的运算调度和算力均衡，并按集团统一的隐私保护和合规要求配置大模型输出的语义防火墙，以及输入输出环节流量日志。

运营中心采用可视大屏方式对大模型的调度、输出以及场景应用从质量（主要是鲁棒性、准确度、用户满意度等指标）、安全和流量异常三个方面进行实时监控和随时的人工干预。

模型层目前部署了财务领域大模型和微软的通用大模型（ChatGPT3.5），并实现了按场景需要自动切换。

数据和工具中心部署了向量数据库、集团已建知识库，并融合了财务中台各类应用及以数十类单据为载体的业务数据，为大模型提供上下文数据。

可信控制中心是 A 集团财务中台 GPT 平台的核心，驱动数据、工具和模型协同运作，确保全过程的安全可控，保障客户数据隐私。该中心中的 RAG（检索增强生成）是一种将大型语料库的知识与生成式语言模型相结合的技术方法，包括一个检索组件，用于从知识库中检索相关的文本段落，利用大模型生成能力，对检索到的上下文进行理解和生成连贯自然的输出。这种混合方法旨在弥补纯生成模型在事实性和一致性方面的缺陷，同时利用大规模预训练模型的泛化能力生成流畅的响应。为了实现智能客服尽快全面接管用户服务并有效成为专业运维客服人员的助手，A 集团也部署了 Agent，这是一种将大型语言模型（LLM）与外部组件（如知识库、API、任务规划器等）相结合的智能代理系统，能够理解和执行各种复杂的语言指令，并与外部世界进行交互来完成的任务。为了确保大模型输出内容满足隐私合规要求，A 集团在可信控制中心应用了数据掩蔽技术，该技术在用户请求被发送给大型语言模型之前，会自动识别并替换请求文本中的敏感个人隐私信息，如姓名、地址、身份证号等，以防止隐私泄露，替换后的文本将传递给大模型进行处理和生成响应。一旦模型生成了输出内容，数据掩蔽系统会将之前被替换的隐私信息还原回原始状态，确保响应内容的完整性和正确性。这种技术有效遏制了个人隐私数据被意外泄露的风险，使得 A 集团的用户能够更加安全地使用基于大模型的智能服务。

另外一项关键部件是大模型网关，负责无缝接入各种大型语言模型，支持一种大模型拥有多个实例同时运行，能够根据实时负载情况，自动分配请求至空闲实例，确保系统的高响应性和可扩展性。除此之外，大模型网关还具备调用审计、访问控制等重要功能，可追踪和审计每一次模型调用请求。同时，大模型网关还支持模型版本管理、在线扩容等运维能力，保证系统的高稳定性。

A 集团在开发中心全面使用了低代码开发工具，支持 GPT 助手的轻松构建、运营和持续优化。例如，通过提示语开发赋予用户自主编写提示语的能力，灵活选择适合的大型语言模型，并根据实际需求对提示语进行调优优化。用户无需深耕算法和模型细节，通过可视化的界面或模板，以自然语言的形式编写提示语，指导模型按需生成所需的输出。同时，用户可以方便地切换不同的模型，或对模型的超参数、训练数据等进行微调，使模型输出符合特定场景和偏好。A 集团通过流程图的方式完成任务编排，将大型语言模型的强大能力与业务逻辑无缝结合，动态编排出一个个复杂的业务场景解决方案。这种编排方式彻底颠覆了传统的单一模型或规则引擎的局限性，赋予了语言模型以更广阔的应用空间。通过灵活组合不同的模型能力和业务能力，可以轻松应对多样化、复杂化的业务需求，实现高度智能化的端到端自动化流程。

在能力中心，A 集团目前考虑智能客服的各种应用场景，重点部署了相关的 GPT 助手能力如多轮对话、知识问答、角色扮演、逻辑推理、总结归纳、内容生成等，并支持智能门户、侧边栏、嵌入式等多种大模型和用户的交互方式。

应用中心主要围绕智能客服完成了相关 API 的开发，未来会陆续扩展到财务大模型应用的其他场景。所有应用统一明确以 API 的方式和 A 集团在用的财务中台、人工客服、办公协同、培训平台、司库、预算等信息系统对接，并以侧边栏为主的方式实现用户和智能客服、人工客服交互界面嵌入到 A 集团在用信息系统中的相关应用界面中。

#### (4) 财务大模型在智能客服场景的落地

基于信创可控的考虑，A 集团财务大模型的部署全面适配了华为昇腾 910B 架构，以及国产操作系统，并全面完成了接口进行鉴权开发，构建了对应的框架版本容器。A 集团信创适配的主要内容如图 4-1-2 所示：



图 4-1-2 A 集团财务大模型部署的信创适配示意

在数据准备方面，A 集团财务大模型选取了集团范围内的通用数据，如流程术语、管理规章等和报销制度、费用单据等财务领域数据的数据量比例约为 7:3，前者占比较大的目的是防止财务大模型对通用交流能力的遗忘，采用的算法以基于规则为主，计算成本较低。后者则采用计算成本较高的 LLM 算法，以提高输出的准确性和相关性，并按数据颗粒度，综合采用文件级、块级和字节级方法进行全面的数据去重。A 集团借助数据清洗、数据验证和数据整合工具，采用数据审核、数据清洗、数据验证、数据整合和数据监控五步法，从准确性、完整性、一致性、可靠性和时效性等五个维度进行数据提质。最后使用了数据掩码、数据伪装、数据切分、数据加密、数据混淆等方法进行数据脱敏，从而完成了通过财务大模型进行多次预训练和微调所需的数据源准备。

在此基础上，A 集团通过指令对齐训练、继续预训练和模型精调，完成了财务大模型的构建，其过程如图 4-1-3 所示：

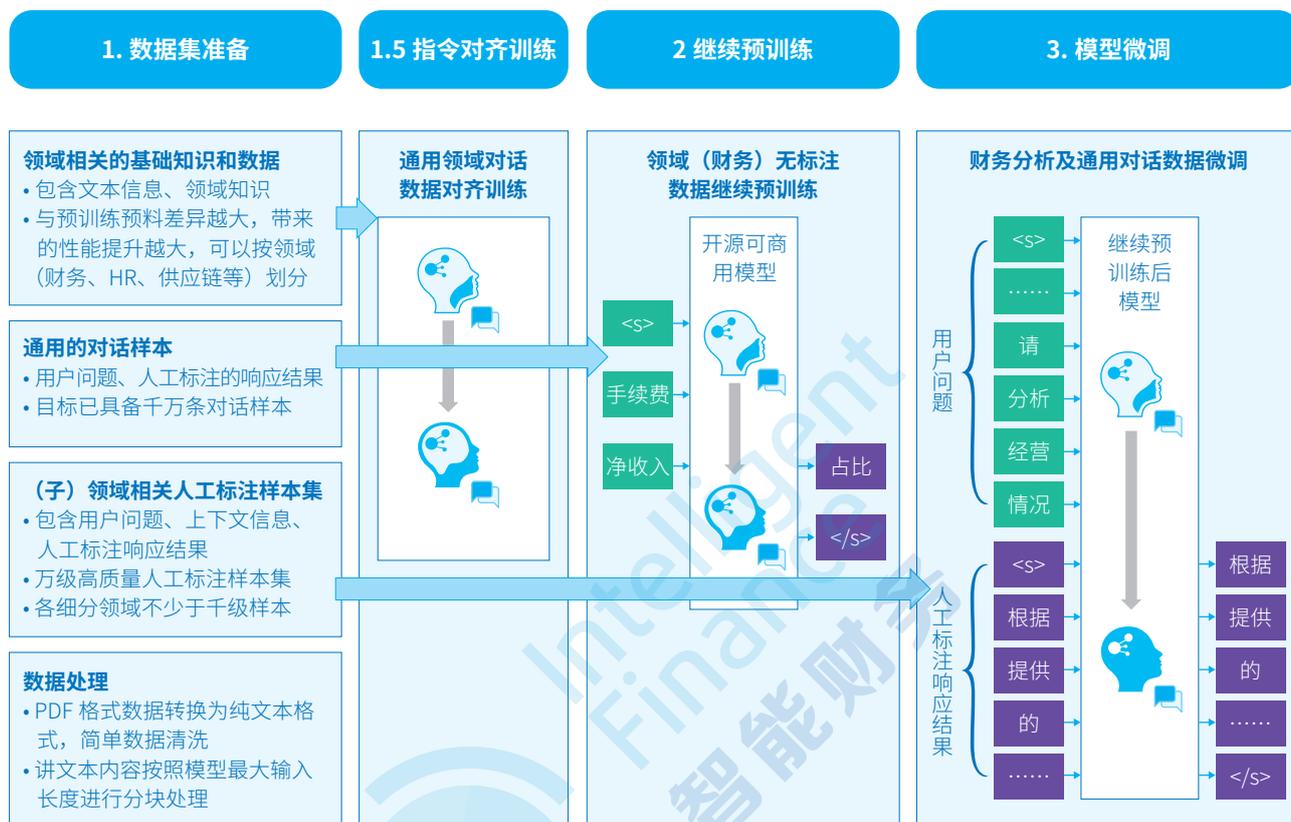


图 4-1-3 A 集团财务大模型构建过程

在完成财务大模型构建后，A 集团对财务大模型从多阶段性能、鲁棒性和泛化能力、公平性和偏见可能、安全性和隐私四个方面进行了严格的评测，完全通过评测后才将调优后的财务大模型部署到正式环境中，通过财务中台 GPT 平台和相关应用融合，完成了基于财务大模型的智能客服应用的上线工作。

为进一步提升财务大模型在与用户互动过程中应答的相关性和准确度，A 集团借助 GPT 平台开发中心，针对所有的费用类型开发了近 10000 条提示语并先后经过了四次版本迭代，将智能客服应答准确度从一开始的 80% 左右提高到 92%。

A 集团在财务大模型中预置了人工客服咨询任务技能、与人工客服平台集成的 API 接口，用户点击人工客服按钮时触发任务技能。人工客服咨询任务技能中设置了技能访问、客服排队、客服接通、会话超时 / 会话关闭四个自定义操作，通过任务技能中的自定义操作和 API 接口，与人工客服平台的获取 token 信息、访客转技能、在线客服状态通知、访客放弃排队、访客发送消息、坐席发送信息给机器人六个接口集成，从而实现用户在智能客服和人工客服之间问询交流的自由切换。

### (5) 智能客服建设成果

截止 2024 年 4 月，A 集团基于财务大模型的智能客服已为近 400 个分子公司约 15000 名员工提供了用户服务，涉及费用类型和场景近 3000 个，用户满意度近 70%（用户主动关闭问题且不转交给人工客服），现有人工客服在用户服务方面的月度工作时长减少了 50% 左右。A 集团财务中台运营主管评价道：“基于财务大模型的智能客服尽管上线不到 2 个月，

但无论从服务范围还是在服务满意度上,都给我们留下了深刻影响,我们也有信心在今年三季度就提前完成第一阶段的目标。更重要的是,通过财务中台的 GPT 平台,我们实现了财务大模型和众多的财务应用场景、人工客服之间的无缝衔接,真正地让财务中台的线上运维成为可能,让财务赋能人的梦想照进现实。”

### 4.1.3 应用场景

家电制造企业对于人工智能大模型技术的应用一般是和规则引擎、知识图谱、数据智能、视觉识别等其他人工智能技术结合在一起使用,并且借助财务领域大模型和 GPT 平台应用,将用户与大模型的交互过程以页面嵌入的方式与企业正在用的财务信息系统进行深度融合,实现基于用户和业务场景的交互式应用。在现阶段,家电制造企业的大模型应用场景主要有财务共享或财务中台领域的生成式智能客服和非结构化数据的智能审核、财务报告领域的探索生成财务分析和生成式管理报告等。

#### (1) 生成式智能客服

目前大多数家电制造企业财务共享中心也为业务部门提供智能客服服务,但这类服务采用的技术更多是预置问答式的,即共享运营人员梳理多年累积的知识文档,花费大量时间形成预置问答题库。用户提问时,智能客服匹配最接近的几条知识问答,进行模糊性答复。使用了人工智能大模型技术后的智能客服是一种生成式智能客服,共享运营人员直接上传知识文档,无需预置问答。用户提问时,智能客服首先理解用户意图,然后从学习、理解过的多个文档中找寻相关知识并得出结论,组合成一段完整回答,实现从“预置问题、匹配答案”到“可以学习、理解”的升级,如图 4-1-4 所示。

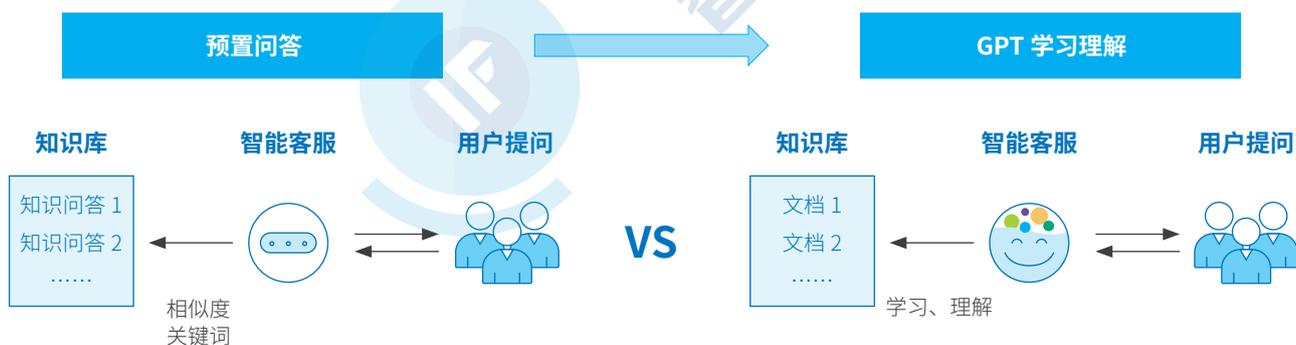


图 4-1-4 大模型技术赋能财务共享智能客服

#### (2) 非结构化附件的智能审核

随着财政部等部委联合推动电子凭证会计数据标准专项工作的不断深入,发票、银行回单等原始凭证已经实现数据结构化。但家电制造企业所处的产业链协同现状仍然使得财务共享人员每天需要审核大量的非结构化附件,如合同扫描件、市内交通行程单等,现有的信息技术通常是先通过视觉识别或者台账的方式将这些非结构化附件信息转换为结构化数据,并基于预设结构化数据模板,帮助财务人员获取附件信息进行审核,也会通过 AI 算法+规则引擎等工具辅助审批。同时,人工查阅合同、验收单、会议签到记录、远程会议录屏等非结构化附件信息完成审单,但是审核效率低,审核结果的可靠性也不高。在引入人工智能大模型技术后,系统可直接理解非结构化附件内容并给出重点提示,自动辅助人工分析单据附

件中财务审核的关键点和识别风险，同时支持对合同内容进行提问等，最终大幅提升共享审核人员的作业效率，如图 4-1-5 所示。

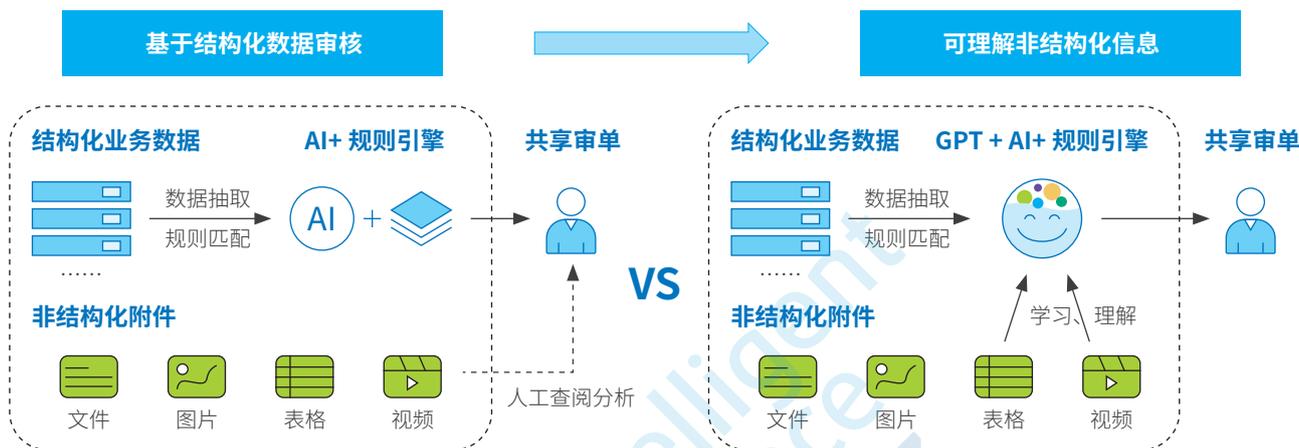


图 4-1-5 大模型技术赋能财务共享智能审核非结构化附件

### (3) 生成式财务分析

对于家电制造企业的财务报告部门来说，随着家电产品更新换代的频率加快和创新性产品的不断涌现，为战略管理、经营管理和业务决策人员提供的财务分析服务也需要升级。传统财务分析模式下，企业人员按照财务分析需求，花费大量时间构建可视化分析应用。每次分析根据当前可视化呈现的数据 / 指标结果，依靠财务分析人员的经验进行判断，提供决策建议。这种方式适用于定期进行的结构化分析场景，但对于临时发起的简单分析场景不够灵活。而基于财务大模型并融合专业分析模型能力的分析助手，可以根据企业经营数据，结合内外部信息，综合运用趋势分析、变动分析、杜邦分析等财务分析方法，以对话方式随时洞察问题并给出专业建议，为相关部门提供探索式分析服务。生成式指标分析尤其适合日常临时发起的各类分析、查询场景，如图 4-1-6 所示。

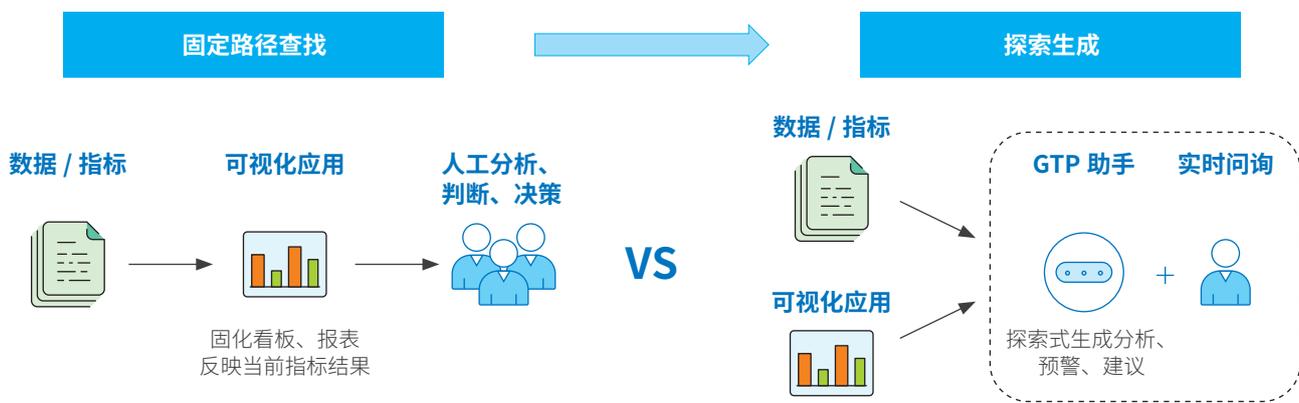


图 4-1-6 大模型技术赋能业务探索生成财务分析

#### (4) 生成式管报

家电制造企业财务报告部门目前对外输出的报告主要以对外披露的报告为主，这类报告由于准则和外部相关单位的规范性要求，往往可以采用先预置模板然后根据模板设置取数、绑定图表的规则，模板化的进行文本编辑与分析，这是一种技术角度的填空模式。但面向企业内部的各业务板块、业务单元输出的报告因为产品服务、业务模式、商业模式、发展阶段、报告使用者诉求的巨大差异而很难提前设置模板，人工智能大模型技术的引入使财务报告人员得以通过 GPT 助手根据与报告使用人的提纲挈领性要求就可以自主生成报告的目录结构、数字、图表、文字分析，并根据与报告使用人的不断互动进行实时修改补充，快速生成让报告使用人满意、分析更为精准的报告，大幅提升各类管理报告的可用性，如图 4-1-7 所示。

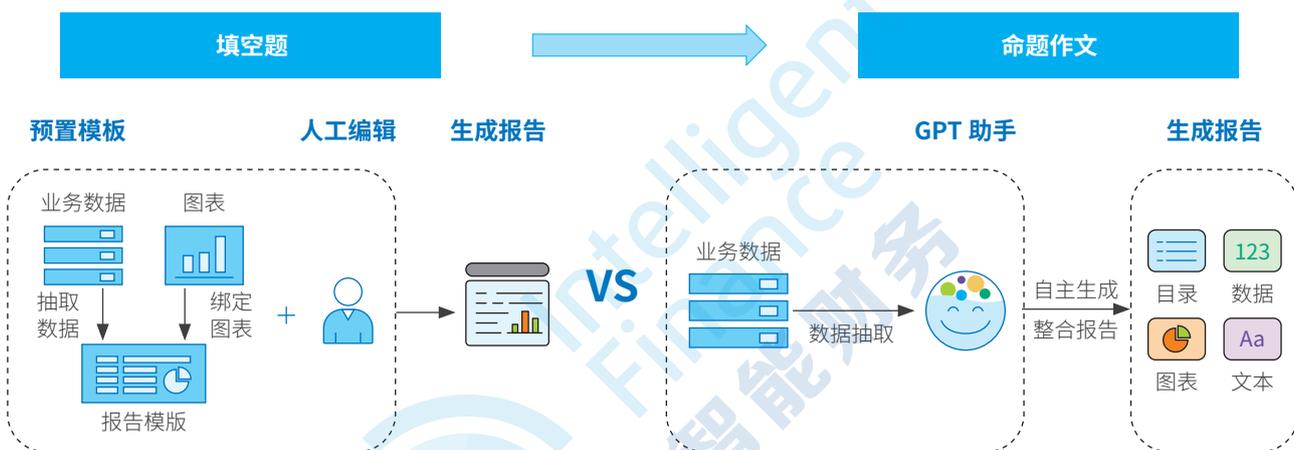


图 4-1-7 大模型技术赋能生成式管报

## 4.2 人工智能大模型技术赋能 B 公司财务应用

### 4.2.1 总体情况

#### (1) 需求背景

数字化转型的快速发展，使以大模型为代表的人工智能技术加速推动企业的数智化转型升级，通过大数据、人工智能、移动互联网、云计算、物联网等新一代信息技术，将为建设一流财务管理体系，推动企业高质量发展，构建新质生产力提供保障。

数据不但是企业的生产资料，更是资产，未来企业的核心竞争力是运用数据创造增量商业价值的的能力，数字化的过程就是把企业的业务从物理世界投影到数字世界，实现数字孪生。人工智能在数字世界里可以发挥更大的价值，传统分析式 AI，可以对数据进行深入的洞察分析，企业可以监视财务和业务运营结果，分析趋势，预测未来，行动反馈，以此帮助整个组织改善业务绩效。以大语言模型为代表的生成式 AI 强势崛起，借助大语言模型的能力，用户可以与系统进行基于自然语言的无障碍交互，实现更便捷的数据查询、自动生成更深入的数据解读报告。人工智能大模型技术可以将行业知识与企业私有知识装载到大模型，实现企业的辅助决策。同时在大模型的加持下，RPA 不再是简单的自动化，更是可以进行自行判断的智能体。

在业财融合的大趋势下，企业财务工作不但要进一步提高自身效率，更要发挥财务对业务的监督与指导作用。企业一方面要把财务共享中心升级为“智能无人”财务共享中心，从合同要素识别自动归档，到企业的智能自动化审核，通过 AI 助手实现对财务制度、流程、合同的智能回答，构建基于 LLM 的智能体，实现具有一定自主决策的智能 RPA，降低财务共享中心对基础“操作人员”的依赖，把财务工作者的从劳动密集的繁琐重复工作中释放，投入高附加值的价值创造工作。另一方面，财务人员要发挥财务对企业战略的价值，以管理会计理念为核心，增强财务对企业运营的指导作用，能够让财务人员及时、准确、便捷的查询到财务、业务数据，进行大数据多维分析，并基于人工智能算法模型对数据异常进行自动归因解释和数据洞察分析。同时，智能财务平台的建设要引入 LLM 大模型的能力，满足数字化转型的长期需求。

企业基于大模型的需求主要体现在三个方面：

第一，大语言模型的基座。搭建面向公司整体的大语言模型平台，具备语言理解、逻辑推理、内容生成、通识问答等基本能力，可以对大模型进行精调和 prompt 进行配置与管理，并可以对外提供大模型访问接口。因此，需要具备一些功能予以支持：

- ✓ 算力调度：支持对 GPU 底层算力资源的灵活调度；
- ✓ 模型微调：支持对大模型进行微调，包括：P-Tuning、LoRA 等；
- ✓ 模型服务：支持对外发布大模型的调用接口，供业务系统对接。

第二、企业智能助手。搭建企业级智能助手，前期应用在财务领域，后期需要扩展到其他业务领域。支持对智能助手的能力通过无代码的配置进行持续扩展：

- ✓ 知识问答：对企业各项文档，规章制度，产品说明书，行业报告等内容融会贯通，灵活应对用户的提问。
- ✓ 数据问答：可理解数据，支持以对话的形式进行数据查询。同时内置数理统计、财务分析、机器学习等模型，可对数据深入分析，并将结果整理成图文并茂的报告。
- ✓ 内容生成：具有文字、代码、图片的通用生成能力，并在数据解释领域进行了强化，可以自动生成对指标的业务解释说明，以及主题分析报告。
- ✓ 智能执行：可对复杂指令进行逻辑推理，进行子任务拆分，编排 IT 系统间的调用，实现智能自动化。

第三，智能无人财务共享。利用人工智能技术实现财务共享中心全流程高度智能化、自动化、价值化的目标。改变传统的财务工作模式，大幅提高财务工作效率，降低财务成本，并极大提升财务管理水平：

- ✓ 智能审单：实现在对财务日常工作（报销、立项、付款等）流程中的自动审核，要支持业务用户灵活的进行业务规则的定义，同时还需要将合同、发票、附件等文件中的关键信息进行识别，自动完成系统录入。
- ✓ 智能收单：通过智能收单机，实现单据投递后的自动扫描，并形成电子影像，智能设备会调用智能审单助手的能力对提交的发票进行验真、查重以及附件审核等。
- ✓ 智能分析：用对话的形式查询财务数据，覆盖法人报告、管理报告、财务域的指标，并实现基于人工智能算法的归因、预测分析，可以应用大模型自动生成分析报告。
- ✓ 财务客服：通过机器人解答公司业务用户对财务制度相关的问题，如：报销制度、差旅标准、财务系统的应用等。

## (2) 发展现状

B 公司的财务信息化水平较高，已经完成预算、合并、成本、绩效、管理报告等管理会计系统的建设，同时完成税务系统、财务共享系统、商旅系统的建设。从目前应用效果看，基础设施较好，但是面临三个痛点，一个待提升点。其中痛点主要体现在：

第一，数据的困境。

- ✓ 数据孤岛：烟囱式建设的信息系统互为孤岛，财务人员多系统取数，手工整数。
- ✓ 数据离线：数据线下手工采集，错误频出，返工情况常有发生，费时费力。
- ✓ 数据口径不统一：数据统计口径不一致，同指标名称多种不同定义与计算方法，无法追溯与核对。
- ✓ 主数据不规范：客户、供应商、产品等主数据维度没有统一维护，业务系统与财务系统各自为政。

第二，分析的困境。

- ✓ 分析需求灵活多变：领导与业务用户需求多变，财务加班加点整理数据，疲于应对。
- ✓ 分析行为滞后：数据获取效率低，数据统计整理耗时长，好不容易做出报告后，已经错失最佳决策时机。
- ✓ 分析体系僵化：数据分析多停留在出报表和可视化程度，缺乏对数据深入的解读与分析，无法指导业务决策。
- ✓ 分析工具难以使用：有丰富的报表工具，自助 BI 系统，但是操作复杂，业务用户和基础财务用户不会使用。

第三，人效的困境：

- ✓ 回答业务用户重复的问题：每日应对大量业务用户重复的问题，如报销制度、付款进度、报销进度、差旅标准、合同要求等已有明确制度文档的问题，耽误大量工作时间。
- ✓ 财务审核依赖人工：财务审批环节需要大量人工审核员，审核效率低，且容易出错。
- ✓ 财务信息录入依赖人工：合同、附件、非标票据等内容需要人工核验后进行系统录入与归档，费时费力。

另外，待提升点主要体现在智能化程度低：AI 技术蓬勃发展，2023 年 ChatGPT 火爆全球，但在 B 公司实际财务系统中并未有效应用。

### 4.2.2 典型案例

B 公司首先进行了建设智能财务平台的整体咨询与规划，以数智驱动为核心，紧密结合财务共享业务与财务分析业务，构建了面向未来的智能财务平台业务架构、企业大模型应用落地的技术架构、企业级智能助手的应用架构，并最终实现财务业务效率的大幅提升、用户体验的全面升级、充分发挥了财务对业务的辅助决策作用。

#### (1) 智能财务平台业务架构

B 公司基于数智驱动的无人财务共享“147”模型，对企业智能财务业务架构进行了整理，如图 4-2-1 所示。“无人财务共享”是以数据和人工智能技术为驱动，以高效财务组织和智慧管理平台为载体，以精益运营和无人化为特征的新一代共享服务中心及业务赋能中心。“无人财务共享”包括业财事务处理中心、数据赋能中心、多维报告中心、控制策略管控中心四大核心能力，是实现管理会计和财务共享深度融合、业务和财务深度融合的人工智能深度应用、数据中心赋能业务的共享平台。



图 4-2-1 智能财务平台业务架构图

## (2) 企业大模型应用架构

智能财务平台的大模型应用包含 4 层架构：基础设施层、基础能力层、企业 AI 能力层，企业级智能助手层，如图 4-2-2 所示。B 公司已经建设了基础财务系统，需要上层应用在建设时与其已有系统、引擎对接，最大化已有 IT 资产的利用率。

智能财务平台应用大模型的架构



图 4-2-2 企业大模型应用架构图

基础设施层是企业内部的私有云，与常规 IT 应用系统建设不同的是，大语言模型相关应用的建设底层有 GPU 的支持。不同于 CPU 在序列化任务的执行，GPU 更适合大规模并行处理。同时由于上层应用的稳定性与性能的要求，需要在基础设施层构建 GPU 集群来实现高可用部署，以及动态调度算力资源。

基础能力层是企业内部的基础 IT 系统。为上层应用提供了底层能力支持，如：DevOps，微服务监控与管理，多租户，消息队列，任务调度，缓存加速，系统日志管理，安全机制等。

企业 AI 能力层汇集了生成式 AI 能力、分析式 AI 能力、多模态识别能力，以及企业级知识库。

✓ 生成式 AI 能力模块：帮助企业更好处理文本信息，让业务用户可以更好进行检索与创作，实现对模型进行一定程度的开发与调整，对数据进行标注，对模型以微调进行训练，并以提示词 prompt 方式进行干预。

✓ 分析式 AI 能力模块：帮助企业更好处理数字信息，让业务用户可以从数据中快速洞察业务问题。支持开箱即用的算

法调用，如归因、预测、数据自动化洞察。通过数据科学计算平台，实现基于机器学习、深度学习、自动化机器学习的数据挖掘，从企业数据中台导出的数据集进行场景化建模，评估模型效果，发布成 API 供外部系统调用。

✓ 多模态识别能力模块：通过 OCR 技术实现财务票据、凭证、影像信息的识别，并从中提取对应的图片与文字信息。该模块通过 ASR 技术实现对语音的指令的识别。

✓ 企业知识库模块：对企业文档类非结构化数据进行存储，可以支持 word、pdf、txt 等文档内容的存储，并支持在线的富文本在线编辑，用来创建新的知识。该模块可以创建文件夹，并对文件夹与文档本身创建丰富的标签，实现对企业文档的多级分类管理。该模块支持通过向量知识库，来实现知识的分段存储与语义检索，配合大模型实现智能知识检索与知识推理。该模块支持人工对知识进行标注，以使得知识检索更为精准。

### (3) 企业智能助手

企业级助手层通常由企业智能助手基础管理模块，专项技能管理模块构成。企业可以根据场景需要，制作多个机器人助手，服务日常需要，如图 4-2-3 所示。



图 4-2-3 机器人助手管理

智能助手基础管理模块主要对智能助手的基本信息等元素进行定义与编辑，查看日常使用日志与情况。维护的基本信息包括：机器人的头像、名称、欢迎语、水印配置、语音管理等。该模块可以对用户的使用情况进行查看，包括使用人数，以及问答量的统计，并且可以查看每个用户的使用日志信息，查看用户的提问，以及助手的回答。



图 4-2-4 财务数据问答 - 移动端

财务数据应用能力覆盖数据接入、数据问答、数据分析，可堆积企业内部已有的财务数据，进行标准化描述，让 AI 理解企业中的数据表结构，业务实体、指标实体等，并建立数据权限管理体系。数据问答让用户可以通过自然语言对话的形式进行数据获取与查询，查询的结果可智能推荐最适合的可视化图表进行展示。数据分析能力增强企业用户基于数据进行决策的判断力，对财务指标的表现进行解读，辅助财务人员分析，并对支持对指标进行预测，与变化的归因分析。移动端的财务数据问答如图 4-2-4 所示，PC 端的财务数据问答如图 4-2-5 所示。



图 4-2-5 财务知识问答 - PC 端

财务知识问答的能力聚焦在非结构化数据的问答，可以接入企业知识平台中保存的知识文档，对接入的文档实现自动化训练与标注，实现对财务报销制度、付款制度、员工差旅标准等财务规范制度的回答。

### 4.2.3 应用场景

#### (1) 智能审单机器人

B 公司过去人工审核面临的问题主要体现在：

- ✓ 人工审核耗时长，容易出现疏漏；
- ✓ 涉河标准受到人员个人经验、水平差异的影响，存在主观性；
- ✓ 无法进行大规模、高效率的审核、难以满足企业快速发展的需求。

现在智能审核的改善：

- ✓ 规则引擎，基于自然语言的规则引擎，提供便捷的规则编辑；
- ✓ 智能识别，通过 OCR+LLM 提供的实体识别，可大幅提升非标附件、合同、单据、凭证的识别效率；
- ✓ 行为分析，对历史信息进行分析，多维度校验员工行为的一致性、合理性。

B 公司基于智能财务平台，通过智能审单助手将发票、附件、合同等相关业财信息结构化（非标附件可以通过 AI 大模型进行智能识别要素提取），利用规则引擎来搭建集团级的审核规则库，业务及财务审核人员可以将规则库中的规则根据业务情况和管理需求灵活定义和调整，形成面向不同角色、不同审核需求的审核事项，这些审核事项可以嵌入到流程引擎中，自动完成流程审批，智能审核一旦发现不符合规则审核的内容，将自动转换为人工审核，提醒并对错误事项进行锚点定位，大幅提升审核效率以及审核体验。智能审单的业务流程如图 4-2-6 所示。

## ④ 人工智能大模型技术赋能财务应用

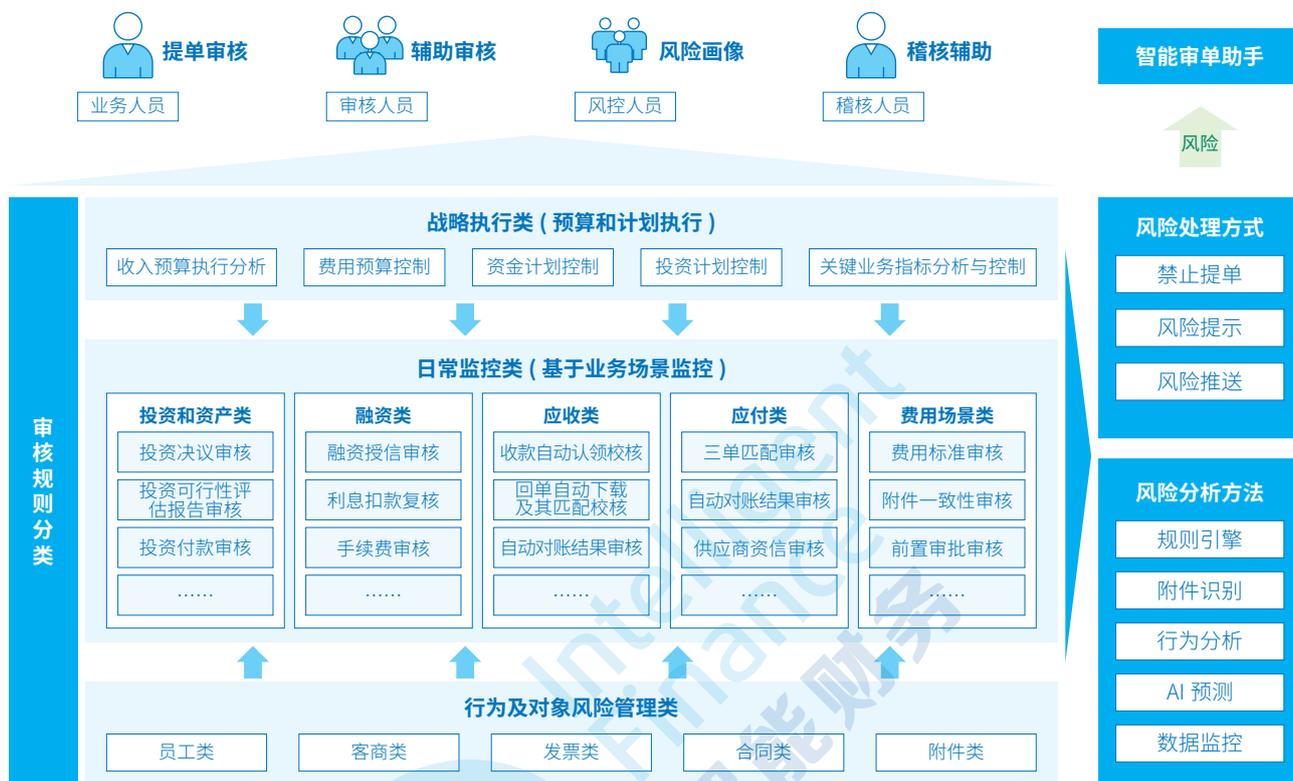


图 4-2-6 智能审单的业务流程

智能审单助手不仅能够结合机器学习算法完成自动化的流程审核，还能够根据业务需求自定义信息展示卡片，显示预算的占用情况、关联的单据、影像的对比结果、员工的行为风险等信息，如图 4-2-7 所示。

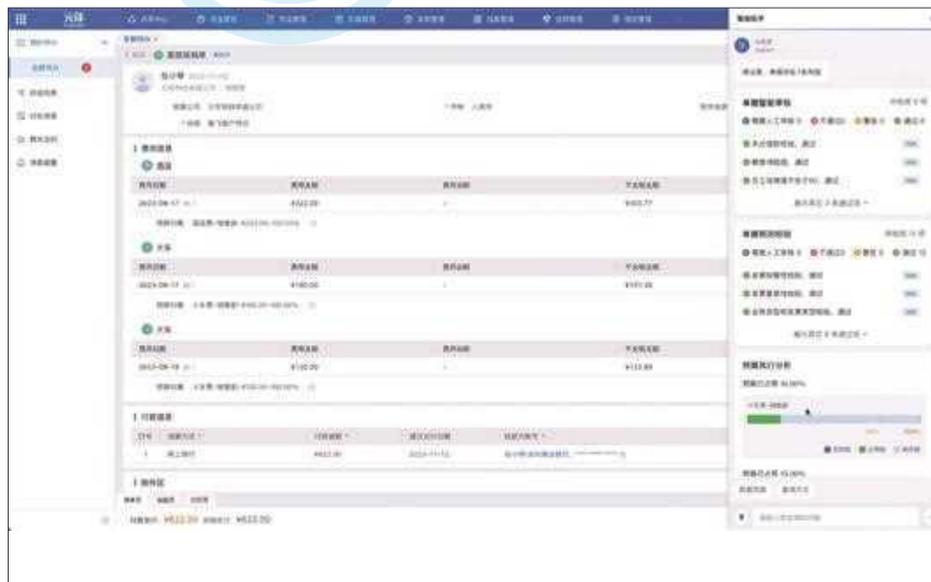


图 4-2-7 智能审单的风险评估

## (2) 智能交单

财务共享中心为了保证财务原始凭证的真实完整，一般都会设立收单 & 扫描岗进行单据的收取以及影像的扫描，一方面完成实物单据的交接，同时以此来保证电子影像流与实物流的匹配，但此部分工作简单、重复、枯燥，大幅的占用了财务人员的精力。智能交单机与智能收单机进行无缝链接，为智能收单机赋能。在员工交单环节，通过扫码、刷卡、人脸识别等方式登录，全程视频监控下完成单据投递、补单、退回等操作，如图 4-2-8 所示。



图 4-2-8 智能交单的业务流程

单据通过扫描口投递成功后，智能收单机即自动完成扫描，并形成电子影像，智能设备会调用智能审单助手的能力对提交的发票进行验真、查重以及附件审核等。至此不仅完成了交单初审工作，同时也通过机器能力替代财务人员影像文件扫描岗，释放财务审核人员的精力以投入更有价值的工作中。

智能设备的应用大幅提升了用户体验，能够 7\*24 小时全自动服务，完成全程无接触式报销，自动对比，杜绝丢单、少单，自动分拣和归档，提升档案管理效率。这种软硬结合的智能化解方案也是财务全面智能化的一个重要环节。

智能收单完全改变了财务扫描以及稽核人员繁琐的日常工作，彻底解放了扫描岗，自动分类归档，提升档案管理效率。费用初审效率提升 90%，退单效率提升 80%，账务处理效率提升 90%，内审工作效率提升 60%。

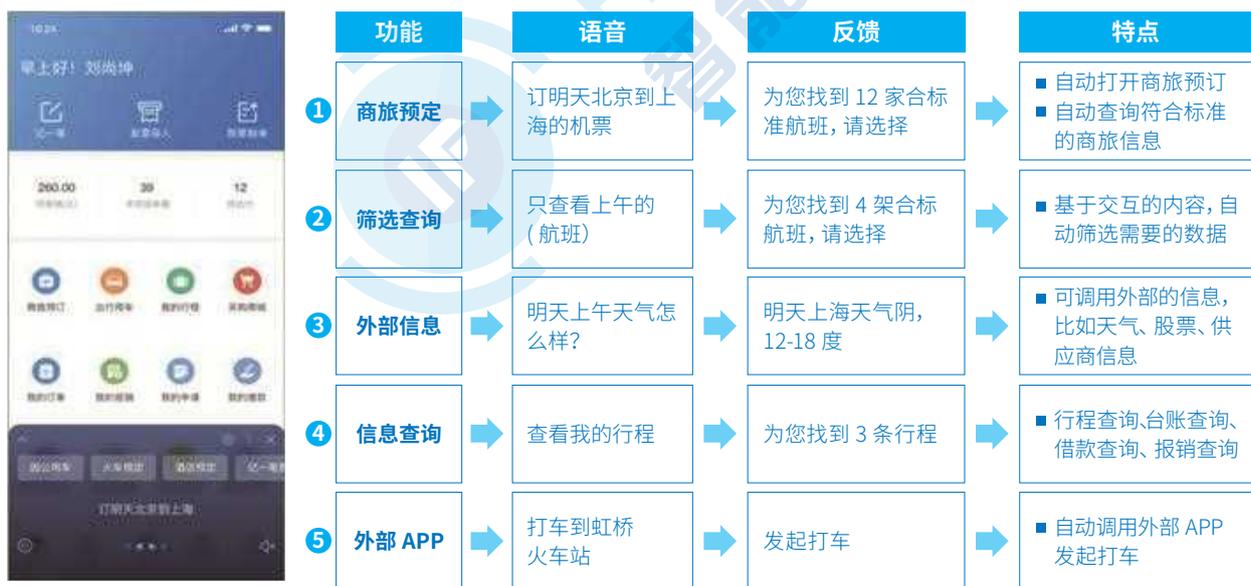
## (3) 智能财务制度助手

智能知识快速查询。通过 AI 大模型学习企业知识库文档，用户输入自然语言即可自动查询和询问知识，企业可植入费用报销制度相关问题、操作文档等，便于用户高效获取信息，如图 4-2-9 所示。



图 4-2-9 智能财务制度助手

智能问题快速答复。B 公司提供在线客服助手，用户可通过机器客服进行线上对话，客服助手可反问用户其他问题，经过多轮问答后给出精准匹配的答案。财务共享服务系统填单报销过程中的报销问题询问，可开启共享客服助手大幅减少了用户的线下询问，降低了企业内部的沟通成本、管理成本。智能财务制度助手场景示意如图 4-2-10。



- 系统间或模块间实现快速跳转, 节省人工操作成本 (如预订机票人工需要 40 秒, 语音查询仅需 3-4 秒, 效率提升至少 **10 倍**)
- 大幅度提升用户体验和效率, 尤其是提升新用户的系统操作效率

图 4-2-10 智能财务制度助手场景

#### (4) 智能财务数据分析助手

B 公司改变传统财务 BI 报表的数据分析模式，转向由智能数据分析助手提供财务指标查询、解读、分析、制作报告的全新模式，如图 4-2-11 所示。通过自然语言驱动的数据查询引擎，财务人员可以向给 IT 技术人员提需求一样，灵活的根据业务场景进行数据获取，从资产负债表、现金流量表、利润表到企业经营状况业务数据。智能助手可以理解数据查询的意图，翻译成数据库查询 SQL 语言，执行查询指令，并把查询到的结果，自动绘制成美观的可视化图表。

##### 数据问答：对话式数据查询，增强“人找数”的能力

已支持查询、筛选、排名、计算、分组等 16 大类，150+ 常用数据查询意图

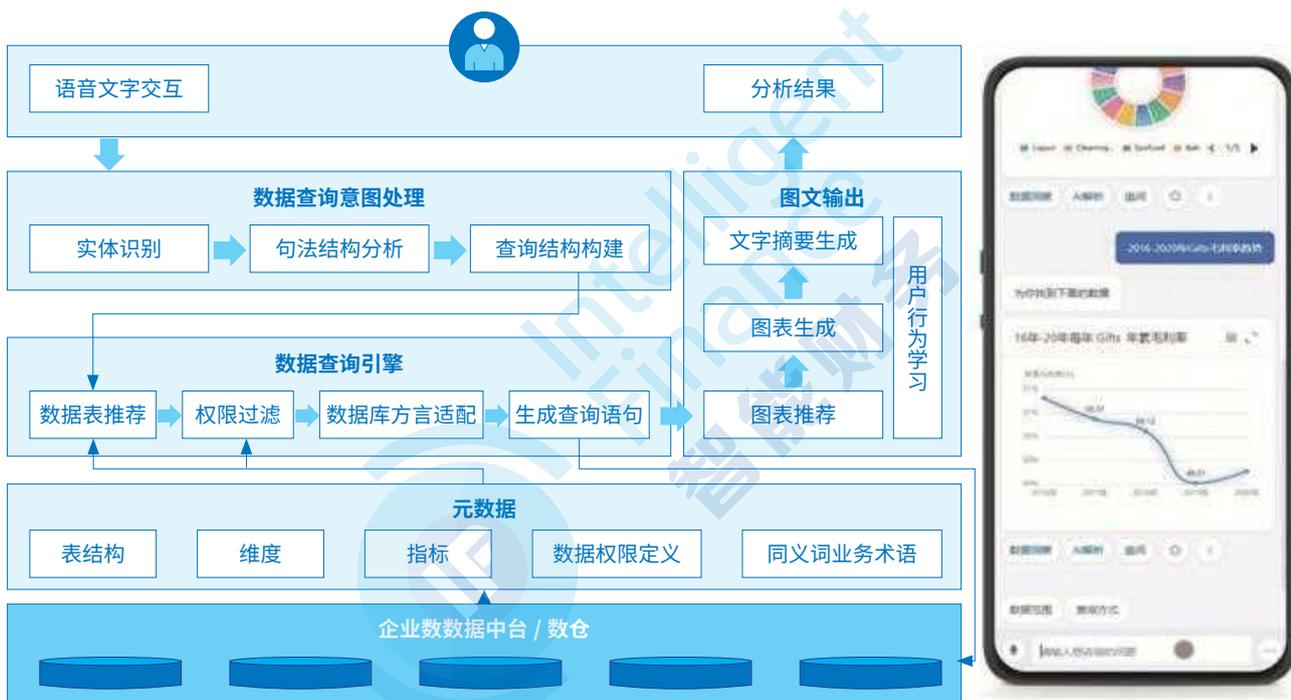


图 4-2-11 对话式数据查询

在日常财务数据分析场景，常会遇到对财务指标进行解读，找到财务指标变化背后的关键驱动因素，对财务指标的结果进行预测等财务分析场景。B 公司通过 AI 增强的数据分析与挖掘引擎，可以帮助财务人员快速从数据中获得有价值的信息，并且降低复杂数学建模工具的使用门槛。以财务分析常用的归因分析为例（如图 4-2-12 所示），AI 可以自动读取财务模型中的多维模型结构，然后通过 Adtritur 算法自动完成各维度、维度层级、维度成员对汇总值的影响度强弱的计算，找到影响因素最大的维度组合路径。通过 pearson、spearman 等相关性算法，找到指标与指标之间协同变化及强弱影响关系，定位到关联指标的变化对目标指标的影响。

## 归因分析：解释数据变化的异常原因

可基于数据关系与业务逻辑关系进行自动化归因分析

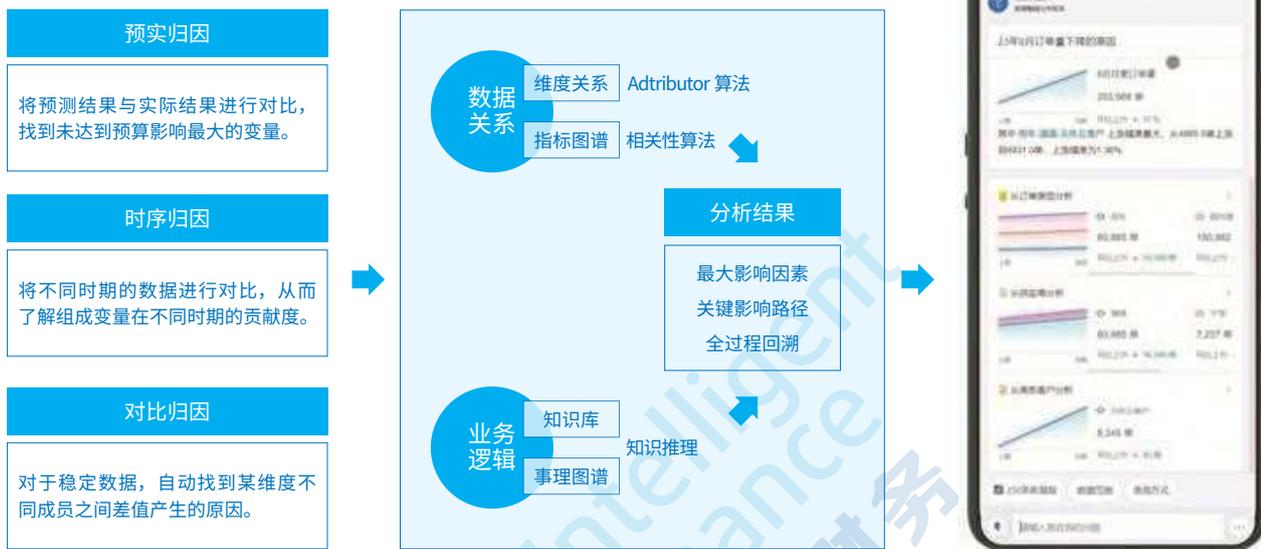


图 4-2-12 归因分析算法

为了提升财务数据分析的业务解释性,降低数据挖掘算法中的噪音,可以构建财务指标、业务指标的逻辑分析图谱(如图 4-2-13 所示)。在指标上构建不同区间值的业务解释、可能导致异常的业务原因、已经对应异常值的应对措施与方案。B 公司通过大模型就可以快速对指标的实际值给出辅助分析决策的解释说明,以及自动制作对应财务、业务主题的分析报告。

## 企业实现智能自动化带来了可能性



图 4-2-13 指标解释与自动报告

采用智能财务数据分析助手后，财务人员数据获取与分析的效率大幅提升。过去数据的获取依赖于 IT 技术，想要查询未在财务报表系统内的数据，往往需要经历需求整理，提交 IT 需求，但是 IT 排期较长，数据建模与报表制作最快也需要 3~5 天的时间，现在通过智能助手实时对话获取数据，秒级响应，效率提升 1 万倍。过去财务分析人员需要一周的时间收集收据，制作财务分析模型，才能输出一个指标的异常变化归因报告，现在智能助手可以秒级返回计算结果。同时随着财务指标、业务指标的业务逻辑图谱不断建立，可以为企业沉淀海量场景化的分析图谱，进一步提升大模型的知识储备。

## 4.3 人工智能大模型技术赋能 C 银行财务应用

### 4.3.1 总体情况

#### (1) 需求背景

C 银行是中国最大的商业银行之一，业务涉及资金管理、收费缴费、营销服务、金融理财、代理销售、电子商务六大类，拥有千万级公司客户和数亿个人用户，银行覆盖范围广、业务品种丰富，为公司客户和个人用户提供了多元、专业的各项金融服务。C 银行长期以来以数字化发展为导向，致力于金融科技发展，具有国际先进水平的金融信息技术平台，其完善的信息化背景和数字化的发展理念为大模型技术的应用和推广奠定了良好的数据基础。C 银行积极投身于金融专业领域大模型的研发行列，不断探索大模型在金融领域的应用场景，其主要原因体现在三个方面：

**第一，实现降本增效。**大模型技术的应用场景贯穿银行业全产业链的各个环节，包括市场与销售、渠道与运营、产品设计开发、客户关系管理、风险合规等多个场景（如图 4-3-1 所示），若能实现大模型技术在 C 银行的规模化应用，有望带来可观的降本增效收益。一方面，大模型技术可替代人工开展大量重复性高、简单基础的任务，如合规监控、标准文档生成等；另一方面，大模型技术能够有效放大关键职能岗位的效能，如客户经理能够通过大模型的应用，学习更有针对性的客户互动技巧，挖掘客户需求并做出精准有效的判断等。

| 市场与销售    | 渠道与运营 | 产品设计开发 | 客户关系管理 | 风险合规   |
|----------|-------|--------|--------|--------|
| 客群分析     | 智能推荐  | 产品定价分析 | 客户画像   | 风险账户识别 |
| 营销方案生成   | 智能客服  | 产品策略分析 | 数字人问答  | 风险评估   |
| 营销人员话术培训 | 智能尽调  | 代码支持   | 知识库搜索  | 合规报告生成 |
| .....    | ..... | .....  | .....  | .....  |

图 4-3-1 银行业大模型应用场景

**第二，赋能经营管理。**银行业面临着严格的监管要求，包括数据安全、数据隐私保护、风险防控等方面。C 银行需利用大模型强大的学习能力，提升其经营管理的效率和智能化的水平。C 银行可以运用长期以来积累的信贷数据、客户数据、行业数据等对大模型进行训练和微调，以此为基础构建更加精准的风险评估模型，提升风险防控能力。此外，大模型强大的算力基础能够帮助 C 银行实现对业务的深度理解、关键信息的及时抽取、自动化的分析决策等，助力运营工作的全面提效。

**第三，提升服务质量。**C 银行坚持以客户为中心的经营理念，依托大模型技术助力银行提升客户满意度。基于大模型深度理解和信息抽取等能力，能够打造专业化的智能客服产品，不仅具备海量金融知识，还能够进行复杂逻辑的思维推理，基于情感的多维表达以及即时的自我修正，更好地理解用户的需求和问题，提供更准确、更快速的解决方案，为客户提供更加及时、个性化的专业化服务。不仅如此，借助大模型对客户的交易记录、消费习惯、社交行为等多维度数据的深度分析和理解，C 银行构建出更加全面、细致的客户画像，在市场营销、新产品研发等方面满足客户多元化的需求，增强客户信任度和黏性。

### (2) 发展现状

C 银行一直处于业界领先地位，其业务规模持续发展扩大，拥有成熟的多元化、综合化的业务体系。在国内外市场上，C 银行均设有大量的分支机构和服务网点，具备庞大的客户群体和品牌影响力。C 银行积极推进数字化转型战略，扎实贯彻落实国家关于科技强国和数字经济发展战略部署，全面布局关键数字技术应用，深化数字金融建设，通过引入人工智能、大数据、云计算等新一代信息技术，升级智慧银行生态系统、加强数据治理和信息安全保障、提升业务处理效率和客户服务水平。

在科技创新方面，C 银行加大金融科技创新投入，推动金融科技与银行业务的深度融合，已建成自主可控、功能完备的企业级人工智能技术平台，打造了“看、听、想、说、做”全感知智能服务，初步实现全领域、全场景、规模化智慧赋能。在数据应用方面，C 银行建立起以数据共享、资源统筹、软件服务化的云理念打造的具备海量数据存储、批量计算、流计算等能力的企业级大数据平台，推动业务数据化向数据业务化进阶发展。

大模型技术仍处于快速发展阶段，新的能力和新的模型层出不穷，C 银行必须积极拥抱技术变革，紧抓新一代人工智能技术高速发展机遇，致力于打造领先的企业级技术能力和业务应用能力，为数字化转型、业务创新发展提供有力的基础支撑。

## 4.3.2 典型案例

### (1) 建设思路

关于大模型应用落地，目前业界尚无标准方法论，企业可按照场景通用化、专业化程度，分别使用基础大模型、行业大模型、企业大模型和任务大模型。四层模型训练数据规模和投入算力逐层递减，专业属性逐层增强。其中，基础大模型由于投入数据量大、算力成本高、算法难度大，由头部 AI 公司进行建设，虽然通识能力较强，但其缺少金融专业知识，对金融场景应用有限。对银行业而言，实现大模型的规模化应用主要有以下两条路径：

**第一条路径**是直接引用成熟领先的基础大模型，在此基础上结合银行自身拥有的海量金融数据和丰富的应用场景，对模型进行训练和微调，自建专属企业的任务大模型，快速赋能业务。虽然私有化部署的建设周期较长、投入成本较大，但信息安全得到了有效保障，并能够更高效地赋能银行自身的使用场景，适用于有较强金融科技能力的中大型银行。

**第二条路径**是按需引入各类大模型的公有云 API 或私有化部署服务，直接满足赋能诉求。公有化部署的大模型金融领域的专业能力、与企业的适配度不及企业专属的大模型，适用于中小型银行初步探索大模型技术的应用。

C 银行根据自身业务规模以及对自身的金融科技能力的评估，选择建立 C 银行专属大模型。C 银行认为大模型技术不是一个独立的算法或者服务，而是一套复杂的体系化工程，包括了大模型算力集群建设、大模型算法沉淀、大模型配套流水线工具、大模型服务、垂直领域技术平台的能力迭代升级等内容，需要持续优化迭代。大模型落地之初可选择重点应用场景进行概念验证，构建最小可行性产品，根据结果梳理大模型技术选型、质量和风险管理标准以及配套组织和资源的投入需求。银行基于局部应用的效果和经验，形成规模化实施的顶层设计，通过盘点大模型技术应用的潜在场景，并评估场景落地的优先级，形成大模型落地应用的细化方案。C 银行前期选择和某国家重点实验室联合共创，通过微调研发金融行业通用模型，快速实现了应用场景的落地。C 银行围绕业务、技术端不断积累应用经验，率先建成全栈自主可控的千亿级参数规模 AI 大模型技术体系。

## (2) 建设框架

C 银行打造的全栈自主可控的千亿级 AI 大模型技术体系，由“三大技术支撑”、“五大应用范式”以及“八大业务领域创新应用”共同组成。

算法高效、算力可靠、数据全面是大模型技术落地应用的三大技术支撑能力，C 银行以此为抓手，将大模型打造为银行数字化转型的新引擎。算法方面，C 银行率先建成千亿级金融行业大模型，具有出色的金融知识理解和生成能力。算力方面，C 银行打造同业首个国产千亿级大模型算力底座，支持千亿级大模型二次训练和大规模并发推理需求。数据方面，基于全流程闭环的大模型数据工程体系，将 TB 级高质量金融行业数据、企业内部专业数据安全快捷地融入大模型，为业务创新应用提供数据支撑。

C 银行根据自身业务发展需求，立足行业视角，从理论与实践高度体系化总结金融大模型建设思路，提炼知识检索、智能搜索、文档编写、数据分析、智能中枢五种大模型技术的应用范式和工程化解决方案，形成行业应用白皮书，为大模型在行业的规模化应用起到示范引领作用。

大模型落地应用方面，C 银行聚焦对公信贷、运营管理、远程银行、金融市场、内控合规、人力资源、智能办公、智能研发八大业务领域（如图 4-3-2 所示），不断深化大模型技术面向全业务流程的综合化运用，通过将大模型嵌入银行业务系统的全流程，为员工打造贴身助理，开启金融行业人机交互新时代，切实做到为基层减负、为员工赋能。

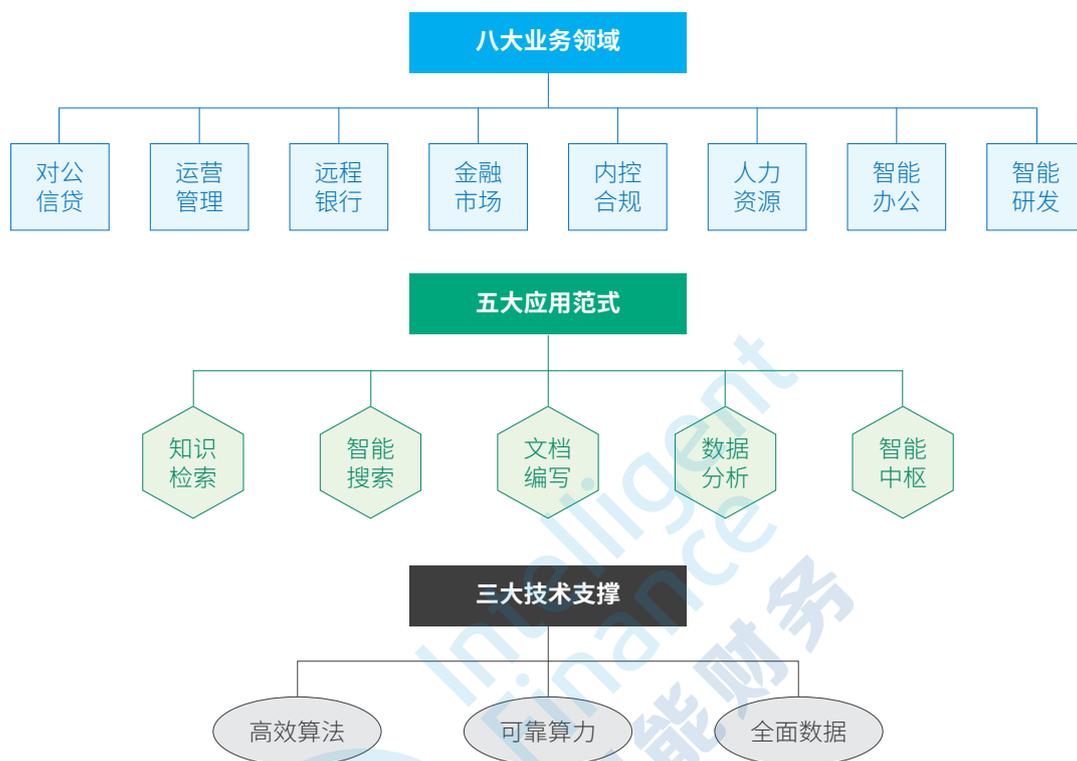


图 4-3-2 C 银行大模型建设框架

### (3) 技术突破

C 银行在大模型技术前沿应用的过程中，其下属的数字金融创新实验室与相关科技企业合作，共同打造出一款基于私有大模型群组的资管行业智能解决方案——FundGPT。FundGPT 的应用涵盖多个技术场景，包括数字人问答、AI 数据分析师、AI 编程助手以及知识检索增强等，其目标是为智能投研、智能办公、量化投资、数字员工以及创新研发等领域探索并提供高质量的 AI 赋能方案。

银行业大模型对输出结果的准确性、专业性要求更高，大模型虽然有较强的泛化能力，但对专业领域的知识还需要不断训练、及时更新，同时要训练大模型符合银行特定的表达要求、语言风格，契合银行自身的业务需求等。因此 FundGPT 基于 C 银行的大量金融语料开展二次训练和微调精调，实现了以下四个方面大模型在金融领域应用的技术突破，如图 4-3-3 所示。



图 4-3-3 FundGPT 的四项技术突破

第一，数字人问答技术，FundGPT 能够在多场景、多语境、多模态下为用户提供更丰富、立体和个性化的问答体验，并能在会议助手、流程催办、财务助手、资讯播报等方面提升智能化办公水平；

第二，检索增强大模型，FundGPT 和企业内部搜索平台进行有机结合，能够有效提升独立调研的准确性，还将有效支持投教辅助、制度问答、舆情洞察、研报分析等业务场景；

第三，数据分析师伴侣，FundGPT 利用私有化大模型，能够为数据分析师团队提供智能化的数据分析和交互技术，为解决数据过载问题提供了新颖的解决思路；

第四，AI 编程助手，FundGPT 内置了一款由 C 银行子公司自主研发的面向 VSCode/IDEA 等编程工具的 AI 编程辅助插件，现阶段已落地代码辅助生成、代码理解、代码检查、单元测试代码生成、代码转义、技术问答等各类基本功能，可以支持多种常见编程语言。

### 4.3.3 应用场景

#### (1) 风险评估防控

银行核心业务涉及大量的资金流动和信用交易，风险评估与防控是银行运营中不可或缺的一环。商业银行在经营管理中主要的风险可分以下四类：

**合规风险：**合规风险源于商业银行未能遵循法律法规、监管准则及行业自律标准，可能面临法律惩处、监管处罚、财务重创及声誉受损的严重后果。近年来，合规风险已跃升为商业银行最为关键的风险因素之一。

**信用风险：**信用风险主要涉及债务人或借款人因各种因素无法按时偿还债务，给商业银行带来潜在损失的风险。由于商业银行与授信对象间的信息不对称，导致商业银行难以全面掌握授信对象的还款能力及道德水平等信息，这使得信用风

险成为商业银行运营中难以避免且持续存在的风险。

**操作风险：**操作风险源于商业银行内部控制、流程、系统的缺陷或人员的不当操作。随着信息技术的深入应用，商业银行管理正日益趋向信息化与数字化。然而，信息化建设不完善、系统工具使用中的操作失误，都可能引发安全风险、客户权益受损及信息失真等诸多问题。

**市场风险：**市场风险主要由市场价格波动、利率及汇率变动等因素引发。市场风险呈现出变化迅速、风险水平高、影响范围广等特点，对商业银行的信贷决策和风险控制能力提出了更高要求。

每种风险都有其特点和对应的评估方法，C 银行通过大模型对运营过程中积累的大量客户数据、交易数据、市场数据等进行深度学习，提取不同类的风险特征，构建相应的风险评估模型，通过算法模型对风险进行准确量化评估。

以信贷审批场景为例，C 银行能够借助大模型收集和分析借款人的个人信息、财务状况、征信记录、消费行为等数据，构建多维度的信用评估体系，客观全面地判断借款人的风险状况和还款能力，并且大模型能够自动筛选和识别具有潜在信用风险的贷款申请，优化贷款审批流程。面对企业客户的借贷业务，C 银行通过大模型技术对企业的信用评级、经营状况、市场表现、负面舆情等多方面指标进行综合评估，为企业提供个性化的授信额度和还款期限建议，并能根据市场变化和企业需求进行动态调整和优化，实现对信用风险的评估和防控。

大模型的应用能够帮助 C 银行提升风险评估防控的感知能力和决策能力。一方面通过深度自然语言的交互，大模型能够处理和分析海量数据，更广泛获取业务相关信息，增强对各类风险的感知能力，如图 4-3-4 所示。另一方面大模型能够基于数据结构化分析进行数据洞察、信息理解和逻辑推理，理解客户的多层次需求，减少风险评估环节人工的干预，进而提高风险防控决策的效率和准确性。C 银行借助大模型技术处理和分析海量数据、构建复杂的风险评估模型、进行实时的风险监控和预警，及时发现风险的变化趋势和潜在风险点，借助算法模型实时观测和关注银行营运各类财务指标和监管指标，实现更加精准、高效、智能的风险防控策略。

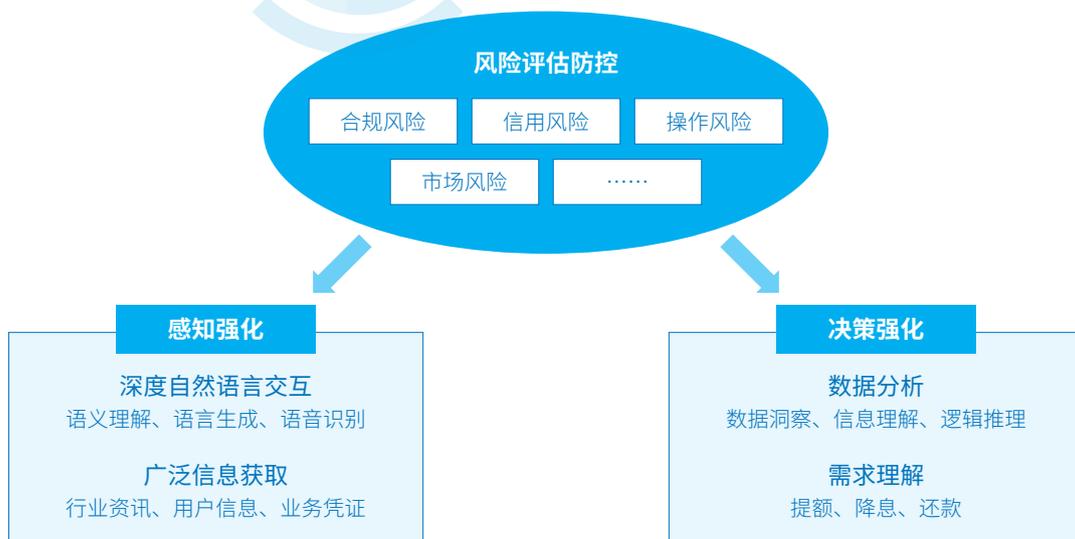


图 4-3-4 风险评估防控

## (2) 投资组合推荐

投资组合优化既是银行进行资产配置和风险管理的重要手段，也是服务客户的重要方式。投资组合优化根据投资者的需求选择多种资产创建投资组合，其本质是在风险与收益之间进行选择，以期通过承担最小的风险获得最大的回报。在传统的投资分析方法中，人们往往只能处理线性关系或者简单的非线性关系，无法准确捕捉金融市场的复杂性，难以从多维金融数据中提取有效信息。

智能投顾（Robo-Advisor）运用云计算、大数据、人工智能等新一代信息技术对投资组合进行构建、管理及再平衡，为客户提供自动化的投资组合管理建议、策略和服务。智能投顾通过在线调查问卷等互动方式，了解投资者的投资目标、风险承受能力以及财务状况，进而运用算法模型为投资者量身定制个性化的资产配置方案，成为金融科技创新的一种重要形式。

然而，由于监管要求的限制以及服务效果的不尽如人意，包括 C 银行在内的多家银行已相继暂停了智能投顾业务。客户反馈显示，智能投顾在精准把握客户需求方面仍存在挑战。例如，客户在填写调研问卷时，可能因各种因素无法准确描述自己的风险厌恶程度，对投资顾问而言，可以根据客户的语言表达、情绪等因素获取更为精确的信息，但智能投顾在这些方面还存在短板。此外，在金融市场剧烈波动的时期，投资顾问能够给予客户必要的陪伴和情绪支持，而智能投顾则主要依赖投资策略的回撤调整来维护客户关系，无法为客户提供更加优质、个性化的投资服务。

大模型技术的出现，能够大幅提升智能投顾对用户需求的捕捉和理解能力，通过信息理解、分析预测、数据可视化、观点洞察等步骤的交互调优，生成专业的交互式回复。C 银行基于财富管理专业知识、海量投资标的信息分析以及大量投研数据对大模型开展二次训练和微调精调，通过交互式对话充分理解客户的风险偏好、投资目标、资产状况等信息，通过分析市场数据、客户信息，提供个性化的投资建议和资产配置方案。具体来讲，大模型技术在投资组合优化场景的作用主要包括以下四个维度，如图 4-3-5 所示：

**数据分析处理：**大模型基于神经网络算法和机器学习算法能够挖掘海量的市场数据、用户数据中的规律和价值，通过构建多层神经网络，自动提取数据特征，提高投资组合分析的准确性和效率，为投资决策提供有力支持。

**个性化投资建议：**大模型借助语义理解、逻辑分析等能力更易捕捉用户的风险偏好、投资目标、资产状况等信息，并利用模型算法生成个性化的投资组合建议，实现资产的合理配置和增值，满足不同用户的投资需求。

**市场动态监控：**大模型的训练数据来自于历史数据，但经过适当训练和调整，能够实现对市场动态的实时跟踪和监控，通过收集和分析市场数据，及时捕捉市场变化，并对投资组合进行动态调整，以适应市场变化，降低投资风险。

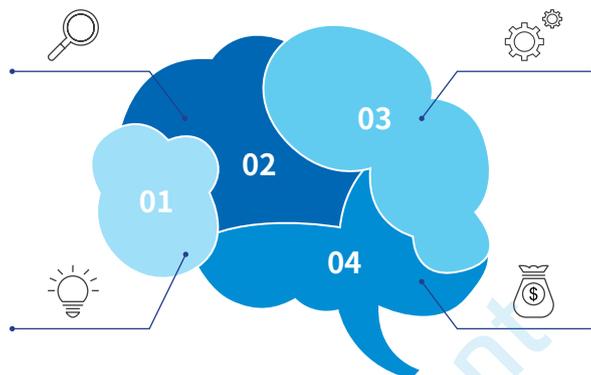
**风险评估和管理：**大模型能够利用复杂的算法对投资组合进行风险评估，全面考虑各类风险因素，通过量化分析，综合评估投资组合的风险水平，并定期生成投资组合的风险评估报告，提供风险预警和应对策略，帮助用户实现稳健投资。

### 数据分析和处理

通过深度学习和机器学习算法挖掘海量的市场数据、用户数据中的规律和价值，为投资决策提供有力支持

### 个性化投资建议

基于用户的风险偏好、投资目标、资产状况等信息，生成个性化的投资组合建议，满足不同用户的投资需求



### 市场动态监控

实时跟踪市场动态，对投资组合进行动态调整，以适应市场变化，降低投资风险

### 风险评估和管理

利用复杂的算法对投资组合进行风险评估，提供风险预警和应对策略，帮助用户实现稳健投资

图 4-3-5 投资组合优化

### (3) 欺诈行为检测

商业银行是资金流动的重要枢纽，许多电信网络诈骗活动都涉及银行账户的转账和支付行为。近年来，电信网络诈骗案件频发，并呈现出专业性、规模性、技术性等诸多特点，其作案方式复杂变化，反侦察能力持续提升。对商业银行而言，欺诈行为的频发对银行的声誉和客户信任度都构成了严重威胁，间接影响银行的财务绩效，欺诈行为检测的难度和紧迫性都提升到了新高度。银行业常见的反欺诈方式包括身份验证、设置黑白名单制度、设置规则引擎等，主要通过预设交易规则，检测交易的异常行为。

然而电信网络诈骗形式层出不穷，银行反欺诈系统基于固定的规则和数据匹配难以应对日益复杂和精细化的欺诈手段，欺诈行为可通过人工智能技术模拟正常行为，进而绕过基于规则的检测系统。此外，由于系统覆盖范围不足且策略迭代不灵活，只能针对已知的欺诈模式进行检测，无法有效应对未知的或新型的欺诈行为。

面对愈加复杂、隐蔽的欺诈行为，C 银行积极应用大数据、生物识别、人工智能等新一代信息技术和支付限额管理等工具，按照“主动防、智能控、全面管”的实施路径，构建线上反欺诈智慧风控体系，将欺诈行为检测从“人控”推向“智管”。在此基础上，C 银行积极推动大模型技术在欺诈行为检测场景中的应用落地，显著提升线上交易反欺诈质效，如图 4-3-6 所示。

首先，大模型具有强大的文本理解能力，通过分析文本中的词汇、句子结构和逻辑关系，理解文本背后的意图和含义，进一步识别出可能的欺诈模式或虚假陈述，并进行适当拦截或风险提醒。

其次，大模型技术能够利用神经网络算法和机器学习算法等洞察海量交易数据中的规律与特征，与传统的欺诈检测方法相比，大模型技术的应用使得反欺诈系统不再依赖于人工设置的规则和特征，能够根据训练数据不断学习和优化，更好地适应不断变化的欺诈手段，提高欺诈检测的准确性和效率。

最后，大模型具有强大的计算能力，能够实现金融数据的实时监测和分析，帮助 C 银行及时发现并预警潜在的欺诈行为，并触发预警机制。

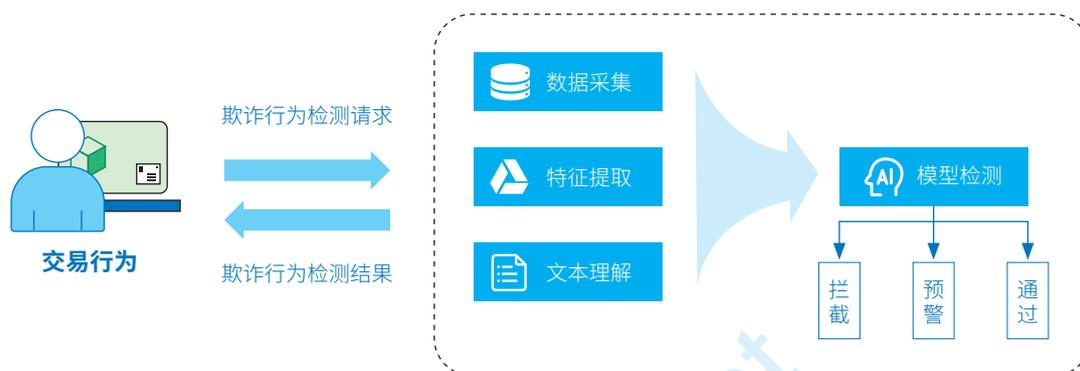


图 4-3-6 欺诈行为检测

**参考文献:**

- [1] 吕仲涛. AI 时代商业银行数字化转型的创新实践与思考 [J]. 中国银行业, 2023(11):16-19+6.
- [2] 吴晓如. 认知大模型新技术助力金融创新 [J]. 新金融, 2023(10):26-31.
- [3] 工银瑞信. 探索大模型前沿应用 工银瑞信携最新科技成果 FundGPT 亮相服贸会 [EB/OL].(2023-09-04)[2024-03-20]. [https://www.icbccs.com.cn/gyrx/tzsd/xwzx/2023-09-04/98282\\_1.html](https://www.icbccs.com.cn/gyrx/tzsd/xwzx/2023-09-04/98282_1.html)
- [4] 中国工商银行. 工行率先建成全栈自主可控千亿级 AI 大模型技术体系, 荣膺 2023 金融信息化 10 件大事 [EB/OL]. (2024-01-15)[2024-03-20]. [https://mp.weixin.qq.com/s/P2o2\\_tZw7aOfWmuNAleoGA](https://mp.weixin.qq.com/s/P2o2_tZw7aOfWmuNAleoGA)
- [5] 陈曦. 大数据时代商业银行风险管理探究 [J]. 中国中小企业, 2024(02):162-164.
- [6] 徐晓群. 构建线上反欺诈智慧风控体系 筑牢数字金融风险防线 [J]. 中国信用卡, 2023(12):5-7.

## 4.4 人工智能大模型技术赋能 D 汽车企业财务应用

### 4.4.1 总体情况

#### (1) 需求背景

汽车行业作为一个庞大的产业,涵盖了汽车制造、销售、服务等多个环节,与国民经济和消费者生活密切相关。近年来,全球汽车市场经历了一定程度的波动,但总体上仍保持增长态势。特别是在中国,汽车市场持续扩大,成为全球最大的汽车市场之一。这主要得益于中国经济的快速增长、城镇化进程的推进以及消费者对汽车需求的不断提升。

但汽车行业的竞争也日益激烈,不仅有传统汽车厂商之间的竞争,还有新能源汽车厂商、互联网科技公司等新进入者的竞争。政府也出台支持新能源汽车发展的政策,推动汽车产业的绿色转型。同时,对于汽车安全、环保等方面的监管也日益严格,这要求汽车厂商在产品研发和生产过程中更加注重质量和安全。

财务管理作为企业命脉的守护者,需要尽快完成新时期的财务数智化转型,在管理模式和技术手段上实现创新,积极应对企业内外的管理挑战。随着某大型汽车集团企业规模的扩大和业务的多元化,财务管理难度逐渐增大。D 汽车企业希

望通过财务共享中心的建设，实现财务运营的集约化、标准化和自动化，提高财务处理效率，降低成本。同时，D 汽车企业面临着日益严格的财务监管要求，需要通过数字化系统工具和智能技术手段高效进行业财风险的识别、监控和预警，降低业务财务合规风险；并且汽车制造业面临着高成本与低利润的问题，为了降低成本、提高效益，企业需要财务系统能够提供深度的经营分析和洞察，支持战略规划和业务发展，提高生产效率，以及通过合理的策略来确保利润最大化。

## (2) 发展现状

D 汽车企业开始着力建设财务共享中心，并基于人工智能大模型，实现从传统财务共享到 AI 和数据驱动的“无人值守、安全共享”的跃迁。“无人值守”共享不是“无人”共享，“无人值守”财务共享 ABC 包含流程自动 Automated，作业智能 Brilliant、控制中心 Controllable，能够实现全自动化流程、智能化作业、最大化人机协同以及最安全中央控制。

“安全”共享 3S 包含业务安全 Business Security、数据安全 Data Security、系统安全 System Security，不以提升效率作为建立财务共享中心的唯一目标，同时应用人工智能和稳定技术确保数据和业务运行安全、风险可控。

D 汽车企业通过建立“无人值守、安全共享”，提高企业的财务数智化水平和企业的核心竞争力，实现高质量发展。

### 4.4.2 典型案例

D 汽车企业打造的“无人值守、安全共享”，从智能填报、智能作业、智能运营、平台安全四个维度展开，如图 4-4-1 所示。

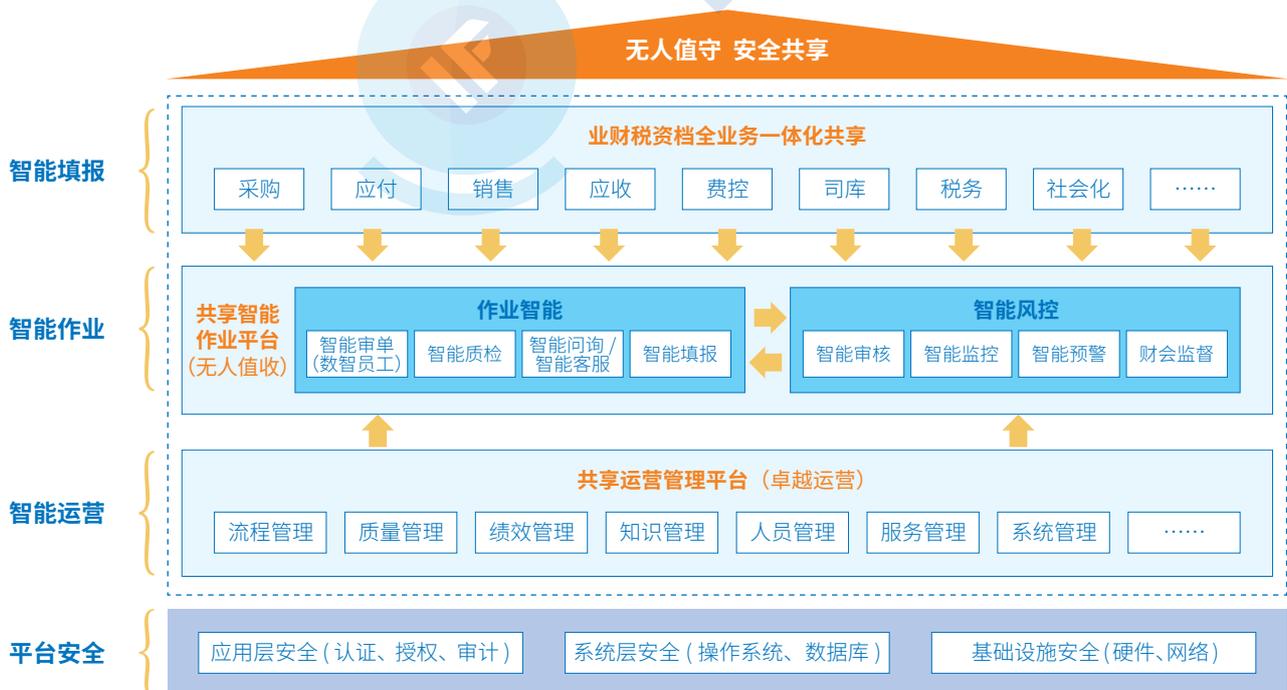


图 4-4-1 “无人值守、安全共享”智能化全景图

D 汽车企业的业财税资档全业务一体化共享的智能填报的能力辐射到采购、应付、销售、应收、费控、司库、税务等各个领域，通过智能采集、填报规则设定等手段，做到快填报、易填报，部分领域甚至免填报。

单据进入共享后，在作业维度通过智能化手段进行提效，包括智能审单、数智员工、智能质检、智能问询、智能客服等实现智能作业。在提效的同时也关注安全，例如通过智能审核和智能监控，将智能审核要点和控制点覆盖到端到端，实现事前事中事后的监控；针对有问题的单据、高风险单据，实现实时预警；针对事后的财会监督，做出相应的把控。

共享作业完成后，进行整体运营能力的提升。在流程、质量、绩效、知识、人员、服务、系统管理等方面，通过智能化手段，实现卓越运营。例如通过智能问答和智能客服，对常见的问题进行解答，减少核心财务团队在客服方面的重复工作。

最后通过应用层、系统层、基础设施层来保障平台的安全。

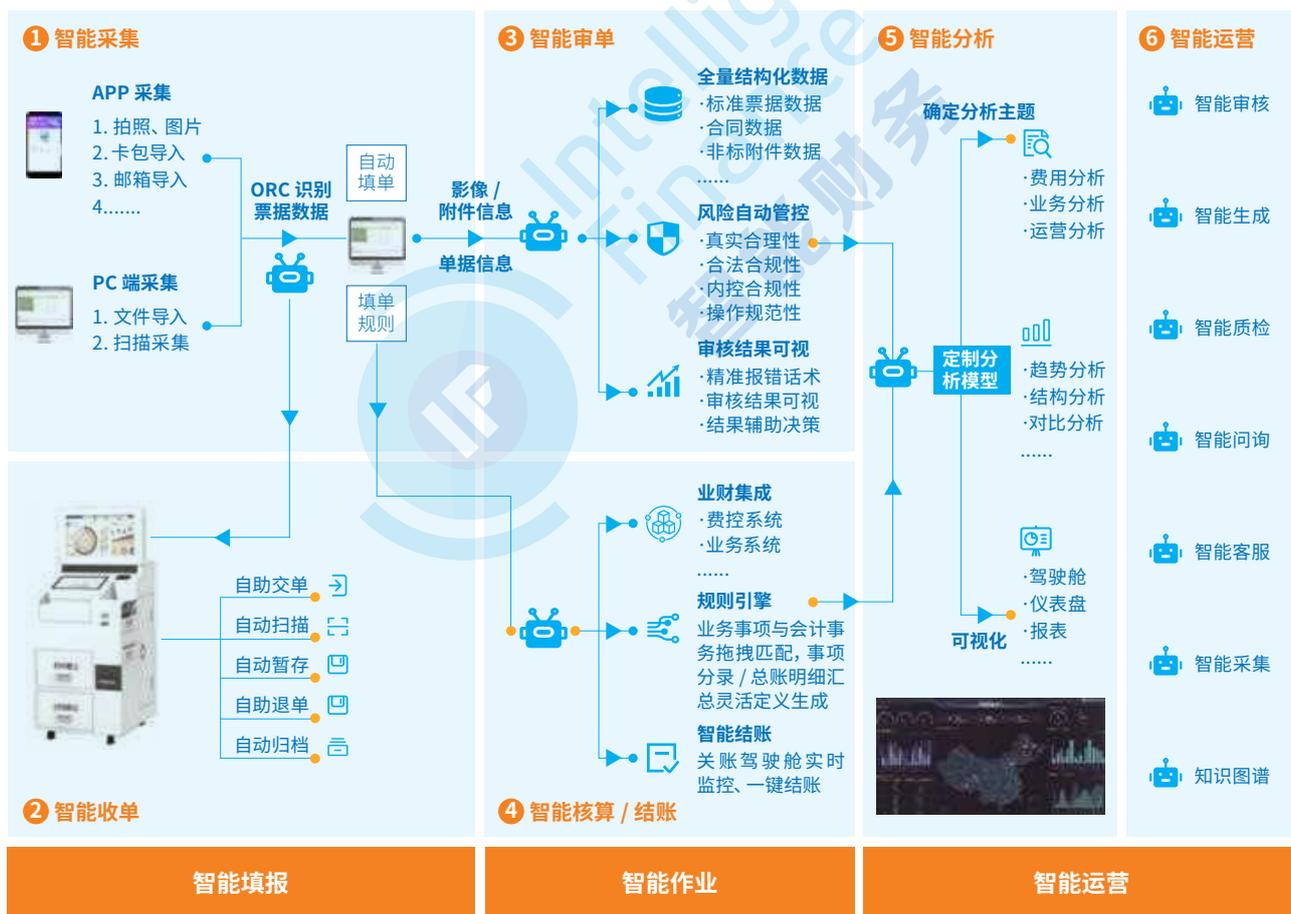


图 4-4-2 共享牵引，缔造端到端无人值守业务闭环

D 汽车企业通过共享牵引，从智能填报（包含智能采集、智能收单）、智能作业（包含智能审单、智能核算 / 结账）、智能运营（包含智能分析、智能运营）三个维度，缔造了端到端无人值守业务闭环，如图 4-4-2 所示。

### 4.4.3 应用场景

#### (1) 智能采集

随着 D 汽车企业的业务发展和海外拓展，每天会产生大量的票据，包括各种通用发票和海外票据、合同等非标附件，单纯依靠财务人工整理和填写票据信息，不仅浪费大量人力，结果的准确性、及时性、合规性也难以保证。

D 汽车企业探索通过 OCR 和 AI 感知智能技术结合，实现对全票种的结构化处理，比人眼更准确、更高效、更经济，为后续的智能审核、自动审单夯实相关数据基础，实现全数字化 FSSC 环境，如图 4-4-3 所示。



图 4-4-3 OCR+AI 感知智能技术实现智能采集

#### ✓ 全票种智能采集

包含传统行业通用票据，24 类发票 +4 类订单（增值税普通发票、增值税普通发票（卷票）、增值税专用发票、增值税电子普通发票、增值税电子专用发票、定额发票、火车票、机票行程单、客运汽车轮船、出租车票、机打发票、……），可以实现快速的结构化识别和数据采集，如图 4-4-4 所示。

同时，对于企业内部定义自制表单（入库单等）、合同文本文件，通过深度学习技术和 AI 算法迭代模型，可以准确提取结构化关键信息，如图 4-4-5 所示。



图 4-4-4 合同文本文件信息采集流程



图 4-4-5 合同文本文件信息提取结果示例

在支撑国内票据智能采集的同时，D 汽车企业也不断在夯实海外票据 invoice、receipt、非票附件自动提取的能力。例如下图针对泰国的手写水单，通过 AI 智能化的识别能力，可以做到 100% 精准结构化识别，如图 4-4-6 所示。

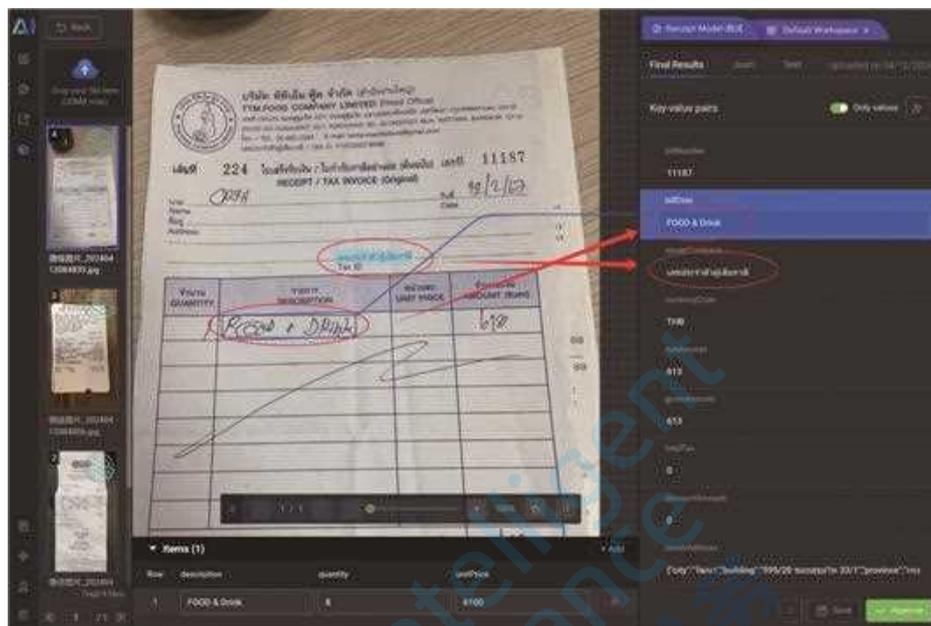


图 4-4-6 海外票据信息提取结果示例

海外票据目前支持 50 多种语言，并且智能采集的范围和能力在不断扩大和提升，如表 4-4-1 所示。

表 4-4-1 海外票据智能采集支持语言清单

| 序号 | 语言         | 备注                                                          |
|----|------------|-------------------------------------------------------------|
| 1  | Spanish    | 西班牙语（西班牙，墨西哥，古巴，阿根廷，智利，哥伦比亚、哥斯达黎加、厄瓜多尔、巴拿马、巴拉圭、秘鲁、乌拉圭、委内瑞拉） |
| 2  | Italian    | 意大利语（意大利，瑞士，梵蒂冈）                                            |
| 3  | English    | 英语（美式，英式，澳式，加拿大，印度，国际）                                      |
| 4  | Portuguese | 葡萄牙，巴西                                                      |
| 5  | German     | 德语（德国、奥地利、比利时、卢森堡、瑞士、纳米比亚、阿根廷）                              |
| 6  | Japanese   | 日语                                                          |
| 7  | Polish     | 波兰语                                                         |
| 8  | Russian    | 俄语                                                          |
| 9  | Dutch      | 荷兰                                                          |
| 10 | Indonesian | 印尼语                                                         |
| 11 | French     | 法语                                                          |
| 12 | Turkish    | 土耳其语                                                        |
| 13 | Swedish    | 瑞典语                                                         |
| 14 | Ukrainian  | 乌克兰语                                                        |
| 15 | Malay      | 马来语                                                         |

| 序号 | 语言                   | 备注                   |
|----|----------------------|----------------------|
| 16 | Norwegian            | 挪威语                  |
| 17 | Finnish              | 芬兰语                  |
| 18 | Vietnamese           | 越南语                  |
| 19 | Thai                 | 泰语                   |
| 20 | Slovak               | 斯洛伐克语                |
| 21 | Greek                | 希腊语                  |
| 22 | Czech                | 捷克语                  |
| 23 | Croatian             | 波斯尼亚、黑塞哥维那、克罗地亚、塞尔维亚 |
| 24 | Danish               | 丹麦语                  |
| 25 | Korean               | 韩语                   |
| 26 | Romanian             | 罗马尼亚语                |
| 27 | Bulgarian            | 保加利亚语                |
| 28 | Chinese(simplified)  | 中文                   |
| 29 | Chinese(traditional) | 香港, 澳门, 台湾           |
| 30 | Galician             | 加利西亚语                |
| 31 | Bosnian              | 波斯尼亚语                |
| 32 | Arabic               | 阿拉伯语                 |
| 33 | Macedonian           | 马其顿语                 |
| 34 | Hungarian            | 匈牙利语                 |
| 35 | Hindi                | 印地语                  |
| 36 | Estonian             | 爱沙尼亚语                |
| 37 | Slovenian            | 斯洛文尼亚语               |
| 38 | Latvian              | 拉脱维亚语                |
| 39 | Azerbaijani          | 阿塞拜疆语                |
| 40 | Hebrew               | 希伯来语                 |
| 41 | Lithuanian           | 立陶宛语                 |
| 42 | Persian              | 波斯语                  |
| 43 | Welsh                | 威尔士语                 |
| 44 | Serbian              | 塞尔维亚语                |
| 45 | Kazakh               | 哈萨克语                 |
| 46 | Icelandic            | 冰岛语                  |
| 47 | Maori                | 毛利语                  |
| 48 | Marathi              | 马拉地语                 |
| 49 | Armenian             | 亚美尼亚语                |
| 50 | Belarusian           | 白俄罗斯语                |
| 51 | Nepali               | 尼泊尔语                 |

### ✓多入口智能采集

智能采集提供了 PC 端 + 移动端多入口采集方式。无论是纸质票据、或是电子文件，都可以在手机或电脑端，通过拍照、二维码、上传、扫描等方式，实现对票据的快速采集，并且境内发票的识别率高达 99.9%。

### ✓发票合规性校验

在对发票完成采集后，系统会根据预置的校验规则（多达 100+ 条），对发票的合规性进行校验，包括发票抬头校验（购买方名称、纳税人识别号比对）、发票敏感词校验、发票真伪性检验、发票重复性检验、发票连号检验、代开发票备注栏信息不得为空、电子签章合法性检验等，以确保发票的合规性。

### ✓智能价税分离

对于增值税普票 / 专票、增值税电子发票、机动车统一销售发票，直接获取发票票面的税额信息；对于客运汽车轮船、用车订单、火车票、机票行程单等特殊票据，根据税法规定进行税额的抵扣计算。

### ✓发票池管理

完成采集和识别的发票，需要将结构化信息统一纳入发票池进行管理，包括发票代码、发票号码、消费类型、开票日期、发生城市、发生日期、销售方信息、购买方信息、币种、价税合计、金额、税额、税率等，为后续的财务税务处理提供数据基础，如图 4-4-7 所示。



图 4-4-7 智能采集解决方案

### ✓自动纠偏与纠错

通过“识别引擎”获取正确结构化数据，如图 4-4-8 所示。



图 4-4-8 识别引擎自动纠偏与纠错

## (2) 智能审核

随着财务共享模式的建立, D 汽车企业在享受财务共享服务中心带来管理红利的同时, 不得不面临财务审单数量激增、每日审单量有限、审单效率难以提升的问题。在保持原有人数甚至优化部分审单人员的目标面前, 需要引入智能审核, 为财务共享服务中心提效减负。

智能审核通过采集合同类、水单类、其他文本类文件的信息、进行结构化处理后, 依托于智谱、YonGPT、文心一言大模型的能力, 进行数据的清洗、处理、转化和调优, 可以快速对核心信息进行校验, 完成智能审核, 如图 4-4-9 所示。

## ④ 人工智能大模型技术赋能财务应用

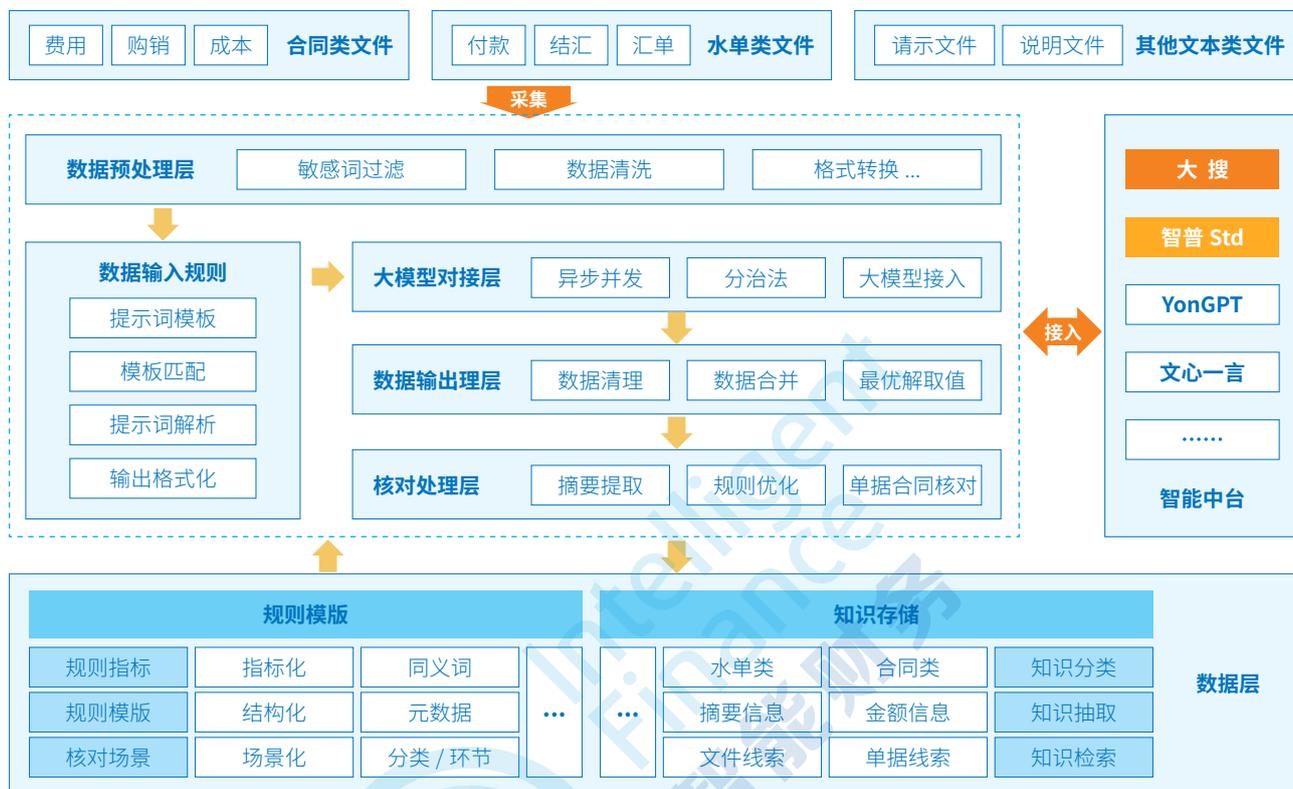


图 4-4-9 智能审核：精准提取、交互究因、辅助决策

✓ 300+ 条智能审核规则 + 定制化 /AI 生成审核规则

系统设置了开箱即用的 300+ 的智能审核规则，包括金额类、日期类、票据类等多维度的规则，实现 360 度全方位的智能稽核，如图 4-4-10 所示。



图 4-4-10 智能审核规则库

同时加持 GPT 能力，系统可以基于财务制度、政策法规、合同，提取相关文本，自动生成业务规则和审核要点，如图 4-4-11 所示。



图 4-4-11 智能审核规则自动提取

✓多种审核规则多时点控制，稽核 / 审核结果清晰可见

智能稽核规则可配置在任何环节，从数据采集、业务发起、业务审批、财务审核到出纳支付、质量检查，全链路都可以引用智能审核规则库的规则，问题实时提醒，错误原因定位又快又准，零误差，零失误，让业务审批、财务审核更高效、更精确、更智能。

智能审核通过业务助手的方式进行结果的呈现，7\*24 小时无休执行，秒级审核，高效、精准、替人工，从容应对审核增长。

✓经验知识图谱化、仿真化，助力最优路径自主选择

智能审核不仅能基于规则的判断，也可以基于大量的经验 / 知识汇集来进行。

D 汽车企业利用平台的图谱构建与推理能力，基于历史样本的积累和对相关性的参照，将经济业务活动进行分解与解读，逐步识别出后续的核算路径、结算路径、税务路径、审核路径等，根据图谱化知识，快速的完成规则生成和智能审核，如图 4-4-12 所示。

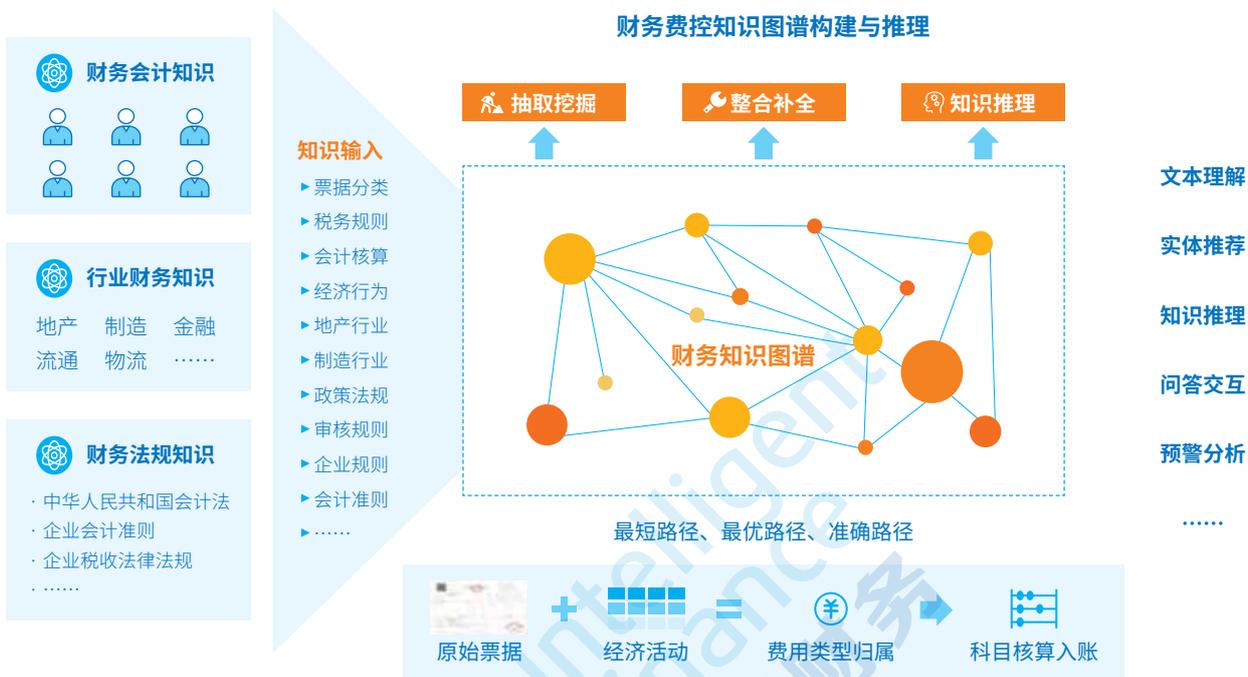


图 4-4-12 财务费控知识图谱构建与推理

### ✓非票附件智能审核

除了传统的智能审核，D 汽车企业还引入了非票附件的智能审核。依托 OCR 结构化数据、合同文本信息、自制表单、报账单信息进行数据分析、校验，校验结果在审核环节可视化展示，辅助审批人员进行审核。

首先对关键信息进行获取，包括报账单、实体票据信息（交通行程、住宿费用、交通 / 伙食补助金额、发票税额、价税合计金额、发票内容、备注、...）、合同文本信息（供应商信息、供应商账户信息、合同起止时间、...）、企业自制表单（入库时间、入库数量、入库物料、...）；

然后对数据进行分析比对，包括报账信息与票据信息一致性校验，例如报账行程与票据地点是否一致、交通工具是否一致、票据信息与单据发票明细信息是否一致等；敏感词校验，例如发票货物或应税劳务、服务名称是否包含个人消费敏感信息、单据摘要及备注是否包含敏感词等；报账与合同信息校验，例如报账单中收款人信息是否与合同文本中供应商信息一致；重复报账校验，例如发票重复报账、重复领取补贴等。

最后进行风险信息的可视化呈现，包括在单据提交环节、单据审批审核环节都可以进行提示和预警，来辅助企业的相关领导和作业人员进行快速审核。

### (3) 智能月结

建立财务共享中心后，D 汽车企业对期末结账提出了更高的诉求，主要体现在：

**结账监控可视化：**D 汽车企业需要可以直观可视化监控结账进度，分组织分模块展示结账进度情况，快速明确当前所处结账环节以及遇到的阻碍性问题，便于有效推动解决，实现快速结账。

**结账执行自动化智能化：**D 汽车企业期末结账流程长，且部分步骤之间有很强的依赖关系，必须按照既定顺序执行才可顺利执行或获取正确结果，希望在执行每个步骤时能够明确地知道此步骤之前的必做步骤是否成功执行完成，当前步骤是否可以正常开始执行。D 汽车企业需要实现月结一键执行，并在出错时进行清晰提示并指导修正方法。

**结账检查自动化智能化：**D 汽车企业结账正式执行前存在大量需要人工对账、人工检查的工作环节，耗时长，效率低。D 汽车企业需要实现针对结账检查，可以灵活设置强制校验或提醒校验，可对检查项进行排序和自定义检查规则，并支持自动执行，并可以按不同分组设置不同的检查规则。

**结账跨组织协作在线化：**D 汽车企业期末结账涉及多个部门之间进行协作，共享组织模式下，还需要进行跨单位协作，实现支持期末结账跨组织在线协同处理。

因此，D 汽车企业在月末结账环节引入完善的智能月结解决方案，助力财务关账检查自动化、过程结果实时监控、可视、过程可追溯，如图 4-4-13 和图 4-4-14 所示。



图 4-4-13 智能月结应用架构

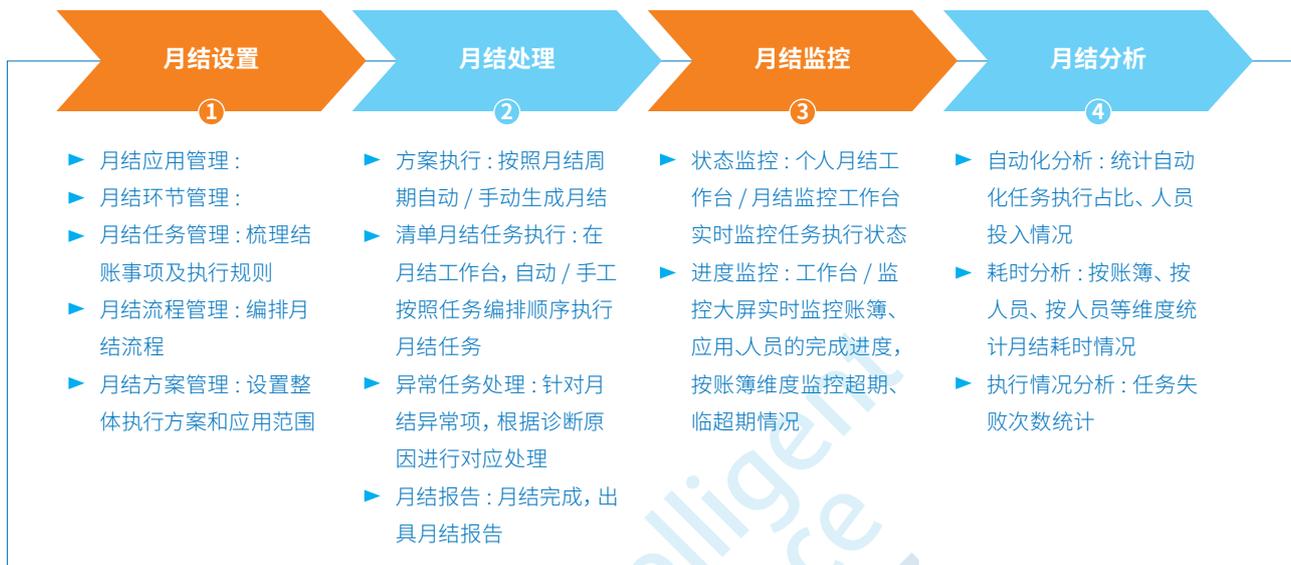


图 4-4-14 智能月结业务模型

### ✓月结流程

D 汽车企业在统一的智能月结平台，灵活编辑定义月结任务项，将期末结账相关事项进行统一管理，对各个结账事项进行排序处理和设置结账事项依赖关系（跨应用任务编排、跨应用任务依赖），按设置顺序自动或手动执行，实时显示结账事项进展情况并做标记展示，如图 4-4-15 和图 4-4-16 所示。

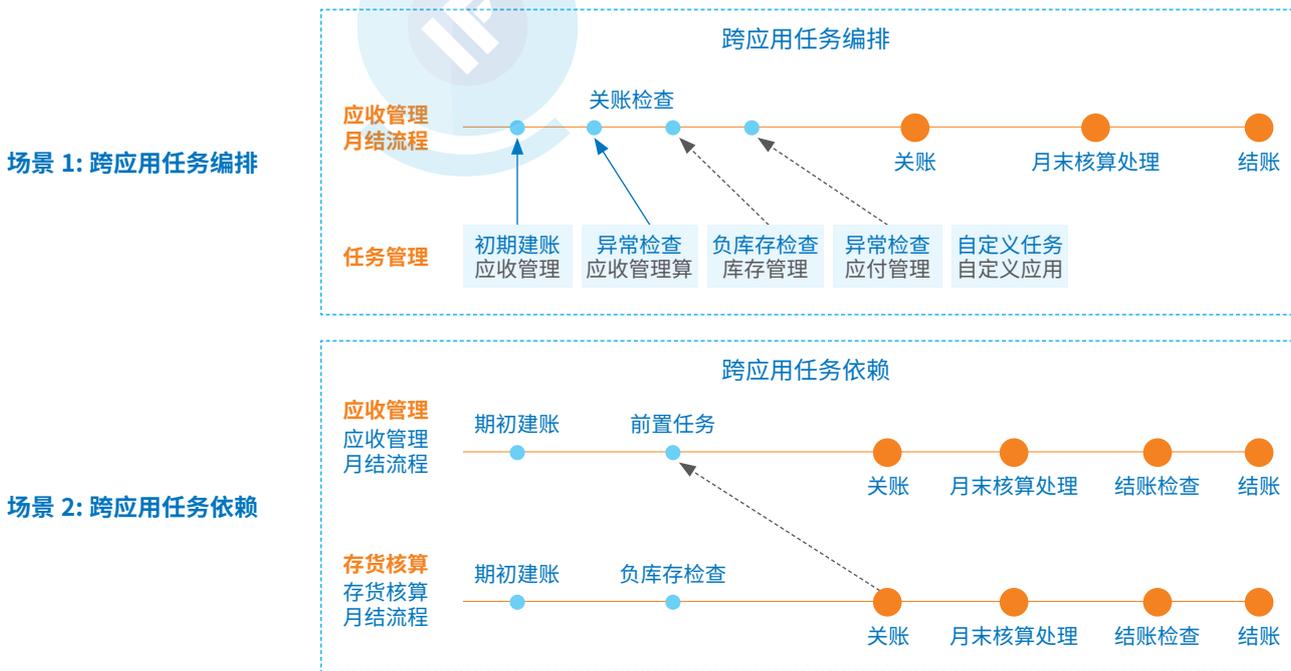


图 4-4-15 智能月结业务流程

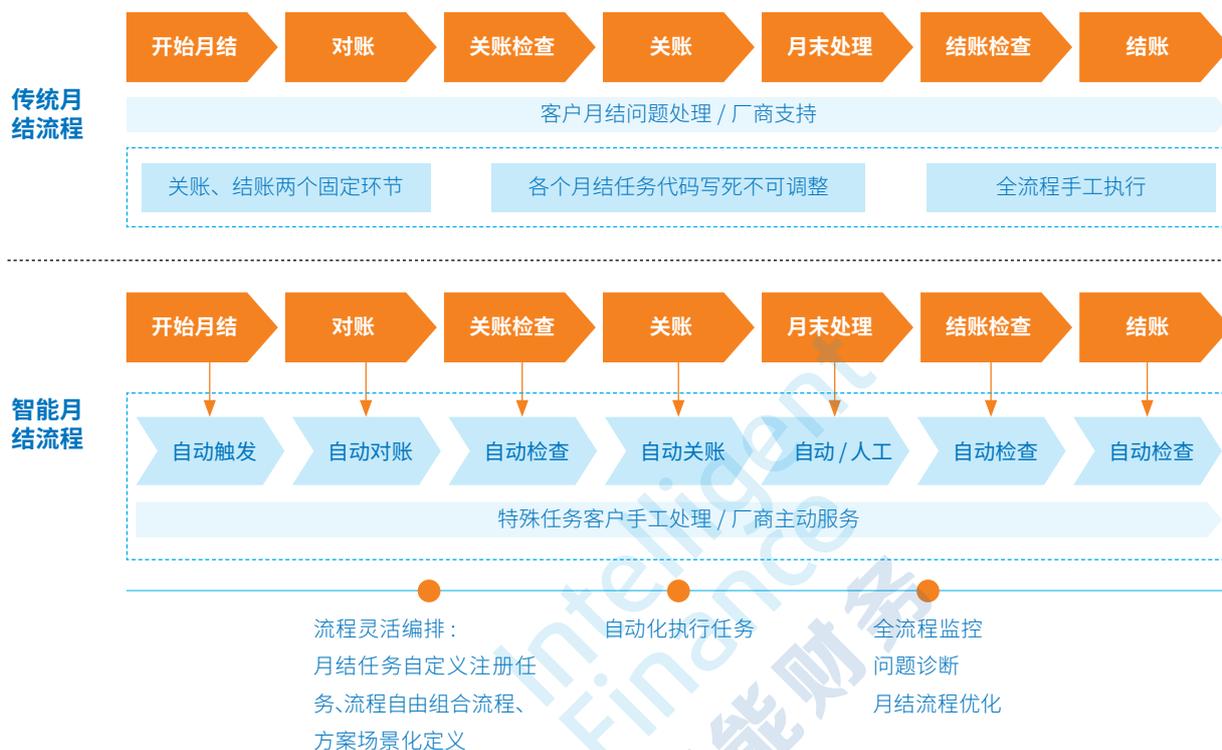


图 4-4-16 传统月结流程 VS 智能月结服务

#### ✓个人月结工作台

月结人员可通过个人月结工作台集中查看、处理分配给自己的月结任务。D 汽车企业可按账簿维度统计完成情况、超期情况；选择单个账簿时，可查看流程概览；可以自动 / 手动、单笔 / 批量执行月结任务；可以查看前置任务，支持获取最新结果；当具有当期任务执行权限，即任务分配执行人为该用户或具有执行角色时，可通过个人月结工作台查看当期任务，如图 4-4-17 所示。



图 4-4-17 个人月结工作台

#### ✓月结监控工作台

月结应用 / 月结方案的负责人通过月结监控工作台查看负责的应用 / 方案下所有任务，监控该应用 / 方案下的任务执行情况。D 汽车企业可通过监控视图查看负责月结事项月结整体执行情况；可按照账簿和任务的维度查看任务执行情况；可进行任务的处理，或将负责的月结任务分配给其他用户；当作为当期月结方案 / 月结应用负责用户或具有负责角色时，可通过月结监控工作台查看当期任务，如图 4-4-18 所示。



图 4-4-18 月结监控工作台

### ✓月结监控视图

月结应用 / 月结方案的负责人实时监控所负责事项的进度和完成情况。D 汽车企业可查看结账任务进度、人员任务进度、账簿进度等关键指标；可按账簿、任务维度查看完成进度详情；可查看任务失败次数排名 TOP5；可查看会计人员账簿完成进度、会计人员任务完成进度；可查看任务自动完成情况；可查看各应用月结进度等，如图 4-4-19 所示。



图 4-4-19 月结监控视图

### ✓月结监控大屏

监控大屏可实时监控整体月结情况，D 汽车企业可按会计期间方案、会计期间、账簿、负责人查询数据；可统计月结总耗时、自动化占比、人员投入、账簿进度等指标；可统计账簿月结完成排名情况；可按应用维度统计月结完成进度和月结总进度；可统计月结耗时任务排名 TOP10；可统计今日完成月结的账簿，如图 4-4-20 所示。

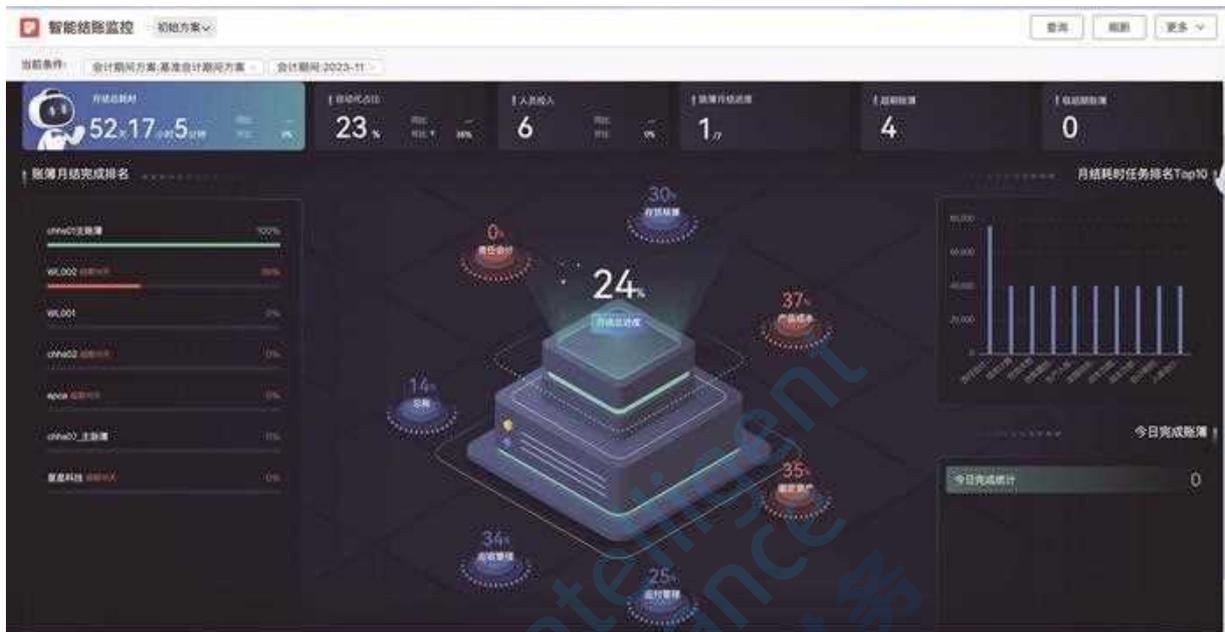


图 4-4-20 月结监控大屏

D 汽车企业通过采用智能月结，实现了月结流程个性化、月结执行智能化、月结监控可视化和月结协作在线化，提升了财务共享中心和整体财务运营的水平。

月结流程个性化：智能月结针对各项结账任务，定义检查和执行规则，并通过对任务项的灵活组合和编排，满足不同场景下的结账要求；

月结执行智能化：智能月结支持定义各步骤的依赖关系，并在执行时明确展示各步骤之前的必做步骤执行情况和执行结果，以及当前步骤是否可以开始执行，并可一键执行，在出错时进行清晰提示并指导修正方法；

月结监控可视化：智能月结通过智能工作台集中管理月结任务，直观查看监控结账进度，分组织分模块多维度展示；快速明确当前所处结账环节以及遇到的阻碍性问题，便于有效推动解决，实现快速结账；

月结协作在线化：支持多部门、多任务进行协作月结。D 汽车企业月结任务开始，向相关月结人员发送月结开始通知；月结处理过程中，可根据实际任务执行情况调整任务分配。

#### (4) 智能风控

D 汽车企业的“无人值守”共享不以提升效率为唯一目标，同时也关注应用人工智能和稳定技术确保数据和业务运行安全、风险可控。D 汽车企业通过有效识别、评估和应对各种潜在风险，降低风险事件发生的可能性和影响，保障财务共享中心的正常运转，提升企业的竞争力和可持续发展能力。

为此，D 汽车企业搭建了涵盖事前、事中、事后全方位管控的风险管控中心，高效利用各种数字技术手段，进行资金的全流程闭环风险控制，如图 4-4-21 所示。

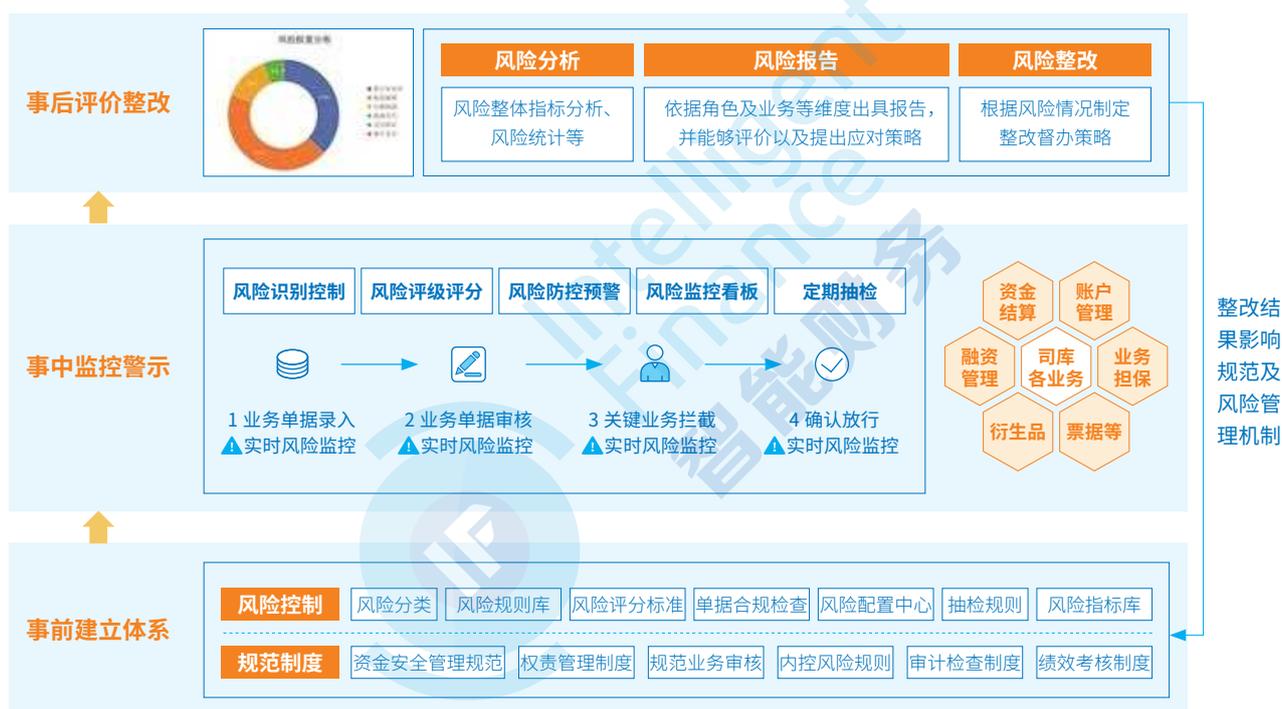


图 4-4-21 风险全流程闭环管控

D 汽车企业的风险管控从风险监控（风险监控建模、风险监控管理）、流动性风险管理（流动性风险建模、流动性数据管理、流动性监控分析）、信用风险管理（机构评价建模、机构评价管理、机构评价分析）三大类八小类展开管理，如图 4-4-22 所示。

## ④ 人工智能大模型技术赋能财务应用



图 4-4-22 风险管控应用架构

### ✓ 风险监控建模

D 汽车企业通过风险类别定义风险的分类、风险项定义风险事项及事项对应的分类、风险标签对风险进行归类定义以及标记被规则引用的业务。

系统风险规则库中预置 33 项风险规则，涵盖账户管理、现金管理、资金结算、商业汇票、融资管理、授信管理、投资管理、衍生品等模块的业务风险规则。D 汽车企业将风险标签和风险规则组合形成风险监控模型，如图 4-4-23 所示。



图 4-4-23 风险监控建模

✓ 风险监控管理

D 汽车企业风险检查方案用于设置风险模型和业务的关联关系，指定风险检查的触发时机，并支持设置识别出风险后的提示信息；风险监控日志用于记录风险检查的作业信息；风险定时任务检查用于设置风险检查的定时任务。

✓ 流动性风险建模

D 汽车企业流动性分析预测模型如图 4-4-24 所示。流动性业务品种用于定义流动性分析的业务品种，设置计算规则；流动性计算因子用于设置数据筛选规则，供品种和分类计算引用；流动性业务分类用于对流动性业务品种进行分类，设置折现系数和计算规则；流动性参数设置用于设置分析币种、最佳现金持有量、流动比阈值、准备金等基础信息。

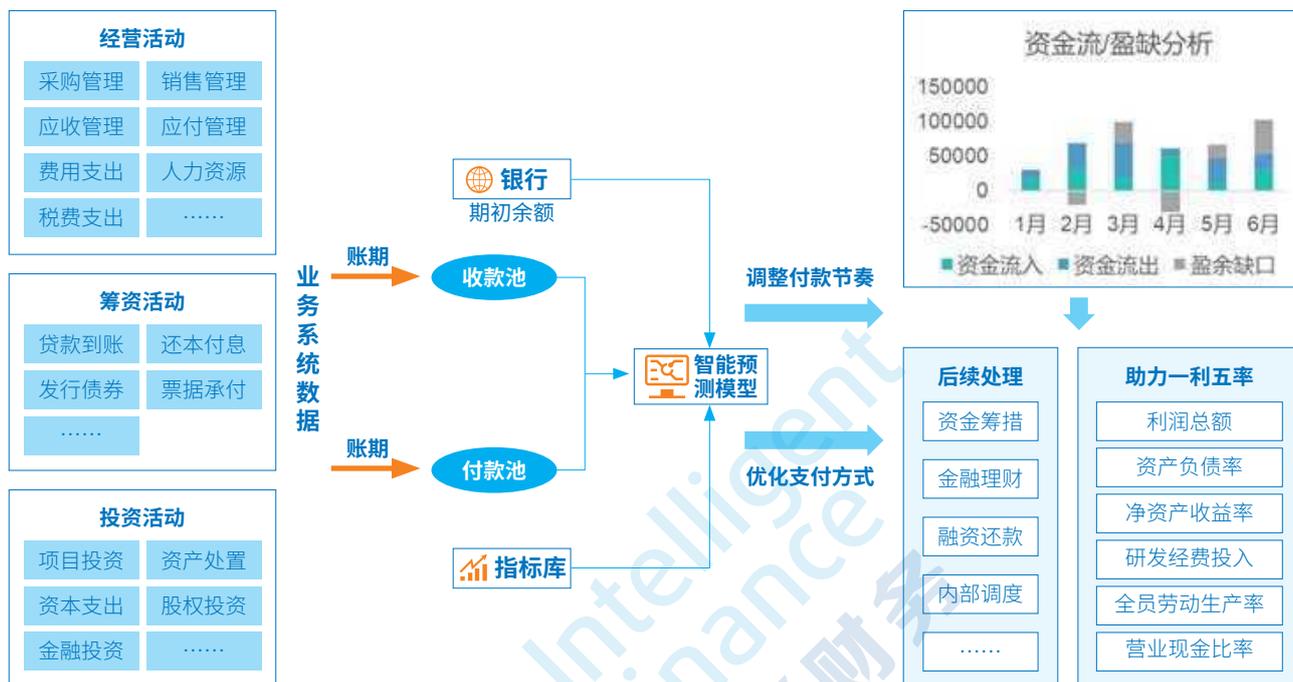


图 4-4-24 流动性分析预测模型

## ✓ 流动性数据管理

D 汽车企业资金流入流出用于记录流动性风险分析有关的资金的收支数据，可对流入流出数据进行执行情况确认，是流动性风险分析的基础数据；流动性业务台账用于记录流动性风险分析有关的存量数据，是流动性风险分析的基础数据；大额计划执行确认用于手工确认大额计划的执行情况。

## ✓ 流动性监控分析

D 汽车企业流动性数据管理和风险监控分析如图 4-4-25 所示。资金情况监控表以月份为分析期间，统计每日集团整体收入、支出、余额的情况，以及各类业务的变化情况；流动比分析以月份为分析期间，以流动比为核心分析指标，对集团流动资产、流动负债的分布情况进行统计展示，并通过与指定阈值的对比，形成应对流动性风险的建议或者合理配置资产的建议，帮助企业合理管理流动性；资金日历以日历报表的形式进行汇总统计，展示每日企业整体余额和现金流信息；资金池收支统计表以月份为分析期间，统计资金池收入支出情况；财务公司贷款计划表以月份为分析期间，统计财务公司对各成员公司发放贷款和收回贷款情况；自营业务统计表以月份为分析期间，统计企业自营业务收入支出情况。

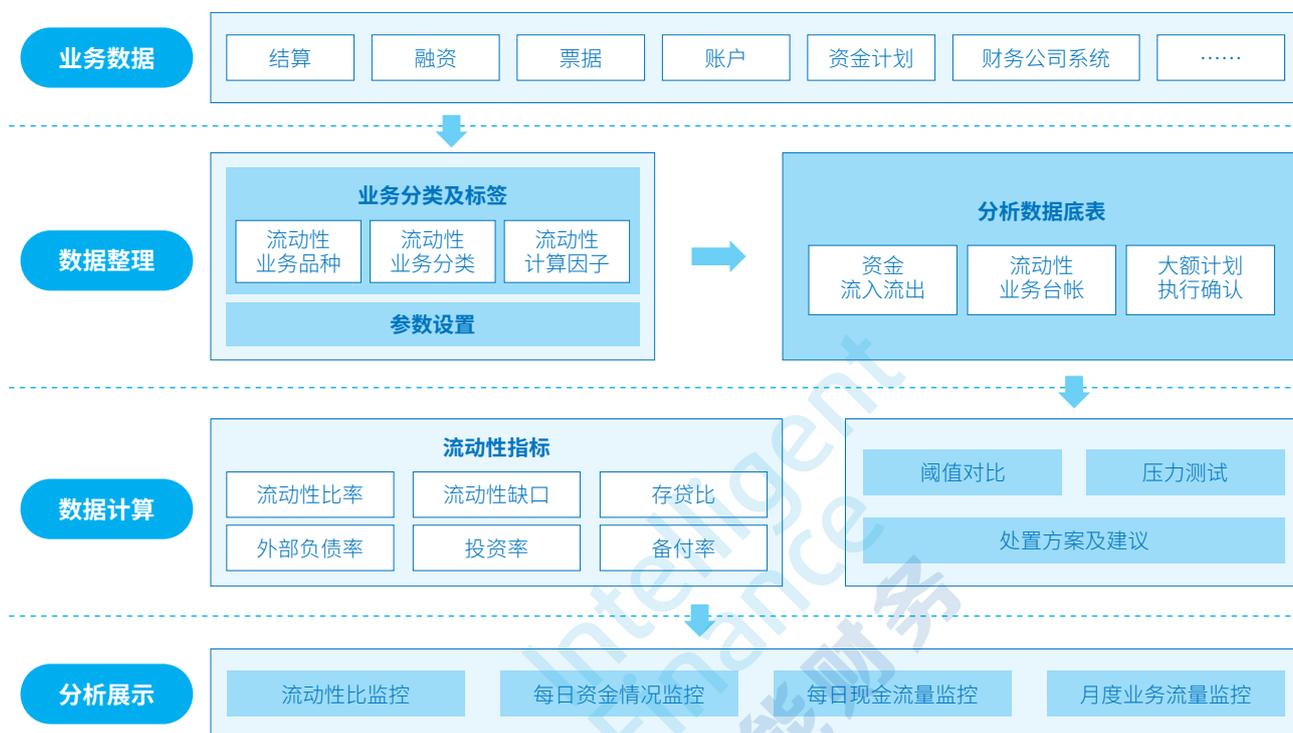


图 4-4-25 流动性风险业务流程

#### ✓ 机构评价建模

D 汽车企业评价指标分类用于对评价所用的指标进行分类归纳；评价指标档案用于维护评价所用的评分规则；评价模型设置用于将评价对象与指标进行组合，形成评价模型；评价任务设置用于发布评价模型，评价时可参照已发布的评价模型进行评分；评价模型等级设置用于设定评价模型的等级、等级对应的分数范围和准入标准。

#### ✓ 机构评价管理

D 汽车企业机构评价用于引入评价任务及任务发布的评价模型，对集团外部机构进行评价；机构评价汇总用于对评价任务发布的同一评价模型进行多人评价，将多人评价的结果进行汇总计算形成最终得分；主体信用评价用于引入评价任务及任务发布的评价模型，对集团内部单位进行评价。

#### ✓ 机构评价分析

D 汽车企业机构评价明细分析（指标分类）按照评价指标分类对评价结果进行明细展示；机构评价明细分析（机构类型）按照评价对象类型对评价结果进行明细展示；机构评价汇总分析按照机构评价结果进行汇总统计；主体信用评价分析按照主体评价结果进行明细展示。

D 汽车企业机构评价模型、机构评价管理、机构评价分析等信用风险业务流程如图 4-4-26 所示。

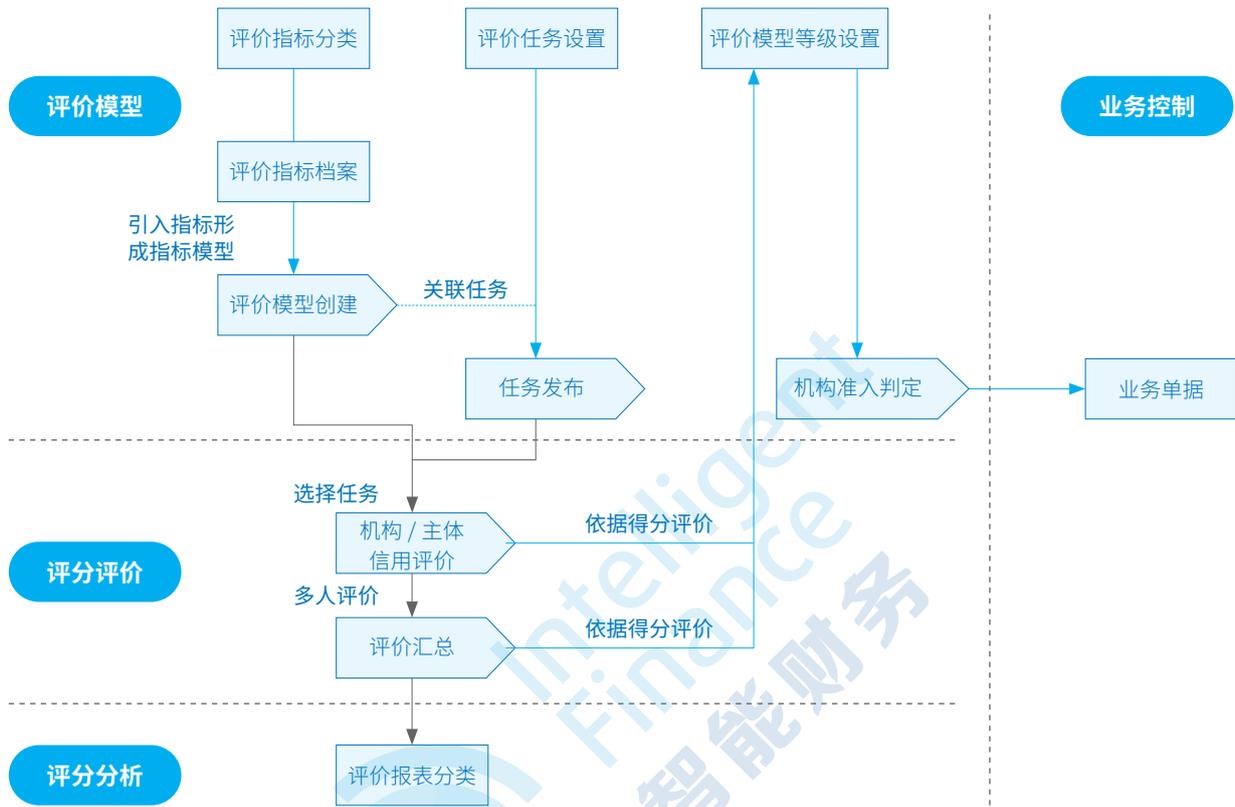


图 4-4-26 信用风险业务流程

D 汽车企业业务还包括汽车金融领域。在金融行业，风险评估是保障资产安全、维护市场秩序的重要环节。然而，传统的风险评估方法往往依赖于人工经验和有限的数据分析，难以应对复杂多变的金融市场。为此，D 汽车企业引入大模型技术，利用其强大的数据处理和模式识别能力，对海量金融数据进行深度挖掘和分析，以更准确地评估风险，提升企业金融业务的安全性和稳定性。

大模型在金融业务风险评估的应用落地过程主要体现在：

✓ **数据收集与处理：**首先，D 汽车企业收集大量的金融市场数据，包括股票价格、交易量、宏观经济指标等；同时收集金融机构自身的业务数据，如贷款记录、投资组合等。对这些数据进行清洗、整合和标准化处理，以消除数据噪声和提高数据质量。

✓ **模型训练与调优：**根据风险评估的需求，大模型技术利用收集的数据进行模型训练微调，通过调整模型参数和超参数，不断优化模型的预测性能。同时，采用迁移学习等技术，利用预训练模型提升风险评估的准确性和效率。

✓ **RAG 检索增强生成：**D 汽车企业为了更准确地评估风险，结合大模型和外挂向量数据库来解决幻觉问题。首先，收集大量的金融行业风险评估相关的数据，包括历史风险评估报告、市场动态、政策法规等。然后，将这些数据输入到向量数据库，方便后续的检索和分析。当有新的风险评估任务时，使用 RAG 技术从向量数据库中检索出与当前任务最相关的历史数据，并结合这些信息生成新的风险评估报告，提高生成结果的准确性和可靠性。

✓ **特征提取与风险评估：**D 汽车企业利用训练好的大模型对金融数据进行特征提取和模式识别，提取出与风险评估相关的关键信息。D 汽车企业结合传统风险评估方法和模型，对这些关键信息进行综合分析和评估，生成风险评估报告。

✓ **模型部署与应用：**D 汽车企业将训练好的大模型部署到风险评估系统中，实现与现有业务系统的无缝对接，并通过 API 接口或数据通道，实时接收新的金融数据，并进行风险评估。同时，大模型提供可视化的风险评估报告和预警功能，帮助企业及时发现潜在风险并采取相应措施。

✓ **监控与持续优化：**D 汽车企业对模型运行过程进行实时监控和性能评估，及时发现并解决模型运行中的问题，并根据市场变化和业务需求，定期更新模型数据和调整模型参数，确保模型始终保持最佳性能。

大模型在 D 汽车企业金融业务风险评估中的优势，可以提高风险评估的准确性和效率，为企业提供更加全面、及时的风险信息，更好地应对市场风险、保障资产安全、维护市场秩序，为企业发展提供有力支持。

### (5) 经营分析

汽车行业快速迭代、市场瞬息万变，管理者如何实时掌控经营情况、有效应对变化？业绩增长乏力、产销数据庞杂，经营者如何快速洞察问题所在、精准预测企业效益？这些是该汽车企业的高管所面临的困局。

为解决这一难题，D 汽车企业引入基于企业服务大模型打造的 AI 经营助手，运用语义理解能力、报表分析能力、业务预测能力等，进行预算执行情况经营分析、预测和调整，赋能企业进行盈利分析、经营预测、归因洞察、行业对标的一体化决策，并且基于自然语言交互即可随时随地进行分析决策。

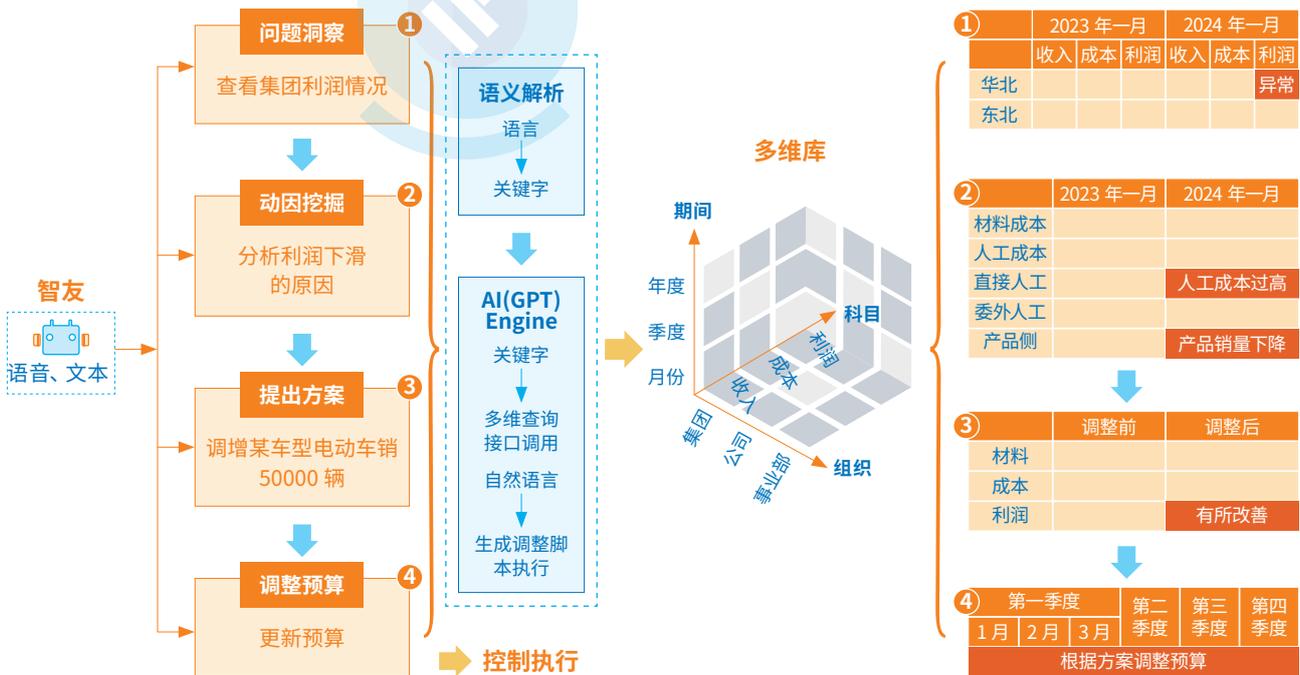


图 4-4-27 基于企业服务大模型的经营分析应用场景

## ④ 人工智能大模型技术赋能财务应用

D 汽车企业基于企业服务大模型的经营分析场景如图 4-4-27 所示，具体体现在：

### ✓ 问题洞察

D 汽车企业的财务管理者唤醒智友，通过自然语言问询企业截至当前的利润情况。智友返回企业收入利润概况，以及盈利对比分析。管理者进入企业经营系统看板，查看更详细的经营分析数据，包括盈利总额、产量、销量、预算执行情况，各类产品利润情况等实时信息。

### ✓ 动因挖掘

若 D 汽车企业的盈利情况不及年初预期，大模型经过归因分析推理出公司华北区人工成本过高和某车型电动车销量下滑，导致了公司整体盈利不佳。大模型基于产销计划数据预测下个月的利润，同时自动总结推理出测算后的总体利润同比增长率以及和年初目标的对比情况，结果显示下个月的利润总额仍比年初有较大差距。

### ✓ 提出方案

财务管理者输入新的营销策略，调整销量、管理费用、营销费用等多个测算因子。大模型基于新的测算条件，再次进行分析测算，并生成测算数据，使利润符合预期。

### ✓ 更新预算

财务管理者将预测结果更新到预算中，大模型将预算后的经营数据同步到最新的预算中，用以指导下个月的产销排程。

### ✓ 行业对标

在明确集团内部的经营分析预测后，财务管理者可以进一步了解行业对标情况。大模型基于汽车行业数据推理生成行业相关分析，如行业的利润收入规模等，可以看到集团在行业内的各类指标的具体排名和占比水平，实时掌控经营情况，快速洞察问题所在，有效预见应对变化，精准预测企业效益。

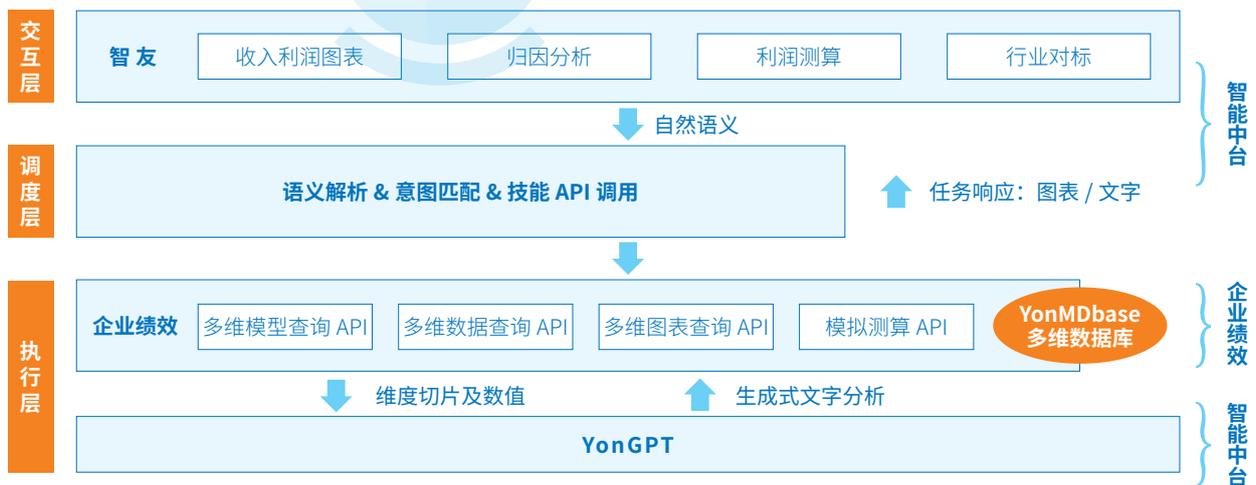


图 4-4-28 基于企业服务大模型的经营分析应用架构

D 汽车企业基于企业服务大模型的经营分析应用架构如图 4-4-28 所示，具体的经营分析场景如问题洞察、动因挖掘、模拟测算、预算更新等。

✓ 问题洞察：大模型查看集团 2023 年利润情况的应用流程如图 4-4-29 所示。

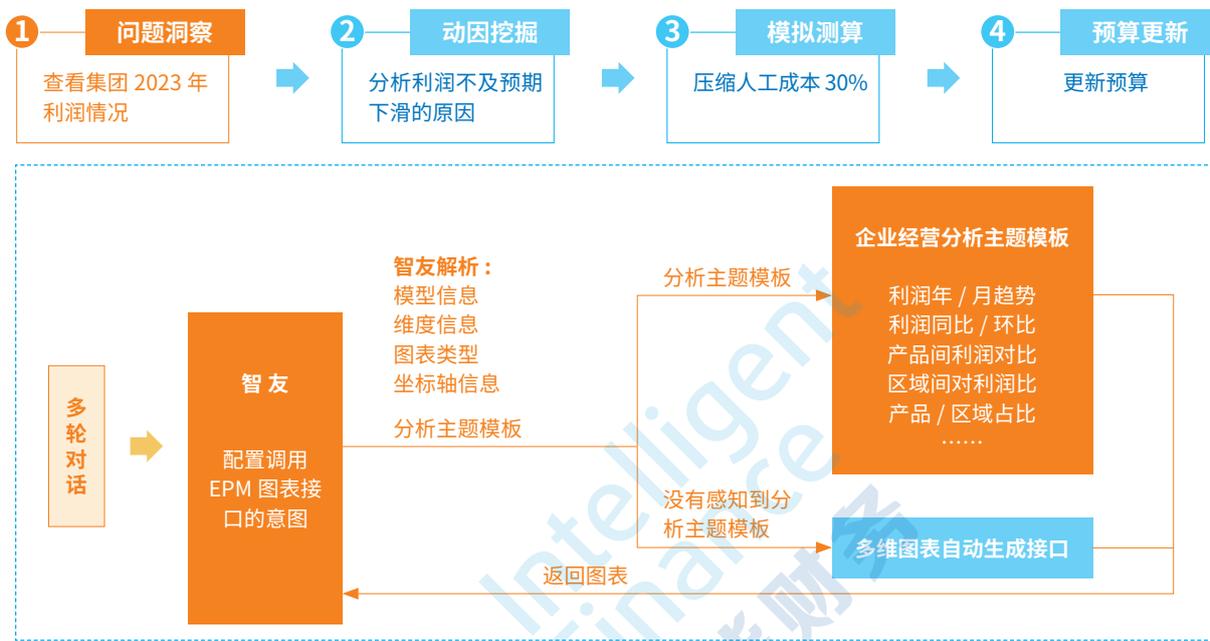


图 4-4-29 问题洞察应用流程

✓ 动因挖掘：大模型分析利润不及预期原因的应用流程如图 4-4-30 所示。

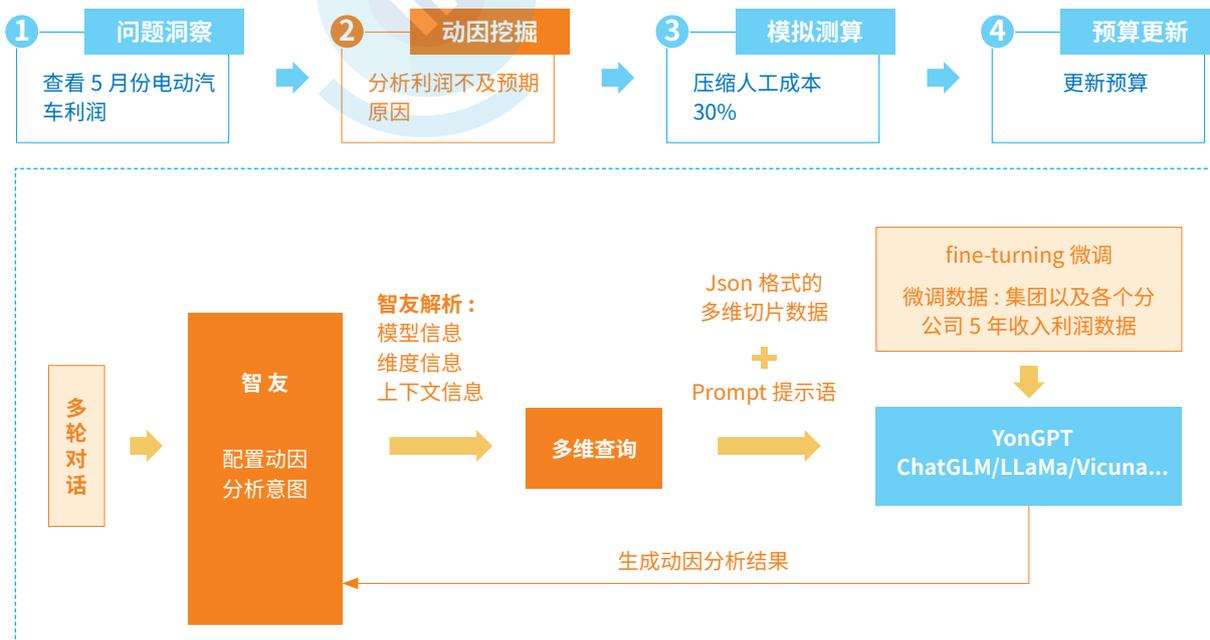


图 4-4-30 动因挖掘应用流程

## ④ 人工智能大模型技术赋能财务应用

✓ 模拟测算：大模型基于问题及动因分析，模拟压缩华北地区人工成本 15% 的场景，其应用流程如图 4-4-31 所示。

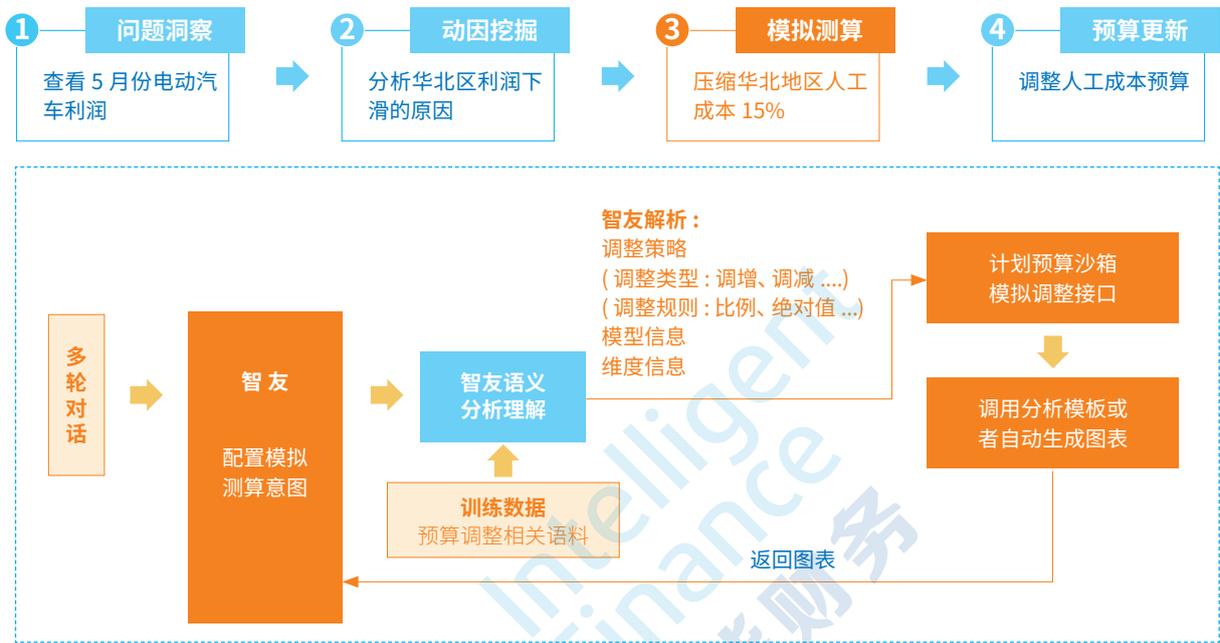


图 4-4-31 模拟测算应用流程

✓ 预算更新：大模型基于提出的方案更新人工成本预算，其应用流程如图 4-4-32 所示。

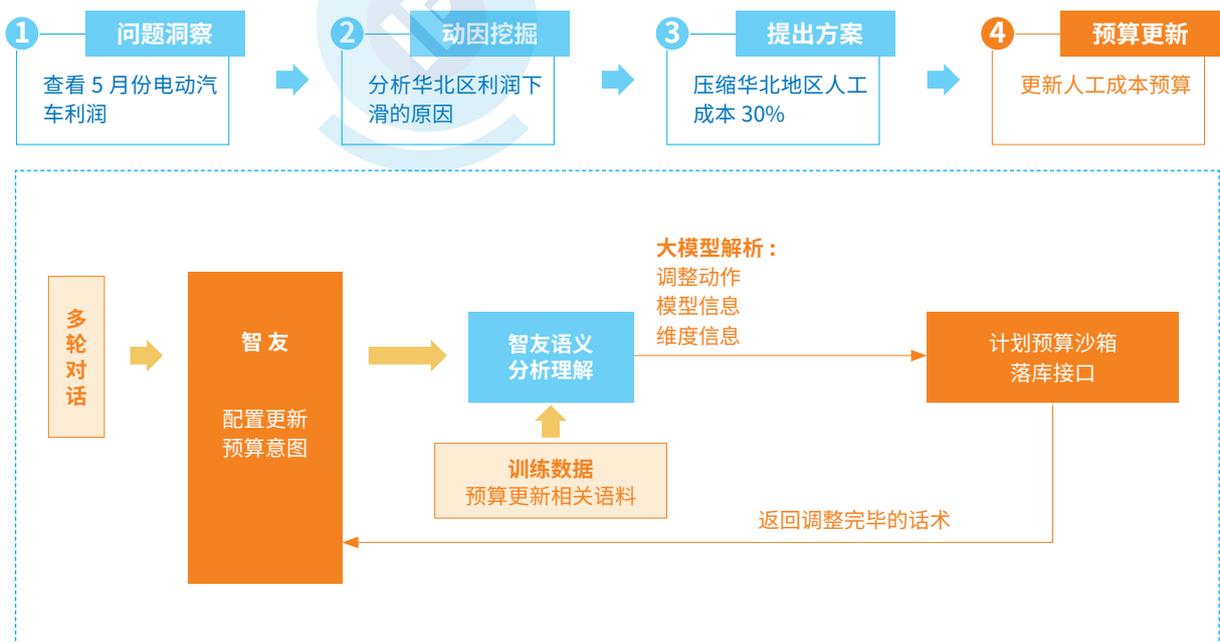


图 4-4-32 预算更新应用流程

基于人工智能大模型的经营分析，充分利用大模型生成式能力，D 汽车企业进行可视化图表、报告式文字生成，提供更为“灵动”的经营分析，并将大模型的推理能力充分应用于企业经营测算和预测，智能感知企业产销存各领域数据的关联和归因，进行推理式经营洞察；面向企业的中高层管理人员，自然语言交互，PC 端、移动端跨端联动，随时随地进行分析决策，助力该汽车企业快速实现经营目标，把握行业制胜关键点。

## 4.5 人工智能大模型技术赋能 E 大型基础设施综合服务商财务应用

### 4.5.1 总体情况

#### (1) 需求背景

E 集团是全球领先的大型基础设施综合服务商，由于项目业态多、类型多、管理主体多，项目分布地域广、规模大、交付周期长等特点，企业财务管理工作日益复杂化、困难化。为谋求公司的长远发展，E 集团围绕其战略目标，结合财务业务现状和管控要求，从战略协同、创新发展、完善和提升发展体系、提高风险把控能力等方面，提出了建立透明化、合规化、高效化、智能化的财务管控模式，支撑各板块业务运营，提升集团整体财务管控能力，为战略决策提供支撑，助力集团高质量发展。

#### (2) 发展现状

为提升集团资源的整体价值，提高集团化运作的效率和效益，作为国内最早一批引入财务共享的企业，E 集团不断在财务管理模式上积极探索，打造了全球一体化“智慧运营”体系，通过建设集中、统一的业财一体化数智财务平台，显著提高了共享运营的标准化、精细化水平，以数据为纽带打通业务和财务，提供覆盖“业财资税融”一站式财务数字化服务，包含事项申请、审批、商旅服务、差旅报销、全面预算、财务共享、资金管理、税务管理、会计核算、财务报表、电子档案等主要应用，并与商旅、银行、税局、社交等平台实现互联互通，注重财务管控与服务并重，通过内聚外联，为业务、财务提供高效、一体化的数字协同服务，推动管理会计落地。



图 4-5-1 E 集团业财一体化数智财务平台

经过多年的运营发展，E 集团业财一体化数智财务平台依托数字技术驱动财务转型（如图 4-5-1 所示），建立了全价值链的数字化、智能化财务管理体系，实现了集中管控、降本增效、流程标准化和跨区域多元化等价值，然而随着人工智能等新一代信息技术持续迭代升级以及企业需求不断扩展，在智能化建设方面依然具备提升空间，还需在加大人工智能技术应用程度、建立数据资产平台、构建智能财务等方面进行优化升级。

#### 4.5.2 典型案例

E 集团瞄准财务智能化转型目标，创新提出财务数智化转型框架，全面构建以价值创造为导向的战略适配型财务管理体系，锚定建立智慧智能、动态高效、深入前瞻的智能化财务，实现财务管控向价值型、数智型转型愿景。

E 集团依托大型企业 ERP，打造涵盖“数据资产、智能技术、超级自动化、大模型”四大子平台的财务智能化平台（如图 4-5-2 所示），通过独立部署或嵌入式方式，以数据驱动管理全面提升财务智能能力，充分发挥智能财务支撑战略、支持决策、服务业务、创造价值、防范风险五大功能作用，以财务数智化赋能，将财务管理视角和管理内容向不同的广度、深度、厚度延伸，为建设世界一流企业建设提供强大支撑。

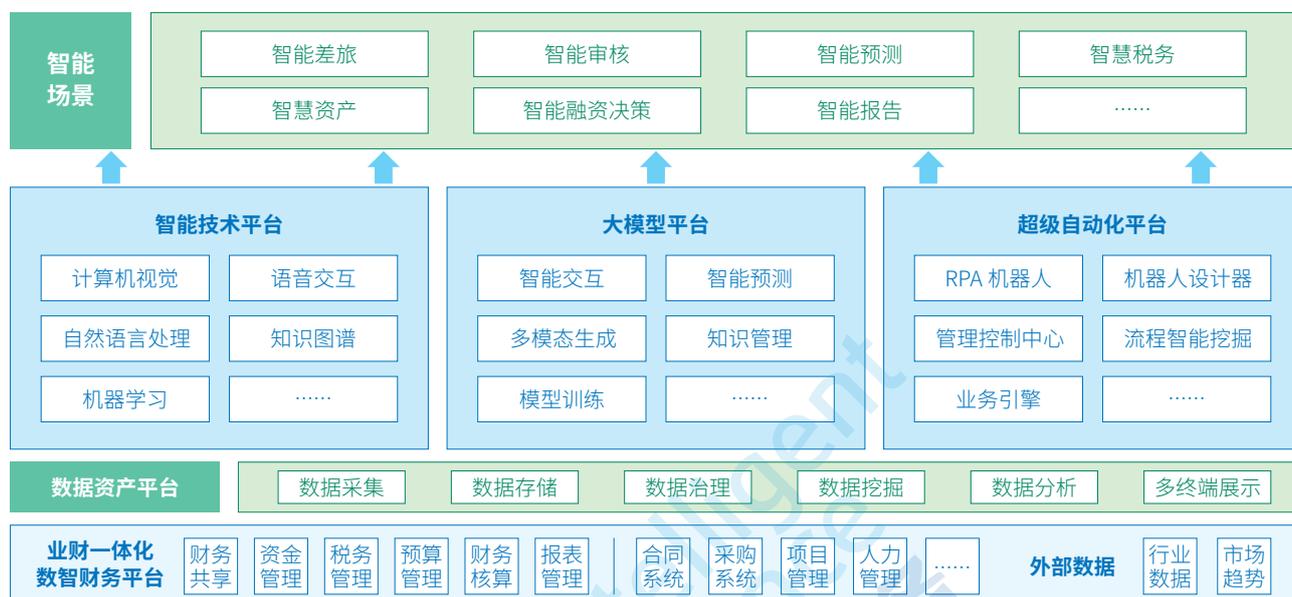


图 4-5-2 E 集团财务智能化平台

**数据资产平台：**E 集团借助数字标签技术，针对于集团的资产形成资产动态数据库，更好的管理、运用资产数据，实现海量数据的清晰化、明确化，实用性、易用性更强，为业务管理提供支撑，实现对集团资产总量、运营情况的动态监管，建立完整的资产分析报告体系。E 集团通过加工基础数据信息为高质量的数据，与具体业务场景融合，使数据资源转化为数据资产。E 集团根据业务需要，将数字技术广泛应用于报表编制和分析、质量检查、风险监督、运营监控等业务场景，服务于内部管理并为企业创造价值。

**智能技术平台：**E 集团融合机器学习、深度学习等人工智能技术，内置认知服务，支撑企业应用实现智能交互、流程自动化、决策预测等智能化场景。E 集团基于深度学习框架，提供基于业务累计沉淀形成的自定义训练平台，支撑认知服务所需的日常训练。E 集团自定义训练平台主要面向计算机视觉与自然语言理解方向，提供通用神经网络算法，用户只需提供标注后的数据即可训练生成个性化的智能服务模型。E 集团基于 DevOps（Development 和 Operations 的组合同，开发运维一体化工具）理念，训练形成的智能服务自动发布上线，以 Restful API（是一种基于 REST（Representational State Transfer）原则设计的应用程序编程接口，用于不同系统之间的通信）的形式提供服务，保证服务的实时性与灵活性。

**超级自动化平台：**E 集团在传统的 RPA 机器人基础上进行了全方位的升级，在执行流程的同时进行智能判断、纠错，能按照业务规则处理较为复杂的业务，从而提高业务处理的准确性，提升工作效率。E 集团将智能流程自动化技术应用费用报销、智能审核、资金结算、会计核算、会计期末结转、财务云日常运维等业务场景。

**大模型平台：**E 集团搭建企业大模型，提供数据管理、模型训练、评估优化、插件扩展等工具集，涵盖多模型接入、多任务编排、低门槛使用、知识库管理、全场景覆盖、安全可信等核心特性，具备语言理解、逻辑推理、代码生成、内容创作等大模型能力。

### 4.5.3 应用场景

#### (1) 智能差旅

E 集团项目遍布全国，员工数量超十万，为提高差旅报销体验，E 集团积极引入基于大模型的智能商旅系统，通过自动化和智能化的技术，大大简化报销流程，提高处理效率，降低出错率，并借助大模型通过对企业差旅数据的分析和规划，帮助企业更好地管理和规划差旅支出，提高差旅管理的效率和透明度。

员工可以通过 AI 智能交互发起差旅申请、差旅订票、差旅报销等流程。在差旅订票阶段，AI 助手基于大模型将通过分析员工的出行习惯和需求，结合企业差旅管控要求，为用户提供更加个性化、精准的出行建议和规划；在差旅报销阶段，员工下达报销指令，AI 助手会自动从云票夹检索员工差旅发票，根据提示词自动匹配行程信息及住宿发票形成报账单初稿（如图 4-5-3 所示），AI 助手会以提问形式获取项目及具体分摊信息，进一步完成单据明细，员工自检后即可提交，AI 助手还可以根据共享中心单据池情况及平均处理效率测算并反馈预计处理时间。

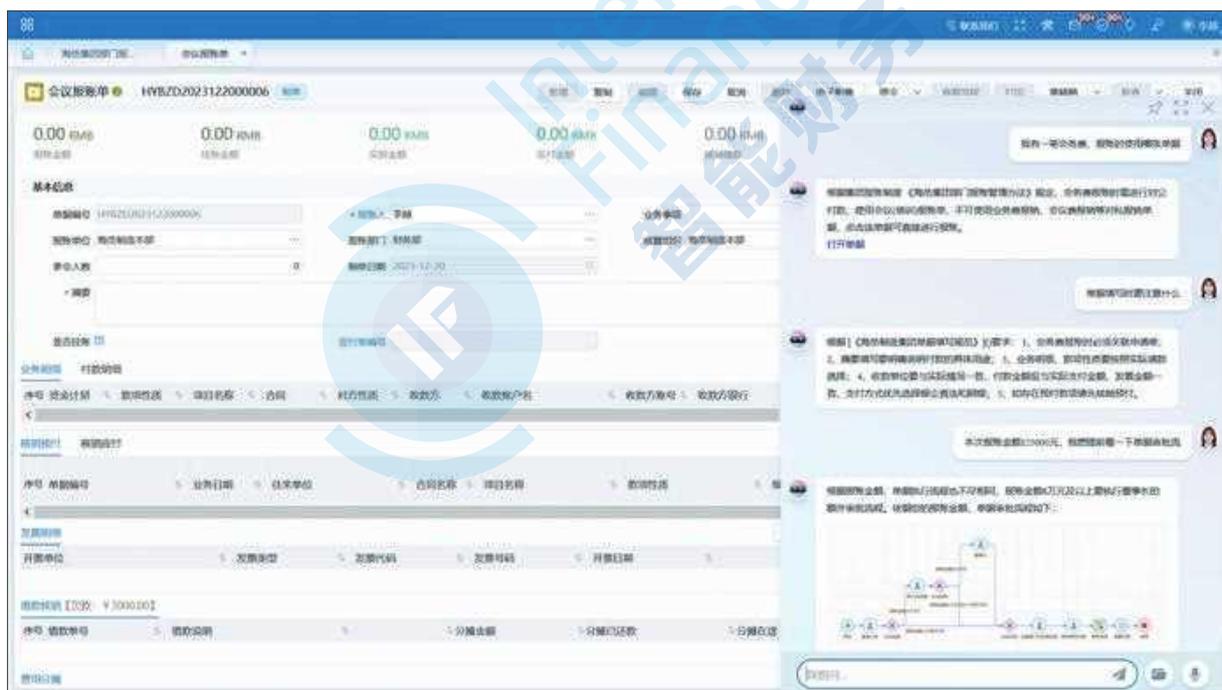


图 4-5-3 差旅报销单智能生成

报销完成后，E 集团可以基于大模型进行差旅综合分析，为企业提供更全面、准确的差旅费用分析和优化建议。E 集团通过对费用构成、出行时间、出行地点、员工部门等多维度的分析，实现了差旅费用预测，帮助企业提前做好预算规划；并基于历史数据和业务规则，大模型可以为企业提供更优的差旅费用优化建议，如推荐性价比高的酒店和机票、优化出差路线等。同时 E 集团利用机器学习算法识别差旅数据中的异常值，如过高的住宿费用、频繁的短途出差等，便于发现和识别差旅风险，最终可以自动生成差旅分析报告，帮助企业管理者和决策者快速了解差旅费用的整体情况和问题所在。

## (2) 智能审核

伴随着公司业务规模的扩大，E集团财务共享中心财务审核的工作量与工作压力与日俱增，传统以人工为主的审核模式逐渐难以适应公司财务业务高质量发展的需求，为此E集团借助财务智能化平台实现了合同、报账单等单据的智能审核。

### 单据智能审核

E集团通过审核规则库、智能审核、审核报告和审核风险等功能实现单据智能审核，如图4-5-4所示，主要针对费用、采购、工程等报账类业务，通过梳理审核规则，并借助RPA等技术实现将人工审核向自动化审核转移，同时融入大模型，通过对报销行为中的异常点进行风险预警。

E集团通过建立审核规则库，内置报销规范性、票据真实性、账实一致性、审批规范性、金额正确性等多种审核规则，为智能审核提供基础。并且，智能审核平台根据审核规则将审核后的违规单据标记为“审核异常”，通过系统预警的方式提醒财务审核人员和提单人员，系统根据规则库自动标记显示该单据的审核异常点，作为提单人员修改单据的参考。

E集团引入RPA机器人实现报销审核全流程自动化：在员工发起报账并提交单据时，机器人实时监控并启动下发审核任务，根据单据类型从财务系统中抽取关键的业务数据，同时利用OCR识别报账提交的各种附件如发票等，然后RPA机器人模拟人工操作从业务系统抽取系统源头数据。E集团解析机器人解析抽取出来的各类数据，如合同正文中的供应商名称、发票中的发票号码等，并依据预置的审核检查规则比对、校验数据。E集团按照定制流程，如果数据检查通过，则机器人操作审核通过，如果出现异常结果，则转为人工审核，最后机器人自动出具审核报告。同时，智能审核机器人自动抓取数据并遵循规定的规则和流程，从下发审核任务至编制审核报告全过程自动化处理，能够借助机器学习吸收融合业财规则，不断修正操作以提高审核准确度，推动系统的自动化和智能化演变。

在审核监控风险模块中，E集团利用大模型通过对历史数据和实时数据的分析，能够识别出审核规则之外可能存在的财务风险，如业务招待费报销中的欺诈行为、合规问题等，辅助财务共享服务中心管理人员整体把控审核效率与质量。



图 4-5-4 报销单智能审核

### 合同智能审核

E 集团智能合同审核平台基于支撑层的系列资料库以及业务层的 NLP 技术与合同审核规则库，得以在应用层实现多种核心功能，如图 4-5-5 所示。

首先，E 集团借助 NLP 技术通过对合同文本进行合同关键信息的提取、标记和注释，并生成结构化数据写入平台，实现了合同信息采集线上化、自动化、智能化，为后续合同风险控制提供数据准备。

在合同内容比对功能中，对于提取出的合同关键信息，智能合同审核平台会检索相似合同单据，并对两个合同的合同主体名称、合同标的、合同价款、履行方式等信息，高效识别内容变动、合同缺页、顺序错乱等问题，帮助财务部门安全防控潜在法律风险。

在智能合同审核过程中，E 集团根据预设的审核规则和风险模型，对提取的合同信息进行智能审核，能够自动检测合同中的潜在风险点，如不公平条款、模糊表述、法律漏洞等，对于违反审核规则的文本予以警示及标注，并给出相应的风险预警提示，精准地定位问题并给出修改建议，同时，系统还可以根据历史审核数据和外部法律数据库，提供合同条款的合规性建议和修改意见。



图 4-5-5 合同智能审核

### (3) 智能融资决策

面对多种融资方式和复杂的金融市场环境，传统的融资方法往往受到数据局限性、模型复杂度和计算能力等多种因素的制约，难以满足集团的高要求，需要借助人工智能技术实现更科学、合理的融资决策。为此 E 集团借助财务智能化平台实现了智能融资决策场景，为全面、准确的融资决策提供支持。

E 集团通过内外部数据结合，一方面引入企业内部系统的历史财务数据，包括收入、支出、成本、利润等关键指标；另一方面从外部数据源获取市场趋势、行业政策、客户信用等相关信息，并对收集到的数据进行清洗、整合和预处理，形成可供模型训练的数据集，并利用深度学习等算法，对预处理后的数据集进行训练，构建了精准的资金预测模型，根据企业的投资计划和现有资金状况，对未来一段时间内的资金流入、流出与头寸进行精准预测，如图 4-5-6 所示。



图 4-5-6 智能资金预测

若资金出现缺口，E 集团根据业务所需的投资规模、预期收益、资金缺口等因素，确定所需的融资金额和融资期限，并对各种可能的融资方式进行建模和评估，包括银行贷款、发行债券、股权融资等多种方式。E 集团综合考虑融资成本、融资风险、资金到位时间等因素，对各种融资方式进行量化比较和排序，给出合理化的建议实现融资方案的对比，选定最适合企业所需的融资渠道和方式。在确定融资方式后，E 集团通过综合计算企业的资本结构、偿债能力、未来现金流等因素，大模型可以给出企业在不同融资方式之间的配比和优先级，以实现最佳的融资效果，同时可以对申请授信的主体、项目等进行快速的风险识别，从而为企业的决策层提供数据支持。

## 4.6 人工智能大模型技术赋能 F 医药行业财务应用

### 4.6.1 总体情况

#### (1) 需求背景

我国医药行业面临着空前的机遇与挑战，各医药企业也在积极通过数字化转型，应对机遇与挑战。

#### 挑战——医药行业将迎来大规模的、持续的“穿透式”监管

2023 年 7 月，国家卫健委会同九部门发布《关于开展全国医药领域腐败问题集中整治工作的指导意见》，启动“为期一年的全国医药领域腐败问题集中整治”。2024 年 1 月 8 日举行的二十届中央纪委三次全会指出，深化整治医药等权力集中、资金密集、资源富集领域的腐败，清理风险隐患。医药行业将迎来大规模的、持续的“穿透式”监管。

医药企业纷纷加大资源投入进行反腐自查。财务部作为医药企业风险和合规性控制最后一道防线，开始借助人工智能大模型技术，进行风险管理和预测、欺诈检测和合规性监控。

### 机遇——我国正由医药生产大国向医药强国转变

2024 年政府工作报告明确加快发展创新药，标志着我国正由医药生产大国向医药强国转变。医药行业将创新重塑，培育新质生产力。同时，我国人口老龄化趋势发展明显，也让行业迎来红利期。为了抓住这一机遇，医药行业也开始站在数字化转型的风口，以加速支撑更高效的生产、更精准的市场定位和更优质的服务。

业务的快速发展，需要医药企业后援部门高效地提供支持，财务部作为后援服务部门，承担着付款支出、收款核算等业务重要两条线的末级环节，并主导建立了费用控制、财务共享、营销费用控制等面向业务部门的数字化平台，业务部门在流程出现的中断、卡点，直接影响业务的处理效率，财务基于人工智能大模型技术，建立智能客服平台，7\*24h 数字客服，面向用户提供系统操作智能指导、用户业务自助办理、对话式信息导航等服务。

因此，人工智能大模型在医药行业的加速应用，为行业高质量发展注入了活力。

#### (2) 发展现状

随着医药行业数字化转型的深入，人工智能大模型技术在医药行业的财务方面应用正在逐渐展开。大模型在风险管理和预测、欺诈检测和合规性监控、智能财务客服等方面的应用逐渐增多。

一些医药企业的率先尝试，也让整个行业更关注人工智能大模型在财务领域的应用。人工智能大模型技术财务应用也会如同雨后春笋般飞速成长，为推动医药行业的高质量发展起到重要作用。

### 4.6.2 典型案例

大模型技术类型较多，且各有能力特色，如何能在成本可控范围内，快速了解不同大模型的能力？如何能在企业复杂的业务流程中，快速探索和落地业务场景？均是 F 医药企业在人工智能大模型应用中需要考虑解决的问题。

F 医药企业经过详细论证和研讨，确定了大模型企业应用的指导思想——“先上车后买票，通过探索使用 AI 过程中，去了解 AI，认知 AI，从而深化 AI 场景”，从而确定了 AI 推进三步走策略：

第一步：快速接入 AI 能力。F 医药企业通过选择成熟的 AIGC 平台，以较低的成本，快速部署 AI 能力，预置接入多种大模型，开箱即用，且具备更好的扩展性。

第二步：F 医药企业培养 AI 土壤，快速落地常规 AI 场景，取得 AI 成效。比如智能知识库、智能导师、智能交互助手等。

第三步：F 医药企业持续场景创新，伴随对 AI 能力更深入的了解，不断扩展 AIGC 的应用场景。

F 医药企业的 AIGC 平台总体架构如图 4-6-1 所示。

## ④ 人工智能大模型技术赋能财务应用



图 4-6-1 F 医药集团 AIGC 平台总体架构

该平台具备如下能力特点：

- (1) **预置应用：**预置丰富的通用需求应用功能组件，开箱即用。
- (2) **连接百模：**与主流模型均完成连接，并在应用中实现灵活切换。
- (3) **快速编排：**内置 AIGC 应用编排工具，实现零代码 / 低代码应用搭建。
- (4) **简单管控：**内置丰富管理工具，实现企业对 AIGC 的高效管理和约束。

F 医药企业人工智能大模型技术在财务管理中的典型应用主要体现以下三个方面：

### (1) 风险管理和预测

人工智能大模型帮助企业进行风险管理和预测，通过分析大量的财务数据和公开的市场数据，识别潜在的财务风险和机会，帮助企业做出更准确、高效的财务决策。

### (2) 欺诈检测和合规性监控

人工智能大模型帮助企业进行欺诈检测和合规性监控，通过对业务交易数据的实时检测和关联分析，及时发现潜在的欺诈行为和违规操作。

### (3) 智能财务客服

人工智能大模型接入智能客服系统，7\*24h 面向用户提供自助服务，能够自动回答客户的常见问题，提供实时的帮助和支持。

### 4.6.3 应用场景

#### (1) 合规性监控应用

内控管理是确保企业稳健经营和可持续发展的关键。费用支出的合规性监控是内控管理重点和难点。企业需要确保费用支出符合法律法规和内部规定，避免出现违规行为和浪费现象。

医药企业在医疗反腐的大背景下，费用支出的合规性监控显得尤为重要。合规性监控涉及到费用支出的申请、审批、报销等环节，除了建立完善的内部控制制度和流程外，还需要借助信息技术手段的力量，加强对费用支出的审查和监督，防范各种风险。

针对这一难题，F 医药企业建立了智能合规稽查平台，通过人工智能技术手段，模拟人工审核过程：

✓ 提前熟悉制度：将合规性检查点梳理成规则提前定义在系统内，后期借助机器自动学习、自动添加规则；

✓ 看：对于制式发票采用“成熟的 OCR 识别能力 + 税局底账库发票全票面信息”进行信息采集；对于格式不统一的非标准附件（包括照片）借助 Prompt 人工智能大模型交互的提示词能力，将其转换成结构化信息；

✓ 审核：通过对业务单据信息、发票信息及附件采集的信息，借助智能比对技术，共同判断费用支出是否违反合规性要求；

✓ 给出结果：针对 AI 数字员工判断符合合规性要求的单据，予以自动审核通过；对于 AI 数字员工判断违反合规性要求的单据转人工审核。同时针对违反合规性要求的单据，会逐条列出风险等级，中高风险的单据由风控专员处理，中低风险的由财务审核处理。同时，借助自然语言处理 NLP 进行自然语义分析及转换，提示出用户易懂的审核意见信息。

F 医药企业借助大模型智能合规稽查平台实现了事中和事后的费用支出合规性稽查，同时结合智能费用标准、预算控制等能力，完成了费用支出合规性事前、事中和事后的全过程稽查，如图 4-6-2 所示。

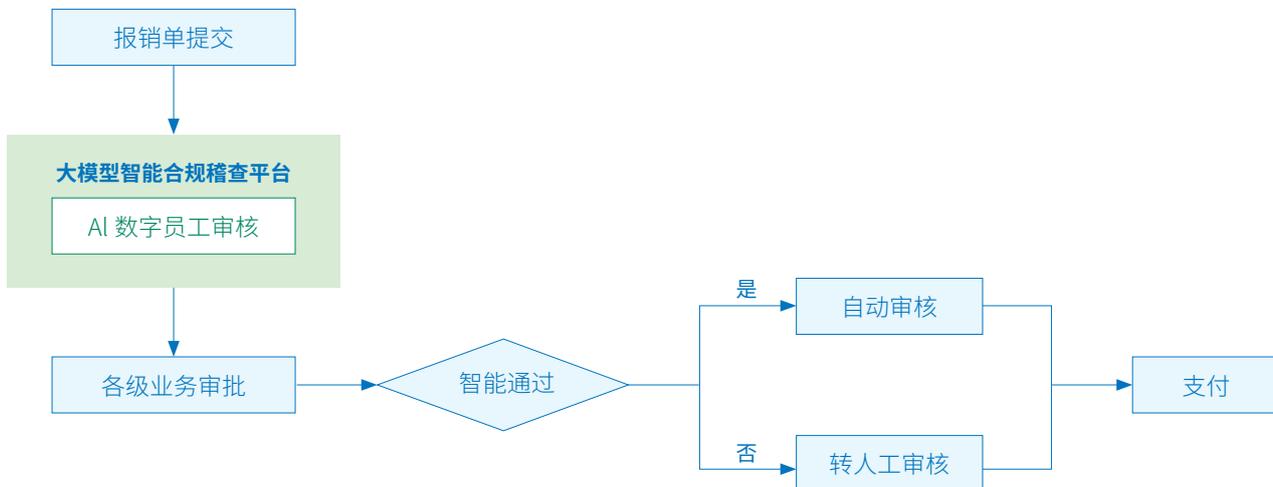


图 4-6-2 事中控制 - 大模型智能合规稽查平台报销流程

例如员工李四提交了一张发票时间为3月5日的广州学术会议费报销单，签到表和会议照片中有员工张三的信息，该单据审核通过并付款。次月，员工张三提交了一张发生时间为3月5日的交通费报销单，行程为上海家至机场的网约车发票及行程单，这种情况，在员工张三提交报销单时，AI数字员工就会发现异常并反馈。

除了在业务执行中进行智能合规稽查外，在业务发生后，AI数字员工也会对已经发生的历史业务进行巡查，如图4-6-3所示。例如代报销的单据中出现了收款人为审批领导；员工在外出的交通费发票时间范围内却有职场的打卡考勤记录；某些员工近几个月突然出现规律性报销；供应商出现经营或税务风险，且有已结算的单据需要做进项税转出，未结算的单据要关注履约风险等。

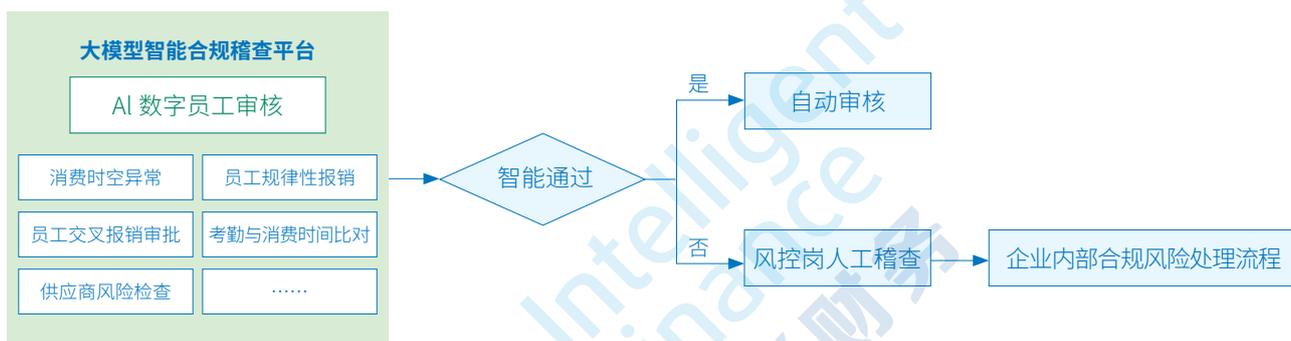


图 4-6-3 事后稽查 - 大模型智能合规稽查平台的日常巡检

F 医药企业的学术推广费是医药行业用于推广新药、医疗器械和医疗技术的费用，通常包括医学会议、学术讲座、学术论文发表等活动的费用。监管部门对医药行业的学术推广费进行严格监管，以防止腐败行为的发生。

F 医药企业学术推广会的具体费用包括会议场地费、交通费、住宿费、餐饮费、茶歇费、服务费、宣传材料费、会议用品等。内部管理流程为：会议申请→会议邀请→会议执行→费用支付→会议结报→资料备案。F 医药企业通过建立人工智能大模型欺诈检测和合规性监控机制，对学术推广费的发生过程进行了实时监测——确保学术会议符合企业标准，并追踪参与者、确保签到数据及现场照片的真实性。

会议执行中，利用签到码小程序功能、GPS 定位技术，跟踪参会人员的真实到场情况，如图 4-6-4 所示。



图 4-6-4 学术推广会的参会人员真实到场情况

会议执行中的照片记录，通过人工智能大模型进行照片的智能识别人数、姓名及照片是否为翻拍的校验，将图片识别的姓名与签到人姓名比对，以确保学术推广的每一个细节都合规。



图 4-6-5 学术推广会的会议过程异常检测

基于照片的识别结果在会议结报流程中进行异常检测，如发现照片人数与实际签到人数差异较大，或姓名匹配差异较大，则会智能化提示用终端用户及业务审批者，起到合规性预警的作用，如图 4-6-5 所示。

**大模型智能合规稽查平台的管理收益：**F 医药企业融入了人工智能大模型技术的智能合规稽查，大大提高了内部稽查的时效，避免存在合规风险的业务发生及蔓延。

大模型能力应用在非标附件识别效果非常出色，以住宿费中的酒店水单附件为例，其有电子版也有纸质版，不同酒店开出来的均存在差异，其样式纷繁复杂，利用大模型技术提取其关键信息并在后续进行时间、金额、入住人及违规消费的检查，节省财务人员在差旅费审核上的人力。

在 2023 年全年，F 医药企业 AI 数字员工 7\*24 的事中智能审核，缩减了财务共享中心 30% 的审核人力；同时由于 AI 数字员工前置于单据提交环节进行实时检查，退单率也从过去的 20.9% 退至 5% 以下，报销周期缩短 30%。AI 数字员工的事后智能稽查发现超过 200 笔业务的中高风险异常，避免了潜在的损失和风险。

## (2) 智能财务客服的应用

企业财务信息化建设高速发展，财务系统越建越复杂，加之企业制度政策每年都有调整、员工流动频繁，导致员工对流程不熟、对流程卡顿原因不理解，使得财务部承担着大量的问题咨询解答的工作量，不仅占用财务精力和同时，也影响到了业务流程的效率。因此，越来越多的企业开始重视智能财务客服平台的建设和应用，以满足用户需求，提升企业竞争力。

F 医药企业财务共享中心员工共 55 人，服务近 5000 名员工，其中 20% 的工作精力在于解答用户制度咨询、系统流程操作。同时，因员工流程不熟悉导致的财务退单率高达 25%，用户抱怨声很大。

因此，F 医药企业建立了一套智能客服体系，基于 LLM 大语言模型搭建的更高效的知识生产、更优质的回复内容及对

话能力（如图 4-6-6 所示），相较通过 QA 标准答案库建立的智能客服“问题自动回复率”更高，且拟人化体验更强。智能客服对接企业内部文档，能够快速学习企业知识，同时为其注入公共行业知识，扩大知识边界，即可在企业私域 + 公域知识背景下为用户解答问题。

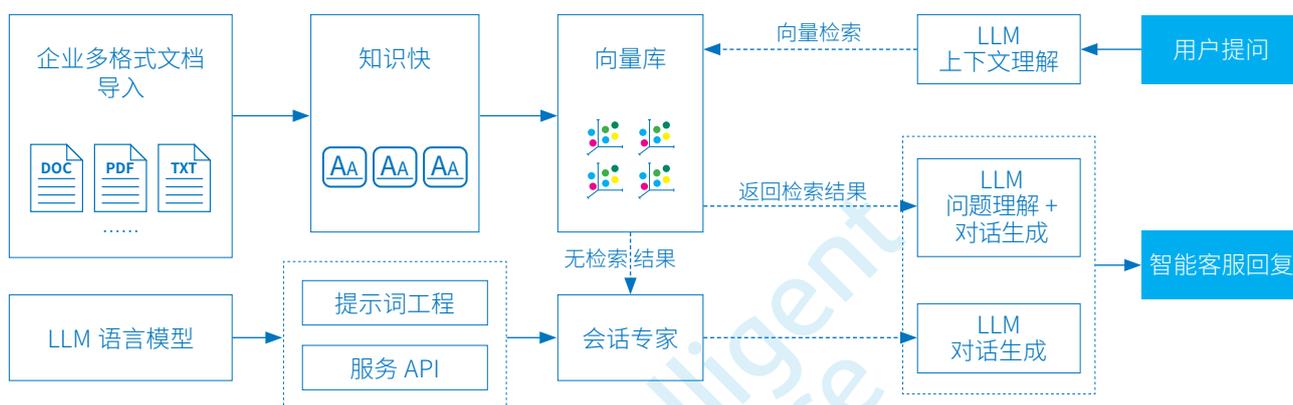


图 4-6-6 大模型智能客服平台的工作原理

员工需要了解企业的各项财务制度、流程及系统操作，均可与智能客服对话。智能财务客服可以提供详细的制度说明、流程指导，帮助员工顺利解决流程中遇到的问题，如图 4-6-7 所示。



图 4-6-7 大模型智能助理实例

大模型智能客服平台的管理收益：F 医药企业建立智能客服后，企业财务投入到解答用户的精力下降 80%，同时还能够自动统计智能客服的提问分类，为后续精准培训、优化流程及制度提供的数据支撑。

## 4.7 人工智能大模型技术赋能 G 大学财务应用

### 4.7.1 总体情况

#### (1) 需求背景

以大模型为典型代表的人工智能技术以其专业化、体系化、工程化的特征应用于高等院校的财务信息系统建设之中，已经成为推动高等院校财务服务品质提升、财务管理数智化转型升级的关键力量。

当前，高等院校在财务服务、管理方面，普遍存在以下不足和困难：

✓ **报账服务体验差、效率低：**由于监管要求以及信息化的局限，报账工作需要教职员工花费大量的时间，而且极易出现错漏，报账流程耗时长，直接影响了相关人员教学与科研工作的开展。

✓ **对财务的要求越来越高：**国家对高校监管力度不断提升，对高校财务管理也提出了新的要求，从政府会计、预算绩效管理到高校成本核算等需要投入大量的高端财务人才，但财务人员的时间和精力普遍被报账、核算等基础工作消耗，导致难有足够的人员投入。

✓ **传统信息化手段难以支撑现在高校财务运行管理的要求：**传统信息化财务软件系统，对于财务原始信息与数据缺乏有效的数字化采集、处理手段，数据的丰富性、颗粒度、覆盖度均不能满足当前精细化、可分析的管理需求，难以支撑当前的财务管理要求。

高等院校普遍存在的实际需求，其本质是财务作业模式对于当前需求及业务发展的支持能力有限。因此，如何向以大模型为代表新质生产力要效率，是高等院校财务数智化转型的核心命题。

#### (2) 发展现状

G 大学是国家 211、双一流工程建设单位，年预算经费超 30 亿元人民币，年报账笔数超过 5 万笔，学校财务处在支出报账与核算方面长期投入的工作人员超过 10 人，但仍然难以满足广大师生在报账环节的服务支持需求；另一方面，G 大学传统报账系统在面对审计、巡视等合规、监察工作方面支持有限，大量的稽核、核算工作仍然有赖于有经验人员的实际工作。

总体而言，报账受理难、审核慢，报账填单要求多、规范不明确，审核复杂性大、不合规问题频出等是长期难以解决的问题。G 大学在 2021 年采购了智能网报平台，以期解决上述问题。但经过 2 年多的建设和试运行，智能网报平台仍然基于传统信息化设计思维，仅在部分有限的领域引入了一些人工智能的技术手段，存在诸如：智能化能力孱弱（虽然引入了 OCR 识别技术，但受限于技术能力，仅能识别发票等标准化、常见票证）、智能化覆盖不足（缺少对缓解师生报账难中最重要的减少报账单填写信息的支持，财务稽核和核算等工作仍然依赖于有经验的财务人员）等缺陷和不足。难以满足 G 大学对于财务系统智能化发展的诉求，未能对 G 大学财务数智化转型升级和数字校园建设起到助力，未达到预期的效果。

经过多方调研、评估，G 大学决定启动财务智能化提升建设，在保留原有财务核算系统的基础上，引进大模型、专业领域小模型、知识图谱等一系列人工智能技术，通过完善的 AI 算法模型及相应的工程化应用体系，以报账为切入点，建设智能财务平台，通过智能财务助理、智能科研预算助理、智能审核数字会计、智能核算数字会计的全链条智能化，以彻底

解决广大师生积怨已久的报账难，缓解财务处审核和核算费力繁琐、易出错的工作压力，提升财务部门的工作效能。

### 4.7.2 典型案例

G 大学构建了体系化、完善的智能财务平台建设方案，同时考虑到智能财务应用实践的持续建设和未来发展，平台对业务支撑的广泛性、可扩展性和可复用性至关重要。

以大模型为代表的人工智能技术有着显著的先进性，但其在财务领域的应用，往往存在特定技术应用领域单一、可支撑的业务范围小、缺乏有效人机闭环等突出的问题，导致当下智能财务系统仅是对传统软件片段式的改良。传统软件提倡“+ 人工智能”路线，属于有限的改良模式，在部分领域、业务环节上片段性使用人工智能技术，而非政策所引导开展的“人工智能+”的创新模式，并且也缺少既懂财务业务、也懂人工智能技术应用的复合型人才，从而难以建立有效的、体系化的、完整的工程化落地应用体系。

因此，为确保人工智能大模型技术在 G 大学财务报账领域的落地及未来的持续建设，一套完善的智能财务工程化支撑与应用体系作为基础至关重要，如图 4-7-1 所示。

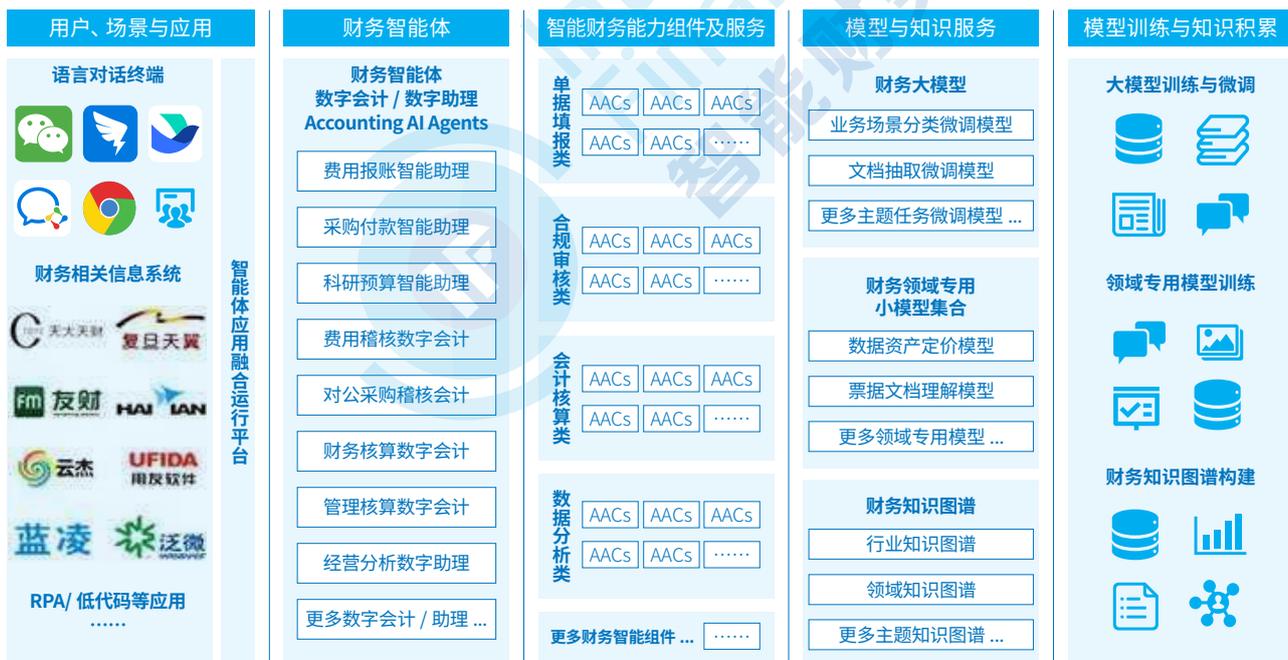


图 4-7-1 智能财务工程化应用体系框架图

智能财务工程化应用体系是一个典型的知识 + 技术融合体。从用户、场景与应用到提供最底层支撑的模型训练环节，提供了多层次、可复用、可扩展的完善工程化支撑，为智能财务的建设和应用提供了基础保障。

## (1) 模型与知识服务

模型与知识服务层是整个智能财务最基础的能力支撑，涵盖了基础大模型、财务专业大模型、特定任务微调模型、特定领域专用小模型、特定领域 / 行业知识图谱等一系列算法模型与知识。

### • 基础大模型

通用大模型通常用于提供语言交互、基于常识（源于大模型的海量参数）理解等不同的任务，因通用大模型在训练时所采用的语料基础并未针对财务领域进行强化，其理解能力通常限于常识和通识领域，除基础对话外，一般难以直接用于处理专业性的财务作业任务。

表 4-7-1 通用大模型语料数据集

| 数据集           | 样本比例  | Epochs | 磁盘大小  |
|---------------|-------|--------|-------|
| CommonCrawl   | 67.0% | 1.10   | 3.3TB |
| C4            | 15.0% | 1.06   | 783GB |
| Github        | 4.5%  | 0.64   | 328GB |
| Wikipedia     | 4.5%  | 2.45   | 83GB  |
| Books         | 4.5%  | 2.23   | 85GB  |
| ArXiv         | 2.5%  | 1.06   | 92GB  |
| StackExchange | 2.0%  | 1.03   | 78GB  |

如表 4-7-1 数据所示，通用大模型的语料样本并不针对某个具体的领域或行业，其训练数据集更偏向均衡、广泛、普遍性的社会数据。

### • 财务专业大模型

财务专业大模型是在通用大模型基础上，通过海量财务专业语料对基础大模型在财务领域知识上进行增强训练，在保持通用性的基础上，强化财务专业领域的知识、逻辑和推理能力，从而获得在财务专业领域及通用领域下各类任务处理能力上综合最优的大模型。

### • 特定任务微调模型

特定任务微调模型是在通用大模型或财务专业大模型的基础上，通过 LoRA（Long Range 是一种基于扩频技术的无线通信技术）等技术，结合针对特定任务的训练数据集，在原有模型参数基础上建立参数权重的旁路，从而获得针对特定任务的最优支持。

表 4-7-2 通用大模型数据训练

| 字段分类  | 字段标识 | 字段个数<br>(正确值<br>有值) | GPT4   | XX-6B  |        | XX-13B |        | XX-14B |        |
|-------|------|---------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
|       |      |                     | 训练前    | 训练前    | 训练后    | 训练前    | 训练后    | 训练前    | 训练后    |
| 基本信息类 | 会议名称 | 213                 | 79.81% | 32.86% | 69.01% | 86.38% | 88.26% | 87.79% | 85.92% |
|       | 举办时间 | 200                 | 76.50% | 29.00% | 74.50% | 76.00% | 95.00% | 91.00% | 92.50% |
|       | 举办方  | 191                 | 77.49% | 25.13% | 61.78% | 75.92% | 85.34% | 83.25% | 87.96% |
|       | 承办方  | 74                  | 79.73% | 14.86% | 62.16% | 64.86% | 85.14% | 77.03% | 82.43% |
|       | 会议地点 | 173                 | 74.57% | 28.32% | 72.83% | 61.27% | 89.60% | 89.02% | 88.44% |
|       | 小计   | 851                 | 77.44% | 27.73% | 68.86% | 74.62% | 89.19% | 86.84% | 88.13% |
| 性能提升  |      |                     |        | 41.13% |        | 14.57% |        | 1.29%  |        |

如表 4-7-2 的数据所示，以高校等行政事业单位在报账业务中常见的《会议通知书》的要素信息抽取任务进行初步训练后的数据为例，不同的基础模型针对同样的任务具有不同的性能；同一基础大模型在针对性微调训练后，相较于基础大模型均产生了较大幅度的性能提升。因此一系列针对不同任务的微调训练模型是大模型技术落地智能财务不同应用场景的一个关键环节。

#### • 特定领域专用小模型

当前，大模型更多优先考虑任务处理的泛化能力，往往在一些具体任务的处理上精度不如专业领域的小模型，尤其是当前多模态大模型的性能还处于较为初级的阶段，典型的如票据识别，基于多模态大模型进行票据识别所获得的性能仍然远不如专业的票据识别小模型（虽然可能都是基于 Transformer 算法架构，但仅处理票据识别任务的小模型在模型体量、计算资源耗费和模型精准度等方面仍然领先于大模型）。此外，一些风险预测、资产定价等领域的算法，并非当前大语言大模型或多模态模型架构适用的范围。因此在有了大模型之后，智能财务要在应用环节落地，仍然需要建立一系列的专业领域小模型。

#### • 财务知识图谱

财务是一个典型的对精确性、可解释性要求极高的领域，而算法模型则是以统计为基础的预测（本质上无法做到精准），且机器学习（深度学习、大模型等都是神经网络、机器学习的领域）经由网络参数和连接获得的“智能”（实际上是隐含于参数的知识）不具备可解释性。因此为保证智能财务的落地可用，必须通过知识图谱等显性的、明确的、可解释的知识体系与模型算法进行融合应用。因此针对不同的财务应用领域构建不同的事理图谱是智能财务极为重要的基础工作。

### (2) 智能财务能力组件

财务是一个典型的“知识密集型”业务，且专业知识的应用往往贯穿在不同的应用场景之中。以常见的教职员工报账为例，报账人在业务发生前，可能需要了解到所在单位的具体财务制度、政策，以便在业务开展过程中遵循。会计人员在对报账业务进行审核的过程中，也需要遵循同样的财务制度、政策。针对这两个场景，可能分别有智能制度问答应用和智能审核应用进行支撑，但往往因为两者应用环境、场景的不同，其所用的实现方式也截然不同，最典型的做法通常是：为了解决问答应用的需求建立了一个“知识库”；另一方面，为解决审核应用的需求建立了一套“规则库”。两者虽然源自相同的知识，

但两者之间的知识表达形式完全不同、对知识本身的覆盖程度也有差异，这两者之间到底“谁”完整、清晰的体现了知识的本原，无法界定（到底知识库是对的，还是规则库是对的？），因此两者在应用时也往往给出不一致的结果。类似这种各自建设、各自解读，各自应用，从而导致业务实际执行和财务要求出现偏差的情况并不少见。

因此，一个系统性规划的智能财务工程体系，在面对此类问题时须建立更科学的层次结构，即将应用与知识 / 能力进行分离。场景应用可以多样，但最终调用的 AI 能力保持一致，从而实现业务处理的一致性。

借鉴 OpenAI 的 GTPs 体系，智能财务工程化应用体系设计面向财务的智能组件体系 AACs（Accounting AI Components 会计智能组件），通过一系列会计智能组件将 AI 能力面向应用场景进行抽象封装。不同业务场景存在本源一致的处理环节时，通过引用预先封装的会计智能组件，实现知识适用、处理能力的一致性。

### （3）财务智能体（AI Agents/ 数字会计 / 智能助理）

财务智能体是针对不同的业务场景、应用环境创造的，基于不同会计智能组件的编排和调用，实现对具体业务场景下的智能处理。

不同于 AACs 更偏向于某一个业务片段或通用基础环节的处理，财务智能体更偏重于针对某一个特定业务的完整处理能力。参考图灵奖得主 Yoshua Bengio 在 NeurIPS 2019 发表的《From System 1 Deep Learning To System 2 Deep Learning》（中文名《从快思考到慢思考》）报告的观点，与人类认知模式相似，人工智能也存在所谓的 System1 “快思考”和 System2 “慢思考”，“快思考”通常基于直觉、感知、简单语言给出反馈（比如与财务智能相关的票据识别、通过报账附言判断业务场景等），这一层次的思考往往简单、直接、通用，是一个无状态的思考过程，不具有场景复杂性。但“慢思考”则更类似人类在完成一个较为复杂任务时进行的一系列步骤化、逻辑性的推理、判断和处理的过程，将一个复杂的问题拆分为若干较为简单的问题，其中每一个步骤可能是一个“快思考”，也可能是一个较原有问题简单的子问题。基于此理论设计的智能财务工程支撑体系中，AACs 对应于快思考，而 AI Agents 更偏向于“慢思考”能力的建设。

因此，基于丰富的 AACs（智能财务能力组件），通过流程编排、逻辑推理融合调用的方式（如图 4-7-2 所示），可以构建一系列面对不同财务业务、财务场景应用的 AI 智能体，这些 AI 智能体具备了与人类会计相似的基于专业知识和经验的问题求解、处理能力，得以替代人类会计接管（或者辅助）相应的财务处理过程。

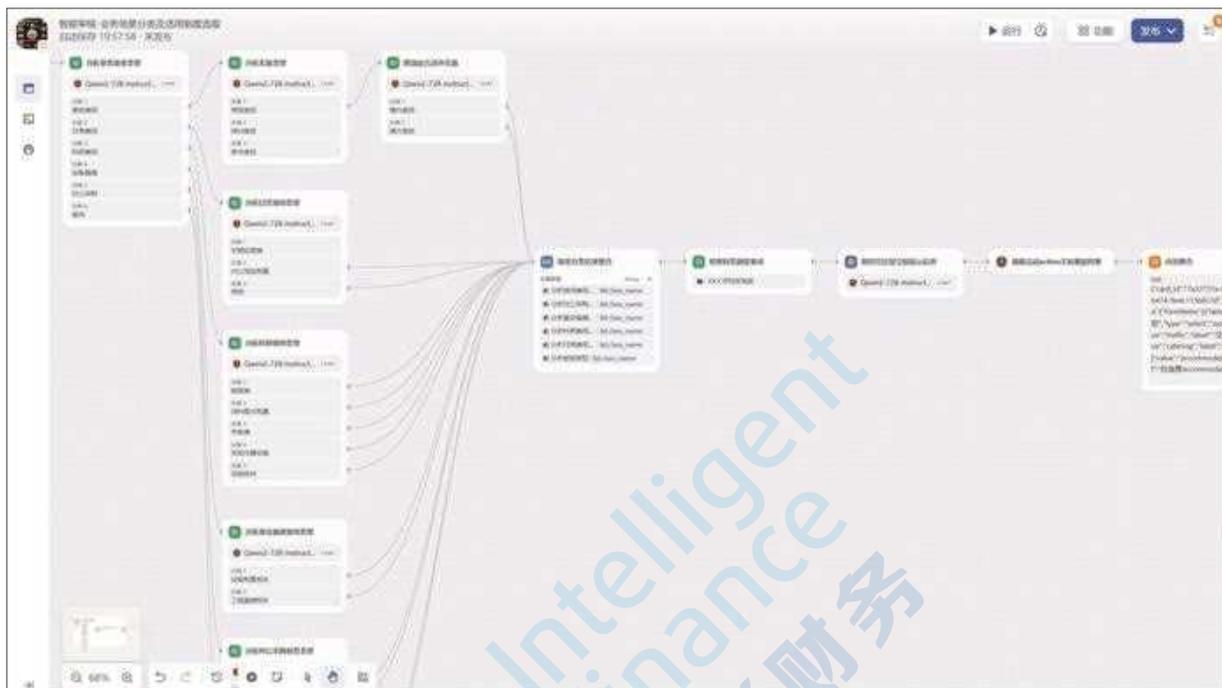


图 4-7-2 基于对话的助理类财务智能体创作开发

#### (4) 用户场景与应用衔接

虽然 AI 原生 (AI Native) 应用不断涌现,但聚焦于财务业务领域,大量的基础财务软件(如:总账、核算、预算、支付等)仍然起着不可或缺的作用,且不可能随时任意进行替换。因此,如何将智能化的处理能力与传统的软件系统进行衔接、融合,充分发挥 AI 与财务软件(会计工具)各自的优势,也是智能化应用落地的重要环节。

G 大学智能财务建设项目中所构建的智能财务助理、智能预算助理、智能审核会计、智能核算会计等一系列 AI Agents,通过非侵入式的智能体应用融合运行平台与原有的财务软件(核算系统、预算系统、财政一体化平台等)进行衔接、融合,为原有非智能化的财务软件,装上了智能财务大脑。

#### (5) 案例应用效果与前景

以智能财务工程化应用体系为基础,G 大学通过智能财务平台的建设,实现了对各类原始凭证(包括业务佐证材料)等进行精准的结构化处理,将财务导入全数字化环境,提升了财务数据的准确性和可用性。同时,基于财务大模型、财务专业知识图谱等认知智能技术的应用,通过算法帮助报账人智能填写报账单,实现了极简的报账体验。另一方面,通过算法仿真专业财务人员的推理判断能力,帮助财务人员智能完成费用支出的审核和核算工作,将财务人员从繁琐的审核、核算等基础工作中解放出来,使之能够专注于更高价值的成本分析、预算绩效管理工作,从而提升整个财务部门的价值贡献和工作效率。

从应用效果的量化指标上来看,原先报账的周期在 10 个工作日左右,经过智能化建设后,报账通常在一个工作日内即可能完成(最快只需要 5 分钟);报账师生填写报账单从原先的最少 15-30 分钟转变为与 AI 对话式沟通的模式,最多只

需要 1-2 分钟，复杂度大大降低，师生满意度大幅提高。财务处长年投入报账相关工作的人员，从 10 人减少到不到 2 人（仅需对部分重点、重大业务进行复核，周期性抽审部分业务），人员压力大幅度降低，效率大幅提升。

另一方面，经由智能报账所获得的多维数据对于 G 大学在费用支出方面的精细化管控起到了显著的基础性作用，例如：日常办公相关的采购支出，以往在核算环节上仅能依靠人员自行选择的方式归集到数据的第 2-3 级（如：办公用品），要么数据的颗粒度太粗无法有效进行针对性的管控，要么要耗费财务人员的经验人为进行判断，消耗大量的人力投入。智能报账平台上线后，可以清晰的做到办公 - 纸制品 - 笔记本、办公 - 纸制品 - 复印纸 - 80 克等数据颗粒度，甚至不同品牌、不同规格、不同供应商供应的产品名类等更精细的粒度，对于费用、采购、科研支出的目的、用途建立了更精细的管控能力。

### 4.7.3 应用场景

#### (1) 智能财务助理

对一般教职员工（业务人员）而言，财务是一个复杂的专业领域，如何帮助教职员工以最便捷的方式开展与财务相关的工作，以通晓财务专业知识的财务大模型和财务知识图谱为基础，通过自然语言对话模式，很好的实现了财务政策、制度的清晰解答和财务相关业务的快速办理，为业务人员开展财务相关工作提供了极大的便利，实现了财务管控的前置化和隐形化，如图 4-7-3 所示。



图 4-7-3 基于对话的智能财务助理（示例）

### 智能财务助理的主要能力：

#### • 政策、制度的解答

智能财务助理通过“学习”学校的相关政策、制度，针对用户提出的问题给出“最贴切”、“有援引”、“有温度”的答复和指引。大量减少了业务人员与财务人员之间因为知识领域的区别差异而产生的大量低效率、低质量沟通，释放了财务人员的工作产能，如图 4-7-4 所示。



图 4-7-4 智能财务助理解答财务制度与要求

#### • 事前申请代办

智能财务助理通过自然的对话方式，帮助用户建立差旅行程计划，提交事前申请和其他相关操作，简化了用户操作软件提报申请的繁琐，如图 4-7-5 所示。



图 4-7-5 智能财务助理处理差旅事前申请

智能财务助理围绕财务管理的前期工作（业务发生前），通过财务大模型自然语言理解、生成能力和专业的财务知识（包括模型参数知识、图谱知识、客户自有知识），担当业务用户的财务助理。

### 大模型应用于智能财务助理的关键技术：

#### • 意图识别

一个较为复杂的智能助理通常具备多项不同的能力（如：政策的问答、任务的办理等），如何识别用户文字中的意图并将其与多种潜在任务的执行处理相关联，是智能助理的关键能力。

为实现该能力，基于智能助理潜在可能面对的各类提问、对话句式、内容、常用语，微调训练了一个对话意图识别的微调模型，基于该模型的能力对对话中的任务处理意图进行识别，控制对话和任务处理的流程。

#### • RAG 检索增强生成

RAG (Retrieval-Augmented Generation, 检索增强生成) 本质上是将模型之外获得的特定领域专业知识，通过检索（向量检索、图谱检索等）、筛选（权重排序）后，将相关的内容注入大模型推理过程中，从而在特定领域提升大模型生成输出内容、推理判断的准确率。

在财务领域，在适用的法律、法规、制度、准则之外，各单位还有自己内部的会计政策、制度要求等，这部分内容一方面个性化显著，另一方面通常存在一定的私有保密要求，并不合适通过参数训练的方式让大模型容易学习，因此，在大模型的通用知识基础上，通过 RAG 技术，将用户私有的知识与模型通识进行融合，可以让大模型产生的输出更加符合用户的实际（避免因大模型产生的低质量、错误内容）。

## (2) 智能填报

填报是财务业务的发起点，填报的质量与数据详尽程度，直接影响整个业务的处理。

传统模式下，填报质量的高低取决于业务发起人对财务知识掌握的程度，以及个人的认真、细致程度，是一个典型的耗时、费力、价值感知度低的工作。G 大学长期以来的报账难，填报占据了其中大部分时间。该环节的低效、低质，也同样牵扯了大量财务人员的精力，成为业财间矛盾的焦点。

基于 G 大学智能财务平台的工程化应用体系，以大模型驱动的 NUI（自然用户交互）模式为核心，融合 GUI（图形用户交互）模式内容展示清晰的优点，创作开发了智能填报助理。

如图 4-7-6 所示，智能填报助理根据用户通过自然语言输入的信息对用户所需报账的业务场景进行理解，判断用户所要提交的报账业务属于何种场景。



图 4-7-6 智能填报助理接受任务

在明确用户的业务场景后，如图 4-7-7 所示，智能填报助理对招待费用的政策进行解读，将必须要提供的原始凭证信息提示给用户，引导用户进行相应的操作。如图 4-7-8 所示例，用户依照引导从智能票夹中选择相应的票据。



图 4-7-7 智能填报助理按步骤引导用户进行操作



图 4-7-8 用户根据引导从智能票夹中选择票据、单据

接收到用户选择的单据后，智能填报助理对单据的完整性进行检查，判断用户少提交了关键的佐证材料，助理提示用户对该材料进行补充，用户补充后，助理进一步进行业务要素的完备性检查，如图 4-7-9 所示。



图 4-7-9 智能填报助理提示用户补充必要的佐证材料（示例）

智能填报助理经过推理，判断用户所提供的信息（语言、票据、单据）中，缺少必要的关键要素，于是通过对话框提示用户补充关键信息，如图 4-7-10 所示。



图 4-7-10 智能填报助理提示用户补充必要的信息

用户补充关键信息后，智能填报助理对业务进行预审，发现业务信息不正确，导致超出了费用标准，提示用户对信息进行更正，如图 4-7-11 所示。



图 4-7-11 智能填报助理提示业务存在疑问

用户更正相关信息后，智能助理判断业务符合填报要求，调用算法构建报销单数据实体，并代用户提交到报账系统中，如图 4-7-12 所示。

图 4-7-12 智能填报助理提交报账单

报账系统接收到智能填报助理提交的报账单, 可以看到报账单内相关信息完整、细致, 业务单据中的相关数据已经按照财务规范口径进行了整理和统计, 极大的减少了报账人在填报端的消耗, 同时也为后续的财务处理进行了充分、细致的前置工作, 如图 4-7-13 所示。

| 序号 | 出发地         | 目的地         | 行程号   | 行程组编号 | 员工ID  | 姓名 | 操作         |
|----|-------------|-------------|-------|-------|-------|----|------------|
| 1  | 北京市/北京市/丰台区 | 福建省/福州市/仓山区 | 00001 | 1     | 27832 | 张明 | 查看详情/删除/打印 |
| 2  | 福建省/厦门市/思明区 | 福建省/福州市/仓山区 | 00002 | 1     | 20218 | 李强 | 查看详情/删除/打印 |
| 3  | 福建省/福州市/仓山区 | 福建省/厦门市/思明区 | 00002 | 2     | 20218 | 李强 | 查看详情/删除/打印 |
| 4  | 福建省/厦门市/思明区 | 福建省/福州市/仓山区 | 00003 | -1    | 20218 | 李强 | 查看详情/删除/打印 |

图 4-7-13 报账单 (示例)

### 大模型应用于智能填报助理的关键技术

#### • 业务场景识别

智能填报助理需要面对的业务场景众多，不同场景下对应的操作要求、数据要素、业务标准、制度规范可能存在很大的不同。因此，如何识别用户文字中所指向的业务场景，并将其与多种潜在任务的执行处理相关联，是智能填报助理的首要关键能力。

为实现该能力，基于智能填报助理潜在可能面对的各类业务场景表述、对话句式、内容、常用语等微调训练了一个业务场景识别模型，基于该模型的能力对场景进行甄别。

#### • 场景要素补全

在与用户交互的多轮对话中，要素信息不断得到补全，通过大模型对对话内容中的潜在要素信息进行抽取和结构化，并在任务过程中形成长期记忆。基于智能财务工程化应用体系框架所提供的智能体开发平台和财务大模型，要素信息在对话中不断被探查搜集、结构化、标准化并记忆下来，为智能填报助理的快速上线提供了底层框架支持。

### (3) 智能稽核

财务人员对费用支出进行稽核、核算是投入精力大但价值感不高的基础性工作。对于财务处室部门而言，大量的财务专业人员的时间、精力被消耗在此类基础工作中，又进一步限制了更高价值工作的开展。因此，通过大模型进行智能稽核工作，从而把有经验的财务专业人员从基础工作中置换出来，是当前技术条件下破解财务工作压力的最优解。

智能稽核的核心能力是对财务专业知识、制度规范的理解能力，在面对不同业务时能自主的调用相关知识、规则、算法对业务中的要素数据、信息、潜在问题进行推理和判断。

如图 4-7-14 到 4-7-16 展示的部分业务审核示例，智能稽核在绝大多数业务领域具备了类似人类会计的处理能力，其精准性、细致性和高效性已经超越了人类会计。同时，基于人机协同的工作模式，对于需要会计人员进行自由裁量、灵活处理的业务片段，复核会计人员可以随时介入并接手智能稽核处理的业务，从而将机器智能与人类的智能有机的衔接起来，实现了业务处理的高效率、高质量。



图 4-7-14 智能稽核审核差旅费用支出



图 4-7-15 智能稽核审核业务接待费用支出



图 4-7-16 智能稽核审核科研项目费用支出

### 大模型应用于智能稽核的关键技术

智能稽核是一个复杂的处理过程，综合性的应用了 RAG（检索增强生成）、文本要素抽取、业务场景识别、知识图谱检索增强等一系列技术、算法和模型，其核心是确保大模型在推理判断（处理过程）中的指令遵循能力。因此，平台基于针对业务明确定义的知识图谱，通过知识图谱检索增强（Graph-RAG）技术，将明确的处理逻辑注入大模型推理过程中，确保各环节的处理（调用）得以执行。

## 4.8 人工智能大模型技术赋能 H 投资集团财务应用

### 4.8.1 总体情况

#### (1) 需求背景

H 集团为中央直接管理的国有重要骨干企业，系中国最早设立的综合性国有资本投资公司之一。H 集团拥有全资及控股子公司 18 家，全资及控股投资企业近 500 家，其中包括多家控股上市公司，涉及能源产业、数字科技、民生健康、产业金融等多个业务板块。

H 集团作为国有资本的专业投资平台，引领产业变革、提升资本回报、规避资本风险是其区别于其他企业集团的管控特征。多元管控模式为财务管理带来了更复杂的挑战。伴随着集团的快速发展，传统的财务管理体制已无法支撑集团控股投资与基金投资“双轮联动”的发展要求，各企业之间财务人员业务能力和综合素质不均衡的结构性矛盾日益突出，对于产业多元化发展，也给集团带来管理成本增加、管控边界冲突、会计信息相关性降低等管理难题。相关管理挑战在影响财务管理的同时，也给集团管理决策与投资单位运营创新带来管理桎梏，为了应对挑战，把管理集约化、信息平台化、服务智能化、经营数字化定位为集团数智化转型的基本原则。

## (2) 发展现状

集团公司在 2016 年总部职能重塑优化改革方案中，提出适时设立母子财务共享中心的思路，通过建立财务三分管理架构，结合集团实际情况，分层、分步建立集团财务共享中心，优化战略财务、共享财务、业务财务能力。基于数智化转型原则，H 集团率先通过建设财务共享中心方式实现财务管理的集约化与财务管理工具的平台化。同时，结合国务院国资委对于司库管理建设的要求，在稳步推进财务共享中心建设过程中，同步推动“1+3”的司库体系建设，实现总部、财务公司、财务共享中心与海外资金业务的整体统筹规划与分步建设。

H 集团通过管理体系优化与信息化体系的建设，初步实现了财务制度标准化、业务流程合规化、会计凭证自动化、财务基础工作集约化。财务共享中心大幅提升财务工作效率和财务服务质量，以不到百人的财务团队服务集团五百余家企业上千家核算单位，先后覆盖集团 19 个板块 60% 以上的企业，在将财务人员从基础财务工作中释放出来，向高附加值工作转型的同时，也为业财融合创新探索了新的边界。

在“十四五”期间，H 集团提出“3341”的财务战略目标，把财务共享定位于落实“三化理念”、构建“三个体系”的有效抓手。H 集团通过共享和司库体系建设，基本达成了管理集约化的目标，实现了信息平台化整合，为服务智能化、经营数字化奠定了管理制度、组织保障和管理平台的前提保障。

对此，H 集团财务部门在进一步扩大财务共享全板块、全业务覆盖外，希望借助智能化的技术手段，进一步提升交易处理工作效率、提升集团风险和合规管控力度、以价值视角整合业务财务数据，实现财务管理数字化转型与价值创造，在建设世界一流财务管理体系过程中发挥作用。

### 4.8.2 典型案例

根据内外部建设背景与数智化转型路径规划，H 集团结合政策导向，基于自身数智化现状，围绕财务数智化转型探索通用人工智能的系统化应用。

在政策环境层面，大模型在全球范围内受到广泛关注和研究，被视为新一代人工智能应用的基础设施。2023 年以来，国资委不断加快推动央企发展人工智能应用，充分发挥应用场景及数据优势，加快推动人工智能在工业场景应用，推动工业企业数字化、智能化转型升级，携手上下游企业共同打造产业生态。2024 年 2 月 19 日，国资委专门召开“AI 赋能产业焕新”中央企业人工智能专题推进会。会议要求，中央企业要把发展人工智能放在全局工作中统筹谋划，要加快布局和发展智能产业，加快建设一批智能算力中心，并开展 AI+ 专项行动，强化需求牵引，加快重点行业赋能，构建一批产业多模态优质数据集，打造从基础设施、算法工具、智能平台到解决方案的大模型赋能产业生态。国资委加快推动人工智能发展，是央国企发挥功能使命，抢抓战略机遇，培育新质生产力，推进高质量发展的必然要求。

在企业数智化发展层面，H 集团财务十四五规划中明确提出财务数字化与智能化转型要求，强调结合实际应用场景深度探索人工智能技术应用，做到实用、管用，推动实现提质增效。在财务信息系统建设中，H 集团已积极尝试智能识别、智能报账、智能审核等应用场景，但受限于缺乏统一规划和集中管理，存在资源和技术重复投入现象。同时，现有智能应用多数还停留在初级阶段，缺乏模型算法、机器学习、大模型等高阶的人工智能技术应用。

在外部政策指导、人工智能技术迅猛发展和自身智能化转型的共同推动下，H 集团正逐步借助人工智能、大数据等先进能力，结合财务应用场景，构建基于大模型的智能化应用框架，旨在推动集团财务信息化工作迈向智能化、精细化，为

集团的持续健康发展提供有力支撑。

基于内外部因素，H 集团针对人工智能应用探索进行了整体的智能化框架规划，在集团业务中台和数据中台建设的基础上，以通用大模型和结合财务领域知识形成垂直大模型为依托，以应用场景为切入点，深度集成机器学习、深度学习、自然语言处理、语音图像识别等技术，与知识库、业务系统、数据分析系统等集成，形成面向业务场景的智能助手。智能化应用框架具备坚实的底座和良好的扩展能力，可以根据业务场景驱动，不断丰富和拓宽 H 集团智能化场景。H 集团财务智能化整体方案思路如图 4-8-1 所示。



图 4-8-1 集团财务智能化整体方案思路

在明确人工智能应用架构之后，将相关人工智能技术结合 H 集团 IT 现状进行智能应用融合。整体技术架构分为基础设施层、模型层、AI 平台层和展现层四个层次，如图 4-8-2 所示。



图 4-8-2 集团财务智能化技术框架

**基础设施层：**底层的基础设施层通过算力、数据和算法三个方面的有机结合，为大语言模型层提供了稳定且高效的技术支撑，确保模型能够在大规模数据上进行强化训练和精确推理。

**模型层：**可根据实际应用场景选择通用大模型或私有化大模型。H 集团采用了公私双轮迭代的形式，保持技术先进性的同时，确保安全性、隐私性。

**AI 平台层：**模型预训练是 AIGC 技术应用于实践不可或缺的关键基础。通过预训练，模型能够在大规模数据集上学习并积累丰富的知识和经验，为后续的任务提供强有力的支撑。与此同时，各种先进的算法框架和组件的融入与完善，使得 AIGC 技术得以真正落地到实际应用中。其中关键功能概述：

✓ 模型训练，通过深度学习对标注数据进行训练，模型训练完成后，可以评估模型的性能并进行调整。数据标注和模型训练是一个迭代的过程，通过不断优化数据标注和调整训练参数，可以获得更好的模型性能和更高的准确性。

✓ 算法框架，通过 RAG 检索增强生成技术，可以引导模型生成更准确、更具信息量的内容。同时，结合提示词工程与微调技术，大模型能够在不同任务上展现出更加精准、更加相关的输出结果。此外，多模态 Agents 的协同合作能够高效地完成复杂任务的分解与执行。

✓ 组件服务，对具体应用场景提供的一系列组件抽象封装，包括 OCR 识别、规则引擎、分析引擎等组件。

✓ 通用智能能力，AI 平台层提供了角色扮演、智能问答、智能执行、逻辑推理、内容生成、分析决策等通用的智能能力，可以供应用层调用和封装，形成场景级的智能助手。

**展现层：**是直接面向最终用户的交互操作层，涵盖了 Web 端、移动端 App 等各种形态的产品和服务入口。展现层面充分利用 AI 平台所提供的强大功能和人工智能技术，按照不同业务场景的具体需求，设计和构建出各具特色的智能助手以及智能应用程序。除提供更加便捷、高效和个性化的自助式服务体验外，还能为用户提供富有洞察力的决策支持和预测性建议，显著提升用户体验和满意度。

### 4.8.3 应用场景

#### (1) 共享服务与智能问答

伴随集团财务信息化建设逐渐成熟，信息系统数量也同步增加，如财务共享系统、司库系统、核算系统等。同时由于财务共享造成的财务服务异地化响应，给非财部门的服务体验带来一定影响。而对于财务人员而言，日常工作中会面临在不同系统中处理不同业务的情况，当财务人员对于系统操作不熟悉或接触新业务时，会造成较大的学习成本，也会降低工作效率。此外对于近年颁布的财会政策与属地制度要求，也给集约化管理带来较大挑战。

H 集团借助人工智能大模型建设了智能问答机器人，通过一问一答的形式，识别用户意图，给出相应的答案，帮助用户快速解决问题。区别于传统基于 NLP、知识图谱等技术构建的智能问答机器人来说，利用人工智能大模型能够处理复杂的语言能力，不仅可以提高问答的准确性和效率，还能够面向不同用户生成个性化的回答，更加符合用户日常语言习惯，帮助财务人员提高工作效率、降低学习成本、改善用户体验。对于满意度较低的问答结果，集团进行专题治理，按场景提升服务效能。

在智能问答机器人建设初期，为了保证答案的准确性，系统可以预先将基础知识、常见回答等信息内置到系统中，形成知识库，问答机器人优先从知识库中搜索相关内容并进行回答。等到问答机器人运行稳定后，即可扩展全域信息进行检索。如图 4-8-3 所示，当用户提出《中华人民共和国环境保护税法》等近年新的财税制度问题时候，智能问答机器人就能根据对相关财税政策的统一学习自动给出相关答案，为用户带来更快速、更便捷的信息查询和问题解决服务。



图 4-8-3 通用人工智能在智能客服中的应用

## (2) 管理报告与智能分析

在共享流程驱动的支撑下，H 集团沉淀了更为丰富多元的业财数据要素。结合近年国务院国资委对于发挥财务部门数据中心的要求，以及相关部门对经营支撑的分析需求，数据驱动与数据服务愈发成为财务部门服务的核心能力之一。在常规模式下，需要通过需求提炼、业务建模、实施配置等线下线上协作，才能获取到分析结果，便利性、时效性、准确性等方面的体验都不够友好，无法满足集团实时经营分析的要求。

对此，H 集团通过大模型的应用，智能分析机器人可以结合语音识别和自然语言处理，更加准确地理解用户的查询意图，从而提供个性化的查询结果。用户只需输入或说出想要查询和分析的内容，如“我想看看本年以来各单位销售收入和销售利润的对比情况”，系统立即自动进行语音识别、自动理解文本语义、自动检索合适的数据、自动匹配合适的分析模型，最后自动生成图、文、表格并茂的数字仪表盘分析主题展示给用户。大模型具备跨领域、跨话题的知识获取和推理能力，可以对复杂的数据集进行深度挖掘和智能分析，从而为用户提供全面且深入的洞察，优化用户体验并提升决策效率，如图 4-8-4 所示。

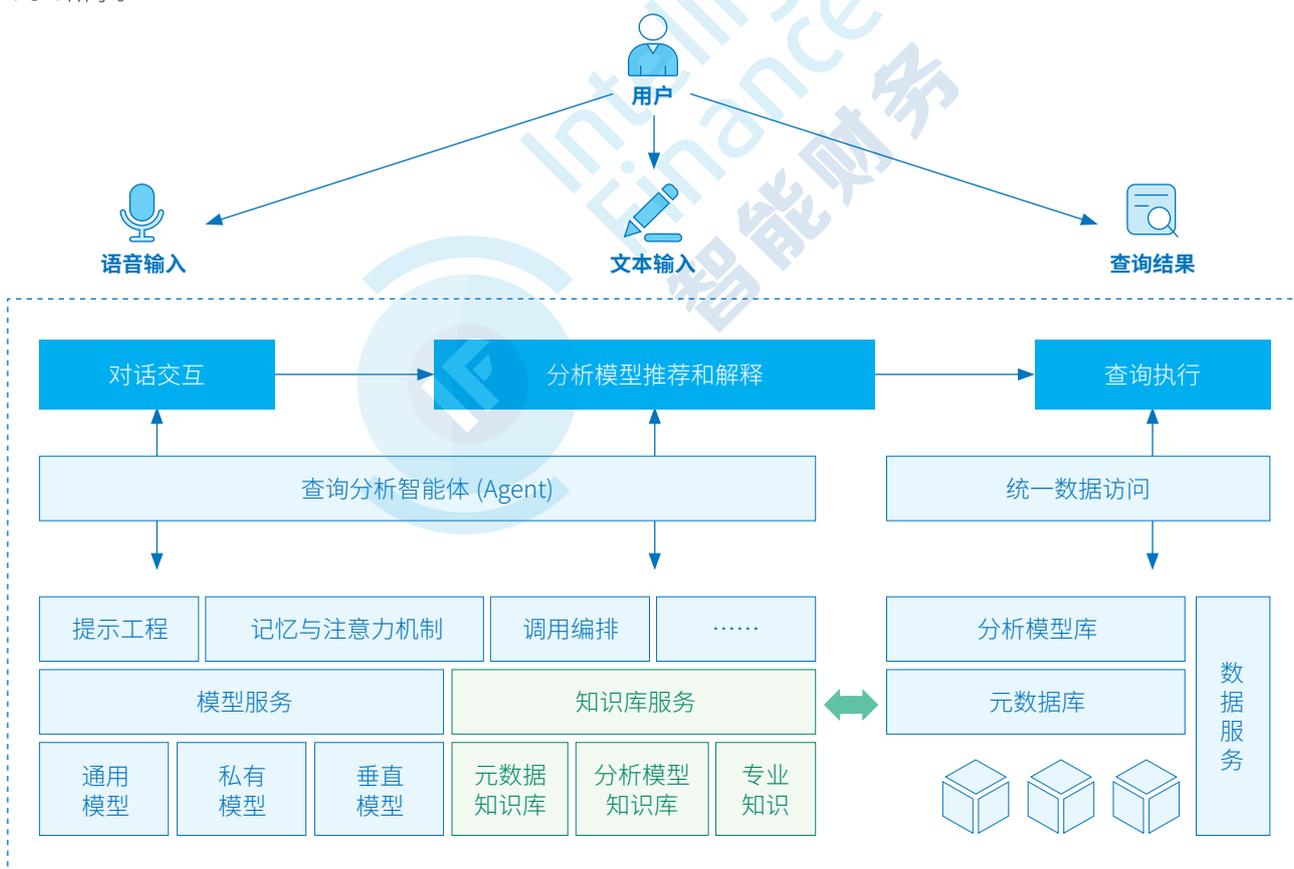


图 4-8-4 通用人工智能在管理报告中的应用

### (3) 司库管理与虚假贸易识别

司库体系建设在近年财务管理当中备受重视，在司库体系建设逐渐成熟的过程中，不断加强新的监管要求，2023年围绕虚假贸易融资提出具体监管要求。虚假贸易表现形式多样，具有一定的隐蔽性，实现贸易风险监测除了采集ERP等前端业务系统的贸易品类、客商信息、购销合同信息、收付款单、发货单与物流协议信息构建融资性贸易业务数据池和基于监测场景规则库进行规则检测外，还可以基于大模型的能力，对签订的合同等非结构化数据进行智能审查评估。H集团通过历史合同训练虚假贸易合同的特征，自动提取合同中的条款和关键要素，并结合客户信用数据、物流信息、出入库单、交货单等，识别出借贷敏感词、关键条款缺失、非贸易条款等各种异常风险，进一步提升对贸易风险的防控能力，通过贸易业务合规促进企业健康稳定发展，如图4-8-5所示。



图 4-8-5 通用人工智能在虚假贸易融资中的应用

大语言模型能够基于法律、合同等相关数据进行微调训练，从海量的合同文本中学习到各类合同（销售、采购等）的合同关键条款。使用OCR技术将合同各类附件从纸质文件转化成可以进行处理的电子化文本，根据不同种类合同进行关键要素提取，比如提取合同其中的标的物、金额、重要条款等，对于各类型合同可以通过规则提取或利用NLP的一些算法训练抽取模型。在合同审阅过程中通过智能化技术辅助人工进行审核。

在合同审阅的过程中，H集团借助大语言模型技术帮助系统检测合同是否符合法律、法规要求等方面的规定；通过对合同关键要素和主要条款的提取，自动识别出合同中存在的任何违规行为和潜在的合规问题；判断合同内容是否完整、是否存在缺漏条款、是否存在借贷条款约定等方面问题，并给出相应的建议和解决方案，从而完成合同智能审查和风险预警提示，为精准定位虚假贸易链条提供了高效的支撑手段。

### (4) 决算分析与填报助手

加强决算复盘能力是一流财务体系建设的重中之重，H集团为进一步方便单位做好年度部门决算工作，切实提高工作

效率和提升决算质量，节约审核时间，在整个决算填报审核周期利用大模型技术能力的赋能，为企业提供智能化决算会审服务，从系统交互、填报审核、财务报告等方面提供全新的智能体验。通用人工智能在财务决算中的应用如图 4-8-6 所示。



图 4-8-6 通用人工智能在财务决算中的应用

**决算填报智能助手应用：**通用人工智能作为决算专家的角色，对基础的财务概念、决算流程及填报规则等知识进行解答，帮助填报人员快速完成填报工作。随着决算填报知识库的不断完善，还能针对具体问题给出专业的填报建议，更智能快捷地辅助员工完成填报工作。

从全过程填报协助到相关数据应用分析，智能决算分析管理可以通过跟助手的对话交互，更方便快捷的完成对决算任务的一键审核。H 集团通过大模型的逻辑推理能力，还能为管理者提供经营状态的实时诊断，并能按照需要生成数字文本、图表等内容丰富的分析报告，包括企业财务状况、经营成果和现金流量等各方面的业务分析及生成专业的诊断建议，全面提升企业数字财务管理水平和管理效能。

### (5) 工程风险评价与合规管理

近年来围绕工程项目的风险管理一直为各级国资委和央企所关注。H 集团作为投资行业龙头，下属企业工程项目类型多样，各类项目差异巨大，且地点分散，难以进行统一的项目管理和评价，而工程全周期核算既是工程项目管理的难点，也是审计工作的重点。为了有效反映工程建设规模，提升工程管理水平，H 集团结合大模型的能力，建设了账外工程风险模型，以提升公司工程管理水平，降低账外工程管理风险。

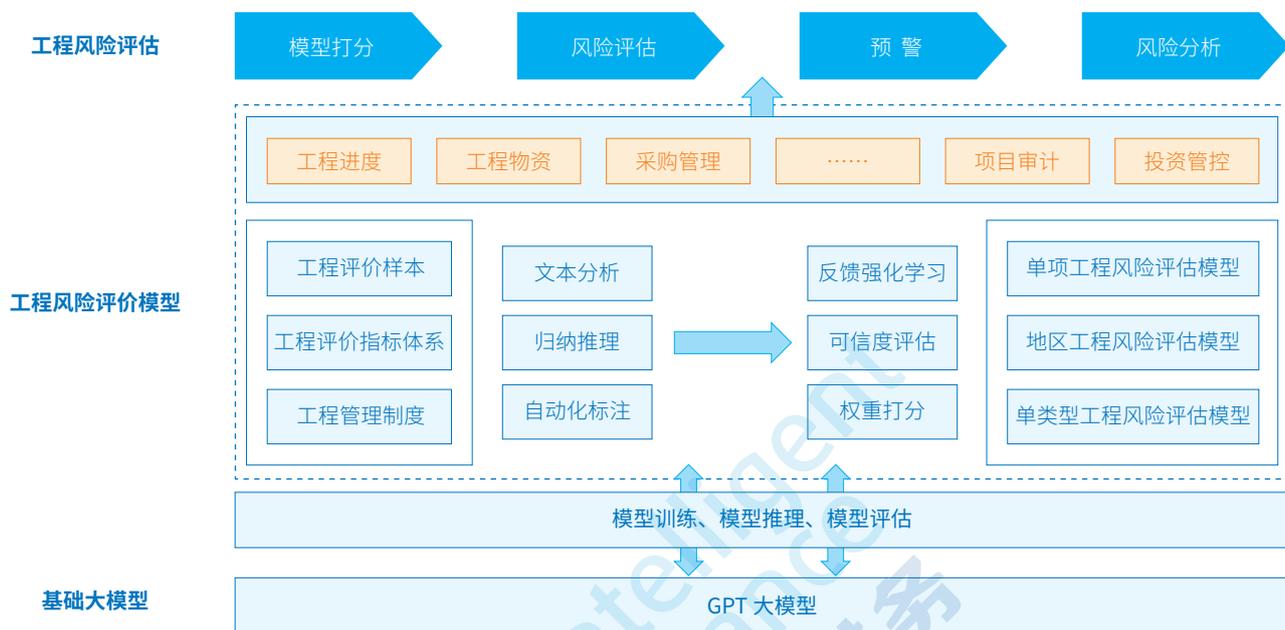


图 4-8-7 通用人工智能在工程核算中的应用

基于集团大模型底座，H 集团通过打通相关部门数据，借助智能化手段实现文本分析、自动化标注、归纳推理等内容，结合工程评价指标体系，打通多个工程相关业务系统，训练形成了包含单项工程风险评价、地区工程风险评价和单类型工程风险评价等内容的账外工程风险模型，并通过反馈强化学习、可信度评估、权重打分等对模型进行优化，如图 4-8-7 所示。该模型体系从投资管理、工程进度、物资管理、采购管理、项目审计、竣工管理等领域，对大量工程项目进行精确识别，通过综合打分、风险级别评价等，将疑似风险范围缩小到几十个项目范围内，为账外工程风险预警提供精准靶向目标。

## 5. 人工智能大模型财务应用局限性和关注问题

以 GPT 为代表的人工智能大模型技术的快速发展为财务数智化转型带来了无限生机，但是企业在建设落地和应用实践过程中依然需要谨慎对待人工智能大模型技术与财务应用场景的融合，尤其是需要思考人工智能大模型技术在财务领域应用的局限性和可能面临的问题。

### 5.1 人工智能大模型技术财务应用局限性

- 复杂计算的准确性

人工智能大模型技术需要进行复杂大规模的计算，其准确性是一个重要的并且难以保证的事项。以 GPT 模型为例，它是一种基于 Transformer 模型的生成式预训练模型，其原理是在大规模语料库上进行预训练，然后在特定任务上进行微调，以生成自然语言文本。虽然 GPT 有很强的预测和生成能力，但并不能直接解决数学计算问题，其优势在于处理文本数据并学习其背后的模式，包括某些数学规则，但对于某些复杂的数学问题，依然需要依赖于专门的数学软件或程序库来解决。

- 结果的不确定性

人工智能大模型技术能够解决诸多问题，但其结果也存在着不确定性的可能，主要来自两个方面：随机性和泛化性。随机性是人工智能大模型的生成结果具有一定的随机性，相同的输入可能会得到不同的输出。这是由于大模型中存在随机性的 dropout（随机失活：对具有深度结构的人工神经网络进行优化的方法）和随机采样等操作。泛化性是人工智能大模型在面对未知数据时的表现能力。虽然人工智能大模型经过了大规模的预训练，但是在实际应用中，可能会遇到与预训练数据不同的数据分布，从而导致其表现下降，甚至出现所谓的大模型“幻觉”。

### 5.2 人工智能大模型技术财务应用关注问题

- 大小模型的协同应用

人工智能大模型的优势在于对自然语言的识别和意图理解，但是在财务领域，还有很多需要更加精准的场景，需要构建细分场景的精细化小模型，并与大模型配合应用提供解决方案。企业财务应用场景主要体现在复杂文本分析处理和财务决策与预测等方面，例如合同条款抽取和风险识别场景，我们可以通过整合知识图谱、命名实体识别（NER）、要素抽取、风险分类等小模型与大语言模型协同，实现对复杂条款的准确理解和抽取，并辅助业务精准识别风险条款。在财务决策与预测场景，例如预测分析、财务规划等，可以采用包括 M-Score、Z-Score、回归分析、信用评分、时间序列预测等财务分析小模型与大模型的结合。这种多模型融合策略，可以优化模型的精确度，为企业提供更为稳健的决策支持。

- 使用成本

人工智能大模型技术应用在财务领域通常有两种方式：一是选择大模型厂商提供服务，一般大模型厂商按流量计费；二是训练微调参数较少的垂直领域大模型，并私有化部署和应用。选择大模型厂商提供服务可以快速上手并享受专业支持，但可能需要持续产生流量费用。而训练和部署垂直领域大模型可以实现高度定制化和数据掌控权，但需要支付一定的训练和推理的算力成本，也同时面临更多技术挑战。具体选择哪种方式取决于项目需求、团队实力和预算等因素。

## ⑤ 人工智能大模型财务应用局限性和关注问题

- 隐私及安全

由于用户可以自由的与大模型进行对话，因此需要格外关注不同用户在对话过程中是否可能涉及到公司信息安全的数据及信息。同时企业也要采取一定的措施，从“模型”本身和“连接平台”两个层面采取专门措施，避免用户有意或无意在对话过程中触及敏感话题。



Intelligent  
Finance  
智能财务



请关注  
智能财务研究院公众号



扫码下载  
蓝皮书电子版

智能财务研究院（以下简称“研究院”）为非盈利的科学研究机构，它的前身智能财务研究中心（以下简称“研究中心”）由上海国家会计学院与中国石油集团共享运营有限公司、金蝶软件（中国）有限公司、元年科技股份有限公司（排名不分先后）于2018年12月联合发起成立。

重点课题研究

研究专著出版

高端学术研讨

最佳实践评选

学术思想传播

应用现状调查

研究中心成立以来，始终坚持“开放与合作”的原则，积极邀请致力于智能财务研究的机构和个人注册成为中心成员。先后有美国管理会计师协会（IMA）、上海艺赛旗软件股份有限公司、深圳市中兴新云服务有限公司、科大讯飞股份有限公司、用友网络科技股份有限公司、浪潮集团有限公司、经邦软件技术有限公司、特许公认会计师公会（ACCA）、上海汉得信息技术股份有限公司、汇付天下有限公司、复星财务共享服务中心、申能集团、浙能财务有限公司、南京商集企业服务有限公司、北京久其软件股份有限公司等机构加入研究中心。同时，中心对外积极招募个人成员（研究人员），陆续收到众多研究者的加入申请，经过严格审核及筛选，截至2024年9月，已先后批准十批共计525名研究人员加入。

合作机构和研究人员的不断壮大，为研究中心注入了强大的活力，并为研究中心的重点课题研究、最佳实践评选、应用现状调查、高端学术研讨、研究专著出版、学术思想传播等做出了重要的贡献。经过短短几年的发展，研究中心已发展成为中国智能财会领域最具影响力的专业研究机构之一。

为进一步扩大影响力和提升研究能力，经批准，于2021年9月在原研究中心的基础上，决定设立智能财务研究院，以进一步协同社会各方面力量形成更强大的研究发展合力。



联系邮箱:ifrc@snai.edu