

中央企业 人工智能应用场景 优秀案例白皮书 (2024 年版)

中央企业人工智能协同创新平台
中国南方电网有限责任公司
2024 年 12 月



本书编委会

主办单位 中央企业人工智能协同创新平台

主编单位 中国南方电网有限责任公司

编写成员

中国南方电网电力调度控制中心	何宇斌、赖凯庭、练寅
广东电网有限责任公司江门供电局	卫潮冰、陆庭辉、陈泽鸿、李文鼎
广西电网有限责任公司	孙晓华、白玥、唐騫、苏蓝天、刘凯杰、董贇 陆一凡、何彩淑、刘丽慧、王艺颖、陈烜旭
云南电网公司信息中心	张航、张泽泉、宁浩宇、何秋霖
贵州电网有限责任公司安顺供电局	付宗强、李兴涛、马鑫、杜悦民、马先进 余振滔、穆超、王勇
深圳供电局有限公司	黄炜昭、侯明哲
中国石化工程建设有限公司	吴德飞、周宁、白飞、林江峰、刘罡、王树 国、何细藕、李昌力、于世翔、张程
中石化炼化工程（集团）股份有限公司	孙宝平、师恩容、苏申健、李后生、梁涛、杜 伟民、李雨濛、黄吉祥、张栋梁、杜小元、冯 春艳、张建超、张岩
中石化石油勘探开发研究院、物探院	邬兴威、韩科龙、唐金良、陈蕾
中石化（北京）化工研究院有限公司	王国清、张利军、周丛、张兆斌、李宏光 刘京川、蒋冰、巴海鹏、田岐、薛丽敏
石化盈科信息技术有限责任公司	王建平、王鹏、王赓



国能数智科技开发（北京）有限公司

聂志勇、王晓燕、邬谓博、陈剑、周智强、
官锋、张栋、杨淑琴、穆杞梓

东风汽车集团有限公司

汤泽波、郭涛涛、叶长青

东风汽车集团有限公司研发总院

李红林、黄睿、赵昶铭、邵亚东、李汉清
王海洋、陈楠、李洋、陈彦、王权、孙伟
李林、潘坤、王泥、李萍、王小焕、秦君武
朱秋晨、韩浩、李欣纯、孙宽

中远海运科技股份有限公司

林亦雯、韩懿、王敏、王绍函、王翔宇
史兆彦、魏永来、王银毓、邵煜琦、廖茜
卜钰、陈敏、高怡雯、邱洋、任飞扬、林巍
王科迪、王文涵、张浩宇、张梓建、陈书航

中国中煤能源集团有限公司

李崇智、王利欣、王瑜、白冬艳、李岑

中航信移动科技有限公司

王殿胜、刘昊、籍焱

中国民航信息网络股份有限公司

田丰、刘中一、刘辉、姚源、李人杰、许宪松
陆俊奇、刘卿然、马瑞琛



前言

作为新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力量,人工智能成为世界各国积极抢占的战略制高点。各国纷纷从战略层面布局人工智能发展,争夺新一轮国际科技竞争的主导权。党中央高度重视人工智能技术发展,习近平总书记在党的二十大、党的二十届三中全会、中央经济工作会议、全国科技大会、全国教育大会等重要会议上,多处、多次作出重要指示,强调要努力抢占人工智能发展的战略制高点,促进人工智能同经济社会发展深度融合。李强总理对大力推进人工智能创新发展提出明确要求,在今年全国两会上对开展“人工智能+”行动作出专门部署。

党中央、国务院有要求,国资央企就要有行动。近年来,各中央企业瞄准世界科技前沿,紧跟技术发展脚步,发挥我国市场广阔和应用场景丰富的优势,坚持“以应用带领技术”的方针,探索如何更好推动人工智能深度的融入企业发展,挖掘和打造能够提升企业核心竞争力的战略性场景,加速推进新一代人工智能技术与实体经济深度融合,发展新质生产力。

为推广领先企业人工智能实践经验,乘势而上做大做强人工智能产业生态,在2023年第一版的基础上,中央企业人工智能协同创新平台委托南方电网公司继续牵头编制中央企业人工智能应用场景优秀案例白皮书(2024版),宣传推广一批创新性强、具有示范带动效应的优秀案例。央企协同创新平台7家央企参与了本次案例集编写,最终遴选了24个创新性与应用性强的案例。总体上,案例覆盖能源行业、制造行业、信息服务行业,囊括电网调度运行、设备监测诊断、地球物理预测、智能座舱研发、专业知识问答、民航运价制定等领域人工智能关键成果,呈现出业务与技术融合更加深入、场景专业性更强等特点。

人工智能技术理论和实践还在快速发展,白皮书中难免还有不当或错误之处,恳请读者给予批评指正。



目录

Contents

- 案例 1:调度操作票智能生成及校核场景** **1**
成果单位：中国南方电网电力调度控制中心
- 案例 2:生产现场违章作业智能监控场景** **5**
成果单位：广东电网有限责任公司江门供电局
- 案例 3: “大瓦特+智搜” 人力小智智能问答助手应用** **10**
成果单位：广西电网有限责任公司
- 案例 4: 充电桩运行智能分析与辅助选址场景** **14**
成果单位：云南电网公司信息中心
- 案例 5:供电所客户缴费行为预警** **19**
成果单位：贵州电网有限责任公司安顺供电局
- 案例 6: “大瓦特” 变电设备智能巡检示范工程** **23**
成果单位：深圳供电局有限公司
- 案例 7:炼化装置大机组智能故障诊断** **29**
成果单位：中石化炼化工程（集团）股份有限公司



案例 8:电气设备故障诊断 **36**

成果单位：中国石化工程建设有限公司

案例 9:静设备异常工况诊断与预测 **45**

成果单位：中国石化工程建设有限公司

案例 10:地球物理甜点智能识别及解释 **47**

成果单位：中石化石油勘探开发研究院、中石化物探院

案例 11:炼化装置挤压造粒机智能故障诊断 **52**

成果单位：中石化炼化工程（集团）股份有限公司

案例 12:炼化典型装置实时在线优化 **55**

成果单位：中石化（北京）化工研究院有限公司

案例 13:在线实时优化软件（RTO） **59**

成果单位：石化盈科信息技术有限责任公司

案例 14:基于 AI+机理模型的质量预测 **63**

成果单位：石化盈科信息技术有限责任公司

案例 15:面向煤炭行业的人工智能一体化赋能平台 **70**

成果单位：国能数智科技开发（北京）有限公司

案例 16:东风集团“擎天-AI 智算管理调度平台” **81**

成果单位：东风汽车集团有限公司



案例 17:视觉大模型在自动标注的应用 **85**

成果单位：东风汽车集团有限公司研发总院

案例 18:多模态感知赋能智能座舱应用 **87**

成果单位：东风汽车集团有限公司研发总院

案例 19:基于国产硬件平台的汽车造型 AI 创新应用 **91**

成果单位：东风汽车集团有限公司研发总院

案例 20:HI-DOLPHIN 航运大模型服务平台 **97**

成果单位：中远海运科技股份有限公司

案例 21:煤炭行业地知大模型应用 **102**

成果单位：中国中煤能源集团有限公司

案例 22:基于多源跨模态数据的民航智能机坪系统 **108**

成果单位：中航信移动科技有限公司

案例 23:民航多模态大模型技术与应用 **115**

成果单位：中航信移动科技有限公司

案例 24:民航运价大模型构建技术与智能服务应用 **118**

成果单位：中国民航信息网络股份有限公司



案例 1：调度操作票智能生成及校核场景

单位：中国南方电网电力调度控制中心

作者：何宇斌、赖凯庭、练寅

案例简介

针对新型电力系统下现有调度操作票生成及校核业务场景，基于知识图谱技术构建调度知识图谱，研究基于方式安排、停电检修申请的操作票智能生成及校核，提高操作票生成及校核的准确性和效率。

建设方案

系统构建在调度云平台上，集成电网调度指挥系统，依托新型调度 AI 认知服务平台知识图谱构建技术，建立电力调度领域操作票知识图谱，构建调度操作业务一张图，通过知识图谱的信息关联进行结果推导，实现操作票智能生成及校核，为调控运行人员快速故障处理提供智能化支撑。

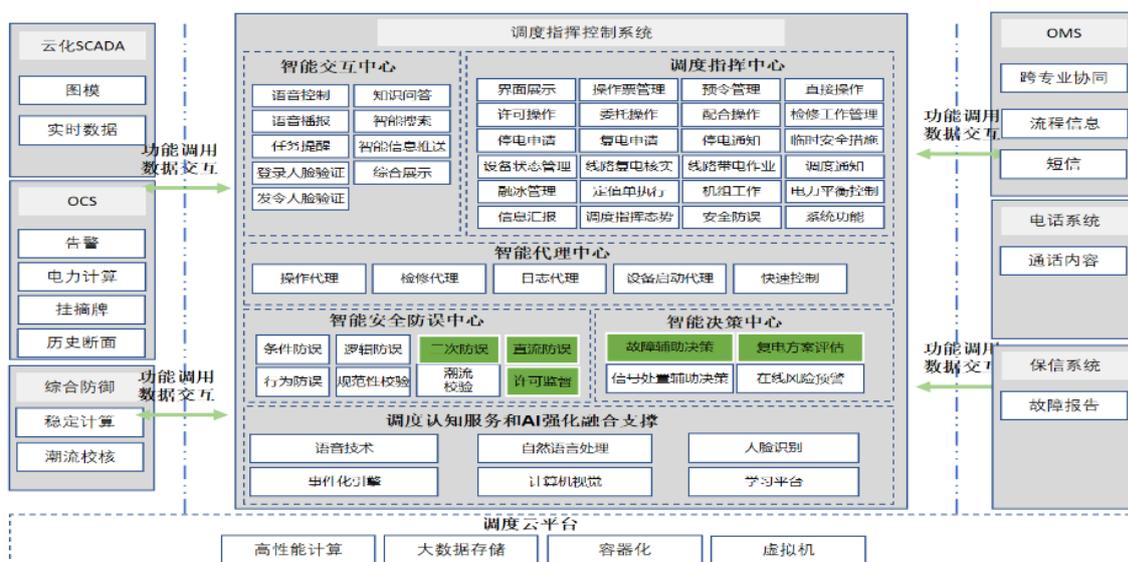


图 1.1 技术框架



1) 基于公司人工智能创新平台提供的知识图谱服务能力，开展知识的设计和图谱构建

以模型量测为基础，构建电网物理模型图谱：以具体物理设备为实体，以拓扑连接为关系，由电力系统 CIM 模型、实时量测文件自动生成图谱，包括：35kV 及以上电网一次设备、500kV 及以上的二次设备。

以操作规程为基础，构建操作规程语义图谱：以操作对象为实体进行构建，以操作要求为关系，对调规、操规等文档进行解析，提取核心文本内容及相关结构，通过预训练模型辅以人工标注进行文档理解，构建语义图谱。

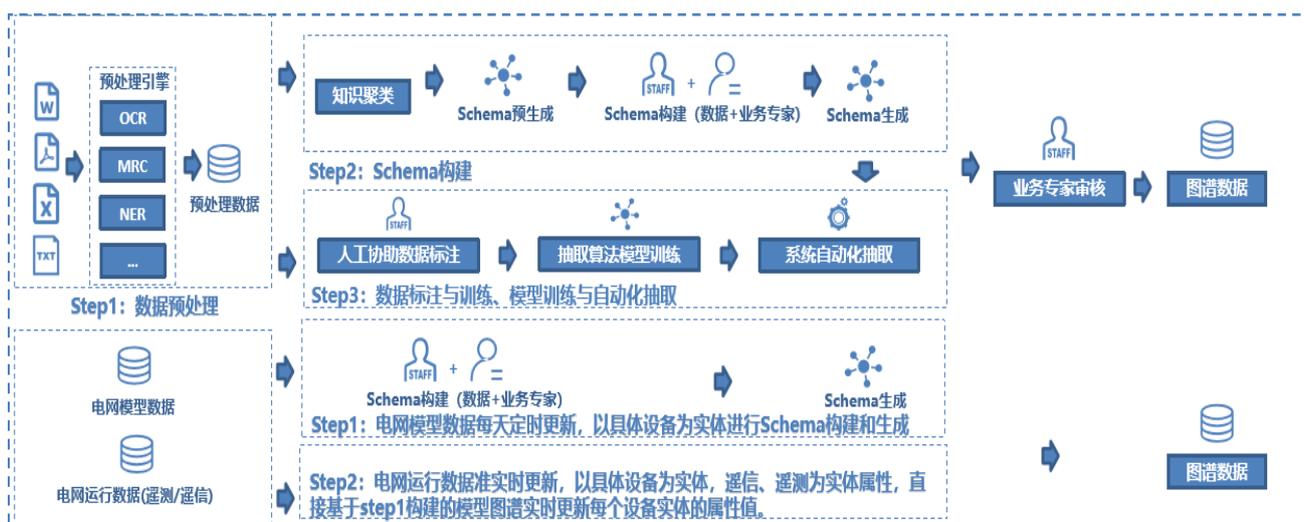


图 1.2 图谱构建

2) 知识图谱模型融合

为支撑统一的基础知识服务，研究图谱间的模型融合技术。通过关系映射与图谱分析，将两大图谱知识库合成操作票知识图谱，构建调度操作业务一张图，同时具备成票模型、防误规则、术语知识、结构识别、设备状态的融合感知能力。



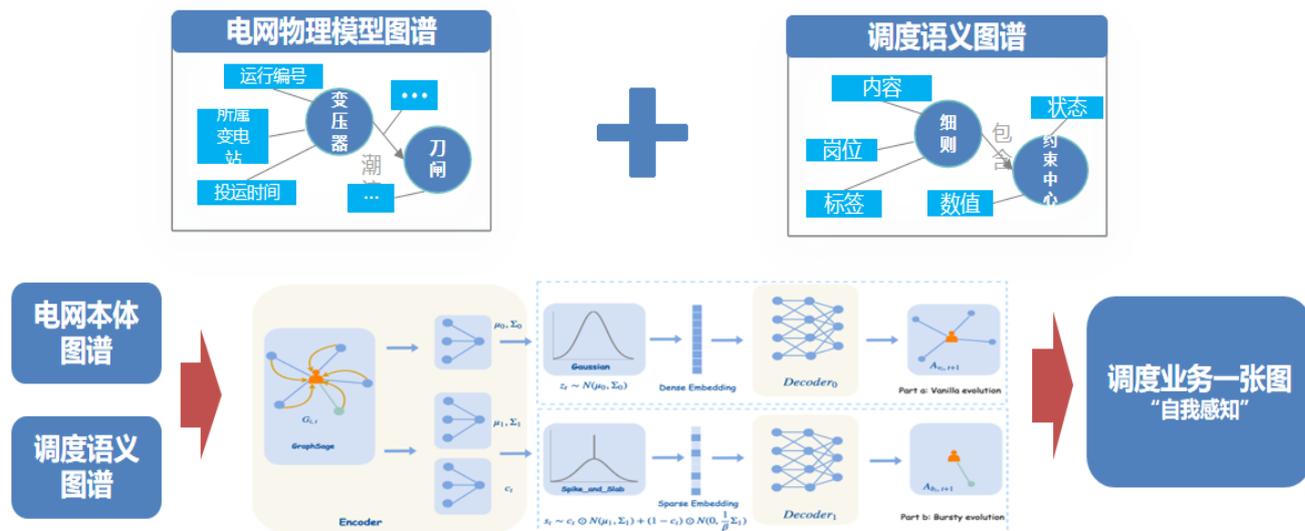


图 1.3 图谱融合

3) 知识图谱赋能操作票智能生成与校核

操作票知识图谱提供 API 接口访问能力，与方式检修、网络发令等业务系统打通，业务系统提供基础数据如电网模型、检修单、回令信息，所研发应用调用操作票知识图谱能力，通过知识关联和推理，自动生成操作票规范步骤，并可对操作执行过程进行合规性和安全性的校核。

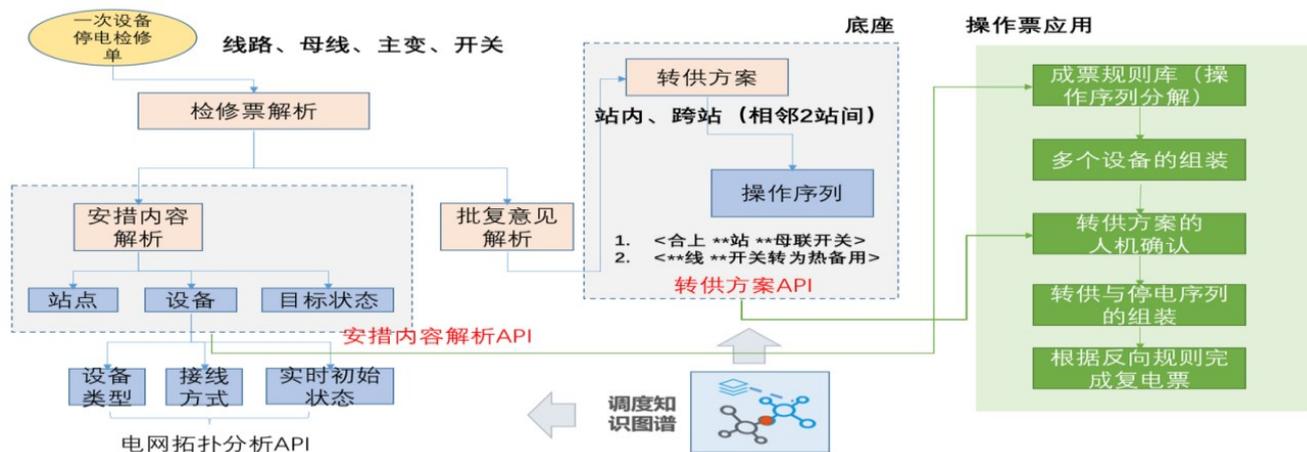


图 1.4 操作票智能生成推理模型



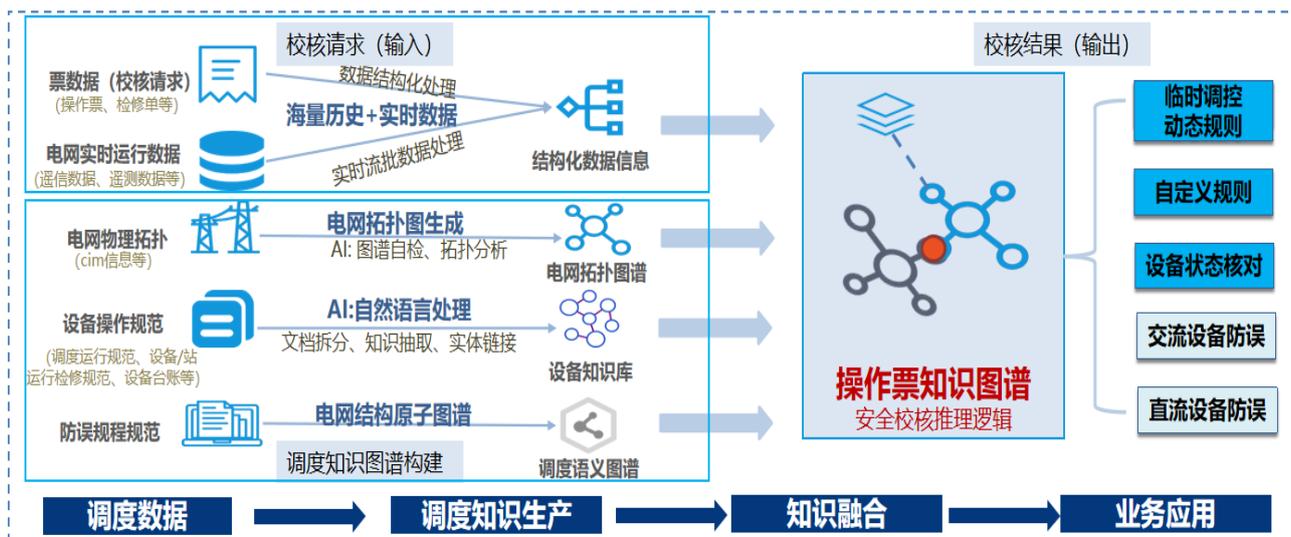


图 1.5 操作票校核防误推理模型

建设成效

南网总调、广西中调试点研发了操作票防误校核应用，分别对直流、交流设备操作进行自动校核，目前在调度台开环测试，其中直流设备校核正确率为 95.7%，交流设备校核正确率已达 97.6%。东莞地调试点研发了操作票智能生成应用，目前在调度台开环测试，操作票生成准确率超过 99%。操作票编制时间从平均十分钟降低至 2 分钟左右，工作效率大幅提升，为调度台紧急操作或工作峰值期间留出更多的时间裕度。

下一步，总调将持续开展基于调度知识图谱的防误研究，实现二次设备操作防误校核功能，并推广至更多的省地调度业务应用中，进一步提升调度操作智能化水平。



案例 2：生产现场违章作业智能监控场景

单位：广东电网有限责任公司江门供电局

作者：卫潮冰、陆庭辉、陈泽鸿、李文鼎

案例简介

2023 年 3 月，广东电网公司人工智能工程建设领导小组 2023 年度第一次会议中强调，在网公司人工智能工程生态下开展场景建设工作，统一技术路线，优化数据供给机制。《广东电网有限责任公司人工智能工程建设方案》确定重点围绕管理赋能体系构建、高质量样本供给及算法赋能提升等工作任务开展人工智能工程建设的工作方针，形成 6 大业务域 11 个场景能力群建设计划，安监域人工智能示范场景建设工作开始启动。江门局作为现场作业人员违章智能识别场景组长单位，围绕样本标注、模型开发、推广应用等核心任务，依托公司技术架构，开展数字安全监盘人视觉类算法、数据分析类算法及智能硬件研发工作。

南方电网数字〔2024〕17 号文“大瓦特”推广应用工作方案要求，强化大瓦特业务域模型（L1），丰富大瓦特场景模型（L2），发布大瓦特系列产品，塑造“大瓦特”品牌形象，开展作业风险管控应用示范工程建设。推动“大瓦特”在应急指挥决策管理场景落地应用，实现风险实时识别和预警，提升应急响应及时性。广东电网承接了网公司安监域 1+N 作业风险管控应用大瓦特示范场景建设任务，将相关工作与安监域相关建设基础进行承接结合，持续深化人工智能在安监域的业务场景应用。

建设方案

基于公司大瓦特生态技术体系，推动安全监管模式再变革 1 大核心愿景，细化 2 大核心目标，依托大瓦特 L0 电力基础大模型、电网首个人工智能样本标注基地、“数字安全监盘人”功能领先为 3 大核心基础，构建疑



似违章识别、关键工序识别、作业智能数据分析等 3 大核心功能的人工智能推动安监模式变革建设“1234”总体框架。



图 2.1 总体技术框架

1) 业务人员与 AI 算法的人机协同工作模式

通过视频类算法开展现场违章识别，大数据算法对两票数据开展分析，实现了作业前风险管控、作业中现场监督及作业后审计的全方位智能监督体系。识别结果推送至值班人员作二次人工核实处理，初步在业务层面建立了业务人员与 AI 算法的人机协同工作模式。

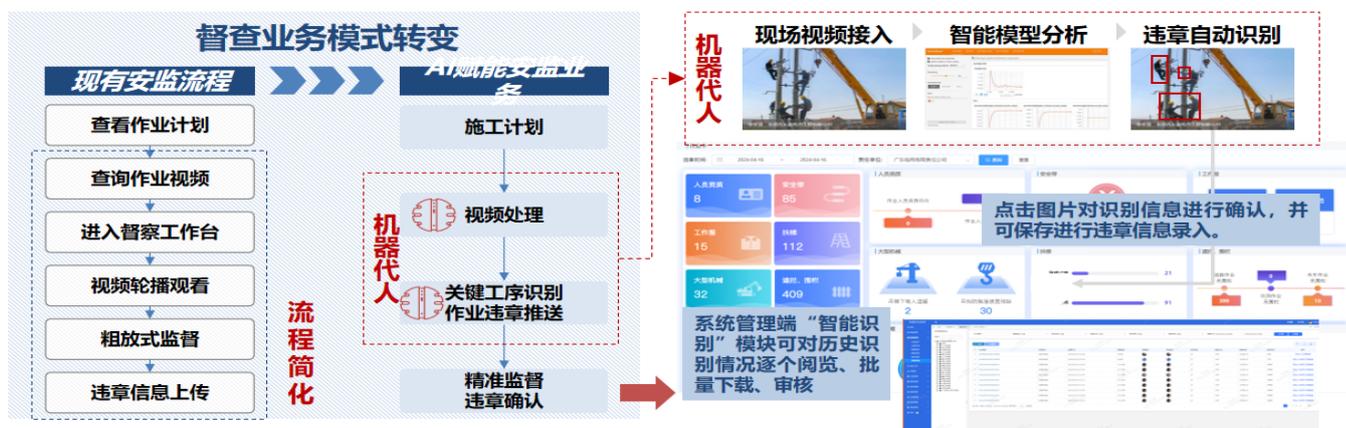


图 2.2 业务人员与 AI 算法的人机协同工作模式



2) 作业前大数据分析与边缘硬件升级

数字安全监盘人将人工智能赋能现场作业安全管控全过程，在利用视觉类智能识别技术赋能“作业中”（作业行为）核心环节的基础上，应用大数据分析算法赋能“作业前”“作业后”两个环节。（14项作业前+6项作业后大数据算法）。此外，利用边缘计算技术，在移动视频终端投放多套算法模型，使其具备自动识别并跟踪重要目标的功能（自动变焦、抗干扰）。

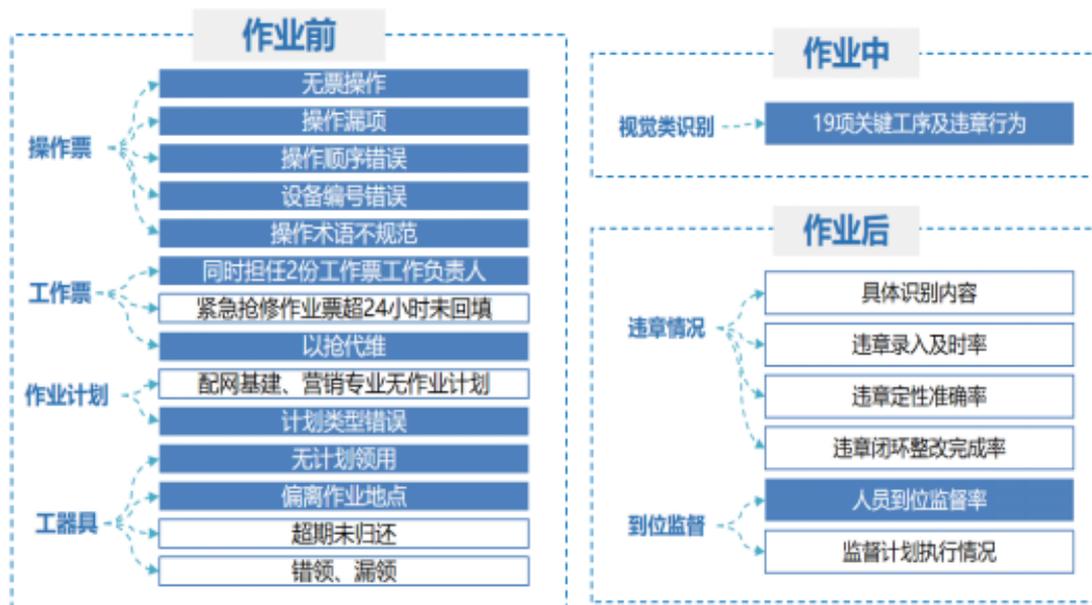


图 2.3 视觉类智能识别技术赋能



建设成效

《现场作业违章扣分通用条款》有关 200 项条款中，可以视频识别的作业行为类型是 20 项。

基于人工智能 4.0 平台提供算力支持，针对智慧安监实时摄像数据，实现“实时视频 10s/帧（江门局已试点完成 5s/帧）+历史视频 5s/帧”视频识别能力。相关算法现已在智慧安监系统上线 20 项，现场作业视频类违章识别覆盖率达 100%。



图 2.4 智慧安监实时摄像数据

自今年 1 月份以来，“数字安全监盘人”已帮助有关地市局发现了多起严重违章，如：帮助珠三角某地市局发现了杆塔上作业有人调整拉线（A 类）、高处作业不系安全带（A 类）、故意躲避视频（B 类）等违章；帮助粤东某地市局、粤西某地市局发现了电气操作不戴绝缘手套（B 类）等违章；帮助粤东某地市局、粤北某地市局发现了故意躲避视频监控等违章。

广东电网安监域人工智能示范场景的推广应用大幅减轻安监域监盘人员工作量。以高处作业关键工序为例，推广“数字安全监盘人”后，平台可以智能识别含登高作业关键工序的作业行为图片，地市局作业监控中心仅需 1 名值班人员每日花费 30 分钟即完成全部作业有关登高作业关键工序的安全监督。而传统的视频督查，需 2 名监盘人员工作时间 8 小时寻找局部的关键工序开展监督。



1 人-30 分钟 VS 2 人-8 小时，安监域人工智能识别促使安全监督效率实现了质的飞跃。



图 2.5 安监域人工智能数据



案例 3：“大瓦特+智搜”人力小智智能问答助手应用

单位：广西电网有限责任公司

作者：孙晓华、白玥、唐骞、苏蓝天、刘凯杰、董贇、陆一凡、何彩淑、刘丽慧、王艺颖、陈烜旭

案例简介

员工在日常的工作中还经常遇到申请休假、竞聘、岗位调动等各种业务流程处理的场景，而这些业务场景也常常分布在业务系统的不同层级的功能里面，给员工的操作带来较为复杂的体验和操作困难。为提高公司人力资源管理的效率，提升员工获取人资知识的便利性，因此开展“人力小智智能问答助手”应用建设。

“人力小智智能问答助手”可以实现用户通过自然语言交互的方式实现知识问答、业务查询与操作，以及协助业务人员及用户进行智能分析与辅助决策，推动人资业务的数字化运转。

建设方案

人力小智智能问答助手建设的体系架构主要包括大瓦特大模型底座接入及优化、智搜智能问答支撑服务建设（人资制度全场景问答、业务数据查询、业务流程智能辅助管理、人资知识库、用户画像、知识标签体系等）、人力小智（PC 及 elink 移动端）应用改造等内容。





图 3.1 “人力小智” 建设架构图

基于智能问答的场景应用，构建用户画像体系、人资知识空间、知识标签、制度问答场景应用、智能数据查询问答场景应用、业务流程智能辅助管理问答场景应用，为现有电网管理平台人资域人力小智及 elink 端人力小智智能化改造提供应用支撑。基于智能问答的知识管理需求，构建人资知识空间、人资问答对库、人资域业务数据链接、人资域业务系统链接等应用能力，为智能问答提供精准的知识数据。

1) 用户画像体系

以用户信息为基础，结合业务场景所需信息，构建用户画像，满足知识问答、业务数据查询、业务流程创建等基于用户个人特征的个性化需求。

2) 人资知识空间

对接协同办公系统，自动接入制度文件，并实现制度文件的自动更新，始终保持问答知识库内容的有效性。

3) 知识标签

构建知识标签体系：基于大模型，针对人资制度文件处理，构建人资知识标签体系。

智能打标：基于人工智能算法，完成制度文件的智能打标，提高问答信息的检索效率。



上传制度 ×



支持格式：pdf、doc、docx，限制大小100M。

目 机关事业单位工作人员带薪年休假实施办法.docx

* 规章制度编号

* 制度等级

* 层级

* 主办部门

* 生效时间

签发日期

* 制度类别

* 制度分类

制度标签

相关附件

相关制度

* 权限设置 公开 部分公开

图 3.2 智能打标

4) 制度问答场景

基于人资知识库对应业务场景相关制度文件及用户提问，准确识别员工的查询意图，并根据员工的岗位、职级和权限等个性化信息，进行个性化的知识检索，结合向量化检索技术，快速定位并提供最相关的知识数据给到大模型，大模型解读后通过自然语言生成答案给到员工，并给出参考来源，支持多轮问答。系统支持全场景制度文件的智能问答。





图 3.3 “人力小智”制度知识问答功能效果

建设成效

人力小智智能问答助手通过识别员工意图自动解析并检索公司内部的规章制度、政策文件和业务流程等相关信息，自动高效提供最匹配的答案，从而提高人资制度知识查询效率，并确保人资领域政策信息的准确传达。通过开展人力小智智能助手应用建设，实现员工能够迅速获取人力资源相关知识数据，极大提高了员工对人资知识自助获取服务体验和人资业务处理效率。



案例 4：充电桩运行智能分析与辅助选址场景

单位：云南电网公司信息中心

作者：张航、张泽泉、宁浩宇、何秋霖

案例简介

为解决云南省充电基础设施充电桩利用率低、车充用户找桩难的痛点问题，信息中心开展基于人工智能的充电桩精准选址模型自主研发，基于“人-车-桩-网”四个维度，结合彩云充平台充电桩运营数据与电动车运行数据、计量电能平台配变负荷数据、地图 POI 数据、人流量数据等，使用机器学习群体式元启发式算法构建充电设施选址定容规划评估模型，建设一套充电基础设施网络规划及精准布点能源大数据应用，以支撑科学、合理的充电桩规划和建设，既能在保障电网安全的前提下满足电动汽车使用者出行的便利性，也能为充电设施运营带来足够的利润，提升充电桩运行效率，增强电动汽车行业的整体活力，达到多方互利共赢的局面。

建设方案

信息中心联合新兴业务部、楚雄供电局，广泛收集了全省 4 千多充电站，6 万多充电桩的运行数据，建设内容涵盖了充电设施监测、管理、用户服务、数据分析和决策支持、新能源推广等多个方面，旨在提高公共充电设施的运行效率和服务质量，满足电动汽车用户的充电需求，推动云南省新能源汽车产业的发展。主要功能是通过图表和数据结合基于充电站配变容量数据及充电桩充电负荷数据，监测站点变压器负载运行情况；以云南省充电基础设施监管平台数据为基础，从多个维度全面监控充电站点下设备的运行情况，全面提升充电桩的利用率。通过选址算法优化模型计算，实现选址特征和推荐指数的综合输出，结合未来预测的站点充电需求指数，为选址规划辅助的综合分析结果提供数据支撑。融合站点监测画像、站点重要性指标、和充电需求预测分析的成果进行



综合分析，最终得到非线性拟合的最优选址结果。研究经典群体智能算法的优化机理；基于所建立的混合整数规划的充电桩精准选址优化模型选择高相关性强适用性的群体智能算法。

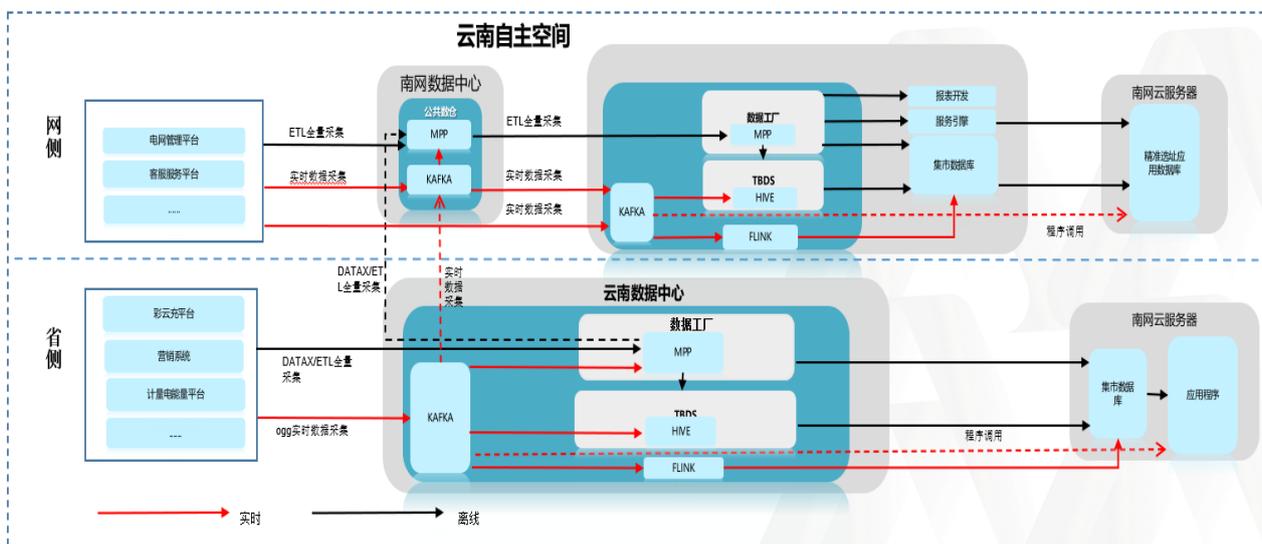


图 4.1 充电桩数据采集架构

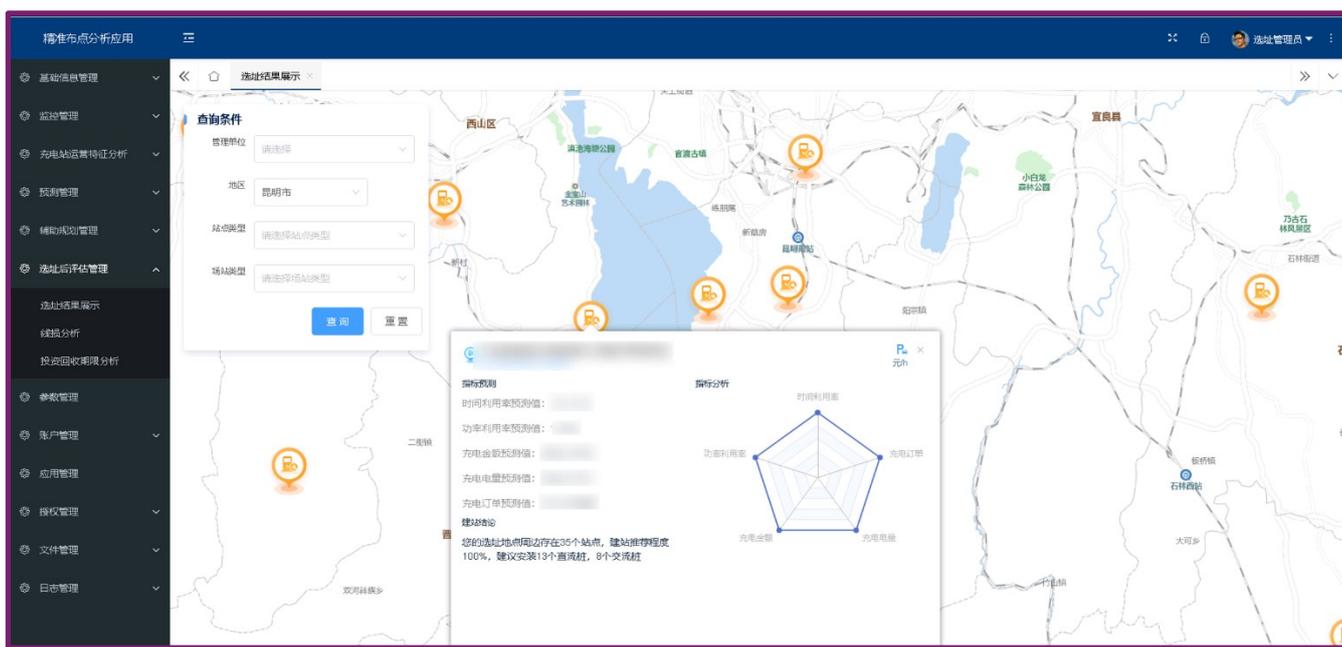


图 4.2 充电桩选址推荐结果展示效果图

1) 基于城市 POI 的充电设施城市区域类型分析技术研究

对待选址城市的路网结构数据进行采集，并分析城市路网结构包括道路交通流量、道路网络密度、道路类型、道路等级、交叉口密度等因素对于城市网络栅格化处理的影响，以生成符合真实选址情况的有向图。





图 4.3 城市路网结构分析

2) 基于机器学习的充电设施城市区域重要性评估技术研究

一是基于所采集的城市交通、人口、充电桩等相关数据进行处理和特征提取。二是基于改进的 PageRank 等网页评估算法对划分的城市区域进行重要性量化及排序评估。三是结合支持向量机、随机森林等机器学习算法，对城市区域进行分类或聚类，进一步分析充电设施在不同城市区域的分布情况，为充电设施的选址提供更准确的依据。



图 4.4 数据区域分布图



3) 基于历史充电数据驱动和时序模型的充电时空需求预测技术研究

建立基于用户的充电数据,包括充电起始时间、充电结束时间、充电时长、充电量、车型、充电站位置等 SOC 分析,以更为真实的反映电车用户行为的特征,从而辅助选址。



图 4.5 充电时空需求预测

建设成效

2023 年底平台与国家监测平台实现数据互联互通; 楚雄市在内的 16 个州(市)级充电设施监管平台已全部接入, 形成全省充电数据收集、监管功能, 完成纵向贯通、横向协同的充电设施监管体系。截止 2023 年 06 月, 平台累计接入充电基础设施运营企业 537 家, 充(换)电站 4141 座。

通过对公共充电设施运行的实时监控, 楚雄可强化企业监管, 促进资源分配, 减少全市“僵尸桩”、低效桩数量降低近 20%; 优化补贴管理模式, 有效避免骗补、重复申领等现象发生, 保障政府面向新能源建设投资资金



的合理率和公平分配率均超过 95%；同时平台赋能政府政策落地实施，引导行业高质量发展运行，促进节能减排，绿色发展。



案例 5：供电所客户缴费行为预警

单位：贵州电网有限责任公司安顺供电局

作者：付宗强、李兴涛、马鑫、杜悦民、马先进、余振滔、穆超、王勇

案例简介

供电所片区经理通过拍摄现场电表图片，利用电力行业人工智能创新平台自研组件进行电表资产编号识别。将识别出来的电表编号联合营销系统往期客户缴费数据，建立客户缴费风险模型对农村客户的缴费行为进行预警。利用图像识别和大数据挖掘技术，将客户行为划分为 3 风险、2 电量、1 困难（老龄）客户，提前识别潜在缴费风险，改变传统按户上门催费的方式，使用模型的预警信息直接对点防控。利用云景平台可视化为执行层提供即时的风险预警，有效促进电费催收的精准化与高效化，显著提升了电费回收率，降低了运营风险。

建设方案

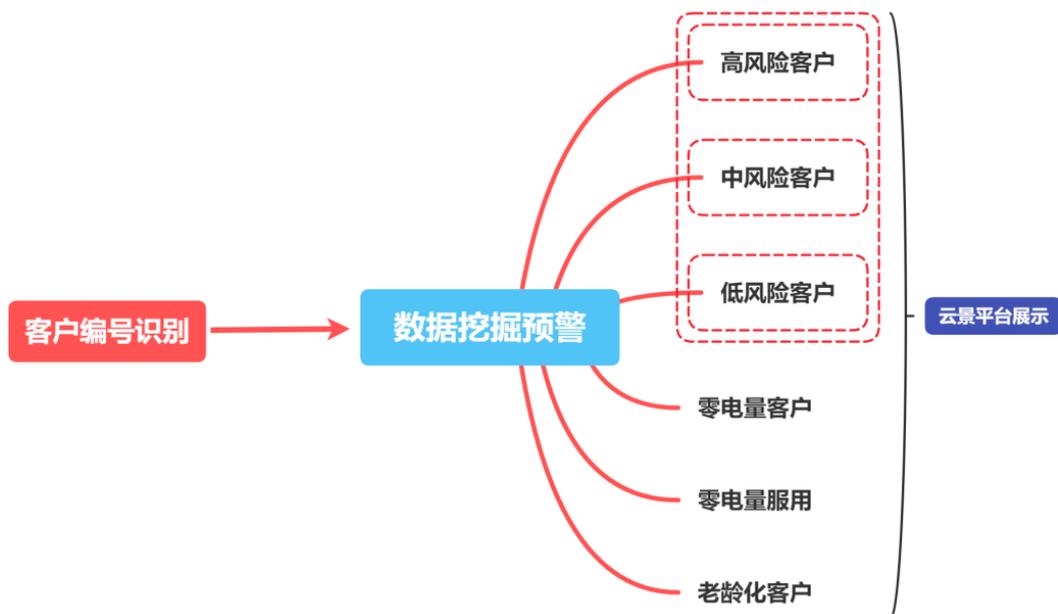


图 5.1 技术框架图



为突破传统的催费方式，研发供电所客户缴费行为预警工具，通过电表资产编号识别和大数据驱动结合云景平台实时展示电费催收和客户的缴费情况。如图 1 所示，首先利用电表资产编号识别组件，将现场电表图片中的资产编号识别出来，其次通过大数据挖掘技术对客户的历史缴费行为进行挖掘和建模。最后将片区经理的电费回收情况和回收笔数的分析结果数据进行关联，并在云景平台中展示。

1) 资产编号识别技术

基于人工智能平台提供的模型框架进行电表文字定位，再使用国产化算法模型进行资产编号文字识别，实现资产编号的自动识别，减轻人工核查工作，提升工作效率。



图 5.2 基于电力行业人工智能平台提供的资产编号定位



```
100% | 1/1 | 00:00
[314.928588871675, 471.14202888871675, 468.2796202878125, 502.922327436716] [94.12240600388938, 468.968383749931, 198.6129458864022, 462.339497070122]]
2024/11/02 15:01:12] spool INFO: NameSpaceAlpha1:0, batch_size=8, batch_num=0, cls_batch_num=0, cls_image_shape=1, 48, 107, cls_model_dir=./pd01e0dela/whl/cls/ch_ppocr_mobile_v2.0_cls_infer', cls_thread=0, cpi_thread=10,
crop_res_save_dir=./output', det=True, det_algorithm='DF', det_box_crop='quad', det_dt_box_thresh=0.6, det_dt_score_thresh=0.2, det_dt_thresh=0.2, det_dt_unclip_ratio=1.5, det_sast_cover_thresh=0.1, det_sast_max_thresh=0.2, det_s
ast_score_thresh=0.5, det_limit_side_len=960, det_limit_type='max', det_model_dir=./pd01e0dela/whl/det/ch_PP-OCRv3_det_infer', det_pse_box_thresh=0.65, det_pse_min_area=16, det_pse_scale=1, det_pse_thresh=0, det_sast_max_thres
h=0.2, det_sast_score_thresh=0.5, draw_img_save_dir=./inference_results', drop_score=0.5, e2e_algorithm='F0Net', e2e_char_dict_path=./ppocr/utils/ic12_dict.txt', e2e_limit_side_len=768, e2e_limit_type='max', e2e_model_dir=None, e2
e_preset_model='fast', e2e_preset_score_thresh=0.5, e2e_preset_vali_ser='totaltext', enable_mkldnn=False, fourier_dsp=0, gpu_id=0, gpu_max=0,00, help='--help', image_dir=None, image_orientation=False, ic_output=True, kit_algorithm='laportcnn',
label_list=['0', '180'], lang='ch', layout=True, layout_dict_path=None, layout_model_dir=None, layout_max_threads=0.5, layout_score_thresh=0.9, max_batch_size=16, max_text_length=25, max_to_scan_structures=True
_min_subgraph_size=16, model_structures={}, ocr=True, ocr_order_method=None, ocr_version='PP-OCRv3', output='./output', pse_min_area=0, precision='fp32', process_id=0, ps_model_dir=None, rec=True, rec_algorithm='SVTR_L0Net', rec_batch_num
=6, rec_char_dict_path=/none/ml/storage/PaddleNLP/pd01e0dela/ppocr/utils/ppocr_keys_v1.txt', rec_image_inverter=True, rec_image_shape=1, 48, 320', rec_model_dir=./pd01e0dela/whl/rec/ch_PP-OCRv4_rec_infer', recovery=False, sa
ve_crop_res=False, save_log_path=./log/output', scaler=[0.16, 32], ser_dict_path=./train_data/FUNet/class_list_xfun.txt', ser_model_dir=None, show_log=True, sr_batch_num=1, sr_image_shape=1, 32, 128', sr_model_dir=None, struct
ure_version='FF-StructureV2', table=True, table_algorithm='TableAtt', table_char_dict_path=None, table_max_len=485, table_model_dir=None, table_total_process_num=1, type='ocr', use_angle_cls=True, use_dilation=False, use_gpu=False, use_s
p=False, use_ppocr=True, use_ocrm=False, use_pdf2docx_api=False, use_pinyin=False, use_space_char=True, use_tensors=False, use_visual_backend=True, use_xpp=False, vis_font_path=./doc/fonts/simfang.ttf, warn_on=False)
2024/11/02 15:01:13] spool INFO: dt_batch_num : 8, elapsed : 0.65849183353287
2024/11/02 15:01:13] spool INFO: cls_num : 8, elapsed : 0.0550483140363983
2024/11/02 15:01:13] spool INFO: rec_res_num : 8, elapsed : 2.0196433065316
2024/11/02 15:01:16] spool INFO: dt_batch_num : 8, elapsed : 0.627071590423384
2024/11/02 15:01:16] spool INFO: cls_num : 8, elapsed : 0.0751691231907422
2024/11/02 15:01:16] spool INFO: rec_res_num : 8, elapsed : 1.868932938928548
2024/11/02 15:01:18] spool INFO: dt_batch_num : 8, elapsed : 0.7201326272021174
2024/11/02 15:01:19] spool INFO: cls_num : 8, elapsed : 0.06520440282338398
2024/11/02 15:01:21] spool INFO: rec_res_num : 8, elapsed : 1.9716477394140054
878293951614672272 0.997864272781868
2024/11/02 15:01:21] spool INFO: dt_batch_num : 8, elapsed : 0.698785378051758
2024/11/02 15:01:21] spool INFO: cls_num : 8, elapsed : 0.0763616918994654
2024/11/02 15:01:23] spool INFO: rec_res_num : 8, elapsed : 1.9398651782257358
06041D70000018003E008 0.9716514296182028
detect_result: [{"QRCODE": [314.928588871675, 471.14202888871675, 468.2796202878125, 502.922327436716], "078283081514072272": [0.997864272781868]}, [{"QRCODE": [94.12240600388938, 468.968383749931, 198.6129458864022, 462.339497070122]}]
to:8_jupyter-486c35c2168181-c-1_jstimage/psd1834143
```

图 5.3 基于电力行业人工智能平台文字识别的结果

2) 大数据挖掘技术

利用电力行业人工智能平台与大数据挖掘的深度分析能力构建客户缴费行为分析模型。根据识别出的资产编号分析客户的缴费行为，将客户行为划分为 3 风险、2 电量、1 困难（老龄）客户，提前识别潜在风险，为执行层提供即时的风险预警，有效促进电费催收的精准化与高效化，显著提升电费回收率，降低运营风险。

```
F:\20241113供电所辅助工具\dist\JLZDH-FL\LXT_GBKX_JFXWFX.exe
====进入数据判断, 查找是否存在缺失数据====
开始检查临时文件夹内: 电量电费明细、实收明细查询、用户档案信息、用户欠费明细四个文件夹内excel格式并进行转换
完成数据格式检查
开始判断临时文件夹内数据是否缺失
实收明细查询满足计算条件
电量电费明细查询满足计算条件
用户档案信息满足计算条件
用户欠费明细满足计算条件
====临时文件夹数据完整, 进入数据统计汇总分析====
开始进行计算分析, 请耐心等待...
开始读取实收明细数据、公变客户档案信息、欠费明细等数据。。。
读取成功
开始合并实收明细数据、公变客户档案信息、欠费明细等数据。。。
无需处理公变客户: 29027户
合并各excel数据成功
完成实收明细、公变客户档案信息、欠费明细数据合并
有计量系统资产编号信息, 现开始进行数据提取和合并, 确保资产信息与客户编号保持一致。。。
开始读取资产编号信息。。。
完成资产信息提取和合并
开始进行格式设置、颜色标记。。。
完成格式设置和颜色标记
运行所用时间: 0:07:15.169634 Seconds
公变客户缴费行为分析版本号: 20241113.204
```

图 5.4 大数据挖掘的运行过程



3) 云景可视化技术

将大数据挖掘输出的结果结合云景平台中的宽表数据，利用平台数据可视化技术，把工具包分析得到的复杂结果以直观、易懂的图表形式呈现。为决策层、管理层、执行层提供“纵横向”的全面业务洞察，不仅增强决策的科学性与时效性，还助力供电所实现更加精准的市场策略制定与运营规划。



图 5.5 云景可视化看板

建设成效

以在夏云所为例，参与电费催收工作人员 14 人，挖掘零电量客户 9894 户、微电量客户 827 户；根据对客户个性化服务和需求电费回收率达 100%，因电费催收投诉下降 25%。对平均每月代扣失败 1333 户进行点对点服务，管控高风险客户 437 人，清理欠费 647 笔。且由原来每月 15 日着手开展电费催收工作，推迟至每月 25 日开展，每月可空余出 10 天时间（平均 5 个工作日）开展供电所其他正常工作。



案例 6：“大瓦特”变电设备智能巡检示范工程

单位：深圳供电局有限公司

作者：黄炜昭、侯明哲

案例简介

基于大瓦特-CV (L0) 大模型构建大瓦特-变电-CV (L1) 及变电设备及环境隐患智能识别 (L2) 场景应用，推动 AI 技术赋能变电设备智能巡检业务，支持变电设备的远程视频 AI 监控，提高变电设备故障的预警和诊断能力，降低设备故障率。目前已在深圳供电局成功实施并取得显著成效，依托 AI 飞轮对模型进行优化迭代，具备全网推广的基础条件。

建设方案

基于大瓦特-CV (L0) 的通用目标分类与检测等基础能力，结合变电设备、部件等基础目标类图像数据，通过全量微调的方式，构建大瓦特-变电-CV (L1)，实现变电域基础部件与目标识别。

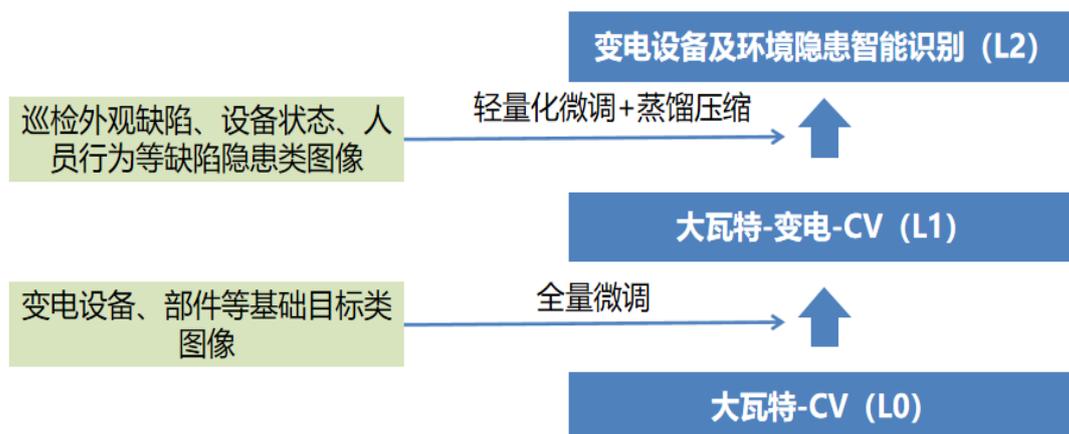
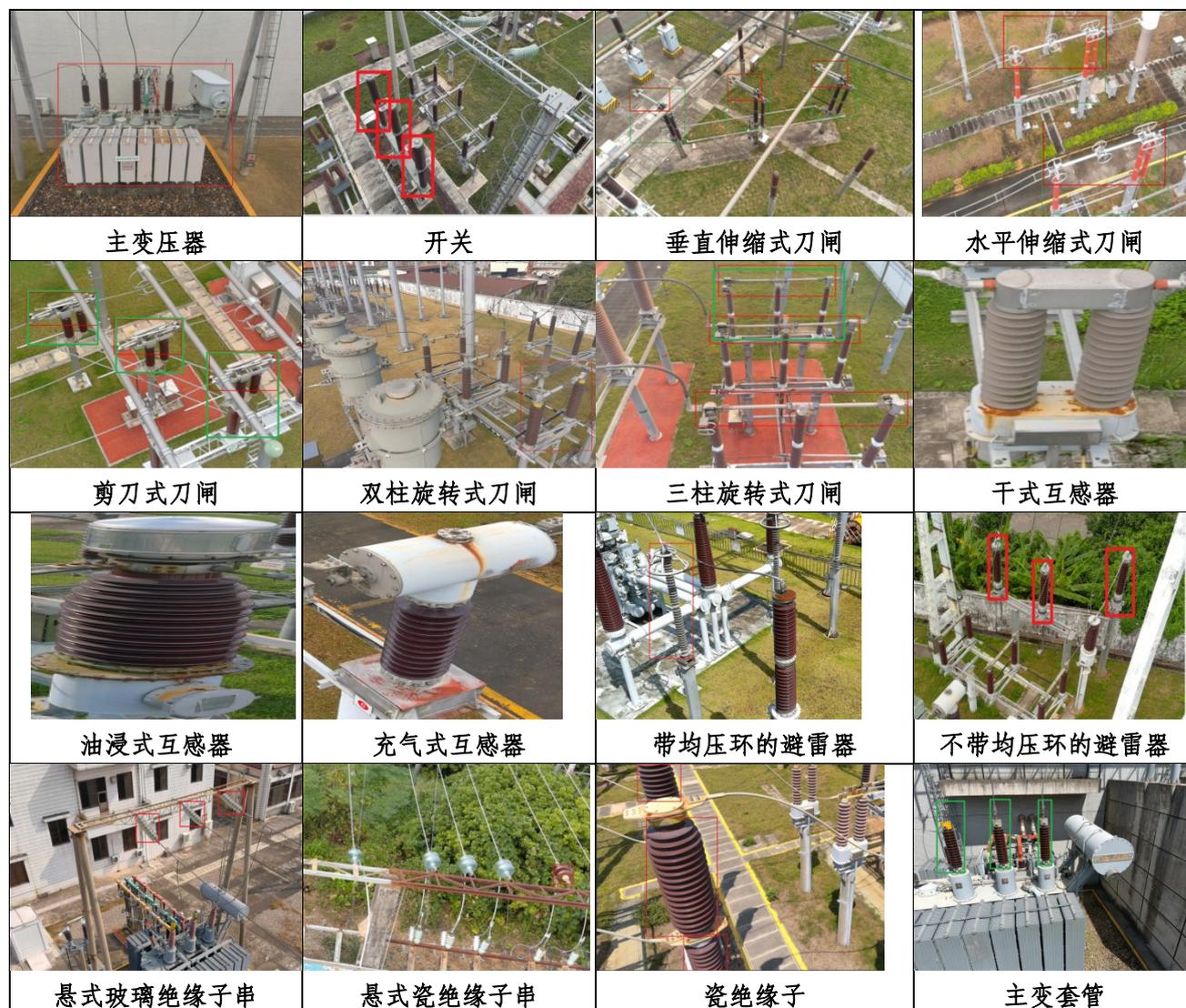


图 6.1 技术框架

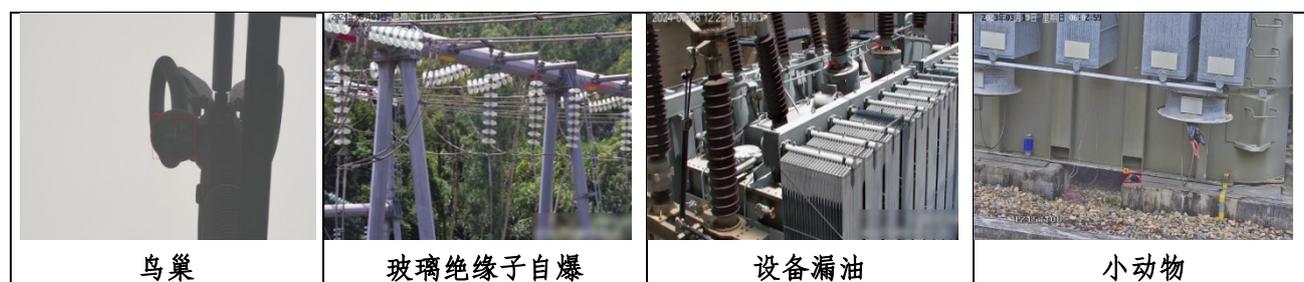


基于大瓦特-变电-CV (L1) 的基础部件域目标识别能力，结合变电巡检外观缺陷、设备状态、人员行为等缺陷隐患类图像数据，通过轻量化微调与蒸馏压缩的方式，构建变电设备及环境隐患智能识别 (L2) 场景应用。

大瓦特-变电-CV (L1) 识别部分示例：



变电设备及环境隐患智能识别 (L2) 部分示例：





1) 基于多目标共优化的电力视觉基础模型微调

在通用视觉基础模型上，通过多目标共优化方法进行微调，构建了大瓦特-变电-CV (L1) 和变电设备及环境隐患智能识别 (L2) 场景应用。将 Transformer 基于 token 的二分匹配转化为基于多目标框的回归匹配问题，提升正样本匹配过程稳定性；动态平衡多个目标模块的梯度方差，提升梯度回传过程稳定性，训练效率提升 20 倍。

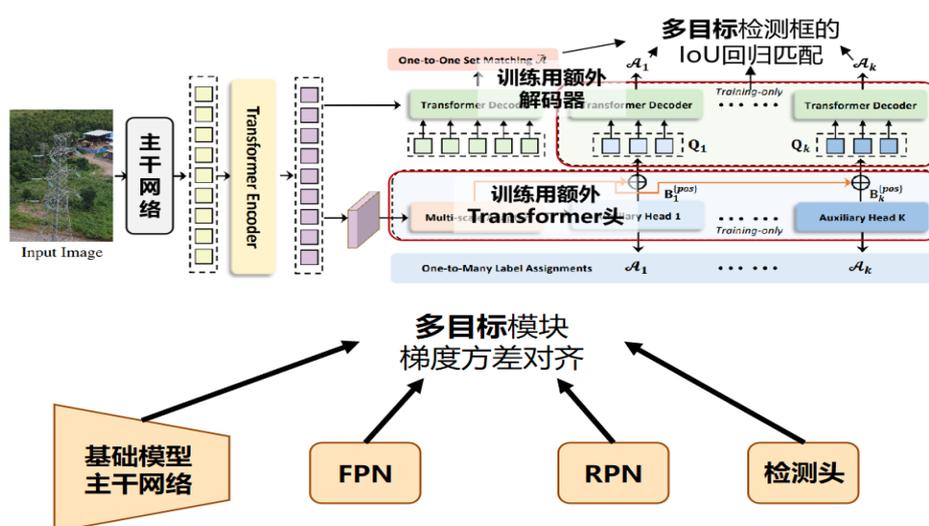


图 6.2 基于多目标共优化的电力视觉基础模型微调

2) 基于知识蒸馏重组的下游视觉模型适配应用

电力业务场景多样，硬件资源异构，需定制化适配，才能更有效地支撑一线业务应用，提出一系列知识蒸馏与重组技术，实现视觉基础模型在不同算力与业务需求下的应用赋能。

大变小：提出知识点自适应的模型蒸馏方法，通过多路径路由网络引导学生模型针对性学习。

多合一：提出基于共同特征的知识重组方法，实现了基础模型与下游模型的联合蒸馏。



旧生新：提出多任务模型联合学习的知识重组方法，在不同任务域协同监督，重构新任务场景识别能力。

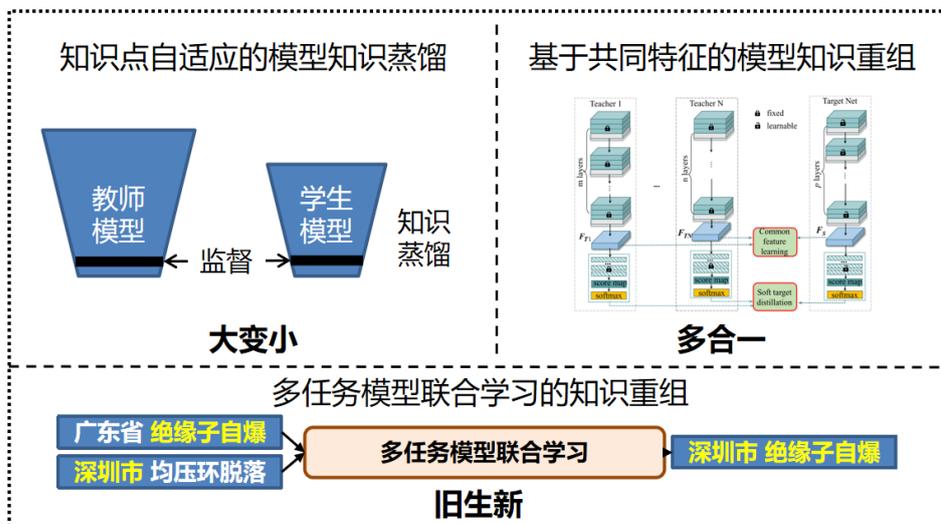


图 6.3 基于知识蒸馏重组的下游视觉模型适配应用技术

3) 打通生产端人工图片复核结果回传的 AI 飞轮机制

AI 飞轮推理平台实现将变电域摄像头人工复核结果，自动回传错判、漏判缺陷至人工智能平台。打通生产运行支持系统人工复核后图片回流至人工智能平台数据接口，在人工智能平台统一对回传数据集进行管理，增量迭代更新变电训练集。以两周一次为频率，通过人工智能平台进行定期模型下发更新，并对模型准确率和召回率进行重新测算和统计。

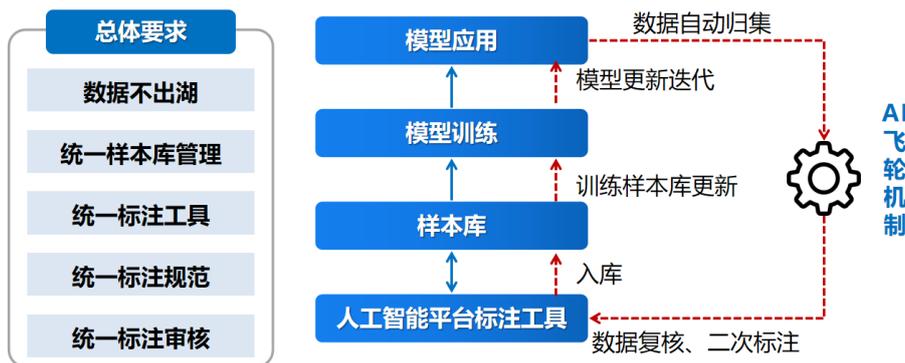


图 6.4 AI 飞轮机制





图 6.5 深圳智能分析平台告警图片

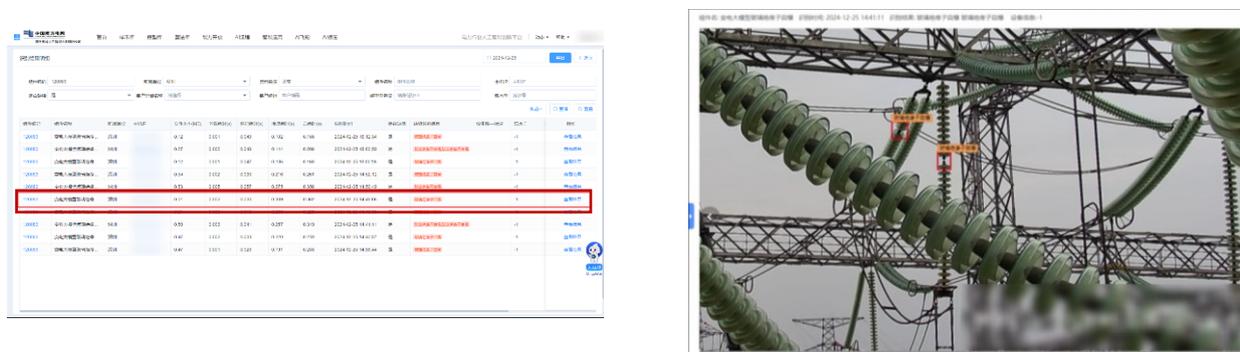


图 6.6 南网人工智能平台接收图片

建设成效

大瓦特-变电-CV (L1) 具备 23 类变电域基础部件识别，平均准确率 81.3%；L2 级模型具备 15 类变电设备及环境隐患智能识别能力，相比传统小模型在准确率方面有着全方位的提升，平均召回率达到 82.9%，平均准确率达到 83.1%。目前，L1 级模型上线网级电力人工智能创新平台，支撑全网各省份基于大瓦特-变电-CV (L1) 进行微调，构建 L2 级场景大模型；L2 级模型已在深圳生产指挥中心部署应用，关联深圳变电站摄像头 18 万个预置位，累计调用超 1065 万次，自动推送告警 3.6 万余次，赋能数字生产。



序号	部件类型	准确率	序号	部件类型	准确率	序号	准确率	准确率
1	主变压器	82.2%	9	低电压套管	79.6%	17	避雷器监测器	81.2%
2	玻璃绝缘子	84.3%	10	单断口水平旋转式刀闸	82.4%	18	油温表	80.3%
3	呼吸器	81.1%	11	双断口水平旋转式刀闸	81.6%	19	放电计数表	82.8%
4	油浸式互感器	85.2%	12	垂直伸臂式刀闸	78.7%	20	电流表	78.9%
5	充气式互感器	78.6%	13	带均压环的避雷器	86.7%	21	电压表	83.1%
6	干式互感器	79.4%	14	无均压环的避雷器	83.4%	22	穿墙套管	77.6%
7	并联电抗器	82.4%	15	sf6表	82.7%	23	剪刀式刀闸	76.3%
8	串联电抗器	81.3%	16	油位表	79.9%		平均值	81.3%

图 6.7 变电设备智能巡检识别 (L2)

经济效益：“人工检验”式的变电设备及环境隐患智能识别成为历史，利用大模型进行智能识别能够提高工作的安全性与效率。人机协同复核图片，依照每人每天处理 1300 张图片计算，处理 2023 年变电域全量图片，全人工需要 6154 人天，使用大模型识别需要 1115 人天，大模型识别效率比人工提升 5 倍，极大降低人力成本。

社会效益：一旦监测到变电域设备缺陷与状态异常状况，自动触发告警，为故障抢修争取宝贵时间，显著丰富和提高了变电设备缺陷巡检和预警能力。



案例 7：炼化装置大机组智能故障诊断

单位：中石化炼化工程（集团）股份有限公司

作者：孙宝平、师恩容、苏申健、李后生、张栋梁、杜小元、冯春艳、李雨濛、杜伟民

案例简介

中石化各炼化企业大机组监测系统分散不统一，未与工艺量参数以及业务系统实现关联，关键机组各状态监测系统成为信息孤岛，难以实现统筹管理。在应用上缺乏早期预警和故障诊断能力，多采用门限报警技术，存在反复报警、漏报警、假报警现象较多，故障诊断依赖专业工程师的技术能力，缺少数据挖掘，数据分析不足，智能预警和智能诊断能力不足，对关键大机组维修决策支持能力弱。

为解决以上痛点问题，中石化建立了基于石化智云平台关键机组状态监控应用，主要建设内容如下：

本项目基于石化智云基础架构，利用云资源、技术服务、持续交付中心等云技术及能力，开发了关键机组状态监控应用，包括 5 个一级功能和 34 个二级功能模块，构建了报警通知-诊断通知-检修反馈闭环业务处理流程。

项目依托石化智云构建大机组故障诊断模型等共 7 个组件并上架石化智云，赋能石化智云。

本项目将采集到的大机组振动和工艺数据进行预处理后，建立预警模型，输出预警信息，预警模型分为 5 种模式：常规报警、防止反复穿越报警、趋势预警、智能快变报警、智能动态阈值预警。

本项目研发构建了包括旋转失速、喘振、轴瓦间隙、转子弯曲等 9 个大机组故障诊断模型。

本项目覆盖了中石化炼化企业 20 家关键大机组数据，共接入 490 台机组振动数据和工艺量数据。同时，对大机组故障诊断模型组件进行国产化适配改造，并上云上平台。



建设方案

大机组故障诊断模型是针对离心压缩机组,采用基于数据驱动和故障机理相结合的方式,通过分析故障机理,结合信号处理方法,提取出高信噪比的振动参数故障特征。

通过对历史案例数据的总结,形成各类故障的故障特征库,采用自编码器 Autoencoder、卷积神经网络 CNN 等数据驱动方法,对新采集的机组振动特征参数进行分类,建立智能诊断模型,实现大机组不平衡、不对中、油膜涡动等 9 类典型故障智能诊断。

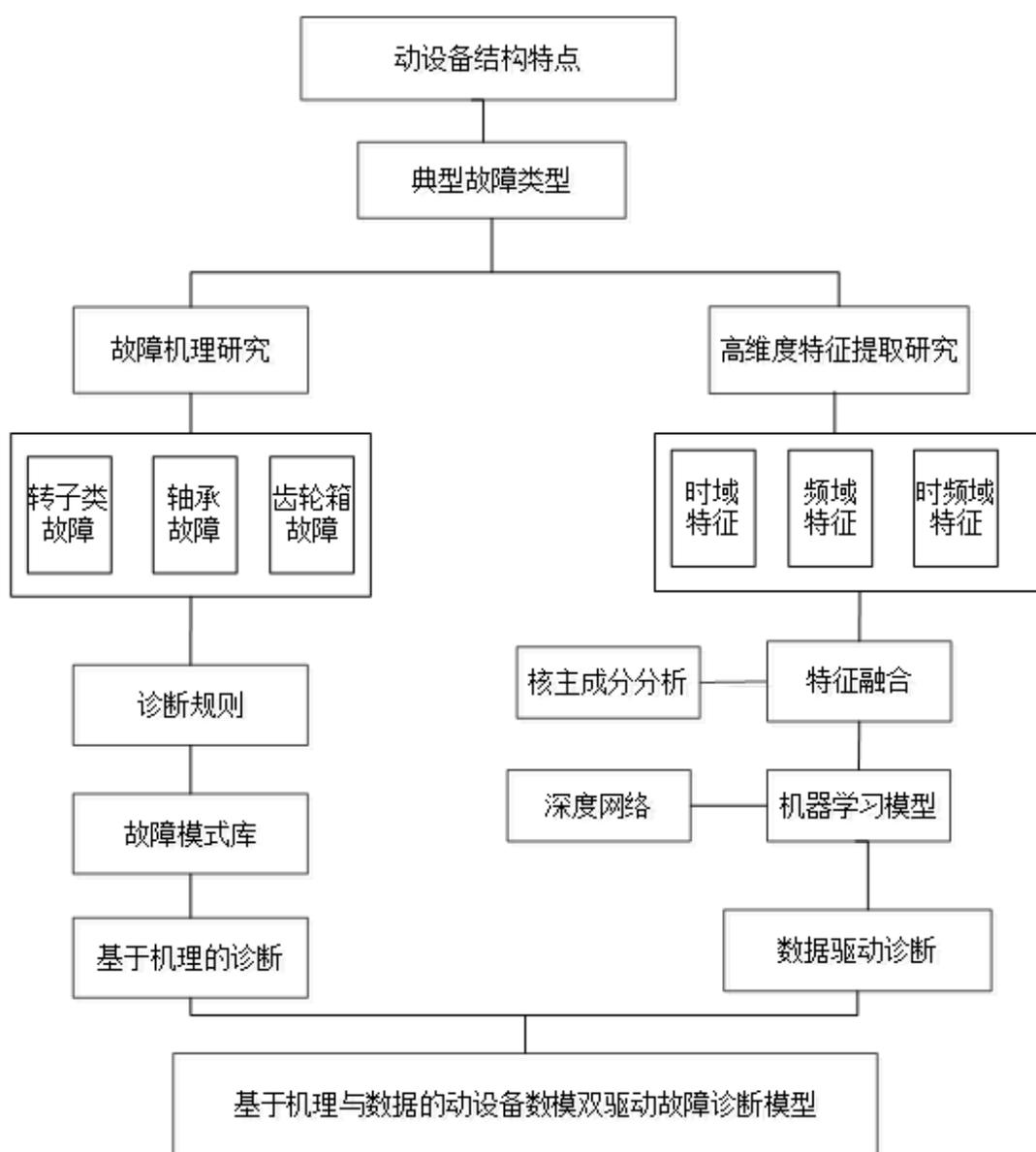


图 7.1 基于机理和数据双驱动的智能诊断逻辑示意图



1) 特征提取研究

a) 时域特征提取。时域信号是传感器采集经数据采集器后的原始振动信号，当设备发生故障时，振动数据的成分会发生变化，但大都被干扰信息遮蔽，无法直接识别。利用统计方法提取的振动信号时域特征，一定程度上可以减少振动数据中的噪声干扰，减少数据的冗余信息，并且特征对故障具有一定的指示性。

振动数据统计特征分为有量纲参数和无量纲参数。有量纲参数：峰值、峰峰值、均值、有效值、方差等，无量纲的有：峭度、歪度、波形、脉冲、裕度等指标。上述指标对故障信号均有不同的响应，有量纲参数对设备工况、载荷变化非常敏感，无量纲参数会随设备故障严重程度发生变化。单一特征不能实现变工况运行设备故障的有效预警，多特征融合可以解决单一故障特征故障指示面窄的问题。振动信号的时域特征常用于设备的运行状态监测，对于工况变化复杂的设备，单一的时域特征参数无法全面监测设备运行状态，易造成大量的虚警和漏警，还需要频域特征。

b) 频域特征提取。振动信号频谱分析是故障诊断最常用的手段，频谱分析能够得到振动数据组成成分及其能量大小。傅里叶变换是振动信号频谱分析的基础，通过傅里叶变换将振动信号分解为单一频率成分，可以清晰地看出信号中的主要组成成分，并得出故障特征。

c) 时频特征提取。基于傅里叶变换的频谱分析只能处理平稳信号，无法处理非平稳信号。小波分析引入窗函数可变的小波基，其分析窗口函数可调，能够提取到非平稳信号短时、局部信息特征。通过构造小波函数族，将小波分析过程中的小波正交基组扩展为小波正交基库，实现数据低频和低频成分的同时细化和分解。

通过试验数据对时域、频域和时频域特征分析，可以发现，不同特征对故障敏感程度不同，反映了设备不同状态下振动数据特征间的差异。部分时域特征对轴承故障不敏感，但单一状态下特征稳定性较好；频域特征对频谱结构变化敏感，正常状态下，特征变化稳定，未出现大幅波动，指示性好；时频域特征能够细化频谱结构，对频谱异常变化敏感，且故障指示性最好。



2) 基于自编码器的故障智能诊断

a) 自编码器作为诊断模型原理。自编码作为一种无监督式学习模型，利用输入数据 X 本身作为监督，来指导神经网络尝试学习一个映射关系，从而得到一个重构输出。算法模型包含两个主要的部分：Encoder（编码器）和 Decoder（解码器）。编码器的作用是把高维输入 X 编码成低维的隐变量 h 从而强迫神经网络学习最有信息量的特征；解码器的作用是把隐藏层的隐变量 h 还原到初始维度。

在故障检测场景下。利用无故障特征数据与各类故障特征数据，构建深度自编码器网络诊断模型 AE，并得到正常与故障样本特征空间；然后将当前待检数据输入 AE 的编码器部分，得到待检数据的特征 a_t ，计算输出值 a_t 与各特征空间 A 之间距离，距离最近的判定为待检数据所在工况。

b) 诊断模型分类方法。诊断模型采用以下两种距离欧式距离和马氏距离对 AE 模型输出进行分类：

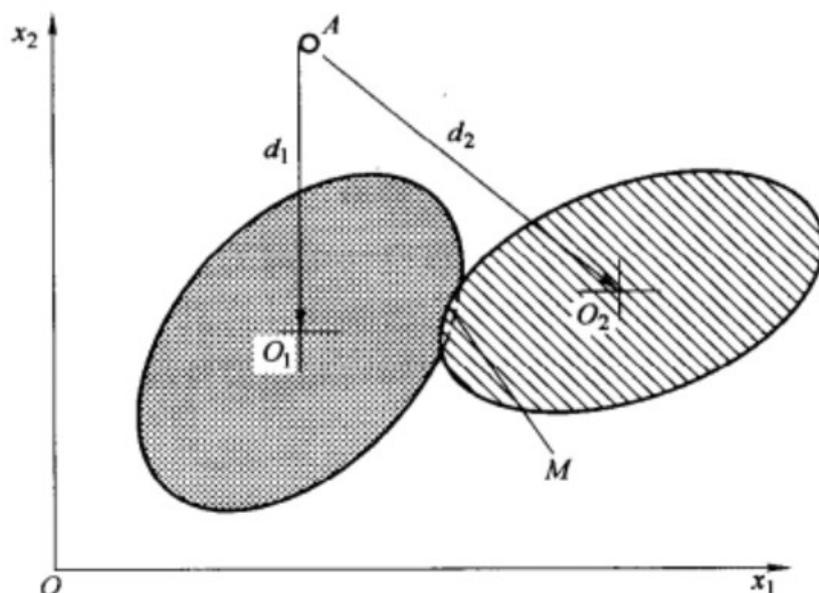


图 7.2 欧式距离示意图

欧式距离简单明了，且不受坐标旋转、平移的影响。为避免坐标尺度对分类结果的影响，需在计算欧式距离之前先对特征参数进行归一化处理。考虑到特征矢量中的诸分量对分类所起到的作用不同，可采用加权方法，构造加权欧式距离。

马氏距离是加权欧式距离中用得较多的一种，马氏距离的优点是排除了特征参数之间的相互影响。



3) 基于卷积神经网络的故障智能诊断

a) 卷积神经网络作为诊断模型原理。卷积神经网络是多级神经网络，包含滤波级 (filtering stage) 与分类级 (classification stage)。其中，滤波级用来提取输入信号的特征，分类级对学习到的特征进行分类，两级网络参数是共同训练得到的。滤波级包含卷积层(convolutional layers)，池化层(pooling layers)与激活层(activation layers)等3个基本单元，而分类级一般由全连接层组成。本方案设计的卷积神经网络处理的是一维信号。

b) 用于振动信号诊断的一维卷积神经网络。本项目采用的卷积神经网络的结构如下图所示。该卷网包含两个卷积层，两个池化层，一个全连接隐含层，以及一个 Softmax 层。诊断信号通过第一个卷积层以及 ReLU 激活层，变为一组特征图 (Feature Maps)，再经过最大值池化进行降采样。重复一次以上操作，将最后一个池化层的特征图与全连接隐含层相连，经过 ReLU 激活之后，传递到最后的 softmax 层。

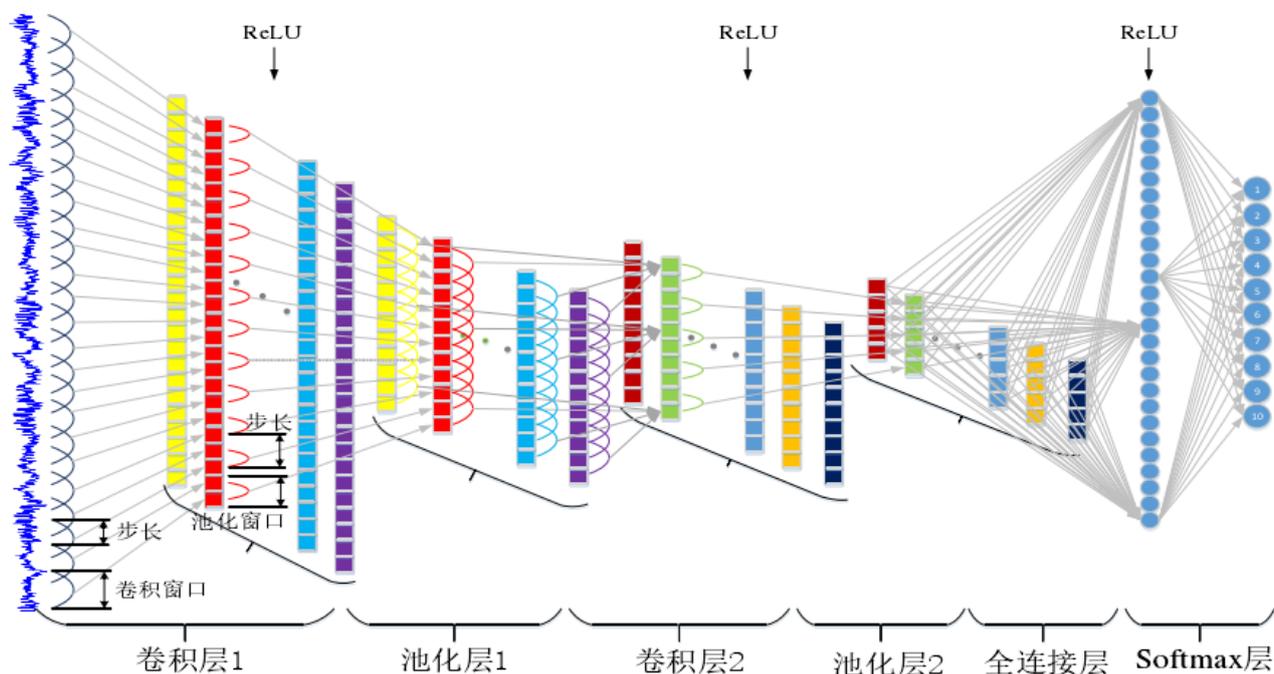


图 7.3 一维卷积神经网络结构图



建设成效

大机组故障诊断模型目前在中石化集团 20 家炼化企业离心大机组进行应用,实现了大机组不平衡、不对中、油膜涡动、喘振/旋转失速、动静摩擦等 9 类典型故障自动诊断,为企业维修决策提供有力支持。



图 7.4 大机组故障诊断模型应用场景

自系统上线以来至今应用效果显著,基于系统智能报警和智能诊断模型已为 20 家企业有效诊断 50 余次,统计结果见图 5,其中有 49 次为提前发现机组异常,及时告知企业,密切关注机组,避免造成严重故障。

自上线以来共52个故障案例

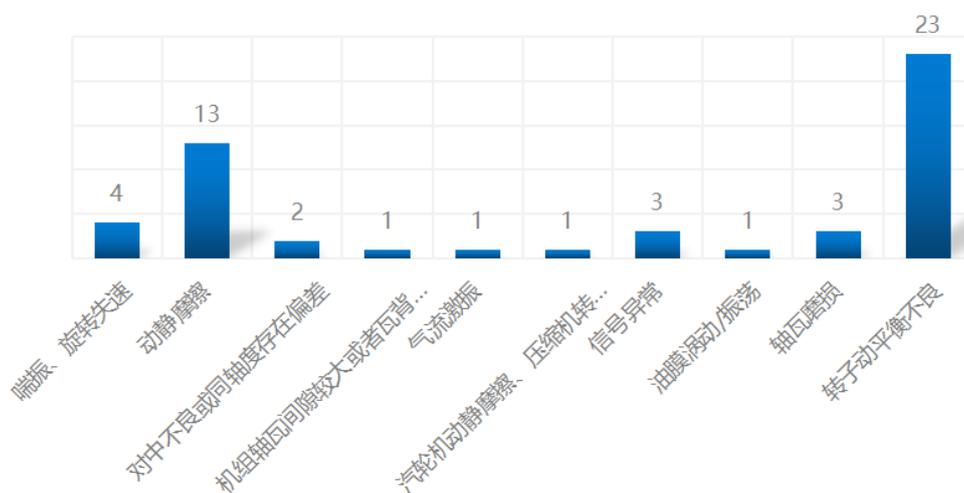


图 7.5 故障案例统计示意图

本模型通过推广至炼化板块其他企业离心大机组故障诊断，可避免或减少非计划停机或停工事件发生，延长设备寿命，同时减少维修时间，提高生产效率和经济效益。

大机组智能诊断模型可大幅度减少对故障诊断专家的依赖，并且确认诊断结论以及检维修建议的时间缩短 6 倍以上，可大幅缩短机组的检修周期，降低机组故障停机时间、提高企业经济效益。

根据应用企业数据反馈：预计一家企业每年降低非计划停机 1-2 次，根据企业规模不同，为企业减少直接或间接经济损失约每年 400 万，为企业降本增效和可持续发展提供有力的技术支撑。



案例 8：电气设备故障诊断

单位：中国石化工程建设有限公司

作者：吴德飞、周宁、刘罡、王树国、于世翔、张程

案例简介

随着全球电气产业迅速发展，传统电气设备运维方式的局限性日益显现，尤其是依赖人工经验的故障定位、分析诊断和巡检方式，无法适应日益复杂且动态变化的电力系统。不仅造成了设备故障发现的滞后，还使得停机时间难以避免，导致重大的经济损失和资源浪费。

为了实现更高效、更精准的设备管理，技术创新带来了关键契机：人工智能（AI）、大数据分析、深度学习、计算机视觉等前沿技术的全面融合，开启了智能电气设备故障诊断的新时代。基于这些技术的智能运维系统不仅能够实时监控电气设备的运行状态，还能提前预测设备故障，及时预警，助力设备从传统的“计划检修”模式向“预知检修”转型，实现设备的高可靠性和高效运行，从而大幅降低停机风险和企业运维成本，建立电气设备的全生命周期体系，实现了设备管理的科学性和精准性。

此外，电气设备的维护传统上依赖定期检查和人工巡检，但设备故障的发生常常是由于一些轻微缺陷逐渐积累、发展成故障。因此，电气设备故障诊断领域迫切需要引入先进的智能化技术。利用高密度采集的小数据，结合大数据与不同类型的数据，通过 AI 算法进行缺陷早期预警，可以使得运行管理者实时观察缺陷发展，并在适当时机进行停机检修，从而避免设备突发故障导致的生产中断或安全事故，推动电力行业向更高效、精确的“预知检修”模式转型。



建设方案

智能电气设备故障诊断研究课题深刻融合了业务需求与技术创新，构建了一套从一次设备到二次设备的全面故障智能诊断的解决方案。以下从业务层面和技术层面两个维度，详细阐述系统如何创新性地提升故障诊断的精准性和实时性，并推动电力行业的智能化升级。

1) 业务设计：从全面覆盖到智能决策

a) 设备全覆盖：从一次设备到二次设备的全维度监控

智能诊断系统覆盖了变压器、GIS 设备、开关柜、电动机、电力电缆等一次设备到继电保护装置、传感器、空开、压板等二次设备的全面监控。基于全方位的数据采集与监控手段，确保了电力设备状态的精确监控，为故障预警提供了强有力的数据支持。

一次设备监控：通过实时监测关键设备的电流、电压、频率等运行参数，以及设备本体主要寿命参数，如变压器油气体溶解成分、设备局部放电、温升、绝缘、特定设备的机械参数等，系统能够及时发现负荷异常、绝缘老化、设备过载、运行失常等潜在故障风险。



图 8.1 一次设备运维界面图



二次设备监控：监控自动化保护设备的工作状态，确保设备协同运作，避免因二次设备故障导致的设备整体失效或连锁反应。



图 8.2 二次设备状态监视

系统不仅提升了故障诊断的时效性和准确性，还为设备的状态优化与资源调度提供了坚实基础。

b) 数据融合与智能挖掘：构建全局视角

通过多维数据融合技术，系统整合了来自设备监测、环境因素等多个源头的的数据，全面提升了故障诊断的精度。不仅采集设备的运行数据，还将环境因素（如气温、湿度、震动等）与设备数据进行融合，为系统提供了一个更为全面的决策基础。

设备监测数据融合：精准采集并分析电流、电压、频率、功率、局放、温度、振动、气体等关键数据，为设备状态评估提供全面依据。



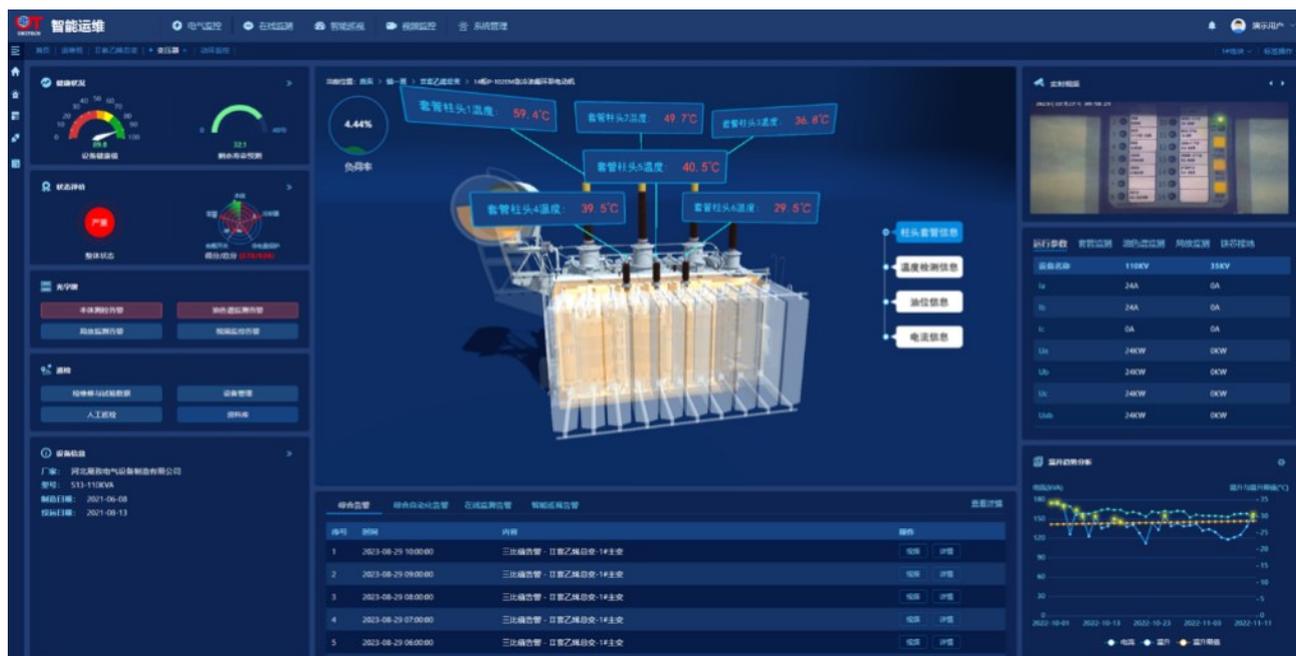


图 8.3 设备多维度数据融合呈现

环境数据融合：结合外部环境的变化，系统能够进一步优化设备的运行预测，提升故障诊断的精度。

深度融合不仅提升了故障预测的准确性，还为后续的运维决策提供了实时、全面的数据支持。

c) 智能运维策略与全生命周期管理

系统通过基于深度学习算法的设备状态分析，为每台设备提供全生命周期的科学管理方案。能够根据设备的实时状态、历史运行数据及趋势预测，为企业制定最优的运维策略，避免突发性故障，减少设备损耗。

实时状态分析与趋势预测：系统通过综合评估设备的历史数据和实时监测数据，提前预测设备可能出现的问题，并提供决策依据。



- 通过现场采集、设备制造厂商提供以及高校实验室等途径收集和完善设备状态参数模型库；
- 兼容不同规格不同站点的电气设备，模型快速学习所在地场景，具备较强泛化能力；
- 基于正常稳态模型+异常识别模型，监测变化趋势与局部异常，并识别出异常种类。

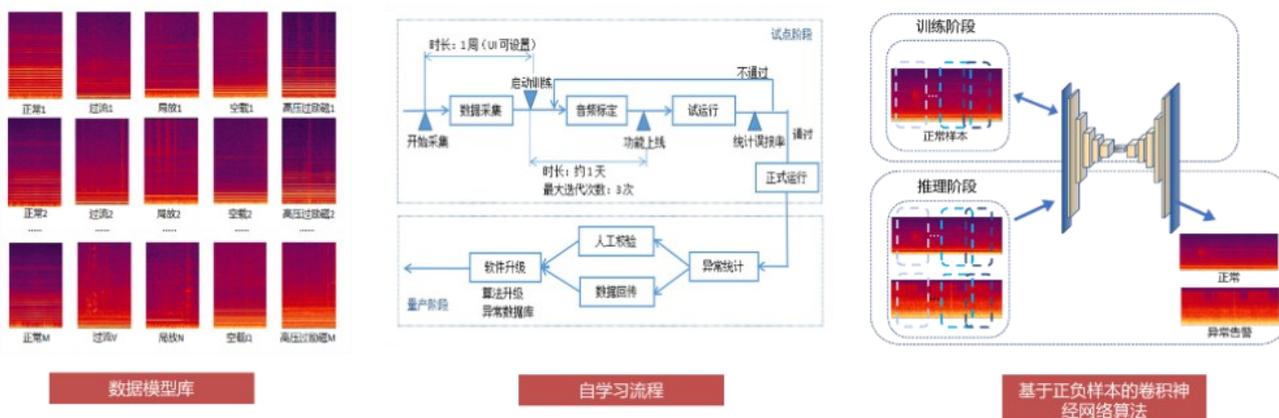


图 8.4 设备健康状态评估与分析思路

全生命周期管理：系统通过智能算法优化设备运行策略，减少故障率并延长设备的使用寿命。

健康指数界面

依据说明

1、大型电力设备的健康值评估模型。
健康水平指数计算公式：

H_t —设备的初始健康水平指数
 H_T —设备最终的健康水平指数
 B —老化系数
 T_1 —与全新设备 H_{t_0} 对应的年份，一般为设备投运年份
 T_2 —与所要计算的 H_T 对应的年份，可为当前年份，也可为未来年份

2、健康水平指数HI范围：0-10
 状态良好范围：0-3
 出现老化现象范围：3-6.5
 严重老化或退役：大于6.5

3、评估模型基础上进行优化，其核心是通过三级模型涉及的参量特征对变压器健康值指数HI不断修正。

图 8.5 设备生命周期预测

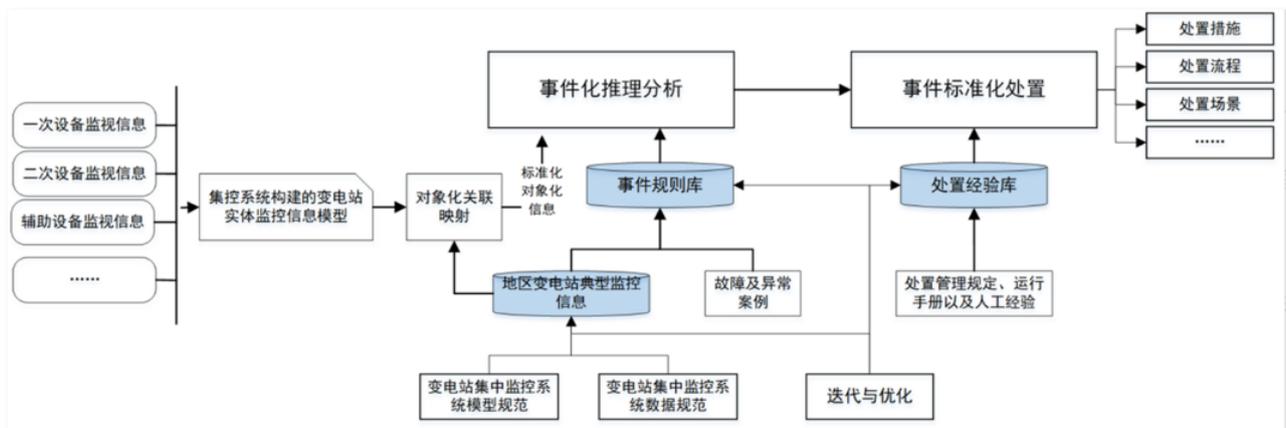
全生命周期的智能管理，不仅确保了设备的高可靠性，还帮助企业实现了更为精细化的资产管理与成本控制。

d) 基于数据的智能决策与运维调度

通过基于设备状态的智能运维决策系统，系统能够根据设备的健康状况实时调整运维策略，实现巡检频率、检修周期及零部件更换等方面的智能调度，不仅提升了运维效率，还有效降低了资源浪费。



智能故障预测与预警：系统通过数据分析及时识别设备潜在故障，提前发出预警并调度资源，避免因故障导致的设备停运。



- (1) 实现监控专业信息的汇集与处理现状，梳理信息类型及信息流，完善监控信息标准化、对象化；
- (2) 开展主辅设备事件化规则库梳理，找到关键堵点，根据需求制定事件化规则库的构建及应用模式；
- (3) 事件标准化处理措施：实现监控助手功能，结合事件化规则库，优化事件化自动处置全过程管理流程，辅助提升监控人员异常（故障）事件处置能力。

图 8.6 监控信息事件化智能分析

智能运维调度：基于设备实时状态和历史数据，系统能够自动优化巡检计划、检修周期及零部件更换方案，提升整体运维效率。

2) 技术应用：创新引领未来

a) 视频分析与计算机视觉：智能化视觉巡检

通过集成计算机视觉和图像识别技术，系统能够实时监控电气设备的外观状态，自动识别锈蚀、污垢、闪络、异物挂接等设备外部异常情况，极大提高了巡检的精度和效率。

缺陷自动识别：通过图像识别技术，系统能够自动检测设备表面缺陷，及时报警，减少人为巡检中的疏漏。



- 基于视觉感知智能分析系统，同时结合变电站日常巡检需求，深入研究视觉智能分析算法，完善系统智能分析识别功能，对变电站设备运行状态进行全面的分析。
- 系统主要用于前端图像信息采集，数据采集后，由系统后台进行相应的分析，提取有用信息并判断设备运行状态。

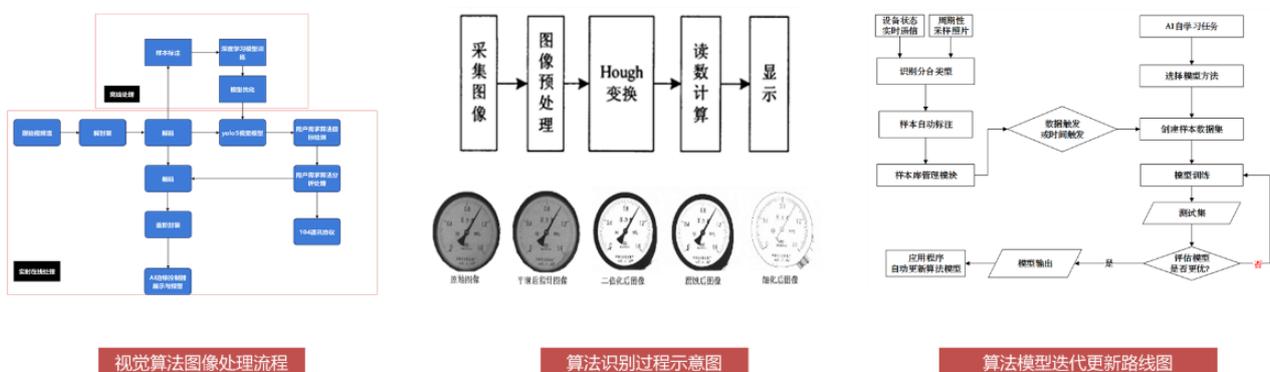


图 8.7 视频分析与计算机视觉技术

智能预警系统：当设备出现外观异常时，系统可迅速识别并定位问题，提供详细的故障诊断信息。

b) 大数据分析机器学习：精确故障预测

系统通过深度学习和机器学习技术，结合海量历史数据，提升了故障诊断的准确性和预测能力。机器学习模型能够不断训练自我，随着数据的不断积累，系统的故障识别和预测精度不断提升。

大数据处理与模式识别：通过云平台对海量设备数据进行实时处理与分析，系统能够自动识别出潜在故障模式，并进行预测。

自学习模型：机器学习算法通过对历史数据的训练，不断优化故障诊断能力，提升系统在复杂工况下的稳定性与精准性。

c) 边缘计算：实时响应与高效处理

为提高数据处理的实时性，系统结合了边缘计算技术，将数据处理能力前置到设备端，减少了因数据传输产生的延迟问题。设备端的边缘计算节点能够实时处理监测数据，并迅速响应，保障故障诊断的时效性。

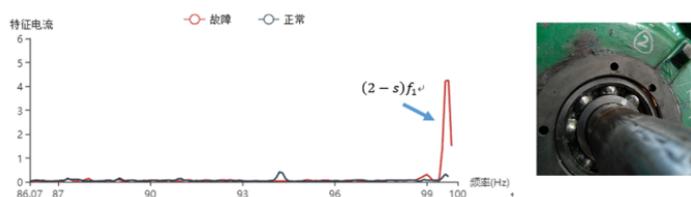
边缘计算应用：在现场部署智岛等边缘设备，能够在设备本地进行数据处理，实时监测设备状态并迅速发出警报。



不论是那种偏心，均会引起气隙的变化，气隙的变化必然引起电流的变化，其特征频率为

$$f_h = f \left[(kR \pm n_d) \frac{1-s}{p} \pm n_s \right]$$

R——转子导条数； n_s ——为谐波阶数；
 n_d ——静态偏心取0，动态偏心取1、2、3....；
 k——为任意整数。



上式的经验公式，可以避免预知R、p等电机参数 该台电机 $p=1$ ，并取 $k'=1$ ，则

$$f_{ecc} = f_1 \left[1 \pm k' \left(\frac{1-s}{p} \right) \right]$$

$$f_{ecc} = f_1 \left[1 + k' \left(\frac{1-s}{p} \right) \right] = f_1 (1 + 1 - s) = (2 - s) f_1$$

图 8.8 基于边缘计算的电动机特征电流分析（气隙偏心缺陷识别）

d) 数字孪生与自适应算法：虚拟与现实的智能协同

系统通过数字孪生技术为每台设备创建虚拟模型，实时模拟其运行状态。结合自适应算法，系统能够根据设备的实际运行状态，动态调整故障诊断和预测策略，确保精确无误的设备状态评估。

数字孪生技术：通过虚拟化模型，系统可以实时预测设备的运行情况，提前发现潜在问题。

自适应调整算法：系统能够根据实际工况和环境变化，动态调整预测模型，确保不同运行环境下的故障诊断准确性。

建设成效

通过技术创新和智能化应用，预期在多个维度取得显著成效：

技术领先：深度学习、计算机视觉、大数据分析等先进技术的引入，提升了故障诊断的精度和时效性，实现早期故障的诊断、定位和分析，推动了智能化运维的全面落地。极大降低故障后的经济损失。

经济效益：系统通过精准的故障预测、自动化巡检与优化运维策略，显著降低了人工巡检成本和设备停机时间，提升了企业的运营效率。

绿色可持续：智能化运维推动了设备高效运行，减少能源浪费，助力企业实现绿色低碳转型，响应全球碳中和的战略目标。



优化资源配置与决策支持：通过基于小数据的智能化缺陷与故障在线诊断，系统在不增加过多硬件设备的前提下，更精准地对设备的运行状态进行监测和预警，优化了资源配置，提升了决策效率。

通过技术创新与智能化的全面应用，不仅提升了设备管理的效率和安全性，更为电气系统的智能化、数字化转型奠定坚实基础，提供强大动力。



案例 9：静设备异常工况诊断与预测

单位：中国石化工程建设有限公司

作者：吴德飞、白飞、林江峰、何细藕、李昌力、刘罡

案例简介

工艺过程的复杂性对裂解炉运行过程中的安全、操作提出了更高的要求，尤其目前国内外普遍缺乏非常规运行及异常工况的监控、预警系统，导致裂解炉健康监控及智能化运行面临巨大挑战。本场景对避免裂解炉的非计划停车和保护裂解炉不受到损坏，确保裂解炉运行过程的安全、高效，对裂解炉的长周期安全运行、提高炉管寿命和裂解炉在线率、节能减排等具有重大意义。

建设方案

一是基于近红外辐射测温原理实时测量虚拟热电偶温度，监视燃烧状态，查看和分析炉管温度分布，超高温报警，预测运行周期、判断烧焦终点，实现裂解炉炉膛智能的安全监控。

二是基于裂解炉区关键设备工艺机理分析，结合安全分析技术手段及工艺经验，建立专家知识库；结合裂解炉区现有控制信息参数，对操作趋势和异常工况进行预警和报警。在实际生产运行过程中，通过对裂解炉关键设备智能实时监控，智能分析预警、报警的原因，为操作人员提供操作指导。实施范围：中科炼化裂解炉区关键设备。



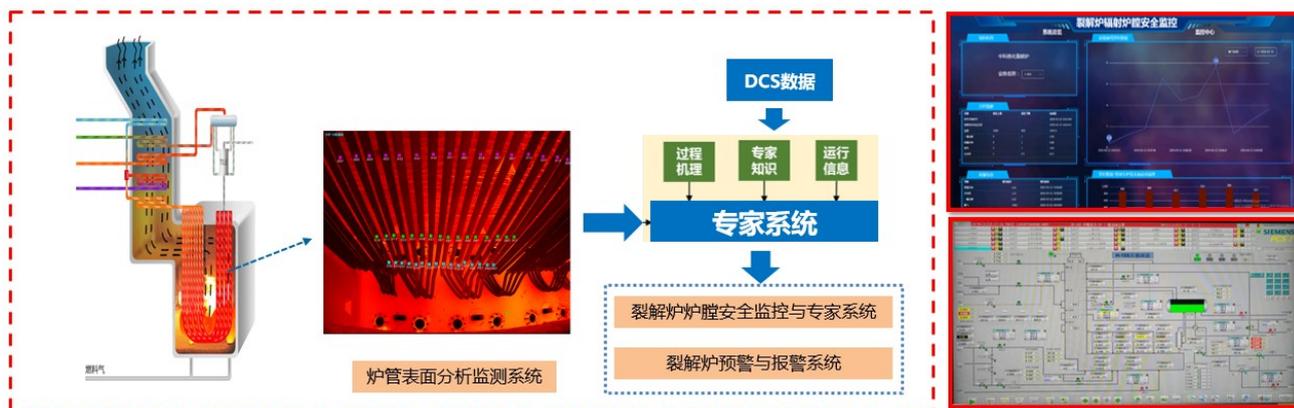


图 9.1 裂解炉故障诊断预测示意图

建设成效

将红外比色测温技术和机器视觉测量、大数据分析等信息化技术相结合应用于裂解炉运行过程的在线监测，实时测量炉管表面温度分布，追踪热点移动、监视放热反应进程，结合烧焦尾气实时监测，解决裂解炉烧焦过程中炉管表面温度和炉管结焦实时在线监测的技术难题，实现裂解炉烧焦过程的精细化控制。

同时基于 Web 网络技术与数据湖通讯提取实时数据，利用 C++ 对视觉模型及数据模型进行代码转化，监测燃烧器状态和炉管的实时温度，并实现超温报警功能，在智能 APP 界面显示。

实现了对包括裂解炉管壁温、TLE 出口温度、COT 等 7 项实时操作数据的整合分析，首次实现了裂解炉多工况报警预警本应用对避免裂解炉的非计划停车和保护裂解炉不受到损坏，确保裂解炉运行过程的安全、高效，对裂解炉的长周期安全运行、提高炉管寿命和裂解炉在线率、节能减排等具有重大意义，应用开发课题可预警及报警准确度误差不超过 10%，可延长裂解炉运行周期 5%。



案例 10：地球物理甜点智能识别及解释

单位：中石化石油勘探开发研究院、中石化物探院

作者：邬兴威、韩科龙、唐金良、陈蕾

案例简介

中国石化石油勘探开发研究院和物探研究院为中国石化直属上游综合研究机构，职责定位是中国石化上游“三部一中心”，即：上游的发展战略及油气勘探开发参谋部、油气勘探开发技术服务部、油气勘探开发技术研发和集成部、上游地质资料信息中心。围绕西北、华北、东北、四川、海域、海外等勘探开发重点领域，持续提供技术支撑与服务，为中国石化上游稳油增气降本做出了积极贡献。在缝洞型碳酸盐岩油藏高效开发领域形成了自己的特色和优势。

石勘院和物探院依托国家“973”项目、国家重大专项、国家部委战略选区、国家自然科学基金等一批项目。在缝洞型碳酸盐岩油藏开发技术、多波多分量地震技术等方面达到国内领先或国内先进水平，尤其是缝洞型碳酸盐岩油藏开发技术整体达到国际领先水平。

场景组具有多年从事塔河油田开发的研究经历，掌握大量现场生产资料。2000 年完成塔河油田四区开发方案编制、2005 年与法国合作研究的塔河油田四区三维地质建模，2006 年完成四区开发动态跟踪研究，2012 年《塔河油田 12 区奥陶系油藏油气产能及能量分布特征研究》及 2006-2018 年承担“十一五”、“十二五”、“十三五”国家重大专项的相关课题研究，均为本场景建设提供坚实技术基础。

塔河油田是我国已发现最大的碳酸盐岩缝洞型油藏，含油面积达 700km²，探明石油地质储量超过 10 亿吨。塔河油田缝洞油藏储集体埋藏深大 (>5700m)、类型多、非均质性强，油田钻井多 (1870 口)。矿场常规“甜



“甜点”预测需多种地震属性联合预测，对人员专业知识要求高，预测工作量大、工作效率低。上述面临问题迫切需要引进人工智能，开发智能解释软件平台，发挥甜点智能识别技术优势，提高油田现场甜点识别效率。

机器学习和计算机技术的不断进步为“甜点”预测带来了前所未有的机遇。人工智能算法也在“甜点”预测中展现出巨大的潜力。这些算法能够处理非线性、高维和复杂的数据关系，提高预测的可靠性并能大幅提高预测效率。

建设方案

针对超深层复杂碳酸盐岩缝洞型油藏，引进人工智能技术，在地质认识及地球物理理论指导下，以地震数据及其衍生属性为研究对象，寻求能够反映“甜点”最佳属性组合，结合地震正演拓展，建立训练样本集。优选最佳算法模型，通过参数的调整及迭代优化，寻找地震属性与缝洞储集体“甜点”的潜在关联性，建立缝洞储集体甜点预测模型，实现碳酸盐岩缝洞型油藏地球物理甜点快速、准确预测。

1) 具体的工具或方法创新

按照“数据+平台+应用”的模式，地球物理甜点识别子系统，包含首页界面、数据管理、模型管理、储集体识别、界面显示、成果输出等 6 个功能服务，引用地震基本数据服务、非结构化数据服务等 2 个数据服务。



图 10.1 应用架构图

a) 地球物理甜点智能识别及解释应用

为用户提供碳酸盐岩缝洞甜点预测人机交互界面共包含六大功能模块。具体情况如下：

首页界面：涵盖流程展示及功能导航，展示系统主要操作流程，并对操作进行简单描述；



数据管理：提供各类数据记载功能，提供基础数据管理维护功能；

智能建模：实现模型构建及模型评估功能；

储层识别：通过识别参数设置实现储集体识别功能及识别结果管理；

界面显示：提供地震剖面显示、成果剖面显示功能；

成果输出：提供识别结果输出功能。

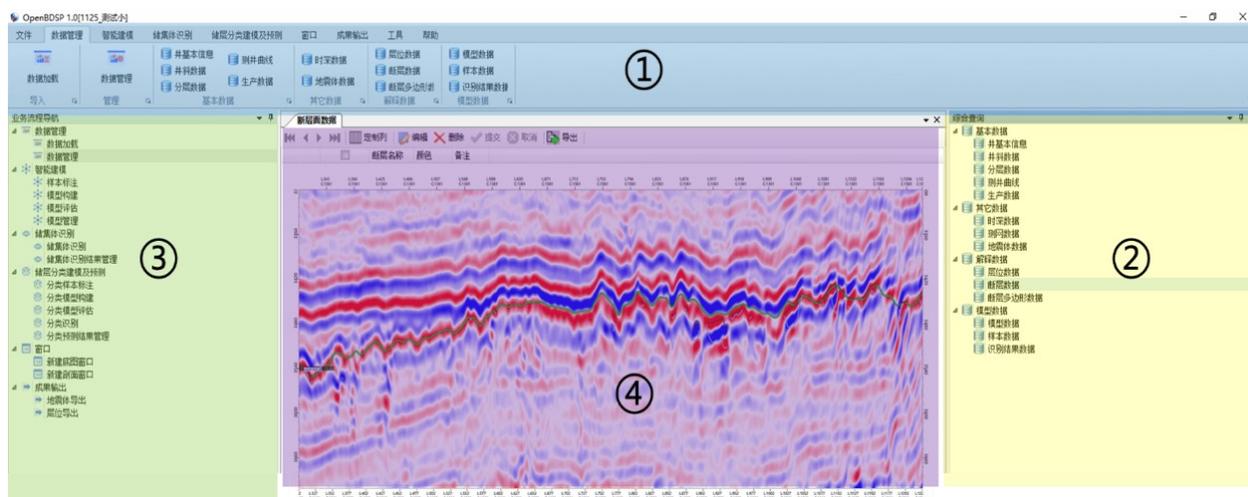


图 10.2 地球物理甜点智能识别及解释系统功能界面示意图

b) 创新点

融合机理模型形成训练数据集。将地质特征和地球物理数据有机融合，明确缝洞甜点地震响应特征，优选地震能量、频谱等属性，结合测井数据及生产动态数据，构建较为准确的训练样本集，提高模型的预测准确性和泛化能力。

地震正演训练样本制作。设计了符合缝洞地质特征的地震正演模型来丰富和拓展训练样本集，有效解决了样本不均衡和样本数量不足问题。

基于集成学习的分步训练策略，有效提高甜点预测精度。为捕捉缝洞甜点的地震信号细节，设计了一个基于集成学习的分步训练策略。通过多阶段、多模型的协同作用，显著提升预测的精确度和鲁棒性，同时有效控制过拟合的风险。①将 FCN 卷积神经网络作为初步筛选工具。利用 FCN 通过深度卷积层的层层抽象，学习缝洞体的



结构信息,高效地识别出潜在甜点区域。②基于集成学习的深化预测。在FCN初步筛选基础上,有机融合 Boosting 和随机森林等先进的集成学习方法,提高缝洞甜点预测精度。

基于遗传算法的自适应 AI 超参数调优技术提升训练效率。通过模拟生物进化过程来高效优化神经网络模型的参数配置,缩短训练时间,降低算力消耗,最终提升优质模型的训练效率。

2) 具体应用模式和应用流程

应用功能建设按照客户端 (C/S) 模式进行设计和后续研发,客户端软件负责对地震原始数据及其属性数据进行管理并提供样本标注工具,标注后生成的训练样本数据传输到石化智云执行具体的模型训练,训练后的模型回传本地工作站,由本地工作站客户端软件进行推理和结果展示。

a) 训练流程。鉴于地震数据量的海量规模,场景样本标注在本地进行。依据专家经验优选地震属性,多资料、多数据联合开展专家样本标注。同时辅以地震正演制作训练样本,来克服样本的不均衡和数量不足问题。另外依托总部云,采用云边部署架构,借助平台算力资源进行模型训练。并辅以超参调优技术,指示“进化路径”,提高优质模型训练效率,具体流程见下图。

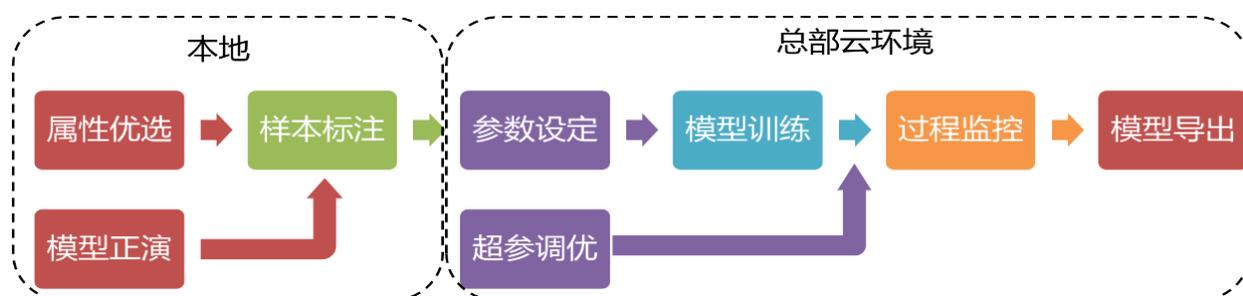


图 10.3 训练流程图

b) 预测流程。应用石化智云的建模与训练成果,针对不同类型的地震数据域,提供灵活的预测数据体选择机制,轻松管理待预测地震数据。其次可设置预测范围参数,允许用户精确设定 Inline、CDP (Common Depth Point, 即公共深度点) 以及 Time (时间) 范围,实现对预测范围的精准控制,具体流程见下图。



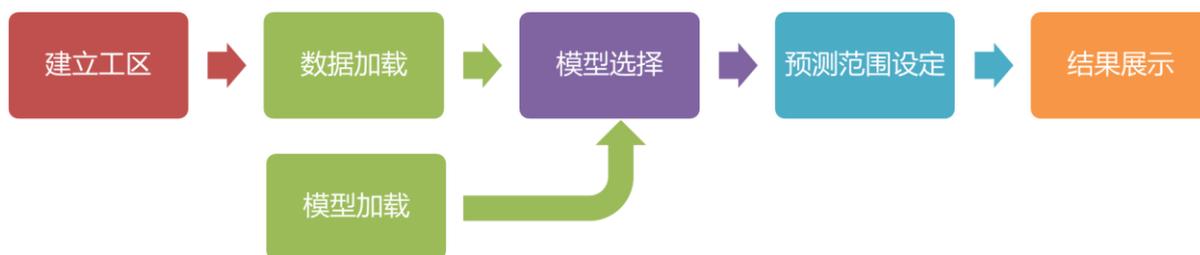


图 10.4 预测流程图

建设成效

经济效益。缩短缝洞型碳酸盐岩油藏科研生产运行周期，降低人工成本。通过场景建设，减少科研生产环节，有效降低用人成本（降本 60%以上），缩短科研生产运行周期，提升勘探开发决策效率。

管理效益。重塑业务流程，减少科研运转环节。通过对碳酸盐岩缝洞体甜点识别全业务功能智能化，实现了该类型科研工作的模式转变，重塑业务流程，减少科研运转环节，降低管理成本，加快勘探开发进程。

社会效益。促进了地球物理技术的不断发展。通过地球物理甜点智能识别及解释场景建设，将为中石化国内上游企业在地球物理与新一代人工智能技术的有机融合，探索，实施，推广积累经验。

经验总结。首先，地球物理领域以其海量数据著称，但数据的丰富性并未直接转化为确定性样本的充足性，高质量训练样本数据更是稀缺资源。这一现状对我们提出了新的挑战，也为我们指明了下一步的研究方向。

其次，机理模型在地球物理人工智能领域的应用大多仍处于理论探讨以及数据端处理的初级阶段，尚未能深入融合到算法模型的核心之中。将机理模型嵌入到网络端，重塑我们的算法框架，是我们下一步亟待攻克的技术难题。这一挑战不仅要求我们在理论上有所突破，更需要在实践中不断探索和创新。

最后，要实现高效模型的落地应用，持续的资金投入与攻关是不可或缺的。只有不断资源投入，推动模型的迭代更新与优化，才能确保模型在实际应用中展现出卓越的性能与效果。



案例 11：炼化装置挤压造粒机智能故障诊断

单位：中石化炼化工程（集团）股份有限公司

作者：孙宝平、师恩容、李后生、梁涛、张建超、张岩、李雨濛、黄吉祥

案例简介

挤压造粒机是石油化工领域核心机组，属于长周期低速重载设备，其内部结构复杂、工艺难度大，目前缺少有效的设备故障监测预测手段（多以人工巡检、离线分析为主），存在监测不实时、运行故障率高等，进而导致非计划停车现象多等问题，严重影响了动设备长期稳定运行，且单次停车往往以数小时计，经济损失大。如何通过工业互联网、人工智能等先进技术，实现挤压造粒机运行状态的在线监测、智能预警，提高设备运维的针对性和前瞻性，是设备运维部门一直亟待探索解决的问题。

建设方案

本项目以“工业互联网+大数据+人工智能”的创新模式，以中国石化广州石化、茂名石化等企业为试点，建设大型炼化装置挤压造粒机智能故障诊断系统。

该系统融合挤压造粒机设备机理、工艺知识、物料属性、故障特征等参数建立故障模型，以实时监测采集的设备运行状态数据（振动、加速度、温度、位移等信号数据）作为模型输入，应用机器学习、深度学习等方法，实时预测诊断齿轮箱、螺杆、轴承等关键部件故障。

该系统基于中国石化石化智云平台部署，在企业端设备测加装振动、温度等传感装置，通过 5G 网络实时传递监测数据到云平台，实现云边端的统一部署和集团化管控。



建设成效

本项目已完成试点企业 13 台挤压造粒机监测管理，在减少动设备非计划停车次数和时长、降低过度维修成本、提高运行效率等方面成效明显。

优化资源配置。本项目按照中国石化“数据+平台+应用”的新模式开发，基于中国石化石化智云平台部署，通过一体化应用管理可监测各地炼化企业挤压造粒机装置，消除了企业测分散部署、优化了总部云资源，实现了集团化统一管控的硬件资源、软件资源、数据资源等的优化配置。

改善服务流程。本项目通过对挤压造粒机的实时监测预警，相关预警报警数据实时推送到设备人员电脑及手机终端，以报警的实时性和准确性替代了原有的定时人工巡检模式，减少了设备运维人数，降低了人员工作强度，从根本上改善提升了设备运维服务流程。

创新业务模式。本项目通过对挤压造粒机的实时在线监测、智能故障预测诊断，一定程度上取代了原有的人工巡检、人工分析判断的业务模式，实现了设备运维模式的创新。

实现决策支持。本项目融合了设备机理、工艺知识、物料属性、故障特征建立的故障诊断模型，通过人工智能等新技术的持续训练迭代，故障预测准确率达到 70%，对精准判断挤压造粒机运行状态和故障情况、制定检修计划提供了有力支撑。

助推价值创造。本项目通过对挤压造粒机提高运维的针对性和前瞻性，可有效减少挤压造粒机非计划停车次数和时长 10%左右，以某挤压机年减少非计划停车 20 小时计，该挤压机平均产能每小时 25 吨，每吨聚丙烯/聚乙烯平均成本价格为 3000 元，销售价格为 8000 元，测算挤压机年增加经济效益： $25 \text{ 吨/小时} * (8000 - 3000) \text{ 元/吨} * 20 \text{ 小时} = 250 \text{ 万元}$ 。

同时，本项目可通过数据采集、自主学习等方式逐步丰富、完善挤压造粒机故障特征数据，该数据形成中国石化动设备数据资产，在指导挤压造粒机设计制造、指导采购供应部门零部件采购、指导产品研发部门工艺创新等方面逐步发挥数据价值。



促进可持续发展。本项目管理了 3 个国外品牌、1 个国产品牌挤压造粒机，通过对多品牌挤压造粒机相关数据的采集、分析，可为国产化造粒机改进提升提供有效的数据支撑，以国产机组保障我国石化领域的可持续发展。

同时，本项目综合采集分析挤压造粒机电机能耗、物料牌号等数据，可为机组绿色化改进、产品绿色化发展提供一定的数据支撑，赋能石化领域可持续发展。



案例 12：炼化典型装置实时在线优化

单位：中石化（北京）化工研究院有限公司

作者：王国清、张利军、周丛、张兆斌、李宏光、刘京川、蒋冰、巴海鹏、田岐、薛丽敏

案例简介

乙烯装置作为化工产业的龙头装置与中国石化主业发展的关联度极其高，对其核心装置裂解炉的模拟计算因为裂解原料复杂、裂解反应规模庞大且涉及多物理场耦合而存在巨大的挑战。



图 12.1：以乙烯工业为龙头的石化产业高质量发展是国家重大战略需求

国外乙烯装置模拟软件较为成熟，中国石化内部的炼化厂使用的蒸汽裂解模拟软件基本以国外软件（如 SPYRO 和 COILSIM）为主，每年不仅要支付高昂的授权费用，还有技术秘密和运行数据泄漏的风险。



国内乙烯装置模拟软件尚处于起步阶段，模型和软件通用性不强，模拟精度较国外模型有一定差距，亟需开发具有自主知识产权的裂解反应模型和裂解炉模拟软件，帮助企业优化裂解炉操作，提高关键产物产率，降低乙烯装置能耗。

本课题目标是使用深度学习算法构建适应于裂解炉实时优化平台的裂解反应模型。

建设方案

使用深度学习算法构建适应于裂解炉实时优化平台的裂解炉反应模型，具体路线为：根据自主开发的裂解反应机理模型及裂解炉辐射模型，结合裂解装置工艺参数，得到裂解原料、操作条件与收率的对应关系，使用深度学习算法数据驱动的蒸汽裂解反应模型。

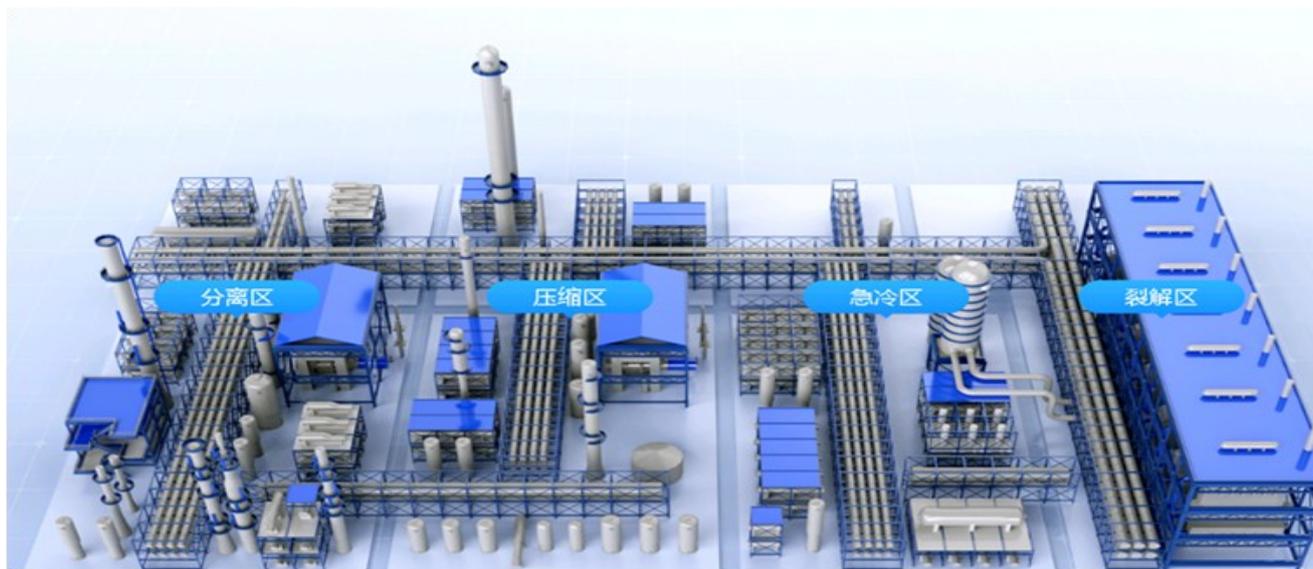


图 12.2：蒸汽裂解装置示意图



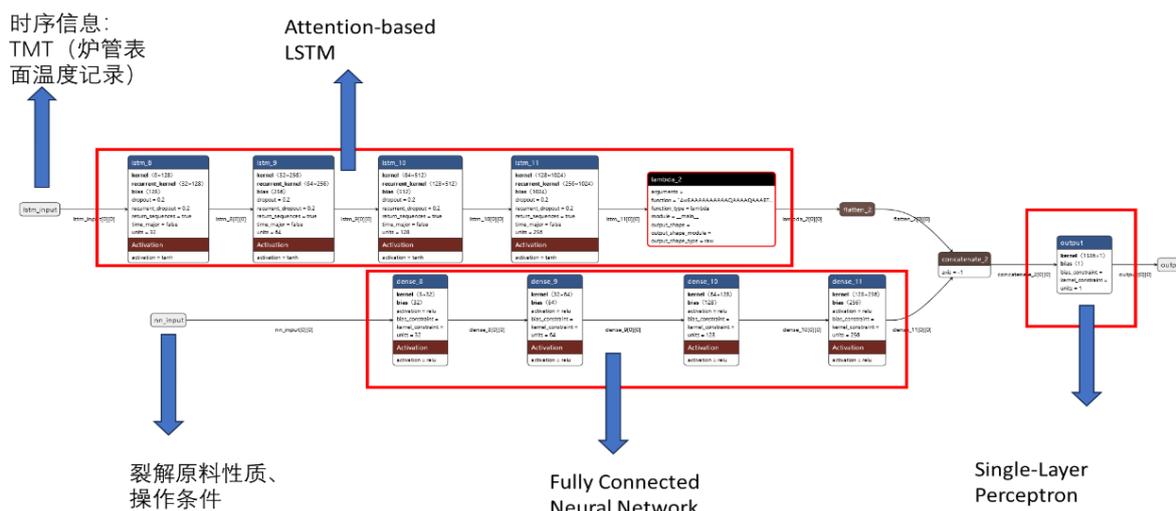


图 12.3 蒸汽裂解反应模型

输入层以裂解原料性质和操作条件作为输入特征，通过一个全连接神经网络（Fully Connected Neural Network）进行处理，这部分网络负责提取输入特征的有用信息。同时将 TMT 时序信息通过一个基于注意力机制的长短期记忆网络（Attention-based LSTM）进行处理，处理后的时序信息与裂解原料性质、操作条件的特征通过一个全连接神经网络进行融合，最终通过一个单层感知器（Single-Layer Perceptron）输出预测结果，即裂解产物的收率。

整个模型通过端到端的训练，学习输入特征与裂解产物收率之间的复杂关系，从而实现对裂解产物收率的准确预测。

建设成效

本模型通过乙烯装置裂解原料和反应条件优化，显著提升了关键产品的收率，并减少了副产品的生成。现场测试结果表明，应用实时优化模型和平台后，双烯收率提高了 0.315wt%，每吨乙烯的产品效益增加了 19.52 元。对于百万吨乙烯规模的装置，年增效可达 1952 万元。这种优化不仅提升了乙烯装置的经济效益，还对化工、石油和天然气行业的流程模拟和操作优化具有重要意义，尤其是在加热炉、裂解炉操作的模拟计算和操作优化方面。通过模拟和优化，可以提高生产效率，降低成本，实现资源的更高效利用。

乙烯装置优化模型基于分子级表征和反应动力学建模将数据驱动与工艺机理联合建模，通过优化原料结构和裂解炉操作条件，可以降低原料成本、提升双烯收率，从而显著提高装置的经济性。这些技术的应用，不仅提高



了乙烯装置的运行稳定性和产量，还实现了卡边控制和操作，极大降低了工作强度。乙烯装置优化模型的应用，不仅提升了乙烯装置的经济效益，还对整个化工、石油和天然气行业的流程模拟和操作优化具有深远的影响，有助于提高生产效率和降低成本，实现可持续发展。



案例 13：在线实时优化软件（RTO）

单位：石化盈科信息技术有限责任公司

作者：王建平、王鹏

案例简介

当前，世界百年未有之大变局加速演进，俄乌战争也深刻改变地缘环境，大国博弈日趋加剧，美国结盟围堵中国特别是打压我国先进制造业的图谋愈演愈烈。随着工业互联网平台的兴起，新型工业软件再度成为发达国家争夺的战略高地。工业软件已经成为支撑流程制造产业发展和创新的“国之重器”之一，可谓是“工业之魂”。石化工业软件是石化工业的“神经系统”，更是支撑石化强国建设的基石。石化工业自主工业软件缺乏已成为我国由石化大国向石化强国迈进的“瓶颈”，成为石化工业“卡脖子”之痛。而在线实时优化软件作为石化核心工业软件之一，是两化融合，数智赋能的重要工具，对推动石化行业智能制造，提升新质生产力具有非常重要的战略意义，事关国家能源安全及产业链供应链稳定。

在线实时优化软件（RTO）项目得到了国家领导人、国家部委、院士专家团队、中国石化集团公司领导、石化盈科及合作单位的大力支持和高度关注。石化盈科牵头承担乙烯裂解、S Zorb、连续重整 3 类工艺的专用 RTO 软件攻关工作，该 3 个专用 RTO 软件研发与实施采用了大量人工智能（AI）算法和模型技术，形成了乙烯裂解炉、S Zorb 反应器和再生器等工艺模型，自主拥有了数据预处理、稳态工况判断、SQP 求解器、非梯度求解器、数据接口、在线调度模块等核心技术。

建设方案

在线实时优化软件（RTO）采用的 AI 技术或者算法选择下面 3 方面进行介绍。

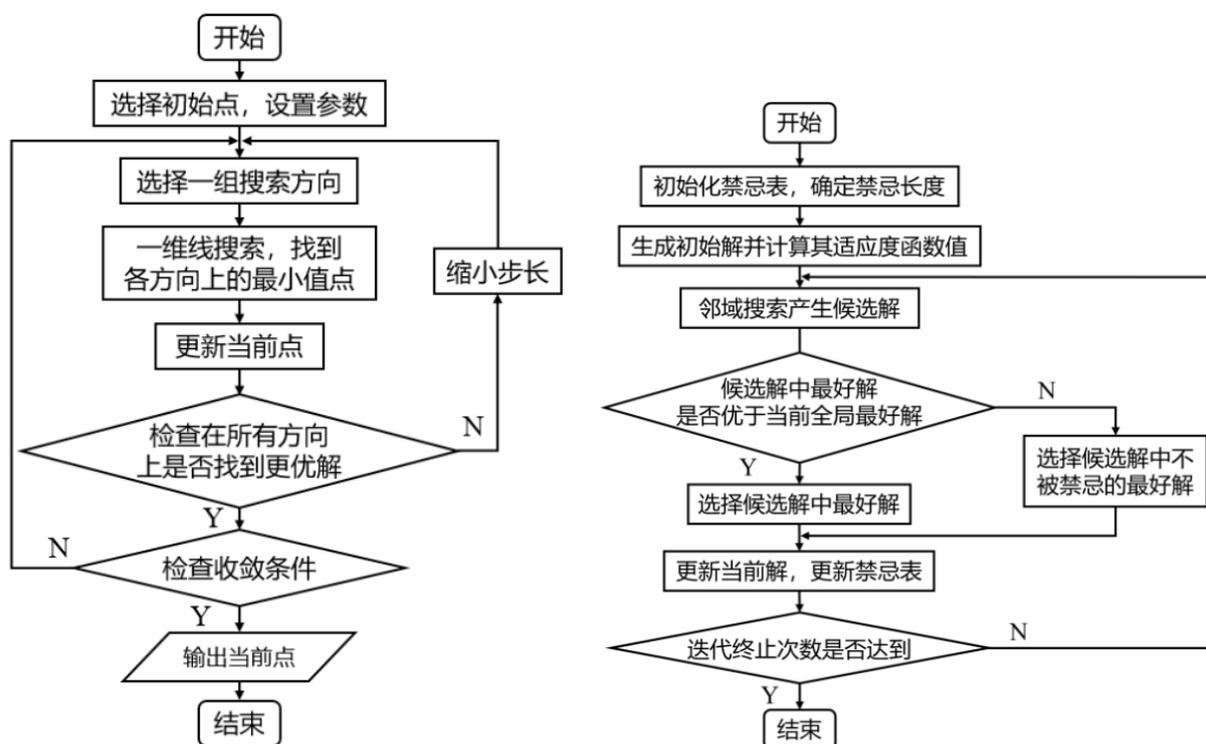


1) 面向实时优化的多源数据清洗与转换

为了确保现场测量数据的质量和可靠性，面向实时优化的数据预处理采用了机器学习算法。针对中科炼化乙烯裂解装置，攻克了“乙烯裂解机理+数据驱动”的建模技术和大规模非线性规划系列技术，开发了序列二次规划（SQP）算法、内点信赖域算法、混合驱动初值生成算法、动态降维算法、自适应微分技术、加速迭代算法，为通用 RTO 平台的研发奠定基础。与此同时，开发了“研发机理+数据驱动”模式的裂解炉反应器模型、结焦周期模型、超高压蒸汽发生模型、燃烧模型，结合与裂解炉模型相匹配的 SQP 求解器和在线计算平台，封装形成乙烯裂解炉专用实时优化软件。

2) 非梯度求解模块

如图所示，RTO 根据不同装置的计算量采用了基于个体的优化算法模块和基于种群的优化算法模块，前者适用于求解 10-100 维连续优化问题，并在 200-500 次迭代内找到满意解，后者适用于求解 100-500 维连续优化问题，并在 500-1000 次迭代内找到满意解。



(i) 基于个体的优化算法 (ii) 基于种群的优化算法

图 13.1 非梯度求解模块



3) 基于强化学习算法的参数优化求解算法

针对复杂的实际化工过程，其参数优化问题选用数据驱动的强化学习等 AI 路线实现构建成基于强化学习方法的参数优化求解模型，并结合强化学习算法，实现生产装置参数优化。强化学习模型的训练需要设置网络层数、学习率等超参数，其中模型超参数的选择运用了贝叶斯优化等方法来实现，进而提升强化学习模型的准确性。

建设成效

专用 RTO 软件在乙烯裂解、S Zorb 装置应用取得的成效如下。

乙烯裂解炉专用 RTO 软件应用。乙烯裂解炉专用 RTO 软件投用后，以效益最大化为目标，实时在线进行裂解炉原料分配、裂解深度、稀释比优化计算。每小时对裂解炉自动执行一次操作优化计算，提高双烯收率 0.14wt%，吨乙烯增效 17.74 元，折合装置年增效 1551 万元。单次优化求解平均时间仅用 3 分 38 秒，单炉产品收率相对偏差控制在 $\pm 5\%$ 以内，模型收敛率接近 100%。



图 13.2 乙烯裂解炉专用 RTO 软件系统架构

S Zorb 装置专用 RTO 软件应用。S Zorb 装置专用 RTO 软件投用后，以辛烷值损失最小化为优化目标，产品硫含量符合排放标准为约束目标，实时在线进行反应温度、氢油比等变量的优化计算。在保证产品脱硫的效果和不增加装置能耗剂耗的条件下，降低辛烷值损失 0.4 个单位以上，经济效益 3500 万元，并且 RTO 收敛率达到 90% 以上，装置运行平稳性提高 35% 以上。



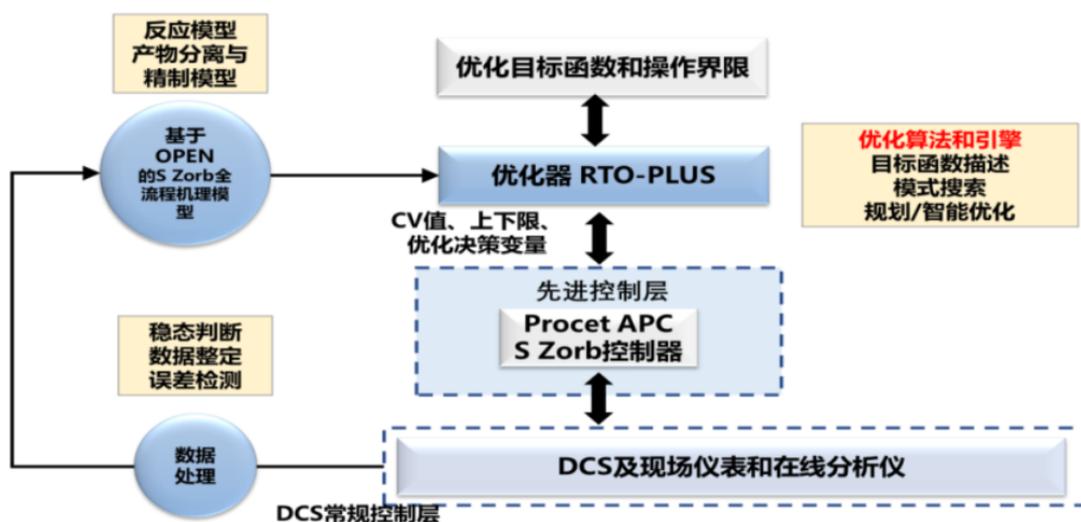


图 13.3 S Zorb 装置专用 RTO 软件功能架构



案例 14：基于 AI+机理模型的质量预测

单位：石化盈科信息技术有限责任公司

作者：王赓

案例简介

聚烯烃产品质量直接影响到下游产品的性能和应用效果，高质量的聚烯烃能够确保制品的强度、耐久性和加工性，满足不同行业严格的标准要求。同时，稳定且优良的产品质量有助于提升企业竞争力，增强客户信任，促进市场的拓展和品牌的建立。中韩石化采用中石化自有工艺技术生产聚乙烯（SGPE）和聚丙烯（STPP）。为了确保产品质量的稳定性和可靠性，两套装置对各项参数进行严格化验和监控。目前，产品质量依赖于实验室人工化验，周期为 2 小时，不利于工艺和生产人员实时监控产品性能。生产人员通常通过关键过程参数的趋势和当前值，依据个人经验预估工况下的产品质量，从而进行操作或调整。基于中石化自有工艺技术，SGPE 和 STPP 装置的过程机理模型能够提供较为准确的预测结果，即使在数据不足的情况下，也能通过理论推导得出合理的预测。然而，这些模型包含大量未知参数，准确估计需要大量的实验数据和计算资源。此外，机理模型处理高度非线性问题和多尺度问题时，复杂性和求解难度较大。

AI 数据模型在质量预测中的应用是通过分析和挖掘历史数据，利用统计学、机器学习或深度学习等技术来预测未来的产品或过程质量。与机理模型不同，数据模型主要依赖于数据本身，而不是系统的物理或化学原理。通过分析大量的历史数据来识别模式和趋势，从而进行预测。不需要对系统有深入的理论理解，只要有足够的高质量数据，就可以构建有效的预测模型。且能够处理复杂的非线性关系和多变量交互作用，适用于各种不同的应用



场景。在 SGPE 和 STPP 装置的 AI 模型应用上也存在缺陷。首先，效果高度依赖于数据的质量和数量，缺失值、噪声和异常值都会影响模型的准确性。其次，数据模型（如深度学习）属于“黑箱”模型，难以解释其内部机制。且模型过于复杂或训练数据不足，可能会导致过拟合，即模型在训练集上表现很好，但在新数据上的泛化能力差。

为了克服单一模型的局限，中韩石化采用机理和 AI 混合模型。该模型结合了机理模型的高解释性和 AI 模型的数据挖掘能力，针对聚烯烃多牌号、非线性等特征，通过将关键过程工艺参数、催化剂等可信的历史数据与过程数据结合，使用神经网络对机理模型的数学表达式进行系数优化拟合。将机理模型中“假定”或“简化”的系数或常数项修正为变量，最终得到更加精确的过程“AI+机理”混合模型。基于过程“AI+机理”混合模型的应用，大幅提升模型的精细化预测的能力，实时预测产品的物理、化学和机械性能的相关指标，从而为提高产品质量提供科学依据和有效指导。

建设方案

通过结合机理模型和 AI 模型的优势，构建一个能够实时、准确预测聚烯烃产品质量的混合模型，提升生产过程的控制精度和效率，确保产品质量的稳定性和可靠性。

利用机理模型的高解释性和理论基础，结合 AI 模型的数据挖掘能力和处理复杂非线性关系的能力，实现对生产过程的实时监控和动态调整，适应不同工况和多牌号产品的需求。提高模型的稳定性和可靠性，同时保持一定的可解释性，便于操作人员理解和应用。

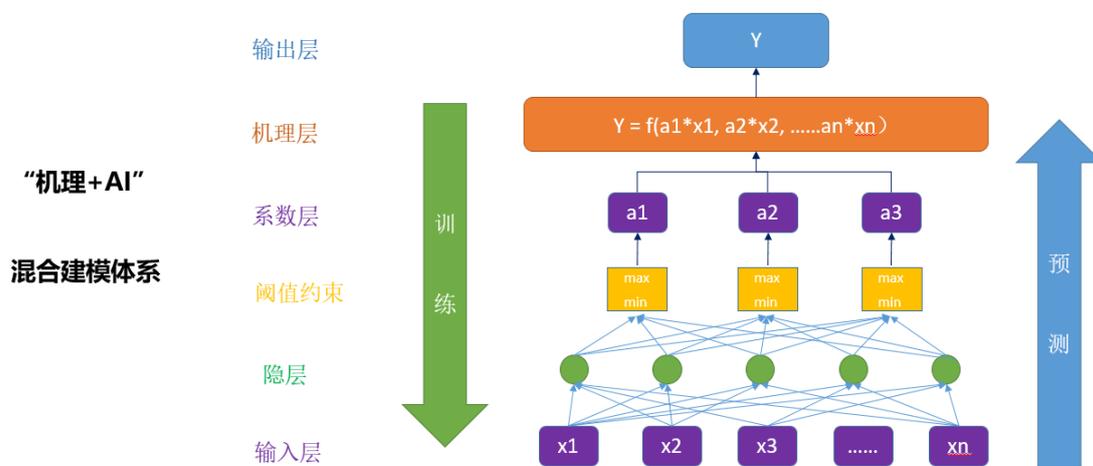


图 14.1 整理架构



1) 数据收集与预处理

数据是训练 AI 模型的基础，在收集数据时，需要从可靠的数据源获取数据，确保数据的准确性和完整性。

收集数据需要中韩（武汉）石化 SGPE 和 STPP 装置检验数据以及相关生产数据。在收集数据之后，需要对数据进行清洗，包括去重、缺失值处理、异常值过滤等，以去除无关数据并确保数据的准确性和一致性。

2) 机理模型简化

基于聚烯烃生产工艺的物理、化学和动力学原理，建立描述反应过程、传热传质等现象的机理模型。常用的模型包括反应动力学模型、流体力学模型、热力学模型等。通过实验数据或历史数据对机理模型中的未知参数进行估计，确保模型的准确性。使用优化算法（如最小二乘法、遗传算法等）进行参数拟合。在不影响模型精度的前提下，对复杂的机理模型进行适当简化，减少计算复杂度。例如，忽略次要因素或采用近似表达式。

3) AI 模型选择与训练

在已经收集并清洗了数据之后，接下来是将其划分为训练、验证和测试集。训练数据集用于训练 AI 模型，而验证数据集用于优化和验证模型。测试数据集用于测试模型的性能。

留出法设置验证集、测试集的占比，剩下的为训练集（一般训练集应该尽量多）；样本分集顺序为验证集->测试集->训练集。验证集抽样方法分为前 x%，后 x%以及随机 x%测试集抽样方法分为随机 x%，间隔 x%(每隔 100 取前 x 个)。

“机理+AI”混合建模步骤：“AI+机理模型”采用嵌入式结构，将 AI 模型嵌入到机理模型中，用于修正机理模型中的不确定参数或误差项，对给定的机理模型表达式中的系数进行优化。根据过程机理特性给定机理模型的结构表达式，表达式中的系数在一定的阈值约束区间，为机理模型中的待优化项，后续引入神经网络将对这些系数进行优化拟合。

AI 算法采用神经网络算法。结合神经网络来对机理模型的系数进行优化拟合，首先需要定义优化拟合过程中的损失函数，用于衡量模型输出与目标值之间的差异。这里我们默认选择均方误差损失（MSE）或者根据实际调试情况自定义损失。



根据神经网络模型结构选择合适的神经网络优化器，这里我们默认选择 Adam，后续根据优化问题以及数据集需要也可以尝试 SGD（随机梯度下降）等其他优化器。通过最小化损失函数来训练神经网络模型，在每个训练周期中调整拟合系数的值来使损失最小化，从而得到更优的模型参数。

4) 评估模型与验证

使用验证集或者测试集来评估模型性能，检查模型是否能准确地拟合机理模型的系数，并且具备一定的泛化能力。通过各种评估指标如准确度、精确度、召回率、F1 分数等来评估模型质量，最终得到“机理+AI”的混合模型，实现 SGPE 和 STPP 装置生产过程参数与产品质量之间更精确的机理关联。

5) 模型部署

按照“数据+平台+应用”的模式，依托云平台服务，在智能聚烯烃装置应用中部署和应用“AI+机理”混合模型，实现了 SGPE 和 STPP 装置的产品质量预测与预警。

请选择

序号	模板名称	模型版本	装置名称	适用牌号	启用状态	输入变量	输出变量	操作
1	LLDPE熔体质量...	v_1.0.0	LLDPE	EGF-35B/EGF...	启用	C2-AI40001F.P...	熔体质量流动速率	禁用 模型编辑 操作日志 初始化模型
2	LLDPE密度	v_1.0.0	LLDPE	EGF-35B/EGF...	启用	C2-AI40001F.P...	密度	禁用 模型编辑 操作日志 初始化模型
3	一环熔体质量流...	v_1.0.0	3#PP	PPH-T03	启用	CA-AIC201.PV...	一环熔体质量流...	禁用 模型编辑 操作日志 初始化模型
4	二环熔体质量流...	v_1.0.0	3#PP	PPH-T03	启用	CA-AIC201.PV...	二环熔体质量流...	禁用 模型编辑 操作日志 初始化模型
5	熔体质量流动速...	v_1.0.0	3#PP	PPH-T03	启用	CA-AIC201.PV...	熔体质量流动速率	禁用 模型编辑 操作日志 初始化模型
6	弯曲模量_AC25...	v_1.0.0	3#PP	PPH-T03	启用	CA-AIC201.PV...	弯曲模量	禁用 模型编辑 操作日志 初始化模型
7	一环熔体质量流...	v_1.0.0	3#PP	PPH-M16	启用	CA-AIC201.PV...	一环熔体质量流...	禁用 模型编辑 操作日志 初始化模型
8	二环熔体质量流...	v_1.0.0	3#PP	PPH-M16	启用	CA-AIC201.PV...	二环熔体质量流...	禁用 模型编辑 操作日志 初始化模型
9	熔体质量流动速...	v_1.0.0	3#PP	PPH-M16	启用	CA-AIC201.PV...	熔体质量流动速率	禁用 模型编辑 操作日志 初始化模型
10	弯曲模量_AC25...	v_1.0.0	3#PP	PPH-M16	启用	CA-AIC201.PV...	弯曲模量	禁用 模型编辑 操作日志 初始化模型

共 14 条

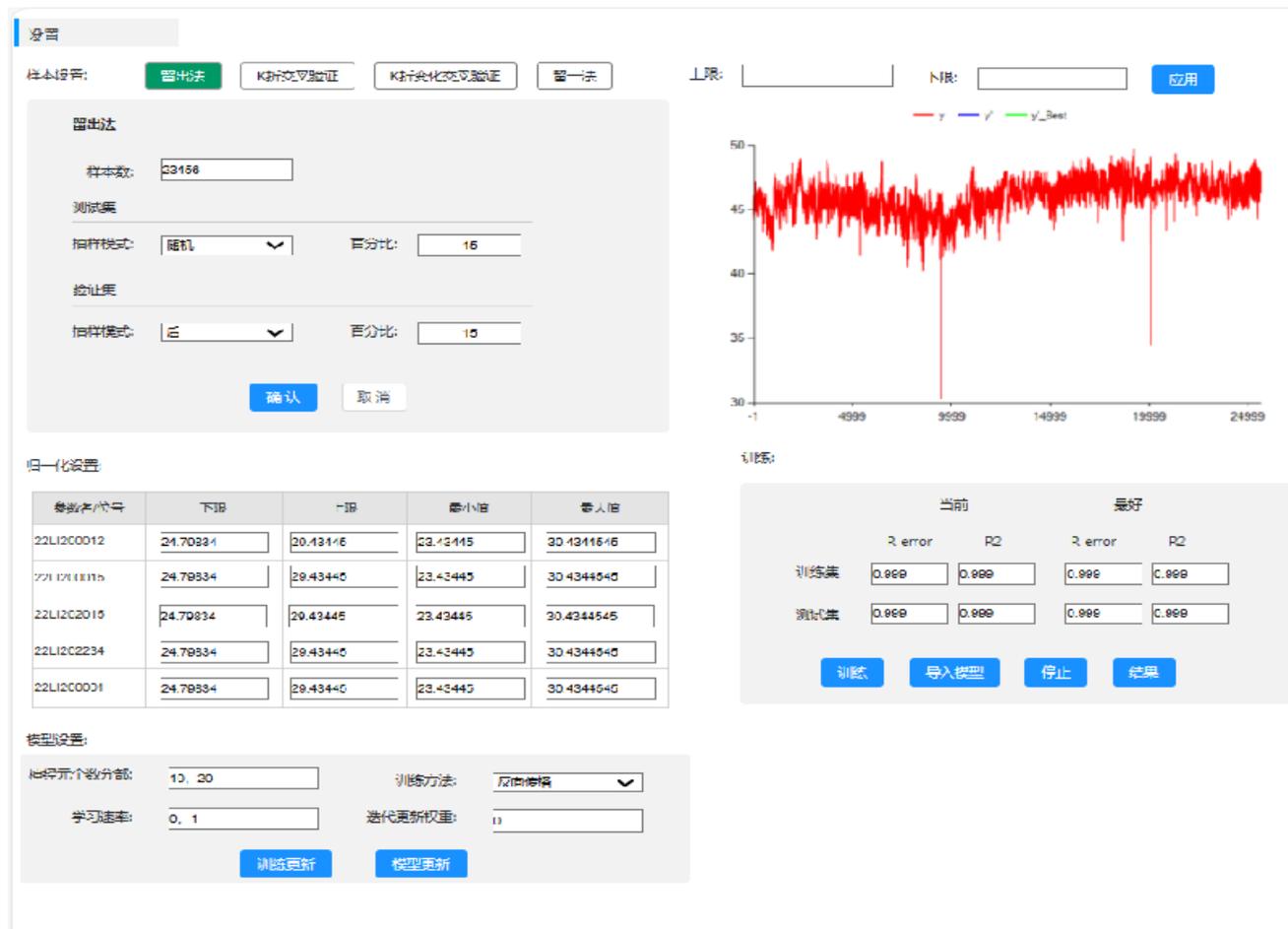
< 1 2 >
前往

图 14.2 模型部署

6) 模型应用与持续改进

通过云平台服务的模型管理功能，基于定期收集的数据，通过模型训练和优化，确保其始终处于最佳状态。





建设成效

中韩石化 SGPE 和 STPP 装置 AI+机理模型的应用，实现了产品质量熔融指数、密度等产品质量在线预测，在生产过程中产品质量预测预警，提高产品质量的管控能力，助力企业改进产品质量，提升市场竞争力。

通过构建“AI+机理”混合模型，中韩石化可以大幅提升 SGPE 和 STPP 装置产品质量预测的准确性，实现实时监控和优化控制，从而提高生产效率和产品质量，增强企业的市场竞争力。这种混合建模方法不仅发挥了各自的优势，还克服了各自的局限，为其他国产 SGPE 和 STPP 聚烯烃工艺的产品质量预测和优化提供了新的解决方案。



LIMS与模拟值对比查询



图 14.4 对比查询

基于“机理+AI”混合建模技术，实现对关键产品品质的在线实时预测，对产品的平直超限值提前预警，实现对产品质量波动的早期预警。

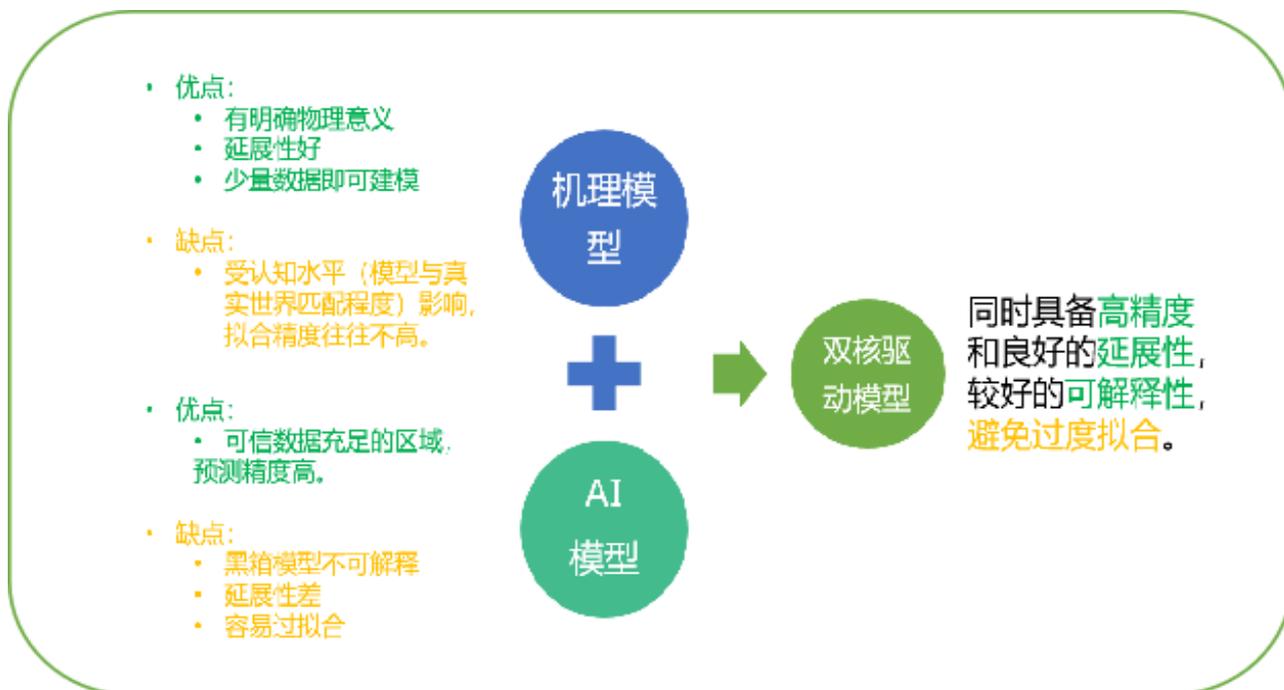


图 14.5 模型的优缺点



基于“机理+AI”混合建模技术，将机理模型的先验知识与 AI 模型的数据挖掘能力相结合，提高预测的准确性。机理模型可以捕捉反应的基本规律，而 AI 模型可以处理传感器数据中的细微变化，两者结合可以更准确地预测产品质量和生产效率。



案例 15：面向煤炭行业的人工智能一体化赋能平台

单位：国能数智科技开发（北京）有限公司

作者：聂志勇、王晓燕、邬谓博、陈剑、周智强、官锋、张栋、杨淑琴、穆杞梓

▶ 案例简介

人工智能作为新一代信息技术的代表，具有广泛的应用前景和巨大的发展潜力，世界各国政府对此给予高度重视，竞相制定和实施有关人工智能的战略和政策，以促进人工智能技术的进步和应用。人工智能技术已成为新技术竞争的主赛道、大国博弈的主战场、新质生产力的增长极。我国人工智能发展呈现出强劲的增长态势，目前已成为全球最大的 AI 市场之一，“AI+能源”发展路径逐渐明晰，新的业态和模式正在加速孕育。

党的十八大以来，以习近平同志为核心的党中央把发展人工智能提升到战略高度，习近平总书记围绕加快发展人工智能发表了一系列重要论述。习近平总书记强调，“我国经济已由高速增长阶段转向高质量发展阶段，正处在转变发展方式、优化经济结构、转换增长动力的攻关期，迫切需要新一代人工智能等重大创新添薪续力”“人工智能是引领这一轮科技革命和产业变革的战略性技术，具有溢出带动性很强的‘头雁’效应。”“发展人工智能，将为我国构建现代化经济体系、实现高质量发展提供重要支撑”。

2024 年 2 月 19 日，国务院国资委召开“AI 赋能产业焕新”中央企业人工智能专题推进会。会议强调，中央企业要把发展人工智能放在全局工作中统筹谋划，深入推进产业焕新，加快布局和发展智能产业。

国家能源集团公司深入学习贯彻习近平总书记关于发展人工智能的重要指示精神，积极落实国务院国资委工作部署，锚定建设“智慧国家能源”的目标，以数字化转型为契机，探索发展新模式和新业态，提出了“136”发展战略，以充分发挥科技创新、产业控制、安全支撑三个作用为指导，陆续发布了《关于深化网信和数字化转



型工作的决定》《集团重大科技攻关行动纲要》《加快发展战略性新兴产业和未来产业工作方案》《“AI+”行动方案》等纲领性文件，要求深化数字信息技术与产业高质量发展有机结合，以改革创新为根本动力，以传统产业转型升级和新兴产业发展等重大需求为牵引，以重大技术突破为主攻方向，以绿色低碳为发展要求，加快构建新发展格局，打造创新发展体系，大力培育和发展具备国能特色的新质生产力。

国能数智科技开发（北京）有限公司统筹布局、长远规划，开展煤炭行业人工智能基础设施建设，推动核心技术自主可控，充分发挥中央企业布局人工智能新型基础设施的龙头作用，构建自主可控的人工智能产业生态，开展完成面向煤炭行业的人工智能一体化赋能平台建设，促进人工智能应用融合创新和高质量发展。

建设方案

国能数智科技开发（北京）有限公司遵循“服务运营一盘棋、资产管理一盘棋、能力建设一盘棋”三盘棋设计原则，基于“1中心+1平台+N种应用场景”建设模式，全力推进人工智能算力基础设施建设和算法模型研发工作，聚焦人工智能算力资源分散、场景复用低、创效难的攻关重点，通过多级算网融合、异构模型转换、多源算法融合等技术创新，搭建“产业技术生态+专业场景应用”为核心的煤炭行业人工智能一体化赋能平台。采用自主可控的AI软硬件设施，致力于打造集数据资源汇聚、智能算力整合、模型开发应用于一体的人工智能基础设施，为煤炭企业提供智能算力基础设施及通用软件服务。

1) 平台概述

构建具有开发训练、推理应用全流程工具链能力的平台工具，支持L1, L2大模型开发训练，并随着公司业务发展持续迭代更新。

a) 为用户提供贯穿通用AI落地全生命周期的全流程管理，包括账户申请、资源申请、数据上传、数据标注、算法开发、模型训练、模型入库、模型评测和模型推理的业务全流程操作。



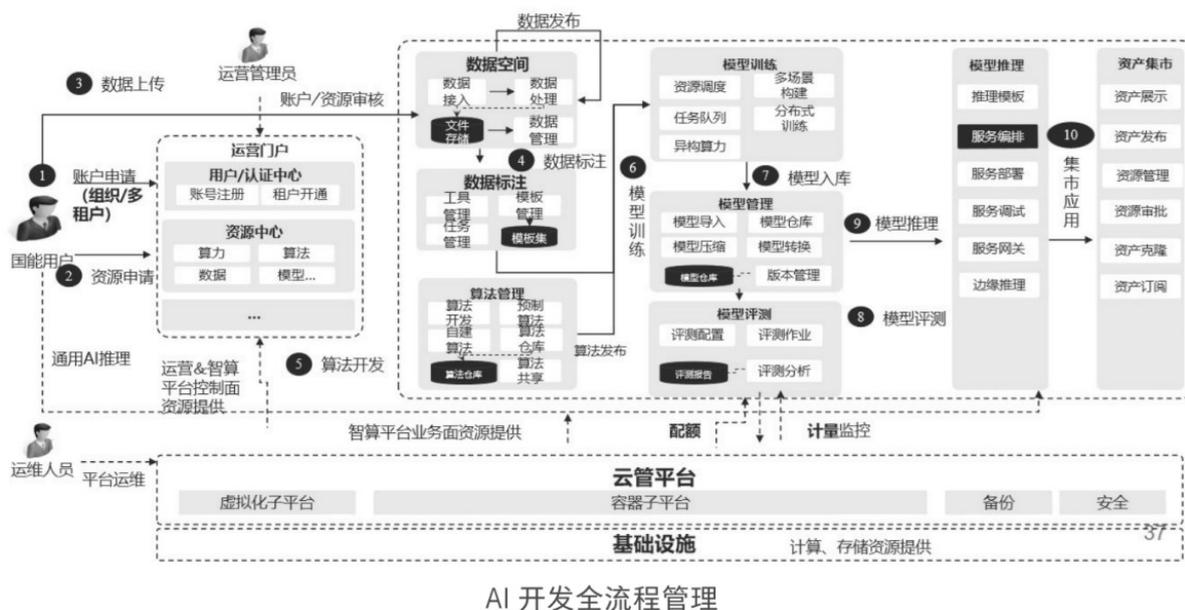


图 15.1 AI 开发全流程管理

b) 大模型定制化数据处理、数据标注工具，并预制 SFT 和 RLHF 的大模型训练方案。针对大模型的应用开发场景，提供专有平台对文档、任务流等场景进行快速定制。

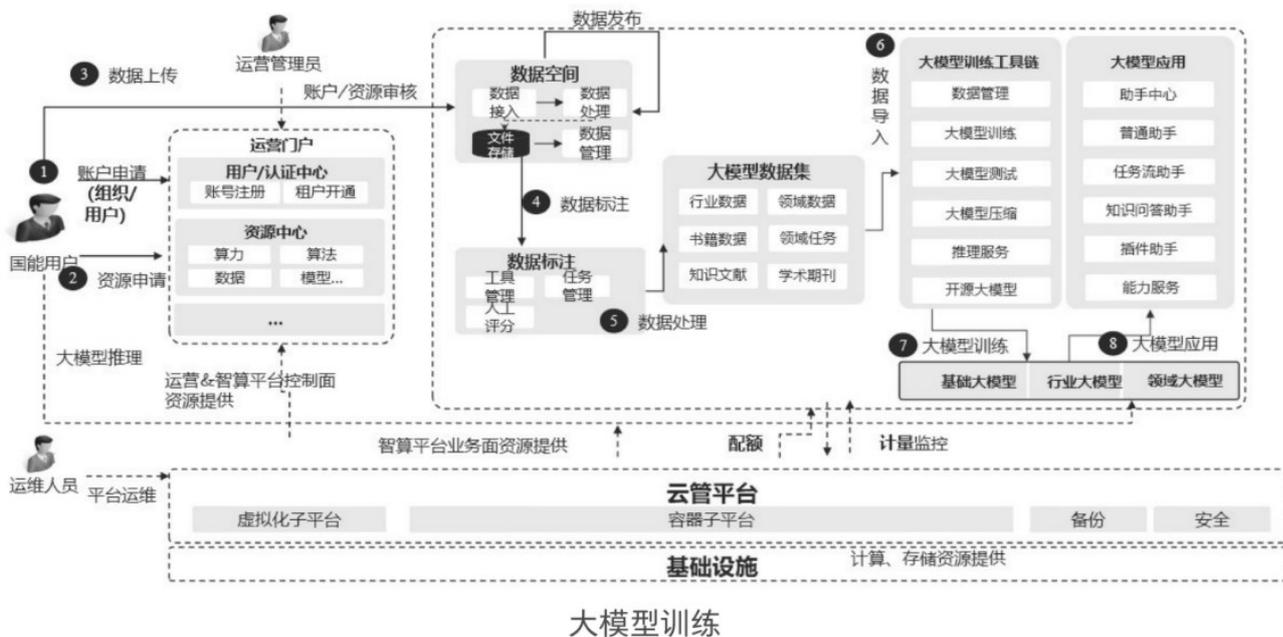


图 15.2 大模型训练



2) 国家能源集团认知大模型

a) 七大能力全面提升。引入行业 1750 亿参数基础大模型，构建全栈式大模型开发部署工具链和大模型助手服务。

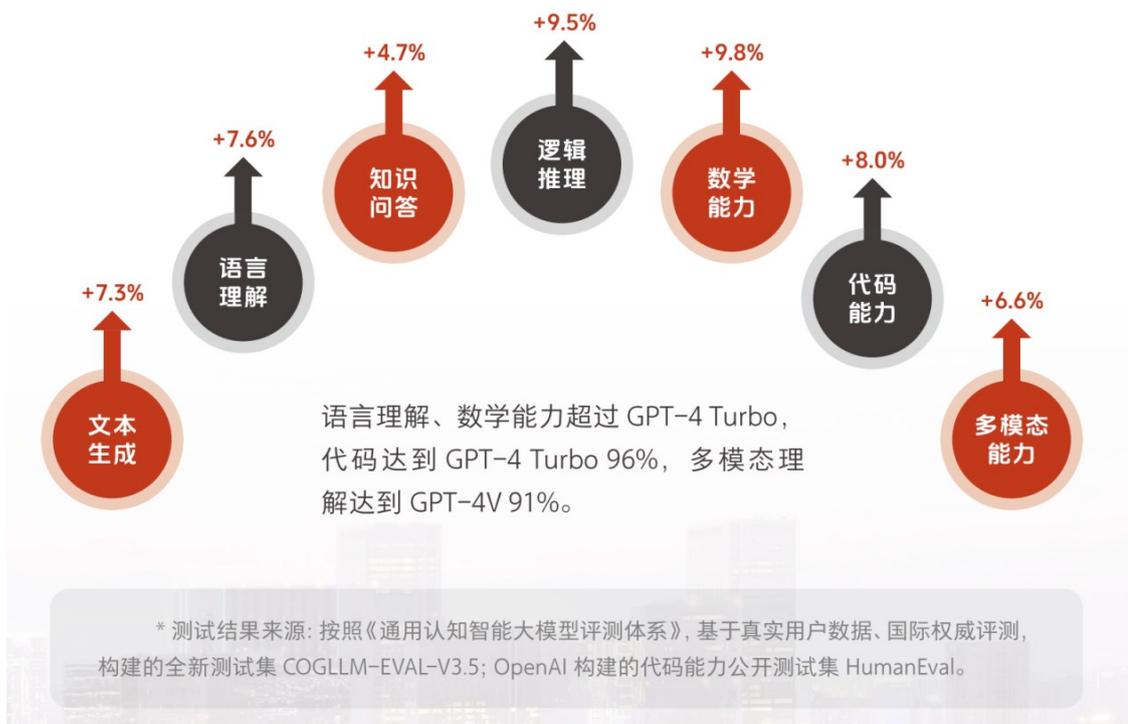


图 15.3 七大模型能力全面提升

b) 大模型开发及应用。平台纳管多个开源和闭源大模型，支持大模型 LO→L1→L2 训练推理，提供大模型的多重训练方式，包括增量预训练、LoRA、全量更新。



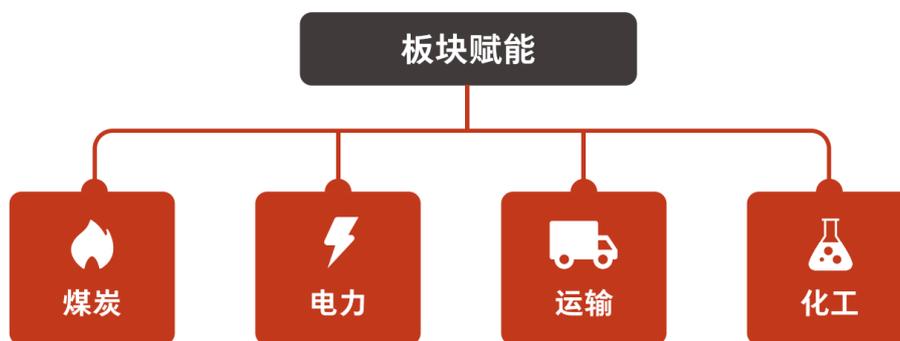


图 15.4 大模型开发及应用

c) 全栈自主可控的优化套件，加速企业大模型应用价值落地



图 15.5 全栈自主可控优化套件

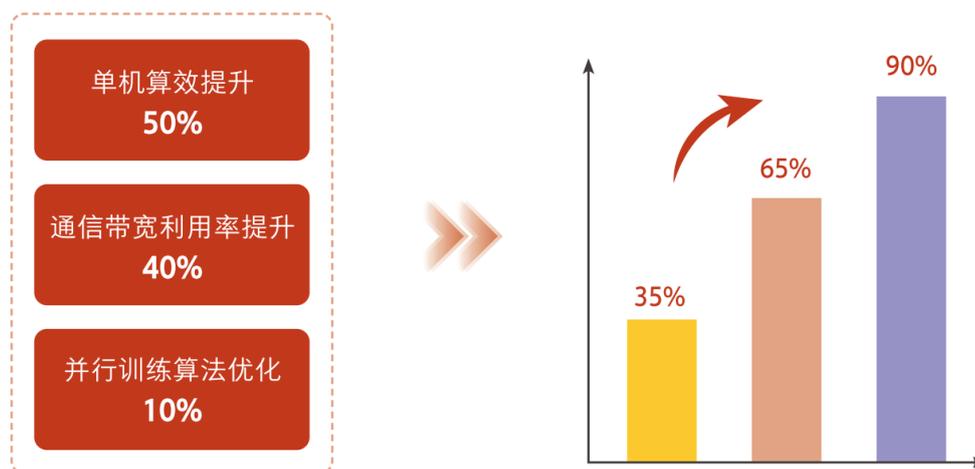


打造央企集团一体化联动的大模型应用标杆

图 15.6 板块赋能应用标杆

d) 国产软硬件环境深度优化

全栈国产适配优化



训练策略针对昇腾算力极致优化，训练效率达 A100 的 90%

大模型训练全面适配主流国产化算力芯片

图 15.7 大模型国产软硬件深度优化



e) 智能应用。专家知识库、prompt 工程、RAG 增强检索，提供交互式界面实时问答。



图 15.8 大模型智能应用能力

3) 经典模型开发及应用

平台内置 60 余种包括图像、语音、文字等多个方向的经典算法，可为用户提供模型训练、评测、推理等服务。



图 15.9 大模型人员检测





图 15.10 大模型语音识别

4) 场景赋能

平台提供图像类，语音类，自然语言处理，多模态，大模型等核心 AI 能力，赋能智能生产、智慧管理、智慧运营、智能安全等主要应用场景。



人工智能场景	智能生产	智能管理	智能运营	智能安全
图像类 图像检测、识别、分割、OCR、行为分析等	通用物体和场景识别（顶煤工作面煤矸识别）	人员身份识别（考勤识别，门禁）	设备状态监测（采煤机、掘进机、卡车）	人员身份识别（人脸认证，关键人员识别）
	生产设备检测（设备状态识别，皮带检测）	生产管理（运煤车辆识别）	设备运营电铲运行状态监测与故障预警	危险行为识别与检测（场景监控，安全检测）
	人员环境检测（人员检测，物品检测）	经营管理（办公，财务单据识别）	目标分析（行为分析）	物体物品检测
语音类 语音识别、语音合成、语音转写等	设备声纹识（采煤机声纹识别）	智慧语音调度（指挥调度）	语音关键词搜索（语音关键词搜索）	智慧语音调度
	语音听写（语音操控智能设备）	语音转写（班前会智能化）	智能语音助手	语音机器人
	语音唤醒（语音唤醒智能设备）	声纹识别（身份辅助认证）	客户满意度调查	语音转写（会议 & 访谈记录）
自然语言处理 文本校对、语义理解等	生产知识管理（露天开采知识）	文本校对（辅助文本编写，内容审核）	煤炭知识问答（知识图谱构建）	语义理解（意图理解）
	设备生产知识管理（采煤机使用知识）	文本合规（辅助检测合规内容）	关键内容摘要生成	智能推荐（推荐服务）
大模型 文本生成，知识问答，理解计算、设备诊断等	生产知识助手	智能办公（会议代办、会议纪要）	大模型运营知识问答	智能会议（会议摘要、会议纪要）
	生产工艺查询	调度优化（生产排程，知识图谱）	大模型数据辅助决策	专业化知识助手（辅助文件编写，文档润色）

图 15.11 大模型主要应用场景

建设成效

建设成果。国能数智科技开发（北京）有限公司现已完成人工智能硬件基础设施建设，内含华为、寒武纪、海光、天数、燧原等 5 类国产化 AI 加速芯片，算力规模达 36.4Plops (FP16)，为人工智能平台提供算力支撑；



完成设备运维、语音识别、煤矿机器视觉三类算法模型开发和平台纳管，实现多样化 AI 能力输出；完成面向煤炭行业的人工智能一体化赋能平台（服务平台、开发平台、应用平台、大模型应用平台）建设：

国能 AI 服务平台。已建成国能 AI 服务平台，并已初步形成了 AI 服务运营体系。该平台是包含运营数据主题分析、服务网站首页、能力详情展示、解决方案专栏、能力货架、虚拟交易系统、中心培育、生态合作、运营服务流程审批、工单管理、服务支持、个人控制台等功能在内全方位一体化运营服务网站。依托全新的人工智能运营服务模式，实现塑造公司 AI 品牌形象、实现 AI 价值创造、指引公司 AI 系列产品研发、推动业务创新的运营目标，全面提升公司人工智能运营服务质量。

国能 AI 开发平台。已建成国能 AI 开发平台并投入使用，平台可提供数据预处理、数据标注、算法开发、模型训练、模型推理、模型应用等一站式全流程 AI 通用开发能力服务，并预置图像、语音各类 140 个原子模型，实现多样化 AI 能力输出，可满足不同应用场景的开发需求。

国能 AI 应用平台。已建成国能 AI 应用平台，包括数据标注、数据回流、算力卡管理、能力管理、应用管理、边缘设备管理以及应用部署模块，支持 AI 应用快速在边缘部署，确保应用服务能够高效运行。应用管理模块则提供全面的应用监控、配置和更新服务，保障应用的稳定性和安全性。能力网关模块作为平台的核心，负责连接云端与边缘端，实现数据的双向流通和智能处理。这些模块共同构成了 AI 边缘应用平台的强大功能体系，实现训推业务的云边协同和全流程打通，实现 AI 应用快速上线和 AI 模型的迭代优化的全流程闭环管理。

国能认知大模型应用平台。平台已本地化部署了包含 65b 百亿及 175b 千亿级参数的星火通用大模型在内的 10 种开源与闭源的大模型，提供了具备千亿级参数规模的大模型服务能力。可提供继续预训练、全量微调、LoRA 微调、基础助手、知识助手、任务助手等大模型全流程应用，可满足指令工程、检索增强、任务流编排等多样化能力输出。同时，平台内置了丰富的任务组件，且支持自定义组件制作与分享，可满足多种应用场景的个性化定制需求。

建设意义。国能数智科技开发（北京）有限公司自主研发完成集数据资源汇聚、智能算力整合、模型开发应用于一体的面向煤炭行业的人工智能一体化赋能平台，为人工智能产品（系统、算法、解决方案等）开发提供训



练、测试和应用服务，对分散的样本数据、算法模型提供统一管理调度，建立行业数据、算法、模型、算力资源共建共享共用机制，有效降低投资成本，赋能煤炭行业智能化发展和煤炭行业高质量转型。

2024年10月，“国家能源杯”智慧建设技能大赛—数字化技能大赛举办开展，人工智能一体化赋能平台全面支撑从上到下来自集团总部各部门、各子分公司共计超1200用户使用，为集团公司数字化转型和高质量发展注入强劲动力。同时，数智科技公司积极探索煤炭行业人工智能的服务平台模式，面向智能生产、智能安全、智慧运营、智慧管理、智慧决策、智慧服务等场景提供多样化AI通用组件服务能力，通过通用/专业类人工智能场景集约化研发和落地应用，助力煤矿实现减人提效增安的转型目标，推动人工智能与煤炭行业深度融合，打造全国首家“人工智能+煤矿”的创新应用标杆，为煤业AI深化应用带来示范效应，打造世界煤炭行业一流的“技术先进、资源节约和产业聚集”的人工智能基础设施典型示范。



案例 16：东风集团“擎天-AI 智算管理调度平台”

单位：东风汽车集团有限公司

作者：汤泽波、郭涛涛、叶长青

案例简介

当前，东风集团正处于“东方风起，科技跃迁”战略转型中，已开启汽车智能化下半场。积极构建“东风集团擎天 AI 智算调度管理平台”。面对智能驾驶、智能座舱、智能车控、智能生态“四智”的快速发展，东风集团意识到，AI 基础设施的保障需求日益增长，这不仅是公司发展的要求，也是市场和政策的双重驱动。

东风集团规划了擎天 AI 中台建设的整体蓝图，旨在通过集团统建基础设施保障，实现二级板块聚焦 AI 应用创新、掌控技术制高点。擎天 AI 中台将整合智能汽车的业务场景、模型、数据、算力等关键要素，构建一个全面布局的 AI 能力开放平台。

擎天 AI 智算调度管理平台，属于擎天 AI 中台的重要组成部分，以及本年度的重点建设与创新工作内容。该平台旨在为智能汽车的各个智能化场景提供强大的 AI 智算算力支持，通过集中管理和调度 AI 智算算力资源进行大模型训练和推理服务，实现对东风汽车在智能驾驶、智能座舱、智能车控、泛场景智能化应用的高质量发展提供强有力的支撑。

建设方案

擎天 AI 智算管理调度平台，作为自主可控的高性能算力管理调度系统，它能够整合跨地域、跨运营商的异构算力资源，实现多中心集群的智能控制和弹性调度。平台支持千卡级、万卡级规模算力资源管理，涵盖训练和



推理算力卡，也支持国产芯片算力的适配与应用。通过优化资源利用，助力业务单位高效产出高性价比的行业大模型及其应用。

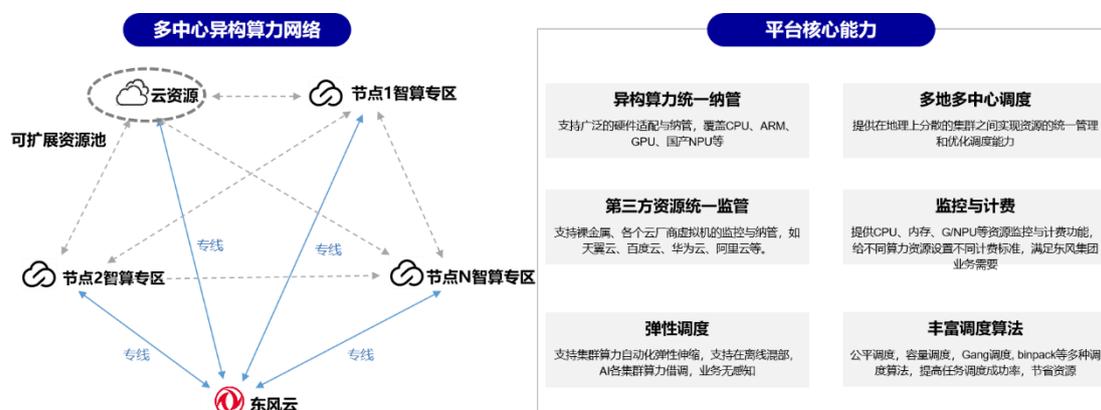


图 16.1 擎天 AI 智算管理调度平台核心功能

1) 异构算力统一纳管

该平台突破了传统资源管理的界限，实现了对多样化硬件架构的全面支持。包括专为 AI 计算设计的 GPU 和 NPU 等加速卡的管理。通过统一的接口和策略，平台能够高效地调度和优化这些异构资源，满足不同 AI 应用场景的需求。

2) 多地多中心调度

平台的核心创新之一在于其能够提供在地理上分散的集群之间实现资源的统一管理和优化调度能力。这种能力使得东风集团能够跨地域整合算力资源，构建一个灵活调度的算力资源池，从而提高资源的利用率和业务的灵活性。通过智能调度系统，平台能够自动分配和管理算力资源，优化算法和任务的调度效率，提高工作效率和任务完成率。

3) 第三方资源统一监管

平台创新性地实现了对云服务提供商资源的统一监管。通过与各大云平台的对接，平台能够监控和纳管云上的虚拟机资源，无论是裸金属服务器还是虚拟化环境。这种跨云资源的统一管理，为集团提供了更广阔的资源选择和更灵活的资源配置，同时也降低了多云环境下的运维复杂性。



4) 国产化适配

平台对国产化智算算力芯片提供了适配支持，包括对国产 CPU、GPU、NPU 的适配。这不仅符合国家对信息技术自主可控的要求，也为集团在国产化道路上的探索提供了技术保障。

5) 系统管理

平台的系统管理功能涵盖了角色、权限、团队和租户管理，确保了平台的安全性和灵活性。多租户架构的设计，使得不同部门和团队能够在同一平台上独立操作，同时保证了数据和服务的隔离。

通过这些创新性的做法，东风集团擎天 AI 智算管理平台不仅提升了智能汽车领域的 AI 算力资源管理水平，还推动了汽车智能化场景创新与实践，体现了其在智能化转型中的先进性和创新性。

建设成效

东风集团擎天 AI 智算管理调度平台的实施，为东风集团及各单位带来了显著的工作成效，特别是在满足智算算力需求、支撑“四智”应用发展、纳管与调度大规模算力资源以及为 AI 中台建设打下基础等方面：

首先，平台有效地满足了东风集团各单位对智算算力的需求，为智能驾驶、智能座舱、智能车控、智能生态等关键应用提供了强有力的技术支持。这不仅加速了“四智”应用的快速发展，而且通过集中管理和调度算力资源，优化了算法和任务的调度效率，显著提升了工作效率和任务完成率。

其次，擎天 AI 智算管理调度平台具备了千卡级、万卡级算力规模的纳管与调度支持能力，这为大规模 AI 模型训练和复杂计算任务提供了坚实的算力基础。平台的超大算力提供，不仅能够满足当前的需求，也为未来更大规模的 AI 应用提供了可能性。

此外，平台的建设为东风集团后续 AI 中台的进一步建设打下了坚实的基础，为国产化芯片的适配和应用提供了可信的平台保障。



案例 17：视觉大模型在自动标注的应用

单位：东风汽车集团有限公司研发总院

作者：李红林、黄睿、赵昶铭、邵亚东、李汉清、王海洋、陈楠、李洋

案例简介

随着自动驾驶功能在智能化汽车上的普及，计算机视觉成为自动驾驶系统中应用最为广泛的技术领域。通过模拟并扩展人类视觉系统的功能，赋予车辆对复杂道路环境的精准感知与理解能力，进而支撑起安全、可靠的自动驾驶体验。在此背景下，深度学习模型作为自动驾驶决策系统的核心，其性能的优化与提升高度依赖于大量高质量且经过精细标注的数据资源，这些数据是模型训练与迭代不可或缺的基础。然而数据标注需要耗费大量人工与时间成本，不仅增加了自动驾驶技术研发的复杂性，也使得部署在车端的深度学习模型与相关功能的优化效率受到制约。因此，如何在确保数据标注质量的同时，探索高效的数据标注方法，降低相关成本，已成为当前自动驾驶技术发展亟待解决的关键性问题，对于推动自动驾驶技术的成熟与普及具有重要意义。

建设方案

针对上述问题，提出一种基于视觉大模型的图像数据自动标注系统，用于自动驾驶系统中典型任务的图像数据自动标注。主要创新点如下：

1) 基于视觉大模型 SAM 构建的车道线检测任务数据自标注流程

核心思想是将轻量化模型的输出结果转化为对车道线检测具有设计指导意义的提示信息。这些提示信息不仅蕴含了车道线的具体位置、形状等关键特征，还反映了轻量化模型在处理不同场景、不同光照条件下的表现情况。

随后，利用这些精心设计的提示信息对大模型进行微调训练，在车道线检测任务上可以取得显著的性能提升。基



于 SAM 视觉大模型的车道线数据自动标注方法首先将无标注数据经小型车道线模型处理，得到分割后图像，为图像中每个像素赋予一个类别，为车道线或者背景。接着，使用 K-means 聚类算法对每条车道线上的所有像素聚为多个类，得到稀疏提示点，这些点能够大致反映出车道线的位置和形状。这些稀疏提示点不仅减少了数据处理的复杂性，还保留了用于后续模型训练的有效信息。然后，将这些无标注数据及对应的稀疏提示输入到 SAM 模型中，分别经提示编码器和图像编码器处理。图像编码器将输入图像处理为高维特征表示，提示编码器将输入的车道线提示点根据其坐标信息转换为表示点位置信息的编码向量。最后，对 SAM 模型输出的具有伪标签的数据进行人工纠错，得到大批量高质量的标注结果。将这些数据作为训练集对小型车道线模型进行训练，进一步提升模型的精度，实现了整个标注系统自我优化的闭环。基于 SAM 的车道线数据自动标注系统结构如图 1 所示。



图 17.1 基于 SAM 的车道线数据自动标注系统

2) 基于半监督学习的视觉大模型训练方法

通过自训练实现 DINOv2 模型的微调，利用少量标注样本，实现在交通指示牌分类任务上的性能提升。结合了自训练与 DINOv2 用于指示牌分类任务，其主要训练步骤如下： a) 利用已标记的数据来训练一个教师模型； b) 使用已训练的模型对未标记的数据进行预测，选择置信度较高的预测结果作为伪标签，得到伪标注数据； c) 将生成的伪标签与原始的标记数据相结合，并在合并后的数据上训练学生模型。结合自训练与 DINOv2 的训练流程如图 2 所示。



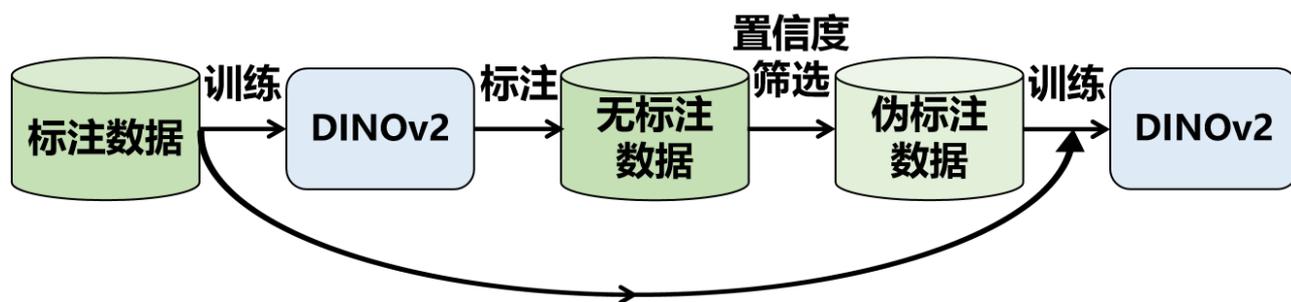


图 17.2 结合自训练与 DINOv2 的训练流程

建设成效

基于该案例，我司已申报专利两项，并在中国汽车工程学会发表论文一篇。

通过上述高效的自动标注方法，目前已在较短时间内完成 90 万帧图片的车道线自动标注，这一过程中，人力资源、计算资源以及时间资源得到了最优化配置，项目任务由“标注数据为导向”转变为“审核数据为导向”，大大提高了标注效率，同时确保了数据的准确性，累计节约成本约 144 万。另外，基于半监督学习的视觉大模型在图片分类任务上取得了 99% 的准确率，后期计划将该模型部署到云平台，进一步优化图片分类流程，降低相关成本。



案例 18：多模态感知赋能智能座舱应用

单位：东风汽车集团有限公司研发总院

作者：李红林、朱秋晨、韩浩、李欣纯、孙宽

案例简介

汽车智能是一个迅速发展的领域，涵盖了广泛的技术。从自动驾驶到网联汽车，汽车行业的未来越来越关注智能、直观的解决方案，以提高安全性、效率和便利性。随着人工智能、机器学习和大数据分析等尖端技术推动创新，汽车智能的可能性几乎是无限的。与此同时，随着安全问题的持续上升，驾驶员/乘员监控系统市场正在迅速增长。目前，许多车辆都配备了基本的监控系统，例如安全带传感器和安全气囊展开传感器。然而，随着分心和疲劳的驾驶员造成的事故数量增加，传统的监控系统不能保障车主和乘员安全，基于摄像头的计算机视觉技术来监控驾驶员是否有疲劳、分心和其他危险行为的 DMS(Driver Monitor System)驾驶员监测系统成为刚需。此外，通过延展的 OMS(Occupancy Monitoring System)乘员监测系统，检测座舱内其他人的感知数据来进一步提高安全性。根据 Euro NCAP 此前发布的线路图，欧洲市场的新车必须在 2022 年 7 月开始配备驾驶员监测系统；同时从 2022 年开始搭载乘员监测系统，尤其搭载儿童检测的新车还将得到额外系统安全评级分数，2024 年起进入标配行列。国内市场已对商用车车型按照 DMS 系统做出强制要求，乘用车搭载要求也在推进中。在市场和政策的双驱动下，汽车舱内感知迎来利好时期，DMS 和 OMS 将成为新一代智能汽车的安全标配。

建设方案

本项目基于人工智能技术实现驾驶员监测系统(DMS)和乘员监测系统(OMS)，通过捕捉驾乘员脸部特征与手部眼部动作，精准判断乘员属性、状态和动作意图。并针对所获取的年龄、乘员位置等差异化信息，定制性地提



供舱内交互与安全预警服务，全方位保障舱内驾乘体验的安全性与舒适性。

本项目基于人工智能技术实现驾驶员监测系统(DMS)和乘员监测系统(OMS)，通过捕捉驾乘员脸部特征与手部眼部动作，精准判断乘员属性、状态和动作意图。并针对所获取的年龄、乘员位置等差异化信息，定制性地提供舱内交互与安全预警服务，全方位保障舱内驾乘体验的安全性与舒适性。

产品特点：本项目开发的驾驶员/乘员监测软件模组，搭载人工智能感知算法，可实时对驾驶员/乘员状态进行感知、预警与反馈。在各类天气条件与座舱环境下，本模组产品仍能通过功能标准测试，性能在国标基础上显著提升。

驾驶员监测软件模组(以下简称 DMS)，主要基于视觉检测信息与驾驶员进行交互，在检出驾驶员疲劳行为动作时或者分心行为时，将会通过光、声、地方电等信号，提醒驾驶员不要疲劳驾驶/分心驾驶（甚至主动控制车身信息，例如刹车、方向盘等），主动预防交通事故发生，保证驾驶员和公众的出行更加安全。DMS 使驾驶员能够保持最佳的警觉性，在需要时便于进行干预或在二级驾驶模式下恢复控制。通过车厢内的摄像头等传感器，DMS 能够感知驾驶员的行为和进行人脸身份验证，实现针对性的预先调整，提升旅程的安全性与个性化。

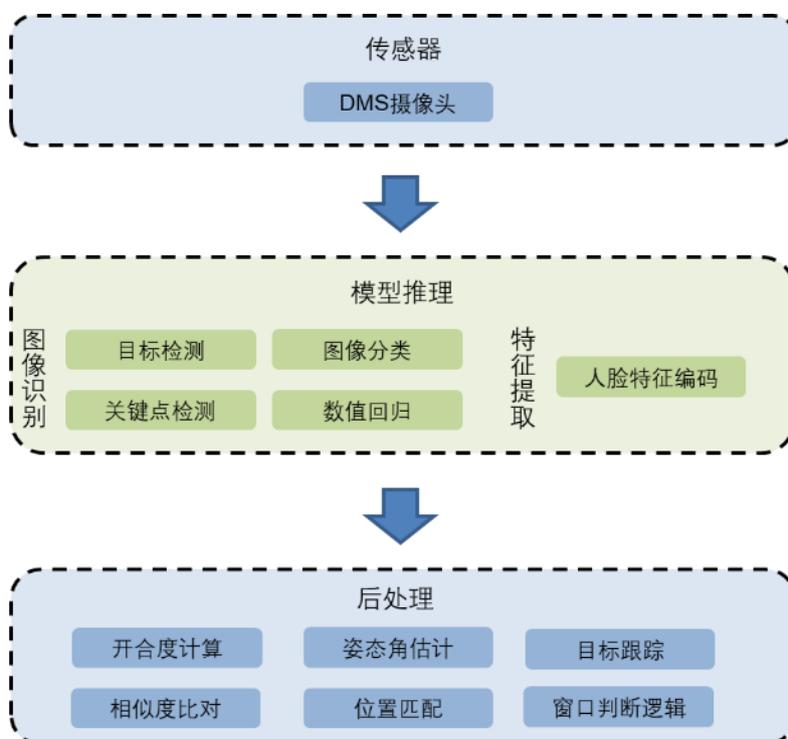


图 18.1 DMS 系统架构图



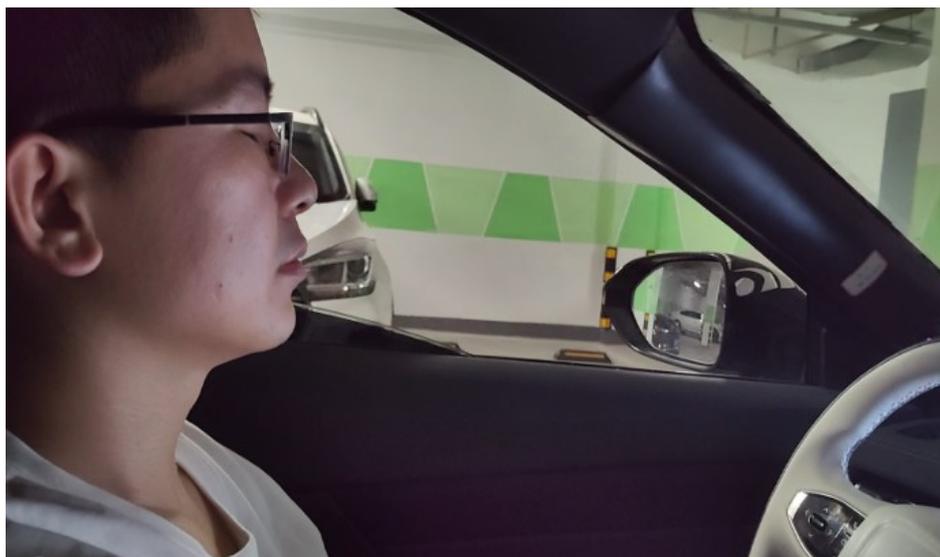


图 18.2 DMS 疲劳监测示例

乘员监测模组(以下简称 OMS), 主要基于视觉感知, 对座舱中的乘员状态, 动作进行分析, 提供丰富的座舱交互方式。主要涵盖的功能包括动/静态手势交互, 儿童和宠物遗留监测, 座舱儿童识别, 后排乘员安全带未系提醒等功能。其中手势交互可提供隔空手势操作功能, 用户可隔空操作车机音乐, 视频播放等; 儿童和宠物遗留监测能检测锁车后遗忘在车内的儿童或者宠物, 及时提醒用户, 提供安全关怀, 儿童监测对大型家庭用车非常适用。

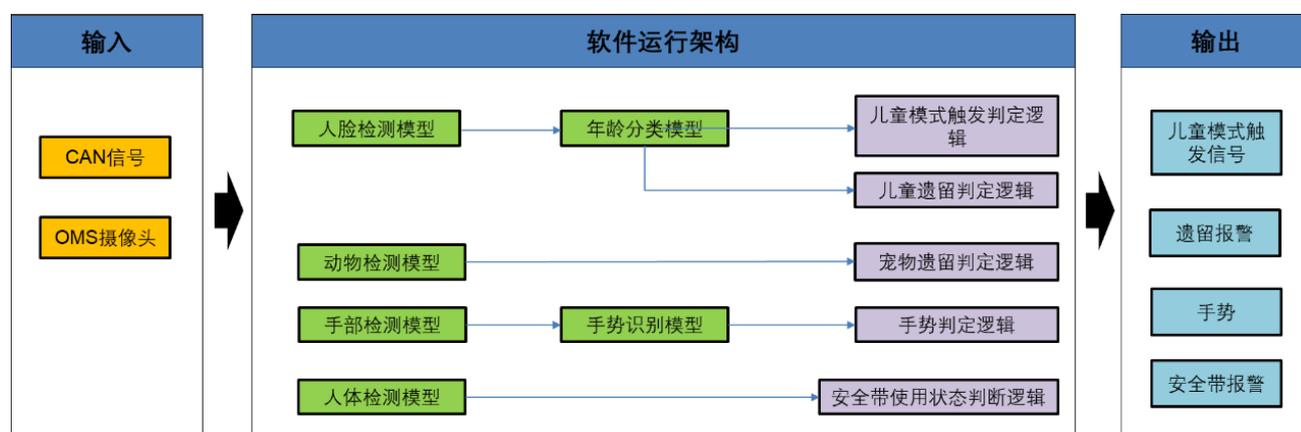


图 18.3 OMS 系统架构图



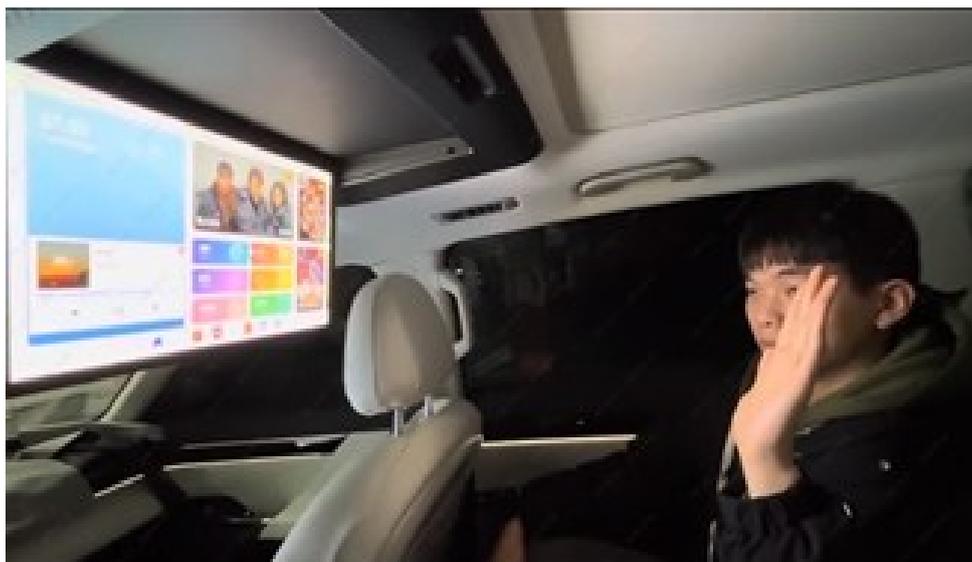


图 18.4 OMS 手势识别示例

建设成效

分析相关创新在优化资源配置、改善服务流程、创新业务模式、实现决策支持、助推价值创造、促进可持续发展等方面取得的效果。

经过前期基础技术研发、实车开发，本产品已搭载于东风奕派 007、奕派 008 等车型超过万台，并通过中国新车评价规程（C-NCAP）与中国智能网联汽车技术规程（C-ICAP）相关功能认证。在各类天气条件与座舱环境下，本模组产品仍能通过功能标准测试，性能在国标基础上显著提升。2023 年该项目团队攻克座舱具身智能体的前置技术--座舱场景多模态感知技术，并成功向市场推出超过万部驾驶员、乘员监测系统模组产品，季度收益达到 396 万元。除了提高企业经济效益，DMS 和 OMS 还能有效避免驾驶员因状态不佳和未系安全带而导致的交通事故，这在一定程度上减少了因事故导致的资源浪费，如救援车辆、医疗资源的调用，因事故导致的环境污染和资源浪费等，有助于推动汽车行业的绿色转型。DMS 和 OMS 系统收集的大量数据可以为汽车制造商和经销商提供决策支持。例如，通过分析驾驶员的驾驶习惯和行为模式，汽车制造商可以优化车辆设计、提高驾驶安全性。



案例 19：基于国产硬件平台的汽车造型 AI 创新应用

单位：东风汽车集团有限公司研发总院

作者：陈彦、王权、孙伟、李林、潘坤、王泥、李萍、王小焕、秦君武

案例简介

国资委在“AI 赋能 产业焕新”专题推进会指出，要深入学习贯彻习近平总书记关于发展人工智能的重要指示精神，推动中央企业在人工智能领域实现更好发展、发挥更大作用。人工智能是未来国家科技创新的兵家必争之地，也是汽车行业价值创造的重要增长极。

东风汽车集团有限公司研发总院自 2021 年起即围绕覆盖“人、车、生活”全要素应用场景，展开大模型研究，形成全景规划 4 层 ALL IN AI 架构。尤其在产品研发领域，结合大模型能力的语义理解、多模态处理和智能生成创作能力，率先在汽车造型设计领域实现 AI 全流程效能平台落地，并在不同品牌实车中上市应用。同时设计之初就采用了开源平台+国产自主可控 GPU 算力，实现平台从硬件到软件的完全自主可控。

建设方案

本项目通过融合 AIGC 技术及整车研发的关键造型流程，全方位提升设计效率与质量，加快产品上市速度，满足用户对不同品牌的快速设计需求。利用文生图、图生图、算力调度、Checkpoint 断点续训、模型精调等关键自主可控技术，结合市场调研与用户大数据，将以往设计师手动为主的造型工作，转化为创新性的造型全流程在线化工作；完整覆盖了整个造型所有 11 项 2D 设计及部分 3D 设计环节。打造了国内首个基于国产化自主可控算力底座的一体化汽车造型设计平台，整合自研行业模型与开源能力，实现设计任务的自动化与智能化管理，以此高效实现汽车造型设计工业化、流水线化。



1) 资源底座

采用单节点国产寒武纪 8 卡 GPU，有效提供单节点 2P 以上算力，同步实现算力有效调度，虚拟化网络管理，单节点可支撑近 20 名设计师同时在线，集群平台可满足 400 设计师同时在线。

2) 算力调度

构建大模型代理平台，支持多业务的开放异构 AI 算力平台。通过大模型代理中的智能调度策略，将不同业务请求任务调度到最合适的资源上。有效提升算力利用率提升 58%。

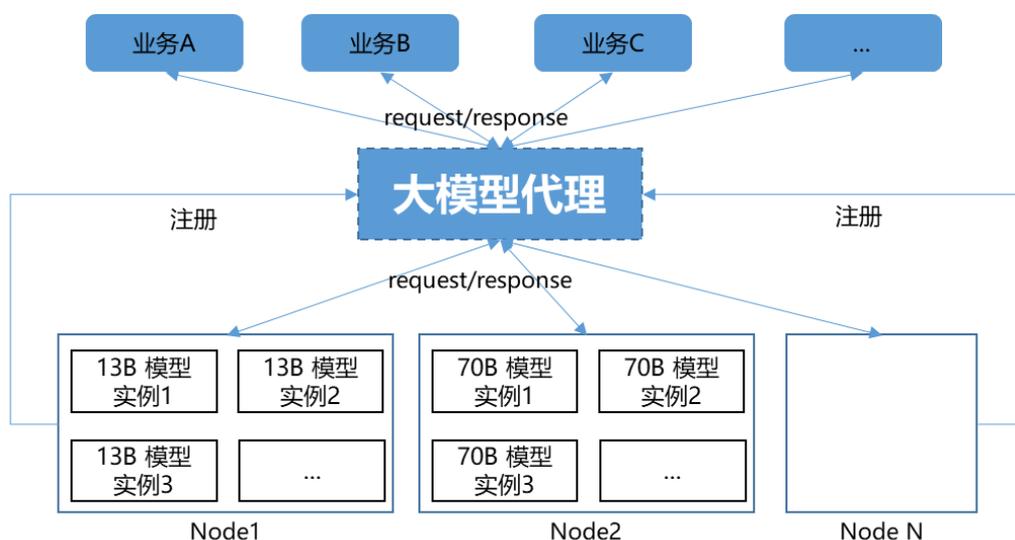


图 19.1 大模型代理平台架构

3) 模型迁移

通过业务迁移、精度验证、性能优化、业务部署 4 步法，结合 MLU 算子迁移工具，成功替换英伟达 cuda 接口，并进一步运用麒麟操作系统+海光 CPU 处理器替换英特尔及乌班图操作系统，实现完全的底层自主国产可控。





图 19.2 迁移四步法

4) 推理加速

基于算子融合、动态 Batch、Flash Attention 等技术，支持百川、LLama、ChatGLM、GPT 等主流大模型的加速，并支持推理资源的弹性伸缩，有效速度提升 7 倍以上。

5) 多模型整合

融合自研 LORA 与开源模型多达到 50 个以上，多种算法助力不同环节所需，给予设计师更智能化，更契合的风格化解决方案。

6) 断点续训练

通过 CKPT（检查点）异步多级缓存，训练任务调度全程优化，实现训练任务分钟级恢复，提升训练容错效率 5 倍以上。

7) 推理调优

标准化大量提示词模板，辅助设计师快速上手，生成效果更优；同时开发并集成语言转化工具，让中文提示词输入更加“丝滑”。

8) 安全护栏

使用提示词+Lora 过滤器实现色情及暴力内容对比 Base 模型过滤效率 10 倍以上提升。



9) 业务流集成

从创意设计、型面设计、模型设计、HMI 设计、品牌广宣等全造型流程进行深度分析，并将工具流进行整合。

覆盖 11 项设计环节，全流程加速产品设计流程。

建设成效

自主可信：本案例为国内首个自主可控软硬件平台与汽车造型设计领域的结合，项目硬件平台采用国产化 GPU、CPU、操作系统，辅以对应的编译框架，开源的底层源码，自研业务应用，做到基础软硬件到上层应用完全自主可控。

AI 技术与传统工业设计的深度融合：利用大语言模型能力，大幅提升创意方案数量，单车型方案数量提升 3 倍以上；全新的项目资源投入由原先 20 项目设计师降低到 15 名，资源投入效率提升 30% 以上；方案图设计时间由原先的 1.5 月提升至 3 周，整体工作效率大幅提升 100% 以上。目前产品已经覆盖 75% 的造型设计领域，35% 的造型设计流程，综合造型设计效率提升 30% 以上。推动汽车造型设计的智能化及多元化发展。

其他制造业借鉴与参考：该方案针对不同的 LORA 模型加上少量精调工作，可迅速推广至汽车设计上下游零部件厂商，由此带动整个汽车设计产业加速，推动中国制造业智能化升级与高质量发展。

绿色低碳：本案采用了云服务方案，将以往每个造型设计师一台高性能工作站的方案，变为集中服务器资源弹性共享模式，至少可降低 20% 以上的工作站采购，大大提升了能耗利用。

系统性提升汽车造型设计团队的人效水平，强化设计质量及加快落地验证，并高效优化车型设计流程，显著缩短产品从概念到市场的上市周期，为企业的可持续发展与竞争力提升奠定坚实基础。

项目综合收益 (5 年)：8400 万元

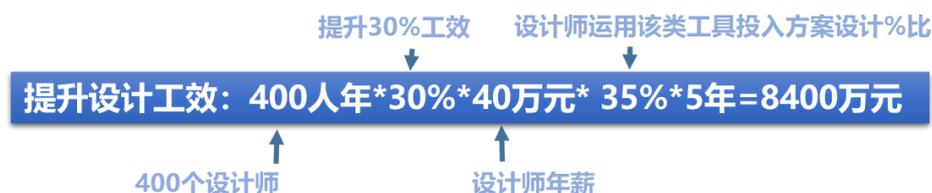


图 19.3 5 年项目综合收益计划



实施效果展示：覆盖东风汽车猛士、岚图、奕派、纳米等 9 大品牌量产车型应用。

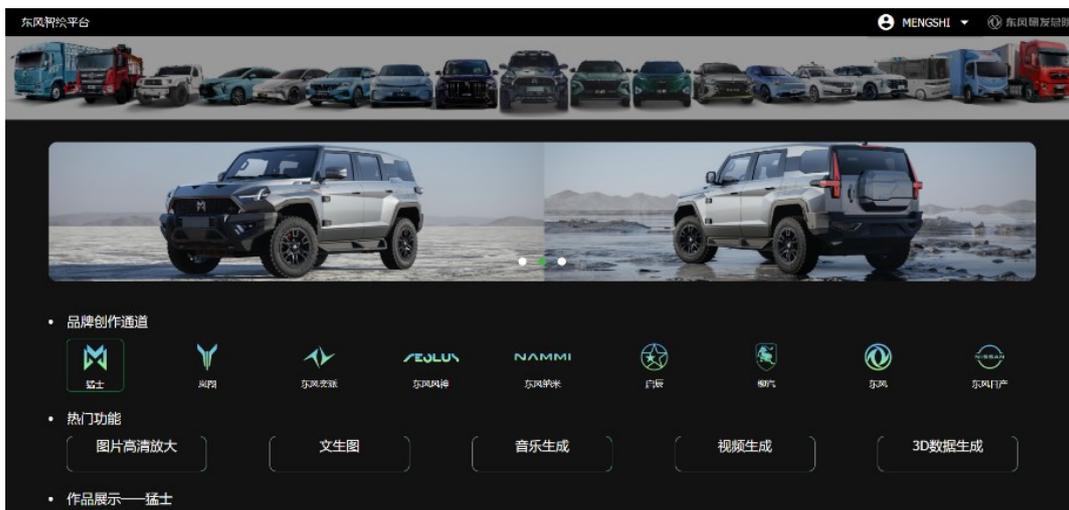


图 19.4 统一多品牌一体化设计平台

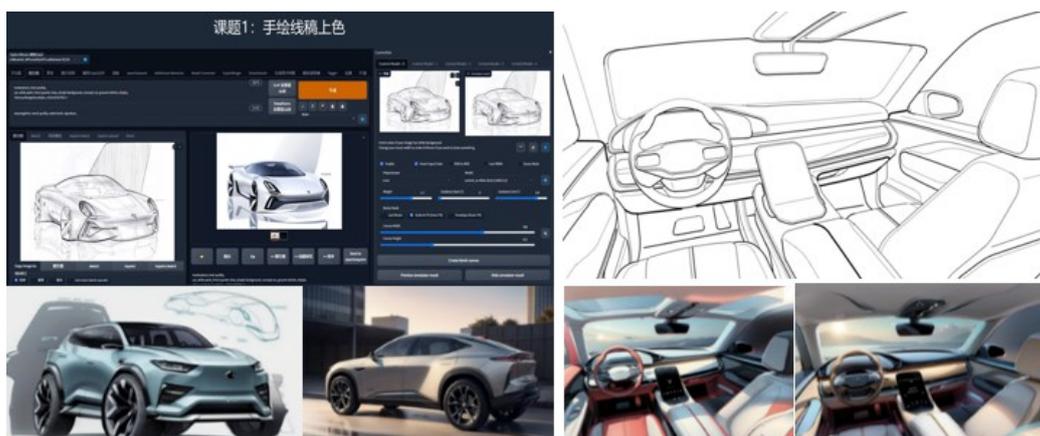


图 19.5 外观、内饰方案效果图设计

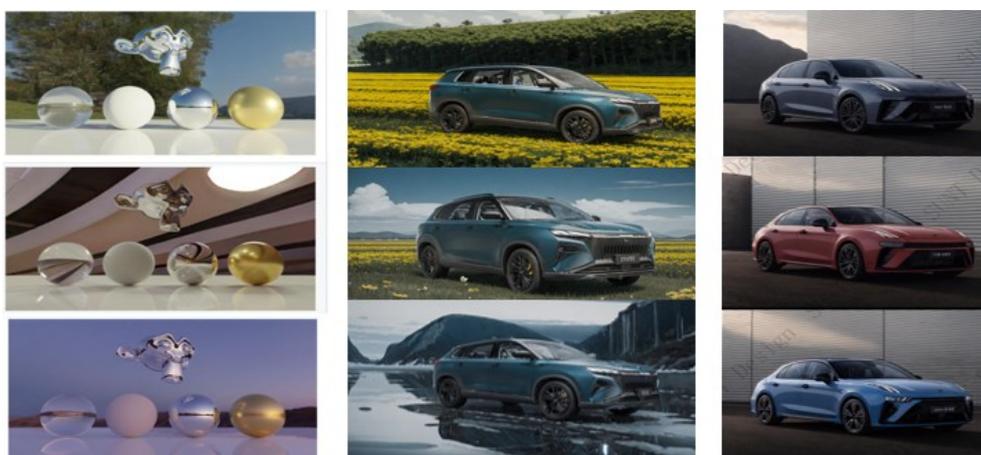


图 19.6 HDR 环境制作，背景图制作，分镜头设计，CMF 设计





图 19.7 海报制作，场景设计，视频素材等



案例 20：Hi-Dolphin 航运大模型服务平台

单位：中远海运科技股份有限公司

作者：林亦雯、韩懿、王敏、王绍函、王翔宇、史兆彦、魏永来、王银毓、邵煜琦、廖茜、卜钰、陈敏、高怡雯、邱洋、任飞扬、王科迪、王文涵、张浩宇、张梓建、陈书航、林巍

案例简介

我国是全球最大的海洋大国、航海大国和造船大国，约 95% 的进出口贸易通过海运完成，港口规模、船员数量、造船产量和船队规模均位居世界前列。随着海运产业复杂化，对智能化技术的需求日益增长，为人工智能技术在航运领域的应用提供了广阔空间。

近年来，大模型技术迅速崛起，成为人工智能领域的重要趋势。中国大模型发展呈现“通用+垂直”并行的特点，垂直领域大模型落地速度加快，在多个行业实现了应用突破。在航运领域，知识图谱技术是大模型发展的核心支撑，通过结构化整合船舶、港口、航线、货物等专业信息，显著提升了大模型的语义理解、信息分析和决策优化能力。基于知识图谱的智能问答系统也为人机交互提供了精准支持，极大提高了用户体验。

大模型与知识图谱的融合展现了强大的技术潜力，但仍面临知识不完整性和实时性平衡等挑战。这一技术的突破推动了航运行业的智能化转型，也为其他领域提供了重要借鉴，展现了中国人工智能在产业深度融合中的创新能力。

建设方案

旨在积极响应航运领域的数字化转型，将基于航运大数据的航运大模型作为核心，充分利用国产大模型，将用户输入转化为结构化数据，融合航运数据库构建全面而丰富的航运知识图谱，实现智能对话功能的创新应用。



通过运用微调技术，对知识图谱进行精细优化，旨在向用户提供高度准确的航运信息与决策支持，同时加强实时数据处理与响应能力，以实现用户体验的全面优化。本项目的创新方法探索了航运大模型在航运业务中的前沿应用，特别强调航运大模型与航运知识图谱结合提升问答系统的准确性和鲁棒性，这两者都将紧密依托于高算力的人工智能基础设施，以实现数据智能化处理与应用解决方案的创新，为航运行业带来了一股新的发展势能。通过此技术融合，助力航运领域迎来数字化转型，为航运业务注入智能化和高效率的元素。

1) 数据收集整理标准流程的构建

将航运知识数据来源分为文献、测试题、经验技术、专业教学等 4 类。对集团内和各船公司的航运文献材料，使用以自然语言理解为基础的深度学习与人工标注相结合，从大量繁杂的文献材料中提取高质量的知识数据。对航运专业测试题，使用范式批量整理为格式化数据。对经验技术类知识，建立船岸间的数据收集机制：收集船端技术人员提出的问题，交由高校和人才院作答，形成问答对。将以上数据根据知识领域进行分类汇总，形成航运领域知识体系。

2) 航运知识图谱构建

本体构建：基于现有结构化数据，人工构建知识库，专家审议字段规范与数据定义，作为知识图谱本体。实体抽取&关系抽取：将非结构化、半结构化文本中的行业实体及关系信息提取至知识库。拟结合语言大模型技术，使用大模型推理的方法进行文档解析和特征抽取。知识融合：对多个不同文件源抽取得到的实体关系进行同义词合并、结构合并。拟使用深度语义网络，自动化聚合、归并，并使用动态规划算法重组图谱网络。图谱构建：采用图数据库进行模型存储，开发 API 接口及优化性能。

3) 航运大模型训练与微调

使用航运专业知识对通用大语言模型进行微调，规避常规模型训练流程设备成本高昂、耗时过于漫长等通病。微调技术的核心要素为：使用远低于预训练数据集规模的小型数据集，针对性训练 AI 对某一个领域内的专业文本的理解和生成能力。拟采用两种方法进行微调工程：参数高效的微调方法和提示语调整方法。其中参数高效的微调方法通过每次冻结大部分预训练模型内的参数，极大提高微调训练的效率，降低硬件成本。提示语调整方



法不直接修改预训练模型内部参数，而只修改外层语义框架内的词向量。结合航运产业海量数据产出、专业术语门类繁多的客观实际，考虑训练数据集样本规模及训练成本，拟选取参数高效的微调方法 Low-Rank Adaptation (lora) 方法。

4) 航运大模型+航运知识图谱

结合航运 KG 和微调后的航运大模型，完成以链路预测为核心的 KG 推理和问答，形成基于 KG 和大模型紧密耦合的技术路线。通过 KG 的实体搜索和大模型的知识提取总结能力，将 KG 的多条推理路径作为大模型知识推理和问题的基础和依据，增强 LLM 对知识密集型任务和深度推理任务的能力。



图 20.1 航运大模型技术路线

建设成效

本创新项目在优化资源配置、改善服务流程、创新业务模式、实现决策支持以及推动行业可持续发展方面展现了卓越成果，为航运行业的数字化转型注入了新的活力。



首先,在优化资源配置方面,本研究构建了一套标准化的数据收集与整理流程,充分整合来自文献、测试题、经验技术及专业教学等多维数据资源,为航运知识体系的建立提供了高质量的基础数据。通过运用自然语言处理技术和机器学习模型,对多源异构数据进行了高效融合和清洗,解决了数据分散、冗余与不一致等问题。这不仅优化了航运领域的信息管理效率,还为行业资源的智能化分配与调度提供了科学支持。

在服务流程改善方面,研究成果大幅提升了用户与航运知识的交互效率。通过知识图谱的构建,复杂的航运信息得以直观的图形化形式呈现,显著降低了用户理解的门槛。同时,智能问答系统结合深度语义解析和逻辑推理能力,为用户提供了快速且准确的答案,涵盖从基本操作指引到复杂业务咨询的多种场景。用户体验的优化不仅体现为服务响应的速度和精准度提升,还在于系统能够根据行业动态实时更新知识内容,从而确保用户始终获得最新、最可靠的信息支持。

在业务模式创新方面,研究成果为企业带来了更高的灵活性与自主性。通过支持本地化部署和私有化运维,企业能够完全掌控自身的系统和数据,规避外部依赖的潜在风险。这种部署模式为企业提供了在内部安全环境下定制知识图谱与智能问答系统的可能性,并通过持续学习和动态优化,不断提升系统适配性,支持不同业务需求的快速响应。此外,知识图谱还促进了企业内部知识的高效共享,打破部门之间的信息孤岛,提升跨部门协作效率。

在决策支持方面,本研究通过对航运大模型的训练与微调,实现了对复杂问题的精准分析和有效推理。模型结合行业特定知识,显著提升了对航运专业术语的理解能力及表达准确性。例如,在路径规划、货物调度及船舶管理等应用场景中,模型能够提供基于实时数据和历史知识的智能化解决方案,有效降低了决策过程中的不确定性。同时,模型的定制化设计与训练方法,如 LoRA 微调和提示语优化,不仅显著提高了模型性能,还降低了硬件资源消耗和训练成本,为企业提供了性价比更高的智能化工具。

在可持续发展方面,研究成果助力航运行业实现了绿色与智能的深度融合。知识图谱动态更新机制结合智能增量学习技术,显著降低了系统的运行负担,同时通过高效的本地化处理流程减少了碳排放。特别是,知识图谱



的灵活扩展性支持环保船舶等新型概念的快速引入，为行业在绿色发展领域的技术创新提供了重要保障。这一成果不仅推动了行业的可持续发展，也为其他高耗能行业的智能化升级树立了榜样。



案例 21：煤炭行业地知大模型应用

单位：中国中煤能源集团有限公司

作者：李崇智、王利欣、王瑜、白冬艳、李岑

案例简介

中煤“地知”大模型缘起于《煤矿全生命周期地质保障系统》重大科技专项。中煤地知大模型重点在“煤、地、知”，即“中煤、煤矿、地下、知识大模型”。“地知”，亦可延伸为“地智”“地支”。

地知——煤矿地下的事情我知道。将煤炭领域的国家政策、规程规范、地质报告、设计文件以及公司的规章制度、生产经营参数作为数据库来源，通过训练，实现知识问答。

地智——煤矿地质的问题智能化。探索利用语言大模型技术实现煤矿地质说明书、作业规程、日常报表报告等自动生成，使日常工作自动化、简便化、智能化。

地支——煤矿地质的时空演化规律。天干地支是中国古代的一种纪年法，用来表示时间和年份。天干承载天之道、地支承载地之道，通过大模型技术来展现煤矿地质的时空演化规律。

搭建天津公司私有化大模型，录入公司项目文件、各专业规范、公司管理制度、煤矿安全知识进行验证测试。

建设方案

硬件配置

服务器数量	服务器路线	GPU 芯片型号/数量
1	1	A40/ 1



大模型底座

大语言模型	模型版本	模型参数	部署方式
零一万物	Yi-1.5-9B-Chat-16K	9B	本地局域网内部署

大模型结构



图 21.1 大模型结构图

如上图所示，“地知”大模型分为四层结构，其中包括基础层、工具层、模型层、应用层。其中，基础层提供训练数据和算力；工具层提供数据处理方法和数据分析方法；模型层提供大模型功能；应用层提供常用操作。各层之间紧密联合。



1) 软件技术架构

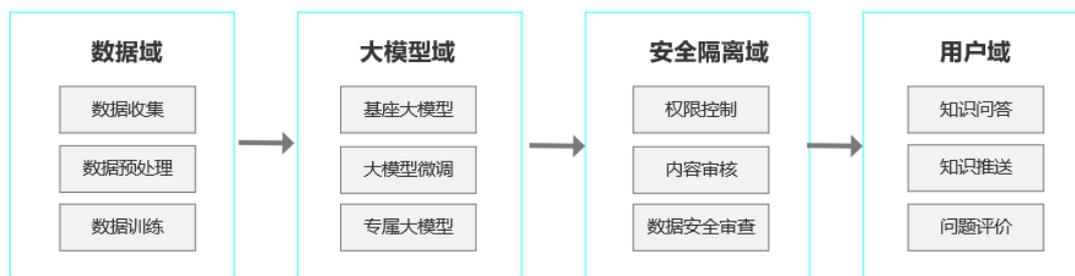


图 21.2 软件技术架构图

“地知”大模型架构主要分为四部分数据域、大模型域、安全隔离域、用户域。其中数据域主要作用是数据收集和数据处理。大模型域主要使用大模型技术对数据域传输的数据进行进一步增量训练和处理。安全隔离域的主要作用是对数据进行安全管理。用户域主要针对用户进行个性化处理。

2) 实施方法

a) 大模型部署。部署 docker 环境，在 docker 环境中部署 langchain-chatchat 与 FastChat。其中 docker 是一种开源的容器化平台，langchain-chatchat 是一种利用 langchain 思想实现的基于本地知识库的问答应用，FastChat 是一个用于训练、部署和评估大模型的开源框架。使用 FastChat 部署语言大模型及 Embedding 模型，Embedding 模型使用 bge-large-zh。Embedding 模型用来将文本转换为向量。使用 FAISS 进行大规模向量相似度搜索。

b) 数据收集及处理。收集数据包括企业内部数据和外部数据。煤炭企业内部数据主要来源于企业内部管理系统、档案系统、纸质文件等。外部数据主要来源于国家政策规定、行业规定、其他煤炭企业公开数据、网络相关信息、煤炭相关文章等。数据收集方式主要通过接口链接企业内部数据库，并通过 Scrapy 爬虫技术对网络数据进行定时爬取和补充。

“地知”大模型共收集各类设计专业规范：采矿 116 册，选煤 17 册，建筑 11 册，结构 52 册，机械 106 册，机制 223 册，电气 342 册，给排水 11 册，暖通 74 册，总图 78 册，共计 1120 册。煤矿生产、安全、科技相关数据共 3249816 条，其中煤炭会议论文 49573 条、煤炭学位论文 59945 条、煤炭科学论文



1624563 条、煤炭科技专利 103860 条、煤炭领域专家 305129 条、煤矿企业机构 584015 条、煤矿安全事故 11354 条、煤矿安全问答 22387 条、煤矿技术 474497 条、煤矿标准规范 13220 条、煤矿装备 1273 条。并录入项目文件 2759 个及公司规章制度文件若干。

针对对收集非结构化数据、半结构化数据、结构化数据分别进行处理。非结构化数据例如 PDF 及图片文件使用 OCR 技术将其转为可编辑的 docx 格式文件，word 文件、excel 文件均转为 docx 格式文件，使用 bge-large-zh 模型将文件转换为向量数据存入数据库。

c) 创建知识图谱。针对知识图谱模块的非结构化数据和半结构化数据，使用实体识别得到煤炭数据实体，为解决设计图纸、地质资料、水文资料等纸质资料的结构化处理、使用 MacBERT 模型作为词嵌入层，同时加入长短期记忆网络提取上下文语义特征，最后通过条件随机场输出最优标注序列。再使用实体融合技术将两个表述不同但实际意义相同的词进行合并。在知识融合完成后，得到了三元组集的知识表示，并选用 Neo4j 图数据库存储煤炭知识图谱。为了保证实体识别结果的准确性，对实体识别模型采用准确率、召回率和 F1 测度指标进行评估，当模型评估指标达到一定要求时，再用模型对未标注数据进行实体识别，并且对实体识别模型抽取出的实体再进行人工审核，最大程度的保证结果的准确性。

基于数据质量词表，分析知识图谱的质量特征，对知识图谱从完整性、一致性、准确性、覆盖率等多个角度，构建知识图谱质量维度，得到知识图谱质量评估本体，建立知识图谱质量模型，对知识图谱质量进行评估。

d) 大模型训练。大模型主要用于语义识别，理解用户输入，并能够调用知识图谱数据，整理输出数据生成文本，当知识图谱数据不足以回答用户问题时，可使用大模型模块对知识图谱模块相关知识进行深度推理，并使用高分答案进行回答，以应对大模型回答问题幻觉的现象。

针对大模型模块数据，选取得到的部分数据进行有效分类和标注。使用标注后的文件对大模型进行训练。同时使用 bge-large-zh 模型将数据转换为向量存入知识库，进行知识库增量更新，供大模型调用。

e) UI 及功能设计。“地知”大模型前端使用 VUE 框架，后端使用 JAVA 语言、SpringBoot 框架，调用大模型接口实现在网页端对大模型的访问及使用。





图 21.3 大模型知识回答

大模型主要功能如上图所示，主要以问答形式调用模型知识库内数据。可以设置是否连接网络、对问题重新回答、对问题答案进行反馈，让大模型能够根据反馈信息更新回答内容。

建设成效

“地知”大模型能够有效节省公司员工对于公司制度和行业规范标准查询的时间，并能够辅助员工进行 PPT 编辑和文档编辑工作。“地知”大模型通过应用实践，充分收集应用建议，快速迭代优化模型数据分析和语义理解能力，获得公司内部一致好评。自 2024 年 6 月份上线以来，累计登陆达到 8000 余次，知识推送 2 万次，成为设计人员的得力助手。

后期主要围绕以下两个方面继续展开研究：

《煤矿全生命周期地质保障系统》重大专项课题。调研各矿地质资料，录入地质数据，构建透明地质知识图谱，构建地质数据推理模型，后期重点开发：

- 1) 煤矿地质知识智能问答；
- 2) 煤矿地质相关报告自动生成；



3) 煤矿地质仿真预测，结合地质仿真预测理论研究，将大模型与知识图谱技术结合，形成地质仿真预测系统，指导煤矿生产和灾害防治。

4) 智能地质建模工具软件，以地质勘探数据为基础，有效结合矿井生产过程监测数据，研发地质大模型，形成动态高精度建模工具软件。

知识管理系统智能推送。打通设计协同管理系统数据，联动设计项目平台，将全院设计、咨询、管理等数据录入大模型，激活存量设计数据，助力提升设计效率和质量，推送典型设计方案、规程规范条文、设计标准模板、技术口径要求、合同技术要求等数据。



案例 22：基于多源跨模态数据的民航智能机坪系统

单位：中航信移动科技有限公司

作者：王殿胜、刘昊

案例简介

随着大数据、云计算、人工智能等技术的飞速发展，传统行业正经历着前所未有的变革。在当前全球航空业快速发展的背景下，机场作为航空运输的重要节点，其运营效率和管理水平直接关系到航空运输的顺畅与安全。随着航班量的不断增加和旅客需求的日益多样化，传统的人工监控和管理方式已难以满足机场日益增长的运营需求。因此，智慧机场建设成为了提升机场运营效率和管理水平的重要途径。

随着航班量的不断增加，机坪管理的复杂性和挑战性日益凸显。传统的人工监控方式不仅效率低下，而且难以保证监控的全面性和准确性，给航空安全带来了潜在风险。本项目正是基于这一现状，利用航班实时数据和机坪视频等多源跨模态数据，构建了一套机坪智能监控系统。该系统能够自动识别航班地面保障节点，检测保障工作中的异常行为，从而大幅提升机坪管理的效率和安全性。

建设方案

本项目旨在通过整合多源数据，应用新一代信息技术，构建一个综合性的机场飞行区全景视频监控系统，并扩展至航站楼区域的人群和车辆监控。通过数据采集、清洗、标注，形成用于人工智能模型训练的数据集；通过模拟仿真等方式形成的合成训练数据集；以及人工智能训练数据集复用平台服务等，提升整体监控的智能化和高效性。



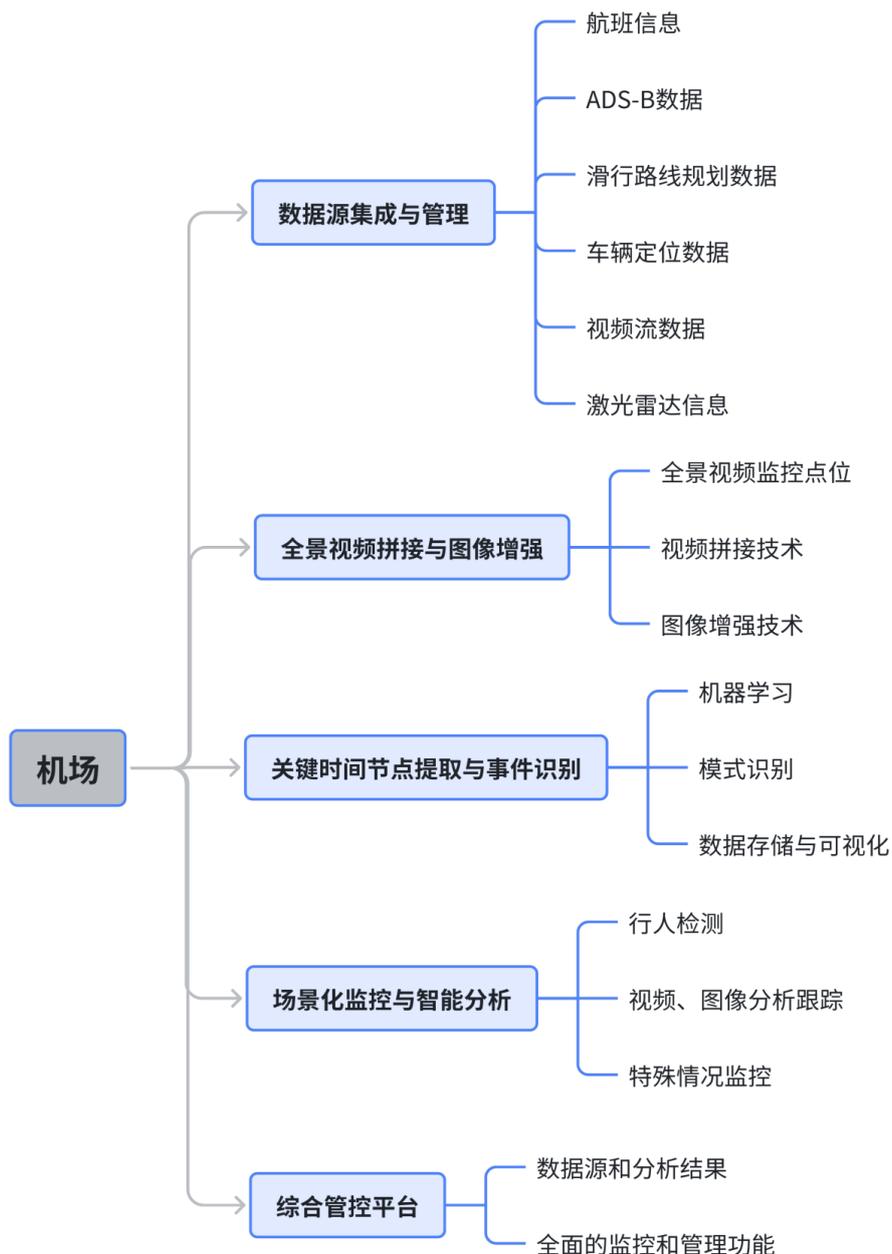


图 22.1 功能架构

1) 数据源集成与管理

为了实现全面的监控覆盖，我们需要集成多种数据源，主要包括航班信息、ADS-B 数据、进港航班滑行路线规划数据、车辆定位数据、视频流数据、激光雷达信息等。这些数据源的有效集成与管理是顶层设计的基础。

a) 航班信息：包括机位分配信息、航班号、航空公司、航班状态等，用于确定航班的实时动态和安排。



b) ADS-B 数据：获取航空器的位置信息、落地点经纬度、落地点时间、跑道信息、飞机尾号等，提供精确的飞行数据支持。

c) 滑行路线规划数据：用于进港航班的滑行路径规划，确保飞机在地面的安全滑行。

d) 车辆定位数据：包括车辆的时间、经纬度、车牌号、车辆类型、所属单位、运动方向、速度等，监控和管理机场地面车辆的活动。

e) 视频流数据：通过监控摄像机实时获取机场各区域的视频流，用于全景监控和关键事件检测。

f) 激光雷达信息：用于 3D 重建技术的支持，提供机场关键区域的三维立体监控。

2) 全景视频拼接与图像增强

全景视频拼接和图像增强技术是实现机场飞行区全景无缝监控覆盖的关键。通过在机场飞行区内设立全景视频监控点位，利用视频拼接技术将多个摄像机的视角拼接成一个完整的全景视图，并通过图像增强技术提高视频的清晰度和识别度。

a) 全景视频监控点位：在机场停机坪、滑行道、跑道等重点区域设立监控点，确保关键区域的全景覆盖。

b) 视频拼接技术：将多个摄像机的视角拼接成一个完整的全景视图，实现无缝监控。

c) 图像增强技术：提高视频的清晰度和识别度，确保关键事件的准确检测和识别。

3) 关键时间节点提取与事件识别

通过机器学习和模式识别技术，从海量视频监控数据中实时提取航班保障进程的关键时间节点信息，并将这些数据发送至监控终端进行存储和可视化显示。系统能够识别并记录停机位完成的所有节点，如挡轮挡、靠桥/客梯车对接、开客舱门、开货舱门、开始保洁、完成保洁、开始加油、完成加油、开始配餐、完成配餐、开始登机、完成登机、关客舱门、关货舱门、机务放行、离桥/客梯车撤离、撤轮挡等，共计 35 个时间节点。

a) 机器学习技术：通过训练模型，实时从视频监控数据中提取关键时间节点信息。

b) 模式识别技术：识别并记录停机位完成的所有节点，确保每一个环节都能准确记录和管理。



c) 数据存储与可视化：将提取的关键节点信息发送至监控终端进行存储，并通过可视化方式进行展示，方便管理和决策。

4) 场景化监控与智能分析

在航站楼区域，系统提供特定区域的人群、车辆数量、排队时长识别，以及无人看管行李、倒流旅客识别、特殊情况监控等功能。通过行人检测、视频、图像分析跟踪技术，实现对行人和物品的长时间稳定跟踪，确保安全和管理的效率。

- a) 行人检测：识别航站楼内的人群数量和密度，提供拥挤情况预警。
- b) 视频、图像分析跟踪：实现行人长时间稳定的跟踪和物品长时间无人看管的监控，提供必要的管控措施。
- c) 特殊情况监控：识别并监控无人看管行李、倒流旅客等特殊情况，及时采取措施。

5) 综合管控平台

为了实现整个监控系统的高效管理和运营，构建一个综合管控平台。该平台集成所有的数据源和分析结果，提供全面的监控和管理功能。通过数据的共享和开放，实现多部门、多业务的协同工作，提升机场的整体运营效率。

- a) 数据集成：集成所有的数据源，包括航班信息、ADS-B 数据、滑行路线规划数据、车辆定位数据、视频流数据、激光雷达信息等。
- b) 分析结果展示：通过可视化方式展示分析结果，提供实时的监控和管理信息。
- c) 协同工作：实现多部门、多业务的协同工作，提升整体运营效率。
- d) 全景监控覆盖：实现机场飞行区和航站楼区域的全景无缝监控覆盖，确保每一个关键区域都在监控范围内。
- e) 保障节点提取与管理：实时提取并记录航班保障进程的关键时间节点，提升保障流程的透明度和管理效率。
- f) 违规预警智能分析：提供人群、车辆、特殊情况等场景的智能分析和监控，提升安全管理水平。



g) 综合管控平台：集成所有数据源和分析结果，提供全面的监控和管理功能，实现多部门协同工作，提升整体运营效率。

通过上述顶层设计方案的实施，本项目将为机场提供一个高效、智能、全面的监控系统，提升机场的安全管理水平和服务质量。

6) 关键技术研发

a) 人工智能与深度学习技术：我们在机坪保障节点系统中融合了 AI 和深度学习技术，用于智能化管理航班运行保障。通过计算机视觉识别及深度学习模型，我们实现了对场内目标物动作及事件的智能识别与分析。这不仅提高了识别精度，还优化了指挥调度，减少了人为干预和错误，提升了整体运行效率。

b) 计算机视觉技术：利用计算机视觉技术和激光雷达，我们开发了 3D 视觉模块，实现了 3D 场景的构建及 2D、3D 场景的快速切换。通过深度学习和目标检测技术，我们提高了保障节点识别的准确性。

c) 大数据分析可视化技术：在保障节点数据分析模块中，我们利用大数据分析技术，结合机场的 ADS-B 数据及航班动态数据，提供了准确的节点分析结果，并通过可视化工具帮助管理人员了解机坪运行状况，制定优化策略。

d) 物联网与通信协作技术：通过物联网设备的连接和数据交互，保障节点系统能够与其他平台共享数据，支持跨部门协作。我们开发的通信协作模块确保了在航班变更时的快速响应和协同处理。

7) 国产化替代

a) 国产软件替代：在进行软件快速部署方面，我们在原先的 Ubuntu 容器和 centos 容器的基础上，还增加了华为的 EulerOS 以及麒麟系统的容器，并且对于国产的容器都进行了相应的部署和适配工作。

b) 国产硬件设备集成：我们在各个系统模块中集成了国产硬件设备，如服务器，显卡、摄像头、雷达和激光雷达，减少了对进口设备的依赖，降低了成本，同时提升了设备的兼容性和维护性。服务器方面，我们适配了华为的昇腾 Atlas 800 推理服务器，配置 Atlas 300I Pro 推理卡，完成了产品从 nvidia 设备到国产化设备的过渡。



8) 产业化推广

a) 标准化系统平台：我们开发了一套标准化的综合管理平台，集成多源信息输入和系统运行监控，便于不同机场的快速部署和应用。通过统一的接口和集成模块，我们确保了与其他管理系统（如航班调度系统、安全管理系统）的兼容性和信息共享。

b) 全景拼接技术推广：我们研发的机场全景拼接系统，通过多摄像头实时拼接形成无缝全景视频画面，已在多个机场实现推广应用，提升了机场的监控能力和管理效率。该系统支持远程访问和实时监控，为机场管理提供了全面的解决方案。

c) 智能分析与预警系统应用：航站楼智能监控分析系统和机坪违规预警系统，利用先进的图像识别、视频分析和深度学习技术，已在多个机场投入使用，显著提升了机场的安全管理水平。通过智能预警和报警处理模块，我们实现了对潜在安全威胁的快速响应和处理。

建设成效

我们的解决方案涵盖了机坪保障节点采集、违规预警、全景监控，以及航站楼内人员安全监控、人流量排队监控等多个关键功能。重点服务于民航领域，针对于机场场面和航站楼内，机场场面是航空器、保障车辆、各类无动力设备、保障作业人员活动的密集区域，也是机场工作运行的核心区域，环境复杂，运行管理和安全管理压力大。因此，本项目实现更为全景、智能的场面运行监视和安全监管，可助力处于高度复杂运行环境下的高效、安全运行，使得机场方面实现科学化智慧化的运行管理，加快智慧机场、平安机场的建设进程。

我们的项目应用于多个机场，包括成都双流机场、丽江机场、西安机场、重庆机场、昆明机场、广州白云机场等。在这些机场中，我们结合先进的数据采集技术和大数据分析能力，成功实施了以下关键功能：

利用高精度传感器和影像识别技术，实现对机坪上飞机、车辆等各种活动的实时监测和数据采集。基于模型训练和数据算法，实现机坪违规行为的自动识别与预警，如飞行器停留时间超限、安全区域越界等。通过高清摄像头和全景图像技术，实现对整个机坪区域的 360 度实时监控和录像。运用智能识别技术，监测和识别航站楼内



人员的行为和异常情况，如聚集、异常移动等。结合视频分析和人工智能算法，实时监测航站楼内的人流量、排队情况，并进行智能分析和预测。

本解决方案在上述机场已经取得了显著的成效和应用效果。提升安全管理水平方面：有效预防了机坪和航站楼内的各类安全风险和事件，保障了机场运行的平稳和安全。提高运行效率方面：优化了机坪资源利用和流程管理，降低了运营成本，提升了航班准点率和服务效率。增强服务体验方面：通过智能化监控和管理，改善了旅客的候机体验和安全感，提升了机场服务品质和声誉。



案例 23：民航多模态大模型技术与应用

单位：中航信移动科技有限公司

作者：籍焱

案例简介

近两年生成式大模型在视觉、文本以及多模态的通用领域取得了非凡的成就，民航是高度依赖计算机、人工智能的产业，长期来看，大模型将会对于民航产业产生深远影响。但目前大模型与垂直领域的结合仍处于探索阶段，尚且存在一系列问题亟待解决。例如，无法在严肃场景保证答案的稳定性和准确性，知识更新、应用成本高，专有数据有效的安全性保障等等。同时，我国民航正处于民航大国迈向民航强国的关键时期，实现民航强国的使命要求我国民航企业必须能够有效驾驭大模型技术，从而有能力将大模型技术与民航数字化基础设施有机融合，进而进一步推动民航产业智能化发展，为全球民航的健康发展提供中国样本。

建设方案

本任务目的是研发民航领域的多模态大模型，具备图、文、语音、民航数据的跨模态理解能力，奠定民航智能化升级的大模型基座。

本项目聚焦于民航跨模态训练数据整理，跨模态知识图谱构建、知识驱动的民航大模型训练方法、国产化算力平台适配、大模型与民航系统集成以及低成本部署等问题。使得大模型能够精准理解民航复杂跨模态知识，实现基于国产化算力平台的高效模型训练与部署，提升大模型与民航系统的结合效果。项目成果可应用于民航复杂交互与决策场景，最终奠定民航大模型基座，推进新一代智慧民航技术迭代。



研发统一的大模型研发计算平台。实现高性能分布式训练、模型推理加速与轻量化部署、节点故障自动续训功能，适配国内外主流的训练与推理软硬件框架，覆盖模型研发全流程的高可扩展研发组件。

设计并完善数据收集与清洗方案，实现半自动化数据清洗，完成项目所需的跨模态基础数据整理；完成民航大模型的初步架构设计与训练流程。

研发领域思维链、复杂接口集成能力，实现民航领域多步推理与跨域系统集成，能够完成复杂多模态民航分析与决策任务。

封装大模型计算平台功能，支持智能交互、航班预测、出行规划、航路优化、客机过站保障等应用的全流程研发组件。

建设成效

项目产出了民航多模态大模型“千穰”。

“千穰”是国内第一个也是迄今唯一的民航大模型，为智慧民航建设奠定了模型基座，也为其他垂域大模型提供了宝贵的借鉴意义。“千穰”大模型在技术与应用方面均取得了优异的成效。

技术方面：“千穰”完成了了多项垂域大模型技术创新。数据层面基于知识图谱自动构建技术，完成了百万级民航知识库。模型层面构建了自适应的训练目标函数、注意力机制等算法，提升了模型对专业知识的学习效率20%。知识增强方面基于自研的民航知识搜索引擎与思维链训练技术，构建了检索增强技术与民航复杂接口调用，显著提升模型的专业性、时效性与可控性，相比通识模型准确率提升20%。此外，工程团队对多维分布式训练以及模型自适应量化方面进行了多项创新，研发了支持混合异构硬件的分布式算力平台，开发了覆盖模型训练、模型推理、模型评测与部署的全流程开发套件，支持国内外主流训练、推理框架。支持国产GPU芯片的高效训练与推理，千亿参数模型训练算力利用率40%以上，与基于nvidia的主流架构持平，实现千亿参数模型的高效训练与推理，解决了nvidia高端芯片“卡脖子”问题。

应用层面：“千穰”大模型与民航业务系统深度结合，目前已经应用于民航智能客服、视觉监控、航班预测等行业级产品，服务于民航局、首都机场、航旅纵横等40多家民航机构，累计产生直接收益超过2000万元，每



年为行业节约上亿成本。“千穰”有效提升了民航大型机构的服务效率与质量，以更自然的交互方式改善了旅客获取信息与服务的体验，从而进一步释放民航信息系统的数据价值与服务潜能。并为垂域大模型的建设与应用提供了宝贵的实践范例。



案例 24：民航运价大模型构建技术与智能服务应用

单位：中国民航信息网络股份有限公司

作者：田丰、刘中一、刘辉、姚源、李人杰、许宪松、陆俊奇、刘卿然、马瑞琛

案例简介

2019年9月，国务院印发了《交通强国建设纲要》，明确指出“大力发展智慧交通，推动人工智能等新技术与交通行业深度融合”。《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要》强调数字中国建设的重要性，要求加快数字产业化，培育大数据、人工智能、区块链等新兴数字产业。同时提出了加快形成新质生产力，大力发展战略性新兴产业和未来产业，加速推进新技术新产品落地应用的要求。



图 24.1 民航运价系统



运价系统是民航各类业务的核心，涵盖机票产品的运价发布、运价搜索、运价计算等核心功能，也支撑了政府监管和航空公司、机场、代理人、旅客等用户服务的重要上层应用。国内目前采用的运价系统（唯一）由中国航信建设运维，经历了近 40 年研制创新，已建成自主可控高性能运价系统，成为全球民航市场不可或缺的重要工具，为国航、东航、南航等国内全部 40 余家航空公司和携程、飞猪、去哪儿等 3000 余家代理机构提供了全天候（7*24 小时）的运价发布、查询、销售等服务。系统支撑运价数据（规则）10T，支撑日访问量 1.2 亿次、平均 20000TPS 的交易，已经达到了国际领先的水平，比肩国际 Amadeus 和 Sabre 等重要航空运价系统，已成为全球民航市场不可或缺的民航服务重要支撑平台。

目前运价系统均以上世纪七八十年代基于数据驱动的规则决策体系架构构建，已无法满足服务精准化、个性化、多元化的需要，无法为行业及终端用户提供简捷、适需、友好服务，难以支撑行业高质量可持续发展。具体表现为：

作为供应端的航空公司，多年来一直采用人工模式，将自然语言描述的机票政策转换成模板样式的半结构化票价价单，再将价单人工拆解成信息系统可以理解的业务字段，最后将各个业务字段组织成结构化的票价数据发布到航信的系统。如此繁复的工作流程带来了工作效率低、运营成本高、出错几率大等问题。此外，价单拆解工作对业务水平要求很高，至少需要培养一年才能胜任此工作，极大的提高了行业人员的从业门槛，严重阻碍了业务的快速发展。

作为消费端的客户代理人，在进行机票搜索和预订时，给系统提供固化的结构化请求，同样系统返回给用户的内容也是夹杂各种业务术语、晦涩难懂的结构化结果。用户在购票前需要了解系统接口，尤其是代理人用户，需要掌握数百种操作指令，学习成本极高。

在此背景下，民航运价大模型面向“智慧民航”，聚焦智能服务，以通用大模型为基座，从民航领域海量业务数据中提取高质量的训练语料，充分融合大模型技术与民航领域知识，构建面向民航运价领域的大模型，突破民航智能服务关键核心技术，实现基于自然语言的拟人化人机交互、匹配用户意图的个性化内容生成等功能，促进



民航服务多元化、精准化、智能化升级。提供企业“智慧办公”解决方案，旅客“智慧出行”综合体系，打造“智慧民航”，推动民航业高质量发展，提升国际竞争力、影响力和创新力，加速实现“民航强国”战略。

建设方案

1) 运价大模型框架

民航运价大模型的整体方案涵盖了从数据采集清洗、微调训练、模型推理部署的全过程，构建了一个面向多场景应用的 AI 解决方案。系统综合利用全行业数据信息，包括航班信息、机场信息、运价数据、旅客信息等，进行领域数据清洗和处理。通过 OCR 识别、结构化解析等技术，处理筛选构建高质量高价值密度数据集。在模型微调阶段，采用高效微调平台与多阶段微调策略，结合奖励模型训练和多策略高效微调方法，提升模型的能力和任务适应性。系统通过推理部署实现信息抽取、情感分析、摘要生成等应用。系统还集成了向量数据库、API 框架等支持工具，为推理效率和模型性能提供保障。



图 24.2 民航运价大模型整体架构





图 24.3 民航运价大模型技术设计

民航运价大模型使用高效、灵活、易用的大模型（LLM）微调训练框架，支持众多主流开源模型的微调与优化，强化对国产化的支持，支持华为昇腾 NPU、海光 DUC 等芯片的国产化适配及高效运行；系统集成多种训练算法，涵盖增量预训练、指令监督微调、奖励模型训练、PPO 训练、DPO 训练、KTO 训练等多种方式，及先进的 GaLore、BAdam、DoRA 等优化算法，FlashAttention-2 和 Unsloth 等加速算子，显著提高模型训练速度和效率；系统兼容 DDP、DeepSpeed、FSDP 等多个分布式训练框架，支持单机多卡和多机多卡训练模式及分布式训练；提供了灵活的数据加载方式，支持大规模数据集的分布式存储与加载，能够根据硬件条件动态调整批处理大小与并行加载方式，支持将不同格式的数据（如 CSV、JSON、Excel 等）转换为训练框架所需的格式，可以处理多种格式的运价数据，并提供了多种数据增强技术，如文本重排、同义词替换、数据噪声注入等，提高模型的泛化能力。系统还提供了基于 Web 的用户界面（Web UI），简化模型训练、监控与管理流程，让开发人员无需深入命令行即可进行操作，Web UI 界面直观易用，适合不同技术层次的人员，从非技术人员到经验丰富的开发者均能快速上手。



2) 智慧应用场景

民航运价大模型着力于供应端“智慧办公”和消费端“智慧出行”两大场景下的多种业务应用，理解和解析用户自然语言提问，完成相应场景任务，实现智慧化的民航数据交互。典型应用如下：

a) 智慧办公应用场景：智能价单解析。智能价单解析应用结合了大模型的生成能力与领域知识库的动态检索能力，采用 RAG 技术将知识检索与生成深度融合。系统通过文件解析模块提取价单数据，结合 Prompt 优化与大模型的推理能力，完成规则解析和结构化生成，最终将解析结果发布到 ATPCO 系统中。

智能价单解析应用为航司用户带来了显著的效率提升和运营优化，解决了长期以来人工处理价单过程中耗时、繁琐且易出错的问题。将自然语言描述的复杂票价政策自动解析为结构化数据，显著简化了价单管理流程，降低了人工学习成本和操作门槛，提高了流程的准确性与一致性。此外，系统能够快速完成价单的解析、数据确认、规则映射和运价发布等关键环节，实现了从价单生成到发布的全流程自动化，减少人为干预，提高了整体运营效率。



图 24.4 智能价单解析场景



b) 智慧办公应用场景：智能规则翻译。智能规则翻译应用依托先进的大语言模型，通过对复杂规则数据的解析与翻译实现全流程自动化。系统首先利用预训练模型结合特定任务的微调，提升其对非标准化内容的理解和转换能力。通过构建高质量训练数据集，包括历史数据和人工标注结果，确保模型在特定场景中的表现更加精准。核心模块包括规则解析和大语言模型交互模块，两者分工协作，将规则内容转化为自然语言描述并生成高效提示词，最终通过大模型交互生成符合业务需求的翻译结果。系统流程由国际运价发布前端系统统筹，保证数据从接收请求到结果返回的高效衔接。

智慧规则翻译应用为航司用户带来多重价值。减少人工干预，提升翻译准确性，显著降低操作成本和错误率，同时确保规则解析的一致性和规范性。智能化的规则翻译使航司运价人员能够快速响应市场变化，灵活维护规则，降低专业知识门槛，提升系统的易用性和效率，优化整体用户体验并增强业务适应能力。

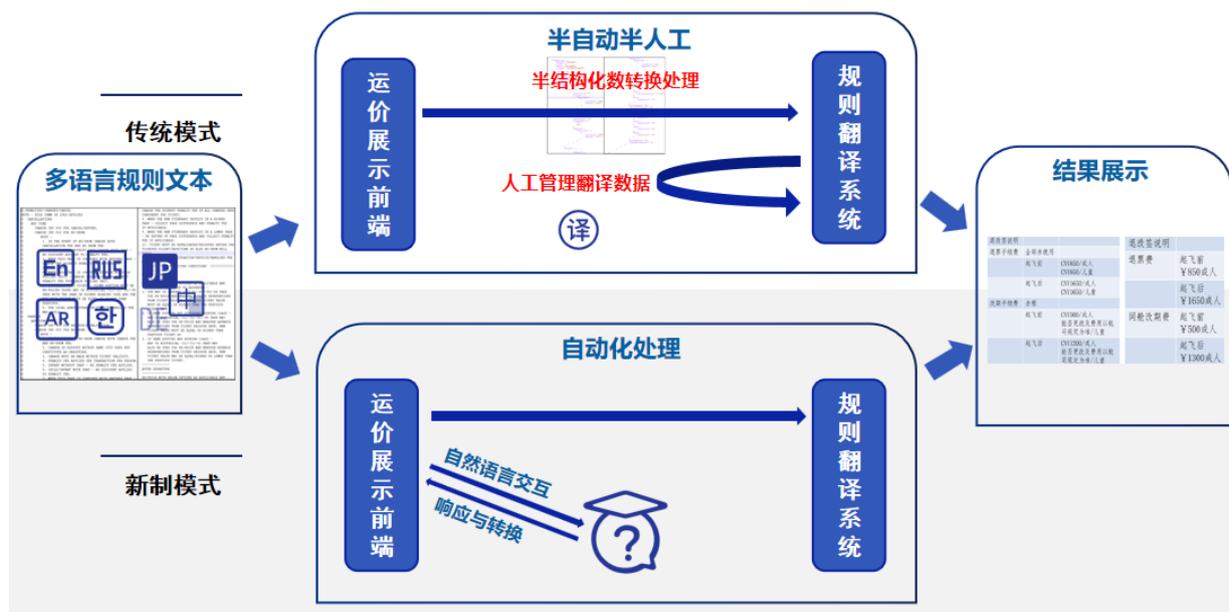


图 24.5 智能规则翻译场景

c) 智慧办公应用场景：热点事件分析。热点事件分析的实现依赖于多源多模态数据的采集和深度学习技术的应用。通过构建高效的分布式爬虫系统，获取广泛的热点事件数据，利用知识图谱技术对事件及其关联关系进行存储和解析，构建全面的事件大数据基础。在此基础上，采用先进的深度学习算法（如图卷积网络和时空图卷



积网络)，深度挖掘热点事件特征，分析其对民航运价的动态影响，最终生成基于运价的热点事件模型，实现对事件的分级分类和影响预测。

这一分析方法为用户带来了显著的价值。通过精准捕捉热点事件及其发展趋势，航司可以实时调整运价政策，避免因滞后性导致的市场损失。同时，热点事件库的建立为智能运价管理系统提供了强有力的支撑，提升了用户在市场变化中的应对能力。此外，热点事件分析应用还能够优化机票销售和收益管理策略，助力航司更精准地预测市场需求，制定高效的价格和产品策略，从而增强市场竞争力并提升用户满意度。

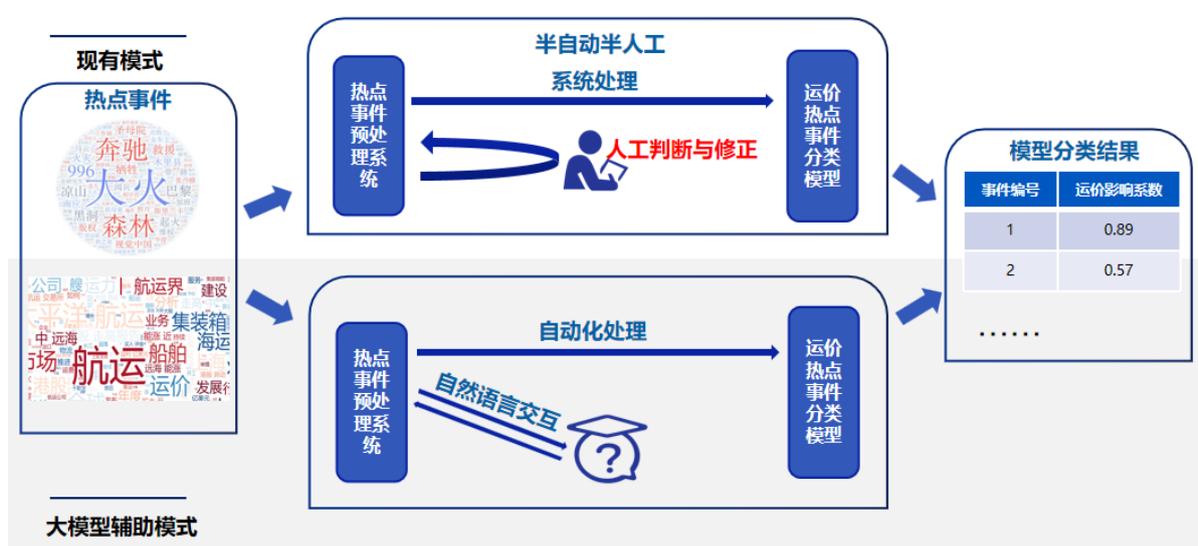


图 24.6 智能热点事件分析场景

d) 智慧出行应用场景：行程规划应用。行程规划应用通过整合大模型与人工智能技术，实现对用户出行数据、景点信息和交通状况等多维数据的智能分析，从而为用户提供高效且个性化的旅游服务。系统能够精准解析用户的自然语言输入，将模糊或具体的旅行需求转化为可操作的查询条件，并结合预算、历史偏好等信息，为用户推荐符合其兴趣的目的地及相关景点。借助优化算法，应用可以根据时间和预算自动规划最佳旅行路径，包括多种交通方式的组合，并动态调整每日行程安排以平衡体验与舒适度。此外，系统实时更新热点事件和景点动态，为用户提供最新的活动信息并及时优化推荐。



这一应用显著提升了旅行的便捷性和满意度。用户无需手动安排复杂的行程规划，便可获得个性化的线路和推荐，节省了大量时间和精力，不仅提升了出行效率，还显著增强了用户体验。同时，智能化的时间和路径优化确保了旅行体验的高效与舒适，进一步增加用户对服务的信任与满意度。

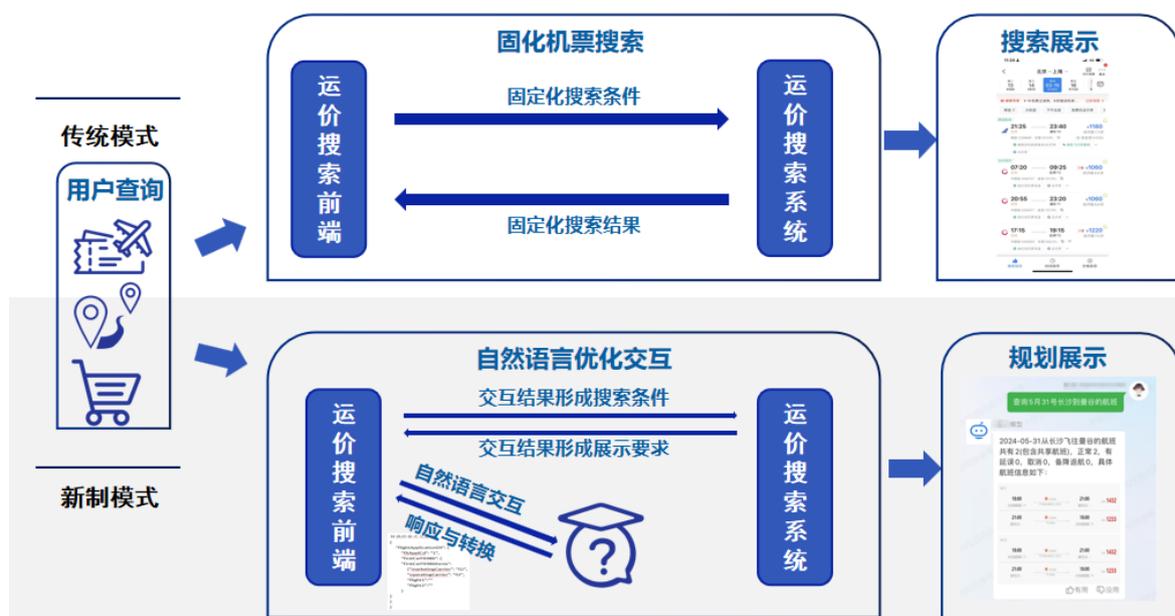


图 24.7 智能行程规划场景

综上，基于大语言模型的民航旅客服务系统通过智能 Agent 代理，旅游行程规划，以及热点事件识别分类等预训练功能，高效理解和解析用户需求，快速完成相应场景任务，助力面相服务两端的“智慧办公”、“智慧出行”服务体验升级。

建设成效

对于企业，民航运价大模型支撑企业智慧办公，不仅提升了工作效率，还改善了整体运营。首先，实现了全球首个运价价单解析产品，辅助航空公司精准高效地完成民航产品价格的智能发布，大幅降低错误运价的发布，实现了传统价单“无纸化”在智能化方向的进一步升级；实现了智能 workflow，自动处理重复性和常规性的任务，减少人工干预，避免人工错误，大幅提高工作效率，确保任务高效、精准、一致的完成；实现了规则多语言翻译，可以帮助企业用户高效准确的理解机票销售规则，降低销售环节发生的错误，减少损失；实现了对于热点事件的



识别与分类，辅助航空公司机票定价，提升企业的收益。在智慧办公方面，每年可为企业带来约 50,000 万元的收益，每人每天平均工作时长可减少 2 小时，工作效率提升 25%。

对于旅客群体，通过拟人交互中对用户意图的理解与推理，能够提供更加个性化、高效和智能的行程规划服务。实现了基于自然语言交互式的行程规划和自助购票服务。大模型根据用户的偏好、历史行为和反馈，提供个性化的行程建议，推荐符合用户兴趣的旅游路线和活动，提高用户的满意度和体验；大模型通过比较不同交通方式、住宿和餐饮选项的价格，为用户提供最经济的方案，帮助用户节约成本，并自动跟踪和管理用户的旅行预算，提供实时的费用提醒和建议，避免超支。该产品支撑每年 6 亿+人次的旅行服务，为旅客提供一站式的服务，每人出行前准备由 67.5 小时降低到 3 小时。

民航业已经日趋国际化，国内国际环境复杂多变，必须强化数据资源对行业的赋能，以服务质量的提升来激活民航内需潜力，通过对民航运价系统的智能化升级，打造中国民航服务品牌，培育经济增长新动能，塑造国际竞争新优势，畅通国内航空大循环，实现准确、高效、便捷的新型智能民航体系，为促进形成国内国际“双循环”的航空市场格局添砖加瓦。

