

破解AI工程化难题，AI中台 助力企业智能化

——2020爱分析·中国AI中台应用趋势报告

2020年11月





破解 AI 工程化难题, AI 中台 助力企业智能化

——2020 爱分析·中国 AI 中台应用趋势报告

2020 年 11 月

报告编委

报告指导人

张 扬 爱分析 联合创始人

报告执笔人

黄 勇 爱分析 首席分析师

李 毓 爱分析 分析师

外部专家（按姓氏拼音排序）

方 磊 九章云极DataCanvas 董事长

孙元浩 星环科技 创始人&CEO

吴奇锋 埃睿迪 创始人&CEO

杨 磊 滴普科技 销售服务体系总裁

张发恩 创新奇智 CTO

特别鸣谢（按拼音排序）



报告摘要

企业智能化需求与挑战

- 面对利润下滑和经营成本增加的压力，领先的企业已经进入智能化阶段。企业价值链的每个环节都存在可利用 AI 改善盈利的空间。企业在推进智能化应用落地过程中，面临技术能力不足、资源重复建设、业务敏捷响应度低和投入产出比低四大难题。

AI 中台助力企业智能化落地

- AI 场景数量的爆发催生 AI 中台，为 AI 应用开发提供快速构建能力支持。AI 中台以平台化开发模式替代“烟囱式”开发架构，结合自动化、低门槛的建模方式提升投入产出比。
- 企业应从顶层规划开始，设定用例规划，完善数据基础设施，并明确厂商选型评价指标，选择符合自身需求的供应商，按需求落地 AI 中台各模块。

AI 中台应用场景与实践案例

- 不同行业的 AI 中台应用落地进展差异化较大，AI 中台在金融行业的进展最为迅速。AI 中台在消费品与零售、政府与公共服务和工业与能源行业落地较为缓慢，目前头部企业已有最佳实践案例。

AI 中台的未来趋势展望

- 随着场景经验积累，AI 中台行业化趋势凸显。大型企业已经入平台规模化阶段，未来将过采购平台扩容授权方式自建 AI 应用。中长尾企业仍处于“烟囱式”应用开发阶段，更倾向于与平台供应商、软件集成商等合作伙伴合作，共同搭建 AI 中台应用。

目录

1. 企业智能化需求与挑战	7
2. AI 中台助力企业智能化落地	15
3. AI 中台应用场景与实践案例	30
4. AI 中台未来趋势展望	50
结语	52
关于爱分析	53
研究咨询服务	54
法律声明	55

CHAPTER

01

企业智能化需求与挑战

1. 企业智能化需求与挑战

1.1. 数字化转型催生海量智能化应用场景

在经济“新常态”的背景下，面对利润下滑和经营成本增加的压力，企业已经普遍意识到数字化转型作为驱动业务增长的新引擎的价值，并付诸行动。

以保险行业为例，保险行业从 2016 年开始全行业 ROE 降低至 10% 以下，综合成本率上升到 100%。参照美国财产险公司 ROE 的发展趋势，中国保险行业 ROE 下滑极可能是不可逆的。而数字化有望改善保险公司的成本结构，缓解成本压力。根据爱分析调研，数字化程度较高的互联网保险公司，其运营成本占保费收入的比例，比同等体量的传统保险公司低约 10-20%。

现阶段，部分数字化领先企业已经从在线化、数据化进入智能化阶段。智能化是指，企业利用机器学习、深度学习、计算机视觉等 AI 技术，处理结构化数据以及图像、视频等非结构化数据，改进企业业务流程，提供产品和服务，并对业务效果做出反馈。

具体而言，企业智能化的表现形式主要体现在三个方面：流程自动化、分析决策智能化和商业模式创新化。

图 1：企业智能化的表现形式

	流程自动化	分析决策智能化	商业模式创新化
含义	内部操作流程和客户交互流程的自动化 感知智能技术的单独应用	涉及分析、推理和决策性的工作 涉及到数据挖掘，以及各类认知智能技术	人工智能技术广泛应用， 改变金融价值链 金融机构商业模式、组织结构发生变革
用例	财务-RPA机器人 客户服务-客服机器人	风险管控与审核-评分卡、 贷中预警和贷后催收	营销与销售-营销闭环

图：爱分析绘制

ifenxi

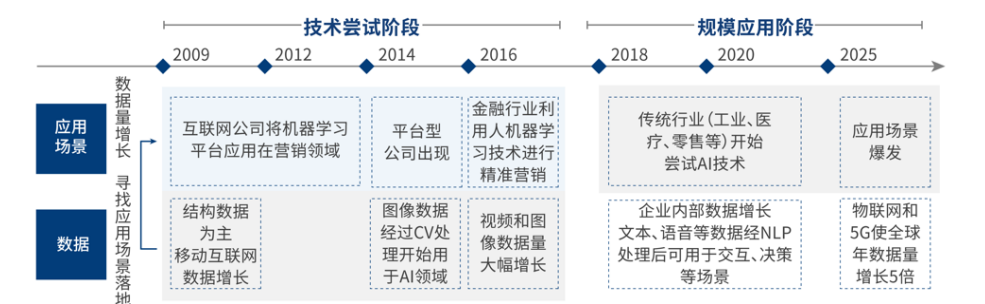
目前，越来越多的企业将 AI 技术应用在分析与决策领域。随着数据分析技术不断突破，AI 不仅能够用于流程自动化，而且能够提高决策分析水平，带来业务深化机会和业务拓展机会。传统数据分析集中在利用历史数据进行趋势分析、原因挖掘和预测分析，AI 技术能够通过训练和学习，基于经营现状提出预测式智能化策略分析和个性化改进措施。

麦肯锡数据显示，现阶段，基于 AI 技术的数据分析（如神经网络的深度学习）在全球范围内创造 3.5 万亿~5.8 万亿美元/年的潜在价值，约占分析技术提供的总价值规模的 40%。

总体而言，企业走向智能化的驱动因素主要体现在两个方面：

- 数据基础的完善：企业内部结构化和非结构化数据量增长，为 AI 的应用提供了数据基础。尤其是 2016 年后，视频和图像等非结构化数据大量增长，文本、语音等数据经 NLP 处理后可用于交互、决策等场景。

图 2：数据量增长，催生更多企业 AI 应用场景



图：爱分析绘制

ifenxi

- 业务需求爆发：企业各业务条线存在降本增效的业务诉求。从企业的生产制造、供应链、营销与销售、交付与服务等价值链来看，在每个环节都存在可利用 AI 改善盈利的空间。

图 3：企业典型智能化业务场景

	生产制造	供应链	营销与销售	交付与服务
消费品与零售	<ul style="list-style-type: none"> 提升生产流水线环节自动化水平，减少人力成本和出错率 了解客户需求，优化产品设计，降低退货率 	<ul style="list-style-type: none"> 基于销量预测及时调整库存和采购计划，提高库存周转率 	<ul style="list-style-type: none"> 基于预测销量优化定价 全渠道营销：定位目标人群；制定折扣优惠；在合适的时间、地点给客户推送优惠信息 	<ul style="list-style-type: none"> 便捷付款流程，提升客户体验差 商品陈列优化，提升销量 解决最后一公里配送难题
工业与能源	<ul style="list-style-type: none"> 实时匹配电力供给和电力需求，避免能源浪费 机械故障预测，减少由停机带来生产损失 提升生产环节自动化水平，降低人力成本和出错率 提前预测产品缺陷，减少由产品质量测试增加的生产成本 	<ul style="list-style-type: none"> 基于销量预测和上下游供应商库存情况，及时调整库存和采购计划，提高库存周转率 	<ul style="list-style-type: none"> 根据能源/原材料价格变化，制定最优收费标准 	<ul style="list-style-type: none"> 根据运输情况配置运力、优化运输路线
政府与公共服务 (如医疗、公安)	<ul style="list-style-type: none"> 医疗行业 R&D 部门可利用 AI 模型提前验证产品设计是否有效，降低试错成本，提高研发效率 医疗检测结果准确率提升 	<ul style="list-style-type: none"> / 	<ul style="list-style-type: none"> / 	<ul style="list-style-type: none"> 根据病人基因、历史病理情况，以个性化治疗方案代替标准治疗方案 就诊流程优化，减少单次看病时间长 疫情扩散实时动态通知 吸毒人员复吸概率预测、劳改释放人员再犯罪概率预测等

图：爱分析绘制

ifenxi

基于大量的访谈和调研，爱分析发现，企业对于 AI 的应用更多体现在对终端需求进行预测，以进行库存管理、供给优化、营销策略优化等一系列工作流程调整。

以消费品与零售行业的供应链管理为例，企业传统销量预测系统仅能根据历史销售数据对消费者行为进行预测，无法利用 IoT、互联网数据、价格、营销活动效果和天气预测等外部数据的变化预测客户需求和未来销量变化，实时调整库存和采购计划，由此带来销量的减少和库存成本的上升。而基于 AI 模型可对各类数据进行分析，能够及时对销量变化做出调整。根据爱分析调研，与传统预测方式相比，基于 AI 的销量预测能够减少 40% 的失误率，从而有效提升库存周转率，降低仓储成本，提升销量。

例如，国内某大型商超利用机器学习模型预测销量，建立智能补货模型，将平均缺货率从 15% 提升至 10%，库存周转天数减少约 20%。根据预测，缺货率指标改善为企业带来每年 1 亿左右的新增销售额。

目前，国内 AI 应用已经由技术尝试转入规模化应用，但不同行业进展差距较大。

在金融、零售等行业 AI 应用已经为企业用户带来丰厚回报，推动企业进一步加深 AI 应用。2016 年始，政府行业开始大规模投资计算机视觉技术，主要应用于安防场景。截至 2020 年，国内计算机视觉市场规模比 2016 年增长了 34 倍，地区级政府普遍上线计算机视觉应用。工业与能源等行业也在尝试机器学习等 AI 技术，寻找能够为自身创造价值的应用场景，未来行业内 AI 应用有望规模化复制。

1.2. 企业智能化应用落地面临诸多挑战

业务智能化是企业推进数字化转型的必经阶段，然而，面对海量智能化应用场景，企业在实现智能化应用落地方面面临着诸多挑战。

智能化应用的落地，主要取决于 AI 工程化的能力，即在明确了 AI 应用的业务需求和场景之后，如何使用不同算法的组合，并结合规则与经验得到最优的效果。强大的 AI 工程能力不仅能够促使 AI 模型性能、可扩展性、可解释性和准确度提升，还能够优化资源配置，提升模型开发效率和业务敏捷响应度，最大化 AI 价值。

目前，大多数企业在 AI 工程能力建设方面仍存在不足。Gartner 的研究表明，只有 53% 的项目能够 AI 原型转化为生产。这是由于，AI 模型从开发到部署应用，是一个技术门槛高、流程

复杂的过程。AI 模型的全生命周期，包括数据接入、数据处理、特征工程、模型训练、模型评估及发布、模型管理等环节。

图 4： AI 模型全生命周期及难点



图: 爱分析绘制

ifenxi

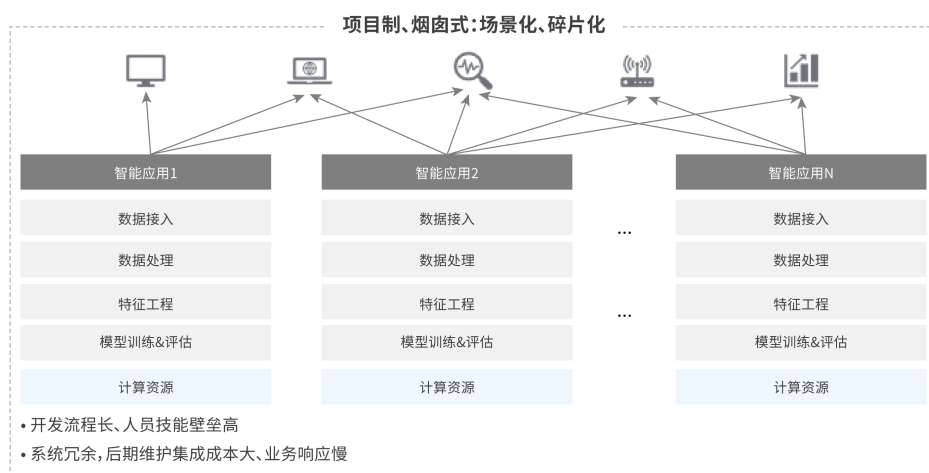
总体而言，从 AI 建模流程各环节来看，AI 工程化主要存在三方面的难点：

- 数据接入和数据处理环节：目前多数企业尚不具备自行开发算法的能力，AI 建模主要基于 Tensorflow、Auto-sklearn、TPOT 和 H2O-Automl 等开源算法。而主流开源算法工具对不同类型的数据类型兼容性较差。例如 Auto-sklearn 要求将分类数据，按照编码的方式转化为整数，才能够进行后续特征选择和构建。这就导致了这两个环节工作繁琐，消耗大量人力和时间成本。
- 特征工程和模型选择环节：特征选择、模型选择是建模关键。而选择出最优的特征和模型、确定最优迭代周期，主要依赖于核心技术团队和真实业务场景下的经验，也即懂算法的数据科学家的业务经验和能力。同时，传统 AI 建模采取的是 IDE 编码方式，且不同算法支持的模型训练方式和模型选择方式不同，如逻辑回归、H2O-Automl 等仅支持有监督模型训练，DataRobot、H2O-DriverlessAI 等支持无监督模型；TPOT/Darwin 可利用遗传算法对模型特征进行迭代，Google Cloud AutoML、Auto-keras 利用神经网络架构搜索选择最优神经网络模型等，需要算法科学家具备较强的算法能力，掌握主流算法编码方式。

- 模型评估环节：针对不同行业、不同场景和不同数据源 AI 模型的衰减周期差异性较大，依靠人工经验对已发布的模型进行监控和迭代往往导致模型迭代不及时，难以及时响应业务需求变化。

此外，传统模式下，企业主要通过单点开发的方式，即“烟囱式”架构部署 AI 应用。针对新场景的开发，企业需要重新购买、部署硬件和 CPU、GPU 计算资源，再次进行数据接入、数据处理和模型开发流程，AI 项目落地往往需要数月时间。

图 5：“烟囱式”开发模式



图：爱分析绘制

ifenixi

由于 AI 模型开发部署流程的复杂性，以及传统模型下“烟囱式”的 AI 应用开发架构，导致企业在推进智能化应用落地过程中，面临以下四个方面的挑战：

1) 技术能力不足

在特征工程、模型选择和模型评估环节，AI 工程化能力高度依赖数据科学家的专业经验和算法能力，而大部分企业现有的人才储备难以满足高门槛需求。根据爱分析调研，国内有能力开发算法并将算法用到业务的数据科学家仅为 2 万，再考虑到大型企业 IT 人员的总编制有限，数据科学家人员供应远小于需求。

2) 资源重复建设

“烟囱式”开发架构下，企业无法利用原有的软硬件资源支持新场景开发，造成计算资源、模型管理资源和运维管理资源的浪费。

以保险公司退货险的智能理赔为例。在双十一期间，保险公司的退货险订单量剧增，一天可达上亿笔。而平日退货险一天仅为数笔。在“烟囱式”开发模式下，企业需要增配额外的硬件资源，以支持双十一当天的算力需求。由于平日退货险订单数量少，这些新增的硬件资源在平日多处于闲置状态，造成了计算资源的浪费，维护成本提高。此外，企业在开发新应用场景时，不能复用已经积累的类似场景的模型，导致了模型资源管理的浪费。

最后，“烟囱式”开发模式下，单次应用开发需配备相应的运维人员。如某大型股份制银行在开发 NLP 应用时采取的是“烟囱式”单点开发架构，针对单个智能客服机器人都需要不同的运维人员进行管理，导致了人员冗余和后期运维成本的提高。

3) 业务敏捷响应度低

随着来自互联网流量的积累，客户行为的变化速度加快，客户需求原本按季度/月变化，转为按周/天/小时变化，单个 AI 应用的生命周期大幅度缩短。

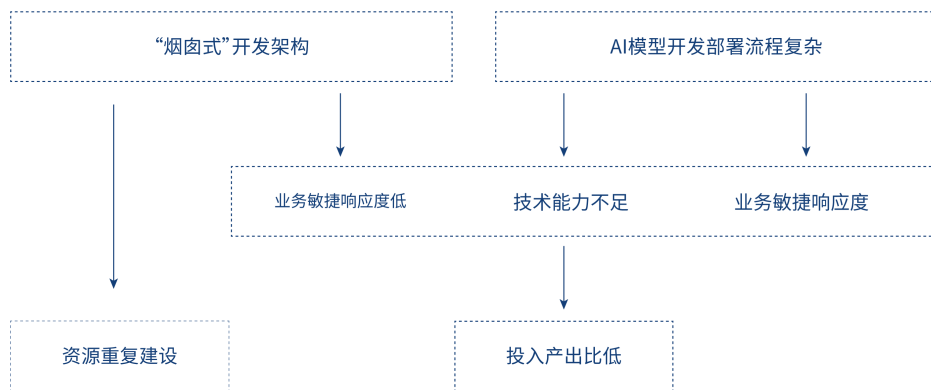
如针对退货险的订单量在双十一当天爆发式增长，由于数据源发生了改变，以往的退货险模型难以识别大量新增客户的欺诈风险，旧模型不再适用。敏捷开发的核心是快速迭代和快速试错，以适应数据源变化后产生的新需求。但“烟囱式”应用开发方式迭代缓慢、试错成本高。在“烟囱式”开发架构下，由于已经开发的模型难以复用到相似的场景中，新场景开发需重新进行数据接入、数据清洗、特征工程、模型训练和模型评估一系列开发流程，单个 AI 应用从部署到上线需要 3-5 个月。

此外，由于在数据接入和数据处理环节开源算法工具对不同类型的数据类型兼容性较差，需人工将原始数据转化为开源算法所支持的数据类型，当数据源发生改变，仅重新进行数据接入和数据处理环节即需耗费数周时间，非结构化的数据标注通常会占据算法团队 5 成以上的工作时间，难以及时响应业务需求变化。

4) 投入产出比低

高技术门槛导致了企业 AI 应用开发的高人力成本。由于企业内部人才缺口较大，目前企业常见的做法是将非核心场景的 AI 应用开发外包。但外包价格昂贵，某大型券商支付的外包价格为 7 万/月。随着 AI 应用场景的大规模拓展，企业需要支付愈加高昂的研发成本和人力成本。此外，“烟囱式”单点开发架构导致应用开发效率低下，难以及时响应业务需求变化，影响 AI 应用的价值产出最大化。

图 6：企业智能化应用落地面临的挑战



图：爱分析绘制

ifenxi

CHAPTER

02

AI 中台助力企业智能化 落地

2. AI 中台助力企业智能化落地

随着 AI 应用场景大规模增长，企业技术能力不足、资源重复建设、业务敏捷响应慢和投入产出低的问题进一步凸显。尤其是新场景下应用开发效率低，阻碍了企业内部 AI 应用场景的拓展。

有鉴于此，越来越多的企业以中台思维取代过去的“烟囱式”单点项目模式，通过构建统一的 AI 中台对智能应用提供 AI 能力支撑。

2.1. AI 中台概览

在推进数字化和智能化转型的过程中，企业逐步构建数据中台等数据资产管理与服务基础设施，以及机器学习平台等 AI 模型开发基础设施，AI 中台逐渐形成。基于调研，爱分析认为，AI 中台是企业智能应用提供 AI 能力支撑的统一共享服务平台，主要包括开发平台层、资产层（算法库&样本库）、业务逻辑层和平台管理层。

图 7： AI 中台架构



图：爱分析绘制

ifenxi

- 开发平台层：主要负责数据处理、模型训练&发布。数据处理主要包括访问数据中台、数据库或其他数据存储系统的数据，并提供数据清洗、数据标注、数据分析、和特征工程等能

力；模型训练提供多种建模方式，如可视化拖拉拽建模，Notebook 建模等，兼容多种高性能训练和推理引擎框架，如 TensorFlow、Pytorch、MXNet 等。不同 AI 模型框架可以采用相同存储模型数据格式并交互转换。

- 资产层：包括算法库&样本库，内置特征工程、机器学习、深度学习和 NLP 等 AI 算子和大量 AutoML 模块。随着开发场景数的积累，算法库&样本库内置算子数量增加。企业可将算法封装为独立算子，可供直接调用、或进行二次开发。
- 业务逻辑层：主要是指根据对业务需求的理解，将业务问题转化为数学问题，提供可复用的建模方案模板、服务编排等能力。此外，业务逻辑层能够将算法能力包装成 AI 组件，如通用 AI 组件有 OCR、人脸识别、语义识别和图像识别等，场景化 AI 服务组件有输电本体缺陷识别、变电站设备缺陷识别（针对能源行业场景）等。随着场景开发经验积累，企业可将组件沉淀为模板，针对相似场景的开发，企业可通过 API 直接调用已有模板。
- 平台管理层：负责角色权限管理、账户管理、资源统一管理等功能。如，资源统一管理是指对 CPU、GPU 资源的管理和整合，以容器化方式对算力虚拟化，实现弹性扩容、性能加速等功能，且不同部门和项目之间可共享集群资源，避免了资源浪费。此外，AI 中台支持对接不同云平台上进行模型训练，训练完成后模型可一键部署至云平台 API、设备端 SDK 和私有服务器部署等不同运行环境。

在实际落地过程中，AI 中台多采取分布式微服务架构，各模块间耦合度较低，企业会结合自身业务需求，调整 AI 中台架构。

AI 中台是数据中台的进一步延伸。数据中台为智能化应用开发提供了数据存储和数据计算的能力，但未涉及 AI 工程能力建设问题。此外，数据中台的数据治理依赖于人工操作，且难以满足不同场景的个性化需求。因此，随着智能化应用数量的增长，企业在提升自身 AI 工程能力的过程中，把单场景开发下的数据接入、存储、分析、训练和发布的模型开发流水线自动化，逐步形成了 AI 中台架构。

在 AI 中台实际落地的过程中，企业往往会根据业务需要，优先侧重某一 AI 技术能力的建设。机器学习平台、NLP 平台等皆为构建 AI 中台的重要模块。由于数据分析相关应用于前台业务场景耦合度更高，企业一般会从机器学习平台出发，构建 AI 中台架构，并逐步加入 NLP、计算机视觉等其他 AI 功能模块。

目前，企业针对机器学习平台的构建已有较多最佳实践案例。在构建机器学习平台的过程中，一方面，企业将机器学习平台与数据中台相连接，数据中台作为平台的数据来源之一，为其提供模型训练的生产资料；机器学习平台负责模型训练、算法库&模型库构建等一系列与 AI 耦合的能力支持。

另一方面，随着场景经验的积累，企业可在机器学习平台之上进一步强化推理服务能力，在机器学习平台中加入场景通用的业务逻辑、建模方案设计模板，提升 AI 应用开发效率。此外，企业建立统一的平台管理能力，对数据访问、计算资源调用进行统一管理，支持不同运行环境下的模型训练和模型发布，优化计算资源管理、模型资源管理和运维管理，减少重复建设。

星环科技助力厦门国际银行机器学习平台建设

问题与需求

1. AI 模型搭建门槛高、流程复杂

对于业务部门来说, AI 建模门槛高、流程复杂、实现困难; 开发部门具备建模开发能力, 但业务经验较少。因此 AI 模型的开发往往需要打通业务部门与研发部门的壁垒, 克服繁琐的数据申请流程、缓慢的响应速度、复杂的研发环节、大量的人力标注等, 最终才能成功构建。

2. 模型上线部署困难、时效性差

缺乏统一的模型发布、运行与管理平台, 导致模型的上线时间较长, 时效性差。

3. 模型重复建设、烟囱化严重

各业务部门的模型构建各自为营, 烟囱化严重, 许多类似模型特征重复开发, 浪费了大量的人力成本。同时, 数据资产在缺乏管理的情况下整体数据质量较差, 难以维护, 缺乏统一的模型特征复用池将模型特征进行沉淀与复用。

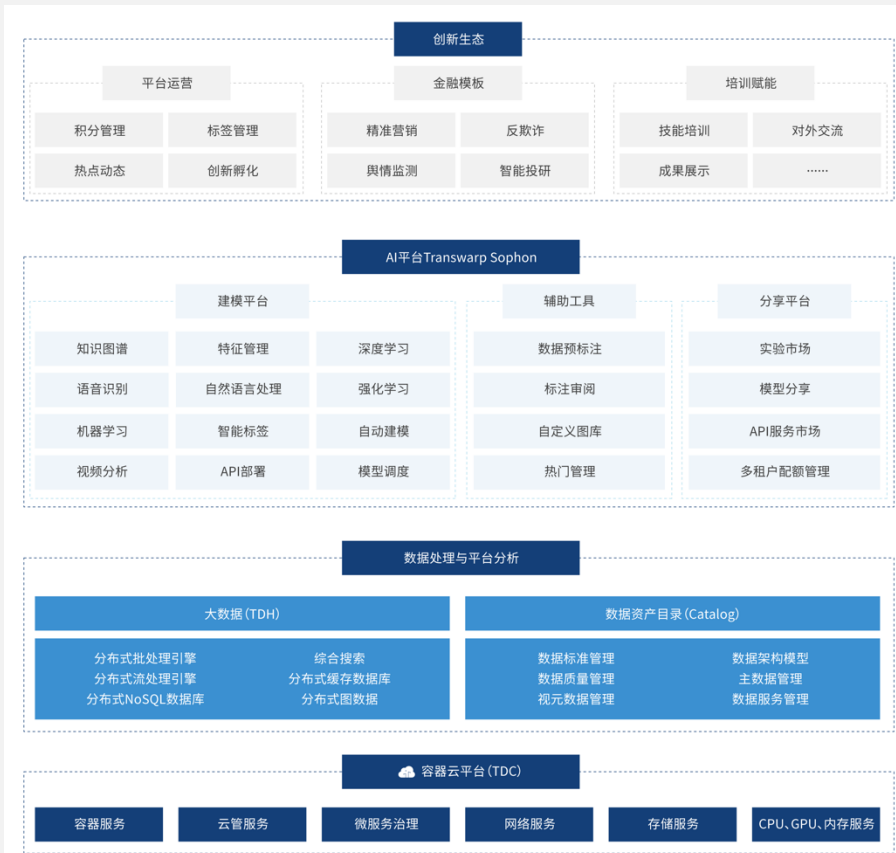
4. 缺乏模型后期监控、更新与维护

模型缺乏后期的维护与监控, 无法根据时间的推移对模型进行及时更新和验证, 导致模型精度随时间的推移逐步降低。

解决方案

厦门国际银行的整体架构图如下:

图 8： 厦门国际银行 AI 平台架构图



图：星环科技，爱分析绘制

ifenxi

星环科技综合利用大数据、云计算、机器学习、深度学习等技术，提出并实践先进的大数据分析与机器学习平台架构，帮助厦门国际银行将机器学习建模开发流程平台化、工具化，为模型实验室的搭建提供工具层支持。

星环科技 AI 中台提供两种解决任务的能力。

第一种是针对某个业务领域内特定类型数据，提供对此类数据的基础 AI 学习、预测、分析能力的“横向”任务，例如知识图谱构建工具、特征及标签管理能力。

另一种则是面向业务具体需求的、相对特殊化与个性化的“纵向”任务，例如金融领域的智能风控、智能投研以及用户画像构建与客户留存等。

星环科技 AI 平台提供的 AI 建模工具服务于后期用户画像、企业画像以及实体模块的构建。建设一个从数据仓库、数据处理、模型建设、模型发布、模型共享、运维管理全流程为一体的大数据 AI 平台。将模型训练完成后，结合流计算引擎产品，上线到生产环境用于线上业务，支持毫秒级实时决策，有助于提取数据中蕴含的商业价值数据，提高企业核心竞争力。

智能化管理平台作为一个智能化的服务集成，兼具统一规范的服务接口，提供各项的模型预测服务、接入方式，实现模型的统一监控与管理，帮助企业沉淀建模数据，减少因重复数据加工而导致的资源浪费。

实施效果

厦门国际银行借助星环科技人工智能平台 Sophon 及其相关前沿技术，实现了金融行业机器学习平台的构建，为业务分析师提供可视化拖拉拽的数据分析挖掘工具和专业算法库，实现团队协作、风险管控、用户体验等全方位的运营效率提升。

1. 搭建机器学习平台，实现团队高效协作

厦门国际银行借助星环科技将机器学习建模开发流程平台化、工具化，为模型实验室的搭建提供工具支持，通过星环的 AI 平台学习平台为业务分析师、算法专家、数据挖掘工程师等各个岗位提供了统一的可视化、拖拉拽的数据分析挖掘 web 和客户端界面。平台内置 100 多种分布式算子（如常用机器学习算法、深度学习），底层对接 Spark、Tensorflow、MXnet 等框架，集成了金融算法库和行业模板。使用者可自定义添加算子，并提供模型导出、模型管理、模型分享等功能，实现团队高效协作。厦门国际银行机器学习平台为业务分析师提供可视化拖拉拽的模型建设工具，为模型实验室的模型训练、优化、快速迭代提供工具支持。并提供统一的模型运行环境和监控平台，支持模型上线后的运行监控、精度评估和更新迭代。方便资源的统一管控：包括计算资源、存储资源等，并且支持资源弹性调度。

2. 提供特征及标签管理，并进行智能化风控模型的构建

通过使用星环的 AI 智能平台，厦门国际银行通过用户的动态行为数据和用户的静态资产数据，提取用户特征，形成用户画像标签，总计数百个特征。分别对对公、对私客群进行精准建模，包括柜面以及主要电子渠道。平台提供特征及标签管理能力，服务于后期用户画像、企业画像以及实体模块的构建。通过机器学习平台，厦门国际银行的人工智能与建模团队实现了机器学习算法自主建模，成功构建了欺诈行为识别以及申请信用预测模型。

3. 基于知识图谱与实时决策引擎的实时风险管理

厦门国际银行通过使用图谱构建、图谱展示、高性能图网络特征指标计算等全链路的知识图谱工具，并结合实时决策引擎，将离线训练模型上线到生产环境用于线上实时业务的能力，生成了风险管理驾驶舱，实现了从 T+1、T+0 的事后风险管理向实时风险管理的成功跨越。

4. 智能化反洗钱模型

借助星环机器学习平台，厦门国际银行人工智能与建模团队完成了反洗钱机器学习模型的开发。模型对可疑上报案例的识别精准率较原有的反洗钱规则有大幅度提升，模型预测的洗钱可疑概率前 20%的名单即可覆盖超过 85%的上报案例，预测概率前 30 的洗钱可疑名单错误率低于 7%，且可基本排除反洗钱规则中 60%的预警客户，大幅降低误报率，缩小反洗钱审查范围，大幅减少人工排查确认工作量，降低反洗钱成本，提升反洗钱监测的效率和准确性。

厦门国际银行借助星环科技 AI 中台，构筑了以数字为驱动的贷前风险态势感知、贷中实时智能决策、贷后风险动态预警的大数据反欺诈风控大脑，服务 1+N、政企银、精准营运与营销等多种创新金融服务模式，实现了科技驱动的银行业务跨越性升级。

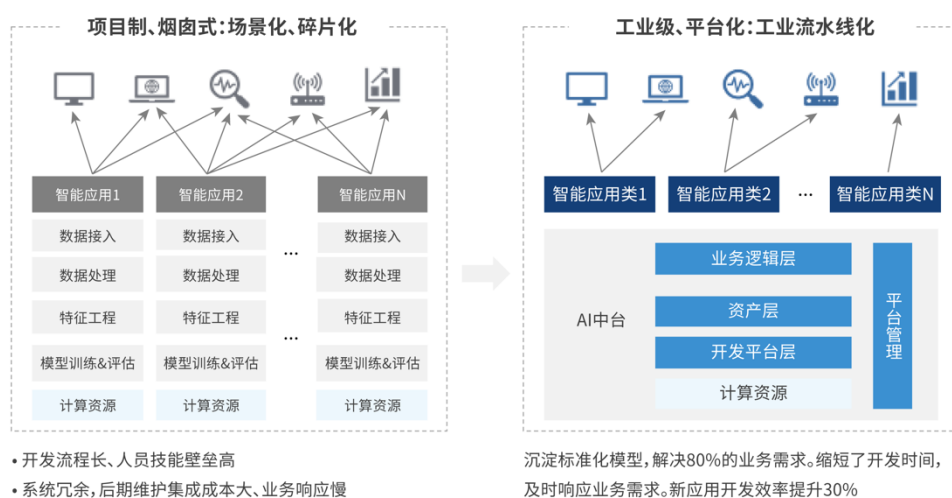
2.2. AI 中台实现智能化应用降本增效

现阶段，AI 中台已为企业带来实际的业务价值。以金融行业为例。某头部城商行在全行推广机器学习平台，在模型开发方面，减少了 1-2 人/月成本；某国有行在部署了机器学习平台之后，投入产出比提升了 3-5 倍。

AI 中台从两方面助力企业实现降本增效。

一方面，AI 中台改变了“烟囱式”开发架构。企业会与平台供应商合作完成首次应用部署。针对后续新场景的开发，企业通过采购平台扩容授权和实施服务，基于平台进行场景拓展。AI 中台通过沉淀标准化模型，新场景能够复用企业内部已有的模型经验，解决了 80% 的业务需求，将新场景 AI 应用的开发效率提升 30% 以上，有效避免了“烟囱式”开发架构的资源重复建设、开发周期长业务敏捷响应度低的问题。以金融行业为例，某国有银行搭建机器学习平台后，项目研发落地速度加快了一倍，新场景的开发部署仅需 1 个月时间。

图 9：“烟囱式”开发模式和平台部署模式对比



图：爱分析绘制

ifenxi

另一方面，机器学习和深度学习等 AI 技术的发展，企业在数据处理、模型训练和模型迭代环节，已经能够实现一定程度上的流程自动化，降低了人力消耗和技术门槛。此外，大部分企业缺少数据科学家，需要平台将建模过程门槛降低，让数据工程师即可使用平台建立可用模型。拖拉拽建模方式使得不懂算法的数据工程师能够基于平台建立 AI 模型，进一步降低了平台使用的技术门槛，使得 AI 应用能够更快的在企业内部推广。

早期机器学习技术（1995-2010）主要聚焦自动化模型训练，降低人工调参的时间成本，实现自动化模型选择和参数调整，大约 2010 年美国开始有成熟商用工具（如 SAS Rapid Modeler）。2010 年至今，机器学习技术致力于整个机器学习建模流程的自动化，提升方面包括两方面：一方面是数据处理和特征工程的自动化，大约在 2014 年有相关商用工具（比如 Alteryx）；另一方面是模型选择和参数调整要支持更多机器学习算法。

图 10：机器学习技术发展历程

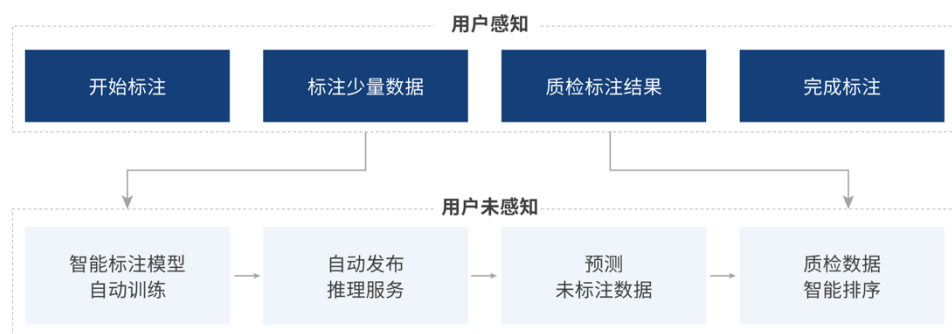


图：爱分析绘制

ifenxi

具体而言，在数据处理环节，企业已经实现结构化数据的数据清洗和非结构化的数据标注自动化。结构化数据的缺失处理、数据异常处理、数据加减乘除等都能够通过自动化的方式进行；非结构化数据可通过算法辅助人工标注，先由人工标注少量的数据，再由模型根据已标注的数据进行自动训练和发布，以提升标注人效。

图 11：国内某消费金融公司智能标注流程

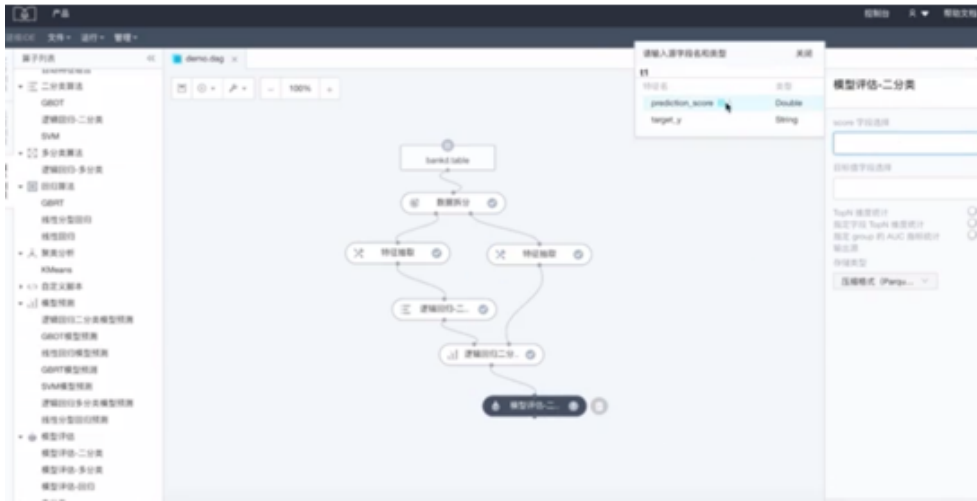


图：爱分析绘制

ifenxi

在模型训练环节和模型评估环节，自动化调参已经较为普遍。此外，企业的数据工程师对能够以拖拉拽方式建模，将模型训练全流程用可视化的方式展示，企业不需要开发脚本去处理复杂的模块和模块之间的对接以及输入输出的各种判断，降低了 AI 开发门槛。

图 12： 某机器学习平台厂商拖拉拽建模示例



而在数据接入、数据选择、特征工程和算法选择等环节，尽管还需要数据科学家和业务人员介入，才能实现较好的业务效果，但数据科学家和业务人员能够复用以开发的相似场景的数据和模型，以此作为借鉴和参照，一定程度上减少了模型开发的工作量。

图 13： AI 中台为企业带来价值

	数据接入	数据处理	特征工程	模型训练	模型评估及发布	模型管理
可复用过往场景经验的环节	• 数据选择	• 数据选择	• 特征构建 • 特征选择 • 特征降维	• 超参搜索 • 算法选择	• -	• 模型统一管理
可以自动化处理的环节	• -	• 结构化数据清洗 • 非结构化数据标注	• 特征编码	• 参数设置 • 拖拉拽建模	• 自动更新迭代 • 模型效果可视化阐释	• -
作用	• -	• 流程自动化	• 流程自动化低门槛	• 低门槛	• 流程自动化	• -
价值	• 减少时间成本	• 减少时间和人力成本	• 减少人力成本,降低技术门槛	• 降低技术门槛,便于场景化推广	• 减少人力成本,提高业务响应速度	• 减少时间成本

图:爱分析绘制

ifenxi

2.3. AI 中台构建方法论

目前，技术能力强的头部企业开始探索基于平台自建 AI 应用。例如，某国有大行建立全行级别的机器学习平台，覆盖风险管理、推荐/客户营销、风险防控/反欺诈等场景。在具体开发过程中，由外部供应商提供数据科学团队支持，行方每个业务部门都能用机器学习平台开发场景化模型，不需要各个部门分别采购软件。

未来，随着企业业务需求量的增长，头部企业平台扩容速度将持续加快，支持 AI 场景数量大规模爆发。以某头部股份制银行为例，其最初部署的机器学习平台仅有 50 个节点，未来计划

拓展到上百个节点，增长率约为 30-40%。AI 应用将渗透到各垂直场景下的细分领域，从总行向分支行拓展。此外，随着机器学习等 AI 技术的发展，平台在数据接入、数据处理和模型训练环节的自动化水平提升，进一步降低技术开发门槛，技术能力较弱的中长尾企业也可基于平台自建 AI 应用。

因此，如何更好地利用 AI 中台自建 AI 应用，实现收益最大化成为企业亟需考虑的问题。基于大量的访谈和调研，爱分析认为，企业应从战略规划和执行层面出发，绘制智能化蓝图。

图 14：企业 AI 中台构建方法论



图：爱分析绘制

ifenxi

2.3.1. 战略规划

1) 从顶层规划开始，自上而下推动

企业管理层的支持至关重要。领先的智能化企业更多的是自上而下建立 AI 中台战略规划。例如，某头部券商制定了企业级智能平台（EIP）的规划，将 AI 中台分为 7 层，从硬件层、服务器、数据层、算法层和产品应用层等。该企业获得了深圳市金融科技创新奖，在行业内产生了较大的影响力。

2) 设定用例规划

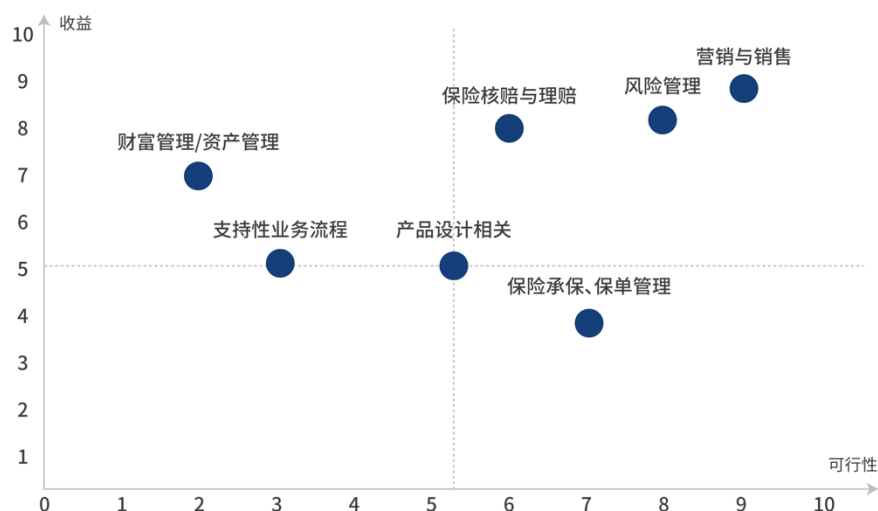
企业高层应该尽早规划 AI 应用开发场景的优先顺序，挖掘对客户和企业最具价值的领域。优先部署的应用可着眼于一个或者若干核心场景，以快速检验平台成效。

爱分析认为，企业应从潜在价值大小、可行性两个维度对 AI 用例进行筛选和优先级排序。其中，价值大小主要取决于对营收提升、降本增效和利润提升带来的影响等定量因素，以及金融机构声誉、客户体验与满意度等定性因素。可行性则从技术成熟度、数据积累程度、实施难易

程度进行衡量。以金融行业为例，银行、券商等金融机构最早开始布局的 AI 应用往往与实现营收提升和降本增效强相关。

某国有大行的机器学习平台最开始上线的应用主要着眼于零售领域的营销和风控场景，如风险防范/预测授信、OCR（身份证、营业执照识别）、精准营销（手机银行贴金券等）等，未来将逐步上线对公业务信贷流程的 AI 评分应用辅助和小微企业的信用风险模型。

图 15：金融行业 AI 用例顺序



图：爱分析绘制

ifenxi

3) 完善数据基础设施

数据多元化能够实现更深刻的的数据洞察，支持数据分析驱动的场景规划。因此，完善的数据仓库、大数据平台等 IT 基础设施至关重要。构建 AI 中台之前，企业需要了解内部已经拥有哪些数据，缺乏哪些数据，应该从何处获取数据，完善数据基础设施。

2.3.2. 落地执行

1) 明确评价指标

一般而言，从 0-1 自建 AI 中台对于企业而言成本过高。因此，企业在构建 AI 中台初期，会选择采购第三方供应商合作。以机器学习平台为例，企业会选择采购第三方供应商的机器学习平台，与第三方供应商的数据科学家团队在平台之上共同实施部署 AI 应用。

爱分析认为，企业在采购平台时应该关注的维度有：平台功能、平台性能、应用效果、厂商经验和价格。参考 Gartner 对影响平台功能因素的排序，数据挖掘和可视化展示、数据访问、用

户交互界面友好性和自动化水平是影响平台功能的重要因素。未来，随着 AI 应用深入，各企业用户对于平台功能和性能指标的关注程度会持续上升。

图 16：企业产品评估指标



图：Gartner, 爱分析绘制

ifenxi

2) 选择符合自身需求的供应商

由于在 AI 中台构建初期，大部分企业尚不具备基于平台自建 AI 应用的能力，第三方供应商的产品和服务能力成为影响模型效果和业务效果的关键。在厂商选型阶段，企业应该根据自身需求选择合适的供应商。

目前，AI 中台供应商主要分为两类：平台型厂商和应用型厂商。不同类型的厂商各具优势，平台型厂商通过平台（如机器学习平台）能在广泛场景下开发出指标优秀的模型，平台能够持续迭代，性能持续提升。但在部分场景下，平台型厂商缺少行业 know-how 积累。而应用型厂商虽然在通用平台性能和指标不具备优势，但在特定场景上积累了较多的项目经验和应用开发优势，应用效果领先，且这类厂商要价较低。因此，对于技术能力和支付能力较强，业务场景类型丰富的企业而言，平台型厂商是较好的选择；对于希望开发特定场景，或者支付意愿和支付能力较弱的企业而言，与应用型厂商合作构建特定场景的解决方案，具有更高的投入产出比。

图 17: AI 中台厂商图谱



图: 爱分析绘制

ifenxi

3) 按需求落地 AI 中台各模块

完善的基础设施是构建 AI 中台的第一步。基础设施包括数据接入、高性能计算资源、运行环境资源等；在此基础上，企业部署相应的算法能力，包括模型训练追踪能力、算法框架支持能力等。业务规模较小、技术能力较弱的企业可先使用通用模型，视业务效果再结合业务属性进行模型定制化开发。最后，随着场景经验的积累，企业可将常用的业务和环节进行聚拢和集中配置，形成 AI 平台，包括模型/服务结构可配置化、模型算法可复用化等，打造标准化的模型开发流程。

CHAPTER

03

AI 中台应用场景与实践

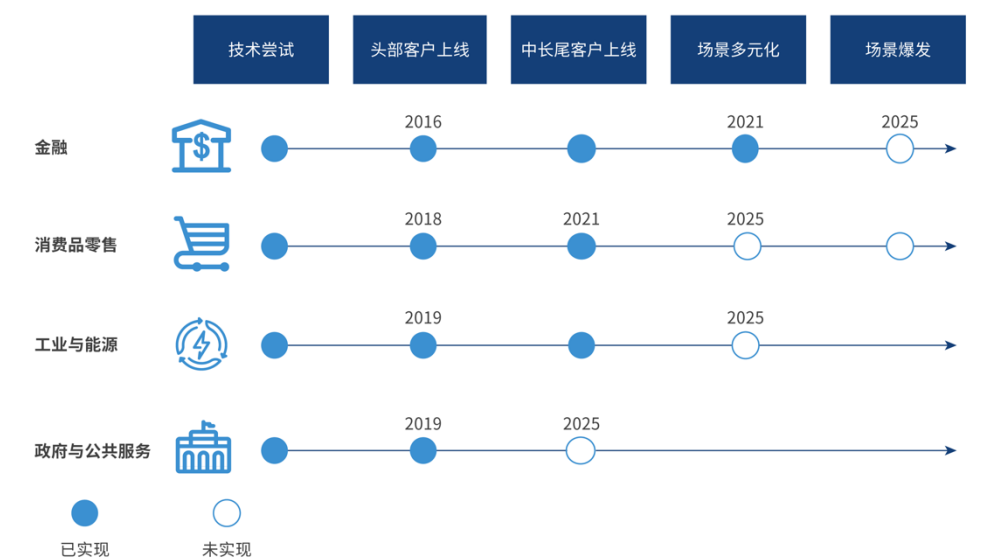
案例

3. AI 中台应用场景与实践案例

在 AI 中台应用场景开发方面，目前多行业已经进入应用场景探索阶段。但受到业务需求、数据基础和预算等因素影响，不同行业的 AI 中台应用落地进展差异化较大。

以机器学习平台的应用为例。金融行业对平台的需求最为强烈，机器学习平台的应用从头部客户上线到场景多元化一共经过了 4 年的时间。目前大型银行和头部券商已经部署 AI 中台，场景建设数约 10%，预计 2025 年实现场景爆发；工业与能源行业目前已有中长尾客户上线机器学习平台，同时在向产业链上下游扩展部署，预计在 2025 年实现多元化场景落地。消费品与零售行业进展较为缓慢，目前处于中长尾客户上线阶段（如，区域级龙头企业），但场景数量增长较快，在线化趋势明显，预计 2025 年进入场景多元化；政府与公共服务层面的场景落地周期较长，受试点案例的影响较大，预计 2025 年实现中长尾客户上线。

图 18：机器学习平台在不同行业的应用阶段



图：爱分析绘制

ifenxi

3.1. 金融

金融行业是 AI 应用场景数量最多的行业。除了业务需求之外，各方监管机构也在 AI 应用落地过程中扮演了极其重要的角色。一方面，监管鼓励科技创新。如证监会要求证券公司要用大数据和人工智能来对客户异常行为进行分析和监控。另一方面，资管新规等政策的出台推动金融机构的理财业务、信贷业务和资管业务转型，提升风控审核能力和净值型理财产品运营能力。这两方面因素驱动金融机构不断挖掘 AI 应用新场景。

图 19：金融行业 AI 应用场景图谱

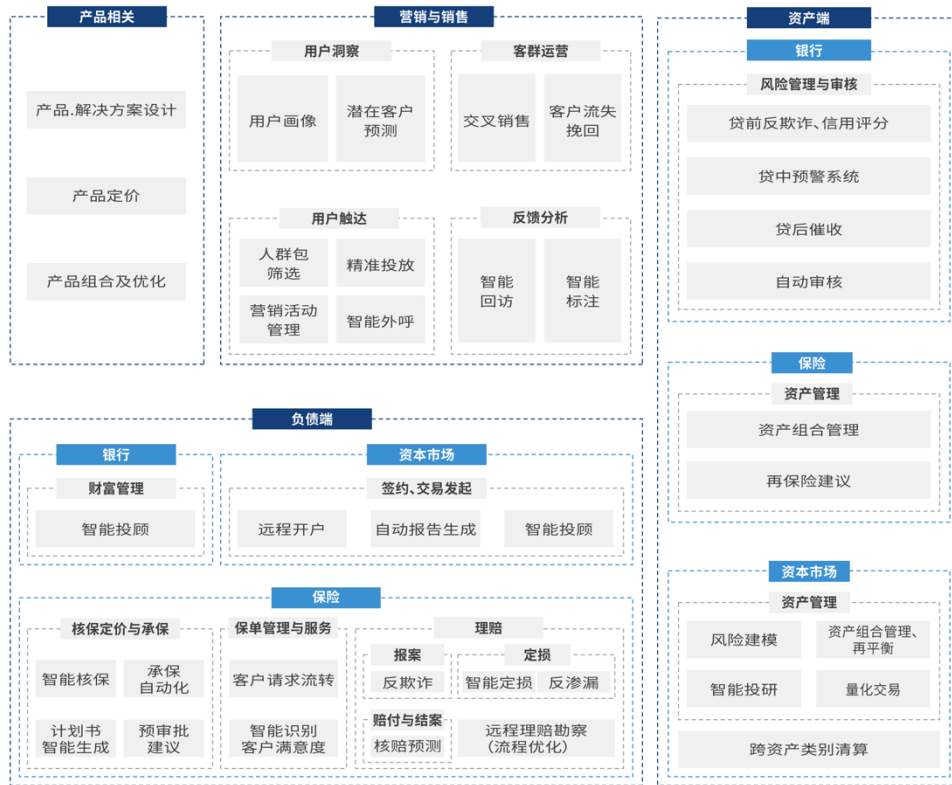


图:爱分析绘制



随着 AI 应用数量的增长, AI 中台在金融行业的进展也最为迅速。除此之外, 预算扩张和对自主可控性要求提升也驱动金融机构部署 AI 中台。

目前, 大型银行在金融科技领域的预算约为上一年度营收的 2-3%, 针对 AI 的预算每年约在 3000 万以上, 支持金融机构部署跨部门 AI 平台, 并基于平台进行大规模应用开发。并且, 出于安全性和保密性考虑, 金融机构对系统的自主可控性有较高要求。因此, 金融机构, 尤其是大型银行更倾向于自行构建独立的 AI 中台纳管不断增加的 AI 场景数。

目前, 头部企业已经基本完成了 AI 中台架构的搭建, 中长尾企业也开始尝试 AI 中台构建。但实际投产的 AI 应用较为有限, 主要集中在营销和风控领域。例如, 某国有银行的 AI 中台建设规划涉及五大场景, 预测授信、OCR (身份证和营业执照识别)、反洗钱、手机银行精准营销和客服智能外呼情景分析。现阶段, 仅 OCR 项目已经投产, 其他项目仍处于研发阶段。

中原银行机器学习平台，提升 AI 开发效率和业务收益

中原银行于 2014 年成立,2019 年总资产规模突破三万亿大关,较上年尾增长 12.69%,创下近三年最快增速。中原银行初期的数据科学探索,建立了小规模的数据科学团队,负责选择特定场景进行调研和智能化应用探索式创新,采取的是“烟囱式”应用开发架构,主要依靠人工经验建立模型。

然而,由于数据科学家团队人数有限,这种开发架构不足以支撑全行的数据科学应用创新,不仅开发效率低下,也导致了资源重复利用、业务响应缓慢。

九章云极 DataCanvas 两大优势促成合作

为了解决上述难题,中原银行成立了数字银行部,从全行视角进行统一的数据服务和基础平台能力建设,面向全行提供统一的建模能力支持。

中原银行与第三方服务商合作选型过程,以搭建统一的机器学习平台实现业务应用建模的全生命周期支持,提供敏捷开发、交付能力为目标,主要考察两方面的能力:

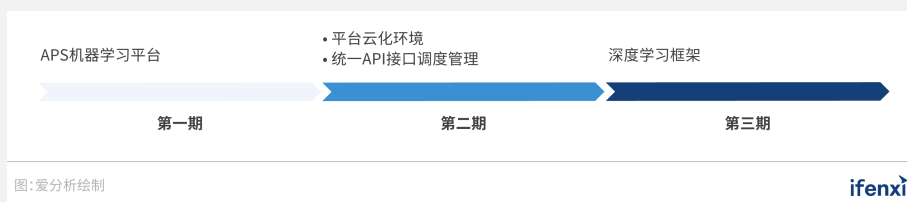
一是平台要有持续集成能力,能够集成市面主流的开源算法框架。

二是自主可控,算法白盒化,即厂商开发建模源代码,中原银行的开发人员能够在此基础上进行自定义修改。这种方式不仅能够更快的响应业务需求,也便于培养行内数据科学家的建模能力。

九章云极 DataCanvas 是业内领先的自动化数据科学平台提供商,其产品 DataCanvas APS 是面向数据科学团队的全生命周期开发与管理平台,提供自动化机器学习分析能力。因此,九章云极 DataCanvas 在选型阶段脱颖而出,成为中原银行机器学习平台建设的服务商,为中原银行前端业务人员提供灵活的模型预测能力支持,同时面向行内后端的开发团队提供开放的算子分析能力支持。

总体而言,中原银行和九章云极 DataCanvas 的合作主要分为三个阶段:

图 20: 中原银行与九章云极合作规划



APS 机器学习平台的建设是第一期合作内容。第二阶段是机器学习平台与现有系统的整合,包括平台底层与行内云平台整合实现云化资源管理,与实时流数据处理平台的集成为业务提供实时的模型预测结果数据服务,将数据中台、数据仓库、数据库等数据源的 API 接口标准化,实现统一调用。最后一阶段是深度学习领域的建设。

目前,中原银行第一阶段的规划已经完成。九章云极 DataCanvas 的机器学习平台提供多源异构数据整合、项目管理和自动建模能力,在一年时间内成功上线了数十个业务场景。

低门槛和自动化平台,覆盖建模全流程

九章云极 DataCanvas 的机器学习平台覆盖建模全流程,首先,在数据源基础之上,平台会对数据进行二次加工,将来自数据仓库、大数据平台、银行核心系统等多数据源进行清洗,将数据按统一格式拼接成表格,为后续数据分析提供基础。

随后,机器学习平台的算子库、特征仓库,将特定场景所需的数据、算法和模型进行封装,针对营销、风控等场景形成场景化模板和通用的工作流,将数据接入、数据处理和模型训练的流程自动化。机器学习平台内置有一百多个算法,数据工程师可以拖拉拽的方式建模,降低了特征工程和模型训练环节的技术门槛。模型发布之后,模型仓库能够对模型迭代进行统一管理。

图 21: 中原银行机器学习平台架构

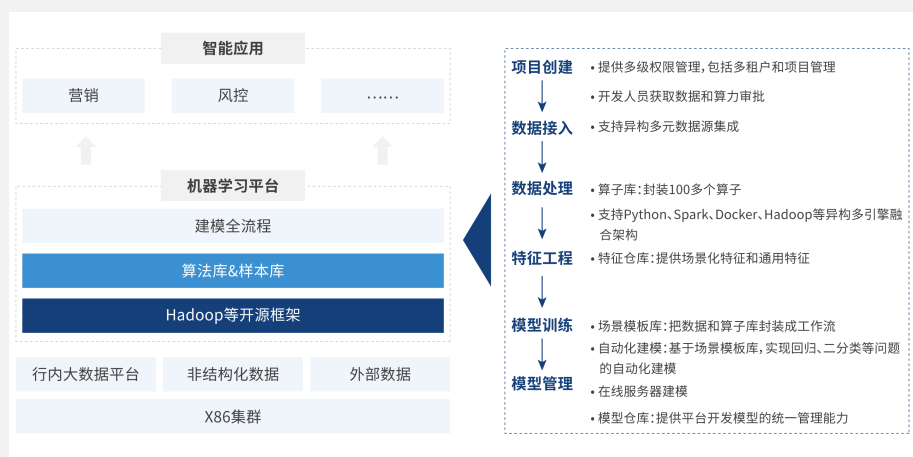


图:爱分析绘制

ifenxi

此外,除了面向数据工程师提供拖拉拽建模服务,九章云极 DataCanvas 还面向数据科学家开放算法“白盒”。中原银行的数据科学家能够看到算法和模型的原始代码,进行修改和调优,以 IDE 编码方式进行建模。

机器学习平台赋能业务场景

在应用开发方面，引进机器学习科学平台之前，中原银行主要依靠人工建模。模型效果和人员能力经验强相关，随着业务变化，需要模型迭代，每一次迭代都需要重新手工建模、上线，可复用性差，需要时间周期长。

建立机器学习平台之后，中原银行从营销、风控、运营等多个业务方向切入，基于九章云极 DataCanvas 的机器学习平台建立体系化、自动化的场景应用建设。构建了数据准备、模型训练、模型上线服务、效果评估与模型迭代全流程的自动化数字化模型数据服务体系。并采用人工智能技术预测客户需求，智能匹配营销策略，基于流计算技术实现营销执行过程中的自动监控及销售业绩的实时展现。

随后，中原银行逐渐探索新场景的开发，先后落地了数十个场景的智能化应用，覆盖营销、风控和小微企业信贷等领域，由此产生了数十亿收益。

总体而言，中原银行机器学习平台带来的效益主要体现在两大方面，即模型开发效率和业务效果的提升。

- 拖拉拽的建模方式和算法“白盒”极大的提升了模型开发效率。以往中原银行完成一个场景的模型开发和调优需要数周，基于机器学习平台的自动化建模能够在一天内输出预测结果。
- 中原银行已累计追踪营销线索 700 多万条，成功执行 400 多万条，累计辅助销售各类产品近 1200 亿元，实现 276 个客群的业绩监控，客群资产规模提升 36.5 亿元，有效户新增 2.7 万户。

图 22：基于机器学习平台搭建应用能够提升业务效果



图：爱分析绘制

ifenxi

3.2. 消费品与零售

随着人口和流量红利的消失，消费增速放缓，对存量渠道的精细化运营和存量客户价值的挖掘成为消费品与零售行业智能化的主要发力点。基于大数据和人工智能算法为消费者提供个性化的营销推荐，从而实现精装营销，提升购买转化率，是近年来 AI 典型应用场景。

与金融行业不同的是，消费品与零售行业的企业普遍 IT 能力较弱，预算较为有限。因此，AI 中台在消费品与零售行业落地落后于金融行业，现阶段仅头部企业部署了 AI 中台，应用场景主要集中在在营销与精准营销领域，如智能搜索和智能推荐。

图 23：消费品与零售行业 AI 应用场景图谱



图：爱分析绘制

ifenxi

某品牌商基于机器学习平台支撑智能推荐应用

某品牌商是领先的大型餐饮门店连锁企业。随着线下门店数量增速趋于平稳，该品牌商遇到销售额增长瓶颈。为此，该品牌商瞄准了 APP 点餐智能营销推荐场景，希望通过挖掘客户潜在的购买需求，为客户提供智能化的产品和优惠推荐，进而在点餐全流程提供千人千面的菜单智能推荐、活动促销推荐、菜单排序等一系列智能推荐，以此提升客户点单的客单价，提升门店销售额。

为实现这一目标，该品牌商基于机器学习平台，搭建智能推荐引擎系统，以数据算法取代业务人员经验规则，更精准地实现对个体行为的洞察和预测。具体而言，推荐引擎系统能够对接和处理海量的数据，根据各个推荐场景的决策目标提取关键的数据特征，再通过机器学习算法平台进行高维模型训练。模型达到要求上线发布后，再对接实时数据进行实时预估，给出推荐结果。而推荐结果的实际数据反馈，会用于模型的自学习迭代，进一步提升模型预估准确率。

从 AI 应用落地角度来看，该品牌商的机器学习平台带来了两方面的益处：

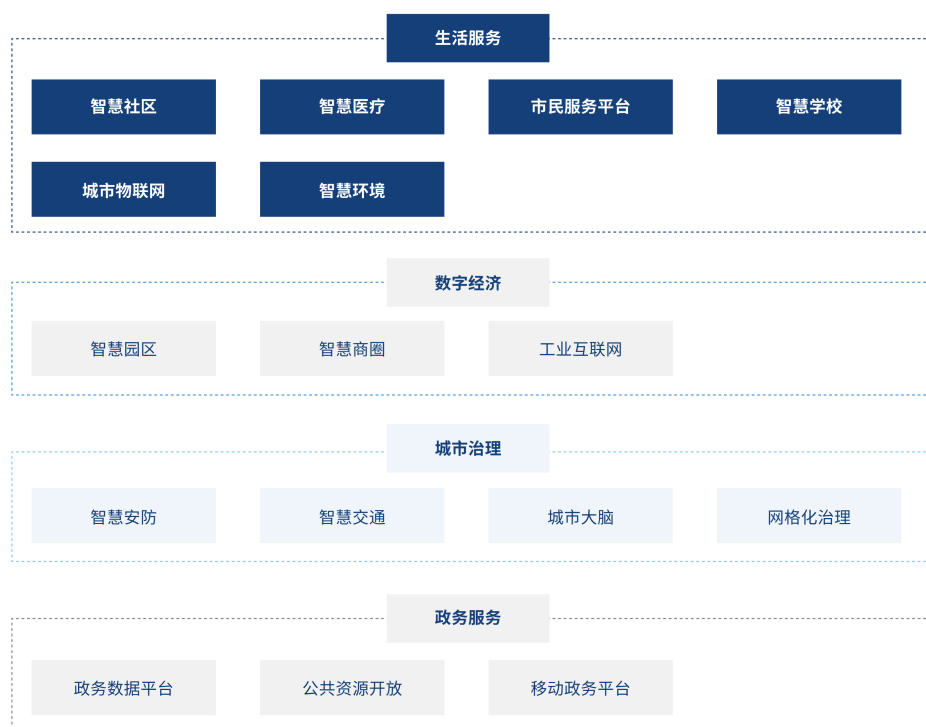
- 采用线上实时数据进行模型训练，优化了数据流式处理能力，提升模型训练效果。
- 机器学习平台实现了数据对接、数据流构建、特征设计、模型训练、模型线上发布等全流程的支撑，大幅度提升了系统的模型训练效率，保证了模型的可用性和可扩展性。

该品牌商智能推荐模型上线 1 个月左右，实现了客单价平均提升 0.5 元以上，提升比例约为 2%，带来数亿元的销售额提升。

3.3. 政府与公共服务

2015-2019 年，政府与公共服务领域的 AI 应用为计算机视觉技术的应用，典型应用场景如安防、门禁等，场景数量的增长主要受政府大量投资驱动。2018 年开始，机器学习技术在政府与公共服务领域开始规模化应用，主要涉及场景有智慧医疗、政务数据平台、智慧交通、智慧园区和工业互联网等。

图 24：政府与公共服务行业 AI 应用图谱



图：爱分析绘制

ifenxi

AI 中台在政府与公共服务行业落地速度较为缓慢，主要集中在医疗和智慧环境领域。其中，医疗行业仅头部客户（如，大型三甲医院）上线机器学习平台，行业处于尝试场景落地阶段，由于行业特殊属性，预计 2025 年能实现中长尾客户上线。在医疗行业，AI 中台应用场景主要涉及胎儿体重测量、医疗辅助治疗和疾病预防等。如上海某头部三甲医院进行高血压、糖尿病等慢性病预防，推断病人在未来 3-5 年内患病概率，并提供相应的辅助性保健、运动和饮食建议。智慧环境领域则较为快速，目前大中型水务公司已经部署 AI 中台，进行污水治理、供水预测等场景开发。

水务大脑 引领水务产业智能新时代

泉州水务集团于 2017 年成立，目前已具备由原水、制水、供水、排水、污水、节水等构成的“六位一体”的水务行业全产业链。为了更好的进行数字化转型，泉州水务成立了科技板块的子公司，2020 年投入数亿元进行数字化战略转型，整合集团涉水业务板块数据，最大化挖掘数据价值，提升智能化应用开发的效率。

泉州水务在数字化转型过程中面临两大难题。一是数据孤岛：原水、制水等六大业务板块分别为不同子公司管辖，数据沉淀在各个分离的系统中，集团不能对自来水厂、加压泵站、污水处理厂等站点的运营情况进行管控；二是系统智能化水平较低：泉州水务集团系统主要以业务流程管理和监控为主，在开闸、调水压、节能降耗等方面都需人工操作，降低了业务效率。因此，为了最大化发挥数据对于业务的促进作用，提升业务运营的智能化水平，泉州水务与埃睿迪合作加速数字化转型。

图 25：泉州水务信息化蓝图框架



在第一阶段，埃睿迪协助泉州水务建立物联网平台，整合集团内部各子公司的数据资产，提升各个板块之间的联动性，为后续建模提供基础。在第二阶段和第三阶段，泉州水务基于埃睿迪的 iReadyInsights 平台，通过数据分析和挖掘提取经验认知、发掘业务问题，进行污水、供水等板块的智能化应用开发，实现降本增效。随着双方合作的深入，未来泉州水务将建立全集团范围的全链路调度模型，并融合外部生态数据，进行抗洪防涝、城乡水环境治理等生态建设。

埃睿迪成立于 2014 年，水务治理是其三大业务板块之一。埃睿迪的核心产品 iReadyInsights 敏捷化数字孪生平台是一个通用型的工具平台，利用数据和算法模型进行智能化应用开发，帮助企业对水务、固废治理等生产流程进行优化和管控。

智能化应用开发，赋能多业务场景

埃睿迪 iReadyInsights 平台将不同站点的设备数据、管网数据和地图数据进行整合，为污水、制水等六大业务等板块的智能化应用开发提供算法训练平台。iReadyInsights 平台包含基础算法库，内涵深度学习算法、机器学习算法和迁移学习算法等算子，以及

由场景经验沉淀下的机理知识（如仿真机理、制造工艺等），能够实现智能化场景的快速开发，提升模型的准确度。

首先，埃睿迪通过水压力计、流量计，包括探头、摄像头、水质检测在线仪器等物联网设备采集业务运营数据。埃睿迪 iReadyInsights 平台能够对数据制定标准化规范，实现对不同厂商及设备的统一联通。以泵站的数据采集和传输为例。埃睿迪和各家厂商合作制定统一的数据标准，将设备运行状态转为标准化数值。再将采集的设备数据连接到电控柜，把电控柜与网关和点表接通。针对污水处理场景，iReadyInsights 平台一天能够完成十几个污水处理站的电控柜连接。其次，接入数据之后，泉州水务利用 4G 把数据传到集团平台。埃睿迪 iReadyInsights 平台会对物联网设备连接流程进行封装，泉州水务进行设备连接和数据传输时只需做配置和参数的调整。

目前，已经部署的场景有管网智能监控与预测性维修、污水治理、智能曝气、智能调压和节能降耗等。以管网智能监控与预测性维修为例，主要包括三方面内容：

- 数据资产的整合,形成基于地理信息+地上生产生活信息+自然资源统一集中管理平台,在此基础上建立管网水利模型。
- DMA 分区管理、水力模型的构建,对供水/排水管道进行精细化管理,减少爆管风险和管网漏损率。
- 采集管网历史数据(如管龄、管材、管径、深度。)与外部动态数据(区域气温、降水、维修、破路、交通流量),采用深度神经网络模型构建管网失效分析模型,对管网当前的失效概率进行预测,支持管网维修和规划工作,将问题提前预警和解决。

图 26：泉州水务智能管网智能监控



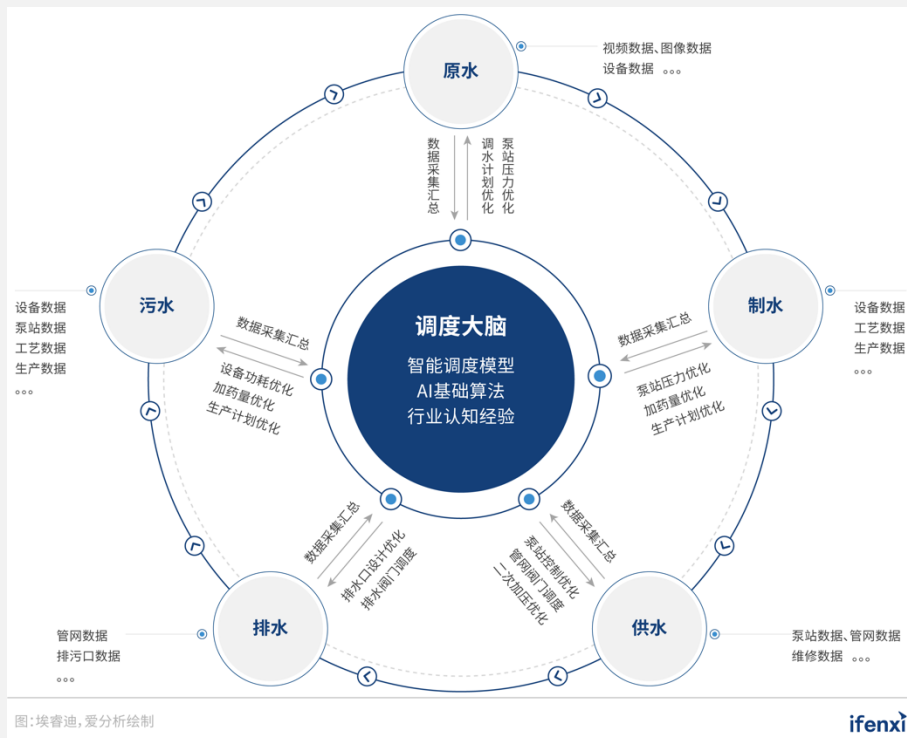
智能调压和节能降耗是另一智能化应用开发的典型场景。模型能够根据用水量实际需求、泵机流量、进出口压力、电机电压和电流等参数计算泵机效率，分析实际运行工况点，动态调整泵站的流量、压力、频率等参数，实现按需供水，节约泵机能耗，减少管网压力，降低漏损风险。

整体而言，埃睿迪 iReadyInsights 平台主要给泉州水务带来两方面的效益：

- 智能化应用开发实现降本增效。泵站经过智能化改造后能够实现约 30% 的电能节约，单个泵站每年节约电费约 18 万元，供水各环节年节约电费数百万元。此外，通过智能化预测，能够提升业务效率。以管网监控为例，智能预测管网漏损风险能够帮助工人缩小问题范围，及时派发工单，提升检漏效率。
- 资产整合，提升集团管控力。例如，通过泵房数据，集团能够了解管网压力流量信息，对实时运营状态和历史事件进行全面查询提高供水稳定，全面掌握影响管网运行的因素，提升城市供水稳定性。

未来，泉州水务将进一步加深和埃睿迪的合作，通过对各业务环节数据的采集汇总，对排水口设计、阀门高度、设备功能等进行优化，基于调度大脑对针对原水、制水、供水、排水、污水环节综合调度优化，深化数字化战略转型。

图 27：集团全链路调度



3.4. 工业与能源

整体而言, AI 在工业与能源的整体应用水平尚处于早期, 主要涉及场景有生产管理、生产制造、研发等核心业务部门, 这是因为这些部门的 AI 应用能够直接为企业提升生产效率与质量, 价值度相对较高。

图 28: 工业与能源行业 AI 中台应用图谱



图: 爱分析绘制

ifenix

由于 AI 应用场景数量较少, AI 中台在工业与能源行业的进展较为缓慢。以制造业行业为例, 目前仅有头部企业上线 AI 中台, 中长尾企业仍处在“烟囱式”开发阶段。

头部手机品牌商 AI 中台落地实践

某品牌是全球领先的智能设备制造商和创新者。2018 年，该品牌在全球智能手机市场中出货量共 1.131 亿部，以 8.1% 的市场份额位居第五；同时，在中国智能手机市场，该品牌手机年出货量共 7890 万部，以 19.8% 的市场份额位居第二。随着该品牌创新技术的多元化发展，为满足大批量生产的需要，产线检测和测试尤为重要，以确保严格的供应链管理和高标准出厂品质。

在产线质检方面，该品牌尝试使用计算机视觉识别技术，进行智能质检。但在 AI 应用的过程中面临两大难题：算法能力较弱，缺陷识别准确率低；需大量专业 IT 人员手工调整参数进行模型优化，增加了产线检测的时间和人力成本。

滴普科技是专业的数据智能产品服务厂商和综合数据平台建设伙伴，其面向企业提供的解决方案具备算法和平台架构两大优势。一方面，滴普科技自研的机器学习算法性能优于开源算法，并对主流深度学习模型进行了二次优化。滴普科技实践经验丰富，对如何构建缺陷特征模型和制定缺陷处理策略具备场景经验，能够进一步提升模型效果；另一方面，滴普科技提供云边端的 AI 中台架构，兼具高效数据采集和大规模数据存储、模型训练能力，能够有效整合品牌商的数据资产，提升算法计算速度和模型效果。

滴普科技与该品牌合作初期，以其某工厂的单个车间为切入点，建立云（XMind）+边（XEdge）的 AI 中台，提升点亮屏环节质量检测的准确率。随着合作的深入，滴普科技将建立全厂级的大数据平台，利用 XMesh 进行传感器数据接入和边缘计算设备管理，拓展手机外观质检、产线机械臂抓取识别测量等应用场景。

图 29：某手机品牌商 AI 中台架构



云边缘模式，实现检测环节降本增效

该品牌商的 AI 中台采用的是云边缘架构，主要包括两个部分：边缘端的边缘计算盒，和云端的数据智能平台。在边缘端，该品牌商可进行实时图像数据采集、识别和分析，并结合专家经验，通过算法推理建立缺陷特征模型。采集的数据主要来源于客户数据库已有的图像数据、本厂和其他厂商的产线数据。

随后，边缘端会将缺陷数据传输到品牌商的专有云，在云端进行数据打标、模型训练，模型管理和多元图像数据的分类存储。品牌商的专有云能够对终端设备的数据进行统一管理和存储：缺陷类图像全部存储，正常图像数据按比例存储，其余统计、分析、MES 对接、现有检测系统对接等统一由云端平台完成。

此外，滴普科技和品牌商合作，从大小、形状、位置界定等多维度建立统一的缺陷规则，依托大数据技术中潜在的关系和价值，通过智能缺陷识别专家平台，对缺陷数据进行走势分析，对新产品可能出现的缺陷进行预测，使得系统具备未知缺陷自学习能力。

图 30：云边缘模式作业流程



图：爱分析绘制

ifenxi

云边缘架构优势主要在于：

- 边缘计算提升数据处理速度，减少延迟。随着数据量的提升，不同工厂、不同车间的数据传输和计算的延迟成为主要问题。边缘计算能够通过分散的计算基础架构沿通信路径分配计算资源，由此更有效地满足实时计算需求。
- 数据选择性传输，避免无效数据占据带宽。在边缘端数据传输过程中，滴普科技一方面通过设置相应规则，确定所需传输的图像数据段落；另一方面，滴普科技通过将边缘计算结果传送给客户端，使得品牌商能够实时掌握质检流水线的运行状态和产品缺陷情况，选择所需要的缺陷数据传输至云端。通过这种方式，避免了无效数据占据网络资源，边缘计算的带宽需求明显减少，进一步减少数据处理的延迟。

- 发挥云端计算能力和存储能力强的优势。模型训练需要消耗大量算力资源，专有云能够提供算力支持，并通过数据资产的整合，服务于后续模型训练环节，提升算法准确率。
- 流程自动化，减少人力成本，提升质检效率。滴普科技已实现了数据打标和参数调整自动化。在数据打标环节仅需 1-2 个人便能完成标注工作，降低人力成本。且新缺陷数据进入后，调整后的参数会反馈给边缘端，边缘计算盒能够实时更新模型，提高模型的准确率。
- 总体而言，该品牌商 AI 中台解决方案带来的价值与效果主要体现在四个方面：
- 对比原有传统检测设备，检测准确率大幅提升，每提升一个点，带来显著效益。
- 有效解决被检物边缘无法检测问题；帮助工厂建立缺陷标准体系，不再依赖主观判断。
- 检测效率明显提升，检测时间有效缩短；帮助系统具备未知缺陷自学习能力。
- 随着生产的动态性及环境的变化，提高产线管理目标和数据精确性，减少运行的成本，使得检测成本明显降低。

与制造业行业相比，能源行业进展较为快速。现阶段大型能源国企的子公司和分支机构已经有 AI 中台部署的落地案例，头部能源企业已经积累了设备检修、运维等较多场景化开发的业务经验、数据资产和模型资产，但这些资产大多分散在不同系统平台上，难以为新场景开发所复用。

华电电科院风场智能运维最佳实践

中国华电是中国五大发电集团以及世界 500 强之一。截至 2019 年底，华电集团控股燃煤机组 4,323 万千瓦，燃气机组 687 万千瓦，风电 362 万千瓦。在“新基建”政策号召之下，华电集团计划 2020 年后，风力及太阳能等发电装机容量超过 600 万千瓦，进一步提高清洁能源装机比例。

华电电力科学院（简称华电电科院）作为华电集团直属科研机构，在集团数字化转型中发挥重要作用。华电电科院以风场智能运维场景为切入，搭建人工智能平台，培养自身的 AI 能力，基于平台实现风力预测等多场景的应用开发，进一步推进数字化转型。

在集团智能化进程中，华电电科院面临着两大难题，即如何解决海量数据的持续存储、挖掘和分析问题，以及如何减少重复工作，提升模型开发效率。

图 31：华电电科院智能化难题



为此，华电电科院和创新奇智合作，采用创新奇智 Orion 自动化机器学习平台，从风场智慧运维出发，快速构建具备 AI 能力的基础设施和场景应用。

创新奇智是创新工场 AI 子公司，致力于通过 AI 赋能助力企业客户及合作伙伴提升商业效率和价。其核心产品 Orion 是面向企业级 AI 应用的自动化机器学习平台，一站式完成数据处理、算法训练、模型部署及后续的迭代管理，打通从数据层、AI 层到应用层的能力连接，赋能企业 AI 中台建设。

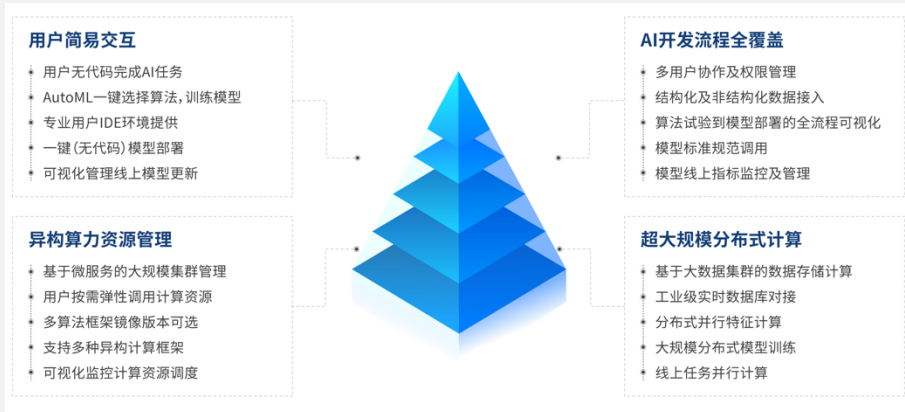
资源分级管理，降低算力依赖

华电集团在全球 17 个区域拥有 108 个风场、7238 台机组，每天产生海量的实时数据。创新奇智通过算力调优和资源调度，解决海量数据存储和分析难题。

在逻辑资源层，Orion 自动化机器学习平台将物理资源抽象成以 CPU、GPU、内存、存储为对象的逻辑计算资源，并基于多种异构算法和容器化的微服务架构进行大规模集群管理，生成虚拟资源层，根据算力需求，弹性拓展底层存储和计算资源。

在资源管理层，Orion 自动化机器学习平台基于 k8s 的大规模集群管理，能够按需弹性调用计算资源。此外，Orion 自动化机器学习平台对数据接入环节进行了优化，使得平台能够承载 PB 级数据吞吐及并行计算。

图 32：创新奇智 Orion 自动化机器学习平台架构



图：创新奇智，爱分析绘制

ifenxi

AI 模型全生命周期管理，赋能智能运维应用开发

华电电科院利用 Orion 自动化机器学习平台作为统一架构，实时对接数据库，将分散的数据资产进行整合和清洗，利用 AutoML 进行自动特征选择、特征构建、算法选择和参数设置。在建模环节，Orion 自动化机器学习平台将华电电科院积累的算法封装为算法工具箱，数据工程师在开发类似场景时可调用已有的数据和算法，用拖拉拽的方式快速建模。

图 33：AI 建模流程



图：创新奇智，爱分析绘制

ifenxi

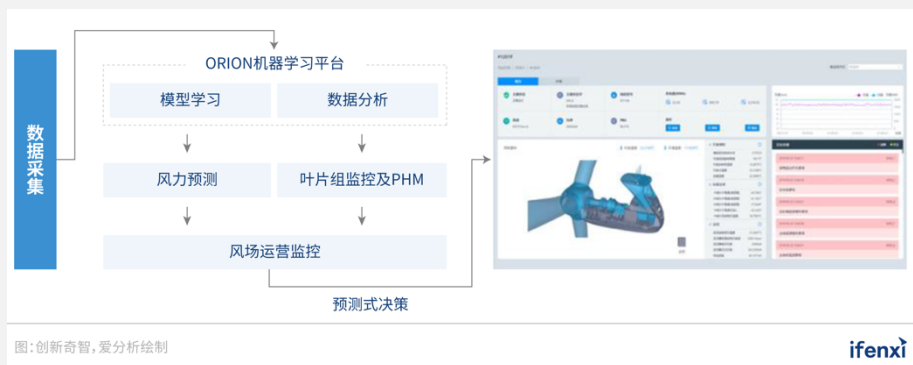
此外，为了进一步提升模型效果，在数据处理、特征工程和模型训练环节，创新奇智的开发人员会帮助华电电科人员选择出适合特定场景下的数据、特征和模型。在模型开发过程中，创新奇智还为华电电科院的工程师们提供培训课程。

总体而言，Orion 自动化机器学习平台为华电电科院带来的收益主要体现在四个方面：

- 通过对平台性能的优化，解决海量数据的持续存储、挖掘和分析问题，实现毫秒级数据计算。
- 整合数据资产，减少了重复工作和资源浪费，同时缩短了平台部署周期，提升模型开发效率。华电电科院仅用时 1 周就完成了 Orion 自动化机器学习平台的部署实施，在 3 个月内实现了对所有风机模型的建立和优化。华电电科院能够实现快速部署和模型快速上线的原因在于，Orion 自动化机器学习平台实现了数据接入、特征工程、模型发布和模型管理的流程自动化，并利用模型的迁徙学习，缩短了不同风场、不同风机的 AI 模型训练和开发时间。
- 降低了 AI 建模门槛，利于拓展新场景。拖拉拽建模便于数据工程师不需要太丰富的算法知识，就能快速部署不同风场、不同风机的 AI 模型。
- 提升模型准确率和运维效率。基于 Orion 自动化机器学习平台搭建的智能运维模型，将华电电科院的风机故障预测评估准确率便提高了 10% 以上。在疫情防控期间，针对不同区域风机的运行场景和环境变量，平台也持续为华电进行数据分析、诊断异常与提前预警，使华电风场运维效率得到了明显提升。

未来，华电电科院将进一步加深和创新奇智的合作，基于 Orion 自动化机器学习平台完成新场景的自主开发，在现有风机故障预测与健康管理应用基础上，将 AI 应用拓展到电力供应/需求预测、风力资源评估及风机选址等更多场景。在这一过程中，华电电科院将积累场景经验，逐步增强自建 AI 应用能力，培养相关人才队伍，为未来持续创新奠定基础。

图 34： Orion 自动化机器学习平台风力预测模型



CHAPTER

04

AI 中台未来趋势展望

4. AI 中台未来趋势展望

4.1. AI 中台行业化

未来，随着 AI 应用场景数量的增长，进一步驱动企业 AI 中台落地。整体而言，现阶段 AI 中台场景建设数较少，占整体场景数量的比例低于 10%，企业潜在 AI 应用场景数巨大。根据爱分析测算，头部企业潜在可开发的 AI 应用数量约为 5000-10000 个，中长尾企业潜在可开发的 AI 应用数量约为 100-1000 个。随着应用数量的增加，企业对于模型开发降本增效的诉求更为凸显。

此外，随着场景经验积累，AI 中台行业化趋势凸显。AI 中台行业化是指，企业会针对垂直行业建立相应的 AI 中台。随着场景经验的积累，垂直行业的模板数量增加，方案设计和编排能力得到提升，企业能够针对相同领域、相同场景形成标准化一体化解决方案，不仅有利于模型效果的提升，也能够进一步减少建模过程中的人为干预，提升模型开发效率。

例如，国家电网建立了能源 AI 中台，补齐在 AI 基础能力和开发应用平台上的短板。从效果上来看，电网可视化监拍装置引入 AI 技术后，拍照间隔从过去的半小时压缩到了 5 分钟内，并且实现了图像端侧的边缘智能分析，对吊车、异物、烟火、塔吊、施工机械等多类型复杂场景都能进行智能检测，直接促进了 AI 落地应用的深入，逐步覆盖了发电、变电、输电、用电等环节。

4.2. 未来企业 AI 中台构建方式

目前，头部企业已经进入平台规模化阶段，未来更倾向于基于平台自己开发 AI 应用。即随着平台自动化程度提升和模型经验的积累，针对大部分场景，头部企业 IT 人员可利用说明手册和模板基平台自建 AI 应用。仅有极少部分全新场景需要第三方供应商的数据科学家参与。

图 35：未来头部企业 AI 应用开发模式

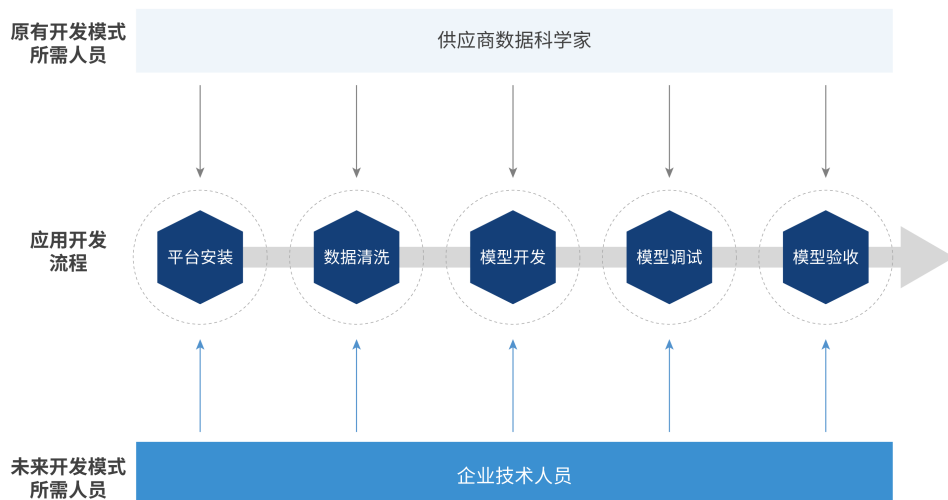


图:爱分析绘制

ifenxi

在这一过程中，头部企业更关注平台功能和平台性能的持续增强。例如，在数据接入和数据处理环节，头部企业将更关注是否支持图片、语音和视频等多类型的数据处理、是否支持 TB 级别的数据探索；在模型训练和模型管理环节，企业将更关注平台的自动化能力，也即 AI 中台的易用程度，以及平台是否支持新技术的融合，如是否能够通过联邦学习技术，满足企业数据安全隐私保护需求、是否能够利用多方安全计算技术，促使数据在不同行业、企业之间流动等。

而中长尾企业仍处于“烟囱式”应用开发阶段，技术能力较弱，未来更倾向于与平台供应商、软件集成商等合作伙伴合作，共同搭建 AI 中台应用。随着中长尾企业平台招标比例上升，其厂商采购标准向头部企业靠拢，对平台功能和平台性能的重视程度提升。

图 36：未来中长尾企业选型标准

	当前考察维度	未来趋势
中长尾企业	<ul style="list-style-type: none"> 应用效果 (40%) 平台功能 (5%) 平台性能 (5%) 厂商经验 (20%) 价格 (30%) 	<ul style="list-style-type: none"> 应用效果 (20%) 平台功能 (15%) 平台性能 (15%) 厂商经验 (20%) 价格 (30%)

图:爱分析绘制

ifenxi

结语

随着数据、算法和算力的发展，企业生产制造、供应链、营销与销售、交付与服务等各业务条线都存在着利用 AI 实现降本增效的诉求。AI 应用的落地，主要取决于 AI 工程化的能力。AI 中台以平台化的开发模式替代“烟囱式”开发架构，并通过机器学习技术实现建模流程自动化和低门槛，解决了企业在 AI 应用落地过程中面临的资源重复建设、投入产出比低的难题。

现阶段，企业的 AI 中台建设尚处于初期，开发的场景数量占总场景数量的比例低于 10%。在 AI 中台构建过程中，企业往往会根据业务需要，优先侧重某一 AI 技术能力的建设。目前，在金融和消费品与零售等行业，企业针对机器学习平台的构建已有较多最佳实践案例。未来，AI 应用场景数量的增长将进一步驱动企业 AI 中台落地。且随着场景经验积累，AI 中台行业化趋势凸显。

关于爱分析

爱分析是一家中国领先的产业数字化研究与咨询机构，成立于中国数字化兴起之时，致力于成为决策者最值得信任的数字化智囊。

凭借对新兴技术和应用的系统研究，对行业和场景的深刻洞见，爱分析为产业数字化大潮中的企业用户、厂商和投资机构，提供专业、客观、可靠的第三方研究与咨询服务，助力决策者洞察数字化趋势，拥抱数字化机会，引领中国产业数字化升级。

研究咨询服务

技术研究

新兴技术研究，厂商能力调研，助力数字化最优决策

商业研究

基于研究、数据和案例调研积累，辅助业务可靠落地

客户洞察

企业用户需求及实践调研，辅助制定业务与市场策略

品牌&营销

权威背书，树立行业地位；教育市场，精准触达客户

行业研究

行业数字化趋势与实践研判，辅助业务与战略决策

投资研究

成熟方法论，一手数据，助力研判机会、稳健投资

法律声明

此报告为爱分析制作，报告中文字、图片、表格著作权为爱分析所有，部分文字、图片、表格采集于公开信息，著作权为原著者所有。未经爱分析事先书面明文批准，任何组织和个人不得更改或以任何方式传送、复印或派发此报告的材料、内容及其复印本予任何其它人。

此报告所载资料的来源及观点的出处皆被爱分析认为可靠，但爱分析不能担保其准确性或完整性，报告中的信息或所表达观点不构成投资建议，报告内容仅供参考。爱分析不对因使用此报告的材料而引致的损失而负上任何责任，除非法律法规有明确规定。客户并不能仅依靠此报告而取代行使独立判断。

北京爱分析科技有限公司 2020 版权所有。保留一切权利。

如欲了解更多爱分析精彩洞见，请关注我们的微信公众号



©北京爱分析科技有限公司 2020 版权所有

咨询/合作

微 信： ifenxi888

网 址： www.ifenxi.com

地 址： 北京市朝阳区酒仙桥路兆维华灯大厦 A1 区 1 门 2 层 2017



ifenxi

专注产业数字化研究