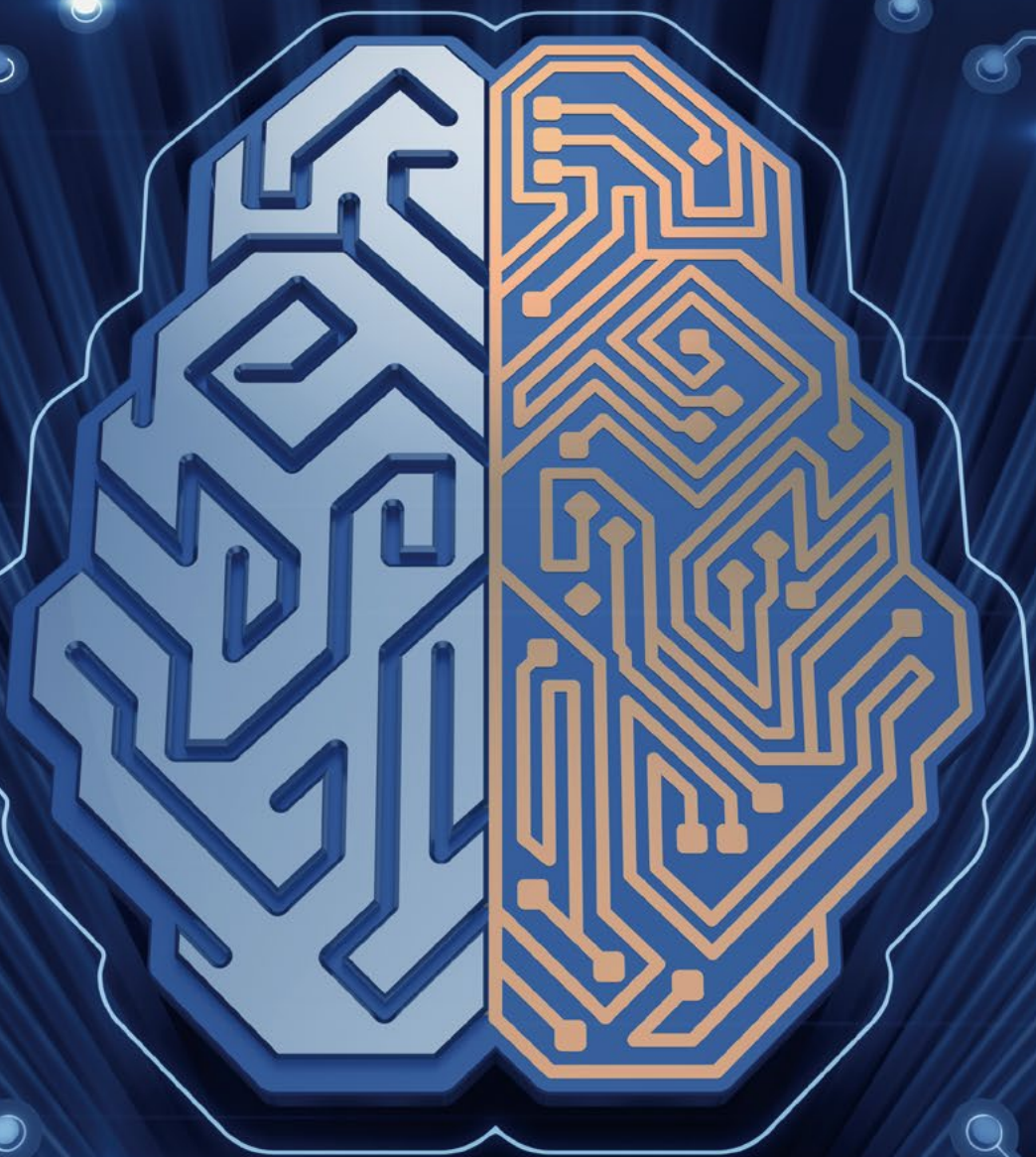


物联网边缘分析： 更智能的 “末梢大脑”

文 特丽莎·董 (Teresa Tung)、让-吕克·夏特兰 (Jean-Luc Chatelain)、王晓光

提要

物联网部署日趋复杂,业务数据化加快加深。如何以高保真的数据供应链支持更加可靠的实时决策?在云计算和雾计算之外,边缘计算支持的分析技术是未来的发展方向。





前的物联网解决方案都是通过平台收集来自联网设备的传感数据，然后集中进行存储和分析。平台解决方案需要可靠、低延迟、高带宽的网络连接，但显然不适用于网络状况不佳、连接受限、收费高昂、地处偏远的企业，也不能满足

海量暴增的数据分析需求。

边缘计算支持的数据分析（简称“边缘分析”），可以让物联网边缘设备（即远离云计算中心、靠近产生数据终端的设备）上的高保真数据无须再往返于各个云计算平台，而是依靠先进的机器学习和人工智能分析技术，直接对边缘性数

据进行计算和分析以备决策支持。

边缘分析即就地对数据进行分析，其优势是基于兼备灵活性和知识性的框架，牢牢把握业务发展逻辑的核心——高保真的数据以及更加可靠实时的决策。

用灵活性摆脱“技术债”

设想一下，一个新型传感器的使用需要特别的解决方案：设备专家进行安装，应用专家依据数据科学家建立的模型开发应用程序。该程序通过新型传感器生成了相关数据。三位专家之间明晰的协调配合有助于全面性解决方案的实施：共享有关传感器功能、应用程序和模型的相关知识。随后，与现场工程师合作，在多个站点上配置和部署边缘性实例——新的物理传感器。

但是，如此紧密的相互依赖性却限制了解决方案在大型企业运营环境中的可扩展性和可维护性。在精简操作流程方面既没有可重复使用性，也缺乏灵活性，同时还造

成了组织管理和业务监督的缺口。

垂直整合的解决方案虽然可以直击痛点，但需要对物联网堆栈中的各个方面进行有效控制——从边缘性计算机硬件到云层组件的集中编排。这种解决方案会令企业束缚于供应商模式的生态系统中，限制了其使用现有技术，或是部署最佳解决方案的能力。

我们看到，尽管工业物联网企业（包括制造业、运输和石油天然气业务）数十年来始终奔波在数字化和工业资产网络化的进程中，但由于受到监管的约束，他们中的许多企业无法进一步实现创新。日积月累，这些企业反而形成了各种“技术债”积压：比如缺乏专有的解决方案

和异构方法，过时的硬件条件，以及多个业务部门边缘性数据收集和析能力的不足。

运营环境特有的“棕色地带”（容易出现闲置废弃、未充分利用的设施）属性，呼唤着充分的灵活性、可调性。因此，所有边缘分析框架的设计都应支持现有的运营模式，并助力企业无缝迈向现代化生态系统和新技术的应用之路。跨部门的多元化需求意味着企业必须能够针对各项条件给予足够的支持，包括边缘性计算硬件、操作系统、数据处理、存储以及分析运行时间和语言等方面。

用新框架降低复杂性

借助埃森哲技术研究院创建的边缘性分析框架，企业无须对现有的信息和运营技术环境进行彻头彻尾的改变或者引入垂直集成解决

方案，即可应对所面临的挑战。我们针对存在异构型环境的企业，提供了各种有关应用、模型和硬件设施建设等方面的方案。同时，我们

可助力企业逐步掌握如何更好地利用技术迭代（见图一）。

我们的方案专注于如何应对异构型生态系统所带来的挑战

图一 应用场景示例

	零售仓库中机器人自动化	石油和天然气开采业务	智能交通疏导方案
基于云的企业数据中心	<ul style="list-style-type: none"> 订购到特定仓库的路线 履行密切相关的项目 预测模型的维护 更新最佳路由模型 	<ul style="list-style-type: none"> 全面跟踪资产利用率，并优化资源分配 结合天气和交通条件，管理车队及追踪车辆远程信息 根据全球数据，更新异常检测和预测模型维护 	<ul style="list-style-type: none"> 预期流量和负载计算 所有车辆的位置 车辆接收到时间目标 更新视频分析/路由模型
在宽雾层内预先部署计算服务器	<ul style="list-style-type: none"> 实时位置和所有机器人的状态 在机器人队列中执行部署的项目 	<ul style="list-style-type: none"> 通过监测地面和井下设备的情形，感知站点范围的场景 利用特定地点的历史数据来确定最佳钻井参数，从而提高井眼质量 	<ul style="list-style-type: none"> 如何达到时间目标的流程/模型 为本地环境传入实时流量和加载数据
资产特定的边缘网关	<ul style="list-style-type: none"> 智能路由到指定的位置 避免障碍 运行预测模型维护，并通知网关潜在问题 	<ul style="list-style-type: none"> 优化流体压力和化学混合物成分，以提高石油开采率 分析实时沉积物以确定钻孔成分 预测和异常检测模型可减少设备故障，并延长钻头使用寿命 	<ul style="list-style-type: none"> 通过视频分析来检测交通站点人群密度 车辆操作员通过视觉指示器帮助减速或加速以达到当前目标

1. 架构分层体系支持独立分析

架构层的每一层都提供了越来越多的计算、存储和网络容量，适合于执行各种复杂又具有延迟性要求的分析。

因此，我们的解决方案允许每个组件在可替换的位置进行解耦。基于其自身所定义的目标和部署要求，微服务结构可以独立管理每个软件组件。各层之间的异步消息传递（包括与传感器的连接）使这些组件能够使用开放式数据库，彼此进行通信。除了利用整个行业的标准和做法外，使用开放性

数据库，使得架构能够具备良好的扩展性，从而支持各种类型的业务发展或特定行业的定制协议。

这种架构分层体系的设计支持雾层（物联网设备之间的局域网）处理器层面的分析，可处理全站点中的设备群数据，或者在底部层级的网关，进行较小规模的传感器数据分析。

2. 抽象层为复杂设备提供通用性框架

企业的边缘计算设备和传感器往往五花八门，许多更是分属不

同的业务单位管理，各自为政。每种类型的设备或传感器都有其独特的硬件功能、协议、数据格式和接口，因而增加了整体操作的复杂性。为了确保互用性并鼓励重复使用，边缘框架必须提供标准化方法对相关设备及应用进行管理。

我们的框架利用容器化技术（如Docker）以及异步事件驱动hub（见图二），为边缘设备的潜在复杂性提供了抽象层。

图二 边缘的组件



容器化技术为开发人员构建、打包边缘应用程序及分析模型提供了标准化的部署环境。它有助于针对各种边缘性计算硬件, 部署边缘性应用和模型, 其所具备的可移植性使得开发人员无须过多地考虑各种设备特定的功能、设置和配置。相类似的, 由协议转换程序库支持的异步事件驱动hub, 对于传感器接口、协议和数据格式的各种

变化, 进行了抽象性的描述。它是边缘应用程序与传感器、其他边缘应用程序或云内组件进行通信的唯一接口。

基于云技术的知识图示例(见图三) 和智能编排服务器有助于我们更好地理解雾层抽象层概念。从知识图谱中可以获取各种边缘设备硬件功能、传感器数据格式及相关协议的元数据, 而图形结构则可以

将相关功能与应用程序和模型的需求灵活地联系起来。

当新设备或传感器首次启用时, 这些详细信息将通过API添加到知识图谱中。通过查询知识图谱, 确定具体的设备配置, 并在每个设备上编排部署容器化监视组件, 实现编排层的自动化运行。

图三 知识图示例



3. 自动化周期模型满足跨部门需求

除了设备之外，还有大量的跨部门应用及模型需求。这包括利用现代化的、高性能工具，借助专业技能及旧程序重用，设计各种异构软件和工具，而这些软件和工具在操作系统、分析运行时间、使用的平台及语言等方面，都各不相同。边缘框架必须提供一套通用的企业级流程来管理和确保混合模型及应用的正确使用，从而简化边缘性的封装、部署、监控和管理工作。

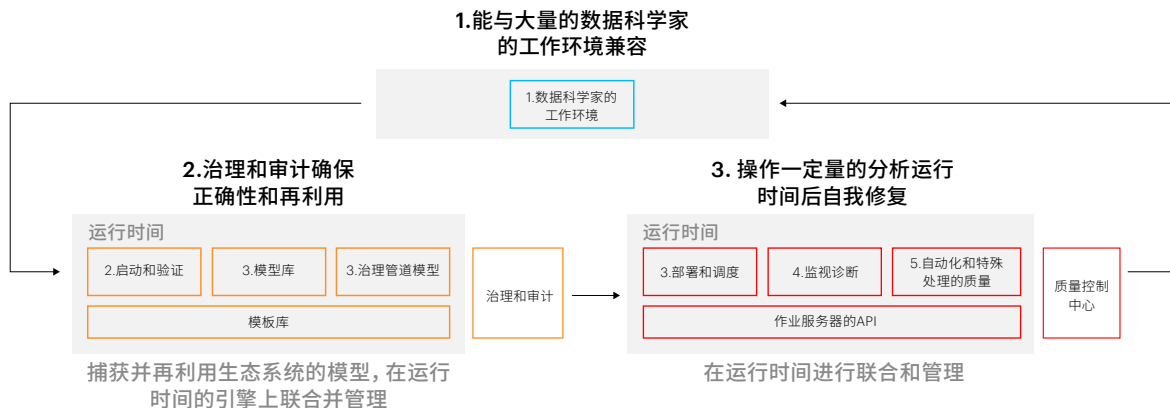
基于云模型的管理框架可提供针对生命周期的管理和治理能力，从而确保了相关模型和应用的正确使用。由于边缘性资源往往有限，且无法保证时时联网，因此确保优先等级的逻辑性一致显得尤为重要，只有这样，才能具备预期的边缘性运行环境。

为此，我们的模型管理功能整合了相关应用及模型的集中式知识图谱，并列明对于硬件及数据的具体要求。比如，在培训或再培训方面，要想有效发挥深度学习模式的

作用，则需要配备类似GPU这样的专用硬件。开发人员只须简单地将其作为入职培训流程的一部分标注为模型需求，即可同样体现在知识图谱中。

就边缘设备的部署而言，这包括各种云编排服务，协调知识图谱查询的边缘设备代理，以及根据设备能力及配置确定的模型要求等等。借此实现对边缘设备容器化模型的部署、执行及监控，从而确保各业务部门的独立运营(见图四)。

图四 端到端分析管理



4. 监控治理边缘环境的有限资源

工业设定的边缘环境(例如海上石油勘探平台)往往缺乏充足的计算、存储和网络资源。更重要的是，目前工业X.O机器的传感器每天生成亟待分析的海量数据，但若全部数据流向云层则意义不大。各业务部门通过边缘应用程序可以有效共享这些资源，同时也需要对边缘设备上资源利用的供应、监视和计量给予支持。此外，所部署的边缘应用程序和模型必须确保能

够在间歇性、低带宽或甚至无网络的情况下，仍然保持运行。

此外，对于那些用来支持特定分析模型和应用程序的边缘设备，我们的知识图谱可以帮助对其进行开发和管理。一旦目标设备被选中，编排服务器就会用API来首先进行验证，以确定此设备功能是否与分析模型所指定的要求相匹配。然后，它与设备编排代理进行资源协调，按照指定的优先顺序在边缘设备实施模型的实例化操作。

一旦模型被部署，监控代理则会跟踪每个已部署的应用程序或模型，以获取资源利用率数据。同样的，上游代理会优先处理由模型生成的任何数据，并控制对网络资源的访问。这样的流程有助于企业根据优先级，以无缝、无摩擦的方式，对边缘性资源加以明确、分配和统计。

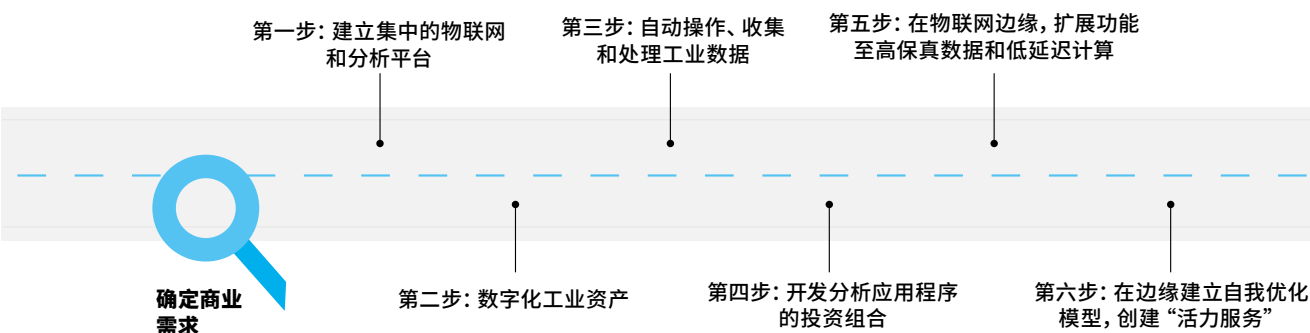
用精细化赋能数字孪生

许多企业已经针对工业资产实现了数字化，并通过建立集中的物联网平台来收集、处理和分析这些资产数据。他们拥有数据科学团队来创建分析应用的投资组合。但鉴于传统工业运营海量数据的特点，仅依靠云技术是无法适用于机器学习 and 深度学习模型的。高保真数据和边缘性低延迟计算能力需要进一步拓展。

而通过持续进行边缘性模型部署和培训，资产定制得以变得更精细。云层服务将结合跨设备数据，以及个别资产、群体或场所的边缘性特定实例，获取洞察。这种配对方法将对云和边缘的管理联系起来，促进了自我优化模型的良性循环。这是创建数字孪生不可或缺的条件。

我们的综合性方法——跨部门、跨功能地拓展企业级模型管理框架，乃至覆盖云层直到边缘层——有助于实现数字孪生所需的复杂模型。数字孪生在云节点和边缘设备同时存在多个实例，需要通过互相协调才能随着时间的推移进行不断的学习和改进，从而形成反馈环路，提供不断自我升级的专业化服务（见图五）。

图五 物联网的路线图



边缘分析发展也给云平台的角色扩展带来了前所未有的挑战。对于边缘分析来说，基于中央云平台的开发和管理十分重要，其用于分析的应用程序和相关设备模型仍是基础，但当实施边缘部署时，则需要针对某些特定的实例和场景进行定制。

为了协调云和边缘，企业也需要分析应用程序、传感设备和现场工程等各领域的专家。他们需要结

合传统分析和能够深入理解所在领域、适应动态型工作的人工智能。

总体来说，在这些领域以集中管理的方式协同工作，通过流动性部署、运营及监控从云到边缘的全盘监管，对于任何物联网解决方案都是至关重要的。

特丽莎·董

埃森哲技术研究院应用智能创新主管
董事总经理
常驻洛杉矶
teresa.tung@accenture.com

让-吕克·夏特兰

埃森哲应用智能CTO董事总经理
常驻亚特兰大
jean-luc.chatelain@accenture.com

王晓光

埃森哲中国卓越技术中心董事总经理
常驻上海
danny.x.wang@accenture.com