



智能制造

Intelligent Manufacturing

核心：数字化、自动化、智能化

起源：可以追溯至工业革命时代

Contents

- 01 智能制造的定义
- 02 智能制造发展历程
- 03 智能制造行业数据的特征
- 04 智能制造行业的数据处理流程
- 05 智能制造在数据处理上面临的挑战
- 06 智能制造行业数据处理解决方案
- 07 智能制造企业案例

智能制造

智能制造是基于现代信息技术和先进制造技术的制造方法，旨在通过数字化、自动化、物联网、大数据分析和人工智能等技术的应用，实现更高效、灵活、可持续和智能化生产过程。它的核心目标是提高生产效率、降低成本、提高产品质量，并能快速适应市场的需求变化。智能制造强调整合各种先进技术，以优化制造流程、资源利用和决策制定，使制造企业更具竞争力，同时也促进可持续性发展。这一概念将信息技术和制造业紧密结合，推动了制造业的数字化转型和现代化发展。

01. 智能制造的定义

智能制造是一种基于现代信息技术和先进制造技术的制造方式，旨在提高生产效率、降低成本、提高产品质量和快速响应市场需求。它涵盖了一系列技术和概念，通过将数字化、自动化和智能化引入制造过程中，从而实现更高效、灵活和可持续的生产。

它包含如下一些关键特点和概念：

数字化：智能制造依赖于数字化技术，将传感器、物联网、大数据分析等技术应用于制造过程中。这有助于收集和分析生产数据，以实现更好的生产监控和决策制定。

自动化：自动化是智能制造的核心，它包括自动化生产线、机器人、自动化仓储和物流系统等。这些技术能够降低劳动成本，提高生产效率，并减少错误。

云计算：用于存储和处理大规模数据，提供远程访问和协作工具，有助于制造企业实现全球化、分布式生产。

物联网 (IoT)：IoT技术使设备和机器能够相互连接，共享信息和协同工作，以优化生产流程和资源利用。

大数据分析：通过大数据分析，制造企业可以从大量数据中提取洞见，优化生产过程、预测维护需求和改进产品设计。

人工智能 (AI)：AI技术可用于自动化和优化制造决策，例如生产计划、质量控制和设备维护。

智能工厂：智能工厂是一个集成了各种智能制造技术的制造设施，旨在实现高度自动化和数字化的生产环境。

可持续性：智能制造还关注可持续性，包括资源利用效率、废物减少和绿色能源的应用。

总体而言，智能制造的目的在于推动制造业的现代化和创新，提高企业的竞争力，同时也有助于满足不断变化的市场需求和提高产品质量。这些技术和概念正在成为制造业的重要趋势，引领着未来的制造发展方向。

02. 智能制造发展历程

智能制造的发展历程可以追溯到多个阶段，以下是一些关键的发展里程碑：

工业革命：智能制造的根本起源可以追溯到18世纪末的工业革命，这一时期引入了机械化生产，将人类劳动力与机械系统结合起来，大大提高了生产效率。

自动化生产：20世纪初，随着电气工程和自动控制技术的发展，制造业开始实现自动化生产，使用传送带、机械臂和自动控制系统等技术。

计算机技术：20世纪中叶，计算机技术的兴起加速了制造业的数字化转型。计算机数值控制（CNC）系统使得机床和工具的运动能够通过计算机编程进行控制，提高了加工精度。

自动化与机器人：20世纪末，自动化生产线和工业机器人开始广泛应用。这些技术提高了生产效率，减少了人力成本，并增加了制造工业的竞争力。

信息技术的融合：21世纪初，信息技术的飞速发展，特别是互联网和物联网的兴起，为智能制造的发展创造了更多机会。制造业开始更广泛地采用传感器、大数据分析和云计算等技术，以实现实时监控和智能决策。

人工智能与大数据：随着人工智能和大数据分析技术的成熟，制造业得以更好地分析和预测生产过程中的变量，优化生产计划，并实现智能质量控制。

智能工厂：智能制造的概念不仅关注生产线的自动化，还强调整合各种智能技术，建立智能工厂，使生产过程更加智能化、高度自动化和数字化。

工业4.0：工业4.0是智能制造的一个重要概念，强调数字化、自动化和物联网技术的应用，以实现更加智能的制造和供应链管理。这个概念源于德国，并在全球范围内推动了智能制造的发展。

总的来说，智能制造经历了多个发展阶段，从机械化到自动化，再到数字化和智能化的制造过程。现如今这一发展历程仍在继续，不断推动着制造业的现代化和创新发展。

03. 智能制造行业数据的特征

智能制造是一种以数字技术和数据为基础的现代制造方法，数据在其中发挥着重要的作用。企业在进行智能制造转型时，生产、测试、运行阶段都可能会产生大量带有时间戳的传感器数据，这都属于典型的时间序列数据（简称时序数据）。时序数据主要由各类型实时监测、检查与分析设备所采集或产生，涉及制造、电力、化工、工程作业等多个行业，它是智能制造中常见的数据类型之一，包含了随时间变化的信息，可以用于监测、控制和优化制造过程。也因此，海量时序数据的有效处理也成为企业智能制造转型成功的关键因素之一。

时序数据主要包含如下特征：

- 数据是时序的，带有时间戳；
- 数据是结构化的；
- 数据极少有更新或删除操作；
- 数据源是唯一的；
- 相对互联网应用数据，写多读少；
- 用户关注的是一段时间的趋势，而不是某一特定时间点的值；
- 数据是有保留期限的；
- 数据的查询分析一定是基于时间段和地理区域的；
- 除存储查询外，还往往需要各种统计和实时计算操作；
- 流量平稳，可以预测；
- 往往需要有插值等一些特殊的计算；
- 数据量巨大，一天采集的数据就可以超过100亿条。

伴随着智能制造的发展，时序数据的有效处理困扰着众多制造企业，业务发展进程受到阻碍，在此基础上，如TDengine一般的时序数据库（Time Series Database, TSDB）逐渐浮出水面，开始被众多面临数字化转型需

04. 智能制造行业的数据处理流程

智能制造行业的数据处理流程通常包括以下步骤，以有效地收集、清洗、分析和利用制造过程中产生的数据：

数据采集：

- **传感器和设备数据**：从制造设备、传感器和仪器中采集数据，这些数据包括温度、湿度、压力、速度、电流、电压等参数，是典型的时序数据。
- **生产参数数据**：记录生产过程中的参数，如生产速度、产量、质量指标等。
- **图像和视频数据**：使用摄像头和图像传感器捕捉图像和视频，用于视觉检测和质量控制。
- **文本数据**：采集设备日志、维护记录和操作手册等文本数据，用于故障诊断和维护。

数据传输和存储：

- **数据传输**：将采集的数据传输到中央数据库或云存储，通常通过网络连接完成。
- **数据存储**：在中央数据库或云平台中存储数据，确保数据的安全性和可访问性。

数据清洗和预处理：

- **数据清洗**：识别和处理缺失数据、异常值和噪声，确保数据质量。
- **数据转换**：对数据进行转换和规范化，以便不同数据源的数据可以进行比较和集成。
- **数据插补**：填补缺失值，以维护数据的完整性。

数据分析：

- **探索性数据分析 (EDA)**：使用统计和可视化工具对数据进行初步分析，发现潜在的模式、趋势和关联。
- **模型开发**：根据数据的特性选择适当的分析和建模方法，例如时间序列分析、机器学习、深度学习等。
- **预测和优化**：使用模型进行生产过程的预测、优化和决策支持。包括设备维护、生产排程、库存管理等。

数据可视化：

- **制作仪表盘**：创建实时仪表盘和报告，以可视化展示生产过程的关键指标和趋势。
- **可视化分析**：使用图表、图形和热力图来帮助决策者理解数据和结果。

决策支持：

- **制定决策**：基于分析和可视化结果，制定生产决策，包括设备维护、质量控制、生产排程和资源分配。
- **实施反馈**：将决策反馈到生产环境，执行所需的操作。

数据安全和隐私：

- **数据加密**：确保数据在传输和存储过程中的安全性，采用加密技术。
- **访问控制**：限制对敏感数据的访问，只允许授权人员访问。
- **隐私保护**：采取措施确保员工和客户的隐私权不受侵犯。

持续改进：

- **监控和反馈**：监测生产过程和数据处理的效果，根据结果进行改进和优化。
- **自动化**：自动化数据处理和分析，以减少人工干预和提高效率。

05. 智能制造在数据处理上面临的挑战

企业在选择数据库、文件系统等产品时，最终目的都是为了以最佳性价比来满足数据处理的三个核心需求：数据写入、数据读取、数据存储。但由于业务所涉及的数据类型的差异也使得企业在搭建数据架构时，所使用的数据库解决方案也会有很大区别。

在智能制造海量时序数据场景下，关系型数据库、传统工业实时库、Hadoop 大数据平台、NoSQL 数据库都暴露出了不一而足的痛点问题，严重限制企业业务规模化发展：

关系型数据库：存在海量时序数据读写性能低、分布式支持差、数据量越大查询越慢、报表分析慢等问题

传统工业实时库：主备架构，不易水平扩展，且依赖 Windows 等环境，生态相对封闭

Hadoop 大数据平台：组件多而杂、架构臃肿，支持分布式但单节点效率低，硬件及人力成本非常高

NoSQL 数据库：实时性差，大数据量查询慢，计算时内存、CPU开销巨大，无时序针对性优化

数据类型的差异化是导致上述问题出现的主要原因之一。对于时序数据来说，其在数据写入、读取、存储上的特点如下：

在数据写入上，如果将时间看作一个主坐标轴，时序数据通常是按照时间顺序抵达，抵达的数据几乎总是作为新条目被记录，在数据处理操作上 95%–99% 都是写入操作；

在数据读取上，随机位置的单个测量读取、删除操作几乎没有，读取和删除都是批量的，从某时间点开始的一段时间内读取的数据可能非常巨大；

在数据存储上，时序数据结构简单，价值随时间推移迅速降低，通常都是通过压缩、移动、删除等手段来降低存储成本。

而传统的数据解决方案主要应对的数据特点却与之大相径庭：

数据写入：大多数操作都是 DML 操作，插入、更新、删除等；

数据读取：读取逻辑一般都比较复杂；

数据存储：很少压缩，一般也不设置数据生命周期管理。

因此，从数据本质的角度而言，时序数据库（不变性、唯一性以及可排序性）和传统数据解决方案的服务需求完全不同。但由于传统的数据解决方案发展历史较长，此前业界对时序数据的认知也并不深入，因此在物联网、车联网、工业互联网兴起后，很多企业依旧选择使用传统大数据处理平台来进行时序数据处理，在业务发展后，数据量也随之剧增，甚至达到了每日亿级的数据量，传统的数据解决方案面临性能瓶颈，成本也逐渐攀升。因此，现在很多制造企业在进行数据架构改造时，就直接锁定时序数据库来实现智能制造的快速转型。

06. 智能制造行业数据处理解决方案

当前，在智能制造场景下，企业面临的数据处理痛点问题主要包括：

写入吞吐低：单机写入吞吐量低，很难满足时序数据千万级的写入压力；

存储成本大：在对时序数据进行压缩时性能不佳，需占用大量机器资源；

维护成本高：单机系统，需要在上层人工进行分库分表，维护成本高；

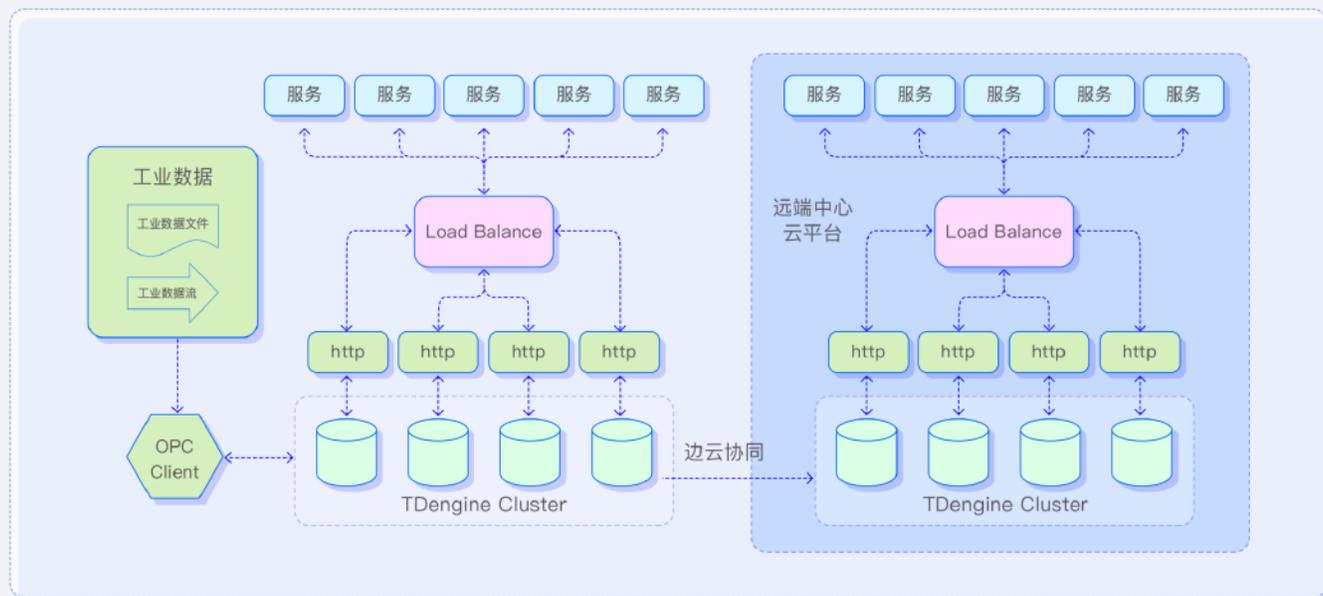
查询性能差：查询速度慢，尤其是海量实时数据的聚合分析性能差。

在调研了数百个业务场景的基础上，从解决上述企业痛点问题角度出发，TDengine 完成了 3.0 版本的迭代，不仅从“云就绪”升级成为一款真正的云原生时序数据库，打造了全新流式计算引擎，无需再集成 Kafka、Redis、Spark、Flink 等软件，大幅降低系统架构的复杂度。同时，3.0 还将存储引擎、查询引擎都进行了优化升级，进一步提升了存储和查询性能。

在 2023 年 9 月发布的 3.1.1.0 版本中，TDengine 还打造了核心模块 taosX，它具备强大的数据抓取、清洗、转换、加载(ETL)功能，除了能无缝对接物联网的 MQTT 协议外，还能对接 OPC-UA、OPC-DA、PI System 等工业数据源。通过 taosX，不用一行代码，工业场景里流行的 PLC、SCADA、DCS 等系统都可以通过简单配置，将数据源源不断地实时写入 TDengine，同时在 BI 以及可视化工具中呈现出来，实现远程监控、实时报警

系统架构图 x TDengine

当前，TDengine 已经应用在众多能源企业的数据架构改造项目中，它的引入帮助这些能源项目显著减少了组件数量，简化了架构的复杂度，降低存储成本的同时业务响应实时性也有所提升，业务写入、查询和分析的实时性要求也得到了保障。





智能制造企业案例

1. 西门子 x TDengine
2. 美的 x TDengine
3. 和利时 x TDengine



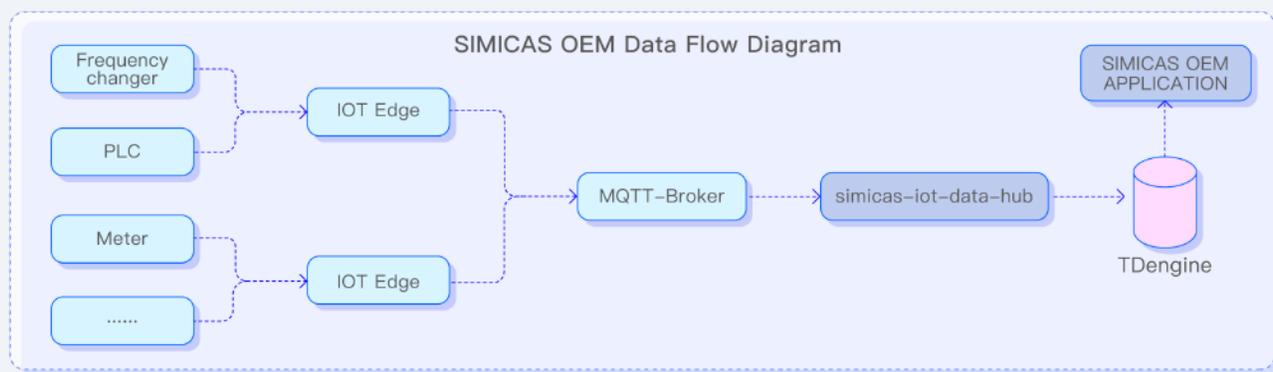
查看案例详情

西门子 x TDengine

“从高性能、高可用、低成本、高度一体化几个目标出发，我们发现 TDengine 正好符合产品重构所有的要求，尤其是低成本和高度一体化这两个点，这是目前绝大部分数据平台或时序数据库都不具备的。在确定选择 TDengine 作为系统的数据库后，我们在 SIMICAS® OEM 2.0 版本中移除了 Flink、Kafka 以及 Redis，系统架构大大简化。”

SIMICAS® OEM 设备远程运维套件是由 SIEMENS DE&DS DSM 团队开发的一套面向设备制造商的数字化解决方案。在其 1.0 版中，团队使用了 Flink + Kafka + PostgreSQL + Redis 的架构，因为引入了 Flink 和 Kafka，导致系统部署时非常繁琐，服务器开销巨大；同时为了满足大量数据的存储问题，PostgreSQL 中不得不做分库分表操作，应用程序较为复杂。这种情况下，如何降低系统复杂度、减少硬件资源开销，帮助客户减少成本，成为研发团队的核心任务。在调研过程中，TDengine 脱颖而出。

系统架构图 x TDengine





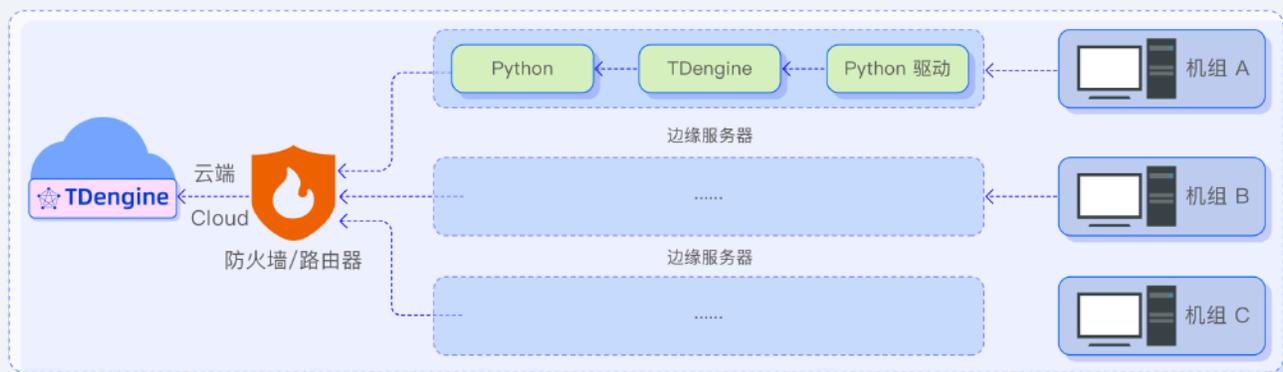
查看案例详情

美的 x TDengine

“当前，TDengine 主要被应用于中央空调制冷设备的监控业务中，作为先行试点，这一场景已经取得了不错的效果。在楼宇智能化方面，我们也有很多工作要做，从边缘侧的监控、到指令控制、再到边云协同的一体化服务，我们会在这些场景中继续探索和挖掘 TDengine 的潜力。”

在 2021 楼宇科技 TRUE 大会上，美的暖通与楼宇事业部首次发布了数字化平台 iBuilding，以“软驱硬核”方式赋能建筑行业。作为一个全新的项目，iBuilding 在数据库选型上比较谨慎，分别对比了关系型数据库以及主流的时序数据库，包括 InfluxDB、TDengine、MySQL 等，因为在需求上更偏向于高效的存储和大范围时间的数据拉取，iBuilding 在综合评估了适配、查询、写入和存储等综合能力后，最终选择了 TDengine。

系统架构 x TDengine





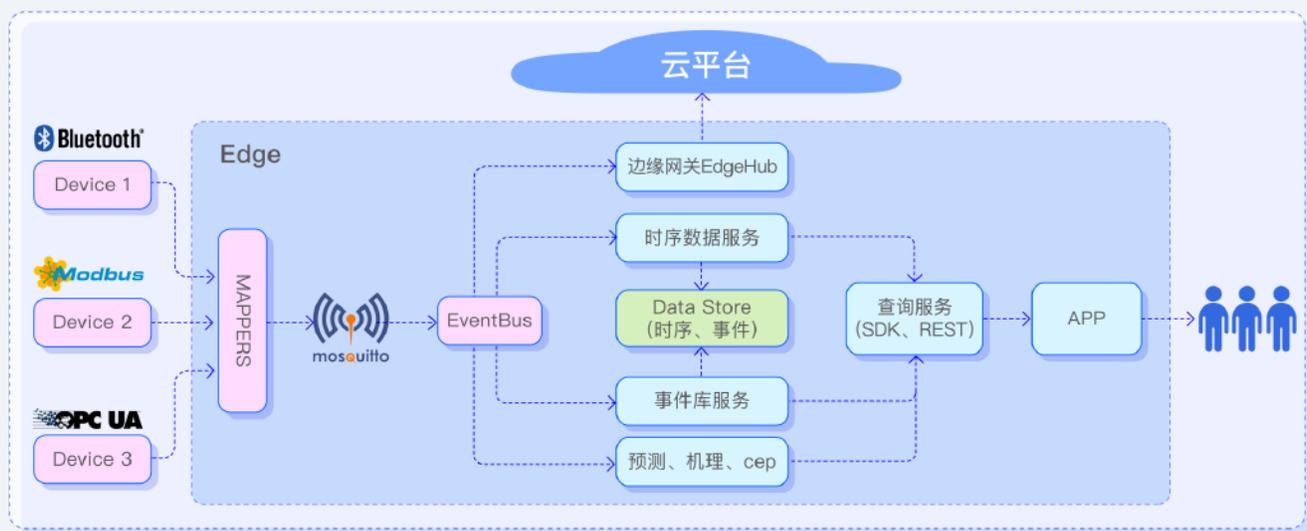
查看案例详情

和利时 x TDengine

“在测试阶段，我们发现，同等条件下，TDengine 的压缩率最高，数据占用的存储空间最小；在原始数据查询上，OpenTSDB 最慢，TDengine 与 HolliTSDB 在伯仲之间；在聚合查询操作上，TDengine 最快，HolliTSDB 的速度和 InfluxDB 相当，OpenTSDB 最慢。同时，InfluxDB 只能单机部署，集群版本并未开源，且查询性能存在瓶颈，其 QPS 约为 30-50。”

在智能制造场景下，面对庞大的时序数据处理需求，Oracle、PostgreSQL 等传统关系型数据库越来越吃力，因此和利时开始进行时序数据库的选型，对 InfluxDB、OpenTSDB、HolliTSDB（和利时自研时序数据库）和 TDengine 的四款时序数据库进行了选型调研及相关测试。测试结果显示，在同等条件下，TDengine 在查询、存储等方面均优于其他几款数据库，最终和利时决定接入 TDengine，以享受更多元的本地化支持和响应。

系统架构图 x TDengine



总结

从以上案例中不难看出，在智能制造场景下，面对庞大的时序数据处理需求，专业的时序数据库显然比传统的数据解决方案效果更加明显，上述企业案例在架构改造后，确实达到了更高程度的降本增效。

了解更多，请访问 www.taosdata.com

