

赛宝智库

# 质量大数据白皮书

——数字化转型系列研究报告 No.1

工业装备质量大数据工业和信息化部重点实验室

工业和信息化部电子第五研究所·赛宝智库

2022年7月



## 特别鸣谢

工业和信息化部科技司

工业和信息化部信息技术发展司

## 编写单位

工业和信息化部电子第五研究所

北京工业大数据创新中心有限公司

西安电子科技大学

华为技术有限公司

海克斯康（中国）有限公司

北京寄云科技有限公司

格创东智科技有限公司

昆仑智汇数据科技（北京）有限公司

航天云网数据研究院（广东）有限公司

山东浪潮工业互联网产业股份有限公司

北京索为系统技术股份有限公司

深圳华龙讯达信息技术股份有限公司

上海优也信息科技有限公司

湖北航天技术研究院

浙江讯飞智能科技有限公司

山东恒远智能科技有限公司

上海致景信息科技有限公司

江苏康缘药业股份有限公司

苏州维信电子有限公司

## 编委会

主 编：陈立辉

副主编：王 勇

成 员：黄创绵 冯冠霖

## 编写组

聂国健 谢克强 胡 宁 田春华 蒋诗新

李泉洲 陈冰泉 徐 海 刘振国 廖鑫婷

钟书棋 徐 地 张 硕 时培昕 胡梦君

欧俭华 李志芳 郭小龙 朱耿良 吴 云

常建涛 马 龙 管瑞峰 杨时渠 孙凯明

吕晓楠 韩红波 解光耀 陈 芳 韩 放

# 前言

制造业是立国之本、强国之基、大国经济的“压舱石”，增强制造业质量优势对于推动产业链中高端跃升、构建新发展格局、加速经济高质量发展具有重要意义。以大数据为代表的新一代信息技术与质量管理深度融合产生质量大数据，不断提升制造业全要素、全价值链、全产业链质量管理活动数字化、网络化、智能化水平，加速制造业的数字化转型。

为贯彻落实《关于深化新一代信息技术与制造业融合发展的指导意见》《工业和信息化部关于工业大数据发展的指导意见》（工信部信发〔2020〕67号）《制造业质量管理数字化实施指南（试行）》（工信厅科〔2021〕59号），开展质量管理数字化理论与实践研究，发挥大数据等新一代信息技术对质量提升的基础支撑作用，助力制造业高质量发展，工业装备质量大数据工业和信息化部重点实验室联合工业和信息化部电子第五研究所赛宝智库组织相关单位编写了《质量大数据白皮书》（以下简称《白皮书》）。《白皮书》旨在为政、产、学、研、用各方组织开展质量管理数字化工作提供参考，以质量大数据赋能企业全面质量管理，强化产业链质量协同，构建质量创新生态。

《白皮书》聚焦质量大数据的架构、模式、模型、机制、实践等方面，给出质量大数据参考架构统领白皮书全文。参考架构包括数据视角、技术视角和业务视角三大视角，其中数据资源是价值起点，技术支撑是工具，业务落地是目标，数据、技术、业务三个视角统筹推动质量大数据的建设。

**第一章 概念内涵**，给出质量大数据的定义；提出质量大数据参考架构，包括数据维、技术维和业务维；阐述了质量大数据的特征，分析了质量大数据与其它新型技术的关系。

**第二章 历程现状**，从质量管理体系和质量分析技术的演化、大数据带来的契机阐述了质量大数据的发展历程和重要意义；从技术研究、行业应用、发展政策等方面介绍了质量大数据发展现状；最后分析了质量大数据当前面临的主要挑战。

**第三章 业务视角**，给出业务维度模型，从生产体系、管理体系、应用模式三个维度分析了业务视角的质量大数据，并对典型的应用模式进行了剖析。

**第四章 数据视角**，从数据要素体系、数据资源体系、数据治理体系着手，回答“质量数据在哪里”、“数据资源怎么建”、“数据质量怎么保障”“数据资源怎么用”等问题。

**第五章 技术视角**，给出质量全生命周期框架，提出质量数据平台四层架构，从数据存储、数据服务、数据分析三个方向分析相关关键技术。

**第六章 实施框架**，从企业侧和产业侧视角出发，给出质量大数据实施路径的指导框架。

**第七章 趋势展望**，从技术演变、业务应用、产业发展等方面展开，展望了质量大数据的发展趋势，远眺了质量大数据驱动的制造业质量管理数字化的未来。

**第八章 应用案例**，对典型案例进行剖析，揭示企业如何通过质量大数据来实现对质量的实时管理和精准控制，生产

出高质量的产品，提供高质量的服务。

《白皮书》编写过程中受到社会各界专家的关注和大力支持。在此特别感谢清华大学软件学院院长、大数据系统软件国家工程实验室执行主任王建民教授，北京航空航天大学研究生院副院长、数字媒体北京市重点实验室主任李波教授，西安电子科技大学智能制造与工业大数据研究中心主任孔宪光教授，北京大学工业工程与管理系副系主任张玺副教授，走向智能研究院执行院长赵敏，上海优也科技有限公司首席科学家郭朝晖，上海铭骏质量技术服务有限公司总经理韩俊仙，昆仑智汇数据科技（北京）有限公司总经理陆薇，中国电子科技集团第二十九所高级工程师史建成，工业和信息化部电子第五研究所研究员潘勇、何小琦、杨晓明等诸位专家提供的真知灼见和宝贵修改意见。

工业提质增效，经济高质量发展，都离不开高质量的管理体系、高质量的生产系统、高质量的工业产品。而这一切，都与质量大数据密切相关。质量大数据是一项新兴的技术体系，制造业质量管理数字化是一项综合性系统工程，需要长期发展过程。因此，《白皮书》的制定仅仅是一个初始的、阶段性的描述和框定，其中还有很多尚未深入研究、清晰阐述和完整论述之处，期待能够得到各方面的意见与建议，不断更新和完善《白皮书》，共同把工作做扎实、做深入、做持久，推进制造业数字化转型，加快制造强国、质量强国建设。





# 目录

1. 质量大数据的内涵 .....	1
1.1 质量大数据的概念和外延 .....	1
1.1.1 质量大数据的业务维度.....	3
1.1.2 质量大数据的数据维度.....	4
1.1.3 质量大数据的技术维度.....	6
1.2 质量大数据的特征 .....	8
1.3 与其它技术的关系 .....	11
1.3.1 质量大数据与工业互联网的关系 .....	12
1.3.2 质量大数据与数字孪生的关系.....	13
1.3.3 质量大数据与工业大数据的关系 .....	14
1.3.4 质量大数据与人工智能的关系.....	14
1.3.5 质量大数据与区块链的关系.....	15
2. 质量大数据发展历程与现状 .....	16
2.1 质量大数据的发展历程 .....	16
2.1.1 质量管理体系的演化.....	16
2.1.2 质量数据分析的演变.....	17
2.1.3 大数据带来的契机.....	19
2.2 质量大数据的现状 .....	22
2.2.1 技术研究现状.....	22
2.2.2 行业应用现状.....	24
2.2.3 发展政策现状.....	25

2.3	质量大数据面临的挑战.....	30
3.	质量大数据的业务视角.....	33
3.1	生产体系.....	34
3.2	管理体系.....	36
3.3	应用模式一：重点业务环节的质量管理优化.....	36
3.3.1	以产品质量为导向的设计优化.....	36
3.3.2	以生产质量为导向的工艺优化.....	41
3.3.3	以质量为导向的生产设备预测性维护.....	42
3.4	应用模式二：供应链产业链的质量协同优化.....	43
3.5	应用模式三：质量公共服务与新生态.....	45
4.	质量大数据的数据视角.....	47
4.1	数据要素体系.....	47
4.2	数据资源体系.....	48
4.2.1	数据资源目录.....	48
4.2.2	数据资源融合.....	52
4.2.3	数据共建共享.....	57
4.3	数据治理体系.....	58
4.3.1	数据标准体系.....	60
4.3.2	数据质量管理.....	61
4.3.3	数据安全防护.....	63
5.	质量大数据的技术视角.....	65
5.1	技术架构.....	65

5.1.1	质量全生命周期架构.....	65
5.1.2	数据平台架构.....	66
5.2	数据存储：多模态数据的数据湖技术.....	68
5.3	数据服务：质量大数据的领域建模技术.....	77
5.4	数据服务：基于领域模型的查询技术.....	80
5.5	数据分析：面向多场景多数据源的数据分析技术... ..	81
6.	<b>质量大数据的实施路径</b> .....	<b>85</b>
6.1	企业侧 .....	85
6.2	产业侧 .....	90
7.	<b>质量大数据的未来展望</b> .....	<b>94</b>
7.1	技术发展趋势 .....	94
7.2	应用发展趋势 .....	97
7.3	产业发展趋势 .....	98
8.	<b>质量大数据典型案例</b> .....	<b>100</b>
8.1	以产品质量为导向的设计优化.....	101
8.2	以生产质量为导向的工艺优化.....	104
8.2.1	工艺质量参数优化.....	105
8.2.2	工艺质量缺陷识别.....	115
8.2.3	质量追溯.....	125
8.3	以质量为导向的生产设备预测性维护.....	132
8.4	面向供应链的质量协同优化.....	144
8.5	质量公共服务与新生态.....	154

参考文献.....	159
缩略语表.....	162

## 1. 质量大数据的内涵

制造业是立国之本、强国之基，增强制造业质量优势对于推动产业链向中高端升级转型至关重要。同时，质量作为评估工业设备、产品及服务能否稳定发挥其性能作用的关键指标，对工业技术升级、工业成本和消费体验均有较大影响。现代工业设备、产品及系统十分复杂，仅仅依赖传统的质量管理手段很难对其质量问题进行规避，从而实质性地提升其质量水平。而随着大数据、传感器、人工智能等技术领域的飞速发展，一些原本较为隐蔽的质量特征、关联关系可以从工业质量数据中得到挖掘。质量大数据可以将各类工业场景下的质量风险暴露，实现质量关联关系挖掘、质量水平优化和质量经验知识积累，达到工业产品和服务向中高端转型升级的目的，提升整体行业效益。本节尝试剖析质量大数据的内涵。

### 1.1 质量大数据的概念和外延

质量大数据根据质量管理在不同生产体系、管理体系和数据基础等上下文的内涵不同，决定了其边界和内容。从数据要素的角度，质量大数据是指围绕工业产品各种质量要求（功能型质量、性能质量、可靠性质量、感官质量等）在不同阶段（研发设计、生产制造、使用运行等）所产生的与产品质量相关的各类数据的总称，覆盖了人、机、料、法、环、测等多个因素。从业务范围的角度，质量大数据除了应用于单个企业内部的特定业务环节，也包括上下游企业构成的供应链协同和联动，甚至覆盖一个产业生态圈。从应用技术的角度，质量数据技术包括数据规划、检测采集、传输存储、建模查询、管控治理、统计分析和应用等相关技术，而质量大数据更聚焦在针对海量异构质量数据的平台、分析和应用等大数据技术。

从上面的描述可以看出，质量大数据有业务、数据、技术等不同的维度，不同维度上的差别决定了质量大数据在不同行业、不同企业的侧重点不同。例如，在医药、食品等行业，全产业链质量追溯是重点；对于半导体生产，先进过程控制（Advanced Process Control, APC）是重点；对于装备制造，全生命周期（从研发、制造到运维）的质量管控与优化是重点。基于多个行业实践和调研，本白皮书归纳出如图 1.1 所示的质量大数据的参考模型，从业务、数据、技术三个维度对质量大数据的范畴和内涵进行刻画。

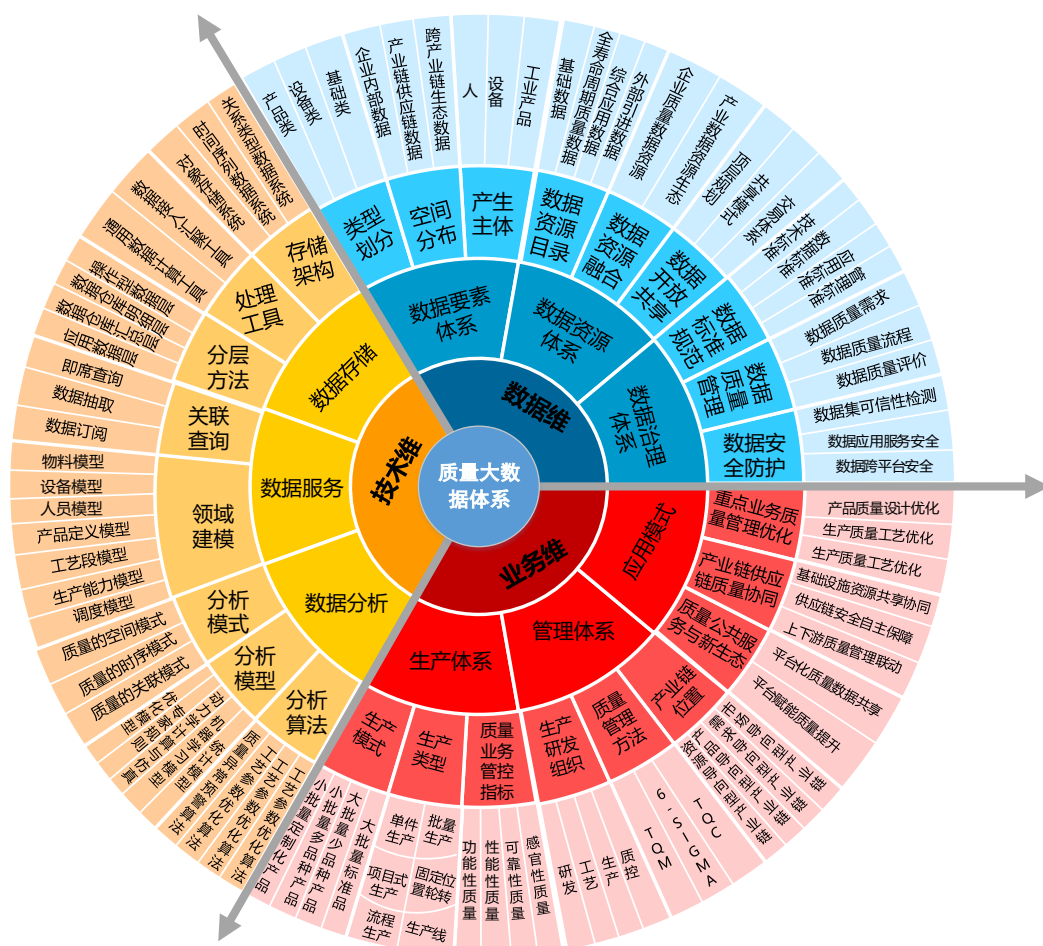


图 1.1：质量大数据参考架构



### 1.1.1 质量大数据的业务维度

业务视角刻画了质量大数据的业务上下文，包括了生产体系、管理体系和应用模式等三个维度。

#### 1. 生产体系

在生产体系维度上，包括产品特点、生产类型和质量指标管控三个方面。从产品特点，工业产品可以分为小批量定制化产品（如工艺品、水力发电机组）、小批量多品种产品（如冲压件、印刷品）、大批量少量品种（如汽车、工程机械、3C 产品）、大批量标准品（如石化、食品），不同产品特点决定了合适的生产类型，包括加工车间（Job Shop）、流水车间（Flow Shop）、流水线（Line Flow）、流程生产（Continuous Flow）等典型生产类型。产品特点和生产类型决定了质量指标的侧重点（功能性质量、性能性质量、可靠性质量、感官性质量等）。

#### 2. 管理体系

在管理体系维度上，包括产业链（产业链的形态以及企业在产业链的位置）、质量管理体系（如 TQM、6-Sigma、TQC 等）、生产研发组织体系。产业链可以分为资源导向型、产品导向型、需求导向型、市场导向型等不同类型，一个企业在产业链中的位置决定了质量管理的侧重点；质量管理体系的选择取决于生产体系和产业链；生产研发组织决定了企业内部的质量管理落地途径和业务场景。

#### 3. 应用模式

在应用模式维度上，根据应用场景可以总结为三种应用模式。1) 面向特定业务环节的数字化质量管理：各类企业将质量大数据在研发、生产、存储、运输、供应、销售、服务等环节的融合应用，开展数字化质量设计、质量检验、质量控制、质量分析和质量改进，提升企业质量管理的效率效益；2) 供应链质量协同：供应链上下游企业基于数

数字化产品模型和全生命周期质量信息追溯，以及各环节业务数据协同分析，实现数据驱动的全价值链、全生命周期的质量策划、质量控制和质量改进，实现企业内及上下游企业间质量管理协同和联动；3) 质量生态共建共创与共享：具备平台化运行和社会化协作能力的企业，与生态圈合作伙伴共建质量管理平台，实现生态圈数据智能获取、开发、在线交换和利用，建立质量生态管理体系，形成质量共生新生态。

### 1.1.2 质量大数据的数据维度

从数据维来看，质量大数据可从数据源、资源体系和治理体系的层次进行划分。

#### 1. 数据来源

数据来源的分析和管理的工业质量大数据的基础，是实施质量大数据的第一步。数据源包括产品设计、生产制造、售后、回收产品全生命周期质量数据和供应生态质量数据。

产品全生命周期质量数据是指产品“从初始到报废”全流程环节相关质量数据，如包括产品信息、设备信息、生产信息、检测判定信息、运维信息、人员信息、安全信息等，涉及到 CAX、ERP、PLM、MES、QMS 等工业软件系统。此外，产品质量大数据的主要部分为生产工艺与设备状态相关的数据。例如在半导体行业中，企业基于 EAP (Equipment Automation Program) 系统，通过 SECS (SEMI Equipment Communications Standard)、GEM (Generic Equipment Model) 等通讯协议，完成对机台状态监测信息的收集。而对质量检测机台的数据，可基于 FDC (Fault Detection and Classification) 系统完成收集。

在传统的工业或企业组织中，各个业务流程信息被分散在各部门孤立的业务系统中。这些信息通过跨部门、跨层级的业务信息整合，便构成了工厂或企业内部的质量大数据源。随着互联网与工业的深度融合，外部互联网也是质量大数据不可忽视的来源。包括供应商数据、



市场反馈、市场分析等。此外，外部互联网还存在数量庞大的公开数据，如影响工业装备作业的气象环境数据、影响生产成本的法规数据等。

随着科技进步、消费升级，质量由满足功能、性能，到提升客户体验成为必然趋势。很多企业都已把质量定义为客户体验。不同于产品和设备功能或性能方面的数据，与客户体验相关的质量数据往往分散在战略部门、市场/企划部门、研发设计部门等多个业务部门，目前尚未形成成熟的统一管理模式。在家电行业中，客户画像、客户需求 VOC (Voice of Customer) 的提炼，先进标准的检索、前期预研过程中的数据已作为体验质量数据的重要部分进行管理。

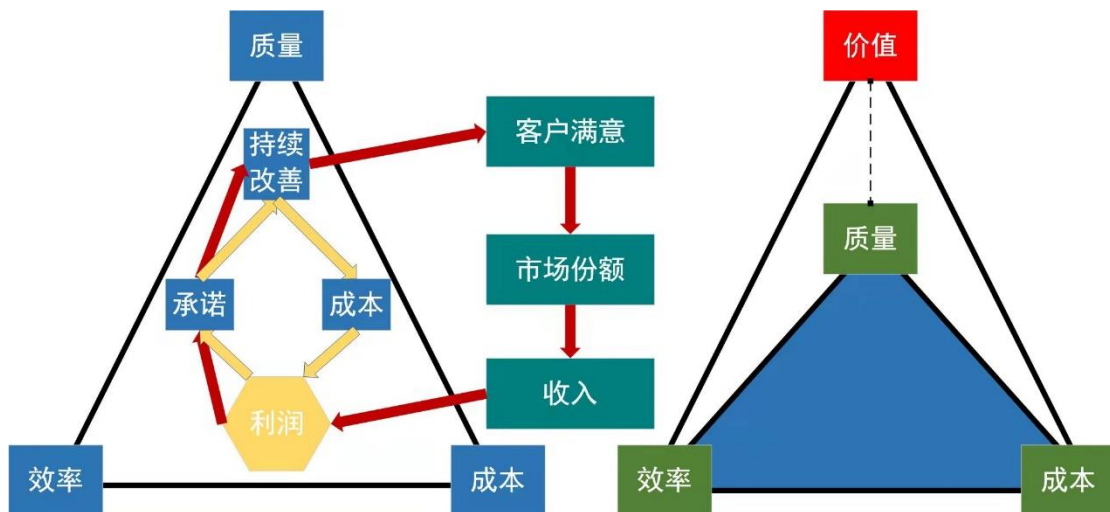


图 1.2 面向用户体验的质量数据分析流程

## 2. 资源体系

从不同粒度来看，质量数据资源体系包括企业资源体系、产业资源体系。企业资源体系是以企业自身为核心，注重企业内部质量数据的采集与存储，基于企业产品生命周期质量管控需求，集成企业内部不同来源质量数据，构建企业质量数据资源，实现基于企业质量数据资源的跨部门协作、数据共享等。

产业资源体系是以产业链供应链为核心，注重跨企业、跨区域的产业链供应链上下游企业质量数据的串接、集成，以提升产业链供应

链质量管控能力为目标，集成接入企业、质量服务机构、质量监管机构数据，构建产业质量数据资源，实现基于产业质量数据资源的跨企业协作、质量风险防控、数据共享等。

### 3. 数据治理

数据质量管理是质量大数据治理的核心，数据治理可分为基于数据标准、按需治理两大类，数据治理标准、治理工具、数据质量指标是治理的核心要素。从顶层数据治理制度、标准与规范到基于平台数据治理实施，保障数据质量，以数据推动数字化质量管理，打破数据孤岛、确保源头数据准确、促进数据共享、保障数据隐私与安全。

治理标准：包括数据质量管理制度、国际质量相关法律法规、数据治理规范等，如《产品生命周期数据管理规范》《信息技术服务 外包 第 4 部分：非结构化数据管理与服务规范》《信息技术服务 治理 第 5 部分：数据治理规范》。

治理工具：支持质量大数据治理工作，为后续具体的分析应用提供可靠和安全的质量数据。治理工具包括数据标准工具、数据质量工具、元数据管理工具、主数据管理工具、数据生命周期管理工具和数据安全工具等。

数据质量指标：制定质量数据的质量要求和质量指标，在质量数据的收集存储、分析应用和维护等阶段，对所产生的质量问题进行识别、监控和预警等，保障质量数据的完整性、准确性、及时性以及一致性。

#### 1.1.3 质量大数据的技术维度

为了让数据更好的被管理和分析，企业或行业需要建立质量数据平台，横向打通各线数据，对质量相关数据进行统一汇聚和集成。同时，数据平台需要端到端的考虑数据消费场景，同时支持数据管理、数据分析计算管理和质量分析应用。如图 1.3 所示。质量应用与其他

业务应用开发没有太大差别，因此，技术维度主要从数据存储、数据服务、数据分析三个层面讨论。

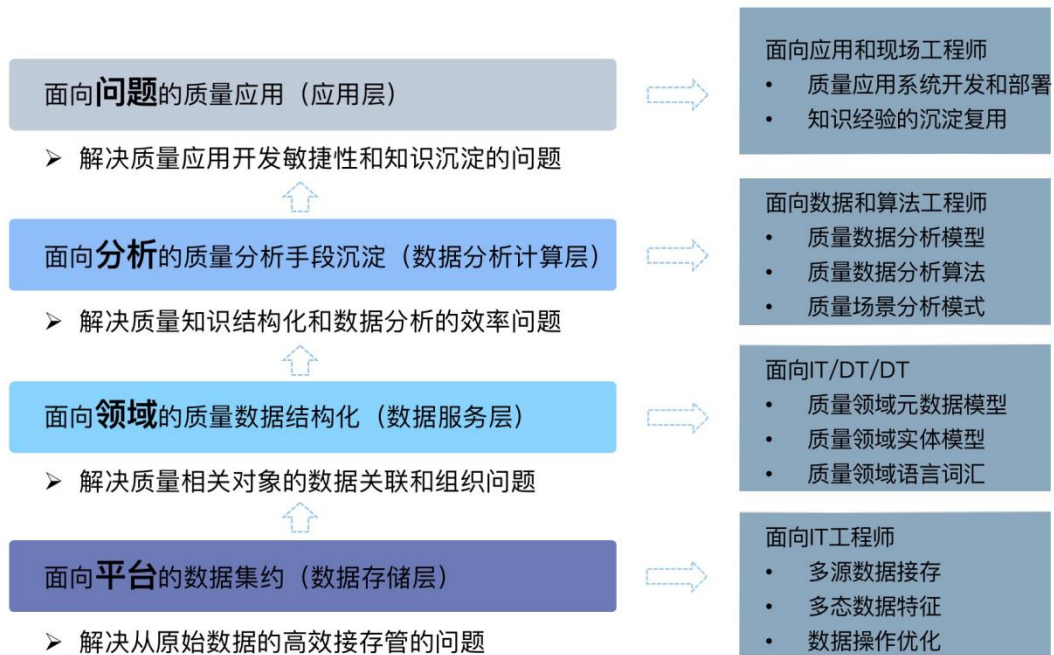


图 1.3 质量大数据的四个层面

## 1. 数据存储技术

数据存储主要解决海量多模态数据的接入与存储问题，包括数据存储架构、数据处理工具和分层资源化方法。多模态数据的数据湖技术需要突破的是针对不同类型数据的存储技术，并在充分考虑多源异构数据各类特性之上的高效处理和计算工具和技术，以及如何对数据分层进行管理。简言之，该技术研究如何形成可扩展的一体化存储系统和工具集。多模态数据湖的关键技术主要包括：1）多模态质量数据存储架构，针对工业数据在质量相关的物理过程的不同阶段、不同流程呈现多种类型（关系、时序、非结构化等）的特点，研制不同的数据存储管理引擎和系统致力于对多模态质量数据进行高效地接入汇聚和存储，能够按照产品编号，产品生命周期、质检情况等多种维度进行灵活数据组织和高效访问。2）质量大数据处理工具集，聚焦如何把数据汇聚到数据湖里，以及为对湖中的数据进行分析和利用提

供计算支持。构建一个高效的通用计算层为数据存储层之上的其他层级（例如数据服务层、数据分析层）在进行蕴含业务语义的数据分析、多模态数据间关联计算等操作时，提供高效计算支撑。3）质量大数据分层资源化，将数据湖中存储的多模态数据进行数据分层，在数据访问性能、数据口径统一度、减少重复开发等方面显著受益。

## 2. 数据服务技术

数据服务技术主要解决高维质量数据的有序和灵活访问，包括领域建模和跨域查询等技术。1）领域建模技术，从质量分析应用的视角看，需要把上述数据进行集成和关联，构建统一数据服务，才能从根本上提高质量大数据的访问效率，加速质量分析和应用的创新速度。因此，在传统的大数据平台之上，需要对多维质量数据进行统一模型管理和查询层，以统一数据服务的形态对上层应用提供数据访问能力。2）基于领域模型的查询技术，数据关联查询引擎的作用是根据工业物理对象模型对上层应用发出的数据关联查询请求进行分解，并调度到底层的各个数据系统中实际执行，并把查询结果汇总，加工变成上层应用所需的格式。

## 3. 数据分析技术

数据分析主要是解决质量分析的共性的模式、模型和算法问题。共性的质量分析算法可以归纳为基础分析算法、时空模式挖掘算法、异常预警和工艺参数优化四类算法。基于这些共性算法，一个分析模型可以通过算子组装快速实现，同时也方便全要素全环节质量分析模型库的灵活扩展。

## 1.2 质量大数据的特征

质量大数据作为以大数据形式表征的工业产品、设备与系统质量数据集，具有跨尺度、协同性、多因素、动态化等特性。





图 1.4 质量大数据的主要特性

所谓“跨尺度”，是指质量大数据作为一个统称集合，囊括了多个工业行业的不同阶段、不同生产模式和环节的多种质量数据。这些数据由于表征对象、属性、量度等方面的差异，将工业对象的质量全貌以数字空间的形式得到了全面的展示，形成了质量数据在多个尺度的跨越。

所谓“协同性”，是指质量大数据的不同实体与关系数据的联动变化。由于工业系统是一个多要素、多环节的系统，各个环节的质量指标数值均会影响下一个环节。例如对一个装备件 C 来说，它由零件 A 和 B 组装形成，当零件 A 的公差已经超过 C 的精度要求时，待装配的 C 是不可能达到质量要求的；当零件 A 和 B 的偏差存在互补效果时，装备件 C 的质量反而更高些。因此在产品的质量数据分析过程需要将各阶段质量数据作为整体来看待。

所谓“多因素”，是指产品质量的影响因素来源多样，包括人员、设备、物料、加工方法、加工环境、检测等多方面的因素。在企业建立工业产品质量大数据的过程中，多种因素数据的来源和形式也是多样化的，需要进行专门的集成和归纳。

所谓“动态化”，是指质量大数据是随时间的变化以及工业系统状态的变化而实时变化的。质量包含的大量特性数据主要是跟随产品全生命周期变化的，统计并理解产品质量特性数据在全生命周期的变化规律，能够使用户有效把握质量大数据的“动态化”特征，达到对产品的质量情况的全面了解。

此外，质量大数据由于其来源和应用的特点，与其他工业大数据相比，还具有其它特点：

### 1. 理论工具等基础较好，但存在大量碎片化的先验知识

质量大数据在管理上，有 6-sigma、TQM、精益管理（LEAN）等管理理念支撑，也有 ISO 9000、ISO 9001、ISO 13053 等流程标准；在技术上，有 SPC、ANOVA 等数理统计方法；在组织上，有工艺、质量管理、设备运维等固有部门支撑；在信息基础上，有 EAP、DCS、SCADA、LIMS 等软件系统支撑。

大数据分析 with 先验知识的有机融合在质量大数据中非常重要，但不同人员的知识或经验经常不对称（数据分析人员对工艺与生产管理了解得不够充分，工艺人员和行业咨询师常常对大数据分析技术的能力拿捏不准），需要一种可以使不同领域专家有效协同的机制，通过数据驱动方式，提高现有质量管控的时效性、预见性和自适应性，从而实现对更大范围要素的优化。

### 2. 影响因素维度大，对“数据质量”的要求更高

影响质量的因素众多，不少关键过程量数据没有被采集或难以采集，关键质量指标缺乏全样本数据。关键参数稳定并不等于生产过程稳定，紧靠数据无法完美勾勒出质量物理空间。数据质量不仅仅指的是数据结构（Data Schema）层面的完整性、规范性、关联性问题，还包括业务语义层面的有效性（测量原理、安装方式和位置、采样频率、测量精度和可靠性）、一致性（时空颗粒度和位置的一致性）、全面性



问题。

### 3. 质量大数据与生产管理的耦合度更高

质量大数据的应用中不存在统一的优化目标，这是因为企业在每个发展阶段对质量的要求均有一些差异，既不可能为了追求质量而一味提高设计制造成本，也不可能为了降低成本而一味压缩质量要求。同时，产品质量问题囊括了产品表面可检测的质量问题、设计问题、生产体系问题及流程潜在风险等，因此目前的质量大数据主要集中于企业更为关心的质量问题，具有较大的特异性。随着社会产品迭代速度的提升，与之匹配的质量大数据的分析优化迭代速率要求也需要进行一定提升。在现有质量体系下与大数据的融合主要可体现在重点质量指标改善（PDCA）、全面质量指标改善（TQM）、质量控制能力量化（DMAIC）和精确质量控制能力几个方面。其中，在重点质量指标改善上，大数据主要以关键质量指标统计分析、关键工艺数据分析、关键设备运行状况分析与设备可靠性分析等方面提供服务；在全面质量指标改善上，大数据技术主要应用于质量指标的统计分析、质量指标的相关性分析及指标优化等方面；在质量控制能力量化上，大数据技术主要应用在全集及多变量数据分析挖掘、动态参数的实时分析以及生产与客户需求关联多维质量数据分析上；在精确质量控制能力上，大数据技术主要应用在质量要素的精确管控上。

## 1.3 与其它技术的关系

质量大数据是基于工业场景提出的概念，属于工业大数据的一部分，在实际应用过程中需要与其他新型工业技术融合使用，以实现质量大数据的有效传输利用及可视化。

### 1.3.1 质量大数据与工业互联网的关系

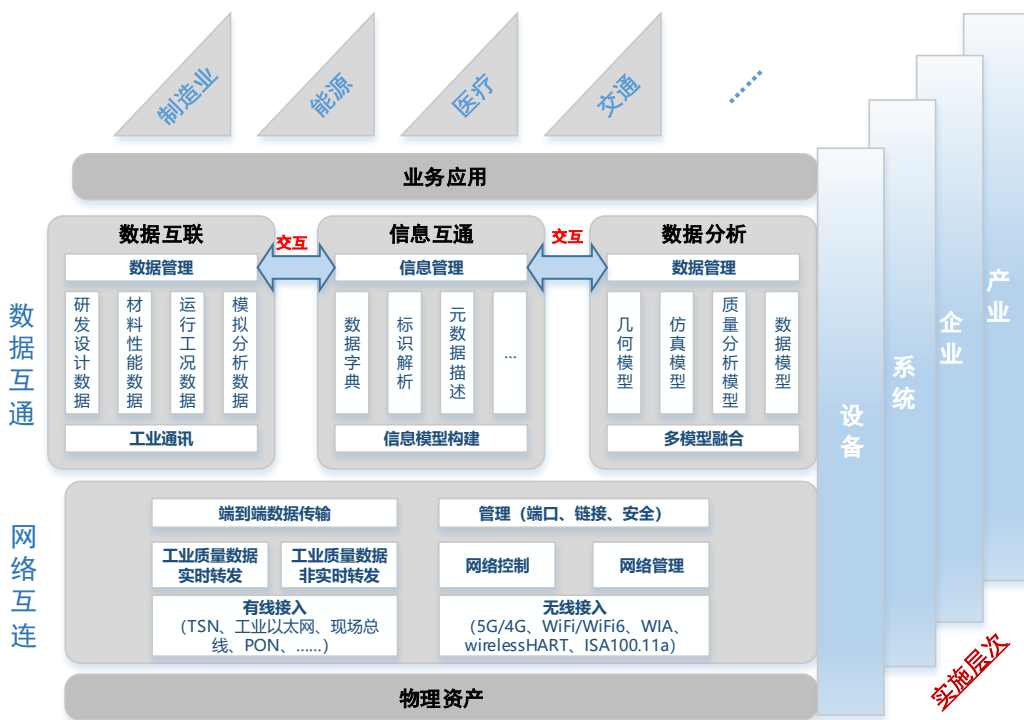


图 1.5 基于工业互联网体系的质量大数据使用模式

工业互联网关注的范畴更大，覆盖了供应链质量和公共质量服务和部分企业内的质量大数据。质量大数据的目的主要为产品设计、生产、运维全生命周期的质量分析管理提供数据来源，主要聚焦于与质量相关联的服务，旨在为企业提升产品的设计、制造和运行质量。而工业互联网作为将不同工业设备互联，并对数据进行统一网络化管理的技术架构，与工业质量大数据有着密不可分的关系。从实际工业系统来看，工业设备的状态、工艺数据、产品数据、反馈调整操作等数据是作为质量大数据的不同要素进行融合分析的，而工业互联网是将这些数据进行网络化管理的系统。基于工业互联网架构的质量大数据相关应用开发的模式与当前工业生产系统的特征具有较好的适配性，一方面这样的容器化部署技术不会使底层的硬件变化或迁移操作造成数据的丢失或服务的中断，另一方面通过这样的网络化结构能够更加有效地利用各种计算和存储资源来保障质量数据相关的服务。



### 1.3.2 质量大数据与数字孪生的关系

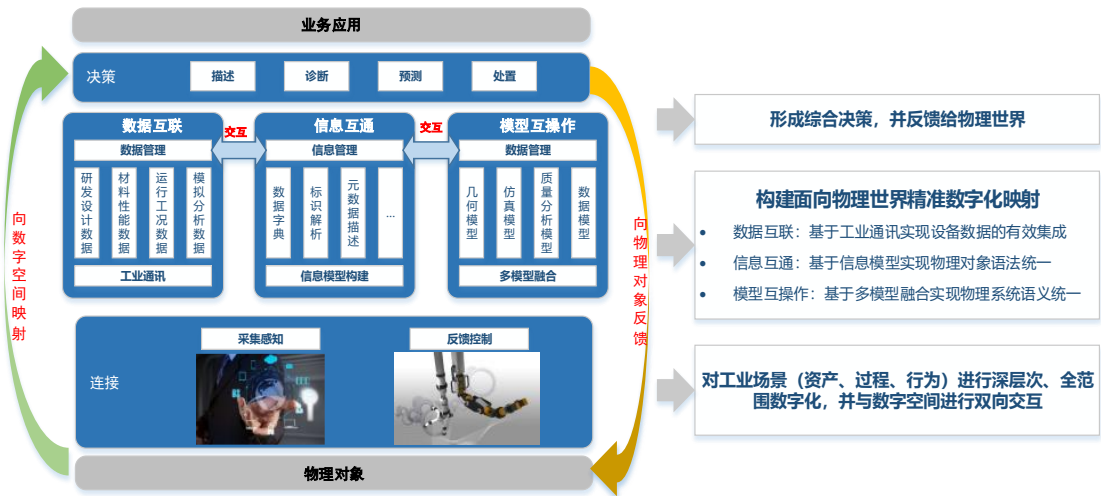


图 1.6 基于数字孪生技术的质量大数据使用模式

数字孪生技术是质量大数据的支撑技术之一，在质量设计仿真验证、生产过程可视化、生产过程仿真和异常预警等方面有很多应用。数字孪生是充分利用物理模型、传感器更新、运行历史等数据，集成多学科、多物理量、多尺度、多概率的仿真过程，在虚拟空间中完成映射，从而反映相对应的物理世界过程。数字孪生是一种超越现实的概念，可以被视为一个或多个重要的、彼此依赖的物理系统的数字映射系统。近期提出“元宇宙”可以看做数字孪生在交互层面的扩展，是利用科技手段进行链接与创造的，与现实世界映射与交互的虚拟世界，具备新型社会体系的数字生活空间。

工业场景中为了更好地研究设备运行和产品加工的具体内部应力、形变、损伤、振动等多种难以观察的质量数据，常用工业数字孪生技术将工业实体模型与其物理特性数据相结合，通过各类孪生算法模型，完成物理实体的数字空间映射。从定位上看，数字孪生是一种包含各类物理——数字空间转化技术的集合，能帮助质量大数据在微观机理上的分析呈现更加具象化的效果，同时基于数字孪生体系中的仿真分析技术，能够挖掘出工业物理实体本身的各类内部和外部应力

缺陷。

### 1.3.3 质量大数据与工业大数据的关系

质量大数据是工业大数据的一个重要应用方向。质量大数据作为衡量企业全生命周期运行质量的重要手段，对企业的日常经营有着重大作用。但站在企业整体的角度，质量只是一个业务维度，企业还有设备管理、生产管理、能源管理等等其它业务维度，同样也需要大数据支持。工业大数据正是使用大数据来帮助企业解决上述问题的统称。从范围来看，质量大数据是作为工业大数据的一部分而存在。对企业来说，一个底层数据源如设备的工况数据可能被用于支持多个业务应用领域，因此质量大数据和其他工业大数据常常存在多种交叉。从技术的角度来看，工业大数据平台、大数据分析、人工智能等技术在不同问题上有很多共性，通用的工业大数据技术往往可以引入解决质量大数据的问题。

### 1.3.4 质量大数据与人工智能的关系

人工智能是质量大数据分析的重要技术手段。人工智能技术包括专家系统、机器学习（包括深度学习）、进化计算、模糊逻辑等方向，在质量大数据中有很多应用场景，特别是机器学习和专家系统。深度学习算法在表面质量检测、X-Ray 检测等图像检测有广泛的应用，大大提高了质量检测的效率和覆盖率。机器学习算法在异常预警、工艺参数等场景中也有不少应用。质量排查通常会涉及到多个环节、大量参数、多个周期，排查工作量大，排查周期长，规则引擎（专家系统的简化形式）可以在质量排查自动化上发挥很大作用。质量大数据的要素维度高、类型多样但样本偏少，这些特点也促发了人工智能的很多新课题，例如小样本学习、多模态学习、联邦学习等。



### 1.3.5 质量大数据与区块链的关系

区块链是质量大数据可以利用的关键技术。区块链是一个分布式的共享账本和数据库，具有去中心化、不可篡改、全程留痕、可以追溯、集体维护、公开透明等特点。这些特点保证了区块链的“诚实”与“透明”，能够解决信息不对称问题，实现多个主体之间的协作信任与一致行动。区块链可以作为质量追溯的支撑技术，实现产业链不同企业间的产品标识的链接机制，也为产业链的质量协同优化和联邦学习典型技术基础。在质量大数据的应用中，除了产品追溯外，其他场景都面临着信息差异大（不同行业质量数据信息差异性大、不同分析主题的信息需求的范围和颗粒度差异也很大）的挑战，这也为区块链技术提出新的课题。

## 2. 质量大数据发展历程与现状

### 2.1 质量大数据的发展历程

#### 2.1.1 质量管理体系的演化

按照质量管理在各个国家实践的特点来看，质量管理学科的发展经历了四个阶段，如图 2.1 所示。

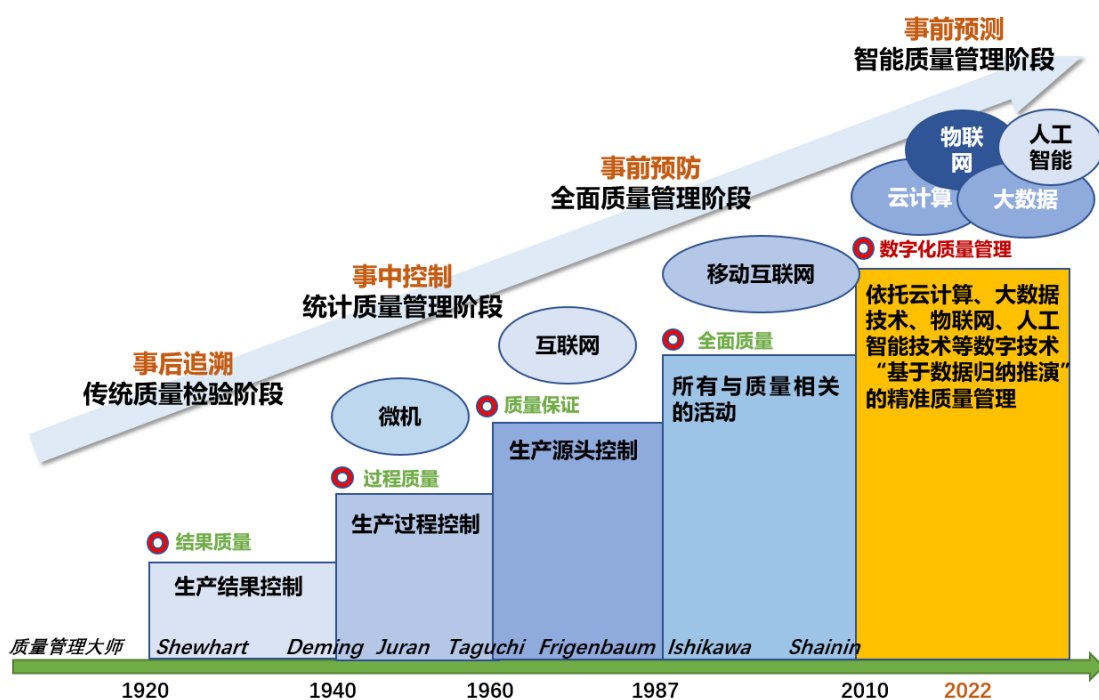


图 2.1 质量管理学科发展的四个阶段

#### 1. 传统质量检验阶段（20 世纪初至 20 年代末）

质量检验阶段第一次将质量管理从生产管理独立出来，其特点是以事后检验为主。

代表人物及其理论有：泰勒的科学管理理论，建立专职检查制度；费希尔的方差分析和实验设计理论等。

#### 2. 统计质量管理阶段（20 世纪 30 年代至 50 年代）

相较于质量检验阶段，统计质量控制阶段从单纯地依靠质量检验事后把关，发展到工序过程控制，显著的特点是质量的预防性控制和

事后检验相结合，形成质量管控的闭环。

代表人物及其理论有：休哈特的统计过程控制理论；道奇的质量抽样检测理论等。该阶段将统计数学引入质量管理中，不但强调定性分析，还强调定量分析，是质量管理学科走向成熟的标志。

### 3. 全面质量管理阶段（20世纪60年代至20世纪末）

全面质量管理将质量管理从生产单一环节扩展到全环节（设计、生产、运维等），强调质量管理是一个以质量管理为中心，以全员参与为基础，以生产的全过程为管理对象的系统工程。

代表人物及其理论有：费根堡姆的全面质量管理理论，田口玄一的田口法等。除此之外，各行业也出现了权威的质量管理标准，例如：适用于各行业的质量管理标准 ISO 9001，适用于汽车行业的质量管理标准 IATF 16949，适用于医疗设备行业的质量管理标准 ISO 13485，适用于视频行业的标准 ISO 22000，适用于航空航天和国防制造业的质量管理标准 AS9100 revC、AS9100 revD，适用于医疗设备制造行业的智能管理标准 ISO 13485 等。这些不同行业的质量管理标准对促进本行业的质量管理具有重要的指导作用。

### 4. 智能质量管理阶段（21世纪至今）

数字化质量管理是基于新一代信息技术与质量管理深度融合，提升全生命周期、全价值链、全产业链质量管理活动数字化、网络化、智能化水平，提高质量品牌竞争力的先进质量管理模式。数据、信息和知识是该阶段质量管理的重要资源。

## 2.1.2 质量数据分析的演变

传统的质量数据分析常用以下方法：

#### 1. 基于概率统计的分析方法

在对随机现象的研究和各种决策中，利用样本（数据）提供的信息去推断总体的数量规律性，作出有关总体的某种结论。推断统计学



是建立在概率与概率分布的理论基础上的统计方法。

## 2. 基于时间序列的分析方法

客观事物都是不断地在发展变化之中，对事物发展变化的规律，不仅要从内部结构、相互关联中去认识，而且应从随时间演变的过程中去研究。这就需要运用统计学中的时间序列分析方法。

对时间序列进行分析的目的，一是为了描述事物在过去时间的状态，二是为了分析事物发展变化的规律性，三是为了根据事物的过去行为预测它们的将来行为。

## 3. 基于失效物理的分析方法

以可靠性理论为基础，配合物理和化学方面的分析，说明构成产品的零件或材料发生失效的本质原因，并以此为改进设计和消除失效的依据，最终提高产品的可靠度。通过分析相关试验的结果，发现与零件、材料失效相关的特性参数、数学模型、退化模式等失效机理信息，进而建立寿命与各参数间的数学模型，提出本质的改善方法。

从物理本质上描述产品的失效机理，构建产品失效物理退化量与产品可靠性之间的内在联系，并以之进行可靠性统计推断。其目的在于说明失效本质，为消除或减少失效提供定量依据，最终提高产品的质量。

以上这些传统数据分析方法，大多数都是通过对原始数据集进行抽样或者过滤，然后对数据样本进行分析，寻找特征和规律，其最大的特点是通过复杂的算法从有限的样本空间中获取尽可能多的信息。传统抽样数据的量可能还不够大。根据调查研究的需要确定样本量的总体规模，是整个抽样的前提。总体规模涵盖不全面，可导致抽样误差和结果的无效。同时，传统的数据分析方法着眼于已经认识到的因素的分析，而忽视了故障因素的隐蔽性，不能针对所有因素进行全面系统的分析，可能造成分析结果不全面甚至不正确。



## 2.1.3 大数据带来的契机

### 1. 质量分析

随着计算能力和存储能力的提升，大数据分析方法与传统分析方法的**最大区别**在于分析的对象是全体数据，而不是数据样本，其最大的特点在于不追求算法的复杂性和精确性，而追求可以高效地对整个数据集的分析。质量大数据为质量分析带来四个转变，这些转变将改变质量管理中数据分析的方法。

**第一个转变：**在大数据时代，可以分析更多的质量数据，甚至是某个事物的全集质量数据，并且“样本”可以等于“总体”，而不需要随机抽样和多级抽样，可以洞察全局、整体的质量，更容易形成“**系统质量观**”。

**第二个转变：**在大数据时代，因为数据量非常庞大，可以不再热衷于追求精确性，而是可以适当忽略微观层面的精确性而专注于宏观层面的洞察力，偏重于用概率说话，接受混乱和不准确性，宽容错误可能会带来更多价值，不追求最高质量（质量是有成本的，很多时候并不是质量越高越好，需要综合考虑），而追求最具效能的质量，更容易形成“**效能质量观**”。

**第三个转变：**在大数据时代，质量分析将从寻找因果关系跃迁到寻找事物之间的关联关系，能让我们超越目前已掌握质量可靠性理论的局限，发现新的质量问题、挖掘新的潜在价值，更容易形成“**超前质量观**”。

**第四个转变：**在大数据时代，“数据+算法”研究范式将由于数据“量”的增长形成“质”的变革，简单算法比传统的复杂分析算法更有效，改变传统基于有限数据不得不花费大量精力追求算法复杂性、精密性和智能性的模式，花费更少的精力寻找有效的简单算法，计算分析的效率也将提升，更容易形成“**简单质量观**”。

## 2. 质量管理

质量管理 体系	PDCA 重点质量指标改善	TQM 全面质量指标改善	DMAIC 量化质量控制能力	智能化 精准的质量控制能力
质量管理 主要特点	描述质量要求 制定质量方案 质量问题分析 重点指标的改善	界定内外客户需求 设定全面质量指标 偏差统计分析 全面指标改善	量化客户需求 量化质量描述 质量影响数据分析 量化改善效果 量化控制能力	需求VS能力的分析 质量方案综合分析 质量最佳方案的选择 质量要素综合控制 精准的质量控制能力
大数据 技术的主要应用	<ul style="list-style-type: none"> <li>关键质量指标的统计分析</li> <li>关键工艺单元数据分析</li> <li>关键设备运行能力分析</li> <li>关键设备可靠性分析</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>质量指标的统计分析</li> <li>质量指标之间的相关性分析及指标的优化</li> <li>质量指标管理的不断完善</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>全集及多变量数据分析帮助发现更多的质量改善机会</li> <li>动态数据的即时分析和参数及时调整增强质量的控制能力</li> <li>多维度数据分析帮助了解生产与客户需求关联性</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>全面运用大数据分析技术指挥质量要素的管控</li> </ul>
带来的效果	关键生产工艺的质量控制能力的改善	提高质量指标管理系统的效力	增强过程控制能力，提高客户需求的满足率	通过精准的质量控制能力实现最佳质量控制方案

图 2.2 质量管理体系与大数据的融合关系

随着制造业数字化转型、高档数控机床的配置应用和自动化采集设备的广泛应用，工业装备生产产生的质量数据，逐渐被全方位采集和多形式记录，数据量、数据类型、数据传输均得到大幅提升和扩展，不断采集和积累的质量数据将质量管理推进到大数据时代。随着大数据时代的到来，基于大数据的质量控制、质量追溯等技术开始得到应用，质量控制变得比以前更加精准，基于质量大数据技术的智能质量管理模式将会是往后质量管理模式的重要发展方向。一方面，在既有质量管理体系下，质量大数据技术可以加速和提升关键过程环节的效率和质量，主要体现在质量问题的可视、可溯、可决这三个方面，如表 2-1 所示。

表 2-1：质量大数据从不同方面加速和提升效率和质量

	大数据的作用	在质量管理中的作用	
		大数据平台	大数据分析
可视	时效性、真实性、全面性	生产全要素的横向(以设备、工艺流程为中心的数据档案)、纵向(生产周期、保	新的检测方法(基于视觉、音频或传感数据的分析) 传感器或器具矫正





		养周期) 拉通	
<b>可溯</b>	支持专家, 深入探索, 而不用去各处抓数据	生产全要素的关联与追踪 (基于行业大数据模版)	问题排查自动化: 基于行业知识图谱、关联模型
<b>可决</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>把例行的事情自动化, 降低低价值工作的时间</li> <li>把模糊的规则明确化, 降低波动性和不确定性</li> <li>把复杂的问题简单化 (降维、找出典型模式)</li> <li>把事后响应变成提前预知, 把预防性变成基于状态的按需行动</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>透明化管理 (可借助 AR/VR 等技术)</li> <li>对比分析 (横向 / 纵向 Benchmark)</li> <li>典型工况案例库</li> <li>典型设备异常案例库</li> </ul>	<p><b>质量分析</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>质量根因分析</li> <li>控制参数优化</li> <li>质量异常预警</li> <li>质量时空模式分析</li> </ul> <p><b>设备稳定性</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>异常波动检测</li> <li>偏差识别</li> <li>预测性维修</li> </ul>

更重要的是, 通过一些数字化历程, 质量大数据管理将实现从“科学化”、“量化”到“智能化”的转型。

**在质量管理执行模式上,** 将从“以人和流程管理为中心”变为“以数据洞察和智能决策为中心”。过去是问题找人, 人来找设备找数据去支撑, 现在是问题去找数据, 分析后的结论再去找人; 过去是人需要主动发现改善点, 现在是潜在改善建议主动找人确认。这样, 质量管理人员不再受限于生产现场, 通过数字孪生可以在更大广度上实现质量的集中管理。

**在管理经验和知识的传承方式上,** 将“以人和文档为载体”的模式转变“以数字为载体”的模式。历史上出现过产品质量过程可以在很大程度上保持下来, 这样质量管理知识将可以跨越物理时空, 实现更大范围的沉淀; 知识载体是数据和模型, 经过大量数据不同场景的证伪检验, 可信度有相对客观的评价, 消除了传承损失, 复用成本更低。

## 2.2 质量大数据的现状

### 2.2.1 技术基础现状

#### 1. 质量数据采集体系日趋成熟

质量数据采集体系包括数据采集、存储、集成、管理、访问等，是质量数据分析和应用的基础。随着设备数字化程度的提高以及工业互联网平台的发展，企业能通过 ERP、MES、工业互联网平台等系统采集包含人、机、料、法、环、测环节的海量质量数据。据《2020 中国大数据产业发展白皮书》，自 2014 年起，大数据专利数量开始飞速增长，到 2019 年，中国共拥有大数据相关专利 32301 项，数据采集是大数据专利技术领域的热门词汇。在一些自动化程度较高的行业，如面板行业、SMT 生产行业等，质量数据采集体系已经十分成熟，为质量数据分析和应用奠定坚实的基础。

#### 2. 质量大数据分析技术蓬勃发展

传统的 SPC 控制图分析、方差分析等质量数据分析技术已经不能满足当下大量数据的分析需求。运用机器学习、深度学习等人工智能算法实现面向历史数据、实时数据、时序数据的聚类、关联和预测分析成为当下质量大数据分析技术的核心，随着人工智能算法的不断发展，基于这些最新的人工智能算法的质量数据分析层出不穷，质量大数据分析技术正在蓬勃发展。

目前质量分析主要集中在 6 个层面：质量根因分析、控制参数优化、质量异常预警、质量时空模式分析、质量检测和生产设备智能运维，如图 2.3 所示。

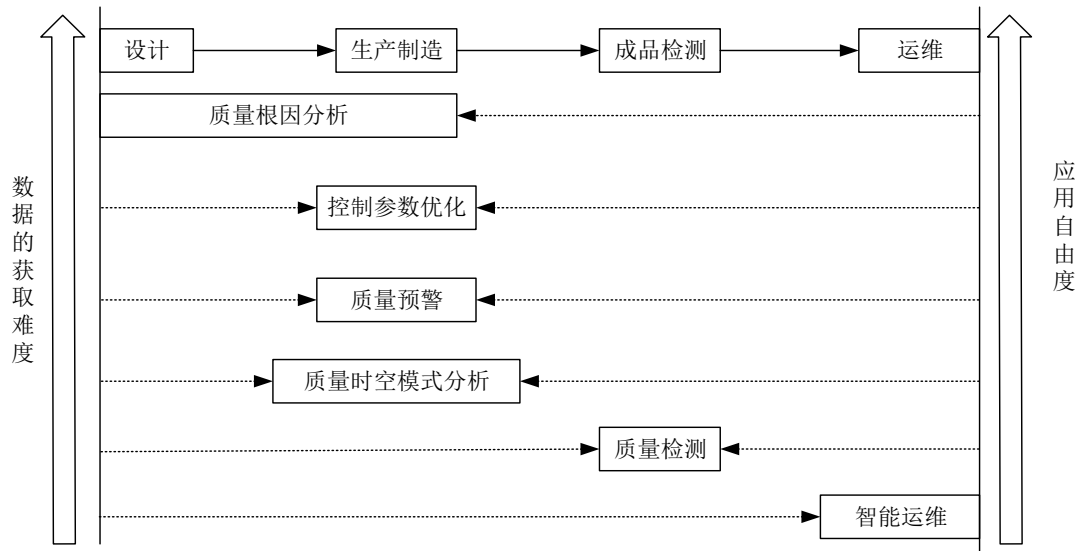


图 2.3 质量问题分析的 6 个层面

### （1）质量根因分析

质量根因分析是建立质量指标与监测参数之间的对应关系，监测参数可以是设计、生产、检测各个阶段的数据，可用于实现工艺的优化、质量控制、质量预警等，应用范围较广，但是需要获取高质量的样本数据才能建立较为精确的映射关系，因此数据获取难度较大。

### （2）控制参数优化

控制参数优化是对生产过程中的需要人为控制的参数进行优化，提升产品质量，可用于实现产品质量控制与工艺设计优化。与质量根因分析相比，控制参数优化问题不需要找到监测参数与质量指标之间的精确关系，只需要找到质量较好的那部分质量指标与监测参数之间的关系，且这里的监测参数是可控的，因此数据获取难度小于质量根因分析。

### （3）质量异常预警

质量异常预警是根据当前制造过程的参数对本批次产品质量进行预测，对高风险的在制品进行预警，为质量提升提供指导。

### （4）质量时空模式分析

质量时空模式分析主要是挖掘不同生产线、不同季节、不同物料等对质量的影响，提高对工艺流程的认识，为工艺设计提供帮助。

### （5）质量检测

质量检测是对成品的质量进行自动检测，及时发现质量不合格的产品。可以通过超声波检测仪、工业相机等设备，采集产品的质检数据，利用信号处理、图像识别等技术手段，发现产品的表面、内部等缺陷问题。

### （6）智能运维

智能运维包含两方面的研究，一方面是对生产设备进行预测性维护，另一方面是对产品试用期进行质量洞察。对生产设备进行预测性维护可以减少由于设备原因所导致的产品质量低、生产效率低等问题，对产品试用期进行质量洞察有助于我们及时了解产品交付后的质量是否合格，有助于帮助我们改进产品设计、改进制造工艺等，且通过试用期的运维数据可以判断用户是否正确使用该产品，为售后人员的售后服务提供帮助。

## 2.2.2 行业应用现状

随着数据采集体系的日趋成熟以及质量大数据分析技术的蓬勃发展，企业自身的数据积累与技术积累已经达到了一定的程度，质量大数据技术得到落地应用。在自动化程度较高的行业尤为明显。例如在半导体行业，将质量大数据技术引入 FDC 数据分析系统，帮助产品生产过程进行质量管理，提升其管理水平，从而获得稳定的产品良率。在电子制造行业，许多企业利用质量大数据系统辅助 SMT 产线进行质量管理，提高产品生产效率与生产质量。在汽车行业，特别是一线品牌的汽车企业，以质量大数据核心的质量管理体系已经进入普及阶段。此外，质量大数据在化工、新材料生产等行业也得到了一些实际的应用，为企业质量管理提供帮助。

但也可以看到，不同行业的侧重点不同。以分析课题为例，如表 2-2 给出一些行业的典型质量分析课题，即使名字相同课题在不同行

业的内涵与主要矛盾也常常不同。

表 2-2：一些典型行业的质量分析课题

行业	质量根因分析	控制参数优化	质量异常预警	质量时空模式分析	质量检测
面板	ELA-Mura 根因分析	CIE 控制参数优化 Mask PPA 优化	ELA-Mura 不良的智能预警	TFT 智能排查 Particle 追溯分析 Array 路径差异分析	多层缺陷的智能识别
SMT 生产		钢网参数优化	刷锡质量预测	异常智能定位	AOI 不良品的智能复判
新材料生产	质量波动的关联分析	关键设备的控制参数优化 能耗优化		异常模式挖掘	产品表面质量的图像研判
化工	灌装质量分析	工艺参数优化 灌装控制优化	工艺参数波动的质量影响预测	漏封规律挖掘	煤质在线检测
医药		操作参数优化		批次规律分析	
钢铁	波动性分析	黄金批次分析 在线调整	设备劣化趋势预警	米跟踪	表面质量图像检测
汽车制造	铸造缺陷根因分析		台车偏差自动识别 焊接参数异常预警	轮毂铸造成本估算 故障原因和处理措施的聚类	在线检测的自动校正

### 2.2.3 公共政策现状

当前各国政府纷纷出台相关政策大力发展先进制造业，促进工业产品质量、市场竞争力的提升。质量大数据技术是在新一代信息技术背景下解决工业产品质量问题、提高市场竞争力的一种关键技术，质量管理与大数据结合成为当下质量管理发展的重要方向，世界各国纷纷布局质量大数据，引导企业变革质量管理手段，提升产品质量。

#### 1. 国外发展政策情况



美国在 2018 年 10 月发布了《美国先进制造领导战略》，在“智能与数字制造”部分明确提出了下一步行动计划“将大数据分析和先进的传感和控制技术应用于大量制造活动。支持生产机器，流程和系统的实时建模和仿真，以预测和改进产品质量和可靠性；挖掘历史设计，生产和性能数据，以揭示创建它们的专家设计者的隐含产品和工艺技术”。

德国在 2015 年 4 月提出“工业 4.0”战略，强调利用信息技术和制造技术的融合，通过采集产品生产运行数据，对产品进行预测性维护，同时辅助产品进行进一步升级换代、新产品开发，以及其他市场经营行为的决策。

日本在 2017 年提出其工业领域将实行“互联工业”战略，以采集海量数据为基础，将人、设备、系统、技术等关键数据相互连接起来，从而创造新的附加值并解决相关质量问题。

法国在 2013 年提出“新工业法国”战略，引导诸多法国企业积极投身以大数据为基础的产品研发，改进产品质量水平。在该战略的指引下，法国众多企业以大数据技术的研究和利用为主要内容，设立专门的工作室和实验室从事质量设计和研发。

## 2. 国内发展政策情况

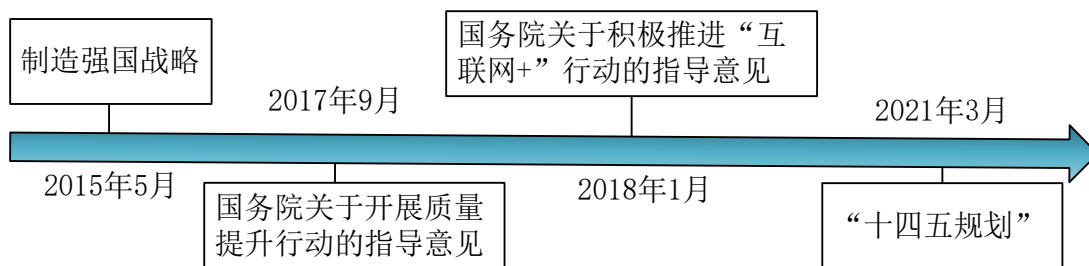


图 2.4 国务院发布相关政策路线图

目前，我国的经济的发展方式由高速发展转向高质量发展，因此党中央、国务院出台了一系列“质量发展”、“大数据”、“两化融合”、“互联网与制造业融合”等综合性政策和指示，全面指导我国制造业



数字化转型以及向高质量方向发展，如表 2-3 所示。

表 2-3 国家相关政策

序号	名称	发文日期	发文单位
1	制造强国战略	2015 年 5 月	国务院
2	《国务院关于开展质量提升行动的指导意见》（以下简称“质量提升意见”）	2017 年 9 月	国务院
3	《关于加强质量认证体系建设 促进全面质量管理的意见》（以下简称“全面质量管理意见”）	2018 年 1 月	国务院
4	《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》（以下简称“十四五规划”）	2021 年 3 月	国务院

制造强国战略明确提出质量为先的工作方针。坚持把质量作为建设制造强国的生命线，强化企业质量主体责任，加强质量技术攻关、自主品牌培育。建设法规标准体系、质量监管体系、先进质量文化，营造诚信经营的市场环境，走以质取胜的发展道路。

“质量提升意见”提出加快装备制造业标准化和质量提升，提高关键领域核心竞争力，重点加快提升国产大飞机、高铁、核电、工程机械、特种设备等中国装备的质量竞争力。

“全面质量管理意见”提出将全面质量管理等国际先进质量管理方法结合中国实际加以改造提升，积极开发追溯管理等适应新业态需求的质量管理工具，打造中国质量管理“工具箱”，推动质量管理通

用要求与行业特殊要求相结合，积极开发新型质量管理工具，推广质量管理先进行业及企业的成果经验。

“十四五规划”指出要坚定不移建设制造强国、质量强国，完善国家质量基础设施，深入开展质量行动。推动互联网、大数据、人工智能等同各产业深度融合，推动先进制造业集群发展。

国家不断出台相关政策，引导制造业走高质量发展的道路，引入国际先进地质量管理方法，推动质量管理模式的创新，提升中国装备的质量竞争力。

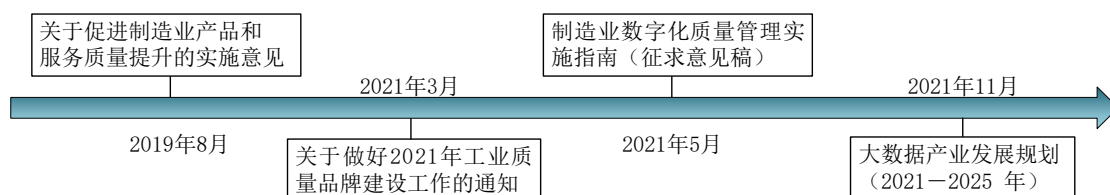


图 2.5 工信部发布相关政策路线图

围绕国家政策，我国工业和信息化部也出台了一系列文件，用以促进新一代信息技术在质量管理中的应用，促进企业质量管理模式创新。工信部也相继出台支持质量大数据发展的政策文件，如图 2.5 所示。

表 2-4 工业和信息化部相关政策

序号	名称	发文日期	发文单位
1	《关于促进制造业产品和服务质量提升的实施意见》	2019年8月	工业和信息化部
2	《关于做好2021年工业质量品牌建设工作的通知》	2021年3月	工业和信息化部
3	《“十四五”大数据产业发展规划》	2021年11月	工业和信息化部



4	《制造业质量管理数字化实施指南（试行）》	2022年1月	工业和信息化部
---	----------------------	---------	---------

2019年8月，工信部发布《关于促进制造业产品和服务质量提升的实施意见》，明确提出要强化技术在支撑制造业产品质量提升中的作用。推广数字孪生、可靠性设计与仿真、质量波动分析等技术的开发应用，提升产品质量设计和工艺控制能力。持续推进两化融合管理体系贯标，推动云计算、大数据、人工智能等新一代信息技术在质量管理中的应用，支持建立质量信息数据库，开发在线检测、过程控制、质量追溯等质量管理工具，加强质量数据分析，推动企业建立以数字化、网络化、智能化为基础的全过程质量管理体系。

《工业和信息化部办公厅关于做好2021年工业质量品牌建设工作的通知》（工信厅科函〔2021〕48号）提出“开展数字化质量管理理论研究，发挥新一代信息技术对质量提升的基础支撑作用”。

《“十四五”大数据产业发展规划》提出支持装备制造企业打通研发、采购、制造、管理、售后等全价值数据流，发展数据驱动的产品研发、预测维护、智能生产等新模式新业态，提升产品质量。同时也支持电子信息制造企业加跨大数据在产品质量管理与分析、供应链分析与优化等流程场景中的应用，提升产品质量，保证产业链供应链的稳定性。

《制造业数字化质量管理实施指南（试行）》提出“充分运用大数据分析、人工智能等技术开展生态圈质量智能预测和协同管理，逐步打造形成质量共生新生态”。

为深入贯彻党中央、国务院引导制造业高质量发展的政策，工信部出台相关规划和指导意见，引导制造业企业将新一代信息技术应用在质量管理中，提升制造业企业产品质量竞争力；科技部设立国家科技重大专项，重点攻关质量大数据技术，研究运用大数据技术解决制

制造业企业产品质量痛点问题。

## 2.3 质量大数据面临的挑战

当前质量大数据主要面临以下挑战。

1. 从业务的视角，工业质量问题复杂度高、动态性强，需要个性化强的解决方法，给质量分析带来天然的困难。

### (1) 工业质量问题复杂度高

涉及到多要素、多领域、多环节、多组织。产品的集成度和复杂度越来越高，质量问题涉及到人、机、料、法、环等不同要素；很多问题是热电磁等多场耦合作用的结果，质量分析需要建立在多个技术领域知识融合的基础上；质量问题需要综合设计（或工艺）、生产、检测（或质量管理）、调试和售后服务等多个业务环节；甚至需要从产业链供应链的范围去提升质量。

### (2) 工业质量问题动态性强

首先是问题多变，一个高优先级问题的解决，意味着一个低优先级问题将涌现为新的高优先级问题，另外，质量问题通常发生突然（虽然频度低），解决时间紧迫，对数据供给、问题分析和组织执行的敏捷性提出了很高要求。

### (3) 解决方法个性化强

虽然行业中存在共性的质量问题，分析手法类似，但质量问题的原因每个企业不同，解决方法也不同，这对数据分析能力、企业组织执行落地能力提出了很大的挑战。

2. 从数据的视角，数据整合难度大、数据质量低、维度缺失严重，给数据分析提出挑战。

### (1) 大量数据缺乏整合

质量大数据依赖的数据散落在 DCS、MES、QMS 等不同的系统，缺



乏有效的整合，更缺乏针对特定分析主题的灵活数据供给机制。

### **(2) 数据质量是个严重的问题**

首先，记录完整度低是高维度数据整合的普遍问题，主键字段失匹、颗粒度不同、多个字段错位缺失等因素是造成数据整合后完备度低的主要原因；另外，质量数据分析对关键字段的完备性、颗粒度和多样性的要求高，不同分析应用的要求不同，这让数据质量问题在质量大数据场景下更突出。

### **(3) 数据维度缺失问题突出**

产品服役期的数据(包括性能数据、故障记录、使用环境数据等)是对生产质量的有益补充，也可以促进个性化质量管控，但制造企业通常无法获取产品服役期数据。另外也缺乏公共的质量性能标定数据，工业生产系统通常是精心调控稳定运行，这些数据可能无法全面反映所有典型工况，需要共性的材料、器件或设备的专业质量与性能测定数据作为补充。

**3. 从技术的视角，质量大数据是多学科知识、多主体参与的结合，如何整合这些资源是一个难题。**

#### **(1) 技能的割裂**

质量分析一直走在认知的边缘，需要数据分析技术与领域知识的有机融合，但目前具有大数据技能的人才与领域知识、操作经验的人才是割裂，急需综合性人才的培养。

#### **(2) 企业内部缺乏系统的组织能力**

生产质量分析需要与管理流程、组织能力匹配，需要整合设计(或工艺)、生产、检测(或质量管理)、调试和售后服务等不同环节，目前很多企业依靠单一部门驱动质量大数据融入项目的实施与落地，缺乏全员意识与行动上的融入。

#### **(3) 市场供给生态缺乏协同**

材料供应商、设备供应商、生产技术服务商、大数据技术供应商和企业分别从各种的角度去努力，缺乏共性的信息基础和协同机制，很多上下文信息、领域知识、实操经验缺乏有效的分享，不同领域间缺乏协作语言。

4. 从价值落地的角度，部分企业对质量工作的长期性、协同性认识不足，给质量大数据工作落地带来挑战。

#### **(1) 单一企业的驱动力有限且追求短期效果**

在初期投产阶段，以缩短质量爬坡期为中心目标；在稳定生产阶段，以质量损失风险为目的质量分析集中在工艺改进措施，以提高效益为目的的质量分析集中在工艺参数优化；以提高竞争力为目标的质量分析集中在关键工艺参数分析上。但单一企业受数据、工程能力等技术层面的限制，也受制于产能、市场竞争、投资收益风险等短期经营指标的制约，对质量分析要求快速看到对应的产出回报。

#### **(2) 产业链缺乏有效的协同机制**

很多部件生产企业期望从整机制造企业拿到使用过程的质量表现数据，整机制造企业也期望拿到更多的部件检验测试数据，以便更定制化、全生命周期的优化质量管控，但目前质量指标是企业间的重要交割内容之一，很少相互分享，存在个别质量指标裕度太大，而另外一些指标不够的情形。质量是同业内重要竞争力之一，同业内通常也缺乏有效的数据共享机制，很多质量问题仅靠单一企业的数据很难解决。

### 3. 质量大数据的业务视角

质量大数据在不同行业的侧重点不同。例如，原材料行业（例如钢铁、石化、建材等）的重点在于生产制造数字化质量管控，包括生产环节质量数据自动采集与处理，开展全流程质量在线监测、诊断与优化，以市场、过程质量指标为牵引设置智能预警的管控限制，自动触发质量改善闭环流程，持续提升质量控制水平，强化供应链上下游质量管理联动，提升从采购寻源到生产销售的全过程质量协同管控水平。对于装备制造行业（例如发电机组、透平机械、工程机械等），数字模型的产品质量设计、生产制造数字化管控、基于产品全生命周期管理的服务质量提升则是质量大数据的主要方向。个人消费品行业（例如家电、服装等）更加重视供销服智能化质量改进。而医药、食品等行业，产品全生命周期质量追溯则是企业和政府的关注点。《制造业质量管理数字化实施指南（试行）》将这些应用方向总结为面向重点业务环节的质量管理数字化、面向产品全生命周期和全产业链的质量协同、面向社会化协作的质量生态建设与知识分享三类应用模式，本文继承此提法。

质量大数据应用模式的行业差异的根本原因是生产体系和管理体系的差异，因此，本文使用表 3-1 所示的 3 个方面描述业务视角。

表 3-1 业务视角的三个维度与内容

维度		内容
生产体系	产品特点	小批量定制化产品（如工艺品、水力发电机组） 小批量多品种产品（如电子、机加工） 大批量少量品种（如汽车、工程机械、3C 产品） 大批量标准品（如石化、食品）



	生产类型	项目式生产 (Project Process) 单件生产 (Job Shop) 批量生产 (Batch Manufacturing) 固定位置轮转 (Fixed-position Layout) 生产线 (Production Line) 流程生产 (Continuous Flow)
	质量指标管控指标	功能性质量、性能性质量、可靠性质量、感官性质量
管理体系	产业链	产业链的形态以及企业在产业链的位置
	质量管理体系	TQM、6-Sigma、TOC (Theory of Constraints)等
	生产研发组织	工艺、CIM、生产、质控等
应用模式	重点业务环节的质量管理优化	企业内研发设计、制造、运维、后服务等环节的改进
	供应链产业链的质量协同优化	上下游企业间的协同质量改进
	质量公共服务与新业态	基于平台化和社会化协作，构建质量关联的相关资源、能力和业务的新生态，例如构建质量大数据资源服务平台，质量管控能力的产业协同网络

### 3.1 生产体系

产品特点决定了生产类型，二者共同影响质量管控指标的选择。对于不同生产类型来说，大数据在质量管理上的着力点可能不同。在表 3-2 所示的 6 种生产类型中，流程行业与生产线在产品可溯性上有很大不同，流程生产能追踪到生产批次就很不错了，而且很难与设备状态（如气化炉温度、炉渣堵塞状况）精确关联，但生产线可以做到单件跟踪。此外，生产线模式下不同加工类型的质量追溯的含义也不同，对于装配类型（如工程机械）的生产线，按照 BOM 结构跟踪到单件就可以了；而对于轨梁等轧制生产线，需要实现到“米跟踪”（即根据成品的缺陷位置，推算在前序工艺段中对应的时刻和相对位置）才有意义。

表 3-2 6 种生产类型

		生产类型	示例
灵活性 ↑	↓ 产量	项目式生产 (Project Process)	桥梁、楼宇建造
		单件生产 (Job Shop)	手工品、定制化部件
		批量生产 (Batch Manufacturing)	日化品
		固定位置轮转 (Fixed-position Layout)	造船、飞机装配
		生产线 (Production Line)	半导体生产、汽车涂装
		流程生产 (Continuous Flow)	化工

不同的行业在质量指标管控重点不同，典型质量指标包括功能性质量、性能性质量、可靠性质量、感官性质量等。其中，功能型质量问题主要关注设计功能在加工制造过程的实现情况及运行阶段的保持情况。产品的使用表现及退化情况，例如电源耐久性、发动机加速度等。而可靠性质量问题主要聚焦于产品在运行过程中发生故障的概率分布情况。感官质量问题则主要从用户角度出发，聚焦于设备运行噪音、振动、气味等可影响到使用者感官的多种问题。通过质量问题类型的划分，有利于降低质量数据获取的复杂性。



图 3.1 产品质量问题分类示例

### 3.2 管理体系

管理体系包括产业链、质量管理体系、生产研发组织等内容，其很大程度上由生产体系决定。例如，Hayes-Wheelwright 产品-过程矩阵（如图 3.2 所示）给出了不同的质量管理体系是与不同的产品特点与生产类型相匹配的。

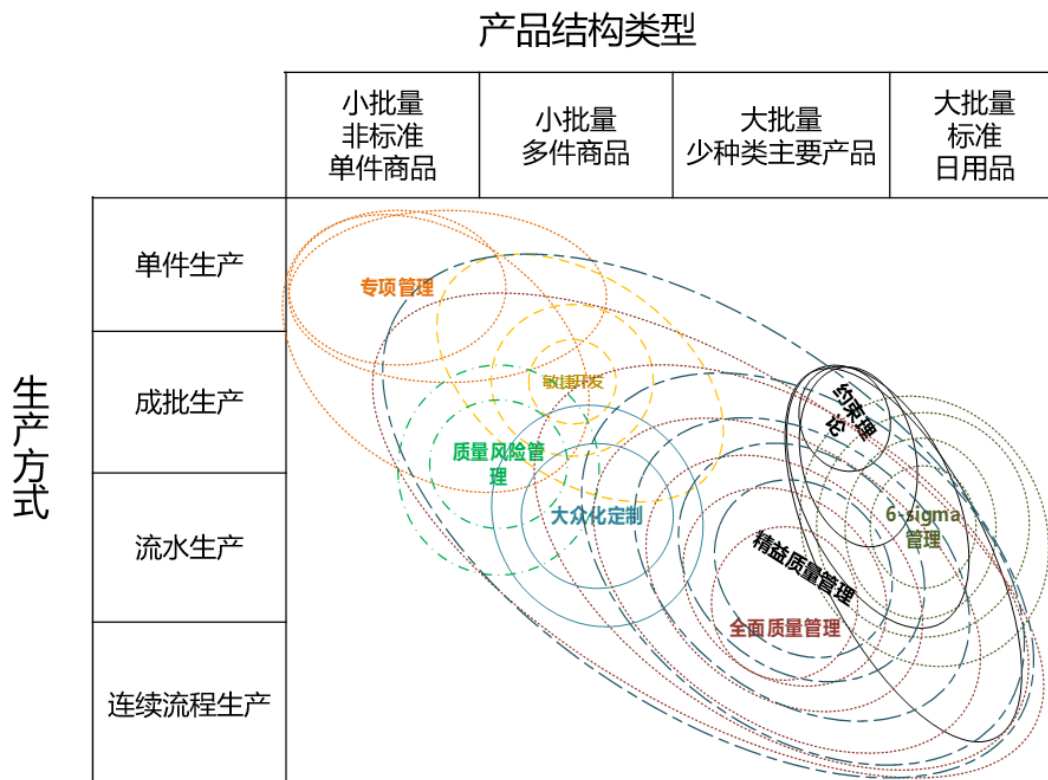


图 3.2：不同管理体系在 Hayes-Wheelwright 产品-过程矩阵中的适用范围

### 3.3 应用模式一：重点业务环节的质量管理优化

各类企业将质量大数据在研发、生产、存储、运输、供应、销售、服务等环节的融合应用，开展数字化质量设计、质量检验、质量控制、质量分析和质量改进，提升企业质量管理的效率效益。

#### 3.3.1 以产品质量为导向的设计优化

设计是决定产品固有质量的根本。传统的设计模式中，优先考虑产品的功能、性能，产品的质量则通过生产过程及产品的质量检测等



途径进行验证，导致当前产品设计普遍存在功能满足需求而根本可靠性水平不高，不能满足用户的高质量产品需求。市场调研、交易、设计、仿真、试验验证、用户使用等活动将产生大量质量相关的多维、动态、异构数据，亟需开展数据驱动的用户需求准确刻画、需求向功能特性映射、设计历史数据挖掘和再利用、设计方案评价等方法研究，将质量大数据与设计理论融合，实现质量为先的创新设计，具体技术途径如图 3.3 所示。

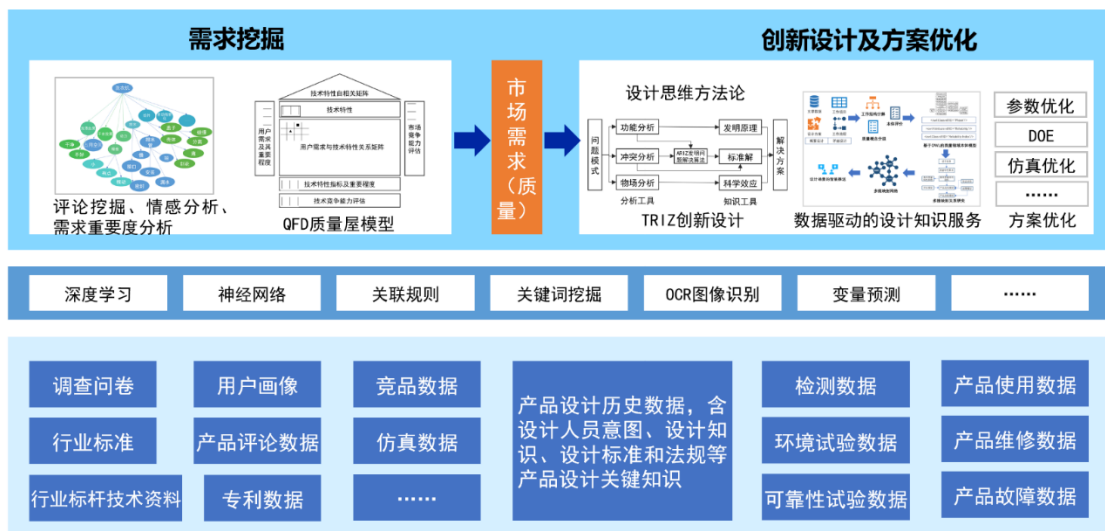


图 3.3: 质量大数据驱动创新设计

依靠物联网、移动互联网、工业软件等数据的收集能力，汇聚客户需求、设计历史数据、试验数据、使用数据、专利标准等研发设计相关数据，依托云计算等数据处理能力，通过深度学习、关联分析、图像处理、变量预测等数据处理算法，开展需求挖掘、设计及方案优化，实现全数据驱动的产品创新设计。主要方法包括：

1. **挖掘市场需求，完成产品功能特性映射。**通过深入分析问卷调查、深度访谈、产品评论、竞品、行业标杆技术资料等大量的数据得到用户的显性需求和隐性需求，具体包括通过频繁项等自然语言处理技术挖掘产品评论中有价值的产品特征，转化为需求信息；基于人工神经网络（ANN）的顾客需求重要度评估，得到更精确的需求；将

需求依次转化为产品设计要求、零部件特性、工艺要求和生产要求的质量功能展开（Quality Function Development, QFD）等。如基于产品结构、功能，结合使用维修数据、传感获取、故障及维修等数据，分别构建产品质量特性参数空间和产品运维使用数据空间，建立显性需求，并开展显性需求与质量特性参数之间的相关性分析。基于相关性分析结果，依托历史数据构建概率神经网络需求预测模型，实现需求的识别，从而实现隐性质量需求的挖掘及显性化，通过 QFD 推进需求到产品特性的转化。

**2. 数据驱动的设计知识服务，赋能设计方法论。** 产品设计历史数据蕴含了大量设计动机、产品设计知识、发明创新、设计标准和法规等关键知识，尤其是以专利的形式保存下来。通过知识建模、知识抽取、知识计算、知识融合等人工智能技术方法，构建研发设计知识图谱，改变设计知识传递模式，提升设计效率。基于需求、设计历史数据、科学原理、发明原理、科学效应、标准等数据基础，提取领域中重要的术语、概念。按照产品研发设计逻辑关系组织概念，构建面向设计场景知识的框架体系，得到本体知识模型；在术语概念基础上，定义类、属性、关系及实例等，最后基于 OWL 语言对本体知识模型进行形式化描述。基于知识模型，梳理并构建数据与产品设计的关联关系模型，如产品可靠性设计、功能设计、结构设计等与支撑数据的关系；产品功能、结构、质量特性指标、故障的映射关系等。运用自然语言处理技术、深度神经网络技术等手段构建研发设计场景知识图谱。基于知识图谱，融合运用 TRIZ 创新设计方法，面向功能分析、冲突分析、物场分析等设计业务活动（包括具体的可靠性预计、故障树、FMEA、DOE、参设设计等），提供智能语义检索、智能化推送、研判等知识服务。

**3. 全数据驱动，多途径推进方案优化。**一方面，挖掘可靠性试验、环境试验、检测数据、以及版本产品运行、维修、故障等数据，评估设计目标（需求）的实现程度，不断优化、迭代产品设计方案。另一方面，通过产品寿命剖面模型构建、蒙特卡洛离散事件仿真等技术方法，基于质量特性数字模型开展任务约束下的产品功能、性能、环境、可靠性等质量特性仿真，实现基于仿真的方案优化。

产品复杂度的增加不仅对产品的功能特性提出更高要求，同时强调产品的质量特性。传统的质量工作是根据产品研制工作计划，由产品专业技术人员分阶段进行系统功能架构、逻辑架构、物理结构等功能特性设计，由质量工作人员逐项开展可靠性建模、FMECA、FTA、测试性分析等质量特性工作，工作项目众多，数据采集效率低下且数据集成能力薄弱，不同设计分析工作的过程数据与结果数据互不流通，形成信息孤岛，导致工作效果难以保证，工作效率难以提高。

随着产品数字化和智能化的发展趋势，产品研制模式也在逐渐向数字化和智能化转变，传统的基于文档的系统工程研制模式越来越难以满足产品研制及质量特性工作需求；大数据等新一代信息技术的蓬勃发展，不断推动着系统研制向基于大数据分析和应用基础上的智能化转型升级。在此背景下，数据驱动的质量特性协同设计应运而生。其实现的关键是构建产品质量特性协同设计数据库和质量特性知识图谱，结合产品研制过程中质量特性协同设计分析工作流程，提出质量特性知识智能推送方法，实现质量特性协同设计知识在产品研制过程中的智能应用，从而有效提升产品质量特性工作效率和知识应用水平。一般流程如图 3.4 所示。

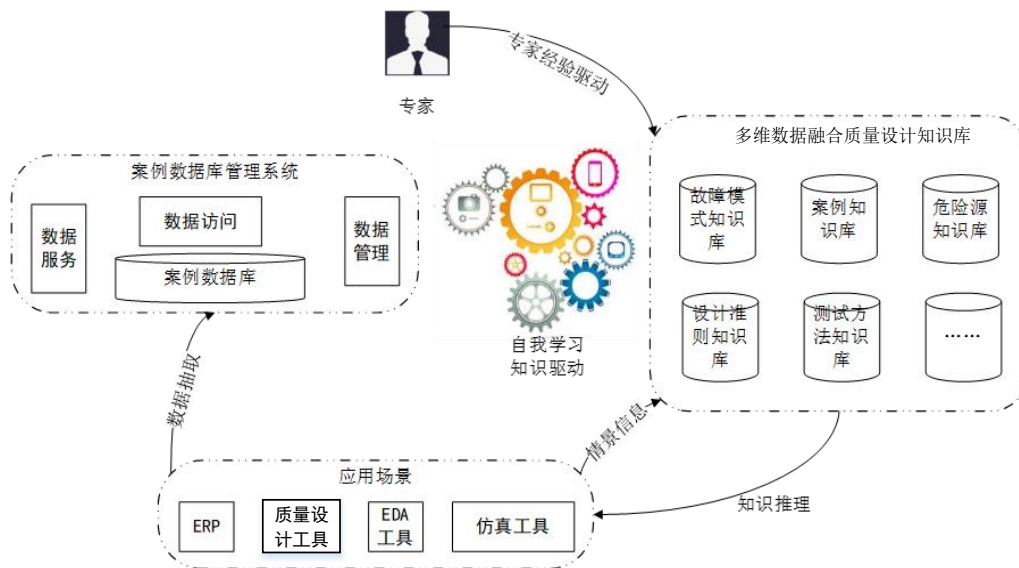


图 3.4：基于数据驱动的质量特性协同设计一般流程

数据驱动的质量特性协同设计包含以下四个实施步骤。

### 1. 质量特性数据规范化处理

借助元数据管理的思想，分析质量信息指标相关的技术文档，同时结合行业普遍认可的定义和描述，建立工业产品质量特性及数据规范，规范各质量信息，实现工业产品质量信息准确化、规范化、唯一化管控。

### 2. 质量特性数据库建立

根据工业产品研制过程中质量特性数据的差异，分类建立工业产品质量特性数据库，以通过支撑数据结构化及有效复用来提升质量特性协同设计工作的顺利开展。

### 3. 质量特性知识图谱构建

采用一系列技术手段，从原始数据库和第三方数据库中提取知识事实，将其存入知识库的数据层和模式层，并不断更新迭代，以利用工业产品全寿命周期产生的数据指导产品的质量特性协同设计。

### 4. 典型场景下的质量特性知识智能化应用

识别设计人员所进行的设计业务流程、应用的具体背景和环境，基于业务流引擎和知识引擎双驱动，实现知识推送；采用基于推理的



语义检索技术，实现数据的快速检索匹配。

### 3.3.2 以生产质量为导向的工艺优化

复杂产品生产装配过程涉及采购与制造外协、生产操作、后服务与运维、设备计量与维护等众多环节，构成要素与设计、人、机、料、法、环、测等多源因素关系复杂，且存在受时空变化影响的不确定规律。传统基于手工或半自动化的信息采集和分析方法，并采用 PDCA 实现质量管控和提升方法，存在数据样本严重有偏，维度信息不完整，序列间断，且共享、查询和追溯不便，信息孤岛严重的问题，难以满足工业大数据、跨时空域、高时效性生产场景下质量信息的有效提取和决策应用。“单环节、单要素、单专业”的产品质量管控手段导致的质量影响因素不可知、生产过程不易控、质量性能难预测等共性难题，亟需通过质量大数据驱动的产品质量智能管控理论和方法的研究，实现“全周期、多要素、跨领域”融合分析的质量管控方式，具体技术途径如图 3.5 所示。

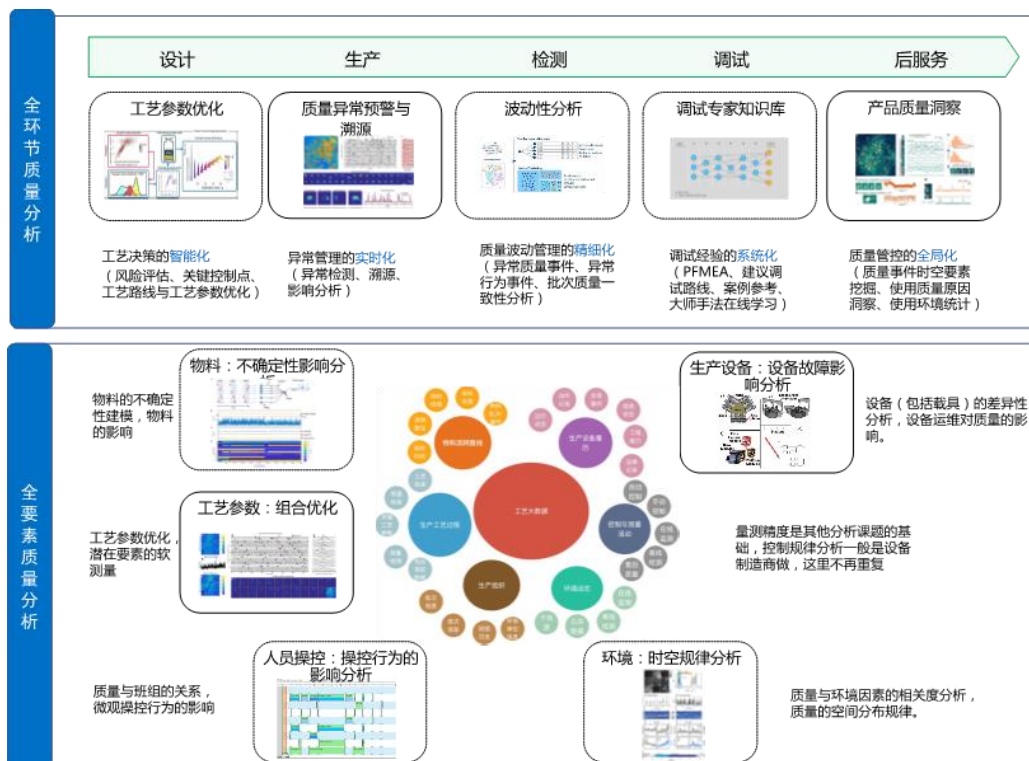


图 3.5：生产质量数据分析

首先，从质量要素的视角，建立人、机、料、法、环等全要素的大数据模型和基础关联分析算法，形成物料不确定性、人工操控行为、设备运维、工艺参数和环境变化对质量的影响的分析模型。然后，从质量相关的生产活动的视角，实现设计、生产、检测、调试和后服务等环节中的典型应用，实现质量管理的实时化、精细化、智能化、系统化和全局化。主要的措施手段包括：

1. 自适应阈值的预测性管控，降低工艺波动性。基于大数据，可以根据质量结果，针对不同品种不同产线，挖掘最佳阈值；并且可以通过时序模式，及时发现异常趋势，在超阈值前就可以采用行动。

2. 通过时空规律，发现不同周期、不同位置上质量波动规律，发现工艺改进方向。当发现质量有异常时，可以通过追踪信息分析各个工艺段参数是否正常，找出问题所在，方便改进工艺。

3. 通过大数据挖掘，发现最佳的工艺参数组合。

4. 通过建立操作动作行为对质量形成的关系模型，提升手工操作规范性，降低产品缺陷率。

### 3.3.3 以质量为导向的生产设备预测性维护

对于生产企业，设备维修经常采用定期的预防性维修策略，存在过度保养（影响产能）与欠保养（影响质量与设备寿命）并存的情况。在质量大数据的支撑下，基于物料追溯模型，可以及时发现设备性能的劣化，并可以预知其对质量的影响，在主动调整工艺参数（例如半导体生产中的 Run-to-Run 控制）的同时，基于质量与产能的均衡，可以有针对实现以生产质量为中心的预测性维修。

对于设备提供商，业主的生产质量大数据也其设备设计提供了方向。使用期设备的状态异常、性能劣化曲线、不同工况/环境/材料等要素下的质量表现，让设备设计与生产需求更适配，避免过度设计或欠设计，也为其从供应商的角度参与业主的生产质量问题提供了可能。

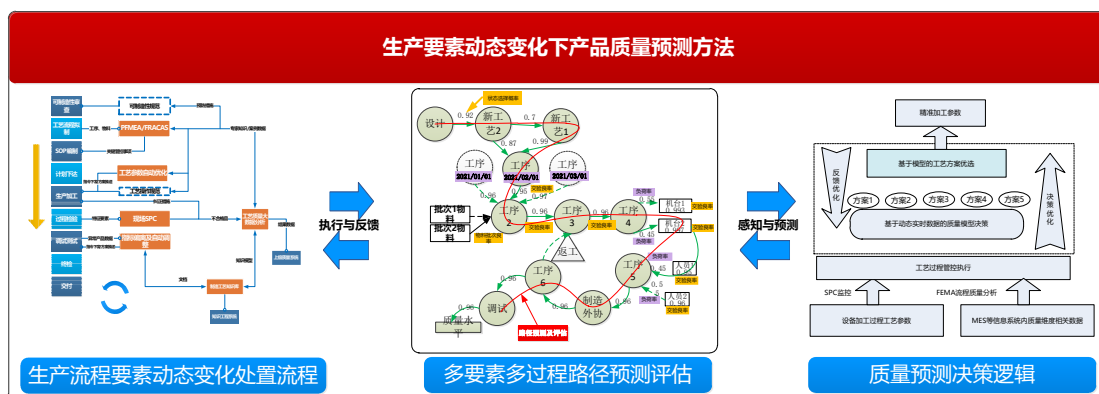


图 3.6：以质量为导向的生产设备预测性维护

这两种应用场景都基于生产流程要素动态变化处置流程，如图 3.6 所示。在产品工艺设计环节，引入失效分析和故障处置相关知识模型，分析要素不确定或要素动态变化引发的影响，进行在线预警和措施推荐；在生产加工环节，基于过程工艺参数动态变化情况，对质量结果提前预测决策，通过工艺参数在线优化功能模型，对加工工艺、设备控制指令等方式及时调节，保证生产过程处于受控状态，质量水平处于动态稳定状态；在检验和调试测试环节，对出现的问题基于质量预测分析模型实现快速纠正迭代。

### 3.4 应用模式二：供应链产业链的质量协同优化

产业链质量协同是构建“全员、全过程、全价值链”的质量生态系统，实施“全价值链的全面质量管理”，满足服务对象和各相关方的需求，促进产业及相关组织健康可持续发展。产业链指各个产业部门之间基于一定的技术经济关联，依据特定的逻辑关系和时空布局关系客观形成的链条式关联关系形态，是一个多元、多主体的过程链条，或多组织的拟合或联合互动的工业生产系统。网络化、数字化为产业链上下游要素资源有效整合提供了可行的技术手段，为行业质量管理与检测带来契机。

#### 1. 产业质量基础设施资源共享和协同

以产业链为纽带，依托行业协会、生产型服务机构、产业联盟和



大中型骨干企业，结合行业趋势与现状分析，布局推动计量、标准、检测、认证等质量基础设施建设；以产业集群为基础，大数据技术，深入分析产品质量、品牌、知识产权和技术性贸易措施等状况，协同推动完善产业链标准体系、质量管理体系和知识产权管理体系；结合产业链供应链质量追溯体系，依托大中型骨干企业，牵头提升重点领域上下游产业标准的协同性和配套性，加强质量数据资源的建设，建成覆盖全产业链和产品全生命周期的标准体系和质量数据资源体系，推进产业质量基础设施资源在产业的深度应用。

## 2. 基于平台的产业链安全和自主保障

平台化商业模式突破以一个组织为管理对象的限制，将质量管理延伸扩展至所有相关方的过程，构建“全员、全过程、全价值链”的质量生态系统，实施“全价值链的全面质量管理”。工业互联网作为新一代信息技术与现代工业融合发展的新模式，以数据为纽带，打造开放共享的价值网络，将制造产业的设备、数据、技术、管理、市场等多要素全面互联，以丰富的数据驱动经营管理、产品设计、生产制造、产品运维等关键环节的资源优化，实现供应链、管理链、服务链、产业链的整体质量提升。以高端装备制造为例，亟需实施高端装备国产化研制质量提升攻关，依托工业互联网平台的数据纽带和工业机理知识，攻克一批影响质量提升的关键共性质量技术，组织实施基础零部件、基础工艺、基础材料、共性技术研究的质量提升，加强质量技术改进、技术创新和管理创新等方法，使重点产品的关键质量性能、质量可靠性、环境适应性、使用寿命等指标明显提升，推进质量可靠性技术升级和质量技术创新发展，提升产业链供应链安全和自主可控能力。

### 3.5 应用模式三：质量公共服务与新生态

具备平台化运行和社会化协作能力的企业，要推进质量大数据管理相关资源、能力、业务的在线化和平台化，与生态圈合作伙伴共建质量大数据管理平台，实现生态圈数据智能获取、开发、在线交换和利用，建立客户导向、智能驱动、生态共赢为核心的质量大数据生态体系，充分运用大数据分析等数字技术开展生态圈质量智能预测和协同管理，逐步打造形成质量共生创新生态。

相关行业协会、龙头企业、社会团体、专业机构等依托工业互联网平台、数据集成平台等，建设产品质量大数据公共服务平台，如图 3.7 所示。

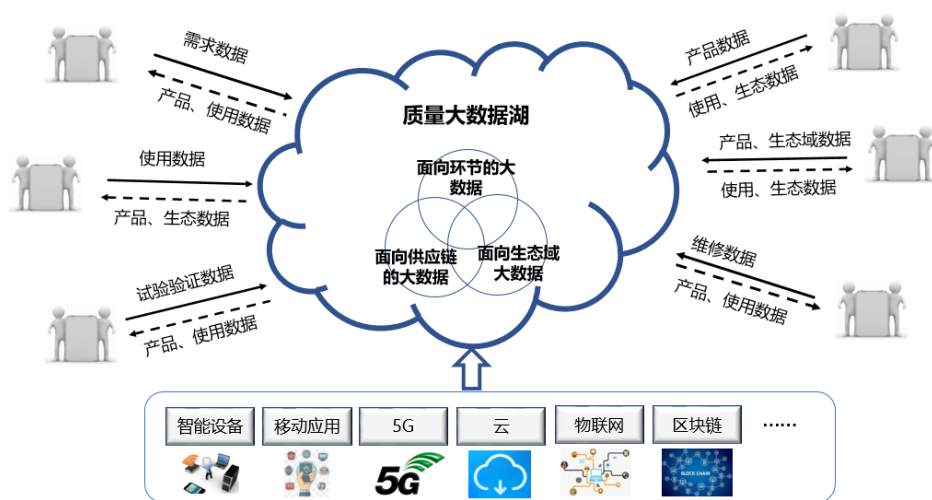


图 3.7 质量大数据服务平台示意图

一方面，提供平台化数据共享服务，利用区块链技术多中心化架构、数据不可篡改的特性构建底层可信数据支撑体系，通过汇集质量管理、政府监管、企业运营、第三方服务等质量大数据形成数据湖，以数据为支撑采用“平台+生态”的发展理念提供一体化质量提升服务，并形成了机构制定标准、第三方提供检测、企业加强提升、数据反馈企业的“多方共治一体化”闭环运行模式，提供质量信息在线查

询、质量风险分析、质量成本分析和质量追溯等服务，为高质量发展 and 品牌提升提供新动能。

另一方面，提供平台赋能质量提升。实现质量数据、知识、经验方法的数字化、模型化、平台化，通过高效复用，降低质量管理成本，提升质量创新水平。推动质量大数据管理平台与各个企业研发设计、生产制造平台集成互联，促进业务的协同创新，推进质量管理与技术创新、产业化布局同步规划，一体化建设。同时开展基于平台提供质量大数据管理诊断服务，加强诊断指标和数据的迭代优化，加强中小企业质量大数据管理诊断、培训和辅导提升，提升质量管理整体绩效。

最后，基于质量大数据和工业互联网，有可能催生新的产业集群新模态。龙头企业将质量管理与工艺知识沉淀为工业 APP 形式，以工业互联网为载体，将关键的成熟质量管理方法传递到周边企业，形成领先企业带动中坚企业的新模式。例如，在电子消费品更新换代快的情形下，很多机台不太适应新型号质量要求，但将这些机台简单淘汰非常可惜，因为对于一般产品，这些机台仍然是很好的设备，并且在此产线上已经积累大量了质量管理与工艺经验。若能够把这些机台转移到中小企业，并将其工艺经验、机台的工程能力优化、质量控制、原材料的采购能力以工业互联网的形式一并转移，快速提升中小企业的加工能力，有可能形成产能转移及制造协同的新生态。

## 4. 质量大数据的数据视角

工业大数据是工业领域相关数据集的总称，包括企业信息化数据、工业物联网数据和外部跨界数据。而质量数据是工业大数据在质量维度的集合，主要描述工业系统的质量域。质量数据是实现数字化质量管理应用的前提与基础，基于信息化手段集成质量数据，建设质量大数据资源，以动态化、流程化、平台化的形式进行智慧敏捷化管理，以平台化、脱敏化、模块化的方式进行数据安全共享，推动质量管理智能应用，最终实现产业链质量管理水平的提升。

本章节聚焦质量数据视角，从质量大数据的数据要素体系、数据资源体系、数据治理体系三个方面阐述质量大数据资源的构建方法，系统地回答了“质量数据在哪里”、“数据资源怎么建”、“数据质量怎么保障”、“质量资源怎么用”等问题。

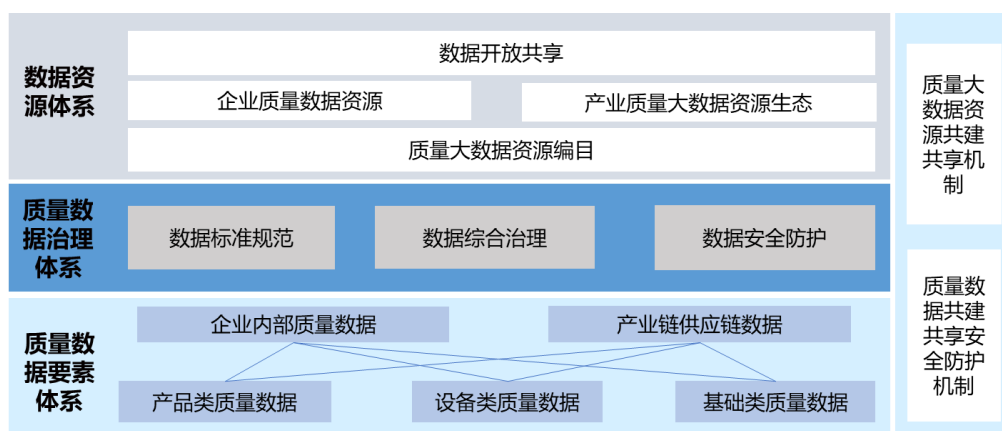


图 4.1：质量数据资源构建总体框架

### 4.1 数据要素体系

质量大数据是指围绕工业产品各种质量要求（功能型质量、性能质量、可靠性质量、感官质量等）在不同阶段（研发设计、生产制造、使用运行、供应链等）所产生的与产品质量相关的各类数据的总称，覆盖了人、机、料、法、环、测等多个因素。

从数据类型角度，质量大数据分为产品类质量数据、设备类质量数据、基础类质量数据，其中产品类质量数据指产品全生命周期质量数据，包括需求、研发设计、生产制造、使用、回收、营销等跟产品直接相关的质量数据；设备类质量数据指生产系统运行与维护数据，包括生产设备运行、维护维修等间接影响产品质量的数据；基础类质量数据指产业生态质量数据，包括供应链质量生态数据、政府监管质量数据、外部环境数据等。

从数据空间分布角度，质量大数据一般可分为两大类：一是企业内部生产运营管理相关的质量数据，包括产品研发设计、生产制造、运维服务等环节质量数据，存在于企业或产业链内部，是工业企业传统质量数据源，一般来源于企业生产运营管理系统，如 CAX、PLM、ERP、MSE、QMS、WMS、SCADA 系统等。二是产业链供应链数据，包括市场质量需求数据、供应链生态质量数据、环境数据、质量监管数据等。

从数据产生主体角度，质量大数据一般由人、生产设备和工业产品产生。人产生的数据是指由人输入到计算机中的数据，例如设计数据、业务数据、测试数据等；生产设备产生的数据是指作为企业资产的生产工具在生产过程中产生的数据，例如工厂生产调度、质量控制等数据；工业产品数据指企业交付给用户使用的物理载体产生的数据，例如通过传感器感知产品运行状态信息。

## 4.2 数据资源体系

### 4.2.1 数据资源目录

制造业企业的质量管理决策者在开展企业的质量管控与分析上，大都面临相同问题：不明确企业内部都有哪些质量数据；数据存储



什么地方;如何才能更好的发现数据、管理数据;并充分挖掘其价值。这些问题可以通过质量大数据资源体系编目解决。

构建质量大数据资源体系编目,有效地整合企业内部各部门、跨企业跨区域间的质量数据信息,推动全供应链质量数据资源的共建,实现产业质量数据的集成与融合,打通信息壁垒,实现供应链质量数据资源的共建共享,做到质量数据的敏捷化管理,为质量需求分析、质量趋势分析、质量预警、质量优化等数据应用服务提供数据支撑。

针对企业质量大数据建设需求,从产品全生命周期角度,将企业质量大数据资源体系划分为产品设计质量数据、供应链质量数据、产品生产质量数据、产品售后运维质量数据、产品报废回收质量数据五大维度,同时根据设计、供应链、生产、售后运维、报废回收质量五维数据特点及属性,划分十五个三级类目、四十二个四级类目,形成企业质量大数据资源体系编目参考架构,如图 4.2 所示。

### 1. 产品设计质量数据维

包括质量设计需求、产品设计数据、设计评审信息三类,其中质量设计需求涵盖功能性、经济性、社会性质量需求;产品设计数据包括设计方案数据、设计质量性能、产品质量仿真数据,如设计图纸、设计参数等;设计评审信息包括方案质量评审、设计缺陷闭环管理信息,如设计质量评估、风险评估、设计缺陷及改进等。

### 2. 产品生产质量数据维

包括产品试制质量数据、产品量产质量数据、产品质量检测数据三类,其中产品试制质量数据包括试制环境、工艺参数、质量闭环信息,如设备、材料、设备运行数据、质量缺陷、分析及改进信息等;产品量产质量数据包括人员信息、设备质量信息、量产环境信息、工艺质量信息、生产质量闭环信息、质量评估信息,如人员基本信息、设备运行数据、质量异常信息等;产品质量检测数据包括来料检测数

据、半成品质量检测数据、成品检测数据，如检测方法、检测环境、设备、检测结果、产品批次等。

### 3. 产品售后运维质量数据维

包括产品物流质量信息、产品使用数据、产品维护数据、产品维修数据四类，其中产品物流质量信息包括物流方式、物流质量，如运输方式、成本、运送质量等；产品使用数据包括使用运行状态数据、关键部件监控数据、产品使用环境数据、客户使用评价，如运行时间、运行参数、使用温湿度等；产品维护数据包括维护策略、维护记录，如预防性维护措施、维护策略、历史维护记录等；产品维修数据包括故障信息、故障分析信息、维修信息，如故障时间、故障模式、机理分析、维修方式、维修成本、备件等。

### 4. 产品报废回收质量数据维

包括产品回收质量评估、回收工艺质量信息、回收质量检测信息三类。其中产品回收质量评估包括产品回收策略、零部件回收性能评估，如产品零部件分级回收标准、技术指标、回收性能等；回收工艺质量信息包括回收工艺、回收设备、回收处理质量信息，如回收工艺设计、工艺参数、设备运行参数、拆卸质量等；回收质量检测信息包括零部件质量性能检测，如检测方法、检测环境、设备、人员、检测结果等信息。

### 5. 供应链质量数据维

包括供应链上下游的物料质量信息、供应商质量信息两类，其中物料质量信息包括电子类器件、机械类部件、基础辅料的质量性能数据，如物理化学性能、出入库检测等；供应商质量信息包括服务能力、供货能力，如供应商服务质量信息、信息共享成熟度、历史供货信息、供货风险等。



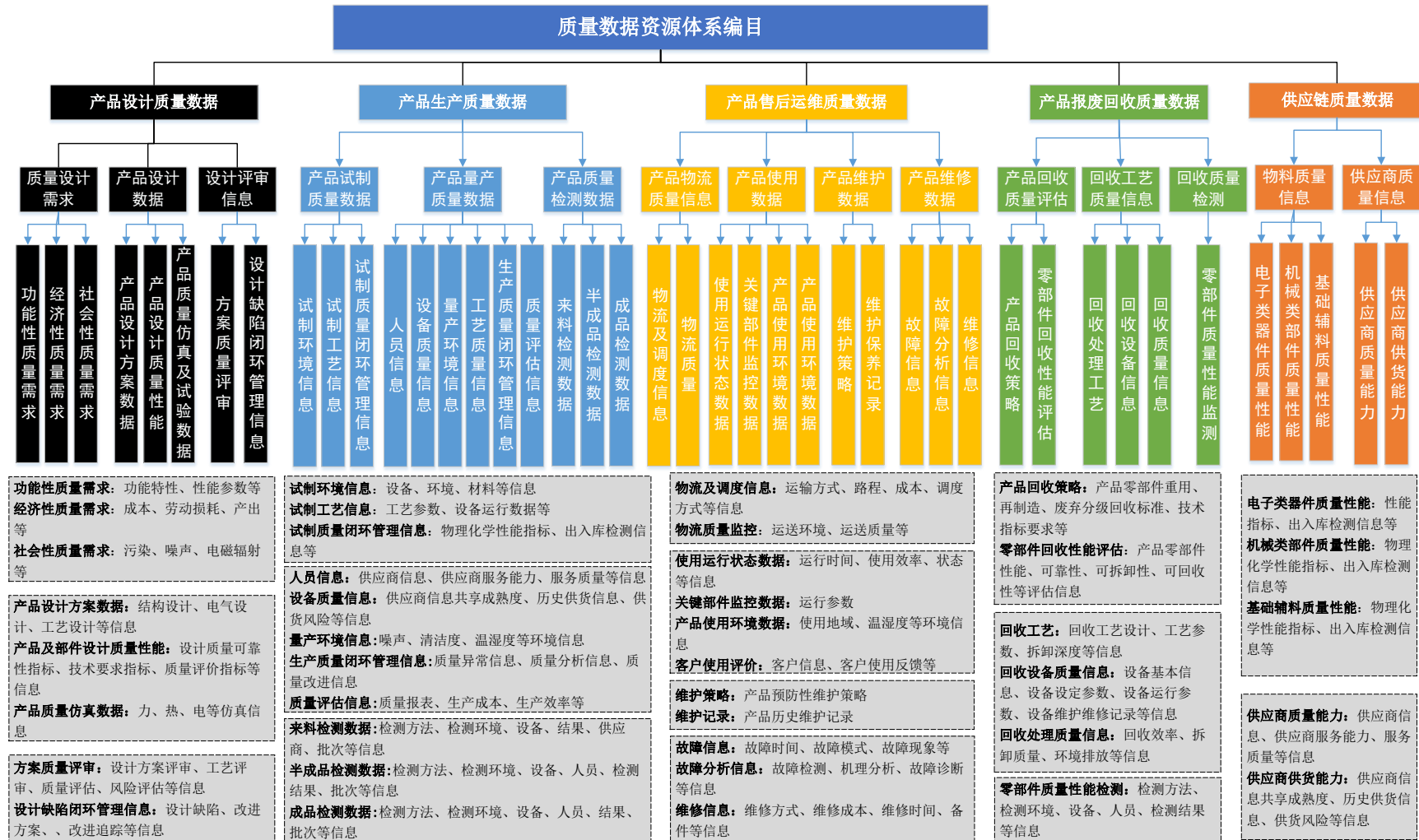


图 4.2：质量大数据资源体系编目参考架构

## 4.2.2 数据资源融合

### 1. 汇聚、融合质量数据

质量数据融合是将业务系统、数据采集器中多层次、多角度、多方面的异构质量数据接入、融合到数据资源平台，为数据分析挖掘、数据服务应用提供基础数据资源，以实现全业务、全组织、全过程的数据关联和挖掘。质量数据的融合可以采用图 4.3 联合指导实验室（the Joint Directors of Laboratories）提出的 JDL 模型，该模型把数据融合划分为了 5 个层次，并为不同领域的的数据融合提供了一个较为统一的流程，明确了数据融合的过程、功能以及可用技术。

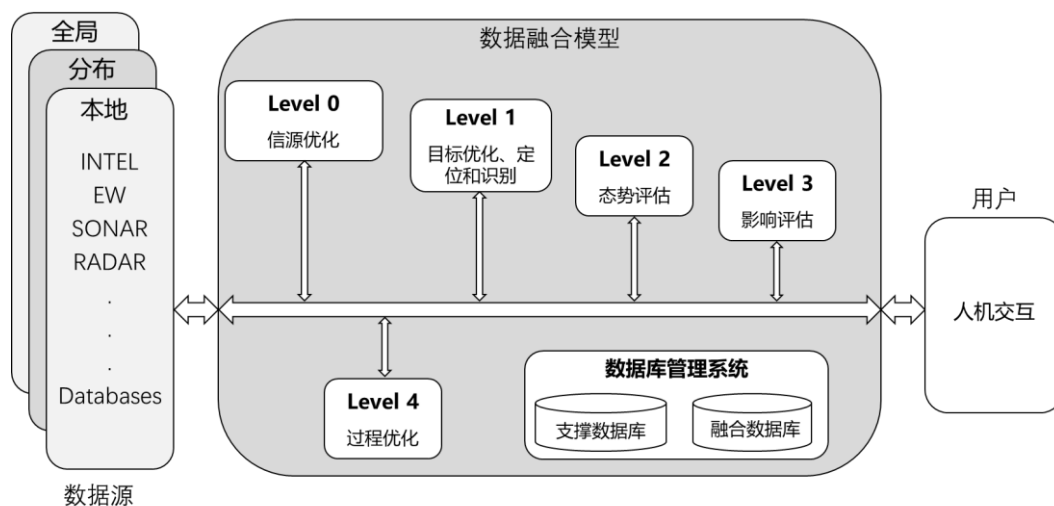


图 4.3: JDL 数据融合模型

在数据融合过程中，要结合业务需求及质量数据源特点，选择数据级融合、特征级融合和决策级融合方式；在数据融合体系结构方面，一般采用集中式、分散式、分布式结构，其中分布式结构即可节省通信和计算消耗，又可提升融合速度，获得广泛应用。数据融合的另一关键是融合算法，融合算法包括加权平均法、卡尔曼滤波法、聚类分析法等，可根据数据源特点来选择融合算法，典型的数据融合算法如表 4-1 所示。

表 4-1 典型的数据融合算法

融合方法	概述	特点
加权平均法	加权平均法是最简单直观的数据融合方法，它将不同传感器提供的数据赋予不同的权重，通过加权平均生成融合结果。	该法直接对原始传感器数据进行融合，能实时处理传感器数据，适用于动态环境，但是其权重系数带有一定主观性，不易设定和调整
卡尔曼滤波法	卡尔曼滤波法常用于实时融合动态底层冗余传感器数据，用统计特征递推决定统计意义下的最优融合估计	卡尔曼滤波法的递推特征保证系统处理不需要大量的数据存储和计算，可实现实时处理，但是其对出错数据非常敏感，需要有关测量误差的统计知识作为支撑
贝叶斯推理法	基于贝叶斯推理法则，在设定先验概率的条件下利用贝叶斯推理法则计算出后验概率，基于后验概率作出决策	该法难以精确区分不确定事件，在实际运用中定义先验似然函数较为困难，当假定与实际矛盾时，推理结果很差，在处理多假设和多条件问题时相当复杂
D-S 证据理论	D-S 证据理论允许对各种等级的准确程度进行描述，并且直接允许描述未知事物的不确定性	不需要先验信息，通过引入置信区间、信度函数等概念对不确定信息采用区间估计的方法描述，可解决不确定性的表示，但其计算复杂性是一个指数爆炸问题，并且组合规则对证据独立性的要求使得其在解决证据本身冲突的问题时可能出错。
聚类分析法	聚类分析法是通过关联度或相似性函数来提供表示特征向量之间相似或不相似程度的值，据此将多维数据分类，使得同一类内样本关联性最大，不同类之间样本关联性最小。	在标识类应用中模式数目不是很精确的情况下效果很好，可以发现数据分布的一些隐含的有用信息，但其本身的启发性使得算法具有潜在的倾向性，聚类算法、相似性参数、数据的排列方式甚至数据的输入顺序等都对结果有影响。
粗糙集理论法	粗糙集理论的主要思想是在保持分类能力不变的前提下，通过对知识的约简导出概念的分类规则。	是一种处理模糊性和不确定性的数学方法，利用粗糙集方法分析决策表可以评价特定属性的重要性，建立属性集的约简以及从决策表中去除冗余属性，从约简的决策表中产生分类规则并利用得到的结果进行决策
模版法	模版法应用“匹配”的概念，通过预先建立的边界来进行身份分类	把多维特征空间分解为不同区域来表示不同身份类别，通过特征提取建立一个特

		征向量，对比多传感器观测数据与特征向量在特征空间中的位置关系来确定身份。
模糊理论法	模糊理论以隶属函数来表达规则的模糊概念，在数字表达和符号表达之间建立一个交互接口。	该法适用于处理非精确问题，以及信息或决策冲突问题的融合
人工神经网络法	人工神经网络是模拟人脑结构和智能特点，以及人脑信息处理机制构造的模型，是对自然界某种算法或函数的逼近，也可能是对一种逻辑策略的表达。	神经网络处理数据容错性好，具有大规模并行规模处理能力，具有很强的自学习、自适应能力，某些方面可能替代复杂耗时的传统算法
专家系统法	专家系统是具备智能特点的计算机程序，具有解决特定问题所需专门领域的知识，是在特定领域内通过模仿人类专家的思维活动以及推理与判断来求解复杂问题。	专家系统可用于决策级数据融合，适合完成那些没有公认理论和方法、数据不精确或不完整的数据融合
关联分析法	可将原始数据进行重新组织，以梳理出数据的流向、行为、脉络、层次等关系，形成数据关系图谱	适合网络安全数据的融合处理

## 2. 企业质量数据资源建设

基于质量大数据要素维度及资源体系编目参考架构，梳理企业质量数据组成与来源，对数据进行规范化、标准化处理，形成描述企业质量数据资源的元数据体系，进而构建面向企业质量管控领域，要素完备、结构合理、功能完备的企业质量大数据资源体系编目，以此为基础，设计企业质量数据资源平台架构，进行数据的融合、治理，建成企业质量大数据资源资产，挖掘数据价值，形成质量数据服务体系，完善平台运营组织，构建健康、持续优化的质量数据运营机制，如图 4.4 所示。

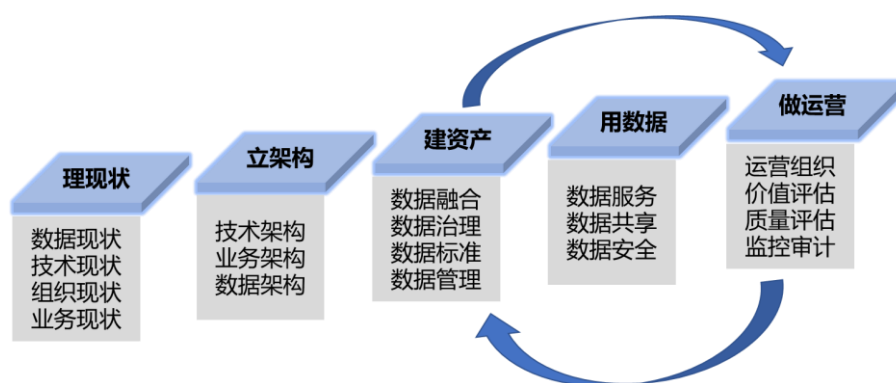


图 4.4 企业质量数据资源建设路径

➤ **理现状：**梳理企业数据现状，构建企业级质量数据资源编目。依托质量大数据要素体系和数据资源体系编目参考架构，梳理企业质量数据组成与来源，并进行数据的逐层分类分解，确定企业质量大数据资源元数据，构建企业级质量数据资源编目。

➤ **立架构：**构建企业质量数据资源平台架构

根据企业质量数据资源编目、数据源特点、质量数据分析业务架构，采用数据仓库、数据中台、数据湖等技术设计企业质量数据资源平台架构，建立数据资源管理组织架构和应用架构。

➤ **建资产：**构建企业质量大数据资源资产

结合质量数据资源平台架构，构建企业质量大数据资源平台，基于平台生成企业质量数据资源编目，应用数据融合技术汇聚、融合企业全流程质量数据，同时开展数据治理，并面向企业建立全维度数据标签体系，形成应用数据体系，可实现质量数据资源体系编目、元数据、数据质量、数据血缘、数据生命周期等一体化管理。

➤ **用数据：**挖掘数据价值，形成质量数据服务体系

从业务场景出发，将质量大数据资源通过服务化方式应用到具体业务场景中，构建查询、分析、检索、推荐等多形式数据服务，形成质量数据服务体系。如数据查询服务，支持用户直接通过数据资产目录对企业元数据、企业数据明细进行访问，访问的方式同样提供多种，



包括登录系统进行页面访问数据导出、调用本地接口获取数据、通过 API 对外提供数据等。

### ➤ 做运营：构建健康、持续优化的质量数据运营机制

以业务场景需求为导向，统一企业运营战略，搭建企业质量数据资源平台运营组织，深入挖掘数据和业务场景的结合点，不断根据质量和价值来优化运营机制，形成健康、持续优化的质量数据运营机制。

### 3. 构建产业质量大数据资源生态

从供应链产业链角度来分析，推动相关行业协会、院所和龙头企业建设产业质量大数据资源生态，汇集质量管理、政府监管、企业运营、第三方服务以及互联网舆情等质量数据，实现产业质量生态圈数据智能获取、开发、在线交换和利用，建立以客户导向、智能驱动、生态共赢为核心的质量生态管理体系，充分运营大数据分析、人工智能等技术开展生态圈质量智能预测和协调管理，逐步打造形成产业质量共生新生态。

产业质量大数据资源生态建设如图 4.5 所示，可以分为质量管理数字化、产业链质量数据集成、质量数据生态共享三大方面。质量管理数字化即质量管理全流程的数字化，利用数字化手段驱动企业质量管理、第三方质量服务机构、政府质量监管机构的数字化转型，形成质量数据资产，实现组织内部数据的分析与利用。产业链质量数据集成即串接产业链上下游质量数据，形成产业链质量数据湖，提升产业链供应链质量风险管控能力。质量数据生态共享即打造质量数据生态圈，打通产业质量数据资产链与价值链，构建质量数字化网络生态，实现质量数据的共建共享模式，推动形成质量管理新业态。





图 4.5：产业质量大数据资源生态建设路径

**质量管理数字化：**质量管理全流程的数字化是质量数据资源建设的前提，通过数字化技术重塑企业质量管理、第三方质量服务机构、政府质量监管机构的业务模式、技术范式、组织方式，完成组织内部质量数据归集与存储，积累沉淀形成质量数据资产，通过组织内部数据分析与挖掘，实现质量改进与提升。

**产业链质量数据集成：**建立统一描述标准企业质量的元数据模型，构建产业链供应链统一归集的企业质量数据交换标准，并以企业组织为单元，串接产业链上下游质量数据，形成产业链供应链质量数据湖，实现产业链质量数据集成，强化产业质量协作、质量风险预警与应急处理能力。

**质量数据生态共享：**即打造质量数据生态圈，通过产业质量数据资产链和价值链“双链融合”，催生数据资源市场，吸引产业质量数据利益各方资源汇聚，构建质量数字化网络生态，推动数字化质量管理相关资源、能力、业务的在线化和平台化，实现质量数据的共建共享模式，推动形成质量管理新业态。

### 4.2.3 数据共建共享

质量大数据的共享是发挥数据价值的关键。建立统一质量大数据资源共建共享机制，打破部门-企业-区域数据交换壁垒，激励企业数据资源的开放共享，建立统一的质量数据交易体系，逐步推进质量数

据共建共享的广度和深度，实现质量数据深度挖掘与应用，发挥质量数据的真正价值，构建质量大数据资源开放共享、合作共赢、可持续发展的生态圈。

➤ **建立质量大数据共建共享顶层框架(制度保障)**: 从产业角度，加强质量大数据资源共建共享顶层设计，制定质量大数据资源共建共享方面的法律法规、政策制度、保障体系，构建部门-企业-区域数据共建共享技术标准体系，完善数据监管、数据安全防护方案，保障数据持续、高效、安全的运行。

➤ **数据共建共享模式(技术保障)**: 从质量数据全生命周期各层级，建立统一的数据采集、存储、分析、交换标准规范，为质量大数据资源的共建共享提供技术保障；构建质量大数据平台，促进部门-企业-区域不同层级的数据资源建设，支持数据资源的分级分类管理，建立数据共享激励机制，促进企业数据开放共享。

➤ **构建统一的数据交易体系(交易共赢)**: 从国家层面，建立统一的质量数据交易体系，以统一标准来培育质量大数据交易市场、以基本规范来提升市场服务能力和大数据行业管理水平，从而支撑质量大数据领域发展，不断激发企业质量数据共享意愿，促进形成合作共赢、可持续发展的数据生态圈。

### 4.3 数据治理体系

质量大数据具有很强的业务性，呈多模态、强关联、高通量、重时序等特点，面临着数据治理体系构建困难、数据标准体系不够完善，数据安全及质量管理有待深入、数据共享应用水平较低等多种问题。本文参考 GB/T 34960.5-2018《信息技术服务 治理 第5部分：数据治理规范》给出的数据治理框架，从顶层设计、数据治理环境、数据治理实施过程和 IT 能力四大部分构建质量大数据综合治理体系，其

中重点关注在供应链质量协同、企业产品全生命周期质量优化提升等业务应用的价值流打通及数据清洁，同时构建质量数据架构管理、数据质量管理等标准与规范。以数据推动数字化质量管理，打破数据孤岛、确保源头数据准确、促进数据共享、保障数据隐私与安全。

本节基于数据治理的理论框架及活动要求，提出较为通用的质量大数据综合治理体系，该体系以数据管控为核心，通过数据管控统领数据战略顶层规划、数据架构、主数据管理、元数据管理、数据质量管理、数据交换与管理、数据开放与共享等，形成一套管理体系。其中：

数据架构标准定义数据需求标准，管控数据资产，与业务战略相匹配的一套整体构件规范，主要包括数据模型设计和数据资源管理。

数据质量管理包括规划和实施数据质量管理技术，以测量、异常监控、评估等提高数据的适用性，提高数据对业务和管理需求的满足度。

数据安全防护是确保数据隐私和机密性得到维护，数据不被破坏，数据能被正确授权访问。通过采用各种技术和管理措施，保证数据的机密性、完整性和可用性。

此外，数据治理环境是数据治理实施的保障。组织需要分析国际质量相关法律法规、产品市场质量提升要求、组织内部质量需求等，确保数据治理策略能够使用内外部环境的变化。同时数据治理相关角色的职业技能、组织内部数据文化、信息技术的发展趋势等都是数据治理的促进因素，起到支持保障作用。

数据从业务中产生，在 IT 系统中承载，因此有效的数据治理需要业务的充分参与，更需要 IT 工具的支持，包括主数据管理、元数据管理、数据归集、数据质量管理等工具或平台。

### 4.3.1 数据标准体系

#### 1. 顶层设计，建立数据管理总纲

顶层设计包含战略规划、组织构建和架构设计，是数据治理实施的基础。通过顶层设计，制定战略规划，包括愿景、目标、任务、内容、边界等，构建数据管理总纲，指导数据治理方案的建立；建立支撑战略规划的组织机构和组织机制，明确相关实施原则和策略，建立岗位明确角色，确保责权利的一致；架构设计方面应关注技术架构、应用架构，以满足数据管理、数据流通、数据服务和数据洞察的应用需求。

对质量数据质量的顶层设计而言，则需要针对企业、产业、第三方服务机构等的具体质量相关业务情况，按照产品研制全生命周期、生产系统或者行业公共质量服务等维度，从愿景、目标、内容、边界等方面形成总体数据治理政策；从决策层、管理层执行层、数据负责人等维度明确组织机构和机制；从产品质量提升、生产系统质量提升等业务技术、数据应用需求等方面形成总体技术架构。

#### 2. 形成数据管控标准体系

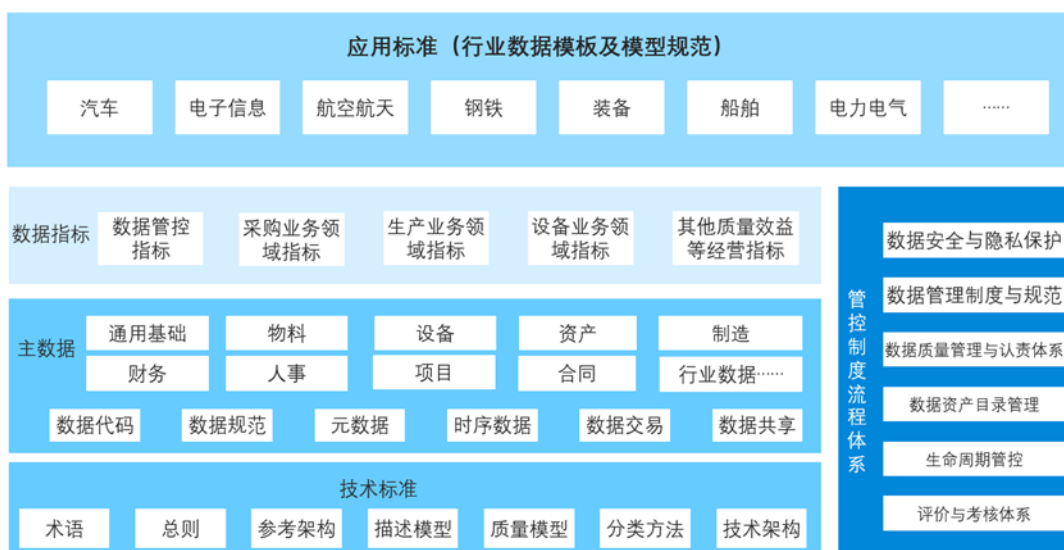


图 4.6: 数据治理参考标准体系

在质量数据需求分析及现状评估的基础上，围绕业务需求明确数据架构并进行业务标准化，同时考虑数据质量、数据流通、数据安全等方面，形成一套综合制度体系。如图 4.6 所示，其中包含了技术标准、数据标准、与管理标准（管控制度流程体系）。

技术标准含大数据术语、总则、参考架构、技术架构等基础标准，以及描述大数据集、进行数据全生命周期操作的技术标准，如描述模型、质量模型、分类方法等。

数据标准包含元数据、数据指标、主数据、数据代码、数据规范、时序数据、数据交易与数据共享等标准。数据指标包含数据管控指标、采购、生产、设备等业务领域相关指标以及其他质量效益等经营指标。主数据包括通用基础、物料、生产、制造、人事、财务、项目、合同等主题领域，以及按技术领域或者行业业分的主数据，如电子信息、航空航天、质量技术等领域。

应用标准可参考工业行业编制，通常情况下技术标准与数据标准可以参考国际标准和行业标准，结合组织的业务特点与需求编制。

管理标准，主要包括数据管理制度与规范、数据安全与隐私保护、数据质量管理与问责体系、数据资产目录管理及全生命周期管理等。评价与考核体系是对各层级的数据治理工作进行评价、考核与激励的重要环节。

### 4.3.2 数据质量管理

数据质量是发挥质量大数据作用的前提，保障数据质量是数据治理的重中之重。数据质量不是追求 100%，而是从数据使用者的角度定义，满足业务、用户需要的数据即为“好”数据。本文从以下六个维度对数据质量进行描述。

1. 完整性：指数据在创建、传递过程中无缺失和遗漏，包括实体完整、属性完整、记录完整和字段值完整四个方面。完整性是数据质



量最基础的一项。

2. 及时性：指及时记录和传递相关数据，满足业务对信息获取的时间要求。数据交付要及时，抽取要及时，展现要及时。数据交付时间过长可能导致分析结论失去参考意义。

3. 准确性：指真实、准确地记录原始数据，无虚假数据及信息。数据要准确反映其所建模的“真实世界”实体。

4. 一致性：指遵循统一的数据标准记录和传递数据和信息，主要体现在数据记录是否规范、数据是否符合逻辑。

5. 唯一性：指同一数据只能有唯一的标识符。体现在一个数据集中，一个实体只出现一次，并且每个唯一实体有一个键值且该键值只指向该实体。

6. 有效性：指数据的值、格式和展现形式符合数据定义和业务定义的要求。

以数据质量管理为核心的综合治理主要以沿产品研制全生命周期质量优化、组织质量管理优化、供应链质量协同优化、产业质量基础公共服务等业务价值流推进数据管控。

数据质量管理以业务需求为驱动，以数据清洁为目标，通过体系管控，提升数据质量。数据质量管理实施是在通过主数据管理、业务需求等了解数据的情况下开展的，首先结合具体的场景数据及服务需求，编制标准定义和数据规则；然后将标准纳入数据集成、迁移、实时、建模分析等业务和数据技术流程；长期开展数据质量监控、评估工作，不断对规则进行调整，适应业务需求。在数据质量实施过程中，数据质量综合评价是常态化工作，通过数据剖析、数据质量诊断、数据处理规则、异常数据监控等工作。

自上而下的顶层设计模式的数据治理体系及实施，这种途径成本高、涉及业务及其对象繁多，系统工作量巨大；因此业界正探索一种



自底向上的各个击破的数据治理模式，以需求为驱动力，以解决数据问题为导向，推动组织整体数据治理的逐步完善，又称“按需治理”，其典型参考框架如图 4.7 所示。

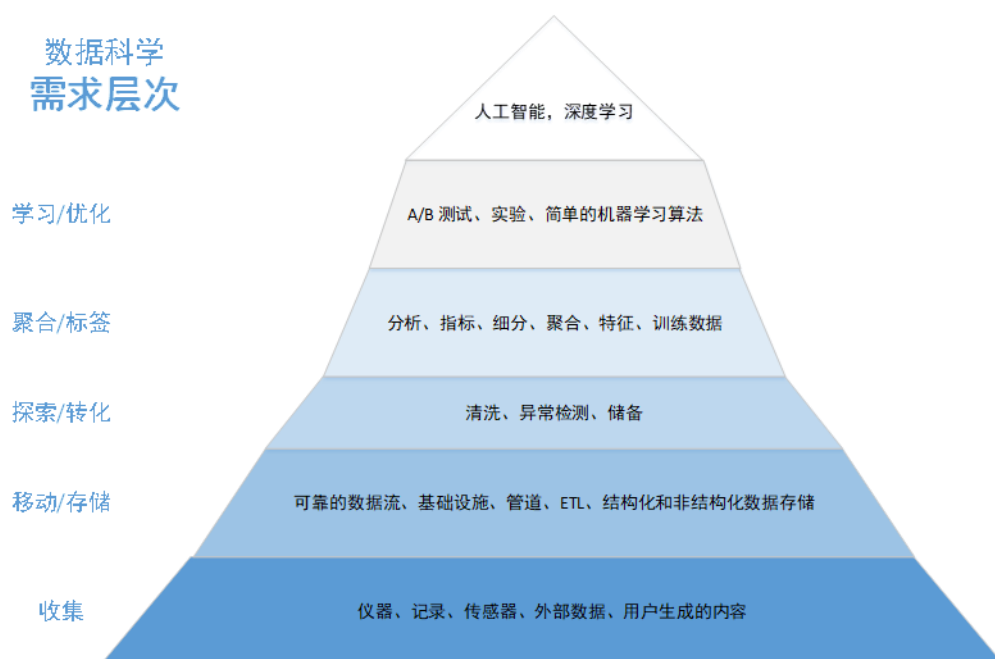


图 4.7：按需治理框架

该框架以质量分析与管理业务场景为牵引，采用单点突破，端到端的打通，并通过敏捷迭代的方式推进企业数据治理，其显著特点是“问题导向、系统建设、快速见效”，以解决各业务部门和业务系统数据管理中的问题为出发点，通过使用成熟的数据治理工具，快速搭建数据治理平台，实现对问题的逐个击破，并逐渐探索出全面的解决方案。自下而上模式一般以解决企业面临的数据质量管理任务作为切入点，然后逐步扩展到数据模型管理、数据标准管理、数据安全等其他数据管理职能。

### 4.3.3 数据安全防护

数据安全是跨工业领域与学科的综合性问题，从质量大数据资源的安全技术体系上，可分为质量数据接入安全、质量大数据平台安全、质量大数据共享与应用安全。其中质量大数据接入安全为工业现场数

据的采集、传输、转换流程提供安全保障机制；质量大数据平台安全为质量数据存储、计算提供安全保障基础；质量大数据共享与应用安全为上层应用的接入、数据访问、数据交换与共享等提供强力的安全管控。质量大数据共享与应用安全从以下几个方面考虑。

**1. 数据集可信性检测及防护：**质量大数据平台安全、可靠地运行重度依赖数据集的有效性和正确性，数据在收集与标注时一旦出现错误或被注入恶意数据，将带来数据污染攻击，威胁依赖数据集训练的模型和算法的安全。应用数据集可信性检测及可信防护技术保障数据收集、传输阶段的真实性、完整性和可靠性，为后续数据分析的可信性奠定基础。

**2. 跨平台数据交换与共享安全：**针对质量数据跨平台、跨区域的开放共享、互联互通、协同分析等要求，应用基于敏感度的数据安全域划分、数据跨域流动管控、动态数据安全交换共享、数据可用不可见等关键技术，对不同敏感度等级的域间数据流动、使用过程进行管控，做好数据流动过程中的审计，实现数据事件可追溯，确保数据交换共享过程的安全性。

**3. 基于区块链的数据应用服务安全：**区块链技术具有可信协作、隐私保护等优势，在应用到质量大数据平台时，能提升平台的安全性。基于区块链技术，为跨域集群建立业务共享通道，并利用高效共识机制协同更新分布式账本，能实现信息来源可信、数据可追溯审计和通道内部数据的传输和隐私安全。利用区块链不可篡改、分布式共治等赋能能力，对平台各节点构建联盟链，实现节点的自治性预防保障、运行时异常监测和受损状态的自愈合。

## 5. 质量大数据的技术视角

### 5.1 技术架构

#### 5.1.1 质量全生命周期架构

质量保证计划应该伴随产品的整个生命周期。完整的质量保证手段应该包括三个大周期：事前控制，事中监测，事后分析，如图 5.1 所示。

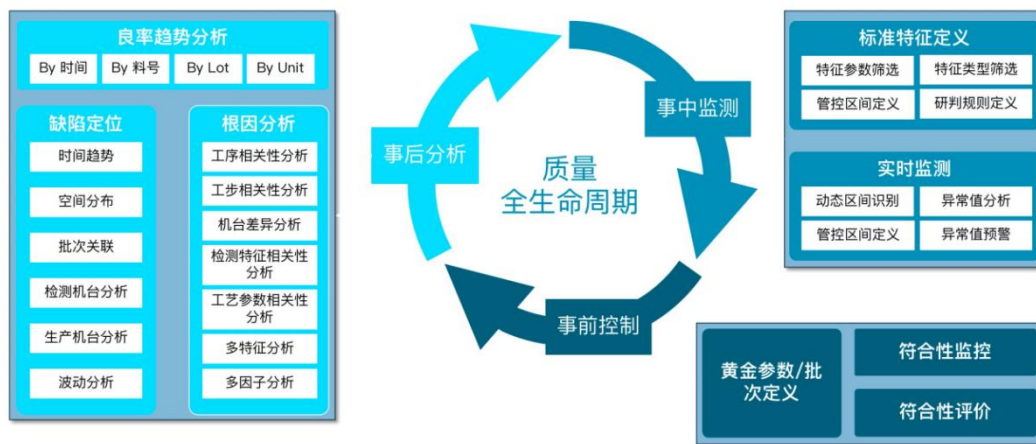


图 5.1：质量全生命周期框架

通常情况下，质量保证手段从事后分析入手，因为这是质量问题能直接表现出来的阶段。事后分析主要是从生产过程中的多维数据中发现和定位质量问题的原因。因为典型的生产过程要素非常多，涉及人、机、料、法、环各个维度，并且这些维度都可能影响质量，因此事后分析需要分别针对这些维度或者维度的组合进行横向、纵向对比。首先，需要根据质量结果对产品的质量趋势进行统计，按照一个线性维度，可以是时间、批次、小批等进行大范围的统计，以对质量的整体波动性有全面了解。之后针对有质量缺陷的范围，对时间、空间、批次、机台等维度进行统计分析，缩小缺陷产生的数据范围。定位到缺陷之后，针对各个维度进行横向纵向对比，找到影响质量的多个因素，按照相关性进行排序，最终推断出质量问题的根因。

事后分析可以有效的洞察质量问题产生的原因，但是要消除质量问题，还需要事中监测。事中监测是指伴随着产品的生产过程的一系列质量保证手段。例如需要实时检测关键参数的运行状态，对正常区间进行管控，如果超过正常区间需要及时发出警告，及时采取管控措施进行纠正，消除质量问题的产生。

事中监测和标准来自哪里？这需要对产品和各生产要素进行长期的监控和学习，找出最佳的管控区间。不同的产品和生产要素组合下，最佳的管控区间也是不同，这就需要在长期积累大量数据的情况下，对不同组合在历史上的最佳表先进行学习，称为“黄金批次”。这样在相似批次生产之前，就可以有针对性的设置相关参数，把潜在质量问题消除在事前。

事前控制，事中监测，事后分析，三个手段相辅相成，形成闭环。这样可以帮助企业建立长期可持续改善的质量管理框架。

### 5.1.2 数据平台架构

质量数据平台的架构包括数据存储层、数据服务层、数据分析计算层、应用层等四层。如图 5.2 所示。第一层数据存储层的职责是对各个质量相关的数据源中的数据进行适配、接入、统一汇聚和存储。其中数据源来自企业内外部的各条线，内部诸如设备 DCS、MES、ERP、销售管理等系统；外部诸如社交网络和互联网产品舆情等。数据存储层首先适配数据源，对数据进行采集和传输落地至数据存储层。数据存储层的内部可能包含多种异构数据管理系统，因为数据源的形式、存储密度、访问模型不同，例如设备时序数据存储于时序数据库，生产要素定义通常存储于关系数据，产品质量监测如 AOI 数据需要需要对象存储，数据存储层的建设思路，需要有针对性的进行数据管理系统的选型，避免陷入强行统一数据存储架构的误区。数据存储层的

主要考量包括数据源适配量、数据接入速率、存储容量、数据访问效率、数据抽取效率、数据高可用、横向扩展性、数据存储安全等。

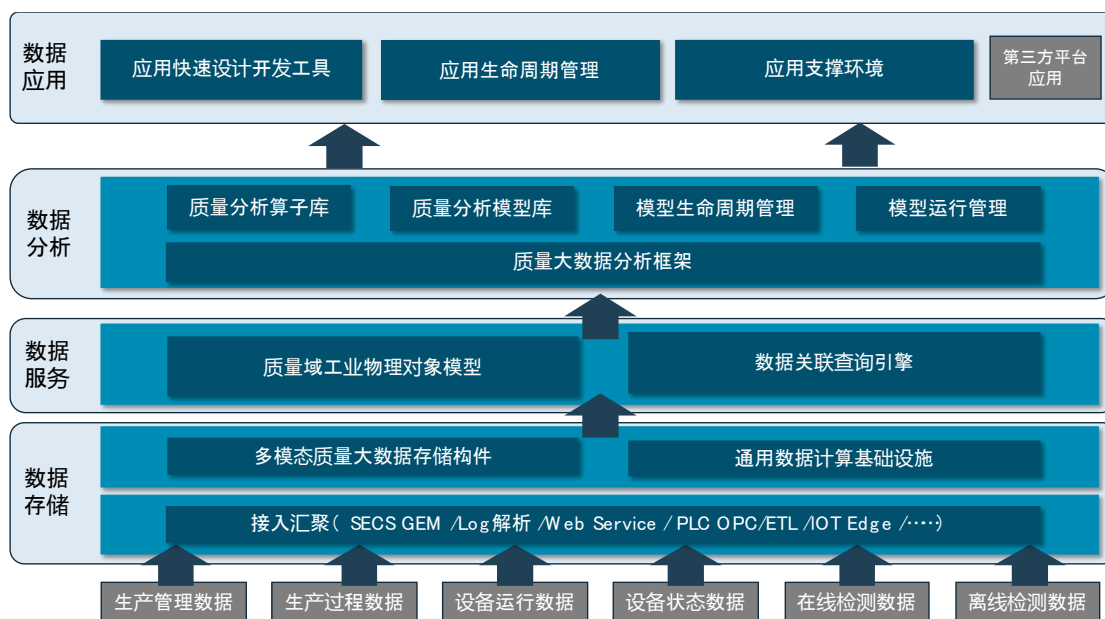


图 5.2：质量大数据平台架构

第二层数据服务层解决数据的关联。通常来说，质量问题涉及的数据来源和维度非常多，我们需要把不同数据源的数据进行有机的集成，并向上层数据消费者提供统一的数据服务能力。要想进行数据集成，首先要建立统一的数据模型，针对以设备为核心的生产过程进行抽象建模，重要的业务实体包括设备、物料、产品、工艺参数等等。数据服务基于统一的数据模型，把上层数据请求分解为对一层数据存储层包含的各个数据管理系统的查询，并把结果收回汇总。数据服务层屏蔽了数据存储层多源异构的数据管理系统，向上提供了富含业务语义的数据查询能力，可以有效的消除业务和 IT 技术之间的沟通鸿沟，加速质量分析应用创新。数据服务的业务表达力和查询性能是最重要的两个考量指标。

第三层数据分析计算层的职责是管理数据的分析计算过程。从简单的统计到复杂的算法，我们统称为数据分析计算。从业务维度，数据分析层主要职责是对常用有效的质量数据分析方法进行持续沉淀，



常用的方法如可视化数据分析、数据分析模板等。从技术维度，数据分析层主要包含并行批计算、流计算的并行计算框架，以及质量数据分析师的分析语言运行时，如 Python、R、Matlab 等。数据分析层和数据层的交互是双向的，数据分析层既要依赖数据服务提供的数据做为输入，也需要把一部分分析的中间结果写回数据层，进行二次服务化。

第四层为质量分析应用层。质量数据分析最终还是要应用化，被终端用户所消费。应用的形态一般包括 Web 应用和移动端应用。应用层要求能够以数据和分析层提供的数据为输入，对数据和操作进行可视化呈现。应用层也要求具备一定的低代码开发能力，让非 IT 专业人员也能定制和编辑自己的应用视图，提高应用创新速度。

## 5.2 数据存储：多模态数据的数据湖技术

“多模态”数据是指从不同角度描述工业生产物理过程和物理对象的图像、文本、测量值、日志等多种形式的数据库。多模态数据具有典型特点：不同的数据结构和数据类型，不同的数据体量和生成速率，不同的时效和空间维度的价值密度。为了通过数据来刻化和分析物理对象和物理过程，需要把数据以对象和过程为维度进行关联。多模态数据的价值释放面临关键技术挑战主要包括：

### 1. 多种类型质量大数据的有效存储

多模态数据包括关系型数据、半结构化数据、非结构数据、时间序列数据等多种类型的数据，需要适用于各种数据类型的对海量数据的有效存储。

### 2. 面向数据间关联的高效计算

多模态数据之间不仅是数据字段的直接关联，更多是物理对象和物理过程的语义关联。这些关联往往需要通过在海量数据之上进行高



效计算得出。

质量数据湖是一个集中存储各类结构化、半结构化和非结构化等类型数据的大型数据存储库，既可以包括源系统中的原始副本，也可以包括转换后的数据（比如用于报表、可视化、数据分析等的数据）。数据湖技术从整体上提供数据接入和存储基础能力保障，并提供一个高效的通用计算层为其上的蕴含业务语义的数据分析等计算给予高效支撑。

多模态数据的数据湖技术需要突破的是针对不同类型数据的存储技术，并在充分考虑多源异构数据各类特性之上的高效处理和计算工具和技术，以及如何对数据分层进行管理。简言之，研究如何形成可扩展的一体化存储系统和工具集。多模态数据湖的关键技术主要包括：

### 1. 多模态质量数据存储架构

针对工业数据在质量相关的物理过程的不同阶段、不同流程呈现多种类型（关系、时序、非结构化等）的特点，研制不同的数据存储管理引擎和系统致力于对多模态质量数据进行高效地接入汇聚和存储，能够按照产品编号，产品生命周期、质检情况等多种维度进行灵活数据组织和高效访问。

该架构构建存储海量的多模态质量数据，具有高可扩展性、可靠性、高适用性的数据存储层，并针对类型特点提供高效数据访问和数据计算能力。质量大数据存储与数据库系统类型主要有：

**（1）关系类型数据系统：**生产要素定义需要存储于关系数据类型系统中，例如企业在自动化、信息化进程中建设的 MES、WMS 等。联机交易型需求使用 OLTP 型单机或分布式关系数据库系统；联机分析型需求使用 OLAP 型单机关系数据库或 MPP（Massive Parallel Processing）分布式关系数据库系统。MPP 针对于具有大量关系数据

存储需求的场景。OLTP 和 OLAP 混合负载需要构建 HTAP (Hybrid Transactional / Analytical Processing)型关系数据库系统。

**(2) 时间序列类型数据系统:** 设备运行、环境监测的时间序列数据需要存储于时间序列数据类型系统中,例如伴随数字化和智能化发展企业建设的 EAP 系统等。针对海量的质量相关工业时序数据在接入吞吐量和查询高效性方面的需求,构建能够满足高性能读写、高效率存储、查询与分布式分析一体化的时序数据管理系统。

**(3) 对象存储系统:** 产品质量监测例如 AOI 数据、机台日志文件数据需要存储于对象存储与非结构化系统中。存储系统需要具有高可扩展性,对批量数据计算具有高效率与适用性、低存储成本和低系统运维难度与成本。

表 5-1 展开列举典型的数据存储与数据库系统类型,简要描述相关特性,并进行了系统举例。

表 5-1 典型数据系统类型

类型	数据模型	典型特性	系统举例
分布式文件系统	文件系统树状结构	海量大文件,高吞吐,良好的批处理支持和可扩展性	HDFS
对象存储	对象存储	Web 应用访问友好,良好的批处理支持和可扩展性	S3, OSS, MinIO
关系数据库	关系模型	二维表结构,支持 SQL,支持事务处理,广为使用	Oracle, MySQL, PostgreSQL, Greenplum
键值数据库	键值模型	存取键值对,良好的性能和可扩展性	Redis, RocksDB, etcd, Riak KV

时间序列数据库	时间序列模型	高速写入，支持时间序列特色查询（如降采样等），高效压缩存储	InfluxDB, Apache IoTDB
宽列数据库	宽列模型	列不是提前固定的，可容纳大量列	HBase, Cassandra
文档数据库	文档模型	数据记录无需结构一致，数据记录可以有嵌套结构	MongoDB, Couchbase
图数据库	图模型	由顶点和边的图结构表示，高效处理在以边构成的多跳关系上等查询	Neo4j, JanusGraph

数据存储架构在建设思路，需要有针对性的进行数据管理系统的技术选型，避免陷入强行统一数据存储架构的误区。需要结合需求考虑的维度：

- 存储能力与效率：例如数据量（TB 级、PB、EB 级）、存储安全性等。
- 数据模型：例如关系模型、时序模型、键值模型等。
- 数据产生速率。
- 数据查询形式与效率：例如是否支持 SQL、访问模式（OLTP 型、OLAP 型或其他）、并发能力、延迟。
- 数据通用计算能力与效率：编程模型，计算模式（批处理、流处理）、吞吐、延迟。
- 系统成本：例如计算机节点规模，是否需要特殊硬件。
- 运维难度与适用性：例如运维难度，运维需要哪些方面技能，与运维团队的匹配度。

## 2. 质量大数据处理工具集

聚焦如何把数据汇聚到数据湖里，以及为对湖中的数据进行分析

和利用提供计算支持。构建一个高效的通用计算层为数据存储层之上的其他层级（例如数据服务层、数据分析层）在进行蕴含业务语义的数据分析、多模态数据间关联计算等操作时，提供高效计算支撑。

数据处理工具从功能角度分为两大类：（1）数据接入汇聚到数据湖中的相关工具集，（2）为对数据湖中数据进行处理和分析提供通用计算支持的工具集。

### （1）数据接入汇聚工具与相关技术

为将数据汇聚至数据存储层，首先需要对各个质量相关的数据源中数据进行适配。数据源包括企业内部诸如设备 DCS、MES、ERP、销售管理等系统，外部诸如社交网络和互联网产品舆情等。然后，重点是将源端数据准确无误及时的传输到数据存储层。针对数据源和数据存储系统多样性特点，需要根据情况选择合适的数据接入汇聚工具。数据接入汇聚技术包括：

- ETL 工具：适用于数据源和数据存储都是数据库（以关系数据库为主）的情况，通过数据库查询语言来编写数据如何从数据源中抽取、转换、并加载到目标数据库中。
- 特定传输协议：针对数据传输遵守标准或非标网络传输协议的特点。对于非标情况，需要构建特定协议的客户端程序，来接受和处理网络数据传输包。
- 通用 Socket 协议：针对厂商根据实际需要制定的私有数据传输协议的情况，需要根据私有网络帧数据包格式，结合可插拔的帧解析插件进行数据的接入和读取，并转换加载到数据存储架构中
- 流式接入：首先建立一个高吞吐的数据队列，可视为典型的生产者-消费者队列。数据源端采集程序作为生产者，把采集获取的数据都发送到数据队列中；数据目的端加载程序基于

数据处理程序直接消费队列中数据，并根据目标数据进行格式转换。优点包括：源和目的端的协议可被持续扩充，可通过管理数据转换任务的方式来配置数据接入流，架构具有良好的可扩展性即实现对源和目的端的解耦等。

## (2) 通用数据计算工具与相关技术

为了给上层提供对海量质量大数据的高效访问能力，存储层需要提供基础的通用数据计算支撑，其结合数据存储引擎进行数据操作的优化。提供通用数据计算技术：1) 批计算：接收大量输入数据，通过运行一个作业来处理数据。作业往往需要执行一段时间，用户通常不会等待作业完成，而是定期运行批量作业。2) 流计算：接收流式输入的数据，并在接入后很快对数据进行处理和输出。但输出不同于在线查询，不是为了响应用户的某种请求。表 5-2 列出了计算技术的主要特征和具体技术框架举例。

表 5-2 典型数据计算模式

类型	输入数据特征	任务执行特征	举例
批计算 (Batch Computing)	<ul style="list-style-type: none"> <li>有界：输入数据集是有限的数据集</li> <li>持久与大量：数据通常始终存储在某种类型的持久存储位置上，通常大量数据</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>定时：在许多情况下，批处理计算任务的执行方式会被提前设置，进而以此预定义的时间与间隔来一次性或周期运行</li> <li>高吞吐：通常具有很高的吞吐性能</li> </ul>	MapReduce, Apache Spark



<p>流计算 (Stream Computing)</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 无界：输入数据集是无界的</li> <li>• 非持久：数据往往存储在某个消息引擎来供处理系统使用，消息引擎中的数据一般不会持久化保存全部数据，而只保留最近一段时间的数据</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 长时运行：流数据源源不断到来没有尽头，因此流处理任务往往是一经部署运行后即保持长时运行，除非明确停止</li> <li>• 低延迟：大数据流处理任务的很多场景往往都与低延迟需求有关</li> </ul>	<p>Apache Flink, Apache Storm</p>
-----------------------------------	---	--	-----------------------------------

● 批计算

批计算有以下特征。首先，其操作大数据量的有界静态数据集。将全部数据作为一批或者整理成几批来执行数据处理逻辑，并在计算过程完成后返回结果。简言之，批处理的输入数据都是有边界数据，输出结果也是有界数据。其次，批处理关注的是事件时间，即数据本身的时间，例如工业产品质量检测数据中的检测时间。再次，因为大量数据的处理需要付出大量时间，而且通常只有到处理完后才有完整的结果，因此批计算任务通常具有较大的延迟，可能数分钟、数小时或更长。

研发批计算系统，需要在设计过程中充分考虑了数据的体量，可合理和良好的使用大量的计算机资源，致力于提升计算的吞吐率；同时，可靠性和规模可扩展性是批处理技术中的关键点。

批计算典型应用于支撑质量检测数据的定期汇总计算中（即对历史数据的计算任务）。质量检测汇总计算任务需要处理大量数据，并且计算任务常被设置定时执行，任务运行结果写入指定的数据存储中，用户或下游计算任务后续择时查看或读取结果。

● 流计算



流计算的基本过程是：对随时进入的数据进行计算，即无需针对整个数据集，而是对传输进入系统的每个数据记录执行操作，并按照设定的规则适时输出结果。

流计算典型的处理方式有微批处理和逐项处理两种。微批处理的过程是：把源源不断的数据按照到达系统的时间少量分批依次处理。微批处理具有特征：较高的整体吞吐率、较大的延迟。逐项处理是对流数据一种自然的处理方式。然而为了满足现实场景需求，在相对不能更多借助于批处理技术的情况下，这种处理方式需要克服更多的技术挑战，包括维护和管理任务状态、妥善处理计算一致性等。

流计算典型应用于支撑实时质量检测数据分析中（即对实时流入数据的计算任务）。通过实时对流入质量检测数据进行计算，用户或下游计算任务可以实时看到或读取到结果。

### 3. 质量大数据分层资源化

质量大数据资源化是基于数据湖通用计算能力支撑，将数据湖中存储的多模态数据进行数据分层，以使得每一层的数据作用域有限而便于定位和理解，且每一层的数据相较于低层在数据粒度、业务涵盖度、数据口径收敛度或数据质量等方面进一步提升。由此，应用在消费数据时可以直接访问偏上的业务涵盖度更高、资源化水平更高的数据分层，从而在数据访问性能、数据口径统一度、减少重复开发等方面显著受益。

海量多模态质量数据自身特性为数据分层资源化提出了挑战：

**（1）质量大数据资源化处理引擎需要能对多种结构和类型的量数据进行高效处理。**针对海量质量数据的多种结构和类型（关系、键值、时序、非结构化）的特点，处理引擎不仅需要能支持对各类数据系统的对接和高效访问，还需要适应多种数据模型和数据结构以使

得在联合计算时形成确定的结果数据模型并避免计算空间爆炸从而达到良好性能。

**(2) 需要应对多质量过程与多变分析主题给资源化分层的复杂度带来的显著增长。**呈现多种类型的工业数据从质量相关的多物理过程的多阶段和流程中产生。为了实现多维度分析，直观上需要对多个质量过程的数据分别进行多个数据层次的构建；在另外一个维度，分析主题的多变又更进一步增加了数据层次的构建需求，从而两者综合造成分层计算量显著提升、存储量增大的复杂度提升挑战。

质量大数据资源化分层可以从典型的数据分层方法中予以借鉴。在分析型关系数据仓库系统的典型建设方法中，数据分层包括：操作型数据层（ODS）或称贴源层、数据仓库明细层（DWD）、数据仓库汇总层（DWS）、应用数据层（ADS）。其中，ODS是最接近数据源中数据的一层，数据源中的数据经过“抽取”、“转换”和“加载”（ETL）接入到 ODS 层。该层数据大多是按照源头业务系统的分类方式而分类。在数据湖技术体系中，为了减少数据建模与业务梳理复杂度以及为了适应后期潜在更广泛的分析需求，在接入汇聚过程中，对数据源中数据往往不做或做很少的“转换”处理，而以较少的工程代价把原始数据尽早接入汇聚到数据湖存储架构中。DWD 层提供业务系统中操作型数据的长期沉淀，为分析计算提供历史明细数据支撑。DWS 层是汇总数据层，其使用典型数据仓库的维度建模方法，按照分析主题和业务需求进行数据模型设计。ADS 层面向数据应用需求构建，方便应用消费。

针对海量多模态质量大数据的数据特点以及分析和应用需求，构建适合于质量大数据的分层数据资源化技术。

**(1) 质量大数据资源化分层存储管理：**针对质量数据的多种结构和类型（关系、键值、时序、非结构化）的特点，构建能够满足表

达多种数据结构和数据模型的数据层次，使得具有多种数据模型的下层数据融合形成上层数据分层；在数据模型之上构建能够满足对分层数据访问和操作需求的查询和操作语言。构建能够对由多质量过程、多变分析主题构造出的多个数据分层进行有效管理。

**(2) 贯通存储架构的质量大数据资源化数据处理引擎：**构建能够连通数据湖存储架构中多种数据系统的质量大数据资源化处理引擎体系，其能够适应多种数据系统的包括数据模型、接口访问协议、并发度能力等特点，能够实现高效数据存取，能够按照资源化的调度需求进行调度，并且在联合计算时达到良好性能。

### 5.3 数据服务：质量大数据的领域建模技术

质量大数据涉及产品的方方面面，数据来源和形式广泛，并且通常存储于不同系统和不同的数据库中。传统的大数据平台只能解决数据的接入和存储，但是从质量分析应用的视角看，需要把上述数据进行集成和关联，构建统一数据服务，才能从根本上提高质量大数据的访问效率，加速质量分析和应用的创新速度。因此，在传统的大数据平台之上，需要对多维质量数据进行统一模型管理和查询层，以统一数据服务的形态对上层应用提供数据访问能力。

质量大数据服务层包含两个重要的技术模块，如图 5.3 所示。“工业物理对象模型”是对质量域多源异构数据的统一描述，数据关联查询引擎则提供统一的数据关联查询接口，屏蔽底层异构数据管理系统的复杂性。

统一质量大数据服务



图 5.3：统一的大数据服务

数据模型是指用来描述业务领域行为的数据结构，包括重要的业务实体、属性，以及他们之间的关系。数据模型应该不依赖于具体的数据存储介质和形式。例如我们描述“产品”是质量大数据里的一个重要实体，而不是指“存储在数据库中的产品表结构”。

在质量大数据领域中的重要业务实体包括但不限于“物料”，“设备”，“工段”，“工艺”，“人员”，“产品”（本质是“物料”的一个特例，但是为了方便理解，暂且单独提出）等。通过对产品生产过程的刻画（最终决定了质量），这些实体是天然的关联在一起，例如，一个“产品类型”包含多个“产品（实例）”，每个“产品”有多个“工序”，每个“工序”需要依赖一个或多个“设备”，同时每个“工序”可能会消耗一部分“原材料”。产品一般是按“批次”生产的，每个“批次”会对应一个“人员班组”，等等。这些实体、属性和关系都有可能对质量产生最重的影响，因此需要进行建模刻画。那么，如何获得稳定、描述性强的质量的大数据模型呢？

幸运的是，在工业的发展过程中，有很多标准模型可以参考借鉴，如流程行业的 ISA-88，重点描述离散行业同时能兼容 ISA-88 模型的 ISA-99 生产信息整合模型，或者其他行业内的模型等等。虽然这些模型产生的目标和背景不同，但是对于大数据分析的场景，仍然有很强

的借鉴意义。以图 5.4 中 ISA-95 模型为例，该模型包含了物料模型、设备模型、人员模型、产品定义模型、工艺段模型、生产能力和调度模型等几大模块，并且每个模块内部均定义了重要的实体和关系。

在大数据分析的场景中，上述数据模型中的数据可以看做是“主数据”或者“基础数据”。而对于在产品生产过程中产生的大数据，则需要在上述模型的基础上进行扩展。常见的质量大数据包括生产过程中设备产生的运行监测数据，如压力、温度等，属于时序大数据；设备生产过程中产生的日志数据，通过结构化之后可以获得正常、异常事件以及时间等重要信息；设备质检过程中产生的结果数据，例如 PCB、芯片的电检测数值数据，以及广泛采用的 AOI 图像检测数据等等。这些大数据结构可以通过扩展，挂载到基础数据模型上，最终形成完整的数据模型，我们称之为“工业物理对象模型”。

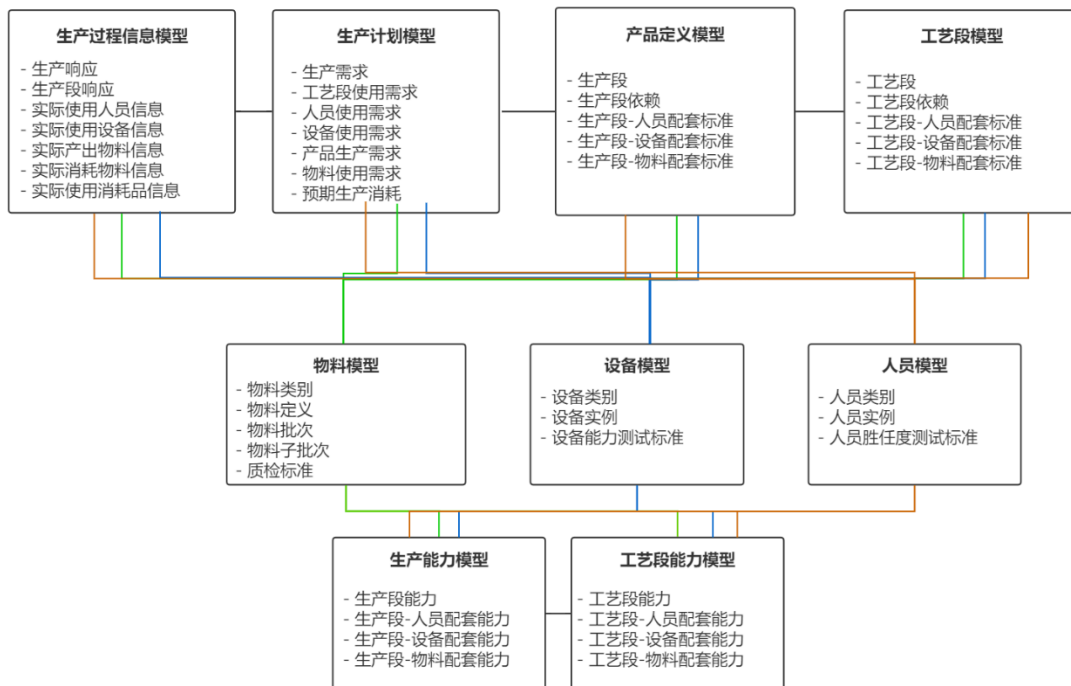


图 5.4：ISA-95 的建模维度



## 5.4 数据服务: 基于领域模型的查询技术

“工业物理对象模型”解决了多源异构数据的统一描述问题，但是实际数据仍然存在数据存储层的多种数据系统中。因此，数据关联查询引擎的作用是根据工业物理对象模型对上层应用发出的数据关联查询请求进行分解，并调度到底层的各个数据系统中实际执行，并把查询结果汇总，加工变成上层应用所需的格式。数据查询引擎的主要设计目标包括：1) 提供富含领域语义的数据查询；2) 保证数据查询性能。

数据查询引擎采用了“工业物理对象模型”做为元数据，而数据模型中的实体定义本身就来自于业务语言，因此它天生就具有很强的领域语义，例如质量分析中典型的查询中，我们可以通过特定缺陷找到特定的批次号，再通过批次号生产的产品类型找到所有生产同类产品的批次进行横向对比。在这种查询语言下，用户完全不需要关心底层特定数据管理系统的 IT 概念。这种查询语义可以同时面向 IT 工程师、质量工程师和数据分析师，帮助三者形成有效沟通手段。

数据查询引擎的性能挑战主要来自于适配多种数据库，并且在特定的查询需求下，结合每个数据库的访问特点，拆解成最优的数据查询语句传达给底层数据库实例。另外数据查询引擎还需要对数据进行汇总，因此需要考虑跨库数据查询优化，例如实现跨库连接 (Join) 操作时，需要用一个库的小数据去连接另外一个库的大数据，而不是反过来。此外，在一个典型的数据关联查询中，一批数据可能在关联路径上重复出现，并且会出现典型的数据库 N+1 查询问题，因此数据查询引擎需要构建自动缓存和批量合并的功能，避免出现查询引擎和数据库之间出现的多次无效数据传输，提高查询速度等等。

在数据服务的形式上，需要支持三种典型的数据访问形式：即席查询，数据抽取，和数据订阅。即席查询用来满足任意的数据关联和



探索，以交互式的方式进行数据查询和反馈，方便用户对数据进行初步理解，以及满足质量分析应用的数据交互展示功能；数据抽取用来满足大数据分析的场景，需要实现数据的高吞吐传输，满足典型质量分析算法的批量和流处理过程；数据订阅指在用户感兴趣的数据集发生变化的时候才通知的数据服务，用来满足质量变化、异常发现等数据需要及时传递的场景。

### 5.5 数据分析：面向多场景多数据源的数据分析技术

质量分析建模效率的基础是存在大量可复用的算法(为了区别一般意义上的算法，以下简称算子)，这样一个分析模型可以通过算子组装快速实现，同时也方便全要素全环节质量分析模型库的灵活扩展。根据实践经验，共性的质量关联分析算法可以归纳为如图 5.5 所示的 4 大类，基础分析算法为时空模式挖掘提供了算法基础，基础分析算法和时空模式挖掘为异常预警和工艺参数优化提供了基本规律和特征变量，在质量管控中，异常预警属于预测性响应的策略，而工艺参数优化则是预设性消除。

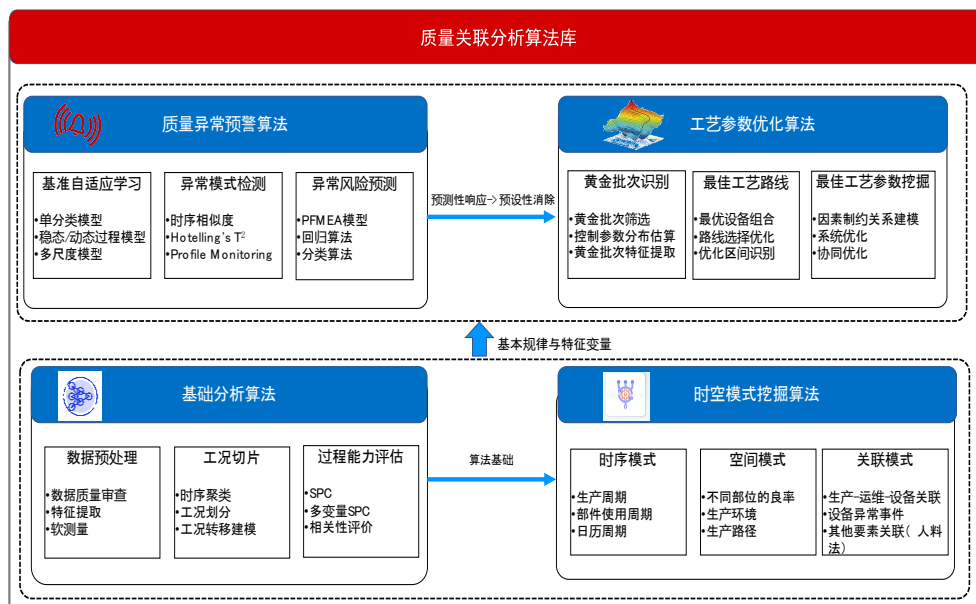


图 5.5：质量关联分析算法库的技术内容

基础分析算法包括了数据预处理、工况切片等通用算法，也包括SPC等质量分析基础算法。

质量时空模式挖掘的典型算法如表 5-3 所示。

表 5-3 质量时空模式分析的典型任务

类型	典型分析问题	业务用例	算法
质量的时序模式	生产周期或生产批次 (run-to-run) 设备/部件使用周期	供应商评价 部件更换周期优化 设备更换优化	假设检验、 方差检验、 SPC
质量的空间规律	产品的部位或区域 生产环境 生产路径分析	安装优化 夹具优化 路径组合优化	Spatio-temporal 分析、 聚类算法 (包括 GMM 等)
事件关联模式	异常事件与质量异常的关联	设备异常对后续质量的影响分析与追溯	关联规则挖掘算法 (包括时序关联规则挖掘)
要素的关联	人、机、料、法、环	关键要素的识别 (特别是可控要素)	方差分析

在线质量检测通常为多个制程后的统一检测，存在严重的滞后。若能够根据历史数据，将当前制程的工艺参数与对应的质量指标关联起来，建立质量指标的预测模型，将为制造质量的提升提供决策层面的指导。质量异常预警的 4 条技术路线如表 5-4 所示。

表 5-4 质量异常预警的 4 条技术路线

序号	技术路线	描述	算法
1	质量指标的回归模型	根据当前的设备状态参数和近期的良率走势，预测关键质量指标，进行良率的研判	回归建模方法
2	不良风险预测	根据历史的质量检测数据（质量等级），预测产品质量不良的风险值	分类模型或回归模型
3	基于正常样本的学习	只有正常的的数据样本。基于此构建模型，发现实际运行中的偏离	One-class classification、聚类算法
4	不良模式匹配	根据业务领域典型不良模式的模板进行相似度匹配，发现不良	时序相似度评价

工艺参数优化的目标是在外生变量给定的条件下，通过合理的工艺参数组合，取得理想的质量结果。通常有如表 5-5 所示的 3 条技术路线。

表 5-5 工艺参数优化的 3 条技术路线

序号	技术路线	描述	算法
1	理想批次寻优（case based reasoning）	根据质量评价指标，在历史数据中筛选若干理想批次，从理想批次中，统计总结出最佳的工艺参数区间及在线控制策略	聚类（如 GMM） 参数分布拟合

2	<p>质量动力学模型 (inference model driven approach)</p>	<p>构建质量与工艺参数及其他因素（如设备健康状态）的回归模型，找出输出质量理想的参数子空间和在线控制策略</p>	<p>分类模型或回归模型（如决策树、随机森林）</p>
3	<p>协同优化 (optimization model)</p>	<p>一个工件不同区域的质量指标、设备不同使用时长下的质量指标等多个质量指标通常是相互制约的，基于历史数据和协同优化，得到一个全局的最优工艺参数集或区间</p>	<p>启发式优化算法</p>

## 6. 质量大数据的实施路径

质量大数据是一项系统性工程，需要企业和产业界共同努力。企业要发挥主体作用，持续深化开展质量管理活动，产业主管部门需以完善政策保障和支撑环境为重点，做好组织实施。本白皮书分别给出企业侧和产业侧两个实施路径指导框架。

### 6.1 企业侧

企业应从管理、数据、技术三个方向做出规划，如图 6.1 所示。



图 6.1：企业侧质量大数据实施路径指导框架

#### 1. 深化质量管理变革

##### (1) 明确质量数据应用模式

企业需根据行业特点和实际需求，考虑符合自身发展的质量大数据应用模式（具体的应用模式在第三章中详细给出）。处于质量大数据应用初期或对重点业务环节有较高质量要求的企业，可有针对性地推进质量大数据采集、分析和应用等技术落地，提升生产过程的质量控制智能化、精细化水平；对于已打通质量大数据在内部业务流动的企业，可将质量管理拓展至所有相关方，加强产业链质量信息追溯，促进产品研发、设计、生产与服务一体化创新；对于完善产业链质量

协同、具有平台化运行能力的企业，可探索建立质量大数据生态体系，推动质量大数据的收集整理、开发利用和共建共享。

## （2）实施质量大数据贯标

贯标是企业强化质量管理、提高市场竞争力的有效手段，企业需从三个方面重视并实施质量大数据贯标认证工作。

一是建立完善的质量管理体系文件。质量管理体系文件是贯标工作的基础，主要包括质量手册、程序文件、作业操作指导书、质量数据记录表、其他与质量管理及质量大数据相关法律法规和技术标准。质量管理体系文件需既符合标准规定要求，又结合企业实际，并在实施过程中不断完善修改，确保文件的适宜性和有效性。

二是积极宣传质量大数据思想。企业职工是实施贯标工作的参与者、执行者，需高度重视全员质量大数据思维培养，将数据思想贯穿企业精神文化、制度文化和物质文化建设全过程。对于中高层领导，需构建数据决策文化，提升质量大数据管理策划能力；对于一线员工，需加强思想宣贯和技能提升，做到质量贯标战略精准执行。最终实现企业质量大数据思想与贯标策略融合，推动贯标认证落地。

三是加强内部审计工作。内部审计可以挖掘贯标过程中存在的不合格行为，是贯标成功的必要手段。通过数据分析找出用户需求不达标、产品质量不满足要求、生产过程不稳定等事项，收集员工合理化建议，从而有效促使企业实施持续改进活动，取得预期的贯标效果。企业需建立和培训高素质的内审组织，提高内审员对标准的理解和掌握，发现更深层的问题与注意事项，推动质量大数据贯标工作的顺利实施。

## （3）完善质量管理组织体系

企业应开展管理流程化、决策数据化、功能平台化的质量管理组织体系变革，推动从单一职能垂直管理向矩阵数字型质量管理组织转



变。管理流程化是指以用户需求为导向，系统梳理各业务环节与质量策划、控制、保证、改进等质量管理活动间的流程接口，加强数据全流程交互共享，更好地实现业务数据和质量数据融合，从而最大限度地提高生产和业务效率。决策数据化本质是通过数据获取经验，辅助企业在生产和经营管理中采取策略。功能平台化是指企业对内依托质量大数据平台，通过各类模块化软件，推进质量大数据应用技术落地；对外通过质量大数据支撑产品质量提升，企业本身即是平台。

#### **（4）完善质量管理工作机制**

企业应围绕质量管理能力建设，构建架构引领、规划先行、部门协同、定期评估、持续进步的系统化管理机制。明确质量管理工作架构，确定质量管理工作的责任部门、职责和权限；规划选择质量大数据应用模式，优化质量方针、质量目标，确定资源分配方式，并制定质量管理提升路径；创新质量部门与业务部门协同工作模式，通过数据管理平台和研发设计工具，在正确的时间将正确的数据发送给正确的人与和机器，实现多部门工作无缝连接；开展数据能力成熟度体系贯标，定期评估质量大数据实施后的提升效果；加强质量大数据管理复合型人才培养和锻炼，为质量管理和业务工作的持续进步注入活力。

## **2. 强化数据开发利用**

### **（1）加强质量数据全生命周期管控**

企业需在实施质量大数据初期梳理数据资产，包括企业内部拥有的质量数据、需要通过外部整合的质量数据等。合理的数据梳理及整合有利于企业形成系统化的数据管理，为后续打通内部数据孤岛、发挥整合效益、推动高质量数据建设提供先决条件。采用智能化业务终端及适当使用各类传感器，采集汇聚蕴含在生产制造过程中的质量数据。通过制定企业标准或采纳国标等形式，统一质量数据标准，采用专业的数据管理产品和工具、开发量身定做的数据管理系统用于数据

存储或管理。采用 5G、物联网、时间敏感网络等通信手段，建立及时、可靠的数据传输网络，支撑质量数据流动及无缝汇集。

## **（2）保障质量数据安全**

企业需通过不同的技术手段和安全措施，围绕质量数据流建立数据安全体系，构筑涵盖网络安全、系统安全、数据安全、操作安全等多方位质量数据保护屏障，履行数据安全保护义务。通过网络安全技术，保证数据处理、存储安全和维护正常运行；通过具有身份鉴别和认证、权限管理、数据库加固、审计控制等安全措施保障数据管理系统安全；从集群容灾、备份、数据完整性、数据分角色存储、数据访问控制等方面保证质量数据的安全；明确安全管理人员职责，强化数据安全管理人员意识，建立数据安全规章制度，组织开展质量数据安全教育和培训，杜绝或降低因安全管理人员操作不当所造成的数据安全问题。

## **（3）提升质量大数据的质量**

高质量的数据是质量大数据能否起作用的前提。企业应在数据采集、汇集和传递的过程中保证数据无缺失和遗漏，保证质量数据的完整性；在记录和传输质量数据时，高速的传输效率满足业务对信息获取的时间要求以保证质量数据的及时性；建立数字化工厂数据标准标识体系，通过建立数据标准标识体系，统一企业数据应用接口满足业务对数据的使用要求以保证质量数据的统一性；真实地记录原始数据，剔除数据噪声和干扰项，保证质量数据的准确性。提升质量数据的关键技术手段包括数据清洗、数据归约、标准化及格式化等。

## **（4）推动质量知识软件化并持续优化**

企业应开展质量知识的软件化，对工业研发技术、生产工艺、业务流程、员工技能、管理理念等知识逻辑化、数字化和模型化，将大量隐性质量知识转化为各类软件和信息系统，并可通过数据挖掘和分

析获得新的质量知识。加强数字设计工具的开发利用，运用数字分析建模、数字孪生、可靠性设计与仿真、质量波动分析等技术提高产品用户体验和质量设计水平。

### 3. 强化技术融合应用

#### (1) 推进装备数字化改造

企业应加强生产制造装备改造，一方面应用温度传感器、振动传感器、噪声传感器、手持终端等模块升级生产制造装备，强化装备获取范围更广、质量更高的质量数据能力，提升测量精度和动态感知水平；另一方面对不同类型的机械设备通过统一接口标准的形式进行互联打通，为质量数据智能流动提供基础。

#### (2) 深化信息技术融合应用

深化质量大数据与信息科学技术融合应用，形成智能分析工具，强化质量智能判定、质量预测预警等能力。结合动态数字孪生技术对质量特性、生产物流、能源消耗、工艺参数、设备状态等维度的信息进行数字化表征，形成质量数字孪生体，方便质量实施反馈生产过程并且为工艺优化和改进夯实基础；结合人工智能、数据分析等技术，在质量数字孪生体之上实现全流程数据的智能流动，基于算法实现质量监控、追溯、评级和关键参数预测；利用重要性假设检验、残差分析等方法对模型效果进行评估，以实现模型的持续优化，最终通过最优模型实现生产预测与调控。

#### (3) 构建数据平台架构

企业根据质量全生命周期，结合工业互联网平台构建开放化质量数据平台，平台集成多种网络通信协议、应用协议及数据协议，向下整合硬件资源，向上承载软件应用，助力企业建立质量大数据资源和应用库。

#### (4) 推进平台赋能质量管理

依托统一质量管理平台实现质量数据的知识化、数字化、智能化，通过复用降低管理成本，推动质量管理平台与研发设计、生产制造平台集成互联。最终实现从“文档手工传递”向“业务数据自主流动”的转变；从“业务驱动”向“大数据分析建模驱动”的转变；从“事后分析”到“多维度事中分析”转变。

## 6.2 产业侧

产业应从夯基础、凝共识、推政策、定标准、聚资源、做支撑、建生态、设保障八个方向发力，如图 6.2 所示。

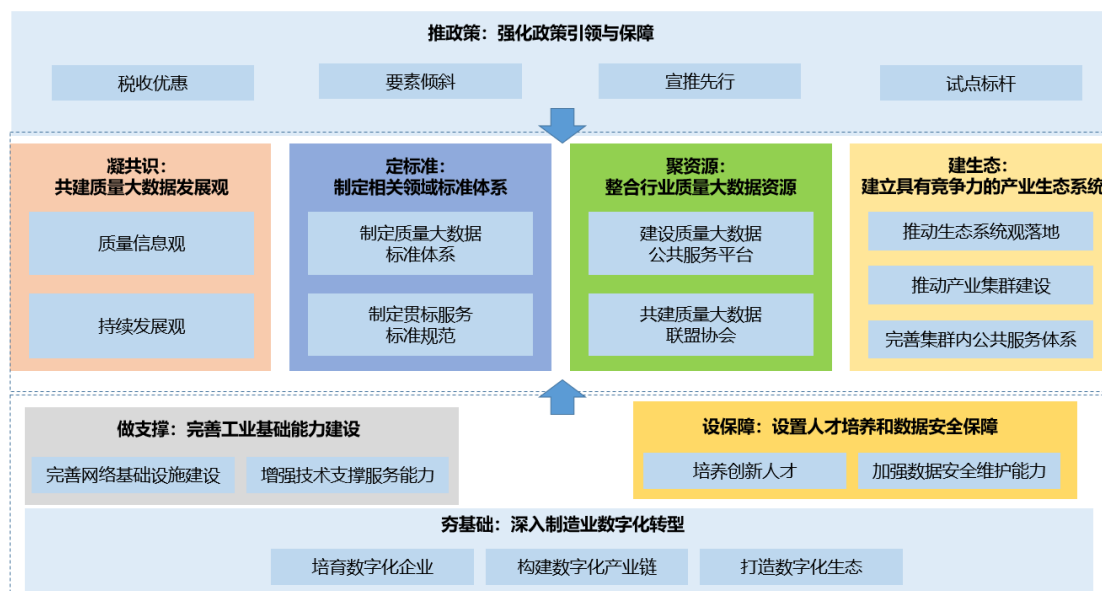


图 6.2：产业侧质量大数据实施路径指导框架

### 1. 夯基础：深入制造业数字化转型

推进制造业数字化转型，有利于加速质量数据的涌现、流动和积累，有利于实现生产过程全要素、全产业链、全生态的全面连接，推动企业形态、生产方式发生根本性变革。可通过培育数字化企业、构建数字化供应链产业链、打造数字化生态等方式，深入制造业数字化转型。

### 2. 凝共识：共建质量大数据发展观

全行业共建质量大数据发展观，主要包括质量信息观、持续发展观。树立质量信息观就是将质量数据的采集、处理、控制、分配能力作为质量提升能力的重要组成部分，形成符合自身的质量管理体系和商业模式；持续发展观是指质量大数据不是短时的实施项目，需要持续迭代和完善。不同行业存在不同的质量大数据应用模式，都需放眼未来，推动质量大数据“制定目标-建设规划-实施执行-迭代改进”循环。

### 3. 推政策：强化政策引领与保障

充分发挥税收优惠、要素倾斜的政策引导和资金扶持作用。宣传方式上探索官方宣传引导与线上直播等多渠道融合并行的创新模式，搭建行业质量大数据交流平台。在行业层面推广质量大数据智能制造系统，在区域集群内推广质量大数据应用和管理平台。突出试点示范，以“赛马制”、“揭榜挂帅”等攻关组织模式推动建设试点标杆。

### 4. 定标准：制定相关领域标准体系

一是制定质量大数据标准体系。把握质量大数据发展的特点和规律，整合借鉴国内外相关领域标准化资源，加快质量大数据标准化体系建设。遵循大数据发展规律和标准化工作的一般规律，加快急需领域的标准制定工作，重点支持智能装备、智能生产线、智能车间、智能工厂等领域的质量大数据技术标准和规范研制。

二是制定贯标服务标准规范。质量大数据标准涵盖范围广，标准种类多，亟需具有专业水平和标准化知识的贯标组织和机构协助企业的贯标工作。目前贯标服务缺乏规范的服务标准，导致企业贯标质量不高。依托贯标服务标准研制，可全面收集、整理和归纳行业内贯标的先进经验和成果，为各相关方提供可依据可参考的贯标服务规范性文件。

### 5. 聚资源：整合行业质量大数据资源



围绕质量大数据的相关领域和行业，整合科技创新资源。一是行业龙头企业或政府牵头建设质量大数据公共服务平台，对接相关企业、工业互联网平台等，整合多维度质量大数据，加快产业集群间互联互通，打破上下游配套企业数据壁垒。二是行业共建质量大数据联盟协会，联盟内企业共同汇聚多元资源与自身优势，系统梳理产业链各要素的质量数据与有效工具等，解决行业质量大数据共性问题。企业间通过相互合作获得互补性技术与资源，降低自身质量大数据研发门槛。

## 6. 做支撑：完善工业基础能力建设

完善工业基础能力建设，支撑质量大数据发展。一是完善面向质量大数据的网络基础设施建设，推动互联网、物联网、云计算融合发展，促进数据中心、服务器、感知设施与管带网络的优化匹配和协同发展，为企业间、部门间、设备间的质量数据交互奠定基础。二是增强技术支撑服务能力，依托科技重大专项，突破质量大数据相关领域研发设计工具、管理系统、应用软件等关键技术瓶颈，培养面向行业的系统解决方案供应商。

## 7. 建生态：建立具有竞争力的产业生态系统

一是推动生态系统观落地。鼓励企业围绕质量大数据培育新技术、新业态及新商业模式，支持企业围绕产品、设备、客户、供应链构建质量大数据平台系统及解决方案能力。二是推动产业集群建设。不断丰富创客、众包、众筹等方式，推动科技创新与管理创新、体制机制创新融合的全面创新，带动产业集聚。三是完善集群内公共服务体系。推动建立和完善面向质量大数据的产业计量、检测认证等集群内的公共服务体系，培育提供咨询诊断、项目实施和运行维护等全流程质量管理提升服务的专业机构。

## 8. 设保障：设置人才培养和数据安全保障

不断培养相关人才和持续维护数据安全，是推动质量大数据建设





的坚实保障。一是培养创新人才。探索建立面向质量大数据的教育理念、学科体系和培养模式，培养具有创新精神并创造出新产品、新服务、新生产模式的人才，持续为质量大数据发展赋能。二是加强制造系统的数据安全维护能力，培养企业、产业链和生态应对数据安全隐患的“可发现力”、“可防范力”和“可恢复力”。

## 7. 质量大数据的未来展望

### 7.1 技术发展趋势

质量大数据的技术发展趋势主要从数据采集、质量分析、质量应用等方面展开，如图 7.1 所示。

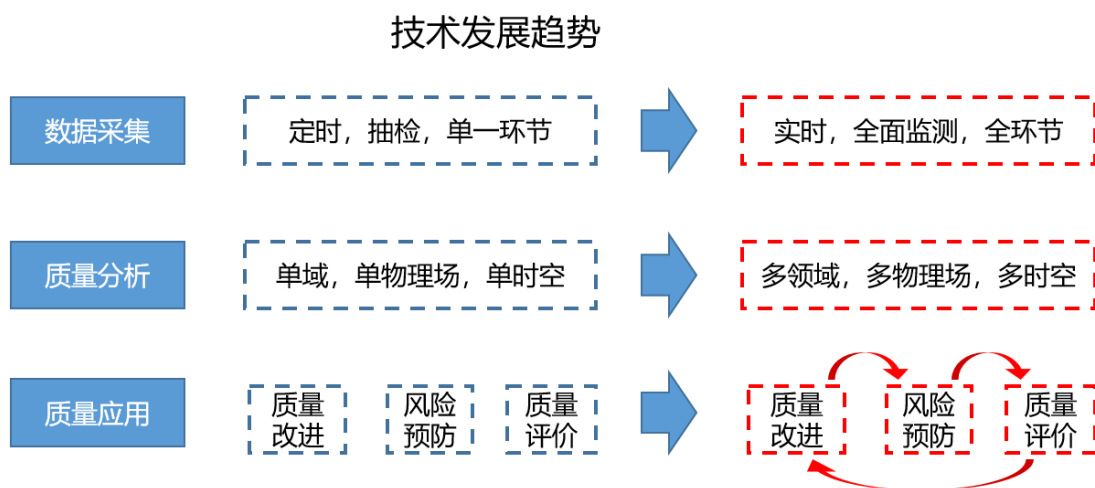


图 7.1：技术发展趋势

#### 1. 数据供给方面，数据采集时间、频率、范围都将变化。

##### (1) 数据采集时间从定时到实时

当前由于系统本身以及企业没有选择最适合自己的数据采集系统等原因，难以全面实现数据采集的实时性；未来随着传输宽带增大及传感器的普及，质量大数据采集将变得普及和透明化，实现全周期实时采集。

##### (2) 数据采集频率从抽检到全面监测

目前质量大数据采集由于经济成本等原因一般是按照一定的概率进行随机抽检，难以全面实现数据采集的完整性；未来随着，质量大数据采集将实现全面监测。

##### (3) 数据采集范围从单一环节到全环节

目前由于质量分析方向等原因，质量大数据采集往往聚焦于研发设计、生产制造、经营管理、运维服务等环节中的一个环节；未来随着以质量为中心的全维数据关联模型的应用，将实现全环节数据采集，并且不同环节的数据将形成关联。发生质量问题时，不需要人工来回翻阅不同系统的资料进行排查。

## 2. 质量分析方面，分析深度越来越深，以下需求越来越强烈。

### （1）多领域整合分析

质量大数据具有领域特征，工业场景的边界由专业领域的机理进行约束，因此，分析过程注重数据模型和机理模型的融合（如关键工艺指标、经验公式等）。同时，质量大数据具有数据来源差异性、高维性及稀疏性等特点，如何挖掘数据集间的异质性和共同性并降维去噪是质量大数据分析的目标与挑战之一。随着数据采集的维度、环节、频率增加，数据来源领域的差异性和异构性将越来越大，需要能同时分析多个独立数据集，避免因地域、时间等因素造成的样本差异而引起模型不稳定。

### （2）多物理场耦合分析

当前的质量分析主要关注于某个专业领域，比如应力或疲劳，但是，一般来说，物理现象都不是单独存在的。例如，只要运动就会产生热，而热反过来又影响一些材料属性，如电导率、化学反应速率、流体的粘性等等。物理场间传递的物理量或物理现象，构成了耦合的多物理场。未来的质量大数据分析将实现多物理场耦合分析，使得单个物理场的载荷由于输入合理，使得求解结果更为精确；物理场间传递的物理量更为清晰；质量设计优化的空间加大。当然，对各种耦合问题进行分析，必须推导出相对应的耦合方程，其难度将是巨大的。

### （3）多时空耦合分析

质量大数据往往具有时序特征，生产过程指标多为时序数据，典型的序列数据特征包括单序列原始值、单序列单值特征等。未来的质量分析将实现多时空耦合分析，充分考虑不同时间序列、不同空间的数据，通过模型进行耦合分析，从而在更大范围、更广空间、更长时间对质量进行分析，从而推导出原来依赖人的知识与机理模型等推导不出来的结果。

**3. 质量应用方面，越来越强调与质量改进、风险预防和质量评价的业务闭环。**

### **(1) 质量改进应用**

应用质量数据，分析工业装备研制生产状况，发掘、预防和改进薄弱环节，是质量大数据在提升质量管理能力方面的典型应用。如综合分析产品研制生产过程中的故障数据，结合产品研制生产特点，改进不合理环节，促进研制生产管理水平的提升。如何高效利用已有的定制设计进行质量管控，如何从检测角度处理海量数据，如何对挖掘、满足客户潜在的设计需求进行定制化检测，这将是质量大数据所需要面临的问题。

当前质量管理着力点应用于质量自动检测、提高工艺认识等。未来质量大数据将更加着力于控制参数优化、质量根因分析，质量要求反映在设计与生产等前端环节，自适应、自反馈，实现工艺设计优化、在线控制、实时化数据计算、个性化的数据预测和异构化的数据集成的任务目标等。同时，未来基于质量大数据的质量管理体系朝着智能化、精确的质量控制能力方向发展。全面运用大数据分析技术指挥质量要素的管控，能够实现在线细微操控。从微笑曲线的上游去提高质量，质量大数据产生的效益将大大增加。

### **(2) 风险预防应用**

制造业企业在数字化转型过程中，生产运营过程中将面临较多生

产及质量管控的不确定因素。而在这个过程中，不仅要防止或减少产品缺陷，提高加工实效、设备效率、可靠性和安全性等，还要考虑到加工工艺、生产环节、设备性能、零部件磨损、运行风险等因素。未来通过质量大数据分析，就可以对各种不确定因素进行实时监控，应用质量数据，通过对比分析、仿真分析等技术，分析产品研制生产过程的质量状况，发掘风险源，消除潜在隐患，尽可能地为企业的生产运行规避风险，将检测实时数据反馈智能工厂，提升研制过程产品质量。

### （3）质量评价应用

现阶段质量评价主要是运用用户满意度和基于标准规范测评的方法，是基于主观角度的用来发现和解决质量问题的质量管理工具，不能全面反映包括服务组织的提供过程和提供能力在内的客观全面的产品质量水平。未来，可以在大数据收集技术的支撑下，将原先单纯通过主观评价的方式拓展到主客观评价相结合的方法，而且通过大数据的手段可以更好的解决统计调查中存在的精度和系统性误差问题，真实全面的反映产品质量水平。

按照产品性能、使用要求等，构建产品质量评价指标，应用质量大数据，开展产品的质量评价，提高产品交付率，是质量大数据在保证成功方面的典型应用。综合应用产品形成过程的质量数据，分析产品质量状况和性能水平，将成为掌握系统级产品质量的有效途径。

## 7.2 业务发展趋势

### 1. 以应用场景为中心的质量将成常态

目前对于质量指标定义一般采用固化的指标，未来更多将由应用场景定义。质量指标需要考虑产品使用中的性能要求，形成以使用为

中心的质量。例如光伏面板的质量，需要考虑服役环境（沙漠多沙、沿海潮湿……）。

## 2. 产业供应链生态层面的质量协同优化

随着装备产品越来越复杂、包含的部件越来越多，产业专业垂直化分工导致产品的供应链拉长。产品部件可能由很多不同企业生产，质量改进不仅仅是一个企业内部的事情，需要供应链上下游共同改进。如很多装备的质量控制，需要与零部件提供商的质量控制协同。基于工业互联网的质量协同管控、联合研发将变得更加重要。

## 3. 建设质量大数据资源库成必然选择

大数据的竞争实质是数据资源的竞争。质量数据资源主要包括用于质量改进的故障数据、用于风险预防的过程数据，以及用于质量评价的数据产品。随着产品研制的复杂性、定量化和注重过程控制的发展趋势，重大质量决策越来越依赖于质量数据资源的支持。建设公共质量数据资源库，将成为必然选择。特别是在目前工业大数据、智能制造飞速发展的时期，开展质量数据资源建设对提高中国工业质量管理和决策水平、促进产品质量水平快速提升具有十分重要的意义。

## 7.3 产业发展趋势

质量分析能力是质量大数据的发挥价值的核心。当前大数据产品与服务产业发展的主要矛盾是供给能力与需求的不匹配，将呈现以下发展趋势。

### 1. 质量分析能力将以企业内生力量为主

目前质量分析作为工业企业外购的软硬件整体解决配套的专业服务，主要以第三方专业分析为主。未来，质量大数据分析将成为工业企业日常研发生产的重要一环，与日常业务和工艺的耦合性将更强，分析的频率和持续性将更大，要以企业内部工业分析师为主。





## 2. 质量分析需要更强行业背景

质量分析不再是某个员工、某个部门的独有工作，质量分析资源将分布在各个制造工艺环节，形成自主质量创新的文化。共性的分析技能和大数据知识需要企业统筹建设，构建共性的数据加工车间。不同于现在质量大数据服务公司多数为大数据公司从事质量分析，未来质量大数据分析方将有更强的行业属性和质量背景。提高企业的质量创新迭代能力是分析资源组织形式的本质目标。

## 3. 质量大数据技能的公民化

在很多工业质量应用领域，专业知识和背景信息的流动性和传递效率很差，远远低于分析技术能力的传递，根据组织经济学原理，最佳的组织形态应该是分析技能向质量领域移动，也就是说，让质量领域专家掌握基础分析技能，同时通过软件平台工具适当降低使用门槛。大部分工业分析问题都遵循 8: 2 原则，80%的问题可用 20%技术算法就可以解决，把其余 20%的技术难题留给第三方技术服务商或学界。通常的做法是分层化，底层解决共性问题，但距离业务应用远，逐层缩小范围增加聚焦，在通用性和适用性间折中。

## 8. 质量大数据典型案例

作为质量大数据应用案例集，本案例集重在通过对应用案例的剖析，揭示如何通过数据驱动来提高整个生产服务过程的针对性、准确性、灵活性及高效性；实现企业对质量的实时管理和精准控制，生产出高质量的产品，提供高质量的服务；最终带动全行业实施质量管理数字化转型升级，不断催生新的增长点。

质量大数据应用场景颇多，不同场景发挥的作用不尽相同。在设计阶段，结合质量大数据进行质量研发设计优化，对产品进行生产阶段前的故障分析和纠正措施，提升产品质量特性。在生产阶段，打通企业内部不同系统间的数据孤岛，使生产设备采集的产品相关质量大数据用于产品质量预警、优化产品的设计研发。设备在运行过程中，基于质量大数据实现对设备健康状况、故障频发区域与周期的监控，预测故障的发生，从而大幅度提高运维效率。在企业供应链协同层面，实现现供质量预警从制造向上游研发、产业链及用户的覆盖，驱动智能制造质量管控从事后拦截向事前预测、预防方向转变。

为了解决大数据应用过程中各方关切的痛点问题，国内质量大数据服务厂商和研究机构纷纷开展了质量大数据应用研究，并推出了包括数据可视化、质量预警、来料预警和数字孪生等功能的数字化解决方案和实践。本案例集收集了部分厂商在企业生产过程中的质量大数据实践，并对方案做出详细介绍。

质量大数据的管理模式和应用方法正深刻影响智能制造质量提升的研究与实践，数据思维开始对质量管理机制和执行方式产生显著影响，其典型模式包括：以产品质量为导向的设计优化、以生产质量为导向的工艺优化、以质量为导向的生产设备预测性维护、面向供应链的质量协同优化和质量公共服务与新生态。



## 8.1 以产品质量为导向的设计优化

以产品质量为导向的设计优化实现的关键是在设计阶段，构建产品质量特性协同设计数据库和质量特性知识图谱，结合产品研制过程中质量特性协同设计分析工作流程，提出质量特性知识智能推送方法，实现质量特性协同设计知识在产品研制过程中的智能应用，从而有效提升产品质量特性工作效率和知识应用水平。

### 典型案例：印制电路板产品质量研发设计协同

#### 1. 案例背景

PCB 行业具有研发设计需求多、工序路线长、追求产品良品率等特点。而目前多数企业积累的大量产品全生命周期品质数据在研发设计阶段并没有得到充分利用，尤其是失效模式及后果分析（FMEA）工作操作不规范，难以从根本上解决产品研发成本、返修率和客诉率都较高的问题。

应用企业：博敏电子股份有限公司是广东省高端电路板（PCB）行业龙头企业之一，其产品广泛应用于通讯设备、医疗器械、检测系统、航空航天等领域，对质量研发设计协同有较高需求。

服务商：工业和信息化部电子第五研究所（中国赛宝实验室），又名中国电子产品可靠性与环境试验研究所，是中国最早从事质量可靠性研究的权威机构。“赛宝质云”是集全所质量可靠性专业优势打造的工业互联网平台，平台充分发挥质量服务行业的“连接”效应，将质量可靠性工作方法、技术、模型、工具、经验知识等共性能力 APP 化、微服务化、智能化封装并与行业个性化需求连接，切实解决企业发展过程中遇到的各种质量痛点、难点问题。AutoFMEA 是“赛宝质云”平台的核心软件。软件遵循七步法分析流程，采用图形化、流程化、知识图谱等新形式，实现 FMEA 与企业质量研发设计过程的深度融合。

“赛宝质云”为电子信息、汽车电子、家用电器、数控机床、工程机

械、航空航天等行业提质增效降本提供线上线下的质量可靠性服务能力和一站式整体解决方案。

## 2. 业务痛点

传统的质量工作是根据产品研制工作计划，由产品专业技术人员分阶段进行系统功能架构、逻辑架构、物理结构等功能特性设计，由质量工作人员逐项开展可靠性建模、FMECA (Failure Mode Effects and Criticality Analysis)、FTA (Fault Tree Analysis)、测试性分析等质量特性工作，工作项目众多，质量数据采集效率低下且数据集成能力薄弱，不同设计分析工作的过程数据与结果数据互不流通，形成信息孤岛，导致工作效果难以保证，工作效率难以提高。主要体现在：

### (1) 质量数据利用率低

企业已积累了大量的产品全生命周期品质的质量数据，但这些数据在研发阶段并没有得到充分利用，不能很好地开展 FMEA 工作。

### (2) 数据标准化程度低

企业的产品质量历史数据以结构化、非结构化的形式分散在各类文档中，并且涉及产品结构、工序过程、生产设备等要素，数据标准化程度低。

### (3) 质量研发设计业务流程混乱

质量研发设计业务流程、文件逻辑混乱，无法指导计划和执行文件的制定，对设计和生产缺乏贡献。新标准的推行升级了 FMEA 方法，FMEA 转变为以过程为导向的系统分析，Excel 编写文件难度大大提高，FMEA 沦为书面工作。

### (4) 质量研发设计应用未有效落实

对应的产品和过程的开发计划没有得到充分的落实，控制计划要求没有完全识别，预防措施等工作闭环效果差。

### 3. 解决方案及实施过程

基于数据驱动的质量特性协同可实现质量特性数据规范化处理，降低设计过程中对设计人员的经验依赖，提升设计效率，实现标准化设计分析和防呆防错。

博敏电子于 2020 年启用工业和信息化部电子第五研究所“赛宝质云”的 AutoFMEA 工具。结合产品品质数据量多、数据继承性强、更新机制要求高等 PCB 行业特性需求，AutoFMEA 软件严格按照行业最新标准“七步法”流程，在 APP 中构建 PCB 产品结构树、功能树/网、失效树/网和风险分析网，构建产品“结构-功能-失效”关系，开展质量薄弱环节的识别、分析和优化。博敏电子逐步建立起标准化、半自动化的设计 FMEA 和过程 FMEA 工作流程，有效实现 PCB 产品与质量设计的平台线上协同、图形化交互和数据快速关联。

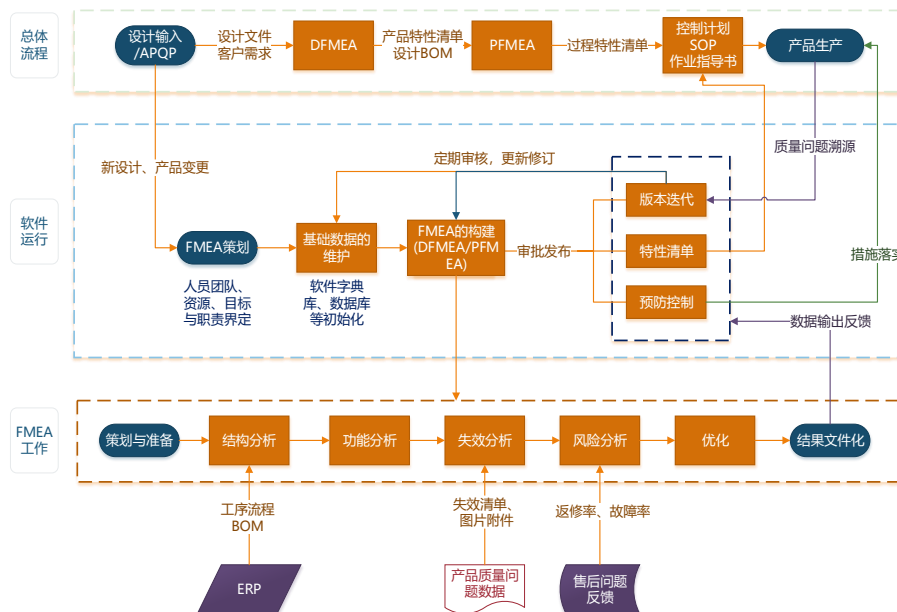


图 8.1. AutoFMEA 软件技术路线介绍

该解决方案的实施步骤包括三个阶段：

(1) 标准化质量数据库构建。按照行业标准要求、企业数据模板，归集分散在纸质文档中的产品质量历史数据，并在 APP 中批量导



入，形成涵盖生产设备清单、产品结构、工序过程、作业要素、功能、失效模式、风险评分以及预防优化措施等质量共性数据库。

(2) FMEA 分析流程固化。组建跨部门 FMEA 工作小组，针对企业质量管理的不同角色设定多维度权限，结合软件工具应用，制定作业要素管制图、不合格品管理流程、相应的预防控制机制，固化有效、及时、标准的 FMEA 分析流程。

(3) 工具拓展及深度应用。一是将 AutoFMEA 与博敏电子已有信息系统集成，实现质量数据互联互通；二是基于博敏梅州厂应用情况，推广到其深圳、江苏等多地厂区，促进集团内深度协同应用。

#### 4. 应用成效

通过“软件工具+培训咨询”整体解决方案赋能，博敏电子初步实现了产品质量研发工作的数字化转型，平台化、标准化、流程化水平显著提升。截至目前，博敏电子已实现：

- (1) 梳理 100 多个印制电路板工序经验点。
- (2) 识别 3000 多个潜在风险。
- (3) 沉淀下 500 余个 PCB 产品工艺改善点。
- (4) 基于经验知识的积累，设计研发效率预测提升 10%。
- (5) 多公司、多工厂、多部门异地开展质量研发设计工作的应用场景和使用需求。

企业基本实现了产品质量管理的无纸化，奠定了企业产品全生命周期质量数据协同的基础。

## 8.2 以生产质量为导向的工艺优化

以生产质量为导向的工艺优化是指通过对产品生产过程的工艺数据和质量数据的关联分析，实现工艺模型优化和工艺控制优化，从而使产品质量、性能得到有效控制，提高工厂柔性化生产水平。



## 8.2.1 工艺质量参数优化

当前我国部分制造业属于半流程型生产（如中药制造、食品加工等），质量波动会随生产过程在原料和各工序中逐步传递，最终影响产品质量。

基于质量大数据的工艺质量参数优化能在生产过程中对某些参数提供智能调参建议，并实时反馈至执行系统，从而避免质量事故的发生。使企业达到提高生产效率和产品质量均一性、降低不良品率、综合能耗和运营成本的目的。

### 典型案例 1：中药质量分析与控制系统

#### 1. 案例背景

传统中药制造属于质控与分析手段存在检测滞后的问题，并且缺乏对海量数据的分析，很难发现潜在影响因素，导致产品质量波动难以控制。将人工智能算法与智能工厂产生的大数据应用于产品质量的分析与控制，是解决质量一致性问题的有效手段。

应用企业：江苏康缘药业股份有限公司是集中药研发、生产、销售为一体的大型中药企业。致力于打造中药智能制造体系，实现对制剂生产过程参数的预警和实时反馈调节，并优化制剂工艺，建立中药产品质量的批批一致、段段一致、点点一致生产质量控制体系。

服务商：北京中医药大学是一所以中医学为主干学科的全国重点大学，面向智能制造的国家重大战略需求，不断深化系统科学、信息工程与可靠性工程等交叉科学理论与方法在中药生产过程控制中的应用。通过整合、统计、分析、挖掘等过程形成中药智造知识，为企业提供决策支持。从智能设计、智能检测、智能建模和智能控制四个方面，创建了中药生产过程质量控制和智能制造可靠性关键技术体系。

#### 2. 业务痛点

(1) 中药制造缺乏信息化的在线和离线过程质量控制手段，造成质量参数不稳定。

(2) 缺乏智能化的质量数据收集、分析和反馈机制，单元技术的耦合、设备的工程化和适应性程度低，存在大量“信息孤岛”。

(3) 缺乏成熟的生产质量追溯系统和流程化的管理模式，造成物料损失大、收率低、除杂效率差、生产周期长、质量稳定性差、能耗高、污染重等问题。

(4) 缺乏对日常生产数据的充分利用，造成信息价值浪费，不利于产品质量的分析和持续改进。

### 3. 解决方案及实施过程

康缘药业与北京中医药大学研发的“基于中药质量数据库的决策系统”从生产线上采集的质量数据，先存入数据库进行整理和储存，再由分析人员调取并利用专业分析工具建立质量预测反馈模型。预测反馈模型利用生产过程数据，进行在线预测计算，当预测质量值小于临界值时触发报警。随后，系统会结合关键参数的相关性做出智能调参决策，并将调参建议反馈至执行系统，从而避免质量事故的发生。至此完成一个数据反馈的调节闭环，达到减少质量波动的效果。其中包括以下技术细节：

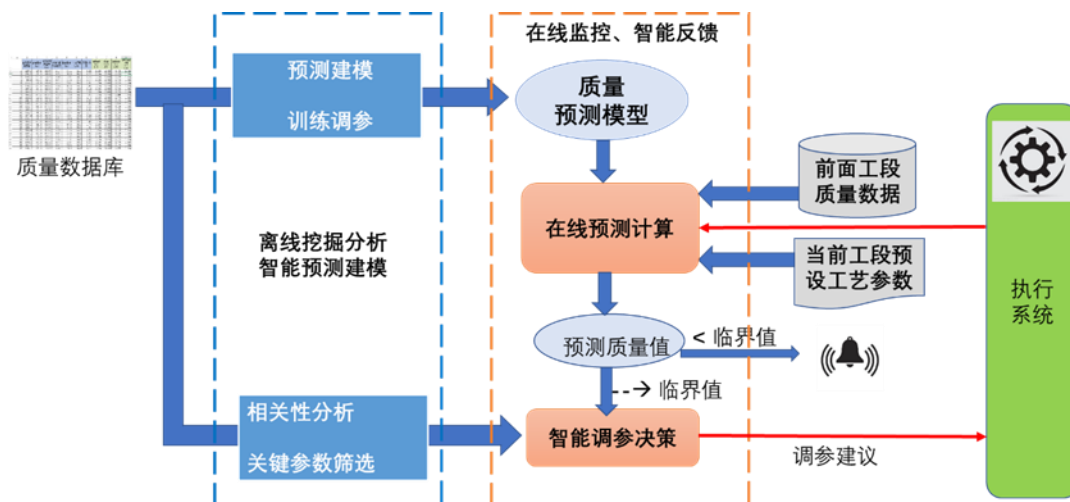


图 8.2：质量分析与控制系统的技术架构

(1) 数据采集阶段集成 DCS、PAT、SCADA、WMS、MES、ERP 等相关系统的质量数据，打破数据孤岛，形成生产质量数据、工艺数据、设备数据等数据库，用于后续的数据统计分析、挖掘与建模。同时引入批次管理概念，提升数据存储条理性、降低采集难度，利于生产制造的纵向比较。

(2) 系统在预处理阶段优先处理缺失值，根据统计学手段判定缺失机制，根据数据特点选择填补或删除。随后进行探索性数据分析，通过图表、方程拟合、统计量计算等方式探索数据集的结构规律。采用的分析处理技术包括可视化分析、相关性排查、转移率分析、数据平衡性处理、RSD 计算等，必要时需利用归一化、降维等手段进行变量处理，以满足后续建模需求。

(3) 数据挖掘阶段针对生产过程特点和质量优化目标，采用偏最小二乘回归(PLS)、决策树(CART、TreeNet)、人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)等算法建立质量传递规律模型定位关键工序、识别关键工艺参数。利用重要性假设检验、残差分析等方法对模型效果进行评估，以实现模型的持续优化，最终通过最优模型实现生产预测与调控。

(4) 决策执行阶段，系统结合关键参数的相关性，使用质量预测反馈模型给出某个或某几个关键参数的智能调参建议，并实时反馈至执行系统，指导生产系统进行合规性自适应调整，从而避免质量事故的发生。

#### 4. 应用成效

##### (1) 经济效益

案例将系统应用于 3 种剂型的中药生产线，涉及到的产能为中药注射剂 8 千万支/年、硬胶囊剂 34 亿粒/年、中药片剂 18 亿片/年，全面提升了相关产线的产品质量管理水平，解决了产品质量波动性问

题，有效提升了产品质量均一性。同时，有效避免了因信息孤岛造成的调控延误和原料浪费，降低了企业运营成本，进一步提高企业生产产值和公司利润，增加了企业的竞争力。江苏康缘药业股份有限公司和其他企业成立中药智能制造新模式应用联合体，累计实现产值 279.2 亿元。

## （2）质量效益

通过基于中药质量数据库的决策系统的应用，实现了海量生产数据的提取与分析。指导制造执行层进行合规性自适应调整，全面提升实时在线优化和智能决策水平。系统的应用实现了产品生产效率提高 24.56%，能耗降低 27.82%，质量均一性提高 34.40%，应用效果良好，可推广至其他同类产线的实际生产中。

### 典型案例 2：半导体制造极致品质控制解决方案

#### 1. 案例背景

半导体显示是典型的高科技和重资产行业，是我国国民经济的战略支撑和角力核心抓手。半导体显示行业对品质和良率有近乎极致的要求，作为面板生产企业最为重要的考量参数，良率提升将直接影响和优化生产周期，极大降低生产成本，进而提升企业的市场竞争力。因此，液晶面板生产领域的良率提升是一个极其复杂的系统性问题，需要形成一个全面实时数据分析和工程过程控制(Engineering Process Control, EPC)的品质控制闭环，通过持续的调整和优化操作变量来补偿生产变异对制程所造成的干扰与影响，保持输出产品品质的稳定。

应用企业：TCL 华星光电技术有限公司（简称“TCL 华星”）成立于 2009 年，是一家专注于半导体显示领域的创新型科技企业。作为全球半导体显示龙头之一，TCL 华星以深圳、武汉、惠州、苏州、广州、印度为基地，目前拥有 8 条面板生产线、4 座模组厂。

服务商：格创东智（深圳）科技有限公司（简称“格创东智”）孵化于中国 500 强企业 TCL，是我国领先的工业互联网平台服务商。公司依托 TCL 集团 40 年工业场景和制造基因沉淀，基于“面向工业现场”的研发方向和“安全、智能、协同”的发展理念，深度融合人工智能、大数据、云计算、物联网等前沿技术，打造了新一代具有自主知识产权的工业互联网平台。平台具备海量的设备接入与数据采集能力、超高频的大数据分析处理能力、快捷的工具套件开发能力、丰富的人工智能工业算法开发与应用能力。平台已经在芯片制造、液晶面板等近 30 个行业落地，为客户提供从边缘数据采集、工业大数据分析到工业 APP 应用开发一站式解决方案。

## 2. 业务痛点

影响和制约半导体显示生产企业良率提升的主要原因在于：

（1）制程工序复杂导致质量误差积累。

产品需要经过几百道复杂的工序加工，每个工序都要求几乎 100% 的良率，否则，误差流（Manufacturing Error Flow, MEF）的传递和累积（良率乘积关系），会迅速破坏良率水线。

（2）制程高度重入导致高变异降低产品质量。

产品需要多次重复进入相同的制程进行加工。在每一个子制程都可能发生渐进偏移（Shift）或突变漂移（Drift）等变异现象，导致必须根据变化来修正制程方案（Recipe），修正制程方案本质上也是变异现象。而质量与变异性成反比，产品质量问题的根源在于高变异。

（3）生产质量实时控制难度高影响产品质量数据获得。

良率故障只能通过检测发现，检测占据约 15% 的生产周期。因此，考虑生产成本和生产周期一般只能采用抽检的方式。面对高节拍的生产，检测本身的滞后性和抽检的概率性，严重影响生产质量数据的实



时获得，进而影响产品质量的实时控制，从而造成导致大批不良品产生和流入下一工序的风险。

### 3. 解决方案及实施过程

极致品质控制解决方案以生产环境(工业互联网)与现场测量(抽检量测&虚拟量测)的质量数据为依据，利用数据驱动、反馈控制、局部优化等方法，建立智能计算模型在生产过程不间断的情况下补正和调优设备参数，达到补偿生产过程扰动、提升生产品质的目的。其总体技术架构图如下：



图 8.3：总体技术架构

#### (1) 质量数据采集

BC (Block Control, 机台自动化控制系统)，用于采集机台重要的参数、制程数据、玻璃在机台每个位置的数据。

#### (2) 质量数据集成

制程数据，量测数据及机台的制程工艺数据经过分类和解析，存放到 DB 和内存中。

#### (3) R2R 控制器

根据设备补值原理推出并建立了 offset(偏移量)补值模型、Tooling 膜厚补值模型、Dose 模型、Overlay 模型，经过模型计算出



来数据后直接传输到控制层，控制层根据相应规格和标准值进行比对确定是否可以直接对机台进行应用。

#### (4) 应用层

将模型优化的结果应用至智能调参监控、产品质量监控等。

### 4. 应用成效

基于工业互联网平台的极致品质控制解决方案已经在武汉华星光电 t3, t4 厂的一些关键制程进行部署并上线应用。

#### (1) 经济效益

其中，在曝光机设备 8 条线，提高产能 500 片/年，减少产线成本共计 47 万元/年，每年可增加效益金额 245.1 万元；在 8 台蒸镀机设备上，节约成本共计 170 万元/年，可增加效益金额 256.47 万元/年。

#### (2) 质量效益

良率提升：曝光机设备 8 条线每年可减少报废损失 22.24 万元/年，8 台蒸镀机设备减少人为参数输入损失约 87 万元/年。

### 典型案例 3：汽车质量管理及大数据分析系统

#### 1. 案例背景

质量数据是质量管理的血液，是实现以事实为决策依据的必需保障。但是，目前汽车企业的大部分质量数据却得不到有效应用。一方面，分散于各系统保存的数据难以进行准确快速的检索、查询、统计、分析及追溯；另一方面，大量有价值的质量经验得不到有效的保存、整理、积累、传承、共享和利用，使某些质量问题重复发生。汽车生产缺少涵盖生产过程、质量改进过程及售后市场问题的质量管理信息化平台，缺少对质量数据的收集及分析、质量信息的获取及反馈、质量管理业务工作提供支持的信息系统，已严重制约了质量整改、质量改进、质量成本管理等大量工作的展开和质量保证、监控的效率。

应用企业：长安汽车是中国汽车四大集团阵营企业，拥有 159 年历史底蕴、37 年造车积累，全球有 14 个生产基地，33 个整车、发动机及变速器工厂。经过近几年的信息化建设，大大提升了企业运营管理的信息化水平。但是在质量管理方面，依然存在完全依靠人工和纸质单据流转，依托管理文件、通过人工方式进行质量管理，产品的质量数据都是通过纸质记录进行搜集、整理，质量管理没有完全实现信息化，因此对质量管理的信息化提出了需求。

服务商：海克斯康是数字化信息技术解决方案的革新者，以“推动以质量为核心的智能制造”为核心，打造了完整的智能制造生态系统，实现覆盖设计、生产以及检测的全生命周期闭环管理，达成绿色、高质量、低成本的智能工厂目标。海克斯康制造智能技术(青岛)有限公司的产品方案覆盖汽车、航空航天、机械制造、电子、医疗、重工、能源、模具、教育等多领域、多产业集群。企业致力于通过完善的设计工程、生产和制造、测量技术和智能制造技术，有效帮助用户实现产品质量、效率和生产力的提升。

## 2. 业务痛点

### (1) 设备类型众多，质量数据格式多样

产线上各种检测设备输出的质量数据格式不尽相同，这给设备的互联互通，检测数据的自动化采集带来了极大的挑战。

### (2) 信息化系统多，数据孤岛普遍存在

企业的信息化系统较多，如 MES 系统、桁架系统等。很多系统之间还未实现互联互通，信息孤岛现象普遍存在。因此，质量大数据系统需要与其他信息化系统集成，以获取更多的质量数据附加信息。如需要跟桁架系统集成，从桁架获取工件的完整附加信息，包括零件号、产线、动力头、零件 ID、图纸版本号、检测原因等。

### (3) 质量数据分析不规范，流程及算法不统一

质量数据分析以 Excel 等工具线下分析为主，没有同一的数据分析流程及算法，分析结果受到质量数据分析人员的主观因素影响较大，数据分析结果正确性难以得到保证。

### 3. 解决方案及实施过程

依托海克斯康公司的 SMART Quality 及 Q-DAS 系统，建立一套质量管理及质量大数据系统平台，实现覆盖测量业务，包括测量资源、全生命周期测量数据、统计分析（SPC）、质量大数据、测量报告发布、问题管理、权限管理等功能，以提高企业总体质量管理水平。技术路线图如下所示。

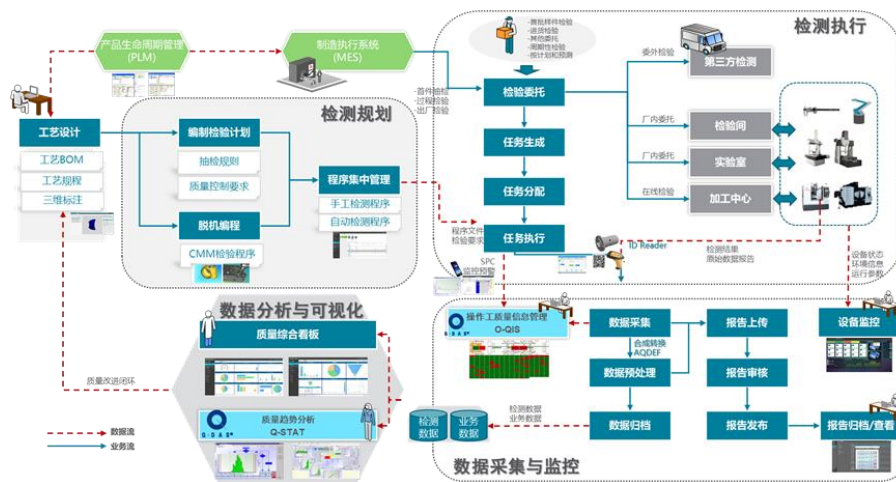


图 8.4：项目技术路线

(1) 检测规划阶段，SMART Quality 系统负责与 PDM/CAPP 系统集成，获取图纸或结构化工艺数据，提取标准三维工艺图纸所涵盖的检验计划信息，支持对检验计划进行二次编辑和版本管理，支持对检验计划特征进行分组管理，满足检测任务并行分拆和报告合并；

(2) 检测执行阶段，现场工序和成品检验任务由 MES 系统进行统一管理，SMART Quality 系统负责现场检验任务调配和执行管控，包括执行、采集和反馈检验数据等，系统能够通过接口将检测结果、检测数据回传至质量信息管理系统。

(3) 质量数据采集与监控阶段，SMART Quality 系统将所有测量设备/终端的互联互通后，采集量具、CMM 检测设备等质量检测设备的检验数据，通过 AQDEF 格式转换接口，按照统一任务标识进行数据合并，形成完整统一的测试报告，校核后进行数据存储归档。

(4) 质量数据分析与可视化阶段，SMART Quality 系统提供 Q-QDAS 质量大数据分析引擎，对于系统采集的结构化、数字化检验实测值，将与设计工艺要求进行比对，并给出判断结果，对于不合格信息进行预警提示。测量数据可以与公司其他业务管理系统进行集成，通过接口获取质量相关的工艺数据、设备运行数据等相关数据，以支持质量的相关性分析，推动过程质量的持续改进。

本质量管理系统总体业务构架如图 8.5 所示。



图 8.5: 系统功能架构

质量管理系统将覆盖制造企业的整个产品质量过程，并进行科学的资源管理与规划，发挥质量数据的分析意义，将大数据分析应用于产品的全生命周期中。科学构建充分必要的测量基础能力，提升全厂的质量检测水平，同时实现测量终端和设备的互联互通。与主要的业务系统 MES 进行无缝集成，保障业务执行过程的厂畅通，实现真正意义上的智能工厂。

#### 4. 应用成效



案例应用于长安汽车上线的缸体、缸盖、曲轴共 9 条产线，7 × 24 小时加工，涉及到 43 个检台。

### （1）经济效益

质量数据记录、汇总工时极大缩减，自动数据采集降低人工记录出错率，提高检验数据真实性。使用该模块可以节省人工 1 人每年工时。通过提供数字化检测平台能力提升建设及智能化、自动化检测仪器引入，计划提高产品一次交检合格率 20% 以上，预计降低成本 5%，提高效率 20%。

### （2）质量效益

与现场各种信息载体如 RFID、二维码实现无缝对接，与桁架、MES 系统实现深度集成。现场所有手动检台均实现自动化测量、无纸化信息交互、数据自动采集并自动整合到中央数据库。并纳入了各种类型的测量工具，实现车间级检验设备的互联互通。

测量设备监控与可视化可监控设备实时使用情况及设备利用率，并充分整合资源，预估设备利用率最低可再提升 5%-10% 左右。通过对检测数据优化提升分析，建立质量改善目标，基于优化分析方法，分析质量改善目标影响的关键因子，对关键因子改善，提升质量，可缩短质量改善项目周期达 30% 以上。

## 8.2.2 工艺质量缺陷识别

我国电子信息制造业企业在数字化质量控制与质量提升、多业务阶段高效质量协同等“软性”方面仍有差距，产线产品质量（缺陷）的分析不全面（追溯、控制、预测等）是困扰电子制造企业的瓶颈问题。

基于质量大数据的工艺质量缺陷识别可优化企业的生产过程质量管控能力，解决产品及时交付率差、产品质量一致性差等问题，提

升企业的竞争力，促进全国电子制造行业整体转型升级，解决行业共性的质量、生产效率、成本和安全等问题。

## 典型案例 1：表面贴装技术（SMT）产线缺陷识别系统

### 1. 案例背景

SMT（Surface Mount Technology，表面贴装技术）生产线是电子信息制造行业的典型产线，包括印刷、贴片、回流焊、测试包装等环节。各个环节都可能引起最终产品的质量问題（缺陷），其中印刷环节产生质量问题（缺陷）的占比最大，约占 60%-70%。随着电子制造行业 SMT 产线数字化智能化的普及，该行业生产过程中的人、机、料、法、环、测等数据的获取条件已成熟，具备了开展质量大数据分析的基础。

应用企业：西安中兴通讯终端科技有限公司是以手机终端产品的研发、生产制造及销售为主营业务的公司，公司生产车间配置业界领先的全自动 SMT 生产线，涵盖单板测试加载、全自动化分板点胶、整机音频测试、整机软件加载等模块，是我国西部最大的智能终端生产基地，提出了 SMT 产线缺陷识别系统的需求。

服务商：西安电子科技大学智能制造与工业大数据研究中心团队围绕智能与智慧建造的军民重大需求，将工业质量大数据、人工智能、工业互联网等技术与制造、建造业务深度融合，形成了一系列的机理与大数据模型、工具、系统/APP 及相应解决方案。团队形成了较为完善的能力体系、技术体系。

### 2. 业务痛点

#### （1）质量数据多而杂

终端 SMT 生产线的运行过程数据包括人、机、料、法、环、测等多个方面，会产生大量数据，这些数据具有多源异构、海量、组织混乱等特点，导致 SMT 产线印刷环节的缺陷识别准确率、效率低下。





## （2）数据利用率低

当前的做法是采用批次试验、人工经验、传统的统计分析等技术对产品进行质量的缺陷识别。而未将 SMT 产线运行过程中产生的人、机、料、法、环、测等多个方面的大量数据利用起来，缺乏机理与数据的融合分析。

## （3）识别准确率低

传统的试验和人工缺陷识别的检测方法准确率较低且效率低下，导致人工复检的次数上升，人工检测成本上涨。

### 3. 解决方案及实施过程

西安电子科技大学研发的“基于人工智能的 SMT 产线缺陷识别系统”主要应用于 SMT 产线的印刷环节，解决方案的实施步骤包括三个阶段：

（1）数据的采集与处理。SMT 印刷环节的数据包括印刷参数数据（印刷速度、刮刀长度等）、SMT 产线印刷过程数据（刮刀压力、脱模速度等工艺参数）、SPI 检测数据（锡膏体积、面积等）、人工复检数据。所有数据均来自 MES 系统、SPI 检测系统。此外，SMT 产线数据具有多源异构、海量、组织混乱等特点，需要对数据进行组合、关联，分别分析，然后进行缺失值、异常值处理等数据预处理操作，最后进行数据降维与重构，形成 SMT 产线印刷环节的缺陷识别数据包。

（2）构建 SMT 产线检测缺陷识别模型。基于构建的 SMT 产线印刷环节的缺陷识别数据包，结合终端 SMT 生产过程经验与专家知识，首先运用 CNN 卷积神经网络等深度学习算法，构建质量问题分类模型，进行质量问题的分类，将 SMT 产线 SPI 检测的缺陷进行类别划分，并根据识别结果与 SPI 检测结果对比，减少人工复检次数，降低人工检测成本。

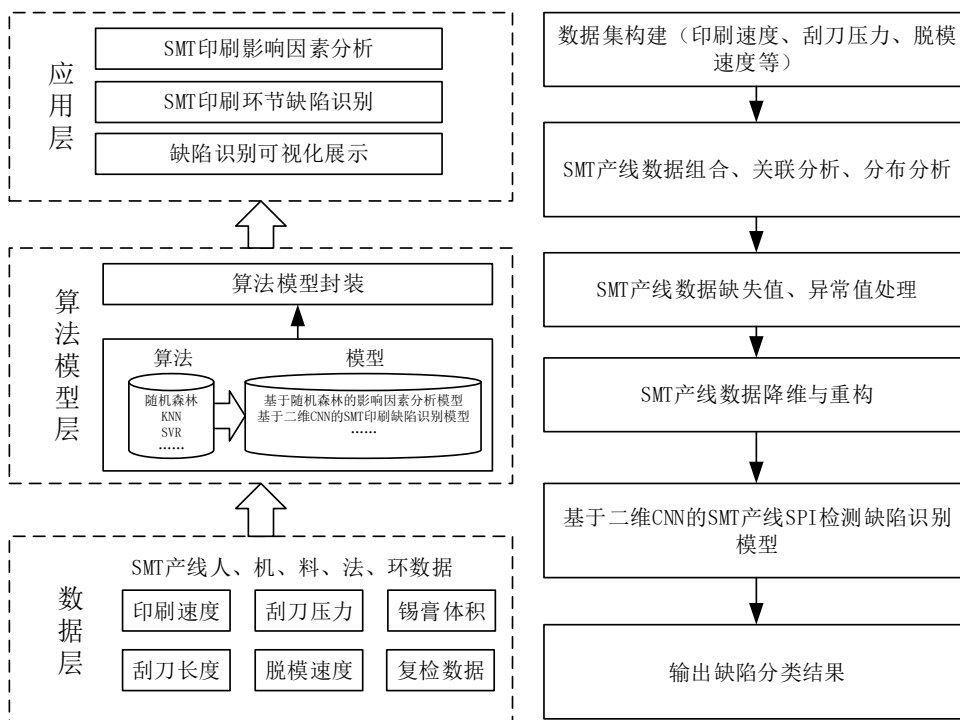


图 8.6: 印刷环节的缺陷识别系统架构图与技术路线

(3) 针对 SMT 生产线的实际印刷环节的场景进行应用验证，主要包括：A). SMT 印刷影响因素分析：基于随机森林算法进行 SMT 印刷影响因素的重要度分析，确定影响 SMT 印刷质量的关键因素。B). SMT 印刷环节缺陷识别：通过 SMT 印刷环节缺陷识别模型将 SMT 产线 SPI 检测的缺陷进行类别划分，并根据识别结果与 SPI 检测结果对比，减少人工复检次数，降低人工检测成本。C). 缺陷识别可视化展示：将 SMT 印刷环节缺陷识别模型的识别结果进行可视化展示。

#### 4. 应用成效

案例应用于西安中兴一期工厂 SMT 车间，为产线提质增效提供了有力技术保障。

##### (1) 经济效益

一期工厂 SMT 车间共 25 条生产线，引进镭雕、印刷、锡膏检测、光学检测、贴片、回流炉等高端设备 300 余台，支撑贴片线产能约 1500 万/年。通过 SMT 印刷环节缺陷识别技术可以带动企业提高产品质量，降低缺陷率，从而节省成本，提高利润。

## （2）质量效益变革

对 SMT 印刷环节的质量问题构建质量问题分类模型，进行质量问题的分类，将 SMT 产线 SPI 检测的缺陷进行类别划分，并根据识别结果与 SPI 检测结果对比，减少人工复检次数，降低人工检测成本。现场应用的识别精度可达 95%。

### 典型案例 2：工业声纹质检系统

#### 1. 案例背景

现有部分电机产品的质检过程是依靠质检工人手动启停待质检的电机，再由质检工人裸耳测听，从而去判别产品质量。该质检流程过度依靠质检工人主观判断，测量结果一致性较差，识别准确率以及检测效率均不高，存在人工错检、漏检风险；同时长时间近距离接触机械噪声对质检工人听力造成一定的损伤。亟需针对电机产品进行智能系统进行改造，提升质检准确率和效率。

应用企业：浙江捷昌线性驱动科技股份有限公司（简称：捷昌驱动）是一家专业从事智能线性驱动产品及设备的高新技术企业，开发了电动推杆、升降立柱、升降框架及控制器等一系列产品。公司围绕产品的不同应用领域，形成了四大业务板块分别是：医疗康护驱动系统、智慧办公驱动系统、智能家居控制系统以及工业控制系统。

服务商：浙江讯飞智能科技有限公司（以下简称浙江讯飞）是科大讯飞旗下全资子公司，负责讯飞在浙江区域的核心技术研究、产品研发以及应用推广等工作。公司依托讯飞先进的语音、声音、图像、知识图谱等人工智能核心技术，积极致力于形成实现数字化改造、智能化升级的创新平台，助力工业企业运用人工智能技术实现降本、提质、增效。

#### 2. 业务痛点

(1) 裸耳测听流程过度依靠质检工人主观判断，测量结果一致性较差，识别准确率以及检测效率均不高。

(2) 工作现场环境复杂，且声音在不同的介质里传播存在差异，对声音的采集提出了很高的要求。

(3) 市场缺少专业性人才，当质检人员离职后，需要花高成本招人，培训人员，导致公司管理成本提升。

### 3. 解决方案及实施过程

讯飞工业声纹质检采用了自主研发的工业级拾音器硬件，配备指向型工业级拾音阵列，非接触式部署安装，用于收集产品的质量数据，并且适应产线自动化运行，无需中断原生产过程。利用自主研发人工智能（AI）技术，预置多种人工智能检测模型，通过底层深度学习框架，完成模型训练、数据标注、模型测试等，可快速实现算法验证及软件平台的部署。通过对电机的声音进行标注和训练，形成线性驱动电机声纹库，建立的声纹库模型对电机进行自动化检测，提高产品质检一致性，成为突破线性电机产品质量的卡脖子技术。

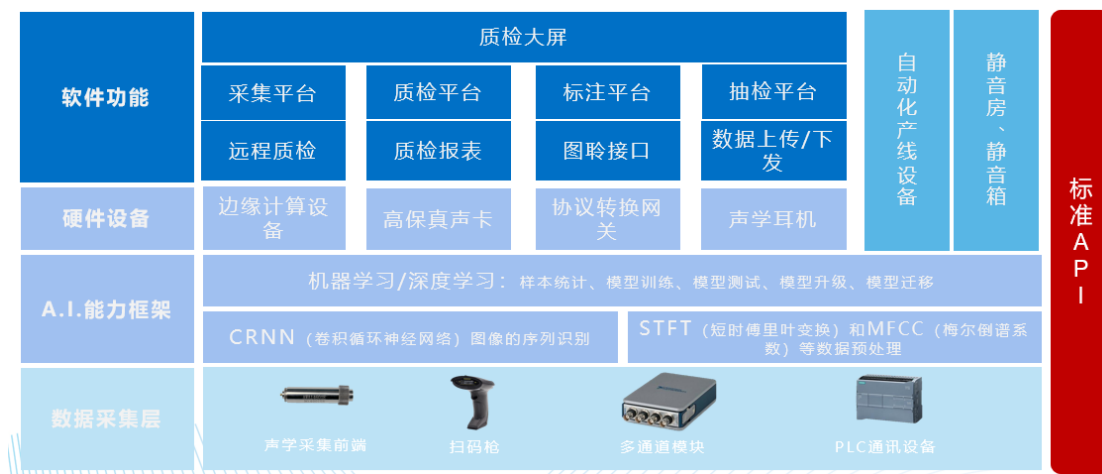


图 8.7：系统架构图

基于 CRNN 模型和收集到的质量大数据，结合 STFT 和 MFCC 滤波等数据预处理方式，实现了电制造、机械等有工业产品的产品质量分类。同时，通过使用模拟人耳的听觉模型对上述工业品的转动声音进

行滤波，生成短时积累的时频图像，进而利用 CRNN 图像分类能力完成上述工业品设备的质量类。在真实场景中，训练出来的模型对正常、异常分类的准确率能够达到 90% 以上，并形成完整，可复用的处理流程和相关项目积累，支持更多相似项目的扩展。

#### 4. 应用成效

##### (1) 经济效益

工业声纹质检系统平均为企业节省培训成本 800 人·时工作量，降低运维成本 48 万元/年、人力成本节省 192 万元/年。

##### (2) 质量效益变革

该系统可为企业减少 50% 以上的质检人员，质检效率提升 20% 以上，不良品识别率提升到 100%，质检综合准确率大于 90%，生产效率提升 15%。同时，可为企业完成高于人工效率和准确度的工业产品质检任务，形成标准化、智能化质检体系，助力企业守住“产品质量”这一企业经营的生命线。

#### 典型案例 3: 飞梭智纺·边织边检 QCR

##### 1. 案例背景

纺织行业坯布织厂目前面临品控管理高度依赖人工且成本高、无法精准把控布面品质而引发赔付等生产痛点。通过大数据、云计算、物联网等新一代信息技术，全面打通纺织行业原料采购、纱线、坯布、染整等生产和交易环节，帮助行业实现协同化、数字化、智能化的升级。

应用企业: 盈宇纺织主营纺织行业坯布生产与交易，喷气织机 252 台，涉及布种囊括醋酸、人丝、TR 等多类别布种。企业希望摆脱高成本的人工依赖，实现精准品控，布匹清晰溯源，达成织造全流程透明，从而提升良品率完成织厂数字化转型。

服务商: 致景科技是深耕纺织行业的产业互联网公司。旗下有“百



布”、“全布”、“致景金条”、“致景智慧仓物流园”等业务板块，旗下产品飞梭智纺·边织边检 QCR 是国内应用于纺织行业的首个边织边检智能产品。通过庞大的布面疵点数据库沉淀，千布千面的智能 AI 大数据检测模型，以及针对坯布生产全链路精准联网监控，呈现质检精准数字化管控。

## 2. 业务痛点

(1) 坯布织造环节，目前高度依赖车间工人人工巡查。成熟工人难招聘，人工成本高。

(2) 工人难以在突发状况较多的情况下严格执行巡查布面任务，难以第一时间发现布面疵点问题，并及时处理及时止损。

(3) 存在人眼难检、漏检的疵点，同时人眼识别难以标准化，纯靠工人自身经验积累，使得后续的布匹评级受主观因素影响大。

(4) 织造环节缺少对每一卷布的全流程追踪，难以溯源布面疵点产生的根本原因。

## 3. 解决方案及实施过程

飞梭智纺·边织边检 QCR 系统整体架构，涉及织厂全流程品控管理，从必备的质检硬件设备，到全方位云端联网监控，以及系统层面高效合理的布匹质检信息追踪。在该三大模块共同发力的情况下，最终形成纺织行业坯布生产“织中风险控制”、“织后分析追溯”的全程数字化质量监管体系，从而推进坯布织造织厂对布匹良品率提升、精准质量溯源的转型升级。



图 8.8：系统整体架构示意图

基于当前工厂面临的问题，针对不同布种建立对应数据库，建立专属的 AI 算法模型精准实现千布千面检测。

### (1) 质量数据库建立

基于飞梭在纺织行业的深耕及以大量客户所织造的布种为基础，将布种拆分为 TR、醋酸、人丝、天丝等多类别，并基于布种分类进行数据库建立。

基于致景品控专家沉淀下的 32 类布面疵点标准文档，在每一种布种类别下的每一个组织结构中，针对 32 类布面疵点以自造、采集等多种方式，按照每个疵点至少 300 个呈现形态的策略，形成了单个布种下单个组织结构涉及 40000 条疵点图片数据的布面数据库。

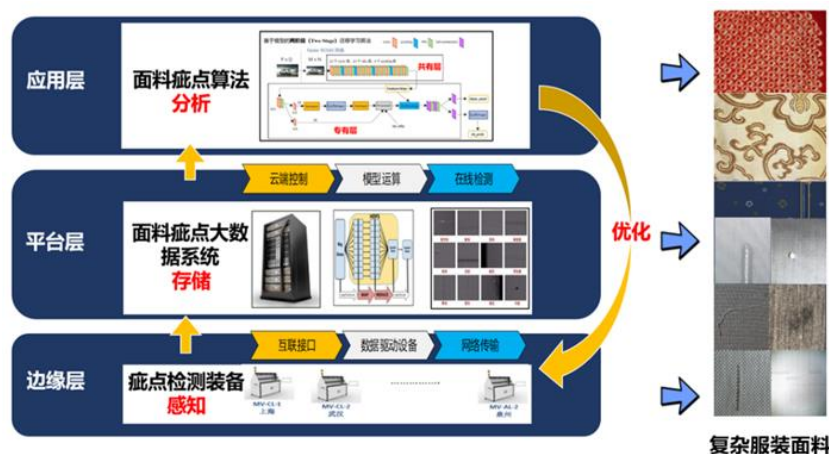


图 8.9：布面数据库建立

## (2) 坯布质量缺陷检测的技术实现

借助前期建立的布面质量数据库资料，采用基于深度学习的计算机视觉算法能力，并使用物体检测、物体分割、细粒度分类等算法来解决生产环境中布面疵点实时监测问题。使用物体检测和实例分割算法，在特征提取阶段，采用特征融合方式，提高特征表达的能力。利用高分辨率的网络结构，提升图像特征提取的主干网络，提高神经网络对图像特征提取的鲁棒性。

针对布匹实际缺陷分布不均衡问题，分别在样本训练的采样方案和 loss 函数设计上进行了专门的设计和考量，可以极大的缓解实际生产过程中由于样本不均衡带来的影响。

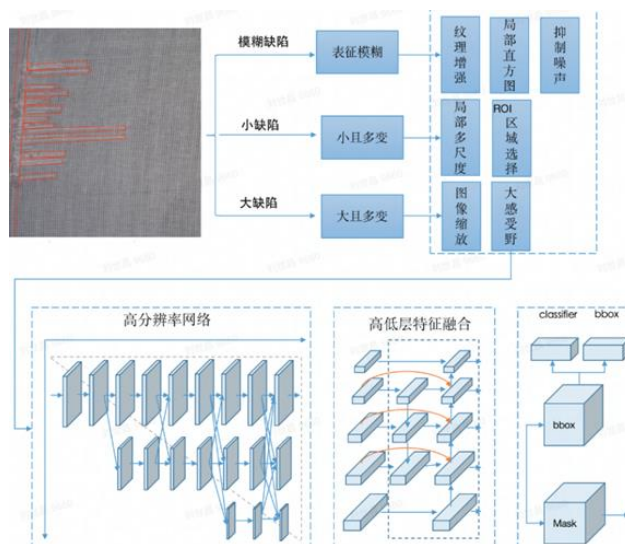


图 8.10: 针对坯布的缺陷质量检测的算法模型结构

## 4. 应用成效

2021 年在盈宇纺织实现 5 台设备安装，预计 2022 完成应用工厂 252 台织机全方位落地。落地后可直接实现布匹质量追踪全流程可视化，织造环节落布出报告，生产流程取代验布环节。

### (1) 经济效益

打卷工可全速打卷，效率提升 10 倍；可基本省掉当前的验布人工，每年至少可节省 100W 人工成本。

## (2) 质量效益变革

基于 MES 与边织边检 QCR 设备，实现全流程追踪订单生产进度及布匹质量详情，实现“免验布”品控管理。可在订单交付前提前预判风险，并对已交付订单布匹通过唯一布票 ID 实现每一卷布的质量溯源。

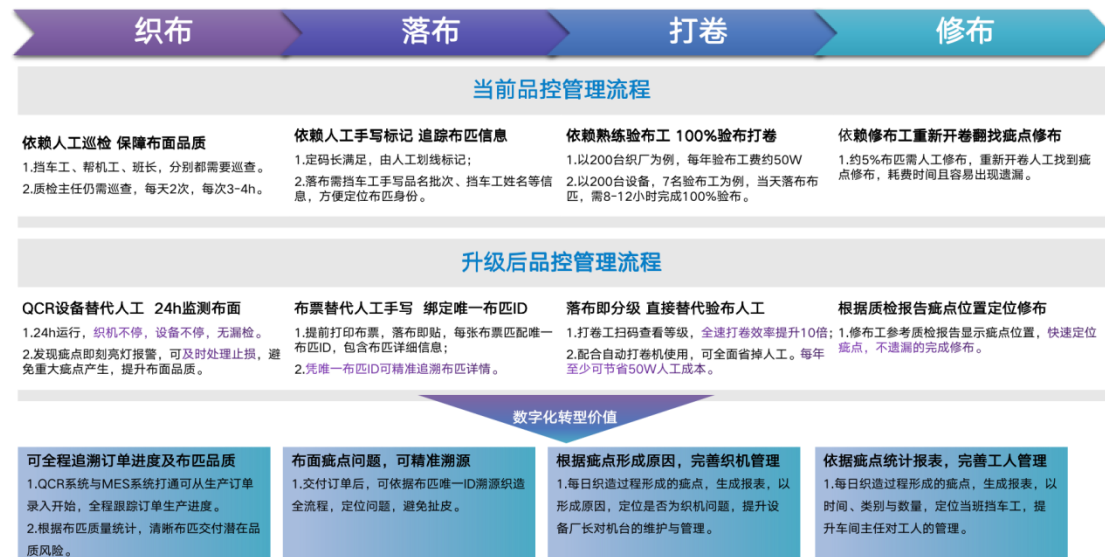


图 8. 11：织厂品控体系变化示意图

### 8. 2. 3 质量追溯

通过时空规律，发现不同周期、不同位置上质量波动规律，发现工艺改进方向。当发现质量有异常时，可以通过追踪信息分析各个工艺段参数是否正常，找出问题所在，方便改进工艺。

#### 典型案例 1：特冶锻造质量大数据系统

##### 1. 案例背景

在特钢企业，冶炼和锻造是两个最重要的生产环节，其生产工艺流程复杂。由于工艺数据存在企业少部分人手里，通过个人的经验或文档要求传递给到各工位；过程中执行的质量因素由人工填写，存在数据落地或认为因素带来的不准确；并且过程数据没有很好和工艺以及执行过程进行匹配等原因，信息流和物质流和工艺流易出现断点，造成过程质量无法监控和追溯。



应用企业：该企业属于国有大型特钢企业，该特钢企业的主导产品为齿轮钢、轴承钢、弹簧钢、工模具钢、高温合金钢、高速工具钢等特殊用途的钢材，可向汽车、石油、化工、煤炭、电力、机械制造、铁路运输等行业以及航海、航空、航天等领域提供服务。特钢企业对产品质量管控要求很高，目前由于生产计划、过程执行数据、工艺数据等还存在数据孤岛，无法进行对质量的过程监控和全过程追溯，导致质量问题发现滞后，以及质量问题无法追踪过程原因。实现无纸化办公和全过程质量可追溯成了整个该企业的迫切需求。

服务商：上海优也信息科技有限公司坚持以创造客户效益为核心，致力于服务基础工业的数字化转型和智能化发展。优也秉承深厚的工业底蕴，将卓越的运营管理实践、深厚的工业知识积累，先进的工业互联网技术和领先的智能制造理念深度融合，为工业企业客户提供 Thingswise iDOS 工业互联网平台、工业智能应用和运营转型咨询服务的三位一体的综合解决方案，推动企业运营提升和转型升级。重点服务行业在钢铁、电力、烟草、煤化工等流程工业，聚焦在能源、质量、工业互联网平台的数字化解决方案。

## 2. 业务痛点

### (1) 缺乏“全场景”质量要素的采集与数字呈现

受困于过程检测手段缺失、信息通讯壁垒、环节数采断点等因素，现有质量系统无法支持用户实现产线全过程、实时连续的质量要素采集、质量信息与其他维度信息形成匹配，及生产过程质量控制实际执行情况动态可视化。在实际生产制造单元，影响质量控制的相关要素包括人/机/料/法/环/测等不同维度信息分散在不同的系统中，上述多元数据的采集获取、时序同步难度较大，尤其生产过程中与质量有关的控制标准、工艺、生产物流、物料、设备状态等数据采集不充分、



不连续，过程要素质量检测、异常捕捉、质量执行对比分析（工艺参数与标准对比）等方面亟待解决。

### （2）缺乏“全工序”质量异常识别和分析诊断

在钢铁行业，与产品质量相关的冶金规范要求、制造工艺参数、过程质量特性、设备运行控制要求等信息普遍处于纸面化的离线状态，因此上述信息无法动态参与各个工序生产过程的质量监控与分析，比如基于产品特性、工艺标准、设备要求等规范文件的对标找茬的过程质量异常动态识别-诊断分析-预警提示等业务支持，同时无法通过预设的产品质量标准为用户提供产品质量评级判定。

### （3）缺乏源于数据挖掘的质量诊断分析和决策推送支持

由于钢铁行业制造过程产生的大量质量数据无法采集或不完善，现场手工记录、纸质台帐是行业痛点，数据落地和缺失导致对于质量数据的利用，与质量相关的要素采集不完整，因此无法有效利用过程数据，挖掘增值业务赋能质量管理，比如通过简单的阈值分析、对比分析难以发现问题根源，坯料洁净度、表面质量、板形尺寸等缺陷频繁；

### （4）缺乏生产过程质量协同响应和联动控制

上下协同、多元因素联动优化是企业精益化生产的必经之路，质量通常会受到生产、工艺、物料、设备、成本、人员等外部条件影响，而现有的质量相关系统大多又只关心质量本身，多要素联动机制缺乏，质量提升效率低下，尤其上下工序质量控制策略的统一和联动优化的机制，形成质量控制的同轴共振尤为缺失。

## 3. 解决方案及实施过程

本方案主要以精益质量管理思想结合工业互联网技术对质量瓶颈进行诊断，并将多维度数据进行采集和以物料为主线进行时空匹配，构建质量大数据，在此基础上开发质量的过程监控和质量追溯，形成

数据不落地，数据完整完工追溯报告，实现从“单机单源质量数据”向“横向全链贯通+纵向多元同步”转变；从“手工文档传递”向“业务数据自主流动”的转变；从“业务驱动”向“大数据分析建模驱动”的转变；以及从“事后分析”到“多维度事中对标找茬”转变。

(1) “物联+数联”--实施跨工序多维度质量业务数据的时空衔接运用动态数字孪生技术对包括质量特性、生产物流、能源消耗、工艺参数、设备状态等维度的信息进行数字化表征，形成以匹配了物流的过程质量管控要素的质量数字孪生体，作为质量大数据系统的数据智能流动的基础。

(2) “数据+算法”--实现质量管理业务监控/追溯/评级/预测设计“数据智能流动模型”，在质量数字孪生体之上实现全流程数据的智能流动，基于算法使得质量监控、追溯、评级和关键参数预测成为可能。

(3) “对标+优化”--实施以数字化标准对比/分析/反馈/优化贯穿全过程

建立数字化工艺管理卡标准库，实时采集生产过程数据并关联工艺标准，实现生产过程质量数据不落地，质量过程大数据的反馈和积累为工艺优化提供分析基础。

(4) “实时+PDCA”--实施以实时采集-即时算法-持续优化的 PDCA 机制

将 PDCA 运行机制贯穿于系统设计，运用实时数据和算法以及数字化工艺标准，实时实现工序中的小 PDCA，工序衔接的 PDCA，以及工艺编制与生产制造的 PDCA。

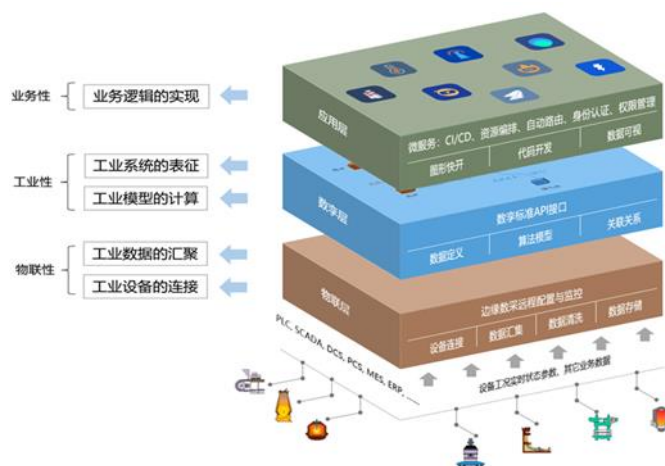


图 8.12：平台架构图

**物联层实现数据的全方位采集。**主要功能包括识别质量管控要素；形成精益质量控制计划；梳理数采需求构建多元融合的质量大数据。**数字孪生层设计质量管控要素数字孪生体。**运用数字孪生技术对复杂生产过程中与质量相关的多元信息进行描述，从空间上覆盖各生产要素、时间上覆盖全生命周期，支持融合工艺流、业务流、信息流和物流集成设计用户场景数字孪生体。**应用层负责质量智能应用设计。**模块化的功能包括：质量全景展示、质量设计、质量监控、质量追溯、质量分析、质量预测、质量评价、质量档案等功能。

#### 4. 应用成效

该案例在中国中部一个特钢企业已经落地，到目前为止共接入近百台设备，采集了八千多个数据点，录入工艺数据近两千条，同步过万条生产计划，形成几千条完整完工报告。减轻了操作工的手工台账工作，实现无纸化办公，过程可追溯。在国内军工领域实属首创。案例提高了企业质量过程管理的透明度，及时发现质量问题，实现 0 纸质质量台账，按人均降低 2 小时/天的手工台账时间计算，可实现非常可观的工作效率提升。

#### 典型案例 2：柔性电路板良率大数据分析平台

##### 1. 案例背景

随着新型消费电子产品(如智能手机、可穿戴智能设备)市场的快速发展,给柔性电路板带来了巨大的增长空间。良率分析和产能管理是柔性电路板行业的共性需求,有着显著的经济效益。因流程长、工艺复杂、精度高、数据量大,传统数据库和分析软件难以适应良率大数据分析场景。当前柔性电路板生产商大多已开展了MES、ERP、EAP、系统运行和大数据平台建设等工作,具有较好数据基础,利用数据进行数据建模、数据分析、数据挖掘等方法进一步释放数据价值,通过基于良率分析和提升管理的典型应用场景,引导柔性电路板工厂的数字化、智能化整体转型。

应用企业:苏州维信电子有限公司(简称MFLEX),电子电路产业先行者,起步于美国,以苏州为全球总部,多元化跨国团队合作,是集研发、设计、生产、销售服务为一体的全球最大柔性电路板供应商之一。致力于为全球顶级消费电子产品、新能源汽车、通讯、物联网等品牌提供出色的互联网解决方案。维信电子(MFLEX)柔性电路板全球排名前三、印刷线路板内资第一、国内唯一高端柔性电路板生产商、全球顶级消费电子供应链。

服务商:昆仑智汇数据科技(北京)有限公司(简称昆仑数据)是工业大数据领域的领军企业,精于工业机器数据处理与数据分析,以业界领先的方法论、平台产品和数据科学服务,降低工程技术人员以业务视角调取/分析数据、实现知识结构化沉淀的技术门槛,帮助工业企业建立自主数智化创新能力。昆仑数据定位为工业企业的大数据合伙人,与工业企业携手构建数据驱动的创新产品和服务。目前已服务清洁能源、显示面板、高端电子、钢铁冶金、新能源商用车、动力装备等领域。

## 2. 业务痛点

影响和制约柔性电路板生产企业良率提升的主要原因在于:

(1) 生产工序复杂

产品生产需要经过上百道工序，每个工序的生产质量影响因素的规律复杂，任何一个关键工序的质量问题都会导致产品良率的异常，造成产品质量监控和追溯困难；

(2) 生产过程监控水平低

产品在生产过程中的监控以关键工序的批次通过率为主要评价标准，对每个产品以定性的评价方式评价关键工序的生产能力，缺乏对关键工序的过程能力指数的实时监控；

(3) 质量数据分析瓶颈

质量检测数据量大且杂，当前业务系统无法满足关键质量检测结果数据的关联查询和实时分析，出现质量问题后只能通过人工手段进行分析定位，难以满足上游客户对响应速度的要求。

3. 解决方案及实施过程

良率大数据分析平台以工厂生产环境的生产数据和检测数据为依据，通过领域建模实现高效的数据关联，利用数据驱动模型完成柔板质检数据分析，达到柔板生产实时监控和质量追溯快速响应的目的。

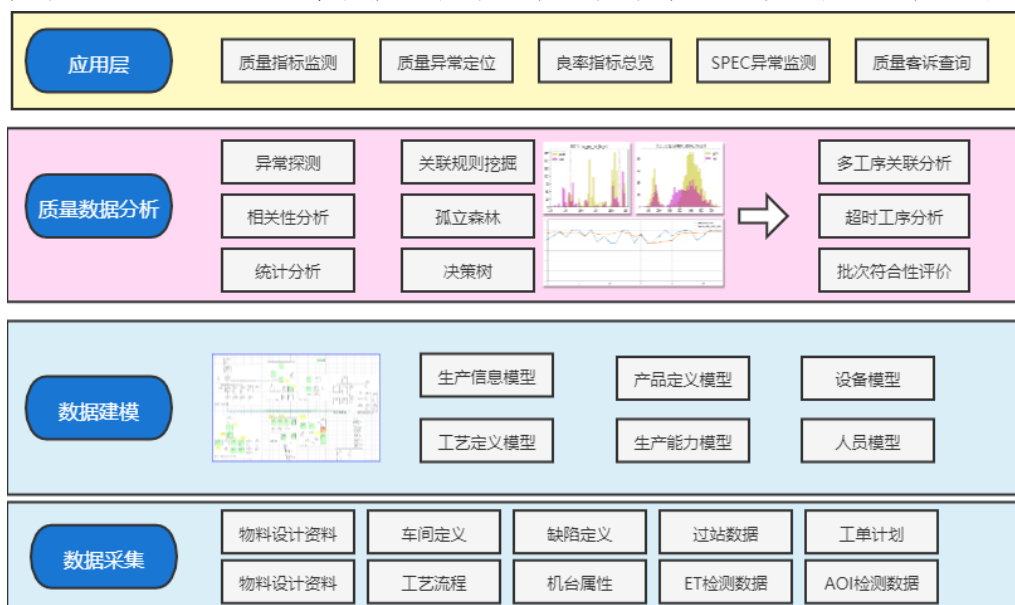


图 8.13：总体技术架构

(1) 数据关联建模



通过产线领域建模，将柔板生产线的工艺、生产、检测数据高效组织在一起，并通过良率大数据分析平台以统一的数据服务提供高效的访问方式，实现客户快速响应的要求。

#### （2）质量数据分析

对各检测工序的质检数据以 SPC、过程能力指数、6-sigma 管控等统计方法精细化展示良率缺陷，并基于关联规则挖掘、孤立森林、决策树等通过数据驱动模型实现多工序的良率关联分析。

#### （3）应用层

将模型计算的结果应用至产品质量监控、质量异常追溯、质量客诉响应等。

### 4. 应用成效

柔性电路板良率大数据分析平台已经在苏州维信电子红庄厂区、郭巷厂区的一些关键制程进行部署实施。

#### （1）经济效益

大幅减少了工程师人工进行数据分析工作量，从而降低运营成本，为企业积累宝贵的数字化转型经验。

#### （2）质量效益变革

实现了过程质量监控的可视化和质量管理的规范化，质量问题追溯效率可由 1 周缩短至数小时完成响应，极大地提高上游客户的满意度。

## 8.3 以质量为导向的生产设备预测性维护

以设备质量为导向的预测性维护是指通过质量大数据实现对设备管理的状态感知、数据监控与分析，监控设备健康状况、故障频发区域与周期，预测故障的发生，从而大幅度提高运维效率。在产品工艺设计环节，引入失效分析和故障处置相关知识模型，分析要素不确

定或要素动态变化引发的影响，进行在线预警和措施推荐；在生产加工环节，基于过程工艺参数动态变化情况，对质量结果提前预测决策，通过工艺参数在线优化功能模型，对加工工艺、设备控制指令等方式及时调节，保证生产过程处于受控状态，质量水平处于动态稳定状态；在检验和调试测试环节，对出现的问题基于质量预测分析模型实现快速纠正迭代。

## 典型案例 1：新能源装备制造业质量大数据应用

### 1. 案例背景

新能源装备制造企业电池的生产工艺比较复杂，主要生产工艺流程涵盖搅拌涂布、卷绕注液、包装检测等环节，各环节都可能出现质量问题。近年来，电池生产向整合化、整线化、自动化发展，而设备的正常运转是产业线高速运作的前提。在这种背景下，亟需针对新能源装备制造企业建设设备及产线全生命周期管理系统，形成面向新能源装备制造的质量大数据应用。

应用企业：深圳市赢合科技股份一家致力于锂离子电池自动化生产设备的研发、设计、制造、销售与服务的企业。产品涵盖锂离子电池自动化生产线上主要设备，包含涂布机、分条机、制片机、卷绕机、模切机、叠片机六大类设备及相应配套的辅助设备，能够满足不同工艺、不同尺寸锂离子电池的制作需求。

服务商：深圳华龙讯达信息技术股份有限公司是全方位数字孪生与数字化转型系统服务商，具备设备级、工厂级和产业级工业互联网平台运营和智能工厂建设能力。华龙讯达为客户企业提供涵盖智能控制系统、工业互联网平台、数字孪生和端到端数字化转型解决方案等全链条和集成化的数字化、网络化和智能化服务。旗下的木星工业互联网、木星工业物联网以及木星数字孪生技术在业内具有领先优势，有效助力企业加速数字化转型升级。

## 2. 业务痛点

质量大数据应用已成为制造业生产力、竞争力、创新能力提升的关键，是驱动制造过程、产品、模式、管理及服务标准化、智能化的重要基础，体现在产品全生命周期中的各个阶段。新能源装备制造业快速发展，但大多依赖于人口红利，很多企业以手工制作、半自动化生产设备为主。设备效率低、人工成本高、行业整体自动化程度较低、产线连续自动化程度及稳定性较差、数据孤岛问题得不到解决、OT 与 IT 没有打通。因此，新能源装备制造业需要推动自身业务系统和流程的全面升级，面临的挑战如下：

(1) 企业无法对生产设备进行实时质量数据采集和统一灵活控制，导致企业难以实现生产工艺流程的全局优化；

(2) 企业内多个异构系统间的质量数据无法有效整合，导致企业生产、物流、销售等环节割裂，致使效率低下；

(3) 实时监控能力较弱、生产过程不透明；

(4) 随着海量新旧质量数据的不断积累沉淀，企业需要可靠的低成本方案提高数据存储和计算能力，实现对海量数据的高效管理。

## 3. 解决方案及实施过程

本应用方案通过基于“木星工业互联网平台”的设备及产线全生命周期管理系统来实现对新能源装备制造企业的工业质量大数据的智能化管理应用。该系统在数据管理的基础上，结合数据清洗、数据分类、数据编码、数字建模、应用三维仿真等技术，提供数据采集、边缘计算、数据分析、数据质量管理、数字孪生服务，对某新能源装备制造企业的电池生产线进行全生命周期管理。主要技术路线为：

(1) 建立质量数据标准标识体系，实现数据标准化、统一化

通过“数据标准标识解析平台”建立数字化工厂质量数据标准标识体系，规范厂级的数据描述以及数据编码，统一企业数据应用接口

为企业提供数据标识、数据标准、属性标准、流程标准、集成标准等。保障同一种数据在业务系统之间使用相同的定义方式，满足不同系统的数据需求，从而实现网络化高效协同。

## **(2) 建立质量数据采集平台，实现生产数据实时获取**

“实时数据采集平台”是机器质量数据采集工具软件，一方面负责机器的工业通讯协议的解析、质量数据的采集、编码、标识和边缘计算，另一方面负责行业机器数据采集软件的下载、按标准做配置管理。主要面向电池生产环节采集的数据有：a) 从底层的设备控制系统中采集设备的运行状态数据、能耗数据、设备参数等，如数控系统、产线控制系统等。b) 直接采集各类终端及传感器的数据，如温度传感器、振动传感器、噪声传感器、手持终端等环境数据及辅助终端数据。c) 原材料检测数据、产品设计数据、产品测量数据、产品工艺数据、生产过程数据以及供应商数据等。

## **(3) 应用数采边缘计算设备，保障数据采集质量**

“木星机器宝 Ceres”是基于工业物联网与互联网的融合技术的一款 OBD 设备。Ceres 接入设备的接口之后，能够与设备电控系统进行交互，即可实现数据采集、设备与企业云连接。在数据上云之前，按照预先设定的规则和算法，从数据综合应用的角度，对采集的数据进行预判和评估，自动过滤无效或无意义数据，将有价值的数据传输上云，提高物联网处理的效率。

## **(4) 建立数据质量管理体系，保障数据质量端到端全链条管控**

通过建立数据质量管理体系，实现数据从库表设计、数据采集、数据加工、数据质量验证、数据安全到数据应用的全面质量管控。数据质量管理体系以最终业务需求为中心，通过全员参与、过程控制、持续改进等方式，实现从源数据接入平台到应用输出的全过程管控，保证数据的完整性、一致性、准确性和及时性，实现若干数据质量指



标，完成数据质量分级，最终达成数据质量管控的目标。

### (5) 建立数字孪生平台，实现生产过程透明化

项目基于物理模型、传感器、运行历史等数据，建立集成多学科、多物理量、多尺度、多概率的仿真过程的数字孪生平台，实现设备产品数据在虚拟空间中完成映射，从而反映相对应的实体装备的全生命周期过程。将实体车间与虚拟车间的进行双向交互联动，从设备故障预测方面提升设备利用率，从全要素、全流程、全业务角度对生产过程进行在线诊断，实现企业生产现场全要素数据的虚拟仿真，从而撑工厂全面建立以数据为驱动的运营与管理模式，实现生产过程的实时监控管理。

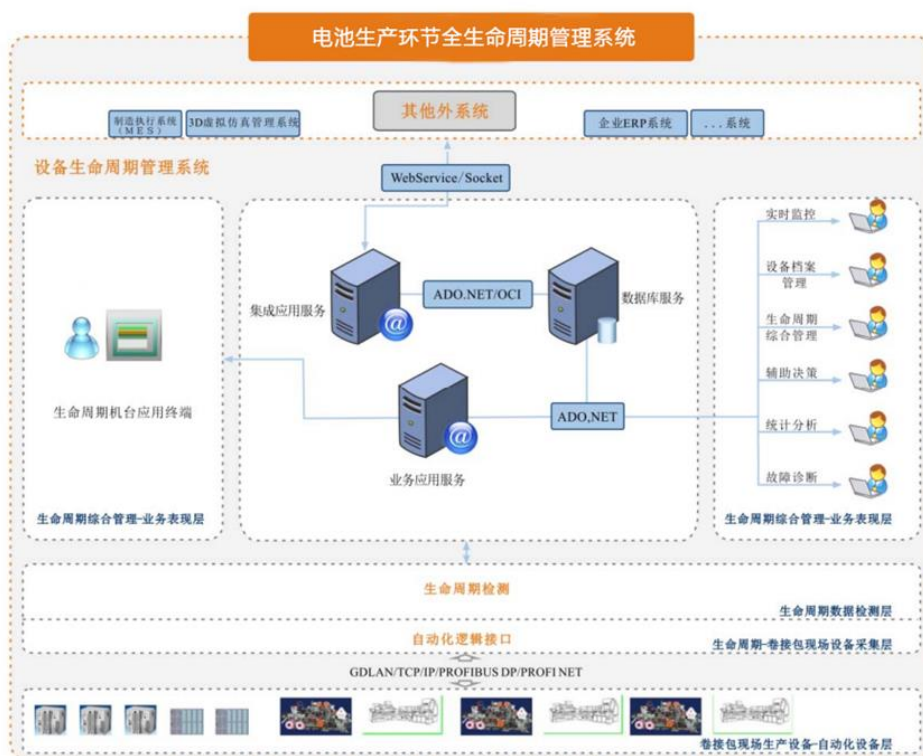


图 8.14: 设备全生命周期管理系统架构

## 4. 应用成效

案例应用于新能源装备制造企业车间生产线，为企业提质降本增效提供了保障。

### (1) 经济效益



到目前为止，此质量大数据项目投入资金超过 2000 万元，成功推广到 4 条电池生产线，覆盖设备、终端联网 200 台/套以上，形成了 2000 个以上数据采集点，并形成 1 个试点示范车间，均年利润增长率达 15.79%。

## （2）质量效益变革

目前该企业已实现了锂电池生产装备的智能化升级，缩短生产周期 35%，减少数据输入时间 36%，降低交接班记录 67%。提高设备管控效率、降低设备维保及人员成本，实现生产流程精准可控、助力企业降本增效。

### 典型案例 2：基于工业质量大数据的电子玻璃智能制造工厂

#### 1. 案例背景

电子玻璃是电子信息产品的基础支撑产业之一，用于制作集成电路以及具有光电、热电、声光、磁光等功能元器件，主要为基板玻璃和盖板玻璃两种。目前，我国已经是电子玻璃生产量居全球前列的国家，其发展快慢、技术水平高低，也直接影响电子信息产品的发展。因此现代科学技术的发展离不开电子玻璃的生产。

应用企业：彩虹集团（邵阳）特种玻璃有限公司咸阳分公司是中国电子全资子公司——彩虹集团有限公司控股的高新技术企业，专业从事特种玻璃及其相关产品的研发、生产和销售。基于数字化转型需求，提出了建设专用于大尺寸盖板玻璃生产的流程型智能制造系统，建成面向工艺过程、信息物理融合、自主匹配的“数字化、网络化、智能化”高端盖板玻璃生产线，提质增效、节能降耗，增强企业核心竞争力的需求。

服务商：北京寄云鼎城科技有限公司作为国内工业互联网的头部创业公司，自成立以来获得了多家知名投资机构的投资，专业团队来自国内外各大知名公司，在工业智能，工业大数据，工业物联网和云

计算领域均有深厚的技术积累和丰富的实战经验。经过多年积累，寄云将对细分行业的深入理解，完整的工业互联网平台能力和全面的数据分析能力全面整合，致力于为用户提供完整和专业的工业互联网解决方案。

## 2. 业务痛点

### (1) 玻璃行业的利用率低

产能的飙升带来是严重的产能过剩。目前平板玻璃总量过剩，产品附加值低，仍处在价值链低端和从属地位，导致玻璃生产利用率低。

### (2) 技术结构不合理

从技术结构看，能耗水平比国际先进水平偏高约 20%；中低水平的浮法玻璃生产线以煤焦油、石油焦粉为燃料，大气污染排放问题较为严重。

## 3. 解决方案及实施过程

在工厂完成自动化设备制作产品的前提下，采用工业网关和容器技术对工厂设备底层数据进行采集和监控，打通生产线数据，采集热端实时数据，将不可见问题实现可视化。通过质量大数据建模的手段对产线关键指标（如：熔炉温度等）进行大数据分析，实施有效的对生产问题进行跟踪分析、预警。通过物联网平台从产线设备，包括 PLC、传感器、机器人等设备采集实时运行数据，**对产线的全生命周期进行监控、对关键设备进行预测性维护**。结合平台大数据能力，通过热端数据和冷端数据的关联分析对工厂生产运营做到精益生产。

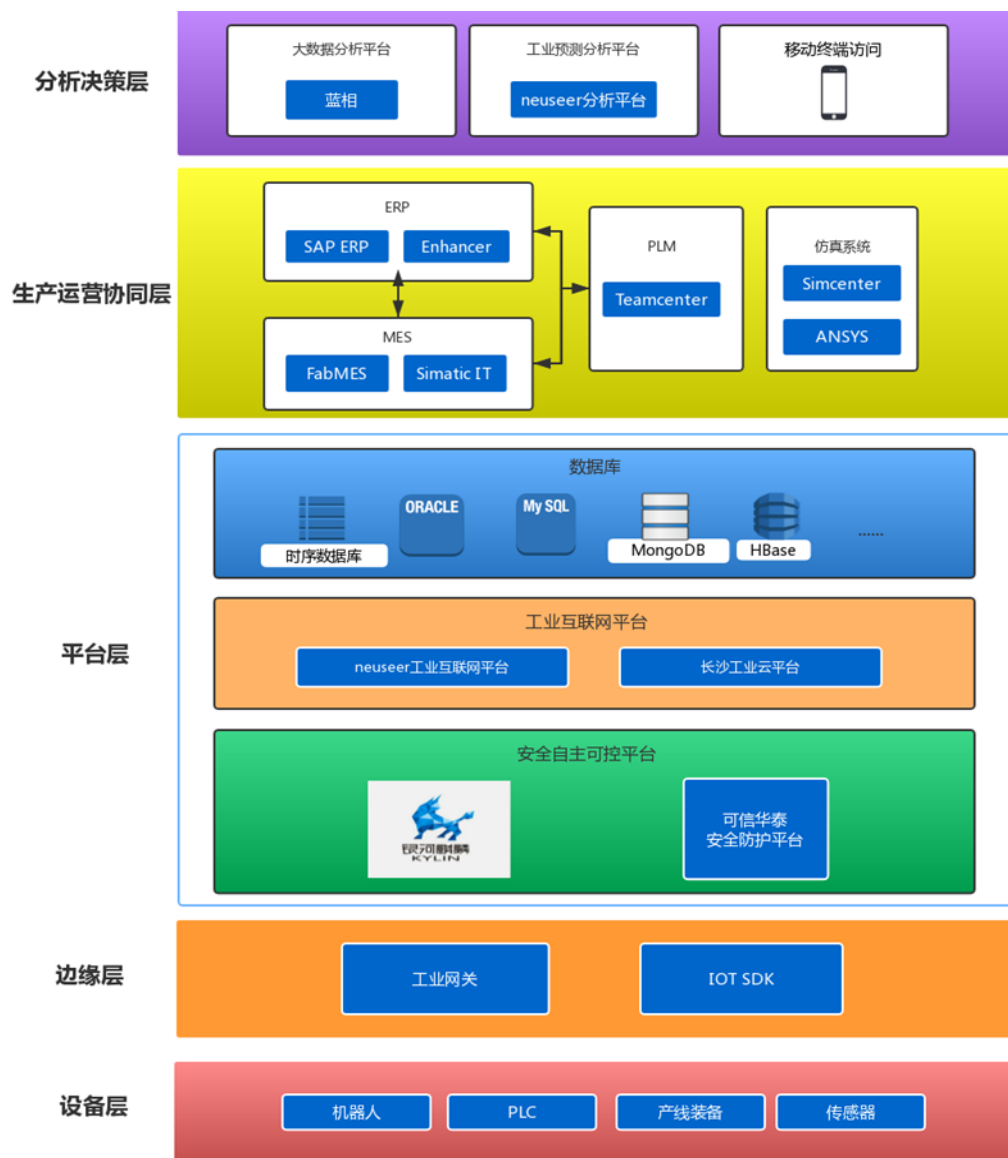


图 8.15：系统架构图

整体的解决方案分为五层，分别为设备层、边缘层、平台层、生产运营协同层以及决策层。在设备层，机器人、PLC、传感器等设备负责采集数据，解析数据，通过边缘层的工业网关、IOT SDK 等传送数据至平台层；以自主可控信息系统作为平台层的安全防护系统为基础建立工业云平台；将数据存储到建设在云平台的数据库中。在生产运营协同层，从计划调度、生产决策到产品生命周期的整个过程都进行管理跟踪，实现企业的提速增效；在产品上使用数字孪生模型，制造出色的产品，提升公司竞争力，抢占市场先机。在分析决策层，通

过从实际生产上的数据以及各管理系统的系统集成提取，统一分领域分模块分方向进行预测分析，协助决策层更好地作出决策。

#### 4. 应用成效

智能工厂质量大数据系统可以实现设备、报表、质量“三大主题”的纵向和横向延伸，全方位自定义呈现生产日报、月报、厚度及重量；设备数字化管理，产线设备 24 小时在线智能监控，设备故障智能报警；质量分析系统与数据挖掘模型完成质量的多维度把控。通过平台可以完成生产质量数据的生命周期管理，在数据资源，模型资源，应用资源，开发环境，平台管控等方面实现了全方位打通。企业生产效率提高 22.80%，产品良品率提高 13.94%，单位产值耗能降低了 10%，总体成本降低了 24%。

#### 典型案例 3：面向装备制造企业的工业 iPaaS 平台

##### 1. 案例背景

目前大部分制造企业的大型装备产品结构复杂，需要一个集成性的基于产品结构的制造数字化管理系统；此外整个装备制造过程生命周期长，各业务部门进度不透明，多部门协作主要靠线下沟通。亟需一个数据汇聚和分析的数据集成应用平台，实现整个数字化工厂建设。

应用企业：烟台博森科技发展有限公司主要生产制排屑装置、过滤装置等专用装备，根据不同的现场需要，量身定制，为全球机床行业提供最优化的排屑过滤解决方案。公司为了提高装备制造项目全过程的协同性，提升交期与客户服务质量，对整个数字化工厂进行了战略规划和布局。

服务商：山东恒远智能科技有限公司作为装备制造垂直行业工业互联网领军企业，是国内首家行业级工业 iPaaS（集成平台 integration platform as a service）解决方案服务商，装备制造行业一站式数字化工厂集成解决方案服务商。主要聚焦于工业互联网

前沿技术研究，从事基于工业数据采集的制造信息化、工业数字化系统研发，专注于工业企业数字化、网络化、智能化建设，应用边缘计算、云计算、大数据技术，结合数据采集、数据建模、数据仿真、数据分析等核心技术，为企业提供一站式的数字化工厂整体解决方案与服务，实现企业的降本增效与数字化转型升级。

## 2. 业务痛点

### （1）订单多样化，批量小，项目制

订单客制化程度高，批量小，种类多；订单信息量大，特殊参数要求和标准繁多；并且包含项目制设计、制造与现场施工。

### （2）技术工艺复杂，设计数据信息量大

零部件种类多达成百上千种，BOM 结构复杂；工艺标准和工艺路线多样化，设计复杂；图纸与工艺技术文档制作工作量大。

### （3）生产制造离散，管理难度高

工序集群孤岛式分布；每个部件和零件加工工序流转多样化；生产任务、人员、物料、设备信息高度离散，计划管理困难。

### （4）质量数据利用率低

下料、机加、焊接等各工序均以设备加工为主，设备自动化程度相对较高，但数据的联网利用率低。

### （5）产品生命周期长，运维滞后

产品在客户端使用后，寿命周期长，售后问题需要追溯与处理；装备产品在客户现场的运行状态需要远程监控与运维，提升服务效率和品质。

## 3. 解决方案及实施过程

项目以质量数据为核心，从五个方面实现企业数据的互联互通：

### （1）数据的获取、存储与分析



质量管理数据的获取包括基于数采的设备数据连接、可快速与现有 T6、E6、客户管理系统的集成数据连接、通过条码/RFID/移动终端等手工操作的其他采集方式的数据连接；数据的存储应用数据湖的技术建立数据中台，打破不同系统间的数据壁垒，实现数据的共享；数据的分析基于企业的技术、经验、知识和最佳实践，形成数据算法，让数据进行自由流动，实现企业知识的创造、传播和复用体系。

### （2）生产业务协同层互联互通一体化建设

基于微服务和云应用的技术，搭建协同层完整的数字化平台技术架构系统，实现横向的业务系统集成。一是以订单为原点，设计从工厂级到工位级完整的计划管理系统。二是基于现有 ERP-T6 系统进行数字化集成，主要是将质量管理数据包括订单管理、计划管理、采购管理、仓库管理的数据进行集成开发，实现平台级的数据和业务的互通互联。

### （3）车间制造执行层数字化建设

主要建设基于条码系统的生产过程控制质量管理，包括车间级计划管理、生产过程报工、工艺标准与图纸管理、质量检验与控制。

### （4）设备智能化管理升级

一是进行设备联网与数据采集，实时监控设备的运行状态和加工参数，进行设备运行效率的分析评估；二是将设备的日常保养、点检、维修进行数字化管理，保证设备的高效运作。

### （5）运营管理层的智能化决策

一是基于平台的大数据建立完善的数据统计分析系统，报表中心，数据中心；二是设计开发基于数据分析的智能可视化系统，如车间管理看板、工位管理看板、工厂级的运营中心等。



图 8.16: 总体架构设计

项目平台功能包括从客户管理、技术工艺、生产制造、设备智能化、供应链协同等 100 多个子功能应用和服务，满足不同业务场景的需求，帮助博森科技实现横向与纵向全方位数据集成。



图 8.17: 功能架构设计

纵向集成以工业数据采集技术为主，实现边缘端到云端数据集成，从设备层的数据采集到平台层的数据汇聚、数据分析到应用层的数据赋能。

横向集成以工业模型和工业算法为主，实现全业务流程数据集成，从工位级应用到车间级到工厂级到行业级应用集成。

#### 4. 应用成效

### （1）经济效益

项目交付周期缩短 42%。项目实施前，装备制造项目要进行研发设计、物料采购、工艺文档准备、外协加工、厂内多工序流转和总装、客户交付验收、现场安装调试等多个环节，综合过滤项目最长周期要 6-9 个月；平台上线后，各业务部门协同效率和物料齐套性大幅提升，交付周期从平均 200 天以上缩短至 120 天左右。

### （2）质量效益变革

质量损失较原状态低 7.1%。通过对材料检测设备、焊接设备的联网与数据采集，通过对原材料理化试验建模、焊接工艺参数建模，实时分析材料质量和焊接质量等装备制造的核心质量控制点数据，大幅降低了因材料缺陷、焊接缺陷造成的重复加工、报废的成本。

## 8.4 面向供应链的质量协同优化

供应链产业链质量协同是构建“全员、全过程、全价值链”的质量生态系统，实施“全价值链的全面质量管理”，满足服务对象和各相关方的需求，促进产业及相关组织健康可持续发展。以产业链为纽带，推动完善产业链标准体系、质量预警体系、质量管理体系和知识产权管理体系；工业互联网作为新一代信息技术与现代工业融合发展的新模式，以质量数据为纽带，打造开放共享的价值网络，将制造产业的设备、数据、技术、管理、市场、客户等多要素全面互联，以丰富的数据驱动经营管理、产品设计、生产制造、产品运维等关键环节的资源优化，实现供应链、管理链、服务链、产业链的整体质量提升。

### 典型案例 1：全球制造大数据质量预警体系

#### 1. 案例背景

随着全球供应链紧耦合发展，传统的制造质量管理模式已无法适应新的发展变化。供应商物料测试、来料检验测试、生产测试等都会

产生大量的质量数据，而海量的质量数据之间存在大量数据孤岛，从供应链协同的角度保障质量是一个重要命题。本方案打通供应商、研发、制造、市场返还等产业链全流程关键质量数据；应用大数据分析及数学建模技术，构建数据驱动的全球测试大数据质量预警体系；实现供应商来料质量预警、制造过程质量预警及网上返还质量预警；质量预警从制造向上游研发、采购/产业链及市场/用户的覆盖；驱动质量管控从事后拦截向事前预测、预防方向转变，是质量预警所要研究的重要内容。

## 2. 业务痛点

(1) 难以深入质量管理前端。既有的质量管理方法大多都是依赖于事后解决，无法将质量问题在供应链前端解决，也难以在设计前端改善质量，导致质量成本增加、质量效益有限。

(2) 难以进行质量数据协同。制造工厂分布在各地，各制造工厂所产生的海量生产、检测、质量数据之间是多个数据孤岛。

(3) 难以进行数据挖掘融合分析。物料供应商测试、来料检验测试、生产测试、市场质量表现产生的数据存在隐性因果关系。这些数据无法有效地进行融合分析，应用于质量管理中。

## 3. 解决方案及实施过程

制造大数据质量预警解决方案主要实现 3 个功能：

(1) 供应商来料质量控制：采集供应商来料关键测试参数，实现数据监控、分析及预警，提前识别潜在的来料质量风险，并拦截在供应商处，提高来料入口质量，质量控制前移供应商，在供应链源头构筑高质量。

(2) 出厂产品质量预警：汇聚全球加工网点制造过程质量数据，在一些关键工序如 IQC、ICT、FT、可靠性、整机测试等实现质量预警，提前识别和挖掘隐性质量问题，保障全球一致的出厂高质量。



(3) 反馈设计前端质量提升：结合产品网上运行环境数据，用户舆情数据，网上返还数据，以及产品加工过程数据，深度挖掘，实现产品潜在风险预测预警，识别在研发设计、制程工艺、来料选型等方面改进机会点，驱动逆向改进，在设计前端构筑高质量。

制造大数据预警解决方案基于工业互联网平台开发，系统架构图如下：



图 8.18：系统架构图

主要的部分架构为：

(1) 供应商数据采集系统云化部署，制订统一的数据回传格式，打通与来料供应商的系统对接；制造过程数据通过互联网、物联网等方式进行实时采集；定时将产品网上运行环境数据及舆情数据采集、回传到数据底座中。

(2) 数据底座中按照不同的数据类型与数据使用特点选择分布式文件系统、内存数据库、关系型数据库等不同的数据管理引擎，实现数据治理。

(3) 工业大数据建模与分析平台，负责在线实时任务与离线批量数据分析，同时整合业界常用算法模型库，除了提供典型的机器学



习算法模型外，还针对工业特有的稳态时间序列、时空等数据，提供定制后的模型算法。

#### 4. 应用成效

制造大数据预警解决方案云化部署数据采集系统，与上下游供应商系统进行对接，通用数据标准格式实现数据交换；内置工业领域预警模型算法，有效识别来料、设计、制程、工艺等方面隐性质量问题，识别改善机会点。

在应用本解决方案后，一年共触发预警物料、装备、设计、工艺等方面隐性质量问题多起。通过自动捕获潜在风险，实现 2% 小概率可靠性批次风险可激发，提前拦截供应商来料质量问题，批量问题起数降低 9%；开局坏件率改进 15%，早期返还率改进 24%。支撑网上返还率、批量质量问题、PONC 等质量指标目标达成。

#### 典型案例 2：航天复杂装备供应链智能质量管理平台

##### 1. 案例背景

当前航天制造企业大都存在缺乏数据驱动理念、现代质量管理技术应用水平较低造成传统航天复杂装备质量管理模式不适应市场化协作配套下的数字化经济模式、质量大数据利用程度不高等问题，对产品质量管控精度大都只能到批次，质量数据管理粗放，特别是对外协产品质量管控深度不够，造成外协产品质量问题较多。企业对供应链质量管控的需求尤其迫切。

应用企业：湖北航天技术研究院总体设计所主要从事航天产品总体及分系统的开发和研制工作。设计所具备复杂信息系统规划论证和实施能力，单位数据中心现有 718 万亿次计算能力，具备较强的信息化基础资源能力。基于已有系统与数据，开展了各业务领域大数据分析，实现了行政办公、科研生产、质量管理、人事信息、资产投资、保密管理等 6 个业务领域大数据分析挖掘展现。

服务商:北京索为系统技术股份有限公司(以下简称“索为公司”)致力于工业互联网平台建设、运营和服务,为制造行业提供以知识自动化为驱动的工业互联网、工业大数据、工业操作系统及工业APP开发运营服务。拥有自主知识产权的工业技术软件化平台及数千种工业APP,应用覆盖国防军工十大集团、科研院所及汽车、家电、发电设备等高端制造业。(本案例湖北航天技术研究院也参与设计)

## 2. 业务痛点:

(1) 缺少供应链管理系统性研究。存在质量管理要求传递不到位、考核评价量化水平不高等问题

(2) 缺少关键性识别与控制系统研究。存在设计需求与质量风险识别不到位,生产过程关键特性控制不严的问题。

(3) 缺少质量数据评价与分析系统性研究,无法预测质量发展趋势和预防质量问题发生,无法实现质量的持续改进。

## 3. 解决方案及实施过程

针对业务痛点问题,设计所提出以“设计工艺生产”全面协同和“事前预防+过程控制+质量预测”为核心的供应链质量管理理念,借助大数据、机器学习等技术,并研究开发相应的质量技术方法与管控工具,主要解决方案为:

(1) 采用可定制的数字化通用质量模板,通过数据融合、在线采集及离线采集等方式全面采集信息系统数据、供应商数据、生产与服务环境数据及其他外部环境数据,适应质量大数据多源异构特点,解决质量信息层层衰减问题,避免数字经济模式下新的质量风险。

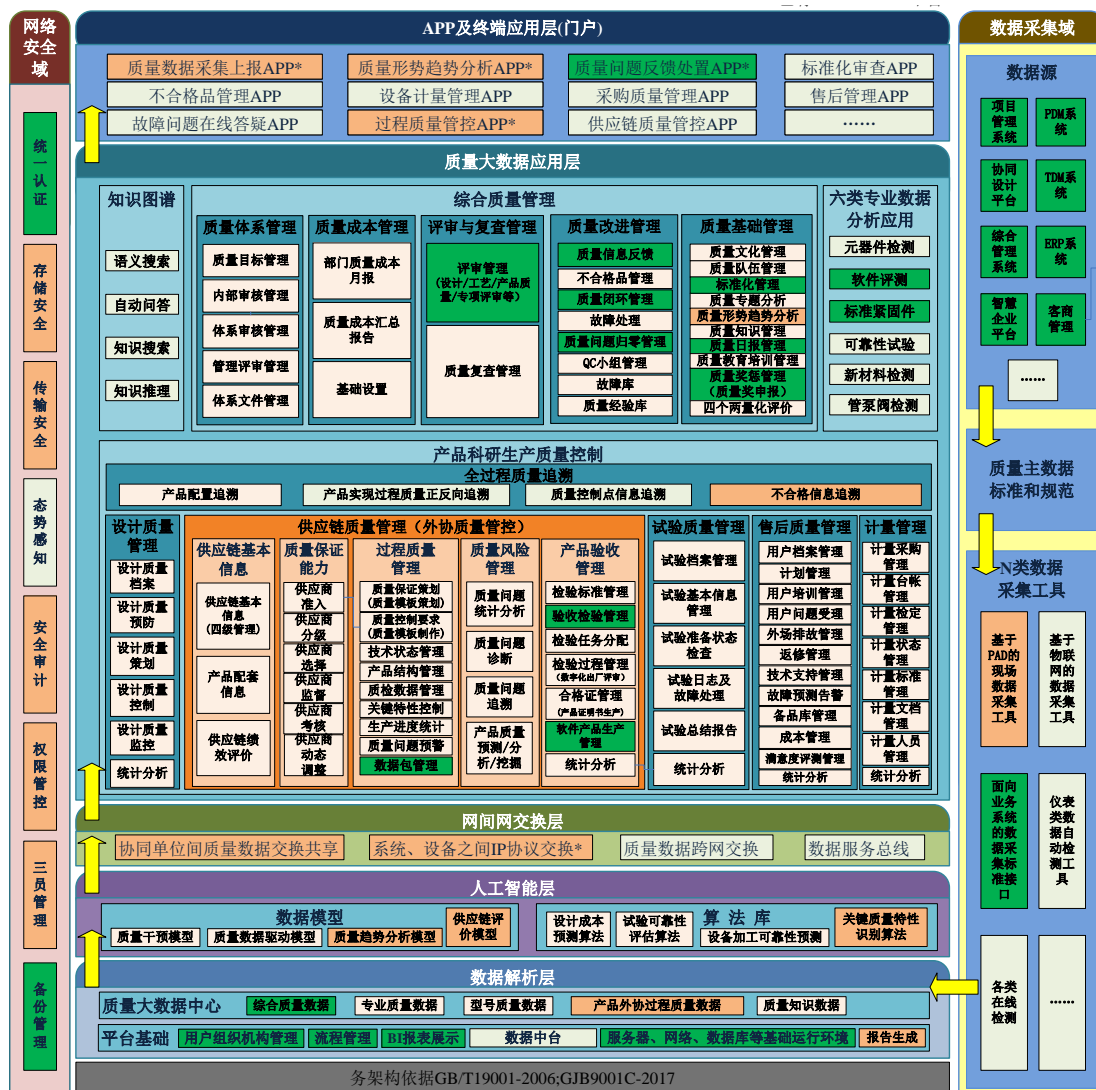


图 8.19: 技术架构图

(2) 通过智能采集终端、通用质量模板和云服务平台，解决市场化协作配套下航天复杂装备批量化生产过程质量管控和异地协同的难题，适应质量大数据动态性高的特点，避免信息孤岛，实现全过程质量信息的集成与共享，替代高成本的会议协调机制。

(3) 依托“质量大数据中心+质量信息链+智能采集终端”的组合，实现各数字化质量工具的有效集成，实现供应链全级次管理，通过数据挖掘、机器学习等技术解决数据量大、价值分布不均及关联性高的航天质量信息高效、深入利用问题，通过数据处理、转化、内化，实现供应链智能质量管控。

基于工业大数据和机器学习的航天复杂装备供应链智能质量管理平台的技术架构如图所示，主要包括质量形势趋势分析功能规划、系统间联动性和快速协同变更系统规划等。

(1) 质量形势趋势分析功能主要内容包括：a) 基于大数据和机器学习对收集的产品质量数据、供应商数据进行多维度联合分析；b) 基于质检数据中记录的组件产品或原材料的供应商信息，展示产品的供应商网络，同时也可按供应商去查询其供应的组件产品或原材料的质量情况；c) 对平台中的各种数据进行统计分析，包括生产进度统计、质量问题统计、质量数据查询，并对之后生产的产品进行质量趋势预警；d) 从产品的角度将质检数据、质检进度、质量问题、技术文档、供应商等多维度数据进行融合展示，形成数据融合视图，用于全局的监控。

(2) 系统间的联动性和快速协同变更功能规划的主要内容包括：与 PDM 系统集成；与质量问题闭环系统集成；与项目管理系统集成；与其它相关系统集成；生产基线状态变更后系统快速协同变更的方案设计与实现；设计所部署的质量管控平台，通过数据传递技术会将边缘节点的质量数据、工艺状态会进行汇总和融合。

#### 4. 应用成效

该质量大数据平台采取了在复杂环境下均能实现产品生产过程质量管控的管控模式，解决企业现有质量管理模式不适应新配套关系、质量要求和信息在供应链中逐级衰减、现有数据采集手段无法全面采集质量信息等难题，实现航天产品可靠性持续提升，产生巨大的效益。

##### (1) 经济效益

每年花费成本约为 20 万元（视授权单位数量等有所差异），每年创造价值约 200 余万元。



## （2）质量变革效益

经综合测算重点产品外协质量问题下降 30%以上，将产品故障率由 4%降低至 2%，产品研制周期缩短了 15%，大大提升了产品质量，加快了产品研制周期。

### 典型案例 3：食品饮料行业数字化特色产业集群平台

#### 1. 案例背景

在人民群众对食品质量与安全要求明显提升的大背景下，食品工业企业的绿色发展效益与创新水平有待提升，质量大数据基础偏薄弱。主要体现在生产过程管理粗犷、产品质量管控滞后、质量信息追溯难、设备维护困难且成本高等方面。企业亟需利用质量大数据新一代信息技术手段，实现生产制造、运营管理、营销等各环节的质量数字化升级。

应用企业：广州华糖食品有限公司是一家拥有 60 多年食用糖生产历史的国有大型企业。目前在广州开发区拥有占地 9 万平方米的高自动化的大型精制糖生产基地，已经成为全球跨国大型食品公司和多家国内知名食品企业的主要食糖供应商之一。自 2016 年以来，建设上线了 ERP/OA 等信息化系统，近年来，开展了生产车间和包装线自动化升级改造，为企业的更深入、更广泛的数字化转型奠定了基础。

服务商：航天云网数据研究院（广东）有限公司（以下简称：航天云网广东公司）由航天云网科技发展有限责任公司和广州开发区投资集团有限公司共同出资创立，以工业互联网为依托，以智能制造为核心，以生产性、专业性创新创业服务为主体，集资源整合、业务协作、综合营销以及创新创业等服务功能于一体，围绕 20 大业务板块面向社会提供综合性开放服务。创立了基于“标识解析+区块链”技术的质量溯源系统。

#### 3. 业务痛点



食品饮料行业普遍存在三个垂直方面的共性痛点：

(1) 生产效率有待提升

生产过程的质量管理手段缺乏；设备故障不可预测；原材料入库到产品出库的质量管控依靠手工记录较多，质量数据信息化基础弱。

(2) 降本提效难度大

缺对原材料质量的管理手段，造成原材料成本偏高；设备运维管理缺乏数据积累，造成运维人员成本高。

(3) 质量管控难

生产过程的质量管理数据不透明；质量管控数据存证手段存在漏洞，无法保障数据真实性；信息系统数据孤岛现象普遍存在，质量问题追溯困难。

### 3. 解决方案及实施过程

“食品饮料行业数字化特色产业集群平台”紧密围绕企业提升生产效率、降低运营成本、加强质量管控三个纵向维度的共性问题，从生产链条、运营链条两个横向维度打造行业普适性的数字化转应用产品和服务能力，形成“三纵两横”的解决方案能力集，覆盖设备管理、生产过程管理、质量管理、供应链管理、能源管理、高可靠质量溯源等全部业务场景。



图 8.20: “三纵两横”的解决方案技术架构图

平台打造具备食品饮料行业高行业属性的质量 APP 集，具体情况包括：

（1）设备质量维保管家。收集整理设备历史运行数据、维修数据等质量数据，分析设备故障原因，为设备改进提供依据。为生产车间和生产线上的设备分配唯一二维码，实现设备故障报修、点检、巡检、保养、维修等质量数据的收集记录，极大提升了公司设备管理的运维点检效率。

（2）质量管理系统。实现对原材料入库、生产过程、产品出库等环节的质量事件进行记录、统计与处理，记录整理生产数据、质检数据，形成产品质量追溯的数据源头，为供应商管理、产品研发和改进提供数据参考。

（3）质量溯源系统。在食品包装线安装喷码设备，赋予产品一物一个质量信息码和一箱一个质量信息码，利用标识解析和区块链等技术，打造产品防伪防窜货整体解决方案，终端消费者可以随时查询产品的质检报告，提升品牌价值。

（4）生产过程动系统。实现生产、质量、设备等数据汇总至数据库，实现生产过程透明化。

（5）供应链管理系统。实现所有原材料采购数据的统一管理，并对供应商、供应原材料、原材料质量、生产计划管理等数据进行有效关联，极大提高供应链协同效率。

通过上述服务，将内部各环节质量大数据进行融通，实现企业生产、能耗、质量和经营数据的可视化，可直观展示公司运营情况，有效解决了数据孤岛，为企业决策提供了有效支撑。

#### 4. 应用成效

该项目在华糖食品开展了较为全面的应用落地。落地实施共涉及华糖食品炼糖车间、大包装、小包装、饮料线等 4 个车间，覆盖了生

产制造、仓储物流、质量管理、能源管理、设备管理、供应链管理等6个业务领域，并取得了较好的应用示范效果。

### （1）经济效益

企业运营成本减低35万/年，且信息化支出成本下降超过35%，能耗成本下降11.2%左右。

### （2）质量效益变革

借助食品饮料行业数字化特色产业集群平台的服务能力，从生产过程管理、设备管理、能耗管理、质量管理、质量追溯、供应链管理等各方面助力华糖食品质量数字化升级，生产效率提升3%以上，检测效率提升10.2%，产能从13万吨提高到了28万吨。

## 8.5 质量公共服务与新生态

具有平台化运行和社会化协作能力的企业，汇集质量管理、政府监管、企业运营、第三方服务等质量大数据形成数据湖，以数据为支撑采用“平台+生态”的发展理念提供一体化质量提升服务，并形成了机构制定标准、第三方提供检测、企业加强提升、数据反馈企业的“多方共治一体化”闭环运行模式与质量共生创新生态。质量大数据生态体系面向企业提供质量数据可视化供应链管理、数字化营销等企业服务，提升企业质量管理效率；面向政府提供抓手搭建品牌监管平台，服务于区域质量品牌管理和效益提升；面向社会提供产品全要素质量数据，提升消费者质量信任度，塑造品牌形象。

### 典型案例：基于“质量码”的平阴玫瑰融合应用

#### 1. 案例背景

近年来国家高度重视农业质量提升与品牌建设，从国家部委到各地政府出台一系列品牌建设的政策《关于加快推进品牌强农的意见》、《关于坚持农业农村优先发展 做好“三农”工作的若干意见》，倡

导以区域品牌带动区域经济发展。当前玫瑰产业存在数据汇集、锁定责任主体、数据互信、数据共享等方面的痛点，亟需通过信息化平台建设，加强玫瑰产业管理，提升品牌知名度，提高产业综合效益，利用区块链、质量大数据等技术手段，积极推动一二三产深度融合。

**应用企业：**平阴玫瑰产业发展中心坐落于“中国玫瑰之都”山东平阴，主要负责有关玫瑰产业发展政策落实的支持和服务；承担全县玫瑰产业中长期发展规划建议，并协调组织实施；承担玫瑰产业发展、招商引资、项目管理的协调服务工作；为玫瑰产业提供融资、信息、技术支持、人才引进等服务；负责高端玫瑰产业项目的引进、培育等服务工作，拉长玫瑰产业链条等相关工作。

**服务商：**浪潮工业互联网公司定位为工业互联网基础设施建设商和制造业智能化转型综合服务商，聚焦装备、电子、化工、采矿、食品、制药、钢铁、能源、建筑、交通等关键行业领域，突破标识解析、工业安全、确定性网络等核心技术，提供全云化、全场景的制造业智能化转型解决方案。

## 2. 业务痛点

近年来，平阴玫瑰产业呈现高速发展态势，依托产业集群优势成为“中国玫瑰之乡”，但是在融合发展过程中暴露出质量相关的痛点。

- (1) 种植质量管理粗放，产情难预测；
- (2) 采收方式原始，数据收集断层，效率低；

## 3. 解决方案及实施过程

浪潮“质量码”是以区块链为核心支撑技术，融合云计算、大数据、人工智能等新一代基础设施，打造的第三方全要素质量数据公共服务平台和质量提升支撑服务体系。质量码构建底层可信质量数据支撑体系，通过汇集质量管理、企业运营等数据形成数据湖，实现围绕基地场景的物联网设备群、围绕工厂场景的加工机械设备群和围绕从



业种植人员/从业采收人员/从业加工班组人员的人、机、物间的质量数据互联互通，最终实现平阴玫瑰产业链全要素数据监管和全流程质量服务。



图 8.21：系统逻辑架构图

(1) “质量码”认证实现品牌创新监管

基于全要素质量数据公共服务平台，将企业标准、检测、质量、资质、出入库等动态数据进行区块链写链存证和交叉验证，锁定企业主体身份，确保数据不可篡改和真实有效。并对符合要求的企业授权平阴玫瑰质量码，保证平阴玫瑰品牌标准统一管理和不受假冒侵害，从而创新监管模式。



图 8.22：系统逻辑架构图

(1) 一产种植方面，数字花田质量管理实现标准化、科学化



在平阴玫瑰花田全区分设 6 个网格，建设天空地一体化物联网，覆盖全县 28000 余亩种植基地和 13000 个种植建档户，依托标识解析体系，实现墒情、苗情、病虫害、灾情等玫瑰质量数据的自动采集，并将花田、地块、种植户三者的数据自动关联，汇集形成全县玫瑰种植产业资源、农事、投入物品监管一体化平台，实时监控指导各片区基地的病虫害防治、玫瑰长势等质量管理。

#### （2）二产加工方面，自控烘干统一工艺标准，降低成本

在加工方面，运用云计算技术对鲜花烘干生产线进行了智能化改造，对烘干生产线上的各控制单元和水分检测设备进行联网，实时采集设备动态运行质量数据及鲜花烘干数据，通过烘干数据边缘运算，实现对生产线烘干速率的自动化控制。

#### （3）三产营销方面，质量码营销实现一二三产流量闭环

基于标识解析打造平阴玫瑰质量码体系，有效串联了产品流通上下游环节，联合线下销售门店和网店打造流量闭环，实现了流通、消费、文旅融合发展。质量码通过区块链追溯服务，实现鲜花质量数据及品牌数据可视化，既能展示品牌高品质，实现品牌宣传，又能提升消费者信任度，塑造当地品牌形象。

### 4. 应用成效

通过对基地、企业、标准、检测进行存证，实现平阴玫瑰品牌认证的线上化管理，打通种植、采收分级、加工、销售等各个环节数据，锁定责任主体，为平阴玫瑰品牌提供动态质量监管能力，构建社会监督机制，为消费者传递信任，塑造平阴玫瑰品牌形象。

#### （1）经济效益

借助浪潮“质量码”第三方全要素质量数据公共服务平台，以区块链技术为核心，建立覆盖全县 1.2 万余种植户的质量数据档案；提升平阴玫瑰产业生产效率，企业收花效率提升 200%、鲜花收购价格提

升 100%，加工效率提升 30%；为企业提供多样的产品宣传途径，帮助提升品牌曝光度 500%；实现平阴玫瑰一二三产融合动态监管，构建起社会监督机制。平均每月帮助一条中型生产线节省近 540 个人工时，约 10 万元，鲜花的水分控制达标率提高至 98%。质量码体系 2021 年完成 60 万产品赋码量，同时基于玫瑰码开展活动 6 次，引流 6 万余次，成为了平阴玫瑰文旅发展的新窗口。

## （2）质量效益变革

面向一产收花阶段，利用“质量码”为玫瑰种植者提供唯一数字身份，为数字收花打下基础，打造供需匹配模块，升级传统收花者流动收花模式，提高收花效率的同时实现收花高质量管理；面向二产加工阶段，升级传统加工烘干设备，利用设备实时质量数据采集实现加工控制，减少加工过程人员投入，部分模块实现无人化加工。

## 参考文献

- [1] Ahmad, S. and Schroeder, R.G. Refining the product-process matrix [J]. International Journal of Operations & Production Management, 2002, 22(1): 103-124.
- [2] 谢克强, 聂国健, 胡宁. 质量大数据驱动的智能制造[J]. 中国工业和信息化, 2021, 38: 44-49.
- [3] 田春华, 李闯, 刘家扬等. 工业大数据分析实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2021.
- [4] Moyne, James, Enrique Del Castillo, and Arnon M. Hurwitz, eds. Run-to-run Control in Semiconductor Manufacturing[M]. CRC Press, 2018.
- [5] 中国电子技术标准化研究院. 工业大数据白皮书(2019版)[R]. 2019.
- [6] 工业互联网产业联盟. 工业互联网平台白皮书[R]. 2019.
- [7] 工业互联网产业联盟. 工业大数据分析指南[R]. 2019.
- [8] 贾新章, 游海龙, 顾铠等. 统计过程控制理论与实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2017.
- [9] 丁磊. 数字化全面质量管理[J]. 上海质量, 2020(2): 6.
- [10] 何桢. 六西格玛管理(第三版)[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2014.
- [11] 中华人民共和国国务院. 《国务院关于开展质量提升行动的指导意见》[Z]. 2017-09.
- [12] 中华人民共和国国务院. 《关于加强质量认证体系建设, 促进全面质量管理的意见》(国发〔2018〕3号)[Z]. 2018-01.
- [13] 十三届全国人大四次会议. 《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》[M]. 人民出版社. 2021-03.

- [14] 工业和信息化部规划司. 《大数据产业发展规划(2016-2020年)》(工信部规[2016]412号)[Z]. 工业和信息化部规划司, 2017-01.
- [15] 工业和信息化部科技司. 《关于促进制造业产品和服务质量提升的实施意见》(工信部科[2019]188号)[Z]. 2019-08.
- [16] 工业和信息化部办公厅. 《关于做好2021年工业质量品牌建设工作的通知》(工信厅科函[2021]48号)[Z]. 2021-03
- [17] 工业和信息化部办公厅. 《制造业质量管理数字化实施指南(试行)》(工信厅科(2021)59号)[Z]. 2021-05
- [18] Peihua Qiu. Introduction to Statistical Process Control[M]. CRC Press, 2014.
- [19] 徐榕青, 张晏铭, 王辉, 等. 面向微波组件工艺失效分析的大数据建模技术[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(9):6.
- [20] 李益兵. 光电子产品生命周期质量管理关键技术研究[D]. 武汉理工大学, 2008.
- [21] 王萌. 混合分类算法及其在质量改进中的应用研究[D]. 西北工业大学.
- [22] 周乐. 基于概率的工业过程数据建模与故障检测[D]. 浙江大学, 2015.
- [23] 白翱. 离散生产车间中U-制造运行环境构建、信息提取及其服务方法[D]. 浙江大学, 2011.
- [24] 李莲芝. 汽车变速箱质量问题追溯的理论方法研究[D]. 吉林大学, 2011.
- [25] 姜兴宇. 网络化制造模式下产品全生命周期质量管理[M]. 冶金工业出版社, 2011.
- [26] 曾勇. 无砟道岔施工过程质量控制理论与方法研究[D]. 西南交通大学, 2012.
- [27] 郭钧. 整车制造企业生产过程质量控制及评价方法研究[D]. 武汉理工大学, 2012.

- [28] 贾丰胜, 王禹铭. 航天质量大数据管理和应用研究[J]. 质量与可靠性, 2020, 206(02): 50-54.
- [29] 李昱, 方俊伟. 化工行业基于大数据驱动的工艺操作优化技术研究[J]. 自动化博览, 2019, No. 305(02): 54-58.
- [30] 刘颂, 刘福龙, 刘二浩, 等. 融合大数据技术和工艺经验的高炉参数优化[J]. 钢铁, 2019, 54(11): 22-32.
- [31] 朱占军, 王明侠, 王春林. 基于质量预测与统计分析的烧结过程性能监控系统研究[J]. 烧结球团, 2016, 41(001): 7-11.
- [32] Yang G M, Fan X H, Chen X L, et al. Optimization of Cooling Process of Iron Ore Pellets Based on Mathematical Model and Data Mining[J]. Journal of Iron and Steel Research (International), 2015(11): 7.
- [33] Cao W D, Yan C P, Ding L, et al. A continuous optimization decision making of process parameters in high-speed gear hobbing using IBPNN/DE algorithm[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 85(9-12): 2657-2667.
- [34] 工业信息安全产业发展联盟. 2020工业互联网安全白皮书[R]. 2020.
- [35] Atwal H. Practical DataOps: Delivering Agile Data Science at Scale[M]. Apress, 2019.
- [36] 蔡莉, 朱扬勇. 大数据质量[M]. 上海科学技术出版社, 2017.
- [37] Lee Y W, Pipino L, Funk J D, et al. Journey to Data Quality[M]. Cambridge: MIT press, 2006.
- [38] 郭朝晖. 工业大数据时代的数据基础[EB/OL]. <https://mp.weixin.qq.com/s/srV28o-9N8S-S0C-8S0E8A>.
- [39] 华为公司数据管理部门. 华为数据之道[M]. 机械工业出版社, 2020.



## 缩略语表

缩写	英文全称	中文全称
ADS	Application Data Store	应用数据层
AI	Artificial Intelligence	人工智能
ANN	Artificial Neural Network	人工神经网络
ANOVA	Analysis of Variance	方差分析
AOI	Automated Optical Inspection	自动光学检测
APC	Advanced Process Control	先进过程控制
AQDEF	Advanced Quality Data Exchange Format	高级质量数据交换格式
BC	Block Control	区域控制
BOM	Bill of Material	物料清单
CAPP	Computer Aided Process Planning	计算机辅助工艺规划
CRNN	Convolutional Recurrent Neural Network	卷积循环神经网络
DCS	Distributed Control System	分布式控制系统
DOE	Design of Experiment	试验设计
DMAIC	Define-Measure-Analyze-Improve-Control	6-sigma 流程工具
DWD	Data Warehouse Detail	数据仓库明细层
DWS	Data Warehouse Store	数据仓库汇总层
EAP	Equipment Automation Program	设备自动化过程
EDA	Engineering Data Analysis	工程数据分析
EPC	Engineering Process Control	工程过程控制
ERP	Enterprise Resource Planning	企业资源规划
ETL	Extract-Transform-Load	抽取、转换、加载
FDC	Fault Detection and Classification	故障检测与分类
FMEA	Failure Mode and Effects Analysis	失效模式及后果分析

FMECA	Failure Mode、Effects and Criticality Analysis	失效模式、后果及危害性分析
FT	Functional Test	功能测试
FTA	Fault Tree Analysis	故障树分析
GEM	General Equipment Model	通用设备模型
HDFS	Hadoop Distributed File System	Hadoop 分布式文件系统
HTAP	Hybrid Transactional / Analytical Processing	混合事物分析处理
ICT	Information and Communications Technology	信息与通信技术
IOT	Internet of Things	物联网
iPaaS	integration platform as a service	集成平台即服务
IQC	Incoming Quality Control	来料质量控制
IT	Information Technology	信息技术
LIMS	Laboratory Information Management System	实验室信息管理系统
MEF	Manufacturing Error Flow	误差流
MES	Manufacturing Execution System	生产制造执行系统
MFCC	Mel-frequency Cepstral Coefficients	梅尔频率倒谱系数
MPP	Massive Parallel Processing	大规模并行处理
OBD	On Board Diagnostics	机上诊断
OLAP	On-Line Analytical Processing	联机分析处理
OLTP	On-line Transaction Processing	联机事务处理
OT	Operation Technology	操作技术
OWL	Web Ontology Language	网络本体语言
PAT	Process Analytical Technologies	过程分析技术
PCB	Printed Circuit Board	印制电路板
PDCA	Plan-Do-Check-Action Cycle	戴明环
PDM	Product Data Management	产品数据管理

PHM	Prognostics and Health Management	故障预测与健康 管理
PLC	Programmable Logic Controller	可编程逻辑控制 器
PLS	Partial least squares regression	偏最小二乘法回 归
PONC	Price of Nonconformance	额外浪费的代价
QFD	Quality Function Development	质量功能展开
QMS	Quality Management System	质量管理体系
RFID	Radio Frequency Identification Device	射频识别装置
RSD	Relative Standard Deviation	相对标准偏差
SECS	SEMI Equipment Communications Standard	半导体设备通讯 标准接口
SDK	Software Development Kit	软件开发工具包
SMT	Surface Mount Technology	表面贴装技术
SPC	Statistical Process Control	统计过程控制
SPI	Solder Paste Inspection	锡膏检查
STFT	Short Time Fourier Transform	短时傅里叶变换
SVM	Support Vector Machine	支持向量机
TQC	Total Quality Control	全面质量管控
TQM	Total Quality Management	全面质量管理
TRIZ	Teoriya Resheniya Izobreatatelskikh Zadatch	发明问题解决理 论
VOC	Voice Of Customer	客户需求
WMS	Warehouse Management System	仓库管理系统





**工业和信息化部电子第五研究所**

**工业装备质量大数据工业和信息化部重点实验室**

通信地址：广州市增城区朱村街朱村大道西 78 号

邮政编码：511370

联系方式：020-87237431

网 址：[www.ceppei.com](http://www.ceppei.com)