

数字孪生技术在航空发动机制造领域 的应用与展望

吴宝海 教授

航空发动机高性能制造工业和信息化部重点实验室
航空发动机先进制造技术教育部工程研究中心



一

什么是数字孪生

二

数字孪生+制造业

三

典型应用场景

四

总结与展望

一、什么是数字孪生

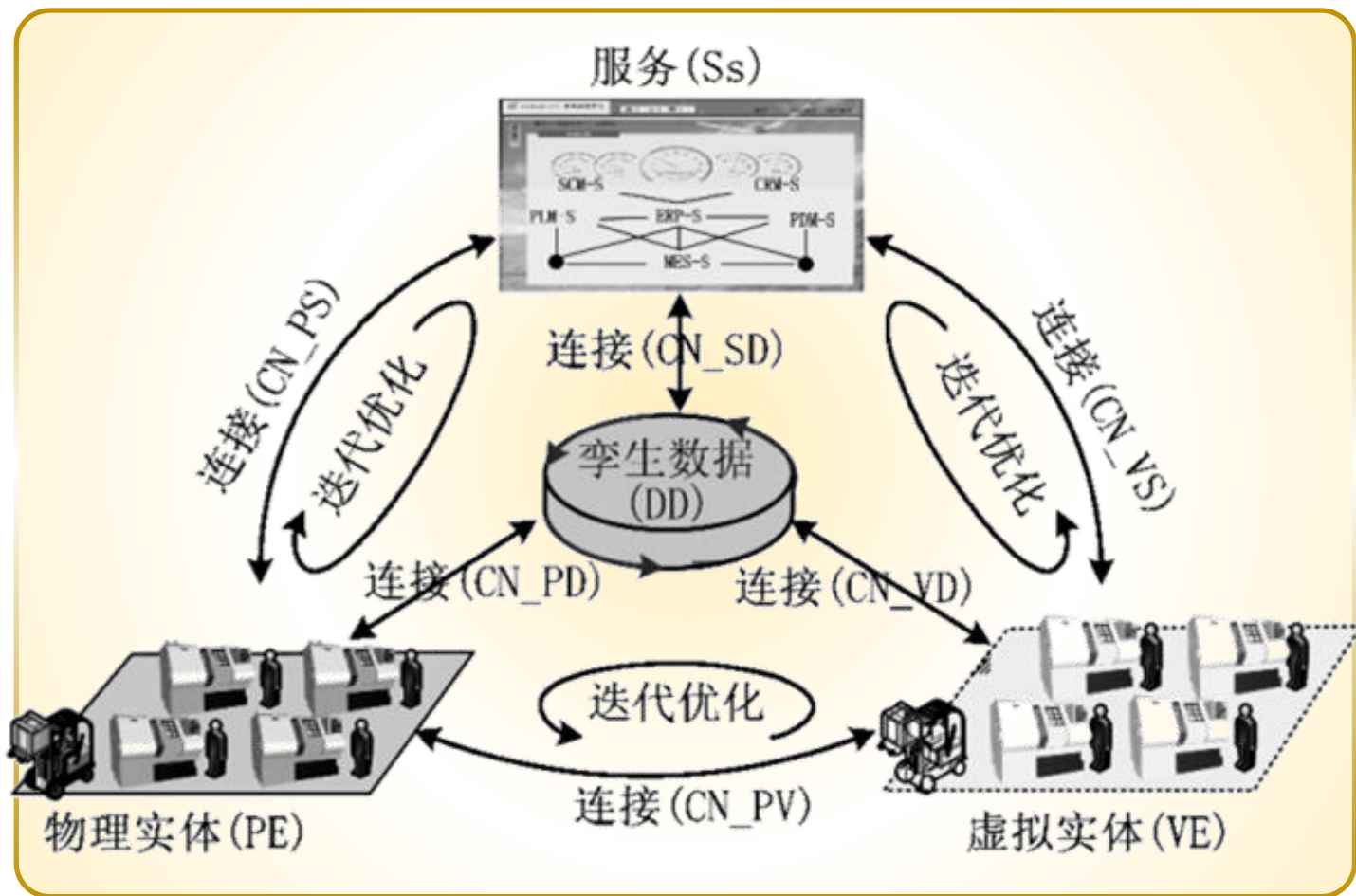
■ 数字孪生的定义

- **工业数字孪生**：基于建模工具在数字空间构建精准的物理对象模型，再利用实时IOT 数据驱动模型运转，进而通过数据与模型集成融合构建起综合决策能力，推动工业全业务流程闭环优化。



一、什么是数字孪生

■ 数字孪生的核心内涵



三元结构模型

物理实体: 真实的物理对象

数字模型: 物理实体虚拟表征

连接数据: 连接物理与数字世界的
数据流

五个维度特征

物理产品: 实际的物理系统

虚拟产品: 数字化模型

连接: 数据传输与通信

数据: 多源异构数据融合

服务: 基于数据的智能服务

一、什么是数字孪生

数字孪生的关键技术

01 传感技术

通过各种传感器采集设备的运转数据

03 仿真技术

对数字模型进行仿真,评估不同条件下的运行状态

05 人工智能

使数字孪生系统具有学习和决策能力数据

02 机理模型

根据数据建立设备的精确数字模型

04 优化算法

通过优化算法搜索最佳的运行方案

一、什么是数字孪生

■ 数字孪生发展历程

概念萌芽期

1960s-1970s: 理论基础

NASA阿波罗计划中的“镜像系统”概念；
利用地面复制的航天器进行故障诊断；
为数字孪生提供了最初的思想原型。

1980s-1990s: CAD/CAM发展

计算机辅助设计与制造技术兴起；
数字化建模技术逐步成熟；
为数字孪生的几何建模奠定基础。

01

第一阶段
(1960s-2000s)

概念正式提出

2003年: 正式概念诞生

密歇根大学Michael Grieves首次提出概念；
定义了物理产品、虚拟产品和两者间连接的基本框架

2010年: NASA推广应用

NASA在技术路线图中正式采用“Digital Twin”术语；
将其定义为“集成的多物理、多尺度、概率仿真”；
主要应用于航天器健康管理和寿命预测

02

第二阶段
(2000s-2010s)

第三阶段
(2010s-2020s)

技术发展期

2012-2015年: 工业界关注

GE公司大力推广数字孪生在工业互联网中的应用，
Siemens、达索系统 etc. 推出相关解决方案，
制造业开始探索数字孪生的实际应用。

2016-2020年: 技术突破

物联网、云计算、大数据技术成熟，
实时数据采集与传输能力大幅提升，
机器学习算法在数字孪生中的应用。

03

第四阶段
(2020s至今)

成熟应用期

2021-2023年: 广泛应用

数字孪生在智能制造、智慧城市等领域大规模应用；
元宇宙概念推动数字孪生技术进一步发展；
边缘计算、5G技术提升实时性能力。

2024年至今: 智能化演进

AI大模型与数字孪生深度融合；
自主学习和自适应能力显著增强；
向认知数字孪生方向发展。

04

一、什么是数字孪生

传统方法：物理方程驱动与工程化仿真

已知原理方程

$$\rho \frac{\partial u}{\partial t} + \rho u \frac{\partial u}{\partial x} = \rho f_x - \frac{\partial p}{\partial x} - \frac{2}{3} \frac{\partial}{\partial x} \left[\mu \left(\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} \right) \right] \quad [2.2.6b]$$
$$\rho \frac{\partial^2 \vec{r}}{\partial t^2} + \rho \nabla \cdot \nabla \vec{r} = \rho \vec{f}_c - \nabla p + \mu \nabla^2 \vec{r} + \frac{1}{3} \mu \nabla (\nabla \cdot \vec{r}) \quad [2.2.7b]$$

Navier-Stokes Equation — N-S Equation

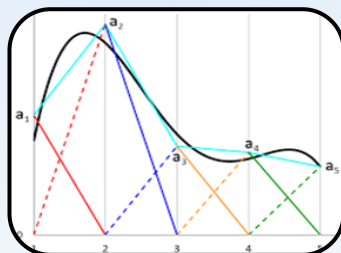
$$\rho \frac{\partial u}{\partial t} + \rho u \frac{\partial u}{\partial x} + \rho v \frac{\partial u}{\partial y} + \rho w \frac{\partial u}{\partial z} = \rho f_x - \frac{\partial p}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial x} \left[\mu \left(\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} + \frac{\partial w}{\partial z} \right) \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left[\mu \left(\frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial y} \right) \right] + \frac{\partial}{\partial z} \left[\mu \left(\frac{\partial w}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial z} \right) \right]$$
$$\rho \frac{\partial v}{\partial t} + \rho u \frac{\partial v}{\partial x} + \rho v \frac{\partial v}{\partial y} + \rho w \frac{\partial v}{\partial z} = \rho f_y - \frac{\partial p}{\partial y} + \frac{\partial}{\partial x} \left[\mu \left(\frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial w}{\partial z} \right) \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left[\mu \left(\frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial y} \right) \right] + \frac{\partial}{\partial z} \left[\mu \left(\frac{\partial w}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial z} \right) \right]$$
$$\rho \frac{\partial w}{\partial t} + \rho u \frac{\partial w}{\partial x} + \rho v \frac{\partial w}{\partial y} + \rho w \frac{\partial w}{\partial z} = \rho f_z - \frac{\partial p}{\partial z} + \frac{\partial}{\partial x} \left[\mu \left(\frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial w}{\partial z} \right) \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left[\mu \left(\frac{\partial w}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial z} \right) \right] + \frac{\partial}{\partial z} \left[\mu \left(\frac{\partial w}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial z} \right) \right]$$

少数场景

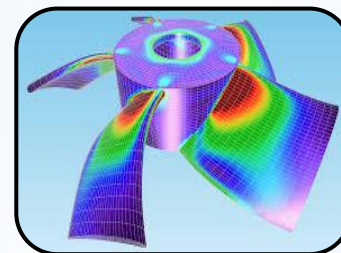
原理方程
解析解

$$\begin{cases} dF_{xw_j}(\varphi_j(z)) = -dF_{tw} \cos(\varphi_j(z)) - dF_{rw} \cos(\varphi_j(z)) \\ dF_{yw_j}(\varphi_j(z)) = +dF_{tw} \sin(\varphi_j(z)) - dF_{rw} \cos(\varphi_j(z)) \end{cases}$$

近似求解



近似数值解



仿真求解

方法特点：

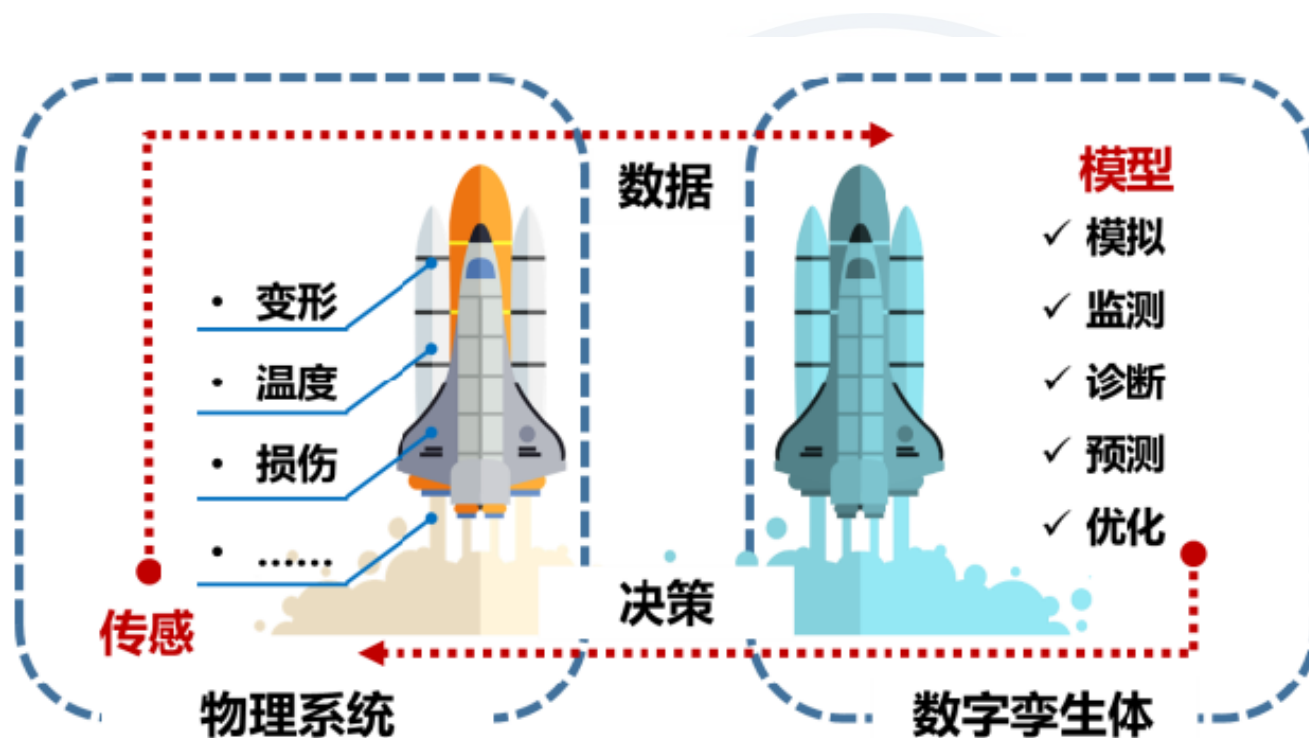
- **思维直接：**发现问题→问题原理建模→问题求解
- **成本高：**时间离散化、现场实际生产扰动多、有限元法仿真计算困难，时间空间复杂度高
- **数据难以指导未来科学发现与技术：**研究过程不考虑历史数据与现场数据
- **风险：**仿真软件的原理和工程化手段受制于人

一、什么是数字孪生

➤ **数字孪生**则采用**数据驱动与物理驱动相结合**的混合模式，通过实时数据持续更新和校正模型参数，实现**物理世界与数字世界的双向交互**，具备**自学习、自适应和动态演化**能力，能够处理复杂的非线性现象和未知工况，从而在全生命周期内保持更高的模型精度和预测可靠性。

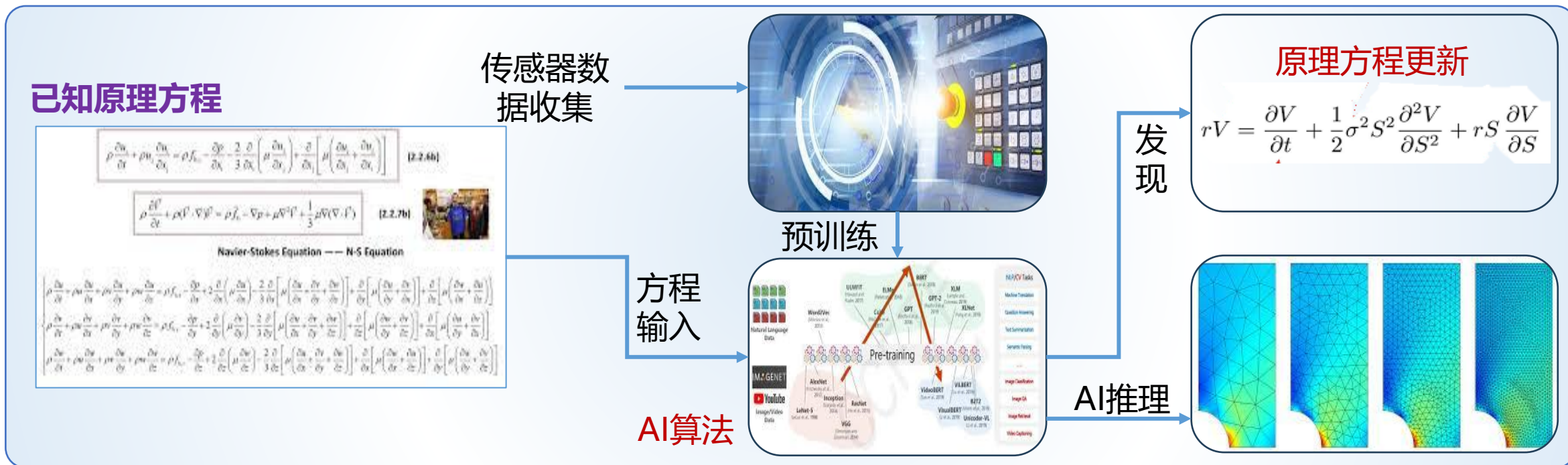
➤ 将现实中的**物理实体**，通过信息物理系统技术与数字空间中的虚拟模型**实时互联、高度映射**，实现**虚实统一**的技术与理念。

➤ 综合运用**感知、计算、建模**等信息技术，通过软件定义，对**物理空间**进行**描述、诊断、预测、决策**，进而实现物理空间与虚拟空间的交互映射。



一、什么是数字孪生

未来趋势：AI深度融合、全生命周期一体化、人机协同的智能制造核心基础设施



- **多物理场耦合仿真深度融合：**超大规模多学科仿真、实时高保真仿真、多尺度建模
- **AI与机器学习深度集成：**自主学习数字孪生、生成式AI应用、强化学习控制
- **边缘计算与5G/6G融合：**边缘数字孪生、超低延迟交互、分布式协同计算、全息通信

一

什么是数字孪生

二

数字孪生+制造业

三

典型应用场景

四

总结与展望

二、数字孪生+制造业

■ 数字孪生推动制造业数字化转型

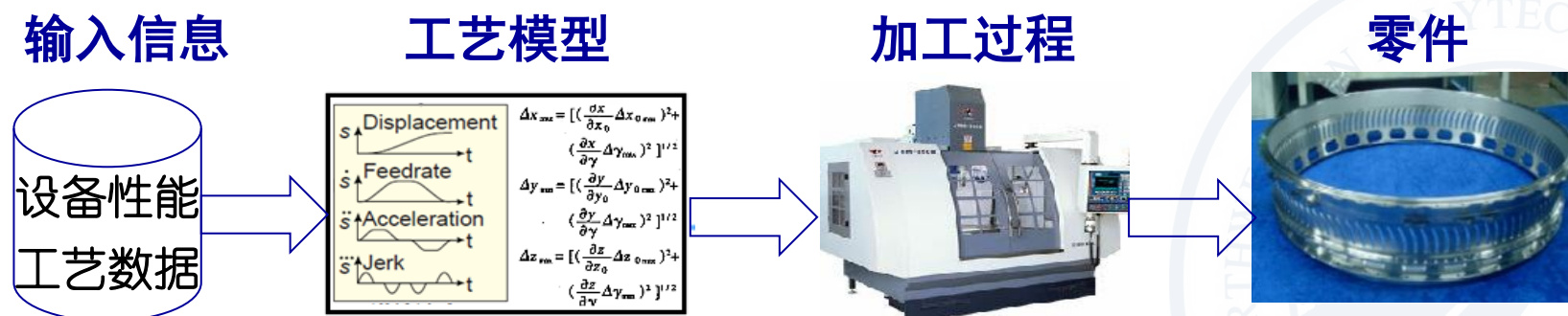
□ 以航空发动机数字化研发主线为例



二、数字孪生+制造业

■ 数字孪生驱动的智能加工技术

- 利用**现场数据**对**工艺模型**和**加工过程**进行分析、迭代、进化，工艺系统根据输入波动和状态变化及时做出调控决策

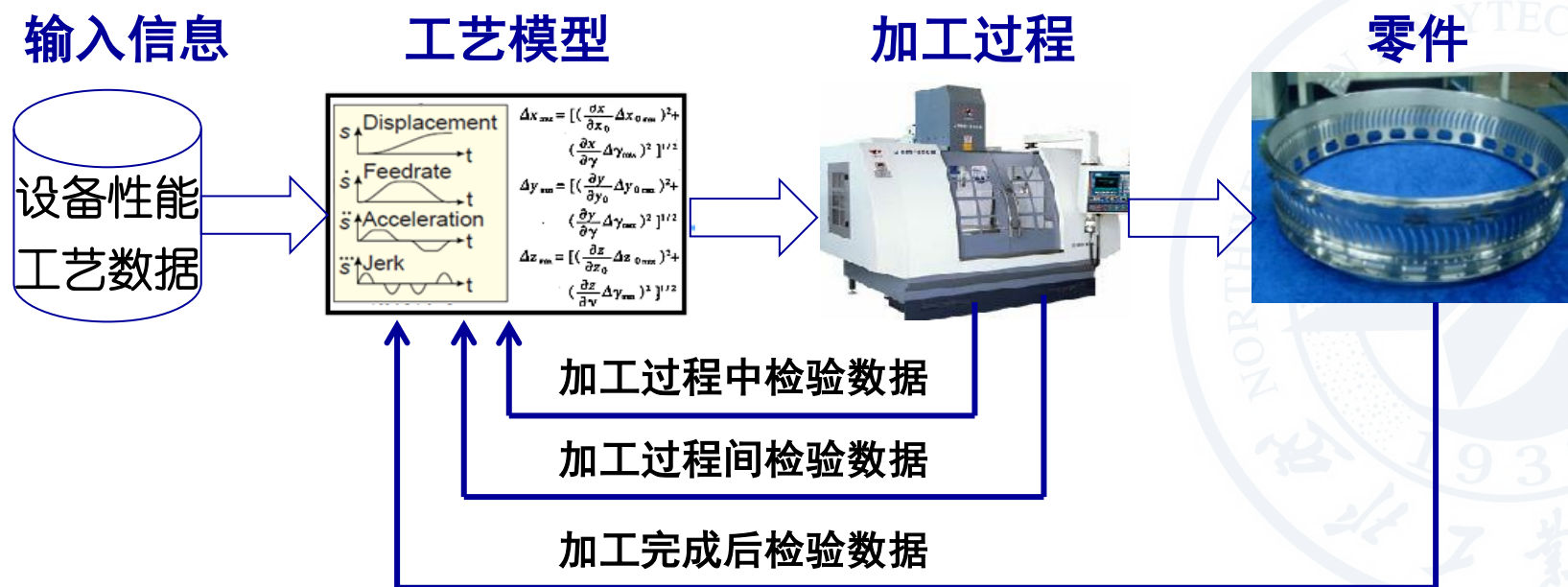


传统数字化加工：串行过程

二、数字孪生+制造业

■ 数字孪生驱动的智能加工技术

- 利用**现场数据**对**工艺模型**和**加工过程**进行分析、迭代、进化，工艺系统根据输入波动和状态变化及时做出调控决策

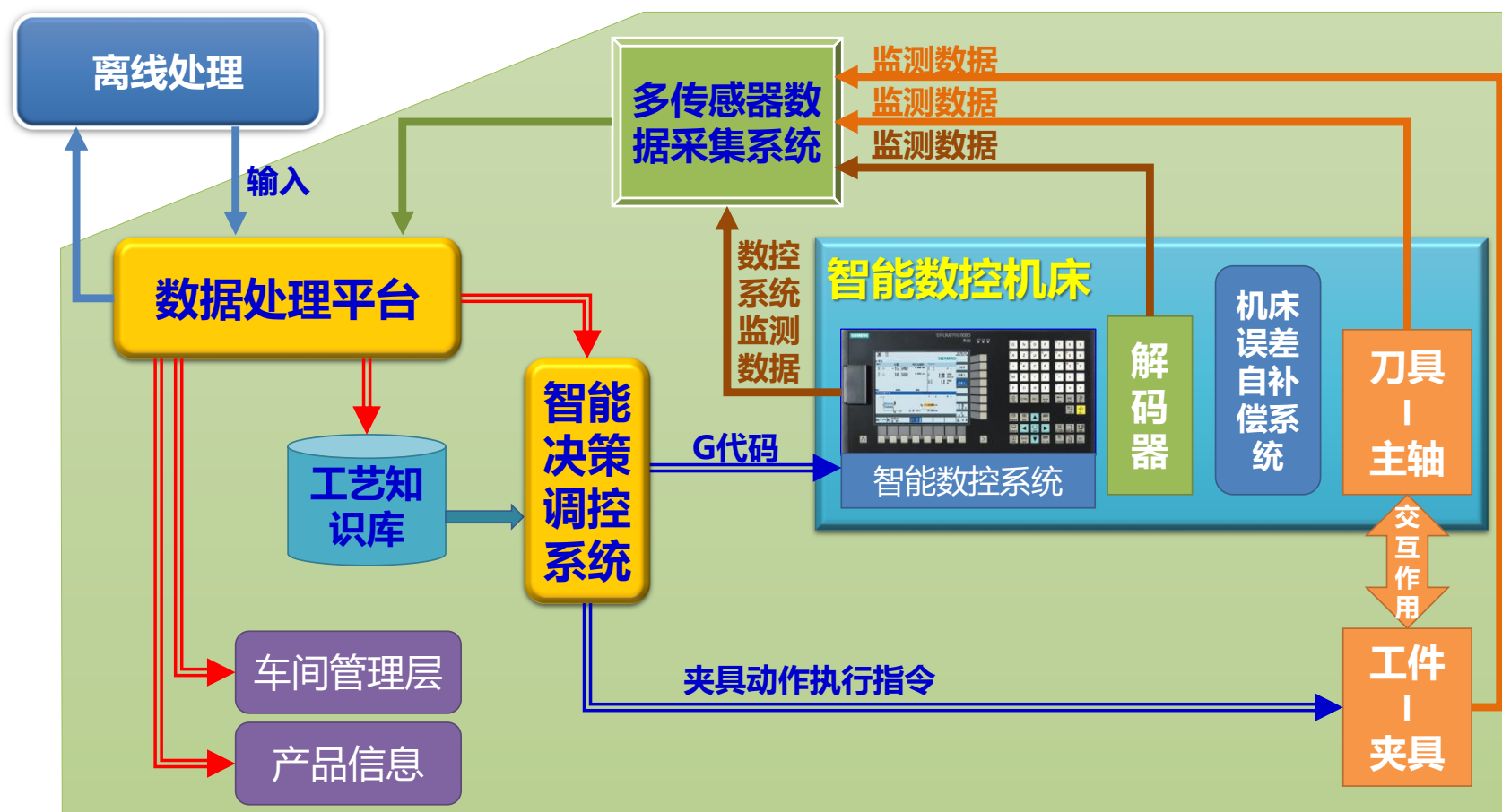


智能加工技术：闭环加工

二、数字孪生+制造业

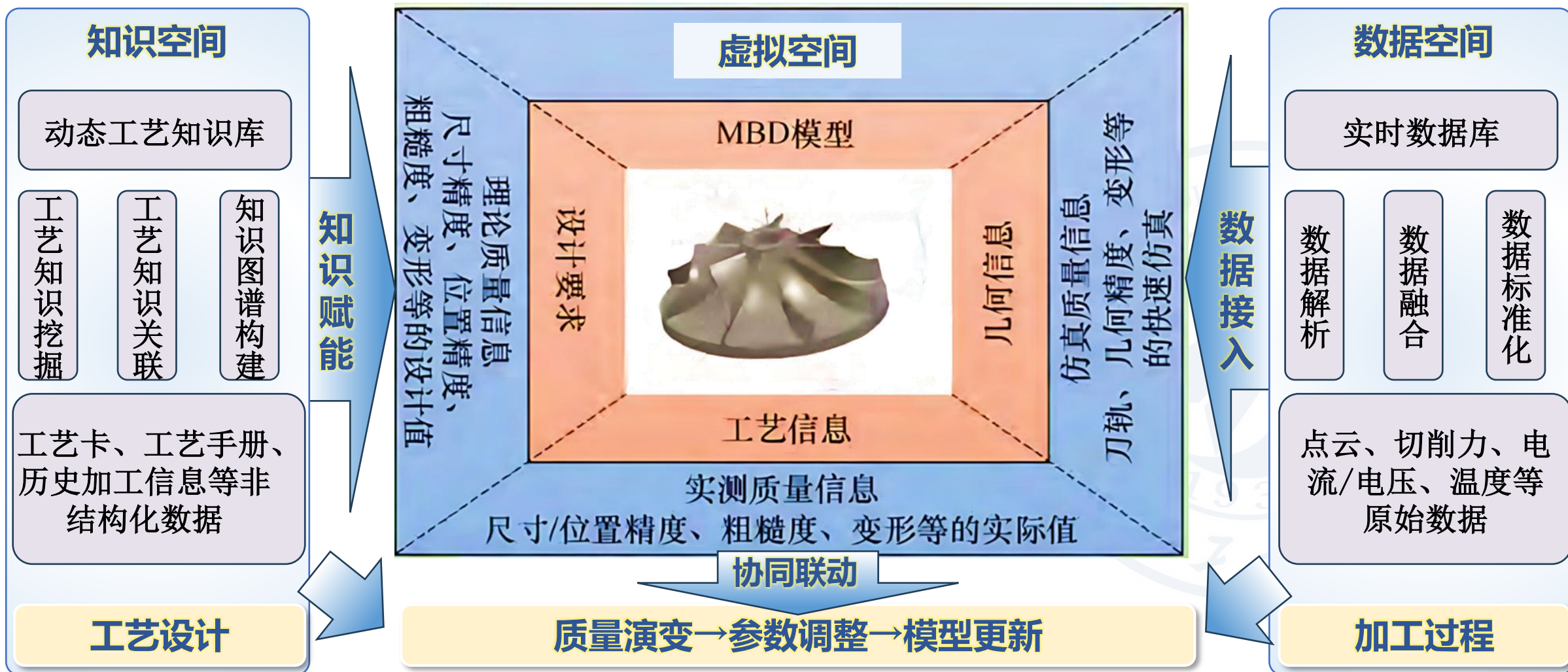
■ 数字孪生驱动的智能加工技术

➤ 智能加工系统——动态感知、实时分析、自主决策、精准执行



二、数字孪生+制造业

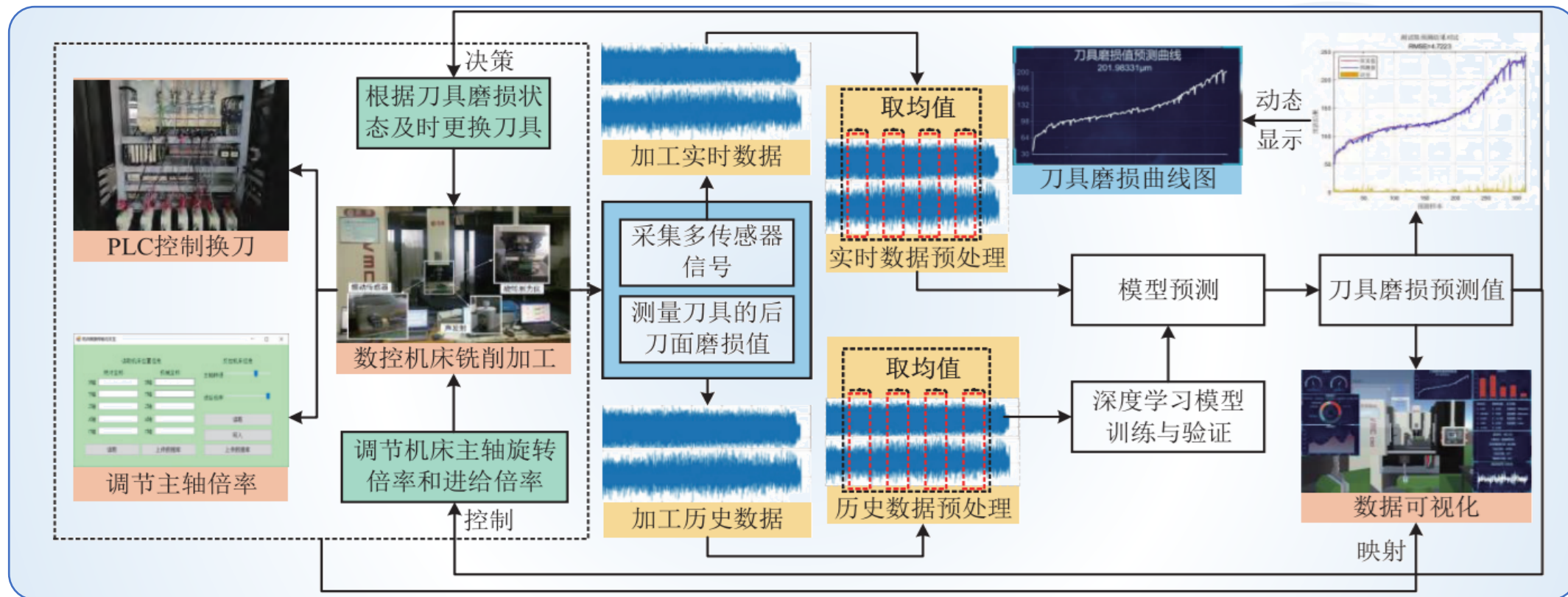
■ 面向航空复杂零件的智能工艺规划—工艺设计与加工过程的联动优化



二、数字孪生+制造业

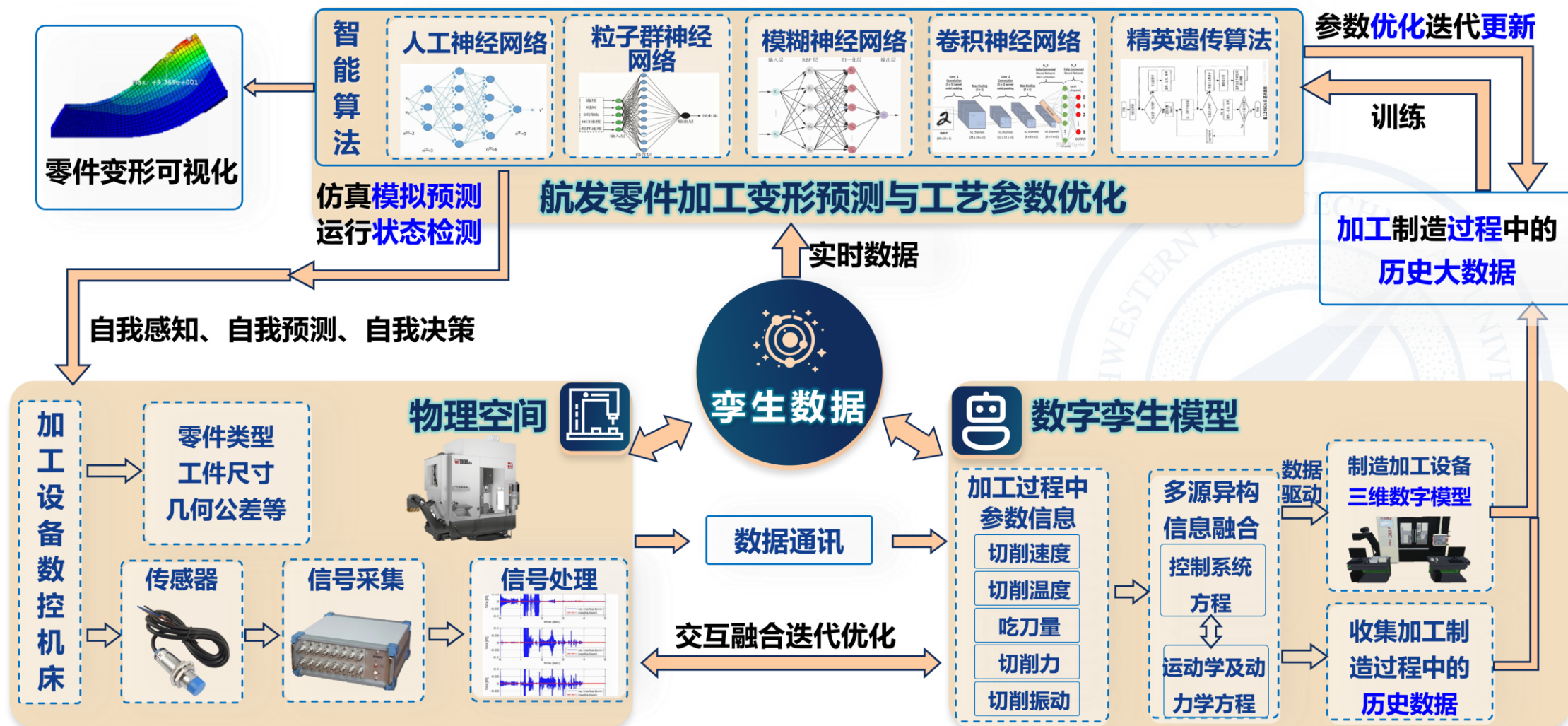
■ 基于数字孪生的刀具状态预测---虚实结合、以虚控实

- 数字孪生驱动的铣刀状态监测是基于加工的**历史数据**、**运行实时数据驱动**的加工状态分析方法,可有效分析和预测刀具的磨损状态。



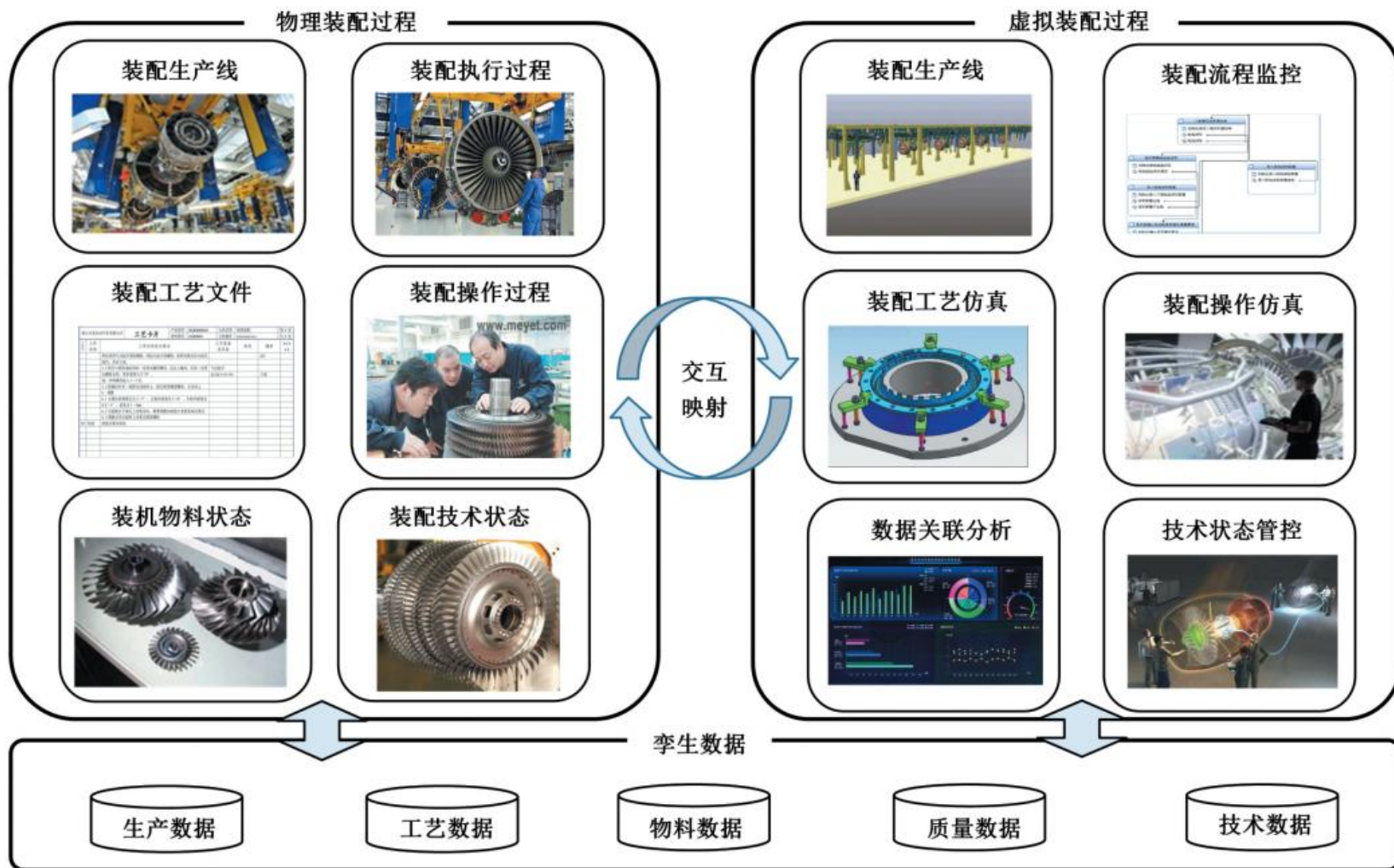
二、数字孪生+制造业

■ 基于数字孪生的复杂薄壁零件加工变形预测与优化



二、数字孪生+制造业

■ 发动机装配过程的数字孪生应用



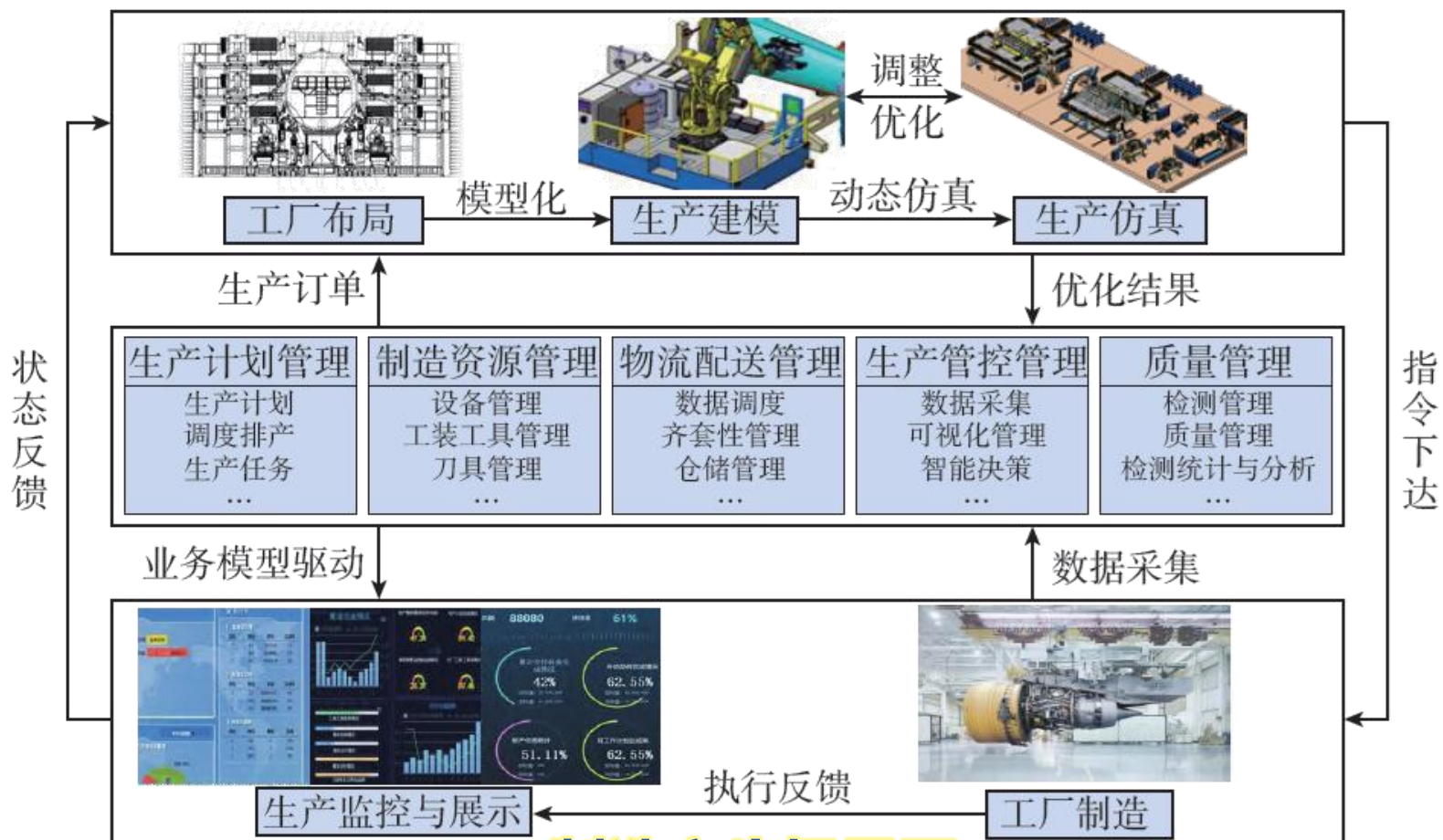
物理装配过程: 航空发动机装配的客观活动和实体集合，涵盖**装配产线、装配执行、装配操作、装配工艺、物料配送、技术状态**等。

虚拟装配过程: 物理过程的真实映射，并对实际装配过程进行**监测、预测和管控**等。

孪生数据: 与物理装配过程、虚拟装配过程相关的数据集合，支持虚实数据的深度融合和交互。

二、数字孪生+制造业

■ 发动机核心机部件制造的数字孪生实践



制造孪生场景图

- 通过构建虚拟车间,可对**生产线布局、生产节拍、工艺和装配流程**进行全面模拟。
- 在虚拟环境内,基于零件的加工路径设计工艺设备间的逻辑模型,涵盖**物料传递顺序、加工时长、物料运送时长**等。
- 根据运行结果对**产品特性、工艺流程、生产能力配置**等基础制造属性实施参数化定义和数据驱动优化。

[1]曹增义, 单继东, 王昭阳, 等. 面向航空发动机制造的数字孪生应用架构探索与实践[J].航空制造技术, 2022

一

什么是数字孪生

二

数字孪生+制造业

三

典型应用场景

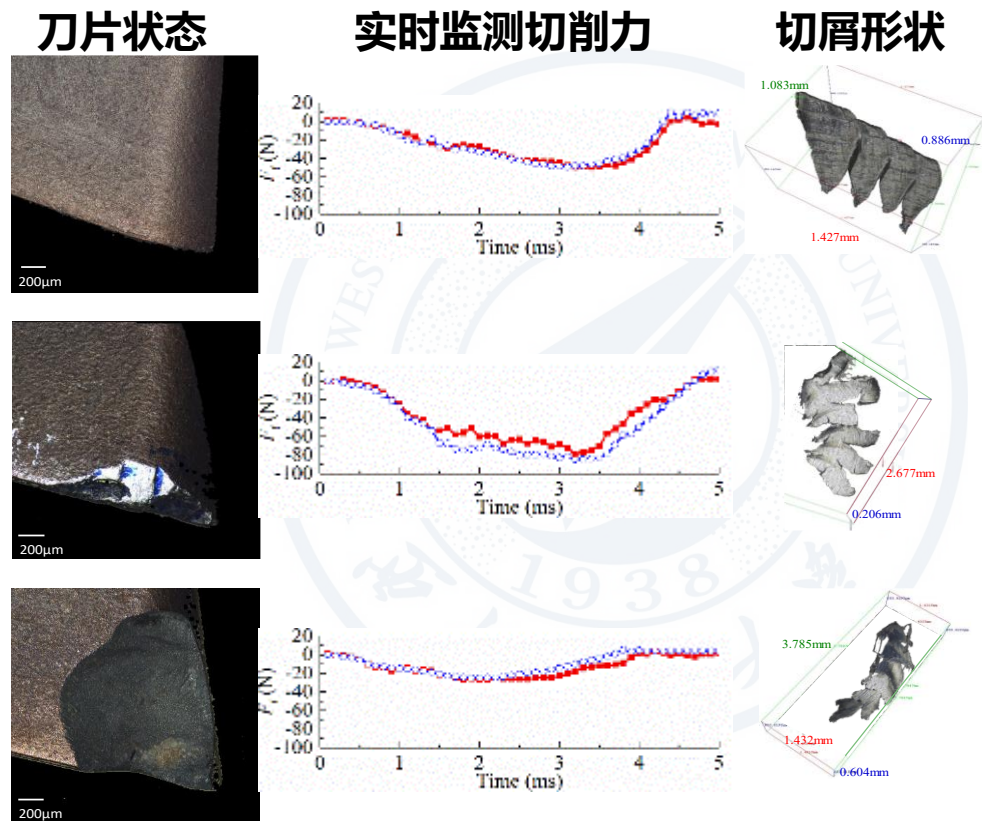
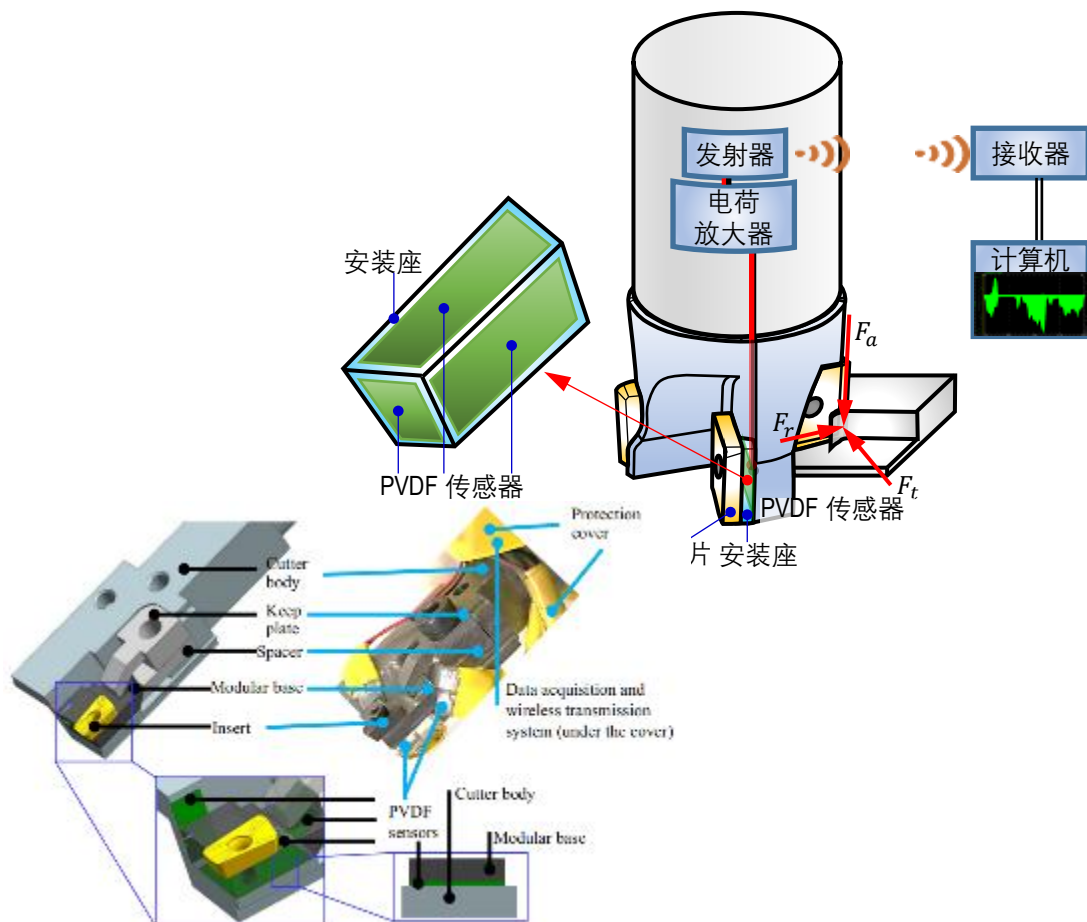
四

总结与展望

1. 加工过程的数据获取

□ 传感刀具

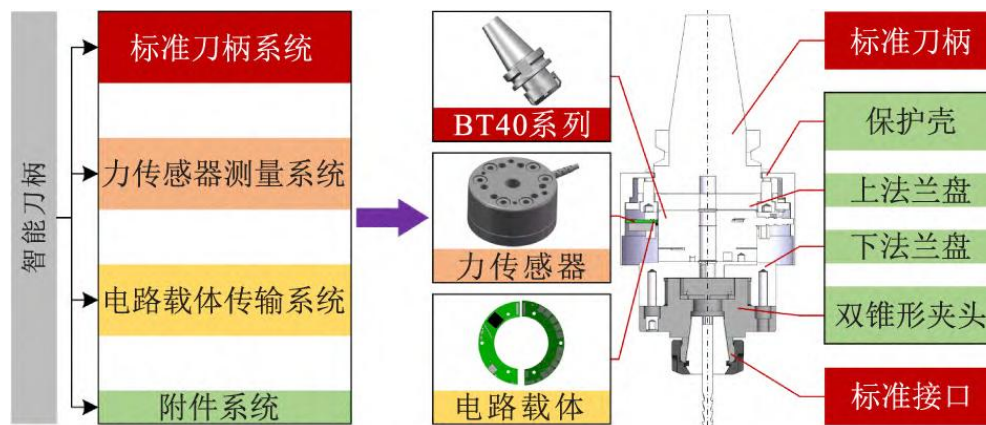
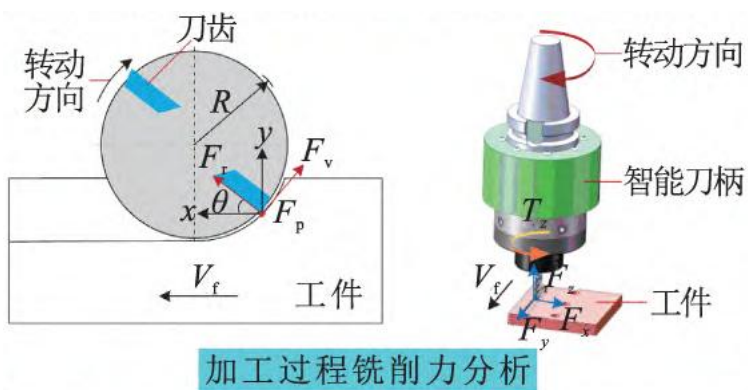
➤ 将传感器集成到刀具中，实现加工过程现场数据的采集与刀具磨损与破损状态的监测



1. 加工过程的数据获取

□ 传感刀柄

➤ 将力传感器集成到刀柄，通过无线传输智能刀柄系统实现加工过程的铣削力检测

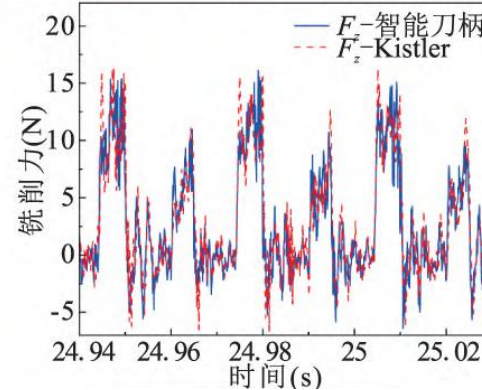
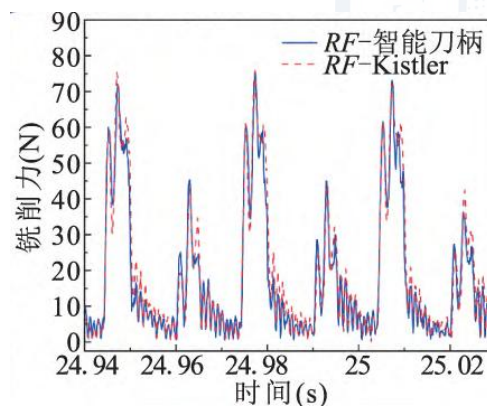


分体式智能刀柄装配



分体式智能刀柄铣削测试

传感刀柄安装

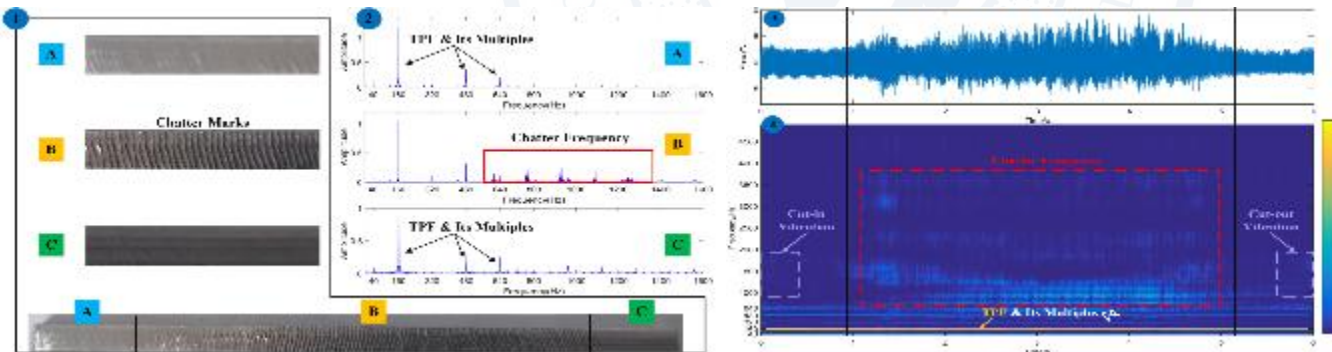
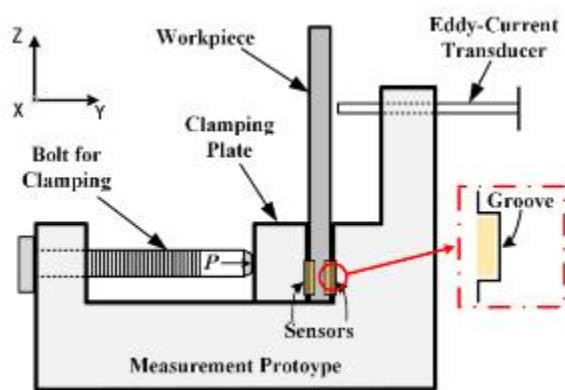
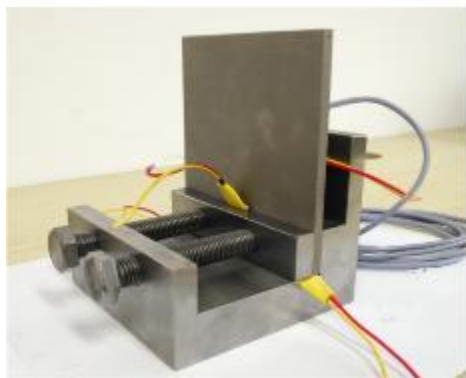
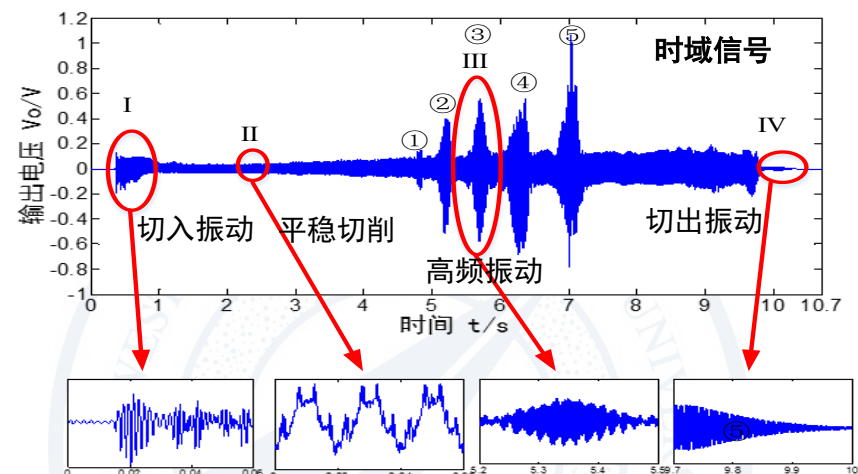
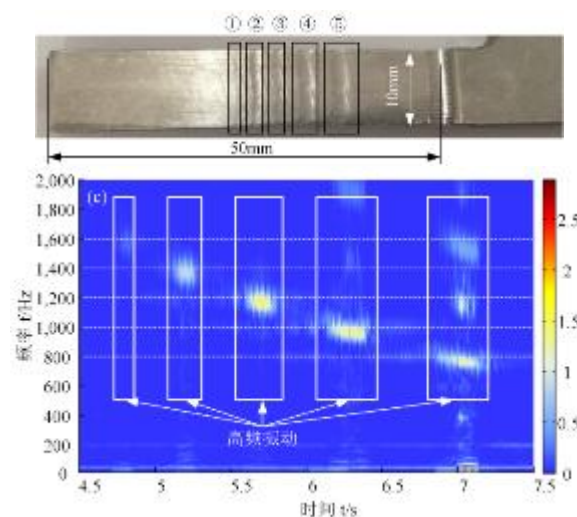
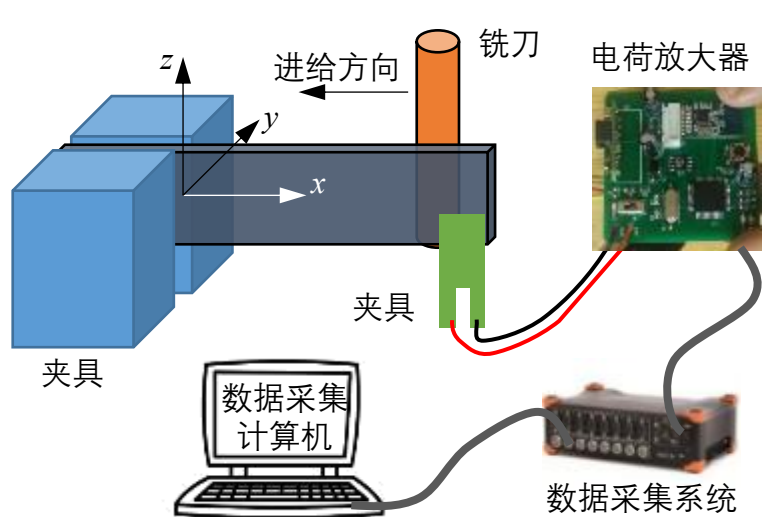


实时监测铣削力

1. 加工过程的数据获取

□ 传感夹具

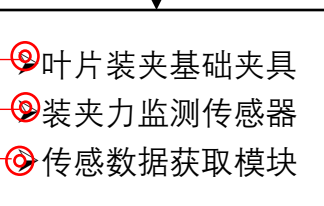
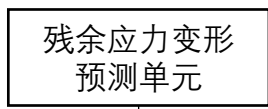
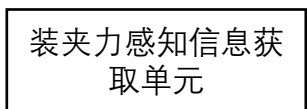
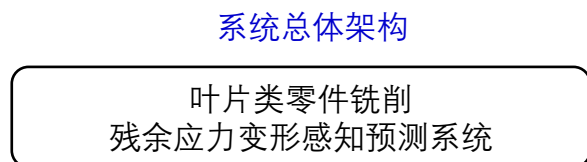
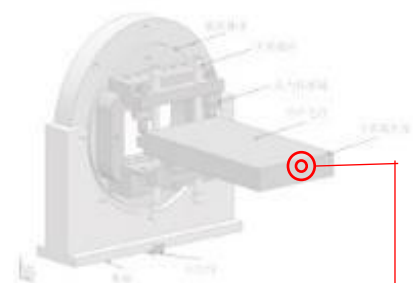
➤ 在夹具中集成传感器监测薄壁件加工过程中的状态



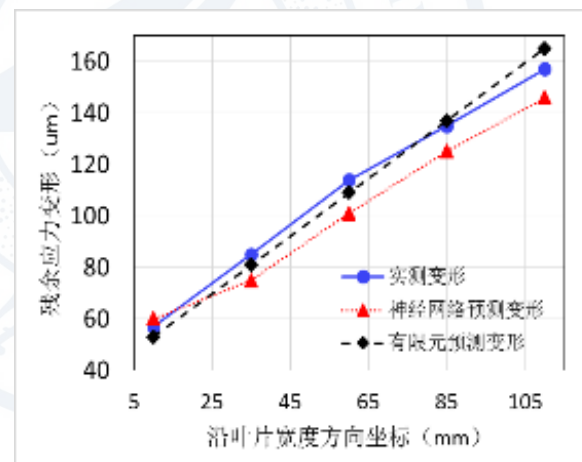
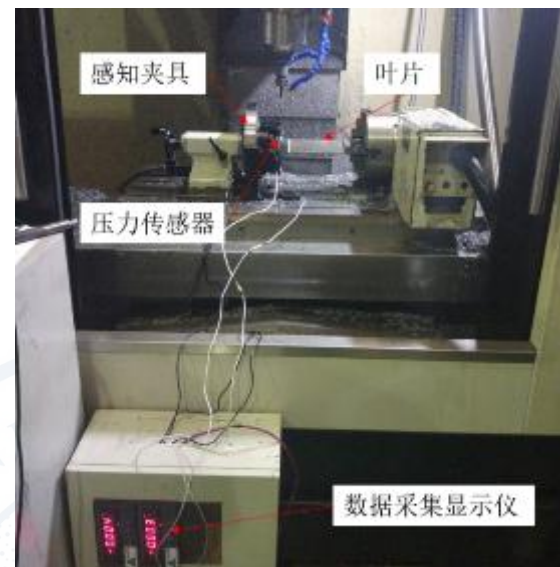
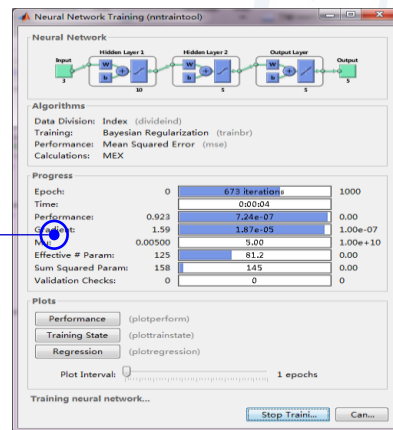
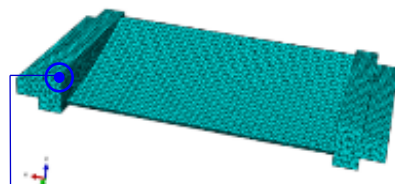
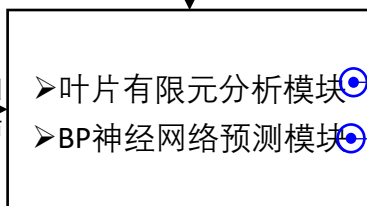
1. 加工过程的数据获取

□ 传感夹具

- 在夹具中集成传感器监测薄壁件加工过程中的状态



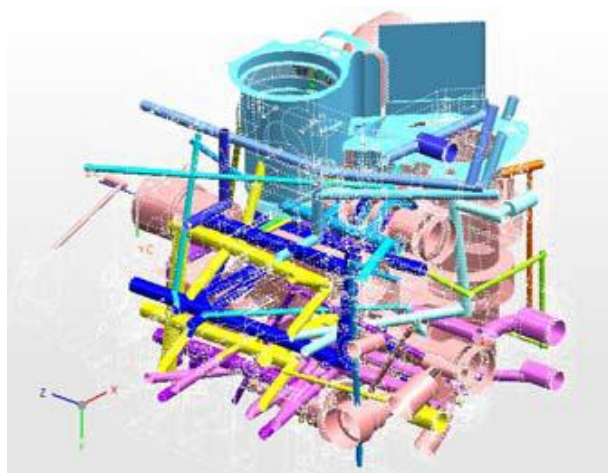
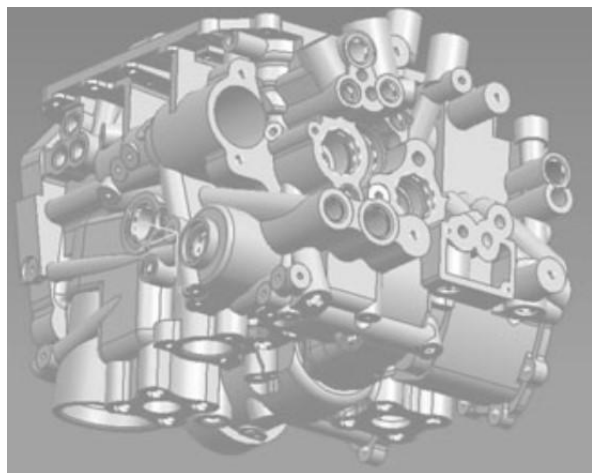
感知数据



2. 基于数字孪生的钻孔优化

□ 发动机附件壳体钻孔优化

➤ 问题描述



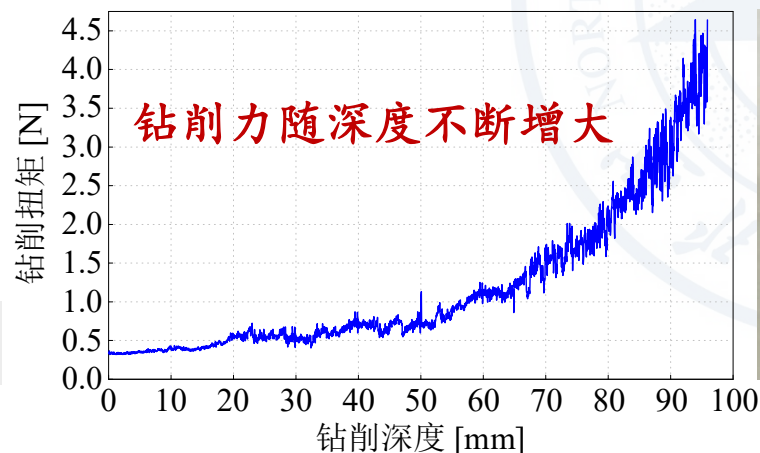
壳体零件特点:

- 孔系复杂、深孔多
- 深孔的深径比可达50以上, 加工难度大、效率低

加工难点:

切屑累积引起的钻削力增大是制约深孔钻削效率的关键因素

钻削深度增大→切屑累积→扭矩增大→断刀



切屑累积



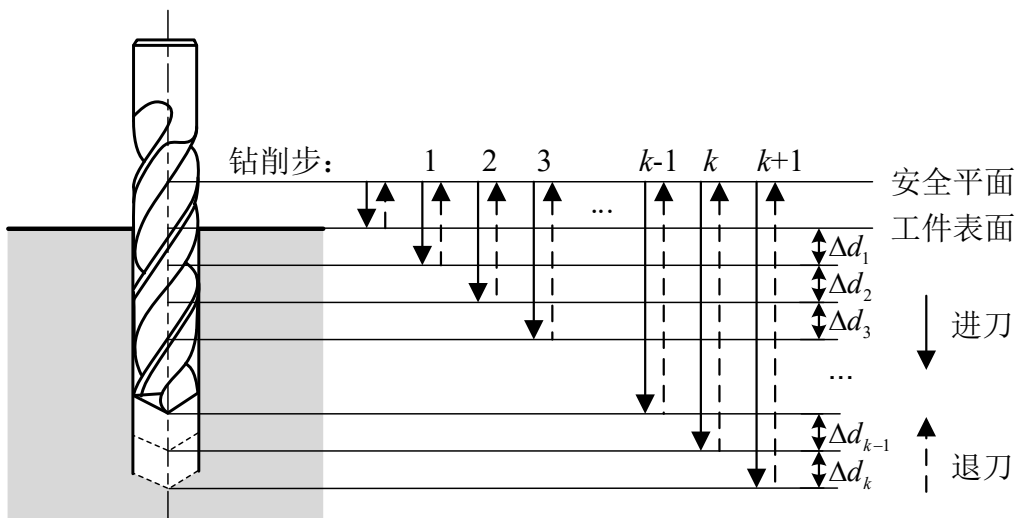
断刀

2. 基于数字孪生的钻孔优化

□ 发动机附件壳体钻孔优化

➤ 现有工艺方法

目前对于钻削深度的设定依赖经验、缺乏理论依据



- 啄式钻削：周期性退刀排屑(peck drilling)
——退刀时通过切削液冲刷作用将排屑槽中切屑去除

问题：每步钻多深？

- 钻削深度过大 → 堵屑/断刀
- 钻削深度过小 → 效率低

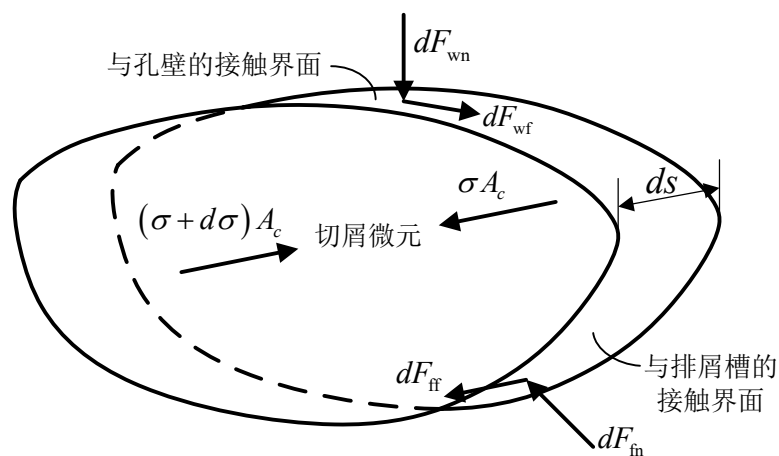
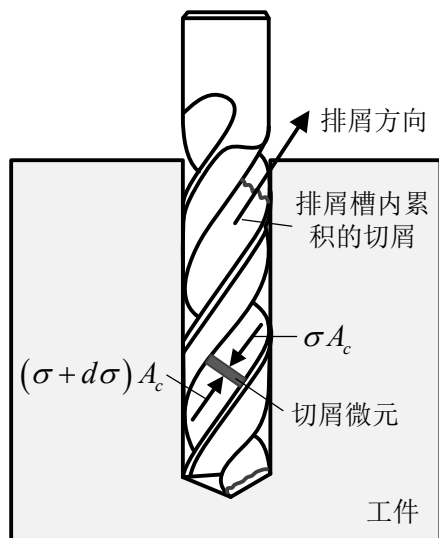
亟需解决：

- 如何定量描述钻削力与钻削深度的关系？ ——通过机理分析，建立预测模型
- 如何实现钻削深度实时调控？ ——基于监测数据，提出在线学习优化方法

2. 基于数字孪生的钻孔优化

发动机附件壳体钻孔优化

基于监测数据的钻削深度迭代学习 提出切屑微元法，建立了深孔钻削过程排屑力模型



$$\begin{cases} F_{tch}(z) = \left(\frac{\eta_t \mu_w k_2 L_w}{\mu_f k_1 L_f + \eta_f \mu_w k_2 L_w} + \sin \beta \right) F_0 \left(e^{\frac{\mu_f k_1 L_f + \eta_f \mu_w k_2 L_w}{A_c \cos \beta} z} - 1 \right) \\ F_{ach}(z) = \frac{\mu_f k_1 L_f \cos \beta}{\mu_f k_1 L_f + \eta_f \mu_w k_2 L_w} F_0 \left(e^{\frac{\mu_f k_1 L_f + \eta_f \mu_w k_2 L_w}{A_c \cos \beta} z} - 1 \right) \end{cases}$$

引入“排屑力系数”
简化模型:

$$\begin{cases} F_{tch}(z) = K_{tch} (e^{K_{ch} \cdot z} - 1) \\ F_{ach}(z) = K_{ach} (e^{K_{ch} \cdot z} - 1) \end{cases}$$

存在问题:

深孔钻削过程具有强随机性（切屑运动、切削液流动不确定性），排屑力系数 K 跟随工况实时变化，事先实验标定误差大，难以根据模型准确调控

解决途径:

通过数据驱动精化理论模型，实时优化钻削深度

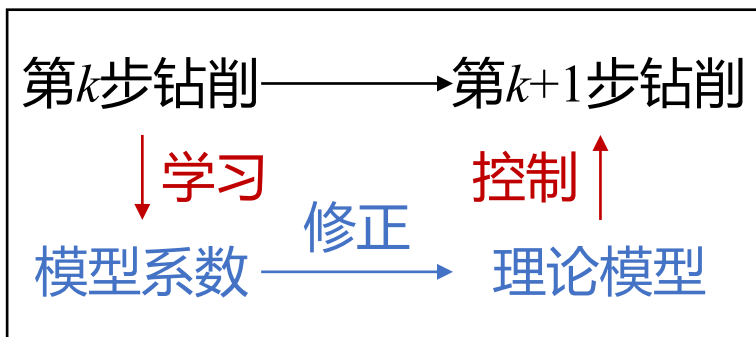


2. 基于数字孪生的钻孔优化

□ 发动机附件壳体钻孔优化

➢ 基于监测数据的钻削深度迭代学习 **结合工艺特点，提出深孔钻削的迭代学习控制方法**

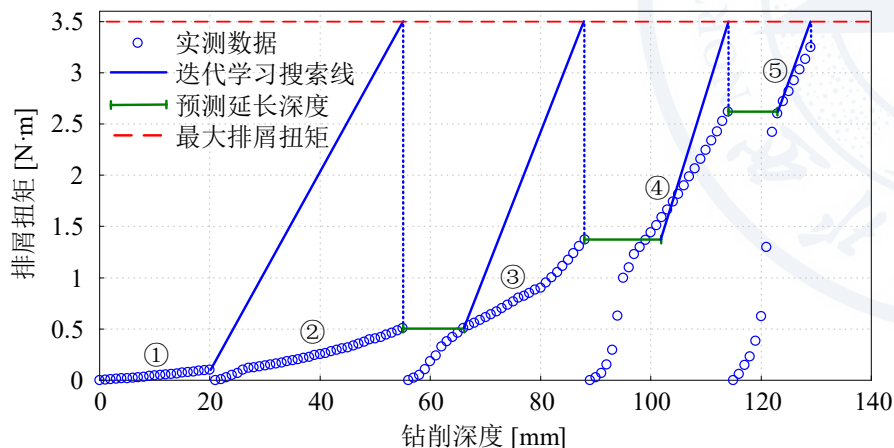
迭代学习： 利用啄式钻削的工艺重复性



在真实加工中同时进行：

模型系数辨识 → **提高模型精度**

钻削深度控制 → **提高加工效率**



通过对实测数据的学习，根据监测数据确保钻头不断，同时预测了可继续钻削的最大深度，预测误差小于10%

案例2. 数据驱动的钻孔优化

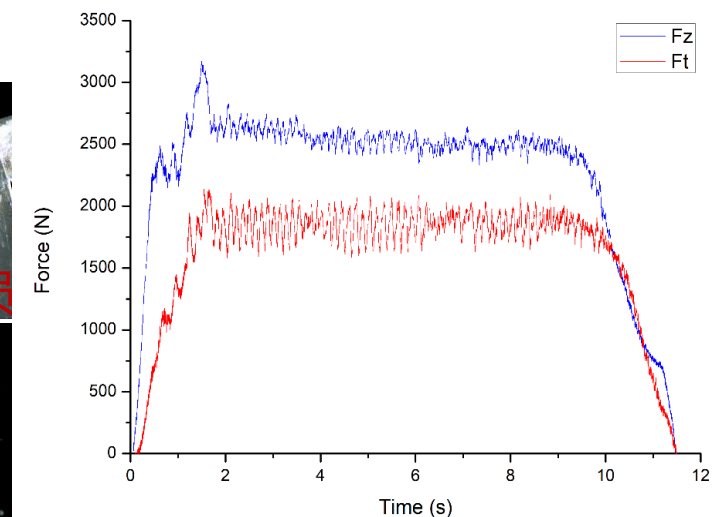
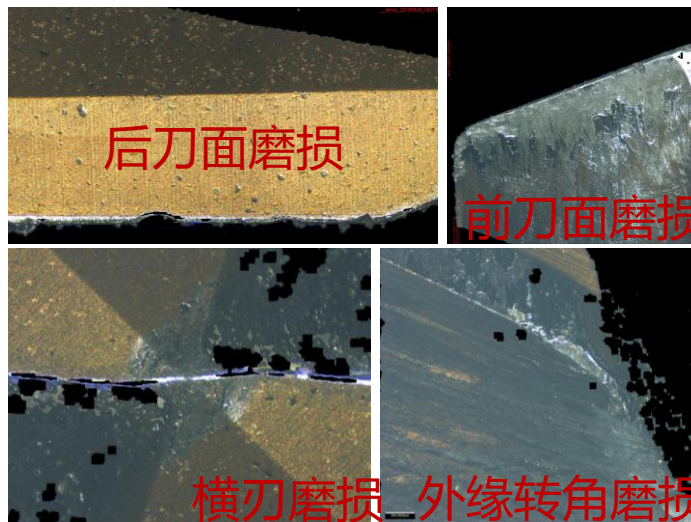
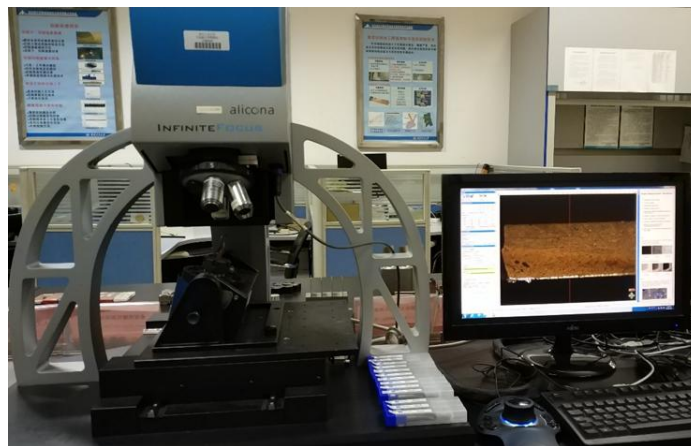
□ 高温合金钻削优化



GD03-1000型通用麻花钻



GH4169板材



一

什么是数字孪生

二

数字孪生+制造业

三

典型应用场景

四

总结与展望

四、总结与展望：

□ 数字孪生驱动制造业技术变革面临的难题

模型精度与计算效率的矛盾

高精度物理模型需要巨大计算资源，实时性要求与精度要求难以兼顾。

多源异构数据融合难题

传感器数据、CAD数据、ERP数据格式各异，数据时间戳不同步，采样频率差异巨大，数据质量参差不齐，存在噪声、缺失、异常值

模型可信度与验证困境

缺乏完整的验证数据集，模型在边界条件下的行为不可预测，AI黑盒模型的可解释性不足。

数据安全与隐私保护

生产工艺参数属于核心商业机密，跨企业数据共享存在信任障碍，数据传输和存储的安全防护要求极高。

数据质量与完整性问题

传感器故障导致数据缺失或异常，人工录入数据存在主观误差，历史数据标准不统一，难以有效利用。

缺乏统一的技术标准

数据接口标准不统一，模型描述语言各异，平台间无法实现互操作。

跨平台集成复杂性高

遗留系统改造成本高，不同厂商系统接口不兼容，系统集成周期长、风险大。

跨领域跨学科综合性人才缺失

既懂工艺又懂IT的复合型人才稀缺，传统工程师数字化技能不足，新技术学习成本高，培训周期长。

四、总结与展望

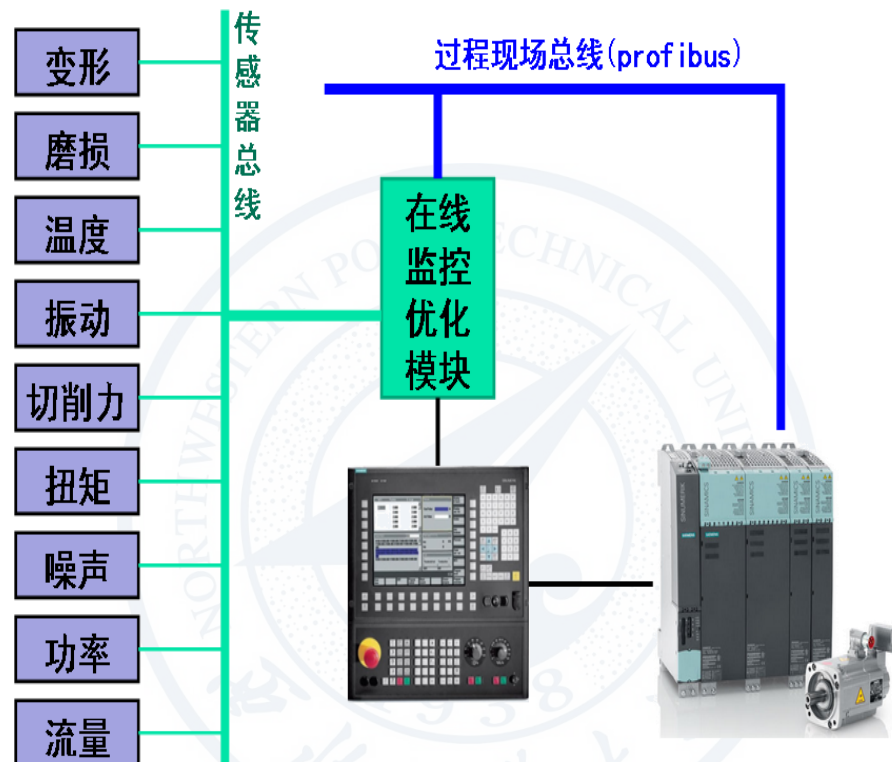
加工过程的数据采集与积累是基础

生产过程中每天产生大量数据

- 加工过程数据
- 设备数据
- 质量检验数据
-

有效数据的采集和挖掘

建立分层级的数据管理系统



四、总结与展望

□ 重视智能化装备对科研与生产的作用

- 智能刀具/刀柄——切削力、热及其耦合作用
- 智能夹具——加工过程的感知、调控
- 数字化检测装置——提升自动化、智能化水平
- 集成化加工过程监测系统



四、总结与展望

□ 数据驱动的工艺过程优化是实现智能化生产的关键

- 机理模型是根本——继续对机理模型进行完善，尤其是先进的测试实验手段在机理模型构建中的作用。
- 现场数据做增量——持续开展现场数据的收集积累工作，尤其是有效数据的搜集整理，并对工艺模型进行滚动优化。
- 更加面向工程实际——以典型零件、典型工况的应用场景作为研究对象，更能促进机理-数据融合技术的发展。

四、总结与展望

□ 软件定义世界，数据驱动未来



谢谢!



吴宝海

西北工业大学机电学院教授

航空发动机先进制造技术教育部工程研究中心主任

电话：13992821869