

AI数字孪生建模与计算

兰詹·甘古里
桑迪蓬·阿迪卡里
[美] 苏维克·查克拉博蒂 著
姆里蒂卡·甘古利
郭 涛 译

清华大学出版社

北 京

北京市版权局著作权合同登记号 图字：01-2023-3564

Digital Twin: A Dynamic System and Computing Perspective by Ranjan Ganguli, Sondipon Adhikari, Souvik Chakraborty and Mrittika Ganguli

ISBN: 9781032213620

Copyright©2023 Ranjan Ganguli, Sondipon Adhikari, Souvik Chakraborty and Mrittika Ganguli
Authorized translation from English language edition published by CRC Press, an imprint of Taylor & Francis Group, LLC; All rights reserved.

本书原版由 Taylor & Francis 出版集团旗下 CRC 出版公司出版，并经其授权翻译出版。版权所有，侵权必究。

Tsinghua University Press is authorized to publish and distribute exclusively the Chinese (Simplified Characters) language edition. This edition is authorized for sale in the People's Republic of China only, excluding Hong Kong, Macao SAR and Taiwan. No part of the publication may be reproduced or distributed by any means, or stored in a database or retrieval system, without the prior written permission of the publisher.

本书中文简体翻译版授权由清华大学出版社独家出版。此版本仅限在中华人民共和国境内(不包括中国香港、澳门特别行政区和台湾地区)销售。未经出版者书面许可，不得以任何方式复制或发行本书的任何部分。

Copies of this book sold without a Taylor & Francis sticker on the cover are unauthorized and illegal. 本书封面贴有 Taylor & Francis 公司防伪标签，无标签者不得销售。

版权所有，侵权必究。举报：010-62782989, beiqinquan@tup.tsinghua.edu.cn。

图书在版编目(CIP)数据

AI 数字孪生建模与计算 / (美) 兰詹·甘古里等著；
郭涛译. -- 北京：清华大学出版社，2024. 10.

ISBN 978-7-302-67431-3

I. N945.12

中国国家版本馆 CIP 数据核字第 2024SC2815 号

责任编辑：王 军

装帧设计：孔祥峰

责任校对：成凤进

责任印制：杨 艳

出版发行：清华大学出版社

网 址：<https://www.tup.com.cn>, <https://www.wqxuetang.com>

地 址：北京清华大学学研大厦 A 座 邮 编：100084

社 总 机：010-83470000 邮 购：010-62786544

投稿与读者服务：010-62776969, c-service@tup.tsinghua.edu.cn

质 量 反 馈：010-62772015, zhiliang@tup.tsinghua.edu.cn

印 装 者：大厂回族自治县彩虹印刷有限公司

经 销：全国新华书店

开 本：170mm×240mm 印 张：14.25 字 数：270 千字

版 次：2024 年 10 月第 1 版 印 次：2024 年 10 月第 1 次印刷

定 价：68.00 元

产品编号：103257-01

译者序

数字孪生可以说集数字化、系统工程论和科学前沿技术之大成，构造了与现实世界虚拟映射的数字空间，在数字空间中回溯历史、把握现在、预测未来。数字孪生旨在打通“物理域、信息域、认知域”三域认知，是一种新的发展范式。目前，行业把数字孪生看作复制(copy)物理信息，建立三维可视化的一个系统，作为系统建设的一部分。但实质上，数字孪生由几何孪生或属性孪生向数据驱动孪生演化，最终实现模型的迭代和演进，达到动态孪生和自主孪生。

如果领域和行业不同、需要解决的问题不同，那么对数字孪生的认识也不同。但数字孪生总体上主要分为仿真派、链接派和数据派三大流派，这三个流派分别基于仿真数字工程、物联网平台和数据驱动。仿真派认为数字孪生系统的核心是仿真，基础是建模，根据对物理世界或问题的理解建模，专注于对物理世界行为的复制能力。链接派着重于系统的 IoT 能力及双向交互控制的能力。数据派注重对数据的处理、建模及分析能力。这些流派对数字孪生的认识都是在自己的实践过程中形成的。

市面上已有的相关出版物主要集中于以下 3 方面：工业数字孪生、领域应用数字化(例如智慧城市数字孪生、流域数字孪生)、数字孪生系统建设。目前，将基于数据驱动和知识驱动的数字孪生系统与人工智能相结合论述的著作实为鲜见。本书内容涵盖复杂系统理论、数字孪生和人工智能技术，主要讲述由物理和数据驱动的混合数字孪生方法，并将之与人工智能模型结合，构建数字孪生动态和分析系统，洞察规律、了解机理、突破认知，从而回顾过去、把握现在和预测未来。

译者认为，数字孪生是数字化、智慧化和智能化建设不可或缺的技术手段。其中，数据是原材料，平台、系统是基础，动态计算是灵魂，服务产业是目标。要打破认知壁垒、技术壁垒和行业壁垒，将数字孪生与物联网技术、云计算技术、大数据技术及人工智能技术深度融合，发挥各项技术的价值和作用。本书四位作者从动态系统和计算视角全面、深入介绍理论知识，填补了数字孪生在该主题方面的空白。本书可作为计算机科学、人工智能等专业的本科生和研究生教材，也可作为研究数字孪生、数字化转型等技术的参考书。

在翻译本书的过程中，我查阅了大量的经典著作和译作，得到了很多人的帮助。在此，我要感谢李静女士对本书的细致审校，感谢清华大学出版社的工作人员对本书所做的编辑与校对工作，感谢参与本书排版、印刷、发行的所有工作人员。

由于本书涉及的内容广泛且深入，加上译者的翻译水平有限，难免存在不足之处，恳请广大读者批评指正。

译者简介



郭涛，主要从事人工智能、智能计算、现代软件工程、概率与统计学等前沿学科交叉研究。已经出版多部译作，包括《深度强化学习图解》《机器学习图解》和《集成学习实战》。

作者简介

Ranjan Ganguli 博士目前是美国凤凰城 Viasat 公司的高级研究工程师。他于 1989 年获得印度理工学院航空航天工程专业的理工学士学位，1991 年和 1994 年分别获得美国马里兰大学帕克分校航空航天工程系的硕士和博士学位；2000 年至 2021 年，担任印度科学学院航空航天工程系教授；1998 年至 2000 年，就职于普惠公司，利用机器学习进行发动机诊断。他曾为波音、普惠、霍尼韦尔、HAL 等公司完成赞助研究项目，有多个研究成果发表在权威期刊上。他著有《等谱振动系统》《燃气轮机诊断》和《工程优化》等书，是美国机械工程师协会会员、美国航空航天学会副研究员、电气与电子工程师协会高级会员及印度国家工程院院士；分别于 2007 年和 2011 年获得亚历山大·冯·洪堡奖学金和富布赖特奖学金；曾在德国、法国和韩国担任访问科学家。

Sondipon Adhikari 教授现任格拉斯哥大学詹姆斯·瓦特工程学院工程力学教授。他曾作为贾瓦哈拉尔·尼赫鲁学者在剑桥大学三一学院获得博士学位，获颁英国皇家学会(英国科学院)著名的沃尔夫森研究功绩奖，曾是工程与物理科学研究委员会(EPSRC)高级研究员和菲利普·勒弗胡尔姆工程奖(Philip Leverhulme Award in Engineering)获得者，也曾担任斯旺西大学工程学院首任航空航天工程教席教授。在此之前，他还曾担任布里斯托尔大学讲师和剑桥大学菲茨威廉学院初级研究员，是里昂中央理工学院、莱斯大学、巴黎大学、UT Austin 和 IIT Kanpur 的客座教授，以及洛斯阿拉莫斯国家实验室的访问科学家。

Adhikari 教授的研究涉及多个学科，包括动态系统的不确定性量化、计算纳米力学、复杂系统动力学、线性和非线性动力学逆问题，以及振动能量采集。他在这些领域已出版 5 本专著，发表 350 多篇国际期刊论文和 200 多篇会议论文。Adhikari 教授是英国皇家航空学会研究员、美国航空航天学会(AIAA)副研究员和美国航空航天学会非确定性方法技术委员会(NDA-TC)成员，也是 *Advances in Aircraft and Spacecraft Science*、*Probabilistic Engineering Mechanics*、*Computer and Structures*、*Journal of Sound and Vibration* 等多家期刊的编委会成员。

Souvik Chakraborty 博士目前在印度理工学院应用力学系担任助理教授，并在印度理工学院亚迪人工智能学院担任联合教职。**Chakraborty** 博士的研究涉及科学机器学习(SciML)、随机力学、不确定性量化、可靠性分析、不确定性下的设计和贝叶斯统计等多个领域，他已在同行评审期刊上发表了超过 55 篇文章。**Chakraborty** 博士于 2017 年获得印度理工学院 Roorkee 分校博士学位。2020 年加入印度理工学院之前，他曾于 2017 年至 2019 年在美国圣母大学和加拿大英属哥伦比亚大学担任博士后研究员。

Mrittika Ganguli 是 NEXOCTO 英特尔网络和边缘架构团队的首席工程师兼云原生寻路总监。她在云硬件和软件管理、网络和存储处理控制、数据平面、云协调、遥测 QOS 和调度架构方面拥有 25 年以上的经验。她积极参与 CNCF 和 Open Infra 开源计划，并发起了名为 Meshmark 的 SMP 指数。她拥有计算机科学硕士学位，在该领域拥有 70 多项专利并发表多篇 IEEE 论文。

前 言

经过数十年的发展，建模和模拟已成为工程和科学的基石。人们针对改进建模的计算方法进行了大量的研究和开发工作。这些计算机模型对系统设计非常有用，可以削减实验和测试的高昂成本。然而在实操中，还需要跟踪系统随时间的演变情况，以便进行诊断、预报和寿命管理。系统的退化模型与系统传感器的数据结合可支持构建对物理系统进行实时跟踪的数字孪生系统。数字孪生系统是物理孪生系统位于云计算中的自适应计算机模型。

本书采用弹簧-质量-阻尼系统的物理孪生模型介绍数字孪生，这是一种大多数工程师和科学家都能上手的物理系统数学模型。学习数字孪生技术要求理解机械/航空航天工程、电气和通信工程，以及计算机科学领域的知识。本书介绍了这些建模和计算方法的背景。作者力求以大学机械/航空航天工程专业三年级学生和计算机科学/电气工程专业三年级学生都能读懂的方式介绍这些材料。这种写作方法确保本书适合大多数工程师和科学家，以及具有相关技术背景的专业人员和管理人员。

本书首先介绍实现数字孪生所需的计算和工程背景，其中包括传感器、执行器、物联网、云计算、估算算法、高性能计算、无线通信和区块链等助推数字孪生实现成为可能的概念；接着借用大量文献中的案例研究阐释这些概念；在多个章节提供了有关动态系统建模、电气类比、概率和统计、不确定性建模与量化，以及系统可靠性和鲁棒性的资料；通过一个动态系统的案例研究说明数字孪生的概念；然后回顾了代理模型，并使用高斯过程方法开发了基于代理模型的数字孪生系统。

本书可以帮助高年级本科生、研究生、科研人员和行业专业人士探索性理解数字孪生的概念。对于希望为数字孪生领域的发展做出贡献的工程和科学研究人员来说，本书也十分有用。

关于参考文献

在阅读本文的过程中，会看到提及的参考文献，形式为[*]；*表示编号。读者可扫描封底二维码，下载“参考文献”，找到具体的参考信息。

目 录

第 1 章 引言和背景	1
1.1 引言.....	1
1.2 建模与模拟.....	3
1.3 传感器和执行器.....	6
1.4 信号处理.....	8
1.5 估算算法.....	10
1.6 工业 4.0.....	12
1.7 应用.....	13
1.7.1 维护.....	13
1.7.2 制造业.....	16
1.7.3 智慧城市.....	17
第 2 章 计算与数字孪生	19
2.1 数字孪生用例和物联网.....	20
2.2 边缘计算.....	21
2.3 电信和 5G.....	23
2.4 云.....	24
2.4.1 微软 Azure.....	25
2.4.2 亚马逊 AWS.....	26
2.5 大数据.....	27
2.6 谷歌 TensorFlow.....	28
2.7 区块链与数字孪生.....	30
第 3 章 动态系统	33
3.1 单自由度无阻尼系统.....	33
3.1.1 固有频率.....	34
3.1.2 动态响应.....	34
3.2 单自由度黏性阻尼系统.....	36

3.2.1	固有频率	37
3.2.2	动态响应	38
3.3	多自由度无阻尼系统	43
3.3.1	模态分析	43
3.3.2	动态响应	46
3.4	比例阻尼系统	49
3.4.1	比例阻尼的条件	50
3.4.2	广义比例阻尼	51
3.4.3	动态响应	54
3.5	非比例阻尼系统	71
3.5.1	自由振动和复模态	71
3.5.2	动态响应	76
3.6	小结	82
第4章	随机分析	83
4.1	概率论	83
4.1.1	概率空间	83
4.1.2	随机变量	83
4.1.3	希尔伯特空间	84
4.2	可靠性	84
4.2.1	不确定性的来源	84
4.2.2	随机变量和极限状态函数	84
4.2.3	早期方法	85
4.3	模拟方法	86
4.3.1	直接蒙特卡罗模拟法	86
4.3.2	重要性采样	86
4.3.3	分层采样	86
4.3.4	定向采样	87
4.3.5	子集模拟	87
4.4	可靠性	89
第5章	数字孪生动态系统	91
5.1	数字孪生系统的动态模型	91
5.1.1	单自由度系统：标称模型	91
5.1.2	数字孪生模型	92

5.2	由刚度演化的数字孪生	95
5.2.1	获取精确的固有频率数据	95
5.2.2	带误差的固有频率数据	97
5.2.3	带误差估计的固有频率数据	98
5.2.4	数值说明	99
5.3	由质量演化的数字孪生	100
5.3.1	获取精确的固有频率数据	100
5.3.2	带误差的固有频率数据	102
5.3.3	带误差估计的固有频率数据	102
5.3.4	数值说明	103
5.4	由质量和刚度演化的数字孪生	105
5.4.1	获取精确的固有频率数据	106
5.4.2	带误差的精确固有频率数据	107
5.4.3	带误差估计的精确固有频率数据	108
5.4.4	数值说明	109
5.5	讨论	113
5.6	小结	116
第 6 章	机器学习和代理模型	119
6.1	方差分解分析	119
6.2	混沌多项式展开法	124
6.3	支持向量机	125
6.4	神经网络	127
6.5	高斯过程	128
6.6	混合多项式相关函数展开法	129
第 7 章	基于代理的动态系统数字孪生体	133
7.1	数字孪生动态模型	136
7.2	高斯过程仿真器概述	138
7.3	基于高斯过程的数字孪生	139
7.3.1	通过刚度演化的数字孪生	140
7.3.2	通过质量演化实现数字孪生	143
7.3.3	通过质量和刚度演化的数字孪生	148
7.4	讨论	153
7.5	小结	155

第 8 章 多时间尺度的数字孪生	157
8.1 问题陈述	159
8.2 多时间尺度动态系统的数字孪生	161
8.2.1 数据收集与处理	163
8.2.2 高斯过程专家混合	167
8.2.3 算法	172
8.3 提出框架说明	173
8.3.1 通过刚度演化实现数字孪生	174
8.3.2 通过质量演化的数字孪生	178
8.3.3 通过质量和刚度演化的数字孪生系统	181
8.4 小结	185
第 9 章 非线性多自由度系统的数字孪生	187
9.1 基于物理的标称模型	187
9.1.1 随机非线性 MDOF 系统: 标称模型	187
9.1.2 数字孪生	188
9.1.3 问题陈述	188
9.2 贝叶斯滤波算法	188
9.3 监督机器学习算法	192
9.4 高保真预测模型	193
9.5 示例	195
9.5.1 带 Duffing 振荡器的 2-DOF 系统	196
9.5.2 带有 Duffing Van der Pol 振荡器的 7-DOF 系统	205
—— 以下内容可扫描封底二维码下载 ——	
参考文献	213

第1章

引言和背景

1.1 引言

数字孪生系统是存在于计算机中的真实物理系统的化身。与试图在时间静止的意义上密切匹配物理系统行为的物理系统的计算机模型不同，数字孪生还跟踪物理系统的时间演变。计算机复制品随时间的演变是数字孪生的一个关键属性。一些研究人员从概念层面对数字孪生进行了定义。然而，由于试图将大量系统纳入定义范围，这些定义非常笼统。本章将试图概述数字孪生的概念，同时介绍学习本书后续章节所需的背景知识。

Tao 等[183]最近对有关数字孪生的文献进行了综述。文献中提出了多个数字孪生的定义，其中两个已成为流行定义。Reifsnider 和 Mujumdar[158]认为数字孪生是一种高保真模拟，集成了机载健康管理系统、维护历史，以及车辆和机队历史数据。他们希望数字孪生系统能反映特定物理孪生系统的整个飞行寿命。有了这样的数字孪生系统，飞行器的可靠性和安全性就会大大提高。Glaessgen 和 Stargel[84]给出了数字孪生的另一个流行定义。他们将数字孪生产品定义为复杂产品的多尺度、多物理概率综合仿真，利用现有的最佳物理模型、传感器更新等来反映物理孪生产品的寿命。第一个定义是从用户的角度出发，第二个定义则是从数字孪生开发者的角度出发。实际的数字孪生是这两种观点的综合体。

信息科学、生产工程、数据科学和计算机科学是数字孪生的理论基础[183]。Tao 等[183]指出了数字孪生研究的4个关键方面：①建模与模拟，②数据融合，③交互与

协作, ④服务。虽然参考文献[183]的重点是信息科学, 但从物理系统的角度看仍可认为数字孪生研究的关键是这 4 个方面。

数字孪生第一个阶段“建模与模拟”的目标是创建一个作为物理模型镜像的虚拟模型[183]。对大多数物理系统而言, 虚拟模型将是一个求解偏微分方程或矩阵方程的计算机程序。系统的这一仿真模型必须经过验证和确认, 通常使用实验数据。在这一阶段, 虚拟模型可能需要更新, 模型的保真度也需要提高, 以尽量减少物理模型与虚拟模型之间的差异。通常会对虚拟模型进行不确定性分析, 以考虑物理系统属性的偏差。可以使用统计量来量化物理模型和虚拟模型之间的偏差, 并使用优化方法来最小化这种差异。

数字孪生的第二个阶段称为数据融合, 包括从系统中收集数据, 通常使用传感器。传感器的例子包括压力传感器、光传感器、加速计、陀螺仪、温度传感器和运动传感器。近年来, 工业传感器越来越昂贵, 这促进了数字孪生概念的发展。传感器数据会通过信号处理、特征提取、数据挖掘、图像处理和其他方法进行处理, 通常是为了放大数据的重要特征, 以揭示物理系统的某些理想状态。由于传感器的采样率很高, 而且物理系统中存在大量传感器, 因此在这一阶段可能遇到与大容量数据(大数据)有关的问题。传感器还可连接到 Arduino Uno 和 Raspberry Pi 2 等原型板上, 使它们(传感器)成为物联网(IoT)的一部分。基于模式识别方法的算法, 如机器学习、模糊逻辑等, 也可用于数据处理或特征提取。

数字孪生的第三个阶段涉及交互与协作, 这意味着物理模型和数字孪生的数据融合功能之间必须有信息流。虚拟模型生成的输入也可能通过执行器传递给物理模型。因此, 虚拟模型应纳入通过传感器数据传递的物理模型变化。虚拟模型应在选定的时间步长(迭代周期)内与物理模型同步, 因此必须与物理模型在时间上同步发展。如有可能, 这种同步应在频繁的离散时间间隔内进行, 最好是实时同步。在这一阶段, 卡尔曼滤波器或粒子滤波器等估计方法可用于同步物理模型和数字模型。由于虚拟模型通常以计算机程序的形式存在于云中, 因此云计算的各个方面以及将物理模型放置在传感器中作为 IoT 的一部分变得非常重要[217]。

数字孪生的第四个阶段“服务”是数字孪生存在的原因, 如“结构监控、寿命预测、实时制造”等[183]。数字孪生概念的一些应用包括估计物理系统的使用条件和寿命, 以及预测所需的维护、停机和更换时间。

对数字孪生开发 4 个阶段的讨论表明, 开发准确的数字孪生涉及大量的技术领域。数字孪生技术的几个方面在早期的预报和健康监测(PHM)[187, 191, 218]、制造[58, 89, 123]和其他领域[225,226]的工作中已经有所涉及。这些技术的整合是一个艰巨的任务,

但是由于数字孪生能以较低的成本跟踪昂贵的系统，因此许多公司仍对数字孪生概念表现出极大的兴趣。Li 等[218]使用动态贝叶斯网络监控飞机机翼的运行状态。他们用概率模型取代了结构的确定性模型。Haag 和 Anderl[89]选择了一个弯曲梁试验台，并为该系统创建了一个数字孪生系统。试验台由物理孪生、数字孪生和两者之间的通信接口组成。

Worden 等[210]认为，数字孪生是结构计算表示中的一个强大理念。他们提到“目前还未真正达成尝试为数字孪生创建秩序的共识”，他们的论文试图朝着这个方向努力。首先，从系统结构(即放置在环境中的物理对象)入手。结构和环境都由状态向量来描述，而数字孪生则根据结构与其孪生或镜像的接近程度来定义，并使用误差约束。他们指出，数字孪生模型通常是基于物理的模型。不过，根据数据开发的黑盒模型或结合物理和数据开发的灰盒模型也可用于启动数字孪生。举例来说，我们可以从基于物理的模型入手，通过系统识别来更新系统参数。本文提出的多个有趣的想法都被置于相当抽象的背景中。有必要为一个简单系统(如离散动力系统)定义数字孪生系统，以具体理解这一概念。这样的例子也可以作为一种教学工具，向工程专业的学生和在职工程师介绍数字孪生的概念。本书后续章节将讨论离散系统的数字孪生。

1.2 建模与模拟

建模在数字孪生系统的开发中起着重要作用。模型大致可分为真实模型、物理模型和经验模型。例如公务机这样的系统的真实或实际模型，就是公务机在物理空间中的三维(3D)复制品。这种复制品可以是全尺寸模型，也可以是用于风洞试验的缩放模型。有时，在指定制造产品之前，会展示实际模型来说明产品。物理模型利用系统物理知识创建系统的数学模型。例如，汽车可以被建模为弹簧、质量块和阻尼器在外力作用下的集合。基于物理的模型通常使用方程来描述系统行为。例如，汽车的行为应遵循力学定律，而基于物理的模型可能使用牛顿运动定律为系统建立方程。第3章将详细研究这类基于物理的模型。经验模型是根据系统的输入-输出关系建立的。有时，这些经验模型也被称为基于数据的模型或识别模型。例如，使用非线性函数的多维曲线拟合，就是通过包含输入-输出关系的数据来拟合函数。这些方法力求使用的函数能很好地对曲线拟合中未使用的数据点进行插值。接下来，将简要回顾这些类型的模型，并分别举例说明。

这里考虑摆运动，这是物理学中经常用来说明简谐运动的模型。摆是一种结合了

摆锤和几种减震装置的模型，钟表有时也用摆来计时。摆由长度为 L 的绳子悬挂质量为 m 的摆锤组成，让摆倾斜一个角度 θ 后再释放就得到摆运动。基于牛顿物理定律可以将摆的运动方程写成：

$$mL \frac{d^2\theta}{dt^2} + mg \sin \theta = 0 \quad (1.1)$$

这里的 g 是重力加速度。假定没有空气阻力，绳子不可拉伸，质量足够小，就可以假定它是一个点质量或质点，系统中没有会导致系统能量耗散的内在阻尼(例如，绳子中的阻尼)。因此，式(1.1)代表了一个基于物理学的简单摆模型。然而即便这个模型很简单，但是由于式中存在带 $\sin\theta$ 的项，因此该式是一个非线性常微分方程，这意味着求解过程十分复杂。假设角度 θ 很小，便有 $\sin\theta \approx \theta$ ，从而可进一步简化模型。根据这个小角度假设，可以得到以下这个线性模型：

$$mL \frac{d^2\theta}{dt^2} + mg\theta = 0 \quad (1.2)$$

求解这个微分方程可得：

$$\theta(t) = \theta_0 \cos(\omega t) \quad (1.3)$$

其中， ω 是系统的固有频率：

$$\omega = \sqrt{\frac{g}{L}} \quad (1.4)$$

T 为时间段：

$$T = \frac{2\pi}{\omega} = 2\pi \sqrt{\frac{L}{g}} \quad (1.5)$$

相对于式(1.2)给出的低保真物理模型而言，式(1.1)表示的是高保真物理模型。虽然基于物理的模型有助于理解系统，但由于其开发过程中的大量假设，所得到的结果可能与实际情况有很大偏差。此外，教科书中最终求解的物理模型都经过了大量简化，使其适用于大多数从业者现有或已知的数学工具。

数据驱动模型通常用于基于物理的模型不可用的情况以及变量之间存在输入-输出关系的情况。假设你记得高中物理钟摆的振荡周期取决于绳的长度 L 和重力加速度 g ，但不记得函数关系。这种情况下，可以写出以下模型：

$$T = f_1(L, g) \quad (1.6)$$

这种函数关系将是一个基于数据的模型。需要在不同的重力情况下使用不同长度 (L) 的摆进行实验, 以生成找到函数 f_1 所需的输入-输出关系。通常情况下, 可以使用一些曲线拟合方法和一些选定的函数(如多项式), 以便在某个设定的数值范围内找到良好的拟合。

为帮助你了解简单物理模型的变量之间的关系, 可以观察一下摆的运动时间周期; 该周期取决于长度 L 、质量 m 、重力 g 和角度 θ :

$$T = f_2(m, \theta, L, g) \quad (1.7)$$

此时函数 f_2 尚不可知, 需要找到它来开发基于数据的模型。可以使用机器学习方法找到这一模型, 这种方法可以拟合输入和输出之间的非线性关系。第 3 章将详细介绍此类方法。数据驱动模型的准确性在很大程度上取决于为拟合数据选择的函数形式 f_2 、为构建模型选择的变量, 以及连接输入变量和输出变量的数据点的可用数据量。

假如想放弃无空气阻力和绳不可拉伸的假设, 那么影响该系统的输入变量可能有摆锤的质量 m 、绳的长度 L 、重力加速度 g 、角度 θ 、空气密度 ρ 、空气黏度 ν 、绳的阻尼 c 和绳的刚度 k 。

$$T = f_3(m, \theta, L, g, \rho, \nu, c, k) \quad (1.8)$$

这里的 f_3 是一个需要求解的未知新函数。数据驱动模型的优势在于, 可以在建立模型时考虑多个参数, 并轻松添加新参数。数据和相应的曲线拟合将揭示某些参数是否重要。不过, 数据驱动模型通常只在用于建立模型的数值数据附近有效。数据驱动模型也有“黑箱”之称, 尤其是当函数表示变得复杂时, 如神经网络的情况下。基于物理的模型更具普适性, 但往往由于物理的复杂和数学的高难度而受限。例如, 我们会忽略许多物理因素, 以获得一个可操作的基于物理的钟摆模型。即使是处理大 θ 的过程, 也会用到特殊函数求解。数据驱动模型的重要性与日俱增, 是因为许多基于互联网的系统可以从用户那里获得大量数据。然而, 数据驱动模型可能需要在一定范围内扰动变量值进行实验, 这可能既困难又耗时。当输入-输出关系是系统运行和服务的一部分时, 数据驱动模型就变得非常有用。为摆模型开发数据驱动模型需要在不同的 g 值下进行实验, 这是一项繁重的任务[90]。因此, 物理模型仍然是工程建模的基石, 测量数据通常用于改进物理模型。

通常情况下, 物理模型是简约的或者是特定情况下可用的最简单模型, 通常能帮助我们很好地理解系统的复杂性。解析理论是科学中的一个重要概念, 它认为我们应该尽可能使用最简单的可用模型和解释。换句话说, 解析理论认为, 应该选择对某一现象可能做出的最简单解释或拟合数据的最简单理论。遗憾的是, 结构不合理和过于

复杂的数据驱动模型虽然可能非常拟合数据，但可能并不简洁。在选择是基于物理还是基于数据的模型时，应牢记这一事实。过于复杂的模型可能无法很好地插值新数据和噪声数据。

模拟与建模是不同的。模拟涉及使用模型由给定的输入获得系统的输出，因此有助于创建系统的实现，通常在计算机上完成。在这里，模型可以是基于物理的，也可以是基于数据的。模拟利用模型，通过参数研究和敏感性分析来提取有关系统行为的信息。参数研究通常包括改变系统的一个或两个参数，而其他参数保持不变，以便在更易于理解的低维空间中获得系统行为的快照。模拟还被用于研究那些不易制造的系统，例如，飞行中某个旋翼叶片上存在裂纹的直升机[78]。这种模拟可以帮助我们阐述关于在现实中不易再现的某种系统状态的观点。模拟被广泛用于规划太空任务，模型在这些情况下发挥着巨大作用。一个合理的、经过验证的模型是进行精确模拟的先决条件。在许多问题中，输入都存在不确定性。将输入视为随机变量，在统计分布预测的大量点上运行模拟，是检查系统可能出现的情况的一种方法。这种方法被称为蒙特卡罗模拟，广泛应用于系统设计和工程中，以量化输入变量的随机性对系统输出的影响。第4章将讨论随机模拟。

建模和模拟可以帮助预测系统的行为。然而，现实世界中系统的实际行为通常与预测值不同。传感器所测量的真实系统的数据可用于验证模型。如果模型的预测值与传感器的测量值非常吻合，则验证成功。模型更新是对模型参数进行调整，使其与测量结果紧密匹配的过程。因此，传感器在系统设计过程中发挥着关键作用。

1.3 传感器和执行器

传感器是一种检测环境中的事件或变化并将信息发送给其他电子设备的装置。传感器的灵敏度决定了被测物发生变化时传感器输出的变化。例如，温度计就是一种测量温度的传感器。假设温度每变化 1°C ，温度计中的水银移动 10mm ，若温度呈线性变化，则温度计的灵敏度为 $10\text{mm}/^{\circ}\text{C}$ 。传感器对所监测环境的影响应该可以忽略不计。例如，将温度计插入一个人的口腔中，温度计对口腔内温度的影响将微乎其微。通常，可以通过将传感器做得尽可能小来确保这一点。微型传感器往往是非侵入式的。

除温度外，传感器还可以测量压力、加速度、位移、湿度、空气质量、烟雾、光线、酒精、距离和其他重要因素。在家庭、办公室和车辆中经常可以看到许多类似的传感器。传感器通常使用基于物理的变化来测量相关的量。例如，水银温度计利用了

水银会因温度变化而缩胀这一事实。参数变化(汞含量变化)映射到实际测量输出(温度读数)的过程被称为校准。例如,水在 100°C 时沸腾这一事实就可用于校准。工业温度传感器通常称为热敏电阻。大多数现代工业传感器都会将某些输入信号转换为电信号。

传感器分为主动和被动两种。主动式传感器需要激励信号,而被动式传感器则不需要激励信号,可以直接且内在地产生响应。传感器还可根据应用领域或传感器采用的技术进行分类,例如生物、化学、机械或电子传感器。传感器的另一种分类方法是根据能量转换机制,例如光电传感器、热电传感器、电化学传感器、电磁传感器和机电传感器。传感器还可以分为模拟传感器和数字传感器。模拟传感器处理连续数据,而数字传感器处理离散数据。通常情况下,线性传感器是应用的首选,因为输入和输出的非线性关系会造成不必要的复杂性。大多数传感器都基于简单的线性物理关系。

传感器的主题相当广泛,有关这一主题的文献也相当多。大部分文献都以开发传感器为基础,并探讨了用于将输入转换为可由计算机处理的测量信号的基础科学。Vetelino 和 Reghu[188]很好地介绍了传感器。传感器在数字孪生技术的发展中起着关键作用。特别是,物联网的出现使得传感器被嵌入各种机器和设备中,从而能够将其当前状态及时传递给中央系统。传感器测量的简单阈值超越量通常用于提高系统的安全性。例如,烟雾传感器通常以测量空气中的颗粒和气体为基础,可以通过物联网报告房屋、工厂或机构即将发生火灾。油屑监测器可以发觉机器油室中的颗粒过多,并要求改进。Javaid 等[98]综述了传感器在日常生活中的一些简单应用。

本书将通过机械系统来阐释数字孪生的概念。机械系统在静态和动态运行过程中分别会发生位移和加速度变化。因此,测量加速度和位移对机械系统非常重要。加速度计是一种将机械运动转换为电信号的传感器。它们被广泛用于测量和控制振动,以及汽车和航空航天工程领域。陀螺仪传感器测量角速度,广泛应用于导航领域。现代加速度计和陀螺仪通常使用压电材料,因为它们具有出色的信噪比能力。压电传感器利用压电效应,将材料应变产生的运动转换为电信号。这些传感器通常具有微型尺寸,属于微型机电系统(MEMS)[4]。

某些情况下,可使用中间数学模型通过传感器测量来预测另一个变量。例如,可以测量应变,并使用弹性公式和材料特性来预测结构中的位移和应力。这样的系统可以“测量”应力或位移,可归类为应力或位移的虚拟传感器[127]。传感器发出的信号通常被传送到控制系统,或用于监测机械系统的状态或健康状况。在数字孪生中,输入数字孪生的传感器信号被估算算法用于校准数字孪生并使其与物理孪生对齐。

智能材料的出现大大推动了传感器技术。这类材料通常将一种形式的能量转换为另一种形式的能量,既可用于传感器,也可用于执行器。通常情况下,执行器是一种

能够执行所需的机械运动的装置。例如，压电执行器可将电信号转换为应变，从而产生位移。压电材料是最受欢迎的智能材料之一。磁致伸缩材料可将磁场转换为位移，反之亦然。形状记忆合金可将温度变化转化为位移。电流变(ER)流体可用于通过施加电场来控制系统的阻尼。磁流变(MR)流体可用于通过磁场控制系统阻尼。有关智能材料的背景知识，请参见参考文献[17]。

许多执行器使用智能材料和基于电场的输入，而其他执行器则使用液压或气动方法。电动执行器通常结构简单、成本低、噪声小、能效高，但可能不适合重负荷。相比之下，液压执行器擅长处理高负载，但通常有许多部件，如阀门、油箱、泵、调节器和管道。部件越多，设备越容易出问题。气动执行器可以在任意两点之间快速移动，但需要配备阀门、管道和压缩机。可以根据问题和应用领域来选择合适的执行器。

例如，电动执行器通过电机将电能转换为动能。通常，液压执行器会通过一个流体马达利用液压动力产生机械运动。由于液体难以压缩，因此液压执行器可以产生很大的力。大多数液压执行器使用活塞将液体压力转换为机械力。气动执行器通常将压缩气体中的能量转换为机械运动。气体(通常是空气)对活塞施加压力以产生机械运动。

根据产生运动的时间的不同，执行器还可分为线性和旋转两种。线性执行器在线性平面内运动，而旋转执行器则在圆形平面内产生旋转运动。

数字孪生依赖传感器感知或监控系统状态。某些情况下，数字孪生可能需要启动行动，自动修正系统状态。执行器允许系统启动纠正措施，以减少问题。其中一些功能已由现代控制系统执行，它们通过传感器获取信息，在计算机上处理这些信息，然后向执行器发送信号以采取纠正措施。数字孪生系统针对一个特定系统(如具有特定尾号的飞机)，利用其生命周期的历史演变，为飞机量身定制执行动作。这种定制化控制系统大大增强了其功能。

1.4 信号处理

现代系统配备了大量传感器，这些传感器会定期收集测量数据。然而，这些测量值通常包含噪声和异常值。这些测量值也是在离散的时间间隔内获得的，该时间间隔有时称为迭代周期或离散时间，并用整数 k 表示。当 $k=1, 2, 3, \dots, N$ 时，可以分别得到与时间序列对应的测量值 $x(k)$ ，这表明信号已经生成。从信号中去除噪声和异常值，同时确保信号的关键特征保持不变，是信号处理的主要目标之一。有时，这个问题也被称为数据处理或数据平滑。目前已开发出许多用于去除噪声或过滤信号的算法。接

下来将介绍一些用于去除信号噪声的简单滤波器。

有限脉冲响应(FIR)滤波器可以表示为如下形式[76]。

$$y(k) = \sum_{i=1}^N b(i)x(k-i+1) \quad (1.9)$$

其中, $x(k)$ 是第 k 个测量值, $y(k)$ 是第 k 个输出值, N 是滤波器长度, $b(i)$ 是加权系数。加权系数定义了滤波器的行为, 其总和为 1。通过调整滤波器的权重, 可以设计出各种 FIR 滤波器。假设所有权重相等, 即可得到一个简单的移动平均滤波器。这种均值或平均值滤波器广泛应用于数据平滑。例如, 10 点均值滤波器的形式为

$$y(k) = \frac{1}{10}(x(k) + x(k-1) + x(k-2) + \cdots + x(k-9)) \quad (1.10)$$

这里的 10 个权重都等于 $1/10$ 。移动平均法可以很好地去除信号中的高斯噪声。高斯噪声的概率分布函数与正态分布函数相同, 是许多物理系统中存在的噪声的良好模型。

另一种简单的滤波器是指数加权移动平均(EWMA), 它是一种常用的 IIR(无限脉冲响应)滤波器。这种滤波器可以表示为

$$y(k) = ax(k) + (1-a)y(k-1) \quad (1.11)$$

参数 a 是一个平滑参数, 取值范围在 0 和 1 之间。0.15 至 0.25 之间的 a 值被广泛使用。指数滤波器具有记忆功能, 因为它通过使用 $y(k-1)$ 来保留信号的整个时间历史。

FIR 和 IIR 都是线性滤波器, 可用于去除信号中的高斯噪声。不过, 有时信号中也会出现非高斯来源的异常值。异常值是指与给定数据集中的其他数据有很大差异的点。中值滤波器是去除非高斯异常值的有效工具。长度或窗口为 $N = 2K + 1$ 的中值滤波器的定义如下:

$$y(k) = \text{median}(x(k-K), x(k-K+1), \cdots, x(k), \cdots, x(k+K-1), x(k+K)) \quad (1.12)$$

中值滤波器通常对奇数样本进行处理。设有一个 $K = 2$ 的 5 点中值滤波器。该滤波器可写成

$$y(k) = \text{median}(x(k-2), x(k-1), x(k), x(k+1), x(k+2)) \quad (1.13)$$

中值滤波器需要用测量值的过去值和未来值来求解输出。在实际应用中, 滤波器存在时滞。

可以开发一种简单的数据平滑算法, 首先使用非线性中值滤波器对信号进行平滑

以去除异常值，然后使用线性 FIR 或 IIR 滤波器去除高斯噪声。不过，还应该注意不要因为过度平滑而去除信号中存在的重要特征，要在去除噪声和保留特征之间进行权衡。许多先进的信号处理方法都可以在文献中找到，这方面的书籍也多如牛毛。Orfanidis[140]提供了很好的介绍。

传感器与物联网系统的结合是数字孪生的关键技术。传感器测量的准确性在确保数字孪生与真实物理系统密切相关方面发挥着重要作用。因此，信号处理可以发挥重要作用，确保信息处理算法接收到的信号具有较高的信噪比，并可依赖于此获得良好的估计结果。

1.5 估算算法

估算是从不确定、不完整或完整性可疑的输入数据中找到一个近似量或估计量的过程。在许多问题中，传感器数据都是有噪声的，系统模型可能存在近似值或误差。然而，我们需要在这些非理想环境中估计输出量的值。估计方法在这一过程中发挥着重要作用，卡尔曼滤波器是一种被广泛使用的估计方法。

卡尔曼滤波器可以估计受高斯噪声扰动的线性动态系统的状态，是一种最优估计器。接下来将举例说明卡尔曼滤波器在燃气轮机诊断问题中的应用[76]。假设有一个测量向量 \mathbf{z} 和一个状态向量 \mathbf{x} ，状态向量代表定义系统当前情况或“状态”的参数。例如，燃气轮机诊断会涉及 4 个测量值和 5 个状态。测量值可以是废气温度、低转子速度、高转子速度和燃料流量。这些测量值在大多数飞机发动机中都能找到。状态可以是风扇、低压压缩机和高压压缩机的流量容量，以及低压涡轮机和高压涡轮机的效率。通常，燃气轮机有 5 个模块，分别为风扇、低压压缩机、高压压缩机、高压涡轮和低压涡轮。根据影响系数矩阵 \mathbf{H} ，可以得到连接测量和状态的线性模型。

$$\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{v} \quad (1.14)$$

设 \mathbf{x} 和 \mathbf{v} 是独立的高斯分布。那么最优估计问题就涉及最小化：

$$J = \frac{1}{2}(\mathbf{z} - \mathbf{H}\mathbf{x})^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{z} - \mathbf{H}\mathbf{x}) + (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)^T \mathbf{P}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x) \quad (1.15)$$

上式右边的第一项是测量误差，由噪声协方差 \mathbf{R}^{-1} 的逆加权；第二项是状态误差，由状态协方差 \mathbf{P}^{-1} 的逆加权。因此，最优估计值为

$$\hat{\mathbf{x}} = [\mathbf{P}_0^{-1} + \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}]^{-1} (\mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z} + \mathbf{P}_0^{-1} \boldsymbol{\mu}_x) \quad (1.16)$$

将最优估计器转换为预测-修正形式，可以得到

$$\hat{\mathbf{x}} = \boldsymbol{\mu}_x + [\mathbf{P}_0^{-1} + \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}]^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{z} - \mathbf{H} \boldsymbol{\mu}_x] \quad (1.17)$$

可写成

$$\hat{\mathbf{x}} = \boldsymbol{\mu}_x + \mathbf{P}_0 \mathbf{H}^T [\mathbf{H} \mathbf{P}_0 \mathbf{H}^T + \mathbf{R}]^{-1} [\mathbf{z} - \mathbf{H} \boldsymbol{\mu}_x] \quad (1.18)$$

上式右侧的第一项 ($\boldsymbol{\mu}_x$) 是预测项，第二项是校正项。 $[\mathbf{z} - \mathbf{H} \boldsymbol{\mu}_x]$ 项称为残差。增益为 $\mathbf{P}_0 \mathbf{H}^T [\mathbf{H} \mathbf{P}_0 \mathbf{H}^T + \mathbf{R}]^{-1}$ ，其一般化的形式如下：

$$\hat{\mathbf{x}} = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{D}(\mathbf{z} - \mathbf{H} \bar{\mathbf{x}}) \quad (1.19)$$

离散时间卡尔曼滤波器现在可以定义为

$$\mathbf{x}_k = \boldsymbol{\phi}(k) \mathbf{x}_{k-1} + \boldsymbol{\omega}_k \quad (1.20)$$

其中， \mathbf{x}_k 是迭代周期 k 的状态向量， $\boldsymbol{\phi}$ 是状态转换矩阵， $\boldsymbol{\omega}_k$ 是过程噪声向量。除系统模型外，还有一个测量模型

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (1.21)$$

这里， \mathbf{z}_k 是测量向量， \mathbf{H}_k 是几何矩阵， \mathbf{v}_k 是测量噪声向量。该推导过程中做了以下假设。

- (1) 噪声向量 \mathbf{v}_k 和 $\boldsymbol{\omega}_k$ 均为高斯噪声，均值为零。
- (2) $\mathbf{R}_k = \text{cov}(\mathbf{v}_k, \mathbf{v}_k) > 0$ 。
- (3) $\mathbf{Q}_k = \text{cov}(\boldsymbol{\omega}_k, \boldsymbol{\omega}_k) \geq 0$ 。
- (4) $\text{cov}(\boldsymbol{\omega}_k, \mathbf{v}_j) = 0$ ，即过程噪声和测量噪声之间不存在相关性。
- (5) $\boldsymbol{\mu}_x = E(\mathbf{x}_0)$ ，即状态的初始猜测是已知的。
- (6) $\mathbf{P}_0 = \text{cov}(\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_0) = \mathbf{P}_0 > 0$ 。

离散时间卡尔曼滤波器的计算公式如下：

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) = \boldsymbol{\phi}(k+1) \hat{\mathbf{x}}_k \quad (1.22)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \boldsymbol{\phi}(k+1) \mathbf{P}_k \boldsymbol{\phi}^T(k+1) + \mathbf{Q}_{k+1} \quad (1.23)$$

$$\mathbf{D}_{k+1} = \mathbf{P}(k+1|k) (\mathbf{H}_{k+1}^T (\mathbf{P}(k+1|k) \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}_{k+1})^{-1}) \quad (1.24)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \hat{\mathbf{x}}(k+1|k) + \mathbf{D}_{k+1} (\mathbf{z}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \hat{\mathbf{x}}(k+1|k)) \quad (1.25)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = [1 - \mathbf{D}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}] \mathbf{P}(k+1|k) \quad (1.26)$$

先来看一下这 5 个式子的含义。

(1) 式(1.22)将状态向量 \mathbf{x} 从第 k 个迭代周期外推到第 $k+1$ 个迭代周期。转移矩阵是促进这种外推的算子。

(2) 式(1.23)将协方差矩阵 \mathbf{P} 从第 k 个迭代周期外推至第 $k+1$ 个迭代周期。转移矩阵和过程噪声为这一外推提供了便利。

(3) 式(1.24)涉及卡尔曼增益的计算。

(4) 式(1.25)是使用卡尔曼增益进行状态更新。

(5) 式(1.26)更新协方差。

卡尔曼滤波器是一种功能强大的估算器，具有优雅的数学形式。不过，它只是一种预测-修正方法，需要一个好的起始猜测来找到一个好的估计值。从这个意义上说，卡尔曼滤波器类似于广泛用于求解非线性代数公式的牛顿-拉斐森方法。卡尔曼滤波器的一个关键是计算 \mathbf{P} 、 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 矩阵中的数值。有关系统或过程本身的矩阵 \mathbf{H} 也至关重要。在燃气轮机诊断中， \mathbf{H} 矩阵是从影响系数中获得的，而影响系数来自给定运行状态下的发动机线性化模型。由此可见，卡尔曼滤波器需要一个基线模型，这个基线模型通常基于物理学的模型。

卡尔曼滤波器对测量和过程噪声具有很强的鲁棒性，还能考虑传感器测量的缺失和错误。有关卡尔曼滤波器的详细信息，可参阅 Zarshan 和 Mushoff 等[222]的著作，以及 Kim 等[105]编写的更适合初学者的简明教程。在数字孪生中，卡尔曼滤波器可以在通过噪声测量估计物理孪生的状态方面发挥效用。不过，使用机器学习来解决这一问题的趋势正在增长，本书将重点介绍这种现代方法。

还有一些其他的估计器，如粒子滤波器和无迹卡尔曼滤波器。正如我们之前所讨论的，卡尔曼滤波器最适合具有高斯噪声的线性系统。当系统为非线性时，卡尔曼滤波器仍可用于状态估计。不过，在这些情况下，粒子滤波器的结果可能更好，尽管其代价是更高的计算成本。另外，如果系统存在非高斯噪声，卡尔曼滤波器便是最佳的线性滤波器。不过，粒子滤波器的性能可能更好。无迹卡尔曼滤波器的性能介于卡尔曼滤波器的计算效率和粒子滤波器的优越性能之间。有关粒子滤波器和无迹卡尔曼滤波器的详细信息，可参阅西蒙有关最优状态估计的著作[174]。

1.6 工业 4.0

数字孪生文献经常使用“工业 4.0”一词，本节将尝试从技术社会的演进角度对其进行解释。工业时代的历史可按工业革命来划分。第一次工业革命涉及手工生产方式

到机器生产的转变。蒸汽动力的使用通常被看作第一次工业革命的典型范例。第二次工业革命源于铁路等运输网络的建立及电报的使用，电报的使用使得信息交流更加迅速。第三次工业革命源于计算机的发展，也被称为数字革命。在这一阶段，机器开始在多个方面取代人类。工业 4.0 的理念是通过计算机与制造业的结合来创造第四次工业革命。计算机、互联网、人类和机器的融合也促进了网络物理系统的发展，这是工业 4.0 的关键组成部分。有 4 项设计原则被认为是工业 4.0 的关键[141]。这些原则列举如下。

(1) 互联——这一概念涉及机器、传感器、电子设备和人之间相互连接和通信的能力，通常通过互联网实现。IoT 在这项技术中发挥着关键作用。

(2) 信息透明度——在产品生命周期的不同制造阶段，通过使用 IoT 和传感器，可生成大量数据。这些数据可用于改进制造流程甚至设计。

(3) 技术辅助——系统能够帮助人类作出决策、解决问题，并避免人类执行繁重或不安全的任务。

(4) 分散决策——网络物理系统具有自主性，可以分散决策，只需要人类提供最少的协助，且只有在极端情况下才会寻求人类的帮助。

虽然工业 4.0 更多是一种技术愿景，但这一愿景的许多要素都需要数字孪生技术来实现。例如，移动设备、人机界面、智能传感器、数据分析、增强现实技术和 IoT 都是工业 4.0 愿景的关键组成部分。这里需要开发物理系统的虚拟副本。因此可以说，数字孪生技术是成功实现工业 4.0 愿景的先决条件。不过，数字孪生技术是一种包罗万象的系统级技术，而工业 4.0 则更侧重于制造业和工厂基础设施。

1.7 应用

数字孪生必须应用于现实世界，才能发挥作用。数字孪生技术在不同行业的应用已有多个案例。接下来将概述近期文献中提到的其中一些应用。

1.7.1 维护

数字孪生对维护应用很有吸引力，是其主要应用领域之一。文献中有许多数字孪生方法的应用。通常，此类应用可分为以下几部分[68]：

(1) 被动性维护通常涉及紧急情况，如破损或故障。只有在系统故障不会对业务或生活造成重大影响的情况下，才会采用这种维护策略。否则，会造成系统停机、需

要更换系统或人员伤亡等严重后果。

(2) 预防性维护通常是为了减轻被动维护带来的问题。一种积极主动的方法是定期开展维护活动，以避免服务中断。对于重要和/或成本较高的系统，预防性维护优于被动性维护。例如，每6个月检查和保养一次的汽车发生突然故障的可能性要小得多。然而，过度维护资产可能导致成本增加，因为每次定期且通常是强制性的服务都需要支出。许多情况下，预防性维护活动可能给服务公司带来收入，因此，服务公司更倾向于采用这种方法。

(3) 基于状态的维护是指利用系统损毁或偏离正常或基线状态的信息来预测维护活动。通常情况下，基于状态的维护与诊断有关，通过使用传感器测量的阈值和基于人工智能(AI)的新颖性检测方法来发现系统中的异常情况。基于状态的维护的一个主要特点涉及传感器安置、基本数据清洗和阈值监控软件。

(4) 预测性维护包括收集系统使用方面的信息，然后使用基于物理的模型或现象模型来预测剩余寿命。现象模型通常是利用实验数据建立的，常用于模拟复合材料等具有复杂物理特性的材料的降解过程。预测性维护也称为预知性维护，包括预测需要维修的时间点和产品无法安全运行的时间点。预测性维护的目的之一是降低预防性维护的成本。这样可以缩短强制维护的间隔时间，从而降低系统的运行成本。例如，较新的汽车配备了各种传感器，可显示何时需要更换机油、轮胎等，从而减少了例行维护检查的次数。预测性维护的一个重要方面是模型开发，模型可以是分析模型、物理模型或数字模型。这些模型通常会估算系统如何随着时间的推移而损毁，并考虑从传感器套件获得的系统所经历的不同环境条件。研究发现，预测性维护是工业4.0愿景中最重要的研究课题之一。

(5) 规范性维护旨在根据预测优化维护。这种方法是在预测性维护的基础上，为受监控的系统或产品提出行动计划。数字孪生技术的使用使规范性维护获益最大，因为传感器数据的实时可用性可用于开发可更新的系统模型，然后创建适合所考虑的特定系统的行动计划。例如，当规范性维护系统显示有需要时，汽车可以通过互联网与维修店预约，并通知用户。还可以利用模型、传感器和信息处理子系统，以及从互联网上获得的沿途加油站和服务站的信息，告知用户需要改变驾驶习惯、燃料偏好和最佳旅行路线。

通常，数字孪生不用于被动性维护策略，因为这种简单方法侧重于在系统发生故障后对其进行修复。这种情况下，数字孪生可用于事后分析系统故障的原因。如果数字孪生可用于此类系统，则应迅速将维护方法转变为预测性或规范性方法，以避免被动方法造成的大规模中断。

通常，预防性维护计划是在熟悉系统的专家或系统制造商的帮助下制订的。许多情况下，过度维护是出于提高系统安全性或生产率的考虑，这种程序甚至被称为“滥用预防性维护”[68]。经过验证的数字孪生系统可用于制订更好的预防性维护计划。不过，数字孪生系统的验证非常重要，因为使用不准确和未经验证的数字孪生系统会导致伤害性后果。

安装了传感器的系统就像基于状态的监控一样，可以更新数字孪生，并使用预测性维护。在这里，预测模型可以被集成到数字孪生的计算机模拟中。数字孪生可以根据传入的传感器数据，使用估算或机器学习来预测部件或系统的损毁情况。然而，预测模型通常需要历史数据进行校准和验证。维修事件后的系统改进数据必须反馈给数字孪生，使其与物理孪生保持一致。

数字孪生是规范性维护所必需的。在这里，来自传感器的数据不断反馈到数字孪生中，并更新数字孪生中的预测并优化模型，使其与物理孪生保持一致。反过来，数字孪生也能预测系统即将出现的损毁和故障，并提出缓解措施。

要从被动式维护转变为规范性维护，就必须通过传感器、系统建模能力和退化机制，根据传感器数据更新模型所需的估算和信息处理，并在最后进行预测能力开发、校准和验证，大幅提高监控能力。此外，许多预防性维护措施都是监管机构规定的，无论是否具备数字孪生能力，都必须遵照执行。数字孪生技术应被纳入监管和认证流程。

接下来探讨数字孪生在飞机结构寿命预测中的一些具体应用。Tuegel 和他的同事[187]在一篇开创性论文中提出了数字孪生概念，并将其应用于具有特定尾号 25-0001 的飞机。这一重要想法增加了特殊性，并彰显了数字孪生与通常适用于特定飞机所有样本的建模的不同之处。这架物理孪生 25-0001 有一个数字孪生 25-0001D/I，该数字孪生从飞机的高保真有限元/计算流体动力学模型开始。数字孪生模型在几何和制造细节方面应尽可能逼真，并应包括 25-0001 这一特定物理孪生模型的任何异常情况。数字孪生飞机接受“载荷、环境和使用因素”的概率输入。数字孪生模型使用损伤模型来承受使用过程中的损伤。然后创建名为 25-0001D/A 的第二个数字孪生模型，并与飞机上的传感器系统相连接。例如，记录飞机飞行时的加速度、温度和压力读数，并反馈给 25-0001D/A 的结构模型。然后，系统使用贝叶斯统计方法定期更新 25-0001D/I，以反映飞机 25-0001D/I 的实际使用情况。可以看到，这个在 2011 年被作为概念提出的想法仍然非常有用。如今，可以将 25-0001D/I 视为基准物理模型或基于数据的模型，它与物理孪生模型同时诞生，但只存在于虚拟世界中。由于互联网和云计算允许持续的传感器测量、数据处理、估算和反馈，随着时间的推移，这种基准模型会逐渐演变为数字孪生模型 25-0001D/A。数字孪生将携手物理孪生一同发展。

Tuegel[187]使用以下技术来开发用于预测飞机寿命的数字孪生模型：

- (1) 多物理场建模
- (2) 多物理场损伤建模
- (3) 集成系统模型和损伤模型
- (4) 不确定性量化、建模和控制
- (5) 大型共享数据库的操作
- (6) 高分辨率结构分析能力

显然，这些技术挑战对于将数字孪生概念用于飞机结构维护仍然至关重要。本书后续章节将讨论这些领域。

1.7.2 制造业

数字孪生在智能制造领域的应用潜力巨大。Shao 和 Helu[172]列举了 3 个例子。

(1) 可以开发“机器健康孪生”来监控制造设备的状况，并预测设备的故障和潜在故障。根据获得的数据和随后的数据分析，机器有可能采取行动改善自身状况。

(2) 可以开发“调度和路由孪生系统”，从生产设备和 ERP(企业资源规划)等车间系统收集数据。然后对这些数据进行分析，评估生产系统的当前状态，预测库存、客户需求 and 资源的波动。数字孪生系统可以帮助缩短周期、优化资源和降低库存成本。

(3) “调试孪生”可以利用在调试期间通过监控新设备性能收集到的数据来促进系统优化。最近发布了一篇关于数字孪生技术在制造业中的应用的综述论文；该论文通过仔细研究该领域的文献，发现了数字孪生的以下几个关键应用主题[50]。

- 支持生产系统管理
- 监控和改进生产流程
- 支持机器流程的生命周期
- 提高生产系统的灵活性
- 执行维护
- 在人与机器人的互动中提供安全帮助
- 设计机器
- 评估基于云的数字孪生的性能

可以看到，使用数字孪生技术能够改善制造业的许多方面。Haag 和 Anderl[89]在制造业中开发了一个数字孪生的具体实例。他们创建了一个弯曲梁试验台来演示数字孪生概念。物理孪生包括夹在两个线性执行器之间的弯曲梁；还将两个称重传感器集成到一侧的夹具中，以测量由此产生的力。位移根据两个线性执行器的位置差计算得

出。因此，物理系统是一个广为人知的机械系统，其材料和几何特性以及传感器测量数据均可知，只需要通过建模简单地开发数字孪生系统即可。我们使用弯曲梁的 CAD 模型开发了基准数字孪生系统。然后，物理孪生体和数字孪生体通过允许物联网连接的信息协议进行连接。这样，物理孪生体便能通过互联网将测量到的位移和力值传递给数字孪生体，而数字孪生体则通过有限元模拟进行自我更新。这个试验台简单阐释数字孪生的概念，并可扩展到飞机机翼等更复杂的系统。

1.7.3 智慧城市

数字孪生概念已被应用于智慧城市的管理[164]。这项技术的一个主要特点是使用三维可视化模型。早期的工作涉及建筑物的可视化，而新的工作则侧重于利用三维模型获取城市景观信息。例如，城市数字孪生模型可以指导太阳能电池板的未来部署，以优化可再生能源的使用。语义三维城市模型根据逻辑(而非图形因素)将对象分解成多个部分。通过对芬兰赫尔辛基市的研究，作者[164]能够向所有利益相关者提供开放的能源数据。城市模型是使用 City GML 开发的，其中 GML 是一种地理标记语言。所开发系统提供的部分信息如下：

- (1) 太阳能发电潜力和太阳能电池板的合适位置。
- (2) 屋顶的热量损失。
- (3) 绿色屋顶的潜力(现有的和未来的)。

这些目标显然与缓和气候变化和提高城市能源效率的更大目标息息相关，而这正是可持续发展的核心。

过去的数据来自数据目录数据集；现在的数据来自 IoT 传感器；系统的未来则由数字孪生预测。作者[164]提到“在智慧城市概念中，数字孪生可以是一个特定的街区或区域”。数字孪生允许用户测试各种场景，如某地车辆限速对噪声水平或空气质量的影响。智慧城市数字孪生有大量来自众多传感器的高速数据，而输入和输出之间的关系并不是先验已知的。因此，机器学习可用于开发智慧城市的数字孪生系统。

在复杂系统中部署数字孪生系统时，软件起着关键作用。例如，存储在 MS Excel 或 pdf 文件中的数据(只有一个城市部门可以使用)可以合并成数字孪生。亚马逊网络服务(AWS)等软件在促进云端数字孪生的开发过程中发挥着重要作用。这类软件系统包括存储、计算、AI 和机器学习、IoT 等功能。实际系统的数字孪生实施大多数由 AWS、Microsoft Azure 等软件指导。第 2 章将回顾这些软件和其他计算方面的内容。之后几章将主要讨论数字孪生的数学建模和机器学习，并以动态系统为例进行说明。不过，要在现实世界中实现数字孪生技术，必须了解计算机方面的知识。

