



ELSEVIER

Contents lists available at ScienceDirect

Engineering

journal homepage: www.elsevier.com/locate/eng



Research
Intelligent Manufacturing—Article

数字孪生增强的复合材料质量预测

王雨澄^a, 陶飞^{a,*}, 左颖^b, 张萌^c, 戚庆林^d

^a School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China

^b Research Institute for Frontier Science, Beihang University, Beijing 100191, China

^c Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China

^d School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University, Beijing 100191, China

ARTICLE INFO

Article history:

Received 29 March 2022

Revised 7 July 2022

Accepted 24 August 2022

Available online 11 January 2023

关键词

数字孪生
质量预测
复合材料
耦合场

摘要

复合材料以其优异的性能被广泛应用于许多领域。复合材料的质量缺陷会导致其构件的性能下降,成为潜在的事故隐患。当前国内外研究者通常采用实验或仿真的方法对复合材料的质量进行预测。然而,由于固化环境的不确定性和对动态、静态特征考虑不全面,因此难以准确预测复合材料的质量。为了解决这一问题,本文首先建立了复合材料的数字孪生(DT)模型,然后通过实现静态热压罐DT虚拟模型与可变复合材料DT虚拟模型的耦合,完成复合材料固化过程数字孪生模型的构建。基于该固化过程模型,生成模拟数据来增加动态特征,从而提高质量预测的准确性。最后基于获取的数据,使用极限学习机(ELM)构建复合材料质量预测模型,并通过结果分析验证了所提方法的有效性。

© 2023 THE AUTHORS. Published by Elsevier LTD on behalf of Chinese Academy of Engineering and Higher Education Press Limited Company. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

1. 引言

复合材料凭借其优异的力学性能和轻量化等优势被广泛运用到多个领域[1]。其中,树脂基复合材料以其高强度和比刚度,以及可设计性强以便于大面积复杂制件整体成型等优良特性,在航空航天等高科技领域得到了广泛应用。复合材料的微观结构是一个复杂的多相体系。由于其组分的多样性和各项异性,在制造过程中也存在工艺的不稳定性,因此固化过程后的质量具有随机性的特征[2]。因此复合材料的质量缺陷难以避免,如由固化过程参数控制不当导致的分层、空隙、开裂、弯曲等形变。复合材料质量的缺陷将导致其构件承载能力大幅下降,成为重大事

故的隐患[3]。

针对这一问题,当前的生产者主要通过以下两种方法进行解决。第一种方法是针对产品质量,对生产过程的各个阶段进行研究和分析,通过改进过程参数和工艺进行质量的保证和控制。第二种方法是基于人工经验,在正式生产之前多次进行试生产,并对控制参数进行优化[4]。这些方法在一定程度上提升了复合材料的整体质量。然而,复合材料固化过程涉及多个物理场,机理较复杂。这些方法过于依赖经验,缺乏科学、系统的理论指导,对生产数据的利用率很低,最终导致这些方法的实施效果无法满足生产需求。

热压罐由于罐内均匀的温度、压力场以及成型环境稳

* Corresponding author.

E-mail address: ftao@buaa.edu.cn (F. Tao).

2095-8099/© 2023 THE AUTHORS. Published by Elsevier LTD on behalf of Chinese Academy of Engineering and Higher Education Press Limited Company. This is an open access article under the CC BY license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

英文原文: *Engineering* 2023, 22(3): 23–33

引用本文: Yucheng Wang, Fei Tao, Ying Zuo, Meng Zhang, Qinglin Qi. Digital-Twin-Enhanced Quality Prediction for the Composite Materials. *Engineering*, <https://doi.org/10.1016/j.eng.2022.08.019>

定等优点, 已经成为复合材料完成固化成型过程的重要设备。在成型过程中, 树脂和纤维经过一定时间的高温高压固化流程, 成为先进复合材料[5]。在这一过程中, 升温速度、升温时间、加压时间、加压速度等是影响复合材料质量的关键因素。

复合材料成型工艺的质量, 一般使用随炉试件的检查来验证, 被检查的参数包括复合材料的剪切强度、弯曲强度和模量等指标[6]。若能保证和控制复合材料的产品质量, 则可以根据分析结果及时改善固化工艺, 提高产品质量, 降低生产者的成本, 因此研究复合材料固化质量预测技术具有实际意义。

当前复合材料质量预测的方法主要有试验法和模拟仿真法[7], 这两类方法在一定程度上能够预测复合材料的质量。然而, 这两类方法仍然存在依赖经验、预测周期长、成本高、未考虑固化过程中耦合物理场等问题, 导致当前复合材料质量预测精度差。

目前, 由于设备的复杂性, 基于机理模型对产品质量进行预测较困难。生产过程中的不确定性和扰动也未被反映在模型中。因此, 数据驱动的产品质量预测方法成为了研究者关注的焦点[8]。然而, 由于数字化程度不高或极端采集环境等情况, 可能导致生产过程中的数据采集不足, 无法支持预测模型的构建。国内外研究者对固化过程的物理和化学变化进行了仿真和计算[22]。但大多数仿真情况下, 假设的固化环境与生产现场不规则的温度压力场不一致, 因此这些研究无法满足复合材料固化模型的准确性和个性化需求。

数字孪生技术受到了国内外研究者的关注并在一些领域得到了应用, 数字孪生可以创建物理设备的实体, 通过构建设备虚拟模型来模拟和预测设备运行状态[9]。在构建孪生模型的过程中, 可以将复杂抽象的过程用多维模型、多类参数进行表征, 解决当前方法缺乏科学、系统理论指导的问题。同时在数字孪生模型运行的过程中将产生大量的数据, 这些数据在改善并预测产品质量, 以及生产决策过程中发挥重要作用, 有效提升了复合材料生产过程中的数据利用率。

为了全面精确考虑复合材料固化过程对复合材料质量的影响, 本文提出一种数字孪生增强的数模融合方法。通过热压罐数字孪生模型运行提供复合材料的固化环境, 基于实时采集和仿真补充的数据修正模型的装配偏差。

本文组织结构如下: 第2节介绍了复合材料产品质量预测、数字孪生理论及其应用的相关研究工作; 第3节介绍了一种复合材料质量预测方法; 在第4节中展示了基于多维数据融合的复合材料固化过程数字孪生模型的构建过

程; 第5节对实验结果进行对比分析, 得出结论, 体现了该方法的优越性; 第6节使用极限学习机(ELM)训练复合材料质量预测模型, 并验证了该方法的有效性; 第7节对本文进行了总结, 并提出了未来的研究方向。

2. 相关研究工作

本文主要针对复合材料固化过程, 构建热压罐及复合材料数字孪生模型, 融合孪生数据用于构建固化过程模型并生成固化结果数据, 最后训练复合材料质量预测模型。因此以下几个方面的工作需要考虑: 产品质量预测方法、复合材料质量预测和数字孪生理论及应用。

2.1. 产品质量预测方法

有效的产品预测是质量控制的重要前提。为了实现基于预测的产品质量控制与优化, 国内外研究者已经开展了产品质量预测算法的研究。当前的研究主要是基于机理模型和数据驱动两种方法[10]。

基于机理模型的产品质量预测方法主要适用于工艺参数与质量特征数学关系明确的场景, 不需要大量的历史数据训练模型。如建立刀具磨损与质量退化影响的交互模型, 并通过贝叶斯框架在线更新刀具剩余寿命, 以准确预测多阶段制造过程中刀具剩余寿命对质量的影响[11]。然而这类方法的局限性较大, 仅适用于制造机理简单的场景, 此外, 模型的泛化能力不足。

数据驱动的产品质量预测方法无需明确的数学关系表达式, 通过大量的历史数据来训练模型。如应用随机森林算法对钢铁行业生产过程的产品缺陷进行质量预测[12]。这类方法对数据的要求较高, 训练过程参数调整较为复杂。

从以上研究内容可发现, 面对生产需求的提升, 产品质量的预测和管控精度要求不断提高, 产品质量预测方法逐渐从难度高的机理、试验法过渡到深度学习等数据驱动的方法。然而, 针对复合材料生产, 其固化过程复杂、抽象的机理模型构建难度很大。员工在生产现场监控生产过程数据, 导致现场采集的数据不足, 无法支撑数据驱动方法的实现, 阻碍了复合装备产品质量预测的应用。

2.2. 复合材料质量预测方法

针对复合材料的质量预测, 当前主要是利用试验法和模拟仿真法。其中, 试验法是在经验和大量试验数据的基础上, 归纳整理得到转换因子、松弛时间, 以及固化度与温度之间的关系, 从而对固化工艺参数进行调整。仿真方

法主要是利用计算机技术和仿真软件进行数值模拟，包括宏观尺度模拟和微观尺度模拟[13]。这些模拟考虑了热源作用下复合材料的温度-压力耦合场效应[14]。

从上述研究可以看出，目前复合材料质量预测方法主要分为机理法和数据驱动法。目前对复合材料固化模拟的研究都是基于稳定和均匀环境的假设，与实际情况不相符。此外，机理法无法处理模型中的不确定性和扰动。由于数据样本不足，数据驱动的方法在复合材料固化领域并不常见。除了复合材料内部热源的影响外，外部不均匀的温度场也会对固化过程产生影响，导致预测结果不准确。

2.3. 数字孪生理论和应用

数字孪生技术以多维模型和融合数据作为驱动实现监控、仿真、预测及优化[15]。当前，数字孪生在理论和应用方面都得到了发展，数字孪生车间、数字孪生五维模型等理论有效指导了数字孪生技术的落地应用。

此外，基于数字孪生的故障预测、车间生产调度、关键参数计算、生产运行优化等也逐步实现[16]。例如，采用多体动力学形式，建立了直升机动力学系统的数字孪生模型，计算了直升机各机械部件承受的全部载荷[17]。构建柔性装配单元的数字孪生坐标，实现人与机器人基于技能的动态任务分配，对任务进行排序[18]。

上述实践表明，目前的模拟方法考虑了固化过程中的耦合场效应，但仍不够全面。数据不足的问题还没有得到解决。数字孪生可以在实际问题中促进数据与模型的交互，提高数据利用率，为解决实际问题提供思路和方法。此外，在构建数字孪生模型的过程中，可以考虑多个物理场的耦合场效应。因此，本文提出了一种数字孪生增强的复合材料质量预测方法。

3. 复合材料质量预测方法

为了解决耦合场效应不清晰、数据不足的问题，本文采用数字孪生作为增强技术，提出了一种质量预测方法，实现了复合材料质量的准确预测。本节首先介绍了复合材料加工工艺的基本情况，提出了复合材料质量预测的构建框架，然后介绍了本文的研究基础和前期工作。

3.1. 复合材料加工工艺

复合材料的生产流程如图1所示，包括预浸料的生产、预浸料的覆盖和固化。预浸料的生产 and 叠加是相对成熟的，主要涉及参数的控制和材料的选择。但固化过程耗时较长，复合材料的固化环境是通过热压罐参数调节间接控制的。在固化过程中，物理反应和化学反应同时发生。因此，固化工艺对复合材料的质量影响最大，这也是本文研究的主要过程。

3.2. 复合材料质量预测模型构建框架

复合材料质量预测方法如图2所示。首先，基于数字孪生五维模型理论，建立了热压罐和复合材料的虚拟模型；考虑复合材料的种类和固化的个性化需求，本文提出的方法以静态热压罐数字孪生虚拟模型和可变复合材料数字孪生虚拟模型为基础。通过多维数据融合的方式将上述模型进行耦合并构建固化过程的数字孪生模型。通过该模型的运行仿真得到了理想无扰动状态下复合材料的质量参数。但实际的固化工艺存在模型与设备的偏差，同时也没有考虑时间动态特性。例如，设置期望风速为 $V1$ ，则模拟风速的输入参数为 $V1$ ，实际风速为 $V2$ 。电路老化和刀片磨损可能使 $V2 < V1$ 。这些偏差会降低预测结果的准确性。

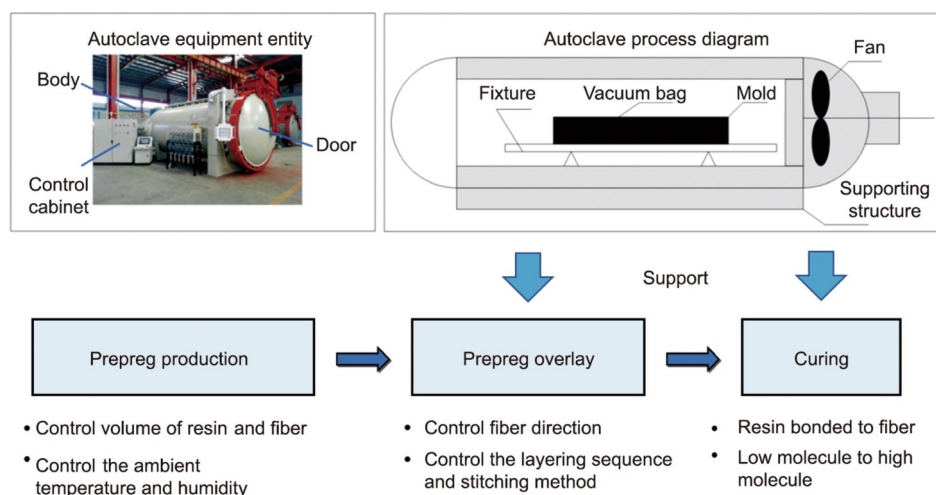


图1. 复合材料生产流程。

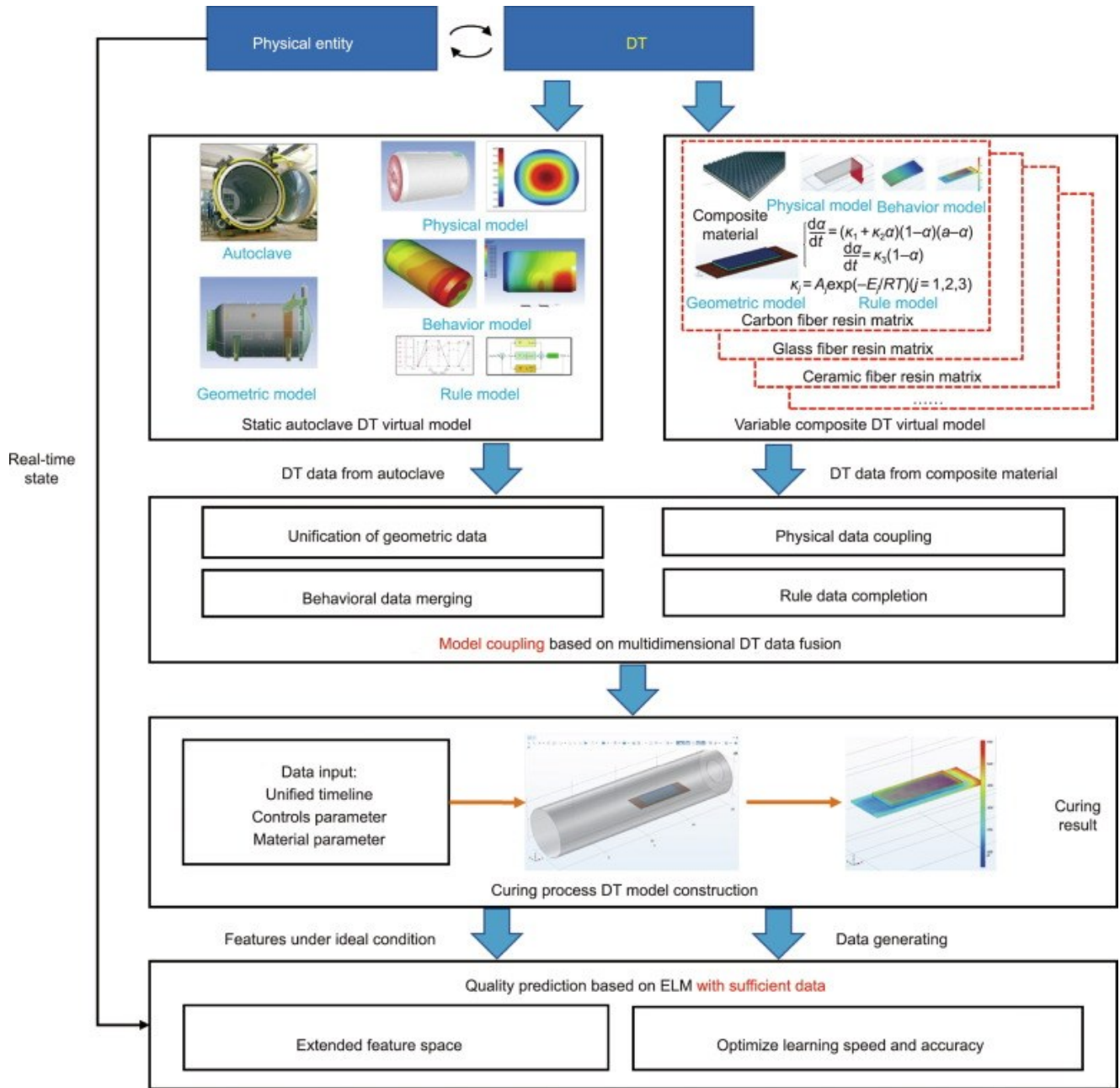


图2. 复合材料质量预测方法。

因此，需要建立固化环境与复合材料质量直接相关的预测模型。利用固化过程数字孪生模型，可以计算出同一位置的温度参数。因此，生成的数据将补充模型中缺乏的动态偏差特征并为质量预测模型的训练提供支持。训练后的预测模型能够准确预测复合材料的质量。

3.3. 前期工作和研究基础

前期作者团队针对故障数据不足的问题，已经构建并验证了热压罐的数字孪生模型，用于模拟故障行为以补充故障数据样本[19]。首先，在充分知悉热压罐运行机理和设计图纸的基础上，建立了热压罐数字孪生虚拟模型。基

于虚拟模型，将抽象的故障行为转化为控制参数的变化。然后通过软件工具将参数输入到模型中，运行虚拟模型来补充不足的故障数据。这些前期工作有助于本文在虚拟模型构建和数据生成方面的研究。

4. 基于多维数据融合的固化过程数字孪生模型构建

本节在热压罐虚拟模型构建完成的基础上，首先构建复合材料的数字孪生虚拟模型，然后对热压罐和复合材料

的数据进行多维度融合,挖掘热压罐参数控制与复合材料固化结果的关联关系。在融合数据的基础上,构建复合材料固化成型孪生模型。

4.1. 复合材料虚拟模型构建

根据3.2节提出的方法,不同种类的复合材料对方法的实施没有影响。本文选取了最常见的碳纤维树脂基复合材料作为研究对象。考虑仿真的计算量和时间,本文对复合材料表面的纹理进行了简化,与仿真结果相关性较小。基于数字孪生五维模型理论,从多维度构建碳纤维树脂基复合材料的虚拟模型,为后续数据融合提供支持。本文构建的复合材料数字孪生虚拟模型主要考虑几何模型和物理模型,很少涉及行为模型和规则模型。

本文使用COMSOL Multiphysics 5.6作为建模工具,该工具能够快速定义和设置材料参数并通过模拟仿真还原固化过程,通过有限元计算的方法得到固化结果数据。通过边界条件的设置可以实现本研究需要的物理场耦合,因此该工具满足本文研究的需要。本文考虑了固化过程中复合材料层间的相互作用,建立了三层复合材料模型。

几何模型的构建主要关注复合材料的形状、大小、层级连接、装配关系等。在本文中,考虑固化过程中复合材料层级间的相互作用,构建三层复合材料模型,其相应的

参数如表1所示。

物理模型首先关注复合材料构成的物理数据,包括材料特性,即密度、导热系数、杨氏模量、比热容、泊松比等。此外,由于该虚拟模型的目的是仿真固化过程,因此与固化过程相关的热传导、基体放热、内应力、内应变等也需要考虑。物理模型的构建主要通过定义材料参数以及设置边界耦合条件实现,几何、物理模型中的部分材料参数如表1所示。

复合材料虚拟模型如图3所示,考虑复合材料的几何、物理、行为、规则4个维度,为后续的数据融合提供支撑。此外,复合材料的构建流程比较简单,且为机理法构建模型,因此在边界条件设置正确的前提下视为准确的模型。

4.2. 基于虚拟模型的多维数据融合

热压罐及复合材料虚拟模型能够生成描述固化过程的多类数据,通过融合这些数据能够有效地挖掘热压罐参数控制与复合材料固化结果的关联关系,支撑固化过程数字孪生模型的构建。数据融合将从以下几个维度进行:统一几何数据、耦合物理数据、合并行为数据和补全规则数据。

表1 几何、物理模型中的部分参数

| Layer Name | Size and shape | Material | Young's modulus |
|------------------------------|---------------------------------|---------------------------|--------------------|
| Upper/lower resin matrix | 4.00 m × 1.50 m × 0.05 m cuboid | Filled epoxy resin (X238) | {2E10, 2E9, 2E9} |
| Carbon fiber reinforced tape | 4.00 m × 1.50 m × 0.10 m cuboid | Carbon fiber/epoxy | {2E11, 2E10, 2E10} |

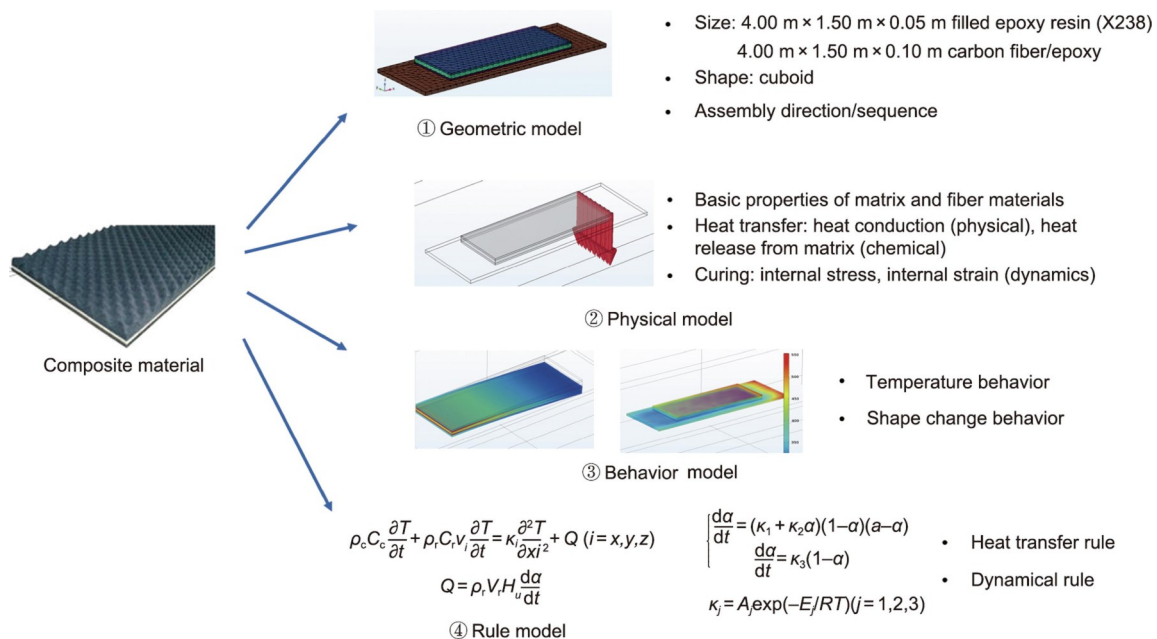


图3. 复合材料虚拟模型。

4.2.1. 统一几何数据

统一几何数据主要分为三个步骤。首先确认固化环境下的尺寸、形状参数。复合材料的尺寸和形状数据前文已经说明，热压罐是长20 m、直径为5 m的封闭圆柱，其热源为一端电热丝（已经抽象为平面热源）。其次确定对象间的位置和空间关系。由于仿真的是固化过程，因此复合材料位于热压罐内部，通过距离热源和罐壁的距离来确定具体坐标。最后确定对象间的连接和制约关系。复合材料被放置在罐内平台上，即下层基体与平台上表面贴合，这通过控制y轴坐标以及连接边界，设置接触面的热学、力学连接来实现。统一几何数据后的物理实体如图4所示。

4.2.2. 耦合物理数据

耦合物理数据主要分为以下三个步骤。首先确认共同物理参数及目标。热压罐涉及的物理参数为温度、压力和真空度。复合材料涉及的物理参数为温度、压力和应力。共同参数为温度和压力，目标参数为应力。其次确定物理参数作用对象。温度的作用对象为热压罐内部空气、热压罐内部平台以及复合材料。压力作用对象为热压罐内部平台、复合材料。应力作用对象为复合材料。最后建立物理参数间的耦合关系。传热耦合关系为热压罐空气-平台-复合材料。应变耦合关系为温度场中的应力变化。

基于传热传质和固化反应的放热过程如公式1所示，固化动力学方程如公式2所示，黏度方程如公式3 [20]所示。其中公式1和公式2之间通过温度 T 和固化度 α 耦合，公式1和公式3通过温度 T 和黏度 μ 耦合，公式2和公式3通过固化度 α 和黏度 μ 耦合。因此在固化仿真的有限元计

算中，通过温度 T 、固化度 α 、黏度 μ 三个关键参数的变化和统一，实现物理数据的耦合。

$$\rho_c C_c \frac{\partial T}{\partial t} + \rho_r C_r v_i \frac{\partial T}{\partial t} = k_i \frac{\partial^2 T}{\partial x_i^2} + Q(i=x,y,z) \quad (1)$$

$$Q = \rho_r v_i H_u \frac{d\alpha}{dt}$$

$$\frac{d\alpha}{dt} = (k_1 + k_2 \alpha)(1 - \alpha)(a - \alpha)$$

$$\frac{d\alpha}{dt} = k_3(1 - \alpha) \quad (2)$$

$$k_j = A_j \exp\left(-E_j/RT\right) (j=1,2,3)$$

$$\mu = \mu_\infty \exp(U/RT + K\alpha) \quad (3)$$

式中， ρ 表示密度； C 表示比热容； v 表示树脂流体的速度； k_i 和 K 表示与温度有关的常数； Q 表示放热量； T 表示热力学温度； t 表示时间； α 表示固化程度； μ 是黏度； H_u 、 U 、 R 是黏度相关的常数； r 和 c 分别代表树脂和碳纤维； a 、 k_j 、 A_j 和 E_j 表示阿伦尼乌斯方程中的常数。

4.2.3. 合并行为数据

合并行为数据主要分为以下三个步骤。首先确认合并行为。热压罐的行为包括升温、保温、升压和保压。复合材料的行包括升温、保温和固化。因此合并的行为是升温、保温，目标行为是固化。其次确定合并方式。在时间上统一时间轴，共用一个输入时间。空间上基于耦合共用一个温度场。最后确定合并后行为，合并后的行为是统一时间、温度场下的复合材料固化行为，该行为通过温度分布和应力分布来表征。合并行为数据后的复合材料固化结果如图5所示。

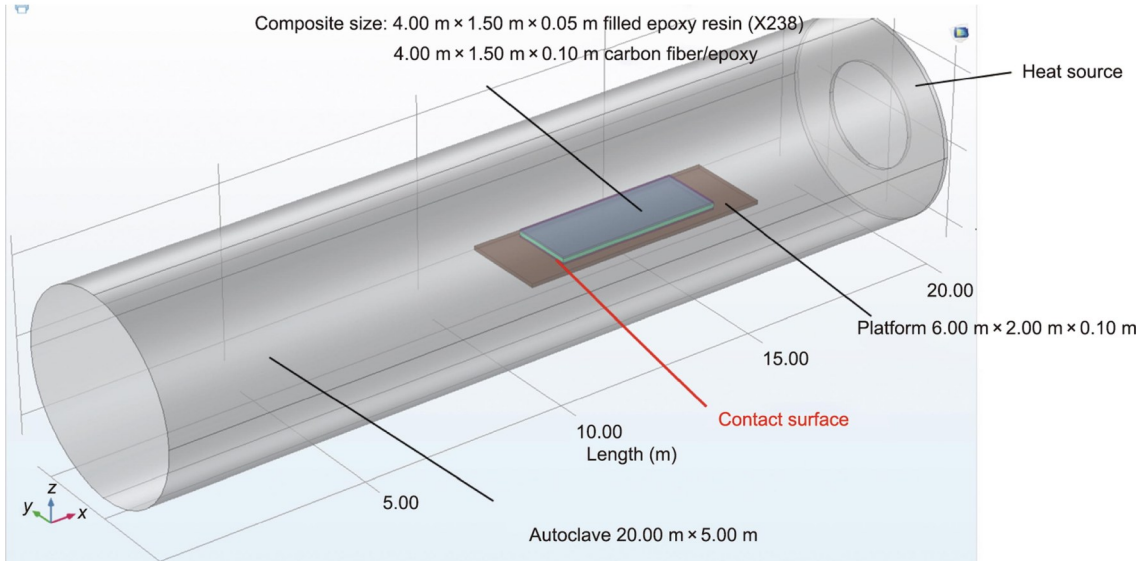


图4. 统一几何数据后的物理实体。

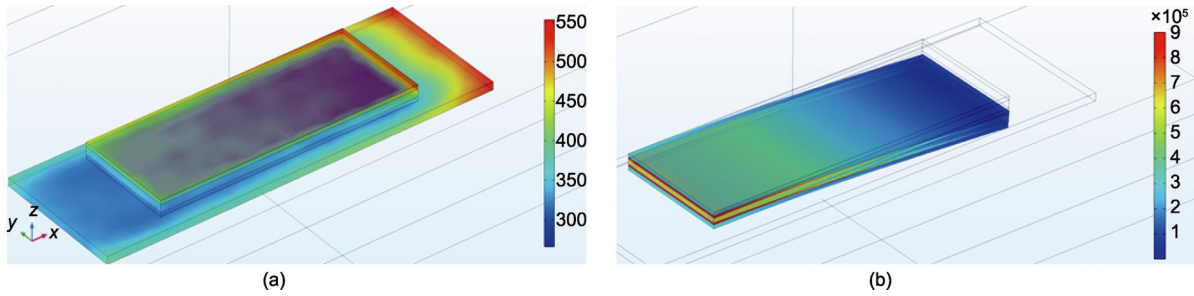


图5. 合并行为数据后的复合材料固化结果。(a) 固化后温度分布；(b) 固化后压力分布。

4.2.4. 补全规则数据

补全规则数据主要在考虑热压罐和复合材料各自规则的基础上，补全融合后的规则，在本文中包括热压罐边界条件、复合材料边界条件、连接规则等。

4.3. 固化过程数字孪生模型构建

本文将复杂的固化过程分解为进行前、进行中和进行后三个阶段。基于多维度融合数据，分别对三个阶段的固化过程孪生模型进行构建。

首先是固化过程进行前阶段。实际固化过程中，需要确定复合材料的种类和位置，热压罐的温度、压力、真空度的控制方案，风机的功率等参数。而在固化虚拟模型中，基于融合数据，将这些参数进行转化并输入虚拟模型中。例如，用相对坐标表示位置，用输入热功率表示热压罐温度的控制方案，用罐内层流的速度表示风机功率等。

其次是固化过程进行中阶段。实际固化过程中，在电热丝和风机的作用下，罐内空气的温度逐渐上升并呈均匀分布。复合材料在高温高压的环境下温度升高并进行热传递。该热传递是物理现象，包括热传导、热辐射和热对流。

此外，复合材料也产生化学反应，这将导致基体放热情况的出现。而在固化虚拟模型中，基于耦合物理数据，将实际固化过程进行中阶段用瞬态流体及固体传热、湍流模型、热膨胀等耦合物理场表示。利用有限元计算的方法，得到实际固化过程中罐内空气、复合材料等要素的状态参数。

最后是固化过程进行后阶段。实际固化过程中，采取试件的方法，检测固化后复合材料的力学性能。而在固化虚拟模型中，对复合材料施加法向的外部载荷，计算其应力分布。将外部载荷不断提高，复合材料的形变也不断增大直至断裂。在这个过程中，得到复合材料的表面最大剪应力数据。构建的固化过程孪生模型如图6所示。

基于固化过程数字孪生模型运行，首先补充了不充足的生产工艺数据；其次，由于充分考虑了耦合场效应，使得模拟仿真计算得到的剪应力数据与实际结果较为接近。固化过程数字孪生中的虚拟模型能够在三个阶段真实反映实际过程的状态和特征，即从物理到虚拟的真实映射。此外，固化前的参数输入是对固化过程加工工艺的确认；固化过程中的仿真运行是对实际固化过程中热压罐内部状态

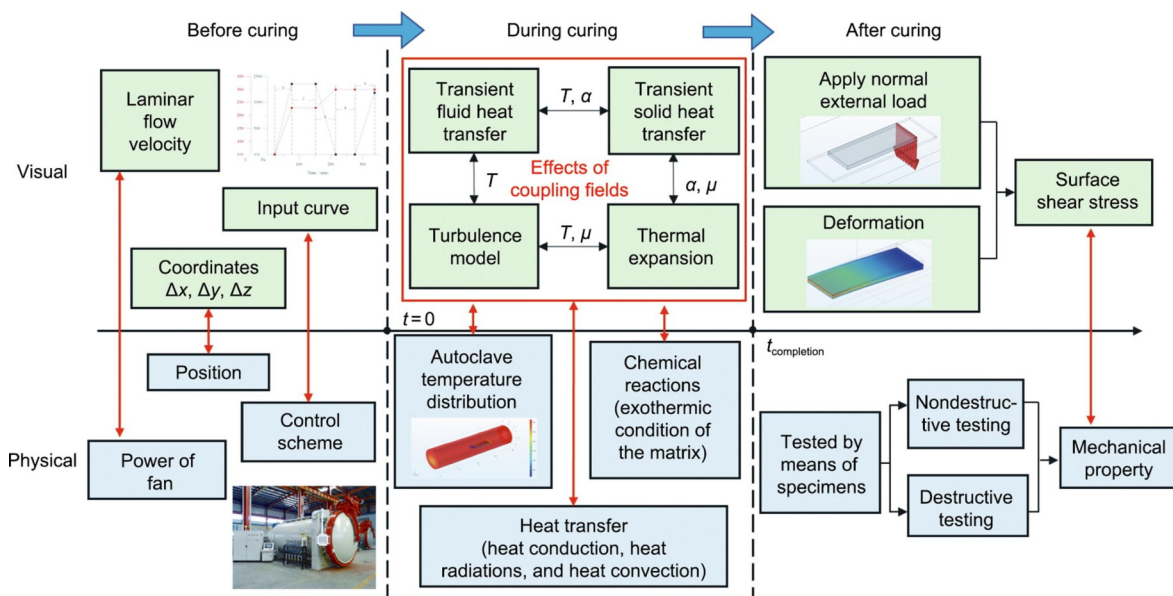


图6. 固化过程数字孪生模型。

的监测，对热压罐的控制起到指导作用。固化后通过对照产品质量、分析固化过程中的数据特征，对固化工艺的优化改进提供支撑，即从虚拟到物理的真实反馈。

5. 实验结果对比和分析

为了验证本文提出方法的优越性，分别基于固化过程数字孪生模型和确定温度场对复合材料的固化过程进行仿真，并对结果进行分析。

5.1. 对比试验思路

对比试验采用相同结构和材料的复合材料，输入的控制参数，如温度、压力、固化时间等完全相同。耦合场下的仿真基于固化过程数字孪生模型，通过给予面热源进行升温。理想场下的仿真则将罐内所有网格作为稳定的点热源。

5.2. 实验结果对比

以其中一组对比试验为例，表2列举了本次对比试验

涉及的部分控制参数。图7是本次对比试验的温度分布。从图中可以发现，基于固化过程数字孪生模型的仿真，由于存在流体-热耦合，温度分布不均匀，而不考虑耦合情况，温度分布即为理想的均匀分布。

基于不同的温度场仿真运行复合材料的固化过程，并对最终固化成型后的复合材料施加相同的边界载荷，计算复合材料上对应的应力。图8为施加相同载荷后，两种情况的形变和受力图。从图中可以明显看到，理想温度场下的复合材料力学特性较均匀，而基于固化孪生模型的复合材料力学特性呈现不规律分布。

表3展示了多次同输入条件下，对比试验的结果及偏差。试验证明基于考虑耦合物理场的固化过程数字孪生模型仿真得到的结果更准确。

5.3. 实验结果分析

经过多次实验发现，耦合场中的复合材料的应力分布在升温的初始阶段会有较为明显的不均匀、不连续现象。该现象发生得非常迅速。图9显示了同样一段时间内，耦合场下与理想场下的复合材料的应力分布变化。因此复合

表2 对比试验中涉及的控制参数

| Material | Thermal power (W) | Fan speed ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$) | Soaking time (s) |
|---|-------------------|--|------------------|
| Filled epoxy resin(X238) and carbon fiber/epoxy | 5000 | 1.2 | 1200 |

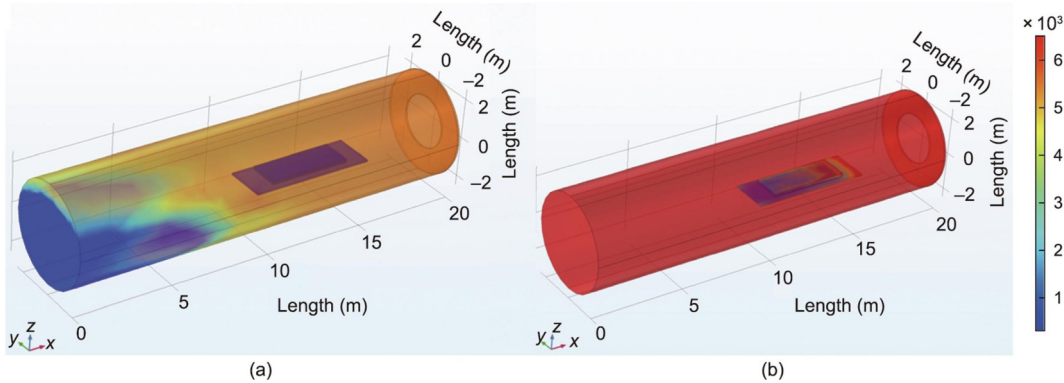


图7. 对比试验中的温度分布。(a) 耦合场作用下的温度分布；(b) 理想均匀温度分布。

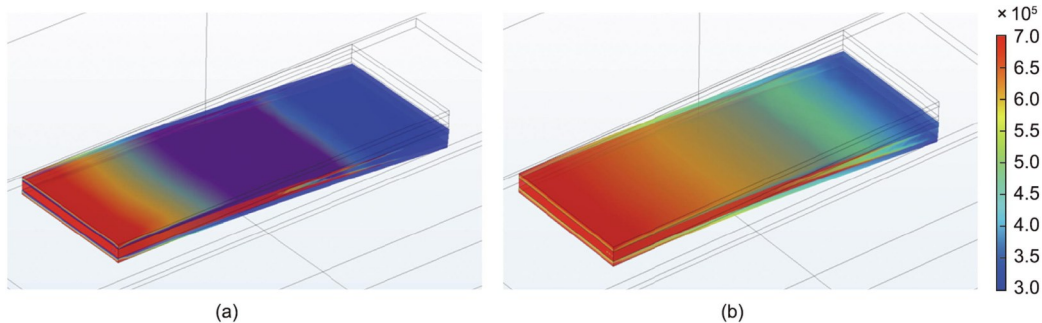


图8. 对比实验中的应力分布。(a) 耦合场作用下的应力分布；(b) 理想温度场作用下的应力分布。

表3 对比实验结果

| | Actual value | Coupled field | Ideal field |
|-----------------------|--------------|---------------|-------------|
| Shearing strength kpa | 2864.3 | 2915.9 | 2931.2 |
| Deviation | - | 1.8% | 2.4% |

材料在升温阶段的应力分布是造成仿真结果差异的原因之一。

如图9 (b) 中的红圈所示, 耦合场作用下的应力分布和理想温度场作用下的应力分布存在明显不同。结合复合材料固化过程的机理, 进一步分析可以得到以下结论: 复合材料结构在高温固化成型过程中, 由于材料的热胀冷缩效应、基体树脂的化学反应收缩效应, 以及复合材料与成型所用模具材料在热膨胀系数上的显著差异, 在室温下的自由形状与预期的理想形状之间会产生一定程度的固化变形。在耦合场下, 温度场不均匀, 尤其是在升温阶段, 这样的不均匀导致复合材料产生固化变形。这种固化变形导致复合材料内部存在自相平衡的残余应力, 最终导致复合材料的力学性能发生变化。在理想温度场下, 固化变形和残余应力造成的影响被极大地消除了。

6. 基于极限学习机的复合材料质量预测模型构建

通过运行复合材料固化过程数字孪生模型可生成不同状态下的数据样本。该数据样本包括固化工艺环境参数和

复合材料质量参数。数据样本将用于复合材料质量预测模型的训练, 调用方法是将固化过程的时序参数输入到预测模型中, 从而输出复合材料质量的预测值。在某复合材料加工车间的支持下, 本文使用实际采集到的数据作为测试集, 该数据集包含 50 组数据。

本节的目的是挖掘固化过程中的状态参数与复合材料质量结果的关联关系。需要构建一个多对一的映射。本文涉及的参数如表4所示, 所涉及的参数范围较少, 因此选用浅层神经网络。作为一种简单高效的单隐含层前馈神经网络, 极限学习机随机选择网络的输入权值和隐含层偏置, 通过解析计算得到隐含层输出权值。与传统的基于梯度下降的训练算法相比, 它凭借快速的学习速度和较少的人为干预的优势而被运用到多个领域[21]。本节也将选用极限学习机作为复合材料质量预测模型构建过程中的学习算法。

经过对实际采集数据和仿真数据的处理, 共有 160 组数据 (50 组实际数据和 110 组仿真数据) 被用于复合材料质量预测模型的训练和测试。编号为 1~50 的数据是实际采集到的经过清洗和过滤的数据, 编号为 51~160 的数据是模拟生成的。不使用仿真数据的试验使用编号为 1~20 的数据作为测试集。从 21~50 的数据是训练集。部分数据如表5所示。

为了避免隐含层节点数量经验公式的失效, 本文设置较大的隐含层节点数目选择范围, 计算训练集的均方误差, 选择均方误差最小的节点数作为实际使用的隐含节点

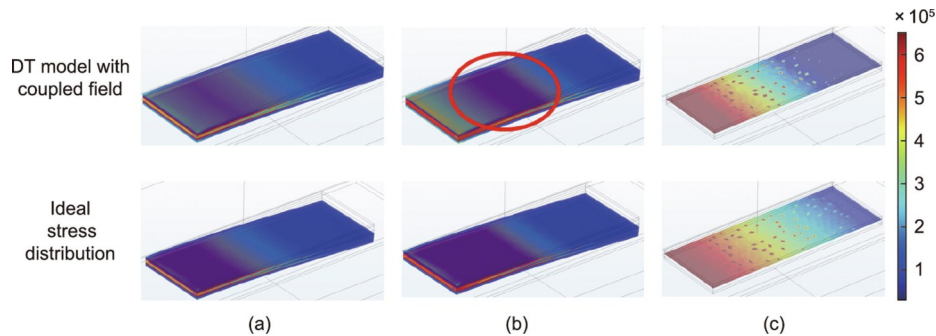


图9. 复合材料应力分布对比。(a) 固化4 min 表面应力分布; (b) 固化8 min 表面应力分布; (c) 固化8 min 水平截面应力分布。

表4 预测模型训练参数

| Parameter symbol | Parameter meaning | Parameter symbol | Parameter meaning |
|------------------|--|------------------|--|
| T_{aas} | Average temperature of the above surface | T_{alch} | Average temperature of longitudinal section (close to heat source) |
| T_{als} | Average temperature of the lower surface | T_{alfh} | Average temperature of longitudinal section (far from heat source) |
| T_{aac} | Average temperature of the above contact surface | P_{as} | Average pressure of the surface |
| T_{alc} | Average temperature of the lower contact surface | C_{dh} | Relative coordinates of the heat source distance |
| T_{smax} | Maximum surface temperature | C_{dw} | Relative coordinates of the wall distance |
| T_{smin} | Minimum surface temperature | S_s | Shearing strength |

数。本文设置的隐含层节点数范围为20~50，最终计算得到结果是当隐含层节点数为49时，均方误差最小，最小均方误差为0.036908。

复合材料质量预测模型的预测结果如图10所示。该结果的预测误差如表6所示。

表5 部分训练和实验数据

| Parameter | Data number | | | | |
|------------|-------------|---------|---------|---------|---------|
| | 1 | 10 | 60 | 100 | 160 |
| T_{aas} | 335.20 | 338.60 | 348.30 | 344.00 | 342.40 |
| T_{als} | 317.75 | 323.50 | 315.75 | 322.00 | 321.50 |
| T_{aac} | 286.2 | 292.1 | 288.4 | 290 | 286.2 |
| T_{alc} | 271.9 | 275 | 272.9 | 272.3 | 274.6 |
| T_{smax} | 344.5 | 354.1 | 349.6 | 353.7 | 349.3 |
| T_{smin} | 262.3 | 261.7 | 274.6 | 272.2 | 272.5 |
| T_{alch} | 336.1 | 342.6 | 347.8 | 350.5 | 344.1 |
| T_{alfh} | 287.3 | 291.7 | 287.7 | 289.0 | 289.0 |
| P_{as} | 1059.0 | 1063.1 | 1060.6 | 1062.7 | 1059.4 |
| C_{dh} | 7.6 | 5.0 | 5.4 | 4.1 | 6.8 |
| C_{dw} | 4.9 | 2.8 | 3.5 | 3.7 | 3.8 |
| S_s | 2934.25 | 2978.25 | 2859.75 | 2877.00 | 2857.25 |

Note: The unit of the temperature-related parameters is Kelvin degree K, the unit of the pressure parameters and shear strength is kPa, and the unit of the relative coordinates is meter.

表6 模型预测误差

| Error analysis index | With generated data | Without generated data |
|---------------------------------------|---------------------|------------------------|
| Mean square error (MSE) | 1456.4906 | 7084.1313 |
| Root mean square error (RMSE) | 38.1640 | 225.4842 |
| Mean absolute percentage error (MAPE) | 9.5804% | 17.4503% |
| Correlation coefficient R | 0.75513 | -0.1879 |

本节实现具体案例的主要目的是从方法完成的角度验证本文提出的模型-数据融合驱动方法是否可行。预测模

型的训练过程可以通过补充特定的复合材料固化数据样本来实现。因此，本方法具有补充特定的复合材料数据样本，支撑质量预测模型训练，从而结合静态模型提高质量预测结果准确性的优势。

从上述结果分析可以看出，基于固化过程数字孪生模型生成的数据可以有效支持复合材料质量预测模型的训练。与无仿真数据的情况相比，预测精度有所提高。

7. 结论与展望

针对当前复合材料质量预测方法存在的问题，基于复合材料质量预测的需求，提出了一种数字孪生增强的复合材料质量预测方法。基于作者团队前期建立热压罐数字孪生模型方面的工作，针对现有方法的不足，本文提出的方法结合了模型和数据的优点，主要贡献如下：

(1) 提出了一种热压罐模型与复合材料模型的耦合方法。所提出的模型数据融合驱动框架适用于多种类型的复合材料。

(2) 充分考虑耦合场的作用机理，热压罐数字孪生模型提供了复合材料固化过程的环境参数，这些参数与实际不规则的温度和压力分布相对应。基于固化过程数字孪生模型运行补充了正常工况下的数据样本。

(3) 使用数据驱动方法，有效弥补了模型缺乏偏差特征和动态变化特征这一缺陷，提升了预测准确度。

然而，该工作仍然存在一些缺陷，需要通过未来工作进一步解决。首先，本文选择的复合材料为简单的单种基体、单种强化剂的三层架构。而当前应用较广的复合材料大部分为多材料、多层次的复合材料。后续需要针对复杂结构的复合材料进行数字孪生虚拟模型构建的深入研究。其次，为了仿真工作的快速、顺利进行，本文对复合材料表面的纹路进行了简化。这种结构上的变化一定程度上影

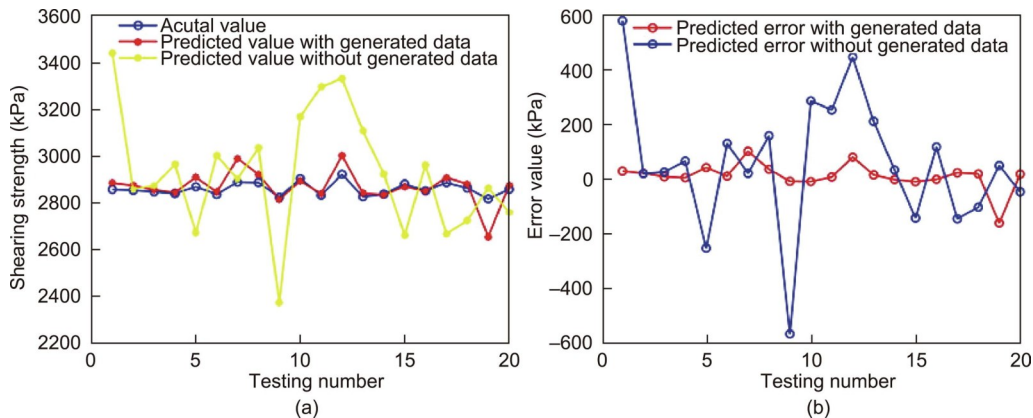


图10. 复合材料质量预测结果。(a) 预测值与实际值对比；(b) 模型预测误差对比。

响了复合材料质量的仿真结果。未来需要在复合材料虚拟模型构建的精度上投入更多的工作。最后，复合材料的生产存在多批次、小批量的特点。当前构建的质量预测模型仅针对特定材料和特定控制规则的复合材料，在实际生产中的应用潜力较为一般。如何从复合材料的固化过程出发，构建一个适用于多种不同类别的复合材料质量预测模型是未来亟需解决的问题。

致谢

本研究受到国家自然科学基金项目(52120105008和52005024)的支持。

Compliance with ethics guidelines

Yucheng Wang, Fei Tao, Ying Zuo, Meng Zhang, and Qinglin Qi declare that they have no conflict of interest or financial conflicts to disclose.

References

- [1] Singh AK, Bedi R, Kaith BS. Composite materials based on recycled polyethylene terephthalate and their properties—a comprehensive review. *Compos B Eng* 2021;219(15):108928.
- [2] Guo P, Wang Z, Han X, Heng L. Nepenthes pitcher inspired isotropic/anisotropic polymer solid-liquid composite interface: preparation, function, and application. *Mater Chem Front* 2021;5(4):1716–42.
- [3] Omran T, Garoushi S, Lassila L, Shinya A, Vallittu PK. Bonding interface affects the load-bearing capacity of bilayered composites. *Dent Mater J* 2019;38(6):1002–11.
- [4] Kosmatopoulos EB, Papageorgiou M, Vakouli A, Kouvelas A. Adaptive fine-tuning of nonlinear control systems with application to the urban traffic control strategy TUC. *IEEE Trans Control Syst Technol* 2007;15(6):991–1002.
- [5] Abdelal GF, Robotham A, Cantwell W. Autoclave cure simulation of composite structures applying implicit and explicit FE techniques. *Int J Mech Mater Des* 2012;9:55–63.
- [6] Fei L, Deng A, Zhao Q, Duan J. Research on influence mechanism of composite interlaminar shear strength under normal stress. *Sci Eng Compos Mater* 2020;27(1):119–28.
- [7] Kim Y, White S. Stress relaxation behavior of 3501–6 epoxy resin during cure. *Polym Eng Sci* 2010;36(23):2852–62.
- [8] Ren L, Meng Z, Wang X, Zhang L, Yang L. A data-driven approach of product quality prediction for complex production systems. *IEEE T Ind Inform* 2021;17(9):6457–65.
- [9] Tao F, Qi Q. Make more digital twins. *Nat Commun* 2019;573490–1.
- [10] Tao F, Cheng Y ZL, Nee AYC. Advanced manufacturing systems: socialization features and trends. *J Intell Manuf* 2015;28:1079–94.
- [11] Hao L, Bian L, Gebraeel N, Shi J. Residual life prediction of multistage manufacturing process with interaction between tool wear and product quality degradation. *IEEE Trans Autom* 2015;14(2):1211–24.
- [12] Zhang X, Manabu K, Masahiro K, Junichi M, Junji I, Kohhei H. Prediction and causal analysis of defects in steel products: handling nonnegative and highly over dispersed count data. *Control Eng Pract* 2020;95:104258.
- [13] Kim J, Kim H, Lee D. Compaction of thick carbon/phenolic fabric composites with autoclave method. *Compos Struct* 2004;66(1–4):467–77.
- [14] Koutawa Y, Biscani F, Belouettar S, Nasser H, Carrera E. Toward micromechanics of coupled fields materials containing functionally graded inhomogeneities: multi-coating approach. *Mech Adv Mater Struct* 2011;18(7):524–30.
- [15] Tao F, Zhang M. Digital twin shop-floor: a new shop-floor paradigm towards smart manufacturing. *IEEE Access* 2017;5:20418–27.
- [16] Tao F, Zhang M, Liu Y, Nee AYC. Digital twin driven prognostics and health management for complex equipment. *CIRP Ann* 2018;67(1):169–72.
- [17] Guivarch D, Mermoz E, Marino Y, Sartor M. Creation of helicopter dynamic systems digital twin using multibody simulations. *CIRP Ann Manuf Technol* 2019;68(1):133–6.
- [18] Bilberg A, Malik AA. Digital twin driven human–robot collaborative assembly. *CIRP Ann Manuf Technol* 2019;68(1):499–502.
- [19] Wang T, Tao F, Zhang M, Wang L, Zuo Y. Digital twin enhanced fault prediction for the autoclave with insufficient data. *J Manuf Syst* 2021;60(1):350–9.
- [20] Tifkitsis KI, Mesogitis TS, Struzziero G, Skordos AA. Stochastic multi-objective optimisation of the cure process of thick laminates. *Compos Part A Appl Sci Manuf* 2018;112383–94.
- [21] Huang G, Zhu Q, Siew CK. Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks. In: *Proceedings of the 2004 IEEE International Joint Conference on Neural Networks; 2004 July 25–29; Budapest, Hungary*. New York City: IEEE; 2004. p. 985–90.
- [22] Weber TA, Arent J, Munch L, Duhovic M, Balvers JM. A fast method for the generation of boundary conditions for thermal autoclave simulation. *Compos Part A Appl Sci Manuf* 2016;88:216–25.