
FEM

一种数字孪生增强的航空发动机机队协同运维范式

作者：writer 来源：科学网

本文原地址：<https://www.iikx.com/news/progress/29517.html>

本文仅供学习交流之用，版权归原作者所有，请勿用于商业用途！

FEM 一种数字孪生增强的航空发动机机队协同运维范式。 论文标题：A digital twin-enhanced collaborative maintenance paradigm for aero-engine fleet

期刊：Frontiers of Engineering Management

作者：Jiawei REN¹, Ying CHENG¹, Yingfeng ZHANG², Fei TAO

发表时间：21 Dec 2023

DOI：10.1007/s42524-024-0299-z

微信链接：[点击此处阅读微信文章](#)

作者：任嘉伟¹，程颖¹，张映锋²，陶飞^{1,3}

单位：

1. 北京航空航天大学自动化与电气工程学院
2. 西北工业大学机电学院
3. 北京航空航天大学数字孪生国际研究中心国际前沿交叉科学研究院

引用：

Jiawei REN, Ying CHENG, Yingfeng ZHANG, Fei TAO. A digital twin-enhanced collaborative maintenance paradigm for aero-engine fleet. Frontiers of Engineering Management, <https://doi.org/10.1007/s42524-024-0299-z>

文章链接：

<https://journal.hep.com.cn/fem/EN/10.1007/s42524-024-0299-z>

导语：随着航空运输需求的不断增长，对高性能航空发动机机队的协同运维变得尤为重要。数字孪生（Digital Twin）技术能够为航空发动机机队的协同运维提供重要支撑，实现多种要素与资源的协同，以提高航空业整体效率、安全性并降低维护成本。因此，本文提出了一种数字孪生增强的航空发动机机队协同运维范式，并详细分析了其面临的诸多挑战，包括构建复杂的机队数字孪生模型、管理海量的机队孪生数据以及研发针对孪生数据和模型的融合机制和决策方法。克服这些挑战将进一步优化航空发动机机队的维护能力，在满足日益增长的航空运输需求的同时，确保安全、高效和成本效益。

关键词：航空发动机机队；协同运维；数字孪生（Digital Twin）；复杂系统

1.引言

航空业始终引领着科技创新，不断寻求提高航空运输效率、安全性和可靠性的方法。在这些努力中，严密监控和维护航空发动机是现代飞机安全运行的基础。确保航空发动机的处于最佳性能不仅对商业航空公司至关重要，还关系到每天依赖航空旅行的无数乘客的安全和满意度。当前，随着航空运输需求的增加，保持高性能航空发动机健康状态的重要性也在不断增长。

航空发动机作为飞机的关键部件，必须具备最高的可靠性和安全性。然而，这些发动机由包含众多零件的复杂气热旋转机械组成。许多零件在极端条件下运行，例如高温、高压、高转速、振动和不断变化的环境。它们经常承受巨大的负荷和热冲击。因此，航空发动机容易发生故障，并表现出多种失效模式和复合失效特性。此外，近年来，随着航空发动机的性能要求不断提高，包括更高的推重比、增加的压气机压比和更高的涡轮进口温度，加剧了关键部件运行条件的严峻性，并对其性能提出了严格的要求，突显出航空发动机可靠性和安全性问题的重要性。

航空发动机维护行业的重要价值和显著价值推动了该领域的持续研究和进步。自20世纪60年代以来，以美国为首的各国通过状态监测、性能评估和故障诊断等阶段，逐步发展航空发动机维护技术。1970年代发动机健康监测系统的出现，1980年代全权限数字发动机控制系统（FADEC）的问世，以及1990年代航空发动机健康管理技术（EHM）的成功应用，都极大地改善了发动机故障排除能力。

然而，传统的航空发动机维护研究通常集中在单个发动机上。随着协同制造概念的兴起，提出了一种针对航空发动机机队的维护方法。航空发动机机队通常指航空公司或空军基地下的所有发动机，是实现协同维护的基本单元。针对航空发动机机队的协同维护涉及协调多个维护任务和利用各种维护资源。采用协同维护方法可以提高管理效率并降低维护成本，在一定程度上解决安全性与成本效益之间的矛盾。

解决航空发动机机队的协同维护需要回答三个关键问题：航空发动机机队当前的运行状态是什么？如何制定航空发动机机队的维护计划？以及航空发动机机队应如何具体维护？为了应对这些问题，需要一个能够分析装备机制并实现复杂系统协作的技术体系。

数字孪生（Digital Twin, DT）被广泛认为是制造过程 and 信息技术数字化升级的关键解决方案。它通过建立物理和虚拟领域之间的双向映射、动态交互和实时连接，实现物理对象的属性、结构、状态、性能、功能和行为的映射，从而形成高保真、动态、多维度、多尺度和多物理量模型。由于数字孪生技术在增强航空航天器的健康维护和安全方面的潜力，其应用得到了显著关注。美

国宇航局（NASA）在飞机和火箭健康管理中成功应用数字孪生技术，展示了该技术在航空器操作中的光明前景。因此，数字孪生技术可以为航空发动机机队的协同运维提供重要的技术支持，在复杂系统的层面实现信息物理融合。

然而，实施数字孪生增强的航空发动机机队协同维护也面临一系列挑战。首先，需要一个专门为航空发动机机队设计的复杂系统级数字孪生模型，以准确描述和映射整个维护过程。其次，由数字孪生技术启用的虚拟-物理融合所生成的大量数据管理在数据融合方面构成了挑战。最后，需要一种有效融合数字孪生模型与数据的机制，以及分析和决策方法。

2.如何构建多层次数字孪生模型

为了应对这些挑战，构建多层次的数字孪生模型至关重要。数字孪生模型是现实世界实体或系统的数字表示，在数字空间中捕捉物理实体和过程的属性、方法、行为等特征。它可以用于表示、预测、优化和控制物理实体或系统。在航空发动机机队运维领域，数字孪生模型可以分为两个级别：单机级数字孪生模型和系统级数字孪生模型。单机级数字孪生模型结合了材料的物理属性模型和设备的性能模型，侧重于描述单个设备的性能和健康状态。系统级数字孪生模型则基于单机级模型，综合考虑所有相关的要素和过程，重点关注系统的能力、效率和鲁棒性等。

航空发动机是由众多部件与子系统组成的复杂系统。从空间尺度来看，航空发动机的单机级数字孪生模型可以根据不同粒度分为多个层次，包括单元层、系统层和复杂系统层。单元层模型指航空发动机数字孪生模型的最小单元，例如风扇叶片、燃烧室、涡轮叶片、排气喷嘴、轴承和密封件等。系统层模型指具有不同功能的航空发动机子系统，包括进气系统、压缩系统、燃烧系统、涡轮系统、燃油系统、润滑系统、发动机控制系统等。复杂系统层指包含了不同类型、条件和健康状态的所有子系统的完整航空发动机。这三个层次共同构建了一个具有多层装配关系和多维度融合能力的航空发动机数字孪生模型。

与单个航空发动机的单机级数字孪生模型相比，航空发动机机队运维系统属于系统级数字孪生模型。在系统级数字孪生模型中，不仅包括航空发动机的单机级数字孪生模型，还包括外部环境、维护资源和人员的数字孪生模型，所有相关要素都被聚合在一起。我们可以将以上机队运维系统概念化为两层网络模型：航空发动机运维任务层和航空发动机运维服务层。任务层的节点代表所有航空发动机的运维任务，从每个单机的数字孪生模型中提取其性能和健康状态，再根据航空发动机的性能和健康状态，按需生成多种运维任务。在服务层中，所有与维护相关的资源和人员都被视为维护服务节点。维护资源和人员的能力和状态来自其数字孪生模型。一旦发布航空发动机机队维护任务，这些服务将与任务相匹配，以高效、准确地解决任何故障。

为构建满足航上述要求的航空发动机单机级与机队运维系统级数字孪生模型，必须解决以下几项关键技术。

（1）首先，航空发动机单机级数字孪生模型需要多维度模型融合技术。这需要整合几何模型、物理模型和性能模型，以准确描述航空发动机部件的空间位置关系及其物理特性的耦合机制。这种融合确保了航空发动机单机级数字孪生模型的正确装配与运行，并能提取精确的性能和健康状态参数。

（2）其次，航空发动机单机级数字孪生模型迁移技术至关重要。为复杂设备组中的每台航空发动机构建单独的数字孪生模型是一项耗时耗力的任务。然而，由于同类型航空发动机在材料、结构和性能方面具有相似性，因此可以在保留这些相似性的同时考虑工作环境、运行时间和维护历

史等差异。模型迁移方法能够大大提高构建系统级数字孪生模型的效率。

(3) 此外, 还需要验证航空发动机机队数字孪生模型的一致性。与物理实体类似, 虚拟空间中的数字孪生模型也是根据预先确定的模型演化机制和条件演化的。然而, 演化与交互过程中的微小误差和时间延迟会不断累积, 导致数字孪生模型与物理实体之间出现重大偏差, 影响运维决策。因此, 采用数字孪生模型一致性验证技术有助于消除误差, 保持物理空间和虚拟空间的一致性。

(4) 此外, 对于参与航空发动机机队维护的管理人员和研究人员来说, 清晰的可视化显示对于辅助决策与研究至关重要。此外在构建阶段, 数字孪生模型的可视化也能够有效提升建模效率与精度。通常情况下, 单机级数字孪生模型使用各种 3D 建模工具进行可视化, 并能够实时展示物理对象与数字孪生模型的各项性能参数, 系统级数字孪生模型则通过绘制网络模型并展示各项机队运维相关的统计数据与决策流程来实现可视化。

3. 如何管理多维度数字孪生数据

随着人类科学技术的不断进步, 从结绳记事到管理复杂的数据库系统, 人们掌握和管理的数据规模不断扩大。数字孪生数据不仅包括物理实体的原始数值和事实信息, 还包括与数字孪生模型相关的数据、应用相关的数据以及领域知识。新维度数据的出现给数据管理带来了新的挑战。在航空发动机机队协同运维领域, 数字孪生数据可以被分为两类: 发动机状态数据和机队维修决策数据。

从数据来源上看, 发动机状态数据可以被分为, 发动机物理参数, 虚拟模型数据以及领域知识。发动机物理数据包括航空发动机物理参数以及从各种机载传感器和外部探测仪器获得的数据。虚拟模型数据主要指航空发动机数字孪生模型在不同初始条件下通过模拟和计算获得的性能数据。此外, 领域知识也是数字孪生数据的重要组成部分, 可指导航空发动机维护应用, 如状态监测、故障诊断和故障预报等, 这些应用可全面评估航空发动机的实时状况、故障类别和剩余使用寿命。同时, 还可通过对发动机物理参数与虚拟模型数据的分析和挖掘获得新的领域知识, 从而实现不断更新和迭代。

与发动机状态数据不同, 机队维修决策数据关注的是机队协同运维系统的整体状态。这些数据可以分为四类, 物理数据, 模型相关数据, 历史运维数据以及领域知识。物理数据包括飞机发动机机队的状态、环境条件、维修资源和人员状态。模型相关的数据是指从机队数字孪生模型中获得的系统级数据, 特别是针对航空发动机机队运维的数据。历史运维数据指机队每个航空发动机的运行过程数据以及维修记录。领域知识则是支撑机队维修调度、飞行计划创建、备用发动机规划等应用的经验与知识。基于机队维修决策数据和系统级数字孪生模型, 结合机队历史运维数据与已有的领域知识, 能够不断更新迭代以实现机队运维过程的优化。

然而, 为了实现航空发动机机队数字孪生数据的高效管理和精准挖掘, 必须克服许多关键技术。

(1) 航空发动机机队数字孪生数据空间构建技术。面对管理海量数字孪生数据的挑战, 建立工业数据空间已成为趋势。通常, 数字孪生数据空间包括三层, 感知层、核心层和应用层。在感知层, 物理数据和虚拟模型相关数据被感知和聚合。核心层通过数据字典和知识图对所有数字孪生数据进行关联和融合。服务层提供各种服务, 如数据查询、数据可视化和数据生成等。这使得整个航空发动机机队数字孪生数据的有效管理成为可能。

(2) 航空发动机数据生成技术。由于航空发动机在高温、高压、高速条件下工作的复杂性，某些部件无法配备传感器，因此需要对这些部件进行无损检测。仿真技术和数字孪生模型成为生成所需数据的有效方法。同时，生成的数据必须经过校正和验证，以确保其可靠性和有效性。

(3) 航空发动机机队多层次数据融合技术。航空发动机机队的数字孪生数据包含大量的多源异构数据。然而，如果不进行数据融合，这些数据很难直接用于航空发动机机队维修过程。具体来说，对于原始数据，它是从多个不同的传感器收集的。因此，有必要保证多传感器数据的时空对准，实现协同测量。从原始数据中提取特征，形成多源异构数据的符号矩阵，并将其与航空发动机机队维修的运行状况和状态相关联。对于数据驱动的决策，不同的数据会导致不同的结论。然后，根据不同数据或特征得出的结论的置信度和可靠性进行判断，从而做出合理可信的决策。

(4) 航空发动机机队数字孪生数据服务化技术。数据聚合和数据融合为航空发动机机队数字孪生数据的应用提供了基本保障。然而，为了在工业场景中实现有效的利用，数据服务化是必不可少的。具体来说，服务化应用包括数据感知、数据存储、数据融合、数据分析、数据可视化等。因此，在航空发动机机队维修场景中，用户(包括客户和运营商)可以更简单直观地使用数据来优化维修流程。

4.数字孪生增强的航空发动机机队协同运维机制

针对上文中提出的三个问题，航空发动机机队当前的运行状态是什么？如何制定航空发动机机队的维护计划？以及航空发动机机队应如何具体维护？明确航空发动机机队协同运维机制，实现航空发动机机队协同运维是十分必要的。因此，本文提出的航空发动机机队协同维修范式如图1所示，基于航空发动机机队数字孪生模型和数据，将航空发动机机队协同维修运行机制分为航空发动机机队状态感知、航空发动机机队维修优化决策和航空发动机机队维修交互控制三个部分。

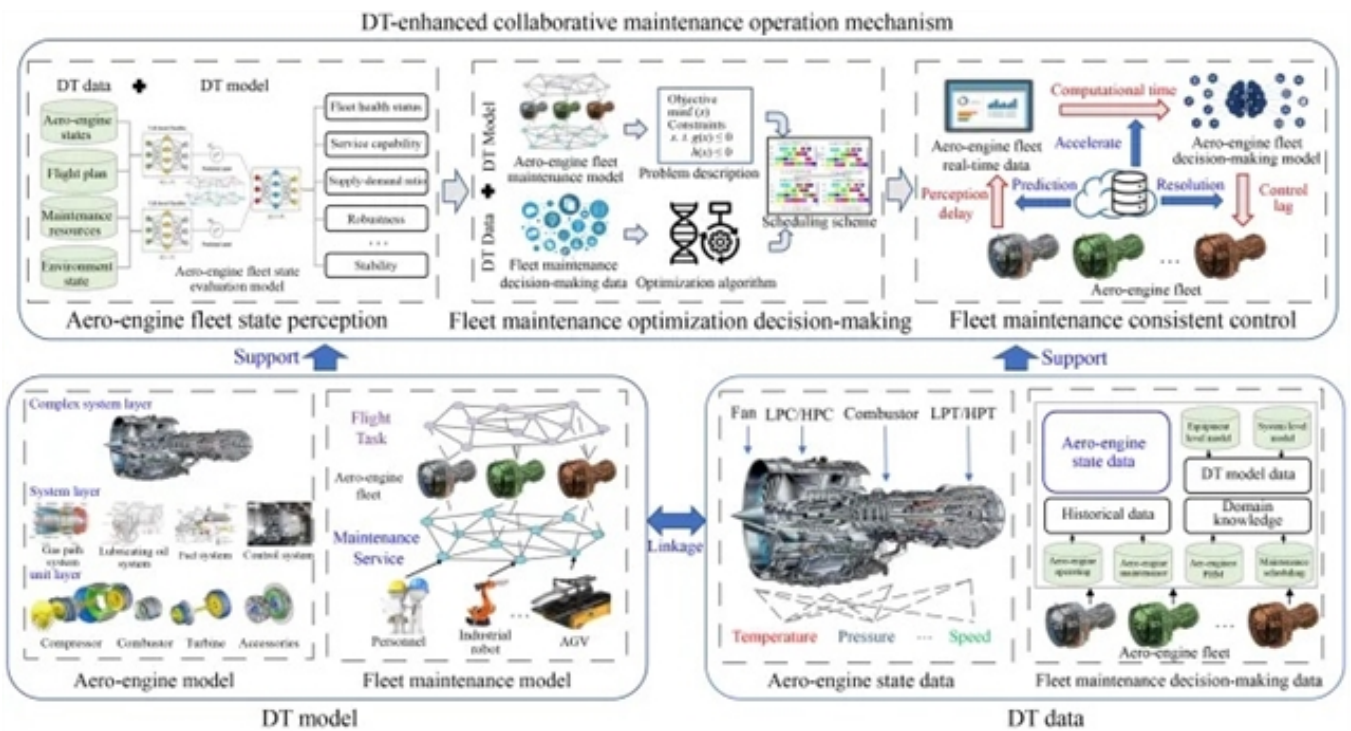


图 1 数字孪生增强的航空发动机机队协同运维范式

(1) 航空发动机机队状态感知

对于第一个问题,机队状态感知是十分必要的。在航空发动机机队协同运维场景中,存在多种复杂状态。因此,对机队不同状态的感知和识别是机队运维优化决策和机队维修一致性交互控制的基础。首先,从单机级数字孪生模型中提取单个航空发动机的性能和健康状态;然后,综合考虑各要素的性能、状态和相互关系,建立了航空发动机机队状态评估指标体系。该系统涉及机队健康状态、飞行计划负载、维修服务能力、鲁棒性、稳定性等多项指标。此外,考虑到基于复杂网络理论的系统级数字孪生模型,可以引入复杂网络的典型特征度分布、平均路径长度、聚类系数等作为状态评估指标。所有这些指标都是由数字孪生实时数据与状态评估模型融合得到的。从一方面看,航空发动机机队状态评估模型能够提取相应的数字孪生数据对航空发动机机队状态进行评估;另一方面,机队运维大数据也不断加深对航空发动机机队状态的了解,迭代更新状态评估模型。根据融合的数字孪生数据和模型,区分出许多不同的状态,这也将支撑不同的运维策略和行为。

(2) 航空发动机机队维修优化决策

针对第二个问题,其解决方法是实现航空发动机机队协同运维的优化决策。传统的航空发动机机队运维决策机制通常基于管理者的个人经验,主要面向单发动机维修决策。基于航空发动机机队的数字孪生模型和数据,可以细致地描述航空发动机机队系统级优化决策问题。首先,必须澄清的是,并非所有实体都需要参与决策问题。因此,首先应选择与决策问题相关联的实体。然后,根据航空发动机机队数字孪生数据和模型,对航空发动机机队状态进行识别和预测,确定相应的目标函数与约束条件。例如,如果维修任务紧急,则目标函数将以效率为主导。如果维护任务不是很紧急,则应增加目标函数中成本和可靠性的权重。最后,根据航空发动机机队的实际情况,从启发式规则、智能优化算法、机器学习等方面对决策机制进行自适应调整。

(3) 航空发动机机队运维一致性交互控制

虽然航空发动机机队的数字孪生模型试图实现对物理空间的准确描述,但由于模型精度、信息传递、未知干扰等原因,仍然会存在误差。针对第三个问题,保证实现一致性交互控制是在物理空间中实施最优决策方案的重要保证。具体来说,一致性包括3个层次,虚实一致性,数模一致性以及决策行为一致性。首先,虚实一致性是指真实物理空间与虚拟模型之间的一致性。对于航空发动机机队数字孪生模型,需要不断计算模型精度,实时标定模型偏差参数,以保证对物理空间的准确描述。其次,数模一致性是指数字孪生数据与相应的数字孪生模型的一致性。根据实际情况和物理规律,确定了数字孪生数据与模型的关联机制,也就是说,数据和模型必须共生演化。最后,决策行为一致性是指最优决策行为和交互控制行为的一致性。因此,消除由感知延迟和计算时间引入的控制滞后是很重要的。基于数字孪生数据和模型,可以大致预测航空发动机机队的未来状态。根据预测,给出了控制滞后的补偿策略。有了以上三个层次的一致性,就可以解决航空发动机机队维修一致性交互控制问题。

5.结论

随着航空工业和信息技术的进步,航空发动机维修已经从单个航空发动机维修过渡到航空发动机机队维修。本文提出了一种基于数字孪生增强的航空发动机机队协同维修的新范式,同时,这也带来了新的挑战,本文讨论了其中的三个挑战。



扫描二维码阅读原文

参考文献

ChenBLiCLiYWangA (2009). Reliability analysis method of an aircraft engine FADEC system. In: Proceedings of 2009 8th International Conference on Reliability, Maintainability and Safety, I and II: 289

Gavranis, A Kozanidis, G (2017). Mixed integer biobjective quadratic programming for maximum-value minimum-variability fleet availability of a unit of mission aircraft. *Computers Industrial Engineering*, 110: 13 – 29

<https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.05.010>

GlaessgenEStargelD (2012). The digital twin paradigm for future NASA and U.S. Air Force vehicles. In 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference. American Institute of Aeronautics and Astronautics

GrievesMVickersJ (2017). Digital twin: mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex system. In: Grieves M, Vickers J, eds. *Transdisciplinary Perspectives on Complex Systems: New Findings and Approaches*. Cham: Springer International Publishing: 85 – 113

Jenab, K Zolfaghari, S (2008). A virtual collaborative maintenance architecture for manufacturing enterprises. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 19(6): 763 – 771

<https://doi.org/10.1007/s10845-008-0126-0>

Liu, J (2020). A dynamic modelling method of a rotor-roller bearing-housing system with a localized fault including the additional excitation zone. *Journal of Sound and Vibration*, 469: 115144

<https://doi.org/10.1016/j.jsv.2019.115144>

QianAXingHBoPTangLQiuR (2022). Spatial-temporal data analysis of digital twin//Digital Twin Open Access Publishing Platform

Qi, H Lu, Y Song, S Xu, Q (2022). Fatigue reliability analysis system for key components of aero-engine. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2022: e1143901

<https://doi.org/10.1155/2022/1143901>

Rath, N Mishra, R K Kushari, A (2023). aero-engine health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance: An overview. *International Journal of Turbo Jet-Engines*, 40(s1): s279 – s292

<https://doi.org/10.1515/tjeng-2022-0020>

Safaei, N Banjevic, D Jardine, A K S (2011). Workforce-constrained maintenance scheduling for military aircraft fleet: A case study. *Annals of Operations Research*, 186(1): 295 – 316

<https://doi.org/10.1007/s10479-011-0885-4>

Sun, C He, Z Cao, H Zhang, Z Chen, X Zuo, M (2015). A non-probabilistic metric derived from condition information for operational reliability assessment of aero-engines. *IEEE Transactions on Reliability*, 64(1): 167 – 181

<https://doi.org/10.1109/TR.2014.2336032>

Sun, J Zuo, H Liang, K Chen, Z (2016). Bayesian network-based multiple sources information fusion mechanism for gas path analysis. *Journal of Propulsion and Power*, 32(3): 611 – 619

<https://doi.org/10.2514/1.B35658>

Sun, J Zuo, H Liu, P Wen, Z (2013). Experimental study on engine gas-path component fault monitoring using exhaust gas electrostatic signal. *Measurement Science Technology*, 24(12): 125107

<https://doi.org/10.1088/0957-0233/24/12/125107>

Tahan, M Tsoutsanis, E Muhammad, M Abdul Karim, Z A (2017). Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: A review. *Applied Energy*, 198: 122 – 144

<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.04.048>

Tao, F Cheng, J Qi, Q Zhang, M Zhang, H Sui, F (2018). Digital twin-driven product design, manufacturing and service with big data. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 94(9 – 12): 3563 – 3576

<https://doi.org/10.1007/s00170-017-0233-1>

Tao, F Qi, Q (2019). Make more digital twins. *Nature*, 573(7775): 490 – 491

<https://doi.org/10.1038/d41586-019-02849-1>

Tao, F Sun, X Cheng, J Zhu, Y Liu, W Wang, Y Xu, H Hu, T Liu, X Liu, T Sun, Z Xu, J Bao, J Xiang, F Jin, X (2024). makeTwin: A reference architecture for digital twin software platform. *Chinese Journal of*

Aeronautics, 37(1): 1 – 18

<https://doi.org/10.1016/j.cja.2023.05.002>

Tao, F Xiao, B Qi, Q Cheng, J Ji, P (2022). Digital twin modeling. Journal of Manufacturing Systems, 64: 372 – 389

<https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2022.06.015>

Tao, F Zhang, H Liu, A Nee, A Y C (2019). Digital twin in industry: State-of-the-Art. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 15(4): 2405 – 2415

<https://doi.org/10.1109/TII.2018.2873186>

TaoFZhangM (2017). Digital twin shop-floor: A new shop-floor paradigm towards smart manufacturing. IEEE Access: Practical Innovations, Open Solutions, 5: 20418 – 20427

Wang, H Liu, L Fei, Y Liu, T (2016). A collaborative manufacturing execution system oriented to discrete manufacturing enterprises. Concurrent Engineering-Research and Applications, 24(4): 330 – 343

<https://doi.org/10.1177/1063293X16640591>

WangYWangXTaoFLiuA (2021). Digital twin-driven complexity management in intelligent manufacturing//Digital Twin Open Access Publishing Platform

ZhangMTaoFHuangBWangLANwerNNeeA Y C (2021). Digital twin data: methods and key technologies//Digital Twin Open Access Publishing Platform

Zhang, Y Xin, Y Liu, Z Chi, M Ma, G (2022). Health status assessment and remaining useful life prediction of aero-engine based on BiGRU and MMoE. Reliability Engineering System Safety, 220: 108263

<https://doi.org/10.1016/j.ress.2021.108263>

Zhao, Y Chen, Y (2022). Extreme learning machine based transfer learning for aero-engine fault diagnosis. Aerospace Science and Technology, 121: 107311

<https://doi.org/10.1016/j.ast.2021.107311>

Zhu, R Liang, Q Zhan, H (2017). Analysis of aero-engine performance and selection based on fuzzy comprehensive evaluation. Procedia Engineering, 174: 1202 – 1207

<https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.01.283>

推荐阅读

1.FEM Mar 2024, Volume 11 Issue1 内容摘要

-
- 2.FEM Jun 2024, Volume 11 Issue 2 内容摘要
 - 3.FEM Dec 2023, Volume 10 Issue 4 内容摘要
 - 4.FEM Sep 2023, Volume 10 Issue 3 内容摘要
 - 5.FEM Jun 2023, Volume 10 Issue 2内容摘要
 - 6.FEM 2023, Volume 10 Issue 1 后疫情时代供应链韧性的提升专题内容摘要
 - 7.通过工业互联网平台加速工业数字化转型
 - 8.一种考虑互惠与竞争的可解释职位推荐的双边异构图模型
 - 9.城市轨道交通中断管理: 研究进展及未来方向
 - 10.大坡度螺旋隧道硬岩掘进机北山1号装备技术创新
 - 11.高铁企业国际声誉的形成机理
 - 12.海斗一号全海深自主遥控水下机器人研制与万米深潜
 - 13.白鹤滩水电站工程建设关键技术创新
 - 14.复兴号动车组
 - 15.易逝医疗资源管理文献综述
 - 16.共享单车系统的需求可预测性：一项站点级别的分析
 - 17.中国公路交通的直接能源回弹效应
 - 18.中国海绵城市设施中绿色沟渠所面临的挑战与机遇

《前沿》系列英文学术期刊

由教育部主管、高等教育出版社主办的《前沿》（Frontiers）系列英文学术期刊，于2006年正式创刊，以网络版和印刷版向全球发行。系列期刊包括基础科学、生命科学、工程技术和人文社会科学四个主题，是我国覆盖学科最广泛的英文学术期刊群，其中13种被SCI收录，其他也被AHCI、Ei、MEDLINE或相应学科国际权威检索系统收录，具有一定的国际学术影响力。系列期刊采用在线优先出版方。

更多 科学进展 请访问 <https://www.iikx.com/news/progress/>

本文版权归原作者所有，请勿用于商业用途，[爱科学iikx.com](https://www.iikx.com)转发