浮式海上风力涡轮机独立型、描述型和预测型数字孪生的演示

Florian Stadtmann[1],*、Henrik Gusdal Wassertheurer [1], 、Adil Rasheed[12]

[1]挪威科技大学（NTNU），挪威特隆赫姆[2]SINTEF Digital 数学与控制论系，挪威特隆赫姆

arXiv:2304.01093v1 [eess.SP] 3 Apr 2023

摘要

数字孪生为偏远海上资产的规划、运行和维护带来了诸多益处。本文阐释了风能领域中的数字孪生概念和能力等级尺度。此外，我们演示了一台运行中的浮式海上风力涡轮机的独立数字孪生、描述性数字孪生和处方型数字孪生。独立数字孪生由风力涡轮机及其运行环境的虚拟表示构成。虽然在此能力等级下，数字孪生不会随实体涡轮机演进，但可用于规划、设计和建造阶段。在下一个能力等级中，描述性数字孪生以独立数字孪生为基础，通过融入真实数据对其进行增强

f 来自涡轮机的所有数据均以虚拟现实形式进行可视化，以支持知情决策。描述型数字孪生除了用于数据整合与可视化外，还构成诊断型、预测型、处方型及自主工具的基础。通过使用天气预报、神经网络和迁移学习，构建预测型数字孪生。最后，本文在更广泛的海洋工程背景下探讨数字孪生技术。

关键词： 数字孪生、海上风电、浮式海上风力涡轮机

术语表

增强现实 计算机辅助设计 CAD 深度神经网络
密集神经网络 自由度 数字孪生 图形用户界面
混合分析与建模 长短期记忆神经网络 神经网络
运行与维护 每分钟转数 虚拟现实

*通讯作者：florian.stadtmann@ntnu.no

1. 引言

未来几年，海上风能生产将大幅增长 [1, 2]。尤其是浮式海上风电场能够开发深水海域丰富的风能资源 [3]。然而，其偏远位置带来了规划、运行和维护方面的诸多挑战，包括恶劣的环境、可能缺乏本地专业知识、昂贵的现场检查，以及意外停机后的响应时间过长 [4]。

数字孪生（DT）是一项新兴技术，通过远程完成运行与维护（O&M）流程中的重要环节来应对这些挑战。然而，对于数字孪生具体包含哪些特征、又不包含哪些特征，人们的理解各不相同 [5], ，而技术成熟度等级等传统量表无法体现数字孪生能力上的这些差异。近期，有人提出了一套能力等级体系，可按 0 至 5 级对任意数字孪生进行评级（0—独立型、1—描述型、2—诊断型、3—预测型、4—处方型、5—自主型） [6, 7]。然而，针对海上应用的数字孪生实施情况，在上述任何能力等级上都尚未得到充分探索；其对于海上资产，尤其是风能领域的意义和价值也尚未明确。此外，通过与挪威风能产业交流发现，目前缺乏有关数字孪生的文档资料，也缺少与工业实际相关的用例。

为此，本文旨在：

- 让读者熟悉数字孪生的概念以及近期提出的能力等级尺度。
- 阐释数字孪生为偏远海上资产，尤其是风力涡轮机，带来的价值。
- 以一台现有海上浮式风力涡轮机为用例，展示数字孪生的独立型、描述型和预测型能力。
- 展望远程资产数字孪生的未来发展。

第2节介绍本文所采用的数字孪生概念定义，并帮助读者了解能力等级结构。第3 节从总体层面阐述构建独立、描述型和预测型数字孪生所需的组件。第4 节说明了这些组件的实现方式。第5节总结本文，讨论了实现各个能力等级的数字孪生仍需应对的挑战，并展望未来工作。此外，还讨论了数字孪生对海洋工程的预期影响。第6节对论文作简要总结。

2. 数字孪生与能力等级

此前，业界和研究领域对数字孪生（DT）的定义一直缺乏共识，并且人们曾多次尝试提炼出一个统一的定义，例如 [8]。为避免产生误解，本文将数字孪生（或DT）定义为：借助数据、模型和分析，对物理资产进行虚拟表示，以实现实时预测、优化、监测、控制和辅助决策（参见 [9]）。数字孪生概念可用于多种任务，而并非所有任务都需要上述全部功能。为确定数字孪生具备或不具备哪些功能，本文借鉴 [6, 7], 中的能力等级体系，并进一步加以细化，说明其在海上资产和风能应用中的含义。因此，数字孪生可*“按0至5级进行评级（0级为独立型，1级为描述型，2级为诊断型，3级为预测型，4级为处方型，5级为自主型）。”*下文将详细阐述各能力等级，并说明其在风力涡轮机及其他海上资产中的应用。

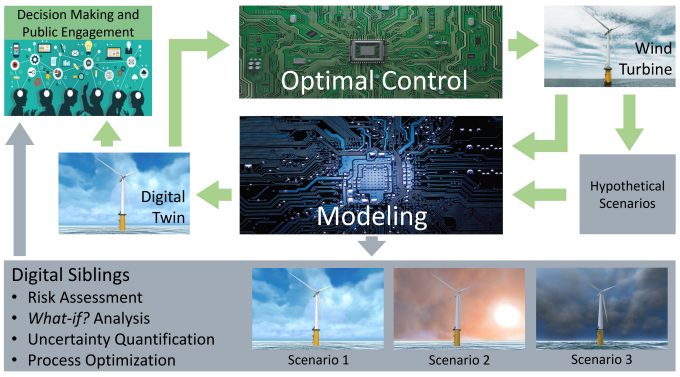


图 1：测试场地的数字孪生框架，改编自 [10]

独立数字孪生

独立式数字孪生是对物理资产的表征，与该资产没有实时数据连接。通常，实现这种数字孪生并不要求物理资产实际存在。它可以构成资产及其环境的三维模型。对于浮式海上风力涡轮机而言，相关环境可以是海洋和海床。独立式数字孪生可用于规划任务，例如风力涡轮机选址或影响因素评估。此外，该模型还可用于涡轮机部件的设计、研究与开发，以及向利益相关者或潜在投资者展示尺寸较为接近实际的示意图。

描述性数字孪生

描述型数字孪生通过传感器向模型提供实时更新，从而描述物理资产在任意时刻的状态。这使数字孪生能够准确呈现实际运行条件，并可用于远程监控物理资产。对于海上漂浮式风力涡轮机，可视化数据涵盖的内容包括涡轮机旋转、桨距、偏航、塔架运动、温度水平、压力水平、振动、发电量、波浪谱、大气数据、可用性，以及各个部件的功能能力。描述型数字孪生能够将大量数据整合成易于观察的形式，并对不同数据之间的复杂交互提供简明解释；通过可视化，这些交互也更容易被发现。可视化还提供了一个数据整合与可视化平台，可利用历史数据和实时数据，在更高能力级别开展进一步分析。

诊断型数字孪生

通过为数字孪生添加分析工具，使其能够向用户提示异常的资产行为并协助故障排查，数字孪生便具备了诊断能力。例如，可以实施状态监测功能，持续跟踪组件的振动等情况，在超过临界阈值时发出警告，并在数字孪生中指示组件的损伤。这对于实现任何资产的基于状态的维护都至关重要；对于海上漂浮式风力涡轮机等远程资产尤其如此，因为对其进行现场检查的成本很高。

预测型数字孪生

预测型数字孪生旨在估算系统的未来状态，以支持运行、维护等工作。对未来状态的预测有助于安排适当的停机时间进行测试或维护，从而优化资产的运行时间，并降低因严重故障而导致过长停机时间的可能性。对于风电场，它可以让参与决策的人员有机会实时权衡功率输出与部件磨损，并为日前能源市场获得最优的发电量预测。

处方型数字孪生

处方型数字孪生基于假设情景和风险分析提供建议，从而辅助决策支持。在风力涡轮机的背景下，这有助于优化功率输出、安排维护，并通过确定最佳维护策略，避免过度维护和停机时间。它还可以展示因停机以及在故障识别后未延迟维护所造成的损伤而产生经济损失的潜在风险。这使人工控制者能够评估哪些决策具有经济性和可持续性。

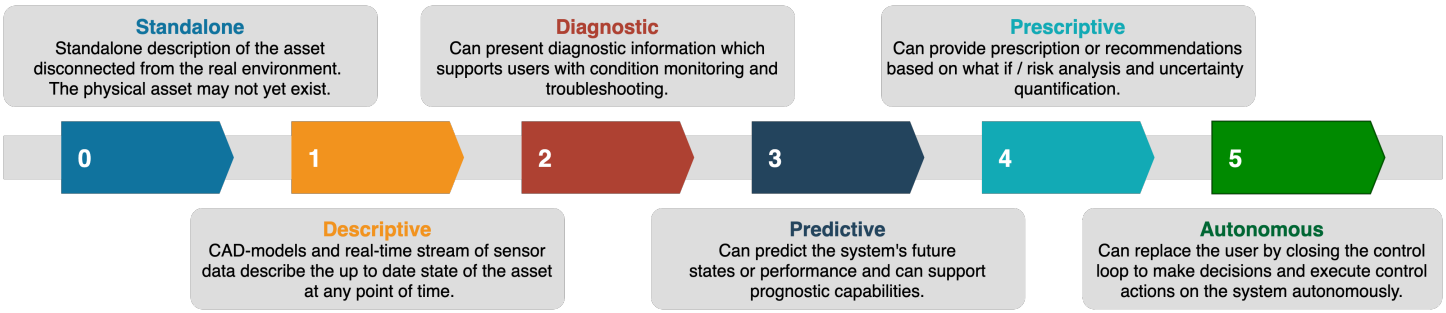


图 2：任何数字孪生的能力等级，改编自 [7]

自主数字孪生

自主型数字孪生取代人在回路。自主能力的范围可以从数字孪生中的增强型控制系统，到针对运行以及可能的维护实现部分或完全自主的系统。对于后一种情况，无人机可以检查涡轮机叶片、内部结构和水下结构。在后续阶段，还可以引入自动驾驶车辆来执行必要的维护操作并运输备件，最终使资产能够自行运行和维护。

3. 数字孪生的组件

本节将解释在本研究中所展示的三个能力等级下创建数字孪生所需的基本组件。首先，本文在此进行总体说明，随后在第 4 节介绍这些组件的具体实现细节。

3.1 独立数字孪生

独立式数字孪生需要对资产进行适当的可视化表示（可能是三维模型）。此外，它还需要能够在其环境中渲染模型、支持与模型交互，并实现物理上正确行为的软件。

三维模型。 物理资产的三维模型是独立式数字孪生的基础，并为更高能力级别的人机界面提供先进的可视化平台。通常，在组件设计过程中会创建单个组件的计算机辅助设计（CAD）模型。这些组件模型可以组合起来，构建完整的资产模型。然而，在没有可用模型或出现专有权冲突的情况下，就需要创建新的 CAD 模型。需要注意的是，渲染 CAD 模型时，不得占用过多可用计算资源。必须在模型中的顶点／三角面数量与模型的技术细节之间取得平衡。因此，需要优化模型中顶点的使用方式。现有 CAD 模型仍可通过自动顶点简化加以利用。

游戏引擎。 CAD模型需要导入到一个3D计算机图形引擎中，以便渲染、修改和探索模型、实现相关物理效果、创建可视化工具并构建界面。有几种引擎能够运行精细的物理仿真。不过，尤其是在能力等级较高时，确保数字孪生能够实时运行至关重要。此外，最好根据所需精度为每个组件选择并实现相应的物理模型，并用数据驱动或混合分析与建模（HAM）方法替换部分基于物理的方程，以提升性能和精度。这类灵活的引擎数十年来一直应用于计算机游戏行业，也已被用于工程任务 [11, 12]。

环境。 在许多情况下，与环境互动至关重要。对于海上资产，环境可能包括风、天气、波浪、海洋深度、海床、海岸线，甚至其他海上资产。可以在引擎中构建环境，并填入相关数据。与资产的 CAD 模型一样，重要的是，环境的实现不能损害计算效率。

虚拟现实与增强现实。 虽然只需将数字孪生设置为可通过普通计算机屏幕使用，但采用虚拟现实（VR）或增强现实（AR）有助于更直观地理解数字孪生，并提升交互体验。虚拟现实允许用户探索数字孪生，仿佛正在与真实资产互动。在独立式数字孪生中，即使资产及其组件尚未建成，也可以与之交互；这不仅为工程师提供了有力工具，也有助于与非技术利益相关者沟通，因为他们可能无法解读通常使用的技术二维草图。虚拟现实的实现方式在更高能力级别下仍是宝贵工具，例如可用于培训技术人员，并在数字孪生中规划维护工作，从而提高现场维护的安全性、速度和精度。此外，模型与数据相结合，即使在恶劣天气条件下，也能在不离开办公室的情况下远程检查海上或北极地区资产。虚拟现实在远程作业方面有着广泛用途，而增强现实则有助于现场作业。通过将数字孪生叠加到真实资产上，可以在真实组件旁显示信息，并将分析发现的、肉眼无法察觉的缺陷可视化呈现给维护团队。

3.2 描述性数字孪生

数字孪生的描述性能力，只有在填入实时数据后才能发挥出来。需要通过数据管道管理资产、计算

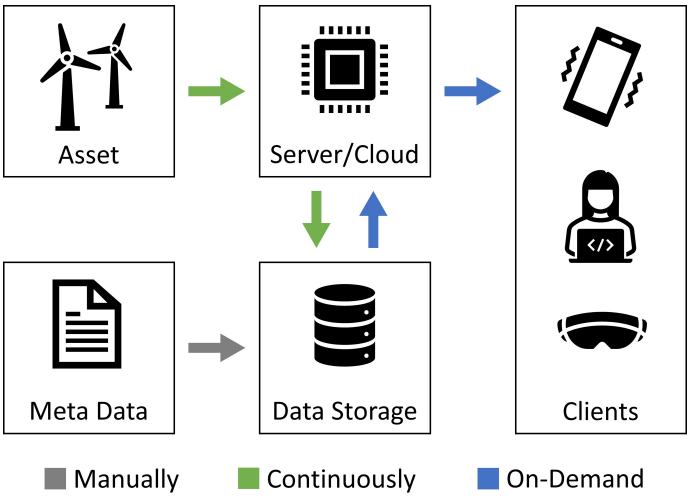


图3：从描述型到处方型数字孪生的数据管道。在自主型阶段，将增加客户端和服务器/云端向资产的反馈。

单元（服务器或云端）、数据存储与所有客户端/用户界面之间的实时数据流。

数据管道。 图 3 展示了简化的数字孪生数据管道。绿色箭头表示实时数据传输，蓝色箭头表示按需数据传输（例如通过 HTTPS 请-求）。手动录入的数据（如元数据）以灰色显示。风力涡轮机/风电场测得的数据会实时发送至岸上。在那里，服务器或基于云端的计算系统接收数据。在描述型数字孪生中，服务器决定将哪些数据发送至数据存储，并在资产现场尚未完成压缩的情况下压缩数据。在能力等级更高时，服务器会立即分析数据，用于基于状态的维护、预测性维护、假设情景分析，以及在自主阶段进行控制。系统会自动检测异常并向客户端发送警报。客户端可随时通过 HTTPS 请求向服务器请求实时数据和历史数据。客户端可以是台式电脑、笔记本电脑、手机或VR/AR头显。简单的按需分析和预测可在用户设备上执行，而更复杂分析的中间结果则向服务器/云端请求。

3.3 预测性数字孪生

在预测式数字孪生中，会预测资产及其环境的未来状态。在某些情况下，外部来源已经提供了预测，但资产特定参数则必须由数字孪生在内部进行预测。为此，可以分别采用基于物理的方法和数据驱动方法，也可以将二者结合为HAM方法。

外部来源。 尤其是与环境相关的预测，例如天气预报，可从外部来源获取。这些预测可以直接用于数字孪生中，以预测天气，也可以推断资产行为。对于风力涡轮机，天气预报可用于计算发电量预测。

基于物理的模型。 基于物理的模型可以利用风场的微分方程等方法，准确、可靠地预测特定量 [13]。然而，在某些情况下，基于物理的模型执行速度不够快。降阶模型旨在降低计算成本并提高基于物理的预测效率，但会牺牲一定的准确性。此外，每个参数都需要领域知识。在包含数十个或数百个不同参数的复杂数字孪生中，维持整个系统的运行速度和互操作性可能会极具挑战性。

数据驱动。 数据驱动方法有助于显著提高评估速度，并能适应资产特有的复杂情况。机器学习方法，尤其是神经网络（NN），例如全连接神经网络（DNN）、卷积神经网络或循环神经网络，不仅用于分类和回归，也用于构建预测模型。尤其是长短期记忆神经网络（LSTM）——一种特殊形式的循环神经网络——凭借记忆单元推断短期和长期依赖关系的能力，已被用于序列预测。然而，神经网络虽然速度快，却需要大量数据进行训练，而且可能并不可靠，例如对抗攻击 [14]就说明了这一点。

混合分析与建模。 混合分析与建模（HAM）概述了结合基于物理的模型与数据驱动方法的各种途径。这些方法旨在兼顾数据驱动方法的速度和适应性，以及基于物理的模型的可靠性，例如将神经网络与降阶模型相结合。

4. 实施

本节将说明如何针对浮式海上风电场 Zefyros 实施独立型、描述型和预测型数字孪生。不过，该流程也很容易推广到许多其他海上资产。需要注意的是，详述不计其数的特定代码实现将远远超出本文的范围。因此，本节仅介绍已实施的模块，以及所用的外部工具。

4.1 独立数字孪生

CAD建模与纹理制作。 该浮式海上风力涡轮机没有可用的CAD模型。因此，必须仅使用公开可获取的涡轮机图像和草图创建模型。对于浮式结构和塔架各段的高度与直径，使用了 [15] 提供的Zefyros（前身为Hywind Demo）技术草图。平台通过结合多张图像和一段视频[1]进行设计。机舱的几何形状和参数根据图片[2,3]进行了估算。该涡轮机本身被确定为西门子 SWT-2.3MW-82 涡轮机。利用图片和草图 [4] 创建了转子轮毂、传动轴、齿轮箱和发电机的简化模型。由于公开渠道无法获得该涡轮机叶片的参考翼型，CAD模型中的

[1]https://www.youtube.com/watch?v=FswHdSx_mOQ&t=8s [2] https://openphotographyforums.com/forums/threads/wind-power-in-west-texas.14738/[3]https://www.uib.no/sites/w3.uib.no/files/attachments/hywind_energy_lab.pdf [4]https://en.wind-turbine-models.com/turbines/341-siemens-swt-2.3-101

叶片仅参考图片进行制作。每个组件的纹理均基于上述图像，使用从头创建的材质制作。CAD模型在Blender[5] 软件中采用最少顶点的方法进行设计。最终的CAD模型如图4所示。

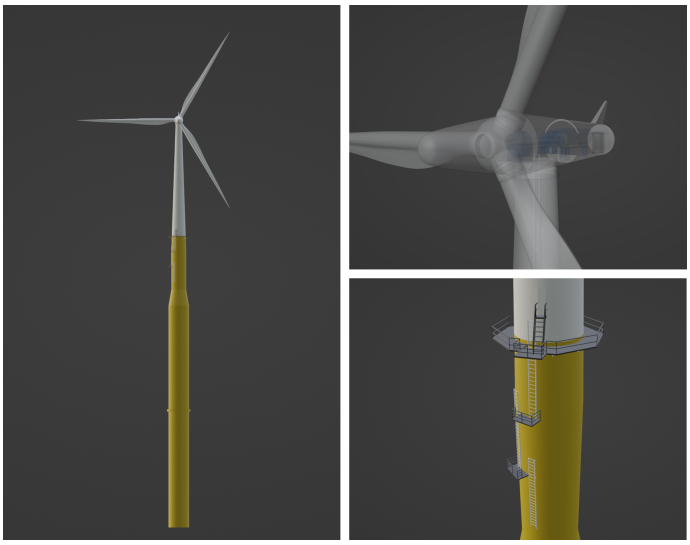


图 4：浮式风力涡轮机的 CAD 模型。左：完整模型。右上：机舱。右下：平台。

引擎。本项目选择 Unity[6] 作为承载界面的游戏引擎，原因是其应用广泛、文档丰富且支持良好。该引擎支持使用 C# 编程语言来管理数据、添加物理效果，并实现模型组件之间的依赖关系。

环境。三维模型被置于海洋环境中。为了实现可视化，项目使用了免费的 Ocean Crest Unity 资源[7]。天空则采用 Oculus Interaction SDK 资源 [8] 天空盒与 SkyShphere Volume 1 资源 [9] 的组合。

界面。虽然整个引擎都可以被视为人机交互界面，但项目还实现了专用的图形用户界面（GUI）。该界面看起来类似传统用户界面，但可作为三维画布，以更好地适配虚拟现实。用户可以通过该图形用户界面修改设置，并切换数字孪生的各项功能。

虚拟现实。本项目选择采用虚拟现实方案。使用的虚拟现实头显为 Meta Quest 2，配有两个控制器，可用于与数字孪生进行交互。图中展示了已实现的控制方式。5。部分功能也可通过手势识别在不使用控制器的情况下访问，但这一组件仍在开发中。

[5]https://www.blender.org/ [6]https://unity.com/ [7] https://github.com/wave-harmonic/crest [8] https://developer.oculus.com/documentation/unity/unity-isdk-interaction-sdk-overview/ [9] htt ps://assetstore.unity.com/packages/2d/textures-materials/sky/skysphere-volume-1-4042

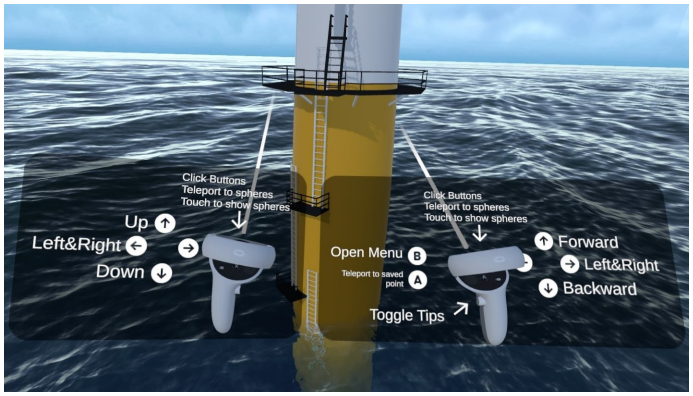


图 5：带有工具提示的虚拟现实控制器。

通过 Oculus Interaction SDK 资产集成到 Unity 中。系统实现了四种移动方式。首先，用户可按下按钮瞬移至涡轮机内外预先设定的位置，以便快速移动。其次，用户可使用控制器上的摇杆移动。由于第二种方式可能会使部分人感到晕动症，第三种方式允许用户通过指向目标位置来瞬移。结合前述三种方式，用户在现实世界中的移动会同步映射到数字孪生中，因此用户可以在现实世界和虚拟现实环境中同时行走。同时，标准的虚拟现实边界防护系统可确保用户不会撞上现实世界中的物体。按下按钮即可打开界面，并通过指向界面内容进行操作。此外，还可通过按钮切换运行提示。

设置结构。独立式设置由多个组件和脚本组成。完整展示层级结构会远远超出本文的范围，因此这里只对最重要的组件作简要概述。总体而言，独立式数字孪生的实现可分为以下组件：

- **检查器** 包含用于渲染用户视野的摄像机和虚拟现实控制器。此外，其中还包含所有负责移动、传送点和交互式说明手册的脚本。

- **风电场** 包括风力涡轮机（此实现中只有一台），以及其组件的所有 CAD 模型、组件之间的关系、位置，还有使涡轮机及其组件可交互的所有脚本。这些功能包括可在独立式数字孪生中调整的桨距角、偏航和转子每分钟转数（RPM），也包括用于打开门/舱口的简单脚本。

- **环境** 由海底、太阳/光线和天空，以及海面和所有用于影响其参数（如波高和方向）的脚本组成。

- **图形用户界面** 包含完整的层级结构，以及图形用户界面各组件直接触发的所有可执行程序，例如修改设置和切换功能。此外，

其中还包括用于图形用户界面与虚拟现实控制器交互的脚本。

4.2 描述性数字孪生

可用数据。本研究使用的数据是在2022年2月至2022年9月期间从浮式海上风力涡轮机 Ze- fyros 测得的。测量频率取决于传感器类型，间隔为1至4秒不等。数据集中共包含58个不同的参数和状态消息。这些参数依据 IEC 61850 标准归入不同的逻辑节点；逻辑节点名称则是在 IEC 61400-25 中风电场信息模型基础上的扩展版本。本研究中使用的逻辑节点名称及其包含的参数如下：

- **WMET** 7个风、波浪和温度海气象参数
- **WROT** 4个桨距角和转子转速参数
- **WYAW** 2个偏航角和系统状态参数
- **WTOW** 6个用于表示塔架运动的自由度（DOF）参数
- **WTRM** 5 个与轴承、制动器和齿轮箱油的温度及状态相关的参数
- **WTUR** 7 个关于有功功率、无功功率、发电机和定子温度，以及风机运行和状态代码的参数
- **WGEN**2 个有关发电机状态的参数，以及 RPM
- **WCNV** 发电机频率
- **WTRF** 10 个关于变压器三相电流、线电压，以及变压器油状态和温度的参数
- **WSTR**压载深度
- **WPPD** 控制系统状态
- **WAVL** 12 项运行相关参数，包括可用时间、运行时间、累计能量、电网故障时间以及其他若干状态消息

数据管道与预处理。理想情况下，应采用第 3.2节所述的完整数据管道，如图 3 所示。然而，本研究的数据共享协议已于2022年9月到期。因此，无法与涡轮机建立实时流传输。为演示流传输过程，部分数据正如第 4.3节所述，通过 HTTPS 请求进行实时流传输。该过程可扩展至从任何 HTTPS 服务器或通过云服务 API 进行流传输。

原始数据以未按时间排序的表格形式提供。为了能够将数据视为仿佛是在实时测量中获得的，首先按时间对数据进行排序。此后，数据按照实时数据进行处理。异常值剔除仅针对不符合物理规律的数值执行。出于网络训练和可视化的目的，数据被重采样为 1 秒间隔。线性和三次插值不适用于实时使用，因为它们会使用“未来”数值。因此，本研究采用向前填充来推断缺失值。卡尔曼滤波器是填充方法的一种替代方案，可以实现更平滑的可视化，但其实现需要针对特定参数建立模型，因此留待未来工作完成。

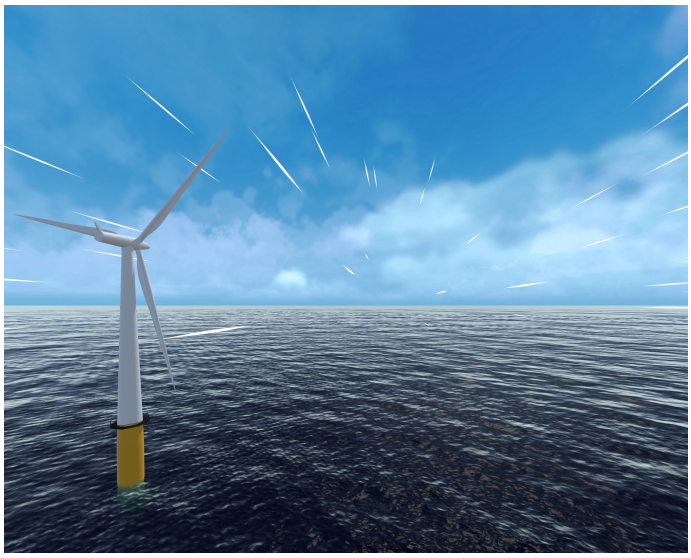


图 6：预测风速和风向通过在矢量场中移动的风迹表示。

数据可视化。所有历史数据和实时数据均在 Unity 应用程序中进行可视化。许多参数可通过调整位置和旋转直接在涡轮机上可视化。三维模型根据塔架处测得的六自由度数据移动。偏航角和桨距角根据测得的角度更新。转子和发电机的旋转与测得的转速相对应，海浪高度则根据数据推算。此外，测得的风和预测风可通过轨迹系统展示，风迹在矢量场中移动，并沿着风的局部方向和速度前进，如图 6所示。若要快速查看运行参数，可使用带仪表的控制面板，如图 7所示。图 8展示了一个可绘制历史数据、实时数据和预测数据的界面。请注意，这些仅是描述型数字孪生中数据可视化方式的示例。第 5 节将讨论更多方法，并在未来的工作中进行探索。

设置结构。在 Unity 系统中，除了独立数字孪生的组件外，还引入了两个新组件，以实现描述性能力：

- 新的 **时间组件**会跟踪所有相关时间参数，包括实时、用于通过历史数据演示数字孪生系统的模拟实时（系统时间，小于或等于实时），以及用户希望探索数字孪生的时间（仿真时间，可以是过去、现在或未来）。此外，时间组件还会管理仿真速度，以实现延时摄影或慢动作。独立的动画速度则使所有基于速度运动的

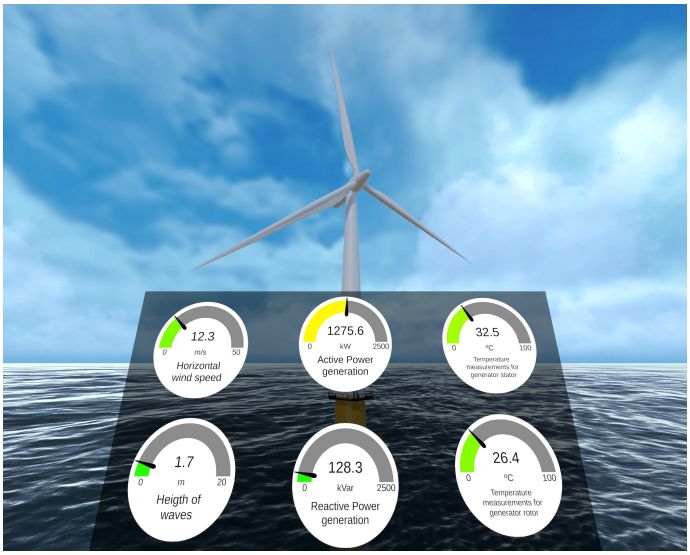


图 7：仪表显示重要的运行状况。

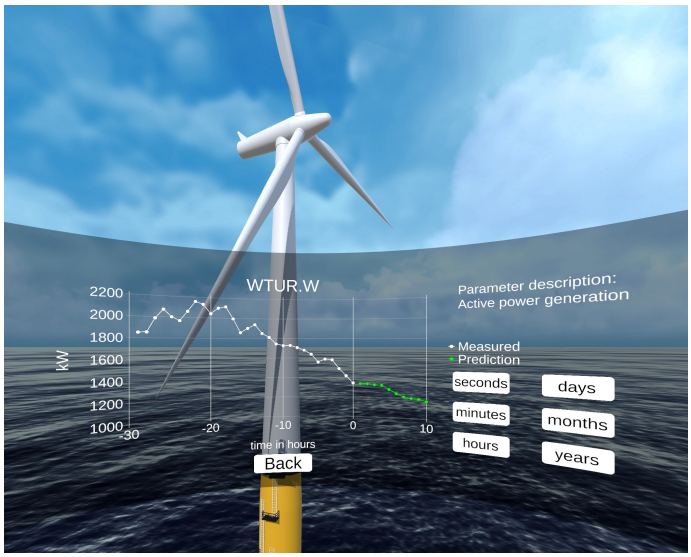


图 8：以图形方式绘制的历史数据、实时数据和预测数据。

部分不受延时摄影影响。最后，它还包含若干内部时间相关参数，供许多其他脚本同时访问。

- **数据加载器**组件包含负责加载测量数据以及流式传输最新气象数据的脚本。

- **控制面板**包含仪表的几何形状，以及读取数据并相应调整刻度盘的脚本。

此外，正在对独立结构进行多项升级，以实现数据的可视化：

- 所有**风电场**脚本均已修改为从风机控制器读取其参数；该控制器包含最新的测量值，并根据设置执行插值或外推。此外，还添加了用于以文本形式显示涡轮机相关数据的脚本。

- **环境**通过增加两个风场组件得到扩展。这些组件分别包含用于读取测量风速和预测风场的脚本，并生成根据局部风速和风向移动的轨迹。

- **图形用户界面** 通过脚本增强，可切换涡轮机及风迹的可视化显示，并控制面板。此外，还实现了多个脚本，用于以传统二维图表绘制测量参数的历史数据、当前数据以及可能的预测数据。

4.3 预测型数字孪生

在本研究中，通过外部天气预报，以及利用数据驱动方法和HAM方法进行参数预测，展示了预测性能力。

外部预测。在这一预测式数字孪生的演示中，挪威气象研究所的天气预报[10]正通过向其服务器发送 HTTPS 请求，以实时方式流式传输至数字孪生中。在当前实现中，采用了涡轮机周围10米高度处风速和风向的二维矢量场，但该框架也可以轻松扩展，以纳入温度、降水、相对湿度和气压等其他预测参数。流式传输的数据可以在数字孪生中进行可视化，例如通过图6所示的训练。6。

神经网络。除了天气预报外，还使用历史数据训练了深度神经网络和长短期记忆网络，以预测十七个参数在未来 1–10 秒、分钟和小时后的数值。预测参数包括有功功率和无功功率、转子转速、风速、当前波高和平均波高、每个叶片的桨距角、偏航角以及六自由度塔架运动。

训练深度神经网络和长短期记忆网络时，使用了第4.2节所述数据的前四个月。其中 10% 的训练数据用于验证，其余四个月的数据则用于测试模型。由此，1–10 秒预测包含 930 万个数据点，1–10 分钟预测包含 15.5 万个数据点，1–10 小时预测包含 2600 个数据点。

网络结构和超参数均通过手动调优。批量大小设为 32，每个参数最后 30 个测量值作为预测器的输入。深度神经网络和长短期记忆网络均采用修正线性单元（ReLU）作为激活函数。所有参数均一次性预测。一方面，环境参数、运行参数和运动相关参数之间存在很强的相关性。另一方面，使用单个神经网络可以提高评估速度，而在硬件配置较低的设备上进行实时预测需要这一点。因此，10 个时间步会

[10] https://thredds.met.no/

一次性预测。需要注意的是，通过叠加多个多步预测，可以进一步延长预测的时间范围，但准确度会有所下降。深度神经网络和长短期记忆网络的结构如图 9 所示。三个时间尺度均采用相同的结构。

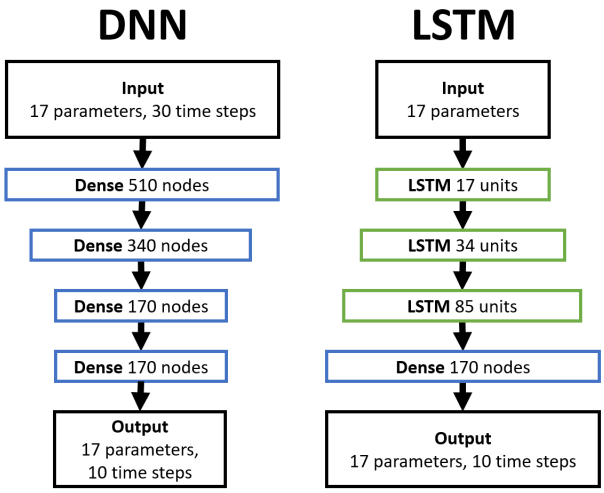


图9：深度神经网络和长短期记忆网络的结构

采用归一化均方根误差（NRMSEs）量化模型性能，同时使用归一化均方误差（NMSE）作为损失函数。因此，对于在时刻 t 进行的、预测未来 i 步且针对一个参数 p 的预测，其均方误差为

$$NMSE_{t,i,p} = \left(\frac{x_{t+i,p} - f_{t+i,p}(x_{t-m+1,p} \ldots x_{t,p})}{\Delta x_p} \right)^2 \quad (1)$$

其中，$x_{t,\ p}$ 表示特定时刻 t 和参数p的值，$f_{p,\ t}(x)$ 表示对时间步 t 和参数p的预测，m 表示用作输入的时间步数，Δx_p表示数据集中参数 p 的最小值与最大值之差。因此，在时刻 t 进行的一次预测的归一化均方根误差可写为

$$NRMSE_t = \sqrt{\frac{\sum_{p=0}^{l} \sum_{i=0}^{k} NMSE_{t,i,p}}{lk}} \quad (2)$$

其中，k 表示预测的时间步数，l 表示模型中的参数数量。最后，预测模型和时间尺度在长度为 n 的整个数据集上的 $NRMSE$可简单计算为

$$NRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=m}^{n-k-1} {NRMSE_{t_j}}^2}{n-m-k}} \quad (3)$$

用于1–10秒预测的深度神经网络和长短期记忆网络，以及用于1–10分钟预测的深度神经网络，均在一个训练轮次内收敛，验证损失趋于稳定。用于1–10分钟预测的长短期记忆网络经过2个训练轮次后收敛。用于1–10小时预测的深度神经网络和长短期记忆网络，其验证损失分别在3个和6个训练轮次内持续改善，随后由于单个训练样本相对较少而出现过拟合。

混合分析与建模。显然，在小时级预测中，深度神经网络和长短期记忆网络的表现都不如持久性模型。对比验证损失和训练损失后发现，神经网络仅经过几个训练轮次就出现了过拟合。可采取的应对方法包括缩小神经网络规模、引入随机失活层、减少输入参数数量、收集更多数据或生成模拟数据。本研究采用了一种类似于最后一种方法的HAM方法。首先训练神经网络，使其模仿一个模型；本例中使用的是简单的持久性模型。随后，将得到的神经网络权重用作实际数据训练的起始点，这与迁移学习中采用的流程类似。对于更复杂的物理模型和特定参数模型，也可以采用相同的方法，从而即使真实数据有限，也能训练出更可靠的神经网络。

此 HAM 方法的输入样本由 0 到 1 之间的随机值生成，相应的输出则通过应用持久性模型生成。深度神经网络需要 500 万个样本才能学会持久性模型的行为，并将归一化均方根误差降至 0.01 以下，而长短期记忆网络则需要 1000 万个样本。这种修改后的训练方法使神经网络仅用几个训练周期就优于持久性模型。用于小时级预测的预训练深度神经网络和长短期记忆网络均在 3 个训练周期后收敛。相同的 HAM 方法也用于分钟级预测，对两种网络都带来了显著但较小的改进。仅需一个训练周期，模型便在验证损失方面收敛。

训练结果。在四个月测试集上，将深度神经网络和长短期记忆网络，以及采用修改后的训练策略的深度神经网络和长短期记忆网络，与基线持久性模型进行了性能对比。图中展示了各模型在不同时间尺度下的归一化均方根误差。10。

对于1–10秒预测，两种神经网络都能同样充分地利用大量训练数据，不过长短期记忆网络的表现略优于深度神经网络。对于1–10分钟预报，通过在持久性模型上进行预训练的HAM方法提升了两种神经网络的性能，其中长短期记忆网络表现最佳。对于逐小时预报，两种神经网络的表现都无法与持久性模型相竞争。乍看之下，这或许有悖直觉，但请注意，逐小时预报可用的训练数据最少。不过，在持久性模型上对网络进行预训练，显著提升了两种神经网络的性能。同样，混合长短期记忆网络在所有模型中表现最佳。

虽然优化神经网络超出本文的研究范围，但进一步调整网络结构，并结合更复杂的模型以提高可靠性、避免过拟合，或许能进一步提升性能，这将作为未来的研究方向。

可视化。挪威气象研究所提供的风速预测和预报通过风迹进行可视化，如图所示。6。所有由神经网络预测的参数均可通过图形进行查看（图8），也可在三维模型上查看。

设置结构。外部预报的流式传输需要修改 **数据加载器** 组件，以访问

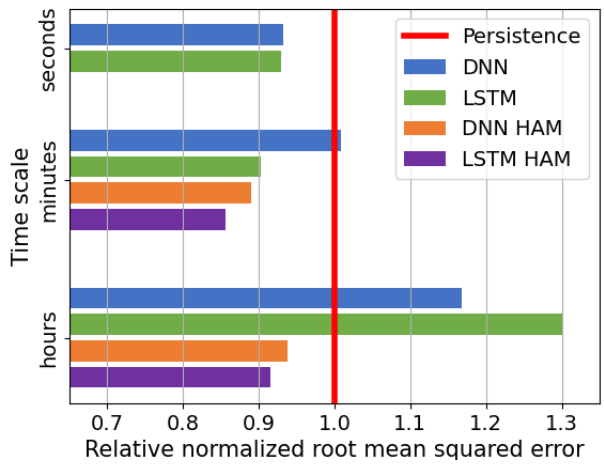


图 10：模型相对于持续性误差的归一化均方根误差。数值越低，性能越好。

HTTPS 服务器，并修改 **环境**组件，以便在矢量场中显示风迹。神经网络基准预测在服务器端执行，以提高性能，但也可以加载到数字孪生中。客户端上的直接实现也经过测试，但由于软件不兼容，迄今已证明不可行；此外，由于硬件规格较低，也不建议采用。

5. 结果与讨论

本节总结了所展示的功能，指出了需要改进的领域，并概述了未来工作。此外，还讨论了如何将该实现适配到其他海上资产，并展望了数字孪生对海上工程的影响。

5.1 独立型

在独立式数字孪生中，创建了浮式风力涡轮机的逼真三维模型。该三维模型被导入游戏引擎，并配以海洋和天空环境。添加了脚本，可用于调整参数，并在涡轮机及其环境中对其进行可视化。未来的工作将探讨独立式数字孪生在其他离线应用（如风机选址）中的潜力。

5.2 描述型

真实的浮式海上风力涡轮机 Zefyros 上的各类传感器测量了从海气象条件、风机参数到生产信息等数据。这些数据与实时传输的天气预报相结合，并通过数字孪生实时可视化。最终形成了一个数据接口，可整合并连接所有数据源，用于监测和检查实时数据与历史数据。毫无疑问，还可以通过多种方式提升数据的可理解性并展现数据间的关联，例如使用热力图、矢量场和颜色编码的密度云图。未来，监测参数将扩展至塔架底部载荷、齿轮箱振动，以及风机机舱内的声学测量值。随后，诊断型组件可利用这些参数检测轻微故障，并实现预测性维护。

5.3 预测型

通过接入天气预报，并利用深度神经网络和长短期记忆网络处理历史风机数据，对风机特定参数进行短期和中期预测，从而将预测性能力集成到数字孪生中。未来的工作将着力改进预测模型，并纳入前文提到的塔架载荷，这些载荷与维护和控制均相关。

5.4 其他能力等级

本文展示了数字孪生的独立型、描述型和预测型能力。未来将研究诊断型和处方型能力在浮式海上风力涡轮机上的可行性。然而，浮式风力涡轮机的数据可用性有限，既受已安装传感器数量的限制，也受到专有权冲突的影响，尤其是在损伤、部件磨损和剩余使用寿命的估算方面。这会影响用于校准数据驱动方法的可用数据，以及物理模型所需的风机特定输入参数。因此，仍需进一步利用离线风机仿真开发在线模型，以改进维护计划，并证明消除专有权限制的价值。陆上风力涡轮机领域已经开展了此类研究，例如 [16] 用于估算塔架载荷。将这些方法应用于浮式风力涡轮机将增加复杂性。混合分析建模方法结合了基于物理的方法和数据驱动方法，有望形成更快速、更准确、更可靠的模型。通过迁移学习，这些方法可以从仿真迁移到真实风力涡轮机。

5.5 对海洋工程总体的影响

本研究聚焦于浮式海上风电场。尽管如此，这一概念、特征和实施方式可以推广至其他海上资产和流程，并在资产的整个生命周期中产生类似的价值。

具体而言，独立式数字孪生需要考虑的变化与CAD模型和专有权有关。对于几何形状非常复杂的资产，可能需要对CAD模型进行顶点裁剪，使其兼容实时渲染。组件几何模型和材料模型的专有权可能会增加创建独立式数字孪生所需的工作量。未来，原始设备制造商与资产运营商加强合作，或可减少这项工作。

与独立式数字孪生类似，描述型数字孪生也可应用于其他海上资产或流程，只要能够测量相关数据，并将其整合至多资产数字孪生中即可。不过，汇集多个来源的数据时，必须考虑行业特定标准。

此处呈现的部分预测型参数专用于风力涡轮机，且相关模型已针对Zefyros涡轮机进行优化，但也可以创建类似的数据驱动模型和HAM模型，用于预测其他海上资产的相关参数。

尽管仍有一些挑战需要应对，但数字孪生在整个资产或流程生命周期内为海洋工程带来的潜力是多方面的。尤其是运维流程可以通过基于状态的维护、预测性维护和虚拟检查，从远程监测中获益。数字孪生有助于开展基于信息的决策，即使面对非技术利益相关者，也能实现技术细节的交流。数字孪生为跨领域的数据整合与共享提供了协作平台，也为各种分析提供了数据与可视化平台。总体而言，数字孪生的应用将提高海上资产的投资回报和可持续性。

6. 结论

本研究明确了海上风能领域中数字孪生的定义，并采用了一套基于能力对其进行分类的通用尺度。我们通过为一台现有的浮式海上风力涡轮机开发数字孪生，展示了这些概念。我们在 Blender 中创建了该涡轮机的三维CAD模型，并将其导入游戏引擎 Unity，以实现逼真的可视化，从而构建了一个独立型数字孪生。在这一阶段，由天空和海面构成的环境与现实并不相连。随后，在描述型阶段，我们通过 Oculus VR 头显在虚拟现实中，将安装于涡轮机上的传感器采集的真实数据可视化呈现在数字孪生中。此外，天气预报中的气象数据也被实时传输至数字孪生。在预测型阶段，我们使用机器学习方法对未来参数进行预测。需要指出的是，此处提出的框架具有很强的可扩展性，可适配不同的数据来源和功能，同时不会削弱数字孪生在任何能力层级上的有效性。

致谢

本出版物是 NorthWind（挪威风能研究中心）项目的一部分，该项目由挪威研究委员会（项目编号 321954）、行业及研究合作伙伴共同资助。了解更多信息，请访问 www.northwindresearch.no项目实施所需的数据由 SINTEF Energi AS 提供。为遵守保密协议，所有图表均使用模拟数据制作。图 1 中的 Zefyros风力发电机组实景照片由 Fride Moen（Norwegian Offshore Wind）提供。

参考文献

[1] E. Commission，支持欧盟委员会通信 COM(2018) 773 的深入分析，技术报告，Eu- ropeanCommission，Brussles（2018）。

[2] K. Freeman、C. Frost、G. Hundleby、A. Roberts、B. Valpy、H. Holttinen、L. Ramírez、I. Pineda，我们的能源，我们的未来 - 海上风电如何助力欧洲实现碳中和，技术报告，Wind Europe（2019）。[3] IEA，《2019年海上风电展望》，技术报告，国际能源署，巴黎（2019）。[4] S. Adumene、H. Ikue-John，严酷北极作业中的海上系统安全与运行挑战，《安全科学与韧性杂志》，3：153–168（2022）。[5] H. van der Valk、H. Haße、F. Möller、M. Arbter、J.-L. Henning、B. Otto，《数字孪生分类法》，载于2020年美洲信息系统会议（2020）。[6] D. GL，《DNVGL-RP-A204 数字孪生的鉴定与保证》，技术报告，DNV GL AS（2020）。[7] T. Sundby、J. M. Graham、A. Rasheed、O. San，《数字孪生中的几何变化检测》，《Digital》，1：111–129（2021）。[8] H. Solman、J. K. Kirkegaard、M. Smits、B. Van Vliet、S. Bush，《数字孪生化作为风能行业中的治理行为》，《环境科学与政策》，127：272–279（2022）。[9] A. Rasheed、O. San、T. Kvamsdal，《数字孪生：建模视角下的价值、挑战与促成因素》，《IEEE Access》，8：21980–22012（2020）。[10] S. Pawar、S. E. Ahmed、O. San、A. Rasheed，《面向下一代数字孪生的混合分析与建模》，《物理学杂志：会议系列》，2018：012031（2021）。[11] S.-M. Gang、H.-W. Choi、D.-R. Kim、Y.-J. Choung，《基于 Unity 3D引擎和 WebGIS系统构建水文与水灾害信息显示系统的研究》，《Procedia Engineering》，154：138–145（2016）。[12] Y. Li、Q. Zhang、H. Xu、E. Lim、J. Sun，《基于 Unity 3D 和 ROS 的智能制造机器人制造工作站虚拟监控系统》，《Materials Today: Proceedings》，70：24–30（2022）。[13] A. Rasheed、J. K. Süld、T. Kvamsdal，《面向风电场的多尺度风力与功率预测系统》，《Energy Procedia》，53：290–299（2014）。[14] T. Long、Q. Gao、L. Xu、Z. Zhou，《计算机视觉中的对抗攻击综述：分类法、可视化与未来方向》，《Computers & Security》，121：102847（2022）。[15]M. Keiser，《预算期1总结报告：Hywind Maine 项目》，技术报告 DOE-SWUS–05988-BP1，1349218（2014）。[16] E. Branlard、D. Giardina、C. S. D. Brown，《采用简化机械模型的增广卡尔曼滤波器，用于估算陆上风力发电机组的塔架载荷：迈向数字孪生仿真的一步》，《Wind Energy Science》，5：1155–1167（2020）。