

# GÊMEO DIGITAL PREDITIVO NA O&M DE PARQUES EÓLICOS OFFSHORE

**Leticia Soares Teixeira de Souza (Creation Research Group/UFRN)**

**Mario Orestes Aguirre González (Creation Research Group/UFRN)**

**David Cassimiro de Melo (Creation Research Group/UFRN)**

**Luis Mario de Medeiros Aguirre (Creation Research Group/UFRN)**

**Rafael Monteiro de Vasconcelos (Creation Research Group/UFRN)**



*A energia eólica offshore é a energia produzida pelas turbinas instaladas no mar, desempenhando um papel importante na descarbonização da economia. Os parques eólicos offshore (OWF) apresentam diversas vantagens, mas, fatores como condições do mar, distância da costa, entre outros, dificultam a execução de atividades, incluindo as de operação e manutenção (O&M). O gêmeo digital é uma ferramenta que auxilia no monitoramento em tempo real e previsão futura, auxiliando as atividades de O&M. O artigo objetiva analisar um estudo de caso de um gêmeo digital preditivo e identificar suas características. Para tanto, foi realizada uma pesquisa bibliográfica tradicional, um estudo de caso e identificação de resultados e conclusões. O estudo de caso analisado abordou o gêmeo digital e suas classificações quanto ao nível de capacidade. Assim, foram conceituados e descritas as ferramentas utilizadas em suas implementações. Dos resultados obtidos concluiu-se que o gêmeo digital é uma ferramenta de nível estratégico e tático para as atividades de O&M, uma vez que ajuda a prever e antecipar falhas, otimizando as atividades, aumentando o nível de operação dos ativos e reduzindo os custos operacional. Além disso, deve ser desenvolvido para uma linguagem de fácil compreensão e utilização intuitiva. Algumas das ferramentas utilizadas foram Unity6, filtros de Kalman, dados históricos, o que possibilitou a previsão de pontos de dados para previsões em segundos, minutos e horas.*

*Palavras-chave: Gêmeo digital, Preditivo, Operação e manutenção, Parques eólicos offshore.*

## 1. Introdução

A Associação Brasileira de Energia Eólica e Novas Tecnologias (ABEEÓlica, 2023) define a energia eólica *offshore* como a energia produzida pelo vento, por meio de turbinas que são instaladas no mar. Nesse contexto, a *International Renewable Energy Agency* (IRENA), afirma que a energia eólica *offshore* é uma das fontes de energia renovável com maior índice de crescimento nos últimos anos, sendo a mais desenvolvida atualmente, entre todas as fontes de energia renovável *offshore* (IRENA, 2021). Devido a sua importância na produção de energia renovável, sustentável e livre de emissões de carbono, a energia eólica *offshore* é uma opção adequada para a redução da pegada de carbono e o aquecimento global (Haghshenas *et al.*, 2022).

Assim, a energia eólica *offshore* pode desempenhar um papel importante na descarbonização, por isso, vários países estão voltando seus esforços para esse tipo de energia, uma vez que esse setor pode transformar os sistemas de energia, substituir os combustíveis fósseis, além de gerar empregos e crescimento econômico (GWEC, 2022). De acordo com o relatório de estatísticas de energias renováveis 2023 da IRENA, a capacidade eólica instalada mundial foi de 62.623 MW até 2023, e a produção mundial foi de 137.614 GWh até o ano de 2021 (IRENA, 2023). Nesse contexto, um parque eólico (*onshore* ou *offshore*), pode ser entendido como um conjunto de turbinas eólicas, as quais são conectadas a rede elétrica por meio de componentes, atuando como uma central produtora de eletricidade (Shafiee, 2015). Assim, os parques eólicos *offshore* (OWF) favorecem a produção de energia renovável e sustentável (Rippel *et al.*, 2019).

No projeto do OWF são levados em consideração alguns fatores, tais como: distância da costa, profundidade, e distância e disposição das turbinas, visando um projeto confiável e adequado para a produção de energia (Shafiee, 2015). Dessa forma, existem desafios com o crescimento dos OWF, como os custos de construção e de operação e manutenção (O&M) (Oh *et al.*, 2018). Além disso, as condições extremas do mar, a distância entre terra e o local das turbinas eólicas *offshore* (OWTs), maior custo de transporte, entre outros fatores, dificultam a realização de operações no mar, incluindo as manutenções, o que causa um maior tempo de inatividade das turbinas eólicas (Ciuriuc *et al.*, 2022). Nesse contexto, Costa *et al.* (2021) afirmam que a manutenção está diretamente ligada aos custos, uma vez que a diminuição da confiabilidade das turbinas afeta os retornos financeiros, devido ao aumento com os custos de operação e manutenção O&M, e reduz a disponibilidade de energia, pois o funcionamento será interrompido devido a ocorrência de falhas.

Para tanto, é imprescindível ter ferramentas e tecnologias adequadas, que auxiliem na

previsibilidade e monitoramento de ativos físicos. Dessa forma, o gêmeo digital – *digital twin* (DT) é uma das tecnologias que atendem tais requisitos. Fuller *et al.* (2020) apontam que o DT é uma integração de dados entre máquinas físicas e virtuais. Nesse sentido, Haghshenas (2022) afirma que o gêmeo digital auxilia na previsibilidade, controle e monitoramento de bens físicos, por meio de dados e simulações, e pode ser aplicado em vários campos, incluindo, o campo de energia.

Além disso, pode ser classificado quanto ao seu nível de capacidade, ou seja, determina qual sua classificação a partir dos recursos passíveis ou não de implementação. Tal classificação é feita com base em uma escala de 0 a 5, onde: 0: independente, 1: descritivo, 2: diagnóstico, 3: preditivo, 4: prescritivo e 5: autônomo (Stadtman; Wassertheurer; Rasheed, 2023). Assim, considerando a importância das atividades de O&M serem assertivas e otimizadas, bem como a utilização do DT para tais atividades, o presente artigo tem por objetivo analisar um estudo de caso de um gêmeo digital preditivo e identificar suas características, a fim de entender como esse tipo de DT pode auxiliar nas atividades de O&M de parques eólicos *offshore* (OWF).

A estrutura do artigo se dá inicialmente pela introdução e contextualização do tema, seguindo do aporte teórico sobre o gêmeo digital na manutenção de OWF. A terceira seção aborda o método da pesquisa. Em seguida, é apresentada a descrição do estudo de caso. Na quinta seção são apresentadas as conclusões, e, por fim, as referências utilizadas.

## **2. Gêmeo digital na manutenção de parques eólicos *offshore***

O avanço tecnológico dos últimos anos e o desenvolvimento de áreas como Internet das Coisas (IoT), Inteligência Artificial (IA) e Indústria 4.0, favoreceram a digitalização dos processos e sistemas nos mais diversos segmentos do mercado (Mabkhot *et al.*, 2018). Consoante ao avanço tecnológico, ocorreu a crescente evolução da energia eólica em várias partes do mundo, a qual comporta o interesse de aplicações dessas tecnologias, incluindo o DT (Olatunji *et al.*, 2021). Apesar de ser uma tecnologia usada com mais frequência nos últimos anos, os primeiros registros da proposição desse conceito aconteceram no ano de 2003, quando o professor Grieves declarou que o DT é um modelo virtual que possibilita a combinação com entidades físicas (Grieves, 2005). Posteriormente, em 2010, a NASA realizou uma pesquisa sobre o tema, implantando o DT para detecção de falhas em uma aeronave, consolidando, assim, a sua utilização (Gockel *et al.*, 2012).

Na literatura não existe um consenso quanto à definição do conceito de DT. Para Glaessgen e Stargel (2012), o DT utiliza dados de ativos físicos, sensores, indicadores e histórico, e os

integra em simulações matemáticas, reduzindo o tempo e projetando um ativo físico em um modelo virtual. Além disso, também pode ser definido como uma integração mútua entre as dimensões físicas e virtuais, onde uma mudança em uma das dimensões afeta a outra, e vice-versa (Rosen *et al.*, 2015; Kritzinger *et al.*, 2018). Nesse contexto, Wang *et al.* (2021), reforçam que a utilização de dados funcionais de um ativo físico, permite integrá-los em uma simulação multidisciplinar, assim, estabelecendo um modelo virtual, sendo este o espelho do sistema original.

Desta forma, Glaessgen e Stargel (2012) e Qi e Tao (2018) sugeriram que um DT é composto por três partes: entidade física, modelo virtual e sistema de conexão. Tao *et al.* (2018) acrescentam a essas, mais duas partes: banco de dados e sistema de serviço. Assim, para construir um DT é necessário realizar a modelagem, fusão de dados, interação e colaboração de dados e serviços, totalizando assim, quatro etapas (Wang *et al.* 2021).

Diante disso, algumas aplicações de DT voltadas para manutenção em energia eólica já se encontram na literatura, como por exemplo a utilização dos dados do DT para propor um plano de manutenção (Tjonn, 2019; Zenisek *et al.*, 2019; Eckhart; Ekelhart, 2018; Boschert; Rosen, 2018; Dufour *et al.*, 2018; Patnaik; Wu, 2018). Além de ser utilizado também para melhorar planos de manutenções já existentes (Hlady *et al.*, 2018). Apesar disso, a falta de uma metodologia estruturada para implantação e utilização do DT no campo de energia eólica *offshore* é um fator limitante, o que causa inconsistências e ineficiência (Abouzid; Saidi, 2023; Liu *et al.*, 2023).

Para tanto, o DT pode ser classificado quanto ao seu nível de capacidade ou maturidade. Conforme Stadtmann, Wassertheurer e Rasheed (2023) e Sundby *et al.* (2021), essa classificação aborda uma escala de 0 a 5, onde 0: independente, 1: descritivo, 2: diagnóstico, 3: preditivo, 4: prescritivo e 5: autônomo. O DT independente representa um ativo físico o qual não tem nenhuma conexão de dados em tempo real. O DT descritivo permite a inserção de dados em tempo real, com a utilização de sensores, possibilitando o detalhamento do funcionamento do ativo a qualquer momento. O DT de diagnóstico utiliza ferramentas de análise para notificar algum comportamento inesperado do ativo físico. O DT preditivo tem o objetivo de determinar o comportamento futuro do ativo, na função de apoiar a O&M. O DT prescritivo analisa situações hipotéticas, para fornecer recomendações que auxiliam as decisões. E, por fim, o DT autônomo é a substituição do recurso humano no processo, uma vez que os sistemas de controle podem evoluir, com a ajuda do DT, para tornar-se totalmente autônomo em relação a O&M.

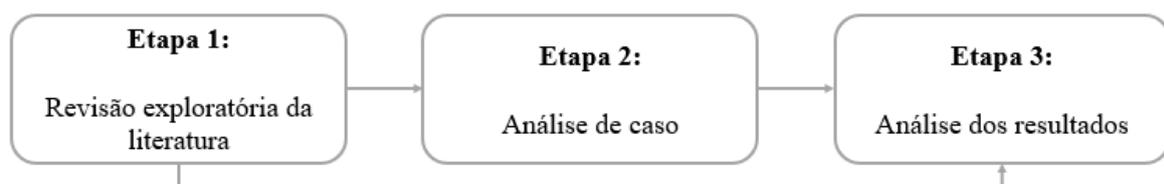
Além disso, Abouzid e Saidi (2023) afirmam que os DT podem assumir as funções de predição, monitoramento e diagnóstico. Assim, os gêmeos digitais preditivos são capazes de realizar análises do comportamento da entidade física no sistema virtual, antes que determinado evento aconteça. Nessa mesma linha, os gêmeos digitais de monitoramento podem prever o *status* real do sistema em tempo real, com a finalidade de monitorar e controlar. Por fim, o gêmeo digital diagnóstico considera as falhas inesperadas que ocorrem após o funcionamento do sistema conforme planejado.

### 3. Método da pesquisa

A pesquisa é classificada como teórica aplicada, uma vez que foi realizada uma pesquisa bibliográfica tradicional para construção do aporte teórico – artigos, dissertações e relatórios – sobre o tema, além da expansão de conhecimento por meio da análise do estudo de caso. Além disso, é classificada como uma pesquisa qualitativa, pois não utiliza técnicas matemáticas e estatísticas para deprender resultados (Demo, 2011; González, 2010). No que concerne ao objetivo, este é classificado como descritivo, pois o presente artigo tem o objetivo de analisar um estudo de caso e identificar as características de um gêmeo digital preditivo, não interferindo ou manipulando as informações, apenas descrevendo-as (Prodanov; Freitas, 2013).

Para atingir os objetivos da pesquisa, esta foi desenvolvida em três etapas (Figura 1).

Figura 1 – Procedimento da pesquisa



Fonte: Elaborado pelos autores (2024)

A primeira consistiu em uma pesquisa bibliográfica tradicional, para obtenção de materiais sobre o tema em questão. A partir disso, foi selecionado o artigo que serviu como base para o estudo de caso analisado. A escolha do artigo foi norteada a partir da estrutura do artigo, bem como o conteúdo apresentado, visto que apresentava informações detalhadas.

Na segunda etapa foi realizada a análise do estudo de caso a partir do artigo “*Demonstration of a standalone, descriptive, and predictive digital twin of a floating offshore wind turbine*”. Dessa forma, foram extraídas informações sobre a classificação dos DT quanto ao seu nível de

capacidade, e os componentes de cada tipo de gêmeo digital, bem como ferramentas e tecnologias utilizadas na implantação de cada um deles.

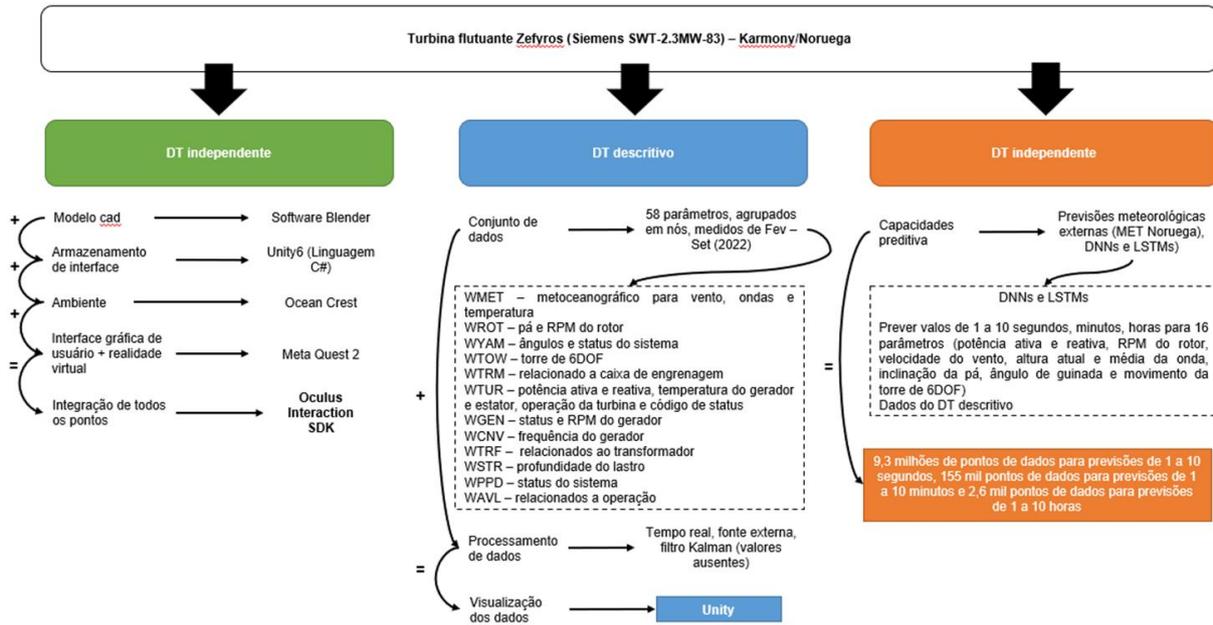
Por fim, a última etapa consistiu na elaboração de resultados, com a identificação das características, e aspectos de relevância do gêmeo digital preditivo nas atividades de operação e manutenção de parques eólicos *offshore*.

#### **4. Análise do estudo de caso**

O trabalho intitulado como “*Demonstration of a standalone, descriptive, and predictive digital twin of a floating offshore wind turbine*” explica o conceito de gêmeo digital e sua escala de capacidade a nível de energia eólica *offshore*, por meio da demonstração de gêmeos digitais independentes, descritivos e preditivos de uma turbina eólica flutuante. Essa nomenclatura é definida por meio da escala, que vai de 0 a 5, onde 0: independente, 1: descritivo, 2: diagnóstico, 3: preditivo, 4: prescritivo e 5: autônomo.

Os componentes do DT variam de acordo com cada um deles. Dessa forma, o DT independente é composto por um modelo 3D, *software* (motor de jogo), ambiente e a realidade virtual e aumentada. Já o DT descritivo necessita de um *checklist* ou *pipeline* de dados, para gerenciar o fluxo de informações, uma vez que esse DT é ativado a partir da inserção manual dos dados. O DT preditivo é formado por fontes externas de dados, modelos de programação e métodos para análises de dados. Os DT's foram implementados na turbina flutuante Zefyros, em Karmoy, Noruega, de propriedade da Unitech. A Figura 2 apresenta de forma resumida as tecnologias utilizadas para cada DT.

Figura 2 – Tecnologias utilizadas para cada DT



Fonte: Elaborado pelo autor (2024)

Para a implantação do DT foi necessário criar um **modelo CAD**, já que não existia nenhum disponível. A plataforma foi criada a partir da combinação de imagens e vídeos. Para a nacele, os parâmetros e geometrias foram identificados por meio de fotos, assim como os outros componentes da turbina. A turbina foi identificada como Siemens SWT-2.3MW-82. O modelo CAD foi desenvolvido no *software* Blender.

O Unity6 foi utilizado como **mecanismo para armazenar a interface**, o qual permitiu que a linguagem C# fosse utilizada. O modelo 3D foi colocado em um oceano para simular o **ambiente**, a partir da versão gratuita do Ocean Crest. Também foi implementada uma interface gráfica de usuário, uma vez que permite a modificação das configurações e recursos do DT, além da integração da realidade virtual. Neste ponto, a realidade virtual está sendo configurada a partir do Meta Quest 2. Para a integração de todos os pontos abordados, foi utilizado o Oculus Interaction SDK. O estudo aborda que a implementação do DT independente é dividida em quatro componentes: Verificador, parque eólico, ambiente e interface com o usuário.

Os dados utilizados para o DT descritivo foram medidos dos meses de Fevereiro a Setembro de 2022 no aerogerador da turbina. A frequência de medição variou entre intervalos de 1 a 4 segundos. Ao todo, foram considerados 58 parâmetros para formar o conjunto de dados, os quais são agrupados de forma lógica em nós, seguindo as premissas da IEC 61850. A nomenclatura dos nós foi baseada na IEC 61400-25. A seguir a nomenclatura e significado de cada nó.

**WMET** – 7 parâmetros meteoceanográfico para vento, ondas e temperatura

**WROT** – 4 parâmetros para pá e RPM do rotor

**WYAM** – 2 parâmetros para ângulos e status do sistema

**WTOW** – 6 parâmetros para torre de 6DOF

**WTRM** – 5 parâmetros relacionados à temperatura e estado do rolamento do eixo, freios e óleo da caixa de engrenagens

**WTUR** – 7 parâmetros para potência ativa e reativa, temperatura do gerador e do estator, operação da turbina e códigos de status

**WGEN** – 2 parâmetros para status do gerador e RPM

**WCNV** – Frequência do gerador

**WTRF** – 10 parâmetros para corrente trifásica do transformador, tensão fase a fase, bem como status e temperatura do óleo do transformador

**WSTR** – Profundidade do lastro

**WPPD** – *Status* do sistema de controle

**WAVL** – 12 parâmetros relacionados à operação, incluindo tempo de disponibilidade, tempo de operação, energia acumulada, tempo de falha de rede e várias outras mensagens de status. Quanto aos dados e processamento, foram utilizados dados em tempo real, além de dados fornecidos de uma tabela de fonte externa, ordenados por tempo. Quando necessário, utilizou-se o preenchimento de dados para valores ausentes, sendo os filtros de Kalman uma alternativa para esse preenchimento.

A visualização dos dados acontece por meio do aplicativo Unity. Dentro dele, são introduzidos componentes que permitem a descrição dos recursos de tempo (parâmetros do tempo real, tempo do sistema e tempo de simulação), dados (dados medidos e dados meteorológicos) e painel de controle.

As capacidades preditivas foram demonstradas por meio de previsões meteorológicas externas. As previsões meteorológicas externas foram obtidas por meio do Instituto Meteorológico Norueguês, e transmitidas em tempo real pelas solicitações HTTPS para o servidor. A implementação atual utiliza o campo vetorial bidimensional de velocidade e direção a 10 metros de altura ao redor da turbina, estrutura essa que pode ser facilmente estendida para incluir outros parâmetros como temperatura, precipitação, umidade relativa e pressão.

Além das previsões meteorológicas, DNNs e LSTMs foram utilizados em dados históricos para prever os valores de 1 a 10 segundos, minutos e horas à frente para dezessete parâmetros. Os parâmetros previstos incluem potência ativa e reativa, RPM do rotor, velocidade do vento,

altura atual e média da onda, inclinação da pá de cada pá, ângulo de guinada e movimento da torre de 6DOF.

Os dados utilizados no DNNs e LSTMs foram os primeiros quatro meses dos dados utilizados no DT descritivo, ou seja, dados de Fevereiro a Maio de 2022. 10 % deles foram utilizados para validação. E o restante dos dados para testar o modelo. O que resultou em 9,3 milhões de pontos de dados para previsões de 1 a 10 segundos, 155 mil pontos de dados para previsões de 1 a 10 minutos e 2,6 mil pontos de dados para previsões de 1 a 10 horas.

## 5. Análise dos resultados

O gêmeo digital é uma ferramenta estratégica para as atividades de operação e manutenção dos parques eólicos *offshore*, visto que integra ativos físicos e virtuais por meio de dados e sensores, permitindo que tais ativos sejam monitorados em tempo real. No caso do gêmeo digital preditivo, como a própria nomenclatura direciona, ajudam a prever ou antecipar o comportamento dos ativos e dos seus componentes com base nos dados em tempo real e no histórico dos mesmos.

Assim, para a implementação de um gêmeo digital preditivo, é necessário identificar as necessidades e o objetivo de tal implantação, para que seja possível definir as etapas do projeto, bem como as tecnologias e ferramentas a serem utilizadas – sensores, softwares, aplicativos, programas, linguagens de programação, etc. Além disso, é importante capacitar as pessoas para utilização e entendimento da ferramenta.

No estudo de caso analisado, os componentes dos gêmeos digitais variam de acordo com a classificação de cada um deles. O gêmeo digital preditivo é composto por fontes externas de dados, modelos de programação e métodos para análises de dados. Além disso, o seu funcionamento depende da estruturação e composição dos gêmeos digitais independente e descritivo, os quais contam com modelo CAD, *software* Blender, Unity6, linguagem C#, Ocean Crest, Meta Quest 2, Oculus Interaction SDK, dados de fonte externa e filtros de Kalman. Dessa forma, foi possível utilizar dados de parâmetros para prever dados em segundos, minutos e horas. Assim, possibilitando conhecer o comportamento futuro do ativo, podendo identificar momentos exatos para a manutenção, evitando a falha ou um tempo maior de inatividade.

## 6. Conclusões e recomendações

A tecnologia do gêmeo digital tem recebido maior atenção devido a suas múltiplas vantagens na otimização operacional de ativos. Nos parques eólicos *offshore*, cujos ativos estão distantes

da costa e em condições operacionais complexas dos seus ativos, os princípios de aplicação do gêmeo digital tornam-se relevantes para uma maior competitividade dessa fonte de geração de energia elétrica considerada renovável e limpa.

Dessa forma, a implementação de um gêmeo digital preditivo em um parque eólico *offshore*, considerando suas características de monitoramento, previsibilidade, otimização de atividades, análise de informações, pode proporcionar a realização das operações de forma mais assertiva, eficiente e segura.

É válido ressaltar que os gêmeos digitais são adaptáveis a depender de cada ativo, classificação e objetivo de sua implementação. Além disso, é importante que a interface de usuário seja de fácil compreensão e intuitiva, para facilitar na interpretação de dados. Portanto, o gêmeo digital preditivo é capaz de prever falhas, monitorar em tempo real, analisar cenários, otimizar a tomada de decisão, auxiliar na previsibilidade de falhas, otimizar a manutenção e consequentemente os custos relacionados a essas atividades, e simular cenários.

Recomenda-se a continuação do estudo para os demais níveis de capacidade e maturidade, além da implementação em mais ativos de um OWF.

### **Agradecimentos:**

Agradecemos ao CNPq (Processo No. 406746/2022-2) pelo apoio na realização desse estudo.

### **REFERÊNCIAS**

- ABOUZID, Ihsane; SAIDI, Rajaa. Digital twin implementation approach in supply chain processes. **Scientific African**, [S.L.], v. 21, p. 21-37, set. 2023. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.sciaf.2023.e01821>.
- BOSCHERT, Stefan; ROSEN, Roland. Digital twin: A second life for engineering models. **ERCIM NEWS**, n. 115, p. 8-9, 2018.
- CIURIUC, Alexandra *et al.* Digital tools for floating offshore wind turbines (FOWT): a state of the art. **Energy Reports**, [S.L.], v. 8, p. 1207-1228, nov. 2022.
- COSTA, Ángel M. *et al.* New Tendencies in Wind Energy Operation and Maintenance. **Applied Sciences**, [S.L.], v. 11, n. 4, p. 1386, 4 fev. 2021.
- DEMO, Pedro. **Praticar ciência: Metodologias do conhecimento científico**. 1. ed. São Paulo: Editora Saraiva, 2011.
- DUFOUR, C. *et al.*, Hardware-in-the-Loop Testing of Modern On-Board Power Systems Using Digital Twins, 2018 **International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM)**, Amalfi, Italy, 2018, pp. 118-123, doi: 10.1109/SPEEDAM.2018.8445302.

ECKHART, Matthias; EKELHART, Andreas. A Specification-based State Replication Approach for Digital Twins. **Proceedings Of The 2018 Workshop On Cyber-Physical Systems Security And Privacy**, [S.L.], p. 36-47, 15 jan. 2018. ACM. <http://dx.doi.org/10.1145/3264888.3264892>.

FULLER, Aidan *et al.* Digital Twin: enabling technologies, challenges and open research. **Ieee Access**, [S.L.], v. 8, p. 108952-108971, 2020. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).

GLAESSGEN, Edward; STARGEL, David. The digital twin paradigm for future NASA and US Air Force vehicles. In: **53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC structures, structural dynamics and materials conference 20th AIAA/ASME/AHS adaptive structures conference 14th AIAA**. 2012. p. 1818.

GOCKEL, Brian *et al.* Challenges with Structural Life Forecasting Using Realistic Mission Profiles. **53Rd Aiaa/Asme/Asce/Ahs/Asc Structures, Structural Dynamics And Materials Conference<<Br>>20Th Aiaa/Asme/Ahs Adaptive Structures Conference<<Br>>14Th Aiaa**, [S.L.], p. 1-12, 23 abr. 2012. American Institute of Aeronautics and Astronautics. <http://dx.doi.org/10.2514/6.2012-1813>.

GONZÁLEZ, M. O. Processo para gerenciar a integração de clientes no processo de desenvolvimento de produtos. 2010. 242 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção)-Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, Brasil, 2010.

GRIEVES, Michael W.. Product lifecycle management: the new paradigm for enterprises. **International Journal Of Product Development**, [S.L.], v. 2, n. 1/2, p. 71, 2005. Inderscience Publishers. <http://dx.doi.org/10.1504/ijpd.2005.006669>.

GWEC. **Global Wind Report 2022**. n.1, April, 2022.

HAGHSHENAS, Amirashkan. **Predictive Digital Twin of Wind Farm**. 2022. 78 f. Tese (Doutorado) - Curso de Faculty Of Information Technology And Electrical Engineering, Department Of Ict And Natural Sciences, Norwegian University Of Science And Technology, Trondheim, 2022.

HLADY, Joseph; GLANZER, Matt; FUGATE, Lance. Automated creation of the pipeline digital twin during construction: Improvement to construction quality and pipeline integrity. In: **International Pipeline Conference**. American Society of Mechanical Engineers, 2018. p. V002T02A004.

IRENA. **Renewable energy statistics 2023**. Abu Dhabi, 2023.

IRENA. **Tracking the Impacts of Innovation: Offshore wind as a case study**. Abu Dhabi, 2021.

KRITZINGER, Werner *et al.* Digital Twin in manufacturing: a categorical literature review and classification. **Ifac-Papersonline**, [S.L.], v. 51, n. 11, p. 1016-1022, 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.474>.

LAKATOS, Eva M. **Fundamentos de metodologia científica**. 9. ed. São Paulo: Atlas, 2021.

LIU, Jie *et al.* A generic framework for qualifications of digital twins in maintenance. **Journal Of Automation And Intelligence**, [S.L.], v. 2, n. 4, p. 196-203, nov. 2023. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jai.2023.07.002>.

MABKHOT, Mohammed M. et al. Requirements of the smart factory system: A survey and perspective. **Machines**, v. 6, n. 2, p. 23, 2018.

OH, Ki-Yong *et al.* A review of foundations of offshore wind energy convertors: current status and future

perspectives. **Renewable And Sustainable Energy Reviews**, [S.L.], v. 88, p. 16-36, maio 2018. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2018.02.005>.

OLATUNJI, Obafemi O. *et al.* Overview of Digital Twin Technology in Wind Turbine Fault Diagnosis and Condition Monitoring. **2021 Ieee 12Th International Conference On Mechanical And Intelligent Manufacturing Technologies (Icmimt)**, [S.L.], p. 108952-108971, 13 maio 2021. IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/icmimt52186.2021.9476186>.

PATNAIK, Prakash; WU, Xijia. Linking MRO to prognosis based health management through physics-of-failures understanding. In: **Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air**. American Society of Mechanical Engineers, 2018. p. V006T24A007.

PRODANOV, C. C; FREITAS, E. C. **Metodologia do trabalho científico: métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho**. 2. ed. Novo Hamburgo: Feevale, 2013.

QI, Qinglin; TAO, Fei. Digital Twin and Big Data Towards Smart Manufacturing and Industry 4.0: 360 degree comparison. **Ieee Access**, [S.L.], v. 6, p. 3585-3593, 2018. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <http://dx.doi.org/10.1109/access.2018.2793265>.

RIPPEL, Daniel *et al.* A Review on the Planning Problem for the Installation of Offshore Wind Farms. **Ifac-Papersonline**, [S.L.], v. 52, n. 13, p. 1337-1342, 2019. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.384>.

ROSEN, Roland *et al.* About The Importance of Autonomy and Digital Twins for the Future of Manufacturing. **Ifac-Papersonline**, [S.L.], v. 48, n. 3, p. 567-572, 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.141>.

SHAFIEE, Mahmood. Maintenance logistics organization for offshore wind energy: current progress and future perspectives. **Renewable Energy**, [S.L.], v. 77, p. 182-193, maio 2015. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2014.11.045>.

STADTMANN, Florian; WASSERTHEURER, Henrik Andreas Gusdal; RASHEED, Adil. Demonstration of a Standalone, Descriptive, and Predictive Digital Twin of a Floating Offshore Wind Turbine. **Volume 8: Ocean Renewable Energy**, [S.L.], p. 29-39, 11 jun. 2023. American Society of Mechanical Engineers. <http://dx.doi.org/10.1115/omae2023-103112>.

STADTMANN, Florian; WASSERTHEURER, Henrik Andreas Gusdal; RASHEED, Adil. Demonstration of a Standalone, Descriptive, and Predictive Digital Twin of a Floating Offshore Wind Turbine. **Volume 8: Ocean Renewable Energy**, [S.L.], p. 29-39, 11 jun. 2023. American Society of Mechanical Engineers. <http://dx.doi.org/10.1115/omae2023-103112>.

SUNDBY, Tiril *et al.* Geometric Change Detection in Digital Twins. **Digital**, [S.L.], v. 1, n. 2, p. 111-129, 15 abr. 2021. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/digital1020009>.

TJONN, F. A. Digital twin through the life of a field. In: **Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference**. OnePetro, 2018.

WANG, Mengmeng *et al.* Recent progress on reliability analysis of offshore wind turbine support structures considering digital twin solutions. **Ocean Engineering**, [S.L.], v. 232, p. 109168-109181, jul. 2021. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.oceaneng.2021.109168>.

ZENISEK, Jan *et al.* Modeling Sensor Networks for Predictive Maintenance. **On The Move To Meaningful Internet Systems: OTM 2018 Workshops**, [S.L.], p. 184-188, 2019. Springer International Publishing.

[http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-11683-5\\_20](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-11683-5_20).