

WWME 2023 V. Jardunaldia



V WORKSHOP WWME 2023

Wind (and) Marine Energy



**Itsas Energiako Sistemen Aurrerapen Berriei
Buruzko Irakaskuntza-Oharrak**

**Lecture Notes on Novel Advances for Marine Energy
Systems**

**Actas sobre Avances en Sistemas de Energía
Marina**

14 de diciembre del 2023



Universidad del País Vasco Euskal Herriko Unibertsitatea

**Itsas Energiako Sistemen Aurrerapen Berriei
Buruzko Irakaskuntza-Oharrak**

**Lecture Notes on Novel Advances for Marine
Energy Systems**

Actas sobre Avances en Sistemas de Energía Marina

*PID2021-123543OB-C21 eta C22 proiektuen
V. Jardunaldiako Monografia*

Monografía de la V Jornada Internacional con
los proyectos PID2021-123543OB-C21 y PID2021-123543OB-C22
(MCIN/AEI/10.13039/501100011033/FEDER, UE)

WWME 2023 V. Jardunaldia / V Jornada WWME 2023

**Itsas Energiako Sistemen Aurrerapen Berriei
Buruzko Irakaskuntza-Oharrak**

**Lecture Notes on Novel Advances for Marine
Energy Systems**

**Apuntes Docentes sobre Avances en Sistemas de
Energía Marina**

*PID2021-123543OB-C21 eta C22 proiektuen
V. Jardunaldiako Monografia*

Monografía de la V Jornada Internacional de
Energía Eólica (y) Marina
proyectos PID2021-123543OB-C21 y C22

Aitor J. Garrido, Matilde Santos, Izaskun Garrido (arg./eds.)

V Jornada Internacional de Energía Eólica (y) Marina, proyectos PID2021-123543OB-C21 y PID2021-123543OB-C22 (14, diciembre. 2023)

Itsas Energiako Sistemen Aurrerapen Berriei Buruzko Irakaskuntza-Oharrak [Recurso electrónico]: Itsas Energiako Sistemen Aurrerapen Berriei Buruzko Irakaskuntza-Oharrak; Lecture Notes on Novel Advances for Marine Energy Systems; Apuntes Docentes sobre Avances en Sistemas de Energía Marina/ Aitor J. Garrido, Matilde Santos, Izaskun Garrido (arg./eds.). – Datos. – Bilbao: Universidad del País Vasco / Euskal Herriko Unibertsitatea, Argitalpen Zerbitzua = Servicio Editorial del grupo de Control Automático, [2024]. – 1 recurso en línea: PDF

En port.: WWME 2023 V. Jardunaldia / V WORKSHOP WWME 2023

Wind (and) Marine Energy

Textos en español, euskara e inglés. Abstracts en inglés

Modo de acceso: <http://www.ehu.es/acg>

ISBN: 978-84-09-58971-5.

1. Ingeniería de Sistemas y Automática – Estudio y enseñanza – Congresos.
2. Energías renovables marinas - Estudio y enseñanza – Congresos.
3. Control automático.

- I. Izaskun Garrido, Matilde Santos, Aitor J. Garrido coed.
- II. MCIU/MINECO a través de los proyectos PID2021-123543OB-C21 y PID2021-123543OB-C22 financiado por MCIN/ AEI /10.13039/501100011033/ y por FEDER Una manera de hacer Europa



- III. Título: Itsas Energiako Sistemen Aurrerapen Berriei Buruzko Irakaskuntza-Oharrak.

Batzorde zientifikoa / Comité científico

Koordinatzailea / Coordinador

Matilde Santos, Juan Carlos Chicharro (Universidad Complutense de Madrid, UCM)

Kideak / Miembros

Aitor J. Garrido (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

Alejandro Merino Gómez (Universidad de Burgos)

Carlos Armenta Deu (Universidad Complutense de Madrid)

Carolina A Evangelista (Universidad Nacional de La Plata - CONICET, Argentina)

Dictino Chaos García (Universidad Nacional de Educación a Distancia, UNED)

Edorta Carrascal-Lekunberri (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

Fares M'zoughi (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

Francisco Vázquez (Universidad de Córdoba)

Francisco Jesús Velasco González (Universidad de Cantabria)

Irfan Ahmad (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

Izaskun Garrido (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

Juan Carlos Chicharro Sestines (Universidad Complutense de Madrid)

Jesus Enrique Sierra García (Universidad de Burgos)

Lía García Pérez (Universidad Complutense de Madrid)

Lucas Bindelli (Universidad de Buenos Aires, Argentina)

Manuel Lara Ortiz (Universidad de Córdoba)

M. Tomas-Rodriguez (City, University of London)

M. José Gómez Silva (Universidad Complutense de Madrid)

Matilde Santos (Universidad Complutense de Madrid)

Payam Aboutalebi (Universidad Técnica de Noruega, NTNU)

Paul Puleston (Universidad Nacional de La Plata - CONICET, Argentina)

Pedro J Cabrera (Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, ULPGC)

Ramon Vilanova Trees (Universidad Autónoma Barcelona, UAB)

Raul Marin-Prades (Universidad Jaime I)

Segundo Esteban San Román (Universidad Complutense de Madrid)

Gonbidatutako hizlariak / Ponentes invitados

Prof. Dr. Izaskun Garrido	Automatic Control Group, UPV/EHU
D. Tomás Romagosa	Asociación Empresarial Eólica (AEE)
Dr. María Tomás-Rodríguez	City University, London, UK
Dr. Segundo Esteban San Román	Universidad Complutense de Madrid
Dr. Jesús Enrique Sierra García	Universidad de Burgos
Prof. Dr. Matilde Santos Peñas	Universidad Complutense de Madrid

Parte hartzalileak / Conferenciantes invitados

D. Miguel Hoyos Irisarri	Norvento Enerxía
Dña. Mónica Sastre Beceiro	Sastre Beceiro Abogados
D. Jorgen Galan	Villar y Asociados Abogados
D. Enrique Cuesta Valverde	Transportes Lasarte
D. Tomás Romagosa	Asociación Empresarial Eólica (AEE)
D. Enrique Cuesta Valverde	Ingeniero del Depart. Técnico, Transportes Lasarte

Aurkibidea / Índice

<i>Introduction / Prólogo / Sarrera,</i>	<i>1</i>
<i>Aitor J. Garrido, Matilde Santos, Izaskun Garrido</i>	

Komunikazioak / Comunicaciones

<i>Mutrikuko MOWC Wave Power Plant-eko harrapaketa-ganberaren ereduaren balidazio esperimentalak</i>	<i>3</i>
<i>Aitor J. Garrido, Fares M'zoughi, Payam Aboutalebi, Irfan Ahmad, Izaskun Garrido</i>	

<i>Reducción de las Oscilaciones de Cabeceo de un Aerogenerador Flotante mediante Control del Ángulo de Paso de Pala</i>	<i>7</i>
<i>Juan Carlos Chicharro Sestines, Segundo Esteban San Román and Matilde Santos Peñas</i>	

<i>Diagnóstico OWC basado en aprendizaje automático utilizando datos reales medidos de plantas de energía undimotriz</i>	<i>13</i>
<i>Fares M'zoughi, Jon Lekube, Izaskun Garrido, Aitor J. Garrido</i>	

<i>El Diseño y Desempeño Dinámico de Estructuras Marinas Utilizando Herramientas Numéricas</i>	<i>19</i>
<i>Irfan Ahmad, Fares M'zoughi, Payam Aboutalebi, Aitor J. Garrido, Izaskun Garrido</i>	

<i>Ikaskuntza automatikoko ikuspegi bat, ur-zutabe oszilatzailearen uhin-sorgailuen pronostikorako</i>	<i>25</i>
<i>Izaskun Garrido, Jon Lecube, Fares M'zoughi, Payam Aboutalebi, Irfan Ahmad, Salvador Cayuela, Aitor J. Garrido</i>	

<i>Reducción del Movimiento Oscilatorio en Turbinas Eólicas Offshore: Aplicación a Plataformas Semisumergibles con Integración de Columnas de Agua Oscilante</i>	<i>31</i>
<i>Payam Aboutalebi, Fares M'zoughi, Irfan Ahmad, Aitor J. Garrido, Izaskun Garrido</i>	

<i>Passive Inerter-Based Network Self-Induced Oscillations Damping for Spar-Buoy Floating Offshore Wind Turbines.....</i>	<i>37</i>
<i>Sandra Piernikowska, María Tomás-Rodríguez</i>	
<i>Application of Renewable Energies for Power Sharing and Voltage Control in DC Microgrids Using LMI-based Mixed H2/Hinf State Feedback Approach</i>	<i>44</i>
<i>Tahereh Bagheri Rouch, Payam Aboutalebi, Aitor J. Garrido, Izaskun Garrido</i>	
<i>Preliminary Numerical Assessment of the Towing Resistance of a Floating Offshore Wind Platform in Calm Water.....</i>	<i>51</i>
<i>Hugo Ferreiro-Gómez, Jordi Mas-Soler</i>	
<i>Predictive Control of Multiphase Systems for Off-shore Wind Power Plants.....</i>	<i>57</i>
<i>Manuel G. Satué, Juan M. Escaño, Federico Barrero, Manuel A. Perales</i>	
<i>Detecting Errors in Wind Turbines using Machine Learning and OpenFAST Simulation... </i>	<i>63</i>
<i>B. Weiss, M. Santos, S. Esteban</i>	
<i>Base de datos NoSQL para el soporte de gemelos digitales de granjas de aerogeneradores.....</i>	<i>69</i>
<i>Fernando Herrera., Segundo Esteban San Román., Matilde Santos</i>	
<i>Optimización multiobjetivo para el reparto de consignas en parque eólicos.....</i>	<i>74</i>
<i>Samuel Martínez-Gutiérrez, Daniel Sarabia, Alejandro Merino</i>	
<i>Simulating the aerodynamic properties of the NACA 2412 using Ansys software.....</i>	<i>80</i>
<i>Jinane Radi, Jesús Enrique Sierra-García, Abdelouahed Djebli</i>	
<i>Arquitecturas para el control y monitorización de turbina eólicas basadas en OPC UA.....</i>	<i>84</i>
<i>Alberto Martínez Inchusta, Jesús-Enrique Sierra-García, Matilde Santos</i>	

Introduction / Prólogo / Sarrera

Introduction

In 2023, global tensions escalated, with conflicts such as those in Gaza or Ukraine affecting the transportation and availability of crude oil. This makes the development of efficient and reliable marine renewable energy sources even more relevant. Thus, there is a potential increase in renewable energies, especially those derived from the unexplored ocean, which could transform the global energy landscape. Research on ocean energy control applications is vital to unlock its full potential, improving efficiency and reliability. This could make ocean energy systems more cost-effective, fostering competitiveness with other energy sources. Such technological strides may lead to the development of new ocean energy technologies and strategies, expanding the range of harnessable resources.

WWME has started as an initiative associated to projects PID2021-123543OB-C21 / PID2021-123543OB-C22, led both by ISCAR group at University Complutense of Madrid (<http://www.floatingwindturbineucm.com>) and by the Automatic Control Group at UPV/EHU (<https://www.ehu.eus/en/web/acg/ikerketa>). It has become in a short time a yearly platform to present, discuss, and disseminate the latest developments and the most important outcomes related to Ocean energy applications in research and education. It provides a unique opportunity to bring multi-disciplinary experts, academics and practitioners together to exchange their experiences in the latest developments, discuss and debate the major issues. Other stakeholders should be rewarded with a better understanding of the potential and challenges on Wind (and) Marine Energy.

Prólogo

En 2023 las tensiones globales aumentaron, con conflictos como en Gaza o Ucrania que han repercutido en el transporte y la disponibilidad de crudo, lo cual hace más relevante aún el desarrollo de fuentes de energía renovables marinas eficientes y fiables. Así, existe un potencial aumento de las energías renovables, especialmente las provenientes del inexplorado océano, que podría transformar el panorama energético mundial. La investigación sobre aplicaciones de control para la energía oceánica es vital para desbloquear su máximo potencial, mejorando la eficiencia y confiabilidad. Esto podría hacer que los sistemas de energía oceánica sean más rentables, fomentando la competitividad con otras fuentes de energía. Estos avances tecnológicos podrían también llevar al desarrollo de nuevas tecnologías y estrategias de control para la energía oceánica, ampliando el espectro de recursos aprovechables.

Introduction / Prólogo / Sarrera

WWME ha surgido como una iniciativa asociada a los proyectos PID2021-123543OB-C21 / PID2021-123543OB-C22, liderada tanto por el grupo ISCAR (<http://www.floatingwindturbineucm.com>) de la Universidad Complutense de Madrid como por el Grupo de Control Automático GV-IT1555-22 de la UPV/EHU (<https://www.ehu.es/en/web/acg/ikerketa>). En poco tiempo se ha convertido en una plataforma anual que permite presentar, discutir y difundir los últimos desarrollos y los resultados más importantes relacionados con las aplicaciones de la energía oceánica en la investigación y la educación. Además, brinda una oportunidad única para reunir a expertos de diversas disciplinas, académicos, empresarios y profesionales, para intercambiar sus experiencias sobre los últimos desarrollos, discutir, y debatir los principales problemas asociados al entorno marino. Todas las personas interesadas son recompensadas con una mejor comprensión del potencial y los desafíos de la energía eólica (y) marina.

Sarrera

2023an, tentsio globalak handitu egin ziren, Gaza edo Ukraniakoa bezalako gatazkek eragina izan baitute garraioan eta petrolio gordinaren eskuragarritasunean, eta horrek are garrantzitsuagoa egiten du itsasoko energia-iturri berriztagarri eraginkor eta fidagarrien garapena. Hala, energia berriztagarriak ugaritu egin daitezke, bereziki esploratu gabeko ozeanotik datozenak, eta horrek munduko energia-egoera alda lezake. Energia ozeanikoa kontrolatzeko aplikazioei buruzko ikerketa ezinbestekoa da haren potentzial maximoa desblokeatzeko, eraginkortasuna eta fidagarritasuna hobetuz. Horren ondorioz, energia ozeanikoko sistemak errentagarriagoak izan daitezke, beste energia-iturri batzuekin lehiakortasuna sustatuz. Aurrerapen teknologiko horiek energia ozeanikoa kontrolatzeko teknologia eta estrategia berriak garatzea ere ekar lezakete, baliabide aprobetxagarrien espektroa zabalduz.

WWME bertoko ekimen gisa sortu da, PID2021-123543OB-C21 / PID2021-123543OB-C22 proiektuei lotuta, Madrilgo Unibertsitate Complutenseko ISCAR (<http://www.floatingwindturbineucm.com>) eta UPV/EHUko Kontrol Automatikoko Taldea (<https://www.ehu.es/eu/web/acg/ikerketa>) ikerketa taldeen eskutik. Epe laburrean, jardunaldia gune arrakastatsu bihurtu da: han aurkezten, eztabaidatzen eta zabaltzen dira ikerkuntza eta hezkuntza arloei dagozkien energia ozeanikoaren aplikazioen azken garapen eta emaitza garrantzitsuenak. Jardunaldiak, arloko diziplina desberdineko adituak, akademiko zein profesionalak, biltzeko aukera eskaintzen du. Hor, sektorean sortutako azken garapenari buruzko esperientziak truka daitezke eta agertzen diren arazo nagusiei aurre egiteko konponbideak azter eta eztabaida daitezke.

2023ko abendua. Diciembre de 2023.

*Izaskun Garrido
Matilde Santos
Aitor J. Garrido*

Organizadores de la V Jornada Internacional de Energía Eólica (y) Marina, proyectos PID2021-123543OB-C21 / C22 (MCIN/AEI/10.13039/501100011033/FEDER, UE)

Mutrikuko MOWC Wave Power Plant-eko harrapaketa-ganberaren ereduaren balidazio esperimentalak

Validation of the Mutriku MOWC Wave Power chamber modelling by means of experimental data

Aitor J. Garrido, Fares M'zoughi, Payam Aboutalebi, Irfan Ahmad and Izaskun Garrido

Automatic Control Group – ACG.

Department of Automatic Control and Systems Engineering

Engineering School of Bilbao – EIB/BIE

University of the Basque Country – UPV/EHU

Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain

Abstract— Ocean wave energy can potentially fulfill 15% of the EU's energy demand, reducing CO2 emissions by 136 MT/MWh by 2050, according to the EU Energy Road Map. Similarly, the Spanish Renewable Energies Plan emphasizes Spain's marine energy potential, particularly in wave energy. Oscillating Water Column (OWC) converters are currently, the most promising for harnessing sea energy from various on-shore and floating structures. This paper presents an analytical model of the wave capture chamber for a fixed on-shore OWC wave power plant, specifically tailored for the Mutriku MOWC wave power plant in the Spanish Basque Country. Validation is conducted using measured wave entry data and experimental output power from the plant.

Laburpena — Ozeanoko olatuen energiak EBko energia-eskariaren %15 ase dezake, eta CO2 emisioak 136 MT/MWh-tan murriztu 2050erako, EBko Energiaren Bide Orriaren arabera. Era berean, Energia Berriztagarrien Espainiako Planak Espainiaren itsas energia potentziala nabarmentzen du, bereziki olatu-energiarena. Ur Oszilatzailaren Zutabearen (OWC) bihurtzaileak dira, gaur egun, lurreko eta ur gaineko hainbat egituraren itsas energia aprobetxatzeko itxaropen handiena dutenak. Artikulu honek olatuak atzemateko kameraren eredu analitikoa aurkezten du, lurreko OWC uhinen zentral elektriko baterako, Espainiako Euskal Herriko Mutriku MOWC uhinen zentral

[†]*Corresponding author.* Aitor J. Garrido is with the Automatic Control Group, University of the Basque Country (UPV/EHU). E-mail: aitor.garrido@ehu.es.

Funding: This work was supported in part by the Basque Government, through project IT1555-22 and by the MCIU through PID2021-23543OB-C21 and PID2021-123543OB-C22 (MCIN/AEI/10.13039/501100011033/FEDER, UE).

elektrikorako berariaz diseinatua. Uhinaren sarrera-datu neurruak eta instalazioko irteera-potentzia esperimentalak erabiliz egiten da baliozkotzea.

Keywords - OWC, Wave energy, Modelling, Control, Simulation.

Hitz gakoak - OWC, Olatuen energia, Modelatzea, Kontrola, Simulazioa.

I. SARRERA

Ocean Energy Europek nabarmendu duenez, olatuen energiak urtean 10,000 TWh baino gehiago aprobetxa



Fig. 1. Irudia. Mutrikuko energia-sorgailuaren moduluak

ditzake eta eta kantitatea are handiagoa da itsas energiari ari bagara oro har [1-3]. Bereziki, ahalegin handiak egiten ari dira Euskal Herrian, Mutrikun garatutako Nereida MOWC proiektu esperimental/komertzialaren bidez [4]. 18,5 kW-eko 16 turbina ditu, eta 296 kW-eko potentzia ematen dute guztira; 2021ean 2,4 GWh-ko mugarrira iristen da (ikus 1. irudia).

OWC-en oinarritutako bihurtutako uhinen energia mekanikoa energia elektriko bihurtzen duten gailuak dira, kaptura-ganbera baten eta kogenerazio-modulu baten bidez. Kaptura-ganbera hori egitura finko bat da. Egitura horren beheko aldea itsasora irekitzen da, 2. irudian ageri den moduan. Hala, itsas olatuek oszilazio-airearen fluxua sortzen dute, barneko aireari bultzatuz eta tiratuz. Turbinaren bi aldean arteko presio-diferentzia eragiten du horrek, eta turbina birarazten du. Presio-jaitiera hori (dp) ekuazio honen bidez zehaztu daiteke [5,6]:

$$dp = C_a \frac{\rho b l_1 n}{2 a_1} (v_t^2 + (r \cdot \omega_t)^2) \quad (1)$$

non:

- v_t : Aire-fluxuaren abiadura.
- C_a : Potentzia-koefizientea.
- C_t : Torke-koefizientea.
- T_t, e : Torke turbina, elektrikoa
- ω_t : Turbinaren errotazio-abiadura.
- b : Hortzaren altuera.
- r : Turbinaren batez besteko diametroa.
- l_1 : Hortzaren akordearen luzera.
- n : Blade sekzioaren eremua.
- ρ : Airearen dentsitatea

Eta magnitude guztiak Nazioarteko Sistemaren unitatetan daude.

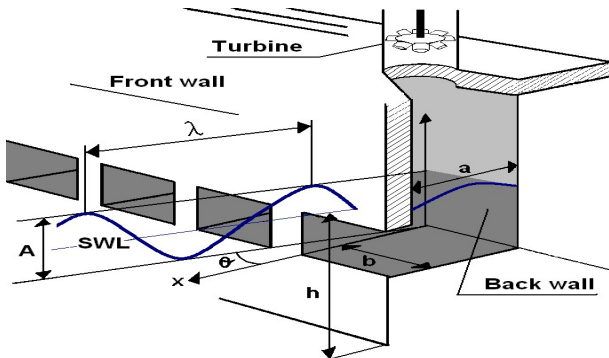


Fig. 2. Irudia. Mutriku ur hautsien eskema



Fig. 3. Irudia. Wells turbinaren turbinak Mutriku olatu-instazioan

Turbogenerazio-modulua turbina eta indukzio-sorgailu bat dira [7]. Aire-fluxuaren norabidea gorabehera, turbinaren errotazio-mugimendua ez da aldatzen turbinaren geometriaren eraginez (ikus 3. irudia). Turbogeneradoreak blokeatzeko dinamika deskribatzen duen ekuazio mekanikoa honela adieraz daiteke:

$$H\dot{\omega}_t + F\omega_t + T_e = T_t \quad (2)$$

II. EREDUA

Eredu egokia lortzeko, sistemaren modelizazio-ikuspegi desberdinak erabili ahal izango dira [8]. Nolanahi ere, (1) irudian ikus daitekeenez, sarrera-uhinek zuzenean eragiten diote aire-fluxuaren abiadurari. Kameraren geometria kontuan hartuta, honela zenbatu daiteke:

$$v_t(t) = \frac{8aw}{\pi D^2} \cdot \sin \frac{\pi l}{cT} \cos \frac{2\pi}{T} t \quad (3)$$

Gainera, biraketa-abiadura ere beharrezkoa da. Abiadura hori (2)-tik abiatuta lortu behar den kogenerazio-moduluak aplikatutako momentuaren arabera da, honela:

$$T_t = C_t K r [v_t^2 + (r \omega_t)^2] \quad (4)$$

Era berean, sorgailuaren biraketa-abiadura ω_r ezagutzen diren DFIG ekuazioetatik lortzen da [9].

Laburtuz aurreko erlazioak (1) adierazpenean, turbinaren kurba bereizgarrien bidez lortutako momentu-koefizientearekin (C_t) eta fluxu-koefizientearekin (ϕ) batera. [9,10], olatuaren sarreraren arabera turbinaren bidez gertatzen den presio-erorketaren adierazpena honela lor daiteke:

$$dp = f\left(\frac{v_t}{r \cdot \omega_t}\right) \cdot \frac{\rho b l_1 n}{2} \frac{1}{a_1} \left(\left(\frac{8 a w c}{\pi D^2} \cdot \sin \frac{\pi l}{c T} \right)^2 \cos^2 \frac{2\pi}{T} t + (r \cdot \omega_t)^2 \right) \quad (5)$$

III. BALIOZKOTZE ESPERIMENTALA

Orain, OWCrean planta-eredua datu esperimentalen bidez ezartzen eta baliozkotzen da. Horretarako, eredua Mutrikuko lantegiko olatu-horman jasotako uhin errealeko azalerako datu-serieen bidez elikatzen da, Doppler RDI 600 korrante-profil akustikoa erabiliz, aurreikusitako presio-jaitsiera teorikoa lortzeko. Emaitzak Mutrikuko OWC instalazioak (EVE - BIMEP) epe berean *in situ* neurtutako dP -ren datu esperimentalekin aldera daitezke.

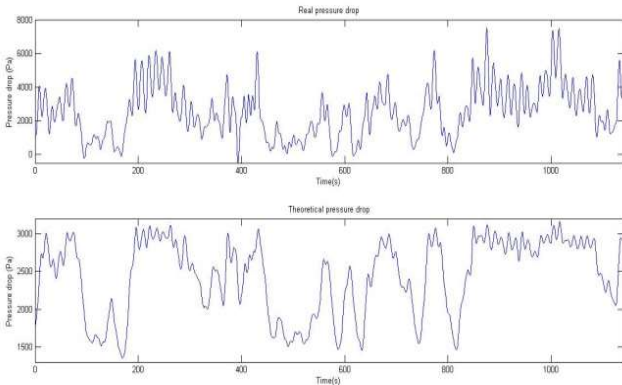


Fig. 4 irudia. Maiatzaren 12ko presio-erorketaren konparazioa, 6.a.m.

4. irudian ikus daitekeen bezala:

- Gailurrak eta haranak aldi berean gertatzen dira.
- Batez besteko balio ia berdinak: $d_{preal}=2814.3$ Pa; $d_{pmodel}=2803.6$ Pa (i.e., errorea=0,38%).

Beraz, emaitzen arabera, komuntadura-tasa bikaina dago ereduagatik aurreikusitako balioen eta neurtutako datu esperimentalen artean.

IV. ONDORIOA

Artikulu honek ikuspegi integrala ematen du OWC sistemak modelatu eta simulatzeko. Aldez aurreko esperientzian oinarrituta, proposatutako kontzeptuak teknikaren egoerari buruzko ezagutza teknikoan aurrerapena adierazten du, bereziki kontrol-alderdiei dagokienez. Mutrikuko MOWC zentralari eredua zehatz-mehatz aplikatzen zaio, eta balioztatzea datu esperimentalen bidez lortzen da.

Ereduak uhin, kamera eta kogenerazio-moduluen integrazioa errazten du, eta datu esperimentalak erabiliz baliozkotzeko oinarriak ezartzen ditu. Emaitzek erakusten dutenez, aurrez ezarritako balioen eta neurketa esperimentalen arteko lotura bikaina da, eta biki digitalak eta kontrol aurreratuko eskemak ezartzeko etorkizuneko ikerketetarako bideak irekitzen dituzte.

Etorkizunean, ganbera-eredua kable-arkuaren eredu osoan integratzeari ekingo zaio, hainbat kontrol-sistema probatzeko, eta kontrolagailu horiek olatu-tankean eta Kontrol Automatikoko Taldeko saiakuntza-bankuan ezartzeko.

AIPAMENAK

Autoreek eskerrak eman nahi dizkiote EVERi, UPV/EHUEVE 2011/6/23ko erabakiaren bidez emandako laguntzagatik. Halaber, eskerrak eman nahi dizkiegu Europako WAKE proiektuko kideei eta BIMEPi, beren laguntzagatik.

ERREFERENTZIAK

- [1] Eduardo Muñoz-Palomeque, E., Sierra-García, J.E. and Santos, M. "Hybrid Intelligent Control for Maximum Power Point Tracking of a

- Floating Wind Turbine. In Hybrid Artificial Intelligent Systems”, 18th International Conference, HAIS 2023, Salamanca, Spain, September 5–7, 2023, Proceedings. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 495–506. DOI: 10.1007/978-3-031-40725-3_42
- [2] López-Romero, M.A., Santos, M., “A Positive Position Feedback controller for vibration control of wind turbines”. *Energy Reports*, Volume 9, 2023, Pages 1342-1353, ISSN 2352-4847. DOI: 10.1016/j.egy.2022.12.047.
- [3] Tomás-Rodríguez M., Santos M. “Modelling and control of floating offshore wind turbines”, *Rev. Iberoam. Autom. Inform. Ind.*, 16 (4). 2019. DOI: 10.4995/riai.2019.11648.
- [4] <https://www.bimep.com/en/mutriku-area/technical-characteristics/>.
- [5] Garrido, A.J., Garrido, I., Alberdi, M., Amundarain, M., Barambones, O., Romero, J.A. “Robust control of oscillating water column (OWC) devices: Power generation improvement”. *OCEANS 2013 MTS/IEEE - San Diego: An Ocean in Common*, art. no. 6740982. 2013.
- [6] Garrido, A.J., Garrido, I., Amundarain, M., Alberdi, M. and De la Sen, M., “Sliding-Mode Control of Wave Power Generation Plants”, *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 48, no. 6, pp. 2372-2381, 2012. DOI: 10.1109/TIA.2012.2227096.
- [7] Lekube, J., Garrido, A.J., Garrido, I., Otaola, E., Maseda, J. “Flow control in wells turbines for harnessing maximum wave power”, *Sensors (Switzerland)*, 18 (2), art. no. 535, 2018. DOI: 10.3390/s18020535.
- [8] Ahmad I., M'zoughi F., Aboutaleb P., Garrido I., Garrido A.J., “Fuzzy logic control of an artificial neural network-based floating offshore wind turbine model integrated with four oscillating water columns”, *Ocean Engineering*, 269, art. no. 113578, 2023, DOI: 10.1016/j.oceaneng.2022.113578.
- [9] Lekube, J., Garrido, A.J., Garrido, I. “Rotational Speed Optimization in Oscillating Water Column Wave Power Plants Based on Maximum Power Point Tracking” *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 14 (2), art. no. 7552497, 2017. DOI: 10.1109/TASE.2016.2596579.
- [10] M'zoughi F., Garrido I., Garrido A.J., De La Sen M. “Self-adaptive global-best harmony search algorithm-based airflow control of a wells-turbine-based oscillating-water column”, *Applied Sciences*, 10 (13), art. no. 4628, 2020. DOI: 10.3390/app10134628.

Reducción de las Oscilaciones de Cabeceo de un Aerogenerador Flotante mediante Control del Ángulo de Paso de Pala

Juan Carlos Chicharro Sestines

Department of Computer Architecture and Automatic Control

Faculty of Physics Universidad Complutense de Madrid

Plaza de Ciencias, 1, 28040 Madrid, Spain.
juancach@ucm.es

Segundo Esteban San Román

Department of Computer Architecture and Automatic Control

Faculty of Physics Universidad Complutense de Madrid

Plaza de Ciencias, 1, 28040 Madrid, Spain.
sesteban@ucm.es

Matilde Santos Peñas

Institute of Knowledge Technology, Computer Science Faculty at UCM

Madrid, Spain
msantos@ucm.es

Abstract— Floating offshore wind turbines suffer oscillations due to external disturbances, mainly waves and strong winds, which in the short-term have been shown to reduce efficiency and in the long-term cause mechanical fatigue. These vibrations can be reduced by using active control. For the design of efficient controllers for these complex and non-linear devices, in this work a model based on transfer functions is developed, along with its identification. Synthetic realistic data have been generated using OpenFAST turbine simulation software. Using data from a 5-MW barge-type floating wind turbine, a six-degree-of-freedom model suitable for control system design is identified. A classical control analysis is carried out for the roll and pitch degrees of freedom of the floating turbine, concluding that the roll requires a co-design of the system, but the pitch does allow effective control. The results obtained with a PD over the blade pitch angle actuator are presented, which will serve as a baseline for the development of other controllers.

Keywords—Floating wind turbines, power generation, feedforward control, blade pitch angle.

Resumen— Las turbinas eólicas flotantes sufren oscilaciones debidas a perturbaciones externas, principalmente olas y vientos fuertes, que a corto plazo han demostrado reducir la eficiencia y a largo plazo causar fatiga mecánica. Estas vibraciones pueden reducirse utilizando un control activo. Para el diseño de controladores eficientes para estos dispositivos complejos y no lineales, en este trabajo se desarrolla un modelo basado en funciones de transferencia, junto con su identificación. Se han generado datos sintéticos realistas utilizando el software de simulación de turbinas OpenFAST. Utilizando datos de un aerogenerador flotante tipo barcaza de 5 MW se identifica un modelo de seis grados de libertad adecuado para el diseño del sistema de control. Se realiza un análisis de control clásico para los grados de libertad de balanceo y cabeceo de la turbina flotante, concluyendo que el balanceo requiere un codiseño del sistema, pero el cabeceo sí permite un control efectivo. Se presentan los resultados obtenidos con un PD sobre el actuador del ángulo de paso de las palas, que servirán de base para el desarrollo de otros controladores.

Palabras clave—Turbinas eólicas flotantes, generación de energía, control realimentado, ángulo de paso de pala.

I. INTRODUCCIÓN

La energía eólica se ha consolidado como una alternativa sólida para la generación de energía limpia. Entre los diferentes entornos de instalación, los aerogeneradores offshore y en concreto los flotantes, ubicados en aguas profundas, están demostrando una gran eficiencia al permitir un mayor tamaño del dispositivo y aprovechar los vientos más fuertes y constantes que se encuentran en estas aguas. Sin embargo, estas turbinas flotantes de gran capacidad son complejas de controlar, ya que presentan una dinámica fuertemente no lineal debido a las cargas externas y a su gran tamaño.

El control de estas turbinas desempeña un papel crucial en el desarrollo de esta tecnología. Los sistemas de control son necesarios para garantizar la estabilidad y la eficiencia de la turbina eólica. Estos deben abordar retos específicos, como la compensación de las oscilaciones de la plataforma flotante, la variabilidad del viento y las olas, y las interacciones entre el sistema de control y la dinámica del sistema [1].

El primer paso para el correcto diseño de un sistema de control es el desarrollo de un modelo y la identificación de sus parámetros para diferentes condiciones de funcionamiento. Es importante obtener modelos que representen adecuadamente los grados de libertad (DOF) de la turbina para poder actuar sobre ellos. Este modelo debe estar orientado al control, permitiendo evaluar tanto el efecto de las señales controlables sobre la dinámica del sistema como el efecto de las perturbaciones [2]. El análisis de estos modelos permitirá diseñar y validar estrategias de control que finalmente podrán implementarse en el sistema real.

En la literatura existen algunos trabajos sobre modelización e identificación de turbinas eólicas, aunque hay pocos que trabajen con aerogeneradores flotantes. En [3] puede encontrarse una revisión reciente sobre el estado del arte, donde se presenta una visión general tanto de la modelización numérica como de los enfoques de pruebas físicas de modelos a escala de turbinas eólicas flotantes offshore (FOWT). La referencia [4] presenta una metodología general para la identificación de modelos dinámicos de FOWT de tipo barcaza. En el dominio de la frecuencia, se ha propuesto un método general para estudiar automáticamente la relación entre las frecuencias de vibración y los DOF de una FOWT [5], lo que facilita el diseño del control

estructural. En [6] se ha desarrollado un modelo lineal en el dominio de la frecuencia para aerogeneradores flotantes de tipo barcaza y se ha comparado con un modelo no lineal en el dominio del tiempo.

Este trabajo presenta la metodología seguida para obtener un modelo de funciones de transferencia de un aerogenerador flotante. Este modelo orientado al control de una FOWT tipo barcaza de 5 MW se ha obtenido utilizando los softwares de simulación MATLAB y OpenFAST [7]. El modelo desarrollado se ha analizado siguiendo una estrategia de control con realimentación cuya acción ha sido ensayada en dichos entornos de simulación.

Se propone un modelo de seis DOF para una FOWT que incluye perturbaciones debidas al oleaje y al viento. Para identificar sus parámetros se han generado datos sintéticos con el software OpenFAST, que permite una simulación realista del comportamiento no lineal del aerogenerador mediante la resolución las ecuaciones de gases y fluidos empleando un cálculo CFD de grano fino. Los dos primeros DOF rotacionales, roll (balanceo) y pitch (cabeceo), que son los principales responsables de las oscilaciones de fore-aft (proa-popa) y side-to-side (lado a lado) se identifican con bastante precisión. Las principales conclusiones son que el roll requiere un rediseño del sistema real, pero el pitch permite un control eficaz. Se presentan los resultados obtenidos con un PD, que servirán de base para el desarrollo de otros controladores.

La estructura del artículo es la siguiente. En la sección II se presenta el entorno de simulación de la FOWT con OpenFAST y MATLAB. En la sección III se describe el modelo de funciones de transferencia acopladas multivariable utilizado. Los parámetros del modelo propuesto se identifican utilizando datos sintéticos. En la sección IV se discute la estrategia de control y se presentan los resultados obtenidos al aplicar el control desarrollado en el modelo simulado. El artículo finaliza con las conclusiones y los trabajos futuros.

II. ENTORNO DE SIMULACIÓN

Para desarrollar un modelo orientado al control de una FOWT, se ha utilizado el software de simulación OpenFAST. El cual nos permite simular una representación realista y no lineal de las FOWT y, por tanto, generar datos sintéticos para identificar los parámetros del modelo mediante las herramientas de MATLAB-Simulink. Además, este software permite seleccionar un DOF concreto para analizarlo.

La Fig. 1 muestra el diagrama de simulación del modelo en OpenFAST mediante la generación de señales de excitación en Simulink. Contiene el bloque S-Function con las ecuaciones de movimiento del aerogenerador en OpenFAST además de las señales de control.

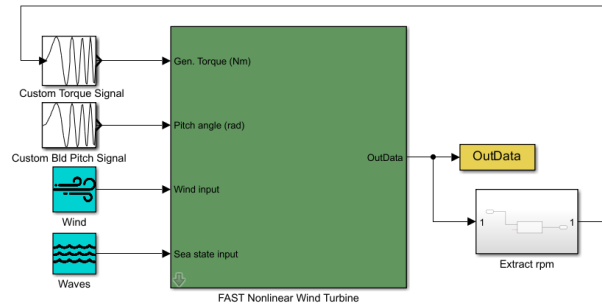


Fig. 1. Diagrama de bloques de la interfaz OpenFAST-Simulink.

En este trabajo se utiliza el aerogenerador flotante de 5 MW del Laboratorio Nacional de Energías Renovables (NREL) [8], en concreto el basado en una barcaza de ITI Energy [9]. Los parámetros relevantes de la FOWT se muestran en la Tabla I.

TABLA I
PARÁMETROS RELEVANTES DEL SISTEMA

Parámetro	Valor	Unidad
Velocidad nominal del rotor	12.1	rpm
Velocidad nominal del viento	11.4	m/s
Potencia mecánica nominal	5.3	MW
Longitud de las palas	63.0	m
Altura de la góndola	87.6	m
Dimensiones de la barcaza (L×A×H)	40 × 40 × 10	m
Calado de la barcaza	4	m
Ángulo de inclinación de la barcaza	2.86	deg

El sistema se excita con un modelo modificado de ola basado en el espectro Jonswap, que representa un estado realista del mar utilizando dos parámetros principales: la altura significativa de la ola y el periodo espectral máximo, 4.88 m y 10.8 s respectivamente. Se han utilizado olas irregulares relativamente fuertes con un ángulo de ataque de 30° medido desde el eje de traslación surge (adelante-atrás) para producir oscilaciones de la barcaza. Además se han modificado diferentes elementos de la FOWT para hacer la identificación del modelo más sencilla. El viento se genera en torno a su valor nominal, con pequeñas variaciones en forma de escalón, para poder apreciar su efecto en la ganancia y la dinámica del sistema.

Para generar las demás variables de la FOWT, se utiliza una señal chirp para excitar el sistema. Por ejemplo, para generar el par electromagnético es necesario conocer la velocidad angular del rotor, que se extrae de la salida de la simulación OpenFAST.

Se han generado señales para excitar el sistema a diferentes frecuencias y amplitudes, con el fin de identificar su comportamiento en un amplio rango de frecuencias para cubrir todas las variaciones de paso de pala y par con la señal chirp y que esta excitación sea lo más realista posible. En la Fig. 2, podemos ver cómo se introducen dos patrones de señal, uno de 0 a 600 s que se utilizará para identificar el modelo y otro de 600 a 1200 s que se utilizará para validar el modelo identificado.

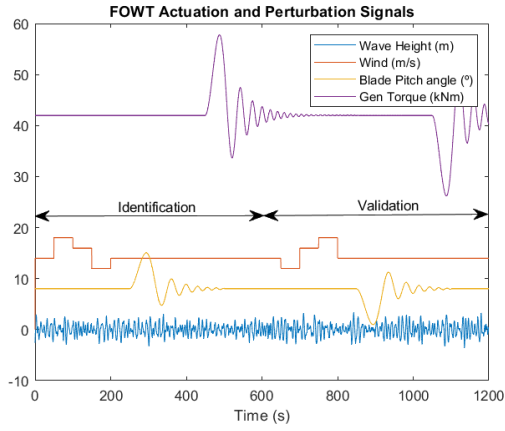


Fig. 2. Señales utilizadas para excitar el sistema: ondas irregulares (azul), viento (naranja), ángulo de paso de las palas (amarillo) y par del generador (morado).

Una vez generadas las señales de entrada se introducen en el bloque del aerogenerador en Simulink y se obtienen los datos de salida. Se consideran los seis DOF de la FOWT, junto con la velocidad angular del rotor, y la potencia de salida generada por el aerogenerador. La Fig. 3 muestra la respuesta del rotor, el generador y los seis DOF de la FOWT.

Como puede observarse, las dos perturbaciones, el viento y las olas, tienen un claro efecto sobre las revoluciones y la potencia de la turbina. Las olas también afectan claramente a todos los DOF traslacionales, mientras que el viento introduce principalmente un desplazamiento en el surge y un desfase en el pitch, como era de esperar. El resto de los comportamientos y cruces entre DOF son difíciles de apreciar a simple vista, pero se identificarán mediante métodos matemáticos.

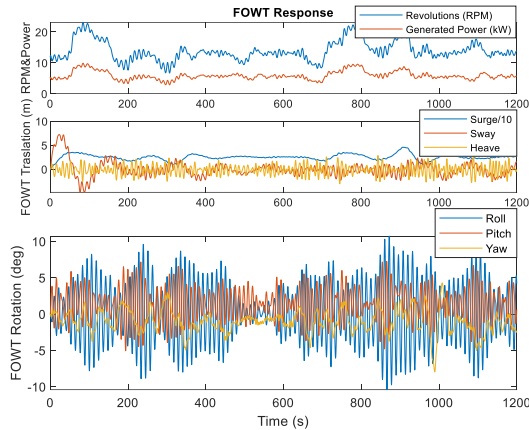


Fig. 3. Respuesta de la FOWT a las señales de excitación. El primer gráfico muestra las revoluciones del rotor (azul) y la potencia generada (naranja). El segundo gráfico muestra el comportamiento de los DOF traslacionales (el surge a escala reducida). El tercero muestra el comportamiento de los DOF rotacionales.

III. MODELADO E IDENTIFICACIÓN

A. Modelo de funciones de transferencia

El objetivo de este trabajo es obtener un modelo de caja blanca simple del sistema, basado en funciones de transferencia,

que permita el diseño de un controlador capaz de optimizar la potencia de salida y maximizar la producción de energía.

Las ecuaciones de movimiento de una FOWT tienen muchas contribuciones no lineales, como la masa añadida y la amortiguación de las líneas de amarre, así como en las fuerzas hidrodinámicas y aerodinámicas. La compleja dinámica del aerogenerador flotante se simplifica mediante el método de Craig-Bampton [7], que lo describe como un oscilador amortiguado modulado por una fuerza externa. Este sistema depende de las propiedades hidrodinámicas de la plataforma y de las interacciones elásticas entre ella y las líneas de amarre; y de las fuerzas externas causadas por las olas, el viento y la gravedad. Un modelo linealizado del sistema viene dado por la ecuación (1).

$$M\ddot{\xi} - D\dot{\xi} - K\xi = \sum_{\delta \text{ in Pert.}} P_d \delta + P_k \delta + \sum_{u \text{ in Act.}} F_d \dot{u} + F_k u \quad (1)$$

Donde M , D y K son las matrices de masa, amortiguación y rigidez; ξ es el vector de estado de DOF compuesto por surge, sway (izquierda-derecha), heave (arriba-abajo), roll (alabeo), pitch (cabeceo) y yaw (guiñada), y el lado derecho de la ecuación son las cargas de perturbación y las fuerzas de actuación. Las cargas de perturbación, δ , son generadas por la elongación de las olas y la velocidad del viento. Las fuerzas de actuación, u , son generadas por el paso de la pala y el par electromagnético. Tanto las cargas como las fuerzas se modelan como una combinación lineal de la señal y su derivada, con el fin de capturar el desplazamiento de fase con respecto a los DOF.

Es interesante centrarse en los DOF que pueden generar una parada de emergencia. Los DOF traslacionales no son un problema para la producción de energía, pero sí para el sistema de anclaje. En el caso de los DOF rotacionales, hay que tener en cuenta las amplitudes y frecuencias de las oscilaciones de roll y pitch las cuales pueden conducir a graves problemas estructurales en la torre, la góndola y las palas del aerogenerador en caso de no ser controladas. Las oscilaciones de guiñada son muy pequeñas y tienen también una frecuencia de resonancia muy baja con respecto a las de las olas.

Una de las principales ventajas de trabajar con sistemas lineales es la posibilidad de desacoplar los DOF. La ecuación (1) puede transformarse para cada uno de los componentes de ξ en siete funciones de transferencia acopladas, con dos polos y un cero para cada entrada. Este modelo de función de transferencia se muestra en la Fig. 4 para los DOF rotacionales, en los que se centrará el análisis posterior, que es muy similar para los DOF traslacionales.

La señal de las olas está modulada por el ángulo de incidencia. Casi todos los DOF se han modelado de forma lineal desacoplada, como funciones de transferencia de segundo orden cuya entrada es la suma de fuerzas o pares. El yaw es una excepción, este DOF no permite una identificación satisfactoria mediante un modelo lineal y desacoplado. Debe modelarse como un acoplamiento no lineal de *surge-roll* y *yaw-pitch*.

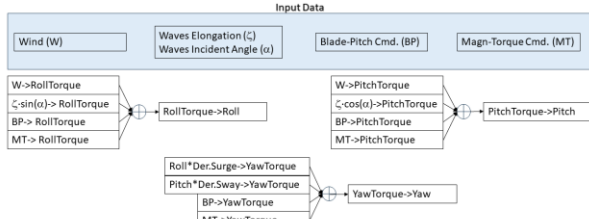


Fig. 4. Diagrama de bloques de la modelización de los tres DOF rotacionales mediante fuerzas aditivas y funciones de transferencia. El yaw requiere un modelo acoplado no lineal.

B. Identificación del modelo

Utilizando los datos de validación y la librería de identificación de sistemas de MATLAB, entrenamos un modelo ARX con dos polos y un cero para cada entrada, que se corresponda con el oscilador armónico amortiguado propuesto en el modelo matemático. Este modelo permite representar sistemas dinámicos lineales de tiempo discreto de forma sencilla y computacionalmente eficiente.

La Fig. 5 muestra la validación de la identificación de los DOF rotacionales y su error cuadrático medio. El roll y el pitch se identifican con bastante precisión con simples funciones de transferencia de segundo orden. En cambio, el yaw no tiene un comportamiento lineal y debe identificarse con un modelo no lineal que acople los otros DOF. Este modelo capta las frecuencias de yaw, pero también tiene errores acumulativos. Este DOF es bastante complejo de modelar, ya que como se puede observar tiene una respuesta a frecuencias totalmente diferente a las señales de excitación.

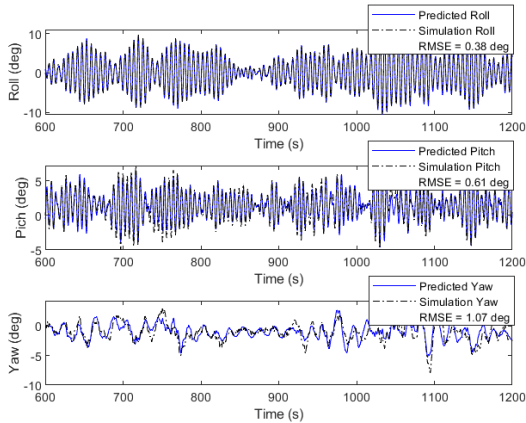


Fig. 5. Validación de los DOF rotacionales.

IV. ANÁLISIS Y DISEÑO DEL SISTEMA DE CONTROL

El diseño del sistema de control se centrará en los DOF rotacionales. Los DOF de pitch y roll son los principales responsables de las oscilaciones fore-aft y side-to-side de la góndola, produciendo fatiga en sus mecanismos y en los materiales de la hélice. Para diseñar el controlador es necesario realizar un análisis de las frecuencias de resonancia de estos dos DOF.

A. Análisis dinámico

Para analizar la dinámica de los DOF, los modelos se trasladan al espacio continuo, obteniéndose los polos, frecuencias naturales, f , factores de amortiguamiento, k , y tiempo de respuesta, T , que se muestran en las Tablas II y III.

TABLA II
PARÁMETROS DE LA DINÁMICA DEL ROLL

Polos	k	f (rad/s)	T (s)
$-9.09 \cdot 10^{-3} + i \cdot 5.31 \cdot 10^{-1}$	$1.71 \cdot 10^{-2}$	$5.31 \cdot 10^{-1}$	$1.10 \cdot 10^2$
$-9.09 \cdot 10^{-3} - i \cdot 5.31 \cdot 10^{-1}$	$1.71 \cdot 10^{-2}$	$5.31 \cdot 10^{-1}$	$1.10 \cdot 10^2$

TABLA III
PARÁMETROS DE LA DINÁMICA DEL PITCH

Polos	k	f (rad/s)	T (s)
$-5.66 \cdot 10^{-2} + i \cdot 5.14 \cdot 10^{-1}$	$1.09 \cdot 10^{-1}$	$5.17 \cdot 10^{-1}$	$1.77 \cdot 10^1$
$-5.66 \cdot 10^{-2} - i \cdot 5.14 \cdot 10^{-1}$	$1.09 \cdot 10^{-1}$	$5.17 \cdot 10^{-1}$	$1.77 \cdot 10^1$

Ambos modelos tienen polos estables, pero con coeficientes de amortiguación muy bajos, por lo que están cerca de la inestabilidad. El roll tiene un factor de amortiguación un orden de magnitud inferior, por lo que será más oscilante, y con una frecuencia natural ligeramente superior. La frecuencia de resonancia es similar a la frecuencia natural, aunque se verá modificada por el factor de amortiguamiento.

A continuación, se compara el espectro de potencia de las olas respecto a la ganancia de las funciones de transferencia *Wave2Roll* y *Wave2Pitch*, como se muestra en la Fig. 6.

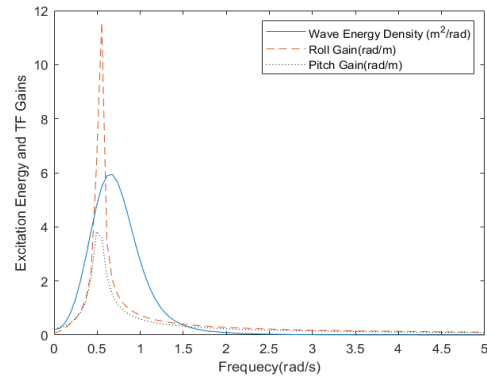


Fig. 6. Espectro de potencia de las olas (azul continuo) frente a las ganancias de roll (naranja discontinuo) y pitch (azul discontinuo).

El pico de frecuencia de las funciones de transferencia está bastante cerca del pico del espectro del oleaje. Además, las olas más grandes, que tienen la frecuencia más baja, son las que más resuenan en ambos DOF.

Desplazar las frecuencias de resonancia requiere un nuevo diseño estructural, lo que es bastante difícil de implementar. Por lo tanto, es necesario diseñar un controlador que reduzca o desplace los picos de resonancia de estos DOF.

B. Diseño del controlador

Para realizar un análisis de control, deben estudiarse las funciones de transferencia *BladePitch2Roll* (2), *GenTorque2Roll* (3) y *BladePitch2Pitch* (4).

$$\text{BladePitch2Roll}(s) = \frac{0.02184 \cdot s + 0.00335}{s^2 + 0.01819 \cdot s + 0.2819} \quad (2)$$

$$\text{GenTorque2Roll}(s) = \frac{0.007686 \cdot s + 0.00259}{s^2 + 0.01819 \cdot s + 0.2819} \quad (3)$$

$$\text{BladePitch2Pitch}(s) = \frac{0.1906 \cdot s - 0.02436}{s^2 + 0.1048 \cdot s + 0.2678} \quad (4)$$

Aplicando una ganancia de realimentación, se puede obtener un sistema de lazo cerrado estable, como muestran los lugares de las raíces de la Fig. 7.

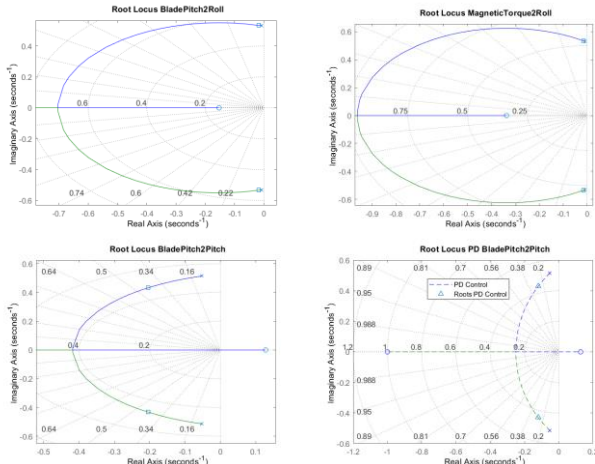


Fig. 7. Lugar de las raíces de las funciones de transferencia. Los gráficos superiores muestran el lugar de origen de los controles proporcionales del roll utilizando dos actuadores diferentes. El gráfico inferior izquierdo muestra el lugar de la raíz de un control proporcional del pitch y el inferior derecho muestra el lugar de la raíz de un control proporcional-diferencial del pitch.

De acuerdo con el lugar de las raíces obtenido, aplicando una ganancia de realimentación suficientemente agresiva se puede obtener un comportamiento completamente amortiguado. Esto ocurre porque se utilizan modelos linealizados. Realmente, los actuadores tienen una capacidad de actuación muy limitada frente a los DOF a controlar, es un problema de control fuertemente subactuado. Se puede hacer una estimación grosso modo de las ganancias máximas de realimentación. Suponiendo que existe un margen de actuación de ± 8 grados en el paso de pala y ± 15 kNm en el par magnético del generador y analizando la amplitud de las señales a controlar, ± 10 grados en roll y ± 5 grados en pitch, se pueden estimar las ganancias máximas de realimentación que se muestran en la tabla IV.

TABLA IV
GANANCIAS MÁXIMAS DE REALIMENTACIÓN

Ganancia	Valor
<i>Roll2BladePitch</i>	<i>8deg/10deg</i>
<i>Roll2GenTorque</i>	<i>15kNm/10deg</i>
<i>Pitch2BladePitch</i>	<i>8deg/5deg</i>

Utilizando estas ganancias, se obtienen los polos marcados con cuadrados en la Fig. 7. En el caso del roll, el comportamiento de los polos se puede modificar sólo un poco. Se esperaba que la señal de control *Blade-Pitch* tuviera un efecto insignificante en el roll, pero no se esperaba que la señal de

control *GenTorque* tuviera un efecto tan escaso. Esto se debe a que, el generador gira en sentido contrario al rotor del aerogenerador para evitar los efectos giroscópicos. Esto hace que el par electromagnético del generador sea compensado por el par mecánico de las palas, reduciendo el efecto de esta señal de control sobre el roll. En este caso, sería necesario un rediseño mecánico para evitar esta anulación, permitiendo una mayor capacidad de actuación. Por lo tanto, este tipo de análisis también puede utilizarse para realizar un co-diseño de la FOWT.

En el caso del pitch, la posición de los polos puede modificarse considerablemente, y los nuevos polos tienen un coeficiente de amortiguación de 0.4. Para mejorar el efecto del controlador, la acción de control debe adelantarse a la señal, lo que puede conseguirse añadiendo una acción diferencial. Utilizando un controlador PD, además de aumentar el coeficiente de amortiguamiento, los polos están ahora más cerca del eje real, mostrados como triángulos en la Fig. 7. En este caso, con la limitación impuesta de no saturar los actuadores, se consigue un factor de amortiguamiento de 0.27 y una frecuencia natural de 0.45 rad/s, más alejada del pico de excitación de la ola. La Fig. 8 muestra la respuesta en frecuencia del sistema de lazo cerrado con el PD frente a la respuesta en frecuencia del sistema en lazo abierto. El pico de resonancia del sistema se ha reducido significativamente, aunque a bajas frecuencias el controlador puede empeorar el comportamiento.

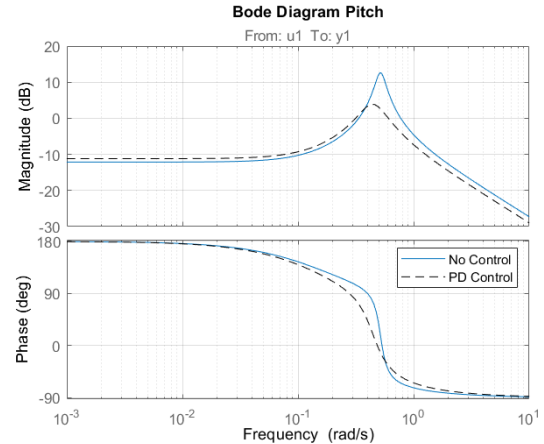


Fig. 9. Diagrama de Bode del sistema con control (línea negra discontinua) y sin control (línea azul continua).

C. Aplicación del controlador

En este apartado se muestra la respuesta temporal del pitch con un control PD del actuador del ángulo de paso de pala. Se evalúa en presencia de perturbaciones debidas al viento y al oleaje irregular. Con este control activo las amplitudes de cabeceo se reducen significativamente. Además, la señal de control oscila dentro de los márgenes que se estimaron, limitando la ganancia del lazo de control.

La simulación del control de pitch sobre el modelo lineal aporta resultados interesantes, reduciendo la amplitud del pitch en un factor de 0.43 como muestra la Fig. 10.

V. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Este trabajo ha presentado la identificación de un modelo orientado al control para una FOWT. El estudio se centra en los DOF rotacionales del sistema. En primer lugar, se propone un modelo matemático basado en funciones de transferencia para capturar el comportamiento básico del sistema. A continuación, se han generado señales de excitación para identificar el sistema en función de su respuesta. Estas señales se han introducido en el simulador OpenFAST, configurado para simular una FOWT tipo barcaza de 5MW. A partir de los resultados generados por este software de simulación, se han identificado los parámetros del modelo propuesto.

Una vez se dispone de un modelo identificado, que describe el comportamiento fundamental del sistema, se lleva a cabo un análisis de control realimentado mediante el lugar de las raíces. Se trata de un problema de control fuertemente subactuado, donde los actuadores pueden modificar el comportamiento de los DOF. Se ha descubierto que el roll es prácticamente incontrolable, debido a la falta de un actuador con suficiente influencia. En cambio, el pitch sí permite una modificación significativa del comportamiento mediante el actuador del ángulo de paso de pala. Para validar estas conclusiones, se ha diseñado un control PD y se ha analizado la respuesta en frecuencia y la respuesta temporal tanto para el modelo lineal como para el no lineal.

Como trabajo futuro, se pretende diseñar controladores más sofisticados e incorporar más DOF.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación español en el marco del proyecto MCI/AEI/FEDER número PID2021-123543OB-C.

REFERENCIAS

- [1] K. Tong. Technical and economic aspects of a floating offshore wind farm. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 74:399–410, 1998..
- [2] M. Tomás-Rodríguez, and M. Santos. “Modelling and control of floating offshore wind turbines”. 2019 *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, 16(4).
- [3] J. López-Queija, E. Robles, J. Jugo, S. Alonso-Quesada, “Review of control technologies for floating offshore wind turbines”, 2022, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 167.
- [4] D. Villoslada, M. Santos, and M. Tomás-Rodríguez. "General methodology for the identification of reduced dynamic models of barge-type floating wind turbines". 2021 *Energies* 14, no. 13: 3902.
- [5] J.J. Yang, E.M. He, “Coupled modeling and structural vibration control for floating offshore wind turbine”, 2020, *Renewable Energy*, Volume 157, Pages 678–694, ISSN 0960-1481.
- [6] C. E. Silva de Souza, E. E. Bachynski-Polić, “Design, structural modeling, control, and performance of 20 MW spar floating wind turbines”, 2022, *Marine Structures*, Volume 84, 103182.
- [7] OpenFAST Documentation 2023 National Renewable Energy Laboratory. Web page <https://github.com/OpenFAST/openfast> (accessed Nov 22, 2023).
- [8] J. Jonkman, J. Annoni, V. Neary, and J. Strasburg. “NREL’s 5 MW reference turbine for offshore system development: Analysis of initial results”. 2020 *Journal of Physics: Conference Series*, 1618(1), 012064.
- [9] W. J. M. Vijfhuizen, “Design of a wind and wave power barge”. Diss. MS Thesis, *Department of Naval Architecture and Mechanical Engineering, Universities of Glasgow and Strathclyde*, Scotland, 2.

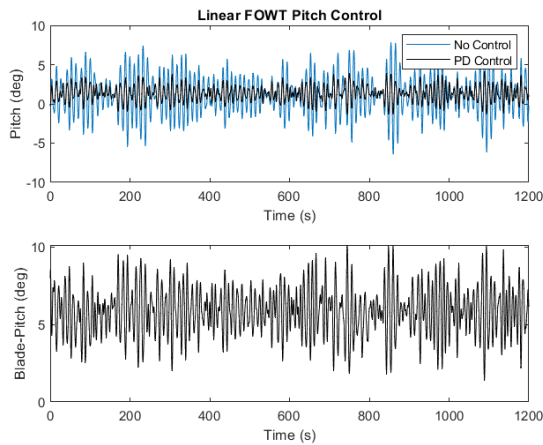


Fig. 10. Pitch con y sin control PD mediante variación del ángulo de paso de pala simulado sobre el modelo lineal.

Además, el sistema de control ha sido validado sobre OpenFAST a través de su interfaz con Simulink añadiendo el controlador del ángulo de paso de pala mostrado en la Fig. 11 sobre el modelo Simulink de la Fig. 1.

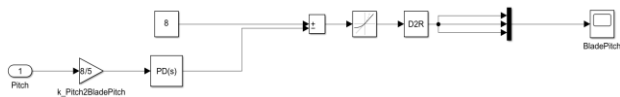


Fig. 11. Diagrama de bloques del sistema de control de ángulo de paso de pala.

La Fig. 12. muestra los resultados obtenidos al validar el control sobre el modelo no lineal implementado por OpenFAST.

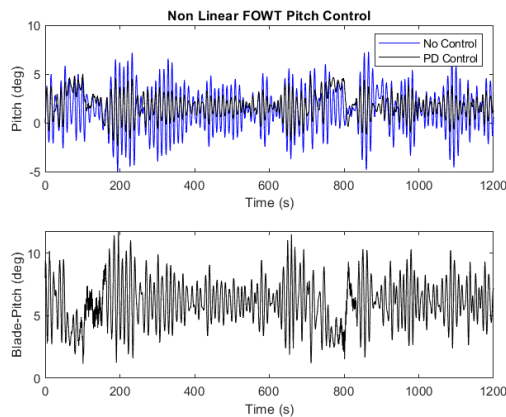


Fig. 12. Pitch con y sin control PD mediante variación del ángulo de paso de pala simulado sobre el modelo no lineal.

Se puede observar cómo la amplitud de las oscilaciones se reduce de forma similar a como lo hacía sobre el modelo lineal que se ha utilizado para sintonizarlo. En este caso existen picos que coinciden con las entradas de perturbaciones de viento mostradas en la Fig. 2. por el “efecto vela” generado al reducir el ángulo de paso de las palas. Además, la amplitud de las oscilaciones del ángulo de paso de pala es superior que para el modelo lineal. Este efecto se podría corregir teniendo en cuenta la acción del viento en el controlador PD.

Diagnóstico OWC basado en aprendizaje automático utilizando datos reales medidos de plantas de energía undimotriz

Fares M'zoughi, *Associate Member, IEEE*
Automatic Control Group - ACG,

Department of Automatic Control and Systems Engineering,
Faculty of Engineering of Bilbao - EIB/BIE,
University of the Basque Country - UPV/EHU,
Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain
ORCID: 0000-0003-2935-3830

Izaskun Garrido, *Senior Member, IEEE*
Automatic Control Group - ACG,

Department of Automatic Control and Systems Engineering,
Faculty of Engineering of Bilbao - EIB/BIE,
University of the Basque Country - UPV/EHU,
Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain
ORCID: 0000-0002-9801-4130

Jon Lekube

Biscay Marine Energy Platform, BiMEP,
Atalaia 2 bajo, 48620 Armintza, Spain
ORCID: 0000-0003-2611-2054

Aitor J. Garrido, *Senior Member, IEEE*
Automatic Control Group - ACG,

Department of Automatic Control and Systems Engineering,
Faculty of Engineering of Bilbao - EIB/BIE,
University of the Basque Country - UPV/EHU,
Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain
ORCID: 0000-0002-3016-4976

Abstract—This paper presents an innovative classification-oriented diagnosis method for power take-off (PTO) systems in wave energy converter (WEC) farms. The proposed approach underwent testing at the Mutriku Multiple Oscillating Water Column (OWC)-based wave power plant with the aim of reducing the Levelized Cost of Energy (LCoE) through the application of predictive maintenance strategies. The methodology involves utilizing Linear Discriminant Analysis (LDA) to identify the most crucial features derived from the measured data. Subsequently, the Support Vector Machine (SVM) is employed as a classification technique to categorize the condition of the OWC system.

Keywords—*Classification, Fault Diagnosis, LDA, machine learning, OWC, power take-off, SVM, wave energy.*

Resumen—Este manuscrito presenta un novedoso método de diagnóstico orientado a la clasificación para los sistemas de aprovechamiento de energía (PTO) en las plantas de convertidores de energía de las olas (WEC). El enfoque propuesto fue probado en la planta de energía de olas basada en múltiples columnas de agua oscilantes (OWC) en Mutriku con el objetivo de reducir el Costo Normalizado de Energía (LCoE) mediante la aplicación de estrategias de mantenimiento predictivo. La metodología implica utilizar el Análisis Discriminante Lineal (LDA) para identificar las características más cruciales derivadas de los datos medidos. Posteriormente, se emplea la Máquina de Soporte Vectorial (SVM) como técnica de clasificación para categorizar el estado del sistema OWC.

Keywords—*Clasificación, Diagnóstico de fallos, LDA, aprendizaje automático, OWC, toma de potencia, SVM, energía de olas.*

I. INTRODUCCIÓN

El Costo Normalizado de Energía (LCoE) dentro de una granja de olas puede reducirse aumentando la capacidad de aprovechamiento de energía de la tecnología de Convertidores de Energía de Olas (WEC). Mejorar la disponibilidad, el factor de capacidad y la Producción Anual de Energía (AEP) son otras formas de reducir el LCoE. Para mantener condiciones operativas ideales al implementar estas mejoras, se requieren procedimientos efectivos de monitoreo y mantenimiento. De hecho, el mantenimiento tiene una influencia sustancial en la cantidad de tiempo de inactividad a lo largo de la vida de una planta, lo que ayuda a aumentar la disponibilidad, la producción de energía, el factor de capacidad y la AEP. Por lo tanto, reducir eficientemente los gastos operativos y de mantenimiento logra una mitigación del LCoE [1].

Las estrategias de mantenimiento se suelen categorizar comúnmente como reactivas, proactivas y oportunísticas según el momento de la tarea. El enfoque reactivo, también conocido como mantenimiento correctivo, implica abordar los problemas después de que hayan ocurrido. Este método resulta eficaz cuando el mantenimiento asociado al tiempo de inactividad es mínimo, lo que lo hace adecuado para granjas pequeñas altamente fiables [2]. Por otro lado, el mantenimiento proactivo implica inspecciones y reemplazos preprogramados para evitar que los problemas menores se conviertan en problemas importantes. Diversas estrategias, como el mantenimiento preventivo, basado en condiciones y predictivo, entran en la categoría proactiva [3]. Por último, la estrategia oportunista combina tareas de mantenimiento preventivo y correctivo programadas con operaciones preventivas no programadas destinadas a abordar el desgaste futuro de los componentes [4].

Dado que tanto las plantas de energía en tierra como en alta mar se benefician de un enfoque proactivo de mantenimiento, se

This work was supported in part by project IT1555-22 funded by the Basque Government and projects PID2021-123543OB-C21 and PID2021-123543OB-C22 funded by MCIN/AEI/10.13039/501100011033/FEDER, UE and through the Maria Zambrano grant MAZAM22/15 funded by UPV-EHU/MIU/Next Generation, EU.

recopilan datos tanto de fuentes basadas en el tiempo como en sensores para crear el mejor plan de mantenimiento posible. El procesamiento de datos se complica debido al volumen considerable de datos recopilados y al gran número de variables medidas. Como resultado, se utiliza la extracción de características para reducir la dimensionalidad y eliminar la redundancia, un método común en varias áreas [5,6,7]. Hay numerosos algoritmos de extracción de características disponibles, siendo el Análisis Discriminante Lineal (LDA) uno de los más ampliamente utilizados. LDA implica identificar un hiperplano de proyección que minimiza la varianza entre clases y maximiza la separación entre las medias de las clases proyectadas [8]. Este objetivo se logra abordando el problema de los valores propios, asociados a los autovectores que definen el hiperplano pivotal [9].

Para emplear los datos extraídos en la monitorización del estado de la planta y la detección de fallas, es imperativo reconocer patrones de falla dentro de los datos. Como resultado, diversos estudios se han sumergido en el desarrollo de modelos de reconocimiento o clasificación [10,11,12]. Estos incluyen el método no paramétrico de k -Vecinos más Cercanos (kNN), que utiliza "similitud de características" para predecir los valores de nuevos puntos de datos según su proximidad a los puntos del conjunto de entrenamiento [13]. También se consideran modelos logísticos, que describen los datos y explican la correlación entre una variable binaria dependiente y otras variables independientes nominales [14]. El árbol de decisión (C4.5) es otra técnica que utiliza un método de división recursiva para dividir un conjunto de instancias en conjuntos disjuntos [15]. Además, el Análisis Discriminante Multivariado (MDA) es un enfoque de clasificación que construye una función discriminante al maximizar la relación de varianza "entre grupos" respecto a la varianza "dentro de los grupos" [16].

La Máquina de Soporte Vectorial (SVM) es una técnica de aprendizaje automático bien establecida utilizada para abordar desafíos de clasificación en conjuntos de datos extensos [17]. Sus aplicaciones son especialmente valiosas en escenarios multi-dominio dentro del contexto de grandes volúmenes de datos [17]. Sin embargo, es importante destacar que, a pesar de su eficacia, la SVM implica complejidad matemática y requisitos computacionales sustanciales [18]. Aun así, la SVM destaca por su fuerte capacidad de generalización, lo que la convierte en una elección confiable para lograr una gran precisión en la clasificación, especialmente en el monitoreo de condiciones de máquinas y diagnóstico de fallas [19, 20].

El Ente Vasco de la Energía - EVE, situado en el norte de España, inauguró oficialmente la planta de energía undimotriz en Mutriku en julio de 2011. Esta instalación, ilustrada en la Figura 1, es una instalación en tierra integrada de manera eficiente en el rompeolas del puerto de Mutriku. Cuenta con 16 columnas de agua oscilantes que comprenden una turbina Wells acoplada a un generador DFIG [21], [22], [23] y [24].

En este artículo, el modelo de clasificación SVM ha sido entrenado para clasificar el estado de OWC en 4 clases, a saber, saludable, desequilibrado, con problemas de rodamiento y con problemas de resonancia.





Fig. 1. Planta de Energía Undimotriz de Mutriku en España.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

Tras diez años de funcionamiento, la Planta de Energía Undimotriz (PEU) de Mutriku ha documentado diversos casos de degradación y fallos. Estos sucesos específicos se detallan en la tabla siguiente la tabla 1.

TABLA I. DAÑOS OCURRIDOS EN OWCS EN MUTRIKU PEU.

Componente	Causa	Daños
Turbina Wells	Exposición a agua salada y fatiga de materiales por fuertes corrientes de aire.	
Generador	Exposición a agua salada y/o impacto por cuchillas rotas.	
Cubierta del rodamiento	La fuerza axial excesiva inducida en el eje de la turbina provoca el roce de los rodamientos contra el interior de la cubierta del generador.	
sistema de refrigeración	Acumulación de sal.	

Todas las posibles averías que pueden afectar a cualquier sistema OWC corresponden principalmente a tres categorías de mal funcionamiento: problemas en los cojinetes, resonancia y situaciones de desequilibrio. Como resultado, estos problemas se traducirán directamente en vibraciones elevadas, como se muestra en las Figuras 2, 3 y 4.

En la fecha 15/09/2021, se muestran los perfiles de vibración de 24 horas de las turbinas T03, T06 y T07 en la planta de energía de olas de Mutriku en las Figuras 2, 3 y 4.

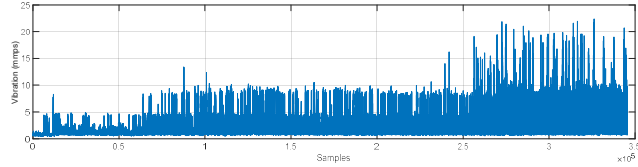


Fig. 2. Vibraciones medidas durante 24 horas en la turbina T03 con problema en los cojinetes.

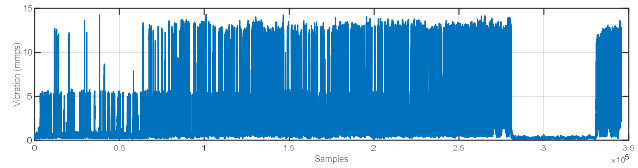


Fig. 3. Vibraciones medidas durante 24 horas en la turbina T06 con problema de resonancia.

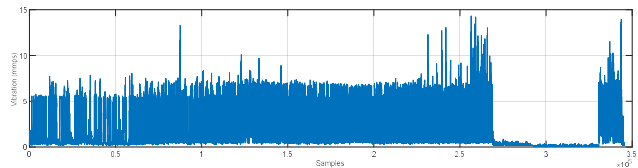


Fig. 4. Vibraciones medidas durante 24 horas en la turbina T07 con problema de desequilibrio.

Como se muestra en las figuras anteriores, las vibraciones tienen el potencial de superar los 20 mm/s. Si estas vibraciones no deseadas no se abordan, tienen la capacidad de socavar la eficiencia de la OWC y posiblemente agravar su condición debido a la degradación y posibles fallos de componentes.

Mejorar el mantenimiento preventivo de las OWC requiere un manejo efectivo de los datos recopilados. Al examinar y analizar las vibraciones registradas durante diferentes meses de operación, es posible identificar y diagnosticar posibles problemas y malfuncionamientos. La Fig. 5 presenta la representación esquemática del enfoque propuesto para identificar el tipo de fallas en las unidades OWC, lo que, a su vez, ayuda a planificar las próximas actividades de mantenimiento para reducir los gastos operativos (OpEx).

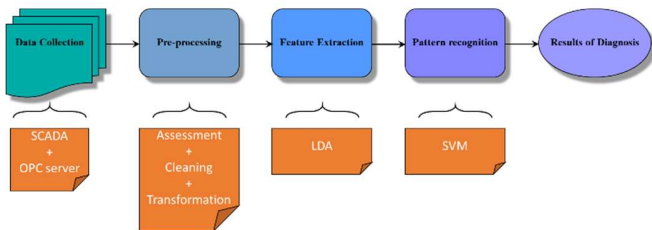


Fig. 5. Diagnóstico basado en aprendizaje automático para OWC.

Mejorar el mantenimiento proactivo de las OWCs requiere una gestión efectiva de los datos recopilados. La revisión y evaluación de las vibraciones registradas a lo largo de varios meses de operación son fundamentales para reconocer y señalar posibles problemas y malfuncionamientos [25], [26]. La Fig. 5 presenta la representación esquemática del enfoque utilizado para categorizar la naturaleza de los problemas dentro de la unidad OWC, lo que posteriormente ayuda en la planificación de actividades de mantenimiento futuras con el objetivo de minimizar el OpEx.

A. Extracción de características basada en LDA

Una técnica para el preprocesamiento y reducción de la complejidad computacional en un conjunto de datos es la extracción de características. Tanto la etapa de entrenamiento como la de clasificación de un clasificador pueden experimentar costes computacionales y de memoria significativos debido a la mayor dimensionalidad de las características. Se utiliza un enfoque de clasificación porque encontrar patrones en datos de alta dimensionalidad puede ser complicado.

La técnica lineal clásica más utilizada para reducir la dimensionalidad es el Análisis Discriminante Lineal (LDA). En el espacio de proyección basado en características.

LDA busca una matriz de transformación W , que maximizará la proporción de la dispersión entre clases y minimizará la matriz de dispersión dentro de las clases en el espacio de proyección basado en características [8]. LDA es un enfoque para obtener los conjuntos lineales de características que mejor distinguen entre múltiples clases de eventos u objetos.

La matriz de distribución dentro de la clase S_W está definida por [27,28]:

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x \in C_i} (x - m_i)(x - m_i)^t \quad (1)$$

donde c representa el número de clases, mientras que C_i representa el conjunto de datos en la i -ésima clase, y m_i representa la media de la i -ésima clase. Cabe destacar que la matriz de distribución dentro de la clase es una representación del nivel de dispersión dentro de las clases, siendo la suma de las matrices de covarianza de cada clase.

Otro parámetro relevante es la matriz de dispersión entre clases, que puede definirse como [27,28]:

$$S_B = \sum_{i=1}^c n_i (m_i - m)(m_i - m)^t \quad (2)$$

Luego se define una función de criterio utilizando la matriz S_W de dispersión dentro de la clase y la matriz S_B de dispersión entre clases para obtener la matriz de transformación W , según se describe en [27,28]:

$$J(W) = \frac{|\tilde{S}_B|}{|\tilde{S}_W|} = \frac{|W^t S_B W|}{|W^t S_W W|} \quad (3)$$

La matriz de transformación W es aquella que maximizará la función de coste $J(W)$. Los auto vectores generalizados w_i en las columnas de la matriz de transformación óptima W corresponden a los mayores vectores propios en:

$$S_B W_i = \lambda_i S_W W_i \quad (4)$$

LDA busca identificar una combinación de características que diferencie efectivamente entre diversas clases de objetos. Si S_W tiene rango completo, W se puede calcular mediante los vectores propios de $S_W^{-1} S_B$.

La técnica de LDA se basa en ajustes lineales para aumentar la variación dentro de una dimensión más pequeña. LDA busca discriminantes lineales para aumentar la variación entre diferentes categorías al mismo tiempo que reduce la varianza dentro de cada clase.

B. Diagnóstico de Toma de Potencia basado en SVM

El objetivo es desarrollar y entrenar un clasificador utilizando los datos preprocesados para distinguir entre los distintos estados diagnosticados en la OWC. El enfoque de la Máquina de Vectores de Soporte (SVM) es la metodología de clasificación utilizada en esta investigación.

La técnica de diagnóstico de OWC basada en la clasificación descrita aquí tiene como objetivo aumentar la eficacia de la programación de mantenimiento mediante el uso de mantenimiento predictivo en lugar de depender únicamente del mantenimiento preventivo.

Un SVM es un clasificador discriminativo definido formalmente por un hiperplano separador. El SVM ha sido ampliamente desarrollado y aplicado en la clasificación y reconocimiento de patrones [29,30]. SVM es un conjunto de métodos supervisados relacionados. Básicamente, SVM es un clasificador de hiperplano. Entrenar un clasificador SVM implica encontrar tanto un hiperplano como una superficie de decisión que separa los ejemplos de entrenamiento positivos de los negativos con el margen más grande [31]. Una de las principales razones para la amplia aplicación del SVM es su capacidad para manejar datos no linealmente separables. Dados ejemplos de entrenamiento representados como pares (x_i, y_i) , donde x_i es el vector de características ponderado del ejemplo de entrenamiento y $y_i \in \{1, -1\}$ es la etiqueta del ejemplo.

Para datos que pueden ser separados linealmente, podemos identificar un hiperplano $f(x)=0$ que haga lo siguiente:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b = 0 \quad (5)$$

donde w representa un vector n -dimensional y b una constante. Ambos parámetros w y b determinan la posición del hiperplano separador. Para cada i ya sea:

$$\begin{cases} w \cdot x_i - b \geq 1 & \text{para } x_i \text{ de la primera clase.} \\ w \cdot x_i - b \leq -1 & \text{para } x_i \text{ de la segunda clase.} \end{cases} \quad (6)$$

El hiperplano separador es el hiperplano que produce el margen más grande. Resolviendo el siguiente problema teniendo en cuenta el ruido con variables de holgura ξ_i y una penalización por error C , se puede encontrar el hiperplano ideal:

$$\min_{w,b,\xi} P(w,b,\xi) = \frac{1}{2} \langle w, w \rangle + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \quad (7)$$

donde ξ_i representa la brecha desde el margen hasta la muestra x_i , que está ubicada fuera de él.

$$\min_{w,b,\xi} P(w,b,\xi) = \frac{1}{2} \langle w, w \rangle + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \quad (8)$$

Al transformar el problema condicional de Kuhn-Tucker en un problema dual de Lagrange análogo, los cálculos pueden simplificarse:

$$V(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (9)$$

sujeto a

$$\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, \quad C \geq \alpha_i \geq 0, \quad i=1,2,\dots,l \quad (10)$$

Una función kernel es una función que devuelve un producto escalar de asignaciones de espacios de características de los puntos de datos originales, $K(x_i, y_j)$. La cantidad de datos de entrenamiento es igual al número de variables en el problema dual. El teorema de Karush-Kuhn-Tucker establece que el α asociado no debe ser 0 para que se aplique el criterio de igualdad al par de entrada-salida de entrenamiento (x_i, y_j) . El vector de soporte (SV) se utiliza como el ejemplo de entrenamiento x_i en este caso. SVM es extremadamente eficiente computacionalmente, ya que el número de SV es mucho menor que el número de muestras de entrenamiento. Para el problema de clasificación, SVM es un clasificador útil.

III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Para extraer características que indiquen información sobre el estado de la planta, se procesan los datos adquiridos. Los rasgos más pertinentes para la investigación son revelados mediante la ejecución de un Análisis Discriminante Lineal (LDA) en los datos de OWC. En contraste con las barras azules en la Fig. 6, que reflejan la proporción de variación descrita por cada componente individual (en %), el gráfico de barrido de la Fig. 6 muestra la varianza acumulativa explicada por el Componente Discriminante adicional (DC).

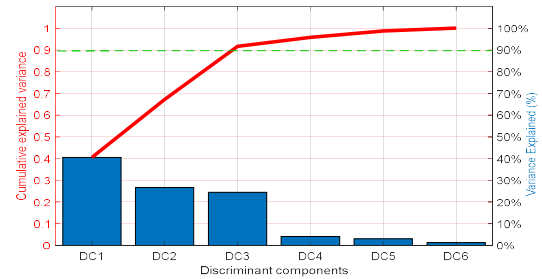


Fig. 6. Varianza explicada obtenida de LDA.

Según la Fig. 6, el primer componente discriminante representa el 40.88% de la varianza, mientras que el segundo y tercer componentes representan el 26.43% y el 24.78% respectivamente. Por lo tanto, se necesitan 3 componentes para explicar el 92.09% de la variación total. Los tres primeros CD corresponden a las características de velocidad de vibración, velocidad angular y presión.

Los gráficos de dispersión de las dos características más significativas se muestran en la Fig. 7 utilizando datos de una turbina Wells saludable y tres turbinas defectuosas distintas, que incluyen problemas de desequilibrio, cojinetes y resonancia, registrados en la instalación OWC de Mutriku el 15 de septiembre de 2021.

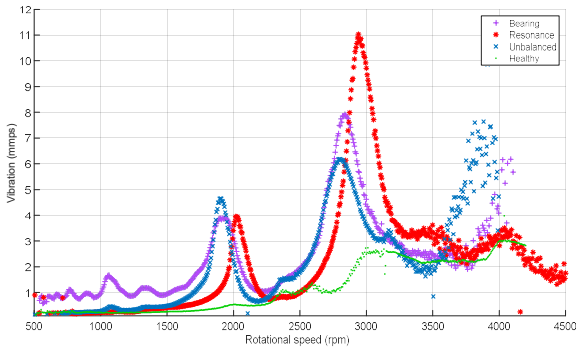


Fig. 7. Velocidad promedio de vibración vs. velocidad angular en cuatro turbinas en los sistemas OWC de Mutriku.

Como se observa en la Fig. 7, la vibración promedio cambia según la frecuencia angular del rotor. En realidad, es evidente que cada turbina registra dos máximos a aproximadamente 1900 rpm y 2900 rpm. Una turbina ideal puede vibrar hasta 3 mm/s, mientras que las turbinas defectuosas pueden vibrar hasta 6 mm/s a 2800 rpm por problemas de desequilibrio, 8 mm/s a 2838 rpm por problemas de cojinetes y 11 mm/s a 2940 rpm por problemas de resonancia.

El gráfico de dispersión que muestra las tres características más relevantes se presenta en la Figura 8, derivado de los datos recopilados el 15/09/2021 sobre el problema de los cojinetes de la turbina Wells. Este gráfico de dispersión en 3D revela claramente que la fluctuación en la vibración está influenciada no solo por la velocidad angular del rotor, sino también por la presión del OWC.

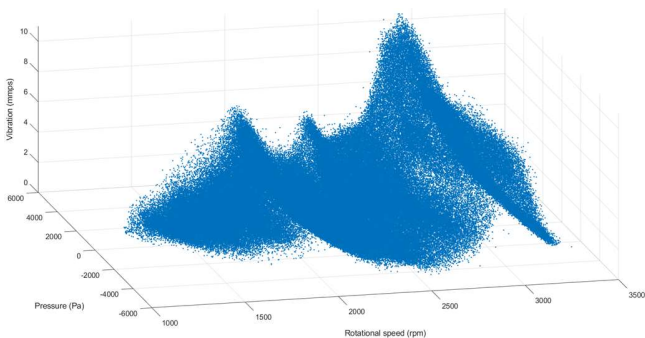


Fig. 8. Diagrama de dispersión de vibración frente a velocidad angular y presión en la turbina T03.

En la Figura 9, es evidente que hay una confusión mínima entre las clases. Las predicciones precisas entre las clases alcanzan el 89%, mientras que las predicciones inexactas son solo del 11%.

La curva Característica Operativa del Receptor representada en la Figura 10 revela que el modelo SVM muestra un rendimiento excelente, con un AUC de 0.81.

La Figura 11 ilustra simulaciones realizadas para evaluar la precisión del clasificador SVM entrenado en relación con la cantidad de características, utilizando los componentes LDA. Se observa una mejora sustancial al incorporar características adicionales, alcanzando una notable mejora hasta tres componentes discriminantes (DC). Sin embargo, las ganancias de precisión se vuelven más marginales más allá de cuatro DC.

Output Class \ Target Class	Healthy	Bearing	Resonance	Unbalanced	Accuracy
Healthy	81 22.2%	6 1.6%	1 0.3%	0 0.0%	92.0% 8.0%
Bearing	6 1.6%	81 22.2%	7 1.9%	1 0.3%	85.2% 14.8%
Resonance	0 0.0%	7 1.9%	80 21.9%	5 1.4%	87.0% 13.0%
Unbalanced	1 0.3%	1 0.3%	6 1.6%	82 22.5%	92.1% 7.9%
Overall	92.0% 8.0%	85.2% 14.8%	85.1% 14.9%	93.1% 6.9%	89.0% 11.0%

Fig. 9. Diagrama de confusión del modelo SVM entrenado.

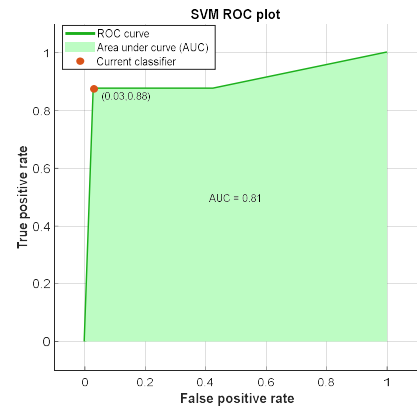


Fig. 10. Característica de Operación del Receptor del modelo SVM entrenado.

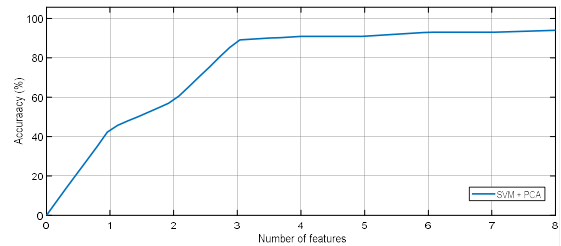


Fig. 11. Trained SVM's classification accuracy vs. features.

IV. CONCLUSIONS

Este artículo presenta un enfoque orientado a la clasificación para diagnosticar sistemas de Power Take-Off (PTO) en Convertidores de Energía de Olas (WEC), facilitando la implementación de estrategias de mantenimiento predictivo. La metodología propuesta utiliza datos reales de la planta para entrenar modelos de clasificación, permitiendo predecir el estado de salud de las unidades individuales de WEC. La aplicabilidad de este enfoque se evalúa utilizando la planta de energía de olas Mutriku como caso de estudio. Dadas las desafiantes condiciones ambientales en Mutriku, las unidades de PTO de la Columna de Agua Oscilante experimentan vibraciones que pueden resultar en fallos y roturas. Estos incidentes contribuyen a un tiempo de inactividad significativo, afectando consecuentemente el Costo Normalizado de la Energía (LCoE). En el contexto del caso de estudio, el objetivo principal es diagnosticar los problemas subyacentes, mitigar los

fallos relacionadas con la vibración y, en última instancia, optimizar el LCoE mediante la implementación de una sólida estrategia de mantenimiento predictivo.

El estudio empleó la técnica de extracción de características del Análisis Discriminante Lineal (LDA) para identificar las características más pertinentes para el diagnóstico de OWC. A través del LDA, se determinó que se necesitan tres componentes para lograr una varianza acumulativa del 92.09%. Por lo tanto, los primeros tres componentes comunes, que incluyen características de vibración, velocidad de rotación y presión, fueron seleccionados para el diseño y entrenamiento del modelo de clasificación.

La técnica de clasificación utilizada en este estudio es la Máquina de Soporte Vectorial (SVM). Los resultados indican que el modelo SVM, una vez entrenado, logra de manera efectiva un notable nivel de precisión del 89%.

Los futuros trabajos de investigación abordarán la exploración y aplicación del diagnóstico del PTO basado en la clasificación para la integración de una estrategia de mantenimiento predictivo. Según la investigación existente, esta estrategia tiene el potencial de lograr una reducción del 18% en los costes operativos (OpEx) y disminuir el tiempo de inactividad de la planta en un 20%, elevando así la disponibilidad de la planta al 81% y reduciendo consecuentemente el LCoE hasta en un 23%.

AGRADECIMIENTO

Los autores desean agradecer la ayuda y colaboración de la Ente Vasco de la Energía-EVE y Biscay Marine Energy Platform-BIMEP por proporcionar los datos experimentales reales medidos de la planta de energía de olas de Mutriku y los datos económicos.

REFERENCIAS

[1] European Commission-SET Plan Secretariat, "SET Plan-Declaration of Intent on Strategic Targets in the Context of an Initiative for Global Leadership in Ocean Energy", Technical Report; European Commission: Brussels, Belgium, 2016. Available online: https://setis.ec.europa.eu/system/files/2021-04/declaration_of_intent_ocean_0.pdf (accessed on 31 August 2023).

[2] European Commission, "An EU Strategy to Harness the Potential of Offshore Renewable Energy for a Climate Neutral Future", Technical Report; European Commission: Brussels, Belgium, 2020. Available online: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:52020DC0741&from=EN> (accessed on 31 August 2023).

[3] R. Zhengru, A. S. Verma, Y. Li, J. J. E. Teuwen, and Z. Jiang. "Offshore wind turbine operations and maintenance: A state-of-the-art review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 144, p. 110886, 2021.

[4] A. Karyotakis, and R. Bucknall. "Planned intervention as a maintenance and repair strategy for offshore wind turbines," *Journal of marine engineering & technology*, vol. 9, no. 1, pp. 27-35, 2010.

[5] J. Peng. "Maintenance of wind turbine," *Electr. Equip.* vol. 28, no. 6, pp.68-71, 2011.

[6] T. Édouard, É. Levrat, and B. Iung. "Overview on opportunistic maintenance," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 41, no. 3, pp. 245-250, 2008:

[7] J. Sklansky, "Image segmentation and feature extraction," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 8, no. 4, pp. 237-247, 1978:

[8] P. Boonyakitanton, A. Lek-Uthai, K. Chomtho, and J. Songsiri. "A review of feature extraction and performance evaluation in epileptic seizure

detection using EEG," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 57, p. 101702, 2020.

[9] Z. Peng, F. Chu, and Y. He. "Vibration signal analysis and feature extraction based on reassigned wavelet scalogram," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 253, no. 5, pp. 1087-1100, 2002.

[10] Izenman, Alan Julian. "Linear discriminant analysis." In *Modern multivariate statistical techniques*, pp. 237-280. Springer, New York, NY, 2013.

[11] J. Wen, X. Fang, J. Cui, L. Fei, K. Yan, Y. Chen, Y. Xu. "Robust sparse linear discriminant analysis," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 29, no. 2, pp. 390-403, 2018.

[12] M. Y. Kiang. "A comparative assessment of classification methods," *Decision support systems*, vol. 35, no. 4, pp. 441-454, 2003.

[13] J. Liu, J. Sun, S. Wang. "Pattern recognition: An overview," *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 6, no. 6, pp. 57-61, 2006.

[14] G. K. Verma, U. S. Tiwary. "Multimodal fusion framework: A multiresolution approach for emotion classification and recognition from physiological signals," *NeuroImage*, vol. 102, pp. 162-172, 2014.

[15] M. A. Wong, T. Lane. "A k th nearest neighbour clustering procedure," *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, vol. 45, no. 3, pp. 362-368, 1983.

[16] D. R. Cox. "Analysis of binary data," *Routledge*, 2018 Feb 19.

[17] J. R. Quinlan. "C4.5: programs for machine learning," *Elsevier*; 2014 Jun 28.

[18] R.A. Fisher. "The use of multiple measurements in taxonomic problems," *Annals of eugenics*, vol. 7, no. 2, pp. 179-188, 1936.

[19] S. Suthaharan, S. Suthaharan. "Support vector machine," In *Machine learning models and algorithms for big data classification: thinking with examples for effective learning*. Springer, Boston, MA, pp. 207-235, 2016.

[20] D.A. Pisner, D. M. Schnyer. "Support vector machine," In *Machine learning*. Academic Press, pp. 101-121, 2020.

[21] A. Widodo, B.S. Yang. "Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis," *Mechanical systems and signal processing*, vol. 21, no. 6, pp. 2560-2574, 2007.

[22] S. Lee. "Monte Carlo simulation using support vector machine and kernel density for failure probability estimation," *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 209, p. 107481, 2021.

[23] F. M'zoughi, I. Garrido, A.J. Garrido, M. De La Sen. "Fuzzy gain scheduled-sliding mode rotational speed control of an oscillating water column," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 45853-45873, 2020.

[24] F. M'zoughi, I. Garrido, A.J. Garrido, M. De La Sen. "Rotational speed control using ANN-based MPPT for OWC based on surface elevation measurements," *Applied Sciences*, vol. 10, no 24, p. 8975, 2020.

[25] J. Lekube, A.J. Garrido, I. Garrido, E. Otaola, J. Maseda. "Flow control in wells turbines for harnessing maximum wave power," *Sensors*, vol. 18, no. 2, p. 535, 2018.

[26] H. Yu, J. Yang. "A direct LDA algorithm for high-dimensional data—with application to face recognition," *Pattern recognition*, vol. 34, no. 10, pp. 2067-2070, 2001.

[27] Y.A. Ghassabeh, F. Rudzicz, H.A. Moghaddam. "Fast incremental LDA feature extraction," *Pattern Recognition*, vol. 48, no. 6, pp. 1999-2012, 2015.

[28] S. Suthaharan, "Support vector machine," In: *Machine learning models and algorithms for big data classification*, Integrated Series in Information Systems, vol. 36, pp. 207-235. Springer, Boston, MA, 2016.

[29] D. A. Pisner, and D. M. Schnyer. "Support vector machine." In: *Machine learning*, pp. 101-121. Academic Press, 2020.

[30] M. Awad, and R. Khanna. "Support vector machines for classification," In: *Efficient Learning Machines*, pp. 39-66. Apress, Berkeley, CA, 2015.

[31] D. Ghosh, A. Singh, K. K. Shukla, and K. Manchanda, "Extended Karush-Kuhn-Tucker condition for constrained interval optimization problems and its application in support vector machines," *Information Sciences*, vol. 504, pp. 276-292, 2019

El Diseño y Desempeño Dinámico de Estructuras Marinas Utilizando Herramientas Numéricas

Irfan Ahmad

Automatic Control Group - ACG

*Department of Automatic Control and Systems Engineering,
Engineering School of Bilbao – EIB/BIE,
University of the Basque Country – UPV/EHU,
Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain
ORCID: 0000-0001-6075-2464*

Fares M'zoughi, *Associate Member, IEEE*

Automatic Control Group - ACG

*Department of Automatic Control and Systems Engineering,
Engineering School of Bilbao – EIB/BIE,
University of the Basque Country – UPV/EHU,
Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain
ORCID: 0000-0003-2935-3830*

Payam Aboutalebi, *Associate Member, IEEE*

Automatic Control Group - ACG

*Department of Automatic Control and Systems Engineering,
Engineering School of Bilbao – EIB/BIE,
University of the Basque Country – UPV/EHU,
Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain
ORCID: 0000-0003-2716-1894*

Aitor J. Garrido, *Senior Member, IEEE*

Automatic Control Group - ACG

*Department of Automatic Control and Systems Engineering,
Engineering School of Bilbao – EIB/BIE,
University of the Basque Country – UPV/EHU,
Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain
ORCID: 0000-0002-9801-4130*

Izaskun Garrido *Senior Member, IEEE*

Automatic Control Group - ACG

*Department of Automatic Control and Systems Engineering,
Engineering School of Bilbao – EIB/BIE,
University of the Basque Country – UPV/EHU,
Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain
ORCID: 0000-0002-3016-4976*

Abstract—One of the most rapidly expanding renewable energy sources in the world is wind-wave energy. The field of renewable energy has seen a lot of study, development, and investment in recent years. Because they pose so many design and conceptualization difficulties, offshore construction are unique in the engineering world. For an offshore site, developing a hybrid wind turbine model combined with a wave energy converter requires a significant amount of expertise and resources. In a chaotic environment, undesirable motions are prevalent. A comprehensive and standard framework is therefore needed to mitigate this impact. In this regard, the method of creating, testing, and verifying offshore structures has been covered in this study. Numerous software programs have been employed to validate geometric designs. Offshore geometrical data has been produced using MultiSurf. WAMIT is capable of calculating gravitational restoring coefficients and added mass. After that, servo-hydro-aero-elastic characteristics are simulated using FAST software. Several moonpool configurations have been tested on the barge platform to analyze platform oscillations. As a result, fewer oscillations are obtained by all open moonpool configurations than by others. The results have been analyzed in MATLAB/Simulink environment.

Resumen—Una de las fuentes de energía renovable que experimenta un rápido crecimiento en el mundo es la energía eólica y undimotriz. El campo de la energía renovable ha sido objeto de numerosos estudios, desarrollos e inversiones en los últimos años. Debido a las dificultades de diseño y conceptualización que

presentan, las construcciones en alta mar son únicas en el mundo de la ingeniería. Para un sitio en alta mar, desarrollar un modelo híbrido de aerogenerador combinado con un convertidor de energía de las olas requiere una cantidad significativa de experiencia y recursos. En un entorno caótico, los movimientos indeseados son frecuentes, por lo que se necesita un marco integral y estándar para mitigar este impacto. En este sentido, este estudio aborda el método de creación, prueba y verificación de estructuras en alta mar. Se han utilizado numerosos programas informáticos para validar diseños geométricos. Los datos geométricos en alta mar se han producido utilizando MultiSurf. WAMIT es capaz de calcular coeficientes de restauración gravitacional y masa añadida. Posteriormente, se simulan las características servo-hidro-aeroelásticas mediante el software FAST. Se han probado varias configuraciones de moonpool en la plataforma de la barcaza para analizar las oscilaciones de la plataforma. Como resultado, todas las configuraciones de moonpool abiertas muestran menos oscilaciones que las demás. Los resultados han sido analizados en el entorno de MATLAB/Simulink.

Palabras clave: Aerogenerador Flotante en Alta Mar, Columna de Agua Oscilante, MultiSurf, WAMIT, FAST, Estructuras en Alta Mar, Dinámica Aero-Hidro-Servo-Elastica.

I. INTRODUCTION

El sector de la energía renovable muestra un interés creciente en el desarrollo de aerogeneradores flotantes en aguas

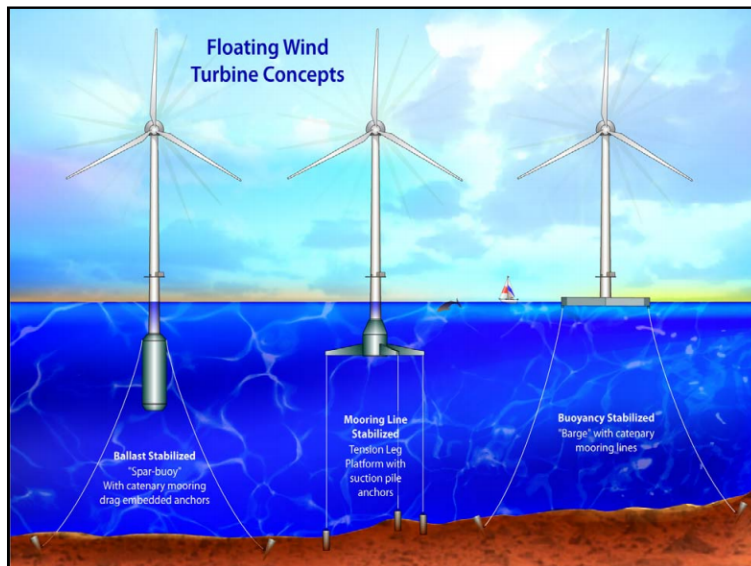


Fig. 1. Diseño de Aerogenerador Flotante.

profundas. Mientras que el desarrollo de la energía eólica marina ha estado en expansión en Europa, los estudios relacionados con aerogeneradores marinos de apoyo inferior y flotantes han atraído recientemente más atención en los Estados Unidos [1].

El diseño de turbinas eólicas marinas puede resultar complicado debido a la necesidad de considerar los efectos combinados de las cargas aerodinámicas e hidrodinámicas. Varios investigadores están trabajando en esa área [2], [3]. Los sitios en aguas profundas se pueden beneficiar de aerogeneradores flotantes, mientras que los sitios en aguas someras pueden utilizar aerogeneradores anclados a fondo. Según la forma en que proporcionan estabilidad, los diseños de aerogeneradores flotantes se pueden dividir en tres categorías: estabilizados por lastre (spar-buoy), estabilizados por amarre (plataforma de patas de tensión) y estabilizados por flotabilidad (plataforma de barcaza). Se ilustran en la Fig.1 [4].

A. Desarrollo del Modelo para un Aerogenerador Flotante en Alta Mar

Los proyectos marinos son únicos desde una perspectiva de ingeniería, ya que plantean varios desafíos para la conceptualización y desarrollo de diseños. Una comprensión detallada de su análisis y diseño central se vuelve esencial, ya que se considera que geometrías de plataformas innovadoras pueden reducir significativamente las tensiones ambientales experimentadas.

Existen tres tipos principales de plataformas marinas: plataformas fijas, Plataformas semi-sumergibles y plataformas flotantes [5]. En esta investigación se ha utilizado una plataforma de barcaza para desarrollar el modelo.

B. Herramientas de Simulación para el Desarrollo del Modelo

Se requieren herramientas de simulación para representar el modelo aerodinámico, la hidrodinámica de la plataforma,

el servosistema y las líneas de amarre con el fin de construir un modelo y realizar evaluaciones de respuesta del sistema integrado, que incluye la turbina, la plataforma y el sistema de amarre. Sin embargo, analizar y comprender el rendimiento del control de una estructura flotante aero-hidro-servo-elástica es una tarea compleja y difícil. Las herramientas y módulos necesarios para la simulación integrada de la plataforma, el amarre y la turbina se muestran en la Figura. 2 [6] de la siguiente manera:

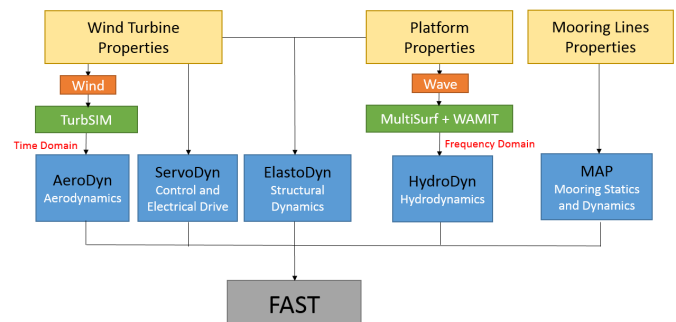


Fig. 2. Herramientas y módulos para la simulación integrada de plataforma, amarre y turbina.

1) **FAST**: Investigadores del Laboratorio Nacional de Energías Renovables (NREL) crearon el programa gratuito y de código abierto FAST (Fatiga, Aerodinámica, Estructuras y Turbulencia) para simular sistemas de turbinas. FAST es un programa completo para el análisis dinámico acoplado utilizado para simular aerogeneradores en tierra y en alta mar. Este estudio se centra en una turbina eólica instalada en una plataforma flotante semi-sumergible en alta mar. FAST consta de tres partes para aerogeneradores soportados por plataformas flotantes: la turbina eólica, la plataforma flotante y un sistema de líneas de amarre. Un análisis con FAST utiliza

varios módulos, incluyendo AeroDyn, ServoDyn, ElastoDyn, HydroDyn y MAP [7].

2) **WAMIT**: WAMIT es un programa lineal de análisis hidrodinámico que utiliza el método de paneles de radiación y difracción para evaluar las cargas hidrodinámicas inestables y los movimientos de un cuerpo en un fluido. El módulo de hidrodinámica lineal WAMIT, creado por WAMIT Inc. y el Instituto Tecnológico de Massachusetts, integra presiones utilizando el método de paneles y utiliza la teoría del flujo potencial para producir una solución convergente a los problemas de difracción y radiación en la superficie del cuerpo para un modo, frecuencia de ola y dirección de ola dados. El módulo HydroDyn en FAST toma como entrada los parámetros hidrodinámicos generados por un análisis de WAMIT. El archivo Model.1, que proporciona coeficientes adicionales de masa y amortiguamiento, y el archivo Model.3, que contiene fuerzas de excitación de olas, son los dos archivos de salida de WAMIT que se requieren específicamente. Los coeficientes de restauración hidrostática se encuentran en el archivo de hidrostática (Model.hst). WAMIT necesita varios archivos de entrada para generar datos de salida para FAST. El diagrama de flujo para obtener los coeficientes hidrodinámicos deseados, las entradas de FAST para el módulo HydroDyn, se muestra en la Fig. 3 [8].

- Model.gdf es un archivo de datos geométricos que se puede obtener directamente a través de MultiSurf.
- Model.Pot es un archivo de entrada de control que se utiliza para calcular parámetros de entrada. Este archivo contiene información sobre la profundidad del agua, el número de periodos y frecuencias de ola, y el solucionador de radiación y difracción.
- Model.frc es un archivo de control responsable del subprograma FORCE que contiene información sobre la masa añadida y el amortiguamiento (A_{ij} y B_{ij}) que se envía al archivo Model.1.
- config.wam y Model.cfg son los dos archivos de configuración. config.wam define la ruta para la simulación, el almacenamiento de datos y la elección del procesador, mientras que Model.cfg contiene otros parámetros, como especificaciones sobre el uso de métodos de orden superior.
- fnames.wam ocupa una lista con los nombres de los archivos de entrada, incluyendo Model.gdf, Model.cfg, Model.Pot y Model.frc.

3) **MultiSurf**: Una herramienta de modelado 3D como MultiSurf se considera útil para modelar cuerpos con superficies o formas que pueden ser desafiantes de producir con programas CAD convencionales. La geometría de la plataforma semi-sumergible se escala por un factor de 1.8 a partir de la geometría del Aerogenerador Flotante en Alta Mar (FOWT) integrado con la plataforma de Columnas de Agua Oscilantes (OWC). MultiSurf modela plataformas utilizando elementos de punto, curva y superficie. Para definir mallas y geometría del cuerpo, estas entidades se utilizan para generar curvas B-spline continuas. En las Figuras 4 y 5, se muestran los modelos de la plataforma creados con MultiSurf [9].

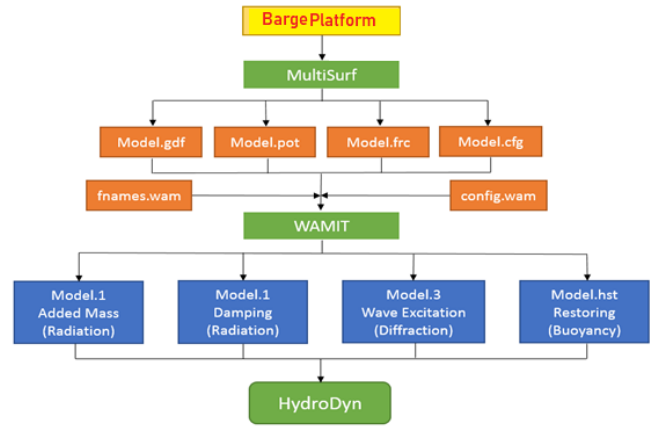


Fig. 3. Flow chart for obtaining desired hydrodynamic coefficients FAST inputs for the HydroDyn module.

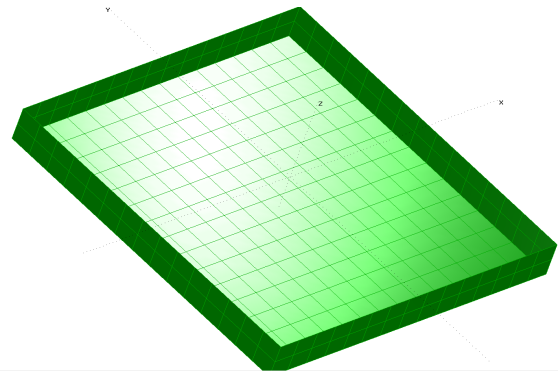


Fig. 4. Geometría de la plataforma de barcaza estándar

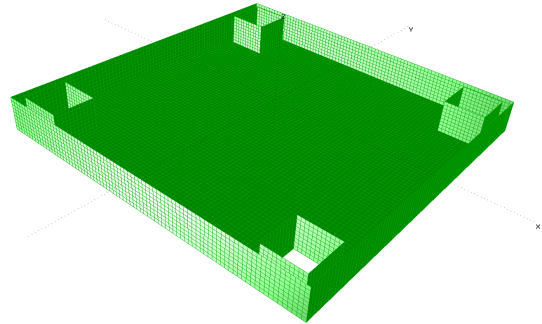


Fig. 5. Geometría de la plataforma de barcaza basadas en OWC

II. METODOLOGÍA

La sección anterior ha tratado de cómo MultiSurf ha ayudado en el desarrollo de modelos geométricos. Mientras tanto, en esta sección, se discuten las técnicas para los efectos hidrodinámicos lineales en una plataforma semi-sumergible causados por la excitación de las olas incidentes, el componente de masa añadida proveniente de los movimientos de la plataforma y el amortiguamiento de la radiación de olas de una olas que se irradia hacia afuera desde la superficie de la

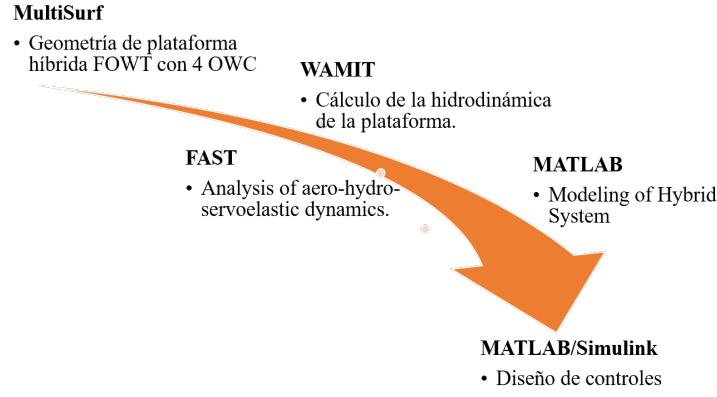


Fig. 6. Navegando por múltiples pasos y herramientas numéricas

plataforma.

El procedimiento para calcular los coeficientes hidrodinámicos necesarios se muestra en la Figura 3 y se detalla brevemente a continuación:

- Establecer la escala de la plataforma de manera que los movimientos del sistema estén controlados y se proporcione estabilidad.
- Utilizar MultiSurf para modelar y generar una malla para la superficie B-spline de la plataforma con la panelización adecuada.
- Crear archivos de entrada de WAMIT para las coordenadas de geometría de la plataforma, las características de las olas, la profundidad del agua y la configuración para la hidrodinámica y los solucionadores requeridos. Los archivos de entrada necesarios son respectivamente Model.gdf, Model.pot, Model.cfg y Model.frc.
- Crear un archivo de entrada de WAMIT que regule los nombres de los archivos de salida, ya que WAMIT también requiere otros archivos (fnames.wam).
- Desarrollar un archivo de entrada de WAMIT que describa el directorio de las simulaciones, cuántos procesadores se utilizarán y cuánta RAM se requerirá (config.wam).
- Utilizar RGTKERNEL, un solucionador directo, para simular la plataforma en WAMIT utilizando el método de solución "de orden superior" (con líneas de malla B-spline) y luego eliminar el impacto de las frecuencias irregulares de las simulaciones.
- Postprocesar los archivos hidrostáticos (Model.hst) y de ecuaciones lineales. Archivos de hidrodinámica (Model.1 Masa añadida, Model.1 Amortiguamiento y Model.1) Model.3 excitación de olass para utilizar como entradas de HydroDyn en FAST.

III. SIMULACIONES EN EL SISTEMA FLOTANTE HÍBRIDO PROPUESTO

Para el control activo de la estructura, hemos incorporado cuatro moonpools OWC en cada esquina de la plataforma de barcaza J. Jonkman, que tiene un moonpool único en el centro

y medidas de 40 m x 40 m x 10 m. La plataforma híbrida se desarrolló utilizando diversas aplicaciones de ingeniería numérica, incluyendo MATLAB, WAMIT, FAST y MultiSurf.

A. Diseño de la Geometría

Utilizando MultiSurf, se generó la geometría de la plataforma. Creamos dos plataformas distintas, cada una con un conjunto único de características. La Figura 4 representa la primera plataforma como una plataforma de barcaza típica, mientras que la Figura 5 ilustra la segunda plataforma como una plataforma de barcaza con cuatro OWC en las esquinas.

B. Cálculos Avanzados Hidrostáticos e Hidrodinámicos

Es importante adquirir las características hidrodinámicas e hidrostáticas después de desarrollar la geometría de la plataforma de barcaza con cuatro OWC recientemente propuesta. Por lo tanto, se realizaron cálculos avanzados de estas propiedades utilizando la herramienta numérica WAMIT. La aplicación de paneles de difracción de WAMIT fue creada para el análisis lineal de las interacciones de olas superficiales con diversos tipos de objetos flotantes y sumergidos. Para obtener las matrices $A_{Hydro}(\omega)$, $B_{Hydro}(\omega)$, los coeficientes hidrostáticos e hidrodinámicos se obtuvieron cargando directamente el archivo MultiSurf en WAMIT.

$$A_{ij} - \frac{i}{\omega} B_{ij} = \rho \iint_{S_b} n_i \varphi_j dS \quad (1)$$

La ecuación 1 muestra que los coeficientes normalizados de masa añadida y amortiguamiento pueden calcularse de la siguiente manera:

$$\bar{A}_{ij} = \frac{A_{ij}}{\rho L^k} \quad (2)$$

$$\bar{B}_{ij} = \frac{B_{ij}}{\rho L^k \omega} \quad (3)$$

en las ecuaciones siguientes, ρ representa la densidad del medio a través del cual se propaga la onda, g es la aceleración debida a la gravedad en la ubicación específica, A es la amplitud de la onda incidente que indica el desplazamiento

máximo, ω es la frecuencia angular que señala el número de ciclos por unidad de tiempo, y L es la escala de longitud característica de la ola.

C. Simulación Aero-Hidro-Servo-Elastica

Para habilitar la simulación acoplada no lineal aero-hidro-servo-elástica en el dominio del tiempo, FAST conecta modelos para la dinámica estructural (elástica), la dinámica del sistema de control y eléctrico (servo) y la aerodinámica para estructuras marinas. FAST se utiliza principalmente para hacer simulaciones no lineales en el dominio del tiempo, como el análisis de cargas basado en normas de diseño. Aunque la mayoría de los fenómenos físicos involucrados en la energía eólica son no lineales, a menudo es deseable linealizar las ecuaciones del sistema no lineal subyacente para comprender las respuestas del sistema. La geometría se obtiene utilizando MultiSurf, la hidrodinámica y las masas añadidas a través de WAMIT, y la dinámica no lineal se obtienen mediante FAST.

Herramientas avanzadas y pasos para las plataformas integradas que se requieren se muestran en la Figura. 6

En las Figuras 7 y 9, se ha introducido una ola senoidal regular con una elongación de 2.5m y se considera una velocidad de viento de 9m/s respectivamente. Se han desarrollado varias configuraciones de moonpools en la plataforma de la barcaza. La plataforma de los cuatro moonpools pueden abrirse y cerrarse.

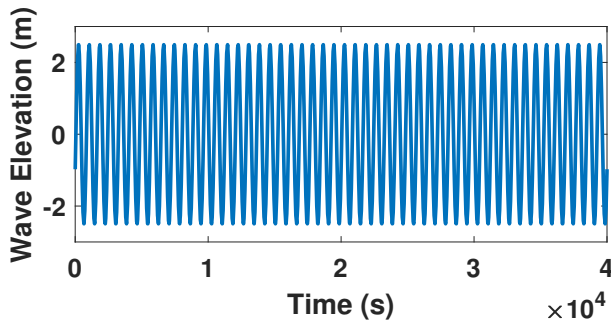


Fig. 7. Elevación de la Ola

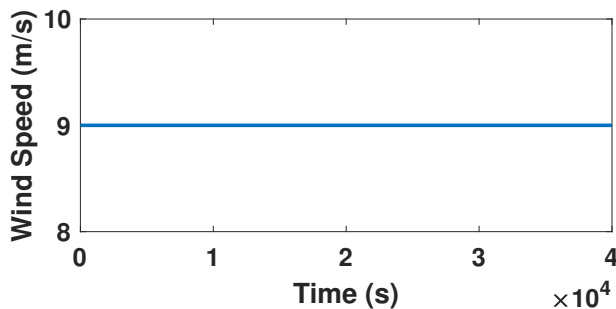


Fig. 8. Velocidad del Viento 9m/s

Las simulaciones de FAST para el cabeceo de la plataforma (grados) y la potencia (kW) se muestran en las Figuras 9-10. En la Figura 9, las curvas rojas representan moonpools

abiertos y las curvas azules barcaza con moonpools cerrados en velocidades de viento de 8-15 m/s. En la Figura 10, se observa claramente que los moonpools abiertos tienen menos oscilaciones en todas las geometrías de plataforma.

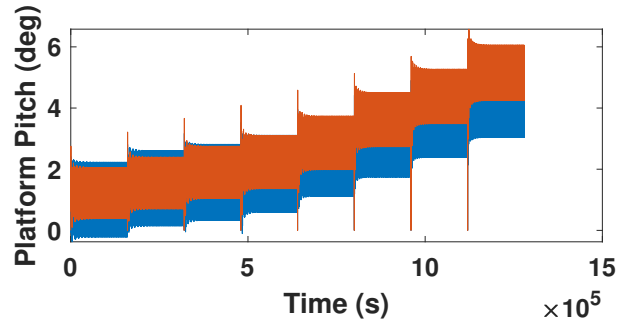


Fig. 9. Cabeceo de la Plataforma bajo varias Velocidades del Viento

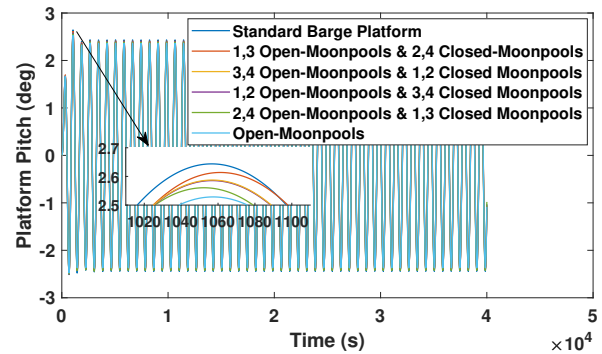


Fig. 10. Cabeceo de la Plataforma bajo varias configuraciones de moonpools

IV. CONCLUSIONS

El desarrollo de un modelo híbrido de turbina eólica combinado con un convertidor de energía de las olas para un sitio marítimo representa un desafío que demanda una considerable experiencia y recursos. En un entorno marítimo caótico, los movimientos no deseados son una ocurrencia frecuente, subrayando la necesidad imperativa de un marco integral y estandarizado para mitigar este impacto. Este estudio ha abordado de manera exhaustiva el método de creación, prueba y verificación de estructuras marítimas, presentando un procedimiento detallado para evaluar las oscilaciones de plataformas flotantes. La utilización de diversas herramientas numéricas en el proceso de desarrollo y prueba, como el software MultiSurf para generar datos geométricos, WAMIT para calcular coeficientes de amortiguación gravitacional y masas adicionales, y FAST para modelar propiedades sero-hidroaeroelásticas, ha permitido una evaluación completa y precisa. En conclusión, este trabajo proporciona una contribución significativa al entendimiento y desarrollo de estructuras offshore, ofreciendo una perspectiva integral y detallada que puede guiar futuras investigaciones y aplicaciones prácticas en el diseño y operación de plataformas flotantes en entornos marítimos desafiantes.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue apoyado en parte por el Gobierno Vasco a través del proyecto IT1555-22 y mediante los proyectos PID2021-123543OB-C21 y C22 financiados por MCIN/AEI/10.13039/501100011033. Los autores también desean agradecer a la UPV/EHU por el apoyo financiero a través de la beca PIF20/299 y la beca María Zambrano MAZAM22/15 financiada por la Unión Europea-Next Generation EU.

REFERENCES

- [1] M. DeCastro, S. Salvador, M. Gómez-Gesteira, X. Costoya, D. Carvalho, F. J. Sanz-Larruga, and L. Gimeno. "Europe, China and the United States: Three different approaches to the development of offshore wind energy," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 109, pp. 55-70, 2019.
- [2] F. M'zoughi, P. Aboutalebi, I. Garrido, A. J. Garrido, and M. De La Sen. "Complementary Airflow Control of Oscillating Water Columns for Floating Offshore Wind Turbine Stabilization," *Mathematics*, vol. 9, no. 12, p. 1364, 2021.
- [3] Tomás-Rodríguez, M., Santos, M. (2019). Modelling and control of floating offshore wind turbines. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, 16(4).
- [4] C. Pérez-Collazo, D. Greaves, and G. Iglesias. "A review of combined wave and offshore wind energy," *Renewable and sustainable energy reviews*, vol. 42, pp. 141-153, 2015.
- [5] R. Pula, I. Faisal Khan, Brian Veitch, and Paul R. Amyotte. "Revised fire consequence models for offshore quantitative risk assessment," *Journal of loss prevention in the process industries*, vol. 18, no. 4-6, pp. 443-454, 2005.
- [6] J. Jonkman, M. Jason, and Marshall L. Buhl. "FAST user's guide," vol. 365. Golden, CO, USA: National Renewable Energy Laboratory, 2005.
- [7] J. Jonkman, S. Butterfield, W. Musial, and G. Scott. "Definition of a 5-MW reference wind turbine for offshore system development," No. NREL/TP-500-38060. National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States), 2009.
- [8] J. M. Jonkman, A. N. Robertson, and J. G. Hayman. "HydroDyn user's guide and theory manual," National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2014.
- [9] C. H. Lee, J. S. Letcher Jr, R. G. Mark, J. N. Newman, D. M. Shook, and E. Stanley. "Integration of geometry definition and wave analysis software," In *International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering*, vol. 36118, pp. 721-733. 2002.

Ikaskuntza automatikoko ikuspegi bat, ur-zutabe oszilatzailearen uhin-sorgailuen pronostikorako

Izaskun Garrido
Automatic Control Group,
ACG
Department of Automatic
Control and Systems
Engineering,
University of the Basque Country—
UPV/EHU
Bilbao, Spain
izaskun.garrido@ehu.es

Jon Lecube
Automatic Control Group,
ACG
Department of Automatic
Control and Systems
Engineering,
University of the Basque Country—
UPV/EHU
Bilbao, Spain
jon.lecube@ehu.es

Fares Mzoughi
Automatic Control Group, ACG
Department of Automatic
Control and Systems
Engineering,
University of the Basque Country—
UPV/EHU
Bilbao, Spain
fares.mzoughi@ehu.es

Payam Aboutalebi
Automatic Control Group,
ACG
Department of Automatic
Control and Systems
Engineering,
University of the Basque Country—
UPV/EHU
Bilbao, Spain
payam.aboutalebi@ehu.es

Irfan Ahmad
Automatic Control Group—ACG
Department of Automatic Control
and Systems Engineering,
University of the Basque Country—
UPV/EHU
Bilbao, Spain
irfanahmad.irfan@ehu.es

Salvador Cayuela
Automatic Control Group—ACG
Department of Automatic Control
and Systems Engineering,
University of the Basque Country—
UPV/EHU
Bilbao, Spain
scayuela001@ikasle.ehu.es

Aitor Garrido
Automatic Control Group—ACG
Department of Automatic Control
and Systems Engineering,
University of the Basque Country—
UPV/EHU
Bilbao, Spain
aitor.garrido@ehu.es

Abstract— Wave-induced excitations lead to structural vibrations in Oscillating Water Columns (OWC), resulting in decreased power generation and a shortened lifespan. This article addresses the issue of generator degradation in the Mutriku MOWC plant through a machine learning-oriented strategy for prognosis and fault characterization. Specifically, the utilization of k-Nearest Neighbors (kNN) models has been suggested to forecast the time until OWC generator failure. The assessment relies on data gathered from sensors monitoring various operational parameters of the turbines. The results indicate that the proposed kNN model stands out as an effective solution for cost reduction in maintenance by allowing advanced scheduling months ahead. The high accuracy in predicting generator failures facilitates timely and cost-efficient maintenance practices, avoiding expensive breakdowns and enhancing turbine efficiency. These outcomes underscore the potential of machine learning approaches in tackling maintenance issues within the energy sector, emphasizing the relevance of proactive strategies to minimize operational expenses and optimize energy production.

Keywords— *Machine learning, oscillating water column, wave energy.*

Laburpena— Itsas arkuak eragindako kitzikapenek bibrazio estrukturalak eragiten dituzte ur oszilakorrek zutabeetan (OWC), eta, horren ondorioz, energia gutxiago sortzen da eta bizitza laburragoa egiten da. Artikulu honetan, sorgailua Mutrikuko MOWC instalazioan nola degradatzen den aztertzen da, failen pronostikorako eta karakterizazioarako ikaskuntza automatikora bideratutako estrategia baten bidez. Zehazki, k-hurbilagoko auzotasun-ereduak (kNN) erabiltzea proposatu da, OWC sorgailuak huts egin arteko denbora iragartzeko. Turbinen parametro operatiboak kontrolatzen dituzten sentoreei buruz bildutako datuetan oinarritzen da ebaluazioa. Emaizten arabera, proposatutako kNN ereduak mantentze lanen kostuak murrizteko irtenbide eraginkor gisa nabarmentzen da, programazio aurreratua hilabete batzuk aurrerago egiteko aukera ematen baitu. Sorgailuaren akatsen aurreikuspenean zehaztasun handia izateak mantentze-praktika egokiak eta errentagarriak errazten ditu, eten garestiak ekidinez eta

turbinen eraginkortasuna hobetuz. Emaizta horiek agerian uzten dute ikaskuntza automatikoaren ikuspegiak energia-sektorearen barruko mantentze-lanei ekiteko duten ahalmena, eta nabarmentzen dute estrategia proaktiboek garrantzia gastu operatiboak.

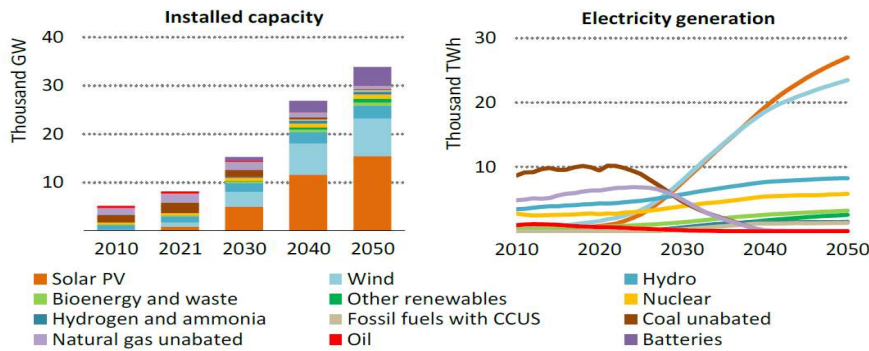
Gako-hitzak— *ikaskuntza automatikoa, ur-zutabe oszilakorra, uhin-energia.*

I. SARRERA

Munduko energia-aurreikuspenetako datuetan oinarrituta, 2030ean energia-eskaria %46 haziko dela aurreikusten da, batez ere, klima-aldaketaren eta sortzen ari diren eta garatzen ari diren ekonomien hazkundearen ondorioz [1]. Horrenbestez, energiaren mundu-merkatua energia-iturri iraunkorretara bideratzen ari da, oinarritzeko energia-beharrei erantzuteko. Energia berriztagarrien aukera ugaria izan arren, ozeanoetako energiak eta, bereziki, olatuek nabarmen egin dute gora azken hamarkadan, 1. irudian ikus daitekeen moduan. Ingurumenaren aldetik kontziente diren politika horien arabera, energia garbiko baliabideei buruzko zenbait azterketa egin dira, hala nola [2-4].

Energiaren ibilbide-orriaren arabera, Europak itsas energiaren azpiegitura bat ezarri behar du, 2050erako olatuen eta mareen bidez energia kontsumoaren %10 inguru lortzeko [5]. Garapen horretan, Wave Energy Converters-ek (WEC) garrantzi handia hartu du [6]. Zehazki, 2050erako, 337 GW mundu osoko ozeanoetatik aprobetxatzea espero da, eta horretarako behar den teknologia [7] garatuko da. Urtean 16 PWh uhin-energia sor daiteke. Beraz, 2040rako aurreikusitako energiaren %50 inguru uhin-energiaren bidez lor daiteke.

Euskal Herrian, Mutriku zentralak Ur Oszilakorraren Zutabearen (OWC) printzipioa erabiltzen du olatuetatik elektrizitatea sortzeko. Lan-printzipio hori nahiko sinplea da. Ganbera baten barruko ur-zutabearen oszilazioaren ondorioz funtzionatzen du; ganbera horrek irekidura bat du ur-mailaren



1. irudia. Elektrizitate berriztagarriaren instalazioa eta teknologia-sorkuntzaren hazkundera 2050erako. World Energy Outlook IEA

azpitik. Sarrerako eta irteerako olatuek barneko ur-zutabea oszilarazten dute, eta, ondorioz, ganbera barruko airea (ikus 2. irudia) konprimatu eta deskonprimatu egiten da. Beraz, presio-gradienteak daude turbinaren bidez. Zabalduetako turbinak noranzko bakarrekoko dira, eta, kasu honetan, Well-en turbinak. Horregatik, sortutako noranzko biko aire-fluxua noranzko bakarrekoko turbinatik igarotzen da, eta elektrizitatea sortzen du [2]. Lurrean dauden gailuek, hala nola Euskal Herrian dagoen Mutriku OWC uhin-energia anizkoitzeko instalazioak, baino ez dute energia trinkoaren sorkuntza erakutsi eta TRL 8 gisa sailka daitezke [8].

Jarraipen- eta mantentze-estrategia eraginkorrek funtsezkoak dira zentral elektrikoetan prestasun handia, ahalmen-faktorea eta urteko energia-ekoizpena (AEP) lortzeko. Mantentze-praktika egokiek eragiketa egonkorra izaten lagun dezakete, eta horrek eragin handia du jarduerarik gabeko denbora murriztean eta eskuragarritasuna, energia-ekoizpena, ahalmen-faktorea eta AEP handitzean. Beraz, kostu operatiboak eta mantentze-kostuak (O&M) murriztea ikuspegi kritikoa da energia lebelizatuaren kostua kontrolatzeko [9].

Mantentze-lan egokia lortzeko, funtsezkoa da maiztasun egokia programatzea eta estrategiarik onena ezartzea. Mantenu arrunta garestia izan daiteke, baina zabarkeriak faila-tasa handiagoak eta jarduerarik gabeko denbora luzeagoak ekar ditzake. Mantentze-sistema ezin hobekak F&M kostuak %15 murriztu ditzake [10]. Mantentze-lan prediktiboa funtsezkoa da



2. irudia. OWC baterako harrapaketa-ganbera, Mutriku

failak gertatu aurretik identifikatzeko, eta datuen analisiak zeregin garrantzitsua du alde horretatik. Turbinaren eta sorgailuaren errendimenduari buruzko datuak biltzeak eta analizatzeak aukera ematen du eredu prediktiboak garatzeko, mantentze-lanak modu proaktiboan programatzeko, jarduerarik gabeko denbora murrizteko, konponketa-kostuak minimizatzeke eta eragiketen eraginkortasuna hobetzeko. Ekipoen mende dauden ozeano-industrietan, hala nola fabrikazioan eta garraioan, denbora mugatu batean, mantentze-lan

prediktiboa bereziki garrantzitsua da. Datuak aztertzean, ekipoen errendimenduari buruzko ezagutza baliotsuak lor daitezke, eta, horri esker, neurri proaktiboak lor daitezke gailuak itsaso zabalean behar bezala funtzionatzen duela bermatzeko eta ustekabeko akatsen arriskua minimizatzeke.

Mantentze-lanetarako estrategiak kategoria erreaktibo, proaktibo eta oportunistetan sailkatzen dira, eginkizunen unean oinarrituta. Mantentze-lan erreaktiboaren estrategia, mantentze-lan zuzentzailetzat ere ezagutzen dena, mantentze-lanak akats bat gertatu ondoren soilik egiteak dakarren gutxiegitasunean oinarritutako mantentze-metodoa da. Estrategia hori eraginkorra da fidagarritasun handiko ustiategi txikiak, jarduerarik gabeko denborarekin lotutako mantentze-eragiketarako hutsalak baitira eta erabilgarritasun handia lor daitezke [11]. Bestalde, mantentze-estrategia proaktiboa ikuskapen eta ordezkapen programazioa faila txikiak faila garrantzitsuetan gara ez daitezke biltzen duen lanketa da. Mantentze-lan prebentiboa, baldintzatu eta prediktiboa mantentze-estrategia proaktiboaren adibideak dira [12]. Mantentze-lan oportunistaren estrategia planifikatutako mantentze-lan prebentibo eta zuzentzaileen zenbait ekintza etorkizuneko osagai batzuetarako planifikatu gabeko prebentziozko zereginekin elkartzea da [13-16].

Lurreko eta itsasoko zentral elektrikoetan mantentze-estrategia egokia garatu eta ezartzeko, denboran oinarritutako eta indarguneetan oinarritutako informazioa biltzen da. Hala ere, datu horiek prozesatzea zaila da, bildutako datu kopuru handia eta neurtutako aldagai kopurua direla eta. Funtzioen erazketa informazio erredundantea eta eremu askotako dimentsioak [17-18] murrizteko erabiltzen da, mantentze-lana barne. Osagai Nagusien Analisia (PCA) ezaugarri-erazketa algoritmo arruntena da, datuetatik informazio garrantzitsua ateratzen duena eta osagai nagusiak deituriko aldagai ortogonal berrien multzo gisa adierazten duena [19]. Bereizgarriak erazteko beste metodo ezagun bat Analisi Diskriminatzaile Lineala (LDA) da. Horretarako, klase arteko bariantza minimizatzen duen eta proiektatutako inguruneen arteko distantzia maximizatzen duen proiektzio-hiperplanoa aurkitu behar da [20].

II. atalean, Mutriku MOWC turbinen eta sorgailuen manipulazioaren eta datu-analisiaren ikuspegi osoa aurkeztuko da. Hasiera batean, PLCek datuak atzitzeko sistema erabiliz jasotzen dituzte datuak. Sistema hori fitxategi egokietan inportatu, formateatu eta biltegitatu behar da. Ondoren, turbina bakoitzaren datuak hainbat talde-estatistika erabiliz aztertzen dira, eta hainbat datu-multzo fusionatu

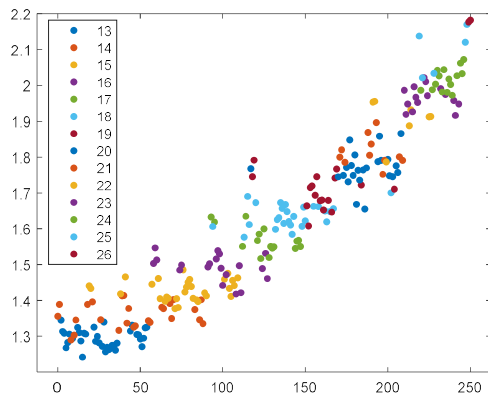
daitezke. Aldatutako datuak III. atalean erabil daitezke, turbinaren eta sorgailuaren moduluaren osasun-egoera iragartzeko k-nn-aren sailkapen-eredua eratzeko. Eredua IV. atalean ebaluatuko da, eta beharrezkoa den edozein hobekuntza eta etorkizuneko lan Ondorioak atalean aurkeztuko dira.

II. INPORTATU PLC-AREN DATUAK

Kontrolatzaile logiko programagarri (PLC) baten irteera-artxiboko datuak lehenetsuneko programazio-hizkuntzan txertatzeko, metodo egoki bat ezarri behar da. Hori lortzeko, turbina bakoitzerako koadro-multzo desberdinak zehaztu daitezke, epe zehatzei lotuta, eta, hala, tauletan inportatzen dira PLCaren datuak. Taulako zutabe bakoitzak aldagai bat adierazten du, eta datuen analisi eta interpretazio errazak egitea ahalbidetzen du.

Zenbait diagnostikoren datuen karakterizazioa sakon aztertzeko, hiru turbina desberdinetatik lortutako datuak erabiliz analisia egingo da. Turbina bakoitza arazo jakin bat azaltzeko identifikatu da: errodamenduak, erresonantzia eta desoreka. Horrenbestez, irteera-datuak lotura estua izango dute turbinari dagokion emisioarekin, eta, hala, datuen ezaugarrien azterketa sakona egin ahal izango da.

Berariazko akats horren testuinguruan, zaila da modulu turbo sortzailerako behin betiko operazio-puntu optimoa zehaztea. Gainera, bibrazioen eta presioaren arteko erlazio lineal nabariagoa, irteera-potentziaren arabera taldekatua, bereizi egin daiteke 3. irudiko datuetatik abiatuta. Bisualizazio horrek agerian uzten du porrota eragiten duten azpiko



3. irudia bibrazioen (mm/s) eta presioaren (dPa) arteko erlazioa, irteera-potentziaren arabera (kW)

faktoreen konplexutasuna, eta azpimarratzen du garrantzitsua dela azterketa sakonak eta multifazetikoak erabiltzea arazo horiek modu zehatz eta eraginkorrean diagnostikatzeko eta horiei ekiteko.

Aipatutako oharrak turbinen desorekak sistema orokorraren eraginkortasunean izan dezakeen eragin garrantzitsuaren frogia sinesgarria dira. Aurkikuntza horiek argi uzten dute oso garrantzitsua dela mantentze-lan egokiak eta eraginkorrak ezartzea arazo hori arintzeko eta sistemaren jardunean eragin kaltegarriak gutxitzeko. Esku-hartze horietan sar daitezke aldizkako gainbegiratze- eta ikuskatze-prozedurak, mantentze-lan prediktiboen estrategiak eta

diagnostiko-tresna eta -teknika aurreratuak, turbinen desorekaren arazoa goiz detektatzeko eta zuzentzeko.

III. EREDUA. GAINBEGIRATUTAKO IKASKUNTZA

Aurreko ataleko aurkikuntzek justifikazio sinesgarria ematen dute pronostikoari eskaintako sailkapen eredu bat proposatzeko. Ereduren helburua da modu eraginkorrean sailkatzea lehen aipatutako turbinak zuzentzen dituen Kontrolatzaile Logiko Programagarritik (PLC) lortutako datuen irteera, horietako bakoitzak hainbat arazo baititu: garrariatzea, erresonantzia eta desoreka. Bereziki, PLCak banakako datu-multzoak sortzen ditu turbina bakoitzarentzat, berariazko datu-multzo horiek delinatzeko etiketa bakarrarekin. Proposatutako sailkapen-eredu horren bidez, datuen ekoizpena modu eraginkorrean azertu eta kategorizatu nahi da, eta, hartara, turbinen kondizioen iragarpen zehatza egin nahi da, identifikatutako arazoen arabera. Ondoren, zatiketa-objektu bat sortzen da holdout-metodo bat erabiliz, non datuak entrenamendu- eta proba-multzoetan banatzen baitira. Probek datu guztien %30 hartzen dute, eta entrenamenduak gainerako %70a. Ondoren, k-hurbilagoko auzotasun-algoritmo bat (kNN) erabiliko da turbinaren egoera operatiboa PCL datuen une batean oinarrituta sailkatzeko gai den eredu bat eraikitzeko. Sailkapen eredua prestakuntza taldea erabiliz prestatuko da eta, ondoren, proba multzoaren iragarpenak egiteko erabiliko da.

Hurbileneko k-bizilagunak (kNN) ikaskuntza automatikoko teknika gainbegiratu da. Hasieran, Evelyn Fixek eta Joseph Hodges-ek sartu zuten 1951n [21], eta, ondoren, Thomas Cover-ek [22] zabaldu zuen. kNN algoritmoak ez ditu esplizituki ikasten edo optimizatzen ereduko parametroak entrenamenduan. Prestakuntza-datuak gorde besterik ez du egiten, adibide etiketatuen datu-basea ezartzeko, eta, gero, gordetako datuak baliatzen ditu antzekotasun-printzipioan oinarritutako iragarpenak egiteko. kNN sailkapenean, datu-multzo bateko k entrenamendu-adibide hurbilenak dira sarrera-datuak. Irteera klase-kide bat da, sailkatzen ari den objektuari esleitua. Algoritmoak auzokoen aniztasun-boto bat hartuz funtzionatzen du, klaseari esleitutako objektuarekin, hurbileneko k auzokoen artean ohikoagoa baita. kNN sailkapenerako distantziaren arabera denez, garrantzitsua da entrenamenduaren datuak normalizatzea, ezaugarriak eskala desberdinetan badatoz, normalizazio horrek nabarmen hobetu baitezake algoritmoaren zehaztasuna.

Hasiera batean, datuak oinarritzko urrats gisa garbitzeko eta ezkatatzeko ohiko prozeduren mende jartzen dira. Sistema fisiko espezifiko horren barruan, balio absolutuak hartuko dira presioa kontuan hartzeko, bi presio-diferentzialek noranzko bakarrek errota eragiten baitute. Gainera, jotzen da presio-diferentzial batek antzeko energia sortuko duela turbinan.

Ezaugarriaren espazioan dauden bi datu-punturen arteko antzekotasuna neurtzen duen distantzia metrikoa distantzia euclidianotzat hartzen da, kasu horretan lan bikaina egiten duelako. Beraz, turbinaren datu-irteera berriaren eta entrenamendu-multzoaren datuen arteko distantzia kalkulatu du ereduak, distantzia euclidiarraren formula erabiliz, honela:

$$d = \sqrt{(p_n - p_i)^2 + (w_n - w_i)^2 + (v_n - v_i)^2} \quad (1)$$

non p_n , w_n eta v_n turbina berriaren presioa, ahalmena eta bibrazioak diren, p_i , w_i eta v_i i. turbinaren presioa, ahalmena eta bibrazioak diren entrenamendu-multzoan..

Turbinaren datu-sarrera berri bat emanda, kNN metodoak turbina berri baten datuak sailkatzeko gaitasuna du, eta hurbilen dituen k bizilagunen arteko etiketa-mota arruntenarekin lotzen ditu. Teknika hori antzekotasun-printzipioan oinarritzen da. Printzipio horren arabera, datu-puntu baten sailkapena hurbileneko bizilagunen identitatean oinarritzen da, dimentsio handiko espazio bateko (1) ekuazioan definitzen den bezala. Ikuspegi horren bidez, kNN algoritmoaren helburua da turbinaren datu berriak ondoko k hurbileneko bizilagunen artean maiztasun handiena duten turbinen mota berekoak direla sailkatzea.

IV. SIMULAZIOA, BALIOZKOTZEA ETA EZTABAIDA

kNN metodoa erabiliz, entrenamendu-multzoan turbina bakoitzarekiko distantziak kalkula ditzakegu, eta distantzia laburrena duten turbina motak aukera ditzakegu. k hiperparametroaren balio optimoa hautatzea, kontuan hartzeko hurbileneko bizilagun-kopurua, alderdi kritikoa da algoritmoan. Balio handiek erabaki-muga edo aurreikuspen-azalera leuntzeko joera dute; balio txikiak, berriz, zaratarekiko eta gaindoikuntzarekiko sentikorrena den sistema biltzen dute. Balio hori $k=5$ ean sintonizatu da, baliozkotze-multzoan errendimendu ezin hobea lortzeko.

Ereduaren jardura balioesteko, Hold out baliozkotze-metodoa erabili da, eta eskuragarri dagoen datu-multzoa bi azpimultzotan zatitu da ausaz: entrenamendu-multzo bat datuen %70ekin eta baliozkotze-multzo bat %30ekin. Teknika hori erabili da eskura dagoen datu-multzoak 21710464 sarrera dituelako, eta, beraz, entrenamendu- eta baliozkotze-multzoetan ausazko zatiketa bat bermatzeko bezain handia da. Hala, bada, kNN ereduak ikuspegi egokia ematen du lana balioesteko, entrenamendu-fase bakar baten bidez eta, ondoren, baliozkotze-multzo batean ebaluatuz. Metodo horren bidez, beste ikaskuntza automatikoko eredu batzuetan ikusi ohi diren iterazio-prozesuen beharra kentzen da. k -NN ereduaren entrenatu ondoren, markatutako entrenamendu-datuaren multzo bat erabiliz, zuzenean aplikatu dakioke baliozkotze-multzo bati, haren jardura ebaluatzeko. Doitasuna kalkulatu edo balioztatze-multzoan garrantzitsuak diren beste metrika batzuk kalkulatu, berehala kalkula dezakegu zer probabilitate dagoen entrenatutako k -NN ereduaren beste edozein datu berritan egiteko. Ebaluazio-prozesu eraginkor horri esker, azkar ebalua daiteke ereduaren eraginkortasuna, prestakuntza- eta baliozkotze-iterazio gehiago egin beharrik gabe.

kNN sailkatzailearen zehaztasunaren ebaluazioak berekin dakar egindako auresan zuzenen kopurua zehaztea eta proba multzoko behaketa kopuru osoarekin zatitzea, honela:

$$a = \frac{1}{sizey_t} \sum (y_p == y_t) \quad (2)$$

non y_p sailkatzaileak proba guztietarako sortutako etiketa predikeen bektorea den, y_t proba multzorako egiazko etiketen

bektorea den, eta $sizey_t$ proba multzoaren barruko etiketen kopuru osoa adierazten duen. Ebaluazio hori egitean, kNN (2) sailkatzailearen zehaztasun-puntuazioa 0,9129 izan zen. Puntuazio hori ereduaren eraginkortasunaren adierazlea da, eta bikaina izan daiteke.

A. Emaitzak baliozkotzea

kNN ereduaren diseinatu eta entrenatu ondoren egin da baliozkotzea. Modeloaren lana ebaluatzeko, nahaste-grafiko bat erabiltzen da, sailkapen-eredu baten zehaztasunaren azterketa sakona egiteko. Nahaste-grafikoan, benetako positibo (TP), benetako negatibo (TN), positibo faltsuen (FP) eta negatibo faltsuen (FN) zenbaketak ageri dira sailkapen-ataza bakoitzerako (eramailea, erresonantzia eta desoreka).

4. irudian ageri den nahaste-grafikoan, errenkadak benetako klase-etiketei dagozkie, eta kolomak klase predikatuen etiketei dagozkie. Taulako gelaxka bakoitzak mota jakin batean sailkatutako iragarpenen kopurua adierazten du. Gelaxka diagonalek behar bezala sailkatutako instantzia kopurua adierazten dute, eta diagonaletik kanpoko gelaxkek, berriz, gaizki sailkatutako instantzia kopurua.

Adibide honetan, 4. irudian irakur daitekeenez, ereduak zuzen auresan zituen 10539388 instantzia euskarrien arazorako, 583275 instantzia erresonantzia gisa eta 179615 desoreka gisa. Erresonantzia-arazorako 8088515 kasu ere iragarri zituen behar bezala; 868993 kasu, berriz, eramaile gisa sailkatu zituen, eta 103003 desoreka gisa. Azkenik, behar bezala iragarri zituen 1192596 kasu desorekaren arazorako; 104716 kasu, berriz, eramaile gisa eta 50363 erresonantzia gisa sailkatu zituen.

B. Emaitzak eztabaidatzea

Gure aurkikuntzek iradokitzen dute kNN sailkapen-ereduak %90eko doitasuna lortu zuela gutxi gorabehera, eta horrek adierazten du ondo sailkatzen duela turbinako irteera-datu gehienen hutsegite-mota. Doitasun-maila horrek iradokitzen du ereduaren fidagarria dela eta erabilgarria izan daitekeela turbinaren errodamendu-, erresonantzia- eta

10539388	583275	179615	93.3%	6.7%
868993	8088515	103003	89.3%	10.7%
104716	50363	1192596	88.5%	11.5%

4. irudia. Turbinaren sailkapenak errodamenduaren, erresonantziaren eta desorekaren arazoaren arabera duen errendimendua erakusten duen nahasmen-koadroa, kNN ereduaren erabiliz..

desoreka-arazoak PLCaren irteera-datuak erabiliz behar

bezala sailkatzeko. Iradokitzen du kNN sailkapen-eredu horrek eragin handia duela turbinaren mantentze-plangintzan, kostuen optimizazioan, aktiboen kudeaketan, segurtasunean eta errendimendu orokorrean. Operadorei aukera ematen die erabaki informatuak hartzeko, hautaprobak ezartzeko eta turbina-eragiketen fidagarritasuna, eraginkortasuna eta errentagarritasuna hobetzeko.

Aurkikuntza horiei dagokienez, zenbait muga hartu behar dira kontuan. Muga garrantzitsu bat da kNN ereduaren entrenamendurako eta probarako erabiltzen den datu-multzoaren kalitatea eta adierazgarritasuna. Aukeratutako datu-multzoak emaitza sendoak emateko bezain handiak izan ziren arren, ezinbestekoa da datuek turbina-sistemen aldakortasuna eta konplexutasuna zehaztasunez jasotzea. Gainera, egoera posible guztien estaldura egokia funtsezkoa da ereduaren errendimendu ezin hobea lortzeko. Horrek sistema fisikoa eta haren failak sakonki ulertzea eskatzen du, datuen edozein alborapen edo estaldura desegokik kalte egin baitieziaioke ereduaren zehaztasunari eta fidagarritasunari.

Laginaren tamainaren erabilgarritasunari dagokionez, garrantzitsua da nabarmentzea azterlan honek ez zuela arazorik aurkitu, datuen multzoaren tamaina egokia zela uste baitzen. Hala ere, merezi du onartzea laginaren tamaina muga bat izan daitekeela kasu batzuetan, bereziki datu-multzo txikiak direnean. Orokortzea ez da azterketa honen kezka, entrenamendu-multzoak aztertzen ari diren turbina berrien datuak besterik ez baititu behar, parametrizazio- edo iterazio-prozesurik gabe. Eredua antzeko turbinetan aplika daiteke aldaketa garrantzitsurik gabe.

Hala ere, funtsezkoa da aitortzea ereduaren jarduna, neurri handi batean, datu oso eta inpartzialen eskuragarritasunaren mende dagoela. Akats-egoera batzuk ez badaude behar bezala irudikatuta datuen multzoan, ereduaren iragarpen-gaitasunak arriskuan egon daitezke. Beraz, sistema fisikoa eta haren failak alde aurretik ezagutzea ezinbestekoa da datuak biltzeko prozesuak hainbat agertoki har ditzan.

Ondoriozta daiteke ezen, nahiz eta hautatutako datu-multzoek eta azterketa honetan erabilitako ikuspegiak abantailak eskaintzen dituzten, hala nola sendotasuna eta orokortzea, garrantzitsua dela jakitea zer muga dauden datuen kalitatearekin, adierazgarritasunarekin eta akats-egoeren estaldurarekin lotuta. Etorkizuneko ikerketak datu-multzoa handitzean jarri behar du arreta, agertoki-sorta zabalagoa sartzeko, eta bermatu behar du datu-bilketaren prozesua integrala eta inpartziala izango dela, ereduaren errendimendua are gehiago hobetzeko.

V. ONDORIOAK

Artikulu honetan, egileek azterlan bat aurkeztu dute, Mutrikuko datuak erabiliz, ur oszilakorreko zutabeetako failen pronostikorako eta karakterizaziorako ikaskuntza automatikoko ereduaren garapenari eta ebaluazioari buruzkoa. Datuak biltzeko, sentsoak erabili ziren OWC sistema osoaren propietate mekaniko eta aerodinamikoak neurtzeko. Hurbilagoko auzotasun-eredu bat (kNN) proposatu da, OWC sistemaren portaera eta egitura-errendimendua erreplikatzeko. Eredua parametro egokiekin entrenatu da, errore koadratiko ertaineko (MSE) xede-funtzio baxu bati atxikitzen zaion bitartean. Ereduen eraginkortasuna ongi probatu da balioztatze-multzo batean, haren eraginkortasun konputazionala, baliotasuna eta zehaztasuna egiaztatzeko.

Azterketa horrek ondorioak izan ditzake Europako enpresabatzerdeen hutsegiteen iragarpena eta karakterizazioa hobetzeko, ikaskuntza automatikoan oinarritutako ikuspegi bidez.

Ikerketa horren emaitzen arabera, proposatutako kNN ereduak turbinetako akatsak zehaztasunez aurreikusteko metodoak gainditu zituen, eta, gainera, Europako enpresabatzerdeen pronostikoa eta akatsen karakterizazioa hobetzeko ahalmena azpimarratu zuen. Turbinen mantentze-ari eta ekarpen nabarmena egiten diote; izan ere, aurreko azterketetan turbinen akatsak identifikatu eta sailkatzeko sailkapen-ereduak aztertu dituzten arren, ikerketa honen berritasuna funtsezko zenbait alderditan oinarritzen da.

Garrantzitsua da faila mota desberdinen arteko komunztadura portzentaje handia ezagutzea. Horrek adierazten du sailkapen ereduak, zehazki azterketa honetan erabilitako kNN ikuspegiak, zehaztasun eta trinkotasun maila esanguratsua duela zenbait faila-agertokitan. Adostasun-maila horrek aurreko azterketetatik bereizten du ikerketa hori, turbinaren zenbait akats maneiatzeko ereduaren sendotasuna frogatzen baitu.

Azterlan honen beste alderdi garrantzitsu bat datuen alborapena kontuan hartzea da. Etendura-uren barruan dauden kokalekuen ondorioz turbinen kondizioetan izan daitezkeen aldaketak aztertzean, ikerketa honek datuen alborapenak sailkapenaren errendimenduan duen eragina zehatz ulertzen du. kNN ereduak datu-alborapenaren aurrean arrakastaz aplikatzeak ikuspegi berria ematen du joera horiek eraginkortasunez nola landu daitezkeen azaltzeko.

Gainera, turbinaren desorekari buruzko datuen multzoak beste akats motekin alderatuta instantzia gutxiago zituen, eta azterketa honetan elementu bakar bat sartu du. Anlisi horrek azpimarratzen du kNN ereduak gaitasuna duela desorekatutako datu-multzoak maneiatzeko, eta, hala ere, emaitza onak lortzen dituela sailkapenean. Ikerketaren alderdi horrek egungo ezagutzari laguntzen dio, kNN ikuspegiaren sendotasuna eta moldagarritasuna erakusten baititu, baita zenbait arlotako datuak eskura dituzten agertokietan ere.

Beraz, ondoriozta daiteke ikerketa honen berritasuna akats-moten, datuen alborapenaren esplorazioaren eta desorekatutako datu-multzoen ikerketaren arteko komunztadura osotasunean hartzea dela. Aurkikuntza horiek hobeto ulertzen dituzte turbinaren mantentze-lanetan erabiltzen diren sailkapen-ereduak eta hutsegiteen diagnostikoa, eta ezagutza baliotsuak ematen dituzte etorkizuneko ikerketetarako, baita errendimendua hobetzen duten aplikazio praktikoak ere.

ESKERRAK

Lan honen zati bat Eusko Jaurlaritzak finantzatutako IT1555-22 diru-laguntzaren bidez eta (MCIN/AEI/10.13039/501100011033/FEDER, UE) erakundeak finantzatutako PID 2021-123543OB-C22 diru-laguntzaren bidez lagundu zen. Margarita Salas MARS22/09 eta Maria Zambrano MAKAMfin, (UPV/EHU/MIU/Hurrengo Belaunaldia, EB) finantzuak, PIF20/299 diru-laguntzaren bidez (UPV/EHU).

ERREFERENTZIAK

- [1] Chen, P., Wu, Y., Meng, J., He, P., Li, D., Coffman, D., Liang, X., Guan, D., 2022. The heterogeneous role of energy policies in the energy transition of asia-pacific emerging economies. *Nature Energy*, 1-9.

- [2] Lekube, J., Garrido, A.J., Garrido, I., Otaola, E., Maseda, J. Flow control in wells turbines for harnessing maximum wave power (2018). *Sensors*, 18 (2), 535. DOI: 10.3390/s18020535.
- [3] Garrido, A.J., Garrido, I., Barambones, O., Alkorta, P., Maseda, F.J. Simple linear models for plasma control in Tokamak Reactors International Conference on Control, Automation and Systems, ICCAS 2008, 4694261, pp. 2429-2432. DOI: 10.1109/ICCAS.2008.4694261.
- [4] Sevillano, M.G., Garrido, I., Garrido, A.J., et al. Observer-based real-time control for the poloidal beta of the plasma using diamagnetic measurements in tokamak fusion reactors (2011) Proceedings of the IEEE CDC, no. 6160260, pp. 7536-7542. DOI: 10.1109/CDC.2011.6160260.
- [5] Khojasteh, D., Lewis, M., Tavakoli, S., Farzadkhoo, M., Felder, S., Iglesias, G., Glamore, W., 2022. Sea level rise will change estuarine tidal energy: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 156, 111855.
- [6] Windt, C., Davidson, J., Faedo, N., Penalba, M., Ringwood, J. V., 2022. On the importance of high-fidelity numerical modelling of ocean wave energy converters under controlled conditions. *Floating Offshore Energy Devices: GREENER* 20, 31.
- [7] Uihlein, A., Magagna, D. (2016). Wave and tidal current energy—A review of the current state of research beyond technology. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 58, pp. 1070-1081.
- [8] Magagna, D., Ocean Energy Technology Development Report 2018, EUR 29907 EN, European Commission, Luxembourg, 2019, ISBN 978-92-76-12428-3, doi:10.2760/158132, JRC118296.
- [9] Ren, Zhengru, Amrit Shankar Verma, Ye Li, Julie JE Teuwen, and Zhiyu Jiang. "Offshore wind turbine operations and maintenance: A state-of-the-art review." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 144 (2021): 110886.
- [10] Zhu, Wenjin, Bruno Castanier, and Belgacem Bettayeb. A dynamic programming-based maintenance model of offshore wind turbine considering logistic delay and weather condition. *Reliability Engineering & System Safety* 190 (2019): 106512.
- [11] Karyotakis, A., and R. Bucknall. Planned intervention as a maintenance and repair strategy for offshore wind turbines. *Journal of marine engineering & technology* 9, no. 1 (2010): 27-35.
- [12] Alkorta, P., Barambones, O., Garrido, A.J., Garrido, I. SVPWM variable structure control of induction motor drives (2007) IEEE International Symposium on Industrial Electronics, art. no. 4374768, pp. 1195-1200. DOI: 10.1109/ISIE.2007.4374768
- [13] T. Édouard, É. Levrat, and B. Iung. Overview on opportunistic maintenance. *IFAC Proceedings Vol. 41, no. 3 (2008): 245-250*
- [14] Zakaria Suliman Zubi, Ali A. Elrowayati, Ibrahim Saad Abu Fanas, "A Movie Recommendation System Design Using Association Rules Mining and Classification Techniques," *WSEAS Transactions on Computers*, vol. 21, pp. 189-199, 2022.
- [15] Girdu Constantin Cristinel, Studies Regarding the Modeling of a Wind Turbine with Energy Storage, Design, Construction, Maintenance, vol. 2, pp. 69-73, 2022.
- [16] Gil-Vera Victor Daniel, "Smart Grid Stability Prediction with Machine Learning," *WSEAS Transactions on Power Systems*, vol. 17, pp. 297-305, 2022.
- [17] Sklansky, Jack. "Image segmentation and feature extraction." *IEEE Transac on Systems, Man, and Cybernetics* 8, no. 4 (1978): 237-247.
- [18] Boonyakitanton, Poomipat, Apiwat Lek-Uthai, Krisnachai Chomtho, and Jitkomut Songsiri. "A review of feature extraction and performance evaluation in epileptic seizure detection using EEG." *Biomedical Signal Processing and Control* 57 (2020): 101702.
- [19] Hasan, Basna Mohammed Salih, and Adnan Mohsin Abdulazeez. "A review of principal component analysis algorithm for dimensionality reduction." *Journal of Soft Computing and Data Mining* 2, no. 1 (2021): 20-30.
- [20] Izenman, Alan Julian. "Linear discriminant analysis." In *Modern multivariate statistical techniques*, pp. 237-280. Springer, New York, NY, 2013
- [21] Fix, Evelyn; Hodges, Joseph L. (1951). *Discriminatory Analysis. Nonparametric Discrimination: Consistency Properties (PDF)* (Report). USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, Texas. <https://apps.dtic.mil/dtic/tr/fulltext/u2/a800276.pdf> (ava. March 2023)
- [22] Cover, Thomas M.; Hart, Peter E. (1967). "Nearest neighbor pattern classification" (PDF). *IEEE Transactions on Information Theory*. 13 (1): 21–27. doi:10.1109/TIT.1967.1053964.

Reducción del Movimiento Oscilatorio en Turbinas Eólicas Offshore: Aplicación a Plataformas Semisumergibles con Integración de Columnas de Agua Oscilante

Payam Aboutalebi, *Associate Member, IEEE*
Automatic Control Group – ACG

Department of Automatic Control and Systems Engineering
Engineering School of Bilbao – EIB/BIE
University of the Basque Country – UPV/EHU
Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain
ORCID: 0000-0003-2716-1894
Email: payam.aboutalebi@ehu.eus

Fares Mzoughi, *Associate Member, IEEE*
Automatic Control Group – ACG

Department of Automatic Control and Systems Engineering
Engineering School of Bilbao – EIB/BIE
University of the Basque Country – UPV/EHU
Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain
ORCID: 0000-0003-2935-3830
Email: fares.mzoughi@ehu.eus

Irfan Ahmad

Automatic Control Group – ACG
Department of Automatic Control and Systems Engineering
Engineering School of Bilbao – EIB/BIE
University of the Basque Country – UPV/EHU
Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain
ORCID: 0000-0001-6075-2464
Email: irfanahmad.irfan@ehu.eus

Aitor J. Garrido, *Senior Member, IEEE*
Automatic Control Group – ACG

Department of Automatic Control and Systems Engineering
Engineering School of Bilbao – EIB/BIE
University of the Basque Country – UPV/EHU
Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain
ORCID: 0000-0002-3016-4976
Email: aitor.garrido@ehu.eus

Izaskun Garrido, *Senior Member, IEEE*
Automatic Control Group – ACG

Department of Automatic Control and Systems Engineering
Engineering School of Bilbao – EIB/BIE
University of the Basque Country – UPV/EHU
Rafael Moreno 3, 48013 Bilbao, Spain
ORCID: 0000-0002-9801-4130
Email: izaskun.garrido@ehu.eus

Abstract—Marine structures, such as Floating Wind Turbines (FWTs), are exposed to the forces of waves and wind, resulting in undesirable oscillations that can negatively impact their performance, longevity, energy extraction efficiency, structural integrity, and maintenance costs. To address these issues, the integration of Wave Energy Converters (WECs) into FWT systems has been proposed. This integrated approach aims to harness both wind and wave energy, transmitting electrical power to the grid. This paper investigates the use of Oscillating Water Columns (OWCs), a type of WEC, within FWT systems. OWCs are utilized to enhance hydrodynamic damping and reduce resonant motions in floating wind turbines, particularly in response to environmental forces like wind and waves. Despite the smaller contribution of wave energy compared to wind energy, OWCs serve as valuable damping sources to improve power efficiency and platform structural design. The core objective of this paper is to redesign the original FWT platform to accommodate additional OWCs, considering the altered hydrodynamics resulting from their integration. This redesign involves the incorporation of OWCs into two out of three columns of an

existing semi-submersible platform designed for a 12 MW FWT. Moonpools aligning with OWC air chambers have been created within these columns, and water ballast systems have been designed for columns with and without OWCs. Subsequently, hydrodynamic analyses are conducted to evaluate the system's behavior. The paper discusses the hydrodynamic properties in terms of the hybrid platform's response compared to the original configuration. The hybrid platform is modeled using GenIE, and the system's hydrodynamics are assessed using HydroD, tools developed by DNV. The study's results underscore the potential advantages of integrating OWCs within FWT systems, particularly in mitigating platform oscillatory motions, enhancing their overall performance and longevity.

Resumen—Las estructuras marinas, como las Turbinas Eólicas Flotantes (FWTs, por sus siglas en inglés), están expuestas a las fuerzas de las olas y el viento, lo que genera oscilaciones no deseadas que pueden afectar negativamente su rendimiento, longevidad, eficiencia en la extracción de energía, integridad

estructural y costos de mantenimiento. Para abordar estos problemas, se ha propuesto la integración de Convertidores de Energía de Olas (WECs, por sus siglas en inglés) en sistemas FWT. Este enfoque integrado tiene como objetivo aprovechar tanto la energía eólica como la energía de las olas, transmitiendo energía eléctrica a la red. Este artículo investiga el uso de Columnas de Agua Oscilantes (OWCs, por sus siglas en inglés), un tipo de WEC, en sistemas FWT. Las OWCs se utilizan para mejorar el amortiguamiento hidrodinámico y reducir las oscilaciones resonantes en las turbinas eólicas flotantes, especialmente en respuesta a fuerzas ambientales como el viento y las olas. A pesar de la menor contribución de la energía de las olas en comparación con la energía eólica, las OWCs actúan como valiosas fuentes de amortiguamiento para mejorar la eficiencia energética y el diseño estructural de la plataforma. El objetivo principal de este artículo es rediseñar la plataforma original de FWT para acomodar OWCs adicionales, teniendo en cuenta la hidrodinámica resultante de su integración. Esto implica la incorporación de OWCs en dos de las tres columnas de una plataforma semisumergible existente diseñada para una FWT de 12 MW. Se han creado moonpool que se alinean con las cámaras de aire de las OWCs en estas columnas, y se han diseñado sistemas de lastre de agua para columnas con y sin OWCs. Posteriormente, se realizan análisis hidrodinámicos para evaluar el comportamiento del sistema. El artículo discute las propiedades hidrodinámicas en términos de la respuesta de la plataforma híbrida en comparación con la configuración original. La plataforma híbrida se modela utilizando GenIE, y las hidrodinámicas del sistema se evalúan utilizando HydroD, herramientas desarrolladas por DNV. Los resultados del estudio resaltan las posibles ventajas de integrar OWCs en sistemas FWT, especialmente en la mitigación de las oscilaciones de la plataforma, lo que mejora su rendimiento general y longevidad.

Index Terms—Turbinas eólicas flotantes semisumergibles, columnas de agua oscilantes, mitigación de movimientos oscilatorios, energía offshore

I. INTRODUCCIÓN

El calentamiento global, causado en su mayoría por el uso de combustibles fósiles, se ha convertido recientemente en un grave problema mundial. El aumento de las cantidades de dióxido de carbono y otros gases de efecto invernadero en la atmósfera contribuye al aumento de las temperaturas y a la alteración de los patrones climáticos, lo que tiene efectos medioambientales, sociales y económicos de gran alcance. La reducción de la dependencia de los combustibles fósiles a través de las fuentes de energía renovable, como la solar, eólica e hidroeléctrica, es una de las fuentes de energía más efectivas para prevenir el calentamiento global. Los métodos de energía renovable producen electricidad con bajas o nulas emisiones de gases de efecto invernadero, lo que las convierte en un componente importante de la respuesta al cambio climático [1]. Podemos ayudar a reducir los efectos del calentamiento global al tiempo que respaldamos el crecimiento económico, la seguridad energética y la sostenibilidad medioambiental acelerando el desarrollo y la implementación de tecnología de energía renovable.

Las plataformas eólicas flotantes tienen el potencial de aprovechar tanto la energía eólica como la de las olas al agregar Columnas de Agua Oscilantes (OWCs), que son uno de los principales Convertidores de Energía de Olas

(WECs). El sistema combinado de FWT-OWCs puede reducir significativamente los costos al aprovechar la operación y el mantenimiento compartidos, así como la infraestructura de red común [2]. Sin embargo, un desafío importante es la estabilización de las FWTs para aliviar las vibraciones no deseadas de la plataforma y maximizar la producción de energía. Estas vibraciones pueden reducir la eficiencia aerodinámica, acortar la vida útil de la torre debido a la fatiga y aumentar las tensiones en varios componentes, como las palas, los ejes del rotor y los cojinetes de giro [3]. Por lo tanto, es crucial limitar los movimientos de la plataforma FWT dentro de un rango aceptable.

Para abordar el desafío de estabilizar las FWTs y optimizar su capacidad de generación de energía, los investigadores en el campo han propuesto una serie de soluciones innovadoras. Un enfoque implica el uso de placas de elevación unidas a las FWT semisumergibles, como se demuestra en el trabajo de P. Mello et al. [4]. Otros investigadores, como M. Kamarlouei et al. [5], han experimentado con la instalación de cables de amarre de catenaria y WECs para reducir la amplitud de movimiento vertical y de cabeceo. En las FWT de tipo barcaza, se han propuesto inductores como un medio para controlar los desplazamientos de la torre, como se describe en los estudios de Y. Zhang et al. [6]. J. Sarmiento et al. [7] exploraron el potencial de sistemas híbridos FWT-WEC para maximizar la extracción de energía eólica y de las olas. A través de investigaciones en curso, se espera que continúen surgiendo enfoques nuevos y efectivos, allanando el camino para la implementación generalizada de FWT como una fuente clave de energía renovable.

A pesar de estos esfuerzos, todavía se necesita más investigación sobre estrategias para controlar las válvulas de las OWCs, especialmente para sistemas híbridos que incorporan ecuaciones de movimiento no lineales, como el diseño de moonpool cuadrado propuesto por J.M. Jonkman [8]. Del mismo modo, se debe analizar más a fondo el rendimiento de los sistemas híbridos de tipo barcaza FWT-OWC en diferentes estados del mar para aumentar su estabilidad, como sugieren P. Aboutalebi et al. [9]–[12].

Este artículo explora la posibilidad del uso de OWCs dentro de una FWT semisumergible con el rediseño de una nueva plataforma para albergar las OWCs. Para hacerlo, se han integrado dos cámaras dentro de las columnas de la FWT. Luego, se han realizado análisis de estabilidad hidrostática y análisis hidrodinámicos para ambos sistemas: el FWT original y el FWT-OWCs.

Este artículo se organiza de la siguiente manera. La Sección II describe las ecuaciones de movimiento de las FWTs. La Sección III explica los resultados obtenidos en los análisis hidrodinámicos de los sistemas y, finalmente, la Sección IV concluye con algunos hallazgos destacados.

II. MODELADO DEL PROBLEMA

En esta investigación, se ha modificado una FWT semisumergible para integrar un sistema de OWCs. El modelo original de la subestructura se denomina INO WINDMOOR,

diseñado para soportar una turbina eólica WINDMOOR de 12 MW en una de sus columnas [13]. Como se puede ver en la Figura 1, el INO WINDMOOR fue inicialmente diseñado como una plataforma de turbina eólica semisumergible con una estructura compuesta por tres columnas conectadas por pontones y vigas de cubierta. Las características de la plataforma INO WINDMOOR se detallan en la Tabla I.



Fig. 1. Concepto de la turbina eólica flotante WINDMOOR de 12 MW [13].

TABLE I
CARACTERÍSTICAS DE LA SUBESTRUCTURA REMODELADA INO
WINDMOOR

Propiedad	Valor
Diámetro de la columna	15 m
Altura de la columna	31 m
Ancho del pontón	10 m
Altura del pontón	4 m
Distancia centro a centro	61 m
Ancho de la viga de cubierta	3.5 m
Altura de la viga de cubierta	3.5 m
Masa total de la subestructura incluyendo lastre	12058t
CGx total de la subestructura	-6,34 m
CGy total de la subestructura	0 m
CGz total de la subestructura	-10.02 m

Además, el sistema de amarre consta de tres líneas de fondeo que utilizan una combinación de materiales de cadena y poliéster para proporcionar una pretensión de 1050 kN, y se consideró una profundidad de agua de 150 m durante el proceso de diseño. Las características de la turbina eólica WINDMOOR de 12 MW se detallan en la Tabla II.

Manteniendo las características principales de la turbina eólica WINDMOOR de 12 MW, la subestructura de la turbina eólica ha sido modificada para incorporar sistemas OWC duales. Para hacerlo, se ha creado una cámara de 4.5 m dentro de las dos columnas de la subestructura en las que no se instala la torre, como se muestra en la Figura 2. Los OWC instalados en la turbina eólica WINDMOOR de 12 MW modificada constan cada uno de una cámara de aire

conectada a un generador de turbina a través de un sistema de aprovechamiento de energía (PTO). La cámara tiene una abertura por debajo de la línea de flotación, lo que permite que las olas empujen el agua hacia el interior y compriman el aire en su interior. Este aire comprimido impulsa la turbina, proporcionando par al generador. A medida que el agua de las olas retrocede, el aire se extrae en la dirección opuesta, pero la turbina continúa girando gracias a su diseño de auto-rectificación. Las válvulas de los OWC son responsables de controlar la compresión y descompresión del aire dentro de las cámaras de aire, lo que ayuda a reducir las oscilaciones en el sistema. Sin embargo, en este estudio, las válvulas de acelerador de los OWC se mantienen abiertas para evaluar la estabilidad del sistema sin ningún control sobre los OWC.

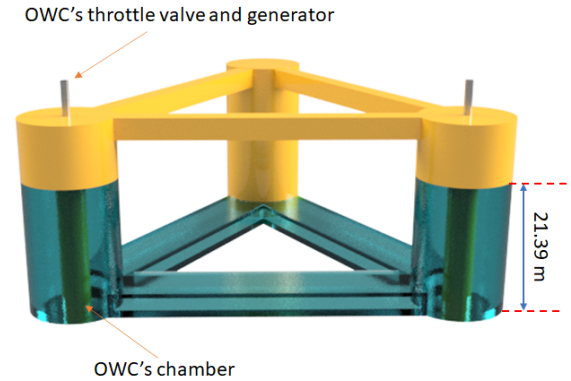


Fig. 2. La subestructura para el sistema FWT-OWCs con representación del lastre.

El FWT acoplado, la plataforma de soporte con OWCs tienen las siguientes ecuaciones generales de movimiento no lineales en el dominio del tiempo:

$$M_{ij}(x, u, t)\ddot{x}_j = f_i(x, \dot{x}, u, t) \quad (1)$$

donde M_{ij} define los elementos de masa de inercia y x describe los estados del sistema. u representa las entradas de control. Las fuerzas externas de carga aerodinámica en las palas y la góndola, fuerzas hidrodinámicas en la plataforma, fuerzas elásticas y servohidráulicas y PTO se describen como f_i en el lado derecho de la Ecuación 1.

La ecuación de movimiento en el dominio de la frecuencia se puede escribir como:

$$I_{FWT}(\omega)\ddot{q} + B_{FWT}(\omega)\dot{q} + K_{FWT}q = \vec{f}_{FWT}(\omega) \quad (2)$$

donde I_{FWT} , B_{FWT} y K_{FWT} representan los elementos de inercia, los componentes de amortiguación y la matriz de rigidez, respectivamente. $\vec{f}_{FWT}(\omega)$ denota la fuerza hidrodinámica y las cargas aerodinámicas. El término q en la Ecuación 2 expresa el movimiento de la plataforma:

TABLE II
PROPIEDADES DE LA TURBINA EÓLICA WINDMOOR DE 12 MW

Parámetro	WINDMOOR 12 MW
Potencia eléctrica nominal (MW)	12 MW
Potencia específica	324.8 W/m ²
Orientación del rotor	Rotación en sentido horario - contra el viento
Número de palas	3
Diámetro del rotor	216.9 m
Diámetro del cubo del rotor	5 m
Longitud de la pala	105.4 m
Presturbulencia de la pala	6.8 m
Inclinación del eje	6.0 grados
Presturbina del rotor	-4.0 grados
Altura del cubo	131.7 m
Velocidad de viento de encendido/nominal/apagado	4.0/10.6/25.0 m/s
Eficiencia del generador	94.4 %
Velocidad de rotor de encendido/nominal (rpm)	5.5/7.8
Velocidad máxima de la punta (m/s)	88.6
Masa de las palas (kg)	3×63.24
Masa del cubo (kg)	60000
Masa de la góndola (kg)	600000

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} \text{avance} \\ \text{balanceo} \\ \text{elevación} \\ \text{girar} \\ \text{inclinación} \\ \text{giro} \\ \text{adelante y atrás de la torre} \\ \text{lateral de la torre} \end{bmatrix} \quad (3)$$

Los elementos de inercia de la FWT pueden definirse como:

$$I_{FWT}(\omega) = A_{Hydro}(\omega) + M_{Platform} + M_{Tower} \quad (4)$$

donde $M_{Platform}$ es la masa de la plataforma y M_{Tower} es la masa de la torre, incluida la parte superior de la torre y la góndola. A_{Hydro} expresa la masa añadida de la plataforma y se puede calcular mediante el programa de radiación de paneles llamado WADAM [14].

La matriz de rigidez K_{FWT} se puede expresar como:

$$K_{FWT} = K_{Hydro} + K_{Mooring} + K_{Tower} + K_{PTO} \quad (5)$$

donde K_{Hydro} , $K_{Mooring}$, K_{Tower} y K_{PTO} describen la matriz de restauración hidrostática de la plataforma, los elementos de rigidez de los cables de amarre, los coeficientes de rigidez de la torre y la rigidez del PTO, respectivamente.

Los coeficientes de amortiguación pueden describirse como:

$$B_{FWT}(\omega) = B_{Hydro}(\omega) + B_{Tower} + B_{PTO} \quad (6)$$

donde B_{Hydro} son los elementos de amortiguación de la plataforma, y B_{Tower} es la matriz de amortiguación de la torre flexible. B_{PTO} es el amortiguamiento del sistema de aprovechamiento de energía (PTO).

Para calcular la masa agregada, los coeficientes de amortiguación, la matriz de restauración y la fuerza hidrodinámica, se ha obtenido y analizado un modelo de elementos finitos para

la plataforma utilizando la herramienta WADAM. El tamaño del mallado es 0.75 m.

III. ANÁLISIS HIDRODINÁMICOS

La hidrodinámica del sistema puede evaluarse en función de la operador de amplitud de respuesta (RAO) para observar el comportamiento del sistema. La RAO se expresa típicamente como una función de la frecuencia de la entrada y puede calcularse mediante análisis teóricos, simulaciones numéricas o pruebas físicas. La RAO es un parámetro importante en el diseño y análisis de estructuras marítimas, ya que proporciona un medio para predecir la respuesta de la estructura a diferentes condiciones de entrada. Por lo tanto, a través del análisis de WADAM, se han obtenido las funciones de transferencia para diferentes estados del sistema. Las RAO se pueden lograr de la siguiente manera [15]:

$$RAO(\omega) = \frac{X(\omega)}{\xi_j} = \frac{F_j(\omega)}{-\omega^2 I_{FWT} + i\omega B_{FWT} + C_{FWT}} \quad (7)$$

donde $X(\omega)$ es la respuesta de movimiento en la frecuencia ω y ξ_j es la amplitud de onda del modo de movimiento j^{th} .

Las RAO para el movimiento de avance en la Figura 3, el balanceo en la Figura 4, el cabeceo en la Figura 5, la inclinación en la Figura 6, el alabeo en la Figura 7 y el giro en la Figura 8 se muestran. Las curvas azules y rojas representan las RAO para el sistema WINDMOOR FWT y el sistema híbrido FWT-OWCs, respectivamente. Además, se ha considerado la dirección de las olas como la dirección de onda de cero grados para todas las RAO. La RAO de avance en la Figura 3 aumenta a medida que los períodos de las olas se vuelven más largos, y se puede observar una pequeña diferencia en el movimiento de avance entre el sistema WINDMOOR FWT y el sistema FWT-OWCs. Por lo tanto, se espera el mismo comportamiento para ambos sistemas. La RAO de balanceo en la Figura 4, la RAO de inclinación en la Figura 6 y la RAO de giro en la Figura 8 muestran una pequeña cantidad de amplitud para

ambos sistemas. Esto significa que estos modos no se provocan debido a la dirección de las olas impuestas. En cuanto a la RAO de cabeceo en la Figura 5, a medida que el período de las olas se alarga, la amplitud de cabeceo aumenta hasta llegar a su frecuencia natural. Después de eso, la RAO de cabeceo disminuye para llegar a 1 m/m. Es notable que la RAO de cabeceo para el sistema FWT-OWCs es menor que la del sistema WINDMOOR FWT, lo que muestra un impacto positivo del nuevo diseño en la reducción de la oscilación en la frecuencia natural de cabeceo.

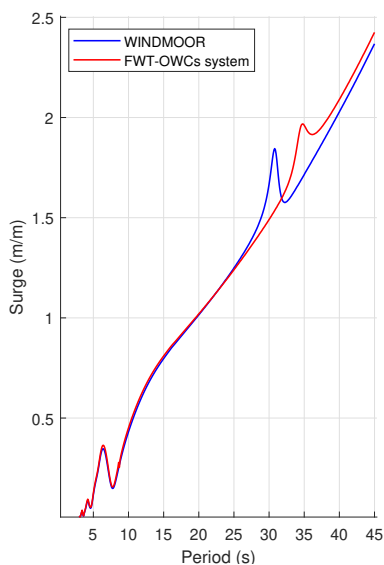


Fig. 3. RAO de avance en la dirección de las olas de 0 grados.

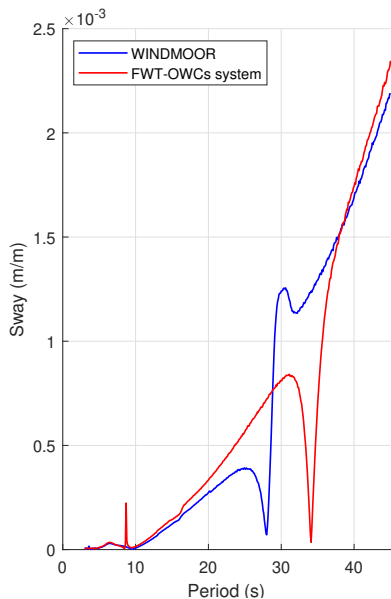


Fig. 4. RAO de balanceo en la dirección de las olas de 0 grados.

El modo más importante en este estudio es el cabeceo, ya que tiene un impacto significativo en la extracción de

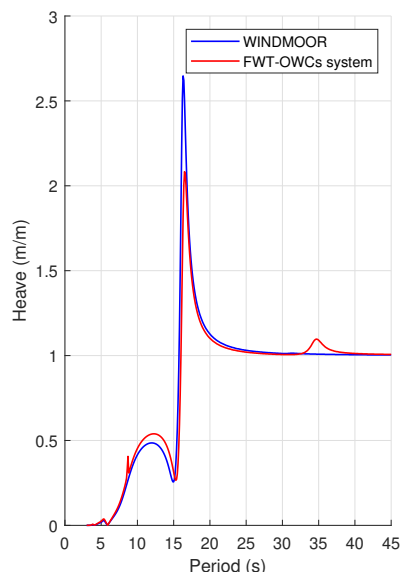


Fig. 5. Heave RAO at the wave direction of 0 deg.

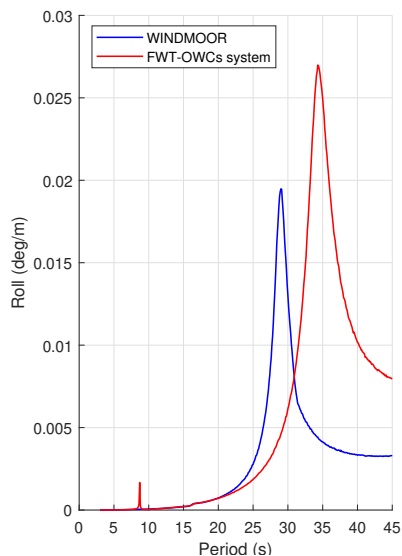


Fig. 6. RAO de alabeo en la dirección de las olas de 0 grados.

energía. Como se puede ver en la Figura 7, la RAO de cabeceo aumenta con el aumento del período de las olas hasta la frecuencia natural. Después de eso, disminuye para llegar a aproximadamente cero en ambos sistemas. El punto en la figura es que la frecuencia natural se desplaza hacia adelante para el sistema híbrido FWT-OWCs en comparación con el sistema WINDMOOR FWT. Este desplazamiento se debe al cambio en la distribución de masa o al cambio en GMT/GML. Además, la amplitud del cabeceo disminuyó significativamente para el sistema FWT-OWCs en comparación con el sistema WINDMOOR FWT, lo que muestra el efecto positivo de los OWCs en la amortiguación de la oscilación en los FWTs.

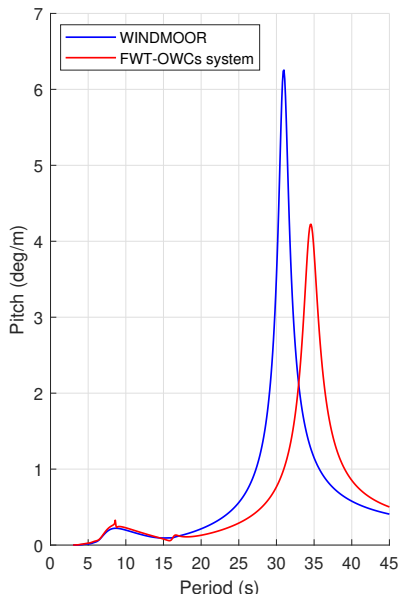


Fig. 7. RAO de cabeceo en la dirección de las olas de 0 grados.

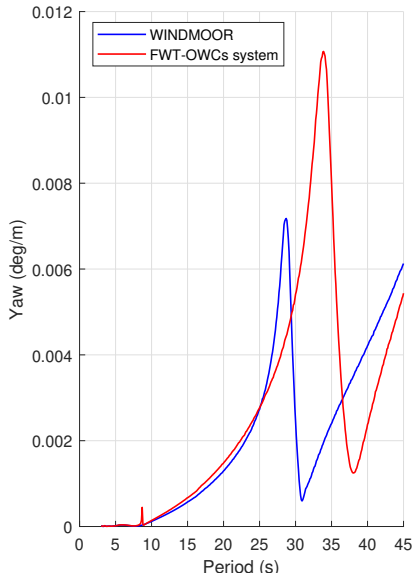


Fig. 8. RAO de guiñada en la dirección de las olas de 0 grados.

IV. CONCLUSIÓN

Este artículo investiga la posibilidad de la integración de los sistemas de conversión de energía de las olas (OWCs) dentro de una plataforma flotante semisumergible (FWT). Se describieron las ecuaciones de movimiento en el dominio de la frecuencia para las FWT y se evaluaron los análisis de estabilidad hidrostática e hidrodinámica. Para ello, se llevó a cabo un estudio comparativo entre la FWT original de WINDMOOR y la propuesta FWT-OWCs híbrida.

En el análisis hidrodinámico para la dirección de las olas de cero grados, se ilustró que las Respuestas de Amplitud de Frecuencia (RAOs) en las frecuencias naturales para el cabeceo

y el alabeo disminuyeron significativamente, mostrando el impacto positivo de los OWCs en las FWT. Además, el artículo presenta la posible integración de los OWCs en las FWT semisumergibles.

AGRADECIMIENTOS

Este proyecto recibió apoyo parcial a través de la financiación de los proyectos PID2021-23543OB-C21 y PID2021-123543OB-C22 (MCIN/AEI/10.13039/501100011033/FEDER, Unión Europea). Además, se recibió asistencia financiera de los grupos de investigación del Gobierno Vasco, específicamente IT1555-22, y la iniciativa Margarita Salas MARSAA22/09 (UPV-EHU/MIU/Next Generation, Unión Europea).

REFERENCES

- [1] M. Amin, H. H. Shah, A. G. Fareed, W. U. Khan, E. Chung, A. Zia, Z. U. R. Farooqi, and C. Lee, "Hydrogen production through renewable and non-renewable energy processes and their impact on climate change," *International Journal of Hydrogen Energy*, 2022.
- [2] S. Astariz and G. Iglesias, "The economics of wave energy: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 45, pp. 397–408, 2015.
- [3] A. Slocum, J. Kluger, and S. Mannai, "Energy harvesting and storage system stabilized offshore wind turbines," in *2019 Offshore Energy and Storage Summit (OSES)*. IEEE, 2019, pp. 1–6.
- [4] P. C. Mello, E. B. Malta, R. O. da Silva, M. H. Candido, L. H. S. do Carmo, I. F. Alberto, G. R. Franzini, A. N. Simos, H. Suzuki, and R. T. Gonçalves, "Influence of heave plates on the dynamics of a floating offshore wind turbine in waves," *Journal of Marine Science and Technology*, vol. 26, pp. 190–200, 2021.
- [5] M. Kamarlouei, J. Gaspar, M. Calvario, T. Hallak, M. J. Mendes, F. Thiebaut, and C. G. Soares, "Experimental analysis of wave energy converters concentrically attached on a floating offshore platform," *Renewable Energy*, vol. 152, pp. 1171–1185, 2020.
- [6] Y. Zhang, X. Zhao, and X. Wei, "Robust structural control of an underactuated floating wind turbine," *Wind Energy*, vol. 23, no. 12, pp. 2166–2185, 2020.
- [7] J. Sarmiento, A. Iturrioz, V. Ayllón, R. Guanche, and I. Losada, "Experimental modelling of a multi-use floating platform for wave and wind energy harvesting," *Ocean Engineering*, vol. 173, pp. 761–773, 2019.
- [8] J. M. Jonkman, *Dynamics modeling and loads analysis of an offshore floating wind turbine*. University of Colorado at Boulder, 2007.
- [9] P. Aboutalebi, F. M'zoughi, I. Garrido, and A. J. Garrido, "Performance analysis on the use of oscillating water column in barge-based floating offshore wind turbines," *Mathematics*, vol. 9, no. 5, p. 475, 2021.
- [10] P. Aboutalebi, F. M'zoughi, I. Martija, I. Garrido, and A. J. Garrido, "Switching control strategy for oscillating water columns based on response amplitude operators for floating offshore wind turbines stabilization," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 11, p. 5249, 2021.
- [11] P. Aboutalebi, F. M'zoughi, I. Garrido, and A. J. Garrido, "A control technique for hybrid floating offshore wind turbines using oscillating water columns for generated power fluctuation reduction," *Journal of Computational Design and Engineering*, vol. 10, no. 1, pp. 250–265, 2023.
- [12] F. M'zoughi, P. Aboutalebi, I. Garrido, A. J. Garrido, and M. De La Sen, "Complementary airflow control of oscillating water columns for floating offshore wind turbine stabilization," *Mathematics*, vol. 9, no. 12, p. 1364, 2021.
- [13] C. E. Silva de Souza, P. A. Berthelsen, L. Eliassen, E. E. Bachynski, E. Engebretsen, and H. Haslum, "Definition of the ino windmoor 12 mw base case floating wind turbine," 2021.
- [14] G. DNV, "Sesam user manual-wadam," *DNV GL Software*, 2017.
- [15] T. Fossen, *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*. Wiley, 2021.

Passive Inerter-Based Network Self-Induced Oscillations Damping for Spar-Buoy Floating Offshore Wind Turbines

1st Sandra Piernikowska
School of Science & Technology
City, University of London
London, UK
sandra.piernikowska@city.ac.uk

2nd María Tomás-Rodríguez
School of Science & Technology
City, University of London
London, UK
maria.tomas-rodriguez.1@city.ac.uk

Abstract—This contribution analyses the influence of a passive inerter-based network on the stability of the 5MW NREL FOWT with a spar-buoy foundation when the system is subjected to the specific problem of self-induced oscillations. In this work, the idea of incorporating an inerter-based network with a classic tuned mass damper (TMD) in the nacelle is explored. The main objective is to show the effectiveness of the introduced network and demonstrate its benefit in the reduction of the oscillation amplitude when self-induced instabilities occur in comparison to the model equipped with TMD-only. It was demonstrated that the inerter-based network reduces the oscillation amplitude by over 90% and assures system stability when the loss of platform damping occurs.

Index Terms—FOWT, TMD, inerter, self-induced oscillations

I. INTRODUCTION

Wind energy belongs to the group of renewables together with solar energy or hydrogen. In the current energy market, the main objectives are to ensure a sufficient amount of energy is widely available to the customer at a reasonable price but also to face climate challenges related to global warming and the evident exhaustion of natural resources.

Offshore wind technology, in particular floating offshore wind turbines (FOWT), offers promising solutions to the global energy market challenges. FOWT are energy-generating marine structures which carry all the benefits of the onshore and fixed offshore technology such as environmental friendliness, cost-effectiveness and reliability. Due to their location in deep and open water, the FOWTs can be built larger in size and produce up to 30% more electricity than OWTs. FOWTs can entirely benefit from offshore natural resources in the form of much stronger and more constant winds as over 80% of these resources are available in the coastal waters where fixed foundations are no longer feasible [1], [2].

One of the main control objectives of wind technology is the maximization of power production. With FOWTs being much larger in size and exposed to harsher environmental factors,

with no fixed foundation, another important stability objective arises as a consequence of the new challenges faced by a structure. One of the instabilities that the FOWT can experience are self-induced oscillations. Self-induced oscillations are a naturally occurring phenomenon, and in the case of FOWTs, they can appear due to the loss of floating platform damping.

Structural control, among others, is one of the methods of controlling the vibrational response in wind turbines. It was originally adapted from civil engineering applications [3]–[5]. One of the most widely used structural control devices is a tuned damper (TD) with a tuned mass damper (TMD) being favoured in wind turbine applications. TMD is a mechanical device consisting of a mass element, spring and damper. The device can be designed to be passive, semi-active or active with the passive TMDs popularized due to its simplicity and lack of energy input necessary [6], [7].

[8] studies a modelling and parameter tuning of a passive nacelle-based TMD for a 5MW NREL FOWT with an OC3-Hywind spar-buoy foundation. The authors analyse the relationship between spring and damper coefficients and the operating regions in power production. It was concluded that small spring and damping coefficients resulted in desirable load reduction in the above-rated wind region, however, the same values in the below-rated wind region caused the performance drop. It was also demonstrated that the selection of large spring and damping coefficients produced moderate load reduction in all working conditions.

Another structural control device which can also be implemented in FOWT is a tuned liquid damper (TLD). [9] numerically investigated the effectiveness of an implementation of a multilayer TLD in a spar-type FOWT to control a pitch motion.

An inerter is a mechanical device developed in the early 2000s by Professor Smith. An inerter works by exerting an equal and opposite force at its terminals which is proportional to the relative acceleration between them. The device has the constant of proportionality referred to as inertance, expressed in units of kilogram [10], [11]. The inerter can be used as a standalone element or can be connected in various topologies

*This research is funded by a 3-year Doctoral Studentship from the City, University of London, London. This work has been partially supported by the Spanish Ministry of Science and Innovation under project MCI/AEI/FEDER number PID2021-123543OBC21.

such as in combination with classic TMD either in series or parallel, referred to as TMDI or by the design of inerter-based networks [12].

[13] analyses the effects of a tuned mass damper inerter (TMDI) on vibrational suppression of FOWT tower with a spar-buoy foundation. The authors performed a parametric study on the mass ratio (ratio of TMD damper mass to the mass of the primary structure) and inertia ratio (ratio of the inertance to the mass of the primary structure). It was demonstrated that the performance of a TMDI improves for a fixed mass ratio with an increasing inerter ratio (up to 0.4) and that TMDI reduces stroke of tuned mass and tower top displacement.

[14] studies the spar-buoy FOWT structural reliability looking from the perspective of vibrational control when the system's tower is equipped with TMDI. A nonlinear 22DOFs system under the investigation is subjected to the misaligned wave-wind loadings. It was found that the introduction of the TMDI mitigates the vibrations of the tower which results in improvements to the system's reliability of over 90% in the rough met-ocean conditions. It was concluded that due to structural control of the TMDI in the tower, the consequent maintenance cost and power fluctuations can be also reduced.

[15] looks at the application of a tuned mass damper fluid-inerter (TMDFI) for vibration control in the FOWT tower with a spar-buoy foundation where the inerter is incorporated in parallel with a TMD in the nacelle. It was demonstrated that a fluid-inerter can perform as the ideal mechanical inerter and it is beneficial in wind-wave load mitigation.

[16] investigates an inerter-enhanced vibration absorber i.e., a rotational inertia double-tuned mass damper (RIDTMD) for a spar-buoy FOWT. A device was mounted in the nacelle and designed to offer an alternative to a classic TMD. It was concluded that RIDTMD provides much better suppression of the tower side-to-side deflection, compared to a TMD, and greatly improved overall system stability.

This contribution introduces an inerter-based network that is an enhancement to the already existing TMD in the nacelle of a floating offshore wind turbine with a spar-buoy platform. The main objective is to analyse the behaviour of the FOWT model when the particular case of self-induced oscillations occurs and compare the responses of the system with classic TMD-only and the proposed inerter-based network. Through analysis, it is shown that the TMD-only model suffers the effects of the loss of the platform damping and fails to provide vibrational damping in the case of self-induced oscillations. The system with the inerter-based network, however, reduces the oscillation amplitude of the tower top and platform pitch and hence provides better vibrational control against this phenomenon.

II. SELF-INDUCED OSCILLATIONS

The self-induced oscillations are a naturally occurring phenomenon that results in the introduction of self-induced instabilities in the system, i.e., oscillations with exponentially growing oscillation amplitude. In land-based wind turbines,

sufficient damping is guaranteed thanks to the fixed foundation. In contrast, as floating offshore wind turbines no longer have a fixed type of foundation, a conventional pitch-to-feather control used in the onshore structure cannot compensate for the effects of self-induced oscillations. A conventional pitch-to-feather control, referred to as blade pitch control, is a control strategy implemented in Region III of power production. In modern wind turbines, there are three operating regions (OPs) in the power production cycle:

- Region I ($0m/s$ to V_{cut-in}) where the system is in the parked condition.
- Region II (V_{cut-in} to V_{rated}), referred to as the below-rated wind region, where the control objective is to maximize power production and it is done by generator torque control.
- Region III (V_{rated} to $V_{cut-off}$), referred to as the above-rated wind region, where the control objective changes to optimal power production and the blade pitch control is implemented.

In the 5MW NREL reference wind turbine, the power generation starts at a cut-in wind speed of approximately 3-4m/s and the rated wind speed occurs at 11.4m/s. The power production is shut done at a cut-off wind velocity of 25m/s.

In the FOWTs, the self-induced oscillations can appear as a result of the change of the control objective and incorporation of the blade pitch control (between Region II and Region III). It is due to the reduction of the steady-state rotor thrust with increasing wind speed above rated values [17] and as a consequence, there is a possible decrease in the overall damping of the platform and a system may lose its damping. Based on the work by [17], the problem of self-induced oscillation in the FOWT with spar-buoy can be analysed as a rigid-body platform-pitch single-degree-of-freedom system, as shown in (2).

$$(I_{mass} + A_{radiation})\ddot{\zeta} + (B_{radiation} + B_{viscous})\dot{\zeta} + (C_{hydrostatic} + C_{lines})\zeta = L_{HH}T \quad (1)$$

The parameters in (2) are as follows: platform pitch angle ζ in *rads*, platform pitch rotational velocity $\dot{\zeta}$ in *rads/s*, platform pitch rotational acceleration $\ddot{\zeta}$ in *rads/s²*, pitch inertia associated with wind turbine and barge mass I_{mass} , added inertia (added mass) associated with hydrodynamic radiation in pitch $A_{radiation}$, damping associated with hydrodynamic radiation in pitch $B_{radiation}$, linearized damping associated with hydrodynamic viscous drag in pitch $B_{viscous}$, hydrostatic restoring in pitch $C_{hydrostatic}$, linearized hydrostatic restoring in pitch from all mooring lines C_{lines} , hub height L_{HH} and aerodynamic rotor thrust T .

Equation (2) is a general expression governing the self-induced oscillation problem. The same equation, however, can be expressed in terms of the transnational displacement of the hub ($x = L_{HH} \times \zeta$) and the thrust sensitivity ($\frac{\partial T}{\partial V}$) to visualise better the relationship the trust reduction has on the loss of platform damping. Equation (2) shows the results of

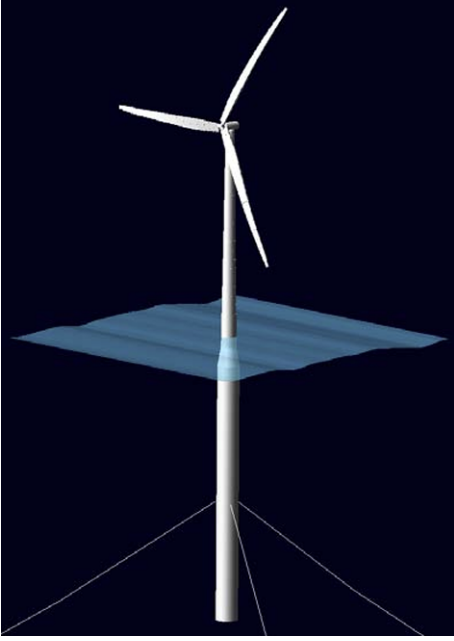


Fig. 1. 5MW NREL with OC3-Hywind spar buoy platform [20].

the substitution where T_0 is the aerodynamic rotor thrust at the linearization point and V is rotor-disk-averaged wind speed.

$$\underbrace{\left(\frac{I_{mass} + A_{radiation}}{L_{HH}^2}\right)}_{M_x} \ddot{x} + \underbrace{\left(\frac{B_{radiation} + B_{viscous}}{L_{HH}^2} + \frac{\partial T}{\partial V}\right)}_{C_x} \dot{x} + \underbrace{\left(\frac{C_{hydrostatic} + C_{lines}}{L_{HH}^2}\right)}_{K_x} x = T_0 \quad (2)$$

It is now evident that the overall damping coefficient C_x contains the thrust sensitivity term $\frac{\partial T}{\partial V}$. Therefore, if the rotor thrust decreases for increasing wind speeds in the above-rated wind region, the system may see its damping properties reduced if

$$\left| \frac{B_{radiation} + B_{viscous}}{L_{HH}^2} \right| < \left| \frac{\partial T}{\partial V} \right|.$$

As discussed previously, self-induced oscillations pose a unique challenge in floating offshore wind turbines as structural instabilities may be introduced. Hence, it is desired to study this phenomenon in order to propose control strategies capable of counteracting it [17]–[19].

III. MODEL DESCRIPTION

In this work, a 5MW NREL wind turbine with an OC3-Hywind spar buoy platform is used (Fig. 1) [20]. The 5MW baseline wind model is a conventional three-bladed upwind variable-speed blade-pitch-to-feather-controlled turbine [21]. This benchmark was used by many international researchers [17], [22]–[28].

It is crucial to highlight that the dynamic model of the FOWT requires the following assumptions [29]:

- The system's structure is agreed to be represented as a 3DOFs system consisting of a spar-buoy platform, tower and rotor nacelle assembly with TMD. Any dynamics or motion coming from the rotor yaw, generator or gearbox are neglected.
- The tower flexibility is represented by a linear rigid rotating beam hinged at the tower bottom [30].
- The model is fully isolated from any external environmental factors e.g., wind, waves or currents.

A. Baseline Model with TMD

Based on Lagrange's approach for a non-conservative system with n generalized coordinates, a dynamic equation of motion for the FOWT with a spar-buoy foundation can be derived.

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i} \right) - \left(\frac{\partial L}{\partial q_i} \right) = Q_i \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

$$L = T - V \quad (4)$$

The parameters in (3) and (4) are the generalized non-potential force Q_i , total kinetic energy of the system T , total potential energy of the system V and Lagrange operator L .

By application of Lagrange's method and by the assumption of the small angle approximation, the full model of the FOWT with a spar-buoy platform can be derived as follows:

$$\begin{cases} I_p \ddot{\theta}_p = -d_p \dot{\theta}_p - k_p \theta_p - m_p g R_p \theta_p + k_t (\theta_t - \theta_p) + d_t (\dot{\theta}_t - \dot{\theta}_p) \\ I_t \ddot{\theta}_t = m_t g R_t \theta_t - k_t (\theta_t - \theta_p) - d_t (\dot{\theta}_t - \dot{\theta}_p) - m_T g (R_T \theta_t - x_T) - k_T R_T (R_T \theta_t - x_T) - d_T R_T (R_T \dot{\theta}_t - \dot{x}_T) \\ m_T \ddot{x}_T = k_T (R_T \theta_t - x_T) + d_T (R_T \dot{\theta}_t - \dot{x}_T) + m_T g \theta_t \end{cases} \quad (5)$$

In (5), the model parameters are as follows: gravitational acceleration g , platform inertia I_p , mass of the platform rigid body m_p , platform centre of mass R_p , platform flexibility k_p , platform torsion properties d_p , tower inertia I_t , mass of the tower rigid body m_t , tower centre of mass R_t , tower flexibility k_t , tower torsion properties d_t , mass of the TMD inside nacelle m_T , TMD centre of mass R_T , TMD spring coefficient k_T and TMD damping coefficient d_t .

Some model parameters can be taken from the OpenFAST input file i.e., $g = 9.81 \text{ m/s}^2$, $R_p = 89.9155 \text{ m}$, $R_t = 60.5961 \text{ m}$, $m_p = 7466330 \text{ kg}$ and $m_t = 599718 \text{ kg}$. The remaining parameters i.e., I_p , k_p , d_p , I_t , k_t and d_t are identified by application of the Nelder-Mead simplex algorithm as described in [31] with the objective function being a sum of squares between the author's model tower top displacement (TTD) and tower top displacement TTDspFA from the OpenFAST output file:

$$objective = \sum (TTD - TTDspFA)^2.$$

Table I and Fig. 2 show the results of the benchmark model parameter identification.

TABLE I
BENCHMARK MODEL PARAMETER IDENTIFICATION

Parameters:	Values:
I_p [$kg \cdot m^2$]	5.57×10^{10}
k_p [$kg \cdot m^2/s^2$]	-5.56×10^9
d_p [$kg \cdot m^2/s$]	3.93×10^8
I_t [$kg \cdot m^2$]	3.5×10^9
k_t [$kg \cdot m^2/s^2$]	1.88×10^{10}
d_t [$kg \cdot m^2/s$]	5.82×10^7

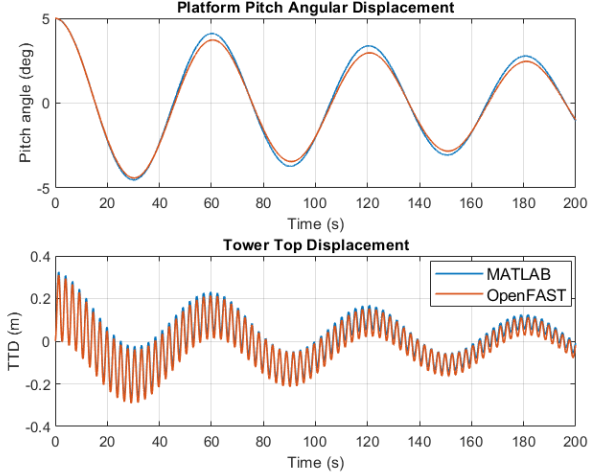


Fig. 2. Validation of authors' model with OpenFAST 5MW NREL benchmark model with spar-buoy foundation.

The next step was to repeat the system parameter identification when the TMD is considered together with the benchmark model. The algorithm and objective function remained unchanged as in the benchmark parameter identification case. The known parameters are the fixed TMD mass $m_T = 40000\text{kg}$ and the centre of the TMD mass $R_T = 80.6\text{m}$. Furthermore, the TMD parameters obtained through parameter estimation are optimized to further improve the model's response. The optimized TMD parameters are obtained by application of the surrogate optimization algorithm as described in [32] with the objective function to minimize the tower top displacement. The resultant plots are shown in Fig. 3. Table II shows the cumulative results for both the parameter estimation and parameter optimization of the TMD in the nacelle.

The misalignments in the obtained responses are the result of the assumption made i.e., the tower is represented as a

TABLE II
TMD MODEL PARAMETERS

Parameter estimation:	Values:
k_T [$kg \cdot m^2/s^2$]	41618.72
d_T [$kg \cdot m^2/s$]	29504.36
Parameter optimization:	Values:
k_T [$kg \cdot m^2/s^2$]	1000.00
d_T [$kg \cdot m^2/s$]	15816.32

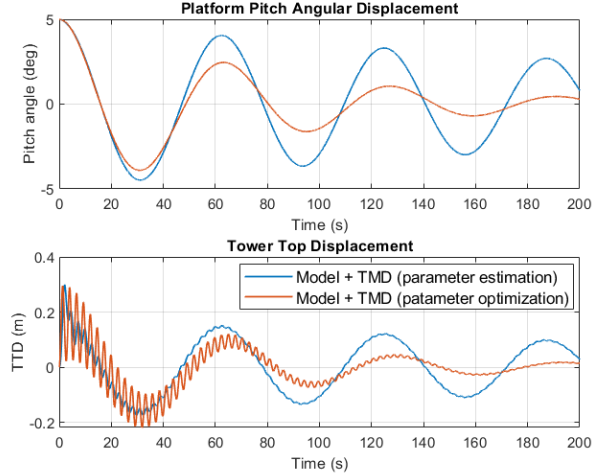


Fig. 3. Comparison of model with TMD parameters from parameter estimation and parameter optimization.

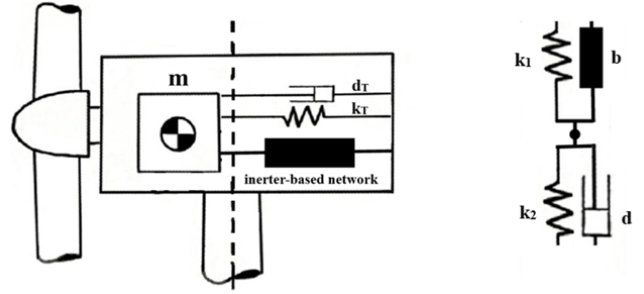


Fig. 4. Inerter-based network in the nacelle

rigid body whereas in OpenFAST the tower is a flexible body. However, these misalignments do not interfere with the stability analysis done in this work.

B. Structure with Inerter-Based Network

This contribution proposes an inerter-based network as an additional control device complementing the classic TMD which is installed in the nacelle of the 5MW FOWT with a spar-buoy foundation, as illustrated in Fig. 4. The main objective of network installation is to counter the self-induced disturbances appearing on the structure as a consequence of the loss of the damping in the spar, as explained in Section II.

As introduced by [10], the inerter produces a force that is proportional to the relative acceleration between its terminals as shown in (6) where b is the inertance and \ddot{x}_2 , \ddot{x}_1 are two corresponding displacements.

$$F_{inerter} = b(\ddot{x}_2 - \ddot{x}_1) \quad (6)$$

As shown in Fig. 4, the proposed inerter-based network consists of the inerter with inertance b , damper with damping coefficient d and two springs with stiffnesses k_1 and k_2 . The mass of the newly introduced network m remains unchanged

TABLE III
INERTER-BASED NETWORK MODEL PARAMETER OPTIMIZATION

Parameters:	Values:
b [kg]	99999680
d [$kg \cdot m^2/s$]	1000
k_1 [$kg \cdot m^2/s^2$]	999997.75
k_2 [$kg \cdot m^2/s^2$]	10000
d_T [$kg \cdot m^2/s$]	10000
k_T [$kg \cdot m^2/s^2$]	850

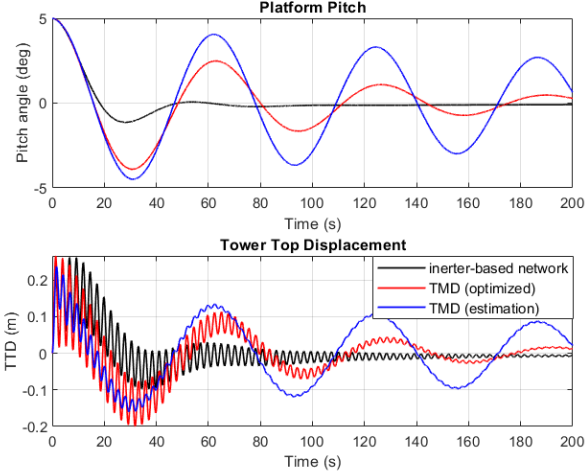


Fig. 5. Comparison plots of the model with inverter-based network, model with optimized TMD and model with original TMD (from estimation).

and equal to m_T , hence the centre of the network mass also remains as R_T .

The equation of motion for the structure with the inverter-based network can be obtained by adequate modification of (5) by consideration of new elements and by taking into account the 4th DOF as shown in (7).

$$F_{inertor} + F_{spring,1} = F_{damper} + F_{spring,2} \quad (7)$$

The generalized pattern search (GPS) algorithm is used to identify the inverter-based network parameters i.e., b , d , k_1 and k_2 . The TMD parameters k_T and d_T , obtained from the surrogate optimization (refer to Table II), are also considered in the GPS optimization loop. The initial guesses for the algorithm are taken from the interior-point method (IPM) as described in [33]. The objective function again is to minimise the tower top displacement. Table III summarises the results of the parameter optimization and Fig. 5 shows the model's response.

IV. ANALYSIS OF MODEL RESPONSE UNDER SELF-INDUCED OSCILLATIONS

As it is evident from Fig. 5, the proposed inverter-based network provides the greatest oscillation amplitude reduction compared to the model with classic TMD-only. This beneficial impact can be seen for platform pitch and tower top displacement. Following these results, the inverter-based network is

TABLE IV
SUPPRESSION RATE BETWEEN INERTER-BASED NETWORK AND CLASSIC TMD

Wind velocity:	12m/s	13m/s	14m/s	15m/s
Suppression rate [%]:	90.56	75.74	57.57	45.34

analysed to study its behaviour under self-induced oscillations. The phenomenon was recreated in MATLAB by consideration of the explanation provided in Section II and the estimation of the damping ratios during the wind turbine power production cycle derived by [17].

A. Time Domain Analysis

As mentioned previously, the proposed network has been tested within the range of wind velocities of interest where the occurrence of self-induced oscillation is possible i.e., from V_{rated} , when the change of the control objective takes place, up to approximately 15m/s. The model is simulated with the initial platform pitch of 5° . Fig. 6 and Fig. 7 show the comparison of the responses of the system with the inverter-based network and with TMD-only in the wind velocity range of 12-14m/s over 500s time interval when the effects of self-induced disturbances are the most prominent. Fig. 8 is a close-up of the response of the model with TMD-only in the time interval of 150s, this helps to better visualise the growing oscillation amplitude when the wind turbine platform experiences loss of damping.

It is evident that due to the implementation of the inverter-based network into a classic TMD, the effects of self-induced oscillations are damped and the oscillation amplitude is significantly reduced for both platform pitch and tower top. To quantify these improvements, the suppression rate is calculated as shown in (8) where SD stands for standard deviation. Table IV is a summary of the obtained suppression rates at wind velocity range of interest 12-15m/s.

$$\frac{SD(TTD_{TMD}) - SD(TTD_{inertor-based\ network})}{SD(TTD_{TMD})} \times 100\% \quad (8)$$

Table IV shows a performance improvement of over 90% at 12m/s, when the inverter-based network is compared to the model with TMD-only, and up to 45% at wind velocity 15m/s.

An alternative way to observe the improvements the inverter-based network introduces to the model concerning its stability is by plotting eigenvalues evolutions. To do so, two root loci for a full power production cycle (wind velocity range from 4m/s to 24m/s) are drawn for both models. The resultant plots are shown in Fig. 9a, where the TMD-only model is indicated in blue and the inverter-based model is in black. The initial eigenvalues for wind speed of 4m/s are marked by the red square whereas the final eigenvalues at 24m/s are pink diamonds. It is evident that the eigenvalues of the inverter-based network model do not cross zero to the right-hand side (RHS) of the plot and remain on the left part of the imaginary

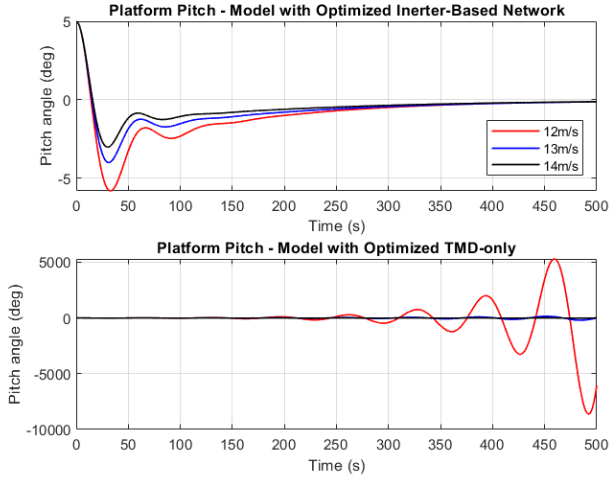


Fig. 6. Platform pitch comparison response of the model with the inerter-based network vs model with TMD-only under self-induced oscillations.

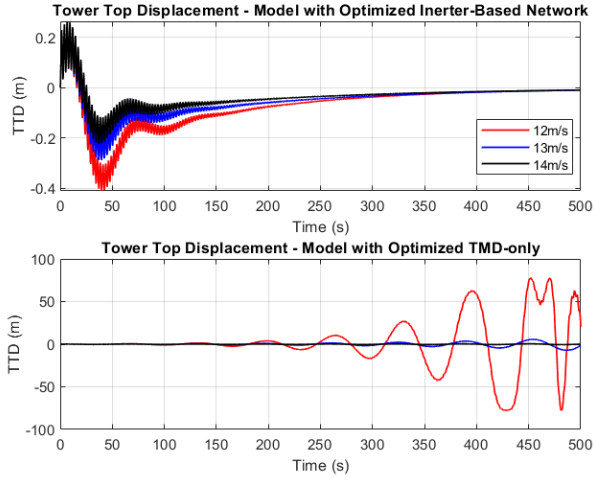


Fig. 7. Tower top displacement comparison response of the model with the inerter-based network vs model with TMD-only under self-induced oscillations.

plane (LHS), indicating stability. In comparison, the model with TMD-only becomes unstable and crosses to the RHS at the rated wind speed. Hence, it can be concluded that implementation of the inerter-based network assures that the system remains stable (on the LHS plane of the root locus) despite the occurrence of self-induced oscillations. Fig. 9b shows the close-up of the path of one of the eigenvalues to demonstrate evidence of changes in the imaginary component of evolution.

V. CONCLUSIONS

In this contribution, the authors present a passive inerter-based network in the 5MW NREL FOWT with a spar-buoy foundation. This network is the enhancement of the already existing in the nacelle classic TMD. The main objective of this work was to stabilize the system experiencing self-induced oscillations as a result of possible loss of platform damping

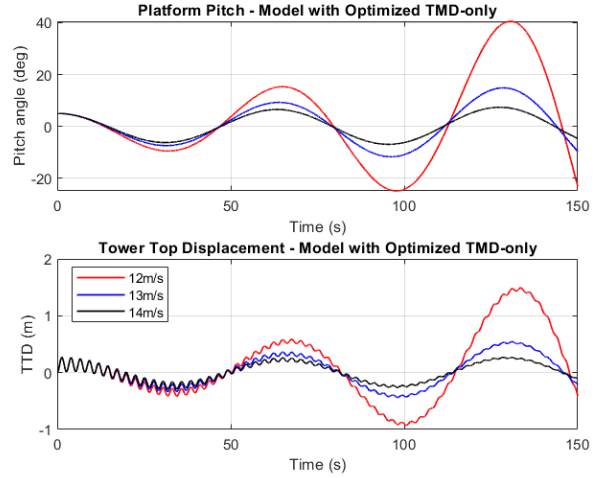


Fig. 8. Close-up of the TMD-only model response under self-induced oscillations.

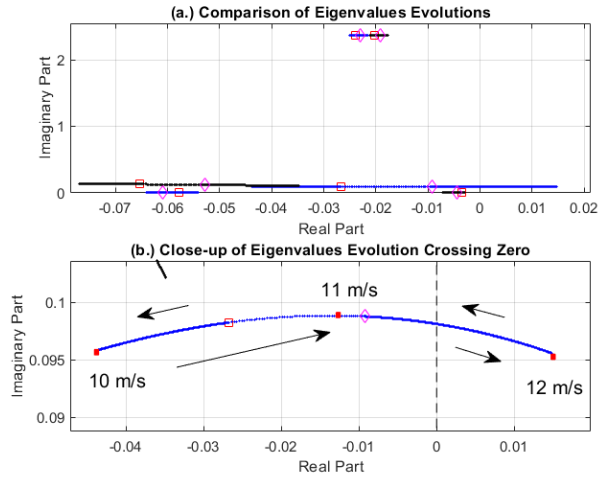


Fig. 9. (a.) Eigenvalues evolutions of classic TMD (blue line) and model enhanced by the inerter-based network (black line); (b.) Close-up of the eigenvalue of interest that crosses the stability axis at V_{rated} when the system is fitted with classic TMD only.

and reduce its oscillation amplitude. A 4DOFs dynamic model of FOWT with the inerter-based network was derived and optimized. The key highlights of this work can be summarised as follows:

- In a free decay test, the amplitude of oscillation of both the tower top and platform pitch is reduced due to the introduction of the inerter-based network.
- In the case of self-induced oscillations, there is a reduction of the self-induced oscillation amplitude of both the tower top and platform pitch, with up to 90.56% suppression at a wind velocity of 12m/s for the tower top.
- The root loci analysis shows that the inerter-based network never crosses zero to the RHS of the plane which guarantees system stability in the particular case of self-induced oscillations.

In conclusion, the implementation of an inerter in the spar-buoy FOWT can positively influence the dynamic behaviour of the structure by means of the reduction of the unwanted oscillations appearing at the structure, in the case of the occurrence of self-induced oscillations. The proposed inerter-based network guarantees stability and significantly reduces oscillation amplitude. As a future work, there could be numerous different combinations of inerter-based networks tested with possibility of implementation of semi-active control.

ACKNOWLEDGMENT

S.P. thanks Dr Agathoklis Giaralis for his useful advice and insight on the inerter use and implementation.

REFERENCES

- [1] IEA, "Global energy review 2021," 2021.
- [2] G. W. E. Council, "Floating offshore wind- a global opportunity," 2022.
- [3] B. Spencer and M. K. Sain, "Controlling buildings: a new frontier in feedback," *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 17, no. 6, pp. 19–35, 1997.
- [4] H. Adeli and A. Saleh, "Integrated structural/control optimization of large adaptive/smart structures," *International Journal of Solids and Structures*, vol. 35, no. 28-29, pp. 3815–3830, 1998.
- [5] H. Adeli, "Smart structures and building automation in the 21st century," in *International symposium on automation in construction*, vol. 25, 2008, pp. 5–10.
- [6] C.-L. Lee, Y.-T. Chen, L.-L. Chung, and Y.-P. Wang, "Optimal design theories and applications of tuned mass dampers," *Engineering structures*, vol. 28, no. 1, pp. 43–53, 2006.
- [7] C.-C. Lin and J.-F. Wang, "Optimal design and practical considerations of tuned mass dampers for structural control," in *Design Optimization of Active and Passive Structural Control Systems*. IGI global, 2013, pp. 126–149.
- [8] Y. Si, H. R. Karimi, and H. Gao, "Modeling and parameter analysis of the oc3-hywind floating wind turbine with a tuned mass damper in nacelle," *Journal of Applied Mathematics*, vol. 2013, 2013.
- [9] M. Ha and C. Cheong, "Pitch motion mitigation of spar-type floating substructure for offshore wind turbine using multilayer tuned liquid damper," *Ocean Engineering*, vol. 116, pp. 157–164, 2016.
- [10] M. C. Smith, "Synthesis of mechanical networks: the inerter," *IEEE Transactions on automatic control*, vol. 47, no. 10, pp. 1648–1662, 2002.
- [11] M. C. Smith, "The inerter: a retrospective," *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*, vol. 3, pp. 361–391, 2020.
- [12] R. Zhang, M. Wu, C. Pan, C. Wang, and L. Hao, "Design of m dof structure with damping enhanced inerter systems," *Bulletin of Earthquake Engineering*, vol. 21, no. 3, pp. 1685–1711, 2023.
- [13] S. Sarkar and B. Fitzgerald, "Vibration control of spar-type floating offshore wind turbine towers using a tuned mass-damper-inerter," *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 27, no. 1, p. e2471, 2020.
- [14] B. Fitzgerald, J. McAuliffe, S. Baisthakur, and S. Sarkar, "Enhancing the reliability of floating offshore wind turbine towers subjected to misaligned wind-wave loading using tuned mass damper inerters (tmdis)," *Renewable Energy*, vol. 211, pp. 522–538, 2023.
- [15] S. Sarkar and B. Fitzgerald, "Fluid inerter for optimal vibration control of floating offshore wind turbine towers," *Engineering Structures*, vol. 266, p. 114558, 2022.
- [16] Z. Zhang and C. Høeg, "Inerter-enhanced tuned mass damper for vibration damping of floating offshore wind turbines," *Ocean Engineering*, vol. 223, p. 108663, 2021.
- [17] J. Jonkman, "Influence of control on the pitch damping of a floating wind turbine," in *46th AIAA aerospace sciences meeting and exhibit*, 2009, p. 1306.
- [18] T. J. Larsen and T. D. Hanson, "A method to avoid negative damped low frequent tower vibrations for a floating, pitch controlled wind turbine," in *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 75, no. 1. IOP Publishing, 2007, p. 012073.
- [19] S. Piernikowska, M. Tomas-Rodriguez, and M. S. Peñas, "Floating offshore wind turbine stability study under self-induced vibrations," *Trends in Maritime Technology and Engineering*, pp. 445–450, 2022.
- [20] J. Jonkman, "Definition of the floating system for phase iv of oc3," National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States), Tech. Rep., 2010.
- [21] J. Jonkman, S. Butterfield, W. Musial, and G. Scott, "Definition of a 5-mw reference wind turbine for offshore system development," National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States), Tech. Rep., 2009.
- [22] J. M. Jonkman, *Dynamics modeling and loads analysis of an offshore floating wind turbine*. University of Colorado at Boulder, 2007.
- [23] V.-N. Dinh and B. Basu, "Passive control of floating offshore wind turbine nacelle and spar vibrations by multiple tuned mass dampers," *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 22, no. 1, pp. 152–176, 2015.
- [24] M. Santos and M. Tomás-Rodríguez, "Floating offshore wind turbines: Controlling the impact of vibrations," in *7th International Conference on Systems and Control, Valencia Spain*, 2018.
- [25] M. A. Lackner and M. A. Rotea, "Passive structural control of offshore wind turbines," *Wind energy*, vol. 14, no. 3, pp. 373–388, 2011.
- [26] M. A. Lackner and M. A. Rotea, "Structural control of floating wind turbines," *Mechatronics*, vol. 21, no. 4, pp. 704–719, 2011.
- [27] G. M. Stewart and M. A. Lackner, "The effect of actuator dynamics on active structural control of offshore wind turbines," *Engineering Structures*, vol. 33, no. 5, pp. 1807–1816, 2011.
- [28] H. Namik, M. Rotea, and M. Lackner, "Active structural control with actuator dynamics on a floating wind turbine," in *51st AIAA Aerospace Sciences Meeting Including the New Horizons Forum and Aerospace Exposition*, 2013, p. 455.
- [29] G. M. Stewart, "Load reduction of floating wind turbines using tuned mass dampers," 2012.
- [30] G. Stewart and M. Lackner, "Determining optimal tuned mass damper parameters for offshore wind turbines using a genetic algorithm," in *50th AIAA aerospace sciences meeting including the new horizons forum and aerospace exposition*, 2012, p. 376.
- [31] J. C. Lagarias, J. A. Reeds, M. H. Wright, and P. E. Wright, "Convergence properties of the nelder–mead simplex method in low dimensions," *SIAM Journal on optimization*, vol. 9, no. 1, pp. 112–147, 1998.
- [32] MATLAB, "surrogateopt," 2023. [Online]. Available: <https://uk.mathworks.com/help/gads/surrogateopt.html>
- [33] MATLAB, "fmincon," 2023. [Online]. Available: <https://uk.mathworks.com/help/optim/ug/fmincon.html>

Application of Renewable Energies for Power Sharing and Voltage Control in DC Microgrids Using LMI-based Mixed H_2/H_{inf} State Feedback Approach

Tahereh Bagheri Rouch
Automatic Control Group-ACG,
Department of Automatic Control and
Systems Engineering,
Faculty of Engineering of Bilbao
EIB/BIE, The University of the Basque
Country- UPV/EHU,
Po Rafael Moreno no3, Bilbao 48013,
Spain
tahereh.bagheri92@gmail.com

Izaskun Garrido,
Senior Member, IEEE
Automatic Control Group-ACG,
Institute of Research and Development
of Processes-IIDP, Department of
Automatic Control and Systems
Engineering,
Faculty of Engineering of Bilbao
EIB/BIE, The University of the Basque
Country- UPV/EHU,
Po Rafael Moreno no3, Bilbao 48013,
Spain
izaskun.garrido@ehu.es

Payam Aboutalebi,
Associate Member, IEEE
Automatic Control Group-ACG,
Department of Automatic Control and
Systems Engineering,
Faculty of Engineering of Bilbao
EIB/BIE, The University of the Basque
Country- UPV/EHU,
Po Rafael Moreno no3, Bilbao 48013,
Spain
payam.aboutalebi@ehu.es

Aitor J. Garrido,
Senior Member, IEEE
Automatic Control Group-ACG,
Institute of Research and Development
of Processes-IIDP, Department of
Automatic Control and Systems
Engineering,
Faculty of Engineering of Bilbao
EIB/BIE, The University of the Basque
Country- UPV/EHU,
Po Rafael Moreno no3, Bilbao 48013,
Spain
aitor.garrido@ehu.es

Abstract— This article presents a robust optimal control approach for an islanded microgrid. The control structure includes a voltage controller based on mixed H_2/H_{inf} state feedback using linear matrix inequalities and a power controller based on droop characteristics. Due to uncertainties and nonlinearities in the system, a polytopic modelling approach has been used. The proposed controller aims to achieve stability of the closed-loop system, reject disturbances, balance the power among distributed generation units, and minimize energy consumption. In addition, regional pole placement is used to obtain well-damped transient responses. Simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed controller in the presence of load perturbation and disconnection of a distributed generation unit. Moreover, the article compares the proposed controller with the H_{inf} controller.

Keywords— Distributed Generation (DG); Islanded Microgrid; Linear Matrix Inequalities (LMIs); Polytopic Model; Mixed H_2/H_{inf} State-Feedback Control

I. INTRODUCTION

Recently, renewable energy and distributed generation systems (DGs) such as wind, tidal wave, solar, etc. have gained more attraction due to a sustainable alternative to traditional energy sources. These energies can be integrated to form a microgrid. An effective solution to harness wind and wave energies is to create a hybrid floating offshore platform which combines a wind turbine and oscillating water column generators. The large power generated by this platform can be delivered to both main power grid and islanded AC or DC microgrids. One of the most important challenges of islanded

microgrids is maintaining the stability of the system and dealing with disturbances such as changes in consumption or disconnection of DG units [1]. There have been many techniques employed to regulate the voltage and/or power of a microgrid. In [2], an LMI approach is utilized to develop a robust LQR control system for a buck converter that has resistive load uncertainties. In [3], a robust controller that operates in a decentralized manner has been created to manage the voltage level in a DC microgrid that uses a boost converter, even when faced with variable load demands and uncertain system dynamics. The suggested approach for control is founded on higher-order sliding mode control. In [4], a robust non-linear controller is proposed for the DC microgrid using sliding surface and PWM, which can handle negative impedance instabilities found in various converter systems. In [5], the management of voltage in DC/DC converters as well as the distribution of power among multiple sources within a microgrid is discussed. These converters have been simplified to a system consisting of a single converter, which can be used for both centralized and decentralized implementations, without the need for making changes to the controller parameters. In [6], the LMI is utilized to devise a robust control structure for a boost converter. The design considers a convex polytope to model any nonlinearities and uncertainties. In [7], a controller is employed that utilizes LMI-based H_2/H_{inf} techniques to maintain voltage stability.

This article presents a structure for a multi-objective robust controller that can be used to control a microgrid with three DG units in islanded mode. The controller is made up of two parts - a voltage controller that uses a robust mixed H_2/H_{inf} control approach and a power controller that is based

on droop control. The proposed controller is created by applying the LMI technique, which includes mixed H2/Hinf state feedback synthesis with regional pole placement constraints. The system is modelled using the polytopic modelling approach, which is effective for dealing with uncertain dynamical systems. The main goal of the controller is to ensure that the microgrid is robust against load perturbation and DG disconnection, while also optimizing control efforts. To assess the controller's performance, two scenarios are analysed. Additionally, the proposed method is compared with a robust Hinf controller in terms of load disturbance attenuation and DG unit disconnection. The key contributions of this article could be considered as follows:

- Discussing a polytopic model for a microgrid that has multiple distributed generation units.
- Taking a multi-model approach due to a large number of uncertain system parameters.
- Solving multi-objective optimization problems by integrating Hinf and H2 performances to reduce the impact of uncertain parameters and external load disturbances, and minimize control effort while also sharing power appropriately among DGs.

The article is organized with a presentation of the dynamical model of the microgrid in section II, followed by a detailed investigation of the proposed controller design principles in section III. The proposed controller is designed and then compared to an Hinf robust controller in section IV, after which simulation results are presented in section V. Finally, the article concludes in section VI.

II. DYNAMICAL MODELING OF ISLANDED MICROGRID

This article discusses a microgrid that comprises three identical DG units. As illustrated in Fig. 1, each unit consists of a DC voltage source, a voltage source converter (VSC), and an unknown load. A fixed-frequency pulse width modulation (PWM) signal controls the binary signal (U_b), which turns on or off the switch. The switching frequency is $1/T_s$, where T_s is the switching period and is equal to the sum of T_{on} and T_{off} [6]. The non-linear behaviour of the converter model introduces uncertainties and disturbances, making it important to have a robust control scheme. To achieve this, the system is approximated and linearized using the state-space averaging technique.

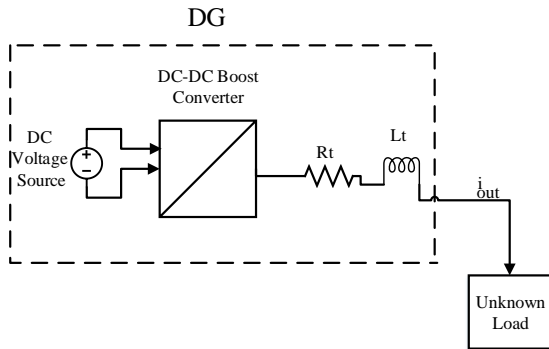


Fig. 1. Schematic of a DG unit for islanded DC microgrid

A. State-space linearization technique

There are two modes for the DC/DC boost converter circuit in Fig. 2. The first mode is $U_b=1$ as in Fig. 3 and the second mode is $U_b=0$ as in Fig. 4. The duty cycle is utilized by converters to obtain voltage or current feedback control.

Equation (1) explains the relation between the turn-on time (T_{on}) and the total cycle length (T_s).

$$D = \frac{T_{on}}{T_s} = \frac{T_{on}}{T_{on} + T_{off}} \quad (1)$$

The duty ratio includes DC term (D_d) and small AC variation (d_d) around the operating point. Depending on the converter's modes and (1), the average state-space model of the system can be expressed as (2).

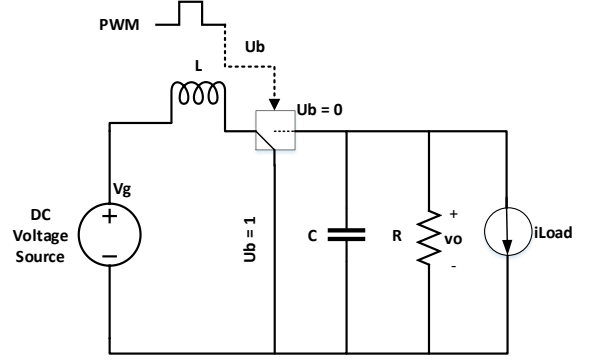


Fig. 2. DC/DC boost converter schematic

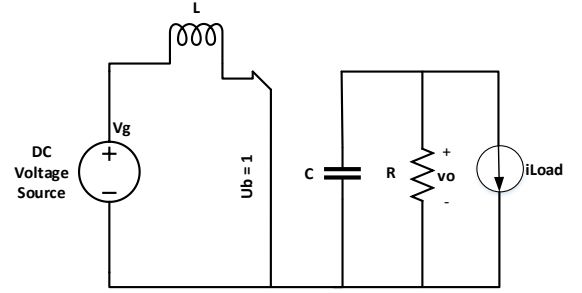


Fig. 3. DC/DC boost converter when $U_b=1$

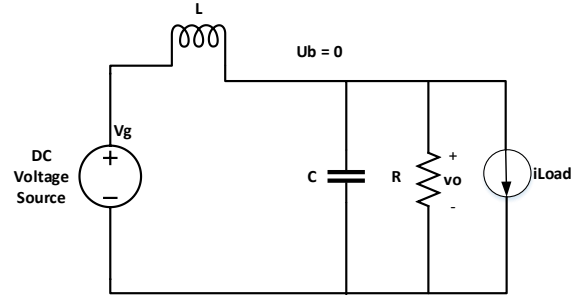


Fig. 4. DC/DC boost converter when $U_b=0$

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -(1-D_d) \\ \frac{(1-D_d)}{C} & -\frac{1}{RC} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} \\ + \begin{pmatrix} \frac{V_g}{L(1-D_d)} \\ \frac{-V_g}{(1-D_d)^2 RC} \end{pmatrix} d_d \\ y = (0 \quad 1) \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} \end{cases} \quad (2)$$

The state variables of the system $x = [i_L \quad v_o]^T$ denote inductance current and output voltage, and the input signal controlling the converter's operation is introduced by $u=[d_d]$.

B. Uncertain state-space and Polytopic models

The dynamic behaviour of a system is described through a state-space model. In reality, the state-space model may have uncertain parameters or vary with time [8]. The uncertain state-space model provides a polytopic representation of a multi-model system. $1-D_d$ is replaced with a new parameter named D'_d . According to (3), it is clear that each of the uncertain parameters is bounded between a minimum and a maximum value. These parameters are placed in a parameter box with 2^N corners. In other words, the uncertain model is inside a polytopic domain shaped by $L = 2^N$ vertices where N is the number of system uncertain parameters. There are four uncertain parameters as follows [6].

$$\left\{ \begin{array}{l} R \in [R_{\min}, R_{\max}] \\ D'_d \in [D'_{d\min}, D'_{d\max}] \\ \delta \in \left[\frac{1}{D'_{d\max}}, \frac{1}{D'_{d\min}} \right] \\ \beta \in \left[\frac{1}{D'_{d\max}{}^2 R_{\max}}, \frac{1}{D'_{d\min}{}^2 R_{\min}} \right] \end{array} \right. \quad (3)$$

Based on (3), the multi-model of the system changes to 16 state-space models as shown in (5). The uncertain model aims to find a state-feedback gain $K(u=Kx)$ that keeps the uncertainty within the intervals given in (3).

III. PROPOSED CONTROLLER DESIGN THEORIES

This article provides information about the robust control of an isolated DC microgrid via a state-feedback controller by using both H2 and Hinf characteristics and the LMIs technique.

A. Multi-Objective State-Feedback Synthesis

Typically, the design specifications for solving a control problem using optimization algorithms are formulated as robust stability, disturbance rejection, tracking performance, LQG aspects, or transient behaviours. Multi-objective synthesis overcomes the weaknesses of H2 and Hinf controllers and provides an effective solution. In this case, the LMI structure is ideal for multi-objective state-feedback synthesis to combine Hinf, H2 performances, and pole placement specifications. Fig. 5 outlines the mixed H2/Hinf state-feedback control problem scheme. In this framework, the closed-loop system is expressed through the state-feedback law $u=Kx$, as given in (4).

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x} = (A + B_2 K)x + B_1 w \\ z_{\infty} = (C_1 + D_{12} K)x + D_{11} w \\ z_2 = (C_2 + D_{22} K)x \end{array} \right. \quad (4)$$

B. Hinf Performance

If and only if the LMIs in (6) are feasible, the transfer function from w to z_{∞} in the closed-loop system will be stable and have an infinity-norm less than γ . This LMI involves a symmetric matrix X_{cl} , an appropriately-sized identity matrix known as I , and a positive definite value denoted by γ [9-10].

$$\left\{ \begin{array}{l} \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\min} \\ D'_{d\min} & \frac{L}{R_{\min}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\min}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\min}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\min} \\ D'_{d\min} & \frac{L}{R_{\min}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\min}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\max}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\min} \\ D'_{d\min} & \frac{L}{R_{\min}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\max}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\min}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\min} \\ D'_{d\min} & \frac{L}{R_{\min}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\max}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\max}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\max} \\ D'_{d\max} & \frac{L}{R_{\min}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\min}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\min}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\max} \\ D'_{d\max} & \frac{L}{R_{\min}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\min}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\max}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\max} \\ D'_{d\max} & \frac{L}{R_{\min}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\max}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\min}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\max} \\ D'_{d\max} & \frac{L}{R_{\min}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\max}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\max}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\min} \\ D'_{d\min} & \frac{L}{R_{\max}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\min}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\min}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\min} \\ D'_{d\min} & \frac{L}{R_{\max}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\min}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\max}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\min} \\ D'_{d\min} & \frac{L}{R_{\max}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\max}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\min}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\min} \\ D'_{d\min} & \frac{L}{R_{\max}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\max}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\max}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\max} \\ D'_{d\max} & \frac{L}{R_{\max}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\min}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\min}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\max} \\ D'_{d\max} & \frac{L}{R_{\max}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\min}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\max}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\max} \\ D'_{d\max} & \frac{L}{R_{\max}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\max}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\min}}{C} \end{pmatrix} d_d \\ \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -D'_{d\max} \\ D'_{d\max} & \frac{L}{R_{\max}C} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{V_g \delta_{\max}}{L} \\ -\frac{V_g \beta_{\max}}{C} \end{pmatrix} d_d \end{array} \right. \quad (5)$$

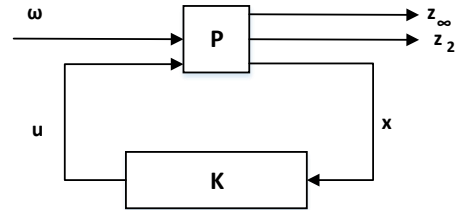


Fig. 5. Multi-objective state-feedback structure

C. H_2 Performance

If and only if the condition presented in LMI (7) is feasible, the stability of the closed-loop system will be ensured and the transfer function from w to z_2 will be less than v . It is important to note that X_{cl} and Q refer to symmetric matrices, and a positive definite value for v ($v > 0$) is guaranteed [9-10].

D. Regional Pole Placement

The closed-loop system will have the poles situated in the D domain if and only if the LMI (8) can be satisfied. Placing the poles in LMI regions results in well-damped transient responses [9-10].

E. Mixed H_2/H_{inf} state-feedback controller

The Controller K is a combination of H_2 and H_{inf} control techniques. The minimisation problem is solved using the MATLAB LMI toolbox. However, due to the non-linear term X_{cl} in equations (6), (7) and (8), the problem requires a variable change, $Y := KX_{cl}$. The LMIs in (9) are feasible if the

$$\left\{ \begin{array}{ccc} \left(\begin{array}{ccc} (A + B_2K)X_{cl} + X_{cl}(A + B_2K)^T & B_1 & X_{cl}(C_1 + D_{12}K)^T \\ B_1^T & -I & D_{11}^T \\ (C_1 + D_{12}K)X_{cl} & D_{11} & -\gamma^2 I \end{array} \right) < 0 \\ X_{cl} = X_{cl}^T > 0 \end{array} \right. \quad (6)$$

$$\left\{ \begin{array}{ccc} \left(\begin{array}{ccc} (A + B_2K)X_{cl} + X_{cl}(A + B_2K)^T & B_1 & \\ B_1^T & -I & \\ Q & (C_2 + D_{22}K)X_{cl} & \\ X_{cl}(C_2 + D_{22}K)^T & X_{cl} & \end{array} \right) < 0 \\ \text{Trace}(Q) < v^2 \\ X_{cl} = X_{cl}^T > 0 \end{array} \right. \quad (7)$$

$$\left\{ \begin{array}{ccc} (\lambda_{ij}X_{cl} + \mu_{ij}(A + B_2K)X_{cl} + \mu_{ij}X_{cl} + \mu_{ji}X_{cl}(A + B_2K)^T)_{1 \leq i, j \leq m} < 0 \\ X_{cl} = X_{cl}^T > 0 \end{array} \right. \quad (8)$$

$$\left\{ \begin{array}{ccc} \left(\begin{array}{ccc} AX_{cl} + X_{cl}A^T + B_2Y + Y^TB_2^T & B_1 & X_{cl}C_1^T + Y^TD_{12}^T \\ B_1^T & -I & D_{11}^T \\ C_1X_{cl} + D_{12}Y & D_{11} & -\gamma^2 I \end{array} \right) < 0 \\ \left(\begin{array}{ccc} Q & C_2X_{cl} + D_{22}Y \\ X_{cl}C_2^T + Y^TD_{22}^T & X_{cl} \end{array} \right) > 0 \\ [\lambda_{ij} + \mu_{ij}(AX_{cl} + B_2Y)X_{cl} + \mu_{ji}(X_{cl}A^T + Y^TB_2^T)]_{1 \leq i, j \leq m} < 0 \\ \text{Trace}(Q) < v_0^2 \\ \gamma^2 < \gamma_0^2 \end{array} \right. \quad (9)$$

H_{inf} robust controller is considered for comparison with the proposed controller.

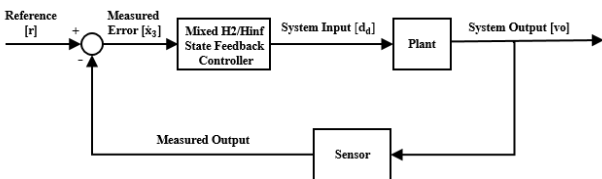


Fig. 6. Closed loop system with state feedback controller

optimisation problem of minimising $\alpha\gamma^2 + \beta\text{Trace}(Q)$ concerning X_{cl} , Q , Y , and γ^2 satisfies the LMI formulation of the multi-objective state-feedback problem. Additionally, to have appropriate performance tracking, the integral state method is employed to design a tracking controller [10]. Then, the plant output and the reference value are compared through the state-feedback law to determine the best controller parameter, resulting in the minimum error value as illustrated in Fig. 6.

IV. CONTROLLER DESIGN

This section introduces a method for controlling an independent DC microgrid using two separate controllers: a voltage controller and a power droop controller. The first controller is a state-feedback controller optimized using the LMI approach, while the second controller is designed based on the droop characteristics. At the end of this section, the

A. Multi-model H_2/H_{inf} State-feedback Voltage Controller

A voltage controller is a multi-model mixed H_2/H_{inf} state-feedback controller designed using the LMI approach and constraints on pole placement. The new state x_3 is defined as the integral of the error signal which the error signal is obtained from the difference between the reference V_{ref} and output voltage v_o . To achieve controller objectives, the z_∞ performance is defined as the output voltage, while the z_2 performance is introduced to minimize the control

effort. The augmented system and the appropriate z_∞ and z_2 signals are expressed in Equation (10).

B. Power droop controller

The power droop controller unit is designed to distribute power equally among DG units using their droop characteristics. Voltage fluctuation is restricted within a specific range to ensure proper power sharing by selecting the appropriate droop coefficient [11].

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{v}_o \\ \dot{x}_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{-(1-D_d)}{L} & 0 \\ (1-D_d) & -1 & 0 \\ \frac{C}{RC} & -1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i_L \\ v_o \\ x_3 \end{pmatrix} \\ + \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ -1 & 0 \\ \frac{C}{C} & 1 \end{pmatrix} w + \begin{pmatrix} V_g \\ L(1-D_d) \\ -V_g \\ (1-D_d)^2 RC \\ 0 \end{pmatrix} d_d \end{cases} \quad (10)$$

$z_\infty = v_o$
 $z_2 = u$

C. Controller for comparison

The proposed controller is assessed using a Hinf controller from [6]. The Hinf-norm of the transfer function from disturbance input to output error (difference between desired voltage and system output) is less than 2.89, reducing the impact of disturbances on the output voltage. The proposed controller's parameters are expressed in (11)

$$K = [-0.2837 \quad -0.2891 \quad 86.5211] \quad (11)$$

V. SIMULATION RESULTS

This section showcases simulation results for the proposed controller in a DC microgrid with three DG units, where two scenarios of load perturbation and DG disconnection are studied to demonstrate the controller's effectiveness in different operating conditions. The simulations are conducted using MATLAB/Simulink. The DC microgrid's parameters are listed in Table 1.

Table 1. Microgrid Quantities

Parameter Name	Parameter Symbol	Parameter Value
Inductance	L	310 μ H
Capacitance	C	600 μ F
Load	R	[10 – 50] Ω
DC-link voltage	V_{ref}	24 V
Rated power by each DG	P	[11.52 – 57.6] W
PWM carrier frequency	F_s	200 kHz
DC bus voltage	V_{dc}	24 V
Line resistance	R_t	0.05 Ω
Line inductance	L_t	1.8 μ H
Converter operating point	D'_d	[0.3 – 1]
Droop coefficient	R_{Droop}	0.001
Low pass filter cut-off frequency	ω_c	10 rad/s
Converter time constant	T_s	5 μ s

A. Load Perturbation Scenario

In this scenario, the proposed controller's ability to handle load perturbation is assessed under load variations. These changes are applied to the system at times $t=0.2$ s and $t=0.4$ s. At $t=0.2$ s, the load is increased from 5 Ω to 12 Ω , and at $t=0.4$ s, it is decreased to 8 Ω . Despite these load changes shown in Fig. 7, the proposed controller quickly reduces the impact of voltage variations on the load and the tracking error converges to zero shortly.

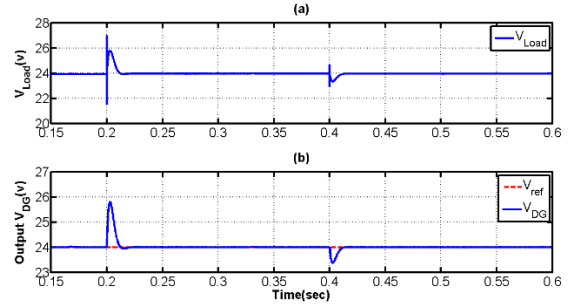


Fig. 7. Load perturbation scenario: (a) load voltage, (b), DG1 output voltage

As shown in Fig. 8, the power droop controller has equally distributed power among all three DGs.

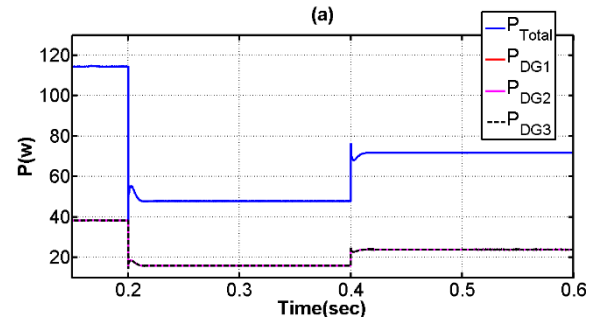


Fig. 8. Load perturbation scenario: (a) total power and DG units power

The signal control indicated in (a) has been restricted within the permissible range as depicted in Fig. 9. The frequency of the signal control is measured with the aid of the Phase-Locked Loop (PLL) block. The frequency displayed in (b) is considerably inferior to the converter switching frequency (200 KHz).

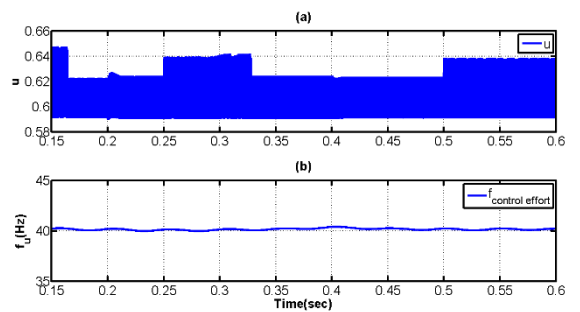


Fig. 9. Load perturbation scenario: (a) DG control signal, (b) frequency of control signal

To improve the assessment of the proposed controller's performance, numerical metrics such as Quadratic Error (QE) and Root Mean Squared Error (RMSE) are computed. It is worth mentioning that RMSE is calculated only based on the error signal, however, the QE index takes both

voltage error and control effort into account. Therefore, RMSE and QE indexes should be considered together to have an accurate evaluation. These indexes are calculated by using Equations (12) and (13).

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T (E^2(t)) dt} \quad (12)$$

$$\text{QE} = \int_0^T (E^2(t) + U^2(t)) dt \quad (13)$$

The results in Table 2 demonstrate that the H2/Hinf controller has a smaller RMSE value (0.00071) than the Hinf controller (0.001462), indicating faster stabilization. Moreover, the H2/Hinf controller exhibits a lower QE of 0.1826 compared to the Hinf controller's QE of 0.208. Consequently, the mixed H2/Hinf controller achieves fast stabilization with less control effort.

Table 2. Numerical Index for Load Perturbation Scenario

Index	H ₂ /H _{inf}	H _{inf}
RMSE	0.00071	0.001462
QE	0.1826	0.208

B. Disconnection of a DG

An important aspect of a robust controller for a stand-alone microgrid is its ability to cope with critical situations when a DG disconnects. In this case, other DGs in the microgrid must compensate for the lost demand. According to Fig. 10, at time point 0.2 seconds, DG3 is disconnected. Therefore, the load voltage deviates from the standard voltage initially but the proposed controller quickly compensates and DG1 and DG2 supply the load.

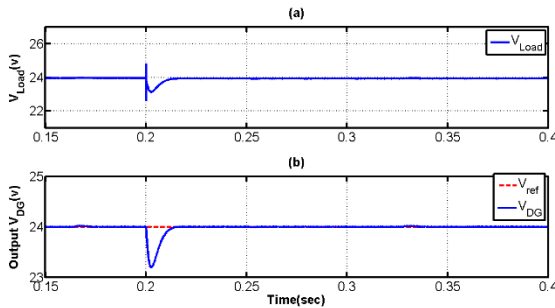


Fig. 10. DG disconnection scenario: (a) load voltage, (b) DG1 output voltage

Fig. 11 shows the power variations of the three DG units. At $t=0.2s$, DG3 is disconnected, which results in the other two DGs compensating by increasing their powers to supply the load demand.

In Fig. 12, the controller can effectively regulate an isolated DC microgrid using an implementable control signal (a). Also, frequency (b) is considerably lower than the converter's switching frequency. Table 1 indicates that the converter's time constant is $5\mu s$, while the frequency of the signal control is approximately 39.3 Hz.

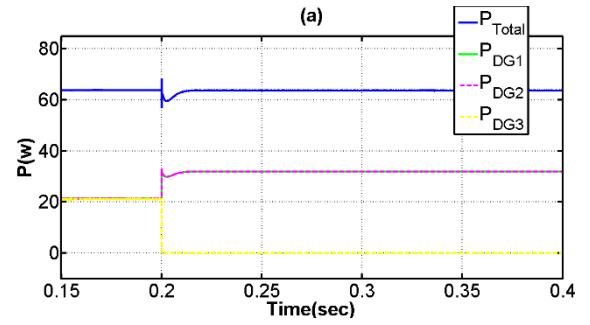


Fig. 11. DG disconnection scenario: (a) total power and DG units power

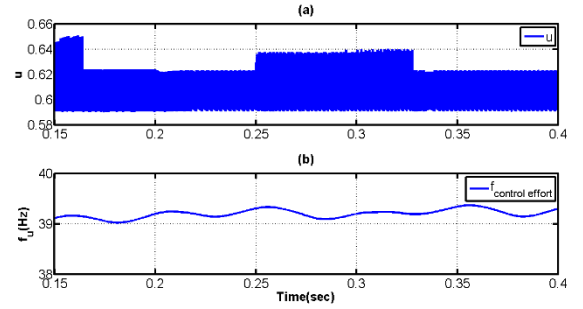


Fig. 12. DG disconnection scenario: (a) DG control signal, (b) frequency of control signal

Table 3 provides numerical indexes to accurately evaluate the scenario. These results show faster stabilization with less control effort.

Table 3. Numerical Index for DG Disconnection Scenario

Index	H ₂ /H _{inf}	H _{inf}
RMSE	0.002326	0.003643
QE	0.09526	0.1101

VI. CONCLUSIONS

The article presents a robust optimal controller for an isolated DC microgrid with a polytopic model. The controller comprises a power droop controller using droop characteristics and a multi-model H2/Hinf state-feedback controller for voltage control. The H2/Hinf controller was optimized using the LMI approach. Simulation results showed that the proposed controller outperformed a robust Hinf controller, particularly in two different scenarios involving load perturbation and DG disconnection. Although the controller worked well in all tests, its ability to handle 16 different cases in the system model was excellent. These capabilities, along with the practical control signal, are significant accomplishments of the article.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported in part by the project PID2021-23543OB-C21 and PID2021-123543OB-C22 (MCIN/AEI/10.13039/501100011033/FEDER, UE), Basque Government Groups IT1555-22, and Margarita Salas MARSAA22/09 (UPV-EHU/MIU/Next Generation, EU).

REFERENCES

- [1] M. W. Ayub, A. Hamza, G. A. Aggidis, and X. Ma, "A Review of Power Co-Generation Technologies from Hybrid Offshore Wind and Wave Energy," *Energies*, vol. 16, no. 1, p. 550, 2023.

- [2] D. Doliya and M. Bhandari, "An LMI approach for robust LQR control of PWM buck converter with parasitics," in 2017 7th International Conference on Communication Systems and Network Technologies (CSNT), 11-13 Nov. 2017 2017, pp. 103-108, doi: 10.1109/CSNT.2017.8418519.
- [3] M. Cucuzzella, R. Lazzari, S. Trip, C. Sandroni, and A. Ferrara, "Robust voltage regulation of boost converters in DC microgrids," in 2018 European Control Conference (ECC), 12-15 June 2018 2018, pp. 2350-2355, doi: 10.23919/ECC.2018.8550395.
- [4] Z. Shuai, D. He, J. Fang, Z. J. Shen, C. Tu, and J. Wang, "Robust droop control of DC distribution networks," IET Renewable Power Generation, vol. 10, no. 6, pp. 807-814, 2016.
- [5] M. Baranwal, A. Askarian, S. Salapaka, and M. Salapaka, "A Distributed Architecture for Robust and Optimal Control of DC Microgrids," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 66, no. 4, pp. 3082-3092, 2019, doi: 10.1109/TIE.2018.2840506.
- [6] C. Olalla, R. Leyva, A. El Aroudi, P. Garces, and I. Queinnec, "LMI robust control design for boost PWM converters," IET Power Electronics, vol. 3, no. 1, pp. 75-85, 2010.
- [7] K. Kaviani, M. B. Menhaj, and A. Fakharian, "Mixed H_2/H_∞ State-Feedback Control for Islanded DC Microgrids: An LMI Based Approach," in 2018 Smart Grid Conference (SGC), 28-29 Nov. 2018 2018, pp. 1-6, doi: 10.1109/SGC.2018.8777886.
- [8] P. Gahinet, A. Nemirovskii, A. J. Laub, and M. Chilali, "The LMI control toolbox," in Proceedings of 1994 33rd IEEE Conference on Decision and Control, 14-16 Dec. 1994 1994, vol. 3, pp. 2038-2041 vol.3, doi: 10.1109/CDC.1994.411440.
- [9] M. Chilali and P. Gahinet, " H_∞ design with pole placement constraints: an LMI approach," IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 41, no. 3, pp. 358-367, 1996, doi: 10.1109/9.486637.
- [10] M. Emam and A. Fakharian, "Attitude tracking of quadrotor UAV via mixed H_2/H_∞ controller: An LMI based approach," in 2016 24th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED), 21-24 June 2016 2016, pp. 390-395, doi: 10.1109/MED.2016.7535919.
- [11] F. Chen, R. Burgos, D. Boroyevich, and W. Zhang, "A nonlinear droop method to improve voltage regulation and load sharing in DC systems," in 2015 IEEE First International Conference on DC Microgrids (ICDCM), 7-10 June 2015 2015, pp. 45-50, doi: 10.1109/ICDCM.2015.7152008.

Preliminary Numerical Assessment of the Towing Resistance of a Floating Offshore Wind Platform in Calm Water

Hugo Ferreiro-Gómez
CEHINAV, ETSIN
Universidad Politécnica de Madrid
Madrid, Spain
h.ferreiro@alumnos.upm.es

Jordi Mas-Soler
Naval Arch. & Ocean Eng. Department
Esc. Politécnica, Universidade de São Paulo (USP)
University of São Paulo, Brazil
ORCID:0000-0001-6528-9018

Abstract—This paper offers a comprehensive examination of towing resistance simulations in calm water for the CENTEC-TLP model, providing a comparative analysis with experimental data. Using the open-source software OpenFOAM®, a verification and validation process for the mesh is provided to ensure the accuracy of results. The simulations systematically address the intricate dynamics linked to the free trim and sinkage of the platform, exploring two distinct towing configurations over a range of towing velocities. The study includes in-depth comparative analyses, integrating the scrutiny of wake fields and wave heights, strategically aligning these observations with experimental images for an assessment of the simulation outcomes.

Index Terms—OpenFOAM, Numerical Towing Resistance, TLP platform, calm water.

I. INTRODUCTION

Offshore wind energy is recognized as a significant source of clean energy in a scenario with increasing demand for renewable sources. In recent years the development of floating substructures has gained attention, since it allows the exploration of the wind potential in regions with large water depths, where the fixed foundation are not technically feasible or economical. In this context, harnessing of offshore wind resources involves the installation of numerous wind turbines to form a wind farm. During the installation process, the towing operation of the platform, carried out by two or more tugboats depending on the platform's size and hull geometry, must be repeated numerous times. As an example, we can mention the project registered by Petrobras [3], with a total installed capacity of 3.2MW, set to be installed 42km off the coast of Rio de Janeiro, Brazil, comprising a total of 178 wind turbines. This project illustrates the scale of the towing operation and its potential impact on project costs, given the total number of platforms to be installed and the distance from the coast.

The examination of specific details related to the towing operations of floating wind turbines, particularly concerning platform resistance, lacks comprehensive research. Previous studies (see [5] and [1]) focused on assessing the towing resistance of a TLP-type floating wind turbine. More recently, [6] contributed a numerical study that explores an innovative

platform concept. Additionally, in [9], the authors conducted an experimental campaign to characterize towing resistance in both calm water and waves for the CENTEC-TLP concept [11]. However, there remains a notable gap in the extensive investigation of the specifics surrounding towing operations and platform resistance for floating wind turbines.

Within this framework, the aim of this work is to conduct a preliminary numerical assessment, utilizing the OpenFOAM® software, of the towing resistance in calm water for the CENTEC-TLP concept [11]. The towing resistance of the concept in calm water and in waves has been experimentally studied previously in [9], indicating that the tugboat necessary for the towing operation would be of the 20 tonnes range. This work also includes the validation of the established methodology by comparing the numerical estimations with experimental data from a towing tank, as reported in [9].

The following two sections outline the methodology and provide an insight into the main features of the platform. Section IV describes the test matrix, and Section V discusses and analyzes the results. Finally, the paper concludes by summarizing the main conclusions and proposing directions for future research.

II. METHODOLOGY

The software OpenFOAM® was used to estimate the resistance of the platform. A general outline is given in this section, mentioning the governing equations behind the solver and the discretization schemes utilized.

OpenFOAM® employs the volume of fluid (VOF) method to determine the properties of the cells in each *timeStep*. In case of multiphase problems, the Equation 1 expresses the fraction of each fluid that exists in each cell, reproducing in the analysed case the free surface elevation.

$$\frac{\partial \alpha}{\partial t} + \nabla(\alpha \mathbf{u}) = 0 \quad (1)$$

where α stands for volume fraction (*alpha.water*) and \mathbf{u} is the flow velocity.

The governing equations to solve the problem are the Navier-Stokes equations, which are provided in vector form by Equation 2, for incompressible two-phase flow momentum, and by Equation 3 for continuity. These equations are included in the multiphase solver applied, *InterFoam*. A detailed explanation of the solver is provided in [7].

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} + (\mathbf{u} \cdot \nabla) \mathbf{u} - \nu \nabla^2 \mathbf{u} = -\frac{1}{\rho} \nabla p + \mathbf{g}. \quad (2)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{u} = 0 \quad (3)$$

To discretize the governing equations, the finite volume method (FVM) is used in *fvSchemes*. Linear interpolation, namely (*Gauss linear*, *Gauss linearUpwind*), is utilized for the divergence terms, with the exception of *div(phi, alpha)* where a second order scheme (*Gauss vanLeer*) is applied. To enhance the convergence in each *timeStep*, the PIMPLE algorithm is employed, following the recommendations provided by *Wolf Dynamics* in [2].

For the turbulence model, the *kOmega-SST RAS* is adopted to accurately capture the free surface elevation and provide a robust representation of the boundary layer, as detailed in [8].

In an effort to reduce computational time, the initial five seconds were run with the constrained platform, followed by a ramp for applying damping coefficients until the tenth second.

III. CASE STUDY

The following subsections provide a concise overview of the key features pertaining to the platform hull, simulation mesh, and computational resources.

A. Platform model

The platform geometry was based on the CENTEC-TLP [11], already tested in the tank of the CEHINAV [9] at a model scale of 1:60. The platform dimensions replicated those of the model, and the specific parameters are detailed in Table I.

TABLE I
PARAMETERS OF THE TLP MODEL INTRODUCED IN OPENFOAM.

Parameters	Symbol	Value	Units
Length	L	0.817	[m]
Draft	T	0.064	[m]
Mass	m	8.100	[kg]
Z position of gravity center	KG	0.458	[m]
Pitch inertia	I_{55}	0.545	[kg·m ²]

Geometry dimensional data was used to set the distance from the object to the boundaries, and at the same time, to define the dimensions of the refinement boxes. The remaining parameters were introduced in *dynamicMeshDict* to replicate the behaviour of the platform in heave and pitch motions.

The geometry of the TLP introduced in OpenFOAM®, see Figure 1, was trimmed at a height of 0.175m, equivalent to 10.5m in full scale, from the baseline. This geometry modification aimed to reduce the number of cells generated to form the wall of the body.

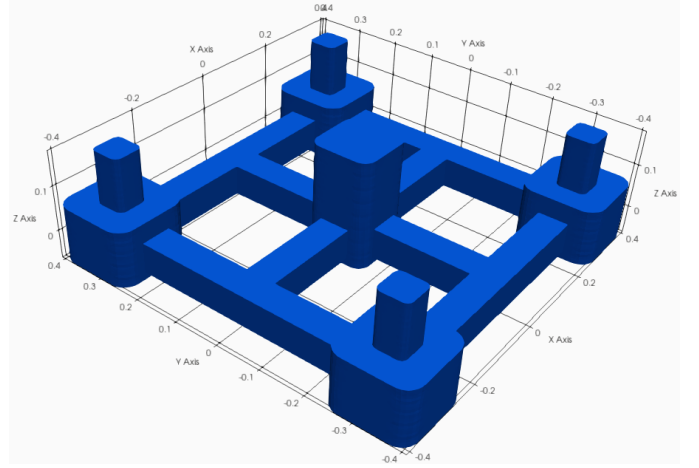


Fig. 1. Geometry of the CENTEC-TLP scaled model (1:60).

B. Simulation Mesh

In his study, different meshes were generated to assess and verify their quality. The verification and validation were made for the diagonal configuration, see Figure 4, at a full scale equivalent towing speed of 5kn. Figure 2 shows the relative error between experimental data and numerical results as a function of the number of cells. The mesh had a hexahedral

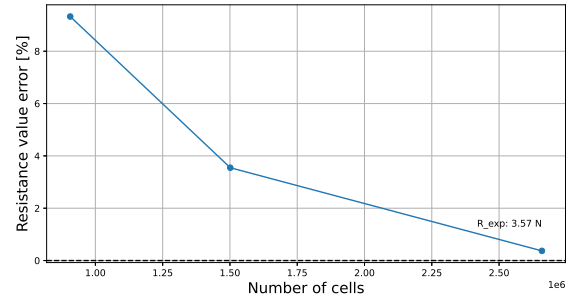


Fig. 2. Difference between experimental and numerical values in function of the number of cells.

structure with different levels of refinement, with half of the size of the previous cell at each level down. Three levels of refinement were made around the platform plus an extra one surrounding the walls of the body to reproduce the effect of boundary layer, see Figure 3. In the free surface, two levels of refinement were made in order to capture the influence of the multiphase region without increasing the number of cells. The mesh setup was the same for both configurations assessed, changing the orientation of the platform to match the towing configuration as described in Section IV.

Following the mesh validation, the research was carried out with a cell count of 2.65M of cells. This decision was based on the considerations of the error magnitude, particularly noting that at lower velocities, errors tend to be more prominent due to the less well-defined nature of the boundary layer.

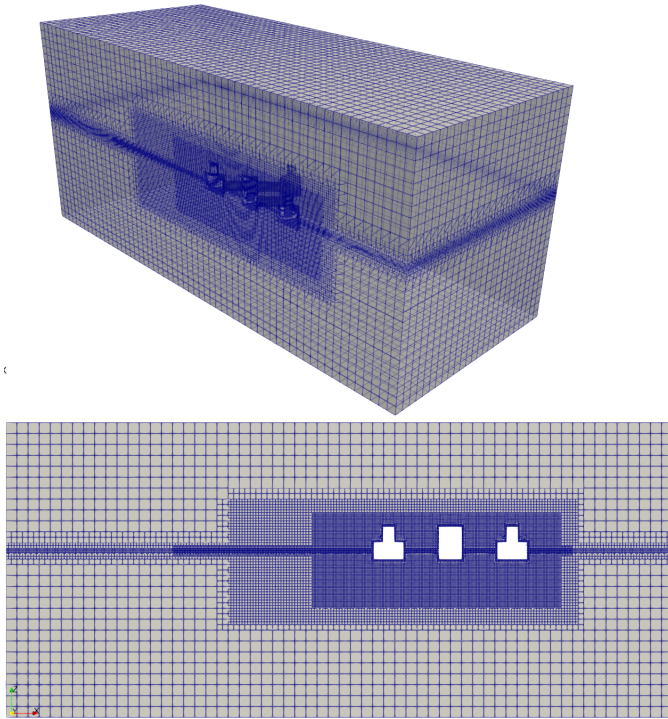


Fig. 3. Mesh built for analyzing towing resistance—top view depicted in 3D and bottom view in 2D for one of the two towing configurations under evaluation.

C. Computational Resource

Simulations were performed in a cluster, but always in one node for each simulation. The computers had the following characteristics: Intel®Xeon®Gold processors, with 20 cores, 64GB RAM, and 1TB SSD disk for data writing.

The processing time varied for each simulation, despite that, the average time recorded for the simulations was 9.5 hours using 16 processors. The simulation duration was established at 30 seconds, employing a constant time step of 0.01s. These decisions were guided by the convergence observed in initial test cases and considerations of the *Courant Number*, aiming for a balanced trade-off between stability and accuracy in the simulations.

IV. TEST MATRIX AND NUMERICAL SET-UP

A. Test matrix

The experimental program included multiple speeds in two towing configurations, see Figure 4. In the simulations just the orientation towards the flow was considered. The towing point was dismissed, as in [9] directional instabilities were not observed while towing the platform in the experimental campaign and no relevant differences in the resistance were observed due to this fact.

The Table II compiles the entire set of simulations, encompassing speeds up to 6 knots (full scale) for the two towing configurations. The mesh generation process remained consistent for both platform tow configurations, as discussed in Section III. However, it is noteworthy that a disparity in

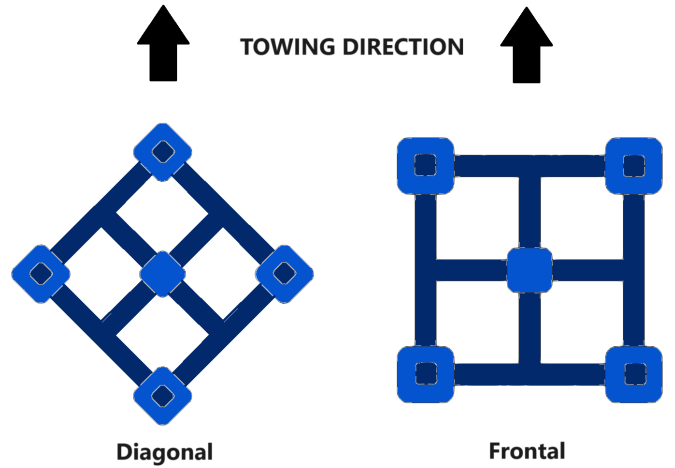


Fig. 4. Towing configurations simulated.

the number of cells between the frontal and diagonal cases is observable. This discrepancy arises due to the hexahedral meshing methodology^[4] employed in OpenFOAM®.

TABLE II
SIMULATION SET.

Set id.	Speed[kn]	Tow Config.	N. Cells[M]
1	1	Diagonal	2.659
2	2	Diagonal	2.659
3	3	Diagonal	2.659
4	4	Diagonal	2.659
5	5	Diagonal	2.659
6	6	Diagonal	2.659
7	1	Frontal	2.214
8	2	Frontal	2.214
9	3	Frontal	2.214

B. Numerical Set-up

The simulations were run in parallel, decomposed in 16 partitions by the *hierarchical* method. The parameters used to run the simulation and the boundary conditions are shown in Table III. The remaining boundaries, not shown in Table III, were subject to a symmetry condition.

Initial reference values of k and ω were: 5.952e-06 and 0.5952, respectively. The calculation of these parameters was made using the tool in [10].

V. RESULTS

The outcomes for each case and the disparities from the corresponding experimental data are provided in Table IV.

Overall, a satisfactory agreement is observed between the numerical and experimental estimations of towing resistance. However, significant deviations, with an error up to 37.7%, from the experimental data become apparent at towing speeds of 1 and 2 kn, in the diagonal configuration. Additionally, a significant discrepancy is also noted at the 2 kn towing speed for the frontal configuration. These variations can be attributed

TABLE III
TRANSPORT PROPERTIES & BOUNDARY CONDITIONS.

Parameters	Symbol	Value	Unit
Water density	ρ_{water}	998.8	[kg/m ³]
Air density	ρ_{air}	1.0	[kg/m ³]
Water kinematic viscosity	ν_{water}	1.09e-06	[m ² /s]
Air kinematic viscosity	ν_{air}	1.48e-05	[m ² /s]

Boundary conditions				
	Inlet	Outlet	Atmosphere	Platform
α_{water}	FV	VHFR	IO	ZG
k	FV	IO	IO	kqRWF
nut	FV	ZG	ZG	nutkRWF
ω	FV	IO	IO	omegaWF
p_{rgh}	FFP	ZG	TP	FFP
U	FV	OPMV	PIOV	MWV

TABLE IV
COMPARISON OF TOWING RESISTANCE ESTIMATES BETWEEN NUMERICAL SIMULATIONS AND EXPERIMENTAL DATA (FULL SCALE).

Set id.	Exp.Data[KN]	OF Results[KN]	Error[%]
1	2.933	4.038	37.7
2	10.835	8.962	17.3
3	25.014	24.891	0.5
4	51.073	47.120	7.7
5	79.270	78.976	0.4
6	113.926	111.765	1.9
7	2.566	2.795	8.9
8	9.051	7.631	15.7
9	19.669	20.453	4.0

to the less well-defined nature of the boundary layer and the limit of fully turbulent flow, as discussed in Section III.

The results are additionally presented graphically, offering a visual representation of the resistance curves for both configurations in contrast to the experimental data. These curves are depicted in Figure 5 and Figure 6, complementing the data previously provided in Table IV.

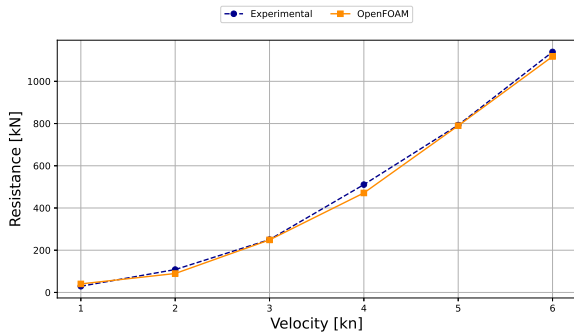


Fig. 5. Resistance Curve Comparison for diagonal towing Configuration.

The comparison of resistance numerical results, for the two towing configurations, albeit restricted to three towing speeds,

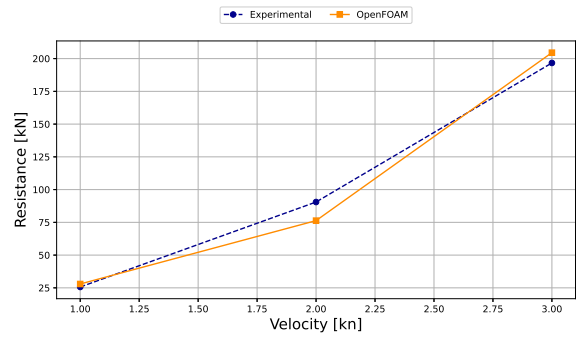


Fig. 6. Resistance Curve Comparison for frontal towing configuration

suggests a potentially faster increase in towing resistance for the diagonal configuration, with additional 4.66kN (numerical) and 5.35kN (experimental) to the towing resistance for the frontal configuration at an equivalent full scale speed of 3kn. This observed behavior may be attributed to the platform's dynamics and the specific characteristics of the hull geometry. Nevertheless, a comprehensive investigation into this matter is deferred to future work.

In addition to the resistance results, Figure 7 and Figure 8, provide images capturing wave generation and the wake at an equivalent full-scale towing speed of 5kn.

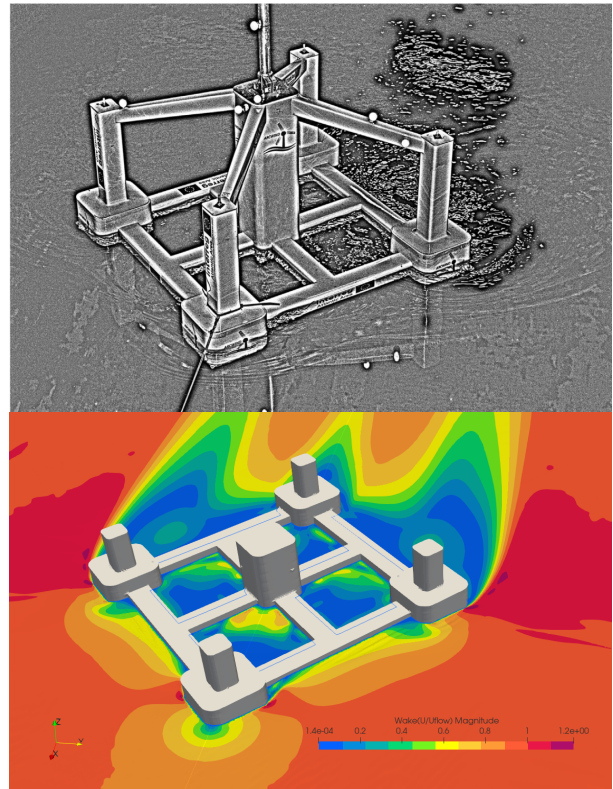


Fig. 7. Wake comparison between image in experiments [9] and OpenFOAM results at 5kn. - Top view experimental wake and bottom view, CFD wake

To facilitate a comparative analysis regarding the impact of

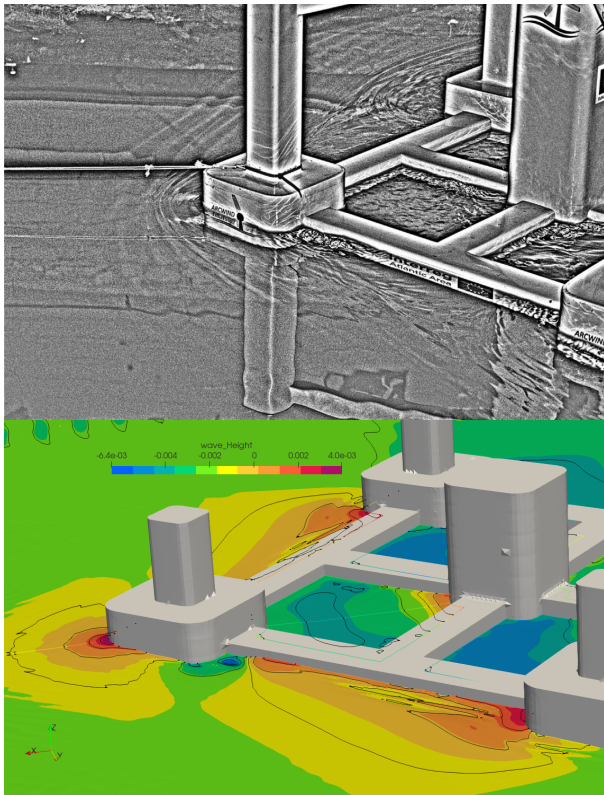


Fig. 8. Wave height and wake distortion comparison between image in experiments [9] and OpenFOAM results at 5kn. - Top view experimental wake and bottom view, CFD wave height.

omitting the towing cable in the simulation on downstream wake formation, Figure 7 and Figure 8 also include experimental images as presented in [9].

In Figure 7, the wake pattern of the platform appears comparable between the simulated and experimental cases at an equivalent full-speed of 5 kn. In both instances, the flow accelerates at the farthest inboard pontoon, indicated by the dark red color in the bottom view and a curve of bubbles in the top view. Conversely, Figure 8 reveals a depression in the frontal pontoon observed after the corner, depicted in blue in the CFD simulation.

VI. CONCLUSIONS

The comparison between empirical and numerical resistance curves reveals a strong correlation in the results. However, a more in-depth analysis of the frontal towing configuration at higher speeds remains a subject for future investigation.

The error analysis, particularly for the diagonal configuration, attests to the strong correlation between the experimental and numerical results for higher velocities, while larger errors are anticipated at lower speeds. This aligns with the expected trend of improved agreement as towing velocity increases, attributed to a less defined boundary layer at lower speeds.

The observed accelerated increase in towing resistance for the diagonal configuration, in contrast to the frontal configuration, as highlighted in the resistance comparison, is hypothe-

sized to stem from the interplay of platform dynamics and hull geometry. A comprehensive exploration of this phenomenon has been left for future research.

The visual examination of wake patterns reveals comparable behavior between simulated and experimental cases, suggesting similarities in the flow patterns around the hull of the platform.

Future work will additionally focus on developing a methodology for towing resistance in head waves and conducting a comprehensive analysis of the TLP model's results. This research will maintain continuity with the set of waves and velocities outlined in [9].

ACKNOWLEDGMENT

The authors acknowledge the computational resources received from the "Tanque de Provas Numérico. Universidade de São Paulo" (TPN) and the "Centro de Supercomputación y Visualización de Madrid" (CeSViMA). The authors would also like to thank Javier Calderón Sánchez and Alexandre Nicolaos Simos for the help in developing the simulations and issues related with the hydrodynamic approach.

REFERENCES

- [1] Juan Amate, Gustavo D Sánchez, and Gonzalo González. Development of a semi-submersible barge for the installation of a tlp floating substructure. tlpwind® case study. In *Journal of Physics: Conference Series*, volume 749, page 012016. IOP Publishing, 2016.
- [2] Wolf Dynamics. Tips and tricks in OpenFOAM®. <http://www.wolfdynamics.com/wiki/tipsandtricks.pdf>, 2014. Accessed: 3-12-2023.
- [3] EPNBR. Petrobras registra primeiro projeto de eólica offshore flutuante do brasil. <https://epbr.com.br/petrobras-anuncia-projeto-de-eolica-offshore-flutuante-no-rj/>, 2022. Accessed: 3-12-2023.
- [4] OpenFOAM ESI. Mesh generation with the snappyhexmesh utility. <https://www.openfoam.com/documentation/user-guide/4-mesh-generation-and-conversion/4-4-mesh-generation-with-the-snappyhexmesh-utility>. Accessed: 3-12-2023.
- [5] Thomas Hyland, Frank Adam, Frank Dahlias, and Jochen Großmann. Towing tests with the gicon®-tlp for wind turbines. In *ISOPE International Ocean and Polar Engineering Conference*, pages ISOPE-I. ISOPE, 2014.
- [6] E. Henriques J. Cardoso, M. Vieira and L. Reis. Computational analysis of the transportation phase of an innovative foundation for offshore wind turbine. *Ships and Offshore Structures*, 16(7):725–734, 2021.
- [7] Hrvoje Jasak. Openfoam: Open source cfd in research and industry. *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*, 1(2):89–94, 2009.
- [8] Bjarke Larsen and David Fuhrman. On the overproduction of turbulence beneath surface waves in reynolds-averaged navier–stokes models. *Journal of Fluid Mechanics*, 853:419–460, 10 2018.

- [9] Jordi Mas-Soler, Emre Uzunoglu, Gabriele Bulian, C. Guedes Soares, and Antonio Souto-Iglesias. An experimental study on transporting a free-float capable tension leg platform for a 10 mw wind turbine in waves. Renewable Energy, 179:2158–2173, 2021.
- [10] CFD Online. Turbulence properties, conversions boundary estimations. <https://www.cfd-online.com/Tools/turbulence.php>. Accessed: 3-12-2023.
- [11] Emre Uzunoglu and C. Guedes Soares. Hydrodynamic design of a free-float capable tension leg platform for a 10 mw wind turbine. Ocean Engineering, 197:106888, 2020.

Predictive Control of Multiphase Systems for Off-shore Wind Power Plants

Manuel G. Satué

*Systems Engineering and Automation Department
University of Seville
Seville, Spain
mgarrido16@us.es*

Juan M. Escaño

*Systems Engineering and Automation Department
University of Seville
Seville, Spain
jescano@us.es*

Federico Barrero

*Electronic Engineering Department
University of Seville
Seville, Spain
fbarrero@us.es*

Manuel A. Perales

*Electronic Engineering Department
University of Seville
Seville, Spain
mperales@us.es*

Abstract—Offshore energy installations have experienced a significant growth since their proposal. However, the technical challenges associated with the distance of generation to that of consumption has hindered further progress. In this context, High Voltage Direct Current Transmission (HVDC) is emerging as an alternative to the usual Alternating Current link. The use of a Direct Current Link (DCL) opens the way for other systems such as multiphase generators. This study updates the potential advantages of using predictive control of multiphase systems in the realm of offshore energy production, using wind and/or waves as the primary energy source. In particular, the need and advantages of using locally tuned weighting factors is explored.

Index Terms—Multiphase systems, Predictive control, Voltage Source Converter, Wave energy, Wind energy

I. INTRODUCTION

The actual trend towards the use of electric energy for transportation and other uses has prompted the increase in electricity generation. On the other hand, renewable energies are being researched to replace the dependence on fuel [1]. Off-shore wind-energy installations are considered as an interesting avenue for research projects for various reasons [2]. One of them is the increased efficiency compared with the land-based case [3]. As a result, many countries have already put in operation wind farms such as the Hornsea Project in the United Kingdom and the Nanpeng Island farm in China. The case of wave energy has seen a less rapid development due to more stringent conditions for its installations [4].

In both cases, the energy-link with shore is a critical element and so, High Voltage Direct Current Transmission (HVDC) has been proposed for this task instead of the more common Alternating Current link [5]. However, for distances larger than 90 km the HVDC alternative is endangered [6]. Nevertheless, HVDC opens the possibility of using high-power Voltage Source Converters (VSC) with its associated advantages [7], [8]. These include better options to deal with issues such as reactive power and harmonics [9].

Once VSC are being used, there is no need to remain constrained to the three-phase case. Multiphase systems can be used in full providing some useful characteristics. It is worth noting that multiphase electric machines have been increasingly researched for many applications. Better efficiencies and fault tolerance are often mentioned when comparing multiphase systems with conventional ones using just three phases [10]. These positive traits come at the cost of a more complex control scheme. However, the recent combination of Model Predictive Control (MPC) with multiphase systems has provided a means to obtain fast and accurate control of stator currents that is needed for motors and generators [11].

In this context, the strategy termed Finite State MPC (FSMPC) for stator current tracking is presently the most popular method to deal with multiphase systems. FSMPC easily allows to tackle any number of phases providing high bandwidth control. In this configuration, the VSC is directly attached to the FSMPC avoiding modulation stages. As an example consider the work in [12], where a technology status review is presented.

The application of FSMPC to multiphase systems is riddled with a high computational cost. This has been recently avoided with the development of fast computation methods [13], [14] capable of providing the control signal in a few micro-seconds using an affordable and off-the-shelf Digital Signal Processor (DSP).

The FSMPC method is also becoming popular for its flexibility. For instance, modulation variants that are impossible with PWM can be used with FSMPC [15], the mechanical load characteristics can be considered with ease [16]. However, simple tuning rules do not exist for this case [17], [18]. In the case of wind/waves applications, predictive methods have been proposed in [19] and [20]. Please note that, other control strategies have been used for vibration control and other issues that are not part of the scope of this work [21]–[25].

The FSMPC strategy uses a Cost Function (CF) that must be

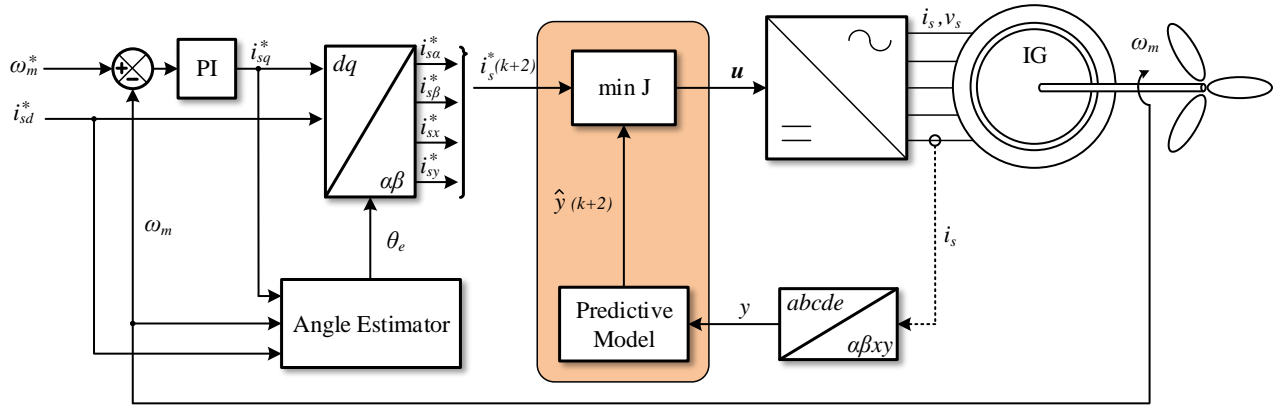


Fig. 1. Diagram of predictive control of a wind turbine driving a multiphase generator.

minimized at each sampling period. The CF puts a penalty on deviations from objectives using Weighting Factors (WF). The tuning of the objective function can be difficult since FSMPC faces a trade-off between conflicting criteria and is dependent on the operating point [26]. This is of importance in wind turbines where the wind speed cannot be manipulated.

Also, the FSMPC method is becoming popular for its flexibility. For instance, modulation variants that are impossible with PWM can be used with FSMPC [15], the mechanical load characteristics can be considered with ease [16], and fault-tolerance capabilities are better utilized. On the other hand, simple tuning rules are no longer applicable [17], [18].

Also, some nonlinear behavior is observed stemming from speed estimation [27], computation of the flux angle [11] and the coefficients of the predictive model [28]. This makes the analysis very complicated, limiting the use of some techniques [29]–[31] thus one must resort to experimentation. Finally, robustness must also be assessed using experimentation [32].

II. MODEL DESCRIPTION

Models of wind-energy plants have been developed in the past years for various configurations [33]–[35]. In this paper, the basic energy conversion model is used. The wind-energy system includes a wind turbine that moves multiphase induction generator (IG), where a VSC is used to connect to the grid [36]. The DC link models the submarine cable interconnecting the offshore converter. The power conversion depends on a performance ration C_p , the blade angle β and the speed ratio of the tip λ resulting in the following equations

$$P_m = \frac{1}{2} \rho_a A_s V_w^3 C_p(\beta, \lambda) \quad (1)$$

$$\lambda = \frac{R_t \omega}{V_w} \quad (2)$$

Then, approximations are used to model the performance coefficient as function of β and λ . These equations describe the behavior of the wind turbine's mechanical side. Regarding the IG, the vector space decomposition [37] is used to project the n -dimensional space (with n phases) into $\alpha - \beta$ and $x -$

y coordinates. Currents in $\alpha - \beta$ are responsible for torque conversion, whereas $x - y$ components create just losses and must be minimized. The conversion is achieved using a power-invariant transformation. This matrix depends upon the n . The following one is for a six phase system and is given as an example.

$$M = \frac{1}{\sqrt{3}} \begin{pmatrix} 1 & c4\vartheta & c8\vartheta & c1\vartheta & c5\vartheta & c9\vartheta \\ 0 & s4\vartheta & s8\vartheta & s1\vartheta & s5\vartheta & s9\vartheta \\ 1 & c8\vartheta & c4\vartheta & c5\vartheta & c1\vartheta & c9\vartheta \\ 0 & s8\vartheta & s4\vartheta & s5\vartheta & s1\vartheta & s9\vartheta \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad (3)$$

where c indicates cosine, s indicates sine and $\vartheta = \pi/6$. The transformation from $\alpha - \beta$ to $d - q$ is interesting as the speed controller is designed in an IFOC-like manner. Said transformation is obtained using the following rotation matrix

$$R = \begin{pmatrix} \cos \theta_a & -\sin \theta_a \\ \sin \theta_a & \cos \theta_a \end{pmatrix}, \quad (4)$$

where θ_a is the angle of the frame at ω_a speed. The equations of the n -phase machine can be written (after the transformation) as

$$\begin{aligned} v_{\alpha\beta s}(t) &= R_s i_{\alpha\beta s}(t) + p \Psi_{\alpha\beta s}(t) \\ 0 &= R_r i_{\alpha\beta r}(t) + p \Psi_{\alpha\beta r}(t) - j \omega_r(t) \Psi_{\alpha\beta r}(t) \\ \Psi_{\alpha\beta s}(t) &= L_s i_{\alpha\beta s}(t) + L_m i_{\alpha\beta r}(t) \\ \Psi_{\alpha\beta r}(t) &= L_m i_{\alpha\beta s}(t) + L_r i_{\alpha\beta r}(t) \\ v_{xys}^w(t) &= R_s i_{xys}^w(t) + p \Psi_{xys}^w(t) \\ \Psi_{xys}^w(t) &= L_{ls} i_{xys}^w(t) \end{aligned} \quad (5)$$

where p is the derivative operator. These equations link stator voltages $v_s(t)$, fluxes $\Psi_s(t)$, $\Psi_r(t)$, currents $i_s(t)$, $i_r(t)$, and electrical angular speed $\omega_r(t)$ in $\alpha - \beta$ and $x - y$ subspaces. The following machine parameters are used: resistances R_s , R_r , inductances L_s , L_r , leakage inductance L_{ls} and mutual inductance L_m .

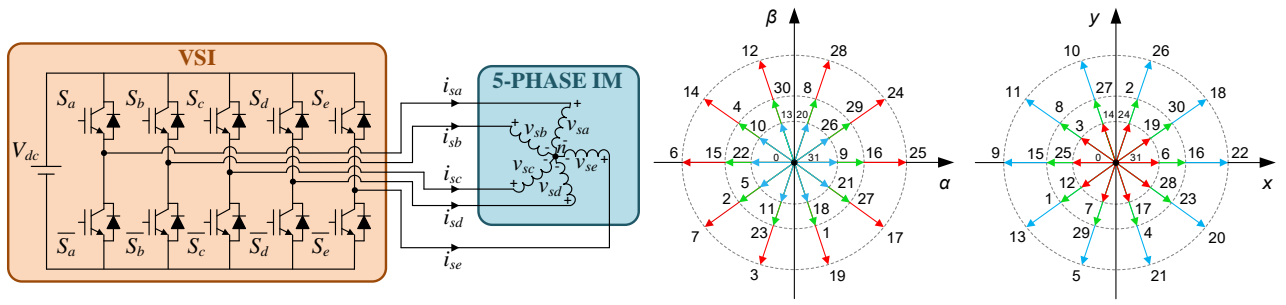


Fig. 2. Five-phase IM drive diagram (left) and available voltage vectors derived from the switching vector S in decimal (right).

The mechanical part of the system follows:

$$\begin{aligned} T_e(t) &= P \frac{L_m}{L_r} (\Psi_{\alpha r}(t) i_{\beta s}(t) - \Psi_{\beta r}(t) i_{\alpha s}(t)) \\ Np\omega_r(t) + B\omega_r(t) &= P(T_e(t) - T_L(t)) \end{aligned} \quad (6)$$

where $T_L(t)$ is the driving torque, P the number of pair of poles, N the inertia coefficient, $T_e(t)$ is the torque and B the friction coefficient.

A. Predictive control

The above equations allow writing a predictive model in state-space form using as state components the following variables: $x_1 = i_{\alpha s}$, $x_2 = i_{\beta s}$, $x_3 = i_{\alpha r}$, $x_4 = i_{\beta r}$, $x_5 = i_{x s}$, $x_6 = i_{y s}$, $x_7 = \omega_r$. The resulting state-space equations are

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= -R_s \lambda_2 x_1 + \lambda_3 (R_r x_3 + x_7 x_4 L_r + x_7 x_2 L_m) + \lambda_2 v_1 \\ \dot{x}_2 &= -R_s \lambda_2 x_2 + \lambda_3 (R_r x_4 - x_7 x_3 L_r - x_7 x_1 L_m) + \lambda_2 v_2 \\ \dot{x}_3 &= R_s \lambda_3 x_1 + \lambda_4 (-R_r x_3 - x_7 x_4 L_r - x_7 x_2 L_m) - \lambda_3 v_1 \\ \dot{x}_4 &= R_s \lambda_3 x_2 + \lambda_4 (-R_r x_4 + x_7 x_3 L_r + x_7 x_1 L_m) - \lambda_3 v_2 \\ \dot{x}_5 &= -R_s \lambda_5 x_5 + \lambda_5 v_3 \\ \dot{x}_6 &= -R_s \lambda_5 x_6 + \lambda_5 v_4 \\ \dot{x}_7 &= \lambda_6 (x_2 x_3 - x_1 x_4) - \lambda_7 x_7 - \lambda_8 v_5 \end{aligned} \quad (7)$$

where $\lambda_1 = L_s L_r - L_m^2$, $\lambda_2 = \frac{L_r}{\lambda_1}$, $\lambda_3 = \frac{L_m}{\lambda_1}$, $\lambda_4 = \frac{L_s}{\lambda_1}$, $\lambda_5 = \frac{1}{L_{ls}}$, $\lambda_6 = \frac{P^2 L_m}{J}$, $\lambda_7 = \frac{B}{J}$, $\lambda_8 = \frac{P}{J}$ that can be obtained using system identification techniques [38], [39].

The manipulated variables are the gates of the VSC. The VSC diagram is presented in Fig. 2 together with the set of available voltage vectors.

The model needs to be converted to discrete-time form to be used by a computer program. Any discretization scheme with sampling time T_s can be used in principle. The 2-step ahead prediction is needed since the computation time is a notable portion of the sampling period. The following expression can be found for the prediction $\hat{i}(k+2|k)$ for stator currents:

$$\hat{i}(k+2|k) = A i(k) + B_1 u(k) + B_2 u(k+1) + \hat{G}(k|k) \quad (8)$$

In this expression u is the control action, and $\hat{G}(k|k)$ is a term accounting for the rotor currents. The value of $u(k+1)$ at discrete time k is made optimizing the CF for $k+2$.

The objective function must impose a penalty on the predicted control error $\hat{e}(k+2) = (i^*(k+2) - \hat{i}(k+2))$, where $i^*(k+2)$ represents the reference for i , where $\hat{i}(k+2)$ is obtained from (8). Separating the α - β and x - y spaces, one gets

$$J = \|\hat{e}_{\alpha\beta}\|^2 + \lambda_{xy} \|\hat{e}_{xy}\|^2 + \lambda_{sc} SC \quad (9)$$

where $\|\cdot\|$ denotes vector modulus, λ_{xy} is a parameter to give more importance to x - y penalization and λ_{sc} is used to penalize VSC switch changes.

III. CONTROL TUNING

Control tuning is concerned with choosing parameters to achieve an adequate closed-loop response. In the case of FSMPC the tuning parameters are the WF of the CF. Its tuning has been deemed difficult by some researchers [40]. This is so because different figures of merit depend upon the WF. In the case of wind generators, α - β tracking is essential. Along with this objective, x - y regulation is important since it allows to reduce losses which increases the overall efficiency. Also, the commutation frequency needs to be kept within limits due to VSC safety operation and also to reduce commutation losses. It can be assumed that the VSC imposes a limit on F_{sw} on the maximum switching frequency. This must be ensured for all operating points, so $F_{sw} < U_{sw}$. Now, control error in α - β and x - y must be minimized.

The most usual tuning procedure is the use of fixed WFs for all operating points. However this is sub-optimal since the IG has different values of the figures of merit for different operating points. It makes more sense to use a different tuning for each combination of load and speed. This is the concept of Local Controllers, where at any given moment, just one controller is enabled from a set. The decision is based on a few variables related to the actual state of the system. This works provided that a unique controller is assigned to each state. If the controllers in the set have the same structure (with different parameters), the problem becomes one of parameter selection. In the case of FSMPC the tuning parameters are the factors in the objective function J described in (9). Adaptive controllers could be used [41], but these are not well suited for fast changes in the operating regime.

The selection of regions is not trivial. For this case speed ω and load T can be used as scheduling variables [42]. The

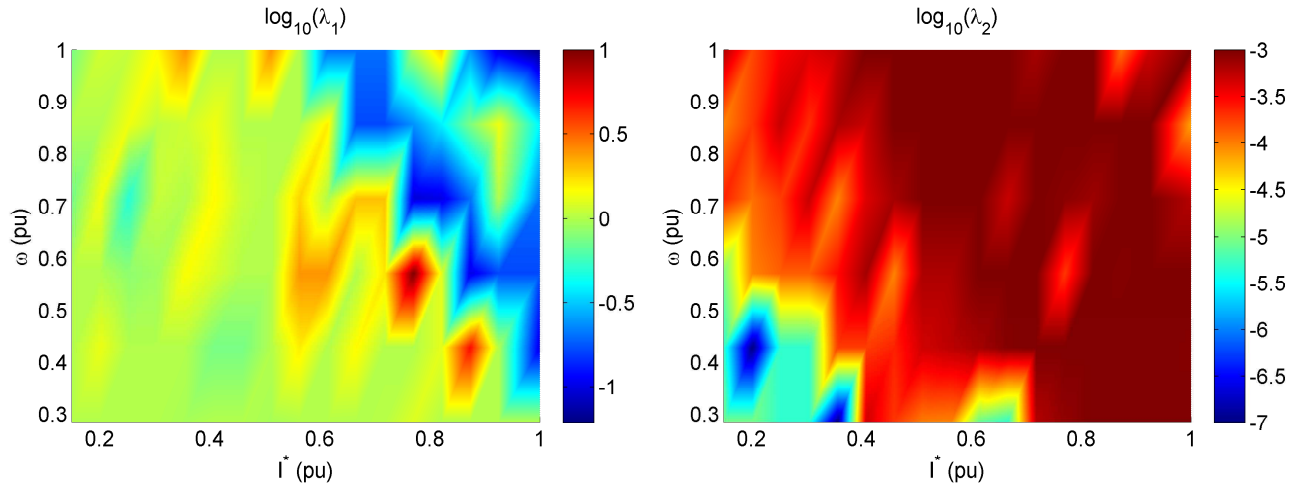


Fig. 3. Optimal values of the WF ($\lambda_1 = \lambda_{xy}$ and $\lambda_2 = \lambda_{sc}$) for the operating region determined by load and speed.

operating space can be defined as $\Phi = [0, \bar{\omega}] \times [0, \bar{T}]$ where the over line indicates maximum value.

The partition of Φ can use rectangular cells in the form $[h\Delta\omega, (h+1)\Delta\omega] \times [j\Delta T, (j+1)\Delta T]$ obtained considering some increments $\Delta\omega$ and ΔT . For smaller increments the obtained partition is finer, thus enabling a better scheduling at the cost of some extra memory.

A. Local Tuning

Each cell $\phi_{hj} \in \Phi$ is defined as

$$\phi_{hj} = [h\Delta\omega, (h+1)\Delta\omega] \times [j\Delta T, (j+1)\Delta T] \quad (10)$$

A unique value of the WF is considered for each operating point in the cell. The value is selected as the solutions of

$$\begin{aligned} \min_{\lambda_{xy}, \lambda_{sc}} \quad & E_{xy} \\ \text{s.t.} \quad & E_{\alpha\beta} < U_{\alpha\beta} \\ & \max f_{sw} < U_{sw} \end{aligned} \quad (11)$$

where $E_{\alpha\beta}$ is the root mean squared control error in $\alpha - \beta$, E_{xy} that of the $x - y$ stator currents, and $\max f_{sw}$ is the maximum of the switching frequency f_{sw} .

With this method, a minimization of $x - y$ related losses is achieved ensuring at the same time that the tracking error is below some limit $U_{\alpha\beta}$ and that the VSI would not exceed a limit U_{sw} .

In order to solve (11), an optimization algorithm linked to a simulation of the drive must be used. The five-phase IM, the VSI and the PCC are simulated using a Runge-Kutta method that includes the controller as a discrete-time part. The computing time needed by the controller is included as part of the simulation to obtain more realistic results. The IM parameters are those of the real IM in the experimental setup that will be used later for confirmation. A sampling time of $80 \cdot 10^{-6}$ (s) has been used for the controller. This sampling time is enough for most modern DSP to run the PCC code.

As an example, Fig. 3 shows the optimal values of the WF for the operating region determined by load and speed. The nonlinear relationships between the WF and the operating point are clearly visible. Also, the fact that the optimal values can be quite different from an operating point to another, which shows that the fixed WF scheme is sub-optimal.

B. Results

An effective testing platform has been developed by adding a mathematical representation of all related dynamic systems, using the 5-phase IM detailed in Table II and including a Gaussian noise to create a realistic scenario. The effectiveness of the proposed method is analyzed using this testing platform.

Some tests have been conducted to compare the performance in steady state of the proposal. A reference speed of 500 rpm is imposed and a load torque equal to 85% of the rated one are applied. Speed regulation (upper plot) is quite satisfactory with very small fluctuations due mainly to the digital speed measurement method [27]. In the middle plot, one can see that stator current control in the $\alpha - \beta$ plane is effectively achieved. As can be seen, the sinusoidal reference trajectory is followed by the stator currents in $\alpha - \beta$ axes.

At the same time, $x - y$ currents are kept within limits as it is shown in the lower plot. This leads to a reduction in the harmonic content of the stator currents and, consequently, to a higher system efficiency.

Please note that, in order to achieve similar results for control schemes using PWM modulation one would have to derive several controllers to deal with the number of phases and their tuning would be much more elaborate than the one used here.

IV. LIMITATIONS AND FUTURE RESEARCH

The main limitations of MPC for electrical systems are the need for a computing device and the accuracy of the control model. The first issue is becoming less relevant as the price of computing devices continues to fall. This is specially true

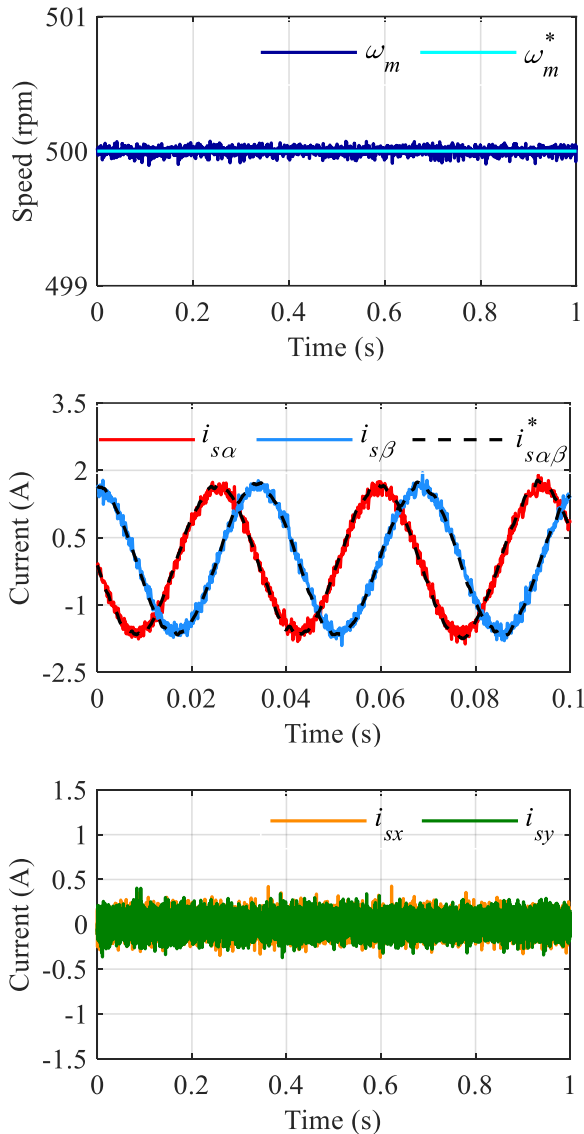


Fig. 4. Trajectories of speed (top), $\alpha - \beta$ stator currents (middle) and $x - y$ stator currents (bottom) for a steady-state test at 500 rpm and 85% of rated torque.

in high power applications where the cost of a DSP is small compared with other elements.

The second limitation is a subject of current research. It must be noted that first principles model do cover most of the phenomena observed in these systems. However, parameter excursions are of importance, specially of those depending on temperature.

Regarding future research directions, methods capable of autotuning regarding the WF of the CF would be of great importance for commissioning of generators and/or drives. Although some proposals have been made, this remains an open subject. Fault diagnosis is another area of interest. Although multiphase systems have inherent fault tolerant capabilities, the control system must identify the faulty situation and react

accordingly.

Other research avenues are concerned with model-free control, artificial intelligence and data-driven methods. These can tackle issues such as the aforementioned parameter excursions in a novel way.

V. CONCLUSIONS

The positive traits of for multiphase systems can be incorporated to wind/wave energy applications where direct current transmission is used thanks to the use of high power voltage source converters. However, these systems require a more detailed control system. A reliable and efficient control scheme is required to deal with multiple degrees of freedom simultaneously. Among various control strategies, MPC is a competitive technology to achieve this objective because of its inherent characteristic of multi-objective control.

In this decade, research on MPC has been conducted for multiphase systems, dealing with issues such as weighting factor design, computational complexity reduction, fault-tolerant operation and harmonic suppression. Compared with other techniques, MPC offers some benefits in terms of flexibility needing some advanced methods for its tuning. Overall, the complexity of the control structure is similar to that of high-end three-phase systems, requiring a digital signal processor to interface directly with the VSC.

In particular, methods based on local tuning provide better control results for the case of induction generators. In particular, the different objectives can be shaped for the particular application (in this case the IG connected to a wind turbine). The results of this paper show that the slight increase in complexity is a small price to pay for the flexibility and reliability offered by the predictive control techniques that can be employed. This is particularly interesting for applications where energy efficiency is of utmost importance.

ACKNOWLEDGMENT

This work is part of project TED2021-129558B-C22, funded by Ministerio de Ciencia e Innovación Agencia Estatal de Investigación os Spain MCIN/AEI/10.13039/501100011033 and also by the European Union NextGenerationEU/ PRTR.

REFERENCES

- [1] M. DeCastro, S. Salvador, M. Gómez-Gesteira, X. Costoya, D. Carvalho, F. Sanz-Larruga, and L. Gimeno, "Europe, china and the united states: Three different approaches to the development of offshore wind energy," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 109, pp. 55–70, 2019.
- [2] A. Marrero et al., "A new control algorithm to increase the stability of wind-hydro power plants in isolated systems: El hierro as a case study," *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 11, no. 2, p. 335, 2023.
- [3] W. Musial, P. Spitsen, P. Beiter, P. Duffy, M. Marquis, A. Cooperman, R. Hammond, and M. Shields, "Offshore wind market report: 2021 edition," EERE Publication and Product Library, Washington, DC (United States), Tech. Rep., 2021.
- [4] S. Jin and D. Greaves, "Wave energy in the uk: Status review and future perspectives," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 143, p. 110932, 2021.
- [5] M. Hesami et al., "Hvdc breaker power loss reduction by bridge-type hybrid breakers," *Energies*, vol. 14, no. 6, p. 1526, 2021.

- [6] M. Wang, T. An, H. Ergun, Y. Lan, B. Andersen, M. Szechtman, W. Leterme, J. Beerten, and D. Van Hertem, "Review and outlook of HVDC grids as backbone of transmission system," *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, vol. 7, no. 4, pp. 797–810, 2020.
- [7] M. R. Arahal et al., "Harmonic analysis of direct digital control of voltage inverters," *Mathematics and Computers in Simulation*, vol. 130, pp. 155–166, 2016.
- [8] C. Martín et al., "Five-phase induction motor rotor current observer for finite control set model predictive control of stator current," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 63, no. 7, pp. 4527–4538, 2016.
- [9] A. Maalla, "Research on reactive power control of the hvdc transmission system," in *2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC)*, vol. 1. IEEE, 2020, pp. 2475–2479.
- [10] F. Barrero and M. J. Duran, "Recent advances in the design, modeling, and control of multiphase machines—part i," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 63, no. 1, pp. 449–458, 2015.
- [11] C. Martín et al., "Multiphase rotor current observers for current predictive control: A five-phase case study," *Control Engineering Practice*, vol. 49, pp. 101–111, 2016.
- [12] Z. Xue, S. Niu, A. M. H. Chau, Y. Luo, H. Lin, and X. Li, "Recent advances in multi-phase electric drives model predictive control in renewable energy application: A state-of-the-art review," *World Electric Vehicle Journal*, vol. 14, no. 2, p. 44, 2023.
- [13] M. Durán et al., "Improved techniques of restrained search predictive control for multiphase drives," in *2009 IEEE International Electric Machines and Drives Conference*. IEEE, 2009, pp. 239–244.
- [14] M. R. Arahal et al., "Fast finite-state predictive current control of electric drives," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 12 821–12 828, 2023.
- [15] M. G. Satué et al., "Multi-phase predictive control using two virtual-voltage-vector constellations," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial*, pp. 01–05, 2023.
- [16] M. Bermúdez et al., "Predictive current control in electrical drives: an illustrated review with case examples using a five-phase induction motor drive with distributed windings," *IET Electric Power Applications*, vol. 14, no. 8, pp. 1291–1310, 2020.
- [17] J. Díaz, R. Costa-Castelló, and S. Dormido, "An interactive approach to control systems analysis and design by the root locus technique," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, vol. 18, no. 2, pp. 172–188, 2021.
- [18] M. Berenguel, M. Arahal, and E. Camacho, "Modelling the free response of a solar plant for predictive control," *Control engineering practice*, vol. 6, no. 10, pp. 1257–1266, 1998.
- [19] K. Khedkar and A. P. S. Bhalla, "A model predictive control (MPC)-integrated multiphase immersed boundary (IB) framework for simulating wave energy converters (WECs)," *Ocean Engineering*, vol. 260, p. 111908, 2022.
- [20] N. Mughees, M. H. Jaffery, and M. Jawad, "A new predictive control strategy for improving operating performance of a permanent magnet synchronous generator-based wind energy and superconducting magnetic energy storage hybrid system integrated with grid," *Journal of Energy Storage*, vol. 55, p. 105515, 2022.
- [21] M. Á. López-Romero and M. S. Peñas, "A positive position feedback controller for vibration control of wind turbines," *Energy Reports*, vol. 9, pp. 1342–1353, 2023.
- [22] M. Serrano-Antoñanzas, J.-E. Sierra-García, M. Santos, and M. Tomas-Rodríguez, "Identification of vibration modes in floating offshore wind turbines," *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 11, no. 10, p. 1893, 2023.
- [23] E. Muñoz-Palomeque, J. E. Sierra-García, and M. Santos, "Hybrid intelligent control for maximum power point tracking of a floating wind turbine," in *International Conference on Hybrid Artificial Intelligence Systems*. Springer, 2023, pp. 495–506.
- [24] P. Aboutaleb, F. M'zoughi, I. Martija, I. Garrido, and A. J. Garrido, "Switching control strategy for oscillating water columns based on response amplitude operators for floating offshore wind turbines stabilization," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 11, p. 5249, 2021.
- [25] J. E. Sierra-García and M. Santos, "Lookup table and neural network hybrid strategy for wind turbine pitch control," *Sustainability*, vol. 13, no. 6, p. 3235, 2021.
- [26] M. R. Arahal et al., "Cost function optimization for predictive control of a five-phase IM drive," *Optimal Control Applications and Methods*, vol. 41, no. 1, pp. 84–93, 2020.
- [27] D. Soto-Marchena et al., "On-site calibration of an electric drive: A case study using a multiphase system," *Sensors*, vol. 23, no. 17, p. 7317, 2023.
- [28] M. R. Arahal et al., "Cost function optimization for multi-phase induction machines predictive control," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, vol. 16, no. 1, pp. 48–55, 2019.
- [29] C. Stoica et al., "Application of robustified model predictive control to a production-inventory system," in *Proceedings of the 48th IEEE Conference on Decision and Control (CDC) and 28th Chinese Control Conference*. IEEE, 2009, pp. 3993–3998.
- [30] D. Limon et al., "Interval arithmetic in robust nonlinear mpc," *Assessment and Future Directions of Nonlinear Model Predictive Control*, pp. 317–326, 2007.
- [31] T. Alamo et al., "Introducing linear matrix inequalities in a control course," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 39, no. 6, pp. 205–210, 2006.
- [32] C. Martín et al., "Sensitivity of predictive controllers to parameter variation in five-phase induction motor drives," *Control Engineering Practice*, vol. 68, pp. 23–31, 2017.
- [33] P. Cabrera, M. Folley, and J. A. Carta, "Design and performance simulation comparison of a wave energy-powered and wind-powered modular desalination system," *Desalination*, vol. 514, p. 115173, 2021.
- [34] P. Aboutaleb, A. J. Garrido, I. Garrido, D. T. Nguyen, and Z. Gao, "Hydrodynamic and static stability analysis of a hybrid offshore wind-wave energy generation: An expansion of semisubmersible floating wind turbine concept," in *Proceedings of the European Wave and Tidal Energy Conference*, vol. 15, 2023.
- [35] H. Assia et al., "Wind turbine active fault tolerant control based on backstepping active disturbance rejection control and a neurofuzzy detector," *Energies*, vol. 16, no. 14, p. 5455, 2023.
- [36] J. Carta, "Wind power integration," *Comprehensive renewable energy*, 2012.
- [37] I. Zoric, M. Jones, and E. Levi, "Vector space decomposition algorithm for asymmetrical multiphase machines," in *2017 International Symposium on Power Electronics (Ee)*. IEEE, 2017, pp. 1–6.
- [38] M. R. Arahal, M. Berenguel, and F. Rodríguez, *Técnicas de predicción con aplicaciones en Ingeniería*. Universidad de Sevilla, 2006.
- [39] J. D. Schwartz et al., "Control-relevant demand forecasting for tactical decision-making in semiconductor manufacturing supply chain management," *IEEE Transactions on semiconductor manufacturing*, vol. 22, no. 1, pp. 154–163, 2009.
- [40] M. R. Arahal et al., "Trade-offs analysis in predictive current control of multi-phase induction machines," *Control Engineering Practice*, vol. 81, pp. 105–113, 2018.
- [41] F. Rodríguez, M. Berenguel, and M. R. Arahal, "Feedforward controllers for greenhouse climate control based on physical models," in *2001 European control conference (ECC)*. IEEE, 2001, pp. 2158–2163.
- [42] A. Kowal G et al., "Constraint satisfaction in current control of a five-phase drive with locally tuned predictive controllers," *Energies*, vol. 12, no. 14, p. 2715, 2019.

Detecting Errors in Wind Turbines using Machine Learning and OpenFAST Simulation

B. Weiss, M. Santos, and S. Esteban

Dpto. Arquitectura de Computadores y Automática, Fac. Informática

Universidad Complutense de Madrid

28040 Madrid, Spain

Email: bweiss@ucm.es, msantos@ucm.es, segundo@dacya.ucm.es

Abstract—This research explores advanced approaches to improve error detection and optimize performance in wind turbines in general and on barge-type floating offshore ones in particular. By integrating machine learning with OpenFAST simulation and utilizing MATLAB’s ThingSpeak as an IoT server, the study aims to provide real-time insights for offshore wind environments. The findings contribute to improved error detection strategies and refined maintenance practices, aligning with global efforts to enhance the efficiency and sustainability of offshore wind energy.

I. INTRODUCTION

The increasing demand for sustainable energy has driven the expansion of offshore wind farms [1]. Unlike their onshore counterparts, offshore wind turbines are subject to complex environmental conditions, including dynamic platform movements[2]. Floating platforms, such as the ITI Energy Barge, have emerged as a solution to harness wind energy in deeper waters.

The effectiveness of offshore wind energy depends on the reliable operation of turbines, making error detection and maintenance crucial. The dynamic nature of offshore environments requires advanced monitoring techniques to ensure optimal performance and long-life of wind turbines.

Efficient error detection is essential to maintain the reliability and performance of offshore wind turbines. Traditional methods may fail to capture the intricacies of floating platforms. The integration of machine learning with OpenFAST simulation offers a promising solution to address the unique challenges posed by offshore environments [3].

This study aims to improve the error detection capabilities of a wind turbine on a floating platform. By combining machine learning algorithms [4] and high fidelity simulation techniques, we strive to improve the understanding of turbine behavior and contribute to the development of more robust and efficient offshore wind energy systems.

The overarching goals of this research are the following:

a) *Enhance the Reliability of Error Detection Mechanisms*: Improve the effectiveness and dependability of anomaly detection mechanisms in offshore wind turbines.

b) *Optimize the Performance of floating offshore wind Turbines*: Enhance the operational efficiency and performance of a floating offshore wind turbines barge-type.

c) *Contribute Valuable Insights for Future Offshore Wind Farms*: Provide insights and recommendations that can inform the operation of future offshore wind farms.

The main contributions of this research include:

- Investigate and implement advanced machine learning techniques integrated with OpenFAST simulation for anomaly detection in offshore wind turbines.
- Analyze the performance of a specific floating offshore barge-type wind turbine, and identify areas for optimization.
- Extract key findings from simulation results and machine learning analyses to offer practical recommendations for operation of offshore wind farms.

Achieving these objectives is critical to advance the efficiency and sustainability of offshore wind energy, ultimately contributing to global efforts to combat climate change.

The structure of the paper is as follows. Section II briefly summarized some related works. In section III, the methodology that integrates the model of the wind turbine, the OpenFAST simulation tool, machine learning techniques and an Internet of Things (IoT) architecture is proposed. The expected results are presented and discussed. The paper ends with the conclusions and future works.

II. LITERATURE REVIEW

In the literature, there are several studies on the application of machine learning technique to fault detection in wind turbines. For instance, the paper by [5] reviews machine learning (ML) models that have been used for condition monitoring in wind turbines (e.g. blade fault detection or generator temperature monitoring). They concluded that most models use Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA) or simulated data, with almost two-thirds of the methods using classification and the rest relying on regression. Neural networks, support vector machines, and decision trees are most commonly used. The paper by [6] provides a comprehensive review of studies on ML methods and techniques for WT fault diagnosis. These works are classified as supervised, unsupervised, and semi-supervised learning methods and highlight the necessity of these techniques to reduce equipment downtime and minimize financial losses. Pandit et al. [7] also investigate new techniques for wind turbine fault detection based on SCADA system data to avoid unscheduled shutdowns. The

proposed method starts with analyzing and determining the fault indicators corresponding to a failure mode. Three main system failures including generator failure, converter failure, and pitch system failure are studied. Convolutional neural network with ResNet50 is applied and compared with support vector machine classifier and support vector regression, showing the effectiveness of the convolutional network.

More recently, in [8], recent advancement made in data-driven technologies based on SCADA data for improving wind turbines' operation and maintenance activities (e.g. condition monitoring, decision support, critical components failure detections) are studied. Machine learning techniques applied to wind turbines' operation and maintenance (O&M) are reviewed. The findings suggest that most commonly used data-driven models are neural networks, support vector machines, probabilistic models, and decision trees, although each of these models has its own merits and demerits.

As a particular work on machine learning and OpenFAST simulation in wind turbine failure detection we can mention the paper by [9]. This work shows the use of neural networks to address the challenges of wind variability in floating turbines. The study emphasizes the lack of detailed research on faults in floating wind turbines, stressing the need for exploration. Focusing on a 5 MW offshore turbine, the research simulates structural faults and trains a neural network for rapid fault diagnosis. It highlights the ambition and challenges of floating wind power, emphasizing the impact of maintenance on production and costs. The simulation methodology, altering properties to mimic faults, proves effective in analyzing rotor revolutions, pitch angle, and gondola oscillations.

III. METHODOLOGY

A. Wind Turbine Model

In this paper, a 5MW baseline wind turbine is designed for offshore deployment, featuring advanced technologies to withstand the harsh conditions of open seas. The turbine's specifications include specific design aspects, such as blade length, tower height, and generator specifications, ensuring its compatibility with the floating ITI Energy Barge.

Understanding the intricacies of this turbine is crucial for accurate simulation and effective error detection. The model incorporates parameters that represent the turbine's physical characteristics, providing a comprehensive representation of its behavior in different environmental conditions.

B. OpenFAST Simulation

It is used to model the dynamic behavior of the wind turbine on a floating ITI Energy Barge. OpenFAST is a widely used simulation tool in the wind energy community, known for its accuracy in capturing the dynamic response of wind turbines to different environmental conditions.

The simulation setup includes various environmental factors that impact offshore wind turbines, such as wind speed, wave height, and platform movement. Considering the complex interactions between these factors is essential for a realistic

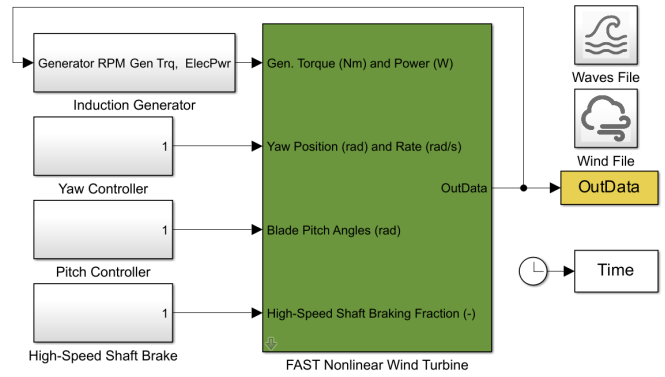


Fig. 1. OpenFast wrapper that allows to command OpenFast from Matlab-Simulink

representation of offshore operating conditions. The OpenFAST simulation model has been validated against real-world data to ensure its precision and reliability. The simulation results serve as the foundation for training machine learning algorithms, providing a robust dataset for error detection.

OpenFast has a wrapper in Matlab-Simulink, as shown in Fig. 1. It allows to connect OpenFast realistic simulations with the powerful artificial intelligence tools provided by Matlab.

C. Machine Learning Algorithms

In this research, it is planned to employ machine learning algorithms[10], including neural networks and support vector machines for error detection in the wind turbine system. These algorithms are chosen for their ability to learn complex patterns from data and generalize well to new situations.

The training process involves exposing the machine learning model to the data set generated from the OpenFAST simulations. As shown in Table I This dataset includes several operational scenarios and fault conditions, allowing the algorithm to learn the normal behavior of the turbine and detect deviations indicative of errors.

TABLE I
SUMMARY OF OPENFAST SUGGESTED SIMULATION SCENARIOS

Scenario	Modifications
Base Scenario	Default parameters
Resonance due to Waves	Modify the wave spectrum and Sea State Number
Resonance due to Wind	Modify the wind spectrum and parameters
Generator Control Failure	Introduce a failure in the generator speed control
Yaw Misalignment	Introduce a yaw misalignment
Blade Pitch Fault	Introduced fault in pitch angle of one Blade

Fig. 2 shows the type of signal intended for the Generator Speed Control Failure scenario. The Fig 3 shows the type of signals to be for Yaw Misalignment scenario. Fig. 4 shows the excitation frequencies of the waves and the resonance frequencies of some degrees of freedom, which require one to analyze the waves and the rotational degrees output. In the

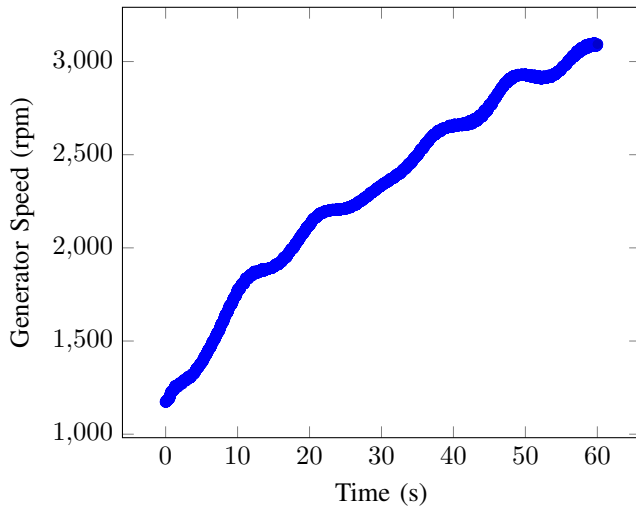


Fig. 2. Generator Speed uncontrolled

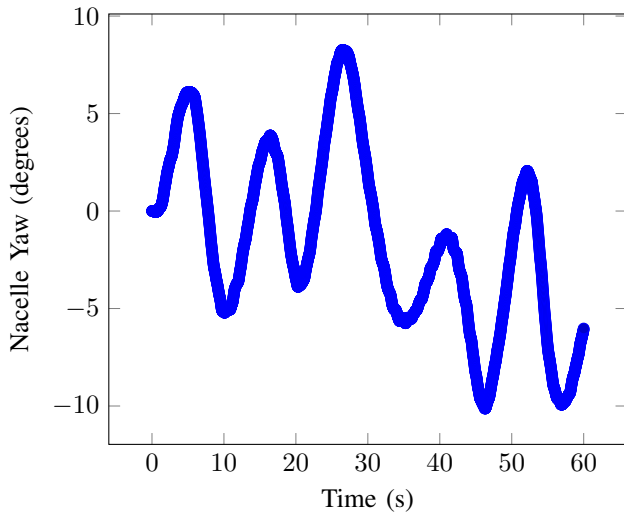


Fig. 3. Nacelle Yaw significantly perturbed

example shown, it can be seen that the resonance frequencies are close to the excitation peak.

The effectiveness of machine learning algorithms is evaluated through rigorous testing and validation processes. The trained model is then integrated with the OpenFAST simulation, forming a comprehensive framework for real-time error detection during the operation of the 5MW baseline wind turbine.

The choice of neural networks and support vector machines is motivated by their effectiveness in handling complex relationships within the dataset. Neural networks, with their ability to learn intricate patterns, are suitable for capturing the nuanced behavior of wind turbines. Support vector machines, on the other hand, are well-suited for binary classification tasks, making them effective for detecting anomalies in the turbine system.

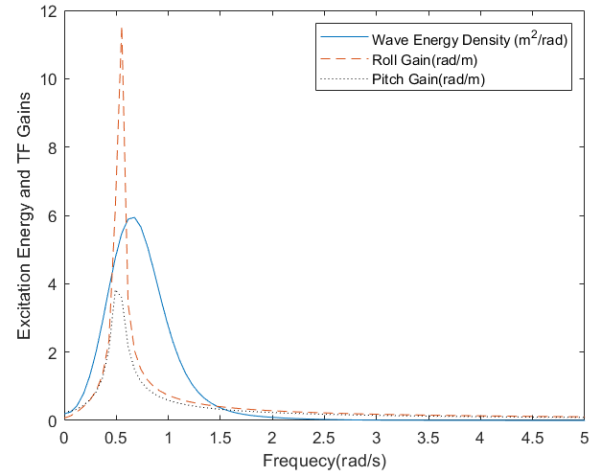


Fig. 4. Power spectrum of the waves (blue continuous), roll gain (orange dashed) and pitch gain (blue dotted).

D. IoT Server

In this research, an IoT architecture is strategically implemented to improve real-time monitoring and detection of potential failures within the wind turbine system. The IoT architecture consists of Edge, Fog, and Cloud layers.

1) *The Edge Layer*: is an on-site, directly on the wind turbine. Simulated sensors are installed to capture signals such as vibrations and accelerations. These sensors act as the first point of data collection, providing immediate feedback on the turbine's physical conditions.

2) *The Fog Layer*: is an intermediary between the Edge and Cloud layers. MATLAB's ThingSpeak, our IoT server, acts as the Fog layer. It receives signals from the Edge layer, performs initial analyses, and stores the data for further processing.

3) *The Cloud Layer*: is represented by the ThingSpeak cloud-based platform, integrated with MATLAB Machine Learning libraries. This layer is responsible for in-depth analysis, leveraging historical data for accurate anomaly identification through machine learning algorithms.

4) *Signal Flow*: The signals generated by OpenFAST, encapsulating crucial information about the operational health of wind turbines, follow a structured flow. From the edge layer, signals are transmitted to the fog layer (ThingSpeak) for initial analysis. Subsequently, these signals are processed in the Cloud layer for comprehensive anomaly detection and performance optimization.

5) *Alarm Generation and Integration*: ThingSpeak triggers alarms on potential failures, promptly notifying for proactive responses. Alarms seamlessly integrate into the Wind Farm Management system, ensuring swift responses to identified issues.

This integrated IoT architecture improves operational efficiency and reliability through continuous monitoring, data analysis, and proactive failure detection.

E. The Integration Procedure

Our methodology seamlessly integrates OpenFAST Simulation, and Machine Learning Algorithms for enhanced error detection in offshore wind turbines.

1) *Data Processing and Preprocessing for OpenFAST Simulations:* With careful consideration of the generated data. It includes cleaning and organizing raw simulation data, handling missing values, and ensuring consistency across various environmental scenarios. Preprocessing steps also involve normalization and scaling to ensure that machine learning algorithms can effectively learn from the data. The rationale behind each preprocessing step is to enhance the quality of the dataset, allowing the machine learning model to learn and generalize effectively.

2) *Simulation Parameters and Settings in OpenFAST:* are selected based on a thorough analysis of the desired results and the characteristics of the wind turbine model. The choice of parameters such as wind speed, wave height, and platform movement is driven by the need to simulate realistic offshore operating conditions. The selection of each parameter is justified by its contribution to the overall simulation accuracy and its relevance to the behavior of the wind turbine on the floating ITI Energy Barge.

3) *Machine Learning Model Validation:* A dedicated section on the validation of machine learning models is introduced, covering training, testing, and validation processes. The training process involves exposing the machine learning model to a diverse dataset generated from OpenFAST simulations, ensuring that it learns the normal behavior of the turbine. Testing involves evaluating the model's performance on unseen data, and validation ensures the model's generalization to new situations. Performance metrics such as accuracy, precision, recall, and F1 score are used to rigorously evaluate the effectiveness of the machine learning algorithms in detecting errors in the wind turbine system.

4) *Integration of Machine Learning and OpenFAST Simulation:* involves a seamless connection between the outputs of the OpenFAST simulations and the machine learning model. The simulation results, which serve as a foundation for training machine learning algorithms, contribute to the creation of a robust data set. The trained machine learning model is then integrated with the OpenFAST simulation, forming a comprehensive framework for error detection during the operation of the 5MW baseline wind turbine. This integration ensures that the machine learning model continuously learns from the dynamic behavior of the wind turbine, improving its accuracy over time.

5) *Integration with IoT Server:* To enhance monitoring and detection of potential failures, an IoT architecture is strategically implemented. As shown in Fig. 5 the architecture comprises Edge, Fog, and Cloud layers. The Edge layer, located on site, captures signals from simulated sensors, providing immediate feedback. The Fog layer, represented by MATLAB's ThingSpeak, performs initial analyses and stores data for further processing. The Cloud layer, integrated with MATLAB Machine Learning libraries, conducts in-depth

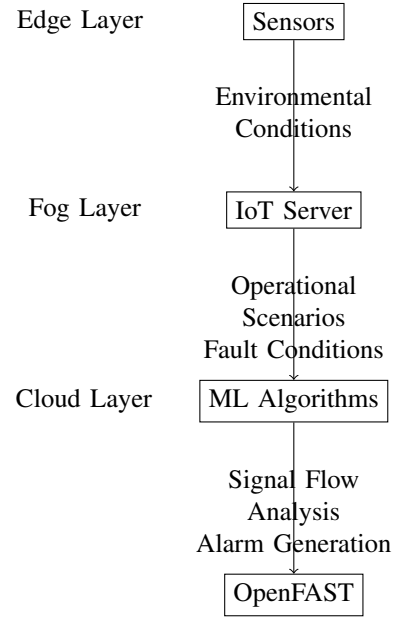


Fig. 5. Proposed Workflow for Error Detection

analysis, leveraging historical data for accurate anomaly identification through machine learning algorithms.

- **Signal Flow and Alarm Generation**

Signals generated by OpenFAST are transmitted from the Edge layer to the Fog layer for initial analysis and further processed in the Cloud layer. The structured flow ensures comprehensive anomaly detection and performance optimization. ThingSpeak triggers alarms on potential failures, seamlessly integrating into the Wind Farm Management system for swift responses.

IV. EXPECTED RESULTS

This comprehensive study plan aims to unveil key insights into the detection of errors in a 5MW baseline wind turbine located on a floating offshore ITI Energy Barge. The integration of advanced machine learning techniques with OpenFAST simulations is anticipated to yield significant results, impacting both error detection capabilities and overall turbine performance optimization.

A. Enhanced Error Detection Capabilities

Through the application of advanced machine learning algorithms in conjunction with OpenFAST simulations, we expect a substantial improvement in the accuracy and efficiency of error detection. The synergy of these technologies is anticipated to enable the identification of nuanced anomalies and potential failures, contributing to a more robust and reliable error detection system.

B. Optimized Turbine Performance

The study envisions the utilization of machine learning insights to implement proactive measures for optimizing the 5-MW wind turbine's performance. By addressing detected errors in real time and using simulation data, the research

aims to improve the overall efficiency and energy output of the turbine, thus maximizing its operational potential.

C. Valuable Insights for the Offshore Wind Industry

Simulation results coupled with machine learning analysis are poised to provide valuable insights tailored to the unique challenges of offshore environments. These findings are expected to contribute significantly to the knowledge base of the offshore wind industry, offering practical solutions and recommendations to mitigate the specific challenges of floating offshore platforms.

D. Performance Validation and Industry Adoption

The study's outcomes are anticipated to undergo rigorous validation, establishing the credibility and reliability of the proposed machine learning-enhanced error detection framework. Successful validation is expected to pave the way for industry adoption, offering a viable and effective approach to improving the performance and reliability of offshore wind turbines.

E. Contribution to Sustainable Energy Goals

By improving error detection and optimizing turbine performance, the research aligns with broader sustainability goals in the renewable energy sector. The anticipated results have the potential to positively impact the offshore wind industry's contribution to the global transition toward cleaner and more sustainable energy sources.

In summary, the expected results from this research plan hold the promise of advancing the capabilities of error detection in offshore wind turbines, optimizing performance, and providing valuable insights for industry stakeholders, ultimately contributing to the growth and sustainability of offshore wind energy.

V. DISCUSSION

A. Interpretation of Results

The primarily results obtained from the OpenFAST simulation approach provide valuable insights into the behavior of the 5MW baseline wind turbine on the floating ITI Energy Barge. The interpretation of these results involves understanding the implications for error detection, performance optimization, and the overall reliability of offshore wind turbines. This will help for the on going research.

The improved error detection rates observed under specific conditions indicate the effectiveness of the machine learning algorithms in identifying deviations from normal turbine behavior. Understanding the context in which errors are more likely to occur enables targeted preventive measures and maintenance activities.

The integration of machine learning with OpenFAST simulation will probably allow for a more nuanced interpretation of the results. Traditional methods may struggle to capture the complex interactions between environmental factors and turbine components, but the integrated approach offers a holistic understanding of the system's behavior.

B. Practical Applications

The research's practical applications are poised to revolutionize the operational landscape of offshore wind energy, bringing tangible benefits to various stakeholders.

1) *Operational Excellence*: The real-time error detection capabilities empower wind farm operators to preemptively address issues, ensuring enhanced turbine reliability, reduced downtime, and more efficient energy production.

2) *Cost Reduction*: By strategically allocating resources based on identified anomalies, maintenance teams can minimize interventions, reduce costs, and optimize personnel utilization, leading to more cost-effective wind farm operations.

3) *Manufacturer Advancements*: Turbine manufacturers can leverage machine learning insights to design fault-tolerant turbines, enhancing operational resilience in challenging offshore conditions.

4) *Blueprint for Monitoring Systems*: The integrated approach serves as a blueprint for advanced monitoring and error detection systems, offering standardized solutions for diverse offshore wind projects and fostering industry-wide collaboration.

5) *Regulatory Compliance and Safety*: Proactive error detection aligns with safety protocols and regulatory standards, ensuring a safer working environment and contributing to the overall reliability of the offshore wind energy sector.

In essence, the research's impact extends beyond theoretical advancements, providing concrete benefits such as operational efficiency, cost reduction, and safety assurance for offshore wind stakeholders globally.

VI. CONCLUSIONS AND FUTURE WORKS

In conclusion, this paper presents a plan for comprehensive study on detecting errors in a 5MW baseline wind turbine on a floating ITI Energy Barge using machine learning and OpenFAST simulation. The integration of these advanced techniques offers a holistic approach to understanding and improving the performance of offshore wind turbines.

The preliminary results indicate and provide valuable insights into the behavior of the turbine. The interpretation of these results, highlights the contributions and uniqueness of the integrated approach.

Practical applications of the study extend to the operation, and maintenance of offshore wind turbines, contributing to the advancement of the offshore wind energy industry. The findings presented in this paper have the potential to influence the development of more reliable and efficient offshore wind farms, ultimately contributing to the global transition to sustainable energy sources.

While this study plan provides significant insights, it is essential to acknowledge certain limitations. The effectiveness of the integrated approach may vary under specific circumstances. Additionally ongoing advancements in machine learning, IoT and simulation technologies may offer opportunities for refinement and optimization of the proposed methodology.

The research plan, initially designed for a specific floating offshore barge-type wind turbine, holds versatile potential for

broader application in various wind turbine systems. Future efforts should concentrate on adapting the methodology to different turbine configurations, both onshore and offshore. In essence, upcoming work should aim to enhance the method's applicability through comparative studies, integration of advanced machine learning techniques, validation in real-world scenarios, and ensuring scalability. Addressing these aspects will contribute to implementing and advancing reliable error detection strategies throughout the wind energy industry.

A. Limitations

1) *Contextual Effectiveness*: The integrated approach's effectiveness may vary in specific circumstances, necessitating further refinement.

2) *Technological Evolution*: Ongoing advancements in machine learning, IoT, and simulation technologies could enhance the methodology, warranting adaptability.

B. Future Research

1) *Comparative Studies*: Explore adaptability through comparative studies across various turbine types and scenarios.

2) *Advanced ML Techniques*: Integrate and explore advanced machine learning techniques beyond neural networks and support vector machines.

3) *Real-World Validation*: Collaborate with industry partners for real-world validation to enhance credibility and reliability.

4) *Scalability*: Investigate scalability for widespread industry adoption in varying wind farm settings.

5) *Holistic Understanding*: Delve into nuanced understanding of complex interactions between environmental factors and turbine components.

In conclusion, addressing these limitations and pursuing future research directions will contribute to reliable error detection strategies in the wind energy industry.

ACKNOWLEDGMENTS

This work has been partially supported by the Spanish Ministry of Science and Innovation under project MCI/AEI/FEDER number PID2021-123543OBC21.

REFERENCES

- [1] M. Tomas-Rodriguez and M. Santos, "Modelado y control de turbinas eólicas marinas flotantes," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial*, vol. 16, p. 381, Sep. 2019.
- [2] D. Villoslada, M. Santos, and M. Tomas-Rodriguez, "General methodology for the identification of reduced dynamic models of barge-type floating wind turbines," *Energies*, vol. 14, p. 3902, Jun. 2021.
- [3] N. R. E. Laboratory, "Openfast," <https://openfast.readthedocs.io/en/main/>, Tech. Rep., 2023.

- [4] J. Sierra-García, M. Santos Peñas, and R. Pandit, "Wind turbine pitch reinforcement learning control improved by pid regulator and learning observer," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 111, p. 104769, May 2022.
- [5] A. Stetco, F. Dinmohammadi, X. Zhao, *et al.*, "Machine learning methods for wind turbine condition monitoring: A review," *Renewable Energy*, vol. 133, Oct. 2019.
- [6] T. Mingzhu, Q. Zhao, H. Wu, Z. Wang, C. Meng, and Y. Wang, "Review and perspectives of machine learning methods for wind turbine fault diagnosis," *Frontiers in Energy Research*, vol. 9, Nov. 2021.
- [7] R. Pandit, D. Infield, M. Santos Peñas, D. Astolfi, and J. Hong, "Scada data for wind turbine data-driven condition/performance monitoring: A review on state-of-art, challenges and future trends," *Wind Engineering*, vol. 47, Sep. 2023.
- [8] Z. Liu, C. Xiao, T. Zhang, and X. Zhang, "Research on fault detection for three types of wind turbine subsystems using machine learning," *Energies*, vol. 13, p. 460, Jan. 2020.
- [9] I. Galeote García, B. Andrade, S. Esteban, and M. Santos, "Detección de fallos en aerogeneradores flotantes mediante redes neuronales usando openfast," in Aug. 2023, pp. 144–149.
- [10] R. Pandit, D. Infield, and M. Santos Peñas, "Accounting for environmental conditions in data-driven wind turbine power models," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Sep. 2022.

Base de datos NoSQL para el soporte de gemelos digitales de granjas de aerogeneradores

Fernando Herrera
Dept. Arquitectura de Computadores y
Automática
Computer Science Faculty
Universidad Complutense de Madrid
28040-Madrid, España
feherrer@ucm.es

Segundo Esteban San Román
Dept. Arquitectura de Computadores y
Automática
Faculty of Physics
Universidad Complutense de Madrid
28040-Madrid, España
sesteban@ucm.es
<https://orcid.org/0000-0002-4071-2147>

Matilde Santos
Institute of Knowledge Technology
Computer Science Faculty
Universidad Complutense de Madrid
28040-Madrid, España
msantos@ucm.es

Abstract—Offshore wind turbines are emerging as a key technology to provide energy through a still not fully exploited natural resource such as the ocean winds. However, offshore wind turbines present more challenges than their onshore counterpart due to their location in a more unstable environment. A technology that helps to improve the control and monitoring of these turbines is a digital twin. The aim of this work is to design a data base able to represent and manage the digital twins of wind turbines farms. This paper explains a NoSQL approach that can handle efficiently all the data needed to have an accurate digital representation of a wind turbine farm, storing documents for the wind farms, the turbines, the signals sent by the turbines, and the control and error detection functions. This is essential to setting a good base to develop a full digital twin control on their physical counterparts.

Resumen—Las turbinas eólicas marinas se perfilan como una tecnología clave para suministrar energía a través de un recurso natural todavía no plenamente explotado como son los vientos oceánicos. Sin embargo, las turbinas eólicas marinas plantean más problemas que sus homólogas terrestres debido a su localización en un entorno inestable. Una tecnología que ayuda a mejorar el control y la supervisión de estas turbinas es el gemelo digital. El objetivo de este trabajo es diseñar una base de datos capaz de representar y gestionar los gemelos digitales de los parques eólicos. En este artículo se explica un enfoque NoSQL que puede manejar eficientemente todos los datos necesarios para tener una representación digital precisa de un parque de aerogeneradores, almacenando documentos para los parques eólicos, las turbinas, las señales enviadas por las turbinas y las funciones de control y detección de errores. Esto es esencial para establecer una buena base para desarrollar un control gemelo digital completo sobre sus contrapartes físicas.

Keywords— *Offshore wind turbine; Digital twin; Control; Monitoring; NoSQL Data Bases.*

I. INTRODUCTION

El mundo se encuentra sumido actualmente en una crisis energética propiciada por dos factores claves, el impacto medioambiental de la obtención de la energía y la disponibilidad de esta. Las diferentes energías renovables están aceptadas a nivel global como la respuesta a la primera de esas cuestiones [1]. Sin embargo, siguen sin tener la capacidad para suplir por completo a las fuentes de energía tradicionales, lo que obliga a países que no disponen de recursos energéticos naturales extraíbles, como España, a importar energía de otras naciones. Esto genera situaciones de dependencia que no son dañinas en tiempo de bonanza o

estabilidad, pero que pueden tornar en una debilidad manifiesta cuando esa situación se ve modificada, como se ha demostrado en los últimos años con la compra de gas ruso.

Dentro de este marco, una de las principales fuentes de energía renovable es la eólica, y en especial la eólica offshore, que es la que se prevé que crezca más en los próximos años [2].

Para poder llegar a un punto en que pueda suministrarse exclusivamente mediante fuentes de energía renovables se necesita hacer un uso óptimo de las infraestructuras generadoras.

Es aquí donde puede jugar un papel decisivo desarrollar gemelos digitales [3] [4]. Un gemelo digital es la representación virtual de un objeto físico, que se nutre en tiempo real con los datos de su contraparte física [5].

Realizar una buena monitorización y control de las turbinas permite un aumento en la producción de cada aerogenerador, así como de su vida útil y también de una drástica disminución de los costes de mantenimiento de estos [6]. Estas mejoras vienen acompañadas de la capacidad de desplegar turbinas en zonas antes imposibles debido a condiciones climatológicas adversas [7]. La inaccesibilidad de estas zonas reivindica la necesidad de profundizar en la monitorización y el mantenimiento predictivo.

Una buena arquitectura para gemelo digital de granjas turbinas eólicas debería permitir:

- Recopilación de datos en tiempo real: Esto incluye información sobre el rendimiento de las turbinas, como la velocidad de rotación, potencia generada, ángulo de las palas.... Además, deberá recopilar datos ambientales a partir de las coordenadas geográficas, como las condiciones meteorológicas locales [8]. Estos datos se utilizarán para mantener actualizado el gemelo digital de las granjas [9].
- Almacenamiento de datos: Todos los datos recopilados deben ser fácilmente accesibles, esto permitirá el análisis a los datos históricos, lo que es valioso para poder mejorar el rendimiento de las turbinas y granjas.
- Gestión de las granjas: Los datos de las turbinas eólicas de una granja dada deberían ser fácilmente accesibles lo que facilitará la gestión y el monitoreo conjunto estas turbinas.

- Flexibilidad en su almacenamiento: Una característica esencial es la capacidad de almacenar diversas estrategias de control, funciones de detección de errores y modelos de turbinas heterogéneos.

A continuación, daremos los motivos para la elección de un sistema de base de datos sobre otros, y a continuación mostraremos la estructura de la base de datos. La siguiente sección mostrará en profundidad los componentes de la base de datos y sus objetivos y finalizaremos mostrando un caso de prueba y las conclusiones.

II. ELECCIÓN DEL SISTEMA DE LA BASE DE DATOS

Una vez se definen los requisitos que debe tener una buena base de datos se debe buscar el modelo más apropiado. La solución que se plantea en este trabajo es una base de datos NoSQL documental. Estas bases de datos están especializadas en gestionar y acceder a grandes volúmenes de datos, así como dar una estructura más flexible que permita almacenar diversos tipos de datos en un mismo lugar, características que no se encuentran en las bases de datos tradicionales.

En concreto se va a usar MongoDB que es un sistema de bases de datos que tiene soporte en las principales distribuciones de Linux, Windows y macOS. En MongoDB la información se organiza de la siguiente manera. En primer lugar, se encuentra el servidor de MongoDB, que puede albergar múltiples bases de datos. Cada una de estas bases de datos contiene colecciones, que son análogas a las tablas en una base de datos relacional y se crean con un nombre específico dentro de la base de datos. Estas colecciones almacenan documentos que generalmente comparten campos

comunes. Estos campos toman la forma de pares clave-valor y pueden ser de diversos tipos, como enteros, *arrays*, fechas, u otros documentos embebidos.

Otras características esenciales de MongoDB son:

- La posibilidad de seleccionar índices en las colecciones para crear estructuras auxiliares basadas en árboles de búsqueda balanceados y lograr eficiencia en las lecturas, sin apenas costes en las escrituras.
- El *sharding* que distribuye los datos en conjuntos separados en base a los índices seleccionados para equilibrar la carga. Permitiendo que se pueda realizar un escalado horizontal del servidor. Esta posibilidad hace que un sistema basado en MongoDB que ya es más rápido de por sí que uno SQL, pueda ser incluso más rápido para grandes volúmenes de datos [10],
- Finalmente, una última característica a destacar es las *time series collections*. Se trata de un tipo de colección que sirven para almacenar de manera eficiente datos que se obtienen de manera recurrente con el tiempo.

Se plantea una base de datos para MongoDB que sigue una estructura híbrida, fusionando elementos de bases de datos relacionales y no relacionales para aprovechar sus características específicas. Esta base de datos consta de seis colecciones: una para turbinas eólicas, otra para granjas, una de señales, y tres colecciones adicionales para controles: uno aplicable a turbinas, otro a granjas, y el tercero para la detección de fallos.

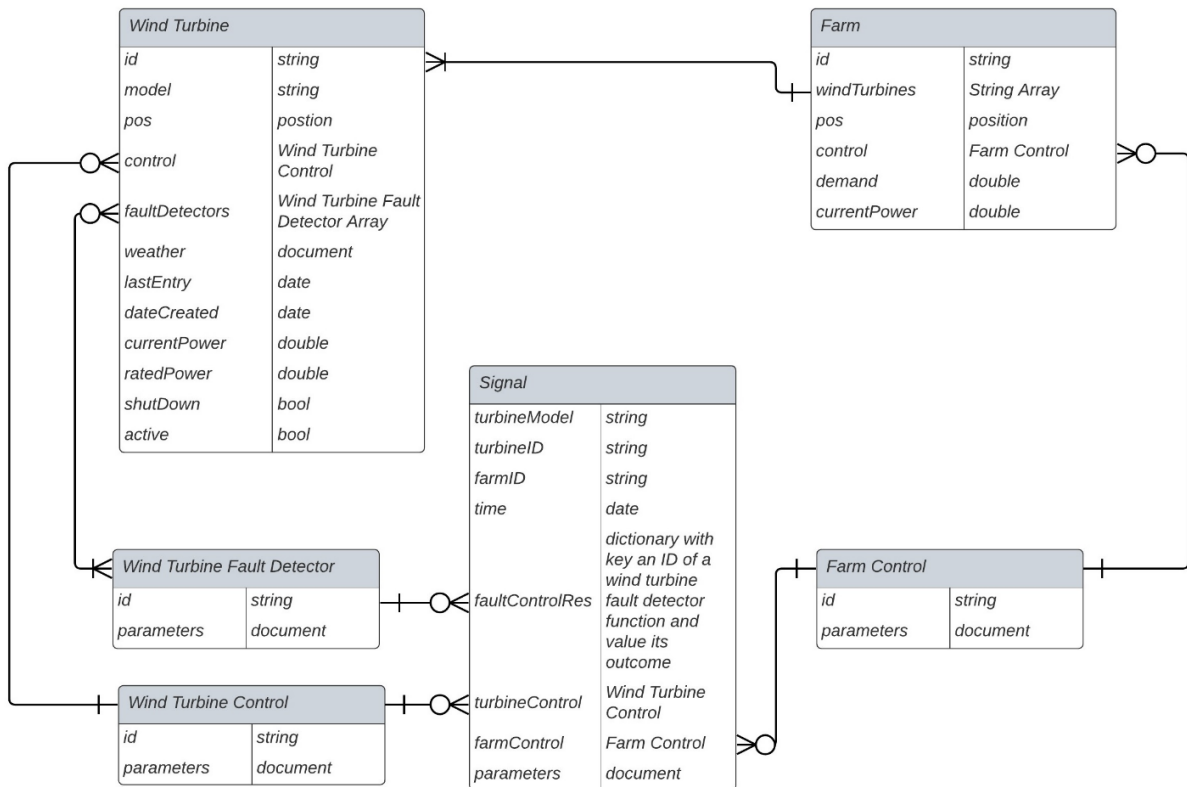


Fig. 1 Diagrama de la base de datos

El diagrama mostrado en la Fig. 1 adopta la notación de pata de gallo utilizada en bases de datos relacionales, ya que la solución propuesta usará atributos de los documentos a modo de clave foránea como en las bases de datos relacionales, y asegurará cumplir esta estructura, dejando la flexibilidad del NoSQL en aquellos campos de los documentos designados como otros documentos.

III. COLECCIONES DE LA BASE DE DATOS

A. Funciones de control y detección de fallos

Estas colecciones almacenan información sobre los controles para las turbinas, para las granjas y la información para las funciones de detección de fallos. Cada documento representa la plantilla con los parámetros de una función con todos los campos que necesita y sus valores por defecto. Estas colecciones se benefician enormemente del NoSQL, que permite almacenar documentos que van a tener campos muy distintos, cosa que no se podría hacer en una base de datos relacional clásica. Los atributos que representan un documento de estas colecciones son:

- 1) *id*: Es un string que almacena el nombre de la función.
- 2) *parameters*: Este campo opcional, es un objeto que contiene todos los campos necesarios para el correcto funcionamiento de la función en concreto. Como se ve en la Fig. 2, que muestra distintos ejemplos de documentos que irían en la colección de controles para turbinas, “parameters” puede variar enormemente dependiendo del control en cuestión.

```

PID Control Document
{
  "id": "PIDControl",
  "parameters":{
    "pitchPID":{
      "kp": 0.07,
      "kd": 0.03,
      "ki": 0.01
    },
    "loadPID":{
      "kp": 0.003,
      "kd": 0.01,
      "ki": 0.01
    },
    "referenceRPM": 500,
    "maxLoad": 15,
    "minLoad": 0,
    "maxPitch": 30,
    "minPitch": 15
  }
}

Manual Control Document
{
  "id": "manualControl",
  "parameters":{
    "pitch": 0.07,
    "load": 0.03,
  }
}

Embedded Control Document
{
  "id": "embeddedControl",
  "parameters": null
}

```

Figura 2 Ejemplos de documentos de controles de aerogeneradores

B. Señales

En esta colección se almacenan las señales recibidas por las turbinas. Dada la naturaleza de estos datos será una *time series collection*. Esta colección también hace uso de las propiedades del NoSQL que permiten el almacenamiento de datos heterogéneos. Los diseños de las turbinas eólicas varían y, por tanto, también es de esperar que tengan distintos sensores y que, aunque haya datos en común a todas las turbinas como

puedan ser las revoluciones del rotor, hay otros datos que van a ser exclusivos de ciertos modelos.

Se ha optado por crear una colección de señales en lugar de incluir las señales de cada turbina en el documento asociado a la turbina. Esta elección se basa en que al mantener las señales en su propia colección se favorece el análisis conjunto de todas las señales. Imaginemos que queremos analizar todas las señales registradas en un momento específico debido a ciertas condiciones atmosféricas, o que queremos realizar un análisis exhaustivo de un tipo particular de control. Será mucho más eficiente hacer la consulta a una colección unificada que tener que recorrer cada documento de turbina buscando las señales que cumplan las condiciones.

Además, en caso de incrustar las señales en los documentos de las turbinas se darían situaciones en las que un documento de turbina acabaría siendo demasiado pesado, lo que podría dar problemas de rendimiento, porque el procesamiento de un solo documento no puede ser escalado horizontalmente. Mientras que al relegar la señales a su propia colección se puede realizar escalado sin problemas.

Los atributos que tiene cada documento de señal son:

- 1) *time*: La fecha siguiendo el estándar ISO 8601.
- 2) *model*: String que identifica el modelo de la turbina. Este campo también actúa como índice.
- 3) *turbineID*: Es el identificador en formato string de la turbina que ha enviado la señal. Este campo también actúa como índice.
- 4) *farmID*: Es el identificador en formato string de la granja que ha enviado la señal. Este campo también actúa como índice.
- 5) *turbineControl*: Este campo es un documento del tipo de la colección de controles de turbinas que indica el tipo de control que estaba activo en la turbina cuando se tomó la medida de la señal. Este campo también actúa como índice.
- 6) *farmControl*: Este campo es un documento del tipo de la colección de controles de granjas que indica el tipo de control que estaba activo en la granja cuando se tomó la medida de la señal. Este campo también actúa como índice.
- 7) *faultControlRes*: Este campo almacena un diccionario con clave el identificador de una función de detección de errores y valor los parámetros que tenía la función para esa turbina, así como el valor que calculaba la función.
- 8) *parameters*: Este campo es un documento embebido que contiene los distintos campos de la señal. Un ejemplo para una turbina offshore contendría el *pitch*, la carga, los *rpm*, las aceleraciones en los ejes....

C. Turbinas eólicas

Cada documento de turbina contiene los siguientes atributos:

- 1) *id*: Es un string que almacena el identificador de la turbina. Este campo también actúa como índice.
- 2) *model*: Es un string que identifica el modelo de la turbina. Este campo también actúa como índice.
- 3) *pos*: Este atributo es la posición en coordenadas de la turbina, y se representa con un par de enteros: latitud, longitud.
- 4) *control*: El campo tiene la información relativa al control que aplica la turbina. Sigue el mismo formato que los documentos de la colección control de turbinas.

5) *faultDetectors*: Array de documentos del tipo *Wind Turbine Fault Detector*. Contiene todas las funciones de detección de errores que se usarán para analizar las señales de la turbina cuando se reciban en el gemelo digital.

6) *Weather*: Las condiciones climáticas en la ubicación de la turbina. Es un documento embebido que muestra las condiciones climáticas que se encuentran en su posición geográfica.

7) *lastEntry*: Una marca de tiempo que muestra cuándo se recibió la última señal de la turbina. Este objeto JSON contiene el año, el mes, el día, la hora, el minuto y el segundo en que se recibió la señal.

8) *dateCreated*: La fecha en que se creó la turbina. Mismo formato que “*lastEntry*”.

9) *currentPower*: La cantidad de energía generada por la turbina en ese momento es un número en formato float.

10) *ratedPower*: La potencia nominal de la turbina es un número en formato float.

11) *shutDown*: Es un booleano que indica si la turbina está disponible para operar.

12) *active*: Un booleano que indica si la turbina está actualmente en funcionamiento o no.

D. Granjas de turbinas eólicas

Esta colección almacena información sobre todas las granjas de turbinas eólicas. Cada documento de granja contiene los siguientes atributos:

1) *id*: Este atributo es un string que indica el nombre de la granja. Este campo también actúa como índice.

2) *pos*: Este campo sigue la misma estructura que la posición geográfica de las turbinas.

3) *windTurbines*: Este atributo es un *array* con los identificadores de las turbinas que forman parte de la granja

4) *control*: El campo tiene la información relativa al control que aplica la granja. Sigue el mismo formato que los documentos de la colección control de granjas.

5) *currentPower*: Es la energía que produce la granja en ese momento es un número en formato float.

6) *Demand*: Es la demanda que recibe la granja es un número en formato float.

En esta colección se podrían haber embebido los documentos de las turbinas, pero se ha optado por tan solo almacenar los identificadores de los documentos de las turbinas como se haría en las bases de datos relacionales. Esto se hace por el mismo motivo que no se han embebido las señales, para evitar problemas de rendimiento cuando se tuviese que actualizar el documento de la granja siempre que una de sus turbinas recibe una actualización.

IV. CASO DE PRUEBA

Con un diseño reducido como el que se ha mostrado se ha desarrollado la arquitectura de prueba que se puede ver en la Fig. 3. En ella se puede observar que, por un lado, prototipos de aerogeneradores se comunican con una API encargada de gestionar la base de datos. Y por el otro, hay una interfaz gráfica que permite interactuar con la API para el monitoreo y control de los aerogeneradores.

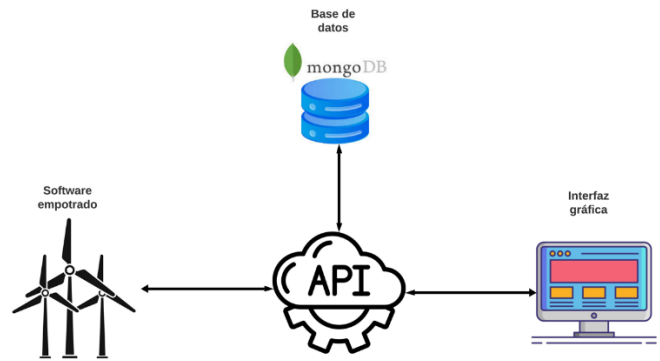


Figura 3 Esquema de la estructura de prueba

Se ha alimentado la base de datos a través de prototipos a pequeña escala de aerogeneradores en el laboratorio. En la Fig. 4 podemos ver el arranque de un prototipo a partir de los datos de su gemelo digital en la interfaz gráfica.

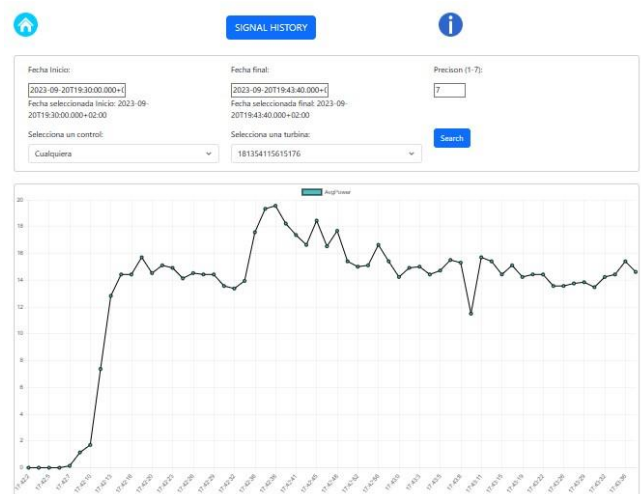


Figura 4 Arranque de un prototipo de aerogenerador

En la Fig. 5 podemos ver el documento generado para uno de los prototipos.

```

    _id: ObjectId('64fb4162aae63eda2d015ea7')
  ▶ pos: Object
  weather: null
  control: Object
    id: "InternalAutoControl"
    ratedPower: 500
    currentPower: 0
    active: false
  ▶ dateCreated: Object
    año: 2023
    mes: 11
    día: 20
    hora: 17
    minuto: 42
    segundo: 16
  ▶ lastEntry: Object
    año: 2023
    mes: 11
    día: 21
    hora: 16
    minuto: 42
    segundo: 42
  shutDown: false
  model: "Prototype1"
  id: "199954115615177"

```

Figura 5 Documento de aerogenerador

V. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Este artículo presenta los motivos por los que elegir una base de datos documental para la representación de granjas de turbinas eólicas es un punto clave para mejorar su operación y mantenimiento.

Además, se han descrito las ventajas de mantener en una misma colección las señales enviadas por las turbinas, orientando el diseño al análisis de históricos de señales. También se ha destacado la capacidad del NoSQL y el diseño para incluir colecciones que almacenen los parámetros para funciones heterogéneas de control y de monitorización de errores.

Los próximos pasos propuestos serían ampliar y mejorar el desarrollo de la estructura de prueba para contemplar todo lo planteado en el diseño de la base de datos y su implementación hardware [10].

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación de España, con el proyecto MCI/AEI/FEDER número PID2021-123543OBC21.

REFERENCIAS

- [1] REN21. "Renewables 2023. Global Status Report. A comprehensive annual overview of the state of renewable energy. <https://www.ren21.net/gsr-2023/> (2023).
- [2] M. Tomás-Rodríguez, and M. Santos. "Modelado y control de turbinas eólicas marinas flotantes." *Revista iberoamericana de automática e informática industrial* 16, no. 4 (2019): 381-390.
- [3] M. Wang, C. Wang, A. Hnydiuk-Stefan, S. Feng, I. Atilla, and Z. Li. "Recent progress on reliability analysis of offshore wind turbine support structures considering digital twin solutions." *Ocean Engineering* 232 (2021): 109168.
- [4] F. Rodríguez, W.D. Chicaiza, A. Sánchez, and J. M. Escaño. "Updating digital twins: Methodology for data accuracy quality control using machine learning techniques." *Computers in Industry* 151 (2023): 103958.
- [5] F.J. Pimenta, F., J. Pacheco, C. M. Branco, C. M. Teixeira, and F. Magalhães. "Development of a digital twin of an onshore wind turbine using monitoring data." In *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1618, no. 2, p. 022065. IOP Publishing, 2020.
- [6] O. O. Olatunji, P. A. Adedeji, N. Madushele, and T.-C. Jen. "Overview of digital twin technology in wind turbine fault diagnosis and condition monitoring." In *2021 IEEE 12th International Conference on Mechanical and Intelligent Manufacturing Technologies (ICMIMT)*, pp. 201-207. IEEE, 2021.
- [7] Z. Bowen, Z. Zhang, G. Li, D. Yang, and M. Santos. "Review of Key Technologies for Offshore Floating Wind Power Generation." *Energies* 16, no. 2 (2023): 710.
- [8] R. Pandit, D. Infield, and M. Santos. "Accounting for environmental conditions in data-driven wind turbine power models." *IEEE Transactions on Sustainable Energy* 14, no. 1 (2022): 168-177.
- [9] R. Pandit, D. Astolfi, J. Hong, D. Infield, and M. Santos. "SCADA data for wind turbine data-driven condition/performance monitoring: A review on state-of-art, challenges and future trends." *Wind Engineering* 47, no. 2 (2023): 422-441.
- [10] Y. -S. Kang, I. -H. Park, J. Rhee and Y. -H. Lee, "MongoDB-Based Repository Design for IoT-Generated RFID/Sensor Big Data," in *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, no. 2, pp. 485-497, Jan.15, 2016, doi: 10.1109/JSEN.2015.2483499.
- [11] I. Tajadura, J.E. Sierra-García, and M. Santos. "Communication library to implement digital twins based on matlab and IEC61131." In *APCA International Conference on Automatic Control and Soft Computing*, pp. 262-271. Cham: Springer International Publishing, 2022.

Optimización multiobjetivo para el reparto de consignas en parque eólicos

Samuel Martínez-Gutiérrez
Departamento de Digitalización
Universidad de Burgos
Burgos, España
samuel.martinez@ubu.es

Daniel Sarabia
Departamento de Digitalización
Universidad de Burgos
Burgos, España
dsarabia@ubu.es

Alejandro Merino
Departamento de Digitalización
Universidad de Burgos
Burgos, España
alejandromg@ubu.es

Abstract—The paper focuses on the efficient management of grid-connected wind farms, addressing the need to satisfy short-term operational constraints and long-term energy production goals. Considering wind uncertainty, a formulation is developed that allows for flexible adjustment of long-term objectives, despite being a stationary approach. A multi-objective optimization is used to determine optimal wind farm policies, solving the problem using a lexicographic method that ensures the prioritized satisfaction of objectives.

Abstract— El artículo se centra en la gestión eficiente de parques eólicos conectados a la red eléctrica, abordando la necesidad de satisfacer restricciones operativas a corto plazo y objetivos de producción de energía a largo plazo. Considerando la incertidumbre del viento, se desarrolla una formulación que permite ajustar el cumplimiento de los objetivos a largo plazo de manera flexible, a pesar de ser un enfoque estacionario. Se emplea una optimización multiobjetivo para determinar los puntos de consigna óptimos de los parques eólicos, resolviendo el problema mediante un método lexicográfico que asegura el cumplimiento prioritario de los objetivos.

Keywords—energía eólica, optimización multiobjetivo, método lexicográfico, optimización en tiempo real, operación de procesos.

I. INTRODUCCIÓN

Actualmente la energía eólica ya juega un papel fundamental como fuente habitual de generación eléctrica, pero de acuerdo con la Comisión Europea, para alcanzar la neutralidad climática en 2050, la energía eólica tiene que llegar a ser el 50 % del mix eléctrico en Europa. Para alcanzar este objetivo es necesario no solo el aumento de la potencia instalada sino también una producción mucho más eficiente. Veers et al. [1] identifican tres grandes desafíos en el sector eólico para poder pasar de suministrar la tercera parte de las necesidades eléctricas mundiales en la actualidad a la mitad en un futuro cercano: a) mejorar el conocimiento de la física relacionada con el flujo atmosférico en la zona en que operan los parques eólicos, b) mejorar los materiales y sistemas dinámicos para las turbinas eólicas y c) optimización y control de conjuntos de parques eólicos conectados al sistema eléctrico y compuestos por cientos de turbinas trabajando de manera coordinada en el suministro de energía eléctrica.

La capacidad de los parques eólicos de conseguir la potencia impuesta por el operador del sistema eléctrico ha sido un tema de investigación importante en la pasada década [2], pero sigue siendo un desafío hoy en día ya que los operadores delegan cada vez más responsabilidades de regulación en las compañías productoras de electricidad, imponiendo requisitos muy exigentes en seguimiento de potencia, satisfacción de estrictas restricciones temporales y regulación de frecuencia para garantizar la estabilidad de la red eléctrica.

Además, debido a la alta incertidumbre en la generación de electricidad cuando se usan fuentes de energía renovables

como la eólica, la operación de todo el sistema se convierte en un problema de gran escala con una componente estocástica muy importante que complica su solución [3]. Otro aspecto es la necesidad, por parte de las empresas productoras de electricidad, de cumplir con objetivos de producción a largo plazo establecidos por los contratos suscritos, por ejemplo, a un año vista y que a menudo son contrarios a la satisfacción de los objetivos a corto plazo impuestos por el regulador del sistema. Finalmente, destacar la propia dificultad de tomar decisiones a largo plazo en un ambiente de alta incertidumbre como es el viento y que condiciona las decisiones actuales.

Por todo lo anterior, la investigación actual se debe centrar en dotar a las empresas de producción de energía eólica de herramientas de operación en tiempo real mucho más sofisticadas y complejas que permitan la operación eficiente de parques eólicos, tanto desde el punto de vista de producción de energía como de costes económicos y donde las decisiones se tomen de manera lo más racional posible teniendo en cuenta la alta incertidumbre existente.

El artículo se organiza de la siguiente manera: en la sección II se describe la operación de los parques eólicos, la sección III muestra el planteamiento del problema de gestión óptima, la sección IV muestra los resultados obtenidos de los diferentes experimentos realizados y el artículo finaliza con unas conclusiones.

II. OPERACIÓN DE LOS PARQUES EÓLICOS

Las empresas operadoras de parques eólicos agrupan los parques en agrupaciones entorno al nodo físico de la red eléctrica en el que vierten su producción, denominado PCC (Point of Common Coupling). Además, un mismo parque no puede verter en dos puntos distintos de la red.

La operación completa de los parques eólicos se basa en una estructura jerárquica que puede resumirse en cuatro niveles, donde en cada uno se toman decisiones de diferente naturaleza y escala, tanto temporal como espacial y que fijan los objetivos a cumplir por el nivel inmediatamente inferior:

Planificación estratégica. Algoritmos de planificación de la producción de acuerdo a intereses a largo plazo, como comprometerse a la producción de una cantidad de energía a un año vista, pero también objetivos de producción a corto plazo. Los objetivos a corto plazo surgen de las subastas eléctricas y en otros casos los fija el operador de sistema (en España Red Eléctrica de España) que impone una demanda de potencia en ciertos nodos físicos para garantizar la estabilidad de la red, lo que se conoce como regulación secundaria.

Gestión en tiempo real de la operación. Como resultado de la etapa de planificación estratégica se obtienen las consignas de potencia para cada agrupación SPA y en este nivel se debe “repartir” la potencia a producir entre los parques que forman dicha agrupación de manera óptima, en tiempo

real y atendiendo a otros objetivos y restricciones de operación. La consigna de potencia de la agrupación se convierte así en consignas individuales SP de cada parque. De esta manera la demanda de potencia en un nodo puede satisfacerse mediante la suma de potencia generada por cada parque de esa agrupación. Esto significa que puede haber parques operando por debajo de su potencia producible.

Control local de cada parque. Recibe la consigna de potencia SP del parque obtenida en el nivel anterior de gestión en tiempo real y tiene que actuar sobre las turbinas del parque, por ejemplo encendiendo o apagándolas, para conseguir que la suma de la potencia entregada por cada una de ellas sea la demandada al parque.

Control local de cada turbina. Permite conseguir la potencia que se demanda a cada turbina individual.

III. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Se plantea el problema de gestión óptima en tiempo real de la operación de un conjunto de 11 parques eólicos organizados en tres agrupaciones que vierten cada una en un punto PCC distinto, ver Fig. 1: A1 formada por los parques P1, P2, P3 y P4. A2 formada por P5, P6 y P7, y A3 formada por P8, P9, P10 y P11. Además, los parques P3, P4 y P5 tienen un objetivo específico de cumplimiento de energía al finalizar un periodo de tiempo EDF . Para ello se resuelve un problema de optimización multiobjetivo y estacionario cada hora, donde las variables de decisión son las consignas SP que se deben enviar a cada parque para cumplir con un conjunto de objetivos y restricciones de operación. La otra variable de decisión es la hipotética consigna a largo plazo $SPLP$ que debería aplicarse en los parques con objetivos de energía para alcanzar la energía.

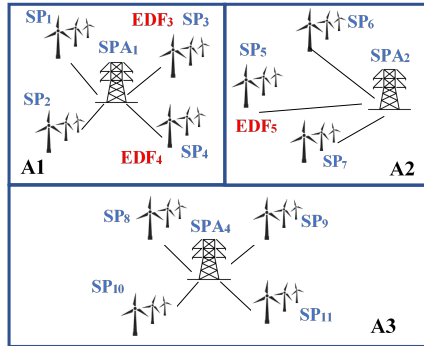


Fig. 1. Estructura del problema de gestión de consignas a resolver.

A. Objetivos

El principal objetivo a corto plazo es satisfacer los requerimientos de la regulación secundaria, para ello se deben calcular las consignas SP_i de los parques que forman una agrupación $j \in M$ de tal manera que su suma PPA_j (1) sea lo más cercana a la consigna de potencia de la agrupación SPA_j (2), es decir realizar un reparto de consignas mediante la minimización del objetivo de seguimiento de la limitación σ_{SG_LIM} (2). M es el conjunto de agrupaciones y N_j es el conjunto de parques que forman parte de una agrupación j .

$$PPA_j = \sum_{i \in N_j} SP_i \quad \forall j \in M \quad (1)$$

El seguimiento de limitaciones está formulado como una función objetivo cuadrática σ_{SG_LIM} en vez de una restricción porque es posible que la consigna de la agrupación pueda no ser alcanzada por falta de viento.

$$\sigma_{SG_LIM} = \sum_{j \in M} ISA(j) \cdot \frac{(SPA_j - PPA_j)^2}{max_err^2} \quad (2)$$

Este objetivo puede desactivarse, antes de la ejecución del problema de optimización, mediante el parámetro $ISA(j)$ que vale 0 si no se existe consigna de la agrupación SPA_j (y vale 1 si existe consigna) de hecho, en la actualidad, red eléctrica específica consignas de manera poco frecuente y durante pequeños periodos de tiempo, pero la tendencia es que vaya aumentando su frecuencia. En caso de que no exista consigna de potencia en la agrupación, los parques que forman dicha agrupación quedan libres y deben ser llevados a máxima producción, excepto aquellos parques que tuvieran un objetivo de energía a largo plazo. Para estos últimos, su consigna deberá obtenerse de acuerdo a su objetivo de energía y no necesariamente deberá ser la máxima producción como se verá más adelante. Para tener en cuenta este objetivo se formula un seguimiento de máxima potencia $\sigma_{SG_MAX_P}$ (3).

$$\sigma_{SG_MAX_P} = \sum_{j \in M} (1 - ISA(j)) \cdot \frac{(PNA_j - PPA'_j)^2}{PNA_{max}} \quad (3)$$

Donde PPA'_j es la suma de consignas SP_i de los parques sin objetivos de energía que forman la agrupación j (4) y PNA_j es la potencia nominal de la agrupación y es la suma de las potencias nominales de cada parque que forma la agrupación. Q_j es el conjunto de parques pertenecientes a la agrupación j que no tienen especificados objetivos de energía a largo plazo.

$$PPA'_j = \sum_{i \in Q_j} SP_i \quad \forall j \in M \quad (4)$$

Los dos objetivos anteriores, σ_{SG_LIM} y $\sigma_{SG_MAX_P}$ se combinan en el objetivo de seguimiento σ_{SG} (5) estando ambos normalizados, el primero, por el máximo error permitido al cuadrado, max_err^2 y el segundo por PNA_{max} que se corresponde con la potencia nominal máxima de entre todas las agrupaciones de parques.

$$\sigma_{SG} = \sigma_{SG_LIM} + \sigma_{SG_MAX_P} \quad (5)$$

Para los parques $l \in R$ que deben cumplir con la producción de cierta cantidad de energía al finalizar un periodo de tiempo fijo H_{FINAL} se establece un objetivo de energía a largo plazo σ_{EF} (6) que penaliza la diferencia entre la energía demandada al final del plazo EDF_l , y la energía producida en ese mismo plazo EPF_l . R es el conjunto de parques que tiene especificados objetivos de energía a largo plazo. Cada término está normalizado por el máximo error permitido al cuadrado, $max_err_e^2$.

$$\sigma_{EF} = \sum_{l \in R} \frac{(EDF_l - EPF_l)^2}{max_err_e^2} \quad (6)$$

La energía producida al final del plazo EPF_l se calcula como la suma de la energía que se va a producir en el corto plazo, la energía que se va a producir en el largo plazo y la energía que ya se ha generado hasta el momento actual EP_l tal y como se muestra en (7) donde se ha expresado la energía a corto plazo como producto de la consigna de potencia a corto plazo SP_l y del horizonte a corto plazo H_{CP} y la energía a largo plazo como el producto de la consigna a largo plazo $SPLP_l$ y del horizonte a largo plazo H_{LP} .

$$EPF_l = SP_l \cdot H_{CP} + SPLP_l \cdot H_{LP} + EP_l \quad \forall l \in R \quad (7)$$

Como H_{FINAL} y H_{CP} son fijos, el horizonte a largo plazo H_{LP} va disminuyendo a medida que pasa el tiempo, recalculándose de acuerdo a la ecuación (8), donde H_{ACTUAL}

es el tiempo que lleva produciendo energía un parque en el momento en que se resuelve el problema de optimización.

$$H_{LP} = H_{FINAL} - H_{ACTUAL} - H_{CP} \quad (8)$$

Se ha definido el objetivo σ_{MINSP} de minimización de la potencia utilizada en el corto plazo solo en los parques que tienen que cumplir con el seguimiento de energía (9). Este objetivo se introduce para favorecer que la energía demanda se alcance lo más tarde posible en el intervalo temporal, ya que teniendo en cuenta (7), si se minimiza el setpoint a corto plazo SP_i indirectamente se está maximizando el setpoint a largo plazo $SPLP_i$, es decir, se favorecen decisiones de producción de energía a largo plazo frente a decisiones de producción a corto plazo. Este objetivo junto con el límite superior que se permite al setpoint a largo plazo, ver sección *D Establecimiento del límite superior del SPLP* es el aspecto clave del artículo. PNE_{max} permite normalizar el cálculo.

$$\sigma_{MINSP} = \sum_{i \in R} \frac{SP_i}{PNE_{max}} \quad (9)$$

Finalmente, el uso de cualquier parque para conseguir los objetivos a corto plazo debe hacerse de acuerdo con minimizar un coste económico de producción, es decir, si hay varias alternativas de uso de parques, tratar de usar aquellos cuyo coste de producción CP_i sea menor. Para ello se plantea un objetivo de coste económico σ_{CE} (6) que penaliza el uso de cada parque a través de su SP_i multiplicado por su coste de producción CP_i . Todos los parques eólicos tienen un coste, sin embargo, el objetivo económico solo se evalúa para aquellos parques que no tienen objetivo de energía o si lo tienen ya lo han cumplido. La idea es que, si un parque tiene objetivo de energía, está obligado por contrato a usarse independientemente de su coste, eso sí, una vez que ha alcanzado su objetivo de energía, queda libre y por tanto su uso queda supeditado a su coste. Esto se tiene en cuenta en la función de coste mediante el parámetro $IE(i)$, que se evalúa antes de resolver el problema de optimización y vale 1 si no tienen objetivo de energía o ya se ha alcanzado $EPF_i \geq EDF_i$, y vale 0 en caso contrario $EPF_i < EDF_i$. Cada término está normalizado por CP_{max} , que es el mayor coste de producción de entre todos los parques eólicos y por PN_{max} que es la mayor potencia nominal de entre todos los parques eólicos, garantizando así que cada término de la función de coste toma un valor máximo de uno.

$$\sigma_{CE} = \sum_{i \in N} IE(i) \cdot \frac{CP_i \cdot SP_i}{CP_{max} \cdot PN_{max}} \quad (10)$$

B. Modelado matemático de una turbina

Se ha considerado que cada parque i está formado por un número determinado de turbinas iguales n_{turb_i} y que la potencia proporcionada por cada turbina depende de la velocidad del viento, v , y es el *sistema de control local de la turbina* el que permite que la potencia siga la curva indicada en (11). v_{in} es la velocidad a la cual es posible comenzar a extraer energía del viento, v_r es la velocidad nominal del viento y v_{off} es la velocidad a la que hay que detener el aerogenerador para que no sufra daños.

$$P_{turb}(v) = \begin{cases} 0 & 0 \leq v < v_{in} \\ \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot \pi \cdot R^2 \cdot v^3 \cdot Cp & v_{in} \leq v < v_r \\ Pn & v_r \leq v < v_{off} \\ 0 & v \geq v_{off} \end{cases} \quad (11)$$

Normalmente hasta la velocidad nominal v_r , se extrae la máxima energía posible del viento y es función de la densidad del aire ρ (1.225 kg/m³), del radio R del área barrida por las palas del aerogenerador y del coeficiente de potencia Cp , que es a su vez función de la velocidad de giro de la turbina y del ángulo de pitch. El valor de este coeficiente depende de la turbina y su valor máximo queda establecido por el límite de Betz en 0.593, sin embargo, en este ejemplo se ha tomado un valor fijo de 0.5. Cuando se supera la velocidad nominal de la turbina v_r y a pesar de que el viento siga aumentando, el sistema de control modifica el ángulo de pitch para mantener constante el valor de la potencia extraída en la potencia nominal Pn de la turbina.

C. Formulación Real Time Optimization (RTO)

Existen numerosos enfoques para resolver problemas multiobjetivo [4]. Uno de los más comunes, por su simplicidad, es la suma ponderada. Este método consiste en transformar el problema multiobjetivo en uno de objetivo único mediante la suma y asignación de pesos (λ) a cada objetivo. Sin embargo, la suma ponderada conlleva ciertos inconvenientes. Uno de ellos es la dificultad de establecer los valores de los coeficientes de ponderación de manera precisa para reflejar las preferencias. Además, esta técnica provoca cambios en el espacio de soluciones cuando se modifican los pesos λ . También presentan problemas al sumar objetivos de diferente naturaleza, por ejemplo, expresados en diferentes unidades o formulados mediante expresiones matemáticas distintas, como por ejemplo combinar funciones cuadráticas con funciones no lineales y funciones lineales.

Por estas razones se ha optado por usar el método lexicográfico [4], también conocido como resolución por prioridades [5]. Este enfoque sigue un proceso iterativo, donde la solución final se obtiene al resolver de manera secuencial problemas mono objetivo individuales, tantos como número de funciones prioritarias tenga el problema. De esta manera se garantiza que la solución final es óptima respecto del primer objetivo, después respecto del segundo, y así sucesivamente, según el orden de prioridad. Una ventaja clave de esta metodología es que no requiere asignar valores numéricos a la importancia de cada objetivo, sino establecer un orden de prioridad absoluta entre ellos. En [6] se puede ver un ejemplo detallado del uso de esta formulación para un caso de estudio muy similar al planteado en este artículo.

Formulación suma ponderada

El problema de optimización completo, incluyendo las restricciones, se muestra en (12).

$$\min_{\{SP_i, SPLP_i\}} (\lambda_{SG}\sigma_{SG} + \lambda_{EF}\sigma_{EF} + \lambda_{MINSP}\sigma_{MINSP} + \lambda_{CE}\sigma_{CE}) \quad (12)$$

s.a.:

$$SP_i \leq P_{turb_i}(v) \cdot tur_{disp_i} \quad \forall i \in N \quad (13)$$

$$SP_i \geq P_{turb_i}(v) \cdot tur_{bloq_i} \quad \forall i \in N \quad (14)$$

$$SPLP_l \leq LS_l \quad \forall l \in R \quad (15)$$

$$SPLP_l \geq 0 \quad \forall l \in R \quad (16)$$

$$(1), (4), (7), (8), (11)$$

Donde λ_i son los coeficientes de ponderación de los distintos objetivos, N es el conjunto de todos los parques y R es el conjunto de parques que tiene especificados objetivos de energía a largo plazo.

La ecuación (13) establece el límite superior del setpoint a corto plazo para cada parque $i \in N$ y se calcula como la potencia que puede suministrar una turbina de ese parque

(11), que depende del viento existente en ese momento, por el número de turbinas disponibles, tur_disp_i . De esta manera se contemplan situaciones en las que alguna turbina del parque no esté disponible para producir energía, por ejemplo, debido a tareas de mantenimiento. En (14) se establece el límite inferior del setpoint a corto plazo para cada parque que puede ser fijado en un valor distinto de cero mediante el número de turbinas bloqueadas, tur_bloq_i . Estas turbinas no pueden pararse o reducir su potencia, obligando así al parque a suministrar una potencia mínima.

La ecuación (15) establece el límite superior, LS_l , del setpoint a largo plazo $SPLP_l$ que habría que asignar a cada parque $l \in R$ que tiene que cumplir con un objetivo de energía en el largo plazo. El valor de LS_l va a resultar fundamental en la solución del problema tal y como se explicará en el apartado *D Establecimiento del límite superior del SPLP*. Por otra parte, la ecuación (16) establece en 0 el límite inferior del setpoint a largo plazo.

El problema de optimización está sujeto también a otras restricciones dadas por las ecuaciones (1), (4), (7), (8) y (11) que han sido descritas en los apartados anteriores.

Formulación prioridades

La formulación con prioridades requiere que a cada objetivo se le asigne un orden de importancia. Para ello se han creado cuatro funciones objetivo correspondientes con los objetivos anteriores $f_1 = \sigma_{SG}$, $f_2 = \sigma_{EF}$, $f_3 = \sigma_{MINSP}$ y $f_4 = \sigma_{CE}$, siendo f_1 la más importante y f_4 la menos importante, de acuerdo a las necesidades manifestadas por empresas del sector. La solución final se obtiene resolviendo el problema de optimización (17) para cada objetivo planteado.

$$\min_{\{SP_i, SPLP_i\}} f_p \quad (17)$$

s.a.:

$$f_q \leq f_q^* \quad \forall q \in \{1, \dots, p-1\}, \quad p > 1 \quad (18)$$

(1), (4), (7), (8), (11), (13), (14), (15), (16)

Donde f_p es la función de prioridad p , f_q son las funciones con mayor prioridad que la f_p de la iteración p y f_q^* son los valores óptimos de las funciones f_q y que han sido calculados en $p-1$ iteraciones anteriores. La ecuación (18) establece como restricción de la iteración p el valor óptimo de las funciones de mayor prioridad, obtenidos en las $p-1$ iteraciones anteriores. Es decir, se minimiza f_p garantizando mediante la restricción (18) que se mantiene el valor óptimo de las funciones f_q encontrado en las iteraciones anteriores.

D. Establecimiento del límite superior del SPLP

El límite superior del setpoint a largo plazo, va a tener un impacto fundamental en la solución del problema de optimización, ya que este valor limita la cantidad de energía que se va a poder producir en el largo plazo. Esta energía se calcula mediante (7) y depende del setpoint a corto plazo SP_i y del setpoint a largo plazo $SPLP_l$, por otra parte, el objetivo (9) trata de minimizar el uso del setpoint a corto plazo, por tanto, para conseguir la energía demandada es necesario aumentar el setpoint a largo plazo, pero quedando limitado por su límite superior LS_l (15). A pesar de que se está resolviendo un problema de optimización estacionario, este límite permite “seleccionar” cuanta energía dejamos para producir en el futuro y por tanto retrasar a voluntad el instante temporal de cumplimiento del objetivo de la energía. Límites bajos fuerzan a producir poca energía a largo plazo y mucha a corto plazo adelantando el cumplimiento de la energía por

parte del parque. Por el contrario, Límites altos permiten producir mucha energía a largo plazo y poca a corto plazo retrasando el cumplimiento de la energía por parte del parque.

Se pueden utilizar diferentes enfoques para fijar este valor. Uno de ellos puede ser establecer valores heurísticos, como la potencia nominal del parque, el valor medio de la potencia del parque, la potencia mínima producible por el parque, etc. y es el que se ha usado en este artículo. Sin embargo, sería posible utilizar el concepto de restricciones de probabilidad, estableciendo un valor para que una restricción se cumpla con una determinada probabilidad [7].

IV. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

El problema de gestión óptima se resuelve mediante suma ponderada y prioridades para un período temporal de un mes, ejecutando el problema de optimización cada hora. Para comprobar la importancia del límite superior LS del setpoint a largo plazo $SPLP$ se han realizado dos experimentos: *Experimento 1*, el límite superior se ha fijado en la potencia mínima producible por el parque eólico. *Experimento 2*, el límite superior se ha fijado en la potencia media de la serie temporal de potencia del mes que se va a simular (Tabla I).

Los datos de velocidad de viento utilizados proceden del New European Wind Atlas [8], [9] y [10] y como simplificación se ha utilizado datos procedentes de una única ubicación: los datos del mes de abril de 2005 a una altura de 100 metros en las coordenadas (42.0279, -4.4505). Los datos están disponibles cada media hora, por lo que es posible extraer dos series de datos temporales de la velocidad del viento en intervalos horarios. Se ha asignado a los parques impares la serie de datos en horas enteras y a los parques pares, la serie de datos en las horas y media.

La Tabla I muestra características de los parques como potencia nominal, turbinas disponibles y bloqueadas, los parques que tienen objetivos de energía para ser cumplidos en un mes (EDF) y el coste económico de cada parque (CP). Se ha considerado para todas las turbinas las velocidades de operación $v_{in} = 3$ m/s, $v_r = 14$ m/s y $v_{off} = 25$ m/s. La Tabla II muestra las consignas (SPA) que se han impuesto a cada agrupación a lo largo del mes y la Tabla III muestra los pesos asignados a cada objetivo en la suma ponderada.

TABLE I. DATOS DE LOS PARQUES.

Parque	P_n (MW)	n_{turb}	tur_disp	tur_bloq	EDF (MWh)	CP (€/MW)	LS_{exp1}	LS_{exp2}
P1	38	52	52	0	-	60.0	-	-
P2	16	8	8	0	-	60.0	-	-
P3	38	46	40	0	3500	90.0	0.3739	6.284
P4	38	19	19	0	3500	90.0	0.3739	6.213
P5	30	21	21	0	2800	60.0	0.2953	4.961
P6	42	15	15	0	-	50.0	-	-
P7	33	50	50	0	-	50.0	-	-
P8	26	13	13	0	-	20.0	-	-
P9	40	20	20	0	-	90.0	-	-
P10	49.7	37	37	0	-	90.0	-	-
P11	30	14	14	0	-	20.0	-	-

TABLE II. LIMITACIONES DE POTENCIA POR AGRUPACIÓN.

Intervalo (h)	$SPA1$ (MW)	$SPA2$ (MW)	$SPA3$ (MW)
1-120	-	-	-
121-240	13.6	11.2	11.2
241-360	20.8	26	22.4
361-480	39.2	31.2	44
481-600	10.4	8.72	12.8
601-720	-	-	-

TABLE III. COEFICIENTES DE PONDERACIÓN SUMA PONDERADA.

Objetivos Prioridad	Objetivos Suma Ponderada	Coefficientes Suma Ponderada
f_1	σ_{SG}	$\lambda_{SG} = 64$
f_2	σ_{EF}	$\lambda_{EF} = 16$
f_3	σ_{MINSP}	$\lambda_{MINSP} = 4$
f_4	σ_{CE}	$\lambda_{CE} = 1$

Las dos formulaciones se han implementado en Python 3.10 [11] mediante la herramienta de modelado y optimización Pyomo 6.4.2 [12], que usa el solver IPOPT 3.11.1 [13] para resolver los problemas de optimización.

Experimento 1. Límite superior del SPLP potencia mínima

El primer resultado interesante es la gran diferencia que existe entre la energía producida al cabo de un mes por cada parque en función del método de resolución (Tabla IV). La energía producida en cada parque, cuando se usa la suma ponderada, se queda muy lejos de la energía demandada. El motivo es que se están compensando objetivos y hay instantes temporales en los que, desde el punto de vista de la suma ponderada, llevar el valor del objetivo σ_{MINSP} a cero produce que la función objetivo total tenga un valor inferior que si se eleva la consigna a corto plazo para reducir la diferencia en el seguimiento de energía. Este fenómeno se aprecia en la Tabla V para el problema de optimización resuelto en $t = 1$ y en la Fig. 1 donde se representa el valor del objetivo σ_{MINSP} a lo largo de todo el mes. Puede observarse cómo los valores σ_{MINSP} calculados mediante el método de la suma ponderada, son, a lo largo del tiempo, menores que los calculados mediante el método de lexicográfico o de prioridades. Estas diferencias en el valor del objetivo σ_{MINSP} en función del método de resolución tienen un impacto significativo en el valor del SP a corto plazo como puede verse en las figuras 2 y 3 para el parque P3. Esto pone de manifiesto la dificultad de normalizar objetivos de distinta naturaleza y otorgar coeficientes de ponderación adecuados a los objetivos.

TABLE IV. ENERGÍA PRODUCIDA CON LS MÍNIMO (EXPERIMENTO 1) Y CON LS POTENCIA MEDIA (EXPERIMENTO 2).

Parque	Energía Demandada (MWh)	Energía Producida (MWh)			
		Experimento 1		Experimento 2	
		SUMAPON	PRIO	SUMAPON	PRIO
P3	3500	1435.48	3499.89	1430.74	2806.24
P4	3500	1435.50	3499.89	1440.15	2811.77
P5	2800	779.61	2813.46	779.588	2344.56

TABLE V. VALORES FUNCIONES OBJETIVO EN INTERVALO 1.

Objetivos	SUMAPON	PRIORIDADES
σ_{SG}	4.4479E-09	2.5274E-8
σ_{ELP}	13.306	13.22
σ_{MINSP}	4.0516E-09	0.68
σ_{CE}	0.87	0.87
Función de cote Total	14.16	14.78

En la Fig. 3 se muestra el seguimiento de potencia para la agrupación A1, es decir el objetivo σ_{SG_LIM} . En los intervalos temporales en los que hay limitaciones de potencia SPA_1 (Tabla II) se puede comprobar cómo la suma de las consignas de los parques de dicha agrupación (PPA_1) cumple con esta potencia siempre y cuando la potencia disponible (PA_1) en la agrupación así lo permita. Por el contrario, cuando no hay limitaciones de potencia en la agrupación, se debe llevar a los parques que no tienen objetivos de energía a su máxima producción de acuerdo con el objetivo $\sigma_{SG_MAX_P}$, tal y como se muestra en la Fig. 4. La Fig. 4 muestra el seguimiento de máxima potencia de la agrupación A1 de los parques que

forman parte de ella y que no tienen objetivos de energía, parques P1 y P2, observándose como al principio y al final de mes en los que no hay limitación de potencia, estos parques son llevados a la máxima potencia disponible para esos parques (PA_1).

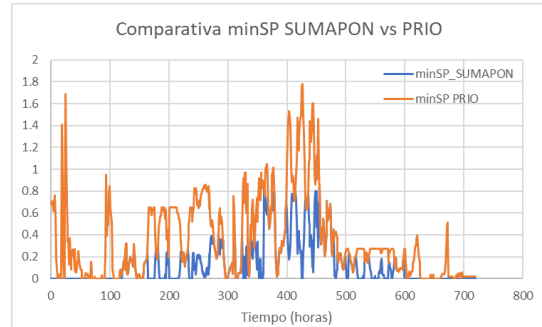


Fig. 1. Objetivo σ_{MINSP} . Suma ponderada (azul) y prioridades (naranja).

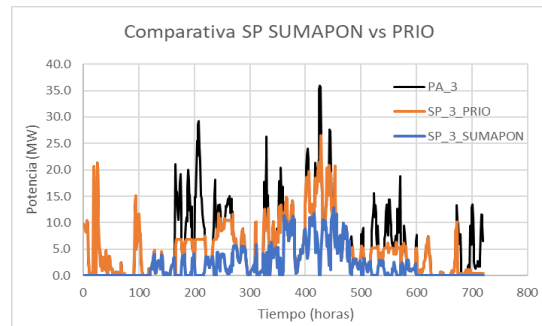


Fig. 2. Setpoint parque P3. Suma ponderada vs prioridades.

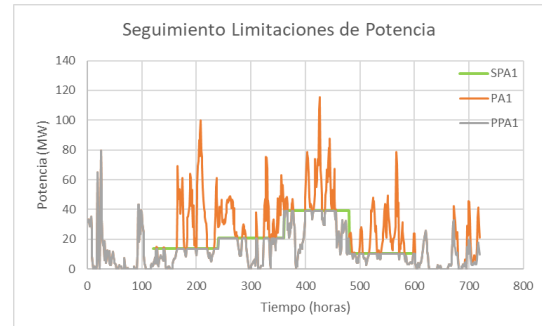


Fig. 3. Seguimiento limitaciones de potencia. Prioridades.

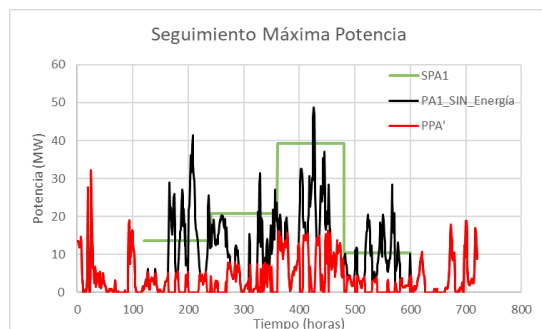


Fig. 4. Seguimiento máxima potencia. Prioridades.

Experimento 2. Límite Superior del SPLP potencia media

Se repite el experimento 1, pero fijando el valor del LS_i en el valor medio de la potencia producible por cada parque cuyos valores se muestran en la Tabla I. Como se aprecia en la Tabla IV no se ha conseguido alcanzar la energía demandada con ninguna de las dos formulaciones, siendo mucho peor la suma ponderada. Ahora, con el método de prioridades no se alcanza el objetivo de energía porque se ha seleccionado un límite superior del setpoint a largo plazo

elevado que permite al optimizador interpretar que la cantidad de energía que se va a poder producir en el futuro (debido al viento) es mayor de la que realmente se puede producir, mientras que en el experimento 1 sucedía lo contrario. Es decir, se ha sobreestimado la capacidad futura de producción de potencia de cada parque. Esto se ve reflejado en la Fig. 6 donde se representa el valor óptimo del objetivo de seguimiento de energía σ_{EF} obtenido cada hora para los dos experimentos. Cuando LS se fija en la potencia mínima (experimento 1), σ_{EF} toma valores muy alejados de su mínimo al principio del mes porque se está limitando en un valor pequeño la cantidad de energía que va a haber en el futuro. Sin embargo, en el experimento 2, σ_{EF} alcanza su mínimo ya desde el principio, porque se está considerando que en el futuro va a haber energía suficiente para cumplir con el objetivo. Esto influye en el instante temporal en el que se va a empezar a hacer uso del setpoint a corto plazo (SP) para producir energía. En el experimento 1 desde el primer momento se utiliza el SP para tratar de minimizar lo máximo posible el objetivo de seguimiento de energía, en cambio en el experimento 2 no empieza a utilizarse hasta mucho más tarde ya que en el problema de optimización el objetivo de seguimiento de energía se puede cumplir únicamente con el SPLP. Esto provoca que la energía que se va acumulando a lo largo del tiempo sea mayor en el experimento 1 que en el experimento 2, tal y como se ve en la Fig. 7 para el parque P3. Al acercarnos al final de mes, la energía disponible en el viento ya es suficiente para cumplir con el seguimiento de energía en el experimento 1, pero no en el experimento 2.

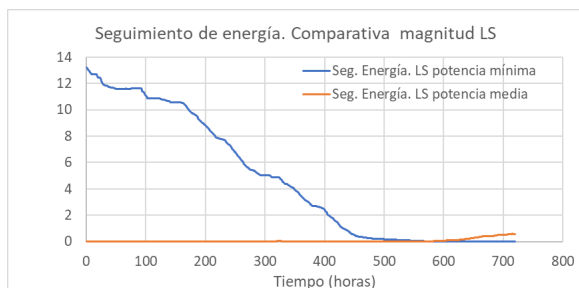


Fig. 5. Seguimiento de energía σ_{EF} . Comparación para diferentes LS.

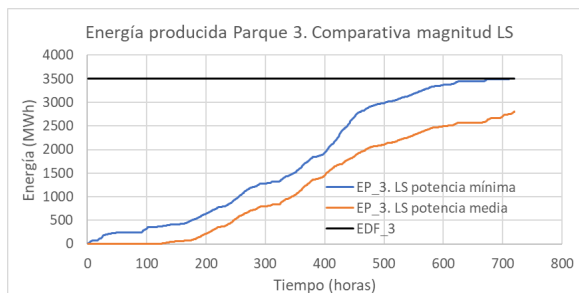


Fig. 6. Energía producida por el parque 3. Comparación para diferentes LS.

Lo importante de este resultado es que se puede modificar a voluntad el momento en el que se desea cumplir con el objetivo a largo plazo a pesar de utilizar una formulación puramente estacionaria.

V. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha abordado el problema de asignación de consignas a parques eólicos de manera estacionaria. Se trata de un problema multiobjetivo con objetivos a corto y largo plazo y se ha resuelto mediante la asignación de prioridades a los distintos objetivos de acuerdo a las preferencias de las empresas propietarias de parques, que

suelen especificar objetivos en función de su importancia. La resolución con prioridades mediante el método lexicográfico se ha comparado con una resolución mono objetivo que suma y pondera los distintos objetivos. Utilizando ambas metodologías se ha comprobado que la resolución por prioridades obtiene los valores óptimos para cada objetivo en función de su prioridad, mientras que la suma ponderada puede no optimizar los objetivos prioritarios. Esto se debe a la dificultad de asignar valores adecuados a los coeficientes de ponderación utilizados en la suma ponderada, que además dependerán fuertemente de cómo sea cada función de coste.

Además, se ha comprobado la importancia de la elección del límite superior del setpoint a largo plazo en las restricciones del problema, ya que este valor condiciona la solución del optimizador para los objetivos a corto plazo en función de la energía que previsiblemente vamos a poder producir en el futuro. El límite se ha seleccionado usando reglas heurísticas, sin embargo, en el futuro se estudiará la aplicación de restricciones probabilísticas para determinarlo.

AGRADECIMIENTOS

La publicación es parte del proyecto “Gestión óptima en tiempo real del ciclo Power-to-H2-to-Power (OptiMaPH2P)”, TED2021-131220B-I00, financiado por MCIN/AEI y por la Unión Europea “NextGenerationEU” y del proyecto “Gestión óptima en tiempo real y bajo incertidumbre para gemelos digitales (OptiDit)”, PID2021-123654OB-C33, financiado por MCIN.

REFERENCIAS

- [1] Veers et al., “Grand challenges in the science of wind energy,” *Science*, vol. 366 (6464), 2019.
- [2] A. D. Hansen, P. Sørensen, F. Iov, and F. Blaabjerg, “Centralised power control of wind farm with doubly fed induction generators,” *Renewable Energy*, vol. 31, no. 7, pp. 935-951, 2006.
- [3] Q. P. Zheng, J. Wang, and A. L. Liu, “Stochastic Optimization for Unit Commitment - A Review,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 30, no. 4, pp. 1913-1924, 2015.
- [4] K. Miettinen, *Nonlinear multiobjective optimization*, vol. 12. Springer Science & Business Media, 1998.
- [5] E. C. Kerrigan and J. M. Maciejowski, “Designing model predictive controllers with prioritised constraints and objectives,” in *Proceedings. IEEE International Symposium on Computer Aided Control System Design*, 2002, pp. 33-38.
- [6] S. Martínez-Gutiérrez, D. Sarabia, and A. Merino, “Stationary assignment of optimal set points in wind farms,” *XLIV Jornadas de Automática*, Zaragoza, Spain, pp. 417-422, 2023.
- [7] J. R. Birge and F. Louveaux, *Introduction to Stochastic Programming. in Springer Series in Operations Research and Financial Engineering*. New York, NY: Springer New York, 2011.
- [8] A. N. Hahmann et al., “The making of the New European Wind Atlas - Part 1: Model sensitivity,” *Geosci Model Dev*, vol. 13, no. 10, pp. 5053-5078, Oct. 2020.
- [9] M. Dörenkämper et al., “The Making of the New European Wind Atlas - Part 2: Production and evaluation,” *Geosci Model Dev*, vol. 13, no. 10, pp. 5079-5102, Oct. 2020.
- [10] “New European Wind Atlas.” Accessed: Oct. 16, 2023. [Online]. Available: <https://map.neweuropeanwindatlas.eu/>
- [11] G. Van Rossum and J. De Boer, “Interactively testing remote servers using the Python programming language,” *CWI quarterly*, vol. 4, no. 4, pp. 283-303, 1991.
- [12] W. E. Hart, J. P. Watson, and D. L. Woodruff, “Pyomo: modeling and solving mathematical programs in Python,” *Math Program Comput*, vol. 3, no. 3, pp. 219-260, 2011.
- [13] A. Watcher “An interior point algorithm for large scale nonlinear optimization with applications in process engineering” Carnegie Mellon University, 2002.

Simulating the aerodynamic properties of the NACA 2412 using Ansys software

Jinane Radi
University of Abdelmalek Saadi
Faculty of Sciences, Department of
physics, Energetic laboratory
Tetouan, Morocco
jinane.radi@etu.uae.ac.ma

Jesús Enrique Sierra-García
Dpt. of Electromechanical Engineering
University of Burgos
Burgos, Spain
<https://orcid.org/0000-0001-6088-9954>

Abdelouahed Djebli University of
Abdelmalek Saadi
Faculty of Sciences, Departement of
physics, Energetic laboratory
Tetouan, Morocco
djebli_abdelouahed@yahoo.fr

Abstract—The design of wind turbine's blades significantly impacts the aerodynamic performance and the overall efficiency of a horizontal axis wind turbine. In this paper, ANSYS simulation is used to examine the aerodynamic properties of the NACA 2412 airfoil. The NACA 2412 profile is widely used in different wind energy due to its favorable aerodynamic characteristics and performance qualities. This study examines aerodynamic parameters such as lift and drag for a range of angles of attack. The simulations aim to provide information on the behavior of the aerodynamic profile using ANSYS coupled with CFD methods, which will lead to a better understanding of its performance and contribute to the optimization of wind turbine design.

Keywords—ANSYS, wind turbine, blades, NACA 2412 airfoil, CFD.

I. INTRODUCTION

Growing environmental and economic concerns are driving the search for more sustainable energy sources. Wind power, for its part, has proved to be the most popular source of clean energy in regions where wind speed matches magnitude and stability [1][2].

This renewable energy source is reliable over the long term. The absence of harmful emissions and the high efficiency are the main advantages of wind power. This type of energy is currently experiencing rapid growth and is widely regarded as a serious alternative for combating the greenhouse effect.

In the field of wind turbine aerodynamics, understanding and optimizing the performance of airfoils is essential for a variety of technical applications [3]. Indeed, the design and the aerodynamic performance of a wind turbine directly influence its ability to capture and convert the wind's kinetic energy into electrical power. Optimizing the aerodynamics characteristics ensures that turbines operate at maximum efficiency, maximizing energy production while minimizing operating costs. In addition, understanding and improving aerodynamic characteristics such as lift, drag, and stall behavior, contributes to the longevity and structural integrity of wind turbines.

Various calculation tools have been used to design the wind turbine blades. Blade Element Momentum (BEM) theory is a fundamental concept in blade aerodynamics, specifically applied to the analysis and design of horizontal axis wind turbines [4].

Thought primarily to model the aerodynamic performance of wind turbine blades, the BEM theory breaks each blade down into smaller elements along its length, treating each element as an independent entity in terms of aerodynamic forces. This method is widely used by wind turbine researchers [5]–[7]. Computational Fluid Dynamics (CFD) on the other hand, is a numerical simulation technique used to analyze and model the behavior of fluid flows. CFD uses mathematical methods and algorithms to solve the equations governing fluid dynamics, enabling a better understanding of complex fluid flow phenomena.

Numerous research projects have been carried out using CFD combined with Ansys software in the field of blade aerodynamics. For instance, in [8] the authors calculate the S809 airfoil's lift and drag coefficients for four distinct meshes. The process was described by the Reynolds-averaged Navier Stokes equations, combined with Menter's $k-\omega$ SST turbulence model. All the results were compared with those obtained in wind tunnel experiments of Delft University of Technology (DUT). In [9] the application of a multi-objective genetic algorithm (MOGA) to optimize the shape of the S809 profile is described. The ANSYS Fluent software is used for computing the flow field, using the Reynolds and Navier-Stokes (RANS) equation. The paper by [10] examines numerically and experimentally the NACA 0015 airfoil at various angle of attack and different velocities in a low wind speed tunnel. The numerical part of the study has been carried out with the software ANSYS coupled with CFD. In [11] a MOGA algorithm is used to optimize the aerodynamic shape of a missile. The numerical investigation of the aerodynamic coefficients, specifically drag and lift, was done using CFD analysis with Ansys Fluent software.

The present study focuses on numerical simulation using ANSYS Fluent software to identify and analyze the detailed structure of the flow around the NACA 2412 airfoil, and also to determine its aerodynamics characteristics in order to improve the efficiency of the wind turbine. Furthermore, Computational Fluid Dynamics (CFD) simulation have been also used to obtain the aerodynamic forces.

The structure of the rest of the paper is as follows. In Section II the concept of airfoil is presented. Section III is devoted to the computation of the lift and drag coefficients using ANSYS. The results of the study are discussed in Section IV. The paper ends with the conclusions and future perspectives.

II. AIRFOILS CONCEPTS

Airfoils have specific geometric shapes used to generate mechanical forces resulting from the interaction between the airfoil and the surrounding fluid, due to their relative motion. Horizontal axis wind turbine blades use aerodynamic profiles to generate mechanical energy [1].

The dimensions of the blade are influenced by various factors such as expected aerodynamic performance, maximum desired rotor power, estimated airfoil parameters and drag considerations. Numerous studies and research projects have been carried out over the years to design and improve the aerodynamic performance of wind turbine blades, as well as to create new profiles to compete with existing ones. Several aerodynamic profiles have been specifically developed by research institutes for application in wind turbines [12]. Some of the most well-known airfoil families are: NACA airfoil profiles, NREL-S airfoil series, and RISO and FFA airfoils families [13], [14].

The generation of aerodynamic forces on the airfoil surface, namely lift and drag, results from the combined influence of pressure and the distribution of boundary layer shear stresses acting on its surface. These two forces as well as the pitching moment are shown in Fig. 1.

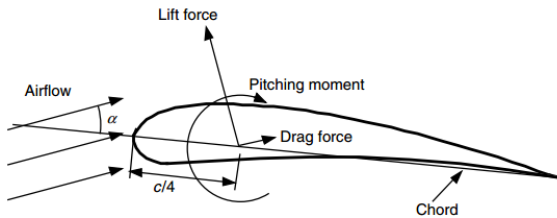


Fig. 1. Forces and moments on an airfoil section[1]

The airfoil profile used in this study belongs to NACA 2412. The NACA 2412, with a thickness of 12 % and a camber of 2%, has been designed, analysed theoretically, and validated in practice for HAWT.

Fig. 2 shows the shape of the NACA 2412 profile generated using the QBlade software. It's a free, easy-to-use and versatile software package that can be used to analyze the wind turbine for specific values of wind speed and Reynolds number.

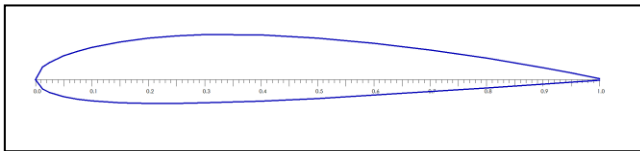


Fig. 2. NACA 2412 airfoil shape

III. DETERMINATION OF LIFT AND DRAG COEFFICIENTS WITH ANSYS SOFTWARE

The ANSYS Fluent solver is a powerful and broadly used simulations on many types of problems, including structural mechanical, fluid, and electromagnetic contexts.

ANSYS includes several tools and modules for different types of analysis. Among the most useful tools we can find the Computational Fluid Dynamics (CFD), which is a numerical method used to simulate fluid flow behavior and heat transfer.

In our work the integration of this software with the CFD method enabled the generation of drag and lift coefficients, as well as the characterization of the flow field around the selected profile [11][15].

A. Geometry and Meshing

The Computational Fluid Dynamics (CFD) methodology is used to estimate the aerodynamic characteristics of a horizontal axis wind turbine using the NACA 2412 as the main airfoil. The first step after inserting the desired profile coordinates into ANSYS WORKBENCH is to select the calculation domain. The choice of calculation domain plays a critical role in the accuracy of the final results.

The size of the computational domain needs to be sufficiently large to avoid the impact of boundary effects on the results. However, incorporating extra dimensions contributes to an increase in the computational time. In this work, in alignment with previous studies, we agree that the aerodynamic profile is located at the center of the calculation domain, which extends to a distance 6 times the chord length, in all directions from the aerodynamic center of the profile. Downstream, the aerodynamic profile is positioned at a distance of 12 times the chord length behind the profile to accurately simulate the wake phenomenon. The selected geometry is shown in Fig. 3.

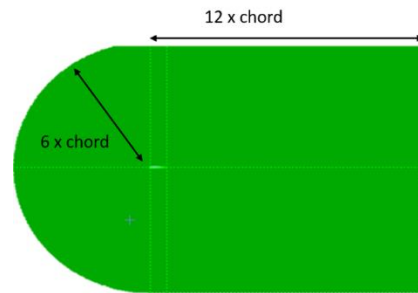


Fig. 3. Geometry of the computational domain

Once the geometry has been prepared, the next step is to create the calculation mesh. Meshing is the process by which the computational domain is divided into very small sub-elements. In these sub-elements, the equations of fluid dynamics are solved to obtain the behavior of a fluid as it flows around an object. The meshing process is extremely critical, and great care must be taken in creating a mesh to capture the correct behavior of fluid flow [16].

The choice of the mesh topology has a considerable influence on mesh quality, since most of the time spent on CFD is dedicated for the creation of a quality mesh. In this work, we have chosen the C-meshing

Fig. 4 and 5 show complete and enlarged views of the mesh structure around the NACA 2412 profile. The chord length of the profile is 1 [m] and the Reynolds number is about $3.1 \cdot 10^6$.

The 2D mesh adopts a structured C-type generation. Refinement is particularly concentrated in close proximity to the airfoil surface to cover the boundary layer approach.

A large number of grids surrounding the airfoil surface are used to capture with accuracy the pressure gradient.

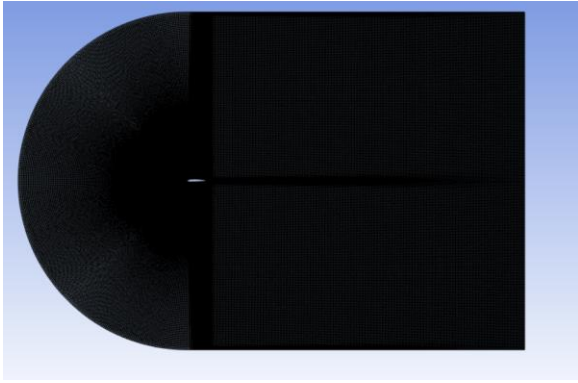


Fig. 4. The mesh around the airfoil

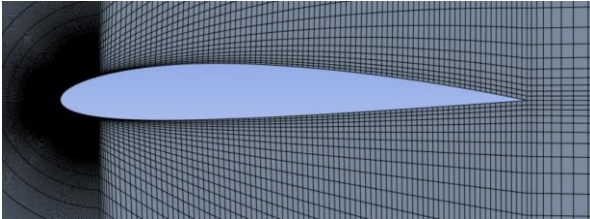


Fig. 5 Enlarged view of the mesh around the airfoil

B. Boundary Conditions

Boundary conditions are a combination of properties applied to the surfaces of a computational domain. These conditions play a pivotal role in defining the overall flow simulation, as they provide the necessary information to characterize the fluid behaviors in the domain.

The boundary conditions have a significant influence on the results of simulation. In the present work, the velocity components at the inflow boundary are calculated based on the desired Reynolds number and chord length, the pressure is restricted to the zero-gradient condition. All the conditions established in this study are listed in Table I.

TABLE I. BOUNDARY CONDITIONS

Fluid	air
Air density	1.225
Dynamic viscosity	$1.802 \cdot 10^{-5}$
Turbulence model	k-w SST
CFD algorithm	COUPLED
Inlet velocity	45.6
Pressure	101325
Chord length	1m
Reynolds number	$3.1 \cdot 10^6$
Type of meshing	C-Type , Quadratic
CFD algorithm	Coupled

IV. RESULTS

In this study, we calculated the lift and drag coefficients as well as the pressure and velocity of the NACA 2412 airfoil using CFD numerical simulation in Ansys. These calculations were performed under precisely defined operating conditions.

Fig. 6 and 7 illustrate respectively the lift and drag coefficients as a function of angle of attack.

The results presented in figure 7 clearly indicates a rise in the lift coefficient as the angle of attack increases. This evolution continues until the angle of attack reaches 14, at which point a phenomenon identified as a stall becomes apparent.

Similarly, the drag coefficient of the NACA 2412 profile increases continuously as the angle of attack varies between 0 and 18 degrees, although from angle of attack 14 onwards, a more rapid increase is caused by the stall phenomenon.

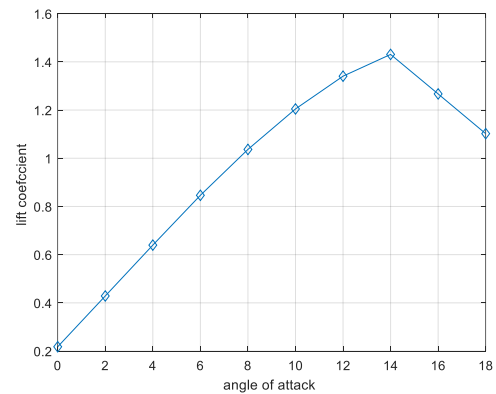


Fig. 6. Lift coefficient of the NACA 2412

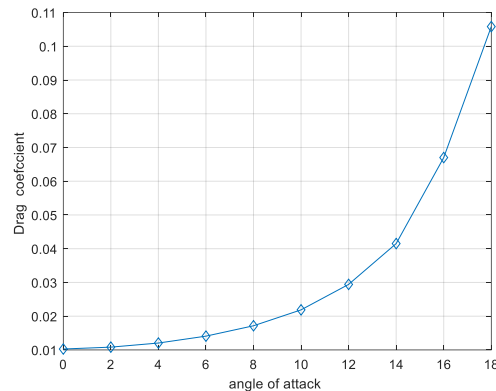


Fig. 7. Drag coefficient of the NACA 2412

The velocity magnitude and the static pressure around the profile for the angle of attack equal to zero are presented, respectively, in Fig. 8 and Fig. 9.

Figure 8 provides a comprehensive picture of the velocity magnitude distribution around the airfoil at an angle of attack of zero degrees.

Understanding the velocity distribution at an angle of attack of zero degrees is fundamental, as it establishes a baseline for profile behavior under neutral conditions. This information is essential for the rest of the analysis, as it allows us to understand how the profile reacts to variations in the angle of attack, and contributes to an overall understanding of its aerodynamic performance.

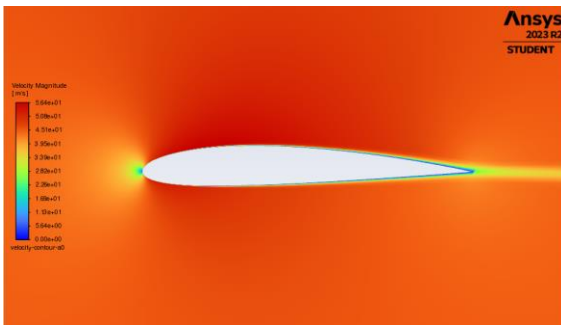


Fig. 8. Velocity magnitude around the profile for an angle of attack equal to zero.

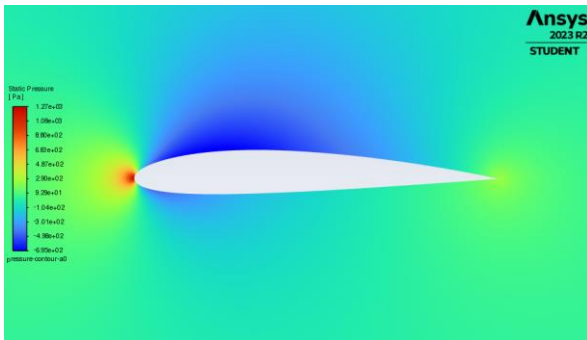


Fig. 9. Static pressure around the profile for an angle of attack equal to zero

V. CONCLUSION

This study focuses on the utility of ANSYS software in the field of wind turbine aerodynamics. We have described the two initial steps that must precede the start of calculations, highlighting in particular the importance of geometry and mesh selection. Correctly defined geometry means that the virtual model accurately represents the physical object. At the same time, a careful mesh is essential to discretize the geometry into elements, which influences the accuracy and efficiency of subsequent analyses. Simulation of the NACA 2412 profile using Ansys software has provided important insights into its aerodynamic behavior. The results obtained from the simulations offer a complete understanding of the aerodynamics keys parameters such as lift and drag coefficients, pressure distribution and velocity magnitude .

In a future work, we will study the impact of mesh refinement on the accuracy of aerodynamic characteristic calculations, as well as the influence of varying angles of attack on static pressure and velocity magnitude.

ACKNOWLEDGMENT

This work has been partially supported by the Spanish Ministry of Science and Innovation under project MCI/AEI/FEDER number PID2021-123543OBC21.

REFERENCES

[1] J. F. Manwell, J. G. McGowan, and A. L. Rogers, "Wind Energy Explained: Theory, Design and Application," 2010.

[2] A. G. Olabi *et al.*, "Wind Energy Contribution to the Sustainable Development Goals: Case Study on London Array," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 5. MDPI, Mar. 01, 2023. doi: 10.3390/su15054641.

[3] T. Wang, "A brief review on wind turbine aerodynamics," *Theoretical and Applied Mechanics*

Letters, vol. 2, no. 6, p. 062001, 2012, doi: 10.1063/2.1206201.

[4] L. Amzil, S. Fertahi, T. Raffak, and T. Mouhib, "Structural performance analysis of hemp fiber-reinforced hybrid composites in wind turbine blade manufacturing," *Structures*, vol. 58, Dec. 2023, doi: 10.1016/j.istruc.2023.105373.

[5] J. Radi and A. Djebli, "Optimal design of an horizontal axis wind turbine using blade element momentum theory," in *E3S Web of Conferences*, EDP Sciences, Jan. 2022. doi: 10.1051/e3sconf/202233600008.

[6] R. Lanzafame and M. Messina, "Fluid dynamics wind turbine design: Critical analysis, optimization and application of BEM theory," *Renew Energy*, vol. 32, no. 14, pp. 2291–2305, Nov. 2007, doi: 10.1016/j.renene.2006.12.010.

[7] J. Radi, A. Djebli, and J. E. Sierra-García, "Design And Simulation of a Small Horizontal Wind Turbine Using MATLAB and XFOIL." [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/369739323>

[8] Y. EL Khchine and M. Sriti, "Boundary layer and mesh refinement effects on aerodynamic performances of horizontal axis wind turbine (HAWT)." [Online]. Available: <http://www.iaras.org/iaras/journals/ijme>

[9] Y. He and R. K. Agarwal, "Shape Optimization of NREL S809 Airfoil for Wind Turbine Blades Using a Multiobjective Genetic Algorithm," *International Journal of Aerospace Engineering*, vol. 2014, 2014, doi: 10.1155/2014/864210.

[10] R. Islam Rubel, K. Uddin, and Z. Islam, "Numerical and Experimental Investigation of Aerodynamics Characteristics of NACA 0015 Aerofoil," 2016.

[11] A. Şumnu, İ. H. Güzelbey, and O. Ögücü, "Aerodynamic Shape Optimization of a Missile Using a Multiobjective Genetic Algorithm," *International Journal of Aerospace Engineering*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/1528435.

[12] U. Mamadaminov, "Review of Airfoil Structure for Wind Turbine Blades," 2013. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/271829785>

[13] "The NACA airfoil series The early NACA airfoil series, the 4-digit."

[14] F. försöksanstalten Anders Björck, "Coordinates and calucations for the FFA-W1-xxx, FFA-W2-xxx and FFA-W3-xxx series of airfoils for horizontal axis wind turbines".

[15] "Addressing the Need for Speed with Intel® Xeon® Scalable Processors Run Your Ansys® Fluent® Simulations at Top Speed Ansys Fluent takes advantage of Intel Advanced Vector Extensions (Intel AVX) and Intel Math Kernel Library (Intel MKL) to enable greater efficiencies and optimized performance."

[16] S. Lu, J. Liu, and R. Hekkenberg, "Mesh properties for rans simulations of airfoil-shaped profiles: A case study of rudder hydrodynamics," *J Mar Sci Eng*, vol. 9, no. 10, Oct. 2021, doi: 10.3390/jmse9101062.

Arquitecturas para el control y monitorización de turbina eólicas basadas en OPC UA

Alberto Martínez Inchusta
Facultad de Informática
Universidad Complutense de Madrid
Madrid, España
albmar31@ucm.es

Jesús Enrique Sierra García
Escuela Politécnica Superior
Universidad de Burgos
Burgos, España
jesierra@ubu.es

Matilde Santos Peñas
Facultad de Informática
Universidad Complutense de Madrid
Madrid, España
msantos@ucm.es

Resumen— La demanda de energía eléctrica proveniente de fuentes renovables es cada día mayor. La energía eólica esta llamada a liderar la transición energética. El número de parques eólicos offshore crece cada día, esto genera retos tecnológicos como la comunicación de datos de forma segura entre los parques eólicos offshore y los centros de control onshore que garantice la integridad de la infraestructura. Así mismo, los planes de operación y mantenimiento preventivos son cruciales a la hora de maximizar los beneficios a lo largo de la vida útil del parque eólico. En este trabajo se presenta una arquitectura digital basada en conceptos de la Industria 4.0 que permita a los operadores de parques eólicos conocer detalladamente el comportamiento de los mismos durante todo el periodo de explotación. Esta arquitectura está compuesta por un Gemelo Digital desarrollado sobre la plataforma Simulink Desktop Real-Time®, un controlador industrial basado en PC compatible con el estándar IEC 61131 y un sistema de Supervisión SCADA (Supervisory control and data acquisition) capaz de consumir datos útiles del Gemelo Digital para posteriormente explotarlos de forma adecuada, por ejemplo, a través de algoritmos de Inteligencia Artificial. Los tres subsistemas se comunican a través de la plataforma de comunicación segura OPC UA (Open Platform – Unified Architecture); el servidor OPC UA reside en el controlador basado en PC y tanto el Gemelo Digital como el sistema SCADA actúan como clientes OPC UA.

Palabras claves— OPC UA, Gemelo Digital, Industria 4.0, Turbina Eólica, Inteligencia Artificial, Controlador basado en PC.

Keywords— OPC UA, Digital Twin, Industry 4.0, Wind Turbine, Artificial Intelligence, PC based Controller.

I. INTRODUCCIÓN

La actual situación de crisis climática y energética ha puesto el foco en las fuentes de energía renovables como solución al problema. El viento tiene la capacidad de liderar la transición energética global hacia el empleo de fuentes renovables. Entre las características de la energía eólica que la convierten en una energía sin huella de carbono se pueden destacar: una buena eficiencia de conversión, entre el 40% y 50%, muy cerca del máximo teórico alcanzable según la ley de Betz (59%), y una gran rentabilidad ya que posee un LCOE (coste normalizado de la energía) bajo con respecto a otras fuentes de energía.

Para lograr su eficiencia, los sistemas de control que se incorporan a las turbinas eólicas son esenciales. Entre los objetivos más importantes de los sistemas de control se

encuentran la maximización de la capacidad de extracción de energía y la reducción de las cargas y perturbaciones.

Así mismo, los planes de operación y mantenimiento preventivo son cruciales a la hora de maximizar los beneficios derivados de la producción de energía eólica a lo largo de la vida útil de la turbina eólica.

Las comunicaciones industriales, el Gemelo Digital y la Inteligencia Artificial son términos que forman parte de lo que se denomina Industria 4.0.

El Gemelo Digital, una representación virtual de un sistema físico, es una pieza clave a la hora de mejorar la productividad y eficiencia de los parques eólicos. Gracias a esta tecnología, los operadores pueden simular el comportamiento de los parques y planificar de forma detallada los planes de operación y mantenimiento preventivos.

La captación, almacenamiento y análisis de las señales provenientes de cada una de las turbinas eólicas es clave a la hora de conseguir una gestión óptima de las mismas. El protocolo de comunicación OPC UA (Open Platform Communication – Unified Architecture) permite captar datos de la turbina eólica de forma eficiente desde los centros de control. Para ello no se necesita hardware adicional, ni complejas infraestructuras de red; la transmisión encriptada de datos permite a los parques eólicos, tanto offshore como onshore, transmitir información al centro de control de forma segura.

Los Gemelos Digitales de turbinas eólicas poseen múltiples aplicaciones. Por ejemplo, en [1] se presenta la integración de un entorno de simulación PIL (Processor In the Loop) para la verificación y validación del sistema de conexión a red de una turbina eólica. En [2] se implementa un HiL (Hardware In the Loop) basado en un controlador S7-300 de Siemens® con el objetivo de simular el aerogenerador en diferentes regímenes de trabajo. En [3], se presenta una comparativa entre la simulación por métodos numéricos y la simulación SIL (Software In the Loop).

En [4], se propone una arquitectura de comunicaciones para un sistema de fabricación que utiliza OPC UA y tecnologías TSN (Time Sensitive Networks). TSN se emplea para conectar subsistemas de automatización industrial heterogéneos. OPC UA se emplea para realizar la comunicación horizontal y vertical entre los diferentes subsistemas.

En [5] se evalúan los tres protocolos más usados en IoT (Internet of Things) industrial: MQTT, CoAP (Constrained Application Protocol) y OPC UA. Estos protocolos se comparan considerando el tipo de transporte, el tipo de soporte de patrones de comunicación, los aspectos de seguridad, etc.

En [6] se presenta una plataforma interactiva de gemelos digitales para el desarrollo de parques eólicos marinos. La plataforma se desarrolla sobre la base de estándares de la Industria 4.0 como OPC UA y se combina con realidad aumentada para mejorar las experiencias del usuario.

La principal contribución de este trabajo es el desarrollo e implementación de un entorno de simulación compuesto por un Gemelo Digital de una turbina eólica y un controlador real basado en PC. En donde el intercambio de datos entre ambos subsistemas se realiza a través de la plataforma de comunicación OPC UA.

La estructura del trabajo es la siguiente. La sección II introduce y describe la plataforma de comunicación OPC UA. La sección III presenta las posibles arquitecturas a desarrollar haciendo uso de la plataforma descrita en la sección II. Por último, en la sección IV se presentan los resultados y los posibles trabajos futuros.

II. OPEN PLATFORM - UNIFIED ARCHITECTURE (OPC UA)

La Arquitectura Unificada OPC (UA) es una arquitectura orientada a servicios independiente de la plataforma que integra toda la funcionalidad de las especificaciones OPC standard individuales en un marco extensible [7].

Basándose en el éxito de OPC, OPC UA se diseñó para mejorar y superar las capacidades de OPC. OPC UA es funcionalmente equivalente a OPC, pero proporciona algunas funcionalidades añadidas:

- Descubrimiento: encuentra la disponibilidad de Servidores OPC en red local
- Espacio de direcciones: todos los datos se representan jerárquicamente (por ejemplo, archivos y carpetas), lo que permite que los clientes OPC descubran y utilicen estructuras simples y complejas.
- Lectura y escritura de datos/información en función de los permisos de acceso.
- Suscripciones: control de datos/información e informes por excepción cuando los valores cambian en función de los criterios del cliente.
- Notificación de eventos en función de la configuración del cliente OPC UA.
- Los clientes OPC UA pueden ejecutar programas, etc., basándose en métodos definidos en el servidor OPC UA.

OPC UA es independiente del hardware y del sistema operativo. Funciona en PCs, servidores, PLCs, microcontroladores, etc. Funciona en sistemas operativos Microsoft, Apple OSX, Android y cualquier distribución de Linux.

La arquitectura de OPC UA es extensible permite integrar nuevos protocolos de transporte, algoritmos de seguridad, estándares de codificación o servicios manteniendo la compatibilidad con los productos existentes.

El framework para el modelado de la información es el elemento fundamental de la Arquitectura Unificada OPC. Define las reglas y los bloques de construcción base necesarios para exponer un modelo de información con OPC UA [7].

OPC UA también define los mecanismos de acceso necesarios a los modelos de información. Emplea mecanismos de búsqueda (browsing) para localizar instancias y su semántica, permite realizar operaciones de lectura y escritura de datos actuales e históricos, permite ejecutar métodos y notificar datos y eventos [7].

Para la comunicación Cliente-Servidor OPC UA sigue el paradigma de diseño de arquitectura orientada a servicios (SOA), en la que un proveedor de servicios recibe peticiones, las procesa y devuelve los resultados con la respuesta [7].

También permite el paradigma de comunicación Publicador-Subscriber en el cual las aplicaciones OPC UA no intercambian directamente solicitudes y respuestas. El publicador envía mensajes al Middleware independientemente del número de suscriptores. Del mismo modo, los suscriptores expresan su interés en determinados tipos de datos y procesan los mensajes que los contienen, sin necesidad de saber de dónde proceden [7].

III. ARQUITECTURAS DE COMUNICACIÓN

A través del uso de la plataforma de comunicación OPC UA es posible diseñar y desarrollar distintas arquitecturas digitales que comuniquen todos los niveles de la pirámide de automatización. A continuación, se presentan tres de las más destacables.

A. Arquitectura de control

Esta arquitectura permite realizar un intercambio de datos entre los sensores y el controlador industrial.

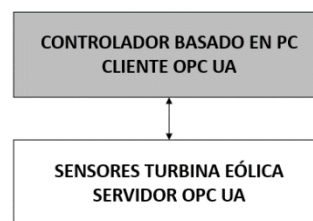


Fig. 1. Arquitectura de control.

Como se muestra en la Figura 1, el servidor OPC UA se alojará en los sensores y desde el controlador industrial, el cual actúa como cliente OPC UA, se solicita la información necesaria.

B. Arquitectura de visualización

El uso más común de la plataforma de comunicación OPC UA es el establecimiento de una comunicación entre un controlador industrial y un sistema de supervisión y adquisición de datos, por ejemplo, un sistema SCADA (Supervisory control and data acquisition).

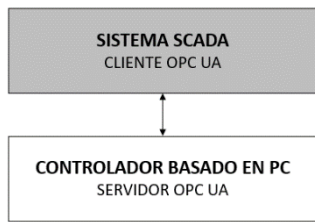


Fig. 2. Arquitectura de visualización.

Para ello, el servidor OPC UA se aloja en el controlador industrial, y sirve los datos al sistema SCADA (cliente OPC UA) cuando así se le requiera (Figura 2).

C. Arquitectura de simulación

Por último, también es posible intercambiar datos mediante OPC UA entre el gemelo digital de la planta a controlar, y el controlador industrial en donde se ejecuta el algoritmo de control. A su vez, el controlador puede propagar esta información al sistema de supervisión y adquisición de datos haciendo uso de la misma plataforma.

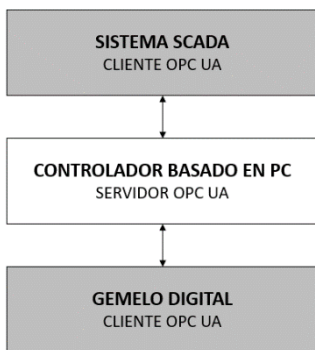


Fig. 3. Arquitectura de simulación.

La Figura 3 muestra una arquitectura de control en donde el servidor OPC UA está alojado en el controlador basado en PC y

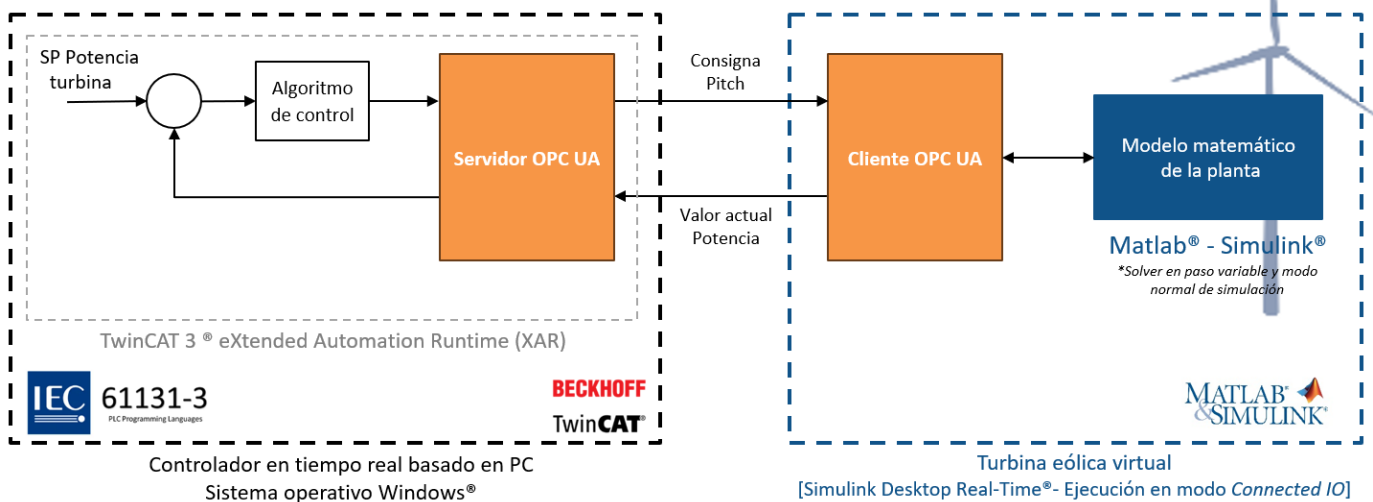


Fig. 5. Gemelo Digital y controlador real basado en PC, intercambiando datos a través de OPC UA.

tanto el Gemelo Digital como el sistema SCADA actúan como clientes OPC UA.

IV. RESULTADOS

En la presente sección se presentarán los resultados obtenidos tras la implementación del entorno de simulación compuesto por: el Gemelo Digital de una turbina eólica, desarrollado bajo la plataforma Simulink Desktop Real-Time®, y el controlador real basado en PC del fabricante de automatización Beckhoff®. Controlador y Gemelo Digital intercambian datos mediante la plataforma de comunicación OPC UA.

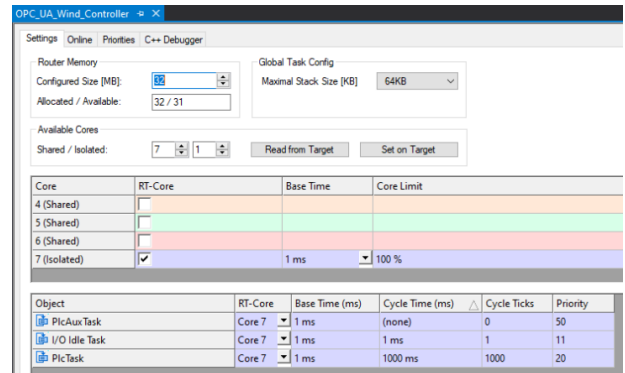


Fig. 4. Configuración del controlador basado en PC.

Existen numerosos propósitos a la hora de implementar un control de turbinas eólicas, concretamente este trabajo se focalizará en controlar la salida de la potencia eléctrica de la turbina a través del control del ángulo de pitch (Figura 5).

La Figura 4 muestra como está configurado el controlador basado en PC. De los ocho núcleos del PC, únicamente uno se dedica de manera aislada al kernel de TwinCAT 3®. Por su parte,

la tarea principal, encargada de ejecutar el algoritmo de control se ejecuta con una frecuencia de 1 s.

Para la resolución del modelo matemático de la turbina eólica se ha seleccionado un solver de Simulink® de paso variable, con un tiempo de paso máximo de 1 s y una tolerancia de $1e^{-3}$ s.

En la Figura 6 se muestra una imagen general de la implementación realizada en Simulink®. En ella se puede observar el modelo virtualizado de la turbina eólica y la llamada a la función en donde se ejecuta la comunicación OPC UA con el servidor.

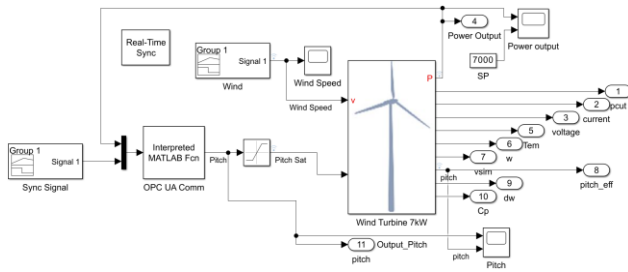


Fig. 6. Gemelo Digital implementado en Simulink®.

Por su parte, la Figura 7 muestra la potencia eléctrica generada por la turbina eólica tras ejecutar el entorno de simulación. Se trata de un experimento de 100 s, en donde el algoritmo de control consigue estabilizar la turbina eólica en 7 kW en mitad del experimento.

Para finalizar este apartado cabe mencionar los posibles trabajos futuros. Una vez el Gemelo Digital intercambia datos de forma satisfactoria con el controlador basado en PC, el próximo paso sería comunicar el mismo con un sistema SCADA, preferiblemente WinCC OA, ya que este producto del fabricante SIEMENS® permite configurar e incluir un nuevo proceso llamado WCCOAopcu, el cual ejecuta un cliente OPC UA de forma sencilla.

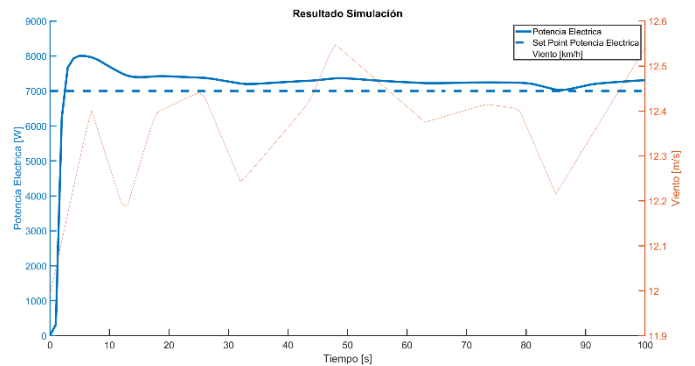


Fig. 7. Resultado de la simulación de la turbina eólica

ACKNOWLEDGMENT

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación de España, con el Proyecto MCI/AEI/FEDER de referencia PID2021-123543OBC21.

REFERENCIAS

- [1] Fekkek, B., Mena, M., Loukri, A., & Kouzou, A. (2021). Control of grid - connected PMSG - based wind turbine system with back - to - back converters topology using a new PIL integration method. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 31(6), e12882.
- [2] Puleva, T., Rouzhekov, G., Slavov, T., & Rakov, B. (2016, November). Hardware In the Loop (HIL) simulation of wind turbine power control. In *Mediterranean Conference on Power Generation, Transmission, Distribution and Energy Conversion (MedPower 2016)* (pp. 1-8). IET.
- [3] Vittori, F., Bouchotrouch, F., Lemmer, F., & Azcona, J. (2018, June). Hybrid scaled testing of a 5MW floating wind turbine using the SIL method compared with numerical models. In *International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering* (Vol. 51319, p. V010T09A082). American Society of Mechanical Engineers.
- [4] Li, Y., Jiang, J., Lee, C., & Hong, S. H. (2020). Practical implementation of an OPC UA TSN communication architecture for a manufacturing system. *IEEE Access*, 8, 200100-200111
- [5] Silva, D., Carvalho, L. I., Soares, J., & Sofia, R. C. (2021). A performance analysis of internet of things networking protocols: Evaluating MQTT, CoAP, OPC UA. *Applied Sciences*, 11(11), 4879.
- [6] Hasan, A., Hu, Z., Haghshenas, A., Karlsen, A., Alaliyat, S., Cali, U. (2023). An Interactive Digital Twin Platform for Offshore Wind Farms' Development. In: Karaarslan, E., Aydin, Ö., Cali, Ü., Challenger, M. (eds) *Digital Twin Driven Intelligent Systems and Emerging Metaverse*. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-99-0252-1_13
- [7] OPC UA 2023, <https://opcfoundation.org/about/opc-technologies/opc-ua/>

Zabalduz

Jardunaldi, kongresu, sinposio, hitzaldi
eta omenaldien argitalpenak

INFORMAZIOA ETA ESKARIAK • INFORMACIÓN Y PEDIDOS

ACG UPV/EHU
ispgahei@ehu.eus
Tfn.: 94 601 4456 • www.ehu.eus/acg

