

WWME 2022 IV. Jardunaldia

**IV Jornada INTERNACIONAL
WWME 2022**

Wind (and) Marine Energy



**Berrikuntza eta irakaskuntza Energia
Berriztagarrien Aurrerapenetan**

**Innovation and Lecture Notes on Novel
Advances for Renewable Energy Systems**

**Innovación y Docencia sobre los Avances
en Sistemas de Energía Renovable**

15 de diciembre del 2022



Universidad
del País Vasco

Euskal Herriko
Unibertsitatea

**Berrikuntza eta Irakaskuntza Energia
Berriztagarrien Aurrerapenetan**

**Innovation and Lecture Notes on Novel
Advances for Renewable Energy Systems**

**Innovación y Docencia sobre los Avances en Sistemas
de Energía Renovable**

*PID2021-123543OB-C21 eta C22 proiektuen
IV. Jardunaldiko Monografia*

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

WWME 2022 IV. Jardunaldia / IV Jornada WWME 2022

**Berrikuntza eta Irakaskuntza Energia
Berriztagarrien Aurrerapenetan**

**Innovation and Lecture Notes on Novel
Advances for Renewable Energy Systems**

**Innovación y Docencia sobre los Avances en Sistemas
de Energía Renovable**

*Itsasoko Energia, PID2021-123543OB-C21 eta C22 proiektuen
IV. Jardunaldiko Monografia*

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

*Aitor J. Garrido, Matilde Santos, Fares M'zoughi, Irfan Ahmad,
Izaskun Garrido (arg./eds.)*



Universidad del País Vasco Euskal Herriko Unibertsitatea

Jornada Internacional de Energía Marina (4ª. 2022)

Berrikuntza eta irakaskuntza energia berriztagarrien aurrerapenetan [Recurso electrónico] = Innovation and lecture notes on novel advances for renewable energy systems = Innovación y docencia sobre los avances en sistemas de energía / Aitor J. Garrido ...[et al.] (arg./eds.). – Datos. – [Leioa] : Universidad del País Vasco / Euskal Herriko Unibertsitatea, Argitalpen Zerbitzua = Servicio Editorial, [2023]. – 1 recurso en línea : PDF (102 p.)

En port.: Monografía de la IV Jornada Internacional de Energía Eólica (y) Marina, WWME 2022 IV. Jardunaldia / IV Jornada WWME 2022.

Textos en español, euskara e inglés.

Modo de acceso: World Wide Web

ISBN. 978-84-1319-526-1.

1. Recursos energéticos marinos - Congresos. 2. Energías renovables - Congresos. I. Garrido, Aitor J., ed. II, Tít.: Innovation and lecture notes on novel advances for renewable energy systems. III. Tít.: Innovación y docencia sobre los avances en sistemas de energía.

(0.034)620.91(063)

Komite zientifikoa / Comité científico

Koordinatzailea / Coordinador

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

Kideak / Miembros

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

Alejandro Merino Gómez (Universidad de Burgos)

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)

Edorta Ibarra (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

Eloy Irigoyen (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

Francisco Vázquez (Universidad de Córdoba)

Francisco Jesús Velasco González (Universidad de Cantabria)

Goretti Sevillano-Berasategui (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

Iñigo Kortabarria (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

Iñigo Martínez de Alegria (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

Iñigo J. Oleagordia (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

Iñigo Rozas Holgado (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

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

Itziar Martija (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

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

Jesus Enrique Sierra Garcia (Universidad de Burgos)

Lucas Bindelli (Universidad de Buenos Aires, Argentina)

Manuel De La Sen (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

Manuel Lara Ortiz (Universidad de Córdoba)

María de los Ángeles López (Universidad Nacional de Educación a Distancia, UNED)

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

Matilde Santos (Universidad Complutense de Madrid)

Payam Aboutalebi (Universidad Técnica de Noruega, NTNU)

Patxi Alkorta (Universidad del País Vasco, UPV/EHU)

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)

Aurkibidea / Índice

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

Komunikazioak / Comunicaciones

<i>Dynamic Positioning of a ROV Using a NMPC-Based Controller</i>	<i>3</i>
<i>Jose Joaquin Sainz, Elias Revestido Herrero, Jose Ramon Llata, Francisco Jesus Velasco</i>	
<i>Redes Neuronales Para Maximizar la Potencia de una Turbina Eólica Flotante con Vientos Turbulentos.....</i>	<i>7</i>
<i>Eduardo Muñoz-Palomeque, Jesús Enrique Sierra-García1, Matilde Santos</i>	
<i>Electrolinera Para Vehículos Eléctricos: Evaluación del Perfil de Potencia de Turbinas Eólicas Para Estimación de Parámetros en Baterías de Flujo Redox</i>	<i>13</i>
<i>Fornaro P., Puleston T., Puleston P., Battaiotto P., Serra M., Costa-Castelló R.</i>	
<i>Design And Simulation of a Small Horizontal Wind Turbine Using MATLAB and XFOIL....</i>	<i>19</i>
<i>Jinane Radi, Abdelouahed Djebli, Jesús Enrique Sierra-García, Giordy Andrade Aimara</i>	
<i>Identificación Preliminar de la Dinámica de la Barcaza de una Turbina Flotante.....</i>	<i>25</i>
<i>Ignacio Galeote García, Segundo Esteban San Román and Matilde Santos Peñas</i>	
<i>Improved Marine Wind Park Layout.....</i>	<i>31</i>
<i>Carlos Armenta Déu, Jorge Contreras Martínez</i>	
<i>Performance of Drag Floating Offshore Wind Turbine with Variable Pitch.....</i>	<i>35</i>
<i>Carlos Armenta Déu, Diego Piqueras Sanz</i>	
<i>Vertical Axis Wind Turbines Built-in in Suspension Bridges</i>	<i>39</i>
<i>Carlos Armenta Déu, M Jorge Contreras Martínez, Sergio Pedrosa</i>	

<i>Optimización de la Potencia Generada en Turbinas Eólicas Flotantes bajo el Efecto del Oleaje</i>	44
<i>Daniel Martínez Chamarro, Carlos Armenta Déu, Matilde Santos</i>	
<i>Urpekari: itsas zabaleko parke eolikoan mantentze-lanetarako eta esplorazio ozeanografikorako urpeko roboten garapenean zentratutako irakaskuntza berrikuntzarako proiektua</i>	49
<i>Edorta Ibarra, Iñigo Martínez de Alegria, Iñigo Kortabarria, Jon Andreu</i>	
<i>MLP y CNN para Predicción de Variables de Turbinas Eólicas</i>	55
<i>Pablo-Andrés Buestán-Andrade, Matilde Santos, Jesús-Enrique Sierra-García</i>	
<i>Haririk Gabeko Potentzia-Transferentzia: Potentzia Topologiaren eta Maiztasunaren Araberako Urpeko Galeren Analisia</i>	61
<i>Iñigo Rozas, Iñigo Martínez de Alegria, Iñigo Kortabarria, Jon Andreu, José Luis Martín</i>	
<i>Modelado De Curvas De Potencia De Turbinas Eólicas Usando Modelos Basados En Teoría De Cópulas</i>	67
<i>Miguel Angel García-Vaca, Jesús-Enrique Sierra-García, Matilde Santos</i>	
<i>Identificación de la Potencia del Generador de una Turbina Eólica Mediante Redes Neuronales Recurrentes</i>	72
<i>Cristian Blanco, Jesús-Enrique Sierra-García, Matilde Santos</i>	
<i>Ikaskuntza Automatikoarekiko Hurbilketa Lau UZOdun UGHT Eredua Garatzeko</i>	77
<i>Irfan Ahmad, Fares M'zoughi, Payam Aboutalebi, Izaskun Garrido, Aitor J. Garrido</i>	
<i>Classification-based OWC Diagnosis Using Real Measured Data From Mutriku Wave Power Plant</i>	83
<i>Fares M'zoughi, Jon Lekube, Izaskun Garrido, Aitor J. Garrido</i>	
<i>The Design and Dynamic Performance of Offshore Structures Employing Numerical Tools</i>	89
<i>Irfan Ahmad, Fares M'zoughi, Payam Aboutalebi, Izaskun Garrido, Aitor J. Garrido</i>	

Introduction

The ocean is a vast, untapped source of clean and renewable energy that can help reduce our dependence on fossil fuels and mitigate the impacts of climate change. Research on control applications for ocean energy is crucial for realizing the full potential of this renewable energy source. Control systems can improve the efficiency and reliability of ocean energy systems, making them more cost-effective and competitive with other forms of energy. These technological advances can also lead to the development of new ocean energy technologies and control strategies, which can expand the range of ocean energy resources that can be harnessed.

WWME has started as a local 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

El océano es una gran fuente de energía limpia y renovable que puede ayudar a reducir nuestra dependencia de los combustibles fósiles y mitigar los impactos del cambio climático. La investigación sobre aplicaciones de control a la energía oceánica es crucial para aprovechar todo el potencial de la energía marina. Los sistemas de control pueden mejorar la eficiencia y fiabilidad de los sistemas de energía marina, haciéndolos más rentables y competitivos con respecto a otras formas de energía. Estos avances tecnológicos también pueden conducir al desarrollo de nuevas tecnologías de energía oceánica y estrategias de control, ampliando la gama de recursos marinos que se pueden aprovechar.

WWME ha surgido como una iniciativa local, 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

Introduction / Prólogo / Sarrera

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 es 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 y profesionales para intercambiar sus experiencias sobre los últimos desarrollos, discutir y debatir los principales problemas. Todas las personas interesadas serán recompensadas con una mejor comprensión del potencial y los desafíos de la energía eólica (y) marina.

Sarrera

Ozeanoa energia garbien eta berriztagarrien iturri bikaina da, erregai fosilekiko menpekotasuna murrizten lagundu dezakeena eta klima-aldaketaren inpaktuak arindu ditzakeena. Itsasoko energiaren kontrol-aplikazioen inguruko ikerketa funtsezkoa da itsas energiaren potentzial osoa aprobetxatzeko. Kontrol-sistemek, itsas energia-sistemen eraginkortasuna eta fidagarritasuna hobetu ditzakete, beste energia moten aurrean errentagarriagoak eta lehiakorragoak bihurtuz. Aurrerapen teknologiko hauek itsas energian oinarritutako teknologia eta kontrol-estrategia berriak garatzea ere ekar dezakete, aprobetxa daitezkeen itsas baliabideen aukera zabalduz.

WWME bertoko ekimen gisa sortu da, PID2021-123543OB-C21 / PID2021-123543OB-C22 proiektuei lotuta, Madrilgo Unibertsitate Konplutenseko 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: bertan aurkezten, eztabaidatzen eta zabaltzen dira ikerkuntza eta hezkuntza arloei dagozkien energia ozeanikoaren aplikazioen azken garapen eta emaitza garrantzitsuenak. Jardunaldiak arloko hainbat diziplinako adituak, akademikoak zein profesionalak, biltzen ditu. Bertan truka daitezke sektorean sortutako azken garapenari buruzko esperientziak, eta agertzen diren arazo nagusiei aurre egiteko konponbideak aztertu eta eztabaidatu daitezke.

Diciembre de 2022.

Aitor J. Garrido

Matilde Santos

Irfan Ahmad

Fares M'zoughi

Izaskun Garrido

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

Dynamic Positioning of a ROV Using a NMPC-Based Controller

Jose Joaquin Sainz
 Departamento de Tecnología
 Electrónica, Ingeniería de
 Sistemas y Automática
 Universidad de Cantabria
 Av. de los Castros, s/n, 39005
 Santander, España
 sainzjj@unican.es

Elias Revestido Herrero
 Departamento de Tecnología
 Electrónica, Ingeniería de
 Sistemas y Automática
 Universidad de Cantabria
 C/ Gamazo 1, 39004
 Santander, España
 revestidoe@unican.es

Jose Ramon Llata
 Departamento de Tecnología
 Electrónica, Ingeniería de
 Sistemas y Automática
 Universidad de Cantabria
 Av. de los Castros, s/n, 39005
 Santander, España
 llataj@unican.es

Francisco Jesus Velasco
 Departamento de Tecnología
 Electrónica, Ingeniería de
 Sistemas y Automática
 Universidad de Cantabria
 C/ Gamazo 1, 39004
 Santander, España
 velascof@unican.es

Abstract— In this work a control with two control loops is presented. In the first loop an integral action is implemented and in the second loop a controller based on a nonlinear model (NMPC) together with an Unscented Kalman filter (UKF). These have been used to perform the dynamic control of a remotely operated vehicle (ROV). Due to the characteristics of the ROV dynamics, this type of NMPC control has been selected because it is especially suitable for nonlinear systems. Different external agents that may affect the system have been taken into account. Such as the noise of the sensors present in the system, modeled as white Gaussian noise. In addition, the drift effects or second order effects of the waves that could cause great damage to the dynamic control have been taken into account. To estimate and filter the sensor noise, a UKF filter has been implemented. This type of filtering is usually used in the filtering of disturbances for this type of nonlinear systems. It is necessary to incorporate a filtering system to the control system because if the sensor signals were not implemented, they could not be fed back to the controller because it would not correctly interpret the oscillations present in them and we would have a malfunction of the controller. Finally, in order to determine the validity of the implemented controller and filter, simulations are performed and their results are analysed.

Keywords—NMPC, ROV, UKF

I. INTRODUCTION

There are currently a multitude of renewable energy production plants. Most of these plants are located on land and in fields that are easily accessible for maintenance and monitoring. In recent times a multitude of offshore renewable energy installations are being developed [1].

These types of installations require continuous monitoring and maintenance for proper operation. ROVs can be used for these tasks of underwater monitoring of structures intended for energy production.

As already mentioned, due to its great employability, several studies have been carried out in relation to control systems and the ROV [2].

The application of fuzzy control techniques [3] and robust control [4] and [5] should be highlighted. In addition, applications of control techniques with neural networks have been carried out, such as the work [6] and [7]. For the necessary filtering of disturbances, there are several techniques, among which the Kalman filtering theory [8] and [9].

In this work, a UKF filter has been implemented to estimate and filter the disturbances corresponding to sensor noise. Model noise and second order waves have also been added. An NMPC controller is used for the dynamic positioning of the ROV.

Then, several simulations have been performed to verify the performance of the proposed controller.

II. ROV DYNAMIC MODEL AND DISTURBANCE MODEL

The dynamic ROV model [10]:

$$(M+M_A)\dot{q} + C(q)q + D(q)q + g(\eta) = F_{ext}(t) \quad (1)$$

$$\dot{\eta} = J(\eta)q \quad (2)$$

Where: $\eta(t) = [x, y, z, \phi, \theta, \psi]^T$ are the ROV's linear and angular positions. $q = [q, u, v, w, p, q, r]^T$ is the vector of linear and angular velocities. The control will be performed on the variables x, y, and z in addition to the variable ψ . $F_{ext}(t) = [X, Y, Z, K, M, N]$ is the vector of external forces to be exerted on the ROV. M is the mass matrix and M_A is the added matrix. m is the mass and I_r is the inertia around the z-axis. $x_{\dot{u}}, y_{\dot{v}}, z_{\dot{w}}, I_{\dot{p}}, I_{\dot{q}}, I_{\dot{r}}$ are the added masses. C is the Coriolis matrix and centripetal forces. D is the damping matrix and $g(\eta)$ is vector of gravitational and buoyancy forces.

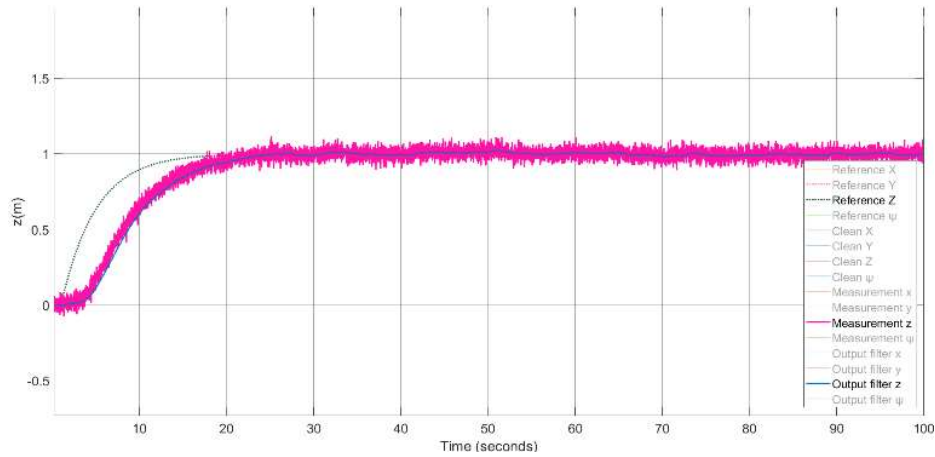


Fig. 2 Dual loop ROV system with NMPC, position z

TABLE II VALUES OF VARIABLES II

Variable	Value/Units
k_u	0 Ns/m
k_v	0 Ns/m
k_w	56.941 Ns/m
k_r	7.2467 Nsm
$k_{u u } u $	150.91 Ns ² /m ²
$k_{v v } v $	598.6 Ns ² /m ²
$k_{w w } w $	294.75 Ns ² /m ²
$k_{r r } r $	69.839 Ns ²

As can be seen in Fig. 2 the NMPC controller is able to follow the reference set in the system. It should be noted that at no time is there an appreciable overshoot in the outputs. This is in the interest of system safety as there is no excessive overshoot of the reference points. In addition, there are no large oscillations around the reference. Finally, it should be noted that there is no steady state error thanks to the integral action added in the control loop, see Fig. 1.

In order to establish that the implemented control system is adequate, other factors must be taken into account. Among them are the control signals. Fig. 3 corresponds to the z control signal, being an example of the rest control signals. It can be seen how the values of the control signal exposed are not high considering that they could take any value as it is unrestricted. Later when the actuators are added they will be limited. The control signal depicted in Fig. 3 is negative from 40s to 70s, this is due to the fact that in order to maintain the position observed in Fig. 2, it is compensated the second order wave disturbances effects by the UKF. A statistical study of the UKF results is performed by calculating the root mean square error (RMSE) using the clean signal. The RMSE of the filtered signal is 0.0174, meanwhile the one of the unfiltered signal is 0.0318. This highlights that the filtered signal is closer to the values of the clean signal. Consequently, it is an indication that the filter is working properly.

As these values are not high at that time of incorporation of the actuators there will be no limitation in this regard. On the other hand, the control signals do not have excessive oscillations or saturations of any kind. This is highly positive as it will result in the safety of the system and will extend the lifetime of the ROV actuators.

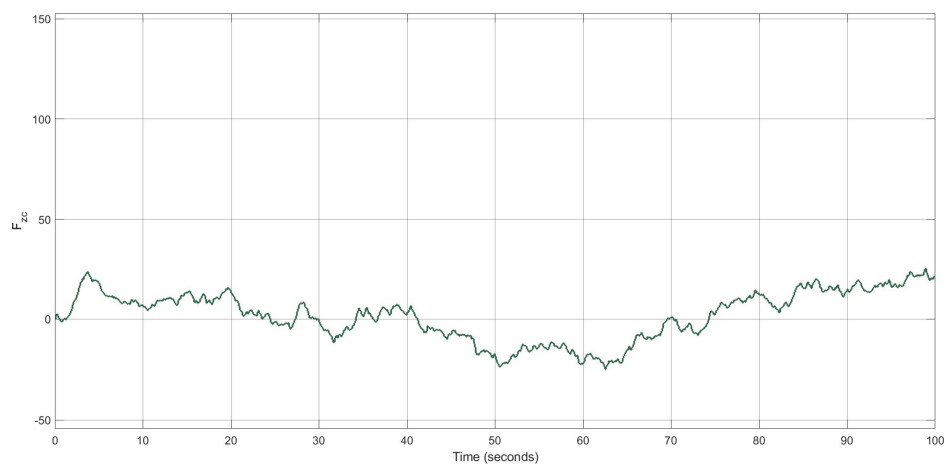


Fig. 3 Dual loop ROV system with NMPC Control signal z

V. CONCLUSIONS

In this paper, a control system for dynamic positioning of the ROV has been proposed considering sensor noise disturbances, model noise and second order waves. An integral action has been implemented in one loop and the NMPC controller in the other. In addition, a UKF filter has been implemented.

Then, simulations have been carried out to study the behaviour of the system with the implemented controller and filter and thus determine if it is suitable for this type of vehicles. From the study of the simulation results it can be stated that the control system and the filter is suitable for positioning the ROV. It performs the positioning accurately and precisely. This is very important when monitoring marine offshore structures. Since these need a great stability and if there were oscillations in the output movements it would be incompatible with its task. In addition, it should be noted that the control signals are adequate without large oscillations or large values of the control signals. Finally, it should be noted that the UKGF filter does a good results of filtering out sensor noise.

For all these reasons mentioned above, it can be concluded that at the proposed control system is suitable for this type of ROV.

ACKNOWLEDGMENT

This project has been partially supported through the project TED2021-132158B-I00 Evolutionary Monitoring with Unmanned Underwater Vehicles for the Maintenance of the bottom and Anchorages of Offshore Wind Farms funded by MCIN/ AEI /10.13039/501100011033 and by the European Union - Next Generation and through the project Control of Unmanned Underwater Vehicles for Supervision of Structures for Anchored Maritime Works. Advanced and Intelligent Controllers & 3D Supervision funded by the Ministry Of Universities, Equality, Culture and Sport of The Government of Cantabria.

REFERENCES

- [1] J. Mou, X. Jia, P. Chen, L. Chen, "Research on Operation Safety of Offshore Wind Farms," *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 9, no. 8, p. 881, 2021.
- [2] E. Revestido Herrero, J.R. Llata García, F.J. Velasco González, J.J. Sainz Gutiérrez, P. Diaz Torrijos, "Estimación de parámetros de un modelo de maniobra no lineal de un vehículo subacuático teleoperado mediante ensayos en canal," *XLII Jornadas de Automática: libro de actas*, pp. 1-5, September 2021.
- [3] M. Dong, J. Li, W. Chou, "Depth control of ROV in nuclear power plant based on fuzzy PID and dynamics compensation," *Microsystem technologies*, vol. 26, pp 811-821, 2020.
- [4] A. Hosseinnajad, M. Loueipour, "Design of a Robust Observer-based DP Control System for an ROV with Unknown Dynamics Including Thruster Allocation," In *2021 7th International Conference on Control, Instrumentation and Automation (ICCIA)*, pp. 1-6, Tabriz, Iran, 2021.
- [5] C. S. Chin and W. P. Lin, "Robust Genetic Algorithm and Fuzzy Inference Mechanism Embedded in a Sliding-Mode Controller for an Uncertain Underwater Robot," in *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 23, no. 2, pp. 655-666, April 2018.
- [6] L.G. García-Valdovinos, F. Fonseca-Navarro, J. Aizpuru-Zinkunegi, T. Salgado-Jiménez, A. Gómez-Espinosa, JA. Cruz-Ledesma, "Neuro-Sliding Control for Underwater ROV's Subject to Unknown Disturbances," *Sensors*, vol. 19, no. 13, p. 2943, 2019.
- [7] P. Tršlič, E. Omerdić, G. Dooly, D. Toal, "Neuro-Fuzzy Dynamic Position Prediction for Autonomous Work-Class ROV Docking", *Sensors*, vol. 20, no. 3, p. 693, 2020.
- [8] M.S. Grewal, "Kalman filtering: theory and practice using MATLAB". 3rd ed. New Jersey: John Wiley and Sons, 2008.
- [9] T. I. Fossen and T. Perez, "Kalman filtering for positioning and heading control of ships and offshore rigs," *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 29, no. 6, pp. 32-46, 2009.
- [10] S. Soyulu, AA. Proctor, RP. Podhorodeski, C. Bradley, BJ. Buckham, "Precise trajectory control for an inspection class ROV", *Ocean Engineering*, vol. 111, pp. 508-523, 2016.
- [11] T. I. Fossen, *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*: John Wiley and Sons, Ltd; 2011.
- [12] T. Pérez, "Ship motion control: course keeping and roll stabilisation using rudder and fins", London: Springer; 2005.
- [13] E. F. Camacho, C. Bordons, *Model predictive control*. 2nd ed. Berlin: Springer; 2004.
- [14] E. Revestido Herrero, JR. Llata, E. Gonzalez-Sarabia, FJ. Velasco, JJ. Sainz, A. Rodriguez-Luis, et al., "Dynamic positioning of floating caissons based on the UKF filter under external perturbances induced by wave," *Ocean Engineering*, vol. 235, p. 109055, 2021.

Redes Neuronales Para Maximizar la Potencia de una Turbina Eólica Flotante con Vientos Turbulentos

Eduardo Muñoz-Palomeque¹
Departamento de Ingeniería
Electromecánica,
Universidad de Burgos,
Burgos, España
edugmunozp@gmail.com

Jesús Enrique Sierra-García¹
Departamento de Ingeniería
Electromecánica,
Universidad de Burgos,
Burgos, España,
jesierra@ubu.es

Matilde Santos
Instituto de Tecnología del
Conocimiento,
Universidad Complutense de Madrid,
Madrid, España
msantos@ucm.es

Resumen— El presente trabajo expone el diseño de una estrategia de control aplicada en la región de Seguimiento del Punto de Máxima Potencia (MPPT) en una turbina eólica flotante. La técnica es aplicada cuando la velocidad del viento se encuentra por debajo de su nivel nominal, con un ángulo de las palas fijo. El controlador emplea la técnica de redes neuronales (NN) en un esquema clásico de control directo de velocidad (DSC). La aplicación de este control mejora el funcionamiento de la turbina eólica en condiciones ambientales más severas, donde la influencia del viento, las turbulencias y las olas afecta al rendimiento del sistema. El controlador se incorpora como una alternativa para maximizar la potencia generada en este sistema no lineal que está inmerso en un entorno altamente aleatorio. Con su implementación se genera un torque electromagnético de referencia para ajustar la velocidad de la turbina en los puntos que maximicen la generación de energía, alcanzando el óptimo coeficiente de potencia. La técnica ha sido probada en un modelo de turbina de 1.5MW y comparada con el control de torque de OpenFAST, obteniendo una mayor producción de energía.

Palabras Clave— coeficiente de potencia, DSC, MPPT, redes neuronales, turbina eólica flotante

Abstract— This paper presents the design of a control strategy applied in the region of Maximum Power Point Tracking (MPPT) in a floating wind turbine system. The technique is applied when the wind speed is below the nominal level, fixing the blades' angle. The controller uses the neural networks (NN) technique as part of a classic direct speed control (DSC) scheme. The application of this control improves the operation of the wind turbine in more severe environmental conditions where the influence of wind, turbulences and waves affects the performance of the system. The controller is incorporated as an alternative to maximizing the generated power in this nonlinear system that is immersed in an also nonlinear environment and highly random. With its implementation, a reference electromagnetic torque is generated to adjust the turbine speed to the points that maximize the energy generation, reaching the optimal power coefficient. The technique has been proved in a 1.5MW floating wind turbine model and compared with the torque control of OpenFAST, obtaining a higher energy production.

Keywords— DSC, floating wind turbine, MPPT, neural networks, power coefficient

I. INTRODUCCIÓN

Las turbinas eólicas flotantes se han convertido en tecnologías de alto impacto en la producción energética [1, 2]. Su uso ha venido incrementándose en los últimos años [3].

Esto es debido a las grandes ventajas de generación en el medio donde están instaladas, en alta mar. De esta manera se han convertido en una fuente de energía limpia con grandes prestaciones [4], cuya explotación es cada vez más relevante para el proceso de generación de electricidad.

La instalación de aerogeneradores en la superficie marina permite el aprovechamiento de un viento más estable y fuerte, con una rentabilidad en la producción de energía alta. Además, el vasto espacio disponible que asegura la presencia de condiciones propicias para el asentamiento de estas tecnologías, facilita la expansión de este tipo de fuentes energéticas alrededor del planeta.

Por otra parte, además de al viento, las turbinas flotantes se ven sometidas a otros fenómenos que influyen en la eficiente operatividad del sistema eólico. Entre estos factores se encuentran las olas y corrientes marinas que alteran la estabilidad estructural e incrementan la fatiga del aerogenerador [5-7]. Su presencia incrementa el ruido, vibraciones, esfuerzos mecánicos, entre otros, extendiendo sus efectos a la reducción del rendimiento en el proceso de conversión de energía.

El efecto de los factores ambientales considerados anteriormente, presencia de turbulencias, así como la naturaleza no lineal propia de la turbina eólica, hace del sistema un elemento de elevada complejidad. Es entonces donde se evidencia el requerimiento de sistemas de control eficientes [8, 9], para manejar todas estas dinámicas y lograr un adecuado rendimiento del sistema de generación. En esta línea, una de las áreas de estudio es la región de Seguimiento del Punto de Máxima Potencia (MPPT), en el rango de viento donde su velocidad no supera el valor nominal. El fundamento de operación en esta región se centra en la regulación de velocidad y torque de la turbina para optimizar la potencia extraída ante cada condición de viento a la que es sometida.

Profundizando en este contexto de estudio, varias investigaciones han sido elaboradas en la región MPPT. Muchas propuestas se centran en el uso de técnicas convencionales [10-13], mientras que otras han extendido la aplicación de estrategias de control basadas en inteligencia artificial, tales como las redes neuronales y el control fuzzy, y la combinación de ambos enfoques, clásico e inteligente [14-18]. Sin embargo, la mejora y disposición de alternativas de control son necesarias.

Considerando esta área de investigación, el presente trabajo se centra en la aplicación de redes neuronales en el

enfoque clásico de control directo de velocidad (DSC), para operar en la región MPPT en una turbina eólica flotante de 1.5MW. El perfil de viento se limita para que no supere el valor nominal, manteniendo fijo el ángulo de rotación de las palas. El objeto de estudio consiste en regular la velocidad de rotación de la turbina que depende de la aplicación de un torque electromagnético adecuado en el generador. El balance entre estas variables hace posible que el sistema eólico siga el punto de máxima producción de energía, reflejada en el coeficiente de potencia, C_p , optimizando la potencia que es transmitida a la red eléctrica.

El desarrollo de este artículo se encuentra distribuido de la siguiente manera. En la sección II se expone la matemática que describe el principio de operación de la turbina eólica. En la sección III se detalla el diseño del controlador en la región de máxima extracción de potencia, fundamentado en el uso de técnicas de control inteligente como son las redes neuronales. Posteriormente, en la sección IV se describen los resultados obtenidos de la implementación del sistema de control. Finalmente, la sección V resume las conclusiones de esta investigación.

II. PRINCIPIO MATEMÁTICO DEL FUNCIONAMIENTO DE UNA TURBINA EÓLICA

En el proceso de extracción de potencia, la aerodinámica del aerogenerador es el punto de partida. El viento, como una fuente natural externa, impacta sobre la turbina, específicamente en las palas. En esta etapa, un cambio de presiones se genera a cada lado de las aspas [19] y se produce la rotación de las mismas. Como consecuencia, la energía del viento es transformada en energía mecánica en la turbina, evidenciado en el movimiento angular de las masas que conforman el sistema eólico. De este proceso, la potencia mecánica capturada por el dispositivo se expresa como:

$$P = \frac{1}{2} \rho A V_w^3 C_p \quad (1)$$

Donde, ρ es la densidad del aire [kg/m^3], A es el área que cubre la rotación de las palas [m^2], V_w es la velocidad del viento que incide sobre el aerogenerador [m/s], y C_p es el coeficiente de potencia.

En función de esta relación matemática, la potencia capturada se ve en dependencia directa del C_p , que expresa el rendimiento en el proceso de extracción de energía. Este elemento puede tomar un valor dentro de un grupo que describe la dependencia con el ángulo de rotación de las aspas, β , y el TSR o *tip speed ratio*, λ .

La expresión (2) [20] presenta la aproximación matemática del C_p , donde cada valor c_i es una constante propia de cada aerogenerador.

$$C_p(\lambda, \beta) = c_1 \left(\frac{c_2}{\lambda_i} - c_3 \beta - c_4 \right) e^{-\frac{c_5}{\lambda_i}} + c_6 \lambda \quad (2)$$

$$\frac{1}{\lambda_i} = \frac{1}{\lambda + 0.08 \beta} - \frac{0.035}{\beta^3 + 1}$$

Para el TSR, su valor determina la razón entre la velocidad instantánea del extremo de las aspas y la velocidad del viento que ocasiona la rotación de las mismas, según:

$$\lambda = \frac{\omega_r R}{V_w} \quad (3)$$

Donde R es la longitud de las aspas [m] y ω_r es la velocidad angular del rotor [rad/s].

Para esta investigación, el ángulo de las palas que se mantiene fijo al estar en la región MPPT, así como el coeficiente de potencia óptimo y el correspondiente TSR, han sido determinados mediante el uso del software OpenFAST. El valor de estos elementos, así como otra información relevante del modelo de aerogenerador utilizado en el estudio se resumen en la Tabla I.

TABLA I. DATOS TÉCNICOS DE LA TURBINA EÓLICA

Tipo	Turbina Eólica Flotante
Potencia	1.5 MW
Generador	Generador de inducción doblemente alimentado (DFIG)
Momento de inercia del generador	75 Kg/m^2
Momento de inercia del rotor	4.79x10 ⁶ Kg/m^2
Número de palas	3
Longitud de las palas	41.25 m
Velocidad nominal del generador	1200 rpm
Resistencia del rotor	4.49 m Ω
Resistencia del estator	6.35 m Ω
Velocidad nominal del viento	11.5 m/s
Relación de la caja de engranes	72
Número de líneas de anclaje	3
Altura de la torre sobre el nivel del mar	92.39 m
Coefficiente de potencia óptimo	0.48
TSR ideal	7.1
Posición de las palas	2°

A continuación, la energía capturada atraviesa el sistema mecánico de transmisión. Este sistema se compone de una caja de engranes con relación de transmisión N que define la zona de baja velocidad (BV) donde se mide el movimiento de la turbina, y la zona de alta velocidad (AV) donde se eleva la rotación del eje y se reduce el torque. Este eje de alta velocidad se conecta al generador. En este estudio se emplea un generador de inducción doblemente alimentado (DFIG) para la generación de energía eléctrica.

Este sistema de transmisión se define mediante la relación dinámica (4) [21].

$$T_r = \dot{\omega}_r (J_r + N^2 J_g) + N T_{em} \quad (4)$$

Donde T_r es el torque aerodinámico [Nm], T_{em} es el torque electromagnético [Nm], $\dot{\omega}_r$ es la aceleración del rotor, J_r es el momento de inercia del rotor [$\text{Kg} \cdot \text{m}^2$] y J_g es el momento de inercia del generador [$\text{Kg} \cdot \text{m}^2$].

La aceleración del rotor puede ser expresada en función de la aceleración del generador $\dot{\omega}_g$, haciendo uso de la relación de la caja de engranes N , de la siguiente manera:

$$\dot{\omega}_r = \frac{\dot{\omega}_g}{N} \quad (5)$$

III. ESTRATEGIA DE CONTROL BASADA EN REDES NEURONALES

La máxima potencia que una turbina eólica genera como efecto del viento que incide en el sistema requiere de una correcta relación entre las variables mecánicas y eléctricas. Los torques y velocidades que son aplicados en el aerogenerador deben conservar una dependencia entre ellos de tal manera que se alcancen valores específicos para que la potencia generada sea la máxima posible.

Un esquema de control que proyecta este objetivo y es utilizado como marco de control en la región MPPT es el control directo de velocidad (DSC). Sobre este principio, las redes neuronales son aplicadas para completar el esquema, relacionando señales de velocidad y torque.

La metodología de control DSC puede ser simplificada en (6) [22], donde se obtiene una referencia de velocidad del generador ω_g^* en dependencia del torque del rotor T_r que es calculado a partir del modelo mecánico (4); de la relación de la caja de transmisión N ; y una constante de operación óptima del aerogenerador K_{opt} .

$$\omega_{g*} = \sqrt{\frac{T_r}{K_{opt}}} N \quad (6)$$

A su vez, K_{opt} viene dada en (7) como la relación existente entre las constantes máximas del C_p y del TSR.

$$K_{opt} = \frac{1}{2} \pi \rho C_{p_{opt}} \frac{R^5}{\lambda_{opt}^3} \quad (7)$$

Las redes neuronales son añadidas para determinar la referencia de torque electromagnético T_{em}^* que permita maximizar la potencia al ajustar la velocidad en valores apropiados.

La arquitectura de red utilizada corresponde a la de una red perceptrón multicapa (MLP) con entrenamiento mediante retropropagación. Su estructura, con los mejores resultados para las pruebas de entrenamiento realizadas, ha sido definida con 2 entradas, 36 neuronas en la capa oculta y una salida.

Como entradas, se especifica la velocidad de referencia del generador, ω_g^* , y su derivada $\dot{\omega}_g^*$, para considerar los efectos dinámicos que ocurren en el sistema y que sirven como referencia en el óptimo control. Finalmente, la salida queda asignada como el valor de torque electromagnético de referencia T_{em}^* con el cual se regulará la rotación del generador y de la turbina.

La Tabla II presenta la medida del porcentaje de ajuste de la señal de torque electromagnético obtenida con la red neuronal entrenada para diferente número de neuronas. Se observa que con el uso de 36 neuronas el ajuste es mayor. Las señales dinámicas que ingresan a la red presentan variaciones bastante rápidas y aleatorias, lo que ocasiona una reducción de la precisión de las señales. Sin embargo, su valor medio oscila alrededor de los valores de referencia.

TABLA II. AJUSTE DE LA SEÑAL DE SALIDA CON EL ENTRENAMIENTO DE LA RED

Número de Neuronas	Porcentaje Ajuste
16	30.4648 %
25	29.9275 %
36	30.5182 %
49	29.2911 %

El esquema de control completo que incluye la metodología DSC con la aplicación de las redes neuronales se muestra en la Fig. 1.

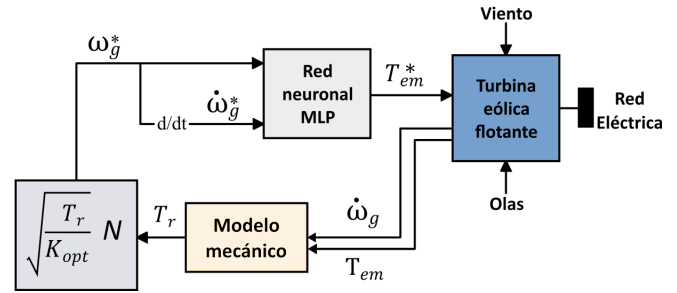


Fig. 1. Esquema de control DSC con redes neuronales.

IV. RESULTADOS

La técnica de control presentada, con la configuración descrita en la sección anterior, se incorpora en dos situaciones diferentes según las condiciones del viento incidente. En primer lugar, se utiliza un perfil de viento aleatorio cuyas variaciones no implican cambios drásticos de la velocidad. Como segunda prueba, a la misma señal de viento se ha incorporado variaciones significativas debidas a las turbulencias.

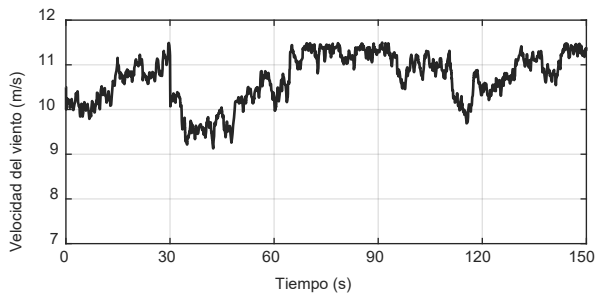
La validación de las simulaciones es realizada en términos de la potencia generada por el sistema, el comportamiento del coeficiente de potencia y el desplazamiento de la torre, en comparación con el control de torque de OpenFAST.

A. Viento aleatorio simple

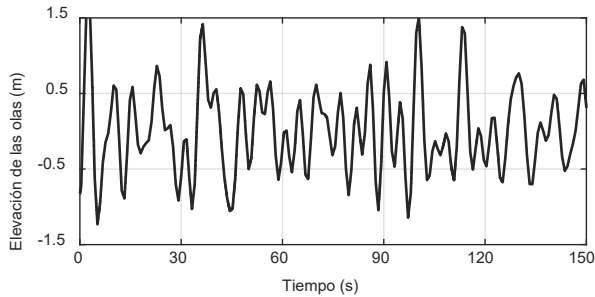
Para este primer caso, las condiciones ambientales a las que está sometido el sistema eólico se muestran en la Fig. 2. La Fig. 2a) presenta la señal de viento simple considerada en la simulación, y la Fig. 2b) ilustra las olas que impactan con el aerogenerador.

Bajo estas condiciones, los resultados de la implementación del control neuronal se detallan en la Fig. 3. Esta presenta la velocidad del generador, donde se observa una mayor velocidad de rotación alrededor del valor nominal de 1200 rpm. La red neuronal opera, por tanto, generando una señal de torque que regula la velocidad del sistema, manteniendo una óptima velocidad.

Como consecuencia, la potencia extraída (Fig. 4) logra un comportamiento que sigue la tendencia del viento, alcanzando una mayor generación en comparación con el control de OpenFAST (línea roja).



a)



b)

Fig. 2. Condiciones ambientales. a) Velocidad de viento sin turbulencias. b) Elevación de las olas

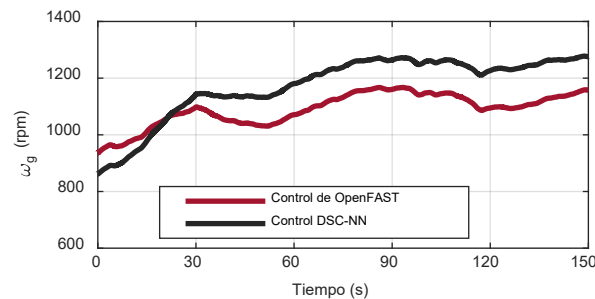


Fig. 3. Velocidad del generador en un viento sin turbulencias.

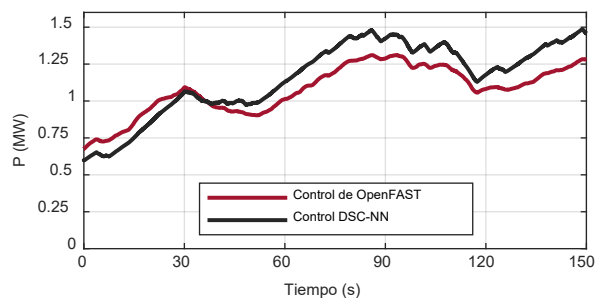


Fig. 4. Potencia generada en un viento sin turbulencias.

Este hecho se corrobora con el coeficiente de potencia en la Fig. 5, que adquiere un comportamiento más estable en un nivel superior, más próximo al óptimo (línea negra).

Como último punto, el movimiento de la torre también ha sido medido, observando en la Fig. 6 que el control DSC-NN (línea negra) ocasiona mayores desplazamientos dadas las mayores vibraciones generadas por la rotación de los componentes del sistema.

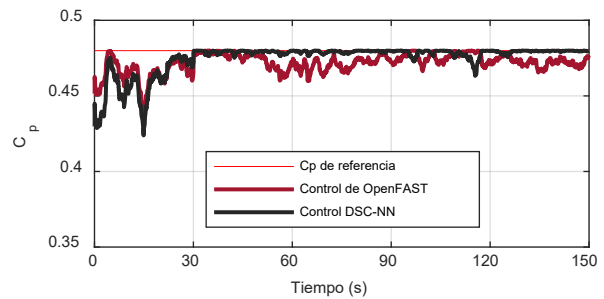


Fig. 5. Coeficiente de potencia en un viento sin turbulencias.

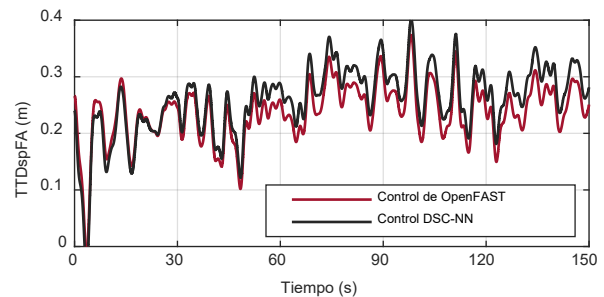


Fig. 6. Desplazamiento de la torre en un viento sin turbulencias.

Estos resultados son evidenciados más concisamente en la Tabla III. Aquí se resalta la potencia promedio obtenida de la prueba, con una potencia de 79.8 KW adicionales al producido con el control de torque de OpenFAST, siendo una mejora considerable. De la misma forma, el promedio de las vibraciones que ocurren en la torre son medidas, mostrando ser superiores con el control propuesto en 0.0218 m., siendo un valor muy pequeño.

TABLA III. RENDIMIENTO DEL CONTROL PARA UN VIENTO SIMPLE

	DSC-NN	OpenFAST
Potencia promedio	1.1596 MW	1.0798 MW
Desplazamiento promedio de la torre	0.2587 m	0.2369 m

B. Viento turbulento

En este segundo caso, un perfil de viento más turbulento es considerado, como se muestra en la Fig. 7. Los cambios de velocidad presentan ocurrencias más repentinas y de mayor magnitud, incrementando la complejidad de las condiciones de estudio. El perfil de las olas para este caso, es el mismo que en el caso anterior, Fig. 2b).

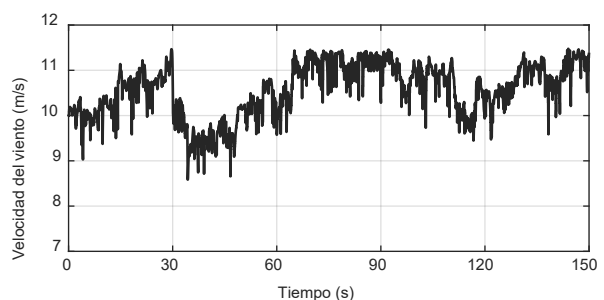


Fig. 7. Velocidad de viento turbulento.

Una vez completada la simulación, los resultados de la incorporación del control DSC-NN en la región MPPT son bastante buenos. La Fig. 8 refleja la velocidad del generador, que, para este caso, también alcanza una alta velocidad como efecto de la estimación del torque mediante el control neuronal.

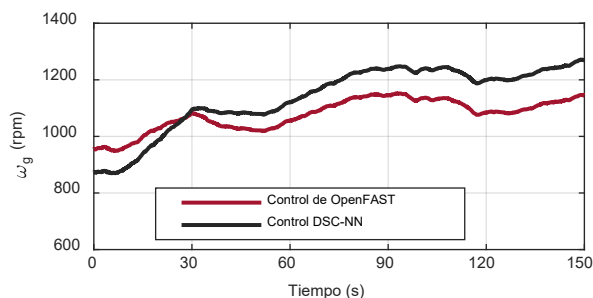


Fig. 8. Velocidad del generador en un viento turbulento.

La potencia, presentada en la Fig. 9, aún bajo las condiciones más adversas de simulación, logra una mayor extracción, aunque toma valores más bajos que la nominal de 1.5MW. Esto indica el mayor efecto negativo que las turbulencias del viento ocasionan en la producción de energía. Sin embargo, esta producción resulta ser mayor que la obtenida con el uso del control de OpenFAST.

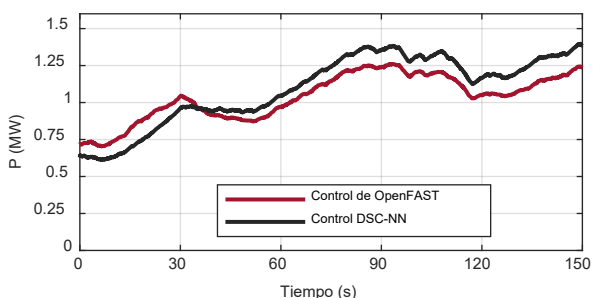


Fig. 9. Potencia generada en un viento turbulento.

El coeficiente de potencia (Fig. 10), conserva también el detalle de un buen rendimiento del sistema. A pesar de que ocurren mayores alteraciones o picos de caída, este factor oscila cerca del máximo esperado, por encima de la respuesta de OpenFAST con la que es comparada.

En un breve análisis estructural, la Fig. 11 que ilustra la respuesta de movimiento de la torre es también considerada. Nuevamente se aprecia que la estrategia de control neuronal da lugar a pequeños incrementos de las vibraciones en el sistema, lo que produce un rango de movimiento mayor.

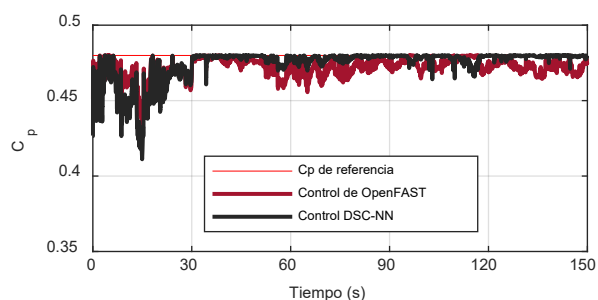


Fig. 10. Coeficiente de potencia en un viento turbulento.

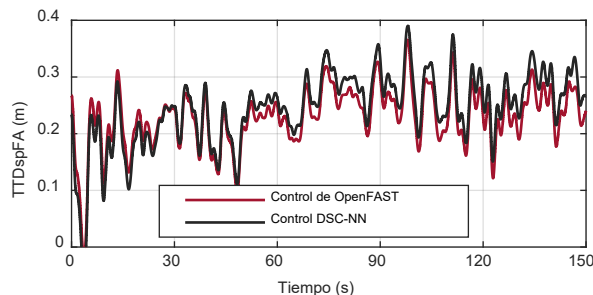


Fig. 11. Desplazamiento de la torre en un viento turbulento.

La Tabla IV recoge la respuesta de este rendimiento del sistema cuando una mayor turbulencia en el viento está presente. La potencia media obtenida logra una mejora en un valor de 56.4 KW, mientras que el desplazamiento de la torre también crece en 0.0152 m.

TABLA IV. RENDIMIENTO DEL CONTROL PARA UN VIENTO TURBULENTO

	DSC-NN	OpenFAST
Potencia promedio	1.0959 MW	1.0395 MW
Desplazamiento promedio de la torre	0.2446 m	0.2294 m

Con estas respuestas del sistema, se verifica que el controlador basado en redes neuronales otorga un buen rendimiento en el proceso de extracción de potencia.

CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En este trabajo se ha presentado una técnica de control mediante redes neuronales, enmarcada en el control DSC, para operar en la región MPPT de un aerogenerador de tipo flotante. La incorporación de este controlador ha demostrado una alta efectividad en condiciones ambientales de gran impacto como un viento turbulento y la presencia de olas. Se observa que las turbulencias en el viento influyen en el rendimiento del sistema de control, pero el controlador expuesto, haciendo uso de las redes neuronales, es capaz de hacer frente a estos efectos. Una mayor producción de potencia ha sido conseguida con la técnica presentada, aunque ligeramente aumentando las vibraciones de la estructura.

En trabajos futuros, el estudio de la reducción de las vibraciones y el complemento de control en la región de regulación del ángulo pitch para el fortalecimiento del control en turbinas eólicas flotantes, pueden ser considerados.

ACKNOWLEDGMENT

This work has been partially supported by the Spanish Ministry of Science and Innovation under the project MCI/AEI/FEDER number PID2021-123543OB-C21.

REFERENCIAS

- [1] Huynh, P. T., Tungare, S., & Banerjee, A. (2020). Maximum Power Point Tracking for Wind Turbine Using Integrated Generator-Rectifier Systems. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 1–1. doi:10.1109/tpe.2020.3002254
- [2] Li, J., Wang, G., Li, Z., Yang, S., Chong, W. T., & Xiang, X. (2020). A review on development of offshore wind energy conversion system. *International Journal of Energy Research*, 44(12), 9283–9297. doi:10.1002/er.5751

- [3] International Renewable Energy Agency. <https://www.irena.org/Energy-Transition/Technology/Wind-energy> . (Accessed November 22, 2022)
- [4] M. Mikati, M. Santos, and C. Armenta. (2013). Electric grid dependence on the configuration of a small-scale wind and solar power hybrid system. *Renew. energy*, vol. 57, pp. 587–593
- [5] Pustina, L., Lugni, C., Bernardini, G., Serafini, J., and Gennaretti, M. (2020). Control of power generated by a floating offshore wind turbine perturbed by sea waves. *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 132, p. 109984.
- [6] Aitor Saenz-Aguirre, Alain Ulazia, Gabriel Ibarra-Berastegi and Jon Saenz (2022). Floating wind turbine energy and fatigue loads estimation according to climate period scaled wind and waves. *Energy Conversion and Management.*, vol. 271, p. 116303
- [7] Li, X., & Zhang, W. (2020). Long-term fatigue damage assessment for a floating offshore wind turbine under realistic environmental conditions. *Renewable Energy.*, vol. 159, p. 570-584 doi:10.1016/j.renene.2020.06.043
- [8] Sierra-Garcia, J. E., and Santos, M. (2021). Deep learning and fuzzy logic to implement a hybrid wind turbine pitch control. *Neural Computing and Applications*, 1-15
- [9] Sierra-García, J. E., & Santos, M. (2021). Redes neuronales y aprendizaje por refuerzo en el control de turbinas eólicas. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial*, 18(4), 327-335
- [10] Ardiles, R., Hasan, S., Pane, Z., and Suherman, S. (2019) *Journal of Physics: Conference Series*. Vol. 1373
- [11] Abdullah, M. A., Yatim, A. H. M., Tan, C. W., & Saidur, R. (2012). A review of maximum power point tracking algorithms for wind energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(5), 3220–3227. doi:10.1016/j.rser.2012.02.016
- [12] Zhang, X.; Zhang, Z.; Jia, J.; Zheng, L. A Maximum Power Point Tracking Control Method Based on Rotor Speed PDF Shape for Wind Turbines. *Appl. Sci.* 2022, 12, 9108. <https://doi.org/10.3390/app12189108>
- [13] Pande, J., Nasikkar, P., Kotecha, K. and Varadarajan, V. (2021). A Review of Maximum Power Point Tracking Algorithms for Wind Energy Conversion Systems. *Journal of Marine Science and Engineering*, 9(11), p.1187.
- [14] Muñoz, E., Ayala, E., Pozo, N., and Simani, S. (2020). Fuzzy PID Control System Analysis for a Wind Turbine Maximum Power Point Tracking Using FAST and Matlab Simulink. In *Brazilian Technology Symposium* (pp. 905-917). Springer, Cham.
- [15] El Aissaoui, H., El Ougli, A., and Tidhaf, B. (2021). Neural networks and fuzzy logic based maximum power point tracking control for wind energy conversion system. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, 6(2):586–592
- [16] Malobe, P., Djondine, P., Eloundou, P. and Ndongu, H. (2020). A Novel Hybrid MPPT for Wind Energy Conversion Systems Operating under Low Variations in Wind Speed. *Energy and Power Engineering*, 12(12), pp.716-728.
- [17] Petković, D., Čojbašić, Ž., & Nikolić, V. (2013). Adaptive neuro-fuzzy approach for wind turbine power coefficient estimation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 28, 191–195. doi:10.1016/j.rser.2013.07.049
- [18] Hou, G., Jiang, Z., Yang, Y., et al. (2016). Variable universe fuzzy controller used in mppt based on DFIG wind energy conversion system. *Chinese Control and Decision Conf. (CCDC)*, Yinchuan, People's Republic of China, pp. 5871–5875
- [19] Ayala, E.; Simani, S.; Pozo, A.; Muñoz, E. (2021). Indirect Speed Control Strategy for Maximum Power Point Tracking of the DFIG Wind Turbine System. *Revista Técnica "energía"*. No. 17, Issue II, Pp. 92-101
- [20] Yang, B., Zhang, X., Yu, T., Shu, H., & Fang, Z. (2017). Grouped grey wolf optimizer for maximum power point tracking of doubly-fed induction generator based wind turbine. *Energy conversion and management*, 133, 427-443.
- [21] Semrau, G., Rimkus, S., & Das, T. (2015). Nonlinear systems analysis and control of variable speed wind turbines for multiregime operation. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 137(4).
- [22] Muñoz, E., Ayala, E., and Pozo, N. (2021). Estrategia de Control Fuzzy PI en una Turbina Eólica con Generador de Inducción Doblemente Alimentado para Maximizar la Extracción de Potencia en Presencia de Perturbaciones. *Revista Técnica "energía"*, 18(1), 1-10.

Electrolinera Para Vehículos Eléctricos: Evaluación del Perfil de Potencia de Turbinas Eólicas Para Estimación de Parámetros en Baterías de Flujo Redox

1^{er} Fornaro P., 3^{er} Puleston P., 4^{to} Battaiotto P.
Instituto LEICI, Fac. de Ingeniería/UNLP - CONICET
La Plata, Bs.As., Argentina
pedro.fornaro@ing.unlp.edu.ar

2^{do} Puleston T., 5^{to} Serra M., 6^{to} Costa-Castelló R.
Institut de Robòtica i Informàtica Industrial (IRI)
CSIC - UPC, 08028, Barcelona, España
tpuleston@iri.upc.edu

Abstract—The generation of electrical energy based on renewable sources is essential to successfully achieve the energy transition. In particular, electric vehicle charging stations must be capable of dispatching high levels of power to satisfy the demand during fast charging processes. Taking this into consideration, this paper presents a preliminary analysis of a charging station comprising a wind turbine and a redox flow battery, which acts as a storage system to balance power generation and demand. Electric power profiles extracted from a standardized wind profile are analysed, and the feasibility of its use for the estimation of parameters in redox flow batteries is evaluated. Finally, the estimation results are discussed, obtained by using a methodology based on the combination of sliding mode algorithms and discrete recursive estimators with forgetting factor.

Resumen—Las estaciones de carga de vehículos eléctricos, o electrolineras, deben ser capaces de despachar grandes niveles de potencia para abastecer satisfactoriamente la demanda durante los procesos de carga rápida. Para abordar algunas problemáticas de estos sistemas, en este trabajo se presenta un análisis preliminar de una electrolinera conformada por una turbina eólica y una batería de flujo redox, la cual actúa como sistema de almacenamiento para balancear la generación y la demanda de potencia. Se analizan perfiles de potencia eléctrica extraídos de un perfil de viento estandarizado, y se evalúa la viabilidad de su uso para la estimación de parámetros en baterías de flujo redox. Por último, se presentan y discuten los resultados de estimación, obtenidos mediante el uso de una metodología basada en la combinación de algoritmos por modos deslizantes y estimadores recursivos discretos con factor de olvido.

Palabras clave—Turbina eólica, baterías de flujo redox, estimación paramétrica, persistencia de la excitación.

I. INTRODUCCIÓN

La transición hacia una matriz energética sustentable, basada principalmente en fuentes de energía renovable, presenta una serie de desafíos tecnológicos. Entre los más importantes se encuentra la necesidad de lidiar eficientemente con la generación de energía proveniente de fuentes renovables. La intermitencia y falta de predecibilidad de estas últimas, generalmente resulta en un desequilibrio entre los valores de energía demandada y generada. En este contexto, resulta imperiosa la necesidad de incorporar sistemas capaces de almacenar la energía excedente, y de despachar según los niveles de consumo [1]. Es por esto que combinar una variedad de sistemas de almacenamiento y/o generación de energía

eléctrica trae aparejada una serie de ventajas tales como la posibilidad de acondicionar la energía de la red, o compensar fallas en otros puntos del sistema [2]. Particularmente, en el caso de las electrolineras, emplear un esquema de generación que incluya baterías de flujo redox (BFR) y fuentes de generación de energía renovable, tales como turbinas eólicas, paneles solares, o convertidores de energía de ola, permitiría reducir el costo asociado con la necesidad de construir subestaciones de potencia capaces de abastecer demandas superiores a los 500kW. Esto debido a que la demanda de potencia, podría ser provista por las BFR independientemente de la energía que podrían proveer las fuentes renovables.

Las BFR son una de las tecnologías de almacenamiento que han recibido mayor atención en los últimos años, para su uso en sistemas estacionarios de altos niveles de energía [3] [4]. Dentro de sus principales ventajas, se encuentra su alta eficiencia (~80%), versatilidad, operación segura, posibilidad de escalar fácilmente la capacidad de energía almacenada, larga vida útil, y bajos niveles de auto-descarga, entre otras [5]. Adicionalmente, estas requieren un bajo mantenimiento, y recargar los tanques de almacenamiento es una tarea rápida y sencilla [6]. En particular, las BFR de vanadio (BFRV) poseen un gran potencial debido a que, permiten eliminar en gran medida los inconvenientes relacionados con la contaminación cruzada en los electrolitos [1] [7] [8].

A pesar de las grandes ventajas que poseen las BFRV, la estimación de parámetros internos e indicadores tales como el estado de carga (EC) y el estado de salud (ES) continua siendo un tema de estudio en constante desarrollo. Para garantizar un adecuado funcionamiento de estos sistemas, es esencial contar con esta información, por lo que esquemas de estimación *on-line* asociados, capaces de actualizar estas estimaciones en función del estado de las BFRV, son indispensables [4] [9] [10]. A pesar de que resulta factible medir estos parámetros en condiciones controladas de laboratorio, para lograr una efectiva implementación a gran escala, se requiere de un sistema inteligente e independiente, capaz de detectar fallas y evitar potenciales inconvenientes sólo con mediciones de tensión, corriente, caudal y temperatura.

En particular, para estimar los parámetros internos de las

BFRV, en [11] fue exitosamente empleado un esquema basado en la combinación de algoritmos por modos deslizantes y estimadores recursivos con factor de olvido. Este permite obtener medidas precisas y validadas en tiempo real de los parámetros de un modelo de circuito eléctrico (MCE) equivalente adoptado para el modelado de las BFRV en aplicaciones en tiempo real. La posibilidad de estimar parámetros depende fuertemente de la persistencia de la excitación (PE), la cual es una medida del contenido armónico de las señales de entradas y salidas del sistema [12] [13] [14]. En aplicaciones estacionarias, con requerimientos de potencia constantes o poco variables, no es sencillo garantizar la PE. Consecuentemente, la estimación de los parámetros de las BFRV se vuelve sumamente problemática. Sin embargo, las turbinas eólicas proveen una energía fluctuante, con picos de potencia regulados por los controladores asociados. En línea con esto último, en este trabajo es realizado un estudio preliminar de la PE generada por una turbina de 3 palas excitada por perfil de viento de 24 hs. Este esquema simple es planteado para abastecer la demanda de carga rápida de vehículos eléctricos (VE) en una electrolinera con 5 estaciones de carga. Un esquema de este sistema puede observarse en la Fig. 1.

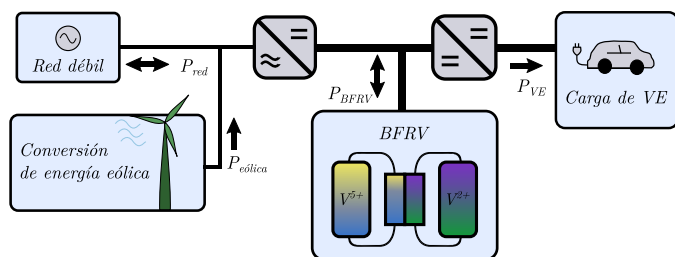


Figura 1. Esquemático del sistema híbrido empleado.

II. DESCRIPCIÓN DE LA ELECTROLINERA INCLUYENDO BFRV Y ENERGÍA EÓLICA

En esta sección se realiza una breve presentación del sistema híbrido bajo estudio. El mismo se encuentra conformado por una turbina eólica, un sistema de almacenamiento basado en BFRV y un punto de carga de VE. Este tipo de microrred es de sumo interés para su implementación en regiones aisladas con abundante recurso eólico, tal y como es el caso de la región patagónica argentina. Es por esto que, adicionalmente, este esquema podría conectarse hacia una red eléctrica débil, de bajo nivel de potencia y encargada de abastecer la demanda promedio de pequeños poblados. Por otro lado, la potencia demandada a la electrolinera se define en función de los VE conectados. Se asume que estos podrían consumir una potencia total en el rango de 15 a 270 kW aproximadamente, lo cual depende del número de VE conectados, y de la potencia requerida por cada uno. El uso de esta topología permitiría llevar a regiones aisladas una fuente de energía confiable, posibilitando el uso de VE en regiones alejadas de grandes centros urbanos.

II-A. Perfil de viento y sistema de conversión de energía eólica

En esta subsección se presenta el perfil de viento empleado y el sistema de conversión de energía eólica (SCEE) asociado. Por un lado se asume una turbina vertical de tres palas y 150kW, operando con un generador de inducción jaula de ardilla. Debido a que el mismo se encuentra conectado a la red eléctrica, este opera a velocidad cuasi-constante, definida por la frecuencia de red. Por otro lado, gracias al empleo de un convertidor CA/CC capaz de mantener en un valor de referencia la tensión de la red en el punto de conexión, las fluctuaciones de potencia provenientes de la variación en el perfil de viento, se trasladan hacia el bus de continua. Sin embargo, debido a la inercia del rotor de la turbina y el eje del generador, estas fluctuaciones se ven levemente filtradas.

Para un análisis completo de la PE de la potencia generada se emplea un perfil de 24hs de viento, como el que se observa en la Fig. 2.a. El mismo se encuentra confeccionado empleando el espectro de Van der Hoven, y siguiendo los lineamientos de análisis presentados en [15] y [16]. A partir de este, y considerando un generador asincrónico jaula de ardilla, se extrae el perfil de potencia generado por el SCEE ilustrado en la Fig. 2.b.

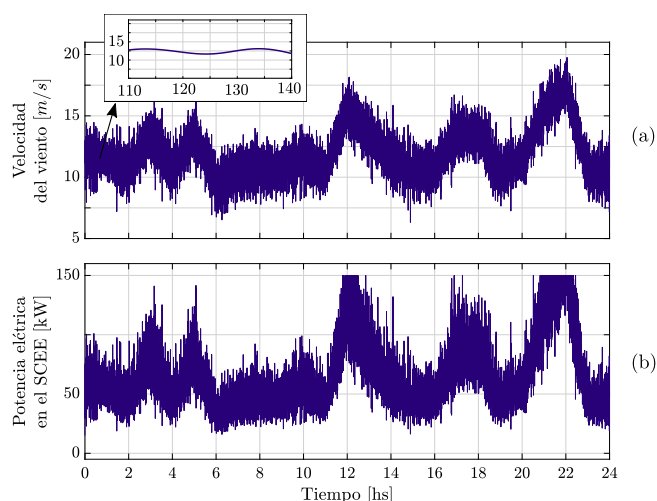


Figura 2. Perfil de viento de 24hs y potencia extraída.

Este esquema es sumamente versátil, puesto que las fluctuaciones del viento son entregadas al sistema de almacenamiento, lo cual posibilita una eficiente extracción de energía. Por otro lado, contar con la posibilidad de conexión a red permite entregar energía remanente al suministro de energía eléctrica en caso de que esto sea necesario.

II-B. BFRV y modelo de circuito eléctrico equivalente

Las BFRV son fundamentales en aras de posibilitar la implementación de la electrolinera. Estas almacenan la energía generada por el SCEE, y son capaces de abastecer la demanda de potencia de los VE. Sin embargo, para lograr implementar

eficientemente estos sistemas, se requiere de métodos de estimación en tiempo real, para ser empleados por los sistemas de control y supervisión asociados. Debido a este último aspecto, el modelado de las BFRV posee un papel fundamental.

Para modelar BFRV en tiempo real los MCE son la opción más utilizada, principalmente debido a su bajo costo computacional. Además, mediante una estimación recursiva y continua de los parámetros del modelo, es posible realizar un seguimiento de su evolución y determinar cambios en la condición de las baterías. En particular, los sistemas de segundo orden como el presentado en la Fig. 3 han garantizado una buena relación de compromiso entre la precisión de las estimaciones y el costo computacional asociado con el procesamiento.

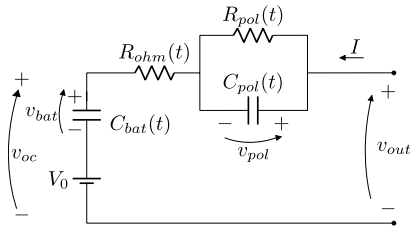


Figura 3. Esquemático del MCE híbrido empleado.

El MCE de la Fig. 3, se encuentra compuesto por los siguientes bloques principales:

- **Resistencia serie (R_{ohm}):** esta representa las pérdidas óhmicas debido a la resistencia de los electrodos, los conexiones y otros elementos internos de la celda.
- **Tensión de circuito abierto (v_{oc}):** esta modela la tensión que aparecería en bornes de las BFRV si no hubiera corriente fluyendo a través de los electrodos. Es fuertemente dependiente del estado de carga de las baterías, y es por esto normalmente modelada como una función no-lineal de la carga (Q). En este trabajo, al igual que en [11] y [17], esta no linealidad es representada mediante la suma de una tensión constante y un capacitor no-lineal, cuyo valor de capacidad es función de la tensión de circuito abierto a través de: $C_{bat}(v_{oc}) = \partial Q / \partial v_{oc}$.
- **Impedancia serie:** permite modelar transitorios en bornes de las BFRV. Un mayor número de redes RC en serie, permitiría mejorar la respuesta dinámica del circuito, aumentando el costo computacional de la implementación del modelo.

Las ecuaciones dinámicas del modelo de la Fig. 3, pueden encontrarse asumiendo, sin pérdida de generalidad, que la BFRV es controlada por corriente:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{v}} = \mathbf{A}\mathbf{v} + \mathbf{B}I = \\ \begin{bmatrix} \dot{v}_{oc} \\ \dot{v}_{pol} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -1/(R_{pol}C_{pol}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{oc} \\ v_{pol} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_{bat}} \\ \frac{1}{C_{pol}} \end{bmatrix} I \end{cases} \quad (1a)$$

$$v_{out} = \mathbf{C}\mathbf{v} + \mathbf{D}I = [1 \quad 1] \begin{bmatrix} v_{oc} \\ v_{pol} \end{bmatrix} + [R_{ohm}] I \quad (1b)$$

donde v_i es la tensión en la capacidad C_i , y la salida del modelo es la tensión medida en bornes v_{out} .

Previo a la estimación de los parámetros de la Ec. (1), el sistema es llevado a la forma canónica generalizada de Fliess (FCGF) [18]. Esta se obtiene definiendo la salida del sistema como el primer estado, y cada estado subsiguiente como la derivada del anterior. La derivada del segundo estado, debido a que el sistema es de grado relativo cero, contiene las derivadas de la acción de control I de hasta orden 2, como se desarrolla a continuación. Para transformar el sistema a la FCGF, el difeomorfismo de la transformación Φ queda definido por:

$$\mathbf{z} = \Phi(\mathbf{v}, I, \dot{I}) = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{CA} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{oc} \\ v_{pol} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{D} \\ \mathbf{CB} + \dot{\mathbf{D}} \end{bmatrix} I + \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{D} \end{bmatrix} \dot{I} \quad (2)$$

por lo que la nueva descripción del sistema en la FCGF es:

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 & (3a) \\ \dot{z}_2 = m_1 \ddot{I} + m_2 \dot{I} + m_3 I + m_4 z_2 & (3b) \\ v_{out} = z_1 & (3c) \end{cases}$$

donde, asumiendo que los parámetros estimados son lentamente variantes para casi todo t , entonces los elementos m_1 a m_4 resultan:

$$m_1 = R_{ohm} \quad (4a)$$

$$m_2 = \frac{1}{C_{bat}} + \frac{1}{C_{pol}} + \frac{R_{ohm}}{C_{pol}R_{pol}} \quad (4b)$$

$$m_3 = \frac{1}{C_{bat}C_{pol}R_{pol}} \quad (4c)$$

$$m_4 = -\frac{1}{C_{pol}R_{pol}} \quad (4d)$$

Se remarca que la Ec. (3b) contiene la derivada de la salida (z_2), y la acción de control I y sus derivadas, ponderadas por términos m_1 a m_4 los cuales son combinaciones algebraicas de los elementos del MCE de la Fig. 2. Es por esto que la Ec. (3b) es empleada para realizar una regresión lineal e identificar los parámetros del MCE. Este método, el cual requiere de estimaciones de las derivadas de las corrientes y tensiones de las BFRV, ha sido previamente evaluado en [11] [17] [19], las cuales son recomendadas para una mayor profundización de la metodología de estimación empleada.

II-C. Perfil de potencia demandada a la electrolinera

Para la construcción del perfil de demanda de potencia, se considera sin pérdida de generalidad un perfil de carga aleatorio, generado postulando que existe mayor probabilidad de demanda de potencia en los períodos del día con mayor circulación de vehículos. Esto es, durante las primeras horas del día, cerca del mediodía, y finalmente alrededor de las 17hs en la tarde.

A su vez, para la generación del perfil se supone que los vehículos a recargar pueden ser híbridos o 100% eléctricos, con potencias en un rango de los 15kW a los 100kW. Asumiendo períodos de carga de 20 minutos, y un máximo de 5 vehículos en carga simultánea, se obtiene como resultado el perfil de carga de la Fig. 4.

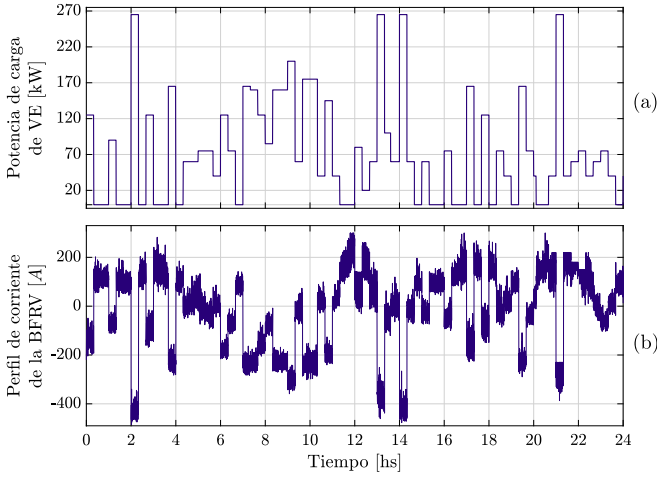


Figura 4. Perfil de carga de VE y perfil de corriente en la BFRV.

Por último, mediante la combinación de la potencia generada por el SCEE y la demanda de potencia de los VE, se obtiene el perfil resultante de corriente de las BFRV.

III. MÉTODO DE ESTIMACIÓN Y ANÁLISIS DE LA PERSISTENCIA DE LA EXCITACIÓN

En esta sección es presentado el análisis realizado para la evaluación de la PE en las BFRV. Para esto, se presenta el algoritmo de estimación recursivo utilizado.

III-A. Persistencia de la excitación

Para formalizar el análisis de la medición de la PE, se utiliza la Ec. (3b) y se reescribe utilizando la nomenclatura habitual:

$$\begin{aligned} \eta(t) &= \dot{z}_2 = \ddot{v}_{out} = \theta(t)^\top \varphi(t) = \\ &= [m_1 \quad m_2 \quad m_3 \quad m_4] [\ddot{I} \quad \dot{I} \quad I \quad z_2]^\top \end{aligned} \quad (5)$$

Asumiendo que se poseen las derivadas de hasta orden 2 de la entrada y la salida del sistema (las cuales pueden ser obtenidas por medio de algoritmos de diferenciación robustos y diseñados para esta clase de métodos de estimación [11] [17] [20]), es posible realizar un análisis de la PE del regresor lineal en instantes de muestreo kT , es decir: $\varphi(kT) := \varphi_k \in \mathbb{R}^4$. El regresor lineal debe poseer suficiente contenido armónico para obtener los parámetros $\theta(kT) := \theta_k$. En términos específicos este es persistente, si para constantes positivas α_1 , α_2 y δ , con $\alpha_1 < \alpha_2$ se cumple [13] [14]:

$$0 < \alpha_1 I \leq \sum_{k=j}^{j+\delta} \varphi_k \varphi_k^\top = \mathcal{R}_k \leq \alpha_2 I < \infty \quad (6)$$

Notar que para un instante k , el producto $\varphi_k \varphi_k^\top$ es singular, pero el requerimiento en la Ec. (6) es que el vector φ_k rote lo suficiente en \mathbb{R}^4 para que la sumatoria \mathcal{R}_k sea positiva definida en un intervalo de longitud δ . Si la Ec. (6) se satisface entonces es factible realizar una regresión lineal para obtener los parámetros θ_k del MCE [12]. Si por el contrario no ocurre, esto puede emplearse como un indicativo

de un sobre-dimensionamiento del modelo, o bien como falta de persistencia en el regresor lineal. En otras palabras, es fundamental considerar el conocimiento que se posee de la dinámica del sistema para poseer un MCE adecuadamente dimensionado, así como disponer de suficiente excitación en las señales de entrada que conforman el regresor.

Se remarca que la Ec. (6) requiere que \mathcal{R}_k sea positiva definida, por lo que evaluar el mínimo autovalor de esta matriz en un intervalo δ es suficiente para determinar la PE. Adicionalmente, dependiendo del tipo de algoritmo de estimación utilizado, la PE permite definir cotas de convergencia y garantizar la estabilidad. Sin embargo, en la práctica, la evaluación de la Ec. (6) depende del intervalo seleccionado, y las cotas α_1 y α_2 no son sencillas de determinar. Por lo tanto, a continuación se presenta un algoritmo de estimación a partir del cual es posible medir la PE a través de parámetros definidos para el funcionamiento del algoritmo.

III-B. Persistencia de la excitación en métodos de estimación recursivos discretos con factor de olvido

Como ha sido mencionado previamente, en este trabajo se emplea un algoritmo recursivo con factor de olvido (λ), el cual es obtenido considerando una ventana de olvido exponencial de la forma $\lambda = e^{-qT}$ con T el período de muestreo utilizado, y q el peso exponencial deseado. Teniendo esto en cuenta el algoritmo recursivo se diseña como:

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + \frac{\mathbf{P}_{k-1} \varphi_k}{\lambda + \varphi_k^\top \mathbf{P}_{k-1} \varphi_k} (\eta_k - \varphi_k^\top \hat{\theta}_k) \quad (7a)$$

$$\mathbf{P}_k = \frac{1}{\lambda} \left(\mathbf{P}_{k-1} - \frac{\mathbf{P}_{k-1} \varphi_k \varphi_k^\top \mathbf{P}_{k-1}}{\lambda + \varphi_k^\top \mathbf{P}_{k-1} \varphi_k} \right) \quad (7b)$$

donde \mathbf{P}_k es conocida como la matriz de covarianza, la cual define la dirección de actualización de los parámetros estimados. En el algoritmo descrito por las Ec. (7), en el caso de pérdida de PE, la estimación puede inestabilizarse fácilmente. Por lo tanto, garantizar PE no es sólo necesario para encontrar un tiempo de convergencia de las estimaciones, sino también para evitar la divergencia de las mismas.

Como es demostrado en [14], utilizar la matriz de covarianza es suficiente para determinar la PE del regresor, dado que sólo con PE se cumple:

$$\begin{aligned} 0 < \alpha_1 \frac{\lambda^{-1} - 1}{\lambda^{-(\delta+1)} - 1} I &\leq \mathbf{P}_{k-1}^{-1} \\ \mathbf{P}_{k-1}^{-1} &\leq \frac{\alpha_2}{1 - \lambda^{\delta+1}} I + \mathcal{O}(\lambda^k) \end{aligned} \quad (8)$$

lo que es decir, que la matriz de covarianza (o su inversa) debe encontrarse acotada en un intervalo definido por el nivel de PE y el factor de olvido utilizado. Por otro lado, en el caso de pérdida de PE y dada la forma de la expresión en la Ec. 7b, la matriz de covarianza crecería de forma no acotada. En términos del mínimo autovalor de \mathbf{P}_k^{-1} , este tendería a cero en caso de pérdida de PE en el regresor lineal.

IV. DISCUSIONES Y RESULTADOS

En esta sección son presentados los resultados del análisis de la PE realizado. Con el objeto de contrastar los parámetros

estimados con valores conocidos, se dispone por medio de simulación, de una BFRV de 2000Ah y 300kW, a partir de la cual es posible extraer los parámetros empleados para el MCE. Además, el modelo empleado es completamente controlable y observable, lo cual asegura que las variaciones en la PE son resultado de los cambios en el contenido armónico del regresor [12] [13] [14]. El lector interesado puede remitirse a [20] para un mayor detalle del método de estimación.

IV-A. Variación en el perfil de viento y contenido armónico en los perfiles de potencia

Debido a que se desea evaluar la evolución de la PE frente a variaciones en la potencia extraída, se confecciona un perfil de viento diseñado con este objetivo. Primeramente se trabaja con un perfil de base, generado empleando la distribución espectral de Van der Hoven, y analizando datos experimentales, tales como los presentados en [15]. Luego, para analizar en detalle las implicancias de la reducción en la variabilidad del perfil de potencia con respecto a la PE, es confeccionado un perfil cuyos componentes de alta frecuencia son periódica e incrementalmente filtrados. En este caso, con fines prácticos, se reduce el contenido armónico del perfil de potencia cada 4 horas. Esto permite estudiar los resultados de estimación en 6 intervalos a lo largo de las 24hs utilizadas. El perfil de corriente resultante puede observarse en la Fig. 5. La disminución del contenido armónico en la potencia generada puede ser el resultado de múltiples efectos. Por ejemplo, debido a períodos con bajas fluctuaciones de viento, o bien por el uso de un SCEE con una mayor inercia en el rotor y generador empleados.

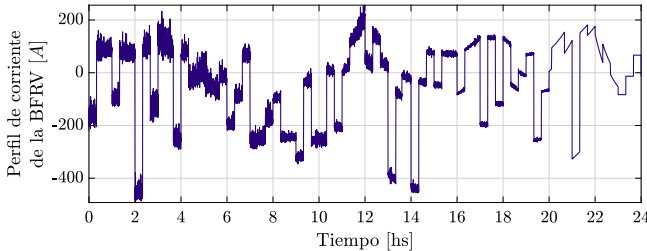


Figura 5. Perfil de corriente en las BFRV con filtrado progresivo.

Para analizar el espectro correspondiente a cada porción del perfil de corriente presentado, se emplea la transformada discreta de Fourier. Los resultados de dicha transformación pueden observarse en la Fig. 6, donde puede notarse la disminución del contenido armónico turbulento en la potencia en el bus de CC. Puede observarse cómo los componentes de frecuencia correspondientes a la porción turbulenta del espectro (10^2 ciclos/h), son progresivamente reducidos. En la sección siguiente es analizado como repercute este efecto en la estimación de parámetros de la BFRV.

IV-B. Persistencia de la excitación obtenida y resultados de estimación

En esta sección se compara la evolución de la PE con la reducción en el contenido armónico de las señales que

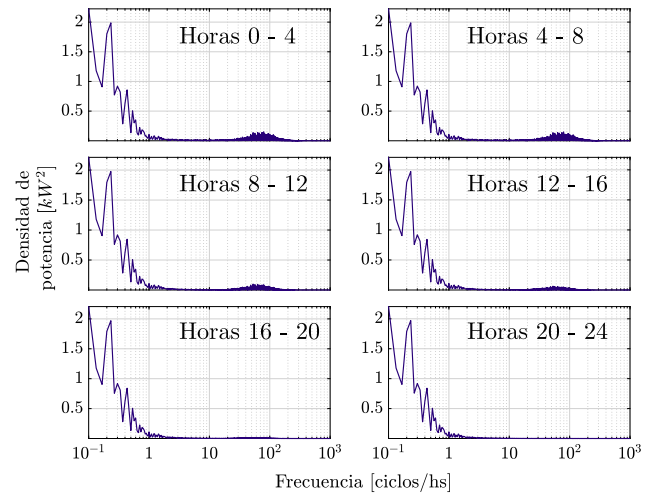


Figura 6. Densidad espectral de potencia para cada período de corriente de la Figura 5.

conforman al regresor lineal.

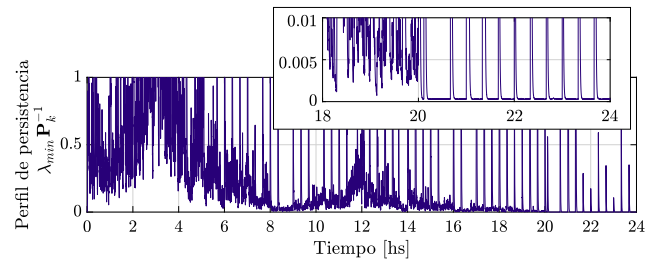


Figura 7. Nivel de persistencia medido.

Es posible notar, a partir de una evaluación de la Fig. 7, que la correlación entre el deterioro en los resultados de la estimación y la disminución del contenido armónico en el regresor es directa. Específicamente, cuando el mínimo autovalor de \mathbf{P}_k^{-1} cae por debajo de 0.005 se observa que no es posible evaluar los resultados del estimador, dado que al rededor de las 22hs el mismo se inestabiliza (ver Fig. 8).

Entre otros aspectos, se destaca la robustez del algoritmo de estimación empleado. Durante las primeras 20hs, el valor de los parámetros estudiados permanece dentro de una cota de error inferior al 3%. En particular, se destaca que la estimación de la tensión de circuito abierto v_{oc} podría ser empleada para realizar una estimación del estado de carga (EC) de la batería.

Por otro lado, además, el mismo permite continuar con la estimación aún cuando el contenido en frecuencia correspondiente a la porción turbulenta del espectro es considerablemente menor a los valores nominales esperados para la turbina de 150kW empleada. Puede mencionarse además, que es factible aplicar un proceso de filtrado sobre las señales evaluadas, y aún contar con suficiente excitación en el regresor como para realizar la estimación de los parámetros de la BFRV.

V. CONCLUSIONES

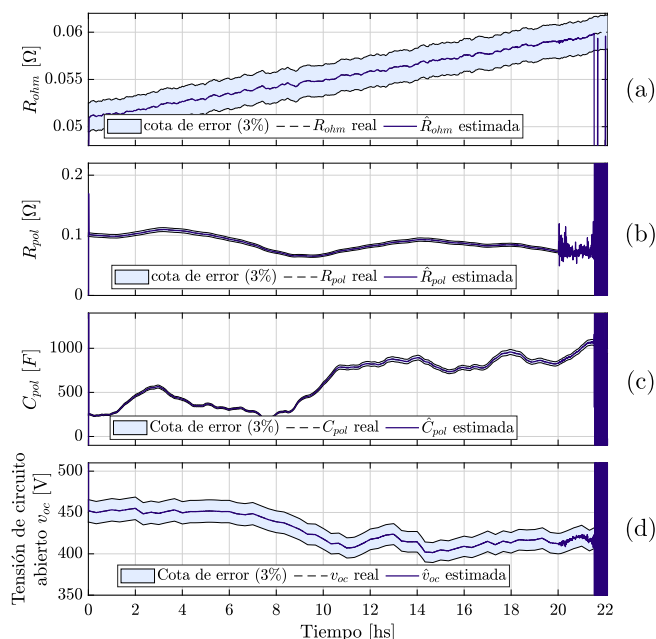


Figura 8. Resultados de la estimación de parámetros.

En este trabajo fue presentado un análisis de la persistencia de la excitación de un perfil de potencia de una turbina eólica, empleada para el abastecimiento de energía en una electroliñera. En particular, se estudia la posibilidad de utilizarlo para la estimación de parámetros en una batería de flujo redox, que se utiliza como módulo buffer para garantizar un correcto acoplamiento entre la potencia generada y demandada. De esta manera, se aportan soluciones a las problemáticas específicas relacionadas con la implementación a gran escala de puntos de carga rápida de VE.

Se ha demostrado empíricamente que la persistencia aportada por perfiles de viento variables, son una fuente de PE para los sistemas de almacenamiento de energía. Esto permite emplear las variaciones en los perfiles de potencia para estimar parámetros característicos de las BFRV. En el caso abordado en este trabajo, la disminución en el contenido armónico de los perfiles de potencia afecta los resultados de la estimación cuando son filtrados casi en su totalidad las variaciones debidas a la porción turbulenta del espectro.

Líneas futuras de trabajo incluyen el desarrollo de una variedad más amplia de métodos de estimación, incluyendo métodos de identificación y otros algoritmos no lineales basados en modos deslizantes, filtros de Kalman, entre otros. Esta etapa de evaluación del desempeño de los métodos desarrollados es fundamental para contar con una validación por simulación previo a la implementación experimental de los algoritmos propuestos en plantas experimentales a escala.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue posible gracias al soporte de la Universidad Nacional de La Plata, el CONICET, y la ANPIDTI, de

Argentina; y del Ministerio de Ciencia e Innovación (proyecto MAFALDA PID2021-126001OB-C31 financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033/ERDF, EU) y una beca de la Fundación Bancaria "la Caixa" (ID 100010434, código LCF/BQ/DI21/11860023), de España.

REFERENCIAS

- [1] N. Ra and A. Bhattacharjee, "An extensive study and analysis of system modeling and interfacing of vanadium redox flow battery," *Energy Technology*, vol. 9, 1 2021.
- [2] S. Hameer and J. L. van Niekerk, "A review of large-scale electrical energy storage," *International Journal of Energy Research*, vol. 39, no. 9, pp. 1179–1195, 2015.
- [3] P. C. Ghimire, A. Bhattarai, T. M. Lim, N. Wai, M. Skyllas-Kazacos, and Q. Yan, "In-situ tools used in vanadium redox flow battery research—review," *Batteries*, vol. 7, 2021.
- [4] O. Nolte, I. A. Volodin, C. Stolze, M. D. Hager, and U. S. Schubert, "Trust is good, control is better: A review on monitoring and characterization techniques for flow battery electrolytes," *Materials Horizons*, vol. 8, pp. 1866–1925, 7 2021.
- [5] A. Cunha, J. Martins, N. Rodrigues, and P. Brito, "Vanadium redox flow batteries: A technology review," *International Journal of Energy Research*, vol. 39, pp. 889–918, 6 2015.
- [6] P. Alotto, M. Guarnieri, and F. Moro, "Redox flow batteries for the storage of renewable energy: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 29, pp. 325–335, 2014.
- [7] G. Kear, A. A. Shah, and F. C. Walsh, "Development of the all-vanadium redox flow battery for energy storage: a review of technological, financial and policy aspects," *International Journal of Energy Research*, vol. 36, no. 11, pp. 1105–1120, 2011.
- [8] A. A. Shah, H. Al-Fetlawi, and F. C. Walsh, "Dynamic modelling of hydrogen evolution effects in the all-vanadium redox flow battery," *Electrochimica Acta*, vol. 55, pp. 1125–1139, 1 2010.
- [9] T. Puleston, A. Clemente, R. Costa-Castelló, and M. Serra, "Modelling and estimation of vanadium redox flow batteries: A review," *Batteries*, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2313-0105/8/9/121>
- [10] M. Skyllas-Kazacos and M. Kazacos, "State of charge monitoring methods for vanadium redox flow battery control," *Journal of Power Sources*, vol. 196, pp. 8822–8827, 10 2011.
- [11] P. Fornaro, T. Puleston, P. Puleston, M. Serra-Prat, R. Costa-Castello, and P. E. Battaiotto, "Redox flow battery time-varying parameter estimation based on high-order sliding mode differentiators," *International Journal of Energy Research*, jul 2022.
- [12] K. S. Narendra and A. M. Annaswamy, "Persistent excitation in adaptive systems," *International Journal of Control*, vol. 45, no. 1, pp. 127–160, jan 1987.
- [13] R. Bitmead, "Persistence of excitation conditions and the convergence of adaptive schemes," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 30, no. 2, pp. 183–191, mar 1984.
- [14] R. M. Johnstone, C. R. Johnson, R. R. Bitmead, and B. D. Anderson, "Exponential convergence of recursive least squares with exponential forgetting factor," *Syst. & Cont. Letters*, vol. 2, no. 2, pp. 77–82, 1982.
- [15] E. Kaya, B. Barutçu, and Ş. S. Mentess, "A method based on the van der hoven spectrum for performance evaluation in prediction of wind speed," *Turkish Journal of Earth Sciences*, jan 2013.
- [16] F. D. Bianchi, *Wind turbine control systems principles, modelling and gain scheduling design*. Springer, 2010.
- [17] P. Fornaro, P. Puleston, and P. Battaiotto, "On-line parameter estimation of a lithium-ion battery/supercapacitor storage system using filtering sliding mode differentiators," *J. of En. Storage*, vol. 32, dec 2020.
- [18] M. Fliess, "Generalized controller canonical form for linear and nonlinear dynamics," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 35, no. 9, pp. 994–1001, 1990.
- [19] P. Fornaro, P. Puleston, and P. Battaiotto, "Metodología de estimación en tiempo real para un sistema de almacenamiento supercapacitor/batería de ion-litio en vehículos eléctricos," in *AADECA 2020*, 2020.
- [20] P. Fornaro, T. Puleston, P. Puleston, M. Serra-Prat, R. Costa-Castelló, and P. Battaiotto, "Feasibility analysis of a class of high-order sliding-mode differentiators for redox flow batteries parameter estimation," in *2022 16th Int. Workshop on VSS*, 2022, pp. 153–158.

Design And Simulation of a Small Horizontal Wind Turbine Using MATLAB and XFOIL

Jinane Radi
Energetic laboratory,
Department of physics,
Faculty of Sciences,
University of Abdelmalek Saadi
Tetouan, Morocco
jinane.radi@etu.uae.ac.ma

Abdelouahed Djebli
Energetic laboratory,
Department of physics,
Faculty of Sciences,
University of Abdelmalek Saadi
Tetouan, Morocco
djebli_abdelouahed@yahoo.fr

Jesús Enrique Sierra-García
Dpt. of Electromechanical Engineering
Escuela Politécnica Superior
University of Burgos
Burgos, Spain
ORCID: 0000-0001-6088-9954
jesierra@ubu.es

Giordy Alexander Andrade Aimara
Department of Computer Architecture and Automation
Complutense University of Madrid,
Madrid, Spain
giordyan@ucm.es

Abstract—The aerodynamic modelling of the blades is a crucial step in the design and modelling of wind turbines (WTs). This study presents the design of a small horizontal axis wind turbine (HAWT) using a mathematical model based on Blade Element Momentum (BEM) approach. The proposed methodology exploits MATLAB, Qblade and XFOIL softwares. This study was applied to a 10 KW horizontal axis WT with S809 airfoil. The results of the analysis show a maximum power coefficient of 0.46 and a maximum torque of 64 Nm. This procedure could be effectively used to design and analyze the HAWT operation.

Keywords— Wind turbine, modelling, power coefficient, Torque, BEM method, MATLAB, XFOIL, QBlade.

I. INTRODUCTION

The progress of society requires the use of renewable energy resources such as solar energy, wind energy, wave power, which are experiencing an increasing growth and are widely seen as a clean alternative. Technology development in wind turbines have been significant during the past decades as an efficient electricity generators [1-3].

All wind turbines can be classified as either horizontal axis wind turbines (HAWTs) or vertical axis wind turbines (VAWTs). Today, the most common design of wind turbine, and the type which this work is focused on, is the horizontal axis wind turbine (HAWT). That is, the axis of rotation is parallel to the ground [4].

The performance of a horizontal axis wind turbine depends largely upon blade aerodynamics and structure. Therefore, the modeling of the aerodynamic profile of HAWT blades is vital. Mainly there are two main ways to calculate blade aerodynamic loads, namely Computational Fluid Dynamics (CFD) and Blade Element Momentum (BEM) Theory. The latter is quite common and more efficient compared to CFD [1,2, 5,6]. This mathematical approach is based on dividing the blade into a number of elements in the span direction. Each element of the blade is independent of the other and acts aerodynamically as a flat profile [1,2,7].

In order to improve the BEM theory, many corrections were suggested by researchers. One of the most important add-on proposed by Prandtl is the tip loss correction, that has

been included in our simulation. The number of blades, the angle of the relative wind, and the location on the blade affect this correction factor [17].

The design of small wind turbines has been addressed by many researchers. Naveen developed a simple procedure to design a 300 W micro-horizontal axis wind turbine using BEM theory, with MATLAB and QBlade software. The SG6041 and SG6041 airfoils has been chosen as the hub and tip airfoils. According to this study, a maximum annual energy production of 538 kW and a maximum torque of 15Nm can be achieved [8]. Chaudhary suggested an optimal blade design to analyze the starting torque of a small three bladed horizontal axis wind turbine [9]. Lanzafame and Messina studied through BEM theory a 10 kW using the s809 airfoil. The impact of rotor rotational speed on wind turbine performance has been also investigated in this study [10]. Lanzafame and Messina have implemented an improved model for fluid dynamics wind turbine design based mainly on BEM theory, whose primary goal is to optimize rotor performance, particularly at low wind speeds. Additionally, a comparison between the mathematical model of that research and others from the literature was made [11]. Kim developed a software for designing the optimum shape of wind turbines blades and analyzed its performance. The results were compared with the results obtained by commercial software GH-Bladed [12].

The purpose of this research is to create a unique model that is specifically designed to calculate optimum geometric parameters of blades, as well as the aerodynamic forces due to a random wind turbine. This model is mathematically based on BEM theory with the inclusion of Prandtl correction. It was developed using MATLAB and XFOIL software. It has been applied to design the blades of a 10 kW wind turbine using the S809 airfoil profile. The QBlade software was used to create the unique shape of the airfoil as well as to extract some results.

This work is structured as follows. Section II introduces the mathematical modelling, where the BEM theory is used to calculate the optimum parameters of the blade designed. Aerodynamic characteristics of the designed wind turbine have been discussed in section III. Section IV covers results and discussion. The paper ends with the conclusions.

II. DESIGN METHODOLOGY

The methodology is presented in Fig. 1. Based on the airfoil shape, the Reynold number, the Mach number, the lift and drag coefficients are obtained with XFOIL software. The lift and drag coefficients are respectively the lift and drag forces divided by the dynamic force. These two factors are generated by the pressure variation over the airfoil[4]. Then they are used as inputs of the Matlab code that runs BEM equations to obtain the chord length, the twist angle, the power coefficient, and the aerodynamic forces of the blade.

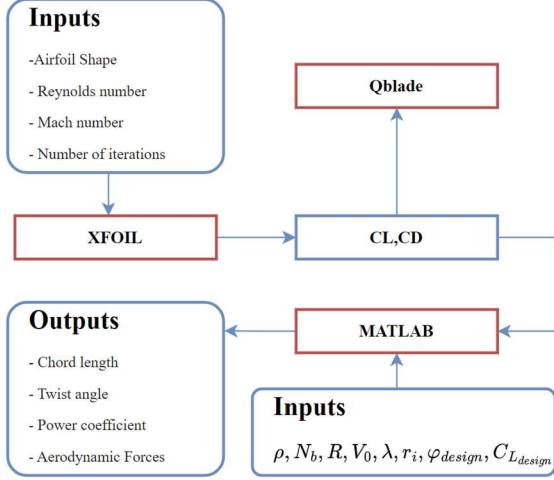


Fig. 1 Methodology description

A. The Blade Element Momentum Theory

To successfully analyze aerodynamically a wind energy system, detailed and precise models of the aerodynamic effects of a wind turbine are required. WT aerodynamic models are used to relate wind inflow and loads applied to the turbine.

Out of the two methods mentioned, the BEM initially introduced by Glauert and the CFD based on the the Navier-Stokes equations, the BEM aerodynamic approach combines the momentum theory and the blade element theory [6,13] [14]. Momentum theory examines the momentum balance of a rotating annular stream tube passing through a turbine; and blade-element theory examines the forces generated by the aerofoil at various sections along the blade. The combination of these two theories provides a set of equations that can be solved iteratively. The aerodynamic analysis will be described step by step in the following sections. It is noteworthy to remark that we use a one-dimensional model to begin our aerodynamic analysis [1,4].

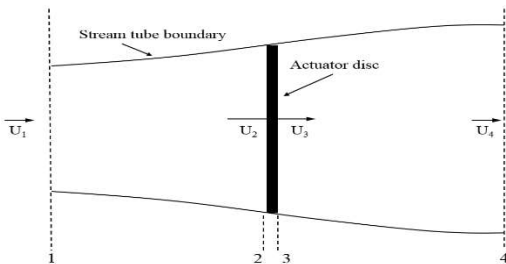


Fig. 2 The axial flow of wind turbine [4]

The axial flow in a WT is shown in Fig. 2. By the principle of mass conservation and considering that $U_2 = U_3 = U$.

$$\rho U_1 A_1 = \rho U A = \rho U_4 A_4 \quad (1)$$

Where ρ is the air density, U_i is the wind velocity in the section i , and A_i is the cross-sectional area in the section i .

Applying the conservation of linear momentum, the axial force T , which is the force of the wind on the wind turbine, is defined as

$$T = \rho A U (U_1 - U_4) \quad (2)$$

That can be also defined as

$$T = A (P_2 - P_3) \quad (3)$$

Applying the Bernoulli equation upstream and downstream of the rotor, the axial force formula becomes

$$T = \frac{1}{2} \rho A (U_1^2 - U_4^2) \quad (4)$$

Combining the two equations, (2) and (4), gives

$$U_2 = \frac{U_1 + U_4}{2} \quad (5)$$

Introducing the coefficient a , which is defined as the fractional decrement in wind velocity between the free stream and the rotor plane:

$$a = \frac{U_1 - U_2}{U_1} \quad (6)$$

By substituting U_4 in the expression of the axial force and operating, we can obtain its differential:

$$dT = 4 \pi \rho B U_1^2 a (1 - a) r dr \quad (7)$$

Equation (7) expresses the elementary axial force by replacing the surface A of the rotor by the section of the annular element dA , which is equal to $2\pi r dr$

The extracted power from the wind is defined as:

$$P = \frac{1}{2} \rho U A (U_1^2 - U_4^2) \quad (8)$$

Replacing U_1 by its expression, we obtain the power as a function of the coefficient a :

$$P = \frac{1}{2} \rho A U^3 4a(1 - a)^2 \quad (9)$$

The performance parameters of the HAWT rotor (power coefficient C_p , thrust coefficient C_T and the tip speed ratio, λ) can be represented in dimensionless form as shown in equations (10), (11) and (12), respectively.

$$C_p = \frac{P}{\frac{1}{2} \rho U^3 A} \quad (10)$$

$$C_T = \frac{T}{\frac{1}{2} \rho U^2 A} \quad (11)$$

$$\lambda = \frac{R \Omega}{U} \quad (12)$$

By operating, the C_p and the C_T can also be expressed based on the coefficient a

$$C_p = 4a(1-a)^2 \quad (13)$$

$$C_T = 4a(1-a) \quad (14)$$

The previous analysis which employed the linear momentum theory, was built on the assumption that the flow had no rotation [4]. In this case the expression of the torque on an incremental annular area element is given by the expression

$$dQ = 4\pi\rho BU\Omega a'(1-a)r^3 dr \quad (15)$$

Where a' is the defined as the angular induction factor.

Up to now, the design process has been explained using the momentum theory. However, it does not consider the effect of the rotor geometry, like blade airfoil, chord, and twist distributions. For this reason, blade element theory needs to be included in the design method.

The results extracted from the momentum theory and the blade element theory can be combined into what is known as strip theory or blade element momentum (BEM) approach. In order to apply blade element analysis, the blades supposed to be divided into N elements as shown in Fig. 3 [4,15].

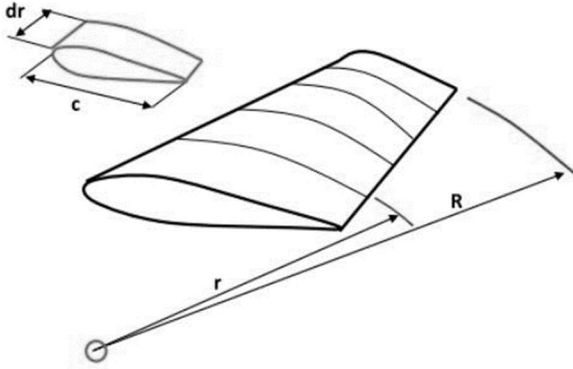


Fig. 3 The airfoil shape of the blades [4, 15]

As mentioned previously, the lift and drag coefficients, as well as the angle of attack, can be used to express the forces acting on the blade of wind turbine. The relationships among the forces, angles, and velocity components on a cross section of a rotor blade are illustrated in Fig. 4. The following equations are directly derivable from Fig. 4.

$$\tan\varphi = \frac{(1-a)U}{(1+a)r\Omega} \quad (16)$$

$$\sin\varphi = \frac{U(1-a)}{U_{rel}} \quad (17)$$

$$C_L = \frac{dF_L}{\frac{1}{2}\rho U_{rel}^2 c dr} \quad (18)$$

$$C_D = \frac{dF_D}{\frac{1}{2}\rho U_{rel}^2 c dr} \quad (19)$$

$$dL = dF_L \sin\varphi - dF_D \cos\varphi \quad (20)$$

$$dT = dF_L \cos\varphi + dF_D \sin\varphi \quad (21)$$

The torque element can be expressed as:

$$dQ = r dL \quad (22)$$

By substituting dL in the equation (22), we obtained (2).

$$dQ = B \frac{1}{2} \rho U_{rel}^2 (C_L \sin\varphi - C_D \cos\varphi) c r dr \quad (23)$$

Also, the local solidity is defined as follows

$$\sigma = \frac{Bc}{2\pi r} \quad (24)$$

The final expression of torque and thrust are given by

$$dQ = \sigma \pi \rho \frac{U^2 (1-a)^2 (C_L \sin\varphi - C_D \cos\varphi) r^2}{\sin^2\varphi} dr \quad (25)$$

$$dT = \sigma \pi \rho \frac{U^2 (1-a)^2 (C_L \cos\varphi - C_D \sin\varphi) r}{\sin^2\varphi} dr \quad (26)$$

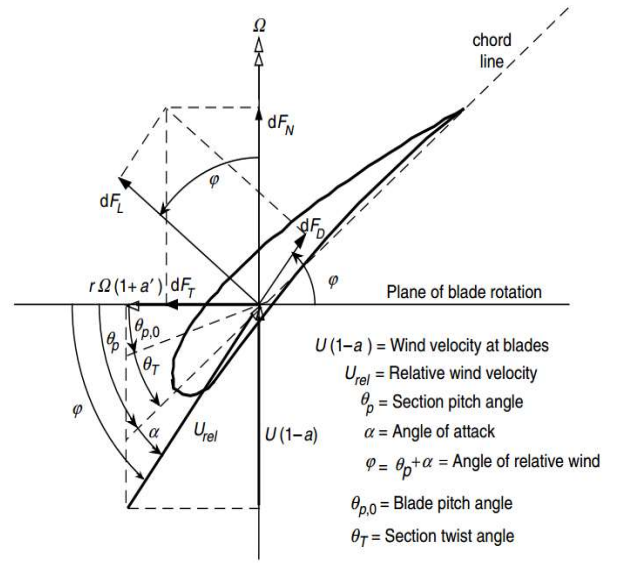


Fig. 4 Blade geometry for the analysis of a HAWT [4]

The expressions for the axial and tangential factors a and a' are obtained by solving the previous equations

$$a = \frac{1}{\frac{4\sin^2\varphi}{\sigma(C_L \cos\varphi + C_D \sin\varphi)} + 1} \quad (27)$$

$$a' = \frac{1}{\frac{4\sin\varphi \cos\varphi}{\sigma(C_L \sin\varphi - C_D \cos\varphi)}} \quad (28)$$

These two equations will be used in an iterative method in order to determine the forces exerted on each blade and thus to obtain the power. The total power from the rotor is,

$$P = \int_r^R dP = \int_r^R \Omega dQ \quad (29)$$

$$C_P = \frac{P}{\frac{1}{2}\rho U^3 \pi R^2} \quad (30)$$

By replacing each element by its expression, we obtain the final formula of the power coefficient represented in equation

$$C_p = \frac{8}{\lambda^2} \int_{\lambda_r}^{\lambda} \lambda_r^3 b(1-a) \left[1 - \left(\frac{C_D}{C_L} \right) \cot\varphi \right] d\lambda_r \quad (31)$$

B. The Prandtl Correction

The impact of tip loss can be taken into account in multiple ways. Several methods have been suggested for including this effect. The Prandtl method is one of the simplest to apply. According to this method, a correction factor, F , must be included in the previously discussed equations. This correction factor is a function of the number of blades, the angle of relative wind, and the position of the blade [4].

$$F = \frac{2}{\pi} \cos^{-1} \left\{ \exp \left[\frac{-(\frac{B}{2})(1-\frac{r}{R})}{(\frac{r}{R}) \sin \varphi} \right] \right\} \quad (32)$$

$$dQ = 4\pi\rho FBU\Omega b(1-a)r^3 dr \quad (33)$$

$$a = \frac{1}{\frac{4F \sin^2 \varphi}{\sigma(C_L \cos \varphi + D \sin \varphi)} + 1} \quad (34)$$

$$a' = \frac{1}{\frac{4F \sin \varphi \cos \varphi}{\sigma(C_L \sin \varphi - D \cos \varphi)}} \quad (35)$$

$$C_T = 4aF(1-a) \quad (36)$$

$$C_p = \frac{8}{\lambda^2} \int_{\lambda_r}^{\lambda} F \lambda_r^3 b(1-a) \left[1 - \left(\frac{C_D}{C_L} \right) \cot \varphi \right] d\lambda_r \quad (37)$$

C. Optimal geometric parameter of the designed horizontal axis wind turbine

Establishing the geometric characteristics, such as chord length distribution and twist angle distribution over the blade length for a specific tip speed ratio that corresponds to the maximum power, is the main objective of the aerodynamic design of optimum rotor blades [6,9,14].

By dividing the blade length into N elements, the local tip speed ratio for each blade element can be computed.

$$\lambda_r = \lambda \left(\frac{r}{R} \right) \quad (38)$$

The equation for optimal local oncoming airflow angle at radial distance r is:

$$\varphi_{opt} = \frac{2}{3} \tan^{-1} \left(\frac{1}{\lambda_r} \right) \quad (39)$$

The optimum chord length distribution can be extracted by,

$$C_r = \frac{8\pi r(1-c)}{N_b C_{L \text{ design}}} \quad (40)$$

Where $C_{L \text{ design}}$ is the lift coefficient that corresponds to a maximum glide ratio.

The optimum twist angle distribution is given by

$$\theta = \varphi_{opt} - \alpha_{design} \quad (41)$$

The α_{design} is the design angle of attack obtained also at a maximum glide ratio.

III. AERODYNAMIC CHARACTERISTICS OF THE BLADE

Different parameters can be used in the BEM analysis in order to determine the optimal blade shape. Among these

parameters we remark: the turbine diameter, the chord length, the angle of attack, the airfoil type, and the number of blades.

Airfoils are structures with particular geometric forms that are utilized to generate mechanical forces by wind turbines. The cross-sections of wind turbine blades have the shape of airfoils [4].

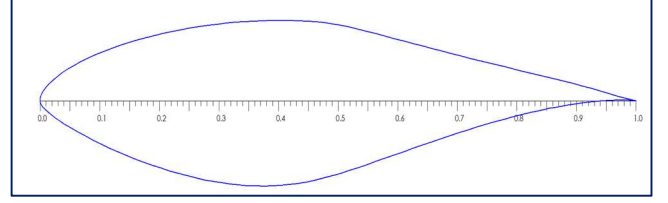


Fig. 5 S809 airfoil shape

Table 1 shows the parameters of the WT and the blade used to test this methodology. The airfoil profile belongs to S809 was utilized in this research and represented in Fig. 5. The S809 profile is a 21% thick laminar flow airfoil, which was created, theoretically analyzed, and experimentally tested for horizontal axis WT in the low-turbulence wind tunnel of the Delft University of Technology Low Speed Laboratory, in Netherland. This design seeks three main objectives: maximum lift, insensitive to roughness, and low profile drag [16]. The S809 profile is well-known for its widespread use, the availability of experimental and simulation data, as well as for its excellent performance in the dynamic stall zone [2,16].

TABLE 1 WT PARAMETERS

Wind turbine type	Horizontal axis wind turbine
Rated power	10 KW
Type of blade	Varied chord and twisted blade
Airfoil type	S809
Rotational speed	13.78m/s
Tip speed ratio	7.5
Rated Wind speed	7.75m/s
Cut in wind speed	3m/s
Cut out wind speed	30m/s
Rotor diameter	8.8m
Reynolds number	10^6

Fig. 6 shows the geometric shape of profile S809. This figure has been plotted using QBlade, which is a free versatile software, easy to use and has a flexibility of analyzing the wind turbine for specific values of wind speed and Reynolds number.

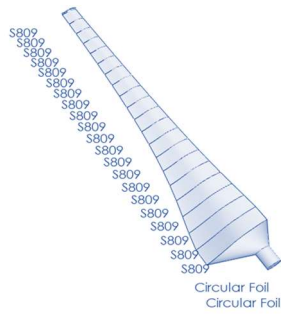


Fig. 6 The blade sections of the designed HAWT

IV. RESULTS AND DISCUSSION

We begin the results section showing in Fig. 7 the variation of the lift and drag coefficients with the angle of attack at a Reynold number of 10^6 obtained with XFOIL. The graphic demonstrates quite clearly that as the angle of attack increases, so does the lift coefficient, up to around 16° , where a phenomenon recognize as stall occurs what involves a significant increase in drag and a sharp reduction in lift.

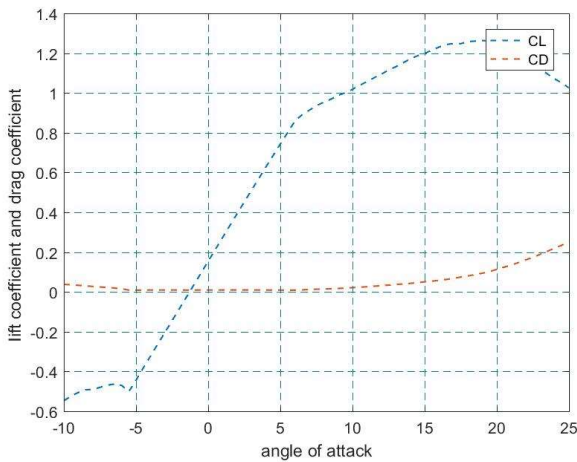


Fig. 7 Lift and drag coefficient for the S809

The optimal chord length and the twist angle with and without the Prandtl correction are evaluated using equations (39) and (40), with MATLAB, shown in figures 8 and 9.

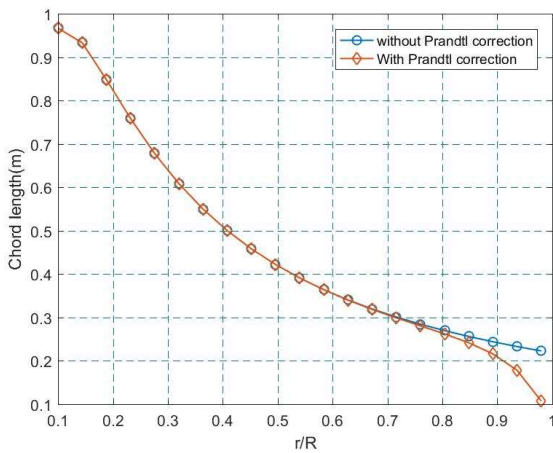


Fig. 8 The chord length distribution

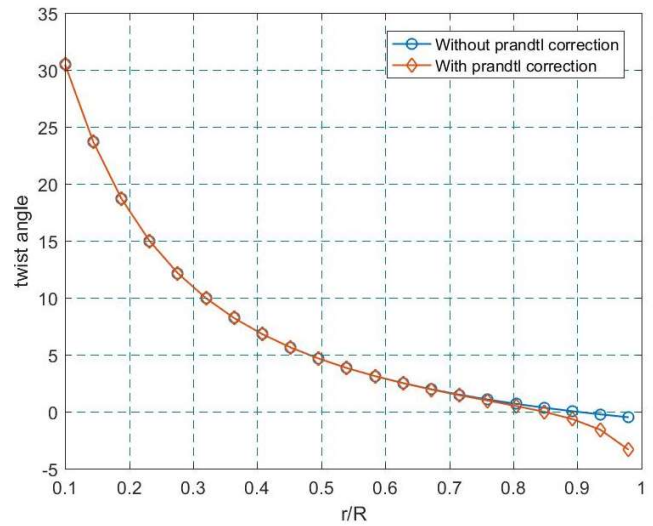


Fig. 9 The twist angle distribution

We can see from Fig. 8 that until $0.75R$ of the blade, the chord is unaffected by the Prandtl's factor, and then from $0.75R$ to the tip of the blade curve including the Prandtl's correction it drops more sharply compared to the chord length without corrections. The same occurs for the twist distribution; the twist angle is reduced to -5° when the Prandtl's correction F was considered. Based on these results, we can clearly state that the tip hub loss factor produces visible effects on both blade chord and twist angle.

By applying Eq. (37), the figure 10 has been plotted in MATLAB. The power coefficient an increase up to a maximum value of $C_p = 0.4632$, which corresponds to $\lambda = 7$; beyond this value the power coefficient declines. The BEM method used to plot this curve exhibits good literature correlation.

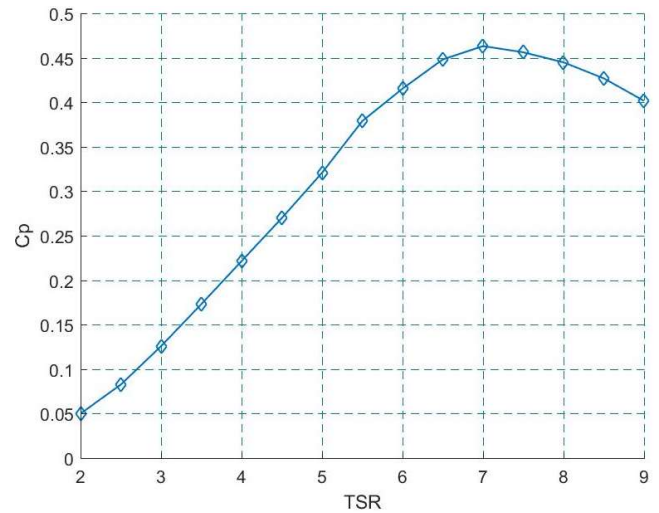


Fig. 10 The power coefficient distribution

As the goal of the method here described is to produce the highest power at a specified tip speed ratio, the power produced by the turbine is shown in Fig. 11. The designed turbine produces its rated power (10kW) at a tip speed ratio of 7, and then its drops.

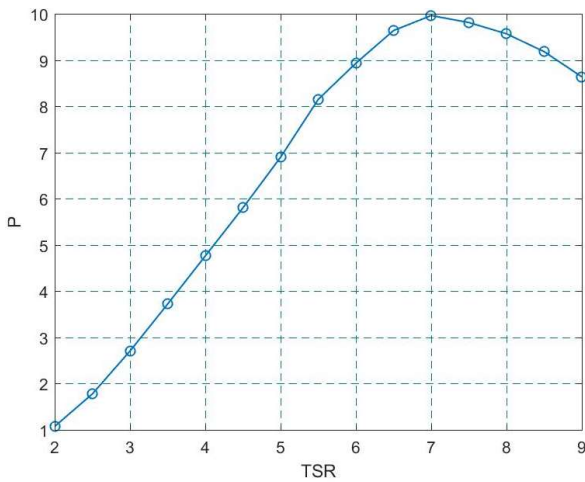


Fig. 11 The power distribution

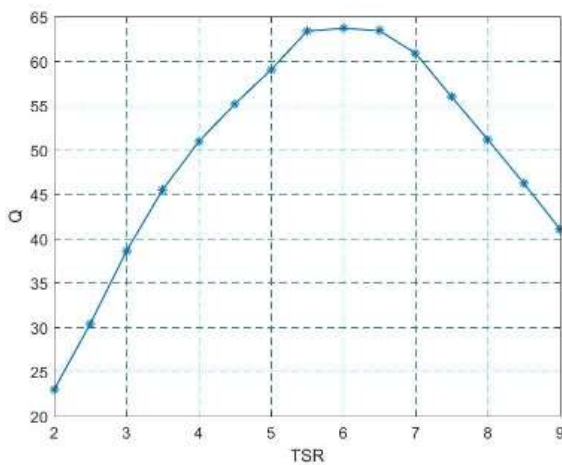


Fig. 12 The torque distribution

The rotor torque is the product of the torque due to the drag force and the rotational speed of the rotor surfaces [4]. This force is represented in Fig. 12 as function of the tip speed ratio. For the present study, the rotor is capable of producing 64 Nm.

V. CONCLUSIONS AND FUTURE WORKS

In this study we have developed a mathematical model based on the Blade Element Momentum theory (BEM), with the goal of obtaining the aerodynamics parameters as well as the aerodynamic forces along the blade span. This model has been applied to a 10kW wind turbine. The blade profile, using the S809 airfoil, has been designed considering the aerodynamic characteristic of airfoil at a fixed Reynolds number. In this simulation, the XFOIL software has provided the exact lift and drag coefficient of the chosen airfoil. The shape of airfoil as well as some results were given by QBlade, and then MATLAB software was used to generate all the results discussed in this work.

According to the results, it was observed that the total power coefficient of the baseline design reaches its maximum value, $C_p = 0.46$, at $\lambda = 7$, and the maximum torque obtained is 63.66 Nm. The simulation results are quite encouraging, and it shows that it will be possible to apply this model for subsequent WT analysis, such as FOWT (floating offshore wind turbines)[18]. In this new model we must integrate new unstable dynamics caused by the movement of the waves, and which are not present in conventional WT.

As future works we can highlight the implementation of the model with other different turbines for different Reynolds numbers. At the same time, the design of the blades will focus on a suitable design for a marine turbine [19] where its influence on the efficiency of the rotor will be studied.

ACKNOWLEDGMENTS

This work has been partially supported by the Spanish Ministry of Science and Innovation under the project MCI/AEI/FEDER number PDI2021-123543OB-C21.

REFERENCES

- [1] Z. L. Mahri, "Etude dynamique et optimisation des pales d'un aerogenerateur." (2007).
- [2] Y.El Khchin, "Modélisation et optimisation des performances aérodynamiques d'une éolienne à axe horizontal".(2018)
- [3] Global Wind Energy Council, G. W. E. C. "Global wind report 2021," 6-7, 2021.
- [4] J.F. Manwell, J. G McGowan., and A.L. Rogers, "Wind energy explained: theory, design and application". John Wiley & Sons, 2010.
- [5] A. Ozkan, and T. R. N. C. Güzelyurt, "Aerodynamic Design of Turbine Blades Using Full Dynamic Analysis of a Wind Turbine."
- [6] J. Radi, A. Djebli, "Optimal design of an horizontal axis wind turbine using blade element momentum theory," *E3S Web of Conferences*. vol. 336, EDP Sciences, 2022.
- [7] R. Lanzafame, M. Messina, R. Lanzafame, and M. Messina, "Power curve control in micro wind turbine design," *Energy*, vol. 35, no. 2, pp. 556-561, 2010.
- [8] N. P. Noronha, and M. Krishna, "Design and analysis of micro horizontal axis wind turbine using MATLAB and QBlade," *International Journal of Advanced Science and Technology*, vol. 29, no. 10S, pp. 8877-8885, 2020.
- [9] U. Chaudhary, P. Mondal, P. Tripathy, S. K. Nayak, and U. K. Saha, "Modeling and optimal design of small HAWT blades for analyzing the starting torque behavior," In *2014 Eighteenth National Power Systems Conference (NPSC)*, pp. 1-5, Guwahati, India 2014.
- [10] R.Lanzafame, and M. Messina. "Horizontal axis wind turbine working at maximum power coefficient continuously," *Renewable Energy*, vol. 35, no. 1, pp. 301-306, 2010.
- [11] R. Lanzafame, M. Messina, "Fluid dynamics wind turbine design: Critical analysis, optimization and application of BEM theory," *Renewable Energy*, vol. 32, no. 14, pp. 2291-2305, 2007.
- [12] B.Kim, W.Kim, S. Lee, S. Bae, And Y. Lee, "Development and verification of a performance based optimal design software for wind turbine blades," *Renewable Energy*, vol. 54, pp. 166-172, 2013.
- [13] Y. EL Khchin, M. Sriti, "Improved blade element momentum theory (BEM) for predicting the aerodynamic performances of horizontal Axis wind turbine blade (HAWT)," *Technische Mechanik-European Journal of Engineering Mechanics*, vol. 38, no. 2, 2018.
- [14] E. Kulunk, and N. Yilmaz, "HAWT rotor design and performance analysis," *Energy Sustainability*. vol. 48906, pp. 1019-1029, 2009.
- [15] H.A. Madsen, "A CFD analysis of the actuator disc flow compared with momentum theory results," *Proceedings of the 10th Symposium on Aerodynamics of Wind Turbines*. IEA Joint Action, 1996.
- [16] D.M. Somers, "Design and experimental results for the S809 airfoil." No. NREL/SR-440-6918. National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States), 1997.
- [17] S. Younoussi, A. Ettaouil. "Design and optimization of a small horizontal axis wind turbine using BEM theory and tip loss corrections," *E3S Web of Conferences*. vol. 294. EDP Sciences, 2021.
- [18] D. Lillo, M. Santos, S. Esteban, R. López, and M. Guijarro. "Modelización, simulación y evaluación técnico-económica de una turbina de mar," *XL Jornadas de Automática*. Universidade da Coruña, Servizo de Publicacións, 2019.
- [19] I. Olivares, M. Santos, and M. T. Rodríguez, "Análisis para el diseño de las palas de una turbina marina," *XXXIX Jornadas de Automática*. Área de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Extremadura, 2018.

Identificación Preliminar de la Dinámica de la Barcaza de una Turbina Flotante

Ignacio Galeote García

Dto. de Arquitectura de Computadores y Automática
Universidad Complutense de Madrid
28940-Madrid, España
igaleote@ucm.es

Segundo Esteban San Román

Dto. de Arquitectura de Computadores y Automática
Universidad Complutense de Madrid
28940-Madrid, España
sesteban@ucm.es

Matilde Santos Peñas

Instituto de Ingeniería del Conocimiento
Universidad Complutense de Madrid
28940-Madrid, España
msantos@dacya.ucm.es

Abstract—This article develops a control-oriented model for the dynamics of a floating offshore wind turbine (FOWT) barge type. The explainable model allows a physical interpretation of the parameters. A second order lineal model is proposed to model the effects of the waves on the barge translational degrees of freedom. The strengths and limitations of the proposed model are tested and analysed through NREL OpenFAST simulation tool.

Resumen—Este artículo desarrolla modelos orientados a control de la dinámica de la barcaza de una turbina flotante. Para ello se propone un explicable modelo dinámico linealizado de segundo orden de los grados de libertad traslacionales de este dispositivo flotante, que representa el efecto de las olas. Permite una interpretación sencilla de los efectos asociados a cada parámetro del modelo, que se han identificado utilizando simulaciones generadas por el software de NREL OpenFAST. Los resultados muestran el comportamiento de los polos y ceros de los modelos dinámicos obtenidos.

Index Terms—floating offshore wind turbines, identification, modelling, control, simulation.

I. INTRODUCCIÓN

Las turbinas eólicas flotantes (FOWT) instaladas en altamar permiten expandir el potencial eólico en áreas en las que no existe una gran extensión de aguas poco profundas para construir aerogeneradores fijados al fondo, como el Japón, la costa Oeste de los Estados Unidos o el sur de Europa.

Existen múltiples proyectos abiertos investigando los desafíos de esta reciente tecnología. De momento, los proyectos operativos son de mediana escala (≈ 50 MW), pero cada vez surgen más propuestas como el proyecto Med Wind, el primer proyecto de su tipo en el Mediterráneo, que contará con 190 turbinas eólicas flotantes, con una producción total de 2.8 GW, que cubrirán una superficie de 850 km^2 , situada a 60 kilómetros de la costa de Sicilia, con comienzo previsto en 2025.

Este trabajo ha sido parcialmente apoyado por el Ministerio de Ciencia e Innovación español bajo el proyecto MCI/AEI/FEDER número PID2021-123543OB-C

El desarrollo de granjas de aerogeneradores eólicos flotantes es un campo ambicioso, con importantes ventajas y algunos inconvenientes. Las ventajas son claras: aprovechar vientos más potentes, estables y poco turbulentos, junto con el hecho de que no existen restricciones respecto al tamaño de las estructuras (>15 MW), y poco ruido e impacto visual.

Sin embargo, uno de los grandes desafíos a los que se tiene que enfrentar un aerogenerador flotante es doble: el efecto de las múltiples cargas que afectan a la FOWT y que es difícil de modelar, ya que son efectos complejos y altamente no lineales [1]. Y además estas cargas generan estrés y fatiga en el material, requiriendo un mayor mantenimiento que es costoso debido al tamaño y ubicación de las estructuras.

Por otro lado, las herramientas de simulación empleadas para modelar estas cargas son complicadas y requieren de grandes tiempos de computación para dar cuenta del acople de estas múltiples cargas. Se ha visto que los métodos que hibridan modelos analíticos sencillos y técnicas de identificación inteligentes son adecuados para el tratamiento de sistemas complejos como las FOWT [2], especialmente en modelos orientados a control [3].

Desde el punto de vista matemático, ha habido diferentes propuestas sobre cuál es el mejor ángulo para abordar el problema. Una opción es la de modelar estos dispositivos centrándose en la oscilación proa-popa de la góndola [4]. En este trabajo presentamos un enfoque simplificado del problema, centrándonos en la carga más significativa que sufren las turbinas eólicas flotantes tipo *barge* (barcaza), las olas.

Para el desarrollo del modelo se ha utilizado el programa de simulación OpenFAST del National Renewable Energy Laboratory (NREL), que permite una representación realista y no lineal de estos dispositivos, para tomar datos que luego permiten identificar los parámetros del modelo mediante la herramienta MATLAB.

Se ha simulado la turbina flotante NREL 5MW montada en una barcaza de ITI Energy. Las dimensiones de la barcaza vienen recogidas en la tabla I.

TABLE I
BARGE DIMENSIONS

Parameter	ITI Energy Barge
Platform size (W × L × H) [m]	40 × 40 × 10
Platform draft [m]	4.00
Platform frontal area [m ²]	160.0
Platform mass including ballast [Kg]	5,452,000
Platform hull thickness [m]	0.0110
Platform and turbine CM [m]	8.04
Platform and turbine GM [m]	29.70
Static platform-pitch angle [deg]	2.86
Pitch and Roll platform inertia [Kgm ²]	726.9 × 10 ⁶

II. MODELO MATEMÁTICO

Como primera aproximación se propone un sistema lineal de segundo orden, dado por la ecuación (1), para modelar los grados de libertad traslacionales de la plataforma, con una ecuación diferencial para cada eje de la barcaza: en el eje x el *surge*, en el eje y el *sway*, y en el eje z el *heave* (Fig. 1). Nótese que el sistema corresponde a un oscilador armónico amortiguado con una fuerza externa, que pretende capturar el comportamiento fundamental del sistema.

$$\ddot{\xi} - D\dot{\xi} - K\xi = F_k \cdot \dot{\zeta} + F_d \cdot \zeta \quad (1)$$

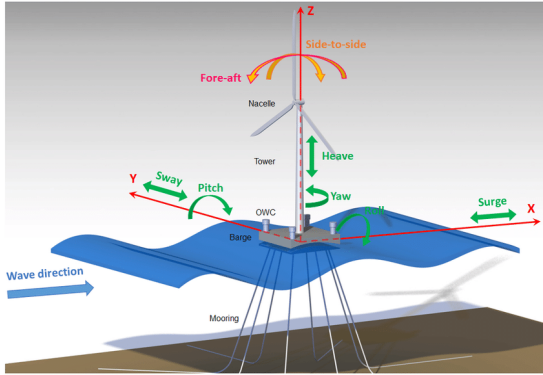


Fig. 1. Grados de libertad del sistema barcaza-aerogenerador simulado. Extraído de [5]

Donde $\xi = [sr, sw, hv]^T$ es el vector de traslaciones. El coeficiente D representa el amortiguamiento hidrodinámico, mientras K da cuenta de la respuesta elástica de los anclajes y la flotabilidad hidrodinámica. Las fuerzas externas, generadas por la ola sobre el sistema, son modeladas por los términos $F_d \cdot \zeta$ y $F_k \cdot \dot{\zeta}$, que son función de la elongación de la ola y su derivada. Este último término se incluye para capturar el desfase de la fuerza.

La ecuación diferencial del modelo (1) se puede transformar para cada una de las componentes de ξ en tres funciones de transferencia, con dos polos y un cero respectivamente (Figura 2). Más adelante se discutirá la influencia del número de polos y ceros para las condiciones específicas de la simulación. Para poder contemplar oleajes no alineados con los ejes, se introduce el ángulo de incidencia α , definido como el ángulo entre la dirección de la ola y el eje x . Este ángulo modula

trigonométricamente la entrada a los grados de libertad *surge* y *sway*.

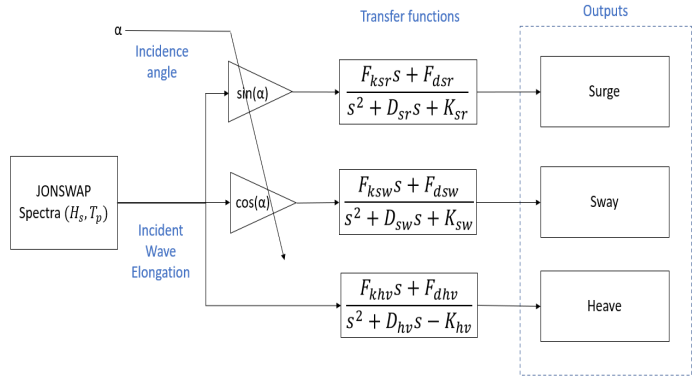


Fig. 2. Diagrama de bloques del modelo propuesto.

Los parámetros de amortiguamiento y restauración dependerán de las condiciones específicas de la plataforma: anclaje, dimensiones, y de un promedio de efectos no modelados.

III. IDENTIFICACIÓN Y VALIDACIÓN

Una vez propuesto el modelo, es necesario identificar los valores de los parámetros del mismo. Para ello se ha empleado el software OpenFAST, simulando 4 estados de la mar siguiendo una distribución de olas tipo JONSWAP.

Cada estado de la mar se caracteriza por un número SSN (Sea State Number) definido mediante la altura media significativa H_s y un periodo espectral máximo, T_p .

OpenFAST permite bloquear los grados rotacionales de la barcaza, que serán introducidos en posteriores trabajos con el fin de considerar los acoples presentes en el sistema, para centrarnos en la dinámica traslacional del sistema. Este método es frecuente en experimentos con FOWT [7].

Para la estimación del modelo, si bien no se ha incluido el viento, se tienen en cuenta los efectos de la hidrodinámica, el módulo elástico y el anclaje.

Se han realizado diversas simulaciones para diversos estados de la mar (SSN 6 a SSN 9), según la clasificación de la marina estadounidense (Tabla II, modificado de [6]), analizando las fuerzas traslacionales.

TABLE II
SEA STATE NUMBERS

Sea State	Significant wave height H_s (m)	Spectral peak period T_p (s)
6	4.88	10.8
7	9.14	13.6
8	15.24	17.0
9	30.48	22.4

Por último, todas las simulaciones se han realizado con $\alpha = 30^\circ$ para dar cuenta de los efectos del *sway*, ya que una ola que entrara perpendicular a la góndola no debería tener efecto en la dirección, salvo ruido residual, como ha sido comprobado.

A continuación se muestra el estudio para los escenarios de estado de la mar considerados.

A. Caso 1: SSN 6

En la Figura 3 aparecen representados la ola incidente generada por OpenFAST y las tres direcciones de la barcaza debido al efecto de las olas: *surge*, *sway* y *heave*, para estado de la mar SSN 6.

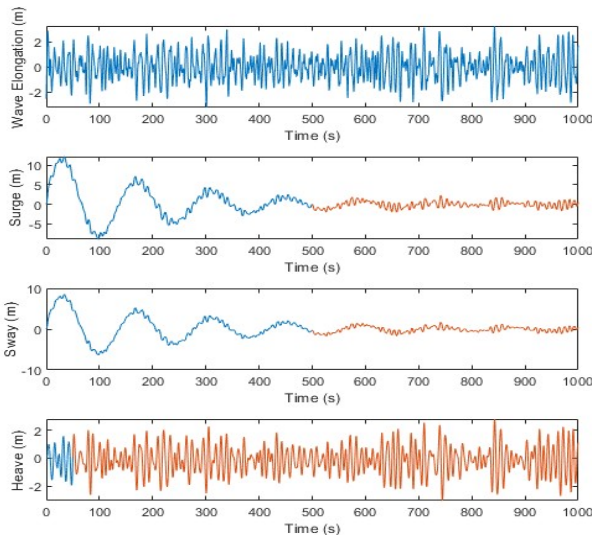


Fig. 3. Ola incidente y repuestas de *surge*, *sway* y *heave* para SSN 6. Datos de identificación (azul) y validación (naranja)

Debido a que el software de identificación de MATLAB prioriza el estado estacionario al comportamiento del transitorio inicial, se han subdividido los Datos de identificación en datos de identificación, sobre los que se calcula la función de transferencia, y los datos de validación, que es el conjunto completo de datos.

La bondad de la identificación se mide mediante el error cuadrático medio normalizado (NRMSE), que ofrece información acerca de la duración del estado transitorio, y de la capacidad de predicción del modelo empleando un conjunto reducido de datos.

Esta división de los datos, a su vez, resulta útil para discernir el comportamiento del sistema en su mapa de polos y ceros.

En particular, el transitorio del *heave* es corto, ya que se estabiliza rápidamente con una oscilación estable. Si se identifica con la misma cantidad de datos que *surge* y *sway*, el sistema identifica la respuesta como una oscilación estable (polo real negativo), con un desfase aproximado mediante un polo y un cero añadidos a la misma distancia del origen en el eje real (aproximación de Padé), como se aprecia en la figura 4. Este desfase se interpreta físicamente como un retardo del *heave* a la hora de seguir a la elongación de la ola.

Sin embargo, una ola en primera aproximación debería comportarse como un potencial escalón, por lo que el comportamiento del transitorio del *heave* debería ser el de un oscilador amortiguado, que implica un par de polos complejos conjugados con parte real negativa.

Efectivamente, si identificamos con 10 veces menos tiempo (datos), obtenemos el comportamiento deseado (figura 5), sin sacrificar mucha capacidad predictiva, como se puede

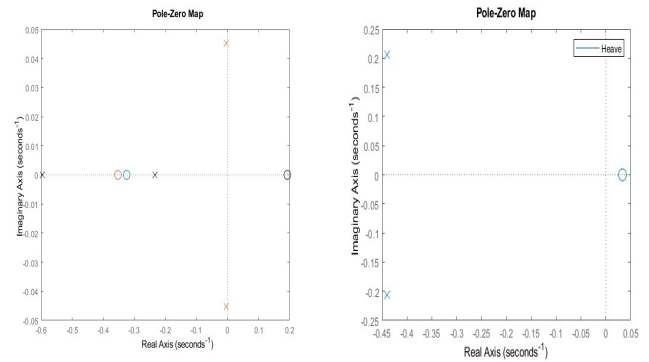


Fig. 4. Mapa de los polos y ceros de la función de transferencia para *surge* (Azul), *sway* (Rojo) y *heave* identificación corta (50 s). (Negro). Identificación = 500 s.

comprobar comparando los resultados obtenidos para el *heave* de la figura 6 con los obtenidos en la figura 7.

Por otro lado, los movimientos de *surge* y *sway* se ven afectados por una fuerza de arrastre que interactúa con los anclajes (*mooring*) para realizar una oscilación rápida dentro de una envolvente lenta amortiguada.

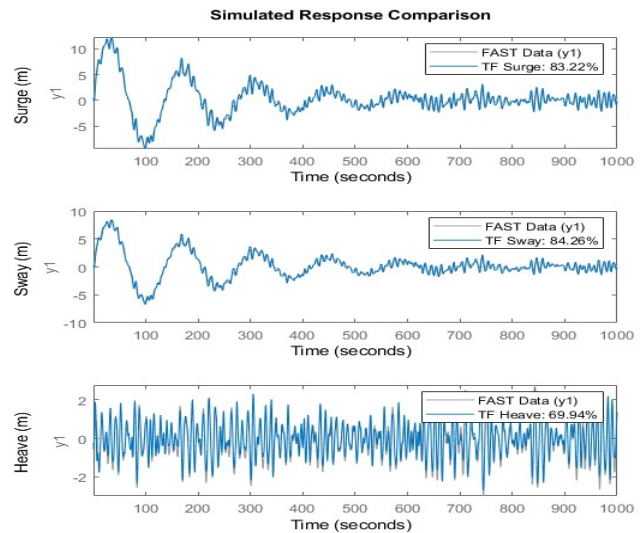


Fig. 6. Comparativa entre el comportamiento predicho para las tres componentes con un período de identificación de 500 s y la simulación de OpenFAST.

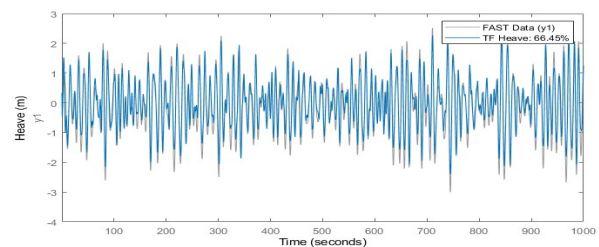


Fig. 7. Comparativa entre el *heave* predicho por la función de transferencia con una identificación de 50 s y la simulación de OpenFAST

B. Caso 2: SSN 7

El caso con estado de la mar SSN 7 es el más típico en cuanto a comportamiento. Las olas son significativas, representando la mitad de la altura de la barcaza. En la (8) se aprecian claramente los transitorios.

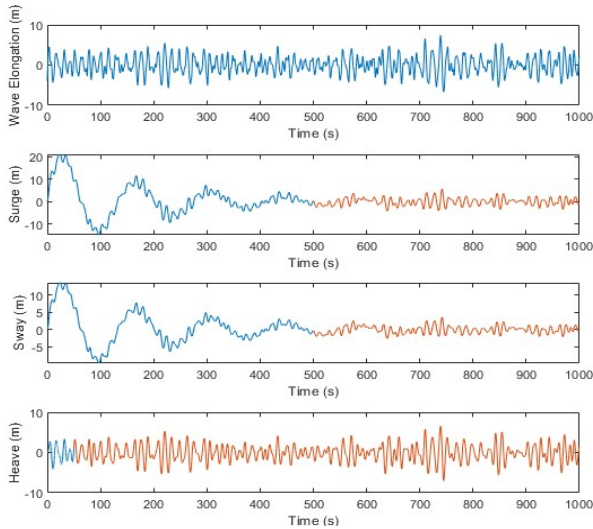


Fig. 8. Ola incidente y repuestas de *surge*, *sway* y *heave* para SSN 7. Datos de identificación (azul) y validación (naranja).

El comportamiento de los polos y los ceros se muestra en la figura (9), que es el esperado y similar al de SSN 6, con la particularidad de que el cero del *heave* aparece ahora en el eje real negativo.

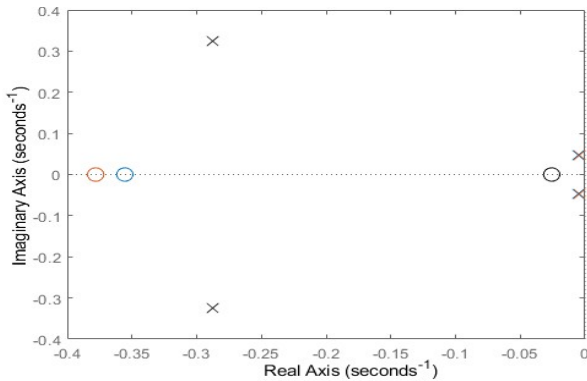


Fig. 9. Mapa de los polos y ceros de las funciones de transferencia para el *surge* (Azul), *sway* (Rojo) y *heave* (Negro). SSN 7

La calidad de la identificación es similar a la de SSN 6, aunque ligeramente peor. Esto es debido a que el transitorio de *surge* y *sway* dura más para olas mayores, como se apreciará en el siguiente apartado (10).

C. Caso 3: SSN 8

En la figura (11) se han empleado los mismos períodos de identificación para *surge* y *sway* que en los casos anteriores, pero hallamos que la identificación propuesta para los otros estados de la mar aquí es insuficiente. Esto es debido a que

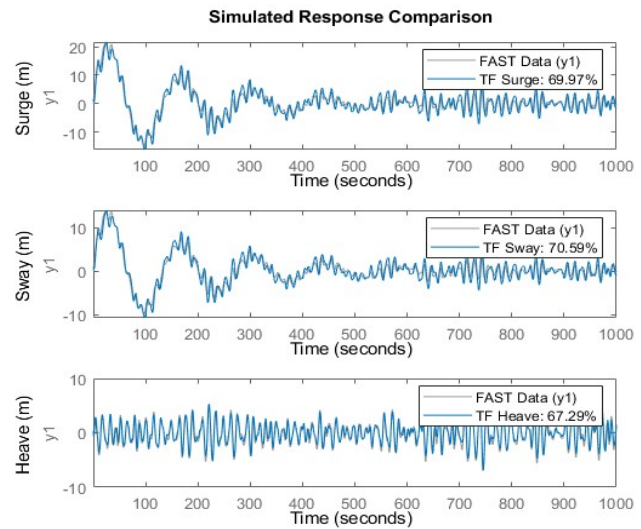


Fig. 10. Identificación y validación de las tres componentes. SSN 7.

para olas tan grandes, se manifiesta un comportamiento no lineal que no puede ser modelado por un sistema lineal tan sencillo. La validación, por tanto, resulta pobre, con un MRSE para *surge* y *sway* inferior al 40%.

Un problema similar pero a la inversa lo encontramos en el *heave*. La aproximación comienza a fallar ya que la ola es lo suficientemente suave como para tener una ganancia que tiende a la unidad, pero con un retardo. Además, debido al tamaño de la ola es necesario extender el período de identificación.

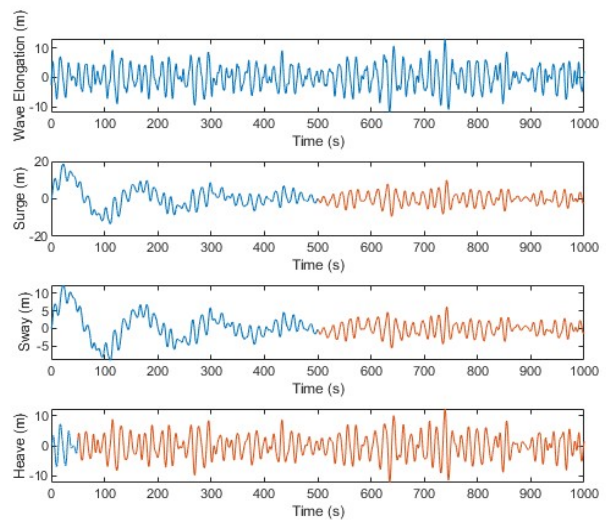


Fig. 11. Ola incidente y repuestas de *surge*, *sway* y *heave* para SSN 8. Datos de identificación (azul) y validación (naranja).

Las medidas que se pueden tomar para mejorar el NRMSE de la identificación son las siguiente: para *surge* y *sway*, aumentar el número de ceros de la función de transferencia; para el *heave*, aumentar el período de identificación y emplear la aproximación de Padé para aproximarlos a una oscilación

estable con un retardo. El nuevo mapa de polos y ceros viene recogido en la figura 12.

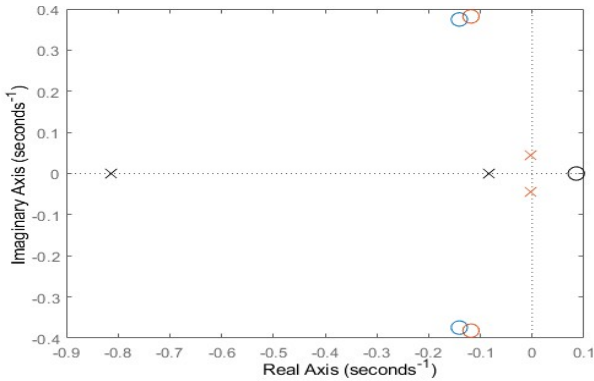


Fig. 12. Mapa de polos y ceros para funciones de transferencia de surge y sway con dos ceros.

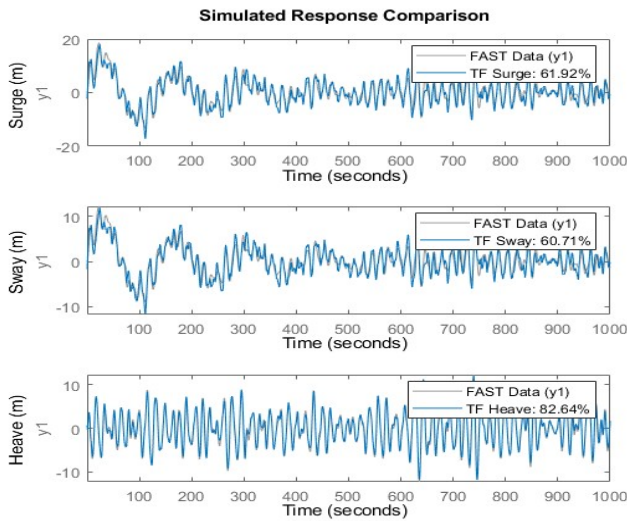


Fig. 13. Identificación y validación de las tres componentes tras añadir un cero más a la función de transferencia de surge y sway. SSN 8.

Como se puede comprobar, se ha conseguido una identificación satisfactoria de las tres direcciones traslacionales (13). No obstante, sigue siendo peor que para los otros estados de la mar, debido a que con estos tamaños de ola comienzan a mostrarse las no linealidades.

D. Caso 4: SSN 9

Como se puede apreciar en la figura 14, las olas asociadas al estado de la mar 9 son tan grandes que no existe transitorio como tal lo que, sorprendentemente, permite una identificación mediante funciones de transferencia de dos polos y un cero (15).

Atendiendo al mapa de polos y ceros, se ve que los polos de surge y sway no se han desplazado significativamente conforme se ha ido variando el estado de la mar. Esto es lo que esperaríamos, pues contienen información acerca de las constantes amortiguadoras y restauradoras del sistema de anclaje y de la barcaza en sí.

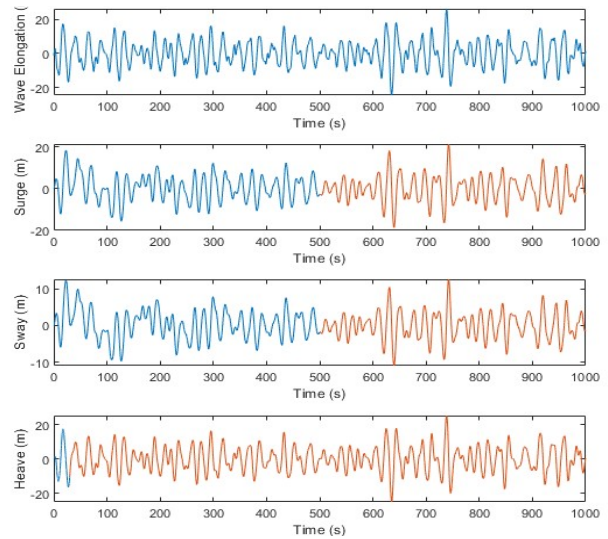


Fig. 14. Ola incidente y repuestas de surge, sway y heave para SSN 9. Datos de identificación (azul) y validación (naranja).

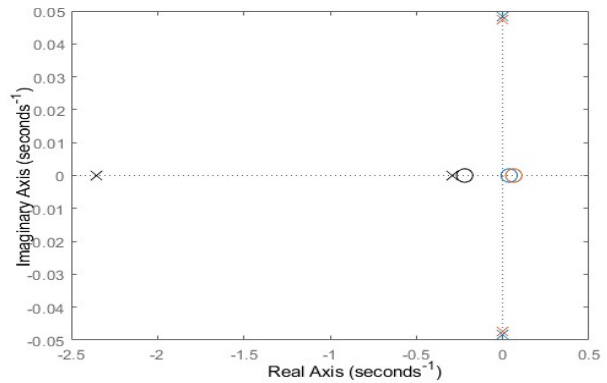


Fig. 15. Polos y ceros para surge, sway y heave para SSN 9.

Por otro lado, los ceros de las tres componentes han cambiado de signo. El cero de la función de transferencia del heave ha pasado a ser negativo, mientras que los ceros de surge y sway ahora son ligeramente positivos.

Aun así, la identificación es muy buena, especialmente para el heave (16), ya que la ola es lo suficientemente lenta como para que la barcaza suba con ella, con una ganancia ($s \rightarrow 0$) de la función de transferencia cercana a 1 (véase tabla III). Efectivamente, el cero y el polo se encuentran muy próximos a cancelarse, lo que indica un movimiento coordinado entre la ola y el heave, siendo una oscilación estable sin retraso ni adelanto.

IV. RESULTADOS Y ANÁLISIS DE CORRELACIONES

En la tabla III se recogen los polos y ceros de las distintas funciones de transferencia que han generado la mejor identificación a lo largo del análisis.

Por último, se han calculado los coeficientes de correlación entre grados de libertad y residuos, con el objetivo de abrir una vía de trabajo futura desde la que expandir el presente artículo (tabla IV).

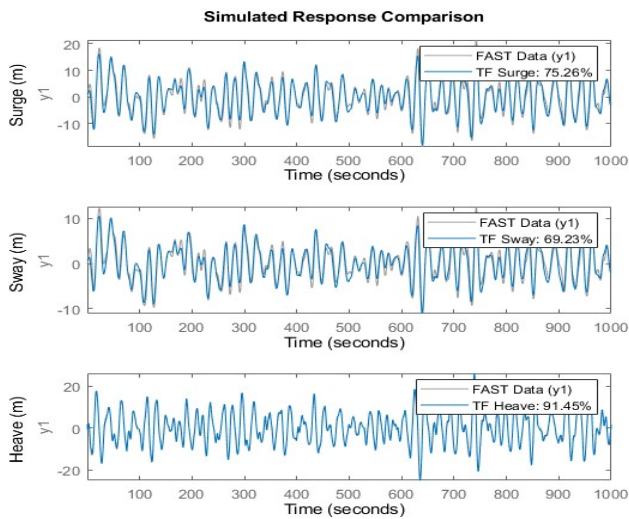


Fig. 16. Identificación y validación de *surge*, *sway* y *heave* para SSN 9.

TABLE III
FUNCIONES DE TRANSFERENCIA

	<i>surge</i>	<i>sway</i>	<i>heave</i>
SSN 6	$\frac{0.4979s+0.1616}{s^2+0.008753s+0.002063}$	$\frac{0.5407s+0.1906}{s^2+0.007569s+0.002056}$	$\frac{0.7357s-0.02457}{s^2+0.8789s+0.2353}$
SSN 7	$\frac{0.4568s+0.1624}{s^2+0.0100s+0.002151}$	$\frac{0.4781s+0.1808}{s^2+0.009075s+0.002141}$	$\frac{0.9644s-0.01549}{s^2+1.053s+0.172}$
SSN 8	$\frac{1.236s^2+0.3477s+0.1977}{s^2+0.007875s+0.002057}$	$\frac{1.481s^2+0.3504s+0.2367}{s^2+0.006739s+0.00205}$	$\frac{1.403s-0.1097}{s^2+1.452s+0.03843}$
SSN 9	$\frac{0.273s-0.01019}{s^2+0.008419s+0.002347}$	$\frac{0.2715s-0.01742}{s^2+0.006073s+0.002245}$	$\frac{2.697s+0.5944}{s^2+2.647s+0.6961}$

Como era de esperar, existe una gran correlación entre *surge* y *sway*, ya que el comportamiento es idéntico respecto a una ola incidente por el eje x e y, respectivamente; la respuesta es la misma salvo un factor dependiente del ángulo.

Destaca la alta correlación entre el *heave* y los residuos de *surge* y *sway*, lo que parece indicar la presencia de un acople de segundo orden debido a la tensión que genera el anclaje en la barcaza. Al subir ésta con la ola, tensa las líneas de anclaje, restringiendo el movimiento en los otros dos ejes del *surge* y del *sway*. Esto indica que sería posible introducir un factor de

TABLE IV
COEFICIENTES DE CORRELACIÓN - SSN 6

	<i>surge</i>	<i>sway</i>	<i>heave</i>	<i>surge</i> residue	<i>sway</i> residue	<i>heave</i> residue
<i>surge</i>	1	0.9955	0.0303	-0.0561	-0.0608	-0.0367
<i>sway</i>		1	0.0241	-0.0510	-0.0672	-0.0333
<i>heave</i>			1	-0.7781	-0.7636	-0.3559
<i>surge</i> residue				1	0.9804	0.3449
<i>sway</i> residue					1	0.3309
<i>heave</i> residue						1

ganancia de realimentación que mejore la correlación.

V. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Se han modelado cuatro estados de la mar para observar el efecto sobre los tres grados de libertad traslacionales de la barcaza que sostiene el aerogenerador de una plataforma flotante.

Se han buscado funciones de transferencia sencillas, que corresponden a ecuaciones diferenciales lineales de segundo grado, y se han discutido los rangos de aplicación de dichas aproximaciones. Tan solo para las condiciones de SSN8 ha sido necesario aumentar la complejidad del modelo, debido a que se producen más resonancias y comienzan a mostrarse más las no linealidades del sistema.

El siguiente paso sería analizar los grados de libertad rotacionales, *yaw*, *pitch* y *roll*, bloqueando los grados de libertad traslacionales. Posteriormente se podría generar un modelo completo incluyendo los acoples existentes entre los diferentes grados de libertad. Esto permitiría el diseño de sistemas de control basados en pocos parámetros, que tienen una clara interpretación física.

Otra línea de trabajo futuro es la de estudiar la evolución de los coeficientes de amortiguamiento y restauración para diferentes perfiles de ola. Tras el análisis se puede plantear una parametrización difusa, que cambie en función del estado y tipo de mar identificado.

REFERENCIAS

- [1] Y. Liu, S. Li, Q. Yi, and D. Chen, "Developments in semi-submersible floating foundations supporting wind turbines: A comprehensive review," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 60, pp. 433–449, 2016.
- [2] J. E. Sierra and M. Santos, "Modelling engineering systems using analytical and neural techniques: Hybridization," *Neurocomputing*, vol. 271, pp. 70–83, 2018.
- [3] J. E. Sierra-García and M. Santos, "Redes neuronales y aprendizaje por refuerzo en el control de turbinas eólicas," *Rev. Iberoam. Autom. Inform. Ind. RIAI*, vol. 18, no. 4, p. 327, 2021.
- [4] G. J. van der Veen, I. J. Couchman, and R. O. Bowyer, "Control of floating wind turbines," in 2012 American Control Conference (ACC), 2012.
- [5] P. Aboutaleb, 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.
- [6] S. C. S. Yim, T. Nakhata, and E. T. Huang, "Coupled nonlinear barge motions, Part II: Stochastic models and stability analysis," *J. Offshore Mech. Arct. Eng. Trans. ASME*, vol. 127, no. 2, pp. 83–95, 2005.
- [7] D. Villoslada, M. Santos, and M. Tomás-Rodríguez, "General methodology for the identification of reduced dynamic models of barge-type floating wind turbines," *Energies*, vol. 14, no. 13, p. 3902, 2021.

Improved Marine Wind Park Layout

Carlos Armenta Déu

Faculty of Physical Sciences,

Dpt. of Matter Structure, Thermal Physics and Electronics,

Complutense University of Madrid,

28040 Madrid, Spain

cardeu@fis.ucm.es

Jorge Contreras Martínez

Faculty of Physical Sciences,

Dpt. of Matter Structure, Thermal Physics and Electronics,

Complutense University of Madrid,

28040 Madrid, Spain

jcontr01@ucm.es

Abstract—The paper describes the application of a new concept of vertical axis wind turbines incorporated in suspension bridges. The new wind turbine makes use of turbulent air streams as well as laminar ones to generate energy, thus improving the overall performance of the wind turbine. Tests has reported power coefficient above the Betz limit thanks to the use of the turbulent air streams. The incorporation of the new wind turbines hanging from the bottom of the deck of the bridge allows power generation without interfering the current use of the bridge. The new wind turbine design can be scaled according to the size of the deck of the bridge with low affection of the power generation that remains rather linear with the size of the turbine. Power peak has been reported as 2.5 kW although it has been designed for standard output power of 1 kW. The wind turbine operates at low air stream regime, from only 2 m/s as starting-up wind speed.

Index Terms—Wind energy. Wind Marine Park. Lift and drag wind turbines. Hybrid layout. Performance improvement. Output power increase. Turbulence index.

I. INTRODUCTION

The more and more use of open areas on the sea for the installation of marine wind turbines requires a more detailed study of how the use of these areas can be improved [1]-[3]. Marine wind parks benefits from laminar wind flow, quite regular wind speed regime, no natural or artificial obstacles interference, and lack of human activities influence. These advantages have provoked the continuous increase of the wind turbine size, now reaching nominal output power of 8 MW and expecting to reach 20 MW in the coming future [4]. The higher size of the marine wind turbines forces to increase the distance between two adjacent turbines to avoid the negative influence of turbulence created by the turbine itself when the wind passes through them; the increase of the distance limits the capacity of a marine wind park to generate as much power as expected due to the higher size of the installed turbines.

Even if there is a large open area to install a marine wind park, a better harnessing of this free space would result in an improvement of the wind park and an increase of the global output power. To do so, different solutions arise; to improve the power to used surface ratio, say to increase the surface power density, to install more efficient wind turbines, or to install additional wind turbines without penalizing the performance of the existing ones. The use of more efficient wind turbines

requires the advance of technological development in the components and structure of the today's marine wind turbines, what means time to reach the goal [5]- [11]. The increase of the surface power density also requires the development of better technology that makes a more efficient use of the wind resource, especially the turbulent flow; this implies a change in the design of the wind turbine blades. Finally, the installation of additional turbines with no interference effects with the existing ones, requires the harnessing of turbulent wind flow, which is not compatible with the design and structure of current marine wind turbines. A solution to this latter option would be the use of drag wind turbines, which make use of turbulent wind flows in rather high efficiency, also reducing the turbulence index at the leeward direction [12]- [13]. These turbines can be installed in the free space left by the giant wind turbines that operate under the lifting mode, obtaining a double benefit, the power generation of the installed drag wind turbines and the reduction of the turbulence index, what allows reducing the distance between turbines, so increasing the power density of the marine wind park. Current configuration of a wind park requires a separation distance between two adjacent wind turbines of 8 to 10 times the diameter of the wind turbine rotor in the direction of the wind, and 3 to 5 times in the sideways direction. Based on these premises, adopting the minimum distance between adjacent wind turbines to maximize the harnessing of the used area, and considering a rectangular cell of 8D of length and 3D of width (figure 1), the surface power density of a marine wind park results:

$$\sigma_P = \frac{P}{S} = 4 \frac{(1/2) C_p \rho (\pi/4) D^2 u^3}{24D^2} = \frac{\pi}{48} C_p \rho u^3 \quad (1)$$

Equation 1 shows that the surface power density of a marine wind park depends on the quality of the wind turbine, through the power coefficient, C_p , the air density, ρ , and wind speed, u .

Provided the type of wind turbine is not changed, and the wind conditions remain constant, the power density, σ_P , also remains constant. A way to increase the power density, assuming constant wind conditions, is the improvement of the power coefficient, what means to change the structure or elements of the wind turbine.

Identify applicable funding agency here. If none, delete this.

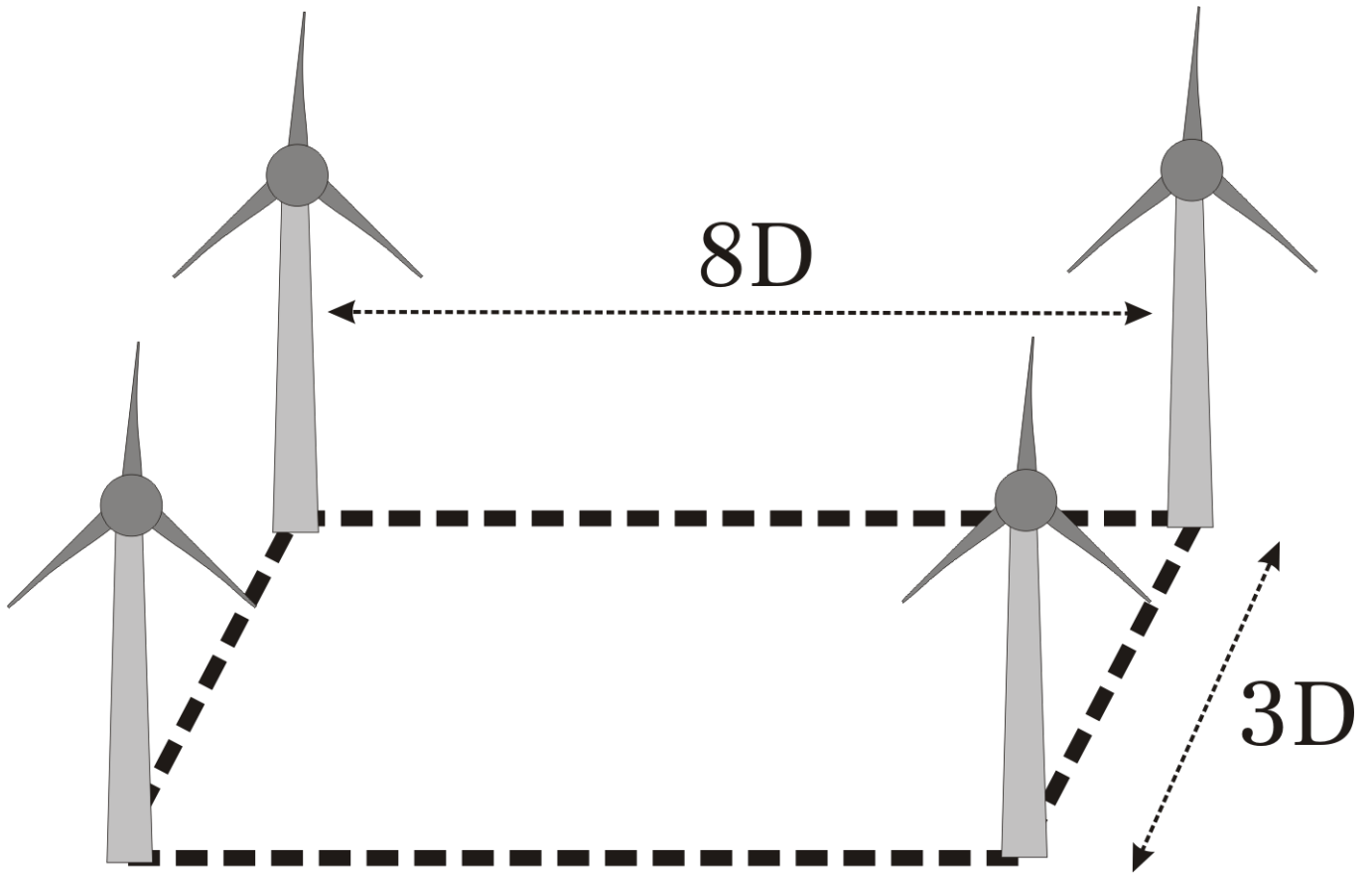


Fig. 1. Scheme of the conventional marine wind park layout.

If the wind turbine technology cannot be changed, the only solution to increase the power density is the insertion of new wind turbines in the spot area (figure 2).

Drag wind turbines have been inserted because they use turbulent wind flow with rather high efficiency; besides, it has been proved that the use of turbulent flow reduces the turbulence index leeward, thus limiting or avoiding the negative effects of the turbulent flow on the next wind turbine of the lifting type.

Wake effects generate a reduction of performance on conventional horizontal wind turbines because of the vortex created by the turbulent flow that reduces the amount of available wind energy to be converted in rotational movement. In this situation, the behavior of a classical wind turbine is of lower performance since the ratio of lift to drag forces diminishes. The reduction of the lift force provokes a lower torque, thus a reduction in the rotation speed and the power generation. Besides, the increase of the drag force causes increased wear and decreases the efficiency of the wind turbine.

Drag wind turbines are currently of less power that of the lifting type ones, also they operate at lower power efficiency; therefore, assuming a power coefficient C_p' , for the drag type wind turbine and an output power of P' , corresponding to a diameter of the wind turbine rotor, D' , according to the new

wind park layout shown in figure 2, it results:

$$\begin{aligned}\sigma_P' &= \frac{P+P'}{S} \\ &= 4 \frac{(1/2)C_p\rho(\pi/4)D^2u^3}{24D^2} + 5 \frac{(1/2)C_p'\rho(\pi/4)(D')^2u^3}{24D^2} \quad (2) \\ &= \frac{\pi}{48}C_p\rho u^3 + \frac{5\pi}{96}\left(\frac{D'}{D}\right)^2 C_p'\rho u^3\end{aligned}$$

If we define the power coefficient and diameter of the rotor of the drag wind turbine type in terms of power coefficient and rotor diameter of the lift wind turbine type, we have:

$$\begin{aligned}\sigma_P' &= \frac{\pi}{48}C_p\rho u^3 + \frac{5\pi}{96}f_D^2 f_{C_P} C_p\rho u^3 \\ &= \frac{\pi}{96}C_p\rho u^3 (2 + 5f_D^2 f_{C_P}) \quad (3)\end{aligned}$$

where:

$$f_D = \frac{D'}{D}; \quad f_{C_P} = \frac{C_p'}{C_p} \quad (4)$$

Combining equations 1 and 3, we obtain the ratio of the new to conventional layout power density of the marine wind park:

$$\frac{\sigma_P'}{\sigma_P} = 1 + 2.5f_D^2 f_{C_P} \quad (5)$$

Analyzing equation (5), we notice that the increase in the output power depends on the size of the drag wind turbine and on its efficiency.

Lift type

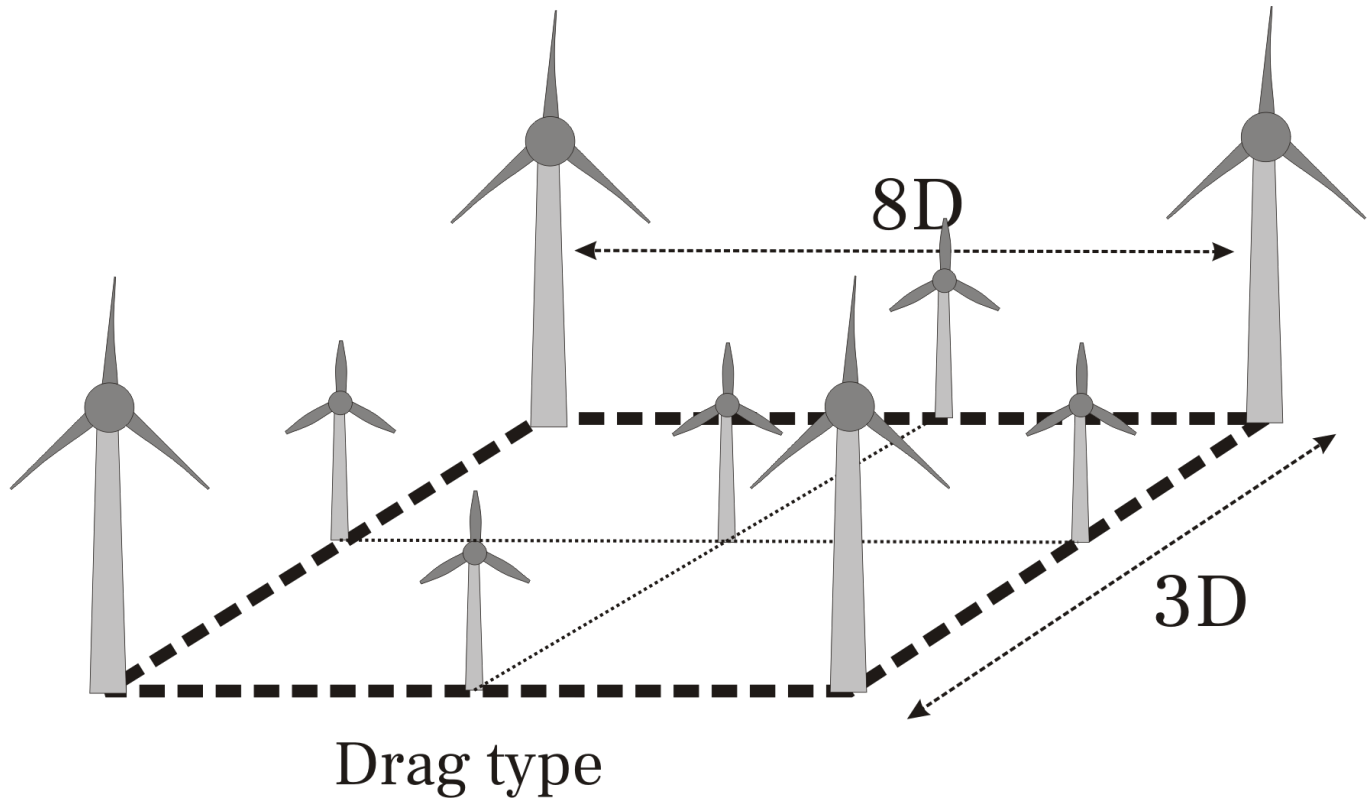


Fig. 2. Scheme of the proposed marine wind park layout

Figure 3 shows the simulation of the power density ratio for different values of the factors of power coefficient and wind turbine rotor diameter.

We observe that the increase of global output power can be increased up to 37.5% for a high-quality drag wind turbine with a power coefficient of around 0.24, which can be considered good enough, and half the size of the giant wind turbines of the lift type.

Being conservative, considering a relatively moderate size and regular performance, we can operate with a power coefficient factor of 0.5 and a diameter factor of 0.4; these values correspond to a power coefficient of 0.20, assuming the lift type wind turbine operates at 40% of efficiency, and a size of 28 m of diameter for the wind turbine rotor. Operating with these values that can be considered standard for a drag wind turbine, the global output power gain is of 20%, which means a considerable increase.

II. CONCLUSION

The layout of a marine wind park that operates with wind turbines of the lifting type has been reconfigured, inserting drag wind turbines in the free space between the existing wind turbines. The drag wind turbines will be placed at the intermediate point between two adjacent wind turbines, either lengthwise or crosswise. Drag wind turbines use turbulent

wind flow to operate, allowing the reduction of negative effects of turbulent wind flows onto wind turbines of the lifting type. This reduction redounds in shortening the distance between two consecutive wind turbines of the lifting type, thus increasing the density of installed wind turbines and the output power. The increase of the global output power is due not only to the higher number of wind turbines of the lifting type, but also to the power generation due to the inserted drag wind turbines themselves. The power gain depends on size and quality of the inserted drag wind turbine, but it can reach up to 37.5% for optimum conditions, and is of 20% for standard characteristics.

REFERENCES

- [1] P. Hou, W. Hu, C. Chen, M. Soltani, and Z. Chen, "Optimization of offshore wind farm layout in restricted zones," *Energy*, vol. 113, pp. 487-496, 2016.
- [2] P. Hou, W. Hu, M. Soltani, and Z. Chen, "Optimized placement of wind turbines in large-scale offshore wind farm using particle swarm optimization algorithm," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 6, no. 4, pp. 1272-1282, 2015.
- [3] D. Ahn, S. C. Shin, S. Y. Kim, H. Kharoufi, and H. C. Kim, "Comparative evaluation of different offshore wind turbine installation vessels for Korean west-south wind farm," *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering*, vol. 9, no. 1, pp. 45-54, 2017.
- [4] Renewables First. The Hydro and Wind Company. How much wind turbine power could I generate from a wind turbine?. How much

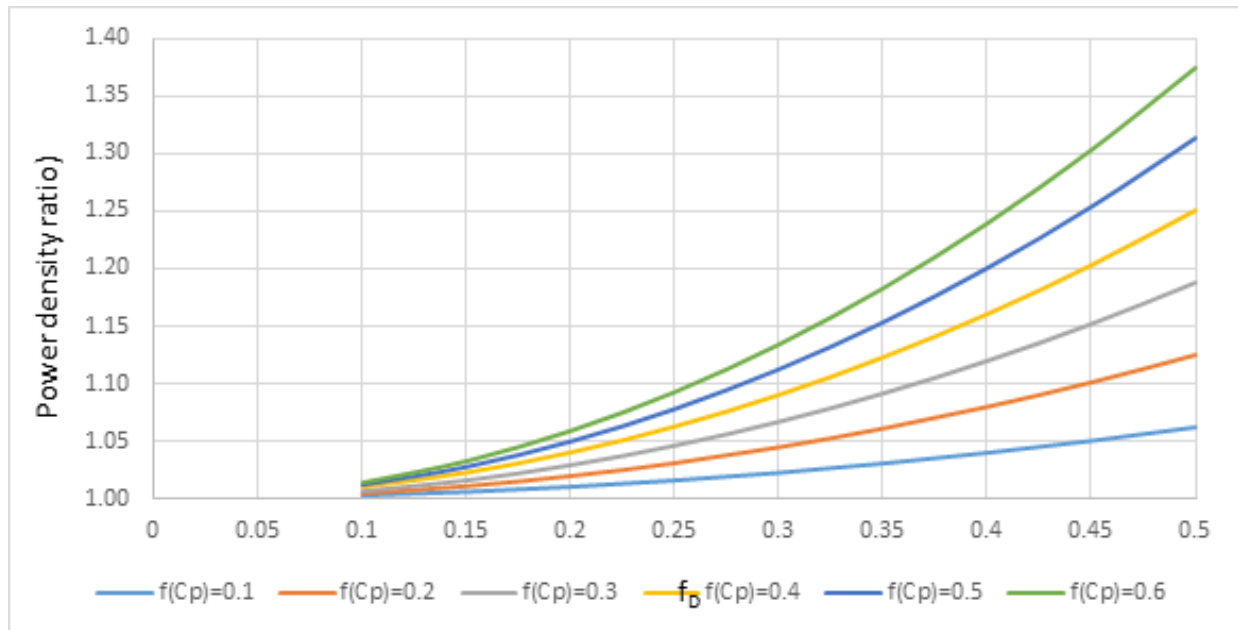


Fig. 3. Ratio of power density of the hybrid versus conventional offshore wind farm design as a function of the power coefficient factor and the diameter factor of the drag-type wind turbine versus the lift-type wind turbine

wind turbine power can I create - Renewables First. Accessed online: 23/11/2022

- [5] X. Sun, D. Huang G. Wu, "The current state of offshore wind energy technology development," *Energy*, vol. 41, no. 1, pp. 298-312, 2012.
- [6] W. Zhixin, J. Chuanwen, A. Qian and W. Chengmin, "The key technology of offshore wind farm and its new development in China," *Renewable and Sustainable energy reviews*, vol. 13, no. 1, pp. 216-222, 2009.
- [7] J. K. Kaldellis, and M. Kapsali, "Shifting towards offshore wind energy-Recent activity and future development," *Energy policy*, vol. 53, pp. 136-148, 2013.
- [8] Y. Guo, H. Wang, and J. Lian, "Review of integrated installation technologies for offshore wind turbines: Current progress and future development trends," *Energy Conversion and Management*, vol. 255, p. 115319, 2022.
- [9] S. M. Muyeen, (Ed.). *Wind energy conversion systems: technology and trends*. Springer Science Business Media, 2012.
- [10] H. Díaz, and C. G. Soares, "Review of the current status, technology and future trends of offshore wind farms," *Ocean Engineering*, vol. 209, p. 107381, 2020.
- [11] P. Jamieson, *Innovation in wind turbine design*. John Wiley Sons, 2018.
- [12] A. N. Sanderasagan, A. B. Abd Aziz, A. N. Oumer, and I. M. Sahat, "Alternative Method of Nature Inspired Geometrical Design Strategy for Drag Induced Wind Turbine Blade Morphology," *International Journal of Automotive and Mechanical Engineering*, vol. 19, no. 2, pp. 9759-9772, 2022.
- [13] M. R. Castelli and E. Benini, "Comparison between lift and drag-driven VAWT concepts on low-wind site AEO," *World Academy of Science, Engineering and Technology*, pp. 1677-1682, 2011.

Performance of Drag Floating Offshore Wind Turbine with Variable Pitch

Carlos Armenta Déu

Faculty of Physical Sciences,

Dpt. of Matter Structure, Thermal Physics and Electronics,

Complutense University of Madrid,

28040 Madrid, Spain

cardeu@fis.ucm.es

Diego Piqueras Sanz

Faculty of Physical Sciences,

Dpt. of Matter Structure, Thermal Physics and Electronics,

Complutense University of Madrid,

28040 Madrid, Spain

diepique@ucm.es

Abstract—In this work we have analyzed the behavior of a scale model of a wind turbine under different vertical tilt angles, which simulate the positions adopted by floating offshore wind turbines. To analyze the model performance, we have studied, in our laboratory system, the influence of the pitch angle in the blades under different wind conditions, paying special attention to the generated electrical power as a function of the available wind resource. The efficiency of the model has also been studied and compared to the one of commercial wind turbines. It has been found that the optimum angle does not correspond to the one with the highest mechanical efficiency, but to the one that provides the maximum power. The operational mode of drag floating offshore wind turbines (FOWT) is of special interest to improve the performance of marine wind parks, since they can be intercalated between the existing wind turbines, reducing the turbulence effects and supplying extra power and energy.

Index Terms—Wind energy. Floating Offshore Wind Turbines. Pitch angle. Power generation. Drag forces.

I. INTRODUCTION

In this work we will focus on offshore wind farms [1], of which it is important to point out that they have great potential in the present and near future. Specifically, we will focus on floating platform wind turbines, which allow the installation of wind farms in deeper waters than the rest, where there is greater wind potential and, in addition, lower foundation costs [2]. Finally, we will talk about the control systems, whose purpose is to regulate the power of the rotor, control its rotation speed and stop it if necessary [3]. Two types of control are distinguished depending on whether the entire blades are rotated about their longitudinal axis (pitch) or if only one segment of the blades is rotated, leaving another fixed to the rotor (stall). Between these two, we are going to study the effect that the pitch control has on floating wind turbines to optimize the use of the wind resource, correcting the losses due to the misalignment of the rotor with the direction of the wind. By varying the angle of attack of the wind on the blades, the force exerted on them varies and, therefore, the power generated by the rotor. This control system serves both to increase the power extracted for wind speeds below the rated speed of the turbine, or angles of attack less than the right angle, and to keep this speed constant in excessively strong wind conditions. In the event of a dangerously high

wind speed, which puts the generator structure at risk, the blades can be rotated 90° (flag position) to stop them. Several studies have been developed in the past analyzing the characteristics and performance of drag floating offshore wind turbines [4]- [6], but yet no specific study has been carried out considering the effects of the pitch angle, which may introduce an improvement of the performance of the wind turbine.

II. THEORETICAL BACKGROUND

The electrical power available from the wind can be calculated with the expression (4):

$$P = \frac{1}{2} \rho A u^3 \quad (1)$$

where ρ is the density of the fluid that moves the turbine, in this case air, S is the surface swept by the rotor blades and u is the average wind speed.

If we take into account the angle, δ , that the rotor axis forms with the wind direction, a very influential fact when calculating the available power, equation 1 is corrected as:

$$P = \frac{1}{2} \rho A u^3 \cos \delta \quad (2)$$

The angle δ depends, in turn, on two other angles: the horizontal rotation angle, γ , and the vertical tilt angle, β , due to the waves.

We are especially interested in learning about the latter due to the relevance of the oscillating movement of floating wind turbines. The angle β can be calculated assuming periodic waves:

$$\tan \beta = 2\pi^2 \frac{H}{T^2 g} \cos \left(2\pi \frac{t}{T} \right) \quad (3)$$

with H being the height of the waves (amplitude of the wave), T is the period of the waves and t , the time. On the other hand, the angle γ can be calculated from a complicated polynomial fit of degree 22:

$$\gamma = \sum_{i=0}^{22} a_i 10^{b_i} t_i \quad (4)$$

where the coefficients a and b are characteristic of the place where the offshore wind turbine is located.

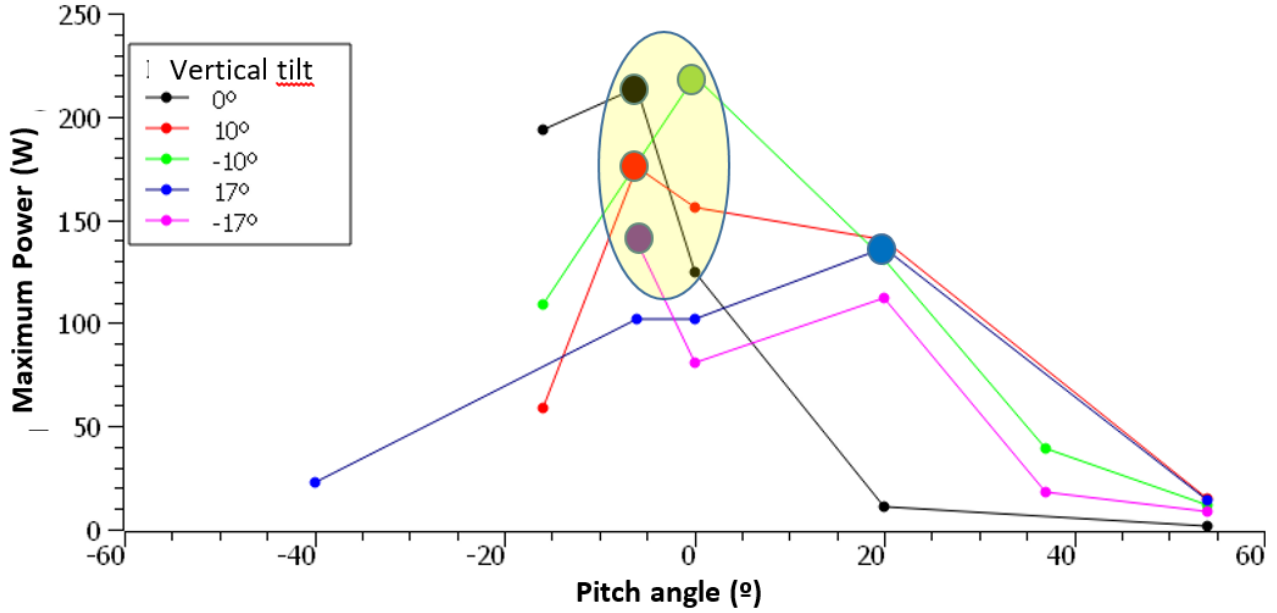


Fig. 1. Evolution of the maximum output power of a drag floating wind turbine for different tilt angles and variable pitch.

The δ angle can then be found as:

$$\delta = \cos^{-1} x \quad (5)$$

$$x = \frac{2 \sin^2 \gamma + \cos^2 \gamma \cos^2 \beta + \cos^2 \gamma - \cos^2 \gamma (\cos \beta - 1)^2}{2 [\sin^2 \delta + \cos^2 \gamma \cos^2 \beta]^{1/2} + [\sin^2 \gamma + \cos^2 \gamma]^{1/2}} \quad (6)$$

Another variable mentioned is the average wind speed. Knowing this magnitude is not something trivial, since the wind speed undergoes large temporal variations, both in the short term in the form of gusts, and throughout the year describing a statistical distribution.

We are going to take the average hourly value of the wind throughout the year to carry out our calculations, a value that adjusts quite precisely to a Weibull distribution. This distribution follows the following equation:

$$F(u) = e^{-\frac{u}{c} k} \quad (7)$$

where u is the instantaneous wind speed, k is a shape parameter related to the variability with respect to the mean, and c is a shape parameter related to the mean annual wind speed.

If we derive the previous equation we obtain the probability density of the wind speed: \bar{U} is the mean value of wind speed over a period of time and u is a normalized speed such that $u = U/\bar{U}$.

If we focus on the operation of a wind turbine, it can be studied from different performance curves. The most widely

used are those that represent power, torque, and thrust against the specific blade tip speed (λ) or “tip speed ratio”.

The coefficient λ determines, as indicated, the relationship between the linear speed of the tip of the blades of a wind turbine in a given situation and the speed of the wind that reaches the wind turbine; mathematically: $\lambda = u/v$ [5]. To know the power generated by a wind turbine, the tendency is to use the C_p - λ curve, where C_p is the power coefficient:

$$C_p = \frac{P}{\frac{1}{2} \rho A u^2} \quad (8)$$

where P is the power generated in the rotor, A is the area that the rotor sweeps, and v is the wind speed at the height of the hub, which is the element to which the blades are attached and which is attached, in turn, to the principal axis.

The moment coefficient relates the rotor torque (M) to the wind speed:

$$C_T = \frac{M}{\frac{1}{2} \rho A u^2} \quad (9)$$

where $M = P/\Omega$ and Ω , the angular speed of the rotor, which is equal to that of the blades and the hub.

III. EXPERIMENTAL RESULTS

In this section, we present the results of experimental tests conducted to maximize the output power of a drag wind turbine as a function of the pitch angle.

Figure 1 shows the evolution of the maximum power for the tested drag wind turbine for different tilt angles of the floating wind turbine with the pitch angle. The larger circles indicate the maximum value of power generated by the model for a

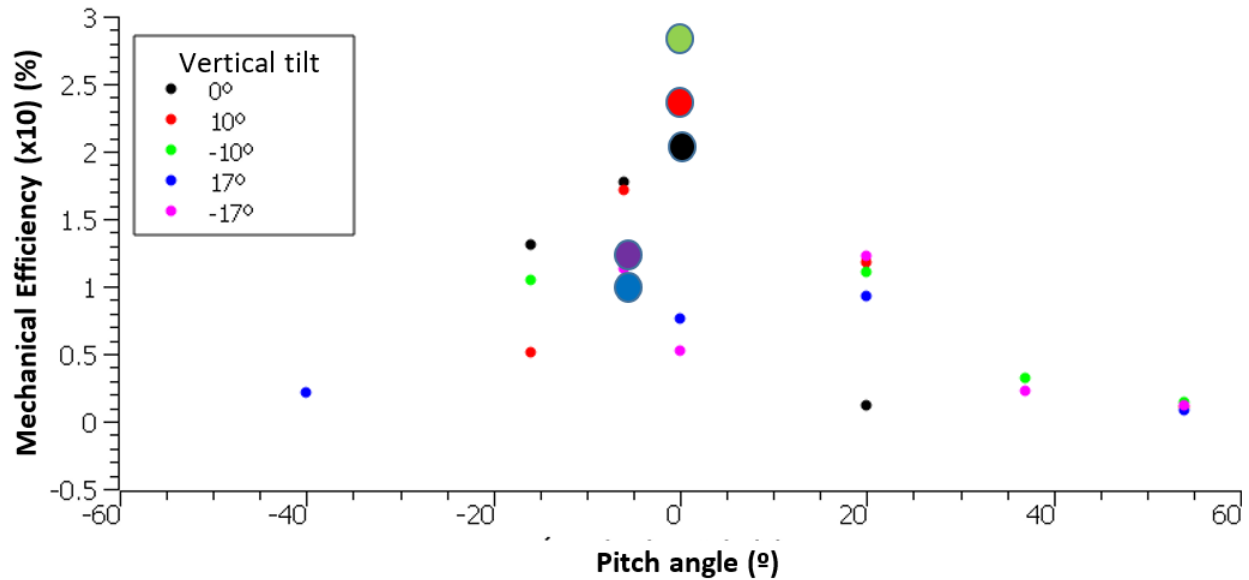


Fig. 2. Evolution of the mechanical efficiency of a drag floating wind turbine for different tilt angles and variable pitch

given value of the angle of inclination of the wind turbine mast. The area shaded in yellow corresponds to the highest concentration of points of maximum power for the different cases studied. It is observed that only the case of inclination 17° leaves this zone. In Figure 1 we see that the maximum powers are concentrated at pitch angles close to -5° . The -6° pitch is the one that generates the most power for the 0° , 10° and -17° inclinations; for its part, the 17° tilt generates its maximum power with a 20° pitch and the -10° tilt produces the maximum power, of 219.35 W, with 0° . It also highlights that the power generated decreases for increasing angles, almost symmetrically on both sides of 0. It is also likely that higher powers were obtained for intermediate angles, but, as we have already explained, we were limited by our experimental system. Experimental tests have also included the evaluation of the mechanical efficiency, whose results are presented in figure 2.

In Figure 2 we see the mechanical efficiency that relates the global efficiency and the C_p . It can be seen that the most efficient position is the 0° pitch for all inclinations except for $\pm 17^\circ$, whose most efficient position is -6° . The efficiency drops symmetrically by increasing or decreasing the pitch from 0° , reaching 0.1% for the most extreme angles. The highest mechanical efficiency is 2.8%, reached at -10° of vertical inclination and 0° of pitch, although we see that it is still low. The mechanical efficiencies are low, while the C_p we have obtained are high; this leads us to think that the loss of efficiency is due to the production of electricity in the turbine and not to the use of the kinetic energy of the wind. As the turbine is a model, the power generated is anecdotal and the materials and design are of low quality.

IV. CONCLUSIONS

After analyzing the behavior of the generated power and the efficiency of the drag wind turbine for each configuration, we have determined that each vertical inclination works in better conditions for different pitch angles.

The angles at which the highest C_p occurs do not have to coincide with the angles of greatest mechanical efficiency or with those of greatest power. The angle that should be chosen is the one that provides the most power since that is the end of wind farms.

The work is, on the other hand, of special interest if it is considered that small drag wind turbines can be inserted in the spaces between the large marine turbines that operate at lifting mode; These small turbines can, indeed, work by means of a drag mechanism, which would make it possible to increase the electrical power generated by an offshore wind farm without greatly affecting the performance of the macro-turbines, given that the turbulence generated by the interspersed wind turbines is practically negligible.

We can, therefore, conclude that the study of the behavior of drag-floating offshore wind turbines is extremely interesting, not to replace existing ones, but to complement them through the insertion of this new type of turbine, in order to maximize the generation of electrical energy.

REFERENCES

- [1] L. Castro-Santos, and V. Diaz-Casas, (Eds.). Floating offshore wind farms. Cham, Switzerland: Springer International Publishing, p. 204, 2016.
- [2] V. Pérez Alonso, "Caracterización de Turbinas Flotantes. Comparación con Aerogeneradores Terrestres, Grupo de Energías Renovables". Facultad de Físicas. Universidad Complutense de Madrid. Trabajo Fin de Máster. 2020.

- [3] S. D. L. Salle, D. Reardon, W. E. Leithead, and M. J. Grimble, "Review of wind turbine control," *International Journal of Control*, vol. 52, no. 6, pp. 1295-1310, 1990.
- [4] J. Orszaghova, P. H. Taylor, H. A. Wolgamot, F. J. Madsen, A. M. Pegalajar-Jurado, and H. Bredmose, Wave-and drag-driven subharmonic responses of a floating wind turbine. *Journal of Fluid Mechanics*, vol. 929, A32, 2021.
- [5] L. Zhang, W. Shi, M. Karimirad, C. Michailides, and Z. Jiang, "Second-order hydrodynamic effects on the response of three semisubmersible floating offshore wind turbines," *Ocean Engineering*, vol. 207, p. 107371, 2020.
- [6] D. Yin, E. Passano, F. Jiang, H. Lie, J. Wu, N. Ye, S. Saevik, and B. J. Leira, "State-of-the-Art Review of Vortex-Induced Motions of Floating Offshore Wind Turbine Structures," *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 10, no. 8, p. 1021, 2022.

Vertical Axis Wind Turbines Built-in in Suspension Bridges

Carlos Armenta Déu

*Dpt. of Matter Structure, Thermal Physics and Electronics,
Faculty of Physical Sciences,
Complutense University of Madrid (UCM),
28040 Madrid, Spain
cardeu@fis.ucm.es*

Jorge Contreras Martínez

*Dpt. of Matter Structure, Thermal Physics and Electronics,
Faculty of Physical Sciences,
Complutense University of Madrid (UCM),
28040 Madrid, Spain
jcontr01@ucm.es*

Sergio Pedrosa

*Reacción UPTHEWORLD.
C/ Luis I, 60 - 3ª planta,
28031 Madrid, Spain
sergio.pedrosa@upttheworld.es*

Abstract—The paper describes the application of a new concept of vertical axis wind turbines incorporated in suspension bridges. The new wind turbine makes use of turbulent air streams as well as laminar ones to generate energy, thus improving the overall performance of the wind turbine. Tests has reported power coefficient above the Betz limit thanks to the use of the turbulent air streams. The incorporation of the new wind turbines hanging from the bottom of the deck of the bridge allows power generation without interfering the current use of the bridge. The new wind turbine design can be scaled according to the size of the deck of the bridge with low affection of the power generation that remains rather linear with the size of the turbine. Power peak has been reported as 2.5 kW although it has been designed for standard output power of 1 kW. The wind turbine operates at low air stream regime, from only 2 m/s as starting-up wind speed.

Index Terms—Wind energy, Vertical axis wind turbine, Built-in design, Bridge structure, Low wind speed operation, Turbulent and laminar air stream.

I. INTRODUCTION

Vertical axis wind turbines have been traditionally designed to generate electricity at power level much lower than conventional three-blade horizontal axis wind turbines [1]. Vertical axis wind turbines, however, enjoy from some benefits like the use of lower wind speeds, the harnessing of the wind from almost any direction, a simpler design and lower cost, and a higher resistance to wind effects because of the structural design [2]- [4].

The use of vertical axis wind turbines does not improve the power coefficient, since they currently use only laminar air stream, like the conventional three-blade horizontal axis wind turbines, but allows to operate at rather high efficiency for a wider range of wind speeds [5]- [6].

The development of new vertical axis wind turbines that make use of turbulent air streams as well as laminar ones, has represented a significant advance in the harnessing of the wind resource, especially in those places where turbulent air streams are present [7]. This situation is typical of urban areas, where

buildings interfere the current development of the air flow creating turbulences that affect negatively the performance of conventional wind turbines [8]. The situation is rather similar to the one we find in civil structures like suspension bridges, where the own structures of the bridge generates a turbulent flow. Up to now, almost none of the wind turbine designs had been conceived to operate in wind turbulent regime, and, of course, not in combined turbulent and laminar air flow areas [9]- [12]. The use of a special wind turbine design that can benefit from turbulent and laminar airflow means a great step ahead in the application of the wind energy to places where there is a significant wind resource with the only drawback of laminar and turbulent flow mixing.

On the other hand, onshore wind turbines have been designed to stand on land, but not hanged from a civil structure like a bridge, what avoids the use of wind turbines in those constructions. The utilization of bridges, especially suspension bridges, represents an effective improvement of the wind energy use, and add extra energy to the grid.



Fig. 1. View of the structure of the vertical axis wind turbine.

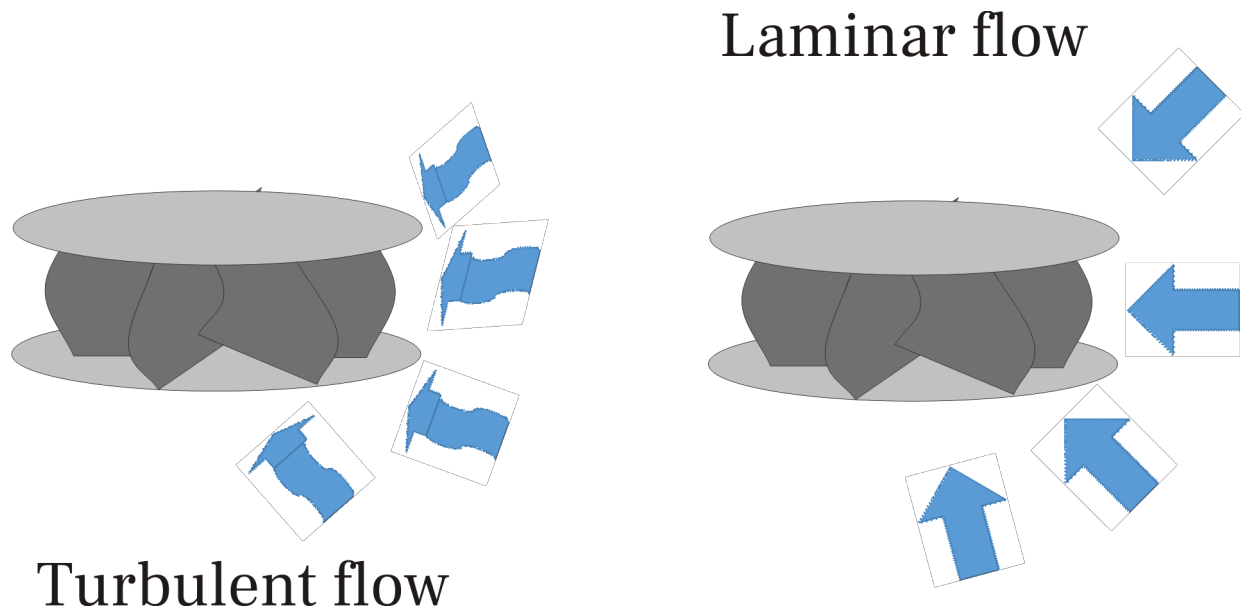


Fig. 2. Use of turbulent and laminar flow by the new vertical axis wind turbine

II. STRUCTURAL DESIGN

The new vertical axis wind turbine is a concept developed by a Spanish company [13] that has received European funding for the development of the project [14]. The design consists of a cylindrical sandwich where the intermediate section is the wind turbine itself, and the side panels of the sandwich are the supporting platforms of the structure (see right side of Fig. 1).

The wind turbine is made up of curved blades attached to both platforms of the wind turbine, upper and lower (see upper part of left side of figure 1) that channel the air flow to the inner part of the wind turbine structure where the cups that collect the air flow are located, thus causing the structure to turn (see lower part of left side of Fig. 1). Because of the special design of the structure, turbulent flow can be used as well as laminar one (Fig. 2)

III. BUILT-IN STRUCTURE

Based on these considerations, the new wind turbine can be hanged from the upper platform instead of laying on the lower platform stand, thus placed at the bottom of the deck of the suspension bridge (see Fig. 3).

Because the new wind turbine structure is light, only 143 kg/kW [15], it can be safely hanged from the bottom deck of any suspension bridge. Distance between adjacent wind turbine can be minimum, as the turbulences created by the own structure can be used for power generation. Number of built-in wind turbines is variable depending on the size of the bridge, length and width, and on the required power generation as a function of regular or maximum wind speed regime. Nevertheless, considering a standard double lane road, having a regular width of 7 m (see Fig. 4), and taking into account the diameter of the wind turbine structure is 1.8 m, letting a 10% free space between two adjacent elements, we can place 1 turbine per linear meter of road length (see Fig. 5).

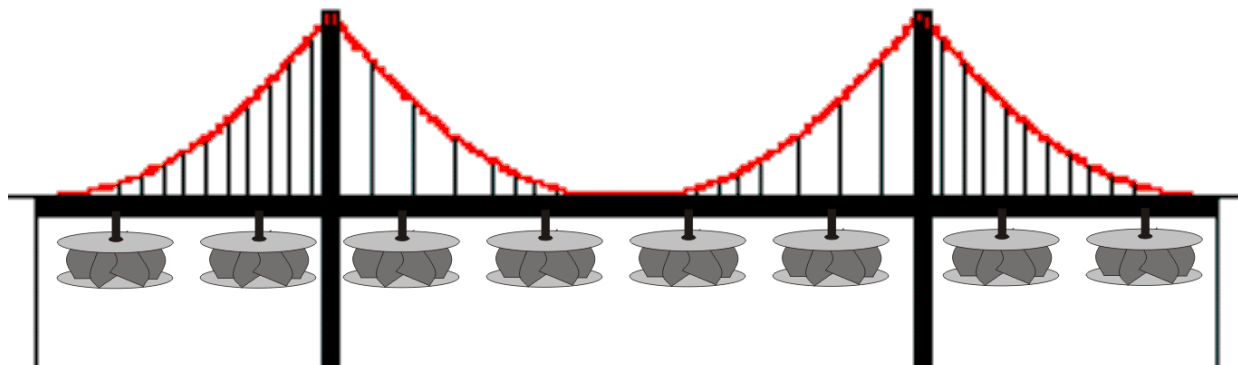


Fig. 3. Schematic view of the recreation of built-in structure

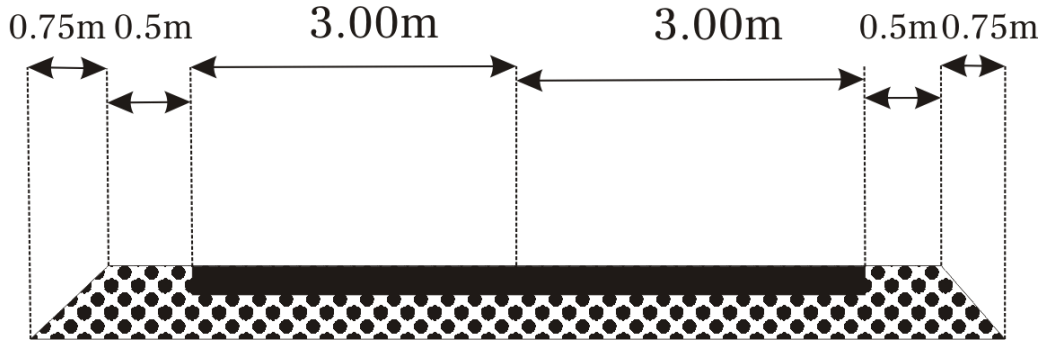


Fig. 4. Schematic view of the two lane road profile

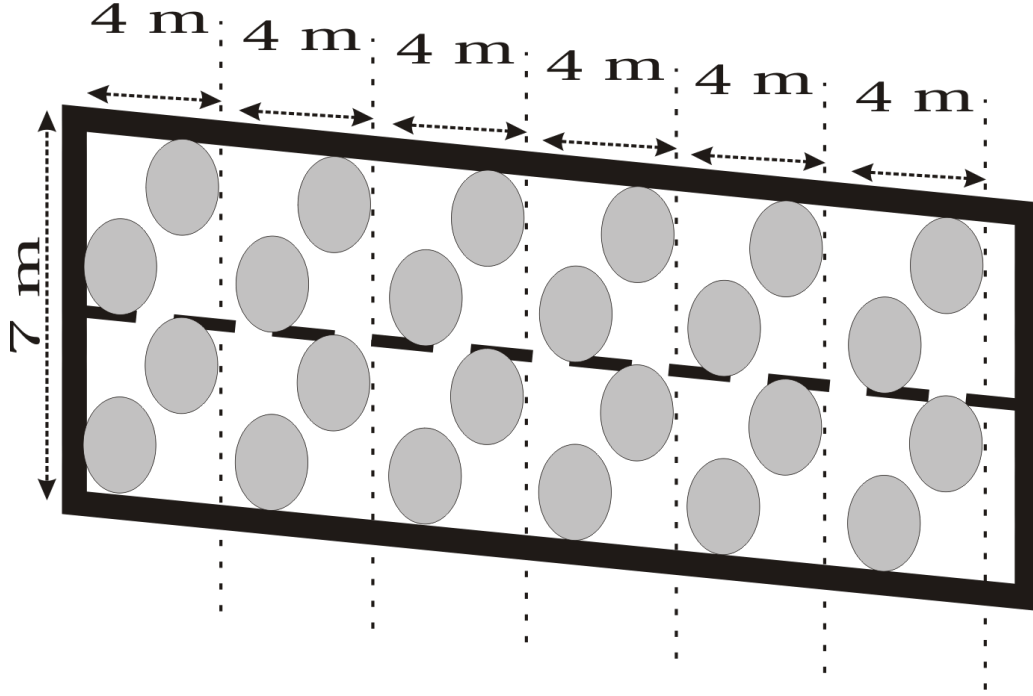


Fig. 5. Schematic representation of the wind turbine distribution under the bottom deck of the bridge

According to the distribution shown in Fig. 5, and considering a standard power generation of 1 kW per wind turbine, on average, we obtain a density of 1 kW per linear meter for a two lane road, or 1 MW per linear kilometer.

IV. POWER AND ENERGY GENERATION

It is clear that every suspension bridge has its own turbine distribution and number of turbines. Based on data for some of the most long and representative cases around the World the average power generation is shown in table 1 [16]. The above listed locations provides different wind daily distribution as well as maximum and average wind speed; therefore, the energy generation vary from one location to another. To determine the amount of energy produced by the wind turbine set we should use the Weibull distribution that shows the yearly wind speed profile on a monthly average value basis.

Taking a reference location, for instance the city of Lisbon (Portugal), on which we have developed experimental tests,

we have (Table. 2), where v accounts for the velocity of the wind, and J to D are the initials of the twelve months of the year as in J for January, F for February, M for March, etc.

Now applying the expression for the energy generation:

$$\xi = \frac{1}{2} C_p \rho A u^3 f_w T \quad (1)$$

where C_p is the power coefficient of the wind turbine, ρ is the air density, A is the cross-section area of the wind turbine rotor-blade, u is the average wind speed, f_w is the Weibull frequency of a specific wind speed, and T is the period of time. Figure 6 shows the average monthly energy, in GWh, for the case of the Lisbon's bridge, considering the proposed wind turbine density distribution shown in figure 5. The global yearly energy generation is easily obtained by adding the values represented in figure 6; in this case this global amount is of 3779.1 MWh.

TABLE I
AVERAGE POWER GENERATION FOR DIFFERENT SUSPENSION BRIDGES AROUND THE PLANET.

Country	Location	Name	Bridge length (km)	Average power generation (MW)
Turkey	Galipoli-Lapseki	Dardanelos	2.02	2.02
Japan	Köbe-Ajawi	Akashi-Khaikyo	1.99	1.99
China	Wuhan	Yangtsé	1.7	1.7
China	Donnguan	Nansha	1.69	1.69
China	Zhoushan	Xihoumen	1.65	1.65
Denmark	Grand Belt	Grand Belt	1.62	1.62
Turkey	Dilovasi-Altinova	Osman Gazi	1.55	1.55
South Korea	Yeosu	Yi Sun-sin	1.54	1.54
USA	San Francisco	Golden Gate	1.28	1.28
Portugal	Lisbon	25 of May	1.0	1.0

TABLE II
FREQUENCY DISTRIBUTION OF WIND SPEED FOR THE LOCATION OF LISBON (PORTUGAL)

v↓	J	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D
0.5	46	32	9	16	9	22	14	14	13	19	48	46
4	33	33	58	65	53	51	65	51	51	61	39	41
14.5	21	35	33	19	38	27	21	33	36	20	13	14

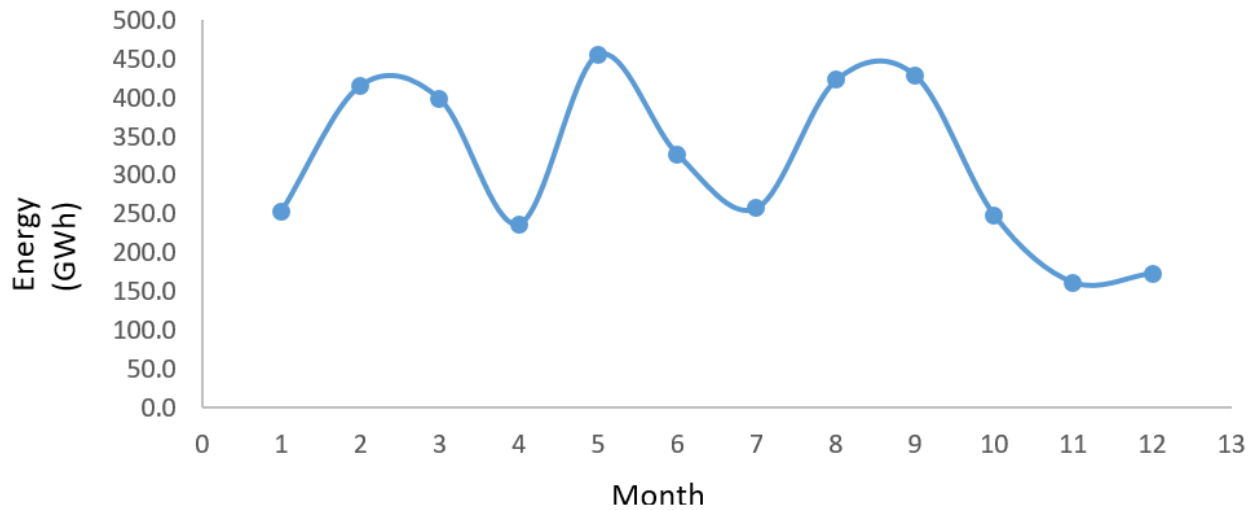


Fig. 6. Monthly distribution of energy generation for the Lisbon's bridge

V. CONCLUSIONS

The use of a new design of vertical axis wind turbine that uses both turbulent and laminar wind air flow results in an improvement of the performance of harnessing the wind resources in places where turbulent flows are combined with laminar ones. The specific design of the new wind turbine favors the attachment of the structure to the bottom deck of suspension bridges, thus allowing the use of wind flow without interfering with road traffic. The special configuration of the wind turbine set increases the power density and provides more energy than current distributions of conventional wind turbines. The new model, of 1.8 m of diameter, allows a power density of 1 MW per linear kilometer of bridge vane. For standard conditions and a regular bridge length of 1 km, as in the tested case of Lisbon's bridge, the yearly global amount of energy generation has resulted in a value of 3779.1 MWh, which is enough to cover human needs for more than 2000

people.

REFERENCES

- [1] M. Ragheb, "Vertical axis wind turbines," University of Illinois at Urbana-Champaign, vol. 1, no. 40, 2011.
- [2] M. A. Bhutta, N. Hayat, A. U. Farooq, Z. Ali, S. R. Jamil, and Z. Hussain, "Vertical axis wind turbine—A review of various configurations and design techniques," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 16, no. 4, pp. 1926-1939, 2012.
- [3] M. Saad, and N. Asmuin, "Comparison of horizontal axis wind turbines and vertical axis wind turbines," *IOSR Journal of Engineering (IOSR-JEN)*, vol. 4, no. 08, pp. 27-30, 2014.
- [4] M. Borg, M. Collu, and F. P. Brennan, "Offshore floating vertical axis wind turbines: advantages, disadvantages, and dynamics modelling state of the art," In *The International Conference on Marine Offshore Renewable Energy (MORE 2012)*, pp. 26-27. RINA HQ London, 2012.
- [5] S. Brusca, R. Lanzafame, and M. Messina, "Design of a vertical-axis wind turbine: how the aspect ratio affects the turbine's performance," *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, vol. 5, no. 4, pp. 333-340, 2014.

- [6] H. Su, H. Meng, T. Qu, and L. Lei, "Wind tunnel experiment on the influence of array configuration on the power performance of vertical axis wind turbines," *Energy Conversion and Management*, vol. 241, p. 114299, 2021.
- [7] A. Rezaeiha, H. Montazeri B. Blocken, "On the accuracy of turbulence models for CFD simulations of vertical axis wind turbines," *Energy*, vol. 180, pp. 838-857, 2019.
- [8] R. Kumar, K. Raahemifar, and A. S. Fung, "A critical review of vertical axis wind turbines for urban applications," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 89, pp. 281-291, 2018.
- [9] Y. B. Suzen, P. G. Huang, D. E. Ashpis, R. J. Volino, T. C. Corke, F. O. Thomas, and P. I. King, "A computational fluid dynamics study of transitional flows in low-pressure turbines under a wide range of operating conditions" (2007).
- [10] V. Mendoza, A. Chaudhari, and A. Goude, "Performance and wake comparison of horizontal and vertical axis wind turbines under varying surface roughness conditions," *Wind Energy*, vol. 22, no. 4, pp. 458-472, 2019.
- [11] Y. Suzen, G. Huang, R. Volino, T. Corke, F. Thomas, J. Lake, and J. Huang, "A comprehensive CFD study of transitional flows in low-pressure turbines under a wide range of operating conditions," In *33rd AIAA Fluid Dynamics Conference and Exhibit*, p. 3591, 2003.
- [12] H. Rahimi, A. Martinez Garcia, B. Stoevesandt, J. Peinke, and G. Schepers, "An engineering model for wind turbines under yawed conditions derived from high fidelity models," *Wind Energy*, vol. 21, no. 8, pp. 618-633, 2018.
- [13] EOLI FPS. Reacción UPTHEWORLD RUTW). Innovation. Reacción UpTheWorld Eoli FPS. Accessed online: 02/11/2022
- [14] Rooftop wind turbine for urban areas. European Commission. CORDIS, EU Research results. Horizon 2020. Rooftop wind turbine for urban areas — EOLI FPS Project — Fact Sheet — H2020 — CORDIS — European Commission (europa.eu). Accessed online: 07/11/2022
- [15] Wind turbine for city rooftops. European Commission. CORDIS, EU Research results. Horizon 2020. Wind turbine for city rooftops — EOLI FPS Project — Results in brief — H2020 — CORDIS — European Commission (europa.eu). Accessed online: 12/11/2022
- [16] The most long suspension bridges around the World. Anexo: Puentes colgantes más largos del mundo - Wikipedia, la enciclopedia libre. Accessed online: 17/11/2022

Optimización de la Potencia Generada en Turbinas Eólicas Flotantes bajo el Efecto del Oleaje

Daniel Martínez Chamarro
Facultad de Ciencias Físicas
Universidad Complutense de Madrid
28040-Madrid, España
daniem18@ucm.es

Carlos Armenta-Déu
Facultad de Ciencias Físicas
Universidad Complutense de Madrid
28040-Madrid, España
cardeu@fis.ucm.es

Matilde Santos
Instituto de Tecnología del
Conocimiento
Universidad Complutense de Madrid
28040-Madrid, España
msantos@ucm.es

Abstract— Offshore wind energy constitutes a rising sector in the electric energy generation industry. This growth is encouraging the development of new technologies, such as articulated rotors, which help improve the generation process, increasing efficiency. In this article, wave effect on the generated power is analysed, expressing it with simple equations which are afterwards resolved by performing simulations for the turbine power with MATLAB. The use of articulated rotors, which allow to correct small inclination angles caused by waves, instead of traditional rigid hubs, leads to a power gain.

Keywords— Potencia. Turbina eólica flotante, Buje articulado, Ángulo de inclinación.

I. INTRODUCCIÓN

La energía eólica constituye una de las principales alternativas hoy en día frente a los combustibles fósiles en la generación de energía eléctrica. Desde hace décadas, los principales dispositivos empleados con este fin son los aerogeneradores terrestres de eje horizontal de grandes dimensiones. Naturalmente, a medida que avanza el tiempo, se profundiza en el desarrollo de nuevas tecnologías que permiten optimizar la generación de potencia con estos dispositivos. De la misma forma, también se amplía el conocimiento sobre el medio ambiente, perfeccionando las técnicas de evaluación del recurso, en este caso eólico, lo cual conlleva también a optimizar el proceso de generación de energía eléctrica. Bajo estas premisas, en los últimos años se está produciendo un auge del sector de la energía eólica asociado a la utilización de aerogeneradores situados en el mar, *offshore*.

La instalación de parques eólicos en aguas profundas, alejadas de la orilla, presenta significativas ventajas frente a los parques terrestres, destacando la mayor velocidad y consistencia del viento, con un perfil de velocidades más suave y estable, así como la reducción del impacto visual y acústico. Sin embargo, también existen varias desventajas asociadas, algunas evidentes, como la mayor dificultad de instalación y mantenimiento de los dispositivos, o el efecto del oleaje, como contraposición a la estabilidad proporcionada por un anclaje al suelo firme. Los años de diferencia en el desarrollo de las tecnologías de las conocidas como turbinas eólicas flotantes (FOWT), frente a las terrestres, provoca que actualmente existan todavía más retos y problemas a solucionar, tanto a nivel de diseño como de control de los dispositivos.

Siguiendo estas líneas de investigación, actualmente se encuentran en desarrollo tecnologías de articulación del buje de las turbinas [1]. Un buje articulado, a diferencia de uno rígido, podría permitir una cierta corrección del ángulo de inclinación de las palas, es decir, del plano del rotor, respecto

al plano perpendicular al eje de transmisión del aerogenerador. Esta nueva funcionalidad podría resultar muy útil a la hora de resolver uno de los problemas mencionados asociados a la eólica *offshore*: el efecto del oleaje.

En este artículo se analiza el efecto del oleaje sobre la potencia generada por una turbina eólica flotante. Se construye un modelo simple que permita describir el comportamiento de las olas en altamar, donde se sitúan los parques. Paralelamente, se establecen unas condiciones de operación que permiten diseñar un modelo de turbina para el cual se calcula la potencia que generaría, recurriendo para ello a la bien conocida teoría del elemento de pala. Se realizan simulaciones para el cálculo de la potencia para dos tipos de turbina: una con buje rígido y otra implementada con un buje articulado. Se comparan los resultados obtenidos con el objetivo de analizar el buje articulado como opción viable en la optimización del proceso de aprovechamiento de la energía eólica.

II. OLEAJE

El comportamiento de la superficie marina en altamar, lo suficientemente lejos de la orilla, se puede modelizar de forma sencilla como una onda sinusoidal, determinada por la altura de la ola, H , y el periodo, T . En este caso, por simplicidad, se define la función en una sola dimensión espacial, la dirección del viento. Nótese que los resultados serían extrapolables a tres dimensiones sin pérdida de validez. A partir de los parámetros de amplitud, $A = H/2$, y frecuencia angular, $\omega = 2\pi/T$, se define la función $f(x, t)$ como la altura de la ola, respecto a la media entre el punto más bajo y el más alto de la ondulación:

$$f(x, t) = A \cdot \sin(\omega t - kx) \quad (1)$$

Asumiendo que la plataforma que sostiene el aerogenerador se encuentra siempre paralela a la tangente a la superficie marina, es decir, el mástil está orientado en todo momento perpendicular a la superficie, se puede calcular el ángulo de inclinación del sistema a partir de la derivada de f :

$$\tan[\psi(x, t)] = \frac{\Delta f(x, t)}{\Delta t} = f'(x, t) = A\omega \cdot \cos(\omega t - kx) \quad (2)$$

El ángulo ψ se puede definir respecto a distintos elementos del aerogenerador. No obstante, donde resulta de mayor interés es en el rotor. Este ángulo representa la inclinación del plano del rotor respecto al plano vertical. Despejando de (2), se obtiene:

$$\psi(x, t) = \arctan[A\omega \cdot \cos(\omega t - kx)] \quad (3)$$

En adelante se toma $x = 0$, ya que el análisis se realiza en la posición de la turbina, situada convenientemente en el origen.

III. TEORÍA DEL ELEMENTO DE PALA

Para determinar la potencia generada por una turbina, se recurre a la conocida teoría del elemento de pala [2]. Se basa en el estudio del desarrollo de fuerzas sobre un elemento de pala o perfil, una sección transversal de esta, para simplificar el análisis y posteriormente integrar las fuerzas a toda la pala. Con frecuencia se ilustra mediante un esquema similar al que aparece en la Fig. 1.

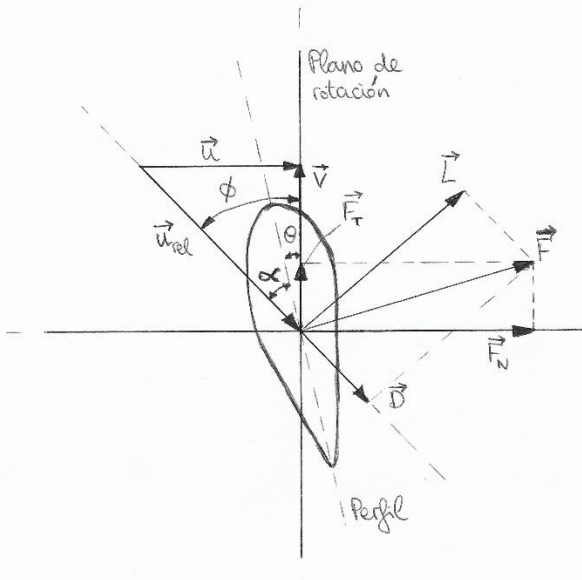


Fig. 1. Esquema del desarrollo de fuerzas en la teoría del elemento de pala

En la Fig. 1 aparecen representadas tanto la velocidad absoluta del viento, u , como la velocidad tangencial de la pala debida a la rotación, $v = \Omega r$, donde Ω corresponde a la velocidad de rotación del rotor, considerada constante. En ausencia de inclinación del plano de rotación por efecto del oleaje, estas velocidades son perpendiculares. Sin embargo, cuando las olas inclinan el aerogenerador, estas dejan de serlo, de forma que la configuración se vuelve ligeramente más compleja, como se representa en la Fig. 2.

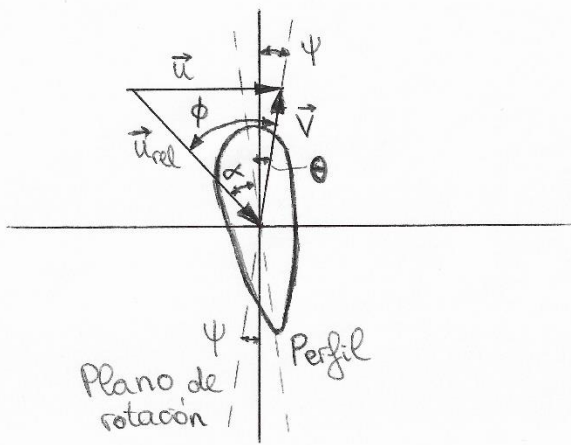


Fig. 2. Esquema de la influencia del oleaje en los ángulos entre las velocidades.

Como se puede apreciar, el ángulo ψ , introducido anteriormente y definido mediante (3), influye en el ángulo relativo entre las velocidades y, por tanto, en la orientación de la velocidad relativa del viento, u_{rel} , obtenida por composición de velocidades, $u_{rel} = v - u$.

$$u_{rel} = |u - v| = \sqrt{u^2 + v^2 - 2uv \cdot \sin(\psi)} \quad (4)$$

Para obtener este resultado se ha tenido en cuenta que el ángulo entre u y v es igual a $90 - \psi$, y $\cos(90 - \psi) = \sin(\psi)$. El producto escalar de estos vectores por tanto es:

$$|u \cdot v| = uv \cdot \sin(\psi) \quad (5)$$

y es útil más adelante. Un ángulo que resulta crucial para el desarrollo de fuerzas es el que forman v y u_{rel} , ϕ , y se calcula también a partir del producto escalar:

$$\cos(\phi) = \frac{|v \cdot u_{rel}|}{v \cdot u_{rel}} = \frac{|uv \cdot \sin(\psi) - v^2|}{v \cdot u_{rel}} \quad (6)$$

Despejando en la expresión anterior, se obtiene finalmente:

$$\phi = \arccos\left(\frac{|u \cdot \sin(\psi) - v|}{u_{rel}}\right) \quad (7)$$

De nuevo en la Fig. 1, θ representa el ángulo de cabeceo o *pitch* y se relaciona con ϕ dando lugar al ángulo de ataque, α :

$$\alpha = \phi - \theta \quad (8)$$

El ángulo de ataque y la velocidad relativa del viento determinan finalmente las fuerzas que ejerce el viento sobre la pala. Se define la fuerza de sustentación o *lift*, la principal responsable del torque que hace girar la pala, y la fuerza de arrastre o *drag*, mayor responsable del trabajo de desgaste sobre la pala. Siguiendo la teoría del elemento de pala, se tienen las siguientes expresiones para los diferenciales de estas fuerzas en función de la distancia radial a lo largo de la pala, r :

$$dL = c_L \frac{1}{2} \rho u_{rel}^2 c dr \quad (9)$$

$$dD = c_D \frac{1}{2} \rho u_{rel}^2 c dr \quad (10)$$

El parámetro c representa la longitud de la cuerda del perfil. Los coeficientes de sustentación y arrastre, c_L y c_D respectivamente, no tienen expresiones analíticas que permitan calcularlos, por lo que se suele recurrir a ajustes realizados a series de medidas experimentales:

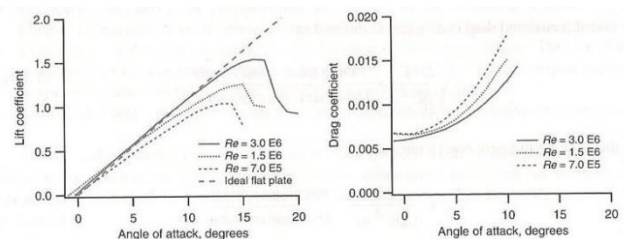


Fig. 3. Gráficas con medidas experimentales para los coeficientes de sustentación y arrastre en función del ángulo de ataque. [3]

Las fuerzas de sustentación y arrastre, perpendiculares entre sí, componen una fuerza total de forma que $\mathbf{F} = \mathbf{L} + \mathbf{D}$. Finalmente, F se proyecta sobre el plano del rotor, dando lugar a una fuerza tangencial, F_T , responsable del torque, y sobre el plano perpendicular al de rotación, resultando una fuerza normal, F_N , responsable del empuje sobre la turbina.

$$dF_T = dL \cdot \sin(\phi) - dD \cdot \cos(\phi) \quad (11)$$

$$dF_N = dL \cdot \cos(\phi) + dD \cdot \sin(\phi) \quad (12)$$

El torque se obtiene multiplicando vectorialmente el brazo de palanca, r , por la fuerza tangencial. Como son perpendiculares:

$$d\tau = r \cdot dF_T = \frac{1}{2} \rho u_{rel}^2 c [c_L \cdot \sin(\phi) - c_D \cdot \cos(\phi)] r dr \quad (13)$$

Integrando respecto a r para toda la pala, de 0 a R , se obtiene el valor total del torque. Por último, para determinar la potencia del rotor, se multiplica el torque por la velocidad de rotación y el número de palas:

$$P = 3\Omega\tau \quad (14)$$

IV. PARÁMETROS DE CARACTERIZACIÓN

Se asignan valores a los parámetros asociados a las olas, el viento y la turbina, correspondientes a condiciones favorables de aprovechamiento de la energía eólica. Se toma como referencia el parque eólico de Saint-Brieuc, situado al norte de Francia [4]. Nótese que la mayoría de estos valores en la práctica pueden incluso presentar grandes fluctuaciones y únicamente se toman constantes por simplicidad.

TABLE I. VALORES DE LOS PARÁMETROS DE CARACTERIZACIÓN

H (m)	1
T (s)	5
R (m)	100
c (m)	2,5
θ (°)	2,5
Ω (s ⁻¹)	1,885
u (m · s ⁻¹)	17
ρ_{aire} (kg · m ⁻³)	1,225

V. SIMULACIONES

Una vez se han asignado valores a los parámetros, se llevan a cabo las simulaciones para calcular la potencia generada por la turbina, con el software MATLAB. Aunque en la práctica la inclinación de la plataforma del aerogenerador no se deja exceder los 7°, las simulaciones se realizan para un intervalo mayor, entre -15° y +15°, con el fin de poder observar el comportamiento de la turbina en un rango mayor. Para cada periodo de la ola, fuera del intervalo angular, se asume que los sistemas correspondientes de control de la inclinación actúan de forma que se limita el ángulo al valor del extremo del intervalo. Mediante (3) se pueden relacionar valores del ángulo $\psi(t)$ con instantes de tiempo, de forma que, para cada periodo de la ola, será equivalente la representación de la

potencia en términos de ángulos o del tiempo. En la Fig. 4. se representan los valores que toma el ángulo $\psi(t)$ en función del tiempo a lo largo de un periodo.

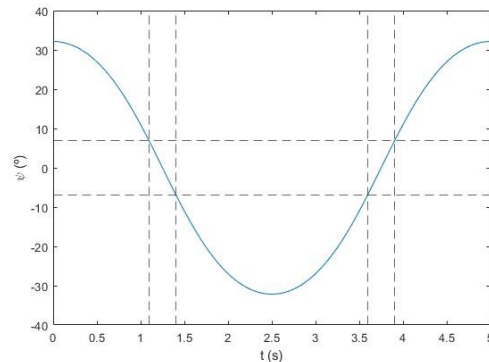


Fig. 4. Ángulo de inclinación en función del tiempo para un periodo temporal

En la Fig. 4 aparecen delimitadas con líneas discontinuas las regiones del periodo de la ola, tanto en ángulos como en tiempo, en las que el ángulo de inclinación causado por el oleaje se encuentra en el intervalo de -7° a +7°. La amplitud de este ángulo a lo largo del periodo alcanza valores superiores a los 30°, por lo que la región de estudio solo representa una parte limitada.

VI. RESULTADOS

En primer lugar, se determina el coeficiente de potencia de la turbina caracterizada por los valores asignados. Este coeficiente se define como la fracción de la potencia del viento que puede ser aprovechada por el aerogenerador, teniendo en cuenta el límite máximo teórico dado por la teoría de Betz, $C_{P,max} = 0,59$ [5]. Por tanto, se calcula la potencia del viento, teniendo en cuenta que el término S representa la superficie barrida por el rotor:

$$P_{viento} = \frac{1}{2} \rho u^3 S = 94,58 \text{ MW} \quad (15)$$

Para determinar el C_P de la turbina, se calcula la potencia mecánica del rotor en condiciones de inclinación nula, análogas al caso de los aerogeneradores anclados al suelo. Para ello, se emplean las expresiones dadas por la teoría del elemento de pala desarrollada anteriormente, (4) – (14).

$$P_0 = 25,98 \text{ MW} \quad (16)$$

Este valor se emplea como referencia de ahora en adelante. Con estos resultados de las potencias, se determina el coeficiente de potencia:

$$C_P = \frac{P_0}{P_{viento}} = 0,27 \quad (17)$$

Este valor del coeficiente de potencia se sitúa aproximadamente un 30% por debajo de los valores típicos de estas turbinas, de en torno a 0,4 habitualmente. Esta diferencia evidencia el hecho de que la turbina considerada es de una calidad menor, y se debe principalmente a las aproximaciones

realizadas, por ejemplo, al considerar la cuerda del perfil o el ángulo de cabeceo constantes para toda la pala.

Una vez establecido C_p , se procede a realizar las simulaciones del modelo construido, con la ayuda de MATLAB, para obtener los valores de la potencia del rotor para los distintos valores del ángulo de inclinación dados en el intervalo $[-15^\circ, +15^\circ]$. En este punto, se aplica la distinción entre el empleo de una turbina con buje rígido, cuya generación de potencia se verá afectada directamente por la inclinación debida al oleaje y, por otro lado, una turbina moderna con buje articulado, el cual permita corregir esta inclinación para valores pequeños, dentro del intervalo. De esta forma, se obtienen las siguientes curvas, representadas en la Fig. 5.

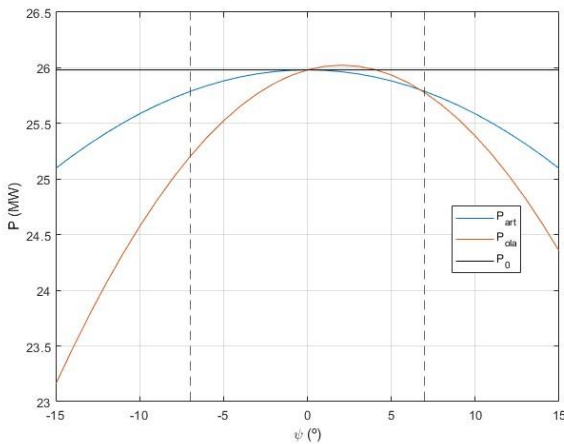


Fig. 5. Potencia mecánica del rotor en función del ángulo de inclinación por el oleaje.

De lo observado en la Fig. 5 se pueden extraer numerosas conclusiones. En primer lugar, analizando la curva roja, correspondiente a la potencia de la turbina con buje rígido, se puede ver que, para un pequeño intervalo de ángulos de inclinación positivos, entre 0° y 4° , la potencia generada resulta mayor que P_0 . Es decir, una ligera inclinación puede suponer una mejora del ángulo de ataque y, por tanto, una optimización del proceso de generación. No obstante, fuera de este intervalo en el que la potencia es ligeramente menor, la curva cae rápidamente a medida que aumenta el valor absoluto del ángulo de inclinación. De la misma forma que la ganancia de potencia se debía a una mejora del ángulo de ataque, la caída de potencia se debe a que la inclinación por el oleaje hace que el ángulo de ataque sea muy desfavorable para el aprovechamiento de la energía del viento.

Por otra parte, se tiene también la curva azul. Esta curva representa el comportamiento de la turbina que cuenta con el buje articulado. Si esta funcionalidad permite corregir los pequeños ángulos de inclinación causados por el oleaje, la única pérdida de potencia que presentará esta turbina, frente a P_0 , será la dada por el desalineamiento en la línea de transmisión. Al inclinar el plano del rotor respecto al eje del aerogenerador, se produce una pequeña pérdida en la transmisión de la energía mecánica. Esta pérdida está asociada al coseno del ángulo de inclinación, de forma que:

$$P_{art} = P_0 \cdot \cos|\psi| \quad (18)$$

Es por esto que, mientras la inclinación sea pequeña, la pérdida de potencia respecto a P_0 es baja también, como se puede ver en la gráfica en el intervalo $[-7^\circ, +7^\circ]$. De la misma forma, en la figura se observa también que a medida que se amplía el rango del ángulo de inclinación, la curva se vuelve más pronunciada también, al disminuir el término $\cos|\psi|$.

Por último, con el fin de cuantificar la ganancia que puede representar la utilización de una turbina con buje articulado moderno frente a una con buje rígido, se traspone a una representación equivalente a la de la Fig. 5. La potencia mecánica del rotor pasa a potencia eléctrica del generador simplemente multiplicando por un coeficiente de rendimiento que da fe de las pérdidas tanto mecánicas en la transmisión de la rotación, por fricción, como eléctricas en el generador, por efecto Joule. Se toma un valor estándar de 0,9, aunque cabe mencionar que no influye en el resultado final, ya que afecta a ambos valores por igual. Además, como se explica anteriormente, la representación en ángulos es totalmente equivalente al tiempo, utilizando (3). De esta forma, se puede representar la potencia eléctrica en función del tiempo.

TABLE II. VALORES RELACIONADOS CON LA POTENCIA DE LA TURBINA

$P_{viento} (MW)$	94,58
$P_0 (MW)$	25,98
C_p	0,27
η	0,9
$P_{e,0} (MW)$	23,38

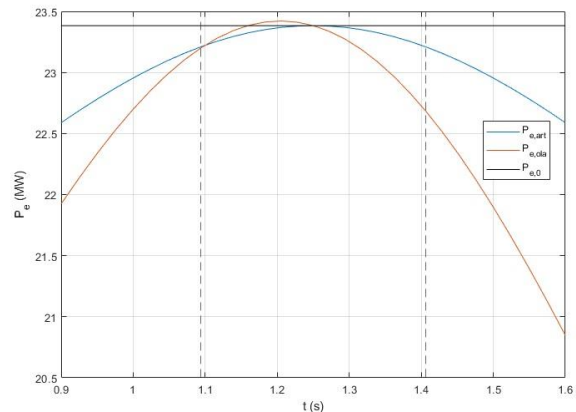


Fig. 6. Potencia eléctrica del generador en función del tiempo.

La ventaja de esta representación es el hecho de que, al representar potencia en función de tiempo, la integral del área bajo la curva constituye la energía eléctrica generada durante ese intervalo de tiempo. De esta forma, se realizan los cálculos correspondientes a la integración de las curvas roja y azul de la Fig. 6. Tomando en consideración que, para cada periodo de la ola, este intervalo $[-7^\circ, +7^\circ]$ se recorre dos veces y que, fuera de este intervalo, se toma el ángulo limitado o bien a 7° , o bien a -7° , teniendo en cuenta que los valores correspondientes de la potencia para esos ángulos son los que aparecen en la Fig. 6, se puede determinar la energía total generada mediante ambas configuraciones para un periodo de la ola completo.

Recordando que se ha establecido un periodo de $T = 5$ s, se calcula la ganancia de energía generada que supondría la implementación un buje articulado moderno:

$$\frac{E_{art}}{E_{rig}} \cdot 100 = \frac{32,26 \text{ kWh}}{31,91 \text{ kWh}} \cdot 100 = 101,10 \% \quad (19)$$

Es decir, una ganancia del 1,1 % para cada periodo de ola.

VII. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Se ha construido un modelo de un sistema formado por una turbina eólica flotante situada en altamar, bajo unas condiciones de oleaje y viento determinadas, con el fin de analizar su comportamiento en cuanto a generación de potencia. Se han realizado simulaciones para dos tipos de turbina: una con buje rígido y otra con buje articulado.

El principal resultado obtenido es una ganancia del 1,1 % de energía eléctrica por cada periodo de ola con buje articulado frente a buje rígido. A primera vista puede parecer una mejora demasiado pequeña. Sin embargo, cabe destacar el hecho de que se trata de una ganancia por unidad de periodo, es decir, por cada 5 s. Ampliando el intervalo de tiempo de generación de energía, este pequeño porcentaje podría suponer una gran cantidad de energía ganada.

Los cálculos realizados en este proyecto se encuentran muy influenciados por las aproximaciones realizadas con el fin de poder abarcar el problema en una primera aproximación. Podría resultar muy interesante estudiar en mayor profundidad el efecto del oleaje mediante el diseño de un modelo del comportamiento de la superficie marina en tres dimensiones, en lugar de solo una y alineada con la dirección del viento. De esta forma se podrá analizar mejor cómo puede afectar el oleaje a la generación de potencia no sólo inclinando las turbinas en la dirección del viento, sino también con inclinaciones en otras direcciones.

Además, resulta crucial tener en cuenta el hecho de que los bujes articulados representan una tecnología en desarrollo. Debido a esto, no solo se debe considerar esa ganancia obtenida, si no que todavía se deben solucionar problemas como el tiempo de respuesta del sistema de control y actuador o el gasto energético para corregir la inclinación de las palas, factores que contribuyen negativamente al balance energético.

ACKNOWLEDGMENT

This work has been partially supported by the Spanish Ministry of Science and Innovation under the project MCI/AEI/FEDER number PDI2021-123543OB-C21.

REFERENCIAS

- [1] Y. Li, Z. Liu, Y. Tang, X. Zhu and R. Zhang, "Dynamic response of a conceptual designed articulated offshore wind turbine", in International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering, vol. 58899, p. V010T09A050, June 2019.
- [2] J. Manwell, J. McGowan and A. Rogers, "Wind energy explained. Theory, design and application", John Wiley & Sons, 2002, pp. 107-110.
- [3] J. Manwell, J. McGowan and A. Rogers, "Wind energy explained. Theory, design and application", John Wiley & Sons, 2002, p. 98.
- [4] J. Manwell, J. McGowan and A. Rogers, "Wind energy explained. Theory, design and application", John Wiley & Sons, 2002, p. 87.
- [5] Iberdrola, (2022). "Parque eólico marino de Saint-Brieuc". [Online]. Available: <https://www.iberdrola.com/conocenos/lineas-negocio/proyectos-emblematicos/parque-eolico-marino-saint-brieuc>

Urpekari: itsas zabaleko parke eolikoan mantentze-lanetarako eta esplorazio ozeanografikorako urpeko roboten garapenean zentratutako irakaskuntza berrikuntzarako proiektua

Edorta Ibarra, Iñigo Martínez de Alegría, Iñigo Kortabarria, Jon Andreu
Euskal Herriko Unibertsitatea (UPV/EHU), Torres Quevedo Ingeniaria plaza 1, 48013 Bilbao

Laburpena—Gaur egun, urpeko roboten erabilera kontsideratzen da hainbat aplikazio-esparrutarako, hala nola itsas zabaleko parke eolikoan mantentze-lanetarako edota itsaspeko esplorazio zientifikorako, besteak beste. Bi urpeko robot-teknologia nagusi bereiz daitezke: helize ugari erabiltzen dituzten droneak, kontzeptualki aireko droneen antzekoak direnak, eta planeatzailak edo *gliderrak*. Etorbizunean teknologia horiek izan dezaketen proiektzioa kontuan hartuta, irakaskuntza berrikuntzarako Urpekari proiektua jarri da martxan Euskal Herriko Unibertsitateko (UPV/EHU) Bilboko Ingeniaritza Eskolan, Euskampus-ek eta JRL-OREk finantzatuta. Hain zuzen ere, droneekin eta *gliderrak* erlacionatutako teknologia garatuz trebatuko dira ikasleak, irakaskuntza-metodologia aktiboen bidez.

Ur aspiko robotekin lotutako teknologia berrikusten dira artikulu honetan, Urpekari proiektuaren testuingurua azaltzen da, eta ikasleekin kolaboratuz lantzen ari diren edo landuko diren aktibitateak azaltzen dira.

Gako-hitzak: Itsas zabaleko turbina eolikoak, itsaspeko ikerkuntza zientifikoa, urpeko droneak, *gliderrak*, irakaskuntza berrietzeko proiektuak.

Abstract—Nowadays, the utilization of underwater robots is being considered for a variety of application fields such as for offshore wind turbine maintenance and for scientific exploration, among others. Two technologies can be distinguished: drones that use multiple propellers and gliders. Considering the future projection of such technologies, an education innovation project, named “Urpekari” and founded by Euskampus and JRL-ORE, has been established at the Engineering Faculty of Bilbao, University of the Basque Country (UPV/EHU). This way, students learn practical skills through active education methodologies while they work with technologies related with such drones and gliders.

In this article, the main technologies related with underwater robots are reviewed, the context of the “Urpekari” project is overviewed and the activities that are being or will be carried out in collaboration with the students are described.

Keywords: Offshore wind turbines, underwater scientific exploration, underwater drones, gliders, education innovation project.

I. SARRERA

Gaur egun, parke eolikoak lurlean eraikitzeke erabil daitezkeen tokia gero eta urriagoak dira [1]. Gainera, haize-baldintzak egonkorragoak eta hobeak izan ohi dira itsaso zabalean [2]. Gauzak horrela, itsas zabaleko turbina eolikoan (OWT, *Offshore Wind Turbines*, ingelesez) instalazioak potentzial handia du energia berrietzagarrien ekarpena sare elektrikoan nabarmen handitzeko [3].

Teknologia horiek lehiakorak izan daitezten, OWTen funtzionamendu-denbora maximizatu beharra dago, operazio-etenaldiak minimizatuz.

OWTek jasaten dituzten operazio-baldintzak oso gogorrak dira, batez ere ur gaziarekin kontaktuan egotearen ondorioz sortutako korrosioa dela eta. Baldintza horiek inpaktu handia izan dezakete aerosorgailuen hainbat osagaitan, hala nola paletan, abiadura-kaxan, (*gearbox*, ingelesez) ardatzean, sorgailuan, potentzia-elektronikan, dorrea sostengatzen duten egitura mekanikoetan, eta abarretan [4], eta bereziki oinarri edo zimenduetan. Hori dela eta, literatura zientifikoaren arabera, OWTen mantentze-lanak (zuzentzaileak edo prebentiboak) kontsideratzen dira ataza kritikoenetakoak sistema horietan [4].

Urrundik gidatutako urpeko ibilgailuak (ROV, *Remotely Operated Vehicle*, ingelesez) erabiltzen dira, oro har, ur azpian dauden osagaien (zimendu finko edo flotagarrien) inspektzio bisuala eta prebentziozko mantenimendua egin ahal izateko. Horrelako inspektzio-aplikazioetan maniobragarritasuna garrantzitsua denez, helize anitz dituzten droneen erabilera hobesten da [5]–[8]. Adibide modura, Blue Robotics enpresaren BlueROV2 Heavy drone komertziala erakusten du 1. irudiak. Drone horiek parke eolikoan bertan operatzen dira teknikarien bidez eta, kontzeptualki, aireko droneen antzekoak dira. Etorbizunari begira, urpeko drone autonomoen erabilera kontsideratzen da, zenbait arrazoi tarteko [4], [9]–[11]:

- Itsas zabaleko parke eolikoan eta hurbilen egon daitezkeen portuen arteko distantziak handiak dira kasu gehienetan. Eskuragarritasun-arazo horien ondorioz, hutsegiteak dituzten OWTen jardunik gabeko denborak luzeak izan daitezke.
- Sarritan, itsas zabaleko klimak (haize zakarra, ekaitzak) oso zaila egiten du parke eolikora mantenimendu-teknikariak iritsi ahal izatea.
- ROVak erabiltzea soluzio garestia da, beharrezkoa baita itsasontziak eta teknikariak erabiltzea.
- OWTetan operatzea arriskutsua izan daiteke teknika-errentzat hainbat arrazoi direla eta. Datuen arabera, lan-istripuak ugariak izan ohi dira ingurune arriskutsu horietan (adibidez, mota horretako 865 lan-istripu erregistratu ziren 2019an).

Soluzio autonomoei esker, minimizatzen da teknikarietako par-

ke eolikoan pasatu behar duten denbora. Horrez gain, itsasonzientzien joan-etorriak murrizten dira; ondorioz, berotegi-efektuko gasen isurketak txikitzen dira [11]. Mota horretako lehenengo soluzioa esperimentalki ezarri da Erresuma Batuan 2022an, diseinatzaileen arabera emaitza onak lortuz [11]. Nahiz eta mota honetako teknologia etorkizun handikoa izan daitekeen, oraindik bide luzea jorratu behar da horrelako soluzio autonomoak estandarizatzeko.

Mantenimendu- eta inspektzio-atazez aparte, gaur egun sarri erabiltzen dira urpeko robotak (ROV motakoak edota autonomoak) itsas esploraziorako aplikazio zientifikoetan. Adibidez, droneak ikerketa biologiko edo ozeanografikoetarako erabil daitezke [12], [13]. Droneez aparte, *glider* edo planeatzaile deritzen konfigurazioak ere erabiltzen dira [14]–[16]. Barneko tankeetan airea edota ura ponpatuz (bateria bidez elikatutako ponpaketa-sistema elektriko baten bidez), uretan zehar planeatzen dute *glider*ek, energia-kontsumo txikiarekin. Beraz, sistema horien abantaila nagusia da misio luzeak egin ditzaketela, azalera handi batetan zehar mugituz eta tokian tokiko itsas-baliabideen inguruko datuak (gazitasuna, korronteen intentsitatea, temperatura, olatuen maiztasuna eta anplitudea, eta abar) eskuratuz [15]. Adibide modura, Hawaii-ko kostaldearen gainazaleko datuak erregistratzeko erabilitako *glidera* erakusten du 2. irudiak. Horrelako informazioa eskuratzea oso baliagarria izan daiteke etorkizun batean baliabide horiek energia berriztagarrien bidez ustiatzeko.

Aurreko guztia kontuan hartuta, argi geratzen da etorkizunean urpeko robotekin erlazonatutako hainbat teknologia garatu eta merkaturatuko direla, eta posible dela merkatu-hobi ugari eta berriak sortzea. Kontuan izan behar da, tradizioz, euskaldunok itsasoarekin erlazio estua izan dugula mendeetan zehar, ez bakarrik komertzioan eta arrantzan, baita eta ontzizintzan ere. Urpeko roboten garapenak eta fabrikazioak aukera onak sor ditzake itsasoarekin erlazonatutako Euskal Autonomia Erkidegoko industria-sektore teknologikoarentzat. Beraz, urpeko robotek aukera zabalak eskaintzen dituzte UPV/EHUko gradu eta masterreko ingeniariak ikasleek elektrikan, elektronikan, automatikan, komunikazioetan eta mekanikan ikasitako kontzeptu teknikoak praktikan jartzeko eta horietan trebatzeko. Horrez gain, ekintzailatza teknologikorako aukerak ere sortzen dira, eta posible da, profil teknikoa duten ikasleez aparte, enpresen administrazio eta zuzendaritzan diharduten ikasleak urpeko droneen inguruko negozio-ereduetan trebatzea.

Testuinguru honetan, Euskanpusen finantziazioari esker, irakaskuntza berrikuntzarako Urpekari proiektua ezarri da Euskal Herriko Unibertsitateko (UPV/EHU) Bilboko Ingeniaritza Eskolan. Jarraian, proiektu horren testuingurua zehazten da, eta lantzen diren irakaskuntza-metodologiak laburbiltzen dira. Ondoren, droneen eta *glider*ren oinarri teknologikoak laburbiltzen dira, eta Urpekari proiektuaren testuinguruan martxan diren edota etorkizunean landuko diren teknologiak eta soluzioak zerrendatzen dira.

II. URPEKARI PROIEKTUA: TESTUINGURUA, HELBURU AKADEMIKOAK ETA IRAKASKUNTZA-METODOLOGIA

Ikasgelatik kanpo garatzen den irakaskuntza-aktibitatea da Urpekari, Bilboko Ingeniaritza Eskolan gauzatzen diren antzeko beste egitasmo batzuk bezala (*Formula Student*, BISKY



1. irudia: AEBko Blue Robotics enpresaren sei helizeko ROV motako BlueROV2 Heavy drone komertziala [6]. Plataforma irekia da; beraz, dituen elementu mekaniko eta elektronikoak ikasleek garatutako elementuek ordezka ditzakete, integragarritasunerako bateragarritasuna mantenduz.



2. irudia: Olatuen maiztasuna eta anplitudea Hawaii-ko kostaldean zehazteko erabilitako *glider* autonomoa (Woods Hole Oceanographic Institution-ek garatutako urpekaria) [15].

team, eta abar). Lehenengo kurtsoetatik egin daitezke ikasleak taldearen kolaboratzaile. Hala ere, ohikoagoa da gradu hirugarren edo laugarren mailako ikasleak izatea; horrela, gradu amaierako edo master amaierako lana egiteko ahalbidera deza-kete Urpekari proiektuan garatutakoa. Gauzak horrela, droneen eta *glider*ren osagai elektroniko eta mekaniko espezifikokoak diseinatu, probatu eta muntatzen dituzte.

Epe ertainerako, helburua da teknologia bakoitzeko prototipo bana osatzea (dronea eta *glidera*). Adibidez, Blue Robotics-en drone-plataforma irekiaren unitate bat (1. irudia) erosi da proiektuaren testuinguruan. Diseinu berriak sortu ahala, erreferentziazko Blue Robotics robotaren elementuak ordezkatuz joango dira, EHU guztiz garatutako urpeko drone bat izan arte.

Etorkizunean, urpeko roboten nazioarteko txapelketetan parte hartzea da proiektuaren helburuetako bat. Hala ere, bide luzea egin behar dute oraindik ikasle eta irakasleek lehiaketara aurkezteko moduko prototipo bat prest izan arte.

Bereziki (baina ez esklusiboki), Bilboko Ingeniaritza Eskolako titulazio hauetako ikasleei dago zuzenduta Urpekari proiektua:

- Industria Teknologiaren Ingeniaritzako Gradua.
- Ingeniaritza Mekanikoko Gradua.
- Industria Elektronikaren eta Automatikaren Ingeniaritzako Gradua.
- Ingeniaritza Elektrikoko Gradua.

1. Ezagutzak Gai zientifiko edo profesionalekin erlazioatutako ezagutzen, sailkapenen, teoriaren, eta abarren eskuratzeko sistematikoa	1.1. Ikasketarako orokorrak 1.2. Akademikoak, ikasgai jakin batekin elkartuta 1.3. Jarduera profesionalari lotua
2. Abileziak eta trebetasunak Gai zientifiko edo jarduera profesionalarekin erlazioatuta dauden prozedura metodologikoetan entrenamendua (antolatuta, ezarri, manipulatu, diseinatu, planifikatu, gauzatu, eta abar)	2.1. Intelektualak 2.2. Komunikaziozkoak 2.3. Interpersonalak 2.4. Antolakuntza/gestio pertsonala
3. Jarrera eta baloreak Jarduera profesionalerako beharrezkoak diren jarrera eta baloreak: erantzukizuna, autonomia, ekimena egoera konplexuen aurrean, koordinazioa, eta abar	3.1. Garapen profesionalakoak 3.2. Konpromiso pertsonalekoak

- Telekomunikazio Teknologiaren Ingeniaritzako Gradua.
- Industria Antolakuntzaren Ingeniaritzako Gradua.
- Industria Ingeniaritza Unibertsitate Masterra.
- Telekomunikazio Ingeniaritza Unibertsitate Masterra.
- Proiektuen Zuzendaritza Unibertsitate Masterra.
- Kontrol Ingeniaritza, Automatizazioa eta Robotikan Unibertsitateko Masterra.
- Ingeniaritza Mekanikoa Unibertsitate Masterra.
- Sistema Elektronikoen Aurreratuak Unibertsitate Masterra.
- Energia Berriztagarriak Itsas Ingurunean Erasmus Mundus Masterra (REM PLUS).

Gradu eta master horien jakintza-esparruak oso ezberdinak direnez, urpeko robotek dituzten elementu ugarien inguruan lan egingo duten diziplina anitzeko ikasle-talde bat sortzea da helburua.

Esparru metodologikoari dagokionez, gaur egun, ikasleek hainbat gaitasun lortzeko helburuarekin gauzatu behar da irakaskuntza-ikasketa prozesua. Gaitasunek izaera praktikoa dute, problemak ebazteko behar dira eta lanarekiko ardura garatu behar da (I. taula). Dimentsio horiek guztiak lantzea posible da metodologia aktiboekin [18]. Bestalde, ikasketa autogidatua sustatzen dute metodologia aktiboekin, hau da, abilezia metakognitiboak lantzen dira. Hori horrela da ikasleek problemak zailtasuna neurtzen ikasten dutelako, soluzio alternatiboak aurkitzeko estrategiak ezartzea sustatzen delako eta ikasketaprozesua autoebaluatzen eta beren aurrerapena zehazten ikasten dutelako metodologia aktiboekin [19]. Azkenik, aipatu beharra dago, sarritan, ikasleek etorkizunean izango duten lanbidetik hurbil dauden problemak lantzen direla metodologia horien bidez. Irakaskuntzaren kontextualizazioak ikasleek ikasketarako jarrera positiboa eragiten du, ezinbestekoa dena ikasketak sakon bat lortzeko [20].

Zehazki, metodologiei, modalitatei eta baliabideei dagokienez, hauexek dira proiektuan lantzen(duko) diren ardatz nagusiak:

- (a) Ikasketa kooperatiboa. Lortu behar den gaitasun garrantzitsuenetako bat talde-lanarekin erlazioa duenez (I. taula), ikasketa-kooperatiboa kontsidera daiteke metodologia aktiboen artean [21], [22]. Ondorioz, ikasleek taldeka egingo dute lan Urpekari proiektuan, beren artean koordinatuz.
- (b) Proiektuetan oinarritutako irakaskuntza (PBL, *Project Based Learning*, ingelesez). Definizioz, problema konkretu bat ebazteko proiektu jakin bat garatzen dute ikasleek metodologia hori erabiltzen denean. Proiektua denbora

jakin batean gauzatzen da, ikasleek denbora planifikatuz, lan-atazak diseinatuz eta horiek gauzatuz, hori guztia aurretik lortutako jakintzak garatuz eta ezarri, eta baliabideak modu eraginkor batean erabiliz [23]. Proiektuetan oinarritutako metodologia aktiboaren erabilera argia da Urpekari egitasmoaren testuinguruan, jarduera akademiko edo industrialarekin erlazioatutako proiektuak garatzen dituztelako ikasleek.

- (c) Irakasten ikasiz. Horrelako metodologia bat ezartzeak onura handiak lortzen ditu ikasleengan. Zerbait irakasteko ikasteak esfortzu handia dakar kontzeptuak behar bezala ulertzeko, gogoratzeko eta ideia sinpleen bidez azaltzeko gaitasuna lortzeko [24]. Ikasleek kontzepturen bat argi eta erraz azaltzea lortzen dutenean gaia ongi menperatu dutela esan nahi du. Metodologia hori praktikan jartzeko, beren pareekin, lehen hezkuntza eta irakaskuntza ertainetako ikasleekin arituko dira Urpekari taldeko kolaboratzaileak. Horretarako, tailerrak prestatu eta emango dituzte institutu eta lehen hezkuntzako zentroetan. UPV/EHUk antolatutako Zientzia Astean edo antzeko egitasmoetan parte hartzeko aukera ere izango dute ikasleek.
- (d) Ikerketa mundura hurbiltzen. Azkenik, nabarmendu behar da, kasu batzuetan eta dituzten interesen arabera, ikerkuntza-mundura hurbildu nahi direla ikasleek proiektuaren bidez. Horretarako, estatu mailako kongresuetara bidaliko dira ikasle batzuek garatutako teknologietan oinarritutako artikuluko zientifikoak. Nabarmendu beharra dago dokumentu zientifikoaren erredakzioan trebatzea oso baliagarria dela gradu eta master amaierako lanen erredakzio-kalitatea hobetzeko, besteak beste.

Behin Urpekari proiektuaren testuingurua azalduta, proiektuaren alderdi teknologikoak deskribatzen dira.

III. PROIEKTUAREN ALDERDI TEKNOLOGIKOAK

A. Urrunetik gidatutako urpeko droneak

Jarraian, urrunetik gidatutako urpeko droneen teknologia garrantzitsuenak laburbiltzen dira, eta horiek Urpekari proiektuan planifikatutako edo gaur egun martxan diren atazekin duten erlazioa azaltzen da.

1) *Propultsio-sistema eta haren elementuak*: Erabiltzen dituzten helize-kopuruaren eta horien disposizioaren arabera sailka daitezke urpeko droneen arkitekturak: helize bikoitzeko

konfigurazioak [25], hiru propulsoeredun torpedo motako konfigurazioak [26], lau helize edo gehiago erabiltzen dituzten aire-droneen antzerako konfigurazioak [5]–[8], eta abar.

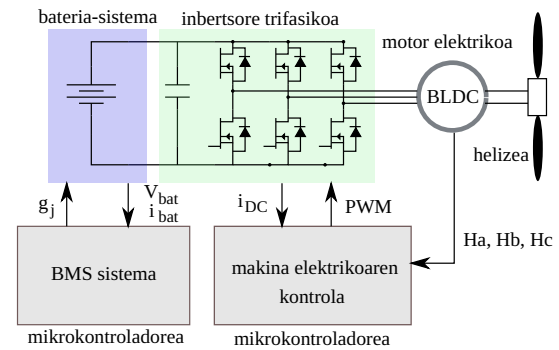
Helize-kopurua alde batera utzita, esan daiteke helize bakoitzari eragiten dion propulzio-sistema dela robota mugiarazten duen sistemaren muina. Hauexek dira sistema horren elementu nagusiak (3. irudia):

- **Bateriak.** Tentsio baxuko bateria-talde bat (12–48 V arteko bateriak, serieran eta paraleloan konektatutako 3,3 V-eko Litio-ioi gelaxkekin eraikita, normalean) erabiltzen da motor elektrikoa potentzia-bihurgailuaren bidez elikatzeke. Helize bat baino gehiago dituzten konfigurazioetan posible litzateke propulso-re bakoitzak bateria bat izatea, edota propulso-re guztiak bateria-sistema bateratu bakarretik elikatzea. Gelaxka anitzez eraikitako bateria-taldeetan komenigarria da BMS (*Battery Management System*, ingelesez) sistema bat izatea, mikrokontroladore eta hardware-elementu gehigarrien bidez gelaxken tentsioak orekatzen dituena. Horrez gain, algoritmo aurreratuak erabil daitezke baterien karga- (SoC, *State of Charge*, ingelesez) eta osasun-egoera (SoH, *State of Health*, ingelesez) monitorizatzeko.
- **Potentzia-elektronika.** Inbertsore trifasikoak erabili ohi dira ur azpiko dronei eragiteko. Aplikazioaren ezaugarriak kontuan izanda, siliziozko MOSFETak erabiltzen dira normalean. Hala ere, automobilgintza bezalako sektoreetan egiten ari den moduan, posible da banda zabaleko (WBG, *Wide Bandgap*) gailu erdieroaleen erabilera kontsideratzea [27], [28], halakoek eskaintzen dituzten abantailak direla eta (kommutazio-galera txikiak; ondorioz, propulzio-sistema eraginkorragoa, robotaren autonomia luzatuz). Zehazki, Galio Nitruozko (GaN) gailuen erabilera azter daiteke aplikazioaren korrante- eta tentsio-mailak kontuan hartuta.
- **Makina elektrikoa.** Iman iraunkorrek makina sinkronoak erabiltzen dira gehienetan, horiek duten potentzia-dentsitatea dela eta [29]. Zehazki, *Brushless DC* (BLDC) motakoak dira ugariak, horien kontrola erraza delako. Urperagarriak diren makina sinple eta merkeak erabili ohi dira, baina posible da makina aurreratuagoak erabiltzea.
- **Helizea eta elementu mekanikoak.** Konfigurazio espezifikoak erabil daitezke motorren eta helizearen arteko potentzia transferitzeko. Motorra urarekin kontaktuan egon ez dadin, akoplamendu magnetikoen bidez egin daiteke hori [30]. Aspektu mekaniko eta hidrodinamikoak [31] ere landu daitezke, kasu honetan elektrizitate eta elektronikarekin erlazioa ez duten mekanikako ikasleekin lan eginez.

Hortaz, hainbat azterketa eta garapen tekniko gauza daitezke Urpekari proiektuaren testuinguruan, propulso-re sistema mailan kontsideratuz (elementuen distribuzioa eta kokapena, arkitektura, interkonezioak, eraginkortasun-analisiak, eta abar.).

2) **Kontrola:** Bi mailako hierarkia du dronea ur azpian higiarazten duen kontrolak:

- **Goi-mailako kontrola.** Helize ugari duten konfigurazioetan, propulso-re bakoitzak sortutako bultzada era koordi-



3. irudia: Urpeko dronearen helizeetako baten propulzio-sistemaren eskema.

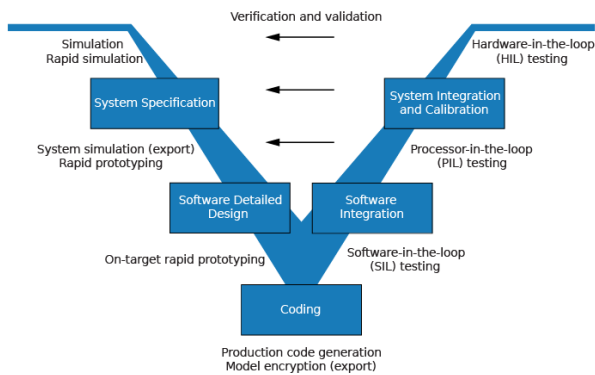
natuan erregulatuz mugitzen da dronea hiru dimentsiotan. Aktuatuzaileen bidez helizearen orientazioa kontrolatzen duten propulso-re bektorizatuak (*vectored thrusters*, ingelesez) ere erabil daitezke alternatiba bezala [32]. Kasu bietan, dronearen dinamikaren eta sortzen diren indarren ezagutza handia behar da kontrol-sistema zehatzak diseinatzeko. Alde horretatik, robotaren goi-mailako kontrola automatikako ikasleen trabakuntzarako esparru interesgarria dela ondoriozta daiteke.

- **Behe-mailako kontrola (BLDC motorren kontrola).** Blue Robotics bezalako plataforma irekietan, begizta irekian gauzatzen da BLDCen kontrola; hori da, taula (LUT, *LookUp Table*, ingelesez) batean gordetzen da inbertso-rearen lan-denboraren eta horren ondorioz sortuko den helizearen abiaduraren arteko erlazio teorikoa. Horrez gain, ohikoa da *sensorless* moduan lan egitea, indar kontralektroeragilearen bidez errorearen posizioa estimatuz, BLDC motorrak kontrolatzeko hardware elementu osagarriak erabiliz [33].

Propulzio-sistemaren kontrol doiago bat gauzatzeko, komenigarria da hori digitalki eta begizta itxian inplementatzea. Horrez gain, Hall efektuzko sentsoreen bidez eta errorearen posizioa determinatuz, askoz ere kontrol zehatzagoa gauzatzen da, batez ere biraketa-abiadura txikiatarako [34]. Beraz, hurbilketa horrekin dronearen prestazioak hobetzen dira.

3) **Elektronika digitala:** Mikrokontrolagailuetan oinarritutako sistema digitalak oso garrantzitsuak dira Telekomunikazio Ingeniaritzatan (gradua eta masterra) edota Sistema Elektronikoen Aurreratuak bezalako masterretan. Sistema digitalak ezinbestekoak dira aurretik azalduko kontrol-sistemak inplementatzeko. Sistema mailan, mikrokontroladoreen arkitektura egokiena zein izan daitekeen aukeratu behar da, hots, gaitasun baxuko mikrokontroladore bana erabiltzea azpisisistema bakoitza kontrolatzeko, eta horien arteko komunikazio-protokoloa (CAN, adibidez) gauzatzeko, edota kontrol guztia mikrokontroladore zentralizatu bakarrean (edo oso gutxitan) batzea. Lehenengo soluzioak posible egiten du Arduino bezalako plataformak erabiltzea; aldiz, bigarren hurbilketak beharrezkoa du potentzia altuko prozesadore bat erabiltzea, Texas Instruments-en TMS320 DSP familiako gailu bat esaterako. Urpekarin jada martxan den garapen lerroa da hauxe.

4) **Modeloetan oinarritutako programazioa:** Modeloetan oinarritutako programazioa (MBD, *Model Based Design*) au-



4. irudia: MBD paradigmatik jarraituz softwarearen balioztapenerako erabiltzen den diseinurako V-modeloa [35].

tomobilgintza bezalako sektore industrialetan indarra hartzen ari den aukera da. Matlab/Simulink bezalako simulatzaile grafiko bidez gauzatzen da programazioa, arau jakin batzuei jarraituz, eta kodea automatikoki sortzen da Matlab Coder bezalako erremintekin. Horrela eta industrian oso ezaguna den diseinu V-ari jarraituz (4. irudia), eskuz programatzean gertatzen diren kodifikazio-erreak saihesten dira, eta erreferentziako simulazio-modelo bat erabiltzen da kontrolagailuak espezifikazioak betetzen dituela balioztatzeko uneoro [35], [36].

Industrian garapen-denborak murrizteko duen ahalmenagatik eta titulazioetan irakasten ez denez, oso esparru interesgarria da MBDa ikasleentzat. Momentu honetan Urpekarin lantzen ari diren kontrol-proiektuek MBDari jarraitzen diote.

B. Urpeko gliderrak

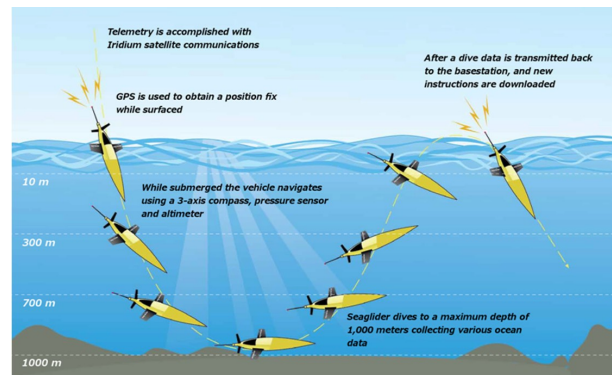
Urpeko planeatzailea edo glidera

Flotagarritasun aldakorreko propulzioa darabil urpeko planeatzaileak edo *gliderrak*, helize edota propulsoe tradizionalen orde. Flotagarritasun aldakorra erabiltzen du, profileko flotagailu baten antzera. Hala ere, gora eta behera bakarrik mugitu daitezkeen flotagailu batek ez bezala, hidrogoak (*hydro-wings*) instalatzen zaizkio planeatzaileari. Horrela, aurrerantz mugitu daiteke planeatzailea itsasoan behera murgiltzen den ahala. Sakonera jakin batean, flotagarritasun positibo batera aldatzen da planeagailua, atzera eta aurrera igotzeko, eta zikloa etengabe errepikatzen da, 5. irudiak erakusten duen bezala. Beraz, droneek ez bezala, *gliderrak* ez dute propulsiorekin behar, baina teknologia hauek landu behar dira:

1) *Jariakinen dinamika*: *Gliderrak* diseinuan, denbora luzez ur azpian irristatu ahal izateko, ibilgailuaren geometria eta azalaren materialak oso ondo diseinatu behar dira, jariakinen dinamika aztertuz.

2) *Biomimetika*: Ur azpiko bizidunen propietateak aztertuz eta kopiatuz, diseinu berriak proposa daitezke, bai irristapena hobetzeko, eta baita energia-konsumoa murrizteko ere. Beraz, ingeniariak mekanikoan dabilzan ikasleentzat diseinu-aukera onak eskaintzen dituzte *gliderrak*.

3) *Nabigaziorako instrumentazioa*: Ur azalera itzultzean, GPS sistema erabili behar dute *gliderrak*, horien kokapena zehazteko. Aldiz, Ur ultrasoinu teknikak erabili behar dira, ur azpian direnean posizioa zehaztu ahal izateko. Sarritan, azelerometroak erabili behar dira droneek edo *gliderrak* aurretik



5. irudia: Glider baten operazioa [iturria:NOAA Hurricane glider project].

programatutako ibilbide bat jarraitu ahal izateko. Urpeko sakonera zehazteko ere presio sentsoreak garatu behar dira. Puntu horiek guztiek erlazio zuzena dute tresneria elektronikoarekin, Ingeniariak Eskolako hainbat gradutan ikasten dena.

C. Komunikazioak

Ur azpian uhin elektromagnetikoak oso azkar moteltzen dira, eta komunikaziorako distantziak eta banda zabalera oso mugatuta daude. GPS-sistemen erabiltzea eta denbora errealeko bideo-jarraipena edo informazio-transferentzia ezinezko egiten du horrek. Drone askok *tether* edo kable bidezko konexiarekin egiten dute lan. Dronearen operazio-distantzia mugatzen du horrek, eta kableak eragindako arrastre-indarrak operazioa eragozten du eta potentzia-konsumoa handitzen du.

Gliderrei dagokienez, horiek programatuta egoten dira noizean behin azalertzeko eta lortutako informazioa irriti uhinen bidez igortzeko. Ur azpiko robotikak existitzen diren komunikazio-teknologia gehienak erabili behar ditu; horrek ikasleei proposatzeko ideiak garatzeko aukera handiak sortzen ditu, telekomunikazioetako ikasleentzat bereziki, haien interesak proiektuekin lotzeko.

D. Tresneria zientifikoa

Ez da ahaztu behar dronea edo *gliderra* lan bat aurrera eramateko bide bat besterik ez dela, eta ez helburua bera. Horregatik, gaur egun oraindik garapen-egoeran dauden hainbat esparru landuko dira proiektu honetan, jarraian azaltzen den bezala.

1) *Tresnak*: Parke eolikoetan edo antzekoetan mantentze-lanak lana egiteko tresneria, ur azpiko beso robotikoak, kostu baxuko batimetriak, 3D irudiak lortzeko sistemak, eta abar behar dira.

2) *Sentsoreak*: Itsasoaren eta itsas ondoaren egoera aztertzeko gazitasuna, tenperatura, kutsadura neurgailuak, eta abar neur ditzaketen sentsoreak garatu behar dira.

IV. ONDORIOAK

Euskampusen eta JRL-OREk finantzaturako Urpekarin proiektuaren nondik norakoak deskribatu dira artikulu honetan. Lehenik eta behin, artearen egoeraren azterketatik ondorioztatu da urpeko robotikaren teknologia garrantzitsua direla itsas zabaleko energia berriztagarrien mantentze-lanetarako eta baliabide

energetikoen azterketa eta monitorizaziorako, besteak beste. Teknologia horien inguruko egitasmoak Euskal Autonomia Erkidegoan bultzatzea egoki dela ere ondorioztatu da, batez ere teknologia berrien bidez eboluzionatzeko beharra duen euskal itsas industria kontuan hartuta.

Beraz, urpeko robotek eta horiekin erlazionatutako teknologiek testuinguru egokia sortzen dute Bilboko Ingeniaritza Eskolako hainbat titulaziotako ikasleek formakuntza gehigarria lortzeko, Urpekari proiektuan kolaboratuz. Metodologia aktiboen ezarpenari esker, posible da gaitasunak modu eraginkorrean eskuratzea. Azterketa teknologikoak erakusten duen bezala, urpeko robotek behar dituzten teknologiak eta azpiegiturak ugariak dira; beraz, disziplina anitzeko jakintzan landu daitezke proiektuan.

Proiektua bere lehen urtean bada ere, hasierako pausoak ematen, autoreek uste dute eboluzioa azkarra izango dela hurrengo urteetan, lehiaketa internazionaltan parte hartzea ahalbideratuz.

ESKER ONAK

Lan honek Euskampusen finantzatzeko “*Grupo de Diseño de Vehículos Submarinos Autónomos para Energías Marinas*” (EUSK22/09) proiektuaren eta Eusko Jaurlaritzaren Euskal Unibertsitate Sistemako ikerkuntza taldeen finantziatorako programaren (IT978-16) eta JRL-OREren babesa izan du.

ERREFERENTZIAK

- [1] L. Wang, A. Kolios, X. Liu, D. Venetsanos, and R. Cai, “Reliability of offshore wind turbine support structures: A state-of-the-art review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2022.
- [2] X. Yang and K. Bai, “Development and prospects of offshore wind power,” in *Proc. of the World Non-Grid-Connected Wind Power and Energy Conference*, pp. 1–4.
- [3] C. Li, J. Mogollón, A. Tukker, J. Dong, D. von Terzi, C. Zhang, and B. Steubing, “Future material requirements for global sustainable offshore wind energy development,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 164, pp. 1–13, 2022.
- [4] Z. Ren, A. Verma, Y. Li, J. Teuwen, and Z. Jiang, “Offshore wind turbine operations and maintenance: A state-of-the-art review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 144, pp. 1–22, 2021.
- [5] <https://www.blueyerobotics.com/products/pro>.
- [6] <https://bluerobotics.com/store/rov/bluerov2/>.
- [7] <https://www.qysea.com/es/products/fjfish-v6/>.
- [8] <https://www.chasing.com/es/chasing-m2.html>.
- [9] J. Mou, X. Jia, P. Chen, and L. Chen, “Research on operation safety of offshore wind farms,” *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 9, no. 881, pp. 1–32, 2021.
- [10] K. Cetin, C. Suarez Zapico, H. Tugal, Y. Petillot, M. Dunningan, and M. Erden, “Application of adaptive and switching control for contact maintenance of a robotic vehicle-manipulator system for underwater asset inspection,” *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 8, no. 706558, pp. 1–13, 2021.
- [11] E&T editorial staff, “Autonomous underwater drones used to maintain offshore wind turbines,” *E&T Engineering and Technology*, <https://eandt.theiet.org/content/articles/2022/05/autonomous-underwater-drones-used-to-maintain-offshore-wind-turbines/> 2022.
- [12] H. Han, H. Masaki, T. Toyoshima, and K. Mori, “Underwater drone for bio-logging of sperm whale,” in *Proc. of the IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, 2017, pp. 376–380.
- [13] Y. Carreno, R. Petrick, and Y. Pelitoll, “Multi-vehicle temporal planning for underwater applications,” in *Proc. of the ICAPS Workshop on Planning and Robotics (PlanRob)*, 2019, pp. 1–10.
- [14] D. Rudnick, R. Davis, C. Eriksen, D. Fratantoni, and M. Perry, “Underwater gliders for ocean research,” *Marine Technology Society Journal*, vol. 38, no. 1, pp. 48–59, 2004.
- [15] D. Rudnick and S. Cole, “On sampling the ocean using underwater gliders,” *Journal of Geophysical Research*, vol. 116, pp. 1–12, 2011.

- [16] C. Waldmann, A. Kausche, M. Iversen, A. Pototzky, G. Looye, S. Montenegro, R. Bachmayer, and D. Wilde, “MOTH-An underwater glider design study carried out as part of the HGF alliance ROBEX,” in *Proc. of the IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicles (AUV) Conference*, 2014.
- [17] M. de Miguel, I. Alfaro, P. Apodaca, J. Arias, E. Garcia, C. Lobato, and A. Perez, “Modalidades de enseñanza centradas en el desarrollo de competencias. orientaciones para promover el cambio metodológico en el espacio europeo de educación superior,” *Ediciones Universidad de Oviedo*, 2006.
- [18] D. Jiménez Hernández, J. González Ortíz, and M. Tornell Abellán, “Metodologías activas en la universidad y su relación con los enfoques de enseñanza,” *Profesorado*, vol. 4, no. 1, pp. 76–94, 2022.
- [19] R. Brunning, G. Scharw, and R. Ronning, “Cognitive psychology and instruction,” *Prentice Hall*, 1991.
- [20] *Las metodologías activas de enseñanza en el programa ERAGIN*. <https://www.ehu.es/es/web/sae-helaz/>, 2021.
- [21] D. Vergara, “Una experiencia educativa de aprendizaje cooperativo en la universidad,” *Profesorado. Revista de currículum y formación del profesorado*, vol. 16, no. 2, pp. 339–354, 2012.
- [22] P. Aramendi, K. Bujan, S. Garín, and A. Vega, “Estudio de caso y aprendizaje cooperativo en la universidad,” *Profesorado. Revista de currículum y formación del profesorado*, vol. 18, no. 1, pp. 413–429, 2014.
- [23] A. Fernández Martínez, J. González Badillo, A.Ñuviala, R. Teva Villén, A. Calvo Lluch, and J. León Prado, “Memoria del proyecto de innovación metodológica y/o innovadora. aplicación de una metodología activa para la formación en competencias: Aprendizaje orientado a proyectos,” (s.f.).
- [24] L. García, “Aprender enseñando,” *McGraw Hill*, 2019.
- [25] M. Kasno, M. Aras, M. Sulaiman, A. Husni, M. Saelalal, M. Tumari, A. Abdul Kadir, and A. A Subki, “Small scale underwater drone based on a twin-rotor system,” in *Proc. of the IEEE International Conference on Underwater System Technology: Theory and Applications*, 2017, pp. 1–5.
- [26] M. Carreras, “Design of SPARUS II AUV,” *Underwater Robotics Research Centre (CIRS), Computer Vision and Robotics Institute, Universitat de Girona*, 2014.
- [27] I. López, E. Ibarra, A. Matallana, J. Andreu, and I. Kortabarria, “Next generation electric drives for HEV/EV propulsion systems: Technology, trends and challenges,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, pp. 1–23, 2019.
- [28] A. Matallana, E. Ibarra, I. López, J. Andreu, J. Garate, X. Jord a, and J. Rebollo, “Power module electronics in HEV/EV applications: New trends in wide-bandgap semiconductor technologies and design aspects,” *Sustainable and Renewable Energy Reviews*, vol. 113, pp. 1–33, 2019.
- [29] Z. Li, X. Jiang, P. Yin, L. Tang, H. Wu, Y. Peng, J. Luo, S. Xie, H. Pu, and D. Wang, “Towards self-powered technique in underwater robots via a high-efficiency electromagnetic transducer with circularly abrupt magnetic flux density change,” *Applied Energy*, vol. 302, pp. 1–14, 2021.
- [30] H. Fagundes Gasparoto, O. Chocron, J. Bourgeot, M. Benbouzid, and P. Siqueira Meirelles, “A task-based method for underwater drones waterproof thrusters power computation,” in *Proc. of the IEEE Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON)*, 2021, pp. 1–6.
- [31] T. Wu, T. Pia, C. Liu, and P. Chen, “Design of battery management system for electric vehicles,” in *Proc. of the International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS)*, 2021.
- [32] T. Liu and H. Xu, “Investigation of an underwater vectored thruster based on 3RPS parallel manipulator,” *Mathematical Problems in Engineering*, no. 9287241, 2020.
- [33] S. Keeping, “Controlling sensorless, BLDC motors via back EMF,” <https://www.digikey.es/en/articles/controlling-sensorless-blcd-motors-via-back-emf>, 2013.
- [34] F. Rodriguez and A. Emadi, “A novel digital control technique for brushless DC motor drives,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 54, no. 5, pp. 2365–2373, 2007.
- [35] “<https://es.mathworks.com/help/ecoder/gsv-model-for-system-development.html>,” The Mathworks, Tech. Rep.
- [36] J. Martins, S. Spataru, T. Kerekes, D. Sera, P. Douglas, G. Yang, and K. Moth, “Test platform for rapid prototyping of digital control for power electronic converters,” in *Proc. of the Annual IEEE Industrial Electronics Society Conference*, 2019, pp. 2056–2061.

MLP y CNN para Predicción de Variables de Turbinas Eólicas

Pablo-Andrés Buestán-Andrade
Faculty of Informatics,
Complutense University of Madrid
Postgraduate Academic Unit,
Catholic University of Cuenca-Ecuador
Madrid, Spain
pbuestan@ucm.es

Matilde Santos
Institute of Knowledge Technology,
Department of Computer Architecture
and Automation
Complutense University of Madrid
Madrid, Spain
msantos@ucm.es

Jesús-Enrique Sierra-García
Dpt. of Electromechanical Engineering
Escuela Politécnica Superior
University of Burgos
Burgos, Spain
jesierra@ubu.es

Abstract—One of the main objectives addressed in the generation of electrical energy through the wind is to correctly carry out operation and maintenance (O&M) activities in wind farms. Currently, predictive maintenance is an essential task to improve performance, prevent possible future failures and reduce operating costs. Artificial intelligence (AI) is a science that has allowed the design of different algorithms for predictive maintenance in wind power plants, specifically using machine learning (ML) techniques. In this sense, this study presents the training and prediction of different ML algorithms, using traditional neural networks and deep learning models. These models include fully connected neural networks, convolutional neural networks (CNN), and long-short-term memory (LSTM) cells. The results show that the technique that best adapts to the time series of wind turbines is the LSTM, obtaining a value of less than 0.04 of the Mean Absolute Error (MAE). This study allows knowing the different configurations of AI applied today to improve performance in wind farms.

Keywords—wind turbine, prediction, MLP, CNN, RNN.

Resumen— Uno de los principales objetivos que se abordan en la generación de energía eléctrica a través del viento es realizar correctamente las actividades de operación y mantenimiento (O&M) en los parques eólicos. Actualmente, el mantenimiento predictivo es una tarea fundamental para mejorar el rendimiento, prevenir posibles fallas futuras y reducir los costos operativos. La inteligencia artificial (IA) es una ciencia que ha permitido el diseño de diferentes algoritmos para el mantenimiento predictivo en plantas eólicas, concretamente utilizando técnicas de aprendizaje automático (ML). En este sentido, este estudio presenta el entrenamiento y predicción de diferentes algoritmos de ML, utilizando redes neuronales tradicionales y modelos de aprendizaje profundo. Estos modelos incluyen redes neuronales totalmente conectadas, redes neuronales convolucionales (CNN) y células de memoria a corto plazo (LSTM). Los resultados muestran que la técnica que mejor se adapta a la serie temporal de los aerogeneradores es la LSTM, obteniendo un valor inferior a 0,04 del Error Absoluto Medio (MAE). Este estudio permite conocer las diferentes configuraciones de IA aplicadas en la actualidad para mejorar el rendimiento en parques eólicos.

Keywords—turbina eólica, predicción, MLP, CNN, RNN.

I. INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas la energía renovable se ha convertido en el mayor aliado para la generación de energía eléctrica a nivel mundial libre de emisiones de CO₂ [1]. Sin embargo, a pesar del considerable crecimiento del mercado y el éxito de las energías renovables, el coste nivelado de la energía (LCOE) sigue siendo alto en comparación con la

generación convencional [2]. La energía eólica se ha convertido en los últimos años en la fuente de energía renovable por la que, más apuesta la industria, con una capacidad instalada de 744 GW a nivel mundial a finales de 2020. Las bondades de este tipo de energía han permitido que los campos eólicos se expandan tanto en el ámbito terrestre como en los entornos marinos; sin embargo, se vuelve cada vez más importante encontrar técnicas y soluciones que permitan reducir los costos de operación y mantenimiento (O&M) [3].

De hecho, en los campos eólicos marinos (OWF) los costos de operación y mantenimiento representan una gran parte del LCOE, constituyendo el 23% de su costo de inversión total, mientras que en los campos eólicos terrestres este valor está en el 5% [4]. Por otro lado, la degradación de la tecnología instalada en los campos eólicos, los accidentes relacionados con aerogeneradores, el coste de fabricación, la logística, la instalación y el control de la red, aumentan aún más los gastos [5].

Una de las alternativas para estudiar cómo mejorar el O&M es el modelado de aerogeneradores, que permite encontrar fallos en la operación, diagnosticar a tiempo posibles problemas en el futuro, predecir diferentes variables, simular eventos críticos, etc.; no obstante, el modelado de un aerogenerador es una tarea compleja debido al funcionamiento propio de las turbinas, que se basa en fenómenos físicos como la rotación del rotor, la aerodinámica de las palas, la viscosidad del fluido y las características del viento [6].

Normalmente los aerogeneradores antiguos no están equipados con equipos de sistemas de monitoreo de condición (CM) de alta gama y dependen considerablemente del sistema de control de supervisión y adquisición de datos (SCADA) para detectar desviaciones del comportamiento operativo normal de la turbina eólica [7].

Por otro lado, con el crecimiento exponencial de la información, los recursos informáticos disponibles, los avances recientes en el aprendizaje automático (ML), y el análisis de datos, se han producido resultados transformadores en diversas disciplinas científicas, incluido el reconocimiento de patrones, modelos de clasificación, y modelos predictivos, entre otros [8], que han despertado un gran interés en la academia y en la industria. Las redes neuronales (NN) y el aprendizaje profundo (DL) son ramas del ML actualmente muy utilizadas para buscar soluciones en campos como la física y la ingeniería, debido a su constante actualización y poderosa capacidad de aproximación de funciones [5].

Una breve revisión del estado actual del arte ha permitido identificar que, para disminuir costos de O&M, maximizar el rendimiento de un campo eólico, realizar mantenimientos preventivos, construir modelos de aerogeneradores, entre otros, los investigadores han desarrollado soluciones tecnológicas que integren técnicas de ML, NN y DL, mediante la recolección y el manejo de los datos SCADA que incluyen múltiples variables de operación y del entorno ambiental.

Es el caso de [9], donde han desarrollado un método de auto-codificador profundo (DAE) para la detección de anomalías y el análisis de fallas de los componentes de las turbinas eólicas. El DAE es una red de aprendizaje profundo compuesta por varias pilas de máquinas restringidas de Boltzmann (RBM), conectadas entre sí entre salidas y entradas. Los datos SCADA provienen de la recopilación de valores como velocidad del viento, clima, estaciones, entre otros, de un parque eólico real, que consta de aerogeneradores de 1.5MW, en un periodo de tiempo cercano a los cuatro años. Se ha realizado la detección del estado de la caja de engranajes, el análisis de anomalías en el rodamiento trasero del generador, y el análisis de fallas del inversor a través del generador. Los resultados demuestran que la capacidad de aprendizaje del método DAE es muy superior a las tradicionales NN y tiene una alta sensibilidad y precisión para reflejar los cambios de condición de los componentes de la turbina eólica.

De igual manera, en [10] se ha propuesto un método de diagnóstico de fallas basado en la memoria a largo-corto plazo (LSTM). La LSTM es un tipo de red neuronal recurrente (RNN), que se caracteriza por tener estados ocultos recurrentes, cuya salida en cada momento depende del momento anterior. Son altamente eficaces cuando se involucran datos secuenciales. Los datos SCADA provienen de dos conjuntos: datos experimentales recopilados de un banco de pruebas de turbina eólicas y datos de un modelo de referencia para detección y aislamiento de fallas (FDI) basado en un aerogenerador de 5MW. Se han realizado tres experimentos que dependen del número de sensores utilizados para el entrenamiento. Los resultados demuestran que este tipo de metodología permite que el modelo aprenda las dependencias a largo plazo y mantiene la información durante más tiempo.

Por último, en [11] se propone una metodología que ensambla DL con bosques aislados (IF) para la predicción de la energía eólica. Los datos SCADA proceden de una turbina eólica marina con una potencia nominal de 7MW y son: velocidad del viento, orientación de la góndola, error de guiñada, ángulo de inclinación de las palas y la temperatura ambiente. Estos investigadores han manifestado la preocupación de usar datos SCADA debido a la degradación de los sensores, por lo que han utilizado IF como filtro de valores atípicos. Los IF son un tipo de método de conjunto de árboles basados en arboles de decisión, una técnica conocida de ML. Los resultados demuestran que al utilizar el filtrado de datos previo al entrenamiento de la NN se obtiene un mejor rendimiento predictivo global en comparación con otras técnicas de preprocesamiento de datos.

Por todo esto, el objetivo principal de esta investigación es utilizar diferentes arquitecturas actuales de NN y de DL para la predicción de la velocidad angular del rotor de un aerogenerador y conocer que configuración es la más adecuada, en términos de rendimiento.

Este artículo se estructura como sigue. La descripción de las técnicas empleadas se encuentra en la sección II. En la sección III se desarrolla el entrenamiento y validación de los modelos, así como el rendimiento obtenido con cada uno. Por último, en la sección IV se muestran las conclusiones y trabajos futuros.

II. DESCRIPCIÓN DE LAS HERRAMIENTAS Y ESTUDIO DE CASO

A. Redes Neuronales Fully-Connected

En el mercado de la energía eólica hay muchos temas abordados en la literatura para la optimización de la O&M, estudios de la curva de potencia en diferentes situaciones, selección del espacio para la construcción del parque eólico, ya sea terrestre o marino, y estrategias que permitan beneficiar al máximo a los inversores y reducir el valor del mantenimiento y los materiales [12]. Con frecuencia se usan NN, debido a su potente capacidad a la hora de procesar grandes cantidades de datos. Una NN clásica como es el perceptrón multicapa (MLP) se muestra en la Fig. 1.

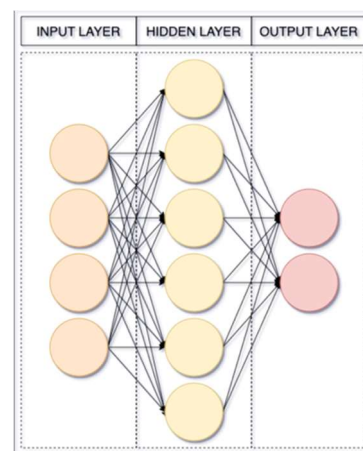


Fig. 1 Estructura de una red neuronal MLP.

Un MLP es básicamente una NN feed-forward totalmente conectada que consta de una capa de entrada, capas ocultas y una capa de salida, con aprendizaje supervisado. Entrenar una MLP significa ajustar los pesos que ponderan las conexiones para que el valor de la salida sea el que corresponde al target aplicando por ejemplo el algoritmo de backpropagation. Pero este modo de operación puede hacer que los valores pierdan peso a medida que se aleja la salida con respecto a la entrada [13]. Para la solución de este inconveniente se han propuesto dos arquitecturas que están dentro del campo del DL, las redes neuronales convolucionales CNN y las ya mencionadas RNN.

B. Redes Neuronales Convolucionales

Las CNN se han convertido en los últimos años en las NN más representativas en el campo del DL. La CNN puede extraer características de los datos con estructuras de convolución. En comparación con las NN Fully-Connected de la Figura 1, las CNN poseen muchas ventajas: cada neurona ya no está conectada a todas las neuronas de la capa anterior sino a una pequeña cantidad, un grupo de conexiones pueden compartir los mismos pesos, y hay una reducción de características triviales [14].

Una CNN normalmente consta de 3 capas: una capa de convolución, una capa de pooling y una capa Fully-Connected. La capa de convolución es el bloque central de la CNN y lleva la mayor parte de carga computacional. En este apartado se realiza un producto escalar entre dos matrices,

Una breve revisión del estado actual del arte ha permitido identificar que, para disminuir costos de O&M, maximizar el rendimiento de un campo eólico, realizar mantenimientos preventivos, construir modelos de aerogeneradores, entre otros, los investigadores han desarrollado soluciones tecnológicas que integren técnicas de ML, NN y DL, mediante la recolección y el manejo de los datos SCADA que incluyen múltiples variables de operación y del entorno ambiental.

Es el caso de [9], donde han desarrollado un método de auto-codificador profundo (DAE) para la detección de anomalías y el análisis de fallas de los componentes de las turbinas eólicas. El DAE es una red de aprendizaje profundo compuesta por varias pilas de máquinas restringidas de Boltzmann (RBM), conectadas entre sí entre salidas y entradas. Los datos SCADA provienen de la recopilación de valores como velocidad del viento, clima, estaciones, entre otros, de un parque eólico real, que consta de aerogeneradores de 1.5MW, en un periodo de tiempo cercano a los cuatro años. Se ha realizado la detección del estado de la caja de engranajes, el análisis de anomalías en el rodamiento trasero del generador, y el análisis de fallas del inversor a través del generador. Los resultados demuestran que la capacidad de aprendizaje del método DAE es muy superior a las tradicionales NN y tiene una alta sensibilidad y precisión para reflejar los cambios de condición de los componentes de la turbina eólica.

De igual manera, en [10] se ha propuesto un método de diagnóstico de fallas basado en la memoria a largo-corto plazo (LSTM). La LSTM es un tipo de red neuronal recurrente (RNN), que se caracteriza por tener estados ocultos recurrentes, cuya salida en cada momento depende del momento anterior. Son altamente eficaces cuando se involucran datos secuenciales. Los datos SCADA provienen de dos conjuntos: datos experimentales recopilados de un banco de pruebas de turbina eólicas y datos de un modelo de referencia para detección y aislamiento de fallas (FDI) basado en un aerogenerador de 5MW. Se han realizado tres experimentos que dependen del número de sensores utilizados para el entrenamiento. Los resultados demuestran que este tipo de metodología permite que el modelo aprenda las dependencias a largo plazo y mantiene la información durante más tiempo.

Por último, en [11] se propone una metodología que ensambla DL con bosques aislados (IF) para la predicción de la energía eólica. Los datos SCADA proceden de una turbina eólica marina con una potencia nominal de 7MW y son: velocidad del viento, orientación de la góndola, error de guiñada, ángulo de inclinación de las palas y la temperatura ambiente. Estos investigadores han manifestado la preocupación de usar datos SCADA debido a la degradación de los sensores, por lo que han utilizado IF como filtro de valores atípicos. Los IF son un tipo de método de conjunto de árboles basados en arboles de decisión, una técnica conocida de ML. Los resultados demuestran que al utilizar el filtrado de datos previo al entrenamiento de la NN se obtiene un mejor rendimiento predictivo global en comparación con otras técnicas de preprocesamiento de datos.

Por todo esto, el objetivo principal de esta investigación es utilizar diferentes arquitecturas actuales de NN y de DL para la predicción de la velocidad angular del rotor de un aerogenerador y conocer que configuración es la más adecuada, en términos de rendimiento.

Este artículo se estructura como sigue. La descripción de las técnicas empleadas se encuentra en la sección II. En la sección III se desarrolla el entrenamiento y validación de los modelos, así como el rendimiento obtenido con cada uno. Por último, en la sección IV se muestran las conclusiones y trabajos futuros.

II. DESCRIPCIÓN DE LAS HERRAMIENTAS Y ESTUDIO DE CASO

A. Redes Neuronales Fully-Connected

En el mercado de la energía eólica hay muchos temas abordados en la literatura para la optimización de la O&M, estudios de la curva de potencia en diferentes situaciones, selección del espacio para la construcción del parque eólico, ya sea terrestre o marino, y estrategias que permitan beneficiar al máximo a los inversores y reducir el valor del mantenimiento y los materiales [12]. Con frecuencia se usan NN, debido a su potente capacidad a la hora de procesar grandes cantidades de datos. Una NN clásica como es el perceptrón multicapa (MLP) se muestra en la Fig. 1.

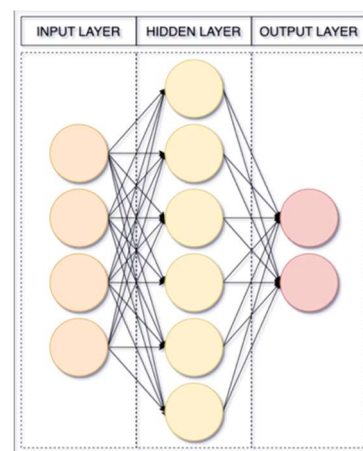


Fig. 1 Estructura de una red neuronal MLP.

Un MLP es básicamente una NN feed-forward totalmente conectada que consta de una capa de entrada, capas ocultas y una capa de salida, con aprendizaje supervisado. Entrenar una MLP significa ajustar los pesos que ponderan las conexiones para que el valor de la salida sea el que corresponde al target aplicando por ejemplo el algoritmo de backpropagation. Pero este modo de operación puede hacer que los valores pierdan peso a medida que se aleja la salida con respecto a la entrada [13]. Para la solución de este inconveniente se han propuesto dos arquitecturas que están dentro del campo del DL, las redes neuronales convolucionales CNN y las ya mencionadas RNN.

B. Redes Neuronales Convolucionales

Las CNN se han convertido en los últimos años en las NN más representativas en el campo del DL. La CNN puede extraer características de los datos con estructuras de convolución. En comparación con las NN Fully-Connected de la Figura 1, las CNN poseen muchas ventajas: cada neurona ya no está conectada a todas las neuronas de la capa anterior sino a una pequeña cantidad, un grupo de conexiones pueden compartir los mismos pesos, y hay una reducción de características triviales [14].

Una CNN normalmente consta de 3 capas: una capa de convolución, una capa de pooling y una capa Fully-Connected. La capa de convolución es el bloque central de la CNN y lleva la mayor parte de carga computacional. En este apartado se realiza un producto escalar entre dos matrices,

donde una matriz es el conjunto de parámetros que se pueden aprender, conocido como kernel, y la otra matriz es la parte restringida. La capa realiza cálculos estadísticos, que ayudan a disminuir la cantidad requerida de operaciones matemáticas y pesos [15]. La última capa es un MLP clásico. Una representación de las CNN se puede ver en la Fig. 2.

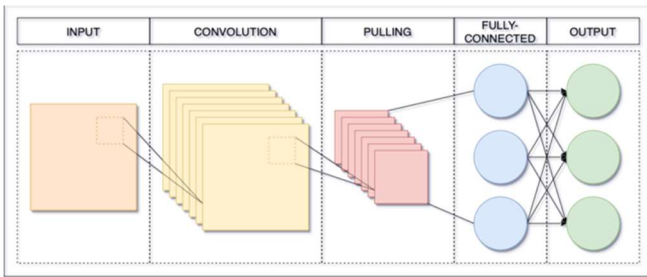


Fig. 2: Estructura de una red neuronal CNN.

C. Redes Neuronales Recurrentes

La RNN es un tipo de red neuronal que tiene estados ocultos recurrentes, cuya salida en cada momento de tiempo depende del instante anterior. Es muy utilizada para series temporales y la configuración más conocida es la LSTM, cuya característica principal es la de mantener un dato relevante en la secuencia y de preservarlo durante varios instantes de tiempo [10]. La Fig. 3A muestra una RNN clásica, mientras que la Fig. 3B presenta una LSTM.

Existe una gran variedad de paquetes de software que permiten implementar NN. Algunos ejemplos son: el paquete “neuralnet” de R, la caja de herramientas de NN de Matlab [13] o “Tensorflow”, disponible para Python, siendo este último la herramienta que se utiliza en este documento. Tensorflow es un repositorio de código abierto que funciona en entornos amplios, heterogéneos y completos. Es utilizado para un alto nivel de computación, desarrollo de modelos de NN y el entrenamiento de estos algoritmos, a través de la Unidad Central de Procesamiento (CPU) o la Unidad de Procesamiento Gráfico (GPU) [16].

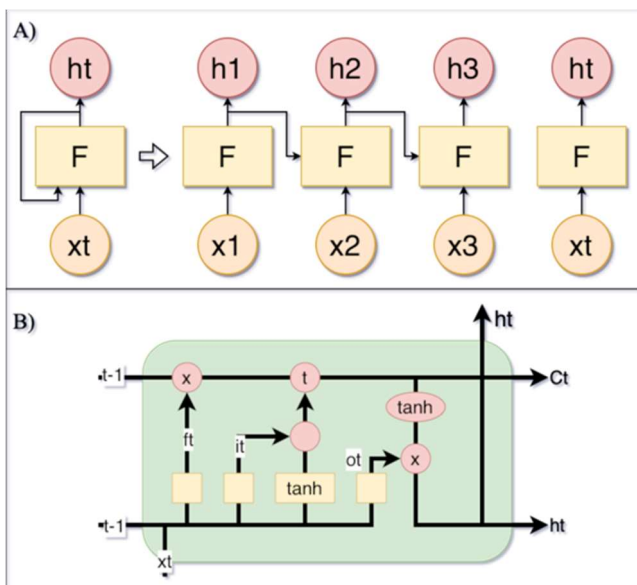


Fig. 3: A) RNN, B) LSTM.

D. Estudio de caso

La base de datos corresponde a una serie temporal de datos sintéticos de una turbina eólica modelada con FAST, que contiene 17 ficheros, cada uno con diferentes características (llamadas también etiquetas), de las cuales destacan: velocidad del viento, ángulo de las palas, velocidad angular del rotor, entre otros; además, se han obtenido más de 72000 muestras, con un muestreo de 12 ms, para un total de 97 etiquetas disponibles. En otras palabras, este conjunto de datos es una serie temporal.

La Fig. 4 muestra la velocidad del viento (m/seg), el ángulo de las palas (grados) y la velocidad angular del rotor (rad/seg), respectivamente características que son incluidas en el modelo de predicción.

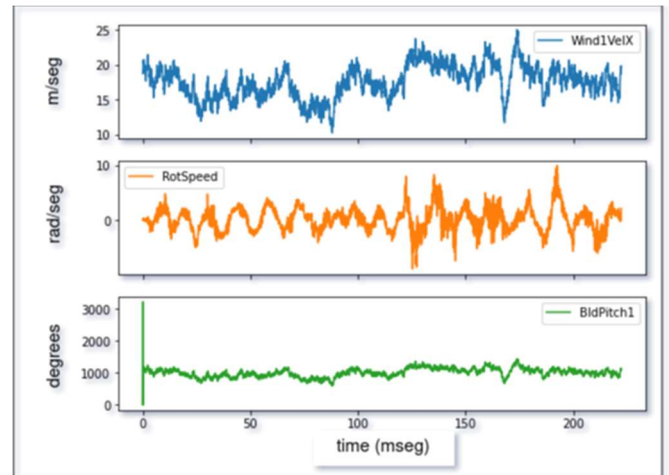


Fig. 4: Velocidad del viento, velocidad angular del rotor y ángulo de las palas.

III. DESARROLLO

A. Pre-procesamiento de datos

El archivo utilizado presenta valores aleatorios para la velocidad del viento y para el ángulo de las palas. El resto de características no han sido consideradas para el entrenamiento, validación y prueba del modelo.

Para el entrenamiento de la NN el conjunto de datos se ha dividido de la siguiente manera: 70% para entrenamiento, 20% para validación, y 10% para prueba; por otro lado, la normalización de los valores, una práctica común, se ha hecho restando la media y dividiendo por la desviación estándar de cada característica.

B. Ventana de datos

En [17] se sugiere realizar una ventana de muestras consecutivas, en este caso se utiliza una ventana de 100 muestras, 50 muestras de historial y 50 muestras de predicción, como la que se visualiza en la Fig. 5.

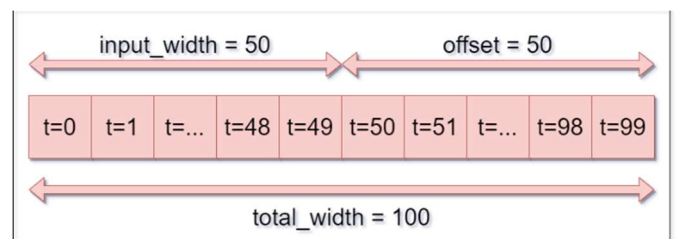


Fig. 5: Ventana de tiempo de 50 pasos de predicción, con 50 pasos de historial.

C. Modelo Lineal

Este primer modelo es el más simple. Consiste en insertar una transformación lineal entre la salida y la entrada. La red utilizada presenta una única capa densa con una neurona, sin función de activación. La Fig. 6 muestra el modelo aplicado.

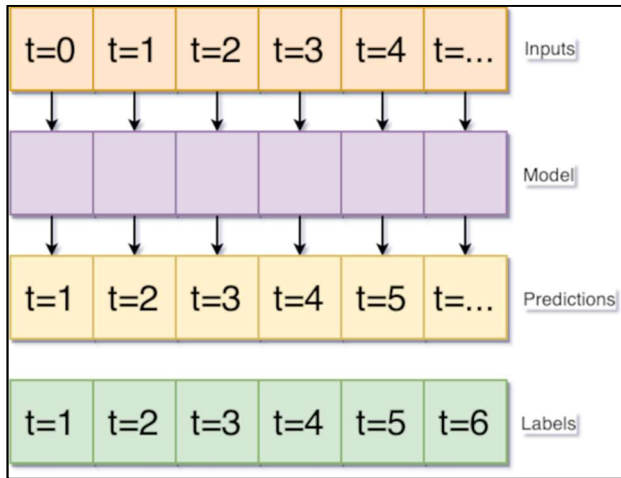


Fig. 6: Modelo lineal.

D. Modelo Fully-Connected

Es un modelo muy similar al anterior, con la diferencia de que existen mayor número de capas entre la entrada y la salida, en este caso tres, dos con 64 neuronas y una de salida con una única neurona. La función de activación es “ReLU”.

E. CNN

Una red de convolución también toma múltiples pasos de tiempo como entrada; sin embargo, esta configuración si puede predecir múltiples valores de salida. Se aplica una capa convolucional 1D de 32 filtros y función de activación “ReLU”. La Fig. 7 exhibe el modelo.

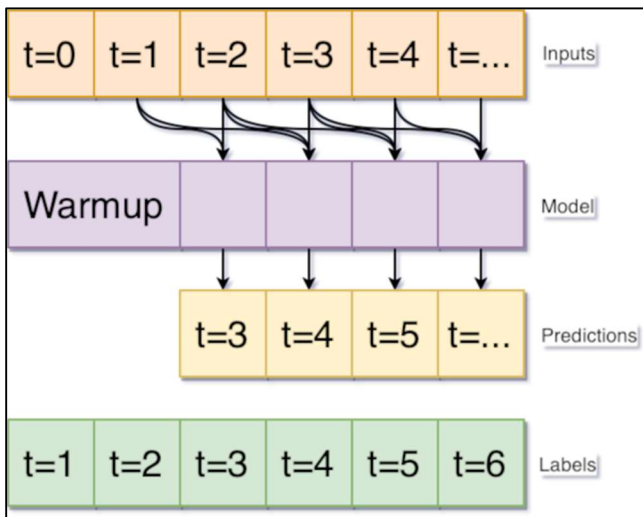


Fig. 7: Modelo CNN.

F. RNN

Este tipo de red es muy adecuada para series temporales, debido a que se procesa paso a paso, manteniendo un estado interno de un paso de tiempo a otro. Se aplica la célula LSTM. El modelo se representa en la Fig. 8.

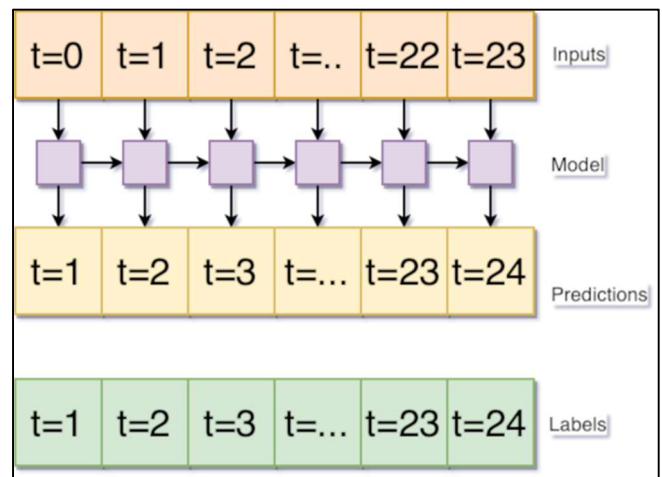


Fig. 8: Modelo RNN.

IV. RESULTADOS

Una vez que se ha entrenado los distintos modelos que se detalló en el apartado anterior, se generó una ventana de datos de 50 valores, tal y como se visualiza en la Fig. 9.

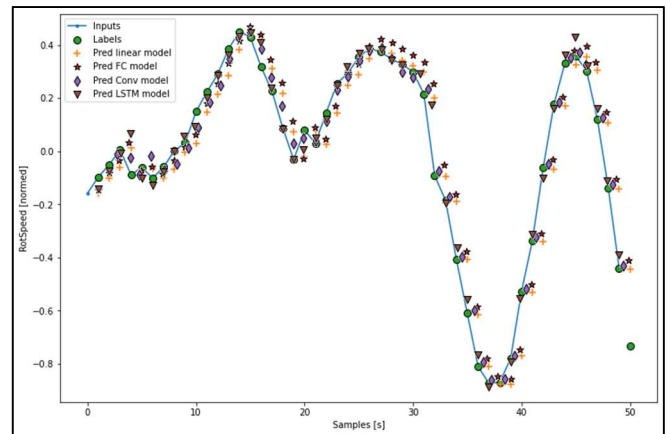


Fig. 9: Resultados Modelo lineal, Fully-Connected, CNN, y LSTM.

- Las etiquetas de cada modelo corresponden a, círculo verde: salida deseada; cruz amarilla: predicción del modelo lineal; estrella roja: predicción del modelo fully-connected; rombo violeta: predicción del modelo CNN; triángulo marrón: predicción del modelo LSTM.
- Como se había comentado la variable que se predice es la velocidad angular del rotor (eje Y).
- Claramente se puede visualizar que a medida que el modelo integra algoritmos más complejos, mejor es el resultado de predicción, esto se respalda en la TABLA 1.
- El modelo que mejor se adapta es el LSTM, ya que este tipo de DL es propio para series temporales.
- El modelo que mayor error ha tenido para este conjunto de datos es el Fully-Connected; esto puede ser debido a la simplicidad de la red, es probable que la predicción mejor al aumentar las capas ocultas, número de neuronas o utilizar otra función de activación.

- Por último, el modelo CNN también presenta resultados aceptables, mejores que las NN Fully-Connected, pero no tanto como las LSTM.

Por otro lado, para comparar el rendimiento de todos los modelos se ha utilizado como función de pérdida el Error Cuadrático Medio (MSE) y la métrica es el Error Absoluto Medio (MAE).

- El MSE mide que tan cerca está una línea de regresión de un conjunto de datos. Se calcula tomando la media de los errores al cuadrado. Por tanto, la fórmula de cálculo es:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

- El MAE se refiere a la diferencia entre la predicción de una observación y el valor real. El MAE toma el promedio de errores absolutos para un grupo de predicciones y observaciones como una medida para todo el grupo.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |y_i - \hat{y}_i| \quad (2)$$

Se ha evaluado el rendimiento tanto en la validación como en los datos de prueba. Los resultados se aprecian en la TABLA 1.

TABLA 1: RENDIMIENTO DE LOS MODELOS ENTRENADOS.

Model	MAE Val	MAE Test	MSE Val	MSE Test
Linear	0.0907	0.0923	0.151	0.149
Fully-Connected	0.0655	0.0633	0.0085	0.083
Conv	0.0731	0.064	0.0079	0.076
LSTM	0.0469	0.0426	0.0049	0.049

En la TABLA 1 se puede visualizar que todos los modelos entrenados han obtenido un error MAE y MSE que está por debajo del 0.15, siendo el LSTM la mejor configuración, comparado con los otros modelos. Todos los modelos de AI han logrado obtener buenos resultados para este tipo de datos y con las adaptaciones realizadas. Por último, se confirma que el DL posee características de predicción superiores a las tradicionales NN.

V. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Los resultados de predicciones para una variable tan importante como es la velocidad angular del rotor han dado resultados aceptables, considerando que son arquitecturas no tan profundas y que probablemente pueda reducirse aún más el MAE experimentando con otras arquitecturas que se encuentran disponibles en la literatura.

Actualmente existe una configuración mejorada de las LSTM llamada Unidad Recurrente Cerrada (GRU), que resuelve el inconveniente del gradiente desvanecido. Podría considerarse este tipo de arquitecturas para un trabajo futuro.

Otra área que se encuentran actualmente en constante investigación son las llamadas Redes Neuronales Informadas por la Física (PINNs), un tipo de NN integra ecuaciones gobernantes de la física de los problemas tradicionales, de manera que se obtengan resultados más reales, por lo que aplicar este tipo de aprendizaje automático en este tipo de series temporales podría mejorar aún más los resultados obtenidos.

ACKNOWLEDGMENT

This work has been partially supported by the Spanish Ministry of Science and Innovation under the project MCI/AEI/FEDER number PID2021-123543OB-C21.

REFERENCIAS

- [1] Á. M. Costa, J. A. Orosa, D. Vergara, and P. Fernández-Arias, "New tendencies in wind energy operation and maintenance," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 11, no. 4. MDPI AG, pp. 1–26, Feb. 02, 2021. doi: 10.3390/app11041386.
- [2] J. McMorland *et al.*, "A review of operations and maintenance modelling with considerations for novel wind turbine concepts," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 165. Elsevier Ltd, Sep. 01, 2022. doi: 10.1016/j.rser.2022.112581.
- [3] L. Schröder, N. K. Dimitrov, D. R. Verelst, and J. A. Sørensen, "Using Transfer Learning to Build Physics-Informed Machine Learning Models for Improved Wind Farm Monitoring," *Energies (Basel)*, vol. 15, no. 2, Jan. 2022, doi: 10.3390/en15020558.
- [4] Z. Ren, 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, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.rser.2021.110886.
- [5] B. Huang and J. Wang, "Applications of Physics-Informed Neural Networks in Power Systems - A Review," *IEEE Transactions on Power Systems*, pp. 1–1, Mar. 2022, doi: 10.1109/tpwrs.2022.3162473.
- [6] J. E. Sierra-García and M. Santos, "Wind Turbine Modelling Based on Neural Networks: A First Approach," in *Intelligent Data Engineering and Automated Learning – IDEAL 2021*, 2021, pp. 476–484.
- [7] Y. A. Yucesan and F. A. C. Viana, "A hybrid physics-informed neural network for main bearing fatigue prognosis under grease quality variation," *Mech Syst Signal Process*, vol. 171, May 2022, doi: 10.1016/j.ymssp.2022.108875.
- [8] M. Raissi, P. Perdikaris, and G. E. Karniadakis, "Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations," *J Comput Phys*, vol. 378, pp. 686–707, Feb. 2019, doi: 10.1016/j.jcp.2018.10.045.
- [9] H. Zhao, H. Liu, W. Hu, and X. Yan, "Anomaly detection and fault analysis of wind turbine components based on deep learning network," *Renew Energy*, vol. 127, pp. 825–834, Nov. 2018, doi: 10.1016/j.renene.2018.05.024.
- [10] J. Lei, C. Liu, and D. Jiang, "Fault diagnosis of wind turbine based on Long Short-term memory networks," *Renew Energy*, vol. 133, pp. 422–432, Apr. 2019, doi: 10.1016/j.renene.2018.10.031.
- [11] Z. Lin, X. Liu, and M. Collu, "Wind power prediction based on high-frequency SCADA data along with isolation forest and deep learning neural networks," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 118, Jun. 2020, doi: 10.1016/j.ijepes.2020.105835.
- [12] A. Pliego Marugán, F. P. García Márquez, J. M. Pinar Perez, and D. Ruiz-Hernández, "A survey of artificial neural network in wind energy systems," *Appl Energy*, vol. 228, pp. 1822–1836, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.07.084.
- [13] G. Helbing and M. Ritter, "Deep Learning for fault detection in wind turbines," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 98. Elsevier Ltd, pp. 189–198, Dec. 01, 2018. doi: 10.1016/j.rser.2018.09.012.
- [14] Z. Li, F. Liu, W. Yang, S. Peng, and J. Zhou, "A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, and Prospects," *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, pp. 1–21, 2021, doi: 10.1109/TNNLS.2021.3084827.
- [15] M. Mishra, "Convolutional Neural Networks, Explained," *Towards Data Science*, Aug. 26, 2020. <https://towardsdatascience.com/convolutional-neural-networks-explained-9cc5188c4939> (accessed Nov. 13, 2022).
- [16] M. Khan, T. Liu, and F. Ullah, "A new hybrid approach to forecast wind power for large scale wind turbine data using deep learning with tensorflow framework and principal component analysis," *Energies (Basel)*, vol. 12, no. 11, Jun. 2019, doi: 10.3390/en12122229.
- [17] Tensorflow, "Time series forecasting," *tensorflow.org*, Sep. 08, 2022. https://www.tensorflow.org/tutorials/structured_data/time_series?hl=en (accessed Nov. 13, 2022).

Haririk gabeko potentzia-transferentzia: potentzia topologiaren eta maiztasunaren arabeko urpeko galeren analisisia

Iñigo Rozas Holgado, Iñigo Martínez de Alegría, Iñigo Kortabarria, Jon Andreu eta José Luis Martín
Euskal Herriko Unibertsitatea (UPV/EHU), Elektronikan Oinarritutako Ikerkuntza Taldea (APERT), Bilbao
Email: inigo.martinezdealegria@ehu.es

Abstract—The effect of seawater on inductive wireless power transfer (IWPT) systems is discussed in this paper. For this purpose, a development model or kit has been used, which aims to model the effect of salt water when using a resonant IWPT, in order to search for an optimal frequency range for power transfer. Finally, a ferrite core has been added to the model to verify whether it improves transference efficiency. The results obtained show that it is advisable to keep the frequency of the transmission system below 100 kHz so that the power losses in the water are acceptable.

Keywords—Wireless power transfer, inductive, coil, ferrite core, resonant frequency, COMSOL, losses, radiation, AC, DC.

Laburpena: Haririk gabeko energia induktiboa (IWPT) transferitzeko sistemetan itsasoko urak duen eragina aztertzen da artikulu honetan. Horretarako, garapenerako modelo edo kit bat erabili da, IWPT erresonantea erabiltzean ur gazia eraginkortasuna hobetzeko. Azkenik, ferritazko nukleo bat gehitu zaio modeloari, transferentziaren eraginkortasuna hobetzen duen ala ez egiaztatzeko. Lortutako emaitzek erakusten dutenez, transmisio sistemen maiztasuna 100 kHztik behera mantentzea komeni da uretan potentzia galerak onargarriak izan daitezela.

Gako-hitzak: Haririk gabeko potentzia transferentzia, induktiboa, bobina, ferrita nukleoa, maiztasun erresonantea, COMSOL, galerak, erradiazioa, AC, DC.

I. SARRERA

Itsaso zabaleko iturri berriztagarriek aukera handiak eskaintzen dituzte iturri ez-berriztagarriak pixkanaka ordezkatzeko. Energia-iturri horien instalazioa handitzeak energia transferitzeko metodo berrien ikerketa areagotzea dakar, bereziki urpeko eta itsasoko operazioak eta mantentze-lanak hobetzen saiatzeko.

Azken urteotan, haririk gabeko energia transferitzeko

(WPT, Wireless Power Transfer, ingelesez) sistemak aztertu dira. Adibidez, dagoeneko arrakasta handiarekin probatu dira sistema horiek mugikorren kargarako, ibilgailu elektrikoetarako, edota osasun gailu elektronikoetarako. Ondorioz, elektronika eramangarrietarako estandar komertzialak sortu dira gaur egun, hala nola Alliance of Wireless Power (A4WP), Wireless Power Consortium (WPC), Qi estandarrarekin, eta Power Matter Alliance (PMA) estandarrak [1], [2]. Urpeko haririk gabeko potentzia transferentziari (UWPT) dagokionez, urpeko ibilgailu autonomoen (AUV, Autonomous Underwater Vehicles, ingelesez) kargan edo urpeko sentsore finkoetan zentratu dira ikerketak [3]. Urpeko gailuak eskuz kargatzeko edo ordezkatzeko metodo tradizionalak denbora asko behar dute.

Alde horretatik, urpeko plataformetan konektore elektrikoekin karga gauzatzeko aztertzen ari da, eragiketa azkarrago bat lortzeko. Operazio-kostu handia du, baina, alternatiba horrek, eta itsasertzer mugatuta dago [4].

Hainbat aspektu izan behar dira kontutan IWPT sistemen bideragarritasuna bermatzeko, hala nola itsas inguruneak sortzen dituen galera gehigarriak edota korrosioa. Oso eroale ona da ur gazia, eta parametro elektrikoak alda ditzake, hala nola bobinaren erresistentzia eta induktantzia. Horrez gain, sistemen funtzionamendu-maiztasun maximoa mugatzen da. Nabarmendu beharra dago, itsaso azpian, funtzionamendu maiztasun altuek eraginkortasuna asko murrizten dutela [4].

Haririk gabeko energia-transferentziaren eraginkortasuna hobetzeko, ferritazko nukleoa blindatzea proposa liteke.

Hori guztia kontuan hartuta, argi dago metodo berriak bilatu behar direla eraginkortasuna hobetzeko, hau da, sistemen galerak murrizteko, UWPT sistemak bideragarriak izan daitezela bilatu behar dira errendimendu hobea lortzeko eta sistemen galerak mugatzeko, UWPT sistema bideragarria izan dadin.

II. HARIRIK GABEKO ENERGIA TRANSFERITZEKO METODOAK

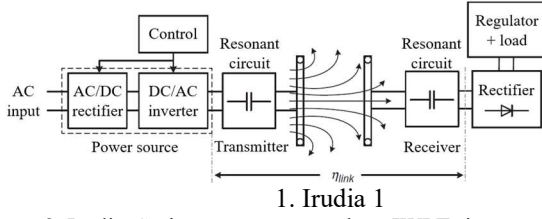
Hainbat metodo erabili izan dira, aplikazioaren arabera, haririk gabe potentzia transferitzeko [5]: Irrati-maiztasun uhinak, lotura optikoa, ultrasoinuak, potentzia-transferentzia kapazitiboa eta haririk gabeko potentzia-transferentzia induktiboa (IWPT), besteak beste. Azken metodo horretan zentratzen da artikulu hau. Faraday-ren indukzio-legearen arabera, denboran aldakorra den eremu magnetikoa partekatzen duten bi bobinen artean potentzia haririk gabe transferitzean oinarritzen da IWPT teknika. Bobinen arteko akoplamendu koefizientearen (k) arabera, askea edo estuki lotua izan daiteke sistema. Akoplatutako sistemetan, $k=1$ inguruko balioak lortzen dira. Aldiz, $0,01 - 0,5$ artekoa da k -ren balioa akoplatu baxuetan. Azken kasu horretan, bobinen arteko distantzia horien tamainuarekiko handia izateak, edota oso iragazkorra ez den ibilbide bat izateak (ferrita-nukleoa, adibidez) eragiten du akoplamendu-koefizientearen balio baxua [6]. Bobinak erresonanteak izan ohi dira eraginkortasun-galerako konpentsatzeko.

III. HARIRIK GABEKO POTENTZIA TRANSFERENTZIA INDUKTIBOA

A. Sistemen osagaiak

Bi bobinadun IWPT sistema simple batean, potentzia iturri batek igorlea elikatzen du. Igorleaz aparte, transmisore unitateak, bi bobinak eta hargailu batek osatzen dute sistema,

1. irudian erakusten den bezala. Normalean, motako bihurtailu batek osatzen du potentzia-iturria, AC elikadura iturri aldakor bat osatuz. Bobinek erresonatu egin dezakete sistemaren eraginkortasuna hobetzeko [6].



1. Irudia 1

2. Irudia. Seriean erresonantzen duen IWPT sistemaren zirkuitua.

Sistema erresonantea edo ez-erresonantea izan daiteke. Hainbat ikerketak erakusten duten bezala, eraginkortasuna handitzeko sistema erresonantea izatea da egokiena [6],[7]. Zehazki, 2. irudiko sistemak seriean erresonantzen du.

Bobinek kapazitate parasitua dute, eta horrek eragin handia du beren maiztasun-ezaugarrietan. Bobinaren aldaketa eragiten du kapazitate horrek maiztasun handiko AC korranteak ezartzen direnean [8]. Induktantziak maiztasun jakin batean erresonantzen du kapazitatearekin, maiztasun autoerresonantea deitzen zaiona. Hortaz, C_1 eta C_2 kapazitateak behar bezala hautatu behar dira induktoreak ω_0 erresonantzia-maiztasunean erresonantzeko..

$$\omega_0 = \frac{1}{\sqrt{LC}} \quad (1)$$

Inpedantzia islatuaren teorian Q kalitate-faktorea da beste parametro garrantzitsu bat [7].

$$Q = \frac{1}{R} \sqrt{\frac{L}{C}} \quad (2)$$

Aurretik deskribatu den k koefizientea M elkarrekiko inpedantziaren bidez adieraz daiteke [7]. Akoplatutako induktoreak kontuan hartu behar dira horretarako. Honelaxe definitzen da M parametroa:

$$M = k\sqrt{L_1 L_2} \quad (3)$$

Bestalde, honelaxe definitzen dira lotura-eraginkortasuna eta lotura-eraginkortasun maximoa [6]:

$$\eta_{link} = \frac{k^2 Q_1 Q_2}{\left(1 + k^2 Q_1 Q_2 \frac{\alpha}{\alpha + 1}\right)} \frac{\alpha}{(\alpha + 1)^2} \quad (4)$$

$$\eta_{link-max} = \frac{k^2 Q_1 Q_2}{\left(1 + \sqrt{1 + k^2 Q_1 Q_2}\right)^2} \quad (5)$$

Non karga faktorea $\alpha = \frac{Q_L}{Q_2}$ den

Gauzak horrela, $k^2 Q_1 Q_2$ eta α -ren menpekoea da eraginkortasuna, eta horren balio maximoa $k^2 Q_1 Q_2$ -ren araberakoa da bakarrik. Adierazpen matematiko hori konstantea bada, eraginkortasuna maximizatzen duen karga faktore bat existituko da. Era berean, $k^2 Q_1 Q_2$ handituz, loturaren eraginkortasun maximoa handitzen da. Beraz, WPT sistemak eraginkorragoak izango dira zenbat eta gehiago handitu bobinen kalitate-faktoreak [6].

Urpeko haririk gabeko energiaren transmisiorako lehen sistemak 90eko hamarkadan proposatu ziren teorikoki, [9]. erreferentziako patentea, esaterako.

Bi bloke nagusitan sailka daitezke UWTPak: AUVen kargarako erabiltzen direnak eta sentsore-sistemen kargarako erabiltzen direnak. Hala ere, literatura zientifikoa aurkitutako erreferentzia gehienek AUVak kargatzeko aplikazioak aztertzen dituzte [3], [4], [10] [11], [12], [13], [14], [15], [16]. Oro har, maiztasun handiko funtzionamendua ez da aztertzen lan horietan guztietan, eta 200 kHz azpitik mantentzen da beti.

A. Sistemaren deskribapen orokorra

WPT sistema induktibo arrunten eskemari jarraitzen dio UWPT sistema baten egiturak. Ezberdintasun nagusia da itsas inguruneak sistemaren eraginkortasuna mugatzen duela, batez ere loturan. Uraren ingurune dinamikoa dela eta, denborarekiko aldakorra izango da k akoplamendu koefizientea. Horrez gain, urpeko inguruneak asko zailtzen du igorlearen eta hartzailearen arteko komunikazioa. Beraz, aldatu egin behar dira kontrol-metodoak, hartzaileak eta igorleak bakoitzak bere informazioarekin soilik funtzionatu ahal izateko [4].

B. Urpeko bobinaren analisisa

Parametro batzuk kontuan hartu behar dira potentzia transferentziaren eraginkortasuna hobetzeko. Hauexek dira airean zein itsasoko uretan kontuan hartu beharreko parametro nagusiak:

1) Bobinaren topologia eta diseinu-parametroak

Urpeko aplikazioetarako topologia egokiena zehaztea beharrezkoa da bobinaren diseinuaren berezko ezaugarriak optimizatzeko. Bobinaren erradioa, bira-kopurua edo hariaren diametroa bezalako parametroak oso garrantzitsuak dira ere.

Oro har, bobina espiral zirkularrak dira ohikoenak horien simetria, analisi sinplea eta fabrikazio-prozesua direla eta. Hala ere, helize motako bobina konikoak, bobina angeluzuzenak eta bestelako topologia berritzaileak ere erabil daitezke [4], [6], [15], [16]. Adibidez, parametro berdinak dituen espiral motako bobina baten eta helize motako bobina baten arteko konparaketa egiten da [2] erreferentzian. Lan horretan, espiral motako bobinak eraginkortasun hobea duela frogatzen da. Artearen egoeran azken aldian proposatu diren topologia berrien konparaketa bat aurki daiteke [15] erreferentzian.

Egiturari dagokionez, solidoa, xafla, litz edo tubularra izan daiteke bobina, eroale borobil solidoa izanik gehien aplikatu eta aztertu izan dena. Litz hariak ere eraginkorrak izan daitezke AC erresistentzia murrizteko, eta horrelako bobinak sarri aukeratu izan ohi dira airean, MHz-en ordenan funtzionatzeko [6]. Autoinduktantziak edo muga geometrikoak bezalako faktoreek zehazten dute bobinaren tamaina. Erresonantzia maiztasuna handituz, bobinen tamaina murrizt daiteke [6].

Hala ere, horrek galerak areagotu ditzake, batez ere itsasoko ura bezalako medio eroalean. Hori dela eta,

konpromiso bat aurkitu behar da diseinu-parametro horien artean.

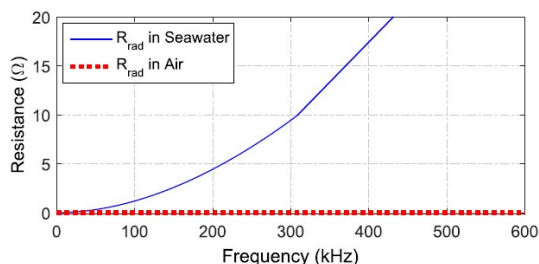
2) Bobinaren inductantzia eta loturaren dimentsioa

Itsaso azpian, igorlearen eta hartzailearen arteko lotura dimentsioa handitzen bada, lotura magnetikoaren akoplamendua nabarmen murrizten da airearekin alderatuta [4]. Akoplamendu-faktorea handiagoa da bobinak hurbilago jartzen direnean. Bobinak hurbilago daudenean (1-5 mm), akoplamendu optimoa lortzen da haien tamaina berdinak badira. Distantzia handitzen denean, berriz, akoplamendua optimizatzen duen azalaren arteko erlazio jakin bat dago [6]. Hartzailearen erradioa igorlearen erradioak baino txikiagoa izan behar du kasu horretan.

3) Bobinaren erresistentzia

Bobina baten erresistentzia osoa bere korrante zuzenaren (R_{DC}) erresistentziaren, korrante alternoaren erresistentziaren (R_{AC}), azalaren efektuaren eta erradiazio erresistentziaren (R_{rad}) batura da. Teorian, R_{AC} eta R_{DC} bobinaren konfigurazioaren arabera dira soilik. Horiek diseinu egoki baten bidez murriztu daitezke. Kalitate-faktorea funtsezko parametroa denez, korrante alternoaren erresistentzia murriztu behar da, bobinaren inductantzia areagotuz. Beraz, parametro horien arteko konpromisoa aurkitu behar da [6].

Hala ere, itsasoko ura eroalea denez (4-6 S/m), korrante ertainak eragingo dira bobinek sortzen duten denboran aldakorra den eremu magnetikoan [4]. Bestalde, ur azpian erradiazio-erresistentzia ager daiteke..



3. Irudia. R_{rad} -en alderaketa itsasoko uretan eta airean garatutako kasu baterako [4].

Alde horretatik eta [4] erreferentzian egindako simulazioak kontuan hartuta, erradiazio-erresistentziaren maiztasunarekiko dependentzia erakusten du 3. irudiak. Maiztasuna handitzen denean, R_{rad} -en ondoriozko galerak areagotzen dira. Arazo bat erakusten du horrek, maiztasun altuagoek bobina, transmisore eta hargailuak osatzen dituzten zirkuituak txikiagoak izatea ahalbidetzen baitute. Hurrengo formulak itsaso azpian dagoen R_{rad} -en balioa definitzen du espiral motako bobina zirkularretarako [17]:

$$R_{rad}^{sea} = \omega\mu a \left[\frac{4}{3}(\beta a)^2 - \frac{\pi}{3}(\beta a)^3 + \frac{2\pi}{15}(\beta a)^5 - \dots \right] \quad (6)$$

non a begitzaren erradioa den (m-tan adierazita), μ ingurunearen iragazkortasuna, ω maiztasuna (radianetan), $\beta = (\omega\mu\sigma/2)^{1/2}$, non σ eroankortasuna den.

4) Lerrokatze okerra

Itsas ingurunea dinamikoa denez, lerrokatze okerrak saihestea airean baino zailagoa izan daiteke. Lerrokatze desegokiak inductantziaren eta akoplamendu-koefizientearen murrizketa dakar [4]. Lerrokatze okerrari toleranteak diren sistemak berriki aztertzen hasi dira [18].

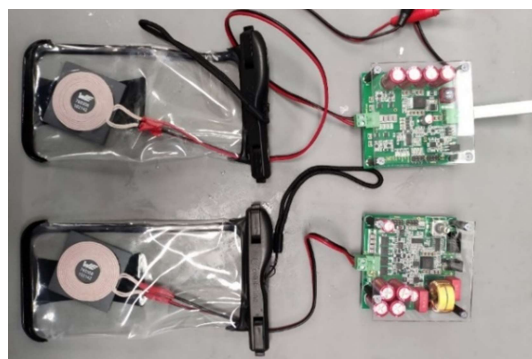
5) Ferritazko nukleoa

Akoplamendu-faktorea handitzeko beste aukera bat da ferritazko nukleoak erabiltzea. Fluxu magnetikoaren lerroek materiala erreluktantzia baxuagoarekin zeharkatzen dutenez, bobinetan ferritazko nukleo oso iragazkorak jartzeak akoplamendua eta inductantzia handitzen lagundu dezakete. Ferritazko nukleoaren beste ezaugarri bat materialaren blindajea da, eremu magnetikoa itxita mantenduz. Osasun eta segurtasun-neurriak hobetzen lagundu dezake horrek [6].

Saturazio-fluxu handiko, AC galera baxuko eta erresistentzia eta iragazkortasun handiko ferritazko materialak dira WPT sistemetarako aukeratu direnak. Normalean, MnZn eta NiZn aleazioak erabiltzen dira [6].

V. UWPT BATEN EREDUA COMSOLEN

Würth Elektronik (WE) eta Infineon Technologies-en 200W-ko WPT garapen-kit (4. irudia) baten bobina modelatu da COMSOL softwarearen bidez. Qi estandarra betetzen du kit horrek, eta elektronika eramangarrirentzako maiztasun baxuko kargagailu gisa erabiltzeko pentsatuta dago. Hala ere, eskala txikiko urpeko WPT sistema gisa erabili da lan honetan.



4. Irudia. WE eta Infineon-en WPT garapen-kita.

Taula I. Esperimentuen inguruneak COMSOL-en

PARAMETROA	Itsas- -ura	Airea	Kobrea	Ferrita
Iragazkortasun erlatiboa	1	1	1	5000
Permisibitate erlatiboa	80	1	1	1
Eroankortasun elektrikoa (S/m)	5.5	$6 \cdot 10^{-7}$	$6 \cdot 10^7$	$1 \cdot 10^{-6}$

Itsasoko uraren parametroak [19]-en egindako aurkikuntzetatik zehaztu ziren. Ura magnetikoa ez denez, iragazkortasuna hutsaren berdina da, bere iragazkortasun erlatiboa 1 izanik. Bobinaren geometria espiral motakoa zen, haien parametroak honako hauek izanik:

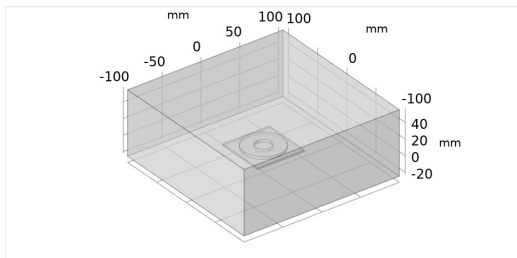
Taula II. COMSOL ereduko bobinaren geometria.

PARAMETROA	Balioa	Unitatea
Buelta zenbakia	20	l
Bueltaren sekzio eremua	π	mm ²
Bobinaren kanpoko erradioa	25	mm
Bobinaren barne erradioa	10	mm
Bobinaren lodiera	3	mm
Ferrita luzera (karratua)	60	mm
Ferrita lodiera	2	mm

Itzasoko ura euskarri eroalea denez, potentziaren transferentzian sortzen den eremu magnetikoak denboran aldatzen den korrante iraulkiak sor ditzake. Hala ere, bere eroankortasuna eroale baten eroankortasuna baino askoz txikiagoa da eta bere eragina aztertu behar da.

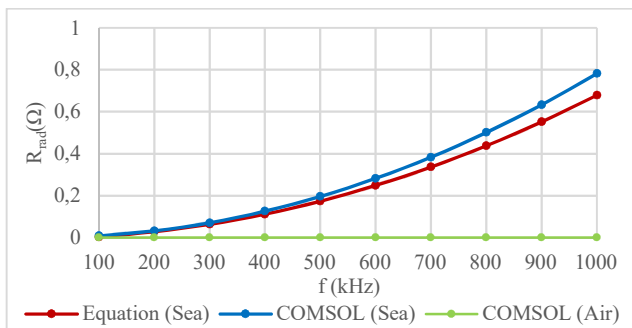
A) Bobina bakarreko kasua

Lehen ikerketa, bobina bakar batek airean eta ur gazian sortzen diren potentzia galeren alderaketa ikustea izan zen. Wurth-en bobinetako baten 3D ereduan oinarrituta, COMSOL-en frogatu zen. Azterketa, maiztasun domeinuan egin zen, AC/DC eremu magnetikoen moduluan. Hartan, miaketa parametrikoki egin zen 100-1000 kHz maiztasunetarako, 100 kHz-ko urratsekin. Gainera, proba 6,78 MHz-rako egin zen ere, A4WP estandarretan bezala.

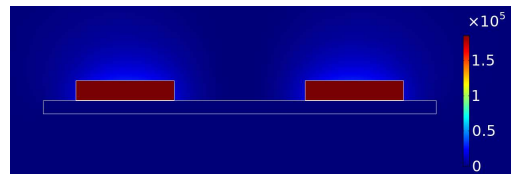


5. Irudia. Bobina baten geometria.

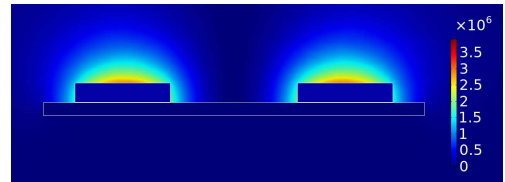
Geometria ezarri eta materialak ezarri ondoren (5. irudia), bobina eremu magnetikoaren modulua azpian definitu zen. Bira anitzeko bobina homogeneizatu gisa ezarri zen 10,5 A eta 20 birako korrante kitzikapenarekin. Bobinaren azterketa itsasoko-urez eta airez inguratuta egin zen. Esperimeto hauetatik, maiztasunarekin zirkuitu irekian itsasoko ura inguratzen ari bada, potentzia-galerak nola handitzen ziren erakutsi zen. Balioak 6. irudian ikusi ahal dira.



6. Irudia. Bobina batekin R_{rad} vs maiztasuna.



7. Irudia. Galera bolometrikoen dentsitatea. Bobina 1. f=100kHz.

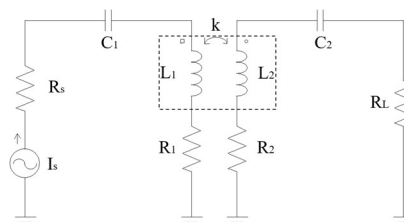


8. Irudia. Galera bolometrikoen dentsitatea. Bobina 1. f=1000kHz.

Bestalde, airearen erradiazioarekin galerak zerotik gertu zeuden eta erresistentzia konstantea zen. Maiztasun desberdinetarako galeren formaren eta itsasoko uraren gehikuntzaren adibide gisa, 7. irudian eta 8. irudian 2D ebaketa-planak eskaintzen dira. Gainera, bobinaren inдукtantzia 49,225 μH-koa dela aurkitu zen. Balio hori bi bobinetako geometriaren erabili zen kondensadorearen erresonantzia erreferentzia-balio gisa.

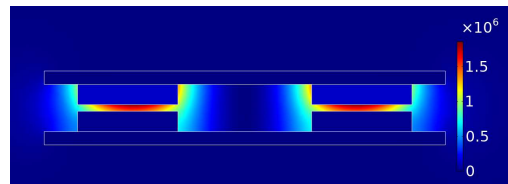
B) Bi bobinen arteko potentzia transferentziaren kasuan

Eredua bobina batekin frogatu ondoren, bobina bera bikoiztu eta aurreko bobinaren gainean jarri zen, bien artean potentzia transferentzia egiterakoan sortzen diren potentzia galerak ur gazian eta maiztasunaren menpe aztertzeke. Ereduan, serieko erresonantzia-zirkuitu elektrikoa gehitu zen.



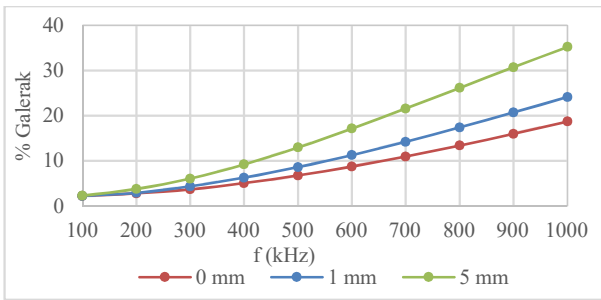
9. Irudia. Bi bobinen IWPT zirkuitu eskema.

Lehen proba hau 0 mm, 1 mm eta 5 mm-ko bobinen arteko separazio distantzia edo lotura-dimentsiorako egin zen. Korrantea potentziaren eragina galeretan probatzeko aldatu zen, potentzia-balioak gero eta handiagoak lortuz eta galerak ehunekotan egiaztatuz. Bobinaren balioa finkoa denez (49,225 μH), maiztasun bakoitzerako kondensadorearen balioa aldatu zen, erresonantzia baldintza mantentzeko..



10. Irudia. Galera bolometrikoen dentsitatea. 2 Bobina. 1000kHz

Transmisio potentzia berdina mantenduz, galera-portzentajea erakusten dira 11. Irudian. Ikus daitekeenez, galerak handiagoak ziren maiztasuna eta lotura-dimentsio handitzean.

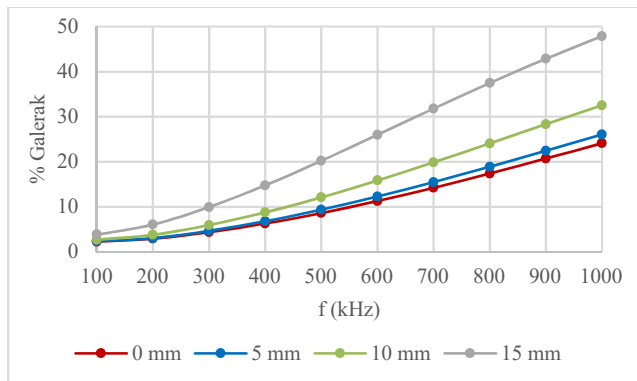


11. Irudia. Maiztasun eta distantzia desberdinetarako galerak.

Galera onargarriak 100-200 kHz-en artean aurkitzen dira, eta hortik gora oso balio altuak hartzen dute. 6,78 kHz-ko galerak % 94ra iritsi ziren (grafikotik kanpo behaketa hobea izateko). Horrek iradokitzen du ur gazian maiztasuna 100-200 kHztik behera mantendu behar dela, R_{rad} maiztasunarekin esponentzialki handitzen baita, eta 6.8 MHzko maiztasun estandarrek erabilezinak direla itsas azpian.

C) Bi bobinen geometria: Okerreko lerrokatzea

Loturaren dimentsioaz gain, 5, 10 eta 15 mm alboko okerreko lerrokatzea frogatu zen.



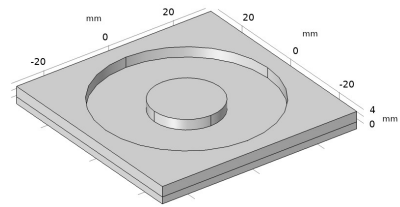
12. Irudia. Galerak maiztasun eta lerrokatze okerragatik.

Aurretik azaldu den bezala, lerrokatzeak sistemaren eraginkortasun orokorra murriztu egiten du.

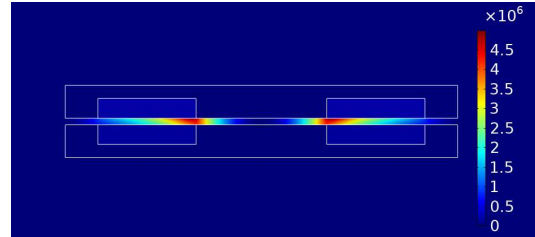
D) Ereku magnetikoa ferrita nukleoz itxita

Potentzia transferentzia hobetzeko, normalean airean libre egiten den transferentzia ferritazko nukleo magnetiko batekin mugatu zen eremu magnetikoaren hedadura murrizteko. Nukleo berriaren geometria 13. irudian aurkezten da. Bobina bakoitzak honelako nukleo batekin inguratzen da, zatitutako transformadore bat bezala lan eginez. Bi proba egin ziren, 1 mm-ko eta 0 mm-ko loturarako, azken hau estu loturik dagoen sistema gisa.

1 mm-koaren kasuan, galerak murriztu ziren nukleorik gabeko kasu berarekin alderatuta, maiztasun-balio guztietarako, 100-200 kHz-ko tarterako izan ezik. 500 kHz-era arteko maiztasunek galera jasagarriak zituzten, baina hortik gorakoak handiegiak ziren, % 80ra iristen ziren 6,78 MHz-rako. Hori ikus daiteke 15. irudian.

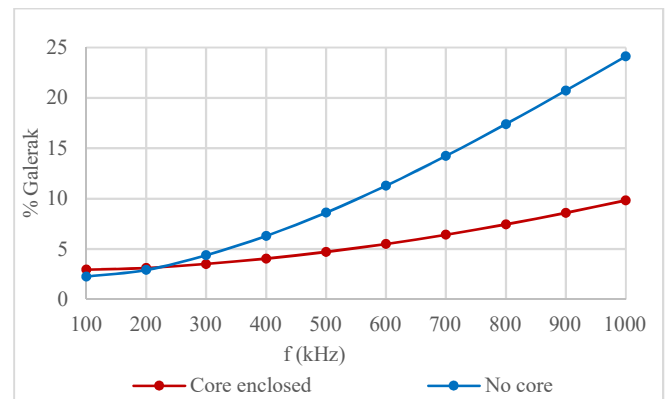


13. Irudia Ferrita nukleo itxiaren geometria.



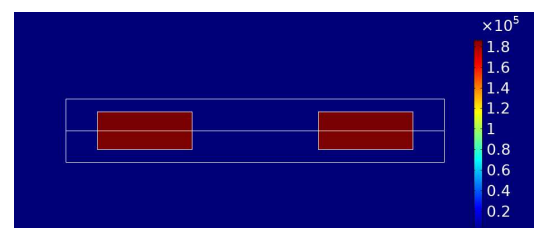
14. Irudia. Nukleo itxia duten bi bobina: Galera bolumetrikoko dentsitatea. $f = 1000\text{kHz}$ eta 1mm.

Honen arrazoia izan daiteke R_{AC} ferrita nukleoa gehitzen denean handitu egiten dela baina R_{rad} murrizten da, bobinak itsasoko urarekin kontaktu gutxiago duelako eta korrante iraulki gutxiago sortzen direlako.

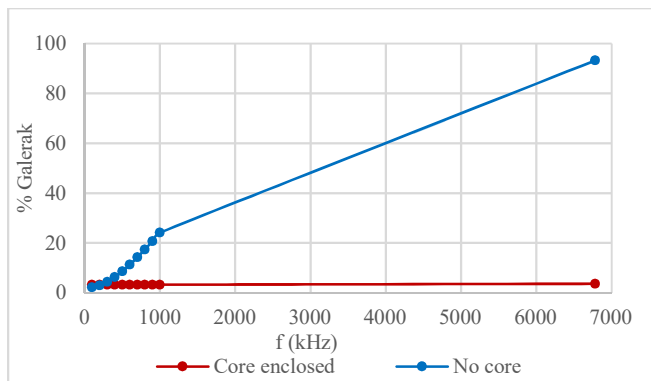


15. Irudia. Galerak nukleo itxiarekin eta nukleo gabe. 1 mm..

Bestalde, 0 mm-ko banaketa distantziarekin, galerak R_{AC} eta R_{DC} -ra murriztu ziren, R_{rad} arbuigarriak izanik. Horrek iradokitzen du inguratzen duen ferrita nukleoak bobinek ingurunearekin duten elkarrekintza saihesten duenez, ez dela korrante iraulkia sortzen. Sistemaren galera bakarrak bobinaren berezkoak dira 16. irudian ikusten den moduan. Berriz ere, 100-200 kHz-rako, R_{AC} altuagoak nukleorik gabeko kasua eraginkorragoa egiten du, baina beste edozein maiztasunetarako, galerak % 3-4 tartean mantentzen dira.



16. Irudia. Nukleo itxia duten bi bobina: Galera bolumetrikoko dentsitatea. $f = 6,78\text{ MHz}$ eta 1 mm.



17. Irudia. Galerak nukleo itxiarekin eta irekiarekin. 0 mm.

VI. ONDORIOAK

Ikuspegi elektromagnetikotik IWPT-a itsasoko ur-ingurunean aplikatzea posible dela dirudi. 100-200 kHz maiztasunetik behera ur gazian galera onargarriak sortzen dituzten aukera dira ferrita nukleo inguratzailerik gehitzen ez bada. Ferrita nukleo bidez bobinak inguratzen badira 300-500 kHz bitarteko maiztasunak aplika litezke igorlearen eta hargailuen unitateen tamaina murrizteko.

Sistema hauek lotura-dimentsio ahalik eta txikiena izan behar dute galerak murrizteko, eta lerrotatze desegokiak saihestu behar dituzte potentzia transferentzia hobea izateko. Nolanahi ere, 5 mm-rainoko transmisio distantzia eta 5-10 mm-ko lerrotatze okerrak onar daitezke funtzionamendu-maiztasuna emandako tartean mantentzen bada.

A4WP, WPC, Qi eta PMA estandarren maiztasun tartekak itsaso azpian egokitu beharko liriateke eraginkortasun onargarria mantentzeko potentzia transmisioan.

VII. ERREFERENTZIAK

- [1] A. Dukju and P. P. Mercier, "Wireless Power Transfer With Concurrent 200-kHz and 6.78-MHz Operation in a Single-Transmitter Device," *IEEE Transaction on Power Electronics*, vol. 31, no. 7, pp. 5018-5029, 2016.
- [2] X. Lu, D. Niyato, P. Wang, D. I. Kim and Z. Han, "Wireless Charger Networking for Mobile Devices: Fundamentals, standards, and applications," *IEEE Wireless Communications*, vol. 22, no. 2, pp. 126-135, 2015.
- [3] S. Lukashov, "A Self-Tuning 100 Watt Wireless Power Transfer System," Massachusetts Institute of Technology, Massachusetts, 2017.
- [4] T. Orekan, P. Zhang and C. Shih, "Analysis, Design and Maximum Power-Efficiency Tracking for Undersea Wireless Power Transfer," *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, vol. 6, no. 2, pp. 843-854, 2018.
- [5] C. R. Teeneti, T. T. Truscott, D. N. Beal and Z. Pantic, "Review of Wireless Charging Systems for Autonomous Underwater Vehicles," *IEEE JOURNAL OF OCEANIC ENGINEERING*, vol. 46, no. 1, pp. 68-87, 2021.
- [6] M. Etemadzaei, «Wireless Power Transfer,» de *Power Electronics Handbook*, Butterworth-Heinemann, 2018, pp. 711-722.

- [7] G. Yilmaz and C. Dehollain, *Wireless Power Transfer and Data Communication for Neural Implants. Case Study: Epilepsy Monitoring*, Cham: Springer, 2017.
- [8] T. Sun, X. Xie and Z. Wang, *Wireless Power Transfer for Medical Microsystems*, New York: Springer, 2013.
- [9] K. W. Klontz, D. M. Divan, D. W. Novotny and D. Lorenz, "Submersible Contactless Power Delivery System". United States Patent 5,301,096, 5 April 1994.
- [10] Z.-s. Li, L. De-jun, L. Lin and C. Ying, "Design considerations for electromagnetic couplers in contactless power transmission systems for deep-sea applications," *Journal of Zhejiang University-SCIENCE*, vol. 11, no. 10, pp. 824-834, 2010.
- [11] J.-g. Shi, D.-j. Li and C.-J. Yang, "Design and analysis of an underwater inductive coupling power transfer system for autonomous underwater vehicle docking applications," *Journal of Zhejiang University-SCIENCE C (Computers & Electronics)*, vol. 15, no. 1, pp. 51-62, 2014.
- [12] H. Yoshida, S. Ishibashi, O. Yutaka, M. Sugawara and K. Tanaka, "A Concept Design of Underwater Docking Robot and Development of Its Fundamental Technologies," in *2016 IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicles (AUV)*, Tokyo, 2016.
- [13] G. Chen, Y. Sun, J. Huang, B. Zhou, F. Meng and C. Tang, "Wireless Power and Data Transmission System of Submarine Cable-Inspecting Robot Fish and Its Time-Sharing Multiplexing Method," *MDPI Electronics*, vol. 8, no. 838, 2019.
- [14] J. Zhou, P. Yao, Y. Chen, K. Guo, S. Hu and H. Sun, "Design Considerations for a Self-Latching Coupling Structure of Inductive Power Transfer for Autonomous Underwater Vehicle," *IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRY APPLICATIONS*, vol. 57, no. 1, pp. 580-587, 2021.
- [15] D. Wang, S. Cui, J. Zhang, Z. Bie, K. Song and C. Zhu, "A Novel Arc-Shaped Lightweight Magnetic Coupler for AUV Wireless Power Transfer," *IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRY APPLICATIONS*, vol. 58, no. 1, pp. 1315-1328, 2022.
- [16] Y. Zeng, C. Lu, R. Liu, X. He, C. Rong and M. Liu, "Wireless Power and Data Transfer System Using Multidirectional Magnetic Coupler for Swarm AUVs," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 38, no. 2, pp. 1440-1444, 2022.
- [17] A. Jenkins, V. Bana, G. Anderson, A. Phipps and J. D. Rockway, "Impedance of a Coil in Seawater," in *2014 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium (APSURSI)*, Memphis, 2014.
- [18] Y. Zeng, C. Rong, C. Lu, X. Tao, X. Liu, R. Liu and M. Liu, "Misalignment Insensitive Wireless Power Transfer System Using a Hybrid Transmitter for Autonomous Underwater Vehicles," *IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRY APPLICATIONS*, vol. 58, no. 1, pp. 1298-1306, 2022.
- [19] E. A. Karagianni, "Electromagnetic Waves under Sea: Bow-Tie Antenna Design for Wi-Fi Underwater Communications," *Progress In Electromagnetics Research M*, vol. 41, p. 189-198, 2015.

Modelado De Curvas De Potencia De Turbinas Eólicas Usando Modelos Basados En Teoría De Cópulas

Miguel Angel García-Vaca
Facultad de Informática,
University Computense of Madrid
28040-Madrid, Spain
magvaca@ucm.es

Jesús Enrique Sierra-García
Electromechanical Department,
University of Burgos
09006-Burgos, Spain
jesierra@ubu.es

Matilde Santos
Institute of Knowledge Technology
University Computense of Madrid
28040-Madrid, Spain
ORCID 0000-0003-1993-8368

Abstract— In the study of wind turbines, one of the most relevant and useful indicators is the power curve. It has been shown to be of paramount importance in assessing turbine performance and thereby, reducing operating and maintenance costs. Throughout the varied scientific literature, several techniques have been applied to model and obtain the shape of this curve, which relates the electrical power generated by a turbine to the wind speed. In this paper, we will use statistical copulas to model this curve, a tool used in other fields such as econometrics, and whose potential rests on its ability to capture the complex dependence between the involved variables. In particular, the Gaussian Mixture Copula Model is applied to obtain a probabilistic model of this power curve. This model will be compared with conventional copulas, as well as with the Gaussian Mixture Model, a technique widely used to obtain parametric probabilistic models. As a result of this comparison, it is observed that the Gaussian Mixture Copula Model fits the wind turbine power curve more accurately and reliably.

Keywords— wind turbine, power curve, probabilistic model, statistical copulas, Gaussian Mixture Copula.

Resumen— En el estudio de las turbinas eólicas, uno de los indicadores más relevantes y con mayor utilidad es la curva de potencia. Se ha demostrado que tiene una importancia capital para evaluar el rendimiento de las turbinas y con ello reducir los costes de operación y mantenimiento. A lo largo de la diversa literatura científica, se han venido aplicando diversas técnicas para parametrizar y caracterizar la forma de esta curva que relaciona la potencia eléctrica generada por una turbina con el viento disponible. En este artículo, nos basaremos en las cópulas estadísticas, herramienta usada en otros campos como la econometría, y cuyo potencial se basa en su habilidad para capturar la compleja dependencia entre las variables implicadas. En concreto se aplica el modelo de cópula de mezclas gaussianas para obtener un modelo probabilístico de la curva de potencia. Se comparará este modelo respecto a otras cópulas clásicas, así como respecto al modelo de mezclas gaussianas, técnica ampliamente usada para obtener modelos probabilísticos paramétricos. Como resultado de esta comparación se observa que el modelo de cópula de mezclas gaussianas supone una ventaja respecto a las otras técnicas mencionadas para modelar de forma más precisa y fiable la curva de potencia de la turbina eólica.

Palabras clave— turbina eólica, curva de potencia, modelo probabilístico, cópulas estadísticas, cópula de mezclas gaussianas.

I. INTRODUCCIÓN

El sector energético es considerado uno de los sectores estratégicos y más importantes en cualquier país, y por tanto posee una notable proyección de futuro. En este sentido, durante las últimas décadas se han venido realizando notables esfuerzos para hacer una transición gradual de las distintas fuentes de energía tradicionales hacia opciones más sostenibles y limpias para el medioambiente, así como dotar a estas de tecnologías de mejoras de eficiencia [1]. Entre estas fuentes de energía se halla en lugar destacado las turbinas eólicas, tanto las ubicadas en plataformas flotantes marinas (*off-shore*) como las ubicadas en tierra firme (*on-shore*). Sin embargo, para hacer rentable la generación de energía eléctrica con estas infraestructuras, es necesario dotarlas de herramientas que permitan evaluar y por consiguiente maximizar el rendimiento, reduciendo con ello los costes asociados a su operación y mantenimiento.

Se ha observado que uno de los mejores indicadores para evaluar las condiciones de funcionamiento de una turbina es su curva de potencia [2], que relaciona la potencia eléctrica generada en función del viento disponible en ese momento. Es una función única para cada turbina específica. No obstante, modelar esta curva no constituye una tarea sencilla dado que la forma de ésta no sólo es no lineal y compleja, sino que además es fuertemente dependiente de las condiciones ambientales del lugar donde se ubica y de los métodos usados en la adquisición de las variables implicadas. Por ello, un enfoque acertado es el uso de algoritmos guiados por datos (*data-driven*) [3].

En este trabajo nos enfocaremos en aplicar modelos de cópulas gaussianas (GMCM) para encontrar un modelo probabilístico paramétrico de la curva de potencia que nos permita estimar el valor esperado de la potencia generada, así como su incertidumbre asociada. A fin de comparar la idoneidad de la técnica propuesta, se comparará con uno de los métodos más extendidos: el modelo de mezclas gaussianas.

La estructura del trabajo es la siguiente. En esta Sección I se contextualiza el trabajo y se incluye un breve estado del arte. En la Sección II se describe la metodología aplicada y las métricas usadas para la evaluación del modelo. En la Sección III se presentan los datos usados y el preprocesamiento realizado sobre ellos. La Sección IV está dedicada a la discusión de los resultados. El artículo termina con las conclusiones y futuras líneas de investigación.

A. Trabajos relacionados

Partiendo de enfoques diferentes, en la amplia y diversa literatura disponible se han venido aplicando multitud de técnicas para enfrentarnos al problema de caracterización de la curva de potencia de una forma sencilla y confiable. En [4] se realiza una revisión de las últimas técnicas aplicadas para el modelado *data-driven* entre ellas destacan: redes neuronales, máquinas de vectores soporte, modelos probabilísticos o árboles de decisión. De entre todos ellos, aquellos que se enfocan en estos algoritmos basados en datos para obtener el modelo probabilístico de la curva de potencia podemos destacar los siguientes.

En [5], para una turbina ubicada en tierra (*on-shore*) se propone usar regresión de procesos gaussianos para estimar tanto la curva de referencia como el ángulo de cabeceo o la velocidad del rotor en función del viento. Con similar técnica, para una turbina *on-shore* con control del cabeceo (*pitch control*), en [6] se mejora la regresión de procesos gaussianos incorporando como variables adicionales la cizalladura y turbulencia del viento. En [7] se demuestra como las cópulas empíricas son capaces de modelar la función de densidad de probabilidad de la curva de potencia. Esto se aplica a dos aerogeneradores terrestres libre de fallos ubicados en Escocia. Así mismo, en [8] se aplica una red neuronal autosupervisada llamada regresor de mapeo generalizado (GMR), una red perceptrón multicapa y una red neuronal de regresión general (GRNN), para estimar la relación de la curva de potencia, y se aplica a una granja eólica durante un año entero y se monitorea las desviaciones entre la potencia predicha por estos modelos y la observada. Por otro lado en [9] se aplica máquina de vectores soporte multiclase (SVM) para modelar una turbina eólica con datos simulados en varios escenarios de fallo de la turbina relacionados con su sistema de control del ángulo de cabeceo.

Como se puede observar, se ha aplicado diversas técnicas para el modelado de la curva de potencia usando datos, la mayoría con técnicas de ML. Sin embargo, es deseable obtener no sólo un modelo sino también una estimación de la incertidumbre asociada, que es lo que se plantea en este trabajo.

II. METODOLOGÍA

A. Modelos de mezcla gaussiana

Los métodos de mezclas finitas se usan para describir la distribución de probabilidad de una población consistente en varios agrupamientos o clústeres con distintas distribuciones subyacentes. Como su propio nombre indica, se asume que la población total es la mezcla finita de varias componentes o modos independientes. En el caso de variables continuas, podemos asumir que todos los clústeres se modelan como distribuciones gaussianas, cada una de ellas con parámetros diferentes (media y covarianza). A esta técnica se la conoce como modelo de mezclas gaussianas (GMM) [10][11].

Para el caso bivariado sea $\psi(x_1, x_2; \theta)$ la función de densidad de probabilidad buscada y θ es el conjunto de parámetros de estas distribuciones gaussianas, se cumple la ecuación (1):

$$\psi(x_1, x_2; \theta) = \sum_{k=1}^M \alpha^{(k)} \phi(x_1, x_2; \theta^{(k)}) \quad (1)$$

donde $\alpha^{(k)}$ es la proporción de mezcla de los M clústeres (la suma de todos los alfa será igual a 1) y $\theta^{(k)}$ los parámetros

(media y covarianza) de cada uno con $\phi(x_1, x_2; \theta^{(k)})$ la densidad de probabilidad de cada modo [11].

Para los cálculos necesarios se ha usado el software Matlab que incluye la función de ajuste predefinida *fitgmdist*, que calcula los parámetros del modelo recogidos en el objeto, *gmdistribution*.

B. Modelos de cópula: Frank copula y GMCM

Las cópulas estadísticas son familias de funciones matemáticas capaces de relacionar variables dependientes con una correlación compleja entre ellas. La utilidad que aportan es que diferencian por un lado las distribuciones marginales y por otro lado como se relacionan entre sí. De acuerdo con el teorema de Sklar [12] que establece los pilares de la teoría de cópulas, la función de densidad de probabilidad buscada para el caso bivariado se puede descomponer según la expresión (2):

$$f(x_1, x_2) = c(u_1, u_2) f_1(x_1) f_2(x_2) \quad (2)$$

Donde f_i denota la función de distribución marginal de la variable i -ésima (x_i), u_i denota la función de distribución acumulada de estas variables y c es la función de cópula que relaciona estas funciones de densidad acumulada.

Existen muchas familias de cópulas paramétricas en la teoría matemática como Clayton, Frank, Gumbel entre otros [13]. La elección de una u otra dependerá de los datos y como es la correlación en sus valores extremos, dicho de otro modo, de la dependencia de colas que presente. Para el caso de la curva de potencia de una turbina eólica, esta presenta una fuerte correlación en ambos valores extremos de la distribución (tanto para valores altos como para valores bajos). Por tanto, una buena elección será la familia de cópulas Frank. De [14] estas funciones de cópula Frank responden a la ecuación (3):

$$c_{Frank}(u_1, u_2, \delta) = \frac{\delta \eta e^{-\delta(u_1+u_2)}}{[\eta - (1-e^{-\delta u_1})(1-e^{-\delta u_2})]^2} \quad (3)$$

donde $\eta=1-e^{-\delta}$ y δ es el parámetro de cópula que mejor se ajusta a nuestros datos. Cuanto mayor sea este valor, la dependencia entre las dos variables será más acusada.

Como se ha descrito anteriormente, en el caso del GMM se supone que las distribuciones de cada uno de los modos que conforman la curva de potencia están normalmente distribuidos, y por tanto tienen forma elíptica. Sin embargo, esta asunción no tiene por qué cumplirse. Para solventar este problema, se usará el GMCM [15] que aplica la teoría de cópulas sobre la técnica GMM. Su ventaja reside en su capacidad para caracterizar modos no elípticos (no gaussianos).

Para el presente caso de una distribución bivariada, según [15] la función de cópula que debemos buscar se denota como se muestra en la ecuación (4):

$$c_{GMCM}(u_1, u_2; \theta) = \frac{\varphi(\phi_1^{-1}(u_1), \phi_2^{-1}(u_2); \theta)}{\varphi_1(\phi_1^{-1}(u_1)) \varphi_2(\phi_2^{-1}(u_2))} \quad (4)$$

donde φ_i denota la función de densidad marginal, ϕ_i^{-1} distribución marginal inversa y θ los parámetros (media y covarianza) de todos los modos junto a las proporciones de mezcla de cada uno de ellos.

Para el cálculo de esta función, se usa el paquete Matlab, así como el código desarrollado en Matlab por Tewari, Giering y Raghunathan [16].

C. Métricas de evaluación

A fin de cuantificar cuál de los tres candidatos considerados se ajusta mejor a nuestra curva de potencia, se calcula el criterio de información bayesiana (BIC) y el error cuadrático medio normalizado por la media (NRMSE).

El BIC es ampliamente utilizado cuando se desea seleccionar entre una gama finita de modelos cuál es el más apropiado [17]. Se calcula a partir del valor de la función de máxima verosimilitud obtenido por el modelo considerado. Para el caso presente de variables continuas, el valor de esta función es igual a la suma del valor que toma la función de densidad de probabilidad condicionada con los parámetros del modelo (θ) en cada uno de los puntos del conjunto de datos. Por tanto, el BIC responde a la ecuación (5):

$$BIC = -2 \sum_{i=1}^N \ln p(x_1(i), x_2(i) | \theta) + p \cdot \ln(N) \quad (5)$$

Donde N representa el número total de puntos y p es el número de parámetros. Para el caso de la copula Frank, $p=1$, dado que el parámetro del modelo es δ en la ecuación (3). Para el caso del GMM y GMCM, el número de parámetros de acuerdo con [18] responde a la ecuación (6):

$$p = m(1 + d + \frac{d(d+1)}{2}) \quad (6)$$

Donde m denota el número de modos o clústeres (en nuestro caso 3) y d denota las dimensiones de los datos (en nuestro caso 2). Por tanto, para el GMCM y GMM, $p=18$.

A tenor de la ecuación (5) se observa cómo esta incluye un factor $p \cdot \ln(N)$ que penaliza modelos demasiado complejos y que podrían conllevar un sobreajuste o pérdida de generalización del modelo. Cuanto menor sea el valor de BIC, mejor será el modelo considerado.

La otra métrica de evaluación usada, el NRMSE, da cuenta del error total cometido por el modelo entre el valor observado y el valor estimado por el modelo. Esta cantidad se calcula según la ecuación (7):

$$NRMSE = \frac{1}{\bar{y}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (7)$$

Donde \hat{y}_i es el valor estimado del modelo para cada punto del dataset, y_i es el valor observado para cada punto del dataset, \bar{y} la media de los datos observados y n es el número total de puntos del modelo. Al igual que el BIC, cuanto menor sea este valor, mejor respuesta obtiene nuestro modelo.

III. DATOS USADOS

Para el presente artículo se usa el dataset de fuente abierta disponible en Kaggle [19] de una turbina eólica onshore ubicada en la granja eólica de Yalova (Turquía). Dicho dataset consta esencialmente de dos variables adquiridas a través de un sistema SCADA con un periodo de adquisición promedio de 10 minutos durante un plazo de un año. Estas variables son potencia eléctrica generada (kW) y viento (m/s).

Para el caso de estudio se usan los datos pertenecientes a agosto y septiembre, que conforman 8425 puntos en total. En la figura 1 se puede visualizar el dataset disponible para estos dos meses:

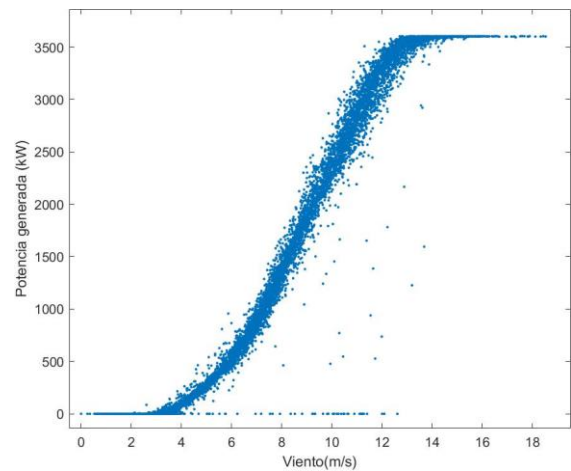


Fig. 1. Conjunto de datos inicial

A. Preprocesado de los datos

Antes de proceder al modelado de la curva de potencia se procede a limpiar los datos de valores anómalos. Esta limpieza se divide en dos fases o partes:

- Eliminación de datos cuya potencia generada sea 0 o negativo, así como datos con valor indeterminado.
- Eliminación de valores atípicos (*outliers*). Estos valores atípicos se caracterizan por estar aislados y no mostrar ningún patrón a priori. Su naturaleza se debe a que dado que los datos se adquieren con un promedio de tiempo de 10 minutos, es posible que en ese intervalo de tiempo la turbina haya cambiado su estado operativo (de encendido a apagado o viceversa) causando un valor promedio de potencia erróneo. Para eliminar estos puntos se divide la curva de potencia en intervalos de 0.5m/s y se calcula su media y desviación estándar tal y como especifica el standard internacional correspondiente, IEC 61400-12-1:2017 [20]. Se considera punto anómalo todo aquel que se desvíe $\pm 3\sigma$ de su intervalo correspondiente.

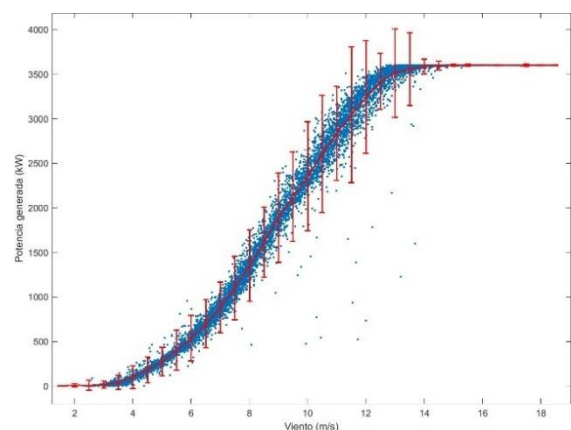


Fig. 2. Conjunto de datos y curva IEC correspondiente

En la figura (2) se observa el dataset una vez realizado el preprocesado de la parte 1, donde la línea roja es la unión de las medias de los intervalos y las barras de error representan 3σ para cada lado de la media del intervalo. Todos los puntos que caen fuera se eliminan.

En figura (3) se puede ver el dataset limpio de valores anómalos y con el que se ha trabajado para evaluar los modelos propuestos. En total se dispone de 7570 puntos.

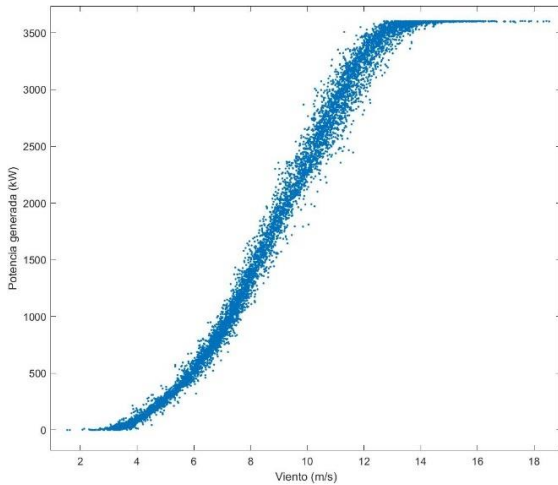


Fig. 3. Conjuntos de datos usado

En la figura 4 y figura 5 se representa los histogramas con las distribuciones marginales del viento y la potencia, respectivamente. Con las líneas rojas se representa el ajuste no paramétrico realizado con la herramienta de Matlab, *ksdensity*.

En la figura 4 se muestra la distribución de los valores del viento.

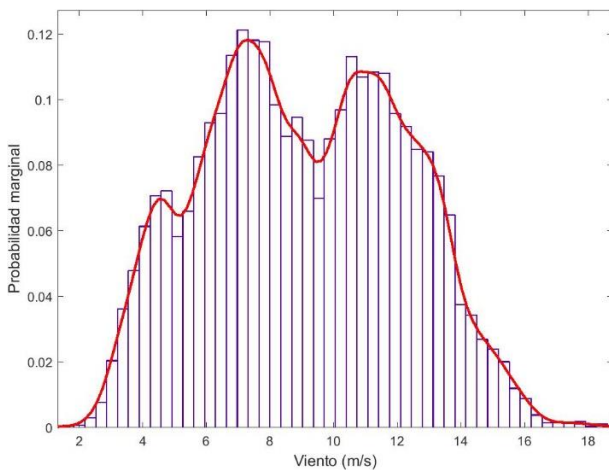


Fig. 4. Distribución marginal del viento

En la figura 5 se muestra la distribución de los valores de la potencia.

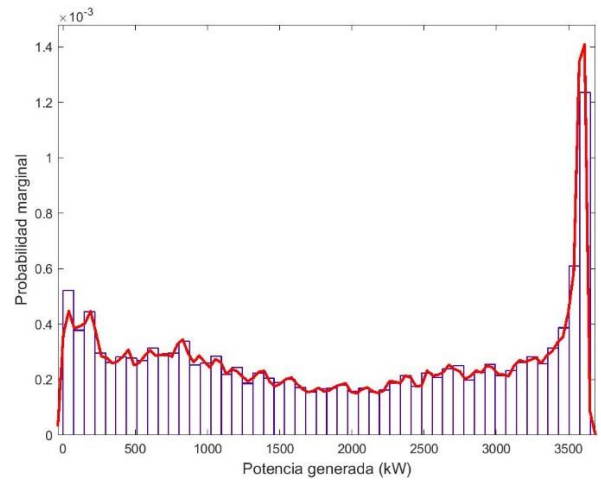
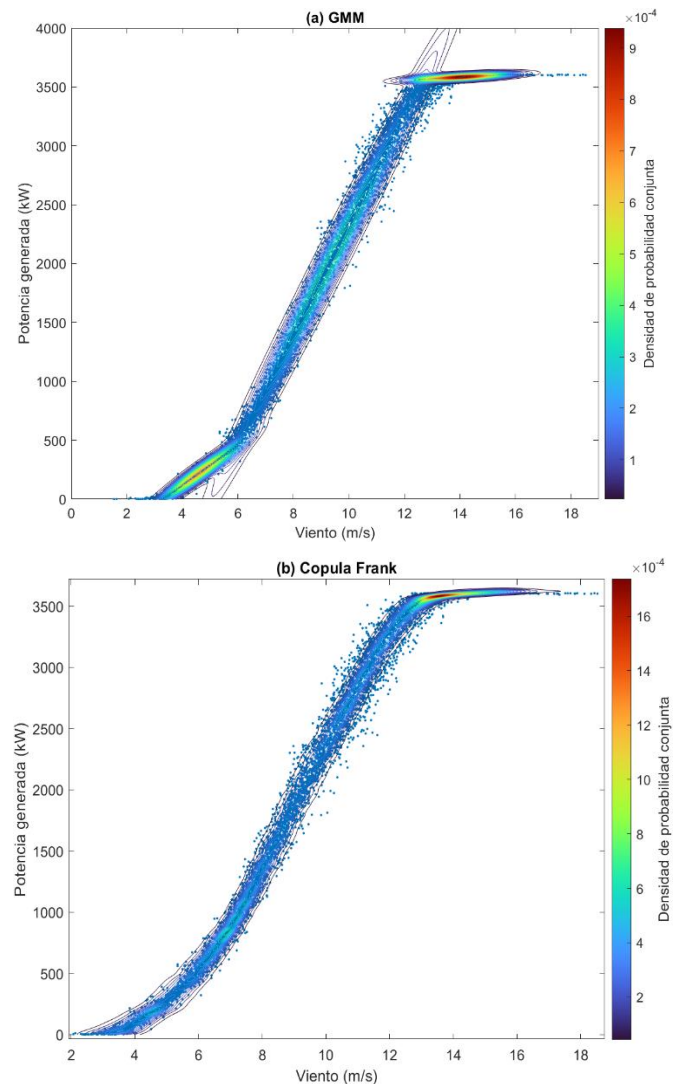


Fig. 5. Distribución marginal de la potencia

IV. RESULTADOS

En la figura 6, (a), (b) y (c) se muestra el resultado para el GMM, Cópula Frank y GMCM, respectivamente. Se representa la densidad de probabilidad conjunta de la curva de potencia superpuesto con el dataset.



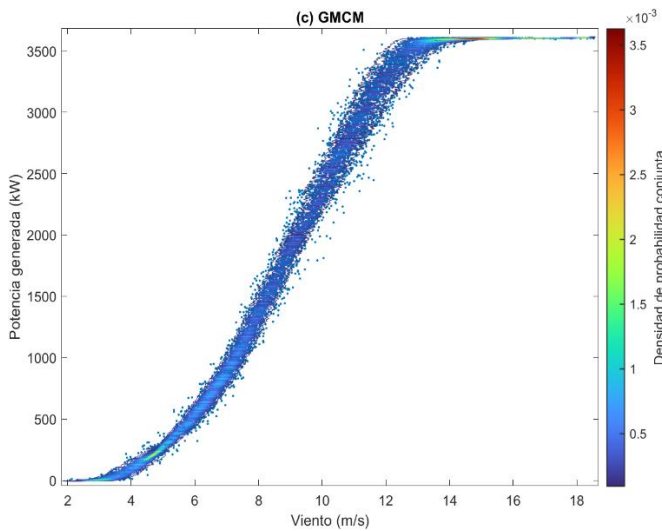


Fig. 6. Resultado de los modelos: a) GMM, b) Cópula Frank, c) GMCM

Visualmente se observa como los métodos de cópula ajustan mejor la curva de potencia frente al GMM que no es capaz de capturar bien su forma, ni de fusionar fielmente los tres modos operacionales que conforman la turbina eólica. Respecto a los dos modelos de cópula, en el caso del GMCM se puede observar un mejor ajuste frente a la cópula Frank, esto es patente sobre todo en la parte superior de la curva donde se encuentra el régimen operacional correspondiente a la potencia nominal de la turbina eólica.

Si cuantizamos estas diferencias obtenemos los resultados de la tabla (1).

TABLE I. MÉTRICA DE EVALUACIÓN

	<i>BIC</i>	<i>NRMSE</i>
GMCM	121940	0.084
Cópula Frank	125500	0.084
GMM	129880	0.093

Respecto al NRMSE se observa una mejora de los dos métodos de cópula frente al GMM, sin embargo entre estos dos (cópula Frank y GMCM) no se aprecia diferencia significativa respecto a esta métrica. Si nos atenemos al BIC sí que se captura diferencia significativa entre los dos métodos de cópulas, asignando un mejor valor al GMCM.

V. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En conclusión, se ha visto cómo es posible aplicar las cópulas estadísticas al modelado de curvas de potencia en turbinas eólicas y cómo estas nos ofrecen la capacidad de capturar de manera fiel la naturaleza no lineal y compleja de esta curva. En particular, se observa como dentro de estas técnicas, el GMCM es la que mejor resultado nos ofrece a tenor de las gráficas expuestas así como al valor del BIC y NRMSE. Además GMCM se puede aplicar al caso de más de dos variables, por lo que en el futuro puede ser útil si deseamos incluir otras variables adicionales al estudio de la curva de potencia. Por otra parte se ha comprobado que a pesar de que GMCM conlleva mayor número de parámetros que en caso de la cópula Frank, esto no supone una pérdida de generalización para el modelo ya que el BIC se mantiene por debajo del resto de modelos propuestos.

Como trabajo futuro que se ha mencionado en el párrafo anterior, se podría incluir otras variables que mejoren más el modelo como puede ser la velocidad del rotor, el cabeceo de las palas de la turbina (pitch blade) o la temperatura ambiental. Además se podría aplicar este modelo con GMCM para evaluar distintos tipos de fallo en la turbina y comprobar si posible detectar cuando se produce una pérdida de rendimiento de la turbina.

ACKNOWLEDGMENTS

This work has been partially supported by the Spanish Ministry of Science and Innovation under the project MCI/AEI/FEDER number PID2021-123543OB-C21.

REFERENCES

- [1] Strategic Energy Technology Information System (SETIS) https://setis.ec.europa.eu/index_en
- [2] O. Uluyol, G. Parthasarathy, W. Foslien, and K. Kim, "Power curve analytic for wind turbine performance monitoring and prognostics", Annual Conference of the PHM Society, vol. 3, no. 1, September 2011.
- [3] H. Long, L. Wang, Z. Zhang, Z. Song, and J. Xu, "Data-driven wind turbine power generation performance monitoring", IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 62, no. 10, pp. 6627-6635, October 2015.
- [4] 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, pp. 0309524X221124031, September 2022.
- [5] R. Pandit, and D. Infield, "Gaussian process operational curves for wind turbine condition monitoring", Energies, vol. 11, no. 7, pp. 1631, June 2018.
- [6] R. Pandit, D. Infield, and M. Peñas, "Accounting for environmental conditions in data-driven wind turbine power models", IEEE Transactions on Sustainable Energy, September 2022.
- [7] S. Gill, B. Stephen, and S. Galloway, "Wind turbine condition assessment through power curve copula modeling", IEEE Transactions on Sustainable Energy, vol. 3, no. 1, pp. 94-101, January 2012.
- [8] A. Marvuglia, and A. Messineo, "Monitoring of wind farms' power curves using machine learning techniques", Applied Energy, vol. 98, pp. 574-583, October 2012.
- [9] Y. Vidal, F. Pozo, and C. Tutivén, "Wind turbine multi-fault detection and classification based on SCADA data", Energies, vol. 11, no 11, pp. 3018, November 2018.
- [10] T. Huang, H. Peng, and K. Zhang, "Model selection for Gaussian mixture models", Statistica Sinica, vol. 27, no. 1, pp. 147-69, January 2017.
- [11] G. McLachlan, and D. Peel, Finite Mixture Models, Ed. John Wiley & Sons, pp.420-427, 2000.
- [12] M. Sklar "Fonctions de repartition an dimensions et leurs marges", Publ. inst. statist. univ. Paris, vol. 8, pp. 229-231, 1959.
- [13] R.B. Nelsen, An introduction to copulas, Ed. Springer Science & Business Media, 2007.
- [14] H. Joe, Multivariate models and multivariate dependence concepts. Ed. CRC press, 1997.
- [15] A. Tewari, M. J. Giering, and A. Raghunathan, "Parametric characterization of multimodal distributions with non-gaussian modes", IEEE 11th International Conference on Data Mining Workshops, pp. 286-292, December 2011.
- [16] Tewari Cópula Mixture Model code [online]. Available: <http://code.google.com/p/cópula-mixture-model/downloads/list>
- [17] G. Schwarz, "Estimating the dimension of a model", The annals of statistics, vol. 6, no. 2, pp. 461-464, March 1978.
- [18] W. D. Penny, "Variational Bayes for d-dimensional Gaussian mixture models", University College London, January 2001.
- [19] <https://www.kaggle.com/datasets/berkerisen/wind-turbine-scada-dataset>
- [20] International Electrotechnical Commission, "Wind energy generation systems—Part 12-1: Power performance measurements of electricity producing wind turbines", International Electrotechnical Commission (IEC), IEC Central Office, vol. 3, pp. 2017-03, 2017.

Identificación de la Potencia del Generador de una Turbina Eólica Mediante Redes Neuronales Recurrentes

Cristian Blanco
ETSI Informática,
UNED
28040-Madrid, Spain
cblanco177@alumno.uned

Jesús Enrique Sierra-García
Electromechanical Department,
University of Burgos
09006-Burgos, Spain
jesierra@ubu.es

Matilde Santos
Institute of Knowledge Technology
University Computense of Madrid
28040-Madrid, Spain
ORCID 0000-0003-1993-8368

Abstract — The importance and near future prospect of offshore wind energy generation is inviting a great deal of effort and investment to make it an efficient technology. One line of is the development of complex control strategies that require models or strategies to identify the state of the turbine at a given time accurately, but simple enough to not complicate further the control algorithm. Neural networks have been proven to be a good tool to map highly non-linear systems in multiple applications. This paper studies the possibility of using neural networks to identify a wind turbine model to predict its power output.

Keywords — *recurring neural networks, RNN, LSTM, Openfast, wind turbine, system identification*

Resumen — La relevancia que ha adquirido la generación de energía eólica marina, y el potencial en un futuro cercano de las turbinas *offshore*, hacen que se inviertan esfuerzos para hacer de ésta una tecnología eficiente. Una de las líneas de trabajo para ello es la utilización de técnicas de control complejas, que requieren de modelos o estrategias para identificar el estado de la turbina en un instante de tiempo, precisos a la par que lo suficientemente sencillos para no complicar el algoritmo de control. Las redes neuronales han demostrado ser capaces de mapear sistemas no lineales en múltiples contextos. En este trabajo, se estudia la posibilidad de utilizar redes neuronales recurrentes para la identificación de modelos de aerogeneradores, en concreto de la variable de la potencia.

Palabras clave — *redes neuronales recurrentes, RNN, LSTM, Openfast, aerogenerador, identificación de sistemas*

I. INTRODUCCIÓN

La generación de energía eólica marina, *offshore* en el resto del documento, está experimentando un importante crecimiento con un aumento de un 21% de instalaciones de este tipo en el año 2021 [1]. En la actualidad la mayor parte de instalaciones *offshore* se realizan en aguas poco profundas con cimientos fijos, mientras que las turbinas flotantes presentan importantes retos debido a su mayor complejidad [2]. Esta complejidad hace que el diseño y la operación óptima de las turbinas flotantes requiera de modelos y algoritmos de control capaces de capturar los efectos dinámicos más importantes sin ser excesivamente costosos computacionalmente para poder implementarse en sistemas en tiempo real [3]. Los principales objetivos del control de turbinas eólicas son mantener la operación segura,

maximizar la generación de potencia, mitigar las cargas de fatiga en la estructura, y evitar condiciones de fallo [2].

Los aerogeneradores comerciales operan típicamente a velocidad variable, y utilizan distintas estrategias de control en función del régimen de funcionamiento [3]. Se utilizan técnicas de control clásicas como los PID (*Proportional Integral Derivative*) basadas en una entrada y una salida, SISO (*Single Input Single Output*), haciendo necesarios múltiples lazos de control que pueden estabilizar la estructura. A medida que aumenta la complejidad de los aerogeneradores, el uso de estrategias de control MIMO (*Multi-Input Multi-Output*) capaces de capturar las dinámicas más importantes del sistema en un único de lazo se presenta como una alternativa atractiva. En este contexto cobra importancia durante el diseño del algoritmo de control la capacidad de identificar los componentes más importantes de un sistema altamente complejo para diseñar controles basados en modelos predictivos, MPC (*Model Predictive Control*), o en espacio de estados (*State-Space*).

En la literatura se encuentran algunos ejemplos. En [4] se propone un MPC para la turbina flotante de 5-MW definida en [5], que busca estabilizar la generación de potencia y reducir las cargas dinámicas en la estructura en la condición de operación de velocidad constante. Se utiliza un modelo interno lineal, identificado a partir de simulaciones con un modelo no lineal de alta complejidad, para predecir el comportamiento del sistema y optimizar las señales de control. En [6] se propone un gemelo digital de una turbina 1.5-MW para monitorizar el estado de la estructura a partir de la estimación de las cargas que sufre. Los autores crean un modelo lineal basado en un filtro de Kalman a partir de datos de uso de la turbina y de simulaciones no lineales. Este modelo permite estimar el estado del sistema en un instante de tiempo con información limitada del mismo. En una línea similar, en [7] se presentan un sistema de monitorización de la caja de cambios basado en datos obtenidos de diferentes granjas eólicas. Se utilizan distintos métodos de ML (*Machine Learning*) y DL (*Deep Learning*) para identificar modelos predictivos. El modelo basado en DNN (*Deep Neural Network*) es el que mejores resultados presenta gracias a la capacidad de las redes neuronales de modelar sistemas de alta complejidad.

El uso de redes neuronales para la estimación de la potencia de aerogeneradores también es un campo de estudio actual. En [8] se utiliza una ANN (*Artificial Neural Network*)

para estimar la potencia generada por una granja eólica de cinco aerogeneradores y proponer ángulos optimizados para reducir el efecto de la estela de unas turbinas sobre otras. Las redes neuronales con memoria a largo plazo, o LSTM (*Long Short-Term Memory*), han probado ser efectivas a la hora de predecir la generación de potencia de distintas turbinas de una granja [9]. Para su entrenamiento se utilizaron datos históricos de la velocidad del viento y de la generación de potencia de los aerogeneradores. En [10] y [11] se utilizan con éxito estimadores de la velocidad del viento efectiva basado en redes neuronales para mejorar el rendimiento de un controlador clásico. Estas redes también se han aplicado con éxito en el diseño de controladores, como sustitutos de técnicas de control complejas que requieren una alta capacidad de computación durante la operación de la planta, como en [12]. En [13] se diseña con éxito un controlador para el cabeceo de las palas de una aerogenerador de 7-MW basado en redes neuronales entrenadas mediante aprendizaje por refuerzo. Además se presenta el potencial que tienen estas redes no solo como sustitutas de otras estrategias de control, sino como complementos para mejorar el rendimiento de estas.

En este trabajo se propone utilizar redes neuronales recurrentes para la identificación de modelos no lineales de turbinas para su uso en la definición de estrategias de control basadas en modelos. Para ello se utilizan datos generados a partir de simulaciones de un aerogenerador de 5-MW [5]. Se proponen dos modelos con distintas señales de entrada. En el primero, se realiza una estimación de la potencia generada en función de señales pasadas utilizando la velocidad del viento como variable de entrada, es decir, se predice la potencia en el instante t a partir de valores anteriores de varias variables. En el segundo modelo se prescinde de la variable velocidad de viento para estimar la potencia.

Se ha optado por realizar este segundo modelo obviando la velocidad del viento ya que se considera interesante comparar los resultados de ambas opciones. Esto se debe a que la información de la velocidad del viento que utiliza el algoritmo de Openfast [14] no se puede asegurar su disponibilidad de manera general en turbinas comerciales típicas. Muchas veces el sensor que mide su valor presenta fallos o incertidumbre. Por tanto, un modelo que no dependa de esta información resulta interesante.

Este estudio se estructura de la siguiente forma. En primer lugar, se hace una descripción del aerogenerador utilizado en el estudio, así como del *software* y los modelos empleados para simular el mismo. Se detallan los datos utilizados para entrenar las redes neuronales y la estructura seleccionada para las mismas (sección II). En la sección III se describen los dos ensayos realizados para estudiar la capacidad de las redes para simular la turbina. Por último, se extraen conclusiones y se plantean trabajos futuros.

II. DEFINICIÓN DE LOS MODELOS

A. Descripción de la turbina

La turbina seleccionada para se puede encontrar en [15]. En concreto se trata de la turbina de 5-MW con un monopilar fijo como apoyo. La Tabla I. muestra un resumen de las características de la turbina.

TABLA I. CARACTERÍSTICAS DE LA TURBINA

Potencia nominal	5 MW
Orientación del rotor, configuración	Contra viento, 3 palas
Control	Velocidad variable, cabeceo colectivo
Transmisión	Alta velocidad, caja de cambios multi-etapa
Diámetro rotor, eje	126 m, 3 m
Altura del eje	90 m
Velocidad del viento de: entrada, nominal, corte	3 m/s, 11.4 m/s, 25 m/s
Velocidad del rotor de: entrada, nominal	6.9 rpm, 12.1 rpm
Velocidad de punta de pala nominal	80 m/s
<i>Overhang</i> , inclinación del eje, <i>precone</i>	5 m, 5°, 2.5°
Masa del rotor	110000 kg
Masa de la góndola	240000 kg
Masa de la torre	347500
Localización centro de gravedad	(-0.2 m, 0.0m, 64.0 m)

Esta elección es particularmente conveniente dado que se pueden encontrar datos fiables de simulación de esta turbina como parte de la distribución del software Openfast [14], en uno de los test incluidos para validar la compilación del software, en concreto en el Test 19. Openfast es un *software* desarrollado por NREL (*National Renewable Energy Laboratory*), heredero del antiguo FAST (*Fatigue, Aerodynamics, Structures, and Turbulence*) utilizado para la simulación y análisis multidisciplinares no lineales de aerogeneradores.

En este estudio se utilizan datos generados mediante Openfast para el entrenamiento de las redes neuronales. Los datos de velocidad del viento se generan mediante la herramienta Turbsim disponible en la distribución de Openfast [14], con una velocidad media de 12 m/s.

B. Señales para el modelo mediante red neuronal

El objetivo en este trabajo es estudiar la posibilidad de modelar la generación de potencia en la turbina mediante redes neuronales. Para esto se realiza un análisis de la correlación que hay entre los canales de salida de Openfast y se seleccionan las señales más representativas para el caso de estudio.

TABLA II. SEÑALES DE INTERÉS PARA LA RED

Señal	Canal de Openfast	Uso de la Señal (Modelo)
Velocidad del viento en x	Wind1VelX	Entrada (1)
Velocidad del viento en y	Wind1VelY	Entrada (1)
Velocidad del viento en z	Wind1VelZ	Entrada (1)
<i>Pitch</i> de las palas	BldPitch1	Entrada (1 y 2)
Velocidad del rotor	RotSpeed	Entrada (1 y 2)
Torque del rotor	RotTorq	Entrada (1 y 2)
Potencia del generador	GenPwr	Salida (1 y 2)

En el modelo 1, se utilizan todas las señales de la Tabla II. para entrenar las redes, siendo la salida de las redes la potencia del generador. En el modelo 2, prescinde de la

velocidad del viento en los tres ejes. Las señales se generan mediante una simulación con Openfast durante 3000 segundos, con incrementos temporales de 50 milisegundos.

C. Descripción de las redes

Las redes utilizadas para todos los modelos son redes recurrentes que utilizan unidades LSTM y simple respectivamente. La Fig. 1 muestra un esquema de una unidad LSTM típica, mientras que la Fig. 2 contiene un esquema de una unidad simple, ver [16].

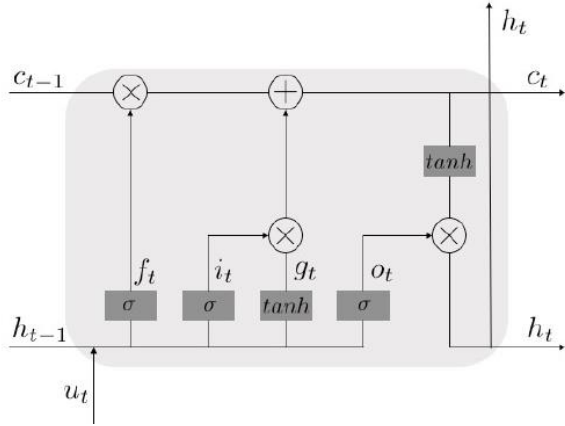


Fig. 1 Esquema de una unidad LSTM [16]

Siendo los componentes una puerta de entrada (*input*) i_t , puerta de memoria o salida c_t , una puerta de olvido (*forget*) f_t , y una puerta de salida (*output*) o_t . La puerta g_t es un complemento a la de entrada.

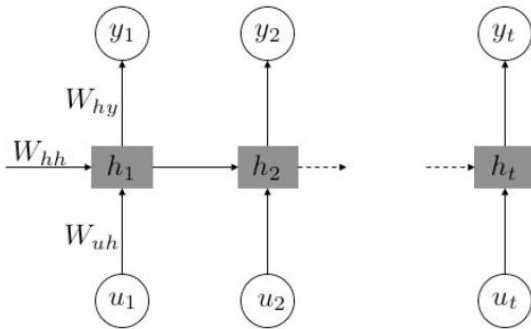


Fig. 2 Esquema de una red recurrente simple [16]

Donde W_{hh} , W_{hy} , y W_{uh} son las matrices de pesos, u_t la entrada, y_t la salida, y h_t el estado escondido.

Las redes neuronales se han programado con Tensorflow [17]. Ambas redes neuronales tienen una estructura macroscópica idéntica, que aunque no ha sido optimizada, se han elegido unos parámetros macroscópicos que producen resultados aceptables de entre varios valores ensayados. Las redes constan de tres capas con 100 unidades recurrentes y una capa de salida con 1 unidad estándar con función de activación ReLu. Después de cada capa recurrente existe una capa de caída (dropout) para evitar problemas de sobreajuste. La Fig. 3 muestra un resumen de la red LSTM, la red simple o RNN tiene la misma estructura.

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm_3 (LSTM)	(None, 20, 100)	43200
dropout_3 (Dropout)	(None, 20, 100)	0
lstm_4 (LSTM)	(None, 20, 100)	80400
dropout_4 (Dropout)	(None, 20, 100)	0
lstm_5 (LSTM)	(None, 100)	80400
dropout_5 (Dropout)	(None, 100)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1)	101

Total params: 204,101		
Trainable params: 204,101		
Non-trainable params: 0		

Fig. 3 Resumen macroestructura de las redes

La información de entrada a las redes son los vectores de estado con las señales seleccionadas durante el segundo anterior de tiempo, i.e. 20 incrementos temporales de 50 milisegundos. Esto hace que la entrada sean 20 vectores de estado con las señales correspondientes cada uno. La salida de la red es la potencia del generador estimada.

D. Entrenamiento de las redes

El entrenamiento se realiza a partir de los datos generados con Openfast durante un intervalo de 3000 segundos, con incrementos de 50 milisegundos. En total se disponen de 60000 puntos de información para cada señal seleccionada. Se realiza una división de 60%, 20%, 20% para los datos de entrenamiento, validación, y ensayo. Dado que se trata de una serie temporal esta división se realiza en orden cronológico.

1) Modelo 1

El objetivo del primer modelo es la estimación de la potencia del generador en el instante de tiempo t a partir de los vectores de estado las 6 primeras señales de la Tabla II. en los 19 instantes de tiempo anteriores más el del instante de tiempo deseado.

Los resultados del entrenamiento se muestran en la Fig. 4 y la Fig. 5 sobre el 20% de los datos de test. La Tabla III. resume las métricas de error de ambas redes.

TABLA III. ERRORES RESULTADOS ENTRENAMIENTO MODELO

Red	Error	
	MAE	RMSE
	[KW]	[KW]
LSTM	26.23	40.67
RNN	30.76	50.14

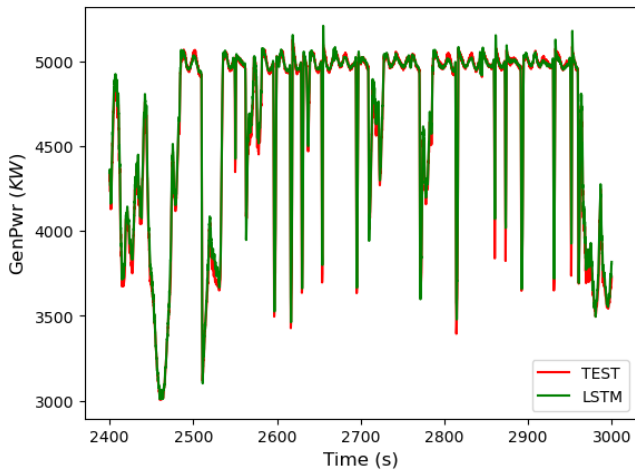


Fig. 4 Resultado entrenamiento red LSTM modelo 1

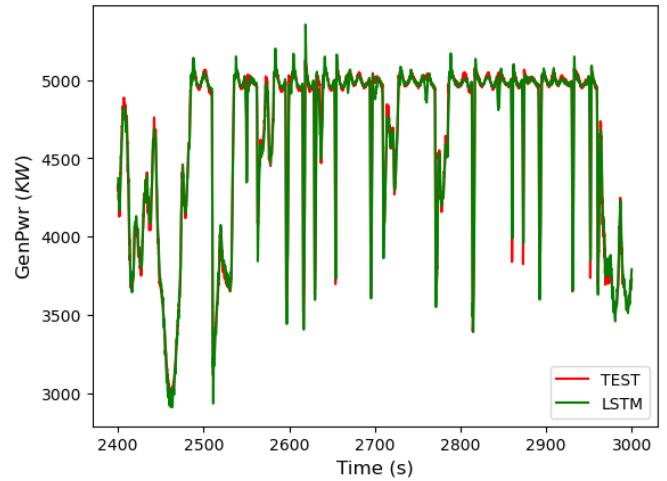


Fig. 6 Resultado entrenamiento red LSTM modelo 2

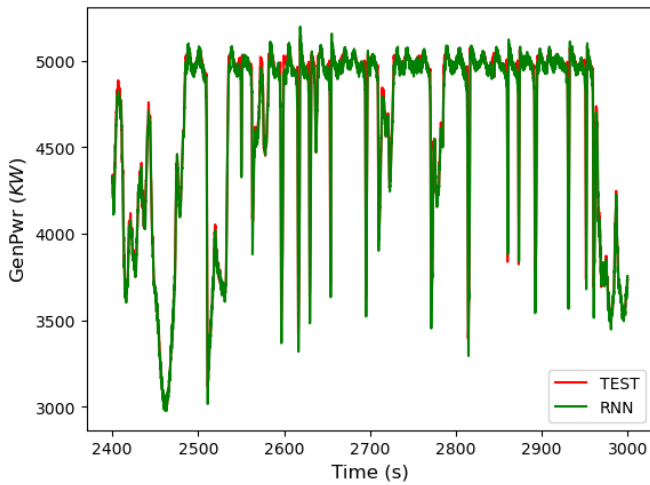


Fig. 5 Resultado entrenamiento red RNN modelo 1

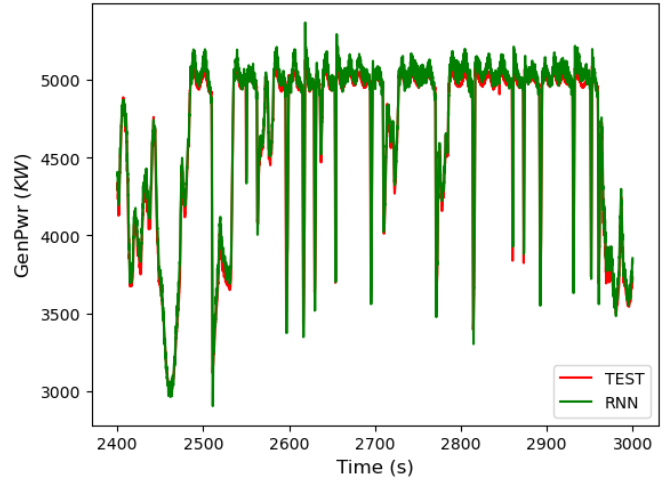


Fig. 7 Resultado entrenamiento red RNN modelo 2

2) Modelo 2

El objetivo del segundo modelo es la estimación de la potencia del generador en el instante de tiempo t a partir de los vectores de estado las señales de la Tabla II. eliminando la velocidad del viento en los tres ejes, en los 19 instantes de tiempo anteriores más el del instante de tiempo deseado.

Los resultados del entrenamiento se muestran en la Fig. 6 y la Fig. 7 sobre el 20% de los datos de test. La Tabla IV. resume las métricas de error de ambas redes.

TABLA IV. ERRORES RESULTADOS ENTRENAMIENTO MODELO 2

Red	Error	
	MAE	RMSE
	[KW]	[KW]
LSTM	33.78	58.31
RNN	57.94	77.73

III. RESULTADOS

En este último apartado se presentan los resultados de los ensayos que se han realizado con los modelos presentados. Ambos test están basados en los resultados del Test 19 de regresión de la distribución de Openfast. Este ensayo contiene resultados para las señales utilizadas en los modelos descritos en la sección anterior para 60 segundos, con incrementos temporales de 50 milisegundos, de las señales descritas en la Tabla II.. Se utilizan estos datos para estudiar el comportamiento de los modelos sobre un set de información que no se ha utilizado durante el entrenamiento y los test previos.

A. Ensayo Modelo 1

En el primer ensayo se utilizan las redes del modelo 1 para realizar la estimación de los valores de la potencia generada a partir de las señales de entrada. Los resultados de las estimaciones se pueden ver en la Fig. 8. Las métricas con los errores se muestran en la Tabla V..

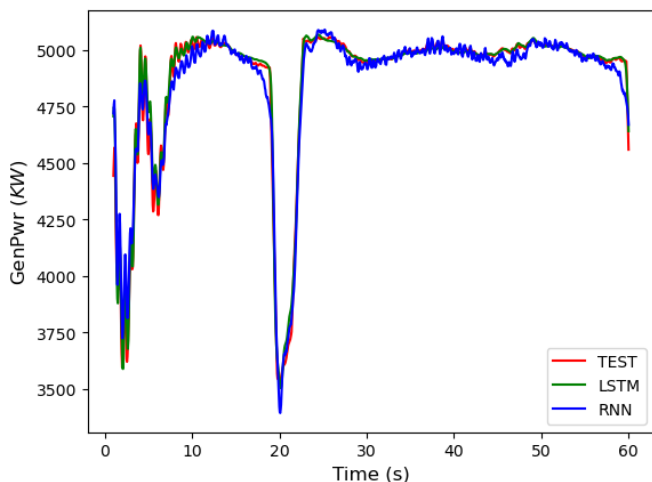


Fig. 8 Resultados Ensayo 1

TABLA V. ERRORES RESULTADOS ENSAYO 1

Red	Error	
	MAE [KW]	RMSE [KW]
LSTM	17.67	33.56
RNN	34.02	53.36

Los resultados de este ensayo con datos completamente desconocidos para la red son consistentes con los test realizados durante el entrenamiento de las mismas. Ambas redes tienen un buen desempeño a la hora de estimar la potencia generada a partir de las señales elegidas como entrada. Se comprueba que la red LSTM es ligeramente más precisa que la red RNN.

B. Ensayo Modelo 2

En el segundo ensayo se utilizan las redes con la del modelo 2 para realizar la estimación de los valores de la potencia generada a partir de las señales de entrada, obviando los datos de la velocidad del viento. Los resultados de las estimaciones se pueden ver en la Fig. 9, y el resumen con las métricas en la Tabla VI..

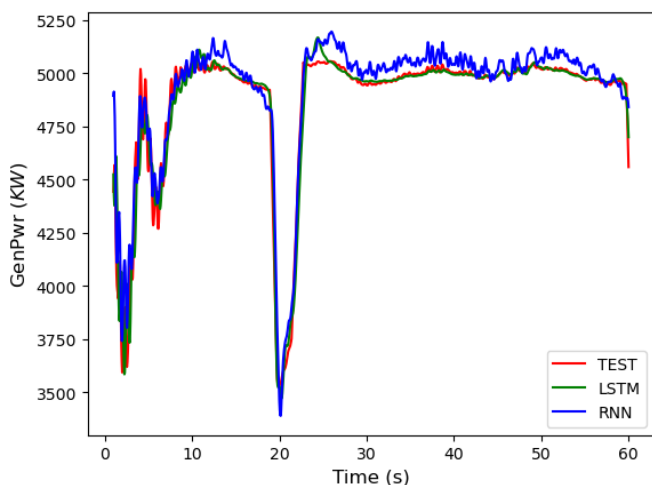


Fig. 9 Resultados Ensayo 2

TABLA VI. ERRORES RESULTADOS ENSAYO 2

Red	Error	
	MAE [KW]	RMSE [KW]
LSTM	38.21	62.21
RNN	62.22	85.13

De nuevo se puede comprobar que las redes se comportan de manera similar a los ensayos realizados durante el entrenamiento.

Es interesante comparar los resultados de ambos ensayos para observar el efecto de la velocidad del viento en el comportamiento de las redes. Como se puede ver, ambas redes empeoran su comportamiento debido a la falta de las señales correspondientes a la velocidad del viento. Las métricas del error cometido por las redes comparado con los datos de la simulación original son del orden del doble en el modelo 2, comparadas con las del modelo 1.

IV. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En este estudio se comprueba la capacidad de redes neuronales basada en unidades LSTM y recurrentes simples para estimar la potencia del generador de una turbina eólica marina a partir de un set de señales conocidas. Se utilizan dos modelos distintos para el entrenamiento de las redes. La diferencia entre ambos es que en el primero se utiliza la velocidad del viento en tres ejes como entrada para las redes. Dado que esta información puede no ser fácilmente accesible de manera general, para el segundo modelo se prescinde de esta información dado que se considera interesante la posibilidad de generar modelos con menos información.

Aunque, los resultados cuando se produce una variación de la señal muy brusca no son tan buenos como se desearía, se propone como trabajo futuro optimizar los hiperparámetros de las redes para mejorar su respuesta en periodos cortos. Uno de los posibles parámetros sobre los que trabajar en este sentido es el número de vectores de estado que necesita la red para realizar una predicción. Otra línea de trabajo es aumentar o modificar los canales de salida de Openfast utilizados para tratar de encontrar señales que ayuden a mejorar las predicciones. Por último, se propone también extender el modelo a otras variables que permitan estimar la información necesaria para diseñar un MPC.

ACKNOWLEDGMENTS

This work has been partially supported by the Spanish Ministry of Science and Innovation under the project MCI/AEI/FEDER number PID2021-123543OB-C21.

REFERENCES

- [1] Global Wind Energy Council, «Global Wind Report 2022,» GWEC, Bruselas, 2022.
- [2] R. Hu, L. Conghuan, Z. Gao, H. Ding y P. Zhang, «Implementation and evaluation of control strategies based on an open controller for a 10 MW floating wind turbine,» *Renewable Energy*, vol. 179, pp. 1751-1766, 2021.
- [3] A. D. Wright y L. J. Fingersh, «Advanced Control Design for Wind Turbines Part I: Control Design, Implementation, and Initial Tests,» NREL, Golden,

- 2008.
- [4] T. Wakui, A. Nagamura y R. Yokoyama, «Stabilization of power output and platform motion of a floating offshore wind turbine-generator system using model predictive control based on previewed disturbances,» *Renewable Energy*, vol. 173, pp. 105-127, 2021.
- [5] J. Jonkman, S. Butterfield, W. Musial y G. Scott, «Definition of a 5-MW Reference Wind Turbine for Offshore System Development,» NREL, 2009.
- [6] E. Branlard, J. Jonkman, S. Dana y P. Doubrawa, «A digital twin based on OpenFAST linearizations for real-time load and fatigue estimation of land-based turbines,» *Journal of Physics: Conference Series*, n° 1618, 2020.
- [7] L. Wang, Z. Zhang, H. Long, J. Xu y R. Liu, «Wind Turbine Gearbox Failure Identification With Deep Neural Networks,» *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 13, n° 3, pp. 1360-1368, 2017.
- [8] H. Sun, C. Qiu, L. Lu, X. Gao, J. Chen y H. Yang, «Wind turbine power modelling and optimization using artificial neural network with wind field experimental data,» *Applied Energy*, vol. 280, 2020.
- [9] J. Zhang, J. Yan, D. Infield, Y. Liu y F.-s. Lien, «Short-term forecasting and uncertainty analysis of wind turbine power based on long short-term memory network and Gaussian mixture model,» *Applied Energy*, vol. 241, pp. 229-244, 2019.
- [10] J. E. Sierra-García y M. Santos, «Improving wind turbine pitch control by effective wind neuro-estimators,» *IEEE Access*, vol. 9, pp. 10413-10425, 2021.
- [11] J. E. Sierra-García y M. Santos, «Deep learning and fuzzy logic to implement a hybrid wind turbine pitch control,» *Neural Computing and Applications*, vol. 34, n° 13, pp. 10503-10517, 2022.
- [12] C. Blanco Fernández, J. E. Sierra-García y M. Santos, «Control de un laboratorio de control de temperatura mediante redes neuronales recurrentes,» *XLIII Jornadas de Automática*, pp. 193-200, 2022.
- [13] J. E. Sierra-García y M. Santos, «Redes neuronales y aprendizaje por refuerzo en el control de turbinas eólicas,» *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial*, vol. 18, n° 4, pp. 327-335, 2021.
- [14] J. Jonkman y W. Musial, «Offshore Code Comparison Collaboration (OC3) for IEA Task 23 Offshore Wind Technology and Deployment,» NREL, Golden, 2010.
- [15] «<https://github.com/OpenFAST/openfast>,» National Renewable Energy Laboratory, [En línea]. Available: <https://github.com/OpenFAST/openfast>. [Último acceso: 1 Septiembre 2022].
- [16] S. Spielberg, P. Kumar, A. Tulsyan, B. Gopaluni y P. Loewen, «A Deep Learning Architecture for Predictive Control,» *IFAC Papers On Line*, vol. 51, n° 18, pp. 512-517, 2018.
- [17] M. Abadi, P. Barham, J. Chen, Z. Chen, Z. Davis, A. Davis, J. Dean, M. Devin, S. Ghemawat, G. Irving, M. Isard y e. al., «Tensorflow: A system for large scale machine learning,» *OSDI*, vol. 16, pp. 265-283, 2016.

Ikaskuntza Automatikoarekiko Hurbilketa

Lau UZOdu UGHT Eredua Garatzeko

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.eus

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.eus

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.eus

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.eus

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.eus

Abstract—Wind wave excitations cause structural vibrations of Over Water Wind Turbines (FOWT) reducing their power generation efficiency and reducing their life expectancy. In particular, tower-top displacements and barge type platform pitching dynamics are very sensitive to wind speed and wave height, to the point where they can lead to structural instability under extreme conditions. Considering that computational techniques such as Artificial Neural Networks (ANN) are widely used in artificial intelligence due to their strong prediction and forecasting capabilities, the objective of this paper is to create a deep-layer SNA model that incorporates the Oscillating Water Column (OWC) barge platform. This SNA model allows to solve the stability problems of hybrid floating offshore wind platform. The proposed control-oriented model has been successfully validated for appropriate dynamic behavior and structural performance using FAST.

Keywords—Artificial neural network, barge platform, floating offshore wind turbine, oscillating water column.

Laburpena — Haize-uhinen kitzikapenek egitura-bibrazioak eragiten dituzte Ur Gaineko Haize-Turbinen (UGHT) energia sortzeko eraginkortasuna estutuz eta bizi-itxaropena murriztuz. Bereziki, dorre-goiko desplazamenduak eta gabarra motako plataformaren jaurtitzeko dinamikak oso sentikorrek dira haizearen abiadurarekiko eta olatuen altuerarekiko, muturreko baldintzetan egituraren ezeonkortasuna ekartzearaino. Kontuan hartuta Sare Neuronal Artifizialak (SNA) bezalako teknika konputazionalak adimen artifizialean oso erabiliak direla aurreikusteko eta iragartzeko gaitasun sendoak baitituzte, artikulu honen helburua da geruza sakoneko SNA eredu bat sortzea, Uraren Zutabe Oszilatzaileak (UZO) gabarra plataforman barne hartzen dituen. SNA eredu honek itsasoko plataforma eoliko flotagarri hibridoaren egonkortasun-arazoei aurre egiteko aukera ematen du. Proposatutako kontrolera bideratutako ereduak arrakastaz balioztatu da portaera dinamiko eta egiturazko errendimendu egokia lortzeko FAST erabiliz.

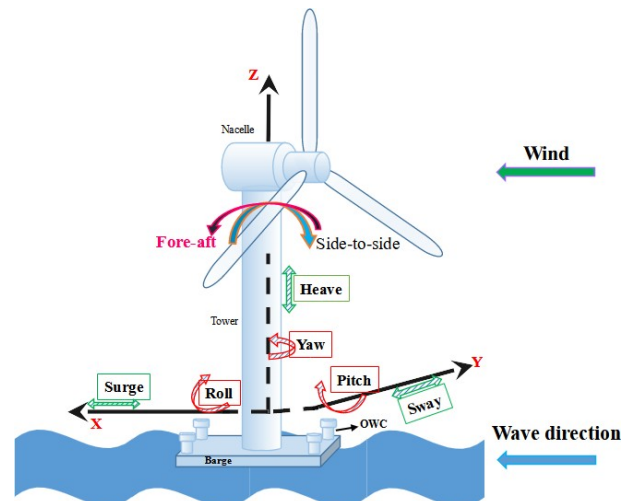
Gako-hitzak—Sare neuronal artifiziala, gabarra-plataforma, itsasoko aerosorgailu flotatzailea, ur zutabe oszilatzailea.

I. SARRERA

Energiaren aurreikuspen globalaren datuen arabera, energia-eskaria %4,6 areagotuko da urtero, klima-aldaketa

eta garapen bidean dauden ekonomiak direla-eta (Chen et al., 2022). Oinarrizko eskaerei aurre egiteko, merkatu globala energia-baliabide iraunkorretara birbideratzen ari da. Energia-iturri berriztagarri anitz eskuragarri egon arren, azken hamarkadan haizearen eta olatuen sorrera izugarri hedatu da. Politika berde hauei jarraituz, ikerketa asko egin dira ozeanoetako energia-baliabideen inguruan (Rusu eta Onea, 2013).

Energiaren bide-orriaren arabera, Europa behartuta dago itsasoko energia-azpiegitura bat edukitzera, bere energia-kontsumoaren %10 gutxi gorabehera olatuen eta mareen energiari sortzeko gai dena 2050erako (Khojasteh et al., 2022). Hainbat herrialdek, Erresuma Batuak eta Espainiak barne, ikuspegi hori hartu dute dagoeneko eta garapenerako bide horretan, Olatu Energia Bihurgailuek (OEB) garrantzi handia hartu dute (Windt et al., 2022).



1. Irudia: Gabarran oinarritutako UGHT lau UZOekin

Gobernuek gero eta arreta handiagoa ematen diote energia eolikoari, baliabide garbi, ugari eta iraunkorra delako (Zeng et al., 2022). Lehorreko aerosorgailuak bizitegi-guneetatik gertu instalatzeak arazo ugari sortuko lituzke, zarata eta estetika barne. Arazo horiek saihesteko, aerosorgailuak ur sakonetara eramane behar dira. Haizearen

abiadura handitzen denez eta haize-ebakidura txikiagotzen direnez, UGHTek lehorreko/itsasertz hurbileko aerosorgailuak baino eraginkorragoak dira energia sortzerakoan (Rudolph et al., 2004). Ondorioz, UGHTen garapena gero eta indar handiagoa hartzen ari da (Haritos, 2007) energia-krisia gainditzeko metodo gisa.

Olatuen energia ozeanoaren gainazaleko oszilaziotik jasotako baliabidea da. Energia hori ateratzeko erabiltzen den metodoetako bat Ur Zutabe Oszilatzaile (UZO) izenez ezagutzen da, eta uhinen mugimendua erabiltzen du ganbera baten barruko airea konprimatzeko. Aire konprimatu hori turbina bat mugitzeko erabiltzen da, elektrizitatearen ekoizpenaz arduratzen dena (Garrido et al., 2022).

Ikertzaileek duela gutxi haizetik zein olatuetatik energia sortzeko plataforma hibrido bat aurkeztu zuten. (P. Aboutalebi et al., 2021) lau UZOz osatutako sistema gabarra plataformetan integratzeko bideragarritasuna frogatu zuten. Topologia hau egiturazko kontrol aktiboaren menpeko ikuspegi itxaropentsua dela dirudi 1. irudian erakusten den moduan. Spar eta tentsio-hanka plataformekin alderatuta, gabarra plataformaren tamainak eta diseinuak errazten du olatuen energia bihurgailuaren integrazioarako lekua sortzea (Chuang et al., 2021).

Itsasoko hainbat egoeratan, gabarra motako itsasoko aerosorgailuaren bibrazioa eragiten duten baliabideen izaera ezustekoa da, eta horrek zaila egiten du plataforma hibridoetan nahi ez diren mugimenduak murriztea. UGHT-UZO kontrol hibridoa aztergai nahiko berria baina konplexua da. Sistema hibridoaren helburu nagusia potentzia-irteeraren gorabeherak murriztea da, plataformaren neke-maila gutxituz. Hala ere, hurbilketa berriak behar dira itsasoko sistemaren kanpoko asaldurak, etenaldiak eta parametroen ziurgabetasuna murrizteko, lehorreko aerosorgailuen kasuan baino handiagoak izaten jarraitzen dutenak.

UGHTen egonkortze eta bibrazioen murrizketarako hurbilketa pasibo eta aktibo ugari egon dira. Itsasoko plataforma hibrido baten egiturazko propietate dinamikoak konplexuak dira, baina maiztasun-domeinuko portaera dinamikoak erraza da. Ikertzaile askok (Amaechi et al., 2022) plataformamugimenduaren Erantzun-Anplitude Operadoreak (EAO) ikertu dituzte itsasoko aerosorgailu mota desberdinetarako maiztasun-domeinuan, eta plataforma flotagarri bat sortu dute aerosorgailuen sistemaren egonkortasun orokorra bermatzeko.

Gainera, ikertzaileek itsasoko aerosorgailuen alderdi dinamikoak ere ikertu dituzte denbora-eremuan. Jonkman et al.-ek [Jonkman (2009) Prowell et al. (2010)] Kaneren ekuazioetan oinarritzen den FAST izeneko denbora-domeinuko simulazio-tresna bat ezarri dute eta hainbat aerosorgailuren erantzun dinamikoak zehatz-mehatz aztertzekeo zabaldu dute.

Argitaratutako lanetatik agerikoa da hainbat ikertzaile 5MW UGHT dinamika erabat ez-linealetan lanean ari direla (Basack et al., 2021). Kontrol-simulazioei buruzko ikerketak linealizazio-tekniketan, hipotesietan eta nahi diren funtzionamendu-puntuen bilaketan oinarritzen dira. (M'zoughi et al., 2022) UGHT-UZO eredu sinplifikatu bat sortu dute, bi AM (askatasun modu) kontuan hartzen dituen eta PID kontrol-teknikak erabiltzen dituen.

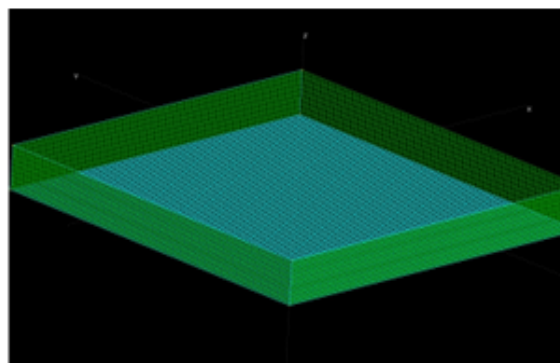
Artikulu honek kontrolera bideratutako neurona-eredu artifizial aurreratu berri bat aurkezten du, sistemaren dinamika ez-linealera hurbiltzeko gai dena, plataformaren altuera eta dorre-goiko desplazamenduak minimizatzen

dituzten kontrolagailuak ezartzeko helburuarekin. Olatu eta haize gabarra-plataforma hibridoaren kontrolera orientatutako neurona-sare artifizialaren eredu hedatzea da lan honetako berrikuntza nagusia. Energia sortzeko plataforma hibridoak garatzeko ahalegin handiak egin badira ere, ez da ikerketarik egin belaunaldi hibridoa eta plataformaren egonkortasuna kontrolatzeko

SNAn oinarritutako ikasketa automatikoko algoritmo konputazional hauek maiz erabiltzen dira adimen artifizialaren alorrean, aurreikuspen-ahalmen handia dutelako [Belloli et al., 2020 Marugán 2018]. Ondorioz, kontrolera bideratutako esparru batean, sistemaren eredu dinamiko berri bat ezartzen da kontrol-begizta itxien erabilera errazteko, plataforman nahi ez diren bibrazioak arintzeko gai direnak.

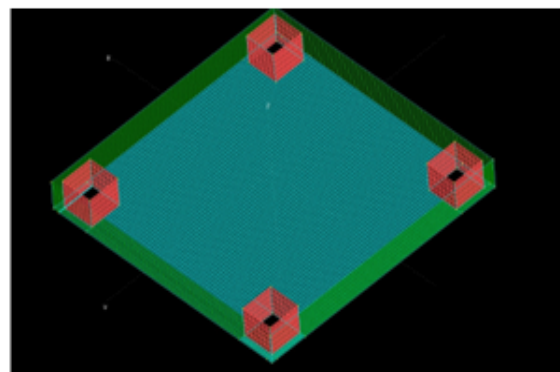
II. PROPOSATUTAKO SISTEMA FLOTAGARRI HIBRIDOA

J. Jonkmanen gabarra-plataformari jarraituz, zeinak erdigunean barne-putzu (moonpool ingelesez) bakarra eta 40mx40mx10m-ko dimentsioak baititu, aldez aurretik lau UZO integratu ditugu barne-putzudun plataformaren izkina bakoitzean, egituraren kontrol aktibo gisa erabili ahal izateko. Hainbat zenbakizko ingeniari-tza programa erabili dira plataforma hibrido hori sortzeko, besteak beste, Multisurf, WAMIT, FAST eta MATLAB.



2. Irudia: Gabarra-plataforma

Plataformaren geometria MultiSurf erabiliz sortzen da. Bi plataforma ezberdinetan zentratu ginen, bakoitza bere ezaugarriekin. Lehenengo plataforma gabarra-plataforma



3. Irudia: Lau UZOtan oinarritutako gabarra-plataformaren geometria

estandarra da, 2. irudian ikusten den bezala, bigarren plataforma, berriz, izkinetan lau UZO dituen gabarra bat da, 3. irudian ikusten den bezala.

Konputazio Hidrostatiko eta Hidrodinamiko gauzatzeko UGHT ereduaren sarrera norabide bakarreko uhin erregulartzat hartzen da eta honela irudika daiteke

$$x(t) = A \sin(\omega t) = A \sin(2\pi f t) = A \sin\left(\frac{2\pi}{\lambda} t\right) \quad (1)$$

non uhinen hedapenaren abiadura $c=\lambda$, λ uhin-luzera adierazten duen, ondoz ondoko gandorren arteko distantzia neurtzen duena, eta A uhin-amplitudea den, Ur Geldiaren Mailatik (UGM) uhin-gandorreraino.

5MW UGHT motako gabarra baten dinamika, non lau UZO txertatuta dauden horrela deskriba daiteke denboradomeinuan

$$M_{ij}(x, u, t)\ddot{x}_j = f_i(x, \dot{x}, u, t) \quad (2)$$

non M_{ij} masa-inertzia den, t denbora, u kontrol-sarrerak ate \ddot{x}_j askatasun-moduan (AM) bigarren deribatua adierasten duten.

Sistemaren gainean eragiten duten kanpoko indar orokortuak (2) ekuazioaren eskuineko aldean dagoen terminoarekin adierazten dira, zeinak karga aerodinamikoak, plataformako indar hidrodinamikoak, elastikoak eta kanpoko indarrak barne hartzen dituen.

Maiztasun-eremuan, mugimenduaren ekuazio linealen sistema orokortua honela adieraz daiteke:

$$I_{FOWT}(\omega)\ddot{x} + D_{FOWT}(\omega)\dot{x} + S_{FOWT}x = \vec{F}_{FOWT}(\omega) + \vec{F}_{PTO}(\omega) \quad (2)$$

non I_{FOWT} , D_{FOWT} , eta S_{FOWT} inertzia, moteltze eta zurruntasun matrize gisa irudika daitezkeen, hurrenez hurren. Eskuinaldean, UGHTari eragiten dizkioten kanpoko indarrak, olatuen eta indar hidrodinamiko, eta UZO indarrak agertzen dira.

WAMIT difrakzio-paneleko programa bat da, gainazaleko uhinen eta hainbat egitura flotatzailearen eta urpekoen arteko interakzioen analisi lineala egiteko. Software hau hainbat ezaugarri ebaluatzeko erabil daiteke. Matrizeak Multisurf fitxategia WAMIT-en zuzenean erabiliz lortu dira, koefiziente hidrostatikoak eta hidrodinamikoak berreskuratzeko. WAMIT MultiSurf-ekin akopla daiteke flotatzaile geometrikoa erabiltzeko, gainazal bustietan ur-presioak eragindako karga hidrodinamikoak kalkulatzeko.

III. SNAAN OINARRITUTAKO UGHT EREDUA

Sare Neuronal Artifiziala (SNA) biologian oinarritutako azpiegitura bat da, eta giza garunean izaten diren zereginak ahalik eta hurbilen imitatu eta egin ditzake. SNAk datuetatik ikasteko eginda daude, etorkizuneko iragarpenak egiteko eta alde zuzenetik gordetako informazioan oinarrituta, ereduak ezagutzeko eta judizioak egiteko gai dira.

Sarrerako geruzatik irteerako geruzara gertatzen den datuen transferentziari aurreraketa sarea deritzo. Batura funtzioak, geruza zehatzean dagoen jgarren neuronaren eta aurreko geruzan dauden N neurona guztien arteko konexioa ezartzen du

$$s_j = \sum_{k=1}^N w_{jk}x_k + b_j \quad (5)$$

w_{jk} pisuen bidez, non s_j batura den, b_j alborapena den eta N aurreko geruzako neurona kopuru osoa den.

Ondoren, s_j batura hau aktibazio-funtzio baten bidez pasatzen da

$$v_j = \sigma_j(s_j) = \sigma_j\left\{\sum_{k=1}^N w_{jk}x_k + b_j\right\} \quad (5)$$

non v_j neuronaren errendimendua den eta σ_j , j . neuronaren aktibazio-koefizientea den.

Funtzio lineal eta ez-linealetarako, Geruza Anitzeko Pertzeptrona (GAP) aurrera-elikadura SNA sare oso ohikoa da. Eredu onena aukeratzeko, Batezbesteko Errore Karratu (BEK) txikiena duen sarea aukeratu ohi da M'zoughi et al. (2020). BEKaren adierazpena honela defini daiteke:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (v_k - \hat{v}_k)^2 \quad (6)$$

non n behaketa-kopuru osoa den, v_k xede-irteera den eta \hat{v}_k SNAek estimatutako ekoizpena. Emaizta onenak lortzeko, Levenberg-Marquardt algoritmoa (LMA) erabiltzen da eta pisuak eguneratzeaz eta BEK murrizteaz arduratzen da. LMA minimizazio algoritmo errepikakorra da, zeina Gauss-Newton-en eta gradienteen jaitsieraren metodoaren arteko batezbestekoa erabiltzen duen (M'zoughi et al., 2020) Hessiana honela hurbilduz:

$$H = J^T J \quad (7)$$

eta bere gradientea Jakobiar matrizea erabiliz kalkula daiteke

$$g = J^T e \quad (8)$$

non Jakobiarra pisu eta alborapenei buruzko sarearen erroreen lehenengo deribatua dituen matrizea den

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_n(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_n(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_n(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (9)$$

eta errendimenduaren gradiente honela defini daitezkeen:

$$\nabla f(x) = 2J^T(x)e(x) \quad (10)$$

LMAk Hessiar matrizearekiko hurbilketa hau erabiltzen du hurrengo newtonen eguneraketa gisa

$$x_k = x_k - [J^T + \mu I]^{-1} J^T e \quad (11)$$

SNA ereduak ezkutuko bost geruza ditu, eta horietako bakoitzak irteerako geruzan aktibazio funtzio lineal bat (ReLU) eta ezkutuko mailetako neuronentzako aktibazio sigmoide funtzioa du. SNA hainbat urrats erabiliz eta hainbat

softwarerekin sortzen da. Multisurf plataformaren egitura-geometria definitzeko erabiltzen da.

Ondoren, hidrodinamika, elastodinamika eta masa gehituak kalkulatu dira WAMIT erabiliz. WAMITen datu hauek FASTen sartu dira aerodinamikako kalkuluak egiteko. Azkenik, SNAren diseinu konputazionala MATLAB/Simulink egiten da, FASTeko datuak sartu ondoren.

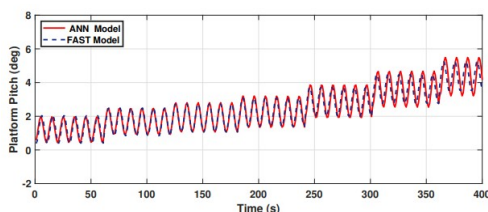
IV. SIMULAZIOA ETA EMAITZAK

Zati honetan, FAST eta MATLAB/Simulink erabiliz, gabarra flotagarri batean muntatutako "NREL kostalde kanpoko 5MW oinarri-lerroko aerosorgailua" probatu eta simulatzen da. SNA eredu optimoa identifikatzeko simulazioak egin dira geruza anitzeko pertzeptron bat erabiliz, errendimendurik onena lortzeko. Datuen %70 prestakuntzarako erabili zen, %15 balioztatzeko eta %15 probatzeko. Geruza anitzeko sareek ia edozein konputazio lineal eta ez-lineal egin dezakete eta edozein funtzio onagarri modu arbitrarioan hurbil dezakete. SNA ereduak ezkutuko bost geruza ditu, bakoitza maila ezkutuetako neuronen aktibazioarako funtzio sigmoide batekin eta aktibazio linealeko funtzio batekin (ReLU) irteerako geruzan. BEK baxuena aukeratzen da emaitza onak lortzeko.

1. TAULA: EREDUAREN ERRENDIMENDU EZAUGARRIAK

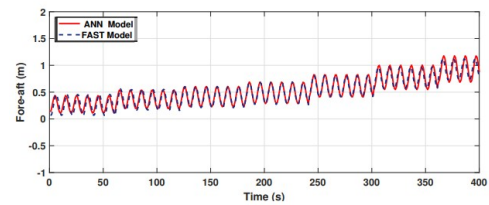
Jarduera	Behaketak	BEK	R
Trebaketa	17925	0.0692	0.98199
Baieztapena	3841	0.0691	0.98192
Proba	3841	0.0694	0.98151

60 metro baino gehiagoko itsasoko sakoneretarako, UGHT aukera bideragarria da. Ondorioz, mugimendu-askatasuneko sei gradu gehigarri dituzte. Mugimendu gehigarri hauek, batez ere plataformaren jaurtitze-mugimenduak eta dorrearen aurre-atzeak, eragin handia izan dezakete turbinaren kargan eta potentzia-ekoizpenean eta hau da faktore horien interesaren arrazoia. 4. irudian eta 5.irudian plataformaren inklinazio-angelua eta aurre-atzealdeko desplazamendua azaltzen dira. Eredua behar bezala entrenatu zela erakusten dute eta adostasun handia dagoela FASTetik lortutako balioen eta proposatutako SNA ereduaren artean, adierazgarriak ez diren alde txikiak haize-abiadura baxuetan.



4. Irudia: FAST eta SNA plataformen makurdura

Emaitzek agerian uzten dute iradokitako kontrolera bideratutako SNA eredu dorreen desplazamenduetan eta plataformaren eremuan oso zehatza dela. Zentzu honetan, SNA ereduaren aurreikuspen eta iragarpen ezaugarriek sistema konplexuak modelatzeko aukera eraginkor eta



5. Irudia: Aurre-atzealdeko desplazamendua FASTetik

itxaropentsu bihurtzen dituzte, hala nola UGHT-UZO sistema hibridoak, plataforma egonkortzeko begizta itxiko kontroladorearen ezarpenerako ikerketa gehigarria gehiago erraztuz.

V. AINTZATESPENAK

Artikulu honetan, ur-zutabe oszilatzaileak txertatuta dituen itsasoko aerosorgailu flotagarri hibrido baten neurona-sare artifizialen ereduaren garapena eta ebaluazioa aurkeztu da. Datuak biltzeko sistema hibrido osoaren hidrodinamika eta FAST aerodinamika propietateak erabili dira. Proposatutako SNA eredu, UGHT-UZO sistema hibridoaren portaera eta errendimendu estrukturala errepikatuzko diseinatu da. Helburu hori betetzeko, eredu parametro egokiak erabiltzen, BEK helburu-funtzio baxua mantentzen zen bitartean. Ondoren, eredu haize- eta olatu-egoera desberdinetan probatu zen haren konputazio-eraginkortasuna, baliozkotasuna eta zehaztasuna egiaztatuz, baita SNA oinarritutako UGHT ereduaren emaitzak konputazionalki zorrotza den FAST eredu oso ez-linealarekin konparatzeko ere.

Aurkikuntzek frogatzen dute kontrolera bideratutako SNA ereduaren errendimendua handiagoa dela plataformaren altuera eta goiko dorreen desplazamendua konparatzeko ere.

Etorkizunean, lan honek atzerelikadura-begizta duten ikaskuntza automatikoko kontrol algoritmoak erabiliko ditu plataformaren mugimendua baretzeko. Azkenik, baina ez bazterrenik, lan hau ere zabalduko da ziurgabetasunak eta uhin irregularrak barnerratzeko, sistema hibridoaren modelizazio eta kontrol sendorako.

AINZATESPENAK

Lan hau neurri batean lagunduta izan zen Eusko Jaurlaritzaren "Ayudas para apoyar las actividades de grupos de investigación del sistema universitario vasco (2022-2025)" IT555-22 izeneko deialdiaren bidez, RTI2018-094902-B-C22 (MCIU/AEI/FEDER, UE), PID2021-123543OB-C21 eta C22 MCIN/AEI/10.13039/501100011033 proiektuen bidez.

ERREFERENTZIAK

- [1] Aboutaleb, P., M'zoughi, F., Garrido, I., Garrido, A. J., 2021. Performance analysis on the use of oscillating water column in barge-based floating off-shore wind turbines. *Mathematics* 9 (5), 475.
- [2] Amaechi, C. V., Wang, F., Ye, J., 2022. Numerical studies on calm buoy motion responses and the effect of buoy geometry cum skirt dimensions with its hydrodynamic waves-current interactions. *Ocean Engineering* 244, 110378.

- [3] Basack, Sudip, Shantanu Dutta, Dipasri Saha and Goutam Das. "Power Generation by Offshore Wind Turbines: An Overview on Recent Research and Developments." *Journal: WSEAS TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS* (2021): 254-261.
- [4] Belloli, M., Bayati, I., Facchinetti, A., Fontanella, A., Giberti, H., La Mura, F. Taruffi, F., Zasso, A., 2020. A hybrid methodology for wind tunnel testing of floating offshore wind turbines. *Ocean Engineering* 210, 107592.
- [5] 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.
- [6] Chuang, T.-C., Yang, W.-H., Yang, R.-Y., 2021. Experimental and numerical study of a barge-type fowt platform under wind and wave load. *Ocean Engineering* 230, 109015.
- [7] M'zoughi, Fares, et al. "Dual Airflow Control Strategy for Floating Offshore Wind Turbine Stabilization Using Oscillating Water Columns." *APCA International Conference on Automatic Control and Soft Computing*. Springer, Cham, 2022.
- [8] Garrido Hernández, A. J., Santos Peñas, M., Mzoughi, F., Garrido Hernández, I., et al., 2022. Irakaskuntzaren berrikuntza kontrol ingeniartzan itsas energetikan.
- [9] Haritos, N., 2007. Introduction to the analysis and design of offshore structures an overview. *Electronic Journal of Structural Engineering* (1), 55-65.
- [10] Jonkman, J. M., 2009. Dynamics of offshore floating wind turbines model development and verification. *Wind Energy: An International Journal for Progress and Applications in Wind Power Conversion Technology* 12 (5), 459-492.
- [11] 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.
- [12] Marugán, A. P., Ma'riquez, F. P. G., Perez, J. M. P., Ruiz-Herna'ndez, D., 2018. A survey of artificial neural network in wind energy systems. *Applied energy* 228, 1822-1836.
- [13] M'zoughi, F., Garrido, I., Garrido, A. J., De La Sen, M., 2020. Ann-based airflow control for an oscillating water column using surface elevation measurements. *Sensors* 20 (5), 1352.
- [14] Prowell, I., Elgamal, A., Uang, C., Jonkman, J., 2010. Estimation of seismic load demand for a wind turbine in the time domain. Tech. rep., National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States).
- [15] Rudolph, D., Bos, K. J., Luijendijk, A., Rietema, K., Out, J., 2004. Scour around offshore structures-analysis of field measurements. In: *Proceedings 2nd International Conference on Scour and Erosion (ICSE-2)*. November 14.-17., 2004, Singapore.
- [16] Rusu, E., Onea, F., 2013. Evaluation of the wind and wave energy along the caspian sea. *Energy* 50, 1-14.
- [17] 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.
- [18] Zeng, J., Bao, R., McFarland, M., 2022. Clean energy substitution: The effect of transitioning from coal to gas on air pollution. *Energy Economics* 107, 105816

Classification-based OWC Diagnosis Using Real Measured Data From Mutriku Wave Power Plant

Fares M'zoughi

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

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

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 a classification-based PTO diagnosis for wave energy converter farms. The proposed technique is applied to the study case of Mutriku MOWC wave power plant in order to reduce the LCoE by implementing predictive maintenance strategies. To do so, the work adopted the well-known extraction methods, Principal Component Analysis (PCA) to select the most relevant features for OWC diagnosis. In addition, the Support Vector Machine (SVM) classification method has been used to classify the wave power plant data. The obtained data show that the SVM classification method allows achieving a successful performance with a high degree of accuracy when using PCA extraction method. The implementation of a predictive maintenance over the Mutriku wave power plant using the developed classification-based OWC diagnosis indicate that, with this predictive maintenance, the OpEx can be reduced up to 17%, downtime can be reduced to 20% and plant availability can be increased up to 81%. These indicators lead to a reduction of the LCoE by 23%, which represents about a quarter of the total costs.

Keywords—Oscillating water column (OWC); Principal component analysis (PCA); Support Vector Machine (SVM); Operational Expenditure (OpEx), Levelised Cost of Energy (LCoE); Wave energy

I. INTRODUCTION

With the aim of becoming climate-neutral by 2050, the European Union (EU) is raising its climate targets for 2030. In order to achieve this commitment, the EU is focusing on including more energy generation at the sea and from the sea. In the declaration of intent for ocean energy, the EU established high economic targets for wave and tidal energy technologies in European Strategic Energy Technology Plan (SET-Plan) [1]. The proposed targets in ocean energy are to reduce the Levelised Cost of Energy (LCoE) for tidal stream energy to at least 150 EUR/MWh in 2025 and 100 EUR/MWh in 2030 and for wave energy to at least 200 EUR/MWh in 2025 and 150 EUR/MWh in 2030. More climate targets have been defined in the Offshore Renewable Energy Strategy, which has been released by the European Commission in November 2020 [2]. The 2030 targets include the installation of a 60 GW EU offshore wind energy capacity and a 1 GW ocean energy capacity (i.e. wave and tidal energy). The 2050 targets are even more ambitious, with the goal of installing 300 GW of offshore wind energy and 40 GW of wave and tidal energy.

One way to reduce LCoE of a wave farm is through the improvement of the energy extraction capacity of the Wave Energy Converter (WEC) technology. The EU commitment to these goals helped the progress of many tidal and wave technologies. Nowadays, tidal stream's LCoE has been found by the European Commission's Joint Research Centre (JRC) to cut by over 40% in the last three years alone [3]. Tidal stream energy is on the verge of industrial roll-out. In fact, an array of three turbines has been deployed as part of the EnFAIT project, which is managed by Nova Innovation. The array's capacity will soon be doubled, from 300 kW to 600 kW. The bottom-fixed array has generated power for the grid for over 24,000 hours [4,5]. France connected Sabella's D10 turbine, its first tidal turbine to be connected to the national electricity grid [6].

Another way to reduce LCoE is through the improvement of the availability, the capacity factor and the Annual Energy Production (AEP). This may be achieved through good monitoring and maintenance strategies to maintain a good operation of the systems. In fact, maintenance has a strong influence on downtime duration over the lifetime of a plant, which lead to increase in availability, power production, capacity factor and AEP. Hence, reducing OpEx through Operational and Maintenance (O&M) costs is an effective approach to control the LCoE [7].

Based on the timing of maintenance tasks, the maintenance strategies are often classified into reactive, proactive, and opportunistic categories. The reactive maintenance strategy, also known as corrective maintenance, is a failure-based maintenance method where maintenance is performed only when a failure has already occurred. This strategy can achieve high availability when downtime-related maintenance operations is negligible. Thus, this strategy is efficient for small farms with high reliability [8]. On the other hand, the proactive maintenance strategy is an approach where inspections and replacements are scheduled before the occurrence of failures to avoid small faults from developing into a major failure. Many maintenance strategies fall under the proactive category such as preventive, condition-based and predictive maintenance [9]. Finally, the opportunistic maintenance strategy is the grouping of different planned preventive and corrective maintenance actions with unplanned preventive tasks that were meant for some worn-out components in the future [10].

Since a proactive maintenance strategy is recommended in onshore and offshore power plants time-based and sensor-based information are therefore gathered to develop and implement the adequate maintenance strategy. However, the enormous amount of data gathered and the number of variables measured complicates the processing of data. Hence, feature extraction is used to reduce redundant information and dimensionality in many fields [11,12,13]. There are many feature extraction algorithms but Principal Component Analysis (PCA) is the most common one. PCA is a multivariate statistical method for lowering a problem's dimensionality so that the data can be analyzed [14]. It studies data of many observations described by dependent inter-correlated variables. Its objective is to extract the important information from the data and to represent it as a set of new orthogonal variables called principal components [15].

Once main features have been extracted from measured data, a machine learning-based classification method is used to solve big data classification problems. Support Vector Machine (SVM) is a classical machine learning method that can help solve big data classification problems [16]. It is most useful in multi-domain applications in a big data environment. Still, the SVM is mathematically complex and computationally costly [17]. SVM exhibits good generalization capability, enabling it to deliver high classification accuracy for machine condition monitoring and fault diagnostics [18].

The remainder of the paper has been arranged to the following sections: Section 2 presents the problem of the selected study case in the wave power plant of Mutriku, Spain. Section 3 describes the data collection, preprocessing and feature extraction using PCA. Section 4 describes the classification-based OWC diagnosis proposed to identify the status of the OWC units using SVM classification method. Section 5 presents the obtained results of the selected features, the trained classification model. Lastly, Section 6 finishes the article with some concluding remarks.

II. PROBLEM STATEMENT

A. Selecting a Template





The Mutriku wave power plant was officially commissioned by the Basque Energy Agency (Ente Vasco de la Energía - EVE) in the Basque Country, Spain, in July 2011 with the support of the 6th Framework Program of the European Commission (through the Nereida MOWC project) and the Basque Government [19]. This facility is an onshore plant integrated into the breakwater of the harbor of Mutriku as shown in Fig. 1.



Fig. 1. Top view of the Mutriku wave power plant and the breakwater.

During the last decade of its operation, the Mutriku wave power plant has been reporting different degradation and failure events for different components, which are detailed in the following table.

TABLE I. DAMAGES AND BREAKAGE OCCURRED ON OWCs IN MUTRIKU WAVE POWER PLANT.

Component	Cause	Damages
Wells turbine	Exposure to saltwater and material fatigue from strong airflows	
Generator	Exposure to saltwater and/or strike by broken blades	
Bearing cover	Excessive axial force induced in the turbine shaft leads to bearings rubbing against the inside of the generator cover	
Cooling system	Salt accumulation	

All the aforementioned damages that could occur to any OWC system they are mainly related to three types of failures namely the bearing, resonance and unbalance and will consequently lead to increase in the vibration as illustrated in Figures 2, 3 and 4.

Figures 2, 3 and 4 show a 24 hours vibration of turbine T03, T06 and T07 recorded on 15/09/2021 in Mutriku wave power plant.

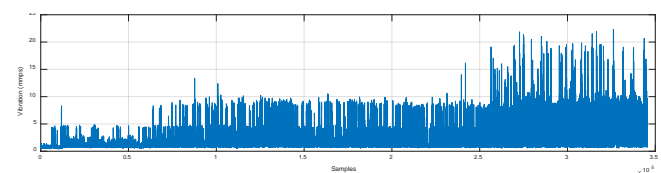


Fig. 2. Measured vibrations of turbine T03 during 24 hours on 15/09/2021 with bearing problem.

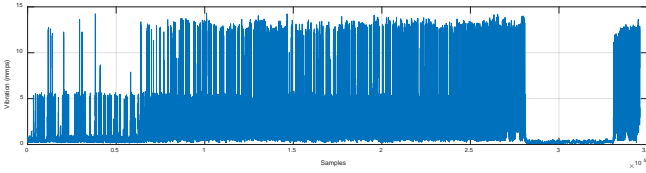


Fig. 3. Measured vibrations of turbine T06 during 24 hours on 15/09/2021 with resonance problem.

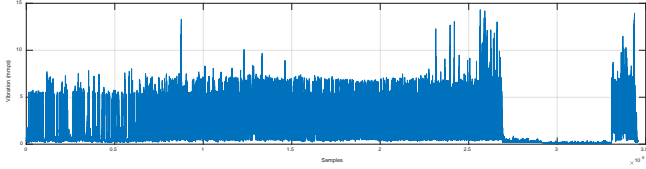


Fig. 4. Measured vibrations of turbine T07 during 24 hours on 15/09/2021 with unbalance problem.

As illustrated in the previous figures, the vibrations can exceed 20 mm/s . These undesired vibrations, if left untreated may decrease the performance of the OWC and/or worsen its state due to degradation and breakage.

Currently, BiMEP is responsible for the operation and maintenance tasks of the plant. Fortunately, in the case of the Mutriku wave power plant accessibility is not an issue. However, in the case of remote or offshore plants, maintenance operations are of utmost importance. These recurrent and unpredictable failures can cause production losses due to unavailability. Therefore, well-scheduled predictive and preventive maintenance are highly sought.

III. DATA PROCESSING AND FEATURE EXTRACTION

To study and propose an effective method to deal with the preventive maintenance of the oscillating water columns, it is essential to handle the data collected from Mutriku. The study and analysis of the vibration registered during different months of operation in different weather conditions can help identify and diagnose the possible issues and faults with the OWC system. Fig. 5 shows the block diagram of the adopted methodology to diagnose the type of failure in the OWC unit that will eventually help schedule future maintenances for a reduced OpEx.

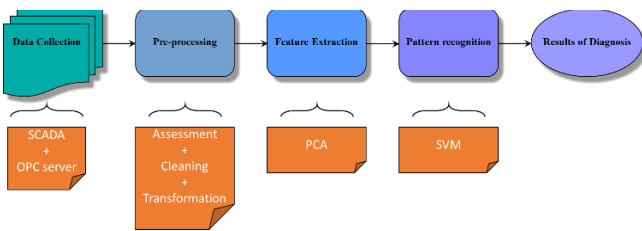


Fig. 5. Block diagram of classification-based OWC diagnosis.

A. Data collection

The Mutriku wave power plant, as one of the research facilities of BiMEP, has established a set of sensors that allows the collection of essential information and data such as pressure in the capture chamber, pressure drop, generated power, voltage, current, etc. (see Fig. 6).

A Beckhoff system collects data from the sensors and converts both analog and fieldbus signals. CNet network from Control Techniques is used to connect the Beckhoff system and the Programmable Logic Controller (PLC). CNet fieldbus used is a Token Ring network with a 5 Mbit capacity that allows for peer-to-peer communication. The SCADA

system is communicating with the PLC system via an OLE for Process Control (OPC) server/client configuration [20].

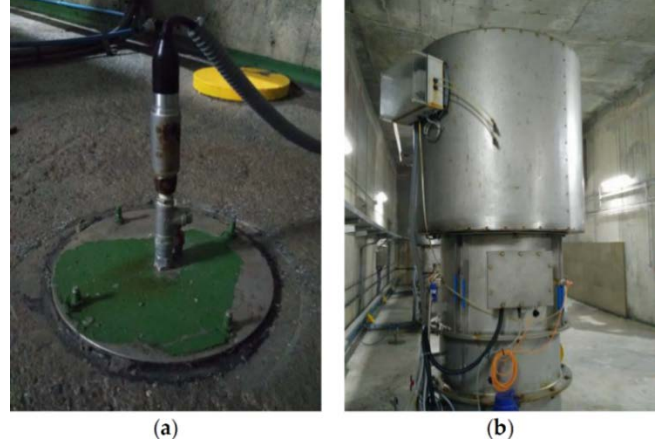


Fig. 6. OWC sensors at Mutriku wave power plant. (a) Chamber pressure sensor. (b) PTO vibration sensor.

B. Feature Extraction

Feature extraction is an approach for pre-processing and reducing computation complexity in a set of data. High feature dimensions can result in significant computational and memory costs during the classifier's training and classification. Because patterns in data can be difficult to find in high-dimensional data, Principal Components Analysis (PCA) is a commonly used method for data analysis.

Mathematically, PCA is defined as an orthogonal linear transformation, which shifts data to a new reference frame such that the highest variance by any projection of the data falls on the first coordinate [21].

For a data matrix X of size $(n \times m)$ from m observations of n variables the data must be centered in order to have the mean of the data equal to zero. The mean vector can be obtained by:

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (1)$$

where X_i is the column vector with n rows.

The data matrix is centered by subtracting the mean vector from each column vector as:

$$X = [(X_1 - \mu), \dots, (X_i - \mu), \dots, (X_m - \mu)] \quad (2)$$

Then the correlation between the dimensions (features) is found by calculating the covariance of the data matrix X as:

$$\Sigma = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)(X_i - \mu)^T = \frac{1}{n} X X^T \quad (3)$$

From Equation (3), the eigenvalues and eigenvectors are calculated by solving $X X^T$ as [15,21]:

$$\Sigma = V \Lambda V^{-1} = V \Lambda V^T \quad (4)$$

where V is a unitary matrix with the eigenvectors v_i and Λ is the diagonal matrix with the associated eigenvalues λ_i .

The obtained principal components (PCs) should be ordered in descending order of eigenvalues λ_i to get the arranged matrix Λ_a , and the eigenvectors reordered accordingly to obtain the matrix V_a [21]. From Λ_a , the cumulative energy content for each eigenvector is obtained as:

$$g_j = \sum_{k=1}^j \Lambda_{a_{kk}} \quad (j = 1, \dots, n) \quad (5)$$

A selected number of PCs S are obtained based on a defined threshold value θ satisfying the condition (6) [14,15]:

$$g_j = \sum_{k=1}^j \Lambda_{a_{kk}} \quad (j = 1, \dots, n) \quad (6)$$

A feature vector U is created from the S eigenvectors of the matrix V_a corresponding to the highest eigenvalues λ_i .

Finally, reorienting the data from the original axes to the ones represented by the principal components using the feature vector. This achieved by multiplying the transpose of the feature vector U by the original data set X as:

$$P = U^T X \quad (7)$$

where X_i is the column vector with n rows.

IV. SVM-BASED OWC DIAGNOSIS

Using the processed data a classifier is to be designed and trained to recognize different health status of the OWC using the features as input. In this work, the Support Vector Machine (SVM) classification method have been considered.

The goal behind the proposed classification-based OWC diagnosis is to optimize the scheduling of maintenance operations using a predictive maintenance instead of the preventive maintenance.

A SVM is a discriminative classifier formally defined by a separating hyperplane. SVM has been greatly developed and widely applied to classification and pattern recognition [16,17]. SVM is a set of related supervised learning methods. SVM is basically a hyperplane classifier. Training a SVM classifier involves finding a hyperplane as its decision surface that separates the positive training examples from the negative ones with the largest margin [22]. One of the main reasons for the wide application of SVM is its capacity to handle nonlinearly separable data. Given training examples represented as pairs (x_i, y_i) , where x_i is the weighted feature vector of the training example and $y_i \in \{1, -1\}$ is the label of the example. For linearly separable data, we can determine a hyperplane $f(x) = 0$ that separates the data as:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b = 0 \quad (8)$$

where w is a n -dimensional vector and b is a scalar value. The vector w and the scalar b determine the position of the separating hyperplane. For each i either:

$$\begin{cases} w_i x_i - b \geq 1 & \text{for } x_i \text{ of the first class.} \\ w_i x_i - b \leq -1 & \text{for } x_i \text{ of the second class.} \end{cases} \quad (9)$$

The hyperplane creating the maximum margin is termed the separating hyperplane. Considering the noise with slack variables ξ_i and error penalty C , the optimal hyperplane can be found by solving the following problem:

$$\min_{w, b, \xi} P(w, b, \xi) = \frac{1}{2} \langle w, w \rangle + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \quad (10)$$

where ξ_i is the distance between the margin and example x_i lying on the wrong side of the margin.

$$\min_{w, b, \xi} P(w, b, \xi) = \frac{1}{2} \langle w, w \rangle + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \quad (11)$$

The calculations can be simplified by converting the problem with Kuhn–Tucker conditions into an equivalent Lagrange dual problem:

$$V(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (12)$$

subject to

$$\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, \quad C \geq \alpha \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (13)$$

The function $K(x_i, y_i)$ returning a dot product of feature space mappings of the original data points is called a kernel function. The number of variables of the dual problem is the number of training data. According to the Karush–Kuhn–Tucker theorem, the equality condition holds for the training input–output pair (x_i, y_i) only if the associated α is not 0 [23]. In this case the training example x_i is support vector (SV). The number of SVs is considerably lower than the number of training samples making SVM computationally very efficient. SVM is an effective classifier for the classification task.

V. RESULTS AND DISCUSSION

The collected data is processed to extract features that represent the plant health information. Performing a PCA on the OWC data of Mutriku wave power plant shows the features most relevant to our study. The scree plot of Fig. 7 shows the cumulative variance explained by the added principal component (PC) whereas the blue bars show the percentage of variance explained by each individual component (in %).

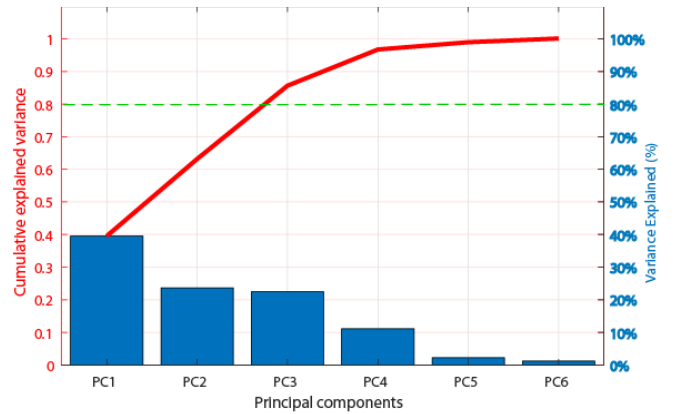


Fig. 7. Explained variance obtained from PCA.

From the scree plot of Fig. 7, the first PC explains 39.53% of the variance while the second and third PCs explain 23.64% and 22.48% of the variance, respectively. Hence, it takes 3 components to reach a cumulative explained variance of 85.65%. The first three components correspond to the vibration, rotational speed and features.

The scatter plots of the first two features are illustrated in Fig. 8 from data recorded in Mutriku wave power plant on 15/09/2021 of a healthy Wells turbine along with three different defected turbines namely unbalanced, bearing and resonance problems.

From Fig. 8, one can notice that the average vibration varies with the angular frequency of the rotor. In fact, it is clear that for every turbine two peaks are registered around 1900 rpm and 2900 rpm. The vibration in a healthy turbine can reach 3 mm/s whereas in the unhealthy turbines can exceed 6 mm/s around 2800 rpm for unbalance problems, 8 mm/s around 2838 rpm for bearing problems and 11 mm/s around 2940 rpm for resonance problems.

The scatter plot of the first three features is illustrated in Fig. 9 from data recorded on 30/09/2021 of Wells turbine bearing problem. From this 3D scatter plot, it is clear that variability of the vibration do not only depend on the rotational speed but on the pressure as well.

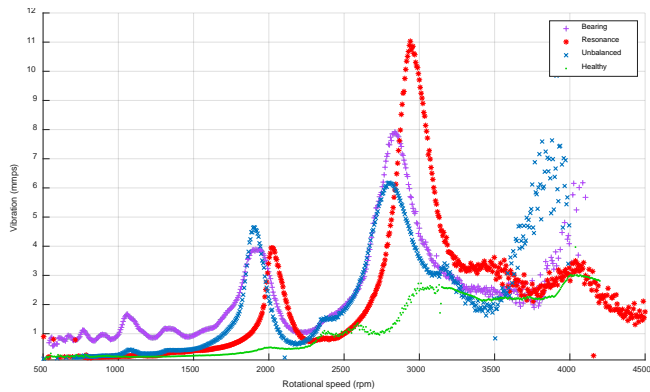


Fig. 8. 2 features scatter plot of the average vibrations versus the rotational speed in four turbines in OWCs on 15/09/2021 at Mutriku wave power plant.

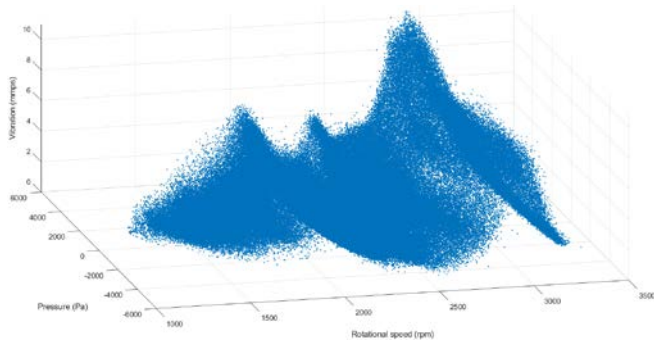


Fig. 9. 3 features scatter plot of the vibration versus the rotational speed and the pressure in turbine T03 on 15/09/2021 at Mutriku wave power plant.

Fig. 10 shows that the degree of confusion between classes is very low. In fact, correct predictions between classes is 89% while incorrect predictions are only 11%.

		SVM Confusion Matrix				
		Healthy	Bearing	Resonance	Unbalanced	
Output Class	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%
		92.0% 8.0%	85.2% 14.8%	85.1% 14.9%	93.1% 6.9%	89.0% 11.0%
		Target Class				
		Healthy	Bearing	Resonance	Unbalanced	

Fig. 10. Trained SVM confusion plot.

The Receiver Operating Characteristic (ROC) of Fig. 11 shows that the SVM classifier has high performance level with an Area Under Curve (AUC) of 0.81.

In Fig. 12 simulations have been performed to evaluate the accuracy of the trained SVM classifier against the number of features using the PCA components. A significant increase is recorded with the inclusion of more features up to three PCs. However, beyond four PCs the accuracy increase slightly.

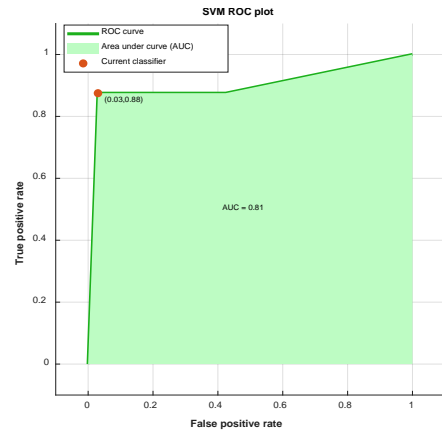


Fig. 11. Receiver Operating Characteristic of trained SVM.

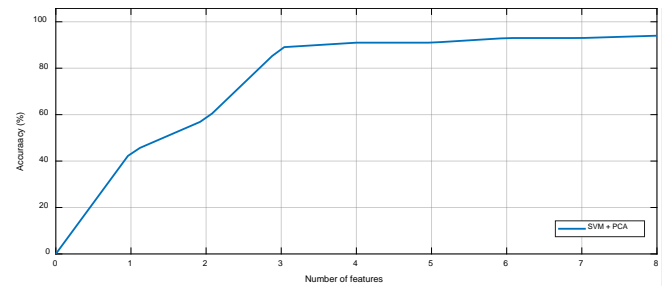


Fig. 12. SVM classification accuracy for different number of features.

VI. CONCLUSIONS

In this paper, a classification-based wave energy converters farm for PTO diagnosis has been proposed in order to implement predictive maintenance strategies. The proposed idea makes use of real measured plant data to train classifier models into predicting the health of every WEC unit. The Mutriku wave power plant has been considered as a study case to test the proposed approach. The Mutriku wave power plant is wave farm consisting of 16 OWCs. The harsh environmental conditions introduces vibration into the PTO of the OWC units leading to failure and breakage. These failures and breakage can lead to a high downtime, which will affect the LCoE. In this study case the goal is to diagnose the problem to reduce the vibration and eventually optimize the LCoE via the implementation of an adequate predictive maintenance strategy.

The presented work adopted the Principal Component Analysis (PCA) feature extraction method to select the most relevant features for OWC diagnosis. With PCA it is found that it takes 3 components to reach a cumulative explained variance of 85.65%. Therefore, the first 3 common components were used to design and train the classification model namely the vibration, the rotational speed and the pressure features.

The Support Vector Machine (SVM) has been used as classification method. The results showed that the trained SVM model successfully manages to perform with a high accuracy of 89%.

Future works will include the study of the use of the classification-based PTO diagnosis to implement a predictive maintenance strategy which, according to studies, can lead to a 18% reduction of OpEx and 20% of plant downtime which may increase plant availability to 81% and reduce LCoE down to 23%.

ACKNOWLEDGMENT

The authors would like to thank the Basque Government for funding their research work through grant IT1555-22, the Ministry of Science and Innovation (MCIN) for funding through grants PID2021-123543OB-C21 and PID2021-123543OB-C22 by MCIN/AEI/10.13039/501100011033 and the University of the Basque Country (UPV/EHU) through the Maria Zambrano grant MAZAM22/15 funded by the European Union-Next Generation EU.

REFERENCES

- [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 28 October 2022).
- [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 28 October 2022).
- [3] D. Magagna and P. Tacconi, "About cost-reduction of ocean energy: lessons from Horizon 2020," SETIS, no. 20, pp. 11-12, 2019.
- [4] ETIP Ocean, "Powering Homes Today, Powering Nations Tomorrow: Policy Solutions to Deliver Ocean Energy Industrial Roll-Out," Brussels, 2019.
- [5] Nova Innovation, "A World-First for Nova Innovation: the 'Holy Grail' of Baseload Tidal Power," Nova Innovation, Available online: https://www.novainnovation.com/news/news_/i/a-world-first-for-nova-innovation-the-holy-grail-of-baseload-tidal-power/ (accessed on 28 October 2022).
- [6] Sabella, "Sabella D10 - FRANCE," Available online: <https://www.sabella.bzh/en/projects/d10> (accessed on 28 October 2022).
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] J. Peng. "Maintenance of wind turbine," *Electr. Equip.* vol. 28, mo. 6, pp.68-71, 2011.
- [10] T. Édouard, É. Levrat, and B. Iung. "Overview on opportunistic maintenance," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 41, no. 3, pp. 245-250, 2008:
- [11] J. Sklansky, "Image segmentation and feature extraction," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 8, no. 4, pp. 237-247, 1978:
- [12] P. Boonyakitanont, 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.
- [13] 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.
- [14] A. Hervé, and L. J. Williams. "Principal component analysis," *Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics*, vol. 2, no. 4, pp. 433-459, 2010.
- [15] B. M. S. Hasan, and A. M. Abdulazeez. "A review of principal component analysis algorithm for dimensionality reduction," *Journal of Soft Computing and Data Mining*, vol. 2, no. 1, pp. 20-30, 2021.
- [16] 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.
- [17] D. A. Pisner, and D. M. Schnyer. "Support vector machine." In: *Machine learning*, pp. 101-121. Academic Press, 2020.
- [18] A. Widodo, and 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.
- [19] Y. Torre-Enciso, I. Ortubia, L.I. López de Aguilera, J. Marqués, "Mutriku Wave Power Plant: from the thinking out to the reality," in *Proc. of the 8th European Wave and Tidal Energy Conference*, Uppsala, Sweden, 2009, pp. 1-11.
- [20] J. Lekube, A. J. Garrido, I. Garrido, E. Otaola, and J. Maseda, "Flow control in wells turbines for harnessing maximum wave power," *Sensors*, vol. 18, no. 2, p. 535, 2018.
- [21] R. Vidal, Y. Ma, and S. S. Sastry. "Principal component analysis." In: *Generalized principal component analysis*, pp. 25-62. Springer, New York, NY, 2016.
- [22] M. Awad, and R. Khanna. "Support vector machines for classification," In: *Efficient Learning Machines*, pp. 39-66. Apress, Berkeley, CA, 2015.
- [23] 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.

The Design and Dynamic Performance of Offshore Structures Employing Numerical Tools

1st 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*

2nd Fares M'zoughi

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*

3rd Payam Aboutalebi

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*

4th 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*

5th 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*

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 constructions 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 verified in MATLAB/Simulink environment.

Index Terms—Floating Offshore Wind Turbine, oscillating water column, MultiSurf, WAMIT, FAST, offshore structures, aero-hydro-servo-elastic dynamics.

I. INTRODUCTION

The renewable energy sector is becoming more interested in the development of deep water floating offshore wind turbines. While the development of offshore wind energy has been expanding in Europe, studies pertaining to bottom-supported and floating offshore wind turbines have just lately attracted more attention in the United States [1].

Offshore wind turbine design can be challenging due to the need to consider the combined effects of aerodynamic and hydrodynamic loading. Deep-water sites are best served by floating wind turbines, while shallow water sites are best addressed by bottom-supported offshore wind turbines. According to how they provide stability, floating wind turbine designs can be divided into three categories: ballast-stabilized (spar buoy) , mooring-stabilized (tension leg platform), and buoyancy-stabilized (barge-platform). They are illustrated in Fig.1 [2].

A. Model Development for a Floating Offshore Wind Turbine

Offshore projects are unique from an engineering perspective since they pose several challenges for conceptualizing and developing designs. A detailed understanding of their analysis and core design becomes essential as inventive platform geometries are thought to be able to significantly lessen the

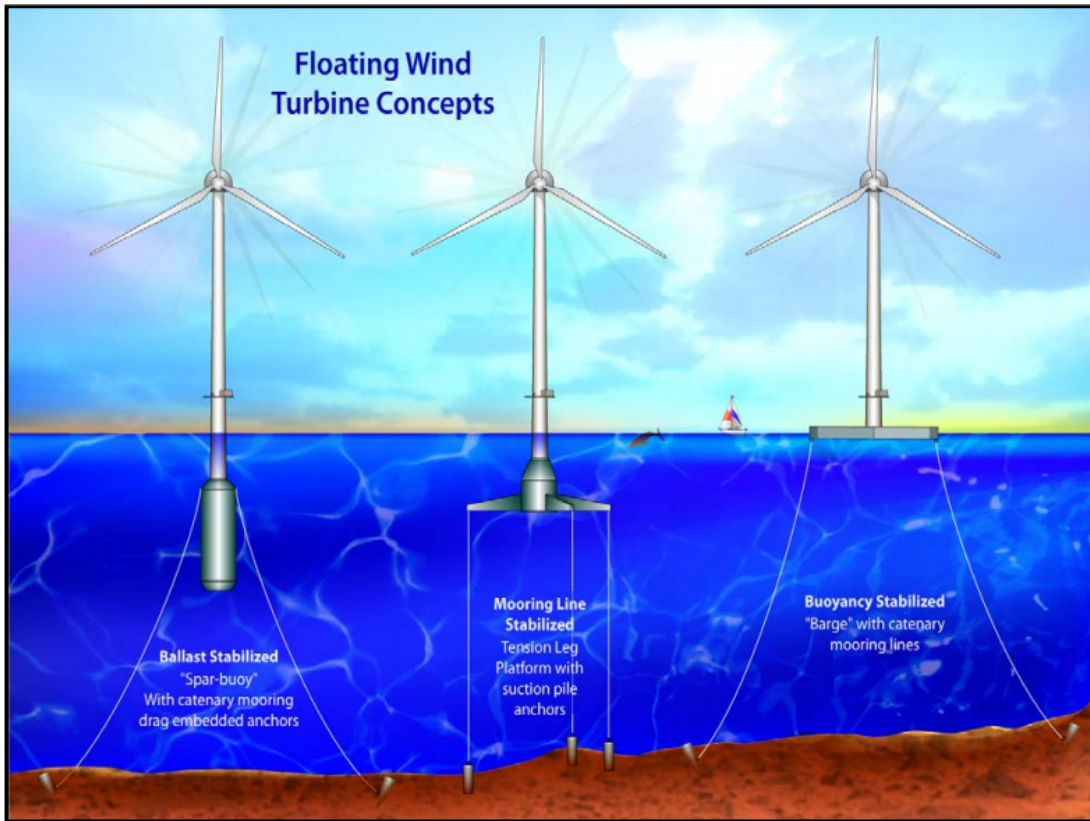


Fig. 1. Floating Wind Turbine Design.

environmental strains experienced. There are three main types of offshore platforms: fixed platforms, compliant platforms, and floating platforms [3].

B. Simulation Tools for Model Development

Simulation tools are required to represent the aerodynamic model, platform hydrodynamics, servo, and mooring lines in order to construct a model and perform response assessments of the integrated turbine, platform, and mooring system. However, it is a complex and difficult task to analyze and comprehend the control performance of an aero-hydro-servo-elastic floating structure. Tools and modules for integrated platform, mooring, and turbine simulation that required have been shown in Fig. 2 [5] as follows:

1) **FAST**: Researchers at the National Renewable Energy Laboratory (NREL) created the free and open-source FAST (Fatigue, Aerodynamics, Structures, and Turbulence) program to simulate turbine systems. FAST is a complete Program for coupled dynamic analysis used to simulate onshore and offshore wind turbines. This study focuses on a wind turbine installed on an offshore floating semi-submersible platform. FAST consists of three parts for wind turbines supported by floating platforms: the wind turbine, the floating platform, and a mooring line system. A FAST analysis uses a number of modules, including AeroDyn, ServoDyn, ElastoDyn, HydroDyn, and MAP [4].

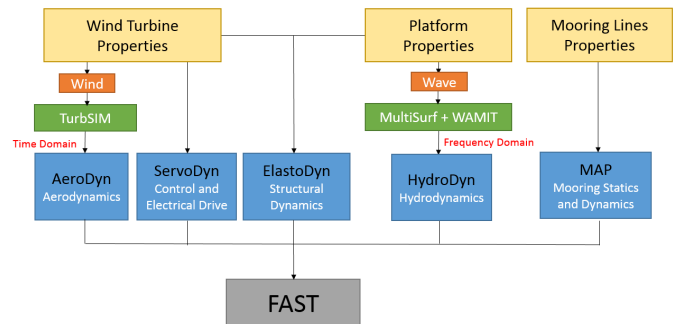


Fig. 2. Tools and modules for integrated platform, mooring, and turbine simulation.

2) **WAMIT**: WAMIT is a linear hydrodynamic analysis program that uses the radiation and diffraction panel method to evaluate unsteady hydrodynamic loads and motions of a body in a fluid domain. The linear hydrodynamics solver WAMIT, created by WAMIT Inc. and Massachusetts Institute of Technology, integrates pressures using the panel method and uses potential flow theory to produce a converged solution to the diffraction and radiation issues on the body surface for a given mode, wave frequency, and wave heading. The HydroDyn module in FAST takes as input the hydrodynamic parameters discovered by a WAMIT analysis. The Model.1

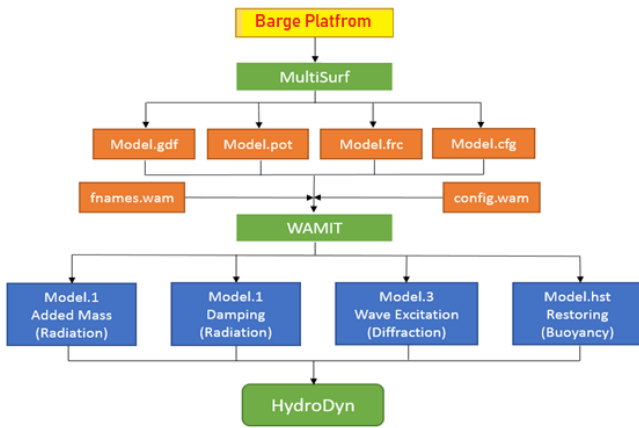


Fig. 3. Flow chart for obtaining desired hydrodynamic coefficients FAST inputs for the HydroDyn module.

file, which provides additional mass and damping coefficients, and the Model.3 file, which contains wave excitation forces, are the two output files from WAMIT that are specifically required. The hydrostatic restoring coefficients are contained in the hydrostatics file (Model.hst). WAMIT needs several input files to generate output data for FAST. Flow chart for obtaining desired hydrodynamic coefficients FAST inputs for the HydroDyn module has been shown in Fig. 3 [6].

- Model.gdf is a geometric data file that can be directly obtained through MultiSurf.
- Model. Pot is a control input file which is used to calculate input parameters. This file contains information about water depth, number of wave periods and frequencies, radiation and diffraction solver.
- Model.frc is a control file responsible for FORCE sub-program that contains information about added-mass and damping ($A_{i,j}$ and $B_{i,j}$) output to file Model.1.
- config.wam and Model.cfg are the two configuration files. config.wam define the path for simulation, data storage and the choice on processor while Model.cfg contains other parameter such as specification on the use of higher order methods.
- fnames.wam occupy lists the names of input file names including Model.gdf, Model.cfg, Model.pot and Model.frc.

3) *MultiSurf*: A 3D modeling tool called MultiSurf considers helpful for modeling bodies with surfaces or shapes that can be challenging to produce with conventional CAD programs. Additionally, MultiSurf has the capacity to produce input files for WAMIT and import geometry files directly for use in WAMIT from MultiSurf models. The semi-submersible platform's geometry is scaled up by a factor of 1.8 from the Floating Offshore Wind Turbine (FOWT) integrated with the Oscillating Water Columns (OWC) platform's geometry. MultiSurf models platforms using point, curve, and surface entities. To define meshes and body geometry, these entities are employed to generate B-spline continuous curves. In Figures 4 and 5, MultiSurf models of the platform are displayed [7].

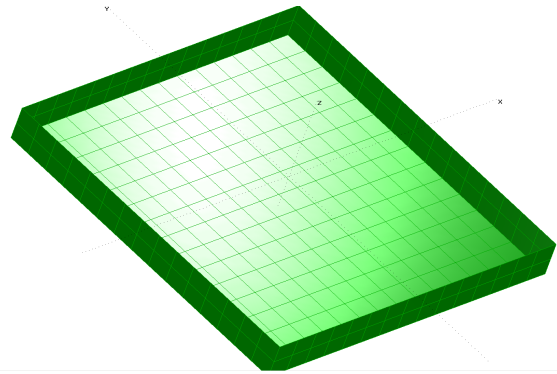


Fig. 4. Geometry of the standard barge platform

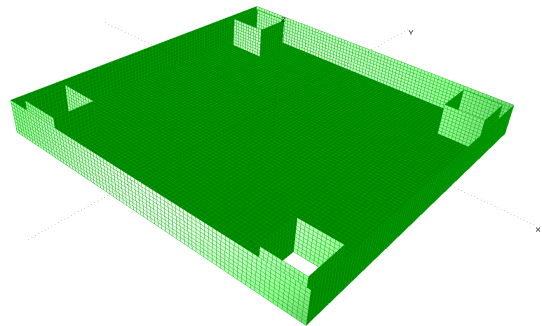


Fig. 5. Geometry of the four OWC-based barge platform

II. METHODOLOGY

This section has discussed about how MultiSurf has helped with the development of geometry models. Meanwhile, in this section, we discuss techniques for linear hydrodynamic effects on a semi-submersible platform caused by wave excitation from incident waves, the added mass component from platform motions, and wave-radiation damping from a wave that was radiated outward from the platform's surface. The procedure for calculating the required hydrodynamic coefficients is shown in Fig 3. and is briefly detailed below:

- Establish the platform's scale such that system motions are controlled and stability is provided.
- Use MultiSurf to model and mesh a platform's B-spline surface with the proper panelization.
- Create WAMIT input files for the platform's geometry coordinates, wave characteristics, water depth, and configuration for hydrodynamics, and solvers, that are required. The needed input files are respectively Model.gdf, Model.pot, Model.cfg, and Model.frc.
- Create a WAMIT input file that regulates the output file names since WAMIT also requires other files (fnames.wam).
- Develop a WAMIT input file that describes the simulations' directory, how many processors will be used, and how much RAM will be required (config.wam).
- Use RGKERNEL, a direct solver, to simulate the platform

in WAMIT using the "higher-order" solution method (with B-spline mesh lines), and then eliminate the impact of irregular frequencies from the simulations.

- Post-process the hydrostatics (Model.hst) and linear equations files. Hydrodynamics files (Model.1 Added mass, Model.1 Damping, and Model.1) Model.3 wave excitation to be used as HydroDyn inputs in FAST.

III. SIMULATIONS ON PROPOSED HYBRID FLOATING SYSTEM

For active control of the structure, we have incorporated four OWC moonpools at each corner of the J. Jonkman barge platform, which has a single moonpool in the center and measurements of 40m x 40m x 10m. The hybrid platform was developed using a variety of numerical engineering applications, including MATLAB, WAMIT, FAST, and Multisurf.

A. Geometry Design

Using MultiSurf, the platform's geometry was produced. We created two distinct platforms, each with a unique set of features. Fig. 4 depicts the first platform as a typical barge platform, whereas Fig. 5 illustrates the second platform as a barge platform with four OWCs in the corners.

B. Advanced Hydrostatic and Hydrodynamic Computations

It is important to acquire the hydrodynamic and hydrostatic characteristics after developing the geometry of the recently suggested four OWCs-based barge platform. Therefore, the advanced computations of these properties have been carried out using the WAMIT numerical tool. The WAMIT diffraction panel application was created for the linear analysis of surface wave interactions with diverse floating and submerged object types. In order to obtain the matrices $A_{Hydro}(\omega)$, $B_{Hydro}(\omega)$, the hydrostatic and hydrodynamic coefficients were obtained by directly loading the MultiSurf file into WAMIT.

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

The normalized added mass and damping coefficients can be calculated as:

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

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

where L is the length scale.

C. Aero-Hydro-Servo-Elastic simulation

To enable coupled nonlinear aero-hydro-servo-elastic simulation in the time domain, FAST connects models for structural (elastic) dynamics, control and electrical system (servo) dynamics, and aerodynamics for offshore structures. FAST is mostly used to execute nonlinear time-domain simulations, such as for loads analysis based on design standards. Although the majority of the physics involved in wind energy are nonlinear, it is frequently desirable to linearize the underlying nonlinear system equations in order to understand the system responses. Geometry using MultiSurf, hydrodynamics,

and added masses via WAMIT, and nonlinear dynamics are obtained using FAST.

In figures 6 and 7, the regular sine wave has been introduced as a wave elevation and consideration of a wind speed of 8 m/s are depicted, respectively. Various moonpools configurations on the barge platform have been developed. The standard barge platform and four moonpools can be opened and closed.

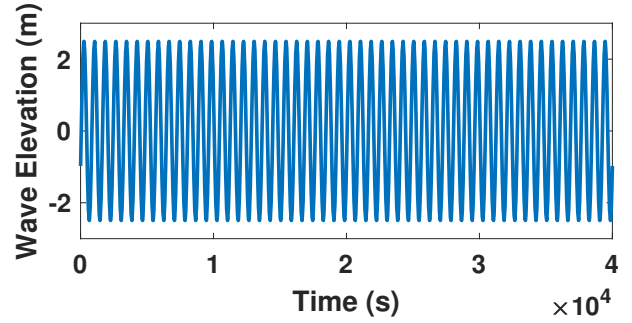


Fig. 6. Wave Elevation

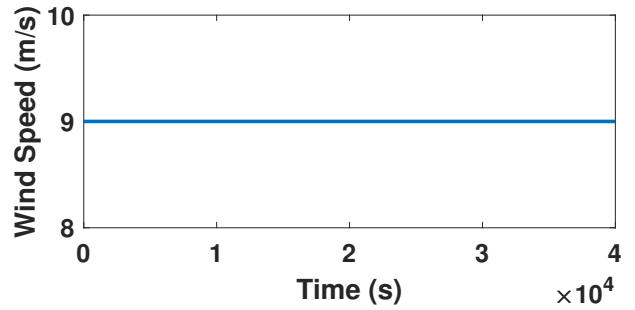


Fig. 7. Wind Speed 8m/s

The FAST simulations for platform Pitch (degrees) and power (kW) are shown in Figs. 8-10. In Fig. 8 the red curves for open moonpools and blue curves for closed barge platforms have been illustrated in the wind speeds of 8-15m/s. In Figs. 9-10, it has been clearly observed that the open-moonpools have been found to have fewer oscillations in all platform geometries.

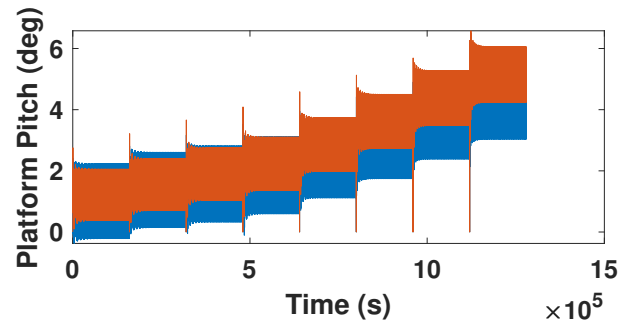


Fig. 8. Platform Pitch under several wind Speeds

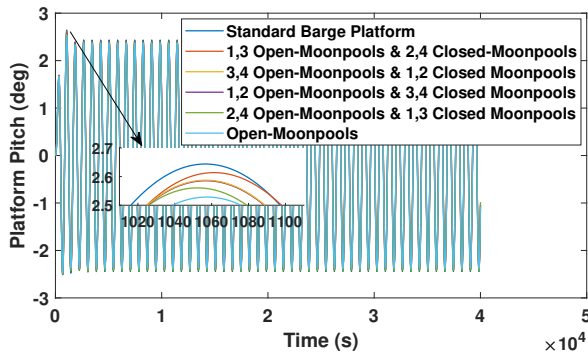


Fig. 9. Platform Pitch Under several moonpools configurations

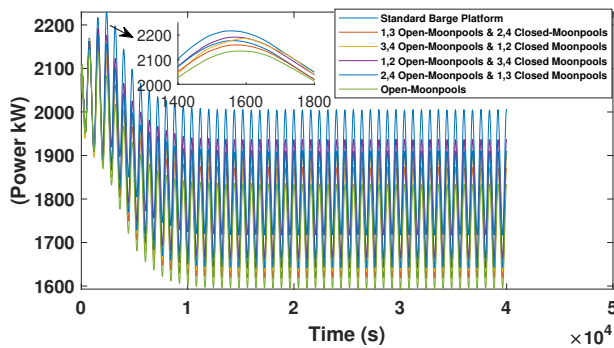


Fig. 10. Genrated Power under several moonpools configurations

On the barge platform, various moonpools configurations has been tested. For, example, in [8] and [9], where 2 and 4 moonpools configurations had been tested, respectively, at the platform corners. In the future, several platform geometries will be proposed and analyzed in order to see the behavior of the hybrid system.

IV. CONCLUSION

To evaluate floating platform oscillations, a detailed procedure has been presented. In this regard, a comprehensive investigation has been carried out in this work.

A number of numerical tools have been used in the procedure of developing and testing offshore structures. Geometrical data has been generated through software called MultiSurf. Gravitational damping coefficients and additional masses can be computed with WAMIT. Then, using FAST software, servo-hydro-aero-elastic properties are modeled.

On the barge platform, various moonpool arrangements have been explored in order to examine platform vibrations. consequently, all open moonpool configurations produce fewer oscillations than others. Finally, the MATLAB/Simulink environment has been used to verify the results.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported in part by the Basque Government through project IT1555-22 and through the projects PID2021-123543OB-C21 and C22 funded by

MCIN/AEI/10.13039/501100011033. The authors would, also, like to thank the UPV/EHU for the financial support through grant PIF20/299 and María Zambrano grant MAZAM22/15 financed by the European Union-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] 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.
- [3] 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.
- [4] J. Jonkman, M. Jason, and Marshall L. Buhl. "FAST user's guide," vol. 365. Golden, CO, USA: National Renewable Energy Laboratory, 2005.
- [5] 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.
- [6] J. M. Jonkman, A. N. Robertson, and J. G. Hayman. "HydroDyn user's guide and theory manual," National Renewable Energy Laboratory (NREL), 2014.
- [7] 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.
- [8] F. M'zoughi, P. Aboutaleb, 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.
- [9] P. Aboutaleb, 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.

ZABALDUZ

Jardunaldiak, kongresuak, sinposioak, hitzaldiak eta omenaldiak
Jornadas, congresos, simposiums, conferencias y homenajes

UPV/EHUko Argitalpen Zerbitzua
argitaletxea@ehu.eus

Servicio Editorial de la UPV/EHU
editorial@ehu.eus

Tel.: 94 601 2227
www.ehu.eus/argitalpenak

omen ta zabal zazu



Universidad
del País Vasco

Euskal Herriko
Unibertsitatea

ISBN: 978-84-1319-526-1