

ACTAS

DE LAS

XXXVIII Jornadas de Automática

Gijón · Palacio de Congresos · 6, 7 y 8 de Septiembre de 2017



Universidad de Oviedo
Universidá d'Uviéu
University of Oviedo



CEA
*Comité Español
de Automática*

Colabora

Gijón

Convention Bureau

Actas de

XXXVIII

Jornadas de Automática

© 2017 Universidad de Oviedo
© Los autores

Servicio de Publicaciones de la Universidad de Oviedo
Campus de Humanidades. Edificio de Servicios. 33011 Oviedo (Asturias)
Tel. 985 10 95 03 Fax 985 10 95 07
[http: www.uniovi.es/publicaciones](http://www.uniovi.es/publicaciones)
servipub@uniovi.es

DL AS 2749-2017

ISBN: 978-84-16664-74-0

Todos los derechos reservados. De conformidad con lo dispuesto en la legislación vigente, podrán ser castigados con penas de multa y privación de libertad quienes reproduzcan o plagien, en todo o en parte, una obra literaria, artística o científica, fijada en cualquier tipo y soporte, sin la preceptiva autorización.

Prefacio

Las *Jornadas de Automática* se celebran desde hace **40 años** en una universidad nacional facilitando el encuentro entre expertos en esta área en un foro que permite la puesta en común de las nuevas ideas y proyectos en desarrollo. Al mismo tiempo, propician la siempre necesaria colaboración entre investigadores del ámbito de la Ingeniería de Control y Automática, así como de campos afines, a la hora de abordar complejos proyectos de investigación multidisciplinares.

En esta ocasión, las Jornadas estarán organizadas por la Universidad de Oviedo y se han celebrado del 6 al 8 de septiembre de 2017 en el Palacio de Congresos de Gijón, colaborando tanto la Escuela Politécnica de Ingeniería de Gijón (EPI) como el Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica de Computadores y de Sistemas del que depende el Área de Ingeniería de Sistemas y Automática.

Además de las habituales actividades científicas y culturales, esta edición es muy especial al celebrarse el **50 aniversario de la creación de CEA**, Comité Español de Automática. Igualmente este año se conmemora el 60 aniversario de la Federación Internacional del Control Automático de la que depende CEA. Así se ha llevado a cabo la presentación del libro que se ha realizado bajo la coordinación de D. Sebastián Dormido, sobre la historia de la Automática en España en una sesión en la que han participado todos los ex-presidentes de CEA conjuntamente con el actual, D. Joseba Quevedo.

Igualmente hemos contado con la presencia de conferenciantes de prestigio para las sesiones plenarias, comunicaciones y ponencias orales en las reuniones de los 9 grupos temáticos, contribuciones en formato póster. Se ha celebrado también el concurso de CEABOT, así como una nueva Competición de Drones, con el ánimo de involucrar a más estudiantes de últimos cursos de Grado/Máster.

En el marco de las actividades culturales programadas se ha podido efectuar un recorrido en el casco antiguo situado en torno al Cerro de Santa Catalina y visitar la Laboral.

Gijón, septiembre de 2017

Hilario López
Presidente del Comité Organizador

Program Committee

Antonio Agudo	Institut de Robòtica i Informàtica Industrial
Rosa M Aguilar	University of La Laguna.
Luciano Alonso	University of Cantabria
Ignacio Álvarez García	Universidad de Oviedo
Antonio Javier Artuñedo García	Centre for Automation and Robotics (CSIC-UPM)
José M. Azorín	Miguel Hernandez University of Elche
Pedro Balaguer	Universitat Jaume I
Antonio Javier Barragán Piña	Universidad de Huelva
Alfonso Baños	Universidad de Murcia
Guillermo Bejarano	University of Seville
Gerardo Beruvides	Centro de Automática y Robótica
Carlos Bordons	University of Seville
Jose Manuel Bravo	University of Huelva
Jose Luis Calvo-Rolle	University of A Coruña
Fernando Castaño Romero	Centro de Automática y Robótica (UPM -CSIC)
José Luis Casteleiro-Roca	University of Coruña
Alvaro Castro-Gonzalez	Universidad Carlos III de Madrid
Ramon Costa-Castelló	Universitat Politècnica de Catalunya
Abel A. Cuadrado	University of Oviedo
Arturo De La Escalera	Universidad Carlos III de Madrid
Emma Delgado	Universidad de Vigo
Jose-Luis Diez	Universitat Politecnica de Valencia
Manuel Domínguez	Universidad de León
Juan Manuel Escaño	Universidad de Sevilla
Mario Francisco	University of Salamanca
Maria Jesus Fuente	Universidad de Valladolid
Juan Garrido	Universtiy of Cordoba
Antonio Giménez	Universidad de Almeria
Evelio Gonzalez	Universidad de La Laguna
José-Luis Guzmán	Universidad de Almería
Rodolfo Haber	Center for Automation and Robotics (UPM-CSIC)
César Ernesto Hernández	Universidad de Almería
Eloy Irigoyen	UPV/EHU
Agustin Jimenez	Universidad PolitÁcnica de Madrid
Emilio Jiménez	University of La Rioja
Jesus Lozano	Universidad de Extremadura
Jorge Luis Madrid	Centro de Automática y Robótica
Luis Magdalena	Universidad Politécnic de Madrid
David Martin Gomez	Universidad Carlos III de Madrid
Fernando Matia	Universidad Politecnica de Madrid
Joaquim Melendez	Universitat de Girona
Juan Mendez	Universidad de La Laguna
Luis Moreno	Universidad Carlos III de Madrid
María Dolores Moreno Rabel	Universidad de Extremadura
David Muñoz	Universidad de Sevilla
Antonio José Muñoz-Ramirez	Universidad de Málaga
Jose Luis Navarro	Universidad Politecnica de Valencia
Manuel G. Ortega	University of Seville
Andrzej Pawlowski	UNED
Mercedes Perez de La Parte	University of La Rioja
Ignacio Peñarrocha	Universitat Jaume I de Castelló, Spain
José Luis Pitarch	Universidad de Valladolid

Daniel Pérez	University of Oviedo
Emilio Pérez	Universitat Jaume I
Juan Pérez Oria	Universidad de Cantabria
Miguel Ángel Ridao	Universidad de Sevilla
Gregorio Sainz-Palmero	Universidad de Valladolid
Antonio Sala	Universitat Politecnica de Valencia
Ester Sales-Setién	Universitat Jaume I
Jose Sanchez	UNED
Javier Sanchis Saez	Universitat Politecnica de Valencia (UPV)
José Pedro Santos	ITEFI-CSIC
Matilde Santos	Universidad Complutense de Madrid
Alvaro Serna	University of Valladolid
José Enrique Simó	Universidad Politécnica de Valencia
José A. Somolinos	ETS I Navales. Universidad Politecnica de Madrid
Fernando Tadeo	Univ. of Valladolid
Alejandro Tapia	Universidad de Loyola Andalucía
David Tena	Universitat Jaume I
Jesús Torres	Universidad de La Laguna
Pedro M. Vallejo	Universidad de Salamanca
Guilherme Vianna	Universidad de Sevilla
Alejandro Vignoni	AI2 - UPV
Ramón Vilanova	UAB
Francisco Vázquez	Universidad de Cordoba
Jesús M. Zamarreño	University of Valladolid

Revisores Adicionales

Al-Kaff, Abdulla

Balbastre, Patricia
Beltrán de La Cita, Jorge
Bermudez-Cameo, Jesus
Blanco-Claraco, Jose-Luis
Blanes, Francisco
Bonin-Font, Francisco

Cancela, Brais

Ferraz, Luis

Garita, Cesar
Gimenez, Antonio
Gruber, Patrick
Guindel, Carlos

Hernandez Ruiz, Alejandro
Hernandez, Daniel

Jardón Huete, Alberto

López, Amable

Marin, Raul
Marín Plaza, Pablo
Mañanas, Miguel Angel
Morales, Rafael
Moreno, Francisco-Angel

Núñez, Luis Ramón

Ponz Vila, Aurelio
Posadas-Yague, Juan-Luis
Poza-Luján, Jose-Luis
Pumarola, Albert

Raya, Rafael
Revestido Herrero, Elías
Rocon, Eduardo
Ruiz Sarmiento, José Raúl
Ruiz, Adria

Torres, Jose Luis

Vaquero, Victor

Table of Contents

Ingeniería de Control	
TÚNEL DE AGUA PARA PRUEBAS Y CARACTERIZACIÓN DE DISEÑOS EXPERIMENTALES DE TURBINAS HIDROCINÉTICAS	1
<i>Eduardo Alvarez, Manuel Rico-Secades, Antonio Javier Calleja Rodríguez, Joaquín Fernández Francos, Aitor Fernández Jiménez, Mario Alvarez Fernández and Samuel Camba Fernández</i>	
Reduction of population variability in protein expression: A control engineering approach.	8
<i>Yadira Boada, Alejandro Vignoni and Jesús Picó</i>	
CONTROL ROBUSTO DEL PH EN FOTOBIORREACTORES MEDIANTE RECHAZO ACTIVO DE PERTURBACIONES	16
<i>José Carreño, Jose Luis Guzman, José Carlos Moreno and Rodolfo Villamizar</i>	
Control reset para maniobra de cambio de carril y validación con CarSim	23
<i>Miguel Cerdeira, Pablo Falcón, Antonio Barreiro, Emma Delgado and Miguel Díaz-Cacho</i>	
Maniobra de aterrizaje automática de una Cessna 172P modelada en FlightGear y controlada desde un programa en C	31
<i>Mario de La Rosa, Antonio Javier Gallego and Eduardo Fernández</i>	
Alternativas para el control de la red eléctrica aislada en parques eólicos marinos	38
<i>Carlos Díaz-Sanahuja, Ignacio Peñarrocha, Ricardo Vidal-Albalade and Ester Sales-Setién</i>	
CONTROL PREDICTIVO DISTRIBUIDO UTILIZANDO MODELOS DIFUSOS PARA LA NEGOCIACIÓN ENTRE AGENTES	46
<i>Lucía Fargallo, Silvana Roxani Revollar Chavez, Mario Francisco, Pastora Vega and Antonio Cembellín</i>	
Control Predictivo en el espacio de estados de un captador solar tipo Fresnel	54
<i>Antonio Javier Gallego, Mario de La Rosa and Eduardo Fernández</i>	
Control predictivo para la operación eficiente de una planta formada por un sistema de desalación solar y un invernadero	62
<i>Juan Diego Gil Vergel, Lidia Roca, Manuel Berenguel, Alba Ruiz Aguirre, Guillermo Zaragoza and Antonio Giménez</i>	
Depuración de Aguas Residuales en la Industria 4.0	70
<i>Jesus Manuel Gomez-De-Gabriel, Ana María Jiménez Arévalo, Laura Eiroa Mateo and Fco. Javier Fernández-De-Cañete-Rodríguez</i>	
Control robusto con QFT del pH en un fotobiorreactor raceway	77
<i>Ángeles Hoyo Sánchez, Jose Luis Guzman, Jose Carlos Moreno and Manuel Berenguel</i>	
Revisión sistemática de la literatura en ingeniería de sistemas. Caso práctico: técnicas de estimación distribuida de sistemas ciberfísicos	84
<i>Carmelina Ierardi, Luis Orihuela Espina, Isabel Jurado Flores, Álvaro Rodríguez Del Nozal and Alejandro Tapia Córdoba</i>	
Desarrollo de un Controlador Predictivo para Autómatas programables basado en la normativa IEC 61131-3	92
<i>Pablo Krupa, Daniel Limon and Teodoro Alamo</i>	
Diseño de un emulador de aerogenerador de velocidad variable DFIG y control de pitch ...	100
<i>Manuel Lara Ortiz, Juan Garrido Jurado and Francisco Vázquez Serrano</i>	

Observación de la fracción de agua líquida en pilas de combustible tipo PEM de cátodo abierto.....	108
<i>Julio Luna and Ramon Costa-Castelló</i>	
Control Predictivo Basado en Datos.....	115
<i>José María Manzano, Daniel Limón, Teodoro Álamo and Jan Peter Calliess</i>	
Control MPC basado en un modelo LTV para seguimiento de trayectoria con estabilidad garantizada.....	122
<i>Sara Mata, Asier Zubizarreta, Ione Nieva, Itziar Cabanes and Charles Pinto</i>	
Implementación y evaluación de controladores basados en eventos en la norma IEC-61499.	130
<i>Oscar Miguel-Escrig, Julio-Ariel Romero-Pérez and Esteban Querol-Dolz</i>	
AUTOMATIZACIÓN Y MONITORIZACIÓN DE UNA INSTALACIÓN DE ENSAYO DE MOTORES.....	138
<i>Alfonso Poncela Méndez, Miguel Ochoa Vega, Eduardo J. Moya de La Torre and F. Javier García Ruíz</i>	
OPTIMIZACIÓN Y CONTROL EN CASCADA DE TEMPERATURA DE RECINTO MEDIANTE SISTEMAS DE REFRIGERACIÓN.....	146
<i>David Rodríguez, José Enrique Alonso Alfaya, Guillermo Bejarano Pellicer and Manuel G. Ortega</i>	
Diseño LQ e implementación distribuida para la estimación de estado.....	154
<i>Álvaro Rodríguez Del Nozal, Luis Orihuela, Pablo Millán Gata, Carmelina Ierardi and Alejandro Tapia Córdoba</i>	
Estimación de fugas en un sistema industrial real mediante modelado por señales aditivas.	160
<i>Ester Sales-Setién, Ignacio Peñarrocha and David Tena</i>	
Advanced control based on MPC ideas for offshore hydrogen production.....	167
<i>Alvaro Serna, Fernando Tadeo and Julio. E Normey-Rico</i>	
Transfer function parameters estimation by symmetric send-on-delta sampling.....	174
<i>José Sánchez, María Guinaldo, Sebastián Dormido and Antonio Visioli</i>	
An Estimation Approach for Process Control based on Asymmetric Oscillations.....	181
<i>José Sánchez, María Guinaldo Losada, Sebastian Dormido, José Luis Fernández Marrón and Antonio Visioli</i>	
Robust PI controller for disturbance attenuation and its application for voltage regulation in islanded microgrid.....	189
<i>Ramon Vilanova, Carles Pedret and Orlando Arrieta</i>	
Infraestructura para explotación de datos de un simulador azucarero.....	197
<i>Jesús M. Zamarréño, Cristian Pablos, Alejandro Merino, L. Felipe Acebes and De Prada César</i>	
<hr/>	
Automar	
<hr/>	
INFRAESTRUCTURA PARA ESTUDIAR ADAPTABILIDAD Y TRANSPARENCIA EN EL CENTRO DE CONTROL VERSÁTIL.....	203
<i>Juan Antonio Bonache Seco, José Antonio Lopez Orozco, Eva Besada Portas and Jesús Manuel de La Cruz</i>	
ARQUITECTURA DE CONTROL HÍBRIDA PARA LA NAVEGACIÓN DE VEHÍCULOS SUBMARINOS NO TRIPULADOS.....	211
<i>Francisco J. Lastra, Jesús A. Trujillo, Francisco J. Velasco and Elías Revestido</i>	

Exploración y Reconstrucción 3D de Fondos Marinos Mediante AUVs y Sensores Acústicos	218
<i>Oscar L. Manrique Garcia, Mario Andrei Garzon Oviedo and Antonio Barrientos</i>	
AUTOMATIZACIÓN DE MANIOBRAS PARA UN TEC DE 2GdL	226
<i>Marina Pérez de La Portilla, José Andrés Somolinos Sánchez, Amable López Piñeiro, Rafael Morales Herrera and Eva Segura</i>	
MERBOTS PROJECT: OVERALL DESCRIPTION, MULTISENSORY AUTONOMOUS PERCEPTION AND GRASPING FOR UNDERWATER ROBOTICS INTERVENTIONS	232
<i>Pedro J. Sanz, Raul Marin, Antonio Peñalver, David Fornas and Diego Centelles</i>	
<hr/> Bioingeniería <hr/>	
MARCADORES CUADRADOS Y DEFORMACIÓN DE OBJETOS EN NAVEGACIÓN QUIRÚRGICA CON REALIDAD AUMENTADA	238
<i>Eliana Aguilar, Oscar Andres Vivas and Jose Maria Sabater-Navarro</i>	
Entrenamiento robótico de la marcha en pacientes con Parálisis Cerebral: definición de objetivos, propuesta de tratamiento e implementación clínica preliminar	244
<i>Cristina Bayón, Teresa Martín-Lorenzo, Beatriz Moral-Saiz, Óscar Ramírez, Álvaro Pérez-Somarriba, Sergio Lerma-Lara, Ignacio Martínez and Eduardo Rocon</i>	
PREDICCIÓN DE ACTIVIDADES DE LA VIDA DIARIA EN ENTORNOS INTELIGENTES PARA PERSONAS CON MOVILIDAD REDUCIDA	251
<i>Arturo Bertomeu-Motos, Santiago Ezquerro, Juan Antonio Barios, Luis Daniel Lledó, Francisco Javier Badesa and Nicolas Garcia-Aracil</i>	
Sistema de Visión Estereoscópico para el guiado de un Robot Quirúrgico en Operaciones de Cirugía Laparoscópica HALS.....	256
<i>Carlos Castedo Hernández, Rafael Estop Remacha, Eusebio de La Fuente López and Lidia Santos Del Blanco</i>	
Head movement assessment of cerebral palsy users with severe motor disorders when they control a computer thought eye movements.....	264
<i>Alejandro Clemotte, Miguel A. Velasco and Eduardo Rocon</i>	
Diseño de un sensor óptico de fuerza para exoesqueletos de mano.....	270
<i>Jorge Diez Pomares, Andrea Blanco Ivorra, José María Catalan Orts, Francisco Javier Badesa Clemente, José María Sabater and Nicolas Garcia Aracil</i>	
POSIBILIDADES DEL USO DE TRAMAS ARTIFICIALES DE IMAGEN MOTORA PARA UN BCI BASADO EN EEG	276
<i>Josep Dinarès-Ferran, Christoph Guger and Jordi Solé-Casals</i>	
EFFECTOS SOBRE LA ERD EN TAREAS DE CONTROL DE EXOESQUELETO DE MANO EMPLEANDO BCI.....	282
<i>Santiago Ezquerro, Juan Antonio Barios, Arturo Bertomeu-Motos, Luisa Lorente, Nuria Requena, Irene Delegido, Francisco Javier Badesa and Nicolas Garcia-Aracil</i>	
Formulación Topológica Adaptada para la Simulación y Control de Exoesqueletos Accionados con Transmisiones Harmonic Drive.....	288
<i>Andres Hidalgo Romero and Eduardo Rocon</i>	

Identificación de contracciones isométricas de la extremidad superior en pacientes con lesión medular incompleta mediante características espectrales de la electromiografía de alta densidad (HD-EMG)	296
<i>Mislav Jordanic, Mónica Rojas-Martínez, Joan Francesc Alonso, Carolina Migliorelli and Miguel Ángel Mañanas</i>	
Diseño de una plataforma para analizar el efecto de la estimulación mecánica aferente en el temblor de pacientes con temblor esencial	302
<i>Julio S. Lora, Roberto López, Jesús González de La Aleja and Eduardo Rocon</i>	
DEFINICIÓN DE UN PROTOCOLO PARA LA MEDIDA PRECISA DEL RANGO CERVICAL EMPLEANDO TECNOLOGÍA INERCIAL	308
<i>Álvaro Martín, Rafael Raya, Cristina Sánchez, Rodrigo Garcia-Carmona, Oscar Ramirez and Abraham Otero</i>	
SISTEMA BRAIN-COMPUTER INTEFACE DE NAVEGACIÓN WEB ORIENTADO A PERSONAS CON GRAVE DISCAPACIDAD.....	313
<i>Víctor Martínez-Cagigal, Javier Gómez-Pilar, Daniel Álvarez, Eduardo Santamaría-Vázquez and Roberto Hornero</i>	
ESTRATEGIAS DE NEUROESTIMULACIÓN TRANSCRANEAL POR CORRIENTE DIRECTA PARA MEJORA COGNITIVA	320
<i>Silvia Moreno Serrano, Mario Ortiz and José María Azorín Poveda</i>	
COMPARATIVA DE ALGORITMOS PARA LA DETECCIÓN ONLINE DE IMAGINACIÓN MOTORA DE LA MARCHA BASADO EN SEÑALES DE EEG	328
<i>Marisol Rodríguez-Ugarte, Irma Nayeli Angulo Sherman, Eduardo Iáñez and Jose M. Azorin</i>	
DETECCIÓN, MEDIANTE UN GUANTE SENSORIZADO, DE MOVIMIENTOS SELECCIONADOS EN UN SISTEMA ROBOTIZADO COLABORATIVO PARA HALS	334
<i>Lidia Santos, José Luis González, Eusebio de La Fuente, Juan Carlos Fraile and Javier Pérez Turiel</i>	
BIOSENSORES PARA CONTROL Y SEGUIMIENTO PATOLOGÍAS REUMATOIDES	340
<i>Amparo Tirado, Raúl Marín, José V Martí, Miguel Belmonte and Pedro Sanz</i>	
Assessment of tremor severity in patients with essential tremor using smartwatches	347
<i>Miguel A. Velasco, Roberto López-Blanco, Juan P. Romero, M. Dolores Del Castillo, J. Ignacio Serrano, Julián Benito-León and Eduardo Rocon</i>	
INTERFAZ CEREBRO-ORDENADOR PARA EL CONTROL DE UNA SILLA DE RUEDAS A TRAVÉS DE DOS PARADIGMAS DE NAVEGACIÓN	353
<i>Fernández-Rodríguez Álvaro, Velasco-Álvarez Francisco and Ricardo Ron-Angevin</i>	
<hr/>	
Control Inteligente	
Aprendizaje por Refuerzo para sistemas lineales discretos con dinámica desconocida: Simulación y Aplicación a un Sistema Electromecánico	360
<i>Henry Diaz, Antonio Sala and Leopoldo Armesto</i>	
Diseño de sistemas de control en cascada clásico y borroso para el seguimiento de trayectorias	368
<i>Javier G. Gonzalez, Rodolfo Haber, Fernando Matia and Marcelino Novo</i>	

ANÁLISIS FORMAL DE LA DINÁMICA DE SISTEMAS NO LINEALES MEDIANTE REDES NEURONALES.....	376
<i>Eloy Irigoyen, Mikel Larrea, A. Javier Barragán, Miguel Ángel Martínez and José Manuel Andújar</i>	
Predicción de la energía renovable proveniente del oleaje en las islas de Fuerteventura y Lanzarote.	384
<i>G.Nicolás Marichal, Deivis Avila, Ángela Hernández, Isidro Padrón and José Ángel Rodríguez</i>	
Aplicación de Redes Neuronales para la Estimación de la Resistencia al Avance en Buques	393
<i>Daniel Marón Blanco and Matilde Santos</i>	
Novel Fuzzy Torque Vectoring Controller for Electric Vehicles with per-wheel Motors.....	401
<i>Alberto Parra, Martín Dendaluze, Asier Zubizarreta and Joshué Pérez</i>	
REPOSTAJE EN TIERRA DE UN AVIÓN MEDIANTE ALGORITMOS GENÉTICOS .	408
<i>Elías Plaza and Matilde Santos</i>	
VISUALIZACIÓN WEB INTERACTIVA PARA EL ANÁLISIS DEL CHATTER EN LAMINACIÓN EN FRÍO.....	416
<i>Daniel Pérez López, Abel Alberto Cuadrado Vega and Ignacio Díaz Blanco</i>	
BANCADA PARA ANÁLISIS INTELIGENTE DE DATOS EN MONITORIZACIÓN DE SALUD ESTRUCTURAL.....	424
<i>Daniel Pérez López, Diego García Pérez, Ignacio Díaz Blanco and Abel Alberto Cuadrado Vega</i>	
CONTROL DE UN VEHÍCULO CUATRIRROTOR BASADO EN REDES NEURONALES.....	431
<i>Jesus Enrique Sierra and Matilde Santos</i>	
CONTROL PREDICTIVO FUZZY CON APLICACIÓN A LA DEPURACIÓN BIOLÓGICA DE FANGOS ACTIVADOS.....	437
<i>Pedro M. Vallejo Llamas and Pastora Vega Cruz</i>	
<hr/> Educación en Automática <hr/>	
REFLEXIONES SOBRE EL VALOR DOCENTE DE UNA COMPETICION DE DRONES EN LA EDUCACIÓN PARA EL CONTROL.....	445
<i>Ignacio Díaz Blanco, Alvaro Escanciano Urigüen, Antonio Robles Alvarez and Hilario López García</i>	
Uso del Haptic Paddle con aprendizaje basado en proyectos.....	451
<i>Juan M. Gandarias, Antonio José Muñoz-Ramírez and Jesus Manuel Gomez-De-Gabriel</i>	
REPRESENTACION INTEGRADA DE ACCIONAMIENTOS MECANICOS Y CONTROL DE EJES ORIENTADA A LA COMUNICACIÓN Y DOCENCIA EN MECATRONICA.....	457
<i>Julio Garrido Campos, David Santos Esterán, Juan Sáez López and José Ignacio Armesto Quiroga</i>	
Construcción y modelado de un prototipo fan & plate para prácticas de control automático	465
<i>Cristina Lampon, Javier Martin, Ramon Costa-Castelló and Muppaneni Lokesh Chowdary</i>	

EDUCACION EN AUTOMATICA E INDUSTRIA 4.0 MEDIANTE LA APLICACIÓN DE TECNOLOGÍAS 3D	471
<i>Jose Ramon Llata, Esther Gonzalez-Sarabia, Carlos Torre-Ferrero and Ramon Sancibrian</i>	
Desarrollo e implementación de un sistema de control en una planta piloto hibrida.....	479
<i>Maria P. Marcos, Cesar de Prada and Jose Luis Pitarch</i>	
LA INFORMÁTICA INDUSTRIAL EN LAS INGENIERÍAS INDUSTRIALES	486
<i>Rogelio Mazaeda, Eusebio de La Fuente López, José Luis González, Eduardo J. Moya de La Torre, Miguel Angel García Blanco, Javier García Ruiz, María Jesús de La Fuente Aparicio, Gregorio Sainz Palmero and Smaranda Cristea</i>	
Ventajas docentes de un flotador magnético para la experimentación de técnicas control ..	495
<i>Eduardo Montijano, Carlos Bernal, Carlos Sagües, Antonio Bono and Jesús Sergio Artal</i>	
PROGRAMACIÓN ATRACTIVA DE PLC	502
<i>Eduardo J. Moya de La Torre, F. Javier García Ruíz, Alfonso Poncela Méndez and Victor Barrio Lángara</i>	
MODERNIZACIÓN DE EQUIPO FEEDBACK MS-150 PARA EL APRENDIZAJE ACTIVO EN INGENIERÍA DE CONTROL	510
<i>Perfecto Reguera Acevedo, Miguel Ángel Prada Medrano, Antonio Morán Álvarez, Juan José Fuertes Martínez, Manuel Domínguez González and Serafín Alonso Castro</i>	
INNOVACIÓN PEDAGÓGICA EN LA FORMACIÓN DEL PERFIL PROFESIONAL PARA EL DESARROLLO DE PROYECTOS DE AUTOMATIZACIÓN INDUSTRIAL A TRAVÉS DE UNA APROXIMACIÓN HOLÍSTICA.	517
<i>Juan Carlos Ríos, Zaneta Babel, Daniel Martínez, José María Paredes, Luis Alonso, Pablo Hernández, Alejandro García, David Álvarez, Jorge Miranda, Constantino Manuel Valdés and Jesús Alonso</i>	
Aprendiendo Simulación de Eventos Discretos con JaamSim	522
<i>Enrique Teruel and Rosario Aragüés</i>	
RED NEURONAL AUTORREGRESIVA NO LINEAL CON ENTRADAS EXÓGENAS PARA LA PREDICCIÓN DEL ELECTROENCEFALOGRAMA FETAL...	528
<i>Rosa M Aguilar, Jesús Torres and Carlos Martín</i>	
ANÁLISIS DEL COEFICIENTE DE TRANSFERENCIA DE MATERIA EN REACTORES RACEWAYS.....	534
<i>Marta Barceló, Jose Luis Guzman, Francisco Gabriel Acién, Ismael Martín and Jorge Antonio Sánchez</i>	
MODELADO DINÁMICO DE UN SISTEMA DE ALMACENAMIENTO DE FRÍO VINCULADO A UN CICLO DE REFRIGERACIÓN	539
<i>Guillermo Bejarano Pellicer, José Joaquín Suffo, Manuel Vargas and Manuel G. Ortega</i>	
Predictor Intervalar basado en hiperplano soporte	547
<i>José Manuel Bravo Caro, Manuel Vasallo Vázquez, Emilian Cojocarú and Teodoro Alamo Cantarero</i>	
Dynamic simulation applied to refinery hydrogen networks	555
<i>Anibal Galan Prado, Cesar De Prada, Gloria Gutierrez, Rafael Gonzalez and Daniel Sarabia</i>	

APROXIMACIÓN DE MODELOS ALGEBRAICOS MEDIANTE ALAMO Y ECOSIMPRO	563
<i>Carlos Gómez Palacín, José Luis Pitarch, Gloria Gutiérrez and Cesar De Prada</i>	
A Causal Model to Analyze Aircraft Collision Avoidance Deadlock Scenarios	569
<i>Miquel Àngel Piera Eroles, Julia de Homdedeu, Maria Del Mar Tous, Thimjo Koca and Marko Radanovic</i>	
ONLINE DECISION SUPPORT FOR AN EVAPORATION NETWORK	575
<i>José Luis Pitarch, Marc Kalliski, Carlos Gómez Palacín, Christian Jasch and Cesar De Prada</i>	
Predicción de la irradiancia a partir de datos de satélite mediante deep learning	582
<i>Javier Pérez, Jorge Segarra-Tamarit, Hector Beltran, Carlos Ariño, José Carlos Alfonso Gil, Aleks Attanasio and Emilio Pérez</i>	
MODELO DINÁMICO ORIENTADO AL TRATAMIENTO Y SEGUIMIENTO DE LA LEUCEMIA MIELOIDE CRÓNICA	589
<i>Gabriel Pérez Rodríguez and Fernando Morilla</i>	
Modelado y optimización de la operación de un sistema de bombeo de múltiples depósitos	596
<i>Roberto Sanchis Llopis and Ignacio Peñarrocha</i>	
DEVELOPMENT OF A GREY MODEL FOR A MEDIUM DENSITY FIBREBOARD DRYER IN ECOSIMPRO	604
<i>Pedro Santos, Jose Luis Pitarch and César de Prada</i>	
DETECCIÓN AUTOMÁTICA DE FALLOS MEDIANTE MONITORIZACIÓN Y OPTIMIZACIÓN DE LAS FECHAS DE LIMPIEZA PARA INSTALACIONES FOTOVOLTAICAS	611
<i>Jorge Segarra-Tamarit, Emilio Pérez, Hector Beltran, Enrique Belenguer and José Luis Gandía</i>	
Modelado de micro-central hidráulica para el diseño de controladores con aplicación en regiones aisladas de Honduras	618
<i>Alejandro Tapia Córdoba, Pablo Millán Gata, Fabio Gómez-Estern Aguilar, Carmelina Ierardi and Álvaro Rodríguez Del Nozal</i>	
FRAMEWORK PARA EL MODELADO DE UN LAGO DE DATOS	626
<i>J.M Torres, R.M. Aguilar, C.A. Martin and S. Diaz</i>	
SIMULADOR CARDIOVASCULAR PARA ENSAYO DE ROBOTS DE NAVEGACION AUTONOMA	633
<i>José Emilio Traver, Juan Francisco Ortega Morán, Ines Tejado, J. Blas Pagador, Fei Sun, Raquel Pérez-Aloe, Blas M. Vinagre and F. Miguel Sánchez Margallo</i>	
PLANIFICACION DE LA PRODUCCION BASADA EN CONTROL PREDICTIVO PARA PLANTAS TERMOSOLARES	641
<i>Manuel Jesús Vasallo Vázquez, José Manuel Bravo Caro, Emilian Cojocarú and Manuel Emilio Gegundez Arias</i>	
Evaluación multicriterio para la optimización de redes de energía	649
<i>Ascensión Zafra Cabeza, Rafael Espinosa, Miguel Àngel Ridao Carlini and Carlos Bordóns Alba</i>	
Percibiendo el entorno en los robots sociales del RoboticsLab	657
<i>Fernando Alonso Martín, Jose Carlos Castillo Montoya, Àlvaro Castro-Gonzalez, Juan José Gamboa, Marcos Maroto Gómez, Sara Marqués Villaroya, Antonio J. Pérez Vidal and Miguel Àngel Salichs</i>	

DISEÑO DE UNA PRÓTESIS DE MANO ADAPTABLE AL CRECIMIENTO	664
<i>Marta Ayats and Raul Suarez</i>	
COOPERATIVISMO BIOINSPIRADO BASADO EN EL COMPORTAMIENTO DE LAS HORMIGAS	672
<i>Brayan Bermudez, Kristel Novoa and Miguel Valbuena</i>	
PROCEDIMIENTO DE DISEÑO DE UN EXOESQUELETO DE MIEMBRO SUPERIOR PARA SOPORTE DE CARGAS	680
<i>Andrea Blanco Ivorra, Jorge Diez Pomares, David Lopez Perez, Francisco Javier Badesa Clemente, Miguel Ignacio Sanchez and Nicolas Garcia Aracil</i>	
Estructura de control en ROS y modos de marcha basados en máquinas de estados de un robot hexápodo	686
<i>Raúl Cebolla Arroyo, Jorge De Leon Rivas and Antonio Barrientos</i>	
USING AN UAV TO GUIDE THE TELEOPERATION OF A MOBILE MANIPULATOR	694
<i>Josep Arnau Claret and Luis Basañez</i>	
Estudio de los patrones de marcha para un robot hexápodo en tareas de búsqueda y rescate	701
<i>Jorge De León Rivas and Antonio Barrientos</i>	
SISTEMA DE INTERACCIÓN VISUAL PARA UN ROBOT SOCIAL	709
<i>Mario Domínguez López, Eduardo Zalama Casanova, Jaime Gómez García-Bermejo and Samuel Marcos Pablos</i>	
Mejora del Comportamiento Proxémico de un Robot Autónomo mediante Motores de Inteligencia Artificial Desarrollados para Plataformas de Videojuegos	717
<i>David Fernández Chaves, Javier Monroy and Javier Gonzalez-Jimenez</i>	
Micrófonos de contacto: una alternativa para sensado táctil en robots sociales	724
<i>Juan José Gamboa, Fernando Alonso Martín, Jose Carlos Castillo, Marcos Maroto Gómez and Miguel A. Salichs</i>	
Clasificación de información táctil para la detección de personas	732
<i>Juan M. Gandarias, Jesús M. Gómez-De-Gabriel and Alfonso García-Cerezo</i>	
Planificación para interceptación de objetivos: Integración del Método Fast Marching y Risk-RRT	738
<i>David Alfredo Garzon Ramos, Mario Andrei Garzon Oviedo and Antonio Barrientos</i>	
ESTABILIZACIÓN DE UNA BOLA SOBRE UN PLANO UTILIZANDO UN ROBOT PARALELO 6-RSS	746
<i>Daniel González, Lluís Ros and Federico Thomas</i>	
TELEOPERACIÓN DE INSTRUMENTOS QUIRÚRGICOS ARTICULADOS	754
<i>Ana Gómez Delgado, Carlos Perez-Del-Pulgar, Antonio Reina Terol and Victor Muñoz Martinez</i>	
CONTROL OF A ROBOTIC ARM FOR TRANSPORTING OBJECTS BASED ON NEURO-FUZZY LEARNING VISUAL INFORMATION	760
<i>Juan Hernández Vicén, Santiago Martínez de La Casa Díaz and Carlos Balaguer</i>	
PLATAFORMA BASADA EN LA INTEGRACIÓN DE MATLAB Y ROS PARA LA DOCENCIA DE ROBÓTICA DE SERVICIO	766
<i>Carlos G. Juan, Jose Maria Vicente, Alvaro Garcia and Jose Maria Sabater-Navarro</i>	

Estimadores de fuerza y movimiento para el control de un robot de rehabilitación de extremidad superior.....	772
<i>Aitziber Mancisidor, Asier Zubizarreta, Itziar Cabanes, Pablo Bengoa and Asier Brull</i>	
Definiendo los elementos que constituyen un robot social portable de bajo coste	780
<i>Marcos Maroto Gómez, José Carlos Castillo, Fernando Alonso-Martín, Juan José Gamboa, Sara Marqués Villarroya and Miguel Ángel Salichs</i>	
Interfaces táctiles para Interacción Humano-Robot	787
<i>Sara Marqués Villarroya, Jose Carlos Castillo Montoya, Fernando Alonso Martín, Marcos Maroto Gómez, Juan José Gamboa and Miguel A. Salichs</i>	
HERRAMIENTAS DE ENTRENAMIENTO Y MONITORIZACIÓN PARA EL DESMINADO HUMANITARIO	793
<i>Hector Montes, Roemi Fernandez, Pablo Gonzalez de Santos and Manuel Armada</i>	
Control a Baja Velocidad de una Rueda con Motor de Accionamiento Directo mediante Ingeniería Basada en Modelos	799
<i>Antonio José Muñoz-Ramírez, Jesús Manuel Luque-Bedmar, Jesus Manuel Gomez-De-Gabriel, Anthony Mandow, Javier Serón and Alfonso Garcia-Cerezo</i>	
SIMULACIÓN DE VEHÍCULOS AUTÓNOMOS USANDO V-REP BAJO ROS	806
<i>Cándido Otero Moreira, Enrique Paz Domonte, Rafael Sanz Dominguez, Joaquín López Fernández, Rafael Barea, Eduardo Romera, Eduardo Molinos, Roberto Arroyo, Luís Miguel Bergasa and Elena López</i>	
Cinemática y prototipado de un manipulador paralelo con centro de rotación remoto para robótica quirúrgica.....	814
<i>Francisco Pastor, Juan M. Gandarias and Jesús M. Gómez-De-Gabriel</i>	
ANÁLISIS DE ESTABILIDAD DE SINGULARIDADES AISLADAS EN ROBOTS PARALELOS MEDIANTE DESARROLLOS DE TAYLOR DE SEGUNDO ORDEN.....	821
<i>Adrián Peidro Vidal, Óscar Reinoso, Arturo Gil, José María Marín and Luis Payá</i>	
INTERFAZ DE CONTROL PARA UN ROBOT MANIPULADOR MEDIANTE REALIDAD VIRTUAL	829
<i>Elena Peña-Tapia, Juan Jesús Roldán, Mario Garzón, Andrés Martín-Barrio and Antonio Barrientos</i>	
Evolución de la robótica social y nuevas tendencias	836
<i>Antonio J. Pérez Vidal, Alvaro Castro-Gonzalez, Fernando Alonso Martín, Jose Carlos Castillo Montoya and Miguel A. Salichs</i>	
DISEÑO MECÁNICO DE UN ASISTENTE ROBÓTICO CAMARÓGRAFO CON APRENDIZAJE COGNITIVO	844
<i>Irene Rivas-Blanco, M Carmen López-Casado, Carlos Pérez-Del-Pulgar, Francisco García-Vacas, Víctor Fernando Muñoz, Enrique Bauzano and Juan Carlos Fraile</i>	
CÁLCULO DE FUERZAS DE CONTACTO PARA PRENSIONES BIMANUALES.....	852
<i>Francisco Abiud Rojas-De-Silva and Raul Suarez</i>	
Modelado del Contexto Geométrico para el Reconocimiento de Objetos.....	860
<i>José Raúl Ruiz Sarmiento, Cipriano Galindo and Javier Gonzalez-Jimenez</i>	
Estimación Probabilística de Áreas de Emisión de Gases con un Robot Móvil Mediante la Integración Temporal de Observaciones de Gas y Viento	868
<i>Carlos Sanchez-Garrido, Javier Monroy and Javier Gonzalez-Jimenez</i>	

MANIPULADOR AÉREO CON BRAZOS ANTROPOMÓRFICOS DE ARTICULACIONES FLEXIBLES	876
<i>Alejandro Suarez, Guillermo Heredia and Anibal Ollero</i>	
EVALUACIÓN DE UN ENTORNO DE TELEOPERACIÓN CON ROS	864
<i>David Vargas Frutos, Juan Carlos Ramos Martínez, José Luis Samper Escudero, Miguel Ángel Sánchez-Urán González and Manuel Ferre Pérez</i>	

Sistemas de Tiempo Real

GENERACIÓN DE CÓDIGO IEC 61131-3 A PARTIR DE DISEÑOS EN GRAFCET....	892
<i>María Luz Alvarez Gutierrez, Isabel Sarachaga Gonzalez, Arantzazu Burgos Fernandez, Nagore Iriondo Urbistazu and Marga Marcos Muñoz</i>	
CONTROL EN TIEMPO REAL Y SUPERVISIÓN DE PROCESOS MEDIANTE SERVIDORES OPC-UA	900
<i>Francisco Blanes Noguera and Andrés Benlloch Faus</i>	
Control de la Ejecución en Sistemas de Criticidad Mixta	906
<i>Alfons Crespo, Patricia Balbastre, Jose Simo and Javier Coronel</i>	
GENERACIÓN AUTOMÁTICA DEL PROYECTO DE AUTOMATIZACIÓN TIA PORTAL PARA MÁQUINAS MODULARES	913
<i>Darío Orive, Aintzane Armentia, Eneko Fernandez and Marga Marcos</i>	
DDS en el desarrollo de sistemas distribuidos heterogéneos con soporte para criticidad mixta	921
<i>Hector Perez and J. Javier Gutiérrez</i>	
ARQUITECTURA DISTRIBUIDA PARA EL CONTROL AUTÓNOMO DE DRONES EN INTERIOR	929
<i>Jose-Luis Poza-Luján, Juan-Luis Posadas-Yaguë, Giovanni-Javier Tipantuña-Topanta, Francisco Abad and Ramón Mollá</i>	
Ingeniería Conducida por Modelos en Sistemas de Automatización Flexibles	935
<i>Rafael Priego, Elisabet Estévez, Dario Orive, Isabel Sarachaga and Marga Marcos</i>	
Estudio e implementación de Middleware para aplicaciones de control distribuido	942
<i>Jose Simo, Jose-Luis Poza-Lujan, Juan-Luis Posadas-Yaguë and Francisco Blanes</i>	

Visión por Computador

Real-Time Image Mosaicking for Mapping and Exploration Purposes	948
<i>Abdulla Al-Kaff, Juan Camilo Soto Triviño, Raúl Sosa San Frutos, Arturo de La Escalera and José María Armingol Moreno</i>	
ALGORITMO DE SLAM UTILIZANDO APARIENCIA GLOBAL DE IMÁGENES OMNIDIRECCIONALES	956
<i>Yerai Berenguer, Luis Payá, Mónica Ballesta, Luis Miguel Jiménez, Sergio Cebollada and Oscar Reinoso</i>	
Medición de Oximetría de Pulso mediante Imagen fotopletismográfica.....	964
<i>Juan-Carlos Cobos-Torres, Jordan Ortega Rodríguez, Pablo J. Alhama Blanco and Mohamed Abderrahim</i>	
Algoritmo de captura de movimiento basado en visión por computador para la teleoperación de robots humanoides	970
<i>Juan Miguel Garcia Haro and Santiago Martinez de La Casa</i>	

COMPARACIÓN DE MÉTODOS DE DETECCIÓN DE ROSTROS EN IMÁGENES DIGITALES	976
<i>Natalia García Del Prado, Victor Gonzalez Castro, Enrique Alegre and Eduardo Fidalgo Fernández</i>	
LOCALIZACIÓN DEL PUNTO DE FUGA PARA SISTEMA DE DETECCIÓN DE LÍNEAS DE CARRIL	983
<i>Manuel Ibarra-Arenado, Tardi Tjahjadi, Sandra Robla-Gómez and Juan Pérez-Oria</i>	
Oculus-Crawl, a Software Tool for Building Datasets for Computer Vision Tasks	991
<i>Iván De Paz Centeno, Eduardo Fidalgo Fernández, Enrique Alegre Gutiérrez and Wesam Al Nabki</i>	
Clasificación automática de obstáculos empleando escáner láser y visión por computador ..	999
<i>Aurelio Ponz, Fernando Garcia, David Martin, Arturo de La Escalera and Jose Maria Armingol</i>	
T-SCAN: OBTENCIÓN DE NUBES DE PUNTOS CON COLOR Y TEMPERATURA EN INTERIOR DE EDIFICIOS	1007
<i>Tomás Prado, Blanca Quintana, Samuel A. Prieto and Antonio Adan</i>	
EVALUACIÓN DE MÉTODOS PARA REALIZAR RESÚMENES AUTOMÁTICOS DE VÍDEOS	1015
<i>Pablo Rubio, Eduardo Fidalgo, Enrique Alegre and Víctor González</i>	
SIMULADOR PARA LA CREACIÓN DE MUNDOS VIRTUALES PARA LA ASISTENCIA A PERSONAS CON MOVILIDAD REDUCIDA EN SILLA DE RUEDAS ..	1023
<i>Carlos Sánchez Sánchez, María Cidoncha Jiménez, Emiliano Pérez, Ines Tejado and Blas M. Vinagre</i>	
Calibración Extrínseca de un Conjunto de Cámaras RGB-D sobre un Robot Móvil	1031
<i>David Zúñiga-Nöel, Rubén Gómez Ojeda, Francisco-Ángel Moreno and Javier González Jiménez</i>	

Aplicación de Redes Neuronales para la Estimación de la Resistencia al Avance de Buques

Daniel Marón
Seaplace S.L., dmaron@ucm.es

Matilde Santos
Facultad de Informática, Universidad Complutense de Madrid, msantos@ucm.es

Resumen

En este artículo se ha estudiado la aplicación de las redes neuronales artificiales para la estimación de la resistencia al avance de los buques, como alternativa a modelos de regresiones estadísticas usados tradicionalmente. Se ha creado una herramienta para la estimación de la resistencia viscosa y la resistencia por formación de olas. Los resultados indican una buena correlación entre la base de datos y las estimaciones realizadas, con unas ventajas importantes respecto a los métodos tradicionales, como son la fácil implementación y la posibilidad de re-entrenar la red neuronal con nuevos datos experimentales o incluso incluyendo nuevas variables de entrada.

Palabras clave: Red Neuronal, Resistencia al Avance, Método de Holtrop y Mennen.

Glosario de términos

B	Manga del buque (m)
C_{FPP}	Coefficiente de resistencia de fricción de placa plana
C_V	Coefficiente de resistencia de origen viscoso
C_W	Coefficiente de resistencia por formación de olas
F_n	Número de Froude
g	Aceleración de la gravedad (m/s^2)
iE	Ángulo de entrada en la flotación ($^\circ$)
L	Eslora en la flotación del buque (m)
r	Factor de forma (-)
R	Resistencia al avance del buque (kN)
R_{FPP}	Res. de fricción de placa plana (kN)
R_V	Resistencia de origen viscoso (kN)
R_W	Resistencia por formación de olas (kN)
S	Superficie mojada del buque (m^2)
T	Calado del buque (m)
V	Velocidad del buque (m/s)
(1+k)	Factor de forma (r)
	Densidad del fluido (t/m^3)
∇	Volumen de desplazamiento (m^3)

1 INTRODUCCIÓN

En las fases iniciales del diseño de buques se utilizan métodos tradicionales, basados en regresiones estadísticas, para la estimación de la resistencia al avance de buques. Esta información es de gran interés para el diseño de la planta propulsora del buque, la planta eléctrica y la autonomía, entre otros.

El objetivo de este trabajo es evaluar la aplicación de las redes neuronales para la estimación de la resistencia al avance de buques en las etapas preliminares de diseño, a partir de datos, preferiblemente experimentales obtenidos en canales de ensayos hidrodinámicos, como por ejemplo [3].

Aunque ya existen métodos basados en regresiones, las ventajas de la utilización de las redes neuronales en la estimación de la resistencia al avance son amplias, como puede ser la adaptación a diferentes tipos de buques, la no linealidad del método, o el aprendizaje continuo de la red que puede ser alimentada por datos nuevos continuamente. Re-entrenar una red neuronal, una vez que su arquitectura está definida, es más sencillo y rápido que reajustar un método estadístico.

Los experimentos realizados en canales de ensayos son muy valiosos para los centros de investigación relacionados con el mundo de la Ingeniería Naval, pues es parte del know-how y las herramientas con las que cuentan, y son una información sensible. Por esta razón, es complicado acceder a estas bases de datos, y las que existen de carácter público son limitadas.

En este artículo, por tanto, se ha estudiado la aplicabilidad de las redes neuronales al problema, para utilizarlas en un futuro con datos experimentales reales. Para ello se ha creado una base de datos ficticia de resistencia, a partir de un método reconocido en la Ingeniería Naval, sobre la que analizar la aplicabilidad de las redes neuronales a la predicción de la resistencia al avance.

El método utilizado para la creación de una base de datos adecuada es el conocido como método de Holtrop y Mennen [5]. En éste se estima la resistencia al avance del buque en función de sus dimensiones y parámetros básicos, conocidos en las fases iniciales del proyecto.

Los resultados muestran una buena correlación entre los datos estimados mediante el método de regresión y la red neuronal. Esto indica que las redes neuronales pueden tener potencial en este campo, y sería de interés realizar este ejercicio con datos experimentales reales de un canal de ensayos.

En el artículo en primer lugar se va a introducir el concepto de la resistencia al avance, después se va a explicar la metodología seguida para la creación de la red neuronal y la arquitectura de la red considerada. A continuación, se comenta la generación de la base de datos de buques simulados para entrenar la red neuronal, y por último se muestran los resultados y se obtienen las conclusiones.

2 RESISTENCIA AL AVANCE

2.1 Introducción a la resistencia al avance

La resistencia al avance de los buques estudia todas aquellas fuerzas que se oponen al movimiento rectilíneo longitudinal del buque, es decir al avance del mismo, en aguas tranquilas. En otras palabras, la resistencia al avance de un buque a una determinada velocidad es la que opone el fluido al movimiento.

La resistencia al avance se puede descomponer de varias formas, según la hipótesis seguida. En este trabajo se va a tomar la hipótesis de Hughes [2], en la que la resistencia se divide en una componente viscosa y otra por formación de olas.

$$R = R_v + R_w \quad (1)$$

2.2 Resistencia viscosa

La resistencia viscosa se debe a la viscosidad del fluido, interviniendo por tanto la fricción del casco con el fluido y los cambios de presión que se producen por las curvaturas de la carena.

Esta resistencia se suele dividir en la resistencia de fricción de placa plana y la resistencia de formas. La primera representa la resistencia de fricción que tendría una placa plana con una superficie mojada equivalente. La segunda representa toda aquella resistencia viscosa diferente de la resistencia de placa plana, que se produce por las curvaturas del casco.

La resistencia viscosa se define por tanto como:

$$R_v = R_{FPP} + R_{Formas} = C_{FPP} \cdot r \quad (2)$$

Donde r es el denominado factor de forma, siendo siempre mayor que 1. El factor r se denomina en muchos casos $(1+k)$.

2.3 Resistencia por formación de olas

Cuando un cuerpo navega flotando en una superficie libre entre dos fluidos (agua-aire), el campo de presiones que se produce alrededor del mismo genera un tren de olas que acompaña al cuerpo en su movimiento.

Este tren de olas modifica el campo de presiones, de tal manera que en algunos puntos aumenta y en otros disminuye. Al integrar este campo de presiones aparece una nueva fuerza que se opone al movimiento llamada resistencia por formación de olas.

La resistencia por formación de olas depende fundamentalmente de la velocidad del buque y de las formas y el tamaño del mismo.

2.4 Resistencia total

Sumando las dos componentes principales de la resistencia, se obtendría la resistencia total al avance del buque.

La expresión (1) se puede escribir de la siguiente manera, facilitando el análisis de la resistencia:

$$R = R_{FPP} \cdot (1+k) + R_w \quad (3)$$

A este valor, que hemos llamado resistencia total, habría que sumar otras componentes normalmente de una magnitud menor, como son la resistencia debida a los apéndices o los propulsores de proa entre otras. Esas componentes, dependen de cada buque en particular, y se van a dejar fuera del presente análisis, centrándose en la estimación de la resistencia viscosa y la resistencia por formación de olas.

2.5 Coeficientes de resistencia

Los valores de la resistencia al avance se suelen tratar de manera no dimensional, a través de los coeficientes de resistencia al avance.

Los coeficientes de resistencia por fricción de placa plana y resistencia viscosa se define normalmente como:

$$C_{FPP} = \frac{R_{FPP}}{1/2 \rho S V^2} \quad (4)$$

$$C_v = \frac{R_v}{1/2 \rho S V^2} \quad (5)$$

El coeficiente de resistencia por formación de olas como:

$$C_w = \frac{R_w}{\rho g \nabla} \quad (6)$$

Cabe destacar también una variable importante y que tiene una gran influencia en la resistencia por formación de olas, el número de Froude. Este número relaciona el efecto de las fuerzas de inercia y las fuerzas de gravedad que actúan sobre un fluido, y en este tipo de problema se define como:

$$F_n = \frac{V}{\sqrt{gL}} \quad (7)$$

3 DESARROLLO DE LA RED NEURONAL

3.1 Metodología

Para entrenar la red neuronal se necesita una base de datos compuesta de experimentos o datos simulados, como es este caso.

El primer paso del desarrollo de esta herramienta ha sido la creación de una base de datos a partir de regresiones estadísticas, que se explicará más adelante. Para crear esta base de datos se han seleccionado unos rangos de valores entre unos límites adecuados de aplicación, como por ejemplo un número de Froude máximo de 0.40.

Después, se han analizado los parámetros de los que dependen en cierta medida las variables que queremos estimar, definiéndose unos parámetros de entrada y de salida de la red neuronal. La selección de estos parámetros es una de las claves, y por ello se han analizado varias configuraciones.

Se ha desarrollado la arquitectura de la red neuronal, y se han configurado sus funciones de activación, método de entrenamiento, valores de parada etc. Posteriormente se ha llevado a cabo el entrenamiento de la red neuronal, para ambas salidas, y se han ido afinando los parámetros y modificando la configuración de la red en busca de mejores resultados; como por ejemplo variando el número de capas ocultas o el algoritmo de entrenamiento.

3.2 Parámetros de entrada y salida

Los parámetros de entrada a la red neuronal serán valores conocidos, o fácilmente estimables, en las fases iniciales de diseño. Además, deben ser parámetros de los que la salida tenga una cierta dependencia directa o indirecta, intentando minimizar

el número de parámetros de entrada sin perder precisión en la salida.

La resistencia viscosa queda definida por el coeficiente de fricción de placa plana, estimado según [7], y el factor de forma. Los valores de salida de la red serán por tanto el factor de forma y el coeficiente de resistencia por formación de olas; que se tratarán de forma independiente, pues dependen de parámetros diferentes.

3.2.1 Parámetros de entrada: factor de forma

Los parámetros de entrada para la predicción del factor de forma (1+k) se han reducido a los siguientes:

- i. Eslora en la flotación (L).
- ii. Manga del buque (B).
- iii. Calado (T).
- iv. Coeficiente prismático (C_p).
- v. Coeficiente de la sección maestra (C_M).

3.2.2 Parámetros de entrada: coeficiente de resistencia por formación de olas

Los parámetros de entrada para la predicción del coeficiente de resistencia por formación de olas (C_w) seleccionados son:

- i. Eslora en la flotación (L).
- ii. Manga (B).
- iii. Calado (T).
- iv. Coeficiente prismático (C_p).
- v. Coeficiente de la sección maestra (C_M).
- vi. Ángulo de entrada en la flotación (iE).
- vii. Número de Froude (Fn).
- viii. Coeficiente del área de la flotación (C_{WP}).
- ix. Superficie mojada (S).

Se han realizado tres casos, con diferentes parámetros. En el caso 1, se han considerado los parámetros de entrada de i a vii. En el caso 2 se han tomado desde el i al viii, y en el caso 3 se han considerado todos los parámetros.

La dependencia de la resistencia por formación de olas en estos parámetros tiene un carácter no-lineal, especialmente en el número de Froude. Esta es una ventaja importante de las redes neuronales respecto a las regresiones estadísticas, pues se adaptarán mejor a esta relación de comportamiento no-lineal.

3.3 Arquitectura de la red neuronal

Para el desarrollo de la red neuronal se ha utilizado la herramienta de Matlab Neural Network Toolbox [9].

Se ha realizado una red neuronal del tipo Feed-Forward multicapa, con un número a determinar de capas ocultas. Tras el análisis se ha considerado que el número de capas óptimo para la herramienta es de 10 capas en el caso de la estimación del factor de forma, y de 20 capas para el coeficiente de olas. Las funciones de activación son del tipo sigmoide (tangente hiperbólica), utilizadas generalmente en redes neuronales multicapa.

La red neuronal necesita ser entrenada a partir de una base de datos, de tal manera que se ajustan los pesos de cada una de las neuronas. Para el entrenamiento de la red neuronal, se ha utilizado el algoritmo Levenberg-Marquardt, utilizado para resolver problemas no lineales de mínimos cuadrados.

Para llevar a cabo este entrenamiento se ha subdividido la base de datos en tres grupos:

- Set de entrenamiento: usada para entrenar la red neuronal, para ajustar los pesos de las neuronas. Se ha fijado en el 70% de los datos.
- Set de validación: se utiliza para afinar otros parámetros de la red neuronal, y para detener el entrenamiento cuando se llega a un límite. Se ha fijado en un 15% de los datos.
- Set de evaluación: se utiliza para evaluar el error que se produce en el ajuste con la red neuronal, y no tiene ninguna influencia en el entrenamiento de la red. Se ha fijado en un 15% de los datos.

En cuanto a la medida del error en la estimación durante el entrenamiento de la red, se han utilizado dos parámetros, el error cuadrático medio y el coeficiente de correlación R.

4 BASE DE DATOS

4.1 Método de Holtrop & Mennen

Al no poseer información sobre la resistencia al avance de buques ensayados en canales hidrodinámicos, se ha utilizado el método de Holtrop & Mennen. Este método se basa en la aplicación de regresiones estadísticas a una serie de buques ensayados a escala en un canal de ensayos hidrodinámicos [5].

Así, se desarrollará la red neuronal a partir de una base de datos simulada con dicho método. Éste predice el valor de las diferentes componentes de la resistencia al avance de los buques, y aporta regresiones estadísticas para la estimación de algunos parámetros de las formas de la carena, como son la superficie mojada o el ángulo de entrada en la flotación.

El coeficiente de resistencia de fricción de placa plana se estima de acuerdo a la fórmula ITTC 57 [7], en función del número de Reynolds del buque.

$$C_{FFP} = \frac{0.075}{(\log_{10}(Re) - 2)^2} \quad (8)$$

Para la estimación del factor de forma (1+k) y el coeficiente de resistencia por formación de olas, se sugieren regresiones dependientes de las dimensiones del buque y las formas del casco.

4.2 Desarrollo de la base de datos

Para desarrollar la base de datos se ha programado una herramienta en la que se introducen unos rangos de los valores que describen la carena de un buque, y se simula una base de datos de buques mediante la aplicación del método de Holtrop y otras regresiones lineales para la estimación de parámetros como el coeficiente de la flotación [1].

En la Figura 1 se presenta un esquema de la filosofía de esta herramienta.

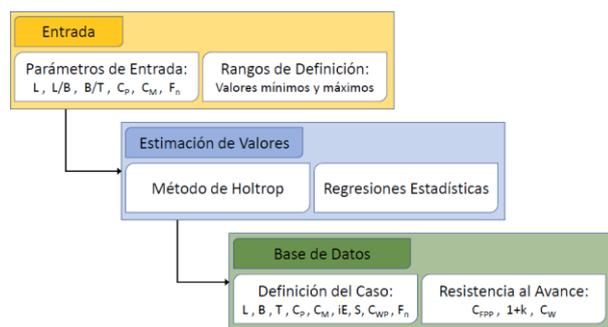


Figura 1: Desarrollo de la Base de Datos

Los parámetros de entrada considerados para la creación de la base de datos simulada son los siguientes:

- Eslora en la flotación (L).
- Relación Eslora/Manga (L/B).
- Relación Manga/Calado (B/T).
- Coeficiente de bloque (C_B).
- Coeficiente de la sección maestra (C_M).
- Número de Froude (Fn).

Los parámetros de salida de la herramienta de base de datos se dividen en los parámetros que definen cada caso, los indicados en los apartados 3.2.1 y 3.2.2; y los valores de los coeficientes de la resistencia para cada uno de esos casos (C_{FFP} , $1+k$, C_W).

4.3 Rangos de valores de la base de datos

Los valores de entrada a la herramienta para la creación de la base de datos, se han limitado a los indicados en la Tabla 1, donde se indica el valor mínimo y el máximo del rango de los parámetros considerados, y el número de valores en ese rango para cada parámetro de entrada. De esta manera se ha obtenido una base de datos de simulación de 12000 casos.

Tabla 1: Rangos de Valores de Entrada para la generación de la base de datos.

Parámetro	Mín.	Máx.	n
L	100	200	3
L/B	4	10	5
B/T	2.2	3.8	4
C _B	0.55	0.82	5
C _M	0.93	0.98	4
F _n	0.15	0.40	10

5 RESULTADOS

Para la generación de las redes neuronales, se ha utilizado una herramienta en Matlab. En este apartado se van a presentar los resultados obtenidos con esta herramienta, comparándose con los valores de la base de datos de buques que se ha simulado.

5.1 Predicción del factor de forma

La correlación entre los datos simulados para la base de datos mediante el método de Holtrop & Mennen, y la predicción conseguida por la red neuronal es muy buena. En la Tabla 2 se indica la medida de precisión obtenida.

Se muestran también la curva de regresión, y el histograma de error de los datos generados con la red neuronal para la estimación del factor de forma (1+k) (Figura 2 y Figura 3).

Tabla 2: Precisión de estimación del factor de forma.

Variable	Valor
Error cuadrático medio	1.98 e-7
Coefficiente de correlación R	0.999
Desviación Estándar	4.44 e-4
Máximo error absoluto	2.19 e-3

Además, se ha tomado una selección aleatoria de aproximadamente el 1% de la muestra, comparándose entre los valores de la base de datos y los estimados con la red neuronal (Figura 4).

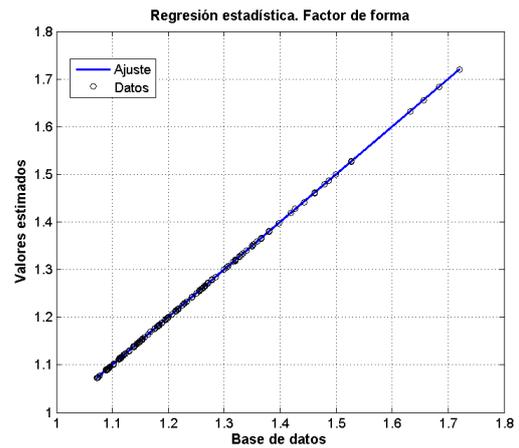


Figura 2: Regresión estadística. Factor de Forma

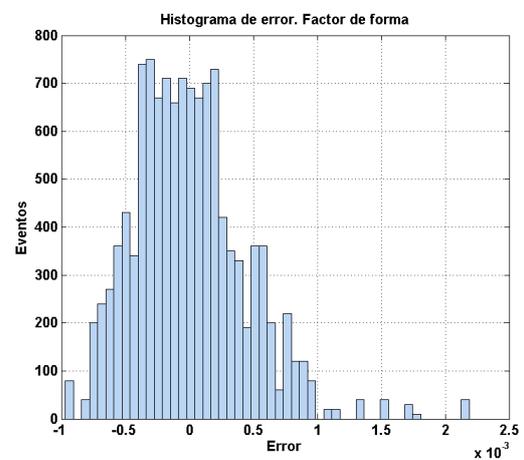


Figura 3: Histograma de error. Factor de Forma

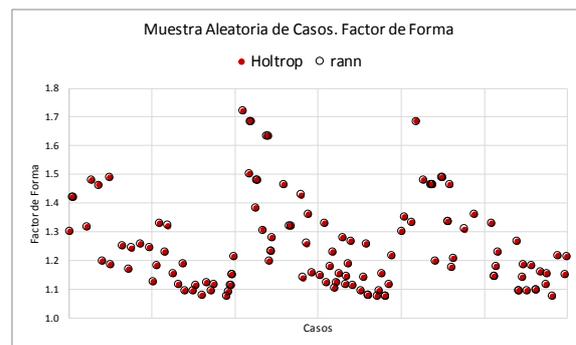


Figura 4: Muestra aleatoria. Factor de Forma

5.2 Predicción del coeficiente de resistencia por formación de olas

5.2.1 Resultados obtenidos

Se han analizado 3 casos, con diferentes parámetros de entrada. En el caso 1 se han considerado los siete primeros parámetros definidos en 3.2.2. En el caso 2,

se ha añadido el octavo parámetro, y en el caso 3 se ha incrementado las entradas hasta el noveno.

Así, se pretende conocer si la predicción de la estimación del coeficiente de resistencia por formación de olas, mejora añadiendo el coeficiente del área de la flotación y la superficie mojada del buque.

En la Tabla 3 se presentan los valores de error obtenidos mediante la estimación con la red neuronal para los 3 casos estudiados.

Tabla 3: Precisión de estimación del Cw.

Variable	Caso 1	Caso 2	Caso 3
ECM	1.93 e-7	4.48 e-8	1.35 e-7
Coefficiente R	0.9978	0.9995	0.9984
Desv. Estándar	4.39 e-4	2.12 e-4	3.68 e-4
Máx. error abs.	2.16 e-3	1.10 e-3	1.75 e-3

Los tres casos muestran una buena correlación entre los datos de entrada y los de salida, siendo el caso 2 el que presenta parámetros de error ligeramente mejores. El tiempo que se ha tardado en entrenar las redes neuronales es similar en todos los casos, variando entre unos 60 y 90 segundos.

Analizando estos resultados, se ha decidido considerar finalmente el caso 2 para la predicción de la resistencia al avance.

5.2.2 Resultados del caso 2

En el caso de la estimación del coeficiente de resistencia por formación de olas, la correlación con los datos objetivo es ligeramente peor que la conseguida para el factor de forma. Teniendo en cuenta el gran carácter no lineal de este parámetro, sobre todo respecto del número de Froude, era de esperar este resultado.

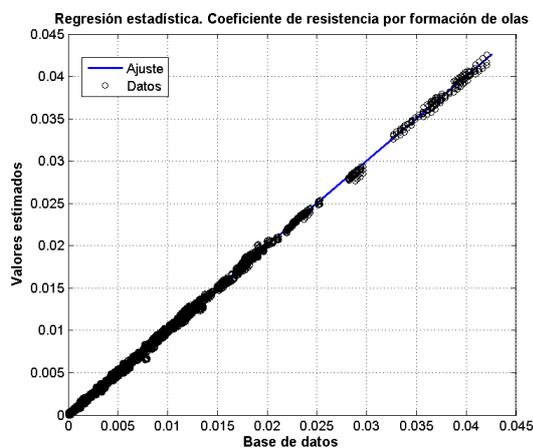


Figura 5: Regresión estadística. Cw

Los resultados son buenos, y muestran una buena aproximación a la base de datos de los buques simulados. En la Figura 5 se presenta la regresión estadística, y en la Figura 6 el histograma de error de los resultados obtenidos con la red neuronal.

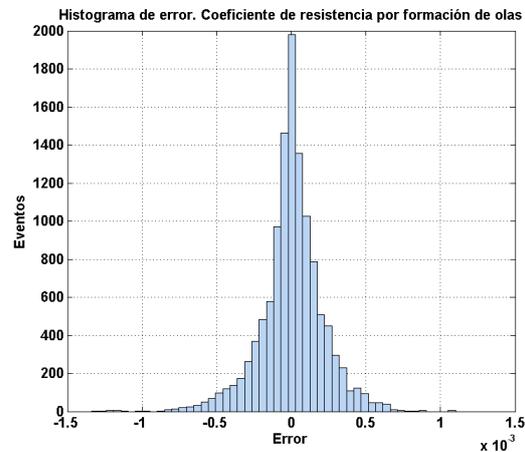


Figura 6: Histograma de error. Cw

Al igual que en el caso anterior, se ha seleccionado una muestra aleatoria de un 1% de la población, comparándose los resultados obtenidos con los datos de los buques de la base de datos (ver Figura 7).

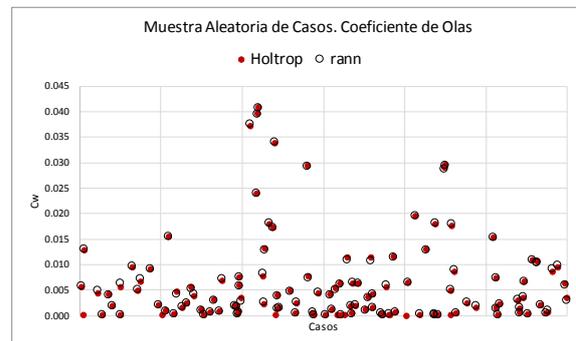


Figura 7: Histograma de error. Cw

5.3 Estimación de la resistencia de tres casos aleatorios

Se han seleccionado tres casos aleatorios entre la base de datos para comparar las curvas de resistencia. Estos tres casos corresponden a un buque de formas finas (Caso A, Cb=0.66) y otros dos buques con formas llenas (Caso B y Caso C, Cb=0.80), pero diferentes relaciones L/T y B/T.

En la Figura 8 se presenta la correlación del coeficiente por formación de olas en función del número de Froude, entre la base de datos simulada y la estimación realizada con la red neuronal, para los tres casos.

En la Figura 9 se presenta la correlación entre el valor dimensional de la resistencia total, es decir, la suma entre la resistencia viscosa estimada a partir del factor de forma y la resistencia por formación de olas.

En estas figuras se presenta en línea discontinua la predicción realizada por el método de Holtrop para crear la base de datos de buques simulados, y en puntos los valores obtenidos mediante la red neuronal.

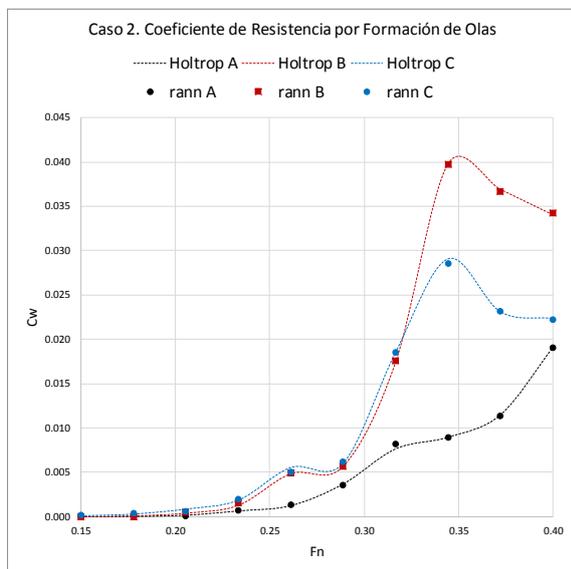


Figura 8: Coeficiente de Resistencia por Formación de Olas

6 CONCLUSIONES

En este artículo se ha analizado la aplicabilidad de las redes neuronales para la estimación de la resistencia al avance de los buques, en las etapas preliminares de proyecto. Para ello se ha creado una base de datos de buques simulados y cuyos coeficientes de resistencia viscosa y por formación de olas se han calculado aplicando el método de Holtrop y Mennen.

Esta base de datos se ha utilizado para entrenar una red neuronal y generar una nueva herramienta para la estimación de la resistencia al avance.

Los resultados obtenidos mediante la red neuronal guardan una buena correlación con la base de datos generada, lo que indica un gran potencial de la aplicación de las redes neuronales a este problema.

Es importante la selección de los parámetros de entrada a la red, habiendo sido suficiente para este análisis entre 7 y 8 parámetros que describen las formas del buque. Es de esperar que realizando el mismo ejercicio para datos reales obtenidos de ensayos con modelos se necesiten un mayor número de parámetros de entrada.

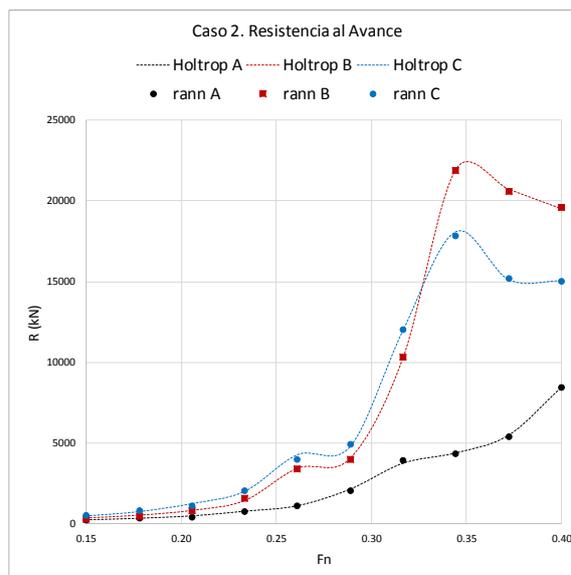


Figura 9: Resistencia por Formación de Olas

Es importante destacar una gran ventaja de las redes neuronales aplicadas a este problema, y es que es fácilmente re-entrenable con nuevos datos experimentales. Además, es relativamente simple generar una arquitectura de neuronas con el software disponible hoy en día.

Una aplicación de estas ventajas, y un posible trabajo futuro, es la posibilidad de re-entrenar la red neuronal con datos experimentales obtenidos en un canal de ensayos hidrodinámicos. Por otro lado, sería de interés añadir variables a la estimación, como podrían ser la influencia del bulbo de proa, y el asiento. Además, sería de interés dividir los datos disponibles en grupos, como por ejemplo por el número de hélices del buque o el tipo de barco (portacontenedores, petrolero, supply, etc).

Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por la Red Temática Control Inteligente (DPI2015-71320-REDT), del Ministerio de Economía y Competitividad).

Referencias

- [1] Alvariño, R. Azpíroz, J.J. Meizoso, M. (1997) El proyecto básico del buque mercante, Fondo Editorial de Ingeniería Naval, Colegio Oficial de Ingenieros Navales, Madrid.
- [2] Baquero, A. (2011) Resistencia al Avance del Buque, Escuela Técnica Superior de Ingenieros Navales, Madrid.

- [3] Canal de Experiencias Hidrodinámicas del Pardo, Madrid. <http://www.cehipar.es/ensayos/>
- [4] Grabowska, K., Szczuko, P., (2015) Ship Resistance Prediction with Artificial Neural Networks, Signal Processing: Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications (SPA), The Institute of Electrical and Electronics Engineers.
- [5] Holtrop, J. Mennen, GGJ., (1982) An Approximate Prediction Formula, Marine Research Institute Netherlands, Países Bajos.
- [6] <http://natureofcode.com/book/chapter-10-neural-networks/>, (Feb. 2017).
- [7] ITTC – Recommended Procedures (2002), Resistance Uncertainty Analysis, Example of Resistance Test, International Towing Tank Conference.
- [8] Larsson L., Hoyte, R. (2010). Principles of Naval Architecture, Ship Resistance and Flow. The Society of Naval Architects and Marine Engineers.
- [9] Neural Network Toolbox, User s Guide, Mathworks. (2016)