

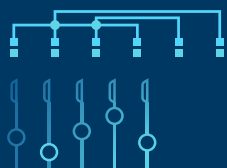
AUTOMÁTICA

XLII JORNADAS DE AUTOMÁTICA: LIBRO DE ACTAS



JORNADAS 2021
jautomatica.es/2021/

1 a 3 de septiembre, 2021
Castellón.



EDITAN:

Universitat Jaume I, Castellón 2021
Comité Español de Automática, Barcelona
Servizo de Publicacións da Universidade da Coruña, A Coruña



XLII Jornadas de
Automática
Castellón 2021



UNIVERSIDADE
DA CORUÑA



UNIVERSITAT
JAUME I



FUNDACIÓ
UNIVERSITAT
EMPRESA
UNIVERSITAT JAUME I. CASTELLÓN



CEA

Comité Español de Automática

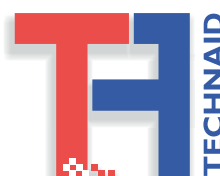


GENERALITAT
VALENCIANA

Conselleria de Innovación,
Universidades, Ciencia
y Sociedad Digital



Instituto Tecnológico de Veracruz



Robotnik

[Esta página ha sido dejada intencionadamente en blanco]

XLII JORNADAS DE AUTOMÁTICA : LIBRO DE ACTAS

CASTELLÓN, 1 A 3 DE SEPTIEMBRE DE 2021

EDITAN:

Servizo de Publicacións da Universidade da Coruña, A Coruña

Comité Español de Automática, Barcelona

Universitat Jaume I, Castellón

2021



ORGANIZAN:

Comité Español de Automática
Universitat Jaume I

EDITORES:

Alejandro Alonso Muñoz
Pedro Jesús Cabrera Santana
Dictino Chaos García
Óscar Déniz Suárez
Elisabet Estévez Estévez
José Luis Guzmán Sánchez
Raúl Marín Prades
David Muñoz de la Peña Sequedo
Ignacio Peñarrocha Alós
José Luis Pitarch Pérez
Óscar Reinoso García
Eduardo Rocón del Lima
Ildefonso Ruano Ruano
Jesus Salido Tercero
Roberto Sanchis Llopis
Pedro J. Sanz Valero
Carlos Vilas
Eduardo Zalama Casanova

DISEÑO DE CUBIERTA:

David Tur Soler

DOI: <https://doi.org/10.17979/spudc.9788497498043>

ISBN: 978-84-9749-804-3

DEPÓSITO LEGAL: C 835-2021

THEMA: TJFM, TJF

CDU: 681.05(063)



© de esta edición: UDC, CEA, UJI

© de los textos: los autores

[Esta página ha sido dejada intencionadamente en blanco]

PREFACIO

Las Jornadas de Automática constituyen, desde su primera edición en 1977, una cita ineludible en nuestro país para quienes centramos nuestra actividad profesional en la Automática, en todas sus dimensiones, tanto desde el mundo científico y académico como de la empresa. Tras las últimas Jornadas presenciales, Ferrol 2019, debido a las circunstancias sobrevenidas por la actual Pandemia, Castellón no pudo celebrar en 2020 dicho evento como estaba previsto, reduciéndose a una serie de actividades desarrolladas en modo virtual. Así, la presente edición de Castellón 2021, representa un acercamiento a la normalidad, y para ello este Comité Organizador ha planteado las primeras Jornadas híbridas de su historia, donde se compartirán, de manera presencial y virtual, todas y cada una de las actividades planificadas. Este año 2021 las Jornadas se celebran del 1 al 3 de septiembre en la Escuela Superior de Tecnología y Ciencias Experimentales de la UJI. A lo largo de estos tres días contaremos con diversas actividades científicas, entre ellas, tres sesiones plenarias, una mesa redonda sobre Inteligencia Artificial y otra sobre "la mujer en el sector profesional de la automática". Además, tendrán lugar, como es habitual, las reuniones de los diferentes grupos temáticos, las presentaciones de empresas, y como siempre, las comunicaciones presentadas a través de las sesiones de pósteres, entre otras actividades. En esta edición, todas estas actividades se lanzarán online para poder habilitar la interacción con los participante virtuales, habiéndose habilitado un espacio Web para los pósteres digitales. Agradecemos a todos los participantes, virtuales y presenciales, su inestimable contribución en este evento: a los autores de los trabajos presentados, a los ponentes de las sesiones plenarias y las mesas redondas, al Comité Científico y Comité Científico Asesor, así como a las empresas y organismos colaboradores. También queremos dar las gracias a CEA, por confiar en la UJI como sede, por primera vez en su historia, de las dos ediciones consecutivas de 2020 y 2021. Por último, queremos dar la bienvenida a las personas asistentes, presenciales y virtuales, y agradecerles su interés en las Jornadas. Los miembros del Comité Organizador hemos puesto todo nuestro empeño en ofrecer un conjunto de actividades que les aporte una experiencia enriquecedora, no sólo desde una perspectiva profesional, sino también desde una dimensión humanística, esperando que descubran y disfruten nuestra ciudad y sus alrededores, mediante las actividades sociales propuestas. Las actas de las XLII Jornadas de Automática están formadas por un total de 105 comunicaciones, organizadas en torno a los nueve Grupos Temáticos del Comité Español de Automática. Los trabajos seleccionados han sido sometidos a un proceso de revisión por pares, y las actas se editan en formato electrónico a través del Servicio de Publicaciones de la Universidade da Coruña y se alojan para su consulta en acceso abierto en el RUC, el repositorio institucional de la UDC, bajo una licencia Creative Commons CC BY-NC-SA 4.0. Además del ISBN y del DOI del volumen completo, a cada comunicación aceptada se le ha asignado un DOI, con el fin de facilitar su localización en línea y su citación bibliográfica.

Pedro J. Sanz
Presidente del Comité Organizador Local de las XLII Jornadas de Automática
1 de Septiembre de 2021
Castellón

COMITÉS

Comité de Honor

Eva Alcón Soler	Rectora de la Universitat Jaume I
Jesús Lancis Sáez	Vicerrector de Investigación Universitat Jaume I
Amelia Simó Vidal	Directora de la Escola Superior de Tecnologia i Ciències Experimentals
Gloria Serra Isierte	Directora de la Fundació Universitat Jaume I- Empresa

Comité de Programa

Antonio Adan	Universidad de Castilla La Mancha
Antonio Agudo	Universitat Politècnica de Catalunya
Alejandro Alonso Muñoz	Universidad Politécnica de Madrid
José Domingo Álvarez	University of Almería
Antonio Ama	
Luís T. Antelo	IIM-CSIC
Ernesto Aranda-Escolástico	UNED
Leopoldo Armesto	Universitat Politècnica de València
Deivis Avila	ULL
Josemaría Azorín	Miguel Hernandez University of Elche
Cristina Bayón Calderón	University of Twente
Alfonso Baños	University of Murcia
Manuel Berenguel	Universidad de Almería
Xavier Blasco	Universitat Politècnica de València
Pedro Cabrera	Universidad de las Palmas de gran Canaria
María Del Mar Castilla Nieto	University of Almería
Sergio Cebollada	Universidad Miguel Hernández
Dictino Chaos García	Universidad nacional de Educación a Distancia (UNED)
Deisy Chaves	Universidad de León
Ramon Costa-Castelló	Universitat Politècnica de Catalunya
Arturo De La Escalera	Universidad Carlos III de Madrid
M. Dolores Delcastillo	
Óscar Déniz Suárez	Universidad de Castilla-La Mancha
Jose A. Egea	CEBAS-CSIC
Elisabet Esteévez Esteévez	Universidad de Jaén
Eduardo Fidalgo Fernandez	University of León
Sergio Garcia-Nieto Rodriguez	Universitat Politècnica de València
Guillermo García	Universidade de Vigo
Tomás Jorge García García-Verdier	Universidad de Valladolid
Pablo Gil	University of Alicante
Juan Diego Gil Vergel	Centro Mixto CIESOL, ceiA3, Universidad de Almería
Victor Gonzalez Castro	University of Leon. Department of Electric, Systems and Automatic Engineering
Jaime González	Universidad de Las Palmas de Gran Canaria
Josechu Guerrero	Universidad de Zaragoza
Álvaro Gutierrez	Universidad Politécnica de Madrid
José Luis Guzmán Sánchez	Universidad de Almería
Angela Hernández-López	Universidad de La Laguna
Roberto Hornero	
Ángeles Hoyo Sánchez	Universidad de Almería
Felipe Jimenez	Universidad Politécnica de Madrid
Esteban Jove	UDC
Alejandro Laguna	CIBERDEM
Elena Lazkano	University of Basque Country
Jose Manuel Lopez-Guede	Basque Country University
Maria P. Marcos	Universidad de Valladolid
Nicolás Marichal	Universidad de La Laguna

David Martin Gomez	Carlos III University of Madrid
Raúl Marín Prades	Universitat Jaume I
Juan Albino Mendez	Universidad de La Laguna
Pilar Merchán	Universidad de Extremadura
Daniel Montes	Universidad de Valladolid
Nelson Monzón	ULPGC
Jose Carlos Moreno	University of Almeria
Fernando Morilla	UNED
Ana C. Murillo	University of Zaragoza
David Muñoz de la Peña Sequeda	Universidad de Sevilla
Manuel G. Ortega	University of Seville
Irene Otero Muras	IIM-CSIC Spanish Council for Scientific Research
Pablo Otálora	University of Almería
Gonzalo Pajares	
Alberto Pajares Ferrando	Universitat Politècnica de València
Carlos Gómez Palacín	Universidad de Valladolid
Igor Pataro	Universidad de Almería
Luis Paya	Universidad Miguel Hernandez
Anibal Pedraza	UCLM
Miquel Piera	UAB
José Luis Pitarch	Universitat Politècnica de Valencia
Míriam R. García	IMM-CSIC
Jerónimo Ramos-Teodoro	Universidad de Almeria
Rafael Raya	
Óscar Reinoso García	Universidad Miguel Hernández
Irene Rivas Blanco	University of Malaga
Lidia Roca	PSA-CIEMAT
Eduardo Rocon	Centre for Automation and Robotics (CAR). CSIC
Jerónimo Rodríguez	USC
Enrique Rodríguez Miranda	University of Brescia
Francisco Rodríguez-Díaz	Universidad de Almería
Ildefonso Ruano Ruano	Universidad de Jaén
Jesus Ruiz-Santaquiteria	University of Castilla-La Mancha
Santiago Salamanca Miño	Universidad de Extremadura
Ester Sales-Setién	
Jesus Salido	Universidad de Castilla-La Mancha
Roberto Sanchis Llopis	Universitat Jaume I
Javier Sanchis Saez	Universitat Politècnica de València
Raúl Santamaría Villanueva	Universidad Cardenal Herrera (CEU)
Matilde Santos	Universidad Complutense de Madrid
Daniel Sarabia	Universidad de Burgos
Basilio Sierra	University of the Basque Country
Jesus Enrique Sierra	Universidad de Burgos
Jorge Antonio Sánchez-Molina	Universidad de Almería
Antonio-José Sánchez-Salmerón	Universitat Politècnica de València
Fernando Tadeo	Univ. of Valladolid
Gerardo Tapia	University of the Basque Country UPV/EHU
Jose Luis Torres	Universidad de Almeria
Diego Torriceli	
Javier Turiel	
Francisco Vazquez	Universidad de Cordoba
Alejandro Vignoni	Universitat Politècnica de Valencia
Ramon Vilanova	UAB
Carlos Vilas	Instituto de Investigaciones Marinas (CSIC)
Eduardo Zalama	Universidad de Valladolid

Comité Científico

Carlos Balaguer Bernaldo de Quirós (UC3M)	CEA Presidente
José Manuel Andujar Márquez (UHuelva)	CEA Vicepresidente
Ramón Costa Castelló (UPC)	CEA Secretario

Comité Asesor

Carlos Ocampo Martínez (UPC)	Vocal
Jesús Fernández Lozano (UMal)	Vocal
Matilde Santos Peñas (UCM)	Vocal
José Enrique Simó Ten (UPV)	Vocal
Montserrat Gil Martínez (URioja)	Vocal
Jose Luis Calvo Rolle (UDC)	Vocal
Raúl Marín Prades (UJI)	Automar
Eduardo Rocón del Lima (CSIC)	Bioingeniería
Elisabet Esteévez Esteévez (UJaen)	Computadores y Control
Pedro Jesús Cabrera Santana (UPGC)	Control inteligente
David Muñoz de la Peña Sequeda (US)	Educación en Automática
José Luis Guzmán Sánchez (UAL)	Ingeniería de Control
José Luis Pitarch Peérez (UPV)	Modelo, Simulación y Optimización
Oscar Reinoso García (UMH)	Robótica
Oscar Déniz Suárez (UCLM)	Visión por Computador

Comité Organizador Local

Pedro J Sanz (Presidente)
Roberto Sanchis (Vicepresidente)
Raúl Marín
José V. Martí
Amparo Tirado
Alejandro Solís
Andrea Pino
Marcos de la Cruz
Antonio Morales
Julio A. Romero
Ignacio Peñarrocha
Carlos Ariño
Pedro Balaguer
Begoña Andrés
Lledó Museros

PATROCINADORES Y COLABORADORES

Patrocinadores

CONSELLERÍA DE INNOVACIÓN, UNIVERSIDADES, CIENCIA
Y SOCIEDAD DIGITAL (Generalitat Valenciana)

Fundación CEA

Robotnik Automation S.L.L.

IQUA Robotics SL

Technaid S.L.

IEEE RAS Spanish Chapter

Departamento de Ingeniería y Ciencia de los Computadores (Universitat Jaume I)

Departamento de Ingeniería de Sistemas Industriales y Diseño (Universitat Jaume I)

Colaboradores

Escuela Superior de Tecnología y Ciencias Experimentales (Universitat Jaume I)

Centro de Investigación en Robótica y TEcnologías SUBacáticas - CIRTESU (Universitat Jaume I)

Fundació Universitat Jaume I-Empresa de la Comunitat Valenciana M.P (FUE-UJI)

Patrocinadores de Grupos Temáticos

Empresarios Agrupados

Idom

Infaimon

ISA Sección Española

Kemtecnica

IQUA Robotics

Mathworks

Prodel

Robotnik

Schneider

Siemens

Springer

Werium

Índice de Contenidos

Automar	1
ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DE UN MODELO DE MANIOBRA NO LINEAL DE UN VEHÍCULO SUBACUÁTICO TELEOPERADO MEDIANTE ENSAYOS EN CANAL <i>Elías Revestido Herrero, José Ramón Llata García, Francisco Jesús Velasco González, José Joaquín Sainz Gutiérrez and Patricia Diaz Torrijos</i>	1
DEVELOPMENT OF A SIMULATION ENVIRONMENT FOR THE LEARNING OF AN AUTONOMOUS NAVIGATION ALGORITHM FOR A 2- METER LENGTH SAILBOAT <i>Esteban Chacón Mosquera, Josep Eudald Mesegué Basallo, Rosa Maria Fernández-Cantí and José Antonio Lázaro Villa</i>	6
DEVELOPMENT AND INSTRUMENTATION OF A 2 METERS LENGTH AUTONOMOUS SAILBOAT FOR THE COLLECTION OF OCEANOGRAPHIC DATA <i>Esteban Chacón Mosquera, Carles Manich Vallès, Joan Antoni Sastre Caballol, Josep Eudald Mesegué Basallo and Rosa M Fernández-Cantí</i>	13
ARQUITECTURA DE SERVICIO DE IMPRESIÓN 3D PARA APOYAR ESTRATEGIAS DE ECONOMÍA CIRCULAR ALREDEDOR DEL RECICLAJE DE PLÁSTICO EN EL ENTORNO MARÍTIMO-PORTUARIO <i>Julio Garrido Campos, Diego Silva Muñiz, Blanca Lekube Gazagaetxeberria, Enrique Riveiro Fernández and Bruno Portela López</i>	21
ESTUDIO Y DISEÑO DE UN SISTEMA DE CONTROL DE INMERSIÓN PARA PLATAFORMAS DE SENSORES SUBMARINAS <i>Isabel Pilar Morales-Aragon, Fulgencio Soto-Valles, Juan Domingo González-Teruel and Roque Torres-Sanchez</i>	29
NUEVA ESTRATEGIA DE CONTROL PARA LA REDUCCIÓN DE OSCILACIONES EN TURBINAS EÓLICAS FLOTANTES <i>Payam Aboutalebi, Fares M'Zoughi, Izaskun Garrido and Aitor J. Garrido</i>	37
UNA PROPUESTA PARA EL CONTROL DE ORIENTACIÓN DE UNA TURBINA WIND-FLOAT <i>Leticia del Horno, José Andrés Somolinos, Eva Segura and Rafael Morales</i>	45
ESTABILIZACIÓN DE EÓLICA MARINA FLOTANTE MEDIANTE CONTROL DE FLUJO DE AIRE EN COLUMNAS DE AGUA OSCILANTE <i>Fares M'Zoughi, Payam Aboutalebi, Izaskun Garrido, Aitor J. Garrido and Manuel De La Sen</i>	54
DATA ANALYSIS FOR THE DEVELOPMENT OF AN AUTOMATIC VESSEL CONTROL SYSTEM IN A PORT AREA <i>Ezequiel Bernal García, Rosa Maria Fernández-Cantí and Antonio Isalgué Buxeda</i>	60

HACIA SIMULACIONES REALISTAS DE AGARRE ROBÓTICO SUBMARINO EN EL CONTEXTO DEL PROYECTO TWINBOT <i>Mario Avila, Raul Marin, Alejandro Solis, Pedro J. Sanz and Jose V. Marti</i>	66
---	----

Bioingeniería 75

DISPOSITIVO DE MONITORIZACIÓN POSTURAL PARA PERSONAS DE LA TERCERA EDAD CON ALTO GRADO DE SEDENTARISMO <i>Patrick Vermander, Nerea Perez, Aitziber Mancisidor and Itziar Cabanes</i>	75
---	----

APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO PARA LA CLASIFICACIÓN DE ACTIVIDADES MEDIANTE UNA MULETA INTELIGENTE PARA ESCLE- ROSIS MÚLTIPLE <i>Sergio Lucas, Asier Brull, Eva Portillo, Asier Zubizarreta and Itziar Cabanes</i>	83
---	----

ESTRATEGIAS PARA LA ASISTENCIA A LA MARCHA DE SUJETOS CON HEMIPARE- SIA A TRAVÉS DE UNA ÓRTESIS ACTIVA DE RODILLA <i>Julio S. Lora-Millan, Juan C. Moreno and Eduardo Rocon</i>	91
---	----

DESARROLLO DE BENCHBALANCE: UN SISTEMA PARA LA EVALUACIÓN DE LA CAPACIDAD DE EQUILIBRIO EN EXOESQUELETOS ROBÓTICOS <i>Cristina Bayón, Gabriel Delgado-Oleas, Nevio L. Tagliamonte, Edwin H.F. van Asseldonk and Eduardo Rocon</i>	99
---	----

SISTEMA AMBULATORIO DE MONITORIZACIÓN DE CRISIS EPILÉPTICAS <i>David Zambrana and Jose Maria Sabater-Navarro</i>	104
---	-----

APLICACIÓN DE REDES NEURONALES PARA EVALUAR EL ESTADO FUNCIONAL DE PACIENTES CON ESCLEROSIS MÚLTIPLE <i>Janire Otamendi, Asier Zubizarreta, Itziar Cabanes and Eva Portillo</i>	111
---	-----

HERRAMIENTA GRÁFICA PARA LA CARACTERIZACIÓN DE CULTIVOS DE MICRO- ALGAS BASADA EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES <i>Pablo Otálora, Jose Luis Guzman, Francisco Gabriel Acien and Manuel Berenguel</i>	119
--	-----

EVALUACIÓN DEL USO DE CORRIENTE ALTERNA EN LA MEDIDA DE LA RESPUES- TA GALVÁNICA DE LA PIEL (GSR) <i>Francisco Javier Verdú-García, José María Catalán, David Martínez-Pascual, Andrea Blan- co, Jesús Álvarez-Pastor and Nicolás García-Aracil</i>	126
---	-----

ANÁLISIS DE INTERFACES CEREBRO-MÁQUINA BASADAS EN IMAGINACIÓN MO- TORA DE LA MARCHA <i>Laura Ferrero, Vicente Quiles, Mario Ortiz, Eduardo Iáñez, Jose A. Flores and Jose M. Azorin</i>	133
---	-----

ANÁLISIS DE LA CONFIGURACIÓN ÓPTIMA DE ELECTRODOS PARA LA DETECCIÓN DE ATENCIÓN EN TAREA DE IMAGINACIÓN MOTORA <i>Luis De la Ossa, Javier V. Juan, Mario Ortiz, Eduardo Iáñez and José M. Azorín</i>	140
--	-----

ESTADO DEL ARTE EN ROBOTS DE ASISTENCIA EN HOSPITALES, EN ENTORNOS INFECCIOSOS (COVID-19) <i>Amparo Tirado-Bou, Raul Marin, Pedro J Sanz and Jose Vicente Marti</i>	147
---	-----

SOLUCIÓN INTEGRADA DE CONTROL BASADO EN EMG PARA LA REHABILITACIÓN DE TERAPIAS BILATERALES EN EL EXOESQUELETO DE REHABILITACIÓN DE MANO ROBHAND <i>Ana Císnal, Sierra David, Javier Pérez Turiel and Juan Carlos Fraile Marinero</i>	152
MICRORROBOT MANUFACTURING: MEMSLAB AT UNIVERSITY OF EXTREMADURA <i>Paloma Rodríguez, Enrique Mancha, Almudena Bravo, Cristina Nuevo, Inés Tejado and Blas Vinagre</i>	160
INSTRUMENTACIÓN DE MULETAS DE ANTEBRAZO PARA USO EN LAMONITORIZACIÓN DE MARCHA Y MOVIMIENTO <i>Marién Narvaez and Joan Aranda</i>	168
Control Inteligente	175
COMPRESIÓN DE DATOS DE TIPO REAL BASADA EN UN NOVEDOSO ALGORITMO DE CODIFICACIÓN PARA REDES NEURONALES DE IMPULSOS <i>Sergio Lucas, Ander Arriandiaga, Eva Portillo, Asier Zubizarreta and Itziar Cabanes</i> . . .	175
MONITORING INTERFACES FOR PHOTOVOLTAIC SYSTEMS AND DC MICROGRIDS: BRIEF SURVEY AND APPLICATION CASE <i>Isaías González, Antonio José Calderón, José María Portalo and Manuel Calderón</i>	183
ETHERNET-BASED MONITORING SYSTEMS FOR RENEWABLE ENERGY-HYDROGEN MICROGRIDS <i>Antonio José Calderón, Isaías González, José María Portalo and Manuel Calderón</i>	190
CONTROLADOR DE PITCH HÍBRIDO OPTIMIZADO CON ALGORITMO GENÉTICO PARA AEROGENERADORES FLOTANTES <i>Carlos Luis Serrano Barreto, Matilde Santos and Jesús Enrique Sierra-García</i>	197
A3C FOR DRONE AUTONOMOUS DRIVING USING AIRSIM <i>David Villota, Montserrat Gil and Javier Rico</i>	203
Educación en Automática	210
ADAPTACIÓN DE LA DOCENCIA POR COVID-19: EXPERIENCIA EN LA INGENIERÍA AUTOMÁTICA <i>Oscar Miguel-Escrig, Carlos Díaz-Sanahuja, Ignacio Peñarrocha-Alós and Roberto Sanchis-Llopis</i>	210
USO DEL PARADIGMA TAKE-HOME LABS PARA LA ENSEÑANZA DEL CONTROL AUTOMÁTICO EN ESTUDIOS DE INGENIERÍA <i>Ángeles Hoyo, Francisco García-Mañas, Jerónimo Ramos-Teodoro, Jorge Antonio Sánchez-Molina, José Luis Guzmán and Francisco Rodríguez</i>	218
PARALLELISM TECHNIQUES APPLIED TO MULTIMEDIA <i>Valentina Romero, Matías García Rivera, Miguel Díaz-Cacho Medina and René Lastra</i> . . .	226
LABORATORIO REMOTO PARA EL ROBOT EDUCATIVO DOBOT MAGICIAN <i>Daniela Alejandra Gonçalves López de Medrano, Jesús Chacón, Eva Besada-Portas and Jose Antonio López-Orozco</i>	232

MEIA. 4.0 PARA ABORDAR LOS RETOS ACTUALES DE FORMACIÓN EN AUTOMATIZACIÓN	
<i>Arantzazu Burgos, Nagore Iriondo, María Luz Alvarez and Isabel Sarachaga</i>	240
APRENDE FUNDAMENTOS DE CONTROL CONSTRUYENDO UN PROPIO SIGUELINEAS	
<i>Ignacio Alvarado Aldea, José Antonio Borja Conde, Francisco Salas Gómez and David Muñoz de la Peña Sequedo</i>	248
CONTROL DE VELOCIDAD DE UN VENTILADOR DE UNA CPU	
<i>Ignacio Alvarado Aldea, José Antonio Borja Conde, Richard Haes Ellis and David Muñoz de la Peña Sequedo</i>	254
IMPLEMENTACIÓN VIRTUAL DE PRÁCTICAS DE ASIGNATURAS DE CONTROL COMO ALTERNATIVA A LAS PRÁCTICAS DE LABORATORIO PRESENCIALES	
<i>Francisco Zayas-Gato, Álvaro Michelena, Esteban Jove, José-Luis Casteleiro-Roca, Héctor Quintián and José Luis Calvo-Rolle</i>	259
EVALUACIÓN AUTOMÁTICA DE CÓDIGO PARA PRÁCTICAS DE MODELADO Y CONTROL UTILIZANDO MATLAB GRADER	
<i>Yadira Boada, Lissette Boada Acosta and Alejandro Vignoni</i>	269
REDISEÑO DE UNA PLATAFORMA DE CONTROL DE TEMPERATURA DE BAJO COSTE PARA LA EDUCACIÓN EN INGENIERÍA DE CONTROL	
<i>Javier Rico-Azagra and Montserrat Gil-Martinez</i>	275
UNA INTEGRACIÓN A SISTEMAS DE GESTIÓN DE APRENDIZAJE BASADA EN ESTÁNDARES DE UN SISTEMA BARRA-BOLA	
<i>Elisabet Estévez Estévez, Ildefonso Ruano Ruano, Alicia Montoro Lendínez, Juan Gómez Ortega and Javier Gámez García</i>	282
SOPORTE PARA LA GENERACIÓN DE MAQUETAS VIRTUALES DE AUTOMATIZACIÓN INDUSTRIAL	
<i>Alejandro Sánchez García, Elisabet Estévez Estévez and Ildefonso Ruano Ruano</i>	288
Ingeniería de Control	294
DESARROLLO DE UN CONTROLADOR PREDICTIVO CON COMPENSACIÓN POR ADELANTO Y GARANTÍA DE ESTABILIDAD: RESULTADOS PRELIMINARES	
<i>Igor M. L. Pataro, Juan D. Gil, Marcus V. Americano-Dacosta, José L. Guzmán and Manuel Berenguel</i>	294
OPTIMIZACIÓN DE TEMPERATURA EN REACTORES RACEWAY PARA LA PRODUCCIÓN DE MICROALGAS MEDIANTE REGULACIÓN DE NIVEL	
<i>José González Hernández, Enrique Rodríguez Miranda, José Luis Guzmán Sánchez, Manuel Berenguel Soria and Francisco Gabriel Acién Fernández</i>	301
FUSIÓN DE SENSORES PARA LOCALIZACIÓN ROBUSTA DE VEHÍCULOS AUTÓNOMOS EN ÁREAS URBANAS	
<i>Kerman Viana, Mikel Díez and Asier Zubizarreta</i>	309
APLICACIÓN DE UNA METODOLOGÍA DE SELECCIÓN DE BUCLES Y AJUSTE DE CONTROLADORES MEDIANTE OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO	
<i>Victor Huilcapi, Xavier Blasco, Juan Manuel Herrero and Alberto Pajares</i>	317

PRELIMINARY STUDY OF THE EVALUATION METHODS FOR SHARED CONTROL <i>Joseba Sarabia, Mauricio Marcano, Joshué Perez, Sergio Diaz and Asier Zubizarreta . . .</i>	325
DISEÑO Y CONSTRUCCIÓN DE CÁMARA CLIMÁTICA CONTROLADA PARA REPRODUCIR EPISODIOS DE TRANSPORTE DE MERCANCÍAS PERECEDERAS <i>Maria Aranzazu Segado-Fernández, Julio Jose Ibarrola-Lacalle, Jaime Giménez-Gallego and Roque Torres-Sanchez</i>	333
EVENT-BASED CONTROL WITH RELATIVE THRESHOLD APPLIED TO CRAZYFLIE 2.1 QUADROTOR ALTITUDE CONTROL <i>Francisco José Mañas-Álvarez, María Guinaldo, Raquel Dormido, Rafael Socas and Sebastián Dormido</i>	341
DIMENSIONADO DE SISTEMA DE ALMACENAMIENTO PARA HIBRIDACIÓN CON FV A PARTIR DE PREDICCIONES PROBABILÍSTICAS DE IRRADIANCIA <i>Emilio Pérez, Javier González Barreda, Jorge Segarra Tamarit and Hector Beltran</i>	349
ESTIMACIÓN DEL ESTADO DE CARGA Y COEFICIENTES DE DIFUSIÓN EN BATERÍAS DE FLUJO REDOX <i>Alejandro Clemente, Andreu Cecilia and Ramon Costa-Castelló</i>	357
CONTROL NO LINEAL ADAPTATIVO CON IDENTIFICACIÓN DISPERSA <i>Roger Domingo-Enrich, Andreu Cecilia and Ramon Costa-Castelló</i>	365
PLANTA EXPERIMENTAL PARA SISTEMAS DE CALEFACCIÓN DE VEHÍCULOS DE TRANSPORTE PÚBLICO <i>María Luisa Delgado Guerrero, Manuel Lara Ortiz and Francisco Vázquez Serrano</i>	373
MODELOS DE GRAFCET Y APLICACIONES DISTRIBUIDAS EN LA NORMA IEC 61499. UN CASO DE ESTUDIO. <i>Oscar Miguel-Escrig and Julio-Ariel Romero-Pérez</i>	380
MODELADO, CONTROL Y OPTIMIZACIÓN DE UNA PLANTA DE PRODUCCIÓN DE FRÍO CON ALMACENAMIENTO DE ENERGÍA <i>Luis Fernando Acedo Bueno, Manuel Garrido Satue, Manuel Ruiz Arahal, Carlos Vivas Venegas and Manuel Gil Ortega Linares</i>	388
Modelado, Simulación y Optimización	395
RENTABILIDAD DE BATERÍAS EN APLICACIONES FV PARA EL SECTOR COMERCIAL BAJO OPERACIÓN BASADA EN MPC <i>Pablo Ayuso Olmeda, Emilio Pérez Soler, Javier Cardo Miota and Héctor Beltrán San Segundo</i>	395
IMPLEMENTACIÓN DE CAPAS SUPERIORES DE LA PIRÁMIDE DE AUTOMATIZACIÓN EN UNA PLANTA PILOTO HÍBRIDA <i>Daniel Montes, Jesús María Zamarrero Cosme, José Luis Pitarch, Erika Oliveira-Silva and Cesar de Prada</i>	403
MODELO DE PREDICCIÓN DE RESPUESTAS CARDIOVASCULARES DURANTE LA INMERSIÓN EN UN ENTORNO ACUÁTICO <i>David Martínez-Pascual, Manuel Arnau-Papí, José María Catalán, Luís Daniel Lledó, Santiago Ezquerro, Francisco Javier Verdú-García and Nicolás García-Aracil</i>	411

ÁNÁLISIS DE PLANIFICACIÓN DE TRAYECTORIAS LIBRES DE COLISIONES CON EL OPERADOR HUMANO EN SISTEMAS DE TIPO SUPERNUMERARIO <i>David Martínez-Pascual, Jesús Álvarez-Pastor, Francisco Javier Verdú-García, Manuel Arnau-Papí, Luís Daniel Lledó, Francisco López-Labrador, Miguel Ángel Bernal and Nicolás García-Aracil</i>	419
BIOMASS ESTIMATION MODEL IN ANOXIC-AEROBIC ALGAL-BACTERIAL PHOTO-BIOREACTOR CONFIGURATION FOR WASTEWATER TREATMENT <i>Irina Bausa Ortiz, Raúl Muñoz Torre, Smaranda Podar Cristea and César de Prada Moraga</i>	427
ENTORNO DE SIMULACIÓN PARA VEHÍCULOS AUTOMATIZADOS CON CARLA <i>Asier Arizala, Daniel Campelo, Asier Zubizarreta and Joshué Pérez</i>	435
COMPARATIVA ENTRE MODELOS ESTOCÁSTICOS DE CRECIMIENTO BACTERIANO A DISTINTAS ESCALAS <i>Nerea Martínez-López, Carlos Vilas and Miriam Garcia</i>	442
CRUDE OIL OPERATIONS SCHEDULING IN A MARINE-ACCESS REFINERY <i>Tomás Jorge García García-Verdier, Gloria Gutiérrez, Carlos Gómez Palacín, Carlos Méndez and César de Prada</i>	450
PROPULSIÓN Y DIRECCIÓN DE UN MICRORROBOT TIPO FLAGELO FLEXIBLE UTILIZANDO LA ANALOGÍA DEL COHETE. SIMULACIÓN EN COMSOL MULTIPHYSICS <i>Enrique Mancha-Sánchez, Paloma Rodríguez, Almudena Bravo, Inés Tejado and Blas M. Vinagre</i>	461
MODELADO Y SIMULACIÓN DE UN AEROGENERADOR DE 5 MW ESCALADO A PARTIR DE UNO DE 7 KW <i>Laura Olaya Rúa, Jesús Enrique Sierra García and Matilde Santos Peñas</i>	469
ESTIMATION OF THE WATER STRESS LEVEL IN FRUIT TREES USING MACHINE LEARNING FOR APPLICATION IN INTELLIGENT IRRIGATION SYSTEMS <i>Juan D. González-Teruel, Víctor Blanco, Pedro José Blaya-Ros, Rafael Domingo, Fulgencio Soto-Valles and Roque Torres-Sánchez</i>	477
GENE VARIANT DESIGN SPACE FOR BIOSENSOR-BASED PATHWAY DYNAMIC REGULATION <i>María Camarena, Yadira Boada, Jesús Picó and Pablo Carbonell</i>	485
COMPARACIÓN DE ESTRATEGIAS PARA LA ESTIMACIÓN DE ACTITUD EN CONTROLADORA DE VUELO PARA UAV PROFESIONAL <i>David Gallarta-Sáenz, Javier Rico-Azagra, Montserrat Gil-Martínez and Ramón Rico-Azagra</i>	492
Robótica	499
ROBUST CONTROL STRATEGY FOR IMPROVING THE PERFORMANCE OF A SOFT ROBOTIC LINK <i>Luis Nagua, Jorge Muñoz, Lisbeth Mena, Concepción A. Monje and Carlos Balaguer</i> . . .	499
EVALUACIÓN DE DESCRIPTORES LOCALES EN LOCALIZACIÓN VISUAL CON IMÁGENES OJO DE PEZ <i>María Flores, David Valiente, Arturo Gil, Adrián Peidró, Oscar Reinoso and Luis Payá</i> .	507

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS DE CONTROL DE FUERZA PARA UN ROBOT DE REHABILITACIÓN DE MIEMBRO SUPERIOR <i>José Vicente García Pérez, Andrea Blanco, José María Catalán, Santiago Ezquerro, Jesús Álvarez Pastor, Manuel Arnau Papí and Nicolás García Aracil</i>	515
DESARROLLO DE UN EXOESQUELETO PARA EL ANTEBRAZO Y LA MUÑECA UTILIZANDO UN SOLO ACTUADOR <i>Jesús Álvarez-Pastor, Luis Daniel Lledó, Santiago Ezquerro, Alicia Garrote, Teresa Costa, Andrea Blanco, José Vicente García-Pérez and Nicolás García-Aracil</i>	521
ELECTRONICS IMPROVEMENTS FOR LOW-LEVEL CONTROL IN THE HUMANOID ROBOT TEO <i>Juan Miguel Garcia Haro, Edwin Daniel Oña Simbaña, Raul de Santos Rico, Santiago Martínez and Carlos Balaguer</i>	528
DETECCIÓN DE AGARRE DE OBJETOS DESCONOCIDOS CON SENSOR VISUAL-TÁCTIL <i>Julio Castaño-Amoros, Pablo Gil, Ines Fernández and Santiago Puente</i>	535
UN EXOESQUELETO FLEXIBLE Y TEXTIL PARA ASISTIR LA FLEXIÓN DEL CODO <i>José Luis Samper Escudero, David Cantalejo Escobar, David Pont Esteban, Aldo Francisco Contreras González, Ricardo Ruiz, Fernando Blaya, Santiago Tapia, Miguel Ángel Sánchez-Urán González and Manuel Ferre</i>	542
SOCIAL ROBOT AS COOKING ASSISTANT <i>Jaime Gómez Jiménez, Sara Carrasco Martínez, Miguel A. Quispe Flores, Javier Sevilla Salcedo, Fernando Alonso Martín and Miguel A. Salichs</i>	550
DYNAMIC SEMANTIC ONTOLOGY GENERATION: A PROPOSAL FOR SOCIAL ROBOTS <i>Javier Sevilla Salcedo, Miguel A. Quispe Flores, Sara Carrasco Martínez, Jaime Gómez Jiménez, José. C Castillo, Álvaro Castro González, María Malfaz and Miguel A. Salichs</i>	557
REMOTE COMMUNICATION BETWEEN FAMILY MEMBERS THROUGH SOCIAL ROBOTICS <i>Sara Carrasco Martínez, Miguel A. Quispe Flores, Javier Sevilla Salcedo, Jaime Gómez Jiménez, Fernando Alonso Martín and Miguel A. Salichs</i>	565
ACCESSIBLE MUSIC STREAMING APPLICATION FOR SOCIAL ROBOT <i>Miguel A. Quispe Flores, Sara Carrasco Martínez, Javier Sevilla Salcedo, Jaime Gómez Jiménez, Fernando Alonso Martín and Miguel A. Salichs</i>	573
SISTEMA DE COMUNICACIÓN DE RESPALDO MEDIANTE TECNOLOGÍA LORA CON HARDWARE Y SOFTWARE ABIERTO PARA APLICACIONES DE ROBÓTICA DE EMERGENCIAS <i>R.F. Manrique Balmaceda, R. Vázquez Martín, J. Bravo Arrabal, J. Fernandez-Lozano and A. García Cerezo</i>	581
INTEGRATION AND EVALUATION OF A MULTI-GNSS SYSTEM IN AN UNMANNED GROUND VEHICLE <i>Edison Patricio Velasco Sánchez, Miguel Ángel Muñoz-bañón, Francisco A. Candelas and Santiago T. Puente</i>	588
DESIGN OF A DYNAMIC MOCK-UP BENCH FOR TESTING ROBOTIC INTERVENTIONS <i>Luana Barbosa Pina Pereira, Carlos Veiga Almagro, Luca Rosario Buonocore, Raul Marín Prades, Mario Di Castro and Alessandro Masi</i>	593

EXOESQUELETO HÍBRIDO PARA REHABILITACIÓN DE LAS EXTREMIDADES SUPERIORES <i>Aldo Francisco Contreras González, David Pont Esteban, José Luis Samper Escudero, David Cantalejo-Escobar, Miguel Ángel Sánchez-Urán González and Manuel Ferre</i>	599
ROBÓTICA COLABORATIVA EN APLICACIONES DE ASISTENCIA EN MÁQUINAS DE ELECTROEROSIÓN <i>Roman Abad, Asier Muñoz, Jose Mari Ramos, Aitziber Mancisidor and Itziar Cabanes . .</i>	606
APLICACIÓN DE UN ROBOT COLABORATIVO DE DOS BRAZOS PARA RESOLVER EL CUBO DE RUBIK <i>Garazi Fernández, Asier Herrán, Aitziber Mancisidor, César Pérez and Itziar Cabanes . .</i>	611
LOCALIZANDO ELEMENTOS DE INTERÉS MEDIANTE VEHÍCULOS OPERADOS REMOTAMENTE PARA LA EXPLOTACIÓN SOSTENIBLE DE GRANJAS ACUÍCOLAS. <i>Fernando Gómez-Bravo, Alejandro Garrocho-Cruz, Juan Carlos Gutiérrez-Estrada, Inmaculada Pulido-Calvo, Jairo Castro-Gutiérrez, Antonio Peregrín-Rubio and Samuel López-Domínguez</i>	617
APLICACIÓN DE MATLAB Y SIMULINK PARA ESTACIONES ROBÓTICAS <i>Alberto Herreros López</i>	625
HETEROGENEOUS SYSTEM FOR DAILY ACTIVITY MONITORING AT HOME AND WELL-BEING OF ELDERLY PEOPLE ABSTRACT <i>Francisco Miguel Calatrava Nicolás, Francisco José Ortiz Zaragoza, José Alfonso Vera Repullo, Joaquín Roca González, Manuel Jiménez Buendía and Óscar Martínez Mozos . .</i>	632
Visión por Computador	640
ENTRENAMIENTO, OPTIMIZACIÓN Y VALIDACIÓN DE UNA CNN PARA LOCALIZACIÓN JERÁRQUICA MEDIANTE IMÁGENES OMNIDIRECCIONALES. <i>Juan José Cabrera Mora, Sergio Cebollada, Mónica Ballesta, Luis Miguel Jimenez, Luis Payá Castelló and Oscar Reinoso</i>	640
A VIDEO SUMMARIZATION APPROACH TO SPEED-UP THE ANALYSIS OF CHILD SEXUAL EXPLOITATION MATERIAL <i>Rubel Biswas, Deisy Chaves, Laura Fernández-Robles, Eduardo Fidalgo and Enrique Alegre</i>	648
ANÁLISIS COMPARATIVO DE MÉTODOS DE SEGMENTACIÓN SEMÁNTICA DE NUBES DE PUNTOS CON REDES NEURONALES <i>Alejandro Espacio Regalado, Santiago Salamanca Miño, María Pilar Merchán García, Emiliano Pérez Hernández and Samuel Punzón Agudo</i>	655
PROTOTYPE ROBOTIC CATHETER WITH VISION-BASED HAPTIC SENSOR <i>Almudena Bravo, Blas Manuel Vinagre, Inés Tejado, Enrique Mancha, Paloma Rodriguez and José Emilio Traver</i>	663
FUSIÓN DE SERIES TEMPORALES DE NUBES DE PUNTOS PARA SU EXPLORACIÓN EN REALIDAD VIRTUAL <i>Samuel Punzón, Emiliano Pérez, María Pilar Merchán, Santiago Salamanca and Alejandro Espacio</i>	671
MICROHIKARI3D: TRANSFORMANDO UNA IMPRESORA 3D EN UN MICROSCOPIO ROBOTIZADO MODERNO <i>Pablo T. Toledano, Gloria Bueno, Noelia Vállez, Oscar Deniz and Jesús Salido</i>	678

ANÁLISIS DE TÉCNICAS DE AUMENTO DE DATOS Y ENTRENAMIENTO EN YOLOV3 PARA DETECCIÓN DE OBJETOS EN IMÁGENES RGB Y TIR DEL UMA-SAR DATASET <i>Álvaro Galán-Cuenca, Ricardo Vázquez-Martín, Anthony Mandow, Jesús Morales and Alfonso García-Cerezo</i>	686
CLASIFICACIÓN Y MANIPULACIÓN DE BASURA DOMÉSTICA UTILIZANDO DEEP-LEARNING <i>Santiago Puente, Pablo Gil and Victor De Gea</i>	695
Computadores y Control	701
MODEL-BASED DESIGN OF FOG APPLICATIONS AS MICROSERVICE WORKFLOWS <i>Ekaitz Hurtado, Alejandro López, Isabel Sarachaga, Aintzane Armentia, Elisabet Estévez and Marga Marcos</i>	701
DEVELOPMENT OF DIGITAL TWINS TO SIMULATE AND INTEGRATE MANUFACTURING ASSETS IN THE INDUSTRY 4.0 <i>Darío Orive, Alejandro López, Elisabet Estévez, Adrián Orive and Marga Marcos</i>	709
MANUFACTURING TRACEABILITY BASED ON INDUSTRIAL AGENTS <i>Alejandro López, Elisabet Estévez and Marga Marcos</i>	717
SOFTWARE Y COMPUTADOR EMBARCADO BASADO EN COTS PARA EL EXPERIMENTO TASEC-LAB <i>Ángel Grover Pérez Muñoz, Juan Zamorano Flores, David González Bárcena and Juan Antonio De la Puente</i>	724
ARQUITECTURA MODULAR PARA LA GESTIÓN AUTOMÁTICA DEL TRÁFICO EN ROTONDAS <i>Adrián Lara Domínguez, Pedro Uribe Chavert, Jose Luis Poza Lujan and Juan Luis Posadas Yagüe</i>	731
OPTIMIZACIÓN DEL RENDIMIENTO EN SISTEMAS DE CONTROL MEDIANTE ENTROPÍA <i>Antonio Ruiz Alba, Khen Sharman and Sergio Sáez</i>	739
REVISIÓN DE TECNOLOGÍAS HABILITADORAS PARA EL CONTROL BIOLÓGICO DE PLAGAS EN EL SECTOR HORTOFRUTÍCOLA <i>Cristian Martín, Luis Llopis, Bartolomé Rubio and Manuel Díaz</i>	744
ML MODELS FOR REAL-TIME HYBRID SYSTEMS <i>Manuel I. Capel</i>	752
Índice de Autores	760

Entrenamiento, optimización y validación de una CNN para localización jerárquica mediante imágenes omnidireccionales.

Juan José Cabrera, Sergio Cebollada, Mónica Ballesta, Luis Miguel Jiménez, Luis Payá, Óscar Reinoso

Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática

Universidad Miguel Hernández, Avenida de la Universidad s/n 03202 Elche (Alicante), España

{juan.cabreram, sergio.cebollada, m.ballesta, luis.jimenez, lpaya, o.reinoso}@umh.es

Resumen

El objetivo del presente trabajo es abordar la localización de un robot móvil mediante el entrenamiento de una Red Neuronal Convolucional (CNN) de manera que se obtengan unos resultados óptimos. El problema de localización se aborda de forma jerárquica empleando un sistema catadióptrico omnidireccional y se trabaja directamente con las imágenes capturadas sin pasar a panorámicas, ahorrando así el tiempo de cálculo asociado a este proceso. La localización se lleva a cabo en dos pasos y en ambos se emplea la arquitectura de la CNN con diferentes objetivos. Primero se lleva a cabo una localización gruesa que consiste en identificar la estancia en la que se encuentra el robot por medio de la CNN. Después se realiza una localización fina en dicha estancia, en la cual la CNN es empleada para la obtención de descriptores holísticos a partir de las capas intermedias de la red. Estos descriptores globales permiten encontrar la posición donde se encuentra el robot de manera más precisa por medio de una búsqueda del vecino más cercano, comparando el descriptor correspondiente de la imagen test con los descriptores de las imágenes capturadas en la estancia seleccionada en el primer paso. Con el fin de mejorar el desempeño de la red se recurre a un aumento de datos y a una optimización bayesiana de hiperparámetros. Estas técnicas demuestran ser una solución eficiente y robusta para afrontar el problema de localización tal y como se muestra en la sección de experimentos.

Palabras clave: Localización jerárquica, imágenes omnidireccionales, aprendizaje profundo, optimización bayesiana.

1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, el uso de cámaras omnidireccionales junto con técnicas de visión por computador ha demostrado ser una alternativa sólida para abordar la tarea de localización en robótica móvil. Este tipo de cámaras tienen un campo de visión de 360 grados y un coste relativamente bajo en comparación con otros tipos de sensores. Asimismo, los métodos de descripción holística constituyen una alternativa eficaz para

extraer información relevante de las escenas, dado que conducen a algoritmos de localización relativamente sencillos, basados en la comparación directa de pares de descriptores.

En cuanto a creación de mapas, el uso de modelos jerárquicos con descriptores holísticos permite resolver la tarea de localización de forma eficiente. Este método consiste en organizar la información visual de forma jerárquica en diferentes capas de forma que la localización pueda resolverse en varios pasos. En este caso, se proponen dos pasos principales: en primer lugar, una localización aproximada para conocer en qué zona del entorno se encuentra el robot, y en segundo lugar, una localización fina, que se aborda en esa zona preseleccionada. Además, en los últimos años han surgido técnicas basadas en inteligencia artificial (IA) para abordar problemas de visión por ordenador y robótica. Las redes neuronales convolucionales (conocidas comúnmente por sus siglas en inglés CNN) permiten reconocer patrones en tipos de datos no estructurados, como imágenes. El proceso de entrenamiento de dichas redes debe ser robusto y variado. De ahí que haya que tener especialmente en cuenta dos cuestiones (a) debe disponerse de un amplio conjunto de datos de entrenamiento y (b) los parámetros de entrenamiento deben seleccionarse con cautela.

La novedad del presente trabajo es un enfoque de localización basado en una CNN que parte de imágenes omnidireccionales. Además, este trabajo presenta un proceso de optimización del entrenamiento de la CNN para llevar a cabo de forma eficiente la tarea de entrenamiento. En general, el objetivo de este trabajo es readaptar y utilizar una CNN con un doble propósito: (1) recuperar en qué habitación se encuentra actualmente el robot (paso de localización gruesa) y (2) refinar esta localización dentro de la habitación seleccionada (paso de localización fina) mediante descriptores de apariencia global obtenidos de capas intermedias de la propia CNN.

El resto del artículo se estructura como se indica a continuación. La sección 2 presenta una revisión de la literatura relacionada. Después, la sección 3 presenta los métodos para entrenar la CNN adaptada. La sección 4 detalla el método de localización, basado en la CNN adaptada. Finalmente, la sección 5 presenta las conclusiones y los trabajos futuros.

2. ESTADO DEL ARTE

En la literatura relacionada se pueden encontrar diversos trabajos que han abordado tareas en robótica y procesamiento de imágenes mediante técnicas de aprendizaje automático [4]. En cuanto al uso de las CNNs en el campo de la robótica móvil, son muchos los autores que han demostrado su éxito utilizando esta herramienta. Por ejemplo, Sinha et al. [16] proponen una re-localización del robot en entornos sin GPS utilizando una CNN para procesar los datos de una cámara monocular. Chaves et al. [7] utilizan una CNN para detectar objetos en imágenes y usan esta técnica para construir un mapa semántico.

En cuanto al uso de la información visual, en línea con trabajos anteriores [6], el presente trabajo se centra en abordar la creación de mapas y localización mediante la obtención de un descriptor único por imagen que contiene información global sobre la misma. Este enfoque holístico ha sido usado en diversos trabajos previos. Originalmente, los descriptores holísticos se basan en métodos analíticos, es decir, parten de una imagen y realizan transformaciones matemáticas para obtener un único vector ($\vec{d} \in \mathbb{R}^{l \times 1}$) con información característica de la imagen.

Sin embargo, en trabajos recientes se ha propuesto el uso de descriptores holísticos que se obtienen a partir de diversas capas de las CNN. En este sentido, las capas intermedias proporcionan descriptores que pueden ser utilizados para caracterizar los datos de entrada. Por citar algunos ejemplos, Arroyo et al. [1] utilizan una CNN que aprende a generar descriptores que son robustos frente a los cambios de estación. Más recientemente, Wozniak et al. [18] proponen el uso de la extracción de características a partir de un clasificador SVM (Máquina de Vector Soporte). Cebollada et al. [5] muestran las ventajas de utilizar descriptores obtenidos de las capas intermedias de una CNN reentrenada para resolver la localización como un problema de detección de la imagen más similar de entre un conjunto de imágenes. Sin embargo, este trabajo propone una CNN basada en imágenes panorámicas. Por lo tanto, para trabajar a partir de imágenes omnidireccionales, se debe realizar una transformación previa a panorámica.

En cuanto al proceso de entrenamiento, las herramientas de aprendizaje profundo requieren de un gran conjunto de datos para obtener comportamientos lo suficientemente robustos. Sin embargo, en algunos casos, el conjunto de datos disponible para el entrenamiento es pequeño y, entonces, el modelo no puede ser entrenado correctamente. Entre las técnicas propuestas para abordar este problema, el presente trabajo se centra en el aumento de datos y en la optimización de los hiperparámetros de entrenamiento. En cuanto a la técnica de aumento de datos, ésta mejora el rendimiento del

entrenamiento del modelo aumentando el número de instancias de entrenamiento y evitando el sobreajuste. El aumento de datos consiste básicamente en crear nuevos datos (en este caso, imágenes) aplicando diferentes efectos sobre los originales. Algunos autores han utilizado el aumento de datos para mejorar sus tareas de aprendizaje profundo [8]. Salamon et al. [15] proponen el aumento de datos de audio para superar el problema de la escasez de datos de sonido ambiental. Utilizando esta técnica, son capaces de desarrollar una CNN que es capaz de clasificar este tipo de datos. Sin embargo, estos métodos de aumento de datos no se ajustan a los efectos visuales que pueden producirse cuando el robot se mueve por un entorno de trabajo en condiciones de operación reales.

El correcto entrenamiento de los modelos de aprendizaje automático depende en gran medida de la configuración de los hiperparámetros y, por tanto, del método utilizado para establecerlos. Los métodos de optimización como la búsqueda en rejilla y la búsqueda aleatoria han demostrado superar a otros métodos tradicionales para este problema [2]. Estos métodos han sido capaces de obtener ajustes de hiperparámetros similares o mejores que los establecidos por expertos [3, 11]. Como resultado, la optimización de hiperparámetros se ha convertido en un área de investigación importante [2, 9]. Durante los últimos años, la optimización bayesiana ha surgido como un enfoque eficiente, logrando resultados satisfactorios [17]. A través de la optimización bayesiana, la optimización de la función de pérdida se considera como una “caja negra”, con el objetivo de encontrar $\operatorname{argmin}_{x \in X} (f(x))$, donde $x \in X$ son los hiperparámetros y $f(x)$ es la función de pérdida del modelo.

Respecto a la tarea de localización desde un punto de vista jerárquico, trabajos previos han demostrado que el uso de estos modelos con descriptores holísticos e imágenes omnidireccionales lleva a una solución eficiente y robusta para abordar la tarea de localización [6, 13]. Estos trabajos previos consisten básicamente en el cálculo del vecino más cercano en dos capas. En primer lugar, para la capa de alto nivel, se agrupan los descriptores visuales según su similitud, mediante algún método de clustering, y se obtiene un descriptor representativo $R = \{\vec{r}_1, \vec{r}_2, \dots, \vec{r}_{n_g}\}$ para cada grupo, donde n_g es el número de grupos. Después, para resolver la tarea de localización, se obtiene una nueva imagen im_{test} y se calcula su descriptor holístico $\vec{d}_{test}$. Este descriptor se compara con todos los representantes R y se retiene el representante más similar $\vec{r}_k$ (paso de localización gruesa o aproximada); después, se realiza una nueva comparación entre $\vec{d}_{test}$ y los descriptores contenidos en el grupo k , $D_k = \{\vec{d}_{k,1}, \vec{d}_{k,2}, \dots, \vec{d}_{k,N_k}\}$. Por último, la posición de la imagen im_{test} se estima como la posición en la que se capturó la imagen más similar del grupo k -ésimo (paso de localización fina).

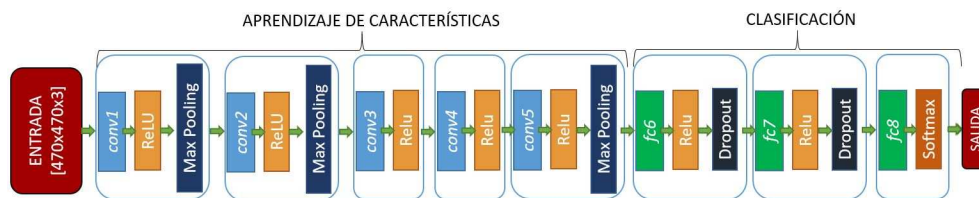


Figura 1: Arquitectura de la CNN. Esta red fue creada a partir de AlexNet, adaptada y reentrenada para clasificar las estancias del dataset de Friburgo.

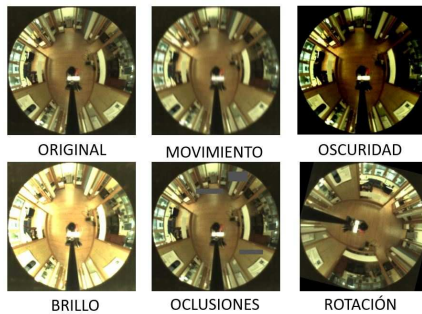


Figura 2: Efectos aplicados a una imagen, ejemplo para aumento de datos.

3. PROCESO DE ENTRENAMIENTO

3.1. ADAPTACIÓN DE LA CNN

La construcción y el entrenamiento de una red desde cero requiere experiencia con arquitecturas de redes, una gran cantidad de datos para el entrenamiento y, por tanto, un tiempo de computación importante. Este trabajo continúa la propuesta realizada en trabajos anteriores [5]: adaptar y entrenar redes preexistentes con un objetivo distinto a aquel para el que inicialmente se diseñaron. En este sentido, se propone partir de AlexNet [12], ya que presenta una arquitectura sencilla y ha sido utilizada con éxito en trabajos anteriores para desarrollar nuevas tareas de clasificación mediante *transfer learning* (como en [5, 10]). A diferencia de estos trabajos anteriores, que hacían uso de imágenes convencionales (no panorámicas y panorámicas), el objetivo del presente trabajo es estudiar la viabilidad de esta arquitectura partiendo de imágenes omnidireccionales. Esta propuesta presenta un doble beneficio: (1) el ahorro de tiempo de computación, ya que no es necesaria una transformación de imágenes omnidireccionales a panorámicas y (2) la obtención de descriptores holísticos basados en imágenes omnidireccionales, que han sido escasamente propuestos en el estado del arte actual. Además, el presente trabajo también desarrolla una optimización robusta de los hiperparámetros con el objetivo de abordar un entrenamiento óptimo del modelo de aprendizaje profundo.

Por tanto, en primer lugar, se modifican algunas capas de la arquitectura AlexNet para adaptar la red a la tarea de clasificación de habitaciones propuesta. En este

caso, se redimensiona la capa de entrada, pasando de $227 \times 227 \times 3$ a $470 \times 470 \times 3$, se sustituyen las capas totalmente conectadas (fc_6), la capa softmax y la capa de clasificación. La capa fc_8 se readapta para dar salida a un vector de nueve componentes. Las capas softmax y de clasificación se sustituyen para calcular las probabilidades entre las posibles estancias del entorno (en este caso 9 estancias) y para calcular la pérdida de entropía cruzada para la clasificación multiclase. En la fig. 1 se muestra la arquitectura utilizada a lo largo de este trabajo. De este modo, tras estas adaptaciones, se reentrena toda la arquitectura, aprovechando los pesos iniciales de AlexNet.

3.2. AUMENTO DE DATOS

Disponer de un gran conjunto de datos de entrenamiento es crucial para el rendimiento del modelo. Sin embargo, a veces, el conjunto de datos de entrenamiento disponible es más pequeño de lo necesario y entonces, el modelo no puede ser entrenado adecuadamente para alcanzar la solución deseada. Para resolver este problema, se ha propuesto la técnica de *Data Augmentation* como método para mejorar el rendimiento del modelo aumentando el número de instancias de entrenamiento y evitando el sobreajuste. El aumento de datos consiste básicamente en la creación de nuevos datos (imágenes) mediante la aplicación de diferentes efectos sobre las imágenes originales, tal y como se muestra en la fig. 2.

Las transformaciones que se han utilizado son las siguientes. Se han considerado efectos que replican situaciones que pueden ocurrir en entornos reales, cuando el robot debe operar en condiciones desafiantes.

1. **Rotación:** Introducción de rotaciones entre 10 y 350 grados a las imágenes omnidireccionales.
2. **Oscuridad y brillo:** Los valores de baja intensidad son reajustados (incremento) para crear imágenes con más brillo. Por otro lado, para crear un efecto de oscuridad, los valores altos de intensidad son reducidos.
3. **Ruido gaussiano** con varianza de $1e-06$ a la imagen en escala de grises.
4. **Oclusiones:** Este efecto simula situaciones reales como por ejemplo que alguna persona u objeto se posicione delante de la cámara, ocluyendo parte de la es-

cena. En este trabajo, simulamos dicho efecto introduciendo imágenes geométricas en escala de grises en lugares aleatorios de la imagen.

5. **Reflexión:** Obtener la fotografía espejo.

6. **Blur effect o efecto movimiento.** Este efecto ocurre cuando la imagen se capturó en movimiento.

3.3. OPTIMIZACIÓN BAYESIANA

La optimización de hiperparámetros que se propone consiste en variar aquellos valores que pueden ser cruciales para abordar el proceso de entrenamiento y que, al mismo tiempo, pueden ser muy diferentes en función del objetivo de la red. Los hiperparámetros que se consideran para evaluar son los siguientes:

Initial Learn Rate. Controla cómo de rápido el modelo se adapta al problema.

Momentum. Permite suavizar el progreso de aprendizaje acumulando el gradiente de los pasos anteriores para determinar la dirección a seguir. De este modo, puede mantener la tendencia global de los puntos, evitando que un mal dato desencadene en un mínimo local.

L2 Regularization o decaimiento de los pesos. Valor escalar positivo que añade un término de regularización para los pesos de la función de pérdida.

4. EXPERIMENTOS

4.1. LOCALIZACIÓN

Este trabajo propone utilizar la CNN como modelo jerárquico con el objetivo de: (a) abordar la localización aproximada como problema de búsqueda de habitaciones (capa de alto nivel) partiendo de la imagen de test y (b) obtener descriptores holísticos de las imágenes de entrada. Los descriptores de las imágenes de entrenamiento formarán la capa de bajo nivel, y permiten resolver una localización fina, abordado como un problema de detección de la imagen más similar, con los descriptores holísticos de las imágenes test (también obtenidos mediante la CNN).

En cuanto a la localización jerárquica, las capas de alto nivel permiten una **localización gruesa** y las capas de bajo nivel una **localización fina**. El paso grueso proporciona una localización más rápida y el paso fino considera información más precisa que se utiliza para realizar la localización fina. La localización jerárquica propuesta se lleva a cabo tal y como muestra el diagrama de la fig. 3. En primer lugar (paso de localización gruesa), se introduce una imagen de test im_{test} en la CNN y se estima la habitación más probable c_i en la que se capturó la imagen a partir de la información de las capas de salida. Al mismo tiempo, la CNN reentrenada también es capaz de propor-

cionar descriptores holísticos a partir de las capas intermedias. Posteriormente, tras identificar la habitación, se lleva a cabo una localización más precisa (etapa de localización fina). En esta etapa se selecciona uno de los descriptores $\vec{d}_{test}$ y se compara con los descriptores $D_{c_i} = \{\vec{d}_{c_i,1}, \vec{d}_{c_i,2}, \dots, \vec{d}_{c_i,N_i}\}$ del conjunto de datos de entrenamiento que pertenecen a la habitación seleccionada c_i mediante la distancia euclídea y se guarda el descriptor más similar $\vec{d}_{c_i,k}$. Por último, la posición en la que se capturó la imagen de prueba se estima como las coordenadas en las que se capturó $im_{c_i,k}$.

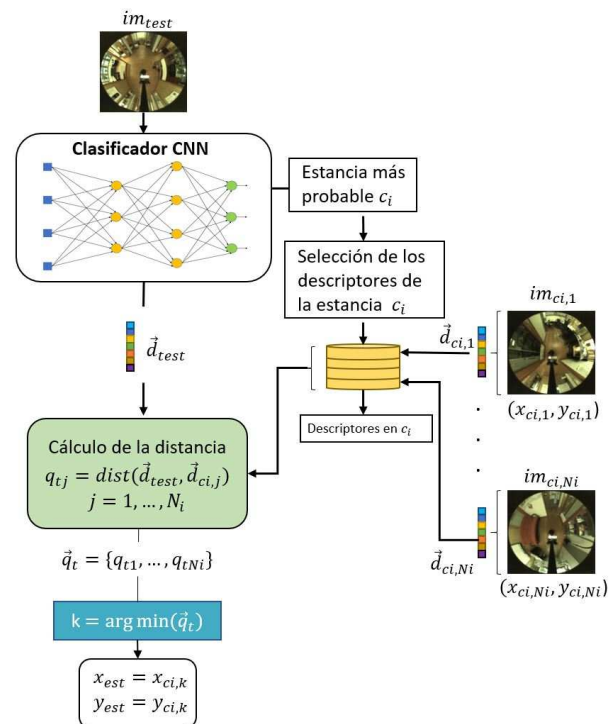


Figura 3: Diagrama de localización jerárquica.

4.2. BASE DE DATOS DE FRIBURGO

Las imágenes utilizadas en el presente trabajo se obtuvieron del conjunto de datos de Friburgo, incluido en la base de datos COLD (COsy Localization Database) [14]. Este conjunto de datos contiene imágenes omnidireccionales capturadas mientras el robot recorría varias trayectorias a través de las 9 estancias del entorno.

El robot aborda la tarea de captura de imágenes en condiciones reales de funcionamiento, es decir, personas que aparecen y desaparecen de la escena, cambios en el mobiliario, efectos de desenfoque, cambios dinámicos, etc. Las imágenes utilizadas fueron capturadas bajo tres condiciones de iluminación (nublado, soleado y noche).

El dataset de nublado se muestrea con el objetivo de obtener un conjunto de datos resultante con una distancia media de 20 cm entre imágenes consecutivas, lo

cual dará como resultado el conjunto de entrenamiento 1, con 519 imágenes. Adicionalmente, a este dataset se le realizará el aumento de datos descrito en la sección 3.2, dando lugar al conjunto de entrenamiento 2, que contiene 213.504 imágenes. Estos conjuntos de datos se usarán, individualmente, para entrenar las CNNs. De este modo, será posible conocer el efecto del aumento de datos en el desempeño de la red. Por su parte, se consideran diferentes conjuntos de test: el conjunto test 1, que contiene imágenes capturadas en condiciones de nublado (ruta del robot diferente a la de entrenamiento 1), con un total de 2.595 imágenes; el conjunto test 2, que contiene todas las imágenes capturadas en condiciones soleado (2.807 imágenes) y el conjunto test 3, con todas las imágenes capturadas por la noche (2.876 imágenes). Por tanto, el entrenamiento de la red se realiza, en todo caso, con imágenes capturadas en condiciones de iluminación nublado, y el test se realizará en tres condiciones distintas: nublado, soleado o noche, con lo que será posible testar la robustez de la red ante este tipo de cambios de iluminación en el entorno.

4.3. ENTRENAMIENTO DE LA CNN

El proceso de identificación de la estancia en que se encuentra el robot se ha abordado como un problema de clasificación. Para ello, se reentrena la arquitectura descrita en el apartado 3.1 con el objetivo de identificar la habitación donde se capturó la imagen de entrada. Las funciones de pérdida y de optimización empleadas para los entrenamientos son la *Cross Entropy* y el *Stochastic Gradient Descent* (SGD) respectivamente. En cuanto a la optimización de los hiperparámetros mediante la optimización bayesiana, se han realizado cinco experimentos, en los cuales se ha variado el conjunto de datos de entrenamiento, el número de puntos explorados y los valores de los hiperparámetros. Los cinco experimentos abordados para entrenar la CNN son los siguientes:

Experimento 1: Entrenamiento con el conjunto de entrenamiento 1. Hiperparámetros a optimizar: Initial Learn Rate, Momentum y L2 Regularization. En este experimento se realizaron 30 combinaciones diferentes de valores de hiperparámetros.

Experimento 2: Entrenamiento con el conjunto de entrenamiento 2 (conjunto aumentado) y los hiperparámetros que se encontraron como óptimos para el experimento 1.

Experimento 3: Entrenamiento con el conjunto de entrenamiento 2. Se consideran diferentes valores de Momentum para estudiar la influencia de este parámetro. En total, se testan 8 valores.

Experimento 4: Entrenamiento con el conjunto de entrenamiento 2. Se consideran diferentes valores de Initial Learn Rate y Momentum para estudiar la in-

fluencia de estos parámetros. En total, se testan 8 valores.

Experimento 5: Entrenamiento con el conjunto de entrenamiento 2. Se consideran diferentes valores de Momentum y L2 Regularization para estudiar la influencia de estos parámetros. En total, se testan 30 valores.

A modo de ejemplo, la fig. 4 muestra el valor de la función objetivo tras realizar el entrenamiento del experimento 5. Tras realizar los experimentos para la optimización del entrenamiento, la tabla 2 muestra el rango de hiperparámetros y los valores óptimos obtenidos para cada experimento. Una vez entrenadas las redes con la configuración óptima de cada experimento, se han introducido los tres conjuntos de test en las redes resultantes. La precisión en la clasificación (porcentaje de veces que la red devuelve la habitación correcta en que se capturó la imagen de entrada) se muestra en la Tabla 1, en la que se detalla las redes resultantes de cada experimento de entrenamiento y la precisión alcanzada con cada uno de los tres conjuntos test.

Como podemos ver, el mejor resultado para las condiciones de soleado se obtiene en el experimento 1, que es el único que no considera aumento de datos en el entrenamiento. Un análisis más detallado del funcionamiento muestra que la CNN tiende a cometer errores en una habitación específica en la que los rayos de sol atraviesan las ventanas e invaden la habitación de una forma especialmente apreciable en las imágenes. Este hecho, en combinación con los efectos del aumento de datos, provoca confusión en el algoritmo reduciendo la precisión global pero no podemos concluir que el aumento de datos provoque que la red no funcione bien en condiciones soleadas en general. En el experimento 2 se obtienen los mejores resultados para la noche y los días nublados aunque los experimentos 3 y 4 también proporcionan un desempeño comparativamente bueno. Además, considerando conjuntamente las tres condiciones de iluminación, la mejor solución se presenta en el experimento 3.

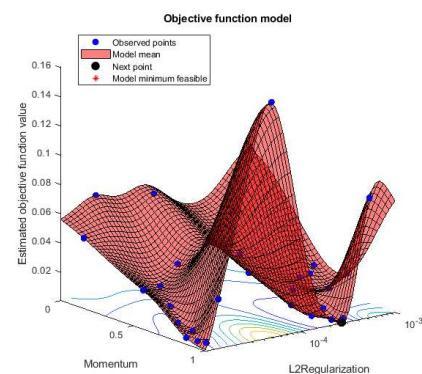


Figura 4: Optimización del entrenamiento del experimento 5.

Cuadro 1: Resultados en la identificación de estancias.

Exp	Exactitud test de clasificación (%)		
	Nublado	Noche	Soleado
1	97.42	96.91	92.27
2	98.92	98.78	89.6
3	98.77	98.4	91.73
4	98.46	98.37	89.31
5	94.72	98.02	86

Cuadro 2: Valores de los hiperparámetros obtenidos a través de la optimización bayesiana.

Exp	Hiperparámetros	Rango	Óptimo
1	Initial Learn Rate	[1e-4, 1]	0.006
	Momentum	[0.5, 1]	0.539
	L2 Regularization	[1e-10, 1e-2]	3.87e-9
2	Initial Learn Rate	0.006021	-
	Momentum	0.53961	-
	L2 Regularization	3.873e-9	-
3	Initial Learn Rate	1e-3	-
	Momentum	[0, 1]	0.911
	L2 Regularization	1e-4	-
4	Initial Learn Rate	[1e-5, 1e-2]	0.007
	Momentum	[0, 1]	0.384
	L2 Regularization	1e-4	-
5	Initial Learn Rate	1e-3	-
	Momentum	[0, 1]	0.979
	L2 Regularization	[1e-5, 1e-3]	3.06e-4

4.4. LOCALIZACIÓN JERÁRQUICA EMPLEANDO DESCRIPTORES HOLÍSTICOS

Como se ha mencionado anteriormente, el método de localización propuesto para abordar esta tarea se basa en un enfoque jerárquico. Éste consiste en utilizar descriptores holísticos obtenidos de una capa intermedia de la CNN entrenada. Esta localización se aborda en dos pasos. El primer paso es la localización aproximada, que consiste en realizar la tarea de recuperación de la habitación mediante la CNN reentrenada, cuyo resultado se ha mostrado en la subsección 4.3. El segundo paso es la localización fina y consiste en estimar la posición de captura mediante un método de búsqueda del vecino más cercano utilizando descriptores holísticos. Entre las diferentes capas intermedias, hemos decidido estudiar las capas totalmente conectadas 6 y 7, ya que los experimentos preliminares mostraron que presentaban mayor robustez ante cambios de iluminación, en especial la capa fc_6 , cuyo desempeño se analizará más profundamente.

Teniendo estos hechos en cuenta, los métodos de localización jerárquica considerados son los siguientes:

Método 1: $CNN_0 + fc_6$. Localización aproximada mediante una CNN cuyo entrenamiento no fue optimi-

zado (se seleccionaron hiperparámetros por defecto). Localización fina mediante el descriptor holístico extraído de la capa fc_6 .

Método 2: $CNN_0 + fc_7$. Localización aproximada mediante una CNN cuyo entrenamiento no fue optimizado (se seleccionaron hiperparámetros por defecto). Localización fina mediante el descriptor holístico extraído de la capa fc_7 .

Método 3: $CNN_1 + fc_6$. Localización aproximada mediante una CNN cuyo entrenamiento fue optimizado (se seleccionaron hiperparámetros obtenidos en el experimento 1). Localización fina mediante el descriptor holístico extraído de la capa fc_6 .

Método 4: $CNN_2 + fc_6$. Localización aproximada mediante una CNN cuyo entrenamiento fue optimizado (se seleccionaron hiperparámetros obtenidos en el experimento 2). Localización fina mediante el descriptor holístico extraído de la capa fc_6 .

Método 5: $CNN_3 + fc_6$. Localización aproximada mediante una CNN cuyo entrenamiento fue optimizado (se seleccionaron hiperparámetros obtenidos en el experimento 3). Localización fina mediante el descriptor holístico extraído de la capa fc_6 .

Método 6: $CNN_4 + fc_6$. Localización aproximada mediante una CNN cuyo entrenamiento fue optimizado (se seleccionaron hiperparámetros obtenidos en el experimento 4). Localización fina mediante el descriptor holístico extraído de la capa fc_6 .

Método 7: $CNN_5 + fc_6$. Localización aproximada mediante una CNN cuyo entrenamiento fue optimizado (se seleccionaron hiperparámetros obtenidos en el experimento 5). Localización fina mediante el descriptor holístico extraído de la capa fc_6 .

El error de localización se mide como la distancia euclídea entre la posición estimada y la posición real en la que se capturó la imagen test (dada por el ground truth del conjunto de datos). Además, se evaluará el error medio de localización separadamente para cada condición de iluminación, ya que el objetivo es estudiar la robustez del método propuesto frente a los cambios de iluminación en el entorno de trabajo. Los resultados obtenidos se muestran en la fig. 5.

Un análisis detallado de los datos muestra que, como era de esperar, el error de localización está relacionado con la precisión de la clasificación. Es decir, cuando la CNN es más capaz de identificar correctamente la estancia en el paso de localización aproximada, el error de localización es menor. En términos generales, las condiciones de iluminación soleadas son las que resultan más desafiantes para la red, y el error medio más alto se encuentra en la CNN asociada al entrenamiento 5, que presentó el menor ratio de éxito entre todos los procesos de entrenamiento abordados. En cuanto a los mejores valores para nublado y noche, se dan en

CNN_2 , CNN_3 y CNN_4 , cuyo entrenamiento se basó en la optimización bayesiana.

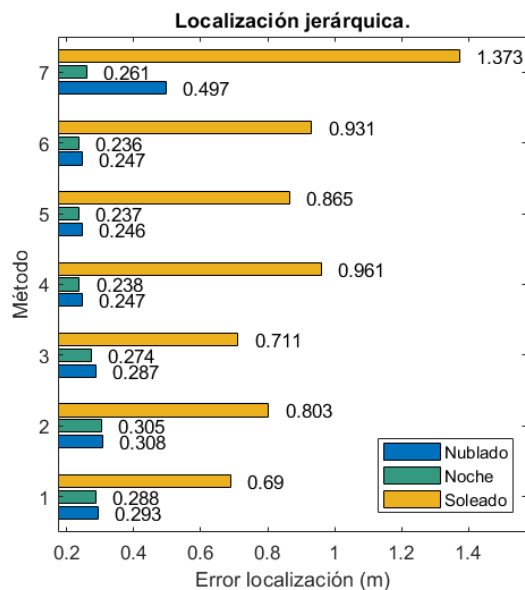


Figura 5: Resultados de la localización jerárquica.

5. CONCLUSIÓN

En este trabajo, hemos evaluado el uso de una técnica de aprendizaje profundo para construir modelos topológicos jerárquicos para la localización.

A lo largo del presente trabajo se ha evaluado el uso de dos técnicas para mejorar el proceso de entrenamiento de la CNN y el uso de la red para resolver la localización mediante un método basado en un enfoque de localización jerárquica.

En cuanto al proceso de optimización del entrenamiento, la optimización bayesiana es capaz de mejorar el proceso de entrenamiento de la CNN en general, ya que la tasa media de éxito aumenta cuando se considera este enfoque. Además, el aumento de los datos también permite obtener CNNs con mejores resultados. En cuanto a los resultados obtenidos en condiciones de iluminación nocturna, se han mejorado considerablemente, llegando a alcanzar un ratio de éxito similar al de las imágenes capturadas en las mismas condiciones que el conjunto de entrenamiento (es decir, en condiciones de nublado). Sin embargo, todas las redes tienden a presentar un peor desempeño con imágenes capturadas en condiciones soleadas. Tras un profundo análisis, llegamos a la conclusión de que este aumento de los errores se debe a que las imágenes capturadas en una de las salas se ven especialmente afectadas por los rayos. Este hecho, junto con los efectos del aumento de datos, provoca confusión durante el proceso de entrenamiento y, por tanto, reduce la precisión global.

En cuanto al reentrenamiento de una CNN preentrenada, ésta presenta buenos resultados para realizar una

tarea de recuperación de habitaciones partiendo de imágenes omnidireccionales. Este resultado presenta una novedad en el campo, ya que hasta el momento, son escasos los trabajos que habían propuesto un modelo de aprendizaje profundo basado en arquitecturas convencionales e imágenes omnidireccionales para fines de localización. Además, las capas intermedias también son capaces de proporcionar vectores de información que pueden ser utilizados para obtener descriptores de apariencia global.

Este método ha sido evaluado y ha demostrado ser adecuado para abordar la tarea de localización. Los resultados obtenidos muestran que el error de localización es considerablemente bajo en condiciones de nublado y noche ya que el error mínimo obtenido es de 25 cm (teniendo en cuenta que la distancia media entre imágenes de entrenamiento es de 20 cm). En cuanto a las condiciones de iluminación soleada, el error de localización es mayor, debido sobre todo a la menor tasa de éxito en la clasificación, dada por la especial influencia de los rayos de luz en una de las salas. Por el contrario, los efectos producidos por la oscuridad se han reducido completamente, ya que el error medio de localización asociado a dicha condición es prácticamente igual al obtenido sin cambios de iluminación.

En futuros trabajos, nos centraremos en reducir el error de localización en condiciones de iluminación soleadas. Además, ampliaremos el uso de las técnicas de aprendizaje profundo para la localización mediante el uso de diferentes herramientas como los autoencoders, redes LSTM o convolucionales no rectangulares. Por último, también nos gustaría abordar la tarea de localización mediante CNNs en exteriores.

English summary

Training, optimization and validation of a CNN for hierarchical localization using omnidirectional images.

Abstract

The aim of this work is to address the localization of a mobile robot by training a Convolutional Neural Network (CNN) in order to obtain optimal results. The localization problem is approached in a hierarchical way by using an omnidirectional catadioptric system and working directly with the captured images without panoramic conversion, saving the computational time associated with this process. Localization is carried out in two steps, both using the CNN architecture for different purposes. First, a rough localization is carried out, which consists of

identifying the room in which the robot is located by means of the CNN. Then a fine localization is performed in the room, in which the CNN is used to obtain holistic descriptors from the intermediate layers of the network. These global-appearance descriptors allow finding the position where the robot is located more precisely by means of a nearest neighbour search, comparing the corresponding descriptor of the test image with the descriptors of the images captured in the room selected in the first step. In order to improve the accuracy of the network, data augmentation and Bayesian hyperparameter optimisation are used. These techniques prove to be an efficient and robust solution to tackle the localization problem as shown in the experiments section.

Keywords: Hierarchical Localization, Omnidirectional imaging, Deep Learning, Bayesian Optimization.



© 2021 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution CC BY-NC-SA 4.0 license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>).

Referencias

- [1] ARROYO, R., ALCANTARILLA, P. F., BERGASA, L. M., AND ROMERA, E. Fusion and binarization of cnn features for robust topological localization across seasons. In *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (Oct 2016), pp. 4656–4663.
- [2] BERGSTRA, J., AND BENGIO, Y. Random search for hyper-parameter optimization. *Journal of machine learning research* 13, Feb (2012), 281–305.
- [3] BERGSTRA, J., YAMINS, D., AND COX, D. D. Making a science of model search: Hyperparameter optimization in hundreds of dimensions for vision architectures.
- [4] CEBOLLADA, S., PAYÁ, L., FLORES, M., PEIDRÓ, A., AND REINOSO, O. A state-of-the-art review on mobile robotics tasks using artificial intelligence and visual data. *Expert Systems with Applications* 167 (2021), 114195.
- [5] CEBOLLADA, S., PAYÁ, L., FLORES, M., ROMÁN, V., PEIDRÓ, A., AND REINOSO, O. A deep learning tool to solve localization in mobile autonomous robotics. In *ICINCO 2020, 17th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (Lieu saint-Paris, France, 7-9 July, 2020)* (2020), Ed. INSTICC.
- [6] CEBOLLADA, S., PAYÁ, L., ROMÁN, V., AND REINOSO, O. Hierarchical localization in topological models under varying illumination using holistic visual descriptors. *IEEE Access* 7 (2019), 49580–49595.
- [7] CHAVES, D., RUIZ-SARMIENTO, J., PETKOV, N., AND GONZALEZ-JIMENEZ, J. Integration of cnn into a robotic architecture to build semantic maps of indoor environments. In *International Work-Conference on Artificial Neural Networks* (2019), Springer, pp. 313–324.
- [8] DING, J., CHEN, B., LIU, H., AND HUANG, M. Convolutional neural network with data augmentation for sar target recognition. *IEEE Geoscience and remote sensing letters* 13, 3 (2016), 364–368.
- [9] FALKNER, S., KLEIN, A., AND HUTTER, F. Bohb: Robust and efficient hyperparameter optimization at scale. *arXiv preprint arXiv:1807.01774* (2018).
- [10] HAN, D., LIU, Q., AND FAN, W. A new image classification method using cnn transfer learning and web data augmentation. *Expert Systems with Applications* 95 (2018), 43–56.
- [11] KOTTHOFF, L., THORNTON, C., HOOS, H. H., HUTTER, F., AND LEYTON-BROWN, K. Auto-weka: Automatic model selection and hyperparameter optimization in. *Automated Machine Learning: Methods, Systems, Challenges* (2019), 81.
- [12] KRIZHEVSKY, A., SUTSKEVER, I., AND HINTON, G. E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in neural information processing systems* (2012), pp. 1097–1105.
- [13] PAYÁ, L., PEIDRÓ, A., AMORÓS, F., VALIENTE, D., AND REINOSO, O. Modeling environments hierarchically with omnidirectional imaging and global-appearance descriptors. *Remote Sensing* 10, 4 (2018), 522.
- [14] PRONOBIS, A., AND CAPUTO, B. COLD: COsy Localization Database. *The International Journal of Robotics Research (IJRR)* 28, 5 (May 2009), 588–594.
- [15] SALAMON, J., AND BELLO, J. P. Deep convolutional neural networks and data augmentation for environmental sound classification. *IEEE Signal Processing Letters* 24, 3 (March 2017), 279–283.
- [16] SINHA, H., PATRIKAR, J., DHEKANE, E. G., PANDHEY, G., AND KOTHARI, M. Convolutional neural network based sensors for mobile robot relocation. In *2018 23rd International Conference on Methods Models in Automation Robotics (MMAR)* (Aug 2018), pp. 774–779.
- [17] SNOEK, J., RIPPEN, O., SWERSKY, K., KIROS, R., SATISH, N., SUNDARAM, N., PATWARY, M., PRABHAT, M., AND ADAMS, R. Scalable bayesian optimization using deep neural networks. In *International conference on machine learning* (2015), pp. 2171–2180.
- [18] WOZNIAK, P., AFRISAL, H., ESPARZA, R. G., AND KWOLEK, B. Scene recognition for indoor localization of mobile robots using deep cnn. In *International Conference on Computer Vision and Graphics* (2018), Springer, pp. 137–147.