

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 Politécnica 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

Nuñez, 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. Zamarreño, 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 Rodriguez-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 <hr/>	
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, Darío 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>	

Modelado del Contexto Geométrico para el Reconocimiento de Objetos

Jose-Raul Ruiz-Sarmiento, Cipriano Galindo, Javier Gonzalez-Jimenez
 Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Instituto de Investigación Biomédica de Málaga, Universidad de Málaga, Campus de Teatinos, 29071, Málaga
 {jotaraul,cgalindo,javiergonzalez}@uma.es

Resumen

El reconocimiento de objetos es una tarea clave para dotar de cierta autonomía a un robot móvil. Los métodos de reconocimiento tradicionales han alcanzado un éxito aceptable empleando información sobre la apariencia y/o la geometría de los objetos, aunque pueden presentar resultados ambiguos. Persiguiendo mitigar esta desventaja, en este trabajo se estudia cómo modelar información sobre el contexto geométrico de los objetos, la cual resulta útil para inclinar la balanza en reconocimientos ambiguos, de tal manera que se alcance un reconocimiento tan exitoso como sea posible. Para ello hemos recurrido a los Campos Aleatorios Condicionales como herramienta de modelado, y a Robot@Home como conjunto de datos para la evaluación. Con estas premisas se han alcanzado conclusiones interesantes para cualquier sistema reconecedor empleando información contextual.

Palabras clave: Reconocimiento de objetos, contexto geométrico, campos aleatorios condicionales, robots de servicio.

1 INTRODUCCIÓN

Para que un robot móvil pueda prestar servicios con éxito en su lugar de trabajo necesita alcanzar un cierto grado de comprensión sobre su entorno. El reconocimiento de objetos es una tarea clave para ello, ya que permite al robot interactuar con los elementos detectados en su alrededor. Este reconocimiento ha de ser fiable, ya que una clasificación errónea puede comprometer la integridad del robot, de su entorno, o incluso de seres humanos. Para visualizar esto, supóngase un robot encargado de proveer medicación a una persona mayor, de regar las plantas, o de planchar la ropa.

Los métodos de reconocimiento tradicionales que reconocen individualmente cada objeto en el entorno han alcanzado un éxito notable [1, 2, 3]. No obstante, estos métodos pueden a menudo ofrecer resultados ambiguos que comprometen la operación del robot, *p.e.* un objeto cilíndrico de

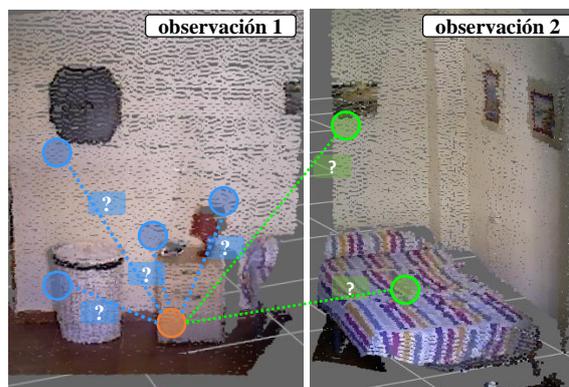


Figura 1: Ejemplo del problema del modelado contextual. En el caso de la mesa de noche (círculo naranja), sus relaciones de contexto (líneas azules y verdes) van a depender del rango de contexto empleado, y de la extensión de la información contextual a modelar.

tamaño medio podría ser reconocido como una papelerera, un jarrón, una botella, etc [4]. Una manera de eliminar estas ambigüedades es la utilización de información sobre el contexto geométrico de los objetos: si hay una flor encima, probablemente sea un jarrón [5]. Esta fuente de información permite analizar las relaciones entre los objetos, y es de gran valor a la hora de reconocerlos.

Los *Campos Aleatorios Condicionales*, del inglés *Conditional Random Fields* (CRFs) [6], son una herramienta comúnmente usada para modelar y explotar información contextual. Estos modelos se basan en una representación en forma de grafo, donde los nodos son interpretados como objetos, y los arcos conectan nodos/objetos con una relación de contexto. Para crear dichos arcos se suele establecer un *rango de contexto*, que fija la distancia máxima a la que dos objetos pueden estar situados en el entorno para considerarse que existe una relación entre ellos. Por ejemplo, las relaciones que se muestran como líneas azules en la Fig. 1 se establecerán dependiendo de este rango de contexto. En la literatura también pueden encontrarse trabajos que consideran distintas fuentes de información contextual a modelar: proveniente de una observación del entorno (imagen de intensidad, RGB-D, etc.), donde esta información puede

ser escasa o pobre, o de una reconstrucción del mismo, lo que proporciona una mayor extensión de la información contextual (por ejemplo, las relaciones que aporta la imagen de la derecha en la Fig. 1, representada como líneas verdes). La elección del rango de contexto, o de la extensión de la información contextual, suelen hacerse de manera *ad-hoc* sin tener en cuenta sus posibles efectos en el reconocimiento.

Este trabajo persigue proveer indicaciones útiles y buenas prácticas sobre el modelado de información contextual, de tal manera que cualquier sistema reconecedor explotando esta fuente de información pueda alcanzar unos resultados tan exitosos como sea posible. Para ello se utilizan los CRFs como herramienta para el modelado y aprovechamiento del contexto, y se estudian principalmente los dos factores anteriormente citados, la elección i) del rango de contexto, y ii) de la extensión de la información a modelar. En dicho estudio se analiza la influencia de estos factores tanto en el éxito del reconocimiento, como en los tiempos de ejecución necesarios para los procesos de entrenamiento e inferencia sobre los CRFs, de tal manera que se pueda seleccionar la configuración que más se ajuste a las necesidades de cada aplicación. Para llevar a cabo los experimentos realizados durante el estudio se ha empleado el conjunto de datos *Robot@Home* [7], dada su complejidad y adecuación al problema: fue recogido por un robot móvil en entornos domésticos.

2 TRABAJOS RELACIONADOS

Los métodos de reconocimiento tradicionales han tenido un éxito notable en aplicaciones donde se especializan en detectar un cierto tipo de objeto (e.g. caras humanas [1]) o donde los objetos a reconocer aparecen aislados [2]. Ejemplos de estos métodos son los que emplean descriptores de la imagen como *Scale-Invariant Feature Transform* (SIFT) [8] o *Speeded-Up Robust Features* (SURF) [9], los cuales son explotados por clasificadores como las *Supported Vector Machines* (SVMs) [10] o las *Bag-of-Words* (BoW) [3]. No obstante, su rendimiento tiende a bajar en situaciones donde el número de posibles categorías a reconocer es elevado, o donde los objetos aparecen en escenas pobladas con múltiples objetos en diversas localizaciones y configuraciones, como es el caso de entornos humanos (oficinas, hogares, etc.) [4]. Uno de los principales motivos detrás de esta caída de rendimiento es la aparición de resultados ambiguos. No obstante, este fenómeno se puede paliar con la utilización de información sobre el contexto geométrico de los objetos [5].

Los *Modelos Gráficos Probabilísticos*, del inglés

Probabilistic Graphical Models (PGMs) [6], son utilizados en multitud de trabajos para modelar y explotar eficientemente dicho contexto. Para el caso del reconocimiento de objetos, los *Campos Aleatorios Condicionales* (del inglés *Conditional Random Fields*, CRFs), un tipo particular de PGM, han resultado especialmente exitosos. Estos modelos fueron empleados, por ejemplo, por Xiong y Huber [11] para el reconocimiento de los componentes básicos de un edificio: pared, suelo, techo, etc. Estos autores relacionan cada objeto con los k objetos más cercanos, sin importar la distancia a la que se encuentren, enfoque que puede dar lugar a relaciones poco relevantes o inexistentes. Por su parte, el CRF diseñado por Rogers y Christensen [12] incluye relaciones entre los objetos y las habitaciones donde se encuentran, pero no entre los propios objetos, desaprovechando una valiosa fuente de información. Otro trabajo relevante es el de Lin, Fidler y Urtasun [13], donde los objetos son representados por sus cajas delimitadoras, y se considera que están relacionados si estas cajas se encuentran a una distancia menor de 50 centímetros. Los autores del presente estudio también presentaron trabajos previos donde se empleó dicho rango de contexto (*p.e.* [14, 15]).

Quizás el trabajo más relacionado con el nuestro es el de Anand *et al.* [16], donde se usa un Campo Aleatorio de Markov (variante discriminativa de los CRFs) para reconocer objetos en entornos de oficinas y domésticos. En él se realiza un estudio superficial de la influencia del rango de contexto y de la extensión de la información contextual. En este trabajo se realiza un análisis más profundo de ambos factores, y también se estudia su repercusión en los tiempos de ejecución de los procesos de entrenamiento e inferencia de los CRFs.

3 LA HERRAMIENTA: CRFs APLICADOS AL RECONOCIMIENTO

La tarea del reconocimiento de objetos en una escena consiste en asignar categorías de un conjunto \mathcal{L} (*p.e.* mesa, maceta, cortina, cuadro, vaso, etc.) a las observaciones de los n objetos en la misma $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_n]$. Si se considera $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_n]$ como el vector de variables aleatorias que asignan a cada objeto en \mathbf{x} una categoría de \mathcal{L} , el problema del reconocimiento desde un punto de vista probabilístico se define como la búsqueda de la asignación a \mathbf{y} que maximiza la distribución de probabilidad condicionada $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$. Dada su complejidad, la definición exhaustiva de esta distribución no es factible. Es en este punto donde los CRFs nos ofrecen la posibilidad de representarla de tal manera que su computo pueda ser más eficiente.

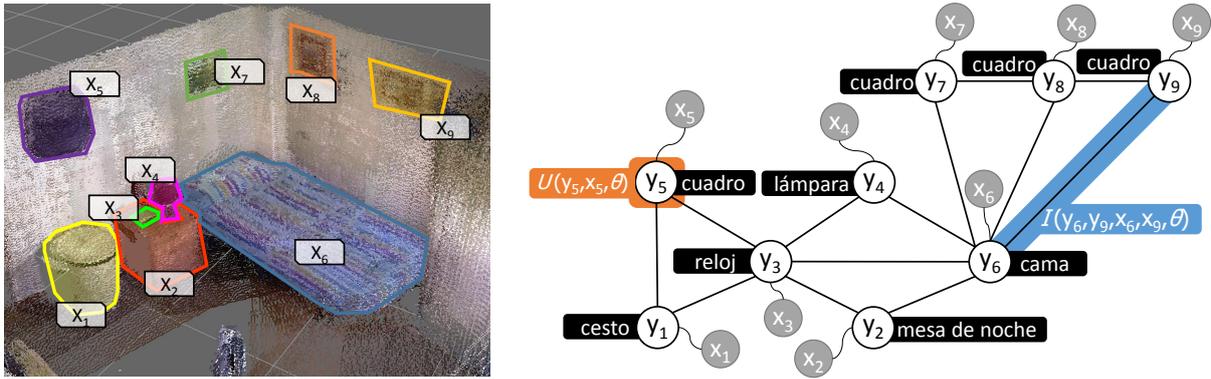


Figura 2: Izquierda, reconstrucción de una habitación con objetos segmentados (x_1, \dots, x_9) . Derecha, representación mediante un CRF en forma de grafo de dicha escena, donde aparece una variable aleatoria/nodo por cada objeto, y los objetos relacionados se conectan con un arco. Las formas naranjas representan el ámbito de un factor local, las azules de un factor por pares, y las negras son el resultado de un proceso de inferencia sobre el CRF.

Para ello, los CRFs emplean una representación en forma de grafo $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$, donde los nodos en \mathcal{V} se asocian con las variables aleatorias en \mathbf{y} , y los arcos en \mathcal{E} conectan nodos que guardan algún tipo de relación. En el caso del reconocimiento de objetos, los nodos se conectan acorde al contexto geométrico de sus objetos asociados. Así si dos objetos están situados *cerca* en la escena, se entiende que el reconocimiento de uno tiene influencia directa (y mutua) en la categorización del otro, conectándose sus nodos, mientras que si están alejados o en distintas habitaciones esta influencia no es tal. El cómo decidir si dos objetos están cerca es motivo de discusión en la Sec. 4.1.

Una vez construido el grafo \mathcal{G} que representa los objetos en el entorno del robot, la probabilidad $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ se codifica sobre el mismo empleando el concepto de *factor*. Un factor puede interpretarse como una función definida sobre parte del grafo que codifica un pedazo de dicha probabilidad, siendo típicamente de dos tipos: *locales* y *por pares*. Los factores locales se refieren a un nodo del grafo, y establecen como de probable es para una variable aleatoria y_i el pertenecer a una categoría de \mathcal{L} de acuerdo a las características visuales y/o geométricas del objeto x_i . Por su parte, los factores por pares se definen sobre arcos, y determinan la compatibilidad de asignar dos categorías de \mathcal{L} a dos variables relacionadas y_i y y_j teniendo en cuenta x_i y x_j . Estos factores suelen modelarse como clasificadores lineales de la siguiente forma:

$$U(y_i, x_i, \theta) = \sum_{l \in \mathcal{L}} \delta_{y_i=l} \theta_l \mathbf{f}_{x_i} \quad (1)$$

$$I(y_i, y_j, x_i, x_j, \theta) = \sum_{l_1 \in \mathcal{L}} \sum_{l_2 \in \mathcal{L}} \delta_{y_i=l_1} \delta_{y_j=l_2} \theta_{l_1 l_2} \mathbf{f}_{x_i x_j} \quad (2)$$

siendo $U(\cdot)$ un factor local definido sobre el nodo asociado a y_i , y $I(\cdot)$ un factor por pares sobre

el arco que conecta y_i y y_j . En estas ecuaciones δ es la función delta de Kronecker que toma el valor 1 si $y_i = l$, y 0 si $y_i \neq l$, θ es un vector de pesos o parámetros aprendido durante la fase de entrenamiento del CRF, y \mathbf{f}_{x_i} y $\mathbf{f}_{x_i x_j}$ son vectores de características extraídas de los objetos (color, tamaño, forma, etc.) y de sus relaciones de contexto (distancia, diferencia en altura, ratio de tamaño, etc.) respectivamente.

Una vez definidas las piezas que componen un CRF, y de acuerdo con el teorema de Hammersley-Clifford, la función de probabilidad $P(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ puede ser finalmente factorizada sobre el grafo \mathcal{G} empleando modelos log-lineales como:

$$P(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \theta) = \frac{1}{Z(\mathbf{x}, \theta)} \prod_{i \in \mathcal{V}} \exp(U(y_i, x_i, \theta)) \prod_{(i,j) \in \mathcal{V}} \exp(I(y_i, y_j, x_i, x_j, \theta)) \quad (3)$$

La esencia de esta representación es que, al elevar al exponente los factores, el resultado es siempre un valor mayor que 0, requisito básico para que el problema pueda modelarse mediante un CRF. Por su parte, $Z(\cdot)$ (también llamada función de partición) normaliza los factores para que el resultado sea una distribución de probabilidad, esto es $\sum_{\xi(\mathbf{y})} P(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \theta) = 1$, siendo $\xi(\mathbf{y})$ una asignación posible a las variables en \mathbf{y} .

Para conseguir los resultados de reconocimiento hay que realizar un proceso de inferencia sobre el grafo \mathcal{G} , el cual nos permite obtener la asignación más probable $\hat{\mathbf{y}}$ a las variables en \mathbf{y} , esto es:

$$\hat{\mathbf{y}} = \arg \max_{\mathbf{y}} P(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \theta) \quad (4)$$

Esta inferencia suele realizarse mediante métodos aproximados, ya que su cómputo requiere del cal-

culo de la función de partición $Z(\cdot)$, que suele resultar impracticable en problemas reales. En el estudio realizado en este trabajo se ha empleado el método *Loopy Belief Propagation* (LBP), dado su buen rendimiento [17].

4 MODELADO DEL CONTEXTO GEOMÉTRICO

Como se ha comentado, el modelado de la información contextual se basa en decidir qué objetos del entorno están relacionados entre sí, esto es, que nodos se conectan mediante un arco. Para tomar esta decisión se suele emplear un rango de contexto (distancia máxima a la que se considera que dos objetos están relacionados), cuya elección está estrechamente ligada al tipo de la información a modelar. Los trabajos más notorios en la literatura suelen usar observaciones de la escena proveyendo información de intensidad (imagen RGB) o de intensidad y profundidad (imágenes RGB-D).

En el caso de imágenes de intensidad, el rango de contexto puede establecerse en el plano de la imagen a nivel de pixel o super-pixel. Así, los pixels o super-pixels que guardan relación contextual son los que aparecen colindantes en la imagen. Con este enfoque no se respeta la geometría de la escena, por lo que, por ejemplo, una región correspondiente con un objeto cercano a la cámara podría conectarse con otro lejano. También hay trabajos que realizan una reconstrucción tridimensional de la escena, bien buscando puntos de fuga, con imágenes estéreo, etc., la cual permite medir distancias geométricas entre los objetos para establecer su contexto.

Por su parte, las imágenes RGB-D ya proporcionan dicha información tridimensional, por lo que son aptas para realizar medidas geométricas. Este es el tipo de imágenes utilizadas en este trabajo, discutiéndose a continuación las distintas maneras de realizar mediciones en las mismas.

4.1 MEDICIÓN DE LA DISTANCIA ENTRE OBJETOS

Una vez contamos con una imagen RGB-D de una escena, y considerando una representación en forma de nube de puntos $\mathbf{pc} = [p_1, \dots, p_m]$ donde $p_i = [x, y, z, r, g, b]$ (información geométrica y de color), el primer paso para establecer las relaciones de contexto es segmentar los objetos $\mathbf{o} = [o_1, \dots, o_n]$ que aparecen en la misma. Una vez segmentados, cada objeto se corresponderá con una región de la nube $o_i = \mathbf{pc}_i$, $\mathbf{pc}_i \subseteq \mathbf{pc}$. A continuación se discuten las opciones más relevantes para calcular las distancias entre regiones.

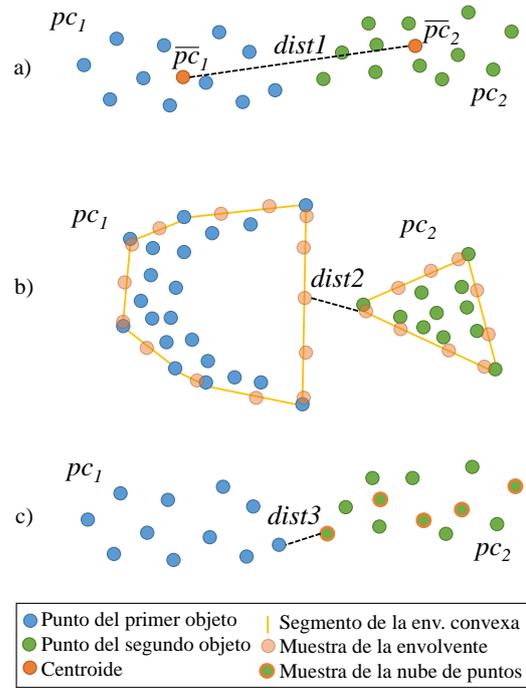


Figura 3: Ejemplos de nubes de puntos pertenecientes a dos objetos en 2 dimensiones, y 3 maneras de calcular la distancia entre ellos.

Entre los más populares, el primer enfoque para calcular la distancia entre \mathbf{pc}_i y \mathbf{pc}_j consiste en calcular sus centroides $\overline{\mathbf{pc}}_i$ y $\overline{\mathbf{pc}}_j$ y obtener la distancia euclídea entre ambos, esto es:

$$dist1(\mathbf{pc}_i, \mathbf{pc}_j) = \sqrt{\sum_{e=1}^3 (\overline{\mathbf{pc}}_{ie} - \overline{\mathbf{pc}}_{je})^2} \quad (5)$$

Aunque el cálculo de esta distancia es rápido, y el cómputo de los centroides puede aprovecharse para describir los objetos, tiene el problema de que pares de objetos grandes y próximos pueden presentar una distancia superior al rango de contexto y no ser conectados en el CRF (ver Fig. 3-a).

Una segunda opción es el cómputo de las envolventes convexas $C(\mathbf{pc}_i)$ y $C(\mathbf{pc}_j)$ que encierran a todos los puntos de cada objeto. Tomando muestras de dicha envolvente se pueden obtener una serie de puntos \mathbf{c}_i y \mathbf{c}_j sobre las que realizar mediciones de distancia euclídea, siendo la distancia entre dos objetos la menor de estas mediciones, es decir:

$$dist2(\mathbf{pc}_i, \mathbf{pc}_j) = \min_{(p_i \in \mathbf{c}_i, p_j \in \mathbf{c}_j)} \sqrt{\sum_{e=1}^3 (p_{ie} - p_{je})^2} \quad (6)$$

El usar esta distancia tiene el inconveniente de que un objeto con partes cóncavas podría generar mediciones de distancia irreales, dando lugar a relaciones de contexto erróneas (ver Fig. 3-b).

Por último, un tercer enfoque consiste en usar la fuerza bruta para computar la distancia mínima entre cada par de puntos de dos objetos, lo cual soluciona los problemas presentados por las opciones anteriores. No obstante, este proceso es altamente ineficiente y haría impracticable el reconocimiento. Una alternativa viable es la de construir una representación de la nube de puntos que permita realizar búsquedas de puntos cercanos de manera eficiente, como es el caso de los árboles kd [18]. Este es el enfoque usado en este trabajo, concretamente, se construye el árbol kd de \mathbf{pc}_i , $\text{kdtree}_{\mathbf{pc}_i}$ (complejidad $O(n \log n)$, siendo n el número de puntos), y se muestrea \mathbf{pc}_j para obtener una serie de puntos \mathbf{m}_j . De manera eficiente (complejidad $O(\log n)$) se busca el punto más cercano en el árbol a cada punto de \mathbf{m}_j , siendo la distancia entre los objetos el par más cercano (ver Fig. 3-c). Esto es:

$$\text{dist3}(\mathbf{pc}_i, \mathbf{pc}_j) = \min_{(p_i \in \mathbf{pc}_i, p_j \in \mathbf{m}_j)} \text{dist}(\text{kdtree}_{\mathbf{pc}_i}, p_j) \quad (7)$$

Como se ha comentado, una vez calculada la distancia entre dos objetos, se usa el rango de contexto fijado (*p.e.* un metro, dos, etc.) para decidir si existe o no una relación de contexto geométrico entre ambos. La elección del rango de contexto es clave para poder sacar el máximo partido a estas relaciones, y es estudiado en profundidad en la Sec. 5. Con un rango corto se establecerían pocas relaciones y podría descartarse información contextual valiosa, pero los procesos de entrenamiento e inferencia sobre CRFs serían rápidos. Por otro lado, un rango grande consideraría una mayor porción de dicha información, pero podría perjudicar a los tiempos de entrenamiento e inferencia y aumentar su complejidad. El rango de contexto se ve influenciado por un factor adicional: la extensión de la información contextual contenida en la imagen, tal y como se comenta en la siguiente sección.

4.2 EXTENSIÓN DE LA INFORMACIÓN CONTEXTUAL

Tanto cuando se usan imágenes de intensidad como RGB-D, para sacarle el máximo partido a la información contextual es necesario que en la observación aparezca la mayor porción de la escena posible. De no ser así, esta información puede resultar escasa e incompleta en algunos casos, siendo de poca utilidad. Por ejemplo, en la Fig. 4 se muestran a la izquierda dos observaciones con información contextual limitada, mientras que en las de la derecha la extensión de esta es mucho mayor.

Una manera de extender la información contextual a modelar es considerar una porción de la

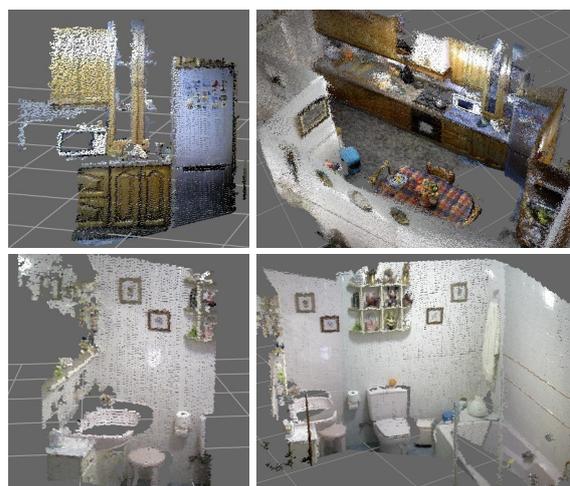


Figura 4: A la izquierda, nubes de puntos de una cocina y un cuarto de baño con información contextual limitada. A la derecha, nubes de las mismas habitaciones donde la información contextual más extensa.

escena mayor que la proporcionada por una simple imagen. Para ello se hace necesario propagar en el tiempo y el espacio la información en cada observación mediante algún algoritmo de registro o reconstrucción. A pesar de lo interesante de su uso desde el punto de vista del aprovechamiento del contexto, el reconstruir una escena puede acarrear una serie de problemas adicionales fuente de errores en el sistema reconstructor. Por ejemplo, un mal registro de dos imágenes puede hacer que los objetos aparezcan dobles o deformes. Además, en aplicaciones donde se requiera que el reconocimiento de objetos funcione a una cierta frecuencia, el algoritmo de reconstrucción ha de ser suficientemente rápido para soportar dicha frecuencia. Aunque el análisis de distintos métodos de reconstrucción está fuera del alcance de este artículo, si es relevante el efecto de contar con distintas extensiones de la información contextual en el reconstructor, factor que se analiza en la siguiente sección.

5 ESTUDIO Y RESULTADOS

En este apartado se introducen las herramientas y equipos empleados (Sec. 5.1) en el análisis del rango de contexto (Sec. 5.2) y la extensión de la información contextual (Sec. 5.3), así como los resultados que se desprenden del estudio realizado.

5.1 HERRAMIENTAS EMPLEADAS

Para el modelado, entrenamiento e inferencia de los CRFs en este trabajo se ha empleado la librería *Undirected Probabilistic Graphical Models in C++*

Tabla 1: Influencia de la utilización de distintos rangos de contexto sobre el número de relaciones contextuales establecidas, los tiempos necesarios para el entrenamiento y la inferencia de los CRFs usados, y el éxito en el reconocimiento de estos.

Rango	# de relaciones	Tpo. entrenamiento	Tpo. inferencia	Éxito
0m	0 (0%)	2.02s	0.01ms	64.92%
0.5m	631 (14%)	17.48s	0.15ms	70.54%
1m	1,379 (31%)	29.10s	0.36ms	71.17%
1.5m	2,107 (48%)	35.76s	0.69ms	72.39%
2m	2,917 (66%)	37.14s	1.04ms	73.51%
3m	3,805 (86%)	32.50s	1.81ms	70.29%
4m	4,248 (96%)	27.40s	2.37ms	69.26%
5m	4,387 (99%)	19.57s	2.84ms	68.18%
6m	4,410 (100%)	18.09s	3.23ms	67.86%

(UPGMpp) [19], un software libre especialmente desarrollado para facilitar la utilización de estos modelos en el reconocimiento de objetos.

Por otra parte, para el análisis de las distintas opciones de modelado contextual se ha contado con el conjunto de datos *Robot@Home* [7]. Este repositorio contiene más de 69,000 imágenes RGB-D capturadas por medio de un robot móvil en entornos domésticos reales, donde aparecen 157 categorías de objetos etiquetadas. De entre ellas, en este trabajo se han seleccionado para ser reconocidas las 19 más comunes, sumando un total de ~600 instancias de objetos.

Para evaluar el éxito en el reconocimiento se ha empleado validación cruzada. En cada paso de este método se emplean las observaciones provenientes de una habitación elegida al azar para evaluar, y las 31 restantes para entrenar. Esto se repite 1,000 veces cambiando la habitación con la que evaluar, y los resultados son promediados.

Las pruebas se realizaron en un ordenador con un microprocesador Intel Core i7-3820 a 3.60GHz. y una memoria RAM de 4x4GB. DDR3 a 1,600MHz.

5.2 INFLUENCIA DEL RANGO DE CONTEXTO

Con el fin de medir la influencia del rango de contexto en el rendimiento del sistema de reconocimiento, se han usado las reconstrucciones de las 32 habitaciones comentadas (la Fig. 4 muestra a la derecha dos de ellas). Estas reconstrucciones tienen la forma de nubes de puntos con información geométrica y de apariencia (intensidad). La Tab. 1 muestra los resultados del estudio llevado a cabo, donde la primera fila se corresponde con un CRF que no emplea información contextual, mientras que el resto reportan el rendimiento de CRFs que usan esta información con distintos rangos de contexto. Se puede apreciar como el

éxito en el reconocimiento siempre es mayor en las configuraciones que explotan relaciones sin importar el rango elegido.

En cuanto al número de relaciones consideradas por cada opción, empleando un rango de contexto de 0.5 metros se explotan el 14% de ellas (4,410 existentes), mientras que hay que irse hasta una distancia de 6 metros para que se incluyan todas. Desde los 0 hasta los 2 metros, el incremento del rango de contexto acarrea un aumento en el éxito del reconocedor, alcanzándose con el último un ~ 73.5% (un ~ 8.5% más que sin emplear contexto). Esto se debe a que, conforme aumenta el rango, entran en consideración relaciones que tienden a cumplirse aunque no siempre presenten distancias cortas. Por ejemplo, en una cocina pueden aparecer un grifo y una placa de inducción típicamente a una distancia superior a medio metro. No obstante, hay un punto a partir del cual el incremento de este rango tiene un efecto negativo en el éxito, dada la alta variabilidad de las relaciones y la aparición de otras que rara vez se cumplen. En el trabajo de Anand *et al.* [16] este punto se sitúa en 0.6 metros en entornos domésticos. Esta considerable diferencia se debe probablemente a la extensión de la información contextual usada, como veremos en el siguiente apartado.

El incremento del rango de contexto también conlleva un mayor tiempo de ejecución del algoritmo de inferencia, que va desde los 0.15ms. con medio metro, hasta los 3.23ms. con 6 metros, situándose en 1.04ms. para el rango con el que se alcanza el mayor éxito. Esto pone de manifiesto que una elección arbitraria del rango puede resultar en un rendimiento no óptimo del reconocedor.

Un hecho curioso a primera vista es la evolución del tiempo de entrenamiento. Al ser un proceso iterativo (*Stochastic Gradient Descent*, más información en [17]), el añadir más carga computa-

Tabla 2: Influencia que tiene la utilización de distintos rangos de contexto sobre el número de relaciones contextuales establecidas, los tiempos necesarios para el entrenamiento y la inferencia de CRFs, y el éxito en el reconocimiento.

Rango	# relaciones	Éxito
0.5m	235	70.63%
1m	446	70.21%
1.5m	650	69.71%
2m	757	69.69%
3m	854	69.49%
4m	872	69.44%
5m	908	69.32%
6m	918	69.07%

cional por iteración al considerar más relaciones contextuales hace más costosa la fase de entrenamiento. Así ocurre hasta los 2 metros, pero a partir de ahí el tiempo necesario para entrenar baja. Esto se debe a la aparición de relaciones espurias, que impiden al proceso converger a modelos más exactos, resultando en un tiempo de ejecución menor. En cualquier caso, los tiempos de entrenamiento son comedidos para un proceso que solo ha de ejecutarse una vez.

5.3 REPERCUSIÓN DE LA EXTENSIÓN DE LA INFORMACIÓN CONTEXTUAL

Para analizar como afectan distintas extensiones de la información contextual al éxito del reconocimiento se han entrenado y evaluado CRFs con imágenes RGB-D individuales de las 32 habitaciones (la Fig. 4 muestra a la izquierda dos nubes de puntos formadas a partir de estas imágenes). Estos CRFs se pueden comprar con los de la sección anterior, donde la extensión de esta información era más amplia. Para que la comparativa fuera lo más justa posible, de nuevo se ha empleado un método de validación cruzada, pero en esta ocasión una imagen de una habitación es escogida para evaluar, mientras que 31 imágenes del resto de habitaciones se usan para entrenar (estas selecciones se hacen todas al azar). El proceso se repite mil veces, y se promedian los resultados.

La Tab. 2 muestra los resultados obtenidos. Como se puede ver, el mayor éxito se alcanza para un rango de contexto de medio metro ($\sim 70.5\%$), rango similar al óptimo alcanzado en [16], lo que hace pensar que la extensión de la información usada por Anand *et al.* era limitada. A partir de esa distancia, el éxito decrece paulatinamente hasta el $\sim 69\%$ obtenido con un rango de 6 metros. Esto se debe a que al considerar mayores rangos mante-

niendo una extensión de la información contextual baja, aparecen relaciones en las imágenes que no se repiten a lo largo del conjunto de datos de entrenamiento, dificultando el ajuste de los CRFs. Así, la mejor configuración empleando imágenes individuales alcanza un éxito 3 puntos porcentuales menor que empleando una extensión más amplia ($\sim 70.5\%$ vs. $\sim 73.5\%$).

En lo referente al número de relaciones con las que se trabaja, este también es menor, tal y como muestra la segunda columna de la tabla. Por ejemplo, con un rango de 6 metros se incluyen 918, por las 4,410 de la sección anterior. Por otro lado, el tiempo de ejecución del algoritmo de inferencia se mantiene estable y por debajo de los 0.3ms., mientras que el de entrenamiento va desde los 8s. con un rango de 0.5m. hasta los 17s. con 3m., distancia a partir de la cual se mantiene constante.

6 CONCLUSIONES

En este trabajo se ha estudiado como influyen distintas opciones de modelado del contexto geométrico en el rendimiento de sistemas basados en Campos Aleatorios Condicionales (del inglés *Conditional Random Fields*, CRFs) para el reconocimiento de objetos por parte de un robot móvil. En concreto, se ha analizado como afecta la utilización de distintos rangos de contexto, esto es, distancias máximas a las que se considera que dos objetos están relacionados, y de distintas extensiones de la información contextual: información proveniente de una imagen individual de la escena, o de una reconstrucción de la misma.

En casos donde la información contextual es extensa (*p.e.* empleando reconstrucciones de la escena), el análisis realizado con el conjunto de datos *Robot@Home* reporta el beneficio de emplear un rango de información contextual de 2 metros, consiguiendo un éxito del $\sim 73.5\%$, un tiempo de inferencia de 1.04ms, y un tiempo de entrenamiento de 37.14s. Para rangos menores, aunque los tiempos de entrenamiento e inferencia decrecen, también lo hace el éxito alcanzado. En cambio, para rangos mayores, el tiempo de inferencia aumenta a la vez que desciende el éxito reportado. Este es un efecto poco deseable que pone de manifiesto la necesidad del estudio completado para fijar un rango óptimo.

Por otra parte, cuando la extensión de la información contextual no es extensa (*p.e.* trabajando con imágenes individuales), en el caso del conjunto de datos empleado los mejores resultados se consiguen con un rango de 0.5 metros. En lo referente al éxito alcanzado, este es un 3% menor que empleando información contextual extensa,

aunque con tiempos de entrenamiento e inferencia también más bajos. Esto muestra la estrecha relación que existe entre el rango de contexto y la extensión de esta información, siendo necesario en cada aplicación particular adaptar el primero conforme a la amplitud del segundo.

En un futuro se plantea el estudio de como podría influir en el reconocimiento la utilización de rangos de contexto dinámicos, que se ajustaran automáticamente dependiendo de la información disponible sobre la escena.

Agradecimientos

Este trabajo se ha desarrollado en el marco de los proyectos TEP2012-530 y DPI2014-55826-R, financiados por la Junta de Andalucía y el Ministerio de Ciencia e Innovación respectivamente, ambos contando con fondos del Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER).

Referencias

- [1] P. Viola and M. Jones. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001)*, volume 1, pages 511–518, 2001.
- [2] Jianguo Zhang, M. Marszalek, S. Lazebnik, and C. Schmid. Local features and kernels for classification of texture and object categories: A comprehensive study. In *2006 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop (CVPRW'06)*, pages 13–13, June 2006.
- [3] D. Nister and H. Stewenius. Scalable recognition with a vocabulary tree. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 2, pages 2161–2168, 2006.
- [4] M. Oliveira, L. Seabra Lopes, G. H. Lim, S. H. Kasaei, A. D. Sappa, and A. M. Tomé. Concurrent learning of visual codebooks and object categories in open-ended domains. In *2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 2488–2495, Sept 2015.
- [5] Carolina Galleguillos and Serge Belongie. Context based object categorization: A critical survey. *Computer Vision and Image Understanding*, 114(6):712–722, June 2010.
- [6] D. Koller and N. Friedman. *Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques*. MIT Press, 2009.
- [7] J. R. Ruiz-Sarmiento, C. Galindo, and J. González-Jiménez. Robot@home, a robotic dataset for semantic mapping of home environments. *The International Journal of Robotics Research*, 36(2):131–141, 2017.
- [8] David G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 60(2):91–110, November 2004.
- [9] Jan Knopp, Mukta Prasad, Geert Willems, Radu Timofte, and Luc Van Gool. Hough transform and 3d surf for robust three dimensional classification. In *Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision: Part VI, ECCV'10*, pages 589–602, Berlin, Heidelberg, 2010. Springer-Verlag.
- [10] M. Pontil and A. Verri. Support vector machines for 3d object recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(6):637–646, Jun 1998.
- [11] Xuehan Xiong and Daniel Huber. Using context to create semantic 3d models of indoor environments. In *In Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC 2010)*, pages 45.1–11, 2010.
- [12] J. G. Rogers and H. I. Christensen. A conditional random field model for place and object classification. In *Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE International Conference on*, pages 1766–1772, May 2012.
- [13] Dahua Lin, Sanja Fidler, and Raquel Urtasun. Holistic scene understanding for 3d object detection with rgbd cameras. *IEEE International Conference on Computer Vision*, 0:1417–1424, 2013.
- [14] J. R. Ruiz-Sarmiento, C. Galindo, and J. González-Jiménez. Building multiversal semantic maps for mobile robot operation. *Knowledge-Based Systems*, 119:257 – 272, 2017.
- [15] J. R. Ruiz-Sarmiento, M. Günther, C. Galindo, J. González-Jiménez, and J. Hertzberg. Online context-based object recognition for mobile robots. In *17th International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC)*. IEEE, April 2017.
- [16] Abhishek Anand, Hema Swetha Koppula, Thorsten Joachims, and Ashutosh Saxena. Contextually guided semantic labeling and search for three-dimensional point clouds. In *The International Journal of Robotics Research*, 32(1):19–34, January 2013.
- [17] J. R. Ruiz-Sarmiento, C. Galindo, and J. González-Jiménez. A survey on learning approaches for probabilistic graphical models. application to scene object recognition. *International Journal of Approximate Reasoning*, 83(C):434–451, April 2017.
- [18] Jerome H. Friedman, Jon Louis Bentley, and Raphael Ari Finkel. An algorithm for finding best matches in logarithmic expected time. *ACM Trans. Math. Softw.*, 3(3):209–226, September 1977.
- [19] J.R. Ruiz-Sarmiento, C. Galindo, and J. González-Jiménez. UPGMpp: a Software Library for Contextual Object Recognition. In *3rd. Workshop on Recognition and Action for Scene Understanding*, 2015.