

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 fotobioreactor 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>	

Estimación Probabilística de Áreas de Emisión de Gases con un Robot Móvil Mediante la Integración Temporal de Observaciones de Gas y Viento

Carlos Sanchez-Garrido, Javier Monroy, Javier Gonzalez-Jimenez
 Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Instituto de Investigación Biomédica de Málaga, Universidad de Málaga, Campus de Teatinos, 29071, Málaga.
 carlossanchez@uma.es, jgmonroy@uma.es, javiergonzalez@uma.es

Resumen

En este trabajo se aborda el uso de un robot móvil para determinar la posición de una fuente de gas. Específicamente, nos centramos en el caso de entornos complejos, donde la presencia de múltiples habitaciones y obstáculos favorecen una dispersión caótica de los gases, lo cual dificulta en gran medida un modelado matemático del problema. Bajo estas condiciones, proponemos dividir la tarea de localización en dos fases: primero, determinar la zona del entorno donde se encuentra la fuente, y luego, determinar con precisión la localización de la misma dentro de la zona seleccionada. Centrándonos en la primera fase, proponemos el uso de un novedoso enfoque basado en un marco Bayesiano-probabilístico. Nuestro planteamiento se basa en la generación previa de un conjunto de mapas de dispersión de gas (empleando herramientas de simulación), atendiendo a las diferentes zonas del entorno y condiciones de viento. Comparando estos mapas con la información sensorial adquirida por el robot en cada instante de tiempo, derivamos la probabilidad de localización de la fuente, y guiamos el movimiento del robot hacia la dirección de máxima probabilidad. Para validar nuestro enfoque presentamos un total de 36 experimentos en los que un robot móvil localiza una fuente de gas en un entorno compuesto por múltiples habitaciones conexas.

Palabras clave: localización de fuentes de gas, robots olfativos, entornos complejos, obstáculos.

1. Introducción

Una fuente de gas es cualquier elemento del entorno con la propiedad de generar o liberar sustancias volátiles (gases). Esta definición abarca a una gran cantidad de objetos: recipientes abiertos, fugas en tuberías, explosivos, materia orgánica en descomposición, etc. Los gases emanados por estas fuentes se dispersan en el entorno por efecto de diferentes principios físicos, principalmente difusión y advección [2], que a su vez dependen de muchos factores ambientales: dirección y velocidad del viento, temperatura, humedad, etc. Este

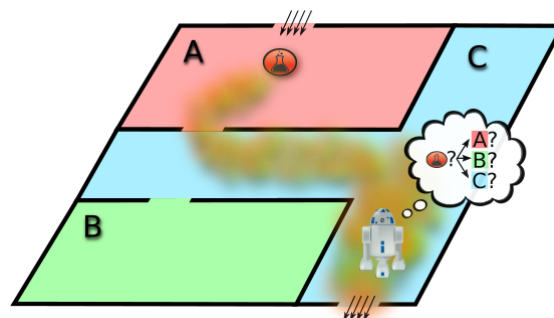


Figura 1: Búsqueda por zonas de la fuente de gas.

hecho dificulta en gran medida su correcta localización, puesto que los gases detectados a grandes distancias de su origen han podido seguir trayectos muy dispares, especialmente en entornos complejos donde la presencia de obstáculos (paredes, mobiliario, etc.) provocan turbulencias que modifican en gran medida los patrones de dispersión [23].

La búsqueda y localización de una fuente de gas consiste, por tanto, en estimar, a partir de una serie de medidas sensoriales, la posición de ésta dentro del entorno. Muchas son las aplicaciones que se beneficiarían de un sistema capaz de localizar fuentes emisoras de sustancias volátiles, entre ellas: encontrar supervivientes en zonas catastróficas, detener un incendio o fuga en las etapas iniciales detectar explosivos, drogas o agentes peligrosos, o la monitorización de vertederos y almacenes químicos. Tradicionalmente, la localización de fuentes gaseosas se ha abordado desde dos perspectivas diferentes: el despliegue de redes sensoriales [24] y el uso de vehículos autónomos con capacidad olfativa [1]. La primera se basa en distribuir por el entorno una red de sensores capaces de monitorizar la composición química del aire. Este enfoque presenta las desventajas de no ser escalable al aumentar las dimensiones del entorno, así como de implicar un elevado coste de instalación y mantenimiento. La segunda opción, por la que nos decantamos en este trabajo, consiste en emplear un robot móvil, dotado con la capacidad de medir la composición química del aire mediante el uso de un conjunto de sensores de gas comúnmente deno-

minado "nariz electrónica" [22] y de un anemómetro para medir la velocidad y dirección del viento. La ventaja de emplear un robot móvil es que se puede monitorizar los gases del entorno de forma adaptativa y con un menor coste, lo cual, añadido a la posibilidad de fusionar esta información con la proveniente de otros sistemas sensoriales del robot (láseres, cámaras, etc.), lo convierten en un enfoque muy interesante y prometedor.

No obstante, la búsqueda y localización de fuentes de gas con robots móviles no es una tarea sencilla, especialmente en entornos complejos donde la presencia de obstáculos contribuye a una dispersión caótica de los gases. Esto se aprecia en el hecho de que la mayoría de los trabajos propuestos trabajan con condiciones muy simplificadas y lejos de la realidad [17], considerando viento laminar y/o homogéneo, entornos pequeños y libres de obstáculos, etc. Bajo estas condiciones, la dispersión del gas puede ser modelada matemáticamente [5], y diversos algoritmos han sido propuestos para explorar el gradiente de concentración generado [6]. Sin embargo, estas condiciones "simplificadas" no se cumplen en la mayoría de los entornos reales, lo cual limita en gran medida su aplicación práctica.

Nuestro interés reside en la búsqueda de fuentes emisoras de gas en entornos reales, con presencia de múltiples habitaciones y obstáculos, y donde un modelado matemático de la pluma no es aplicable por la gran complejidad inherente. Bajo estas condiciones, proponemos dividir el problema de localización en dos fases, siguiendo un diseño "top-down": primero, determinar la zona del entorno donde se encuentra la fuente (véase Figura 1), y luego, determinar con precisión la localización de la misma dentro de la zona seleccionada (siendo este un espacio más simple). En este trabajo consideramos zona de emisión como el espacio conectado que abarca todas las localizaciones del entorno desde las cuales una fuente de gas genera mapas de concentración muy similares. Esto ocurre, típicamente, en habitaciones, aunque cabe mencionar que cuando estas contienen obstáculos significativos, diversas zonas de emisión pueden ser definidas.

En este trabajo nos centramos en la primera fase de la búsqueda, proponiendo un novedoso enfoque basado en un marco Bayesiano-probabilístico. Nuestro planteamiento se basa en la generación previa de un conjunto de mapas de dispersión de gas (mediante herramientas de simulación) atendiendo a las diferentes zonas del entorno y condiciones de viento. Comparando estos mapas con la información sensorial adquirida por el robot (en este trabajo consideramos localización, concentración de gas y vector de viento), ponderamos proba-

bilísticamente los distintos escenarios simulados, y guiamos el movimiento del robot hacia la dirección de máxima probabilidad. Este algoritmo, además de contribuir ampliando la búsqueda de fuentes de gas a entornos complejos, combina cualquier tipo de información que exista en el entorno sobre la localización de la fuente, no sólo la obtenida a través del gas y el viento como se muestra en este trabajo, sino también otras menos utilizadas como podrían ser la visión, o la información semántica [20]. Finalmente, en este trabajo nos centramos en robots móviles que se mueven en entornos planos, lo cual permite simplificar el problema a una búsqueda en dos dimensiones.

Tras un resumen de los trabajos relacionados en la sección 2, se presenta una descripción del problema, sección 3, y la generación de los mapas de dispersión por simulación en la sección 4. El apartado 5 describe el método de localización de la fuente de gas. A continuación la sección 6 describe los experimentos y los resultados obtenidos. Concluimos con un resumen y los trabajos futuros (sección 7).

2. Trabajos Relacionados

El interés por la localización de fuentes de gas mediante el uso de robots dotados de capacidad olfativa no es algo novedoso y diversas estrategias han sido propuestas a lo largo de las últimas dos décadas. Los primeros trabajos, basados en el concepto de *quimiotaxis* o reacción de orientación como respuesta a un estímulo químico, fueron propuestos por Rozas en [19] empleando un solo robot móvil, y por Genovese [7] y Buscemi [4] para el caso de múltiples robots. Las estrategias propuestas eran en su mayoría basadas en comportamientos reactivos y bio-inspirados en animales que utilizan el sentido del olfato para realizar diversas funciones vitales. Como ejemplo, Kuwana [12] y Pyk [18] se inspiraron en como las polillas buscan a sus parejas, Grasso [8] en como las langostas buscan alimento, o Russell [21] en como localizan nutrientes las bacterias *Escherichia coli*.

Posteriormente, explotando el hecho de que el viento es el principal responsable en la dispersión de los gases, diferentes propuestas fueron presentadas haciendo uso, no solo de medidas sobre la concentración de los gases a estudiar, más del flujo de aire (dirección y magnitud del viento). Estas estrategias reciben el nombre de *fluxotaxis* (orientación en respuesta al flujo de gas). Para implementar este tipo de búsqueda con robots se utiliza la información obtenida por un anemómetro (dirección y fuerza del viento) para rastrear la pluma en dirección contraria al viento hasta llegar a la fuente emisora, como en [10] o [13].

En la última década, algoritmos de tipo cognitivo han ganado importancia en la comunidad científica. Por ejemplo, para minimizar la entropía de la información que se tiene sobre la posición de la fuente, [25], acuña el término *infotaxis* para un algoritmo que propone moverse en dirección a los lugares donde obtener mayor información sobre la localización de la fuente y no directamente a esta. Otro tipo de algoritmos utilizados son los basados en maximizar la esperanza. Estos buscan estimadores de máxima verosimilitud para determinar los parámetros de un modelo probabilístico basado en variables no observables [26].

No obstante, la mayoría de estos trabajos han sido diseñados y validados para trabajar en entornos muy simples (generalmente una habitación libre de obstáculos con viento laminar), lo cual limita su aplicabilidad a entornos reales. Una excepción son los algoritmos basados en el modelado probabilístico de la distribución del gas [15] [3], los cuales determinan la localización de la fuente tras generar un mapa de la dispersión del gas en el entorno sin asumir ningún modelo. La principal limitación de estos algoritmos es su baja eficiencia temporal, necesitando muchas observaciones distribuidas a lo largo del entorno para poder estimar correctamente la localización de la fuente.

Para una revisión más detallada de las diferentes estrategias de búsqueda de fuentes de gas, el lector puede dirigirse a trabajos como [11], [9] o [1].

3. Definición del Problema

El problema abordado en este trabajo es determinar la localización de una fuente de gas dentro de un entorno caracterizado por la presencia de múltiples habitaciones y obstáculos con la ayuda de un robot móvil dotado de capacidad olfativa. Para ello suponemos que la dispersión del gas se encuentra en un régimen permanente, esto es, que la fuente de gas lleve activa el suficiente periodo de tiempo como para asegurar que la dispersión del gas en el entorno ha alcanzado un estado estacionario. Además asumimos que dicho entorno se divide en N_r posibles zonas de emisión, $\mathbf{r} = \{r_i\}_{i=1}^{N_r}$, típicamente habitaciones, siendo el objetivo determinar cual de éstas contiene la fuente de gas (véase Fig. 1).

Dado que la dispersión de un gas está fuertemente relacionada con las condiciones de viento, definiremos igualmente un conjunto de mapas de viento $\mathbf{v} = \{\mathbf{v}_j\}_{j=1}^{N_v}$, siendo N_v el número de diferentes condiciones de viento a considerar en el entorno de trabajo, y $\mathbf{v}_j = \{\mathbf{w}_l\}_{l=1}^N$ una cuadrícula formada por N celdas, donde cada celda especifica las componentes del vector de viento en 2D $\mathbf{w} = (u, v)$.

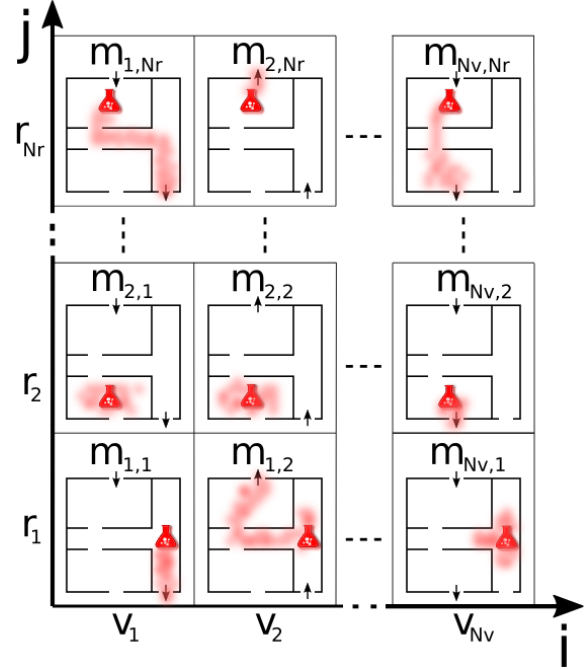


Figura 2: Mapas de distribución (\mathbf{m}) generados a partir de las zonas (\mathbf{r}) y de las condiciones de viento (\mathbf{v}) en el entorno.

Nuestro enfoque se basa en obtener un conjunto de mapas de dispersión simulados \mathbf{m} , generados atendiendo a las zonas del entorno y a las diferentes condiciones de viento que se puedan dar en el mismo (véase Fig. 2), quedando definido como: $\mathbf{m} = \{\mathbf{m}_{i,j}\}_{i=1:N_r}^{j=1:N_v}$. Cada mapa de dispersión $\mathbf{m}_{i,j}$ resulta de considerar la fuente de gas en la zona r_i bajo la influencia del flujo de viento \mathbf{v}_j . Como en el caso de los mapas de viento, cada $\mathbf{m}_{i,j} = \{c_{i,j}^l, \mathbf{w}_{i,j}^l\}_{l=1}^N$ se define como un mapa de cuadrícula en el que cada celda (l) contiene el valor de la concentración del gas (c) y del vector de viento (\mathbf{w}) simulados.

En cada instante de tiempo t_k , el robot toma una nueva observación $\mathbf{z}_k = \{c_k, \mathbf{w}_k\}$ en la celda l_k , compuesta por la concentración de gas y el vector de viento en la posición actual del robot. Asumimos que ambas medidas son independientes entre si y están corrompidas por ruido Gaussiano con media cero y varianza propia del sensor empleado, esto es: $\mathbf{z}_k = \mathcal{N}(\bar{\mathbf{z}}_k, \Sigma_z)$, donde $\bar{\mathbf{z}}_k = [\bar{c}_k, \bar{u}_k, \bar{v}_k]$ es el vector de valores medios de la observación, y la matriz de covarianza se define como:

$$\Sigma_z = \begin{bmatrix} \sigma_c & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_u & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_v \end{bmatrix}. \quad (1)$$

Atendiendo a la relación existente entre las diversas observaciones tomadas a lo largo del tiempo, el objetivo es calcular la probabilidad de cada uno de

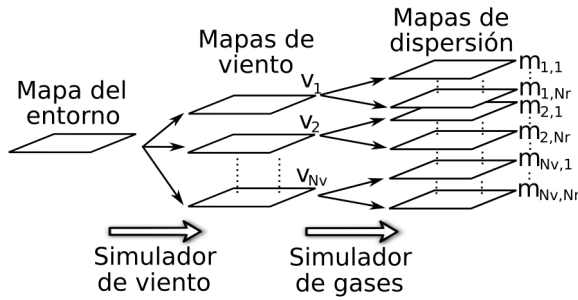


Figura 3: Fases del proceso de simulación del conjunto de mapas de dispersión \mathbf{m} . Inicialmente se simulan N_v mapas de viento, y luego, atendiendo a las N_r zonas definidas en el entorno, se simulan los mapas de dispersión \mathbf{m}_n .

los mapas de dispersión simulados atendiendo al histórico de observaciones, esto es $p(\mathbf{m}|\mathbf{z}_{1:k})$, cuyo cálculo se detalla en la Sección 5. Finalmente, tras evaluar dicha probabilidad en cada iteración, se estima la nueva dirección de movimiento del robot hacia la zona r_i correspondiente al mapa $\mathbf{m}_{i,j}$ de mayor probabilidad, o se da por terminada la búsqueda si se tiene suficiente certeza de su localización (declaración de fuente).

4. Generación de Mapas de Dispersión

Esta sección detalla el proceso de generación de los mapas de dispersión \mathbf{m} , los cuales son parte fundamental del algoritmo probabilístico propuesto en este trabajo. Dado que \mathbf{m} depende del número de zonas y condiciones de viento en el entorno, el número total de mapas a considerar puede ser elevado y consecuentemente su cálculo puede ser costoso. No obstante, cabe mencionar que este paso se realiza una única vez, previamente a la búsqueda de la fuente como tal (descrita en la Sección 5), por lo que el robot dispone de este conjunto de mapas desde un primer momento.

Para obtener estos mapas de dispersión proponemos usar diferentes herramientas de simulación, las cuales nos dan una aproximación sobre cómo se dispersa el gas atendiendo a los obstáculos existentes en el entorno, las condiciones de viento y la posición de la fuente (en nuestro caso la zona r_i que contiene la fuente). Como se observa en la Fig. 3, el proceso de obtención de los mapas de dispersión se realiza en dos etapas, utilizando un simulador distinto en cada caso. En un primer paso se obtienen los datos del flujo de viento para cada una de las N_v condiciones estudiadas, estimando en cada caso el mapa de viento \mathbf{v}_j mediante el enfoque propuesto en [16], el cual aproxima el vector de viento en cada celda del entorno aten-

diendo a las condiciones de contorno, la presencia de obstáculos y una serie de restricciones basadas en mecánica de fluidos. Posteriormente, estos mapas de viento son procesados por GADEN [14], un simulador de dispersión de gases que, junto a las diferentes zonas r_i del entorno, dan lugar a los $N_d = N_v \times N_r$ mapas de dispersión del gas. Cada mapa generado es por tanto función de la zona r_i donde se simula la fuente y del mapa de viento \mathbf{v}_j empleado durante la simulación.

5. Método

En este artículo proponemos un algoritmo de búsqueda que se compone de cinco fases o etapas (véase Fig. 4): toma de observaciones, pesado probabilístico, filtrado Bayesiano, evaluación y movimiento del robot. Los siguientes apartados describen en detalle cada una de estas fases.

5.1. Pesado Probabilístico

Para cada nueva observación \mathbf{z}_k tomada en la celda l_k , buscamos estimar la probabilidad de cada uno de los mapas de dispersión $p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_k)$. Para ello calculamos la distancia existente entre la observación tomada (entendida como una variable aleatoria con distribución Normal) y el valor correspondiente en esa misma celda en el mapa de dispersión, $\mathbf{m}_{i,j}^{l_k} = [c_{i,j}^{l_k}, u_{i,j}^{l_k}, v_{i,j}^{l_k}]$, modelado en este caso como un vector escalar, sin incertidumbre asociada¹. Esto corresponde a calcular la distancia de Mahalanobis, donde dada la naturaleza diagonal de la matriz de covarianza (véase Eq. (1)), se denomina igualmente distancia Euclídea normalizada:

$$DM(\mathbf{m}_{i,j}^{l_k}, \mathbf{z}_k) = \sqrt{(\bar{\mathbf{z}}_k - \mathbf{m}_{i,j}^{l_k})^T \Sigma_z^{-1} (\bar{\mathbf{z}}_k - \mathbf{m}_{i,j}^{l_k})} \quad (2)$$

Finalmente, la probabilidad de cada mapa de dispersión viene dada por:

$$p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_k) = \frac{1}{\sqrt{|2\pi\Sigma_z|}} \exp\left(\frac{-DM(\mathbf{m}_{i,j}^{l_k}, \mathbf{z}_k)^2}{2}\right) \quad (3)$$

5.2. Filtrado Bayesiano

En la Sección anterior hemos derivado la probabilidad a posteriori de cada uno de los mapas de dispersión de gas a partir de una observación puntual \mathbf{z}_k . En esta sección buscamos dar robustez al sistema, integrando la información de todas las observaciones hasta el instante de tiempo actual.

¹Considerar una incertidumbre asociada a los datos simulados de los mapas de dispersión se deja para trabajo futuro.

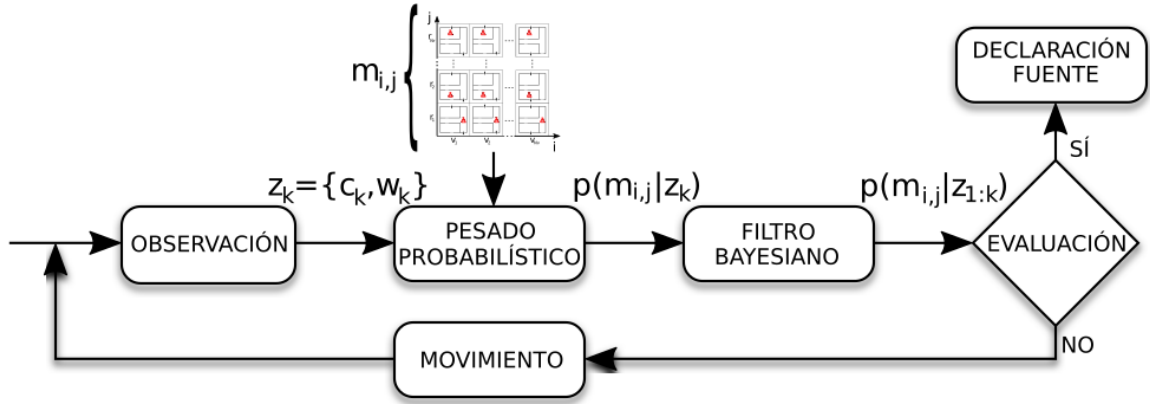


Figura 4: Diagrama del método para la localización de la zona en la que se encuentra la fuente de gas.

Para ello hacemos uso de la versión recursiva del filtro de Bayes, el cual define el belief en el instante de tiempo actual $Bel_k(\mathbf{m}_{i,j}) = p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_{1:k})$ en función del belief en el instante de tiempo anterior $Bel_{k-1}(\mathbf{m}_{i,j})$ y la observación más reciente \mathbf{z}_k .

Para derivar la formulación específica a nuestro problema, comenzamos aplicando el teorema de Bayes al belief objetivo:

$$\begin{aligned} Bel_k(\mathbf{m}_{i,j}) &= \frac{p(\mathbf{z}_k|\mathbf{m}_{i,j}, \mathbf{z}_{1:k-1}) p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{z}_k|\mathbf{z}_{1:k-1})} \\ &= \frac{p(\mathbf{z}_k|\mathbf{m}_{i,j}) p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{z}_k|\mathbf{z}_{1:k-1})}, \end{aligned} \quad (4)$$

donde el último paso explota la suposición de Markov que especifica que el estado es completo, es decir, $p(\mathbf{z}_k|\mathbf{m}_{i,j}, \mathbf{z}_{1:k-1}) = p(\mathbf{z}_k|\mathbf{m}_{i,j})$. Aplicando de nuevo la regla de Bayes al término $p(\mathbf{z}_k|\mathbf{m}_{i,j})$ tenemos que:

$$Bel_k(\mathbf{m}_{i,j}) = \frac{p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_k) p(\mathbf{z}_k) p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{m}_{i,j}) p(\mathbf{z}_k|\mathbf{z}_{1:k-1})}. \quad (5)$$

Para eliminar la dependencia de los términos que no son función de \mathbf{m} aplicamos *log-odds*, obteniendo una expresión alternativa del filtrado que simplifica el proceso de actualización al considerar nuevas observaciones:

$$\begin{aligned} lod_{i,j}^k &= \log \left(\frac{Bel_k(\mathbf{m}_{i,j})}{Bel_k(\neg\mathbf{m}_{i,j})} \right) \\ &= \log \left(\frac{p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_k)}{p(\neg\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_k)} \right) + \log \left(\frac{p(\neg\mathbf{m}_{i,j})}{p(\mathbf{m}_{i,j})} \right) \\ &\quad + \log \left(\frac{p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\neg\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_{1:k-1})} \right). \end{aligned} \quad (6)$$

Analizando esta ecuación observamos que el log-odds de nuestro filtro se compone de tres términos: el primero hace referencia al posterior dada la observación actual, cuyo cálculo se detalla en la Sección 5.1. El segundo término es el prior del log-odds ($lod_{i,j}^0$). En este trabajo suponemos que

no existe conocimiento a priori sobre la localización de la fuente, por lo que todos los mapas de dispersión son igualmente probables, o lo que es lo mismo $p(\mathbf{m}_{i,j}) = 1/N_d$. Finalmente, el último término hace referencia al log-odds del belief en el instante $k-1$, lo cual nos permite obtener la fórmula recursiva del filtro:

$$lod_{i,j}^k = \log \left(\frac{p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_k)}{1 - p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_k)} \right) + lod_{i,j}^0 + lod_{i,j}^{k-1} \quad (7)$$

Para recuperar la probabilidad de cada $\mathbf{m}_{i,j}$ en el instante k se utiliza la siguiente relación:

$$p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_{1:k}) = 1 - \left(e^{lod_{i,j}^k} \right)^{-1} \quad (8)$$

5.3. Evaluación

Una vez estimadas las probabilidades a posteriori de los mapas de dispersión, evaluamos si la solución obtenida converge a un caso particular $\mathbf{m}_{i,j}$. Para ello imponemos la condición $p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_{1:k}) \geq p_{th}$ durante un periodo de tiempo t_{th} . Si dicha condición se cumple, se declara la fuente como encontrada en la zona r_i , mientras que si no se cumple, el robot selecciona la siguiente posición para moverse siguiendo la estrategia descrita en el apartado siguiente, volviendo a tomar una nueva observación.

5.4. Estrategia de Movimiento del Robot

Diversas son las estrategias de movimiento que pueden implementarse atendiendo a $p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_{1:k})$. En este trabajo optamos por una solución simple, proponiendo un desplazamiento del robot hacia la zona r_i^* correspondiente al mapa de dispersión más probable:

$$r_i^* = \underset{i}{\operatorname{argm\acute{a}x}} p(\mathbf{m}_{i,j}|\mathbf{z}_{1:k}) \quad (9)$$

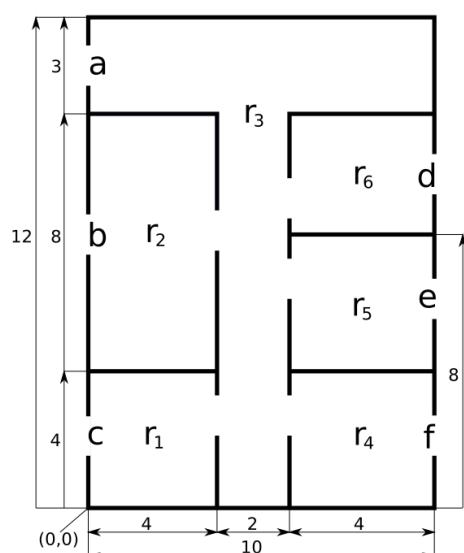


Figura 5: Entorno de prueba compuesto de seis zonas ($r_1 - r_6$) y seis aperturas al exterior ($a - f$) (todas las distancias están expresadas en metros).

Al tratarse de un entorno con obstáculos, asumimos que el robot dispone de sistemas de navegación reactiva y de planificación de caminos, permitiéndole determinar los comandos de movimiento necesarios para alcanzar el objetivo propuesto.

6. Experimentos y Resultados

Con intención de verificar el funcionamiento del método propuesto, en este apartado se realizan un total de 36 experimentos en los que el objetivo es determinar la zona de emisión de la fuente en el entorno que aparece en la Fig. 5. En cada experimento, el robot parte desde la posición $(x, y) = (0, 0)$ desplazándose una celda en cada instante de tiempo (siendo 10cm el tamaño de los lados de la celda), en dirección a la zona de emisión r_i correspondiente al mapa de dispersión de máxima probabilidad. Para la toma de observaciones, el robot está equipado con un sensor de gas con $\sigma_c = 0,1ppm$ y un anemómetro que mide el módulo y dirección del viento con $\sigma_u = \sigma_v = 0,2m/s$.

Para generar el conjunto de mapas de dispersión \mathbf{m} se ha simulado en primer lugar el conjunto de mapas de viento \mathbf{v} para todos los casos donde dos de las aperturas están abiertas simultáneamente mientras que el resto permanecen cerradas, de forma que el viento (de módulo $1m/s$ en la posición de la apertura por la que entra) circula de una a otra y viceversa, obteniendo $N_v = 30$ condiciones de viento. A continuación, se han realizado las simulaciones de dispersión de gas, situando la fuente (que libera gas a razón de $10ppm/s$) en cada una de las $N_r = 6$ zonas, para cada uno de los mapas

de viento, obteniendo un total de $N_d = 180$ mapas de dispersión.

A partir de esta configuración, se ha generado un nuevo conjunto de 36 mapas de dispersión (que no forman parte de \mathbf{m}), para validar el funcionamiento del método propuesto. Estos mapas han sido generados de forma que la dispersión del gas afecta a gran parte del entorno (es decir, colocando la fuente de gas en el flujo principal del viento), lo cual garantiza poder detectar la emisión de gas desde la distancia y posibilitar su localización.

6.1. Análisis de los resultados

La figura 6 muestra uno de los 36 experimentos realizados, donde se puede observar como el gas emitido se dispersa por efectos del viento, afectando a diversas habitaciones del entorno (a). El resto de sub-figuras (b-e) muestra la evolución, para diversos instantes de tiempo, de la trayectoria del robot hacia la zona de máxima probabilidad y el peso que se otorga a cada uno de los mapas de dispersión $m_{i,j}$.

Para determinar la eficiencia del método, se ha realizado una comparación del tiempo que emplea el robot en la búsqueda de la fuente para los 36 experimentos frente a una búsqueda secuencial, cuyos resultados aparecen en la figura 7. En la búsqueda secuencial el robot recorre una a una las habitaciones del entorno, dirigiéndose al centro de éstas en el siguiente orden preestablecido ($r_1, r_4, r_5, r_2, r_6, r_3$). Como se observa, nuestro método reduce en la mayoría de los casos el tiempo empleado, obteniendo una mejora media del 31% con respecto a la búsqueda secuencial, acentuándose esta ganancia cuando la distancia inicial a la fuente se hace mayor.

7. Conclusiones y trabajos futuros

En este trabajo se ha abordado el problema de localizar una fuente de gas en un entorno donde existen múltiples habitaciones y obstáculos que determinan el comportamiento de la dispersión de la sustancia volátil que se libera. El enfoque propuesto está basado en el uso de un robot móvil con capacidad olfativa, el cual estima la localización de la fuente en cada instante de tiempo atendiendo a una serie de medidas sensoriales (gas y viento). Concretamente, hemos presentado un novedoso método probabilístico basado en un filtrado Bayesiano de un conjunto de mapas de dispersión simulados, el cual determina de forma iterativa la zona de emisión de máxima probabilidad en cada instante de tiempo. Para validar el funcionamiento del algoritmo se han presentado los resultados de un conjunto de experimentos realizados en un

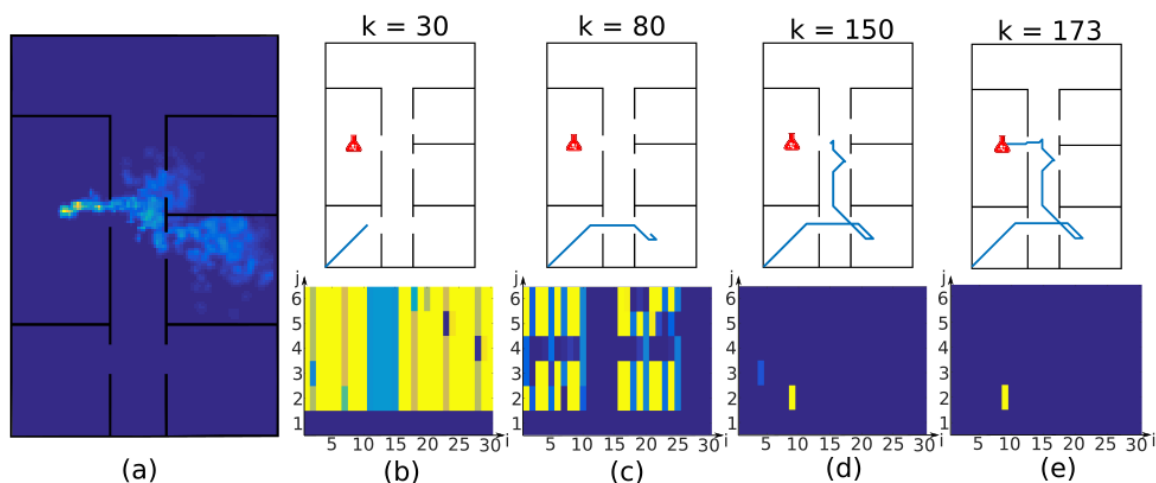


Figura 6: Resultado de la búsqueda de la zona de emisión de la fuente para una de las simulaciones. El mapa en (a) muestra la concentración de gas existente en el entorno. El subconjunto de mapas (b-e) ilustra la trayectoria del robot en los instantes de tiempo k y el nivel de creencia para el conjunto \mathbf{m} de mapas de dispersión (en amarillo los mapas para los que el robot determina una mayor creencia y en azul para los descartados).

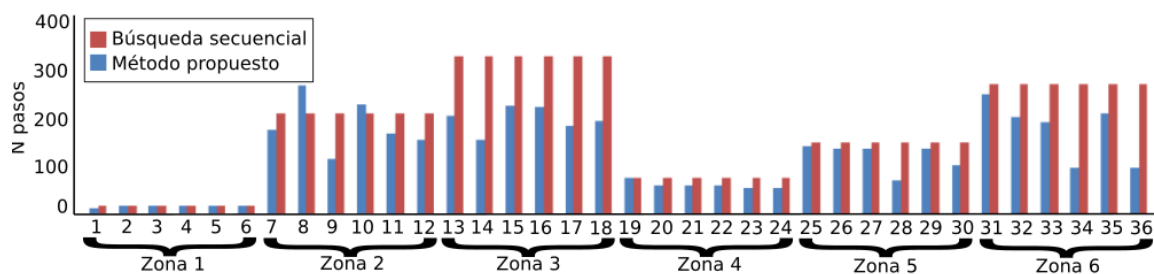


Figura 7: Comparación del número de pasos para los 36 experimentos de búsqueda de la zona de emisión de la fuente de gas considerados en este trabajo. Las llaves inferiores indican la zona en la que se encuentra la fuente en cada experimento.

entorno complejo formado por múltiples habitaciones conexas. Estos resultados han demostrado la aplicabilidad del método propuesto para la localización de fuentes de gas en entornos reales, mostrando una mejora media del 31% en el tiempo de búsqueda en comparación con un algoritmo secuencial.

En próximos trabajos se estudiará el uso de otros tipos de informaciones existentes en el entorno que puedan indicar la localización de la fuente de gas, como pueden ser la visión o la información semántica. Se pretende estudiar el uso de distintas estrategias de movimiento, como moverse en la dirección de máxima información o en la dirección que minimice la entropía sobre la información de la posición de la fuente. También se abordará la segunda parte en la que se ha dividido el problema de localización, estudiando distintas estrategias para declarar la posición exacta de la fuente en la zona.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado a través del plan nacional, gobierno de España (proyecto DPI2014-55826-R) y por la junta de Andalucía (proyecto de excelencia TEP2012-530).

Referencias

- [1] B. Bayat, N. Crasta, A. Crespi, A. M. Pascoal, and A. Ijspeert. Environmental monitoring using autonomous vehicles: a survey of recent searching techniques. *Current Opinion in Biotechnology*, 45:76–84, 2017.
- [2] G. A. Bird. Molecular gas dynamics. *NASA STI/Recon Technical Report A*, 76, 1976.
- [3] J. L. Blanco, J. G. Monroy, A. Lilienthal, and J. Gonzalez-Jimenez. A kalman filter based approach to probabilistic gas distribution mapping. In *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on Applied Computing*, pages 217–222. ACM, 2013.
- [4] L. Buscemi, M. Prati, and G. Sandini. Cellu-

- lar robotics: behaviour in polluted environments. 1994.
- [5] J. A. Farrell, J. Murlis, X. Long, W. Li, and R. T. Cardé. Filament-based atmospheric dispersion model to achieve short time-scale structure of odor plumes. *Environmental fluid mechanics*, 2(1):143–169, 2002.
- [6] J. A. Farrell, S. Pang, and W. Li. Chemical plume tracing via an autonomous underwater vehicle. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 30(2):428–442, 2005.
- [7] V. Genovese, P. Dario, R. Magni, and L. Odetti. Self organizing behavior and swarm intelligence in a pack of mobile miniature robots in search of pollutants. In *Intelligent Robots and Systems, 1992., Proceedings of the 1992 IEEE/RSJ International Conference on*, volume 3, pages 1575–1582. IEEE, 1992.
- [8] F. W. Grasso, J. H. Dale, T. R. Consi, D. C. Mountain, and J. Atema. Behavior of purely chemotactic robot lobster reveals different odor dispersal patterns in the jet region and the patch field of a turbulent plume. *The Biological Bulletin*, 191(2):312–313, 1996.
- [9] M. Hutchinson, H. Oh, and W.-H. Chen. A review of source term estimation methods for atmospheric dispersion events using static or mobile sensors. *Information Fusion*, 36:130–148, 2017.
- [10] H. Ishida, K. Hayashi, M. Takakusaki, T. Nakamoto, T. Moriizumi, and R. Kanzaki. Odour-source localization system mimicking behaviour of silkworm moth. *Sensors and Actuators A: Physical*, 51(2-3):225–230, 1995.
- [11] G. Kowadlo and R. A. Russell. Robot odor localization: a taxonomy and survey. *The International Journal of Robotics Research*, 27(8):869–894, 2008.
- [12] Y. Kuwana, I. Shimoyama, and H. Miura. Steering control of a mobile robot using insect antennae. In *Intelligent Robots and Systems 95. 'Human Robot Interaction and Cooperative Robots', Proceedings. 1995 IEEE/RSJ International Conference on*, volume 2, pages 530–535. IEEE, 1995.
- [13] A. J. Lilienthal, D. Reimann, and A. Zell. Gas source tracing with a mobile robot using an adapted moth strategy. In *AMS*, pages 150–160, 2003.
- [14] J. Monroy, V. Hernandez-Bennets, H. Fan, A. Lilienthal, and J. Gonzalez-Jimenez. Gaden: A 3d gas dispersion simulator for mobile robot olfaction in realistic environments. *Sensors*, 17(7):1479, 2017.
- [15] J. G. Monroy, J.-L. Blanco, and J. G. Jiménez. Time-variant gas distribution mapping with obstacle information. *Auton. Robots*, 40(1):1–16, 2016.
- [16] J. G. Monroy, M. Jaimez, and J. Gonzalez-Jimenez. Online estimation of 2d wind maps for olfactory robots. 2017.
- [17] S. Pang and J. A. Farrell. Chemical plume source localization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 36(5):1068–1080, 2006.
- [18] P. Pyk, S. Bermúdez i Badia, U. Bernardet, P. Knüsel, M. Carlsson, J. Gu, E. Chanie, B. S. Hansson, T. C. Pearce, and P. F. J. Verschuer. An artificial moth: Chemical source localization using a robot based neuronal model of moth optomotor anemotactic search. *Autonomous Robots*, 20(3):197–213, 2006.
- [19] R. Rozas, J. Morales, and D. Vega. Artificial smell detection for robotic navigation. In *Advanced Robotics, 1991. 'Robots in Unstructured Environments', 91 ICAR., Fifth International Conference on*, pages 1730–1733. IEEE, 1991.
- [20] J.-R. Ruiz-Sarmiento, C. Galindo, and J. Gonzalez-Jimenez. Building multiversal semantic maps for mobile robot operation. *Knowledge-Based Systems*, 119:257–272, 2017.
- [21] R. A. Russell, A. Bab-Hadiashar, R. L. Shepherd, and G. G. Wallace. A comparison of reactive robot chemotaxis algorithms. *Robotics and Autonomous Systems*, 45(2):83–97, 2003.
- [22] C. Sanchez-Garrido, J. G. Monroy, and J. Gonzalez-Jimenez. A configurable smart e-nose for spatio-temporal olfactory analysis. In *SENSORS, 2014 IEEE*, pages 1968–1971. IEEE, 2014.
- [23] B. I. Shraiman and E. D. Siggia. Scalar turbulence. *Nature*, 405(6787):639–646, 2000.
- [24] L. Shu, M. Mukherjee, X. Xu, K. Wang, and X. Wu. A survey on gas leakage source detection and boundary tracking with wireless sensor networks. *IEEE Access*, 4:1700–1715, 2016.
- [25] M. Vergassola, E. Villermaux, and B. I. Shraiman. ‘infotaxis’ as a strategy for searching without gradients. *Nature*, 445(7126):406–409, 2007.
- [26] S. Vijayakumaran, Y. Levinbook, and T. F. Wong. Maximum likelihood localization of a diffusive point source using binary observations. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 55(2):665–676, 2007.