

**XXXIV** **JORNADAS DE AUTOMÁTICA**  
*Terrassa, 4-6 de septiembre 2013*



**Actas**



# Actas de las XXXIV Jornadas de Automática

Terrassa, 4 al 6 de Septiembre de 2013

Organizan:



UNIVERSITAT POLITÈCNICA  
DE CATALUNYA  
BARCELONATECH



**CEA**  
comité  
español de  
automática

Actas de las XXXIV Jornadas de Automática

Editado por:

Ramon Sarrate Estruch

Joseba Quevedo Casín

ISBN: 978-84-616-5063-7

Depósito Legal: B. 17365-2013

# Presentación

Las XXXIV Jornadas de Automática (JA2013), a realizar del 4 al 6 de Septiembre del 2013 en el Campus de Terrassa de la Universitat Politècnica de Catalunya (UPC), han sido organizadas por el Departamento de Ingeniería de Sistemas, Automática e Informática Industrial (ESAI) de la UPC.

Las Jornadas vienen realizándose anualmente desde el año 1977, promovidas por el Comité Español de Automática (CEA), y organizadas por distintas universidades o centros de investigación.

Al evento se han inscrito aproximadamente 200 expertos en esta área, principalmente miembros del Comité Español de Automática (CEA), que está organizado en 9 grupos temáticos: Automática Marina, Bioingeniería, Control Inteligente, Educación en Automática, Ingeniería de Control, Modelado y Simulación, Robótica, Sistemas de Tiempo Real y Visión por Computador.

La conferencia inaugural será impartida por M<sup>a</sup> Luisa Castaño Directora General de Innovación y Competitividad del Ministerio de Economía y Competitividad (MINECO). El programa técnico incluye dos conferencias plenarias (una a cargo de Manfred Morari sobre “The role of Theory in Control Practice” y la otra a cargo de Ramon Vilanova sobre “El PID en el Tercer Milenio”), una reseña sobre la historia de la Automática por parte de Sebastián Dormido, una presentación de las oportunidades que ofrece Universia por parte de Jaume Pagés, una mesa redonda docente sobre los Másteres en Automática, las reuniones técnicas de los diferentes grupos temáticos y sesiones de presentación de comunicaciones expuestas, como es costumbre en las Jornadas, en un espacio con pósteres. Y este año como novedad se llevará a cabo un interesante curso sobre robótica asistencial y cuatro presentaciones prácticas de empresas muy interesantes. Además se ha previsto en el día central de las Jornadas realizar un entrañable reconocimiento a los impulsores de la Automática en la UPC.

El programa técnico viene acompañado, como es habitual, con un interesante programa social y cultural, como la visita del Museo Nacional de la Ciencia y la Tecnología de Catalunya (MNATEC) y la copa de bienvenida en la sala Jazz Cava de Terrassa así como la visita románica de Sant Benet del Bages, visita al Instituto gastronómico Alicia y cena de gala en el restaurante de ese entorno.

Además, y como viene siendo habitual en las Jornadas precedentes, el programa técnico y el programa social vienen acompañados de un programa de ocio y de actividades para acompañantes.

Y sin olvidar que como en ediciones pasadas, este año también se llevarán a cabo los concursos de robots humanoides y de vehículos cuatrirrotores o “drones” con una fantástica respuesta de participación de equipos investigadores nacionales e internacionales.

Por último, queremos expresar nuestro más sincero agradecimiento a todas las personas y entidades que han prestado su colaboración a que la presente edición de las Jornadas haya sido posible. A todos los miembros del comité organizador, pieza indispensable para el buen funcionamiento del evento, y a todos los miembros del comité científico. También queremos agradecer a las empresas colaboradoras por los diferentes premios ofrecidos durante las XXXIV Jornadas de Automática.

Os damos la bienvenida a todos los participantes y quedamos a vuestra disposición para garantizar una estancia grata y fructífera durante estos días.

Más información en la Web de las Jornadas en <http://ja2013.upc.edu/>

Terrassa, 20 de Julio de 2013

Joseba Quevedo, Teresa Escobet y Vicenç Puig

Co-responsables del Comité Organizador

# Comités Organizador y Científico

## Comité organizador

Joseba Quevedo	Josep M <sup>a</sup> Fuertes
Vicenç Puig	Pere Caminal
Teresa Escobet	Enric Fossas
Fatiha Nejjari	Maria Serra
Andreu Quesada	Robert Griñó
Sebastián Tornil	Beatriz F. Giraldo
Josep Contreras	Jose María Huerta
Rosa Ginesta	Cecilio Angulo
Albert Márquez	Pere Ponsa
Albert Masip	Ramon Costa
Judit Esteve	Diego García
Ramon Sarrate	Ramon Pérez
Quim Blesa	Damiano Rotondo
Rita Planas	Juan C. Hernández
Pep Cugueró	Carlos Ocampo
Miquel Àngel Cugueró	Josep Pascual
Ramon Comasòlivas	

## Comité científico

Presidente CEA: César de Prada (UVA)

Vicepresidente CEA: Joseba Quevedo Casín (UPC)

Secretario CEA: Miguel Ángel Mañanas Villanueva (UPC)

Automar: Pere Ridaó Rodríguez (UdG)

Bioingeniería: Javier Pérez Turiel (UVA)

Control Inteligente: José Manuel Andujar Márquez (UHU)

Educación en Automática: Fabio Gómez Estern (US)

Ingeniería de Control: Francesc Xavier Blasco Ferragud (UPV)

Modelado y Simulación de sistemas dinámicos: Miguel Ángel Piera Eroles (UAB)

Robótica: Pedro J Sanz Valero (UJI)

Sistemas de Tiempo Real: Alejandro Alonso Muñoz (UPM)

Visión por Computador: Enrique Alegre Gutiérrez (UL)

# Comunicaciones

## Automar

*GRASPER: Un Proyecto Dirigido a Incrementar la Autonomía de la Manipulación Submarina*

P. J. Sanz, J. J. Fernández, J. Pérez, A. Peñalver, J. C. García, D. Fornas, J. Sales, J. Bernabé, R. Marín

*DISEÑO MECATRÓNICO DE UN ROBOT SUBMARINO DE BAJO COSTE PARA USO DOCENTE*

Manuel Godoy, Ramón González, Francisco Rodríguez

*SENSORES CIENTÍFICOS PARA UN VEHÍCULO AUTÓNOMO SUBMARINO*

Narváez, F., González, H., García, E.

*SISTEMA DE COMUNICACIONES PARA UN PLANEADOR AUTÓNOMO SUBMARINO*

González, H., Narváez, F., García, E.

*Automatización de vehículo marino no tripulado en superficie para guiado autónomo*

Carlos Cano Espinosa, Santiago T. Puente Méndez, Fernando Torres Medina

*Realtime AUV Terrain Based Navigation with Octomap*

Guillem Vallicrosa, Albert Palomer, David Ribas, Pere Ridao

## Bioingeniería

*Asistencia de Robots Colaborativos para Procedimientos de Sutura vía Cirugía Mínimamente Invasiva*

Enrique Bauzano Núñez, María Belén Estebanez Campos, Isabel García Morales, Víctor Fernando Muñoz Martínez

*INCORPORACIÓN DE UN SISTEMA DE MINI-ROBOTS A LA CIRUGÍA LAPAROSCÓPICA DE INCISIÓN ÚNICA*

María Cuevas Rodríguez, Irene Rivas Blanco, Enrique Bauzano, Jesús Gómez deGabriel y Víctor Fernando Muñoz

*CONTROL FUERZA-POSICIÓN DE UNA CÁMARA ROBÓTICA PARA TÉCNICAS DE CIRUGÍA DE PUERTO ÚNICO*

I. Rivas-Blanco, E. Bauzano, M. Cuevas-Rodriguez, P. del Saz-Orozco, V.F. Muñoz

*Desarrollo de un Sistema Multimodal de Rehabilitación asistida por Robots*

R. Morales, F. Badesa, N. Garcia-Aracil, J.M. Sabater, Miguel Almonacid

*Aspectos de diseño y evaluación preliminar de la plataforma robotizada de neuro-rehabilitación PHYSIOBOT*

Juan-Carlos Fraile Marinero, Javier Pérez Turiel, Carlos Rodríguez Guerrero, Rubén Alonso Alonso, Dra. Paulina Oliva Navarrete

*Sistema Robótico Planar para Neuro-rehabilitación: Primeros Resultados con pacientes*

F. Badesa, R. Morales, A.Llinares, N. Garcia-Aracil, Maria Garcia-Manzanares, Daniel Tornero, M. Oliva

*CLASIFICACIÓN DE SEÑALES DE POTENCIAL DE ERROR A TRAVÉS DE UNA INTERFAZ GRÁFICA CON REALIMENTACIÓN DE FUERZAS*

Joaquín López, Andrés Úbeda, Eduardo Iáñez, D. Planelles, José M. Azorín, Javier Gimeno, José A. Flores, José M. Climent

*MOVIMIENTO BIDIMENSIONAL DE UN CURSOR MEDIANTE EL USO DE ARTEFACTOS EN SEÑALES ELECTROENCEFALOGRÁFICAS*

Álvaro Costa, Eduardo Iáñez, Enrique Hortal, José M. Azorín, Alberto Rodríguez, Daniel Tornero, José A. Berná, José M. Cano

*MRSeg - Herramienta interactiva para generar segmentaciones de referencia de imágenes médicas*

F. Fumero, S. García, O. Núñez, J. Sigut, S. Alayón

*ANÁLISIS ESPECTRAL NO LINEAL DEL EEG DE NIÑOS CON EPILEPSIA INTRATABLE*

O. Portolés, R. Schroeder, M. Vallverdú, A. Voss, P. Caminal

*Evaluación de métodos de segmentación de propósito general sobre imágenes de fondo de ojo*

Omar Núñez, Francisco Fumero, Jose Sigut, Silvia Alayón.

## Control Inteligente

*REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN UN REGULADOR PID PARA CONTROL AUTOMÁTICO DEL RUMBO DE UN BUQUE*

José Luis Casteleiro-Roca, José Luis Calvo-Rolle, Matilde Santos

*CONTROL HIBRIDO DIFUSO-DESLIZANTE PARA CONVERTIDOR DC/DC TIPO BOOST*

Mónica L. Vásquez F., Edwar Jacinto G., Fredy H. Martínez S.

*Social and Smart SANDS*

Raúl Feliz Alonso, Eduardo Zalama Casanova, Jaime Gómez García-Bermejo, Bruno Apolloni

*DESARROLLO DE UN CONTROLADOR BORROSO PARA EL CONTROL DE LA PROFUNDIDAD ANESTÉSICA MEDIANTE ARDUINO*

Israel Riveron, Juan A. Mendez, A. Marrero, Ana Leon, Isabel Martin

*Modelado borroso de una Pila de Combustible Nexa™ 1.2 kW Ballard Power System*

Antonio Javier Barragán Piña, Francisca Segura Manzano, José Manuel Andújar Márquez, Miguel Ángel Martínez Bohórquez

*CONTROL DE ANESTESIA MEDIANTE LÓGICA DIFUSA CON DINÁMICA INVERSA*

A. Marrero Ramos, J.A. Méndez Pérez, J.A. Rebozo Morales, A. M. León Fragoso, I. Martín Mateos, E. Morell González

*CONTROL AUTÓNOMO DEL SEGUIMIENTO DE TRAYECTORIAS DE UN VEHÍCULO CUATRIRROTOR*

Tur Ortega, José Manuel; Santos Peñas, Matilde

*MODELADO DE UN VEHICULO AEREO NO TRIPULADO MEDIANTE APLICACIÓN CONJUNTA DE TECNICAS PARAMETRICAS Y NEURONALES*

Jesús Enrique Sierra García, Matilde Santos

*Comparación de técnicas de optimización multi-objetivo clásicas y estocásticas para el ajuste de controladores PI*

Helem Sabina Sánchez, Gilberto Reynozo-Meza, Ramon Vilanova, Xavier Blasco

## Educación en Automática

*Utilización del software AnyLogic en la enseñanza del Control Automático*

José María González de Durana y Oscar Barambones

*SISTEMAS DE DOCUMENTACIÓN Y ELABORACIÓN DE TEXTOS CIENTÍFICOS: UNA ASIGNATURA PARA APRENDER A PUBLICAR EN INGENIERÍA*

Jorge L. Martínez, Anthony Mandow y Alfonso García-Cerezo

*simLab: Laboratorio de simulación de la planta Festo*

Silvia Alayón, Norena Martín, Omar Núñez, Francisco Fumero

*Simuladores 3D y evaluación automática para prácticas de Automatización Industrial*

Adolfo J. Sánchez del Pozo, David Muñoz de la Peña, Fabio Gómez-Estern

*HERRAMIENTAS DE HARDWARE Y SOFTWARE LIBRE PARA LA IDENTIFICACIÓN EXPERIMENTAL, EL DISEÑO Y LA IMPLEMENTACIÓN DE CONTROLADORES PID*

Roberto Sanchis Llopis, Silvia Estupiña Ariño

*Laboratorio Virtual y Remoto de robots paralelos*

Arturo Gil, Adrián Peidró, José María Marín, Óscar Reinoso, David Valiente, Luis Miguel Jiménez, Miguel Juliá

*Benchmark de Control y Supervisión de Redes de Distribución de Agua*

Gerard Sanz, Ramon Pérez

*Aprendizaje colaborativo e interinstitucional en entornos virtuales*

Antonio Javier Barragán Piña, José Manuel Andújar Márquez, Yolanda Ceada Garrido, Eloy Irigoyen Gordo, Fernando Artaza Fano, Vicente Gómez Garay

*HERRAMIENTA DE SIMULACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE UN BIORREACTOR DISCONTINUO*

Adrián Casimiro Álvarez, Javier de Pedro López, Antonio Coca Riega, Diego García-Ordás

*PLATAFORMA ROBÓTICA DE BAJO COSTE Y RECURSOS LIMITADOS BASADA EN ARDUINO Y DISPOSITIVOS MÓVILES*

A. Soriano, L. Marín, R. Juan, J. Cazalilla, A. Valera, M. Vallés, P. Albertos

*Desarrollo de plantas industriales virtuales para el aprendizaje de la automatización*

Rodríguez Díaz, Francisco; Moreno Úbeda, José Carlos; Pawlowski, Andrzej; Sánchez Molina, Jorge Antonio; López, Antonio

*Herramienta basada en SCORM para la integración automática de Laboratorios Online en LMS*

Ildefonso Ruano Ruano, Juan Gómez Ortega, Javier Gámez García, Elisabet Estévez Estévez

*DESARROLLO DE UN EQUIPO DIDACTICO PARA LAS MATERIAS DE CONTROL DE PROCESOS DE LOS GRADOS DE INGENIERIA DE LA RAMA INDUSTRIAL Y DE SISTEMAS TIC*

Teresa Escobet Canal, Antonio Escobet Canal, Juan Martínez Domence

*APLICACIÓN DE CONTROL CON LABVIEW PARA EL SIEMENS S7-1200, EN RED LOCAL O INTERNET*

Eduardo J. Moya de la Torre, Francisco J. García Ruíz, Israel Surribas Planas

*SISTEMAS DE CONTROL POR COMPUTADOR - UNIFICACIÓN DE CRITERIOS*

José Luis Casteleiro-Roca, José Luis Calvo-Rolle, Ramón Ferreiro García

# Ingeniería de Control

*Control Multivariable QFT para la Dinámica Longitudinal de un Vehículo Aéreo*

Javier Joglar Alcubilla

Joaquín Aranda Almansa

*Control de Velocidad mediante Paso de Pala para un Aerogenerador Experimental de Pequeña Potencia*

Sergio Fragoso Herrera, Francisco Vázquez Serrano, Fernando Morilla García

*Control Multivariable Descentralizado para un Aerogenerador Experimental de Pequeña Potencia*

Sergio Fragoso Herrera, Francisco Vázquez Serrano, Fernando Morilla García

*Modelado y control de un vehículo eléctrico mediante una estrategia de control predictivo basado en modelo*

Agustín Pérez Castro, Julio Elias Normey Rico, José Luis Guzmán Sánchez, Manuel Berenguel Soria

*Estrategia para la corrección de modelos no lineales variantes en el tiempo mediante estimación de parámetros: Aplicación al control predictivo y a la diagnosis de sistemas*

Agustín Pérez Castro, José Sánchez Moreno, José Luis Guzmán Sánchez

*Sistema experto para la determinación de referencias en el proceso de elaboración de aceite de oliva virgen*

P. Cano Marchal, D. Martínez Gila, J. Gámez García, J. Gómez Ortega

**DISEÑO DE LOS CONTROLADORES DE LOS SISTEMAS DE VACÍO Y TEMPERATURA DE UN REACTOR AGITADO**

Ferran Babot Branzuela, Ramon Costa Castelló

**LA ADMINISTRACIÓN DE RECURSOS APLICADA AL MANTENIMIENTO DE DISPOSITIVOS DE CAMPO**

Ramón Ferreiro García, José Luis Calvo-Rolle, José Luis Casteleiro-Roca, Manuel Romero Gómez

*Estimación Garantista de la Posición de un Quadrotor con GPS*

Ramón A. García, Manuel G. Ortega, Francisco R. Rubio y Guilherme V. Raffo

**DISEÑO DE CONTROLADORES POR ADELANTO PARA INVERSIÓN DE RETARDO NO REALIZABLE**

C. Rodríguez, J.L. Guzmán, M. Berenguel, T. Häggglund, J.E. Normey-Rico

*Restricciones en el Valor de los Enlaces de Comunicación en un Sistema de Control Coalicional*

Francisco Javier Muros Ponce, Jose María Maestre Torreblanca, Encarnación Algaba Durán, Eduardo Fernández Camacho

**ADMINISTRACIÓN DE RECURSOS REFORZADA MEDIANTE SUPERVISIÓN DE ELEMENTOS FINALES DE CONTROL**

Ramón Ferreiro García, José Luis Calvo-Rolle, José Luis Casteleiro-Roca, Manuel Romero Gómez, Alberto Demiguel Catoria

*Control No Lineal Iterativo de Modelos de Maniobra de Vehículos Marinos*

Elías Revestido, M. Tomás-Rodríguez (b), Francisco J. Velasco

*A ROBUST GRID SIDE CONVERTER CONTROL FOR WIND TURBINE SYSTEM BASED ON DOUBLE FEED INDUCTION GENERATOR*

Oscar Barambones, José María González de Durana and Patxi Alkorta

*Plataforma para monitorización y control distribuidos basada en 802.15.4*

Conrado Arquer, Luis Orihuela, Francisco R. Rubio

*DETECCION DE FALLOS CON VALIDACION PROBABILISTICA*

Joaquim Blesa, Amalia Luque, Teodoro Alamo, Fabrizio Dabbene

*CONTROL DE ACTITUD DE UN COHETE DE SONDEO ATMOSFERICO*

Pau Manent, Joseba Quevedo, Bernardo Morcego

*Desarrollo de una herramienta para el análisis de datos multi-criterio. Aplicación en el ajuste de controladores del tipo PID.*

Alberto Pajares Ferrando, Francesc Xavier Blasco Ferragud, Gilberto Reynoso-Meza, Juan Manuel Herrero Dura

*CONTROL DE POSICIÓN Y ORIENTACIÓN DE UNA PLATAFORMA OMNIDIRECCIONAL NO-HOLONOMA*

Pablo Bengoa Ganado, Josu Larrañaga Leturia, Eloy Irigoyen

*Validación experimental de estrategias de reducción del consumo de sensores inalámbricos en sistemas de control en red.*

Ignacio Peñarrocha, Adrian Dinu, Roberto Sanchis

*SISTEMA DE DETECCIÓN DE FALLOS BASADO EN TÉCNICAS DE ERROR ACOTADO Y UMBRAL DINÁMICO*

José Manuel Bravo Caro

*Diseño Óptimo Multiobjetivo de PIDs para el Control de Temperatura en Cavidades Microondas*

S. Garcia-Nieto, G. Reynoso-Meza, F. Peñaranda-Foix, A. Borrell

*Diseño e implementación en UAVs de un sistema de control de formación de vuelo basado en SMRC*

Ignacio Ribelles, Alejandro Vignoni, Sergio García-Nieto, Jesús Picó

*OBSERVATION OF THE INTERNAL STATES OF A PEMFC ANODE GAS CHANNEL*

J. Luna, C. Batlle, C. Kunusch, J. Riera, M.L. Sarmiento-Carnevali, M. Serra

## Modelado y Simulación de Sistemas Dinámicos

*Modelo para la generación de datos de consumo energético residencial basado en un enfoque probabilístico*

J.K. Gruber, M. Prodanovic

*PROGRAMACIÓN DE CONTROLADOR PREDICTIVO EN ECOSIMPRO E IMPLEMENTACIÓN EN PLANTA DE DISTRIBUCIÓN DE OXÍGENO*

Juan David Tejerina, Rubén Martí, Daniel Navia, César de Prada

*PREDICTOR NO PARAMÉTRICO BASADO EN TÉCNICAS DE ERROR ACOTADO*

José Manuel Bravo Caro

*Modelo simplificado y orientado al control de sistemas de refrigeración*

Guillermo Bejarano, Manuel G. Ortega, Francisco R. Rubio, Fernando Morilla

*Estudio de la interacción del fuselaje y el movimiento de aleteo de las palas del rotor principal en un helicóptero*  
Salvador Castillo-Rivera, María Tomás-Rodríguez, G. Nicolás Marichal Plasencia, Ángela Hernández López

*TENSIONES INDUCIDAS EN CABLES DE ALTA TENSIÓN*  
Miguel Angel Calafat Torres, Matilde Santos Peñas

*SIMULACIÓN Y CONTROL DE COMPRESORES CENTRÍFUGOS USANDO ECOSIMPRO*  
Tania Rodríguez Blanco, Daniel Sarabia Ortiz, César de Prada Moraga, José Luis Morales

*CONCURRENT AND DISTRIBUTED SYSTEMS ANALYSIS USING COLORED PETRI NETS*  
Jenaro Nosedal Sánchez, Olatunde Baruwa, Miquel Àngel Piera Eroles

*DESARROLLO Y VALIDACIÓN EXPERIMENTAL DE UN MODELO DINÁMICO PARA UN VEHÍCULO ELÉCTRICO CON MOTORES EN LAS RUEDAS*  
David Marcos, Carlos Bordons, Johan Wideberg, Daniel A. Mántaras, Pablo Luque.

*MODELO NARMAX DE PH EN UN FOTOBIORREACTOR TUBULAR DE MICROALGAS*  
I. Fernández, G.A. Andrade, J.L. Guzmán, M. Berenguel, D.J. Pagano

*Identificación de un modelo pasivo para la grúa Inteco 3D Crane e implementación en EJS*  
Pablo Falcón, Antonio Barreiro, Miguel D. Cacho, Emma Delgado

*Intercambio de Modelos entre Herramientas de Simulación con Functional Mock-up Interface (FMI)*  
Javier Bonilla, José Domingo Álvarez, Lidia Roca, Alberto de la Calle, Luis José Yebra, Francisco Rodríguez

*Modelado del reactor químico del proceso BTO mediante redes neuronales artificiales*  
Gorka Sorrosal, Eloy Irigoyen, Cruz E. Borges, Ainhoa Alonso

*ANÁLISIS DEL PROBLEMA DE EXPLOSIÓN DE ESTADOS EN SISTEMAS DISCRETOS BASADO EN EL CUBO RUBIK*  
Emilio Jimenez Macias, Francisco Javier Leiva Lazaro, Juan Ignacio Latorre Biel, Mercedes Perez de la Parte

*MODELADO DE UN PROCESO DE EXTRUSIÓN EN ALIMENTACIÓN*  
Eduardo J. Moya de la Torre, F. Javier Antolín Jiménez, Alfonso Poncela Méndez, Oscar F. Calvo Martínez

*Reducción de modelos en Biología Sintética: Modelado y simulación de ruido y variabilidad en expresión genética.*  
Yadira Boada, Alejandro Vignoni, Jesús Picó

## Robótica

*Desarrollo de una clase en Matlab para la simulación realista de robots seriales*  
R. Morales, A. Sanchez, F. Badesa, N. Garcia-Aracil, C. Perez, J.M. Sabater

*GEOMETRIC HYBRID PATH PLANNING FROM THE ARTIFICIAL POTENTIAL FIELD METHOD*  
Cristian C. Rincón, Edwar Jacinto G. y Fredy H. Martínez S.

**DISEÑO Y DESARROLLO DE ROBOT MÓVIL PARA TRANSPORTE Y DISPENSACIÓN DE MEDICAMENTOS**

Roberto Pinillos, Salvador Domínguez, Eduardo Zalama, Jaime Gómez García-Bermejo, Ángel de Miguel Navares

**Manipulación de Objetos con dos Dedos Usando Información Táctil**

Andrés Montaña, Raúl Suárez

**Búsqueda de prensiones con force-closure de objetos 2D articulados con 2 eslabones**

Noé Alvarado Tovar, Raúl Suárez

**SOLUCIÓN AL PROBLEMA DE SLAM EMPLEANDO SGD CON IMÁGENES OMNIDIRECCIONALES**

David Valiente, Arturo Gil, Miguel Juliá, Lorenzo Fernández, Óscar Reinoso

**CONTROL VISUAL EMBEBIDO PARA EL POSICIONAMIENTO AUTÓNOMO DE UN HEXACÓPTERO**

Javier Pérez, Jorge Pomares, Gabriel J. García, F. Torres

**LOCALIZACIÓN ASISTIDA POR GPS PARA ROBOTS MÓVILES EN CONFIGURACIÓN ACKERMANN DE RECURSOS LIMITADOS**

Leonardo Marín, Ángel Soriano, Vicent Mayans, Marina Vallés, Ángel Valera, Pedro Albertos

**IMPLEMENTACIÓN DE CONTROLADORES FUERZA Y POSICIÓN PARA UN MANIPULADOR PARALELO DE 3DOF**

Jose I. Casalilla, Miguel Corberán, M. Díaz-Rodríguez, Ángel Valera, Vicente Mata, Marina Vallés

**Fusión sensorial de visión, fuerza y aceleración para el control de robots manipuladores con movimientos restringidos.**

Alejandro Sánchez García, Javier Gámez García, Juan Gómez Ortega

**Mejora de las Capacidades de un Robot Mini-Humanoide en la Tarea de Subir y Bajar Escaleras**

Wilmer Cardenas Pilatuña, Félix Rodríguez Cañadillas, Alberto Jardón Huete

**Control de posición/fuerza de un robot antropomórfico basado en control predictivo**

J. de la Casa Cárdenas, J. Gámez García, J. Gómez Ortega

**Hacia una arquitectura de exploración multirobot distribuida para entornos no controlados**

Miguel Juliá, Oscar Reinoso, Luis Payá, Francisco Amorós, David Úbeda

**DISEÑO DE UN DISPOSITIVO HÁPTICO DE BAJA RESOLUCIÓN BASADO EN SMA PARA APLICACIÓN EN TELEROBÓTICA**

Francisco Javier Tormo, Jaime Masiá, Juan Ramón Rufino, José Ferri, Borja Mansilla

**Cálculo automático de secuencias de ensamblado basado en una técnica de agrupación para la construcción de estructuras mediante equipos de robots**

Álvaro Sempere, Ivan Maza y Aníbal Ollero

# SOLUCIÓN AL PROBLEMA DE SLAM EMPLEANDO SGD CON IMÁGENES OMNIDIRECCIONALES

David Valiente, Arturo Gil, Miguel Juliá, Lorenzo Fernández, Óscar Reinoso.

Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática.

Universidad Miguel Hernández, Avda. de la Universidad s/n, Elche (Alicante).

dvaliente@umh.es, arturo.gil@umh.es, mjulia@umh.es, l.fernandez@umh.es, o.reinoso@umh.es

## Resumen

*Este trabajo aborda el problema de SLAM (Simultaneous Localization and Mapping), y presenta una solución basada en el algoritmo SGD (Stochastic Gradient Descent). En concreto se plantea un modelo basado en imágenes omnidireccionales. Entre las aplicaciones de la robótica móvil nunca ha sido evaluado el funcionamiento de SGD junto con la información del entorno ofrecida por este tipo de imágenes. Este artículo sugiere el empleo de SGD en un sistema de SLAM, el cual explota los beneficios proporcionados por una cámara omnidireccional. Se presentan diversas mejoras sobre el modelo general de SGD para lograr su adaptación al caso de observación omnidireccional, cuya naturaleza es angular y sin escala. Esta nueva propuesta basada en SGD reduce los indeseados efectos producidos por los errores no lineales introducidos en el sistema, los cuales comprometen la convergencia de los modelos tradicionales de estimación, como los filtros. Confiamos en un modelo de construcción del mapa eficiente, constituido por un conjunto reducido de vistas omnidireccionales. En contraste con los esquemas tradicionales de SGD que únicamente procesan una medida de observación por iteración del proceso, proponemos una estrategia que considera varias medidas simultáneamente, con el objetivo de mejorar la velocidad de convergencia de la estimación. Presentamos diferentes conjuntos de experimentos con la intención de validar este nuevo modelo propuesto basado en SGD con medidas de observación omnidireccionales. Finalmente, comparamos dichos resultados con los obtenidos empleando un modelo tradicional de SGD, con la finalidad de demostrar los beneficios esperados en términos de eficiencia.*

**Palabras clave:** SLAM, SLAM visual, imagen omnidireccional, SGD.

## 1. INTRODUCCIÓN

El problema de SLAM es un aspecto fundamental en el ámbito de la robótica móvil ya que la representación del entorno es esencial para propósitos de navegación. Construir un mapa implica un proceso complejo puesto que debe realizarse de

manera incremental, y además debe calcularse simultáneamente la localización del robot dentro del mismo. Obtener coherencia en el mapa generado es problemático cuando existe ruido añadido por los sensores, el cual afecta gravemente a la estimación de dicho mapa y del camino seguido por el robot. Tradicionalmente, los esquemas de SLAM se han clasificado en base al modelo de representación del mapa, al algoritmo de estimación y al tipo de sensor encargado de adquirir información del entorno. El uso de sensores láser [1] es muy extendido para la obtención de representaciones como los mapas de ocupación [13] y los mapas basados en marcas [10]. Recientemente, el uso de información visual ha establecido una tendencia hacia la utilización de cámaras digitales. Estos sensores ofrecen grandes mejoras con respecto a los tradicionales sensores láser, como la cantidad de información ofrecida del entorno, codificada en una única imagen. Pese a no ser tan precisos, son más ligeros, baratos y eficientes en cuanto a consumo se refiere. Respecto a la configuración posible, existen ejemplos basados en el par estéreo [5], donde se extraen medidas referidas a un conjunto de marcas 3D, o bien otros trabajos [2, 9] donde se emplea una única cámara para calcular la parametrización inversa que determina marcas 3D, debido a la falta de una medida de profundidad. Otras propuestas [8] han combinado dos cámaras omnidireccionales para aprovechar las ventajas del modelo estéreo junto con el amplio campo de visión que proveen las imágenes omnidireccionales para codificar gran cantidad de información por imagen. Además del sensor y del modelo de representación, el tipo de algoritmo es básico para la generación de una estimación válida para el problema de SLAM. Entre los más extendidos se encuentran el EKF (*Extended Kalman Filter*) [4], el filtro de partículas *Rao-Blackwellized* [10] y los algoritmos *offline* como SGD [7].

Por tanto, el éxito de un modelo eficiente de SLAM depende directamente de la correcta combinación de los anteriores parámetros. Existe un gran número de trabajos que tratan con modelos de representación basados en la obtención de marcas 3D en un sistema de representación general [4, 5, 3, 2]. Se fundamentan en la capaci-

dad del filtro EKF para converger en una solución válida para el problema de SLAM. Más recientemente [14], propone un modelo de representación diferente, donde el mapa se constituye con la posición y orientación de un conjunto reducido de vistas del entorno, siendo mucho más compacta la representación final. El hecho más destacable es la capacidad de obtener un movimiento relativo entre dos vistas, que coincide con dos posiciones del robot, y por tanto permite su localización en el mapa. Sin embargo, todos estos esquemas basados en EKF presentan grandes problemas de convergencia ante la presencia de errores no gaussianos, normalmente introducidos por las medidas de observación y que involucran una gran problemática en el proceso de asociación de datos [11]. En este sentido, una observación visual como es la omnidireccional es muy susceptible de generar no linealidades causantes de estos errores.

La problemática asociada con la convergencia del EKF nos hace sugerir el uso de SGD para contrarrestar dichos efectos dañinos. El objetivo principal trata de beneficiarse del uso de imágenes omnidireccionales, y por ello el esquema tradicional de SGD ha de ser adaptado y mejorado para trabajar con dichas imágenes. Sin embargo, la convergencia de la solución sigue sin ser trivial para un algoritmo SGD cuando existe ambigüedad en la escala. Por tanto, también proponemos una nueva estrategia para procesar medidas de observación de manera simultánea, a diferencia del SGD tradicional. Se han tenido en cuenta ciertos detalles de la implementación que evitan que esta nueva estrategia pueda causar un mayor coste computacional o cuellos de botella. El artículo se estructura como sigue: La Sección 2 plantea el problema de SLAM dentro del contexto de aplicación. A continuación, en la Sección 3 se detallan las especificaciones del algoritmo SGD. La Sección 4 describe las contribuciones a destacar de esta propuesta. En la Sección 5 se muestran los resultados experimentales que evalúan la validez del modelo y sus beneficios esperados. Finalmente, la Sección 6 realiza un análisis de los resultados con el fin de extraer conclusiones.

## 2. SLAM

De un modelo de SLAM visual se espera fiabilidad en la estimación calculada de la posición del robot dentro de un cierto entorno, cuya localización también debe quedar determinada. En este trabajo se emplea un mapa compuesto por un conjunto de imágenes capturadas en distintas posiciones por las que el robot explora el entorno, nombradas como vistas. Dichas vistas no representan ninguna marca física ya que en realidad constan

de una imagen omnidireccional, de su posición de captura  $x_l = (x_l, y_l, \theta_l)$ , y de un conjunto de puntos significativos extraídos de la propia vista. Tal configuración permite sacar el máximo partido a la información entregada por una única imagen, gracias a su amplio campo de visión. Como consecuencia se consigue una importante reducción en el número de variables a estimar en la solución.

La posición del robot queda definida como  $x_v = (x_v, y_v, \theta_v)^T$ . Cada vista  $n \in [1, \dots, N]$  se determina por su posición  $x_{l_n} = (x_n, y_n, \theta_n)_i^T$ , su incertidumbre  $P_{l_n}$  y un conjunto  $M$  de puntos de interés  $p_j$  expresado en coordenadas de imagen. A cada punto se le asocia un descriptor visual  $d_j$ ,  $j = 1, \dots, M$ .

Finalmente, el vector de estado para las variables del problema es el siguiente:

$$\bar{x} = [x_v \quad x_{l_1} \quad x_{l_2} \quad \dots \quad x_{l_n}]^T \quad (1)$$

Un ejemplo ilustrativo de construcción del mapa se detalla en la Figura 1.

### 2.1. MODELO DE OBSERVACIÓN

Según el modelo de representación basado en vistas, es necesario describir un modelo de observación en concordancia con el anterior. La versatilidad de emplear imágenes omnidireccionales hace posible obtener una medida de observación que relaciona la transformación relativa entre dos imágenes con la transformación relativa entre las dos posiciones donde fueron adquiridas dichas imágenes [14], tal y como se puede observar en la Figura 1. Para la obtención de la transformación, sólo son necesarias dos imágenes y el conjunto de puntos correspondientes que se extrae entre ambas. El modelo de observación se describe como:

$$z_t = \begin{pmatrix} \phi \\ \beta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \arctan\left(\frac{y_{l_n} - y_v}{x_{l_n} - x_v}\right) - \theta_v \\ \theta_{l_n} - \theta_v \end{pmatrix} \quad (2)$$

donde  $\phi$  es el ángulo que forma el robot al observar la posición de una vista  $N$  y  $\beta$  es la orientación relativa entre la vista observada y la imagen actual sobre la posición del robot. La vista  $N$  queda representada por  $x_{l_n} = (x_{l_n}, y_{l_n}, \theta_{l_n})$ , mientras que la posición del robot se representa como  $x_v = (x_v, y_v, \theta_v)$ . Ambas medidas  $(\phi, \beta)$  son mostradas en la Figura 1.

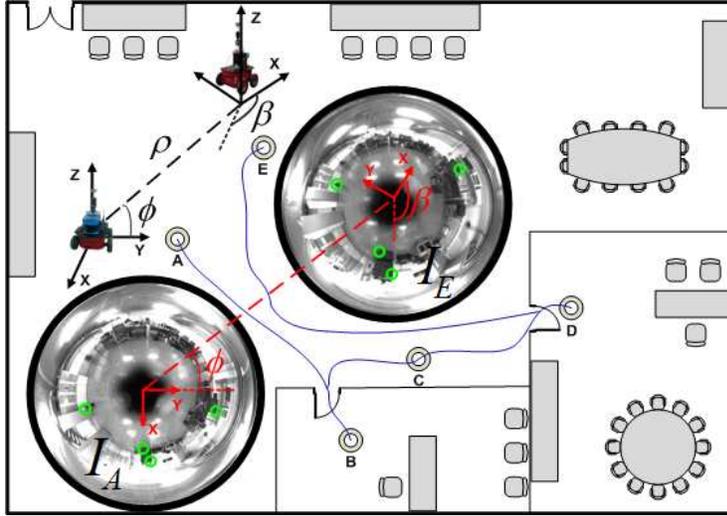


Figura 1: Proceso de construcción del mapa. El origen se establece en  $A$ , donde el robot almacena la vista  $I_A$ . El robot explora el entorno mientras compara la imagen actual con la vista  $I_A$ . Cuando ninguna correspondencia entre imágenes puede ser extraída, se inicializa una nueva vista, en este caso  $I_B$  en la posición  $B$ . El proceso continúa hasta que el mapa del entorno queda determinado con el resto de vistas,  $I_C$ ,  $I_D$ . Además se muestra la transformación relativa entre las posiciones  $A$  y  $E$  y sus correspondientes vistas asociadas  $I_A$  e  $I_E$ .

### 3. MAPAS DE MÁXIMA VEROSIMILITUD

#### 3.1. ESPECIFICACIONES DEL PROBLEMA

Los modelos de mapa basados en grafos se componen por un conjunto de nodos que definen las posiciones recorridas por el robot y las marcas inicializadas en el mapa. El vector de estado  $s_t$  codifica esta representación a través del conjunto de variables definidas como:

$$s_t = [(x_0, y_0, \theta_0), (x_1, y_1, \theta_1) \dots (x_n, y_n, \theta_n)] \quad (3)$$

siendo  $(x_n, y_n, \theta_n)$  las coordenadas 2D y la orientación en el sistema de referencia general. Por otro lado, existe un subconjunto de aristas que representan las relaciones entre nodos a partir de la distancia calculada por la odometría, o bien por las medidas de observación que entregan los sistemas sensoriales. Ambas medidas son comúnmente conocidas como restricciones y expresadas como  $\delta_{ji}$ , donde  $j$  indica el nodo observado, visto desde el nodo  $i$ . El propósito general de estos modelos [12, 7] es minimizar la probabilidad de error total que presentan las restricciones:

$$P_{ji}(s) \propto \eta \exp\left(-\frac{1}{2}(f_{ji}(s) - \delta_{ji})^T \Omega_{ji} (f_{ji}(s) - \delta_{ji})\right) \quad (4)$$

donde  $f_{ji}(s)$  es una función dependiente del estado  $s_t$  y de los nodos  $j$  y  $i$ . La diferencia entre  $f_{ji}(s)$  y  $\delta_{ji}$  es el error de desviación entre ambos nodos.

Este término de error se pondera por la matriz de información:

$$\Omega_{ji} = \Sigma_{ji}^{-1} \quad (5)$$

donde  $\Sigma_{ji}^{-1}$  es la inversa de la covarianza asociada, la cual introduce la incertidumbre en las medidas de observación. Si se asume notación logarítmica se obtiene:

$$F_{ji}(s) \propto (f_{ji}(s) - \delta_{ji})^T \Omega_{ji} (f_{ji}(s) - \delta_{ji}) \quad (6)$$

$$= e_{ji}(s)^T \Omega_{ji} e_{ji}(s) = r_{ji}(s)^T \Omega_{ji} r_{ji}(s) \quad (7)$$

siendo  $e_{ji}(s)$  el error calculado como  $f_{ji}(s) - \delta_{ji}(s)$ , también referido como  $r_{ji}(s)$  con el fin de enfatizar su condición de residuo. En general, el problema global persigue la minimización de la función objetivo que representa el error de todas las observaciones o restricciones como:

$$F(s) = \sum_{\langle j,i \rangle \in G} F_{ji}(s) = \sum_{\langle j,i \rangle \in G} r_{ji}(s)^T \Omega_{ji} r_{ji}(s) \quad (8)$$

donde  $G = \{\langle j_1, i_1 \rangle, \langle j_2, i_2 \rangle \dots\}$  determina el subconjunto específico de restricciones que constituyen el mapa, ya sean de odometría o relativas a las medidas de observación.

#### 3.2. SOLUCIÓN AL PROBLEMA: SGD

Una vez presentada la formulación del problema, ahora se detalla el algoritmo encargado de resolverlo: SGD. Su misión es calcular una estimación

válida para el problema de SLAM de manera iterativa. En concreto, minimiza (8) mediante un proceso de optimización basado en mínimos cuadrados. El vector de estado se obtiene como:

$$s_{t+1} = s_t + \Delta s \quad (9)$$

donde  $\Delta s$  expresa una cierta actualización sobre  $s_t$ , término que se genera secuencialmente a través de un procedimiento de optimización donde las restricciones actúan como entradas. Hay que destacar que en el caso general de SGD, dicha actualización se calcula independientemente en cada paso con una única restricción, es decir  $\Delta s_n = f(\delta_{ji})$ . La expresión general que relaciona la transición de estados entre  $s_t$  y  $s_{t+1}$  tiene la forma:

$$s_{t+1} = s_t + \lambda \cdot H^{-1} J_{ji}^T \Omega_{ji} r_{ji} \quad (10)$$

- $J_{ji}$  es la Jacobiana de  $f_{ji}$  con respecto de  $s_t$ ,  $J_{ji} = \frac{\partial f_{ji}}{\partial s}$ . Transforma la desviación del error en una variación espacial.
- $H$  es la matriz Hessiana calculada como  $J^T \Omega J$ , y que da forma al error a través de una matriz preconditionada para escalar las variaciones de  $J_{ji}$ . De acuerdo con [6],  $H$  puede obtenerse como:

$$H \approx \sum_{(i,j)} J_{ji} \Omega_{ji} J_{ji}^T \quad (11)$$

- $\Omega_{ji}$  es la matriz de información asociada a una restricción, y queda determinada por la inversa de la matriz de covarianza de la observación  $\Sigma_{ji}^{-1}$ , para cada restricción de observación  $\delta_{ji}$ .
- $\lambda$  es un factor de aprendizaje el cual reescala el término  $H^{-1} J_{ji}^T \Omega_{ji} r_{ji}$ . Normalmente,  $\lambda$  toma valores decrecientes según el criterio  $\lambda = 1/n$ , donde  $n$  es el número de iteración. Esta estrategia pretende acercarse rápidamente a la solución final en las primeras iteraciones. En caso de estar cerca del óptimo, se entiende que el número de iteraciones será mayor, y por tanto el paso deberá ser menor, consiguiendo así que valores más bajos de  $\lambda$  eviten posibles oscilaciones alrededor del óptimo.

Este esquema actualiza la estimación gracias a la rectificación calculada con cada restricción por iteración. A pesar de que el factor de aprendizaje reduce el peso con el cual cada restricción actualiza la estimación, el proceso puede desembocar en un modelo ineficiente para alcanzar una solución estable. Esto se debe a las posibles oscilaciones indeseadas que pueden ocurrir por la naturaleza

estocástica en la selección de restricciones. Por este motivo proponemos una optimización de dicho proceso, la cual considera la introducción en el sistema de SLAM de varias restricciones en la misma iteración. Pueden generarse dudas en cuanto al posible aumento de la carga computacional. Sin embargo, se han considerado ciertas adaptaciones y mejoras que evitan la aparición de sobrecargas en el sistema, llegando incluso a mejorar la ratio de velocidad de convergencia de la estimación. En los siguientes apartados se amplía con mayor detalle.

#### 4. SGD MODIFICADO

En primer lugar, se debe tener en cuenta la nueva definición del vector de estado  $s_t$ , el cual será tratado como un conjunto de variables incrementales:

$$s_t^{inc} = \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ \theta_0 \\ dx_1 \\ dy_1 \\ d\theta_1 \\ \dots \\ dx_n \\ dy_n \\ d\theta_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ \theta_0 \\ x_1 - x_0 \\ y_1 - y_0 \\ \theta_1 - \theta_0 \\ x_2 - x_1 \\ y_2 - y_1 \\ \theta_2 - \theta_1 \\ \dots \\ x_n - x_{n-1} \\ y_n - y_{n-1} \\ \theta_n - \theta_{n-1} \end{bmatrix} \quad (12)$$

donde  $(dx_n, dy_n, d\theta_n)$  representa la variación de posiciones consecutivas en coordenadas del sistema de referencia global. Esta codificación presenta la ventaja de actualizar más de un nodo y sus adyacentes por cada restricción. En cambio una codificación global únicamente actualiza un nodo y su adyacente por restricción. Por tanto, para una codificación incremental, el factor  $\Delta s$  (9) realiza el efecto de actualización sobre todas las posiciones ya que el vector de estado se calcula de forma diferencial. Atendiendo a la formulación definida en (1) y (3),  $x_v$ , y cada  $x_{l_n}$  se corresponden con  $(x_0, y_0, \theta_0), (x_1, y_1, \theta_1) \dots (x_n, y_n, \theta_n)$ .

Cabe destacar que en esta propuesta donde se trabaja con observaciones omnidireccionales, las ecuaciones previamente definidas para un caso general de SGD, deben ser adaptadas. De acuerdo con (2), dados dos nodos, la medida de observación permite determinar una transformación para el movimiento entre dichos dos nodos, salvo un factor de escala. Como consecuencia, deben reformularse varios términos involucrados en la estimación de la solución. A continuación se detallan los cambios y modificaciones que han se llevado a cabo:

- La primera adaptación a considerar se realiza sobre  $f_{j,i}(s)$ , diferenciando claramente entre odometría y observación visual:

$$f_{j,i}^{odo}(s) = \begin{pmatrix} dx_j \\ dy_j \\ d\theta_j \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} dx_{j-1} \\ dy_{j-1} \\ d\theta_{j-1} \end{pmatrix} + \dots + \begin{pmatrix} dx_i \\ dy_i \\ d\theta_i \end{pmatrix} \quad (13)$$

donde  $(dx_j, dy_j, d\theta_j)$  se definió en (12), y para el caso de las restricciones asociadas a la observación visual:

$$f_{j,i}^{visual}(s) = \begin{pmatrix} \arctan\left(\frac{dy_j - dy_i}{dx_j - dx_i}\right) - d\theta_i \\ d\theta_j - d\theta_i \end{pmatrix} \quad (14)$$

donde  $\phi$  y  $\beta$  se calculan directamente a partir de las medidas de observación [14] las cuales expresan la relación entre las vistas omnidireccionales y la codificación de la posición (12). Observando la Figura 1 puede definirse (2), y de modo similar (14).

- La segunda modificación tiene por objeto recalcular los términos  $J_{ji} = \frac{\partial f_{ji}}{\partial s}$ , puesto que  $f_{j,i}(s)$  ha sido reformulada. Hay que señalar la importancia de los índices correspondientes a cada nodo ya que en caso de ser  $j > i$ , o bien  $j < i$ , las derivadas resultantes varían considerablemente. Además, como se ha podido comprobar, las dimensiones de  $f_{j,i}(s)$  son distintas para el caso de la odometría y de la observación visual, hecho que hay que tener en cuenta a la hora de reajustar las dimensiones del resto de términos involucrados en la nueva implementación de SGD.

$$J_{j,i} = \frac{\partial f_{j,i}}{\partial s} = \frac{\partial f_{j,i}(s)}{\partial s} = \left[ \frac{\partial f_{j,i}(\phi)}{\partial s}, \frac{\partial f_{j,i}(\beta)}{\partial s} \right] \quad (15)$$

- La tercera modificación propuesta en este trabajo sugiere que la estimación del nuevo estado  $s_{t+1}$  sea calculada simultáneamente a partir de varias restricciones por cada iteración. Se pretende dar más peso a las medidas de observación con el objetivo de alcanzar una solución óptima más rápidamente. Obviamente, procesar más de una restricción conlleva una cierta sobrecarga del sistema. Sin embargo, hemos contrarrestado dicho efecto gracias a la reducción del coste computacional para calcular  $H$ . En un caso general,  $H$  se calcula independientemente para todas y cada una de las restricciones, es decir, se repite dicho cálculo un número de veces igual al número de restricciones existentes. Por el contrario, en nuestro caso calculamos  $H$  una única vez por cada subconjunto de restricciones que se introducen simultáneamente en el algoritmo.

Consecuentemente, la obtención de  $H$  es más eficiente y se compensan las posibles sobrecargas computacionales mencionadas.

## 5. RESULTADOS

Hemos llevado a cabo tres conjuntos de experimentos bien diferenciados para los que se ha empleado un robot Pioneer P3-AT equipado con una cámara 1280x960 y un espejo hiperbólico. En primer lugar, en la Sección 5.1 se muestran resultados de SLAM obtenidos en un entorno de simulación con el propósito de confirmar la validez del nuevo modelo de SLAM basado en SGD con vistas omnidireccionales. A continuación, la Sección 5.2 presenta una comparación entre los resultados de SLAM obtenidos con nuestra propuesta y con un algoritmo general de SGD, el cual se ha desarrollado en base a [12, 7]. Por último, en la Sección 5.3 mostramos resultados de SLAM en un entorno más amplio y realista.

### 5.1. EXPERIMENTO 1

Asegurar la convergencia de un algoritmo de SLAM es de gran importancia cuando se introduce una nueva técnica de estimación, como en este caso es SGD. Además hay que considerar ciertas modificaciones para tratar con un modelo de observación visual, lo cual añade errores no lineales. La Figura 2(a) presenta una simulación en un entorno de  $20 \times 20m$ , donde el robot recorre aproximadamente  $300m$ . El camino real se muestra en línea continua, la odometría en línea a trazos, mientras que la solución estimada se representa con línea punteada. Un conjunto de vistas han sido situadas aleatoriamente a lo largo de la trayectoria. Su emplazamiento se ha controlado mediante una ratio de similitud de apariencia entre imágenes, de modo que se asegure la inicialización de una vista cuando la apariencia de la imagen actual y las vistas del mapa varíe significativamente. El número de iteraciones se ha fijado en 25. En la Figura 2(a) puede observarse la estimación final, la cual sigue a la trayectoria real, y que logra rectificar el valor inicial de la odometría mediante la introducción de las observaciones, con un error RMS aproximado de  $0.5m$ , frente a los  $5m$  de la odometría. La Figura 2(b) muestra la tendencia decreciente en la evolución de la probabilidad de error  $P_{ji}(s)$  en (4) asociada a las restricciones, expresada en términos logarítmicos como  $F(s)$  en (8), frente al número de iteraciones. Por tanto, se confirma la viabilidad del nuevo modelo propuesto de SGD, ya que la solución generada es válida para el problema de SLAM con imágenes omnidireccionales.

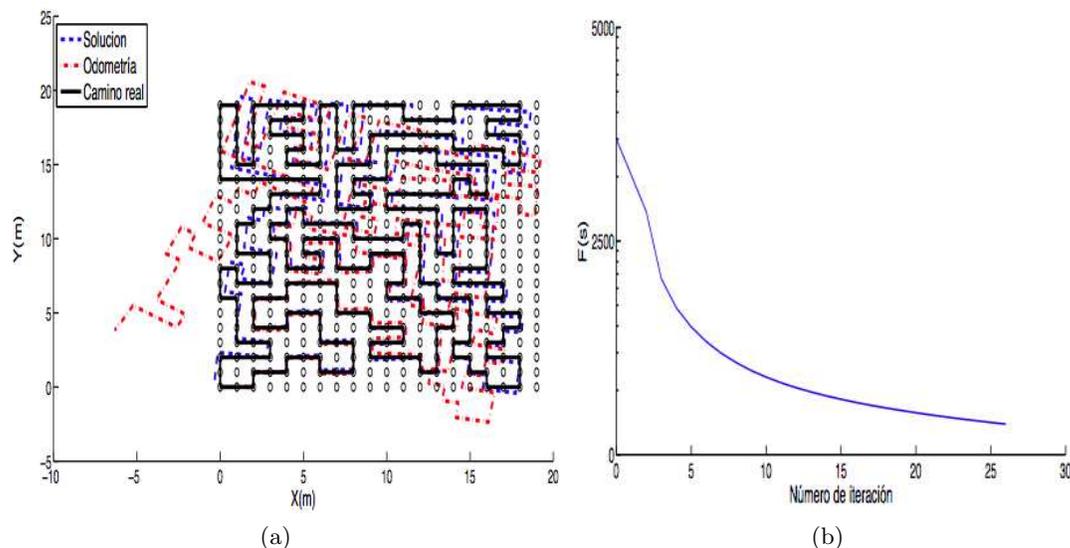


Figura 2: La Figura 2(a) muestra el mapa obtenido con el modelo propuesto en un entorno de  $20 \times 20m$ , con el camino real (línea continua), odometría (línea a trazos) y estimación (línea punteada). La Figura 2(b) muestra el error acumulado por las restricciones  $F(s)$  frente al número de iteraciones.

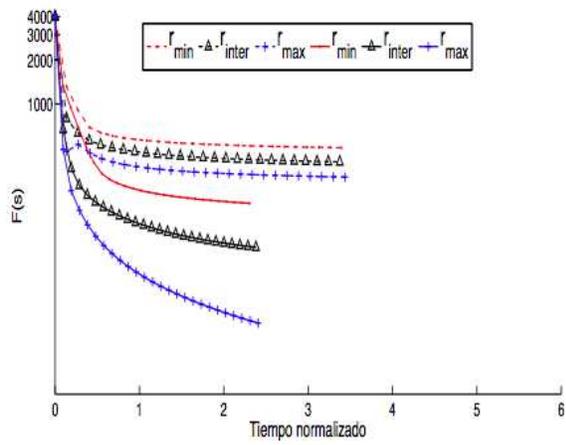
## 5.2. COMPARACIÓN DE RESULTADOS

El siguiente experimento ha sido planteado con la intención de comparar nuestra propuesta con un algoritmo general de SGD en términos de eficiencia. Proponemos una estrategia que introduce varias restricciones de observación simultáneamente en el sistema. El objeto principal es mejorar la velocidad de convergencia a la hora de lograr la estimación final. En este sentido, hemos llevado a cabo un experimento de SLAM donde el robot recorre  $50m$  en un entorno dado. De nuevo, el número de vistas en el mapa ha sido simulado siguiendo la misma política mencionada anteriormente. Este experimento ha sido repetido 200 veces a partir de la misma odometría inicial, lo cual da solidez y consistencia a los valores medios obtenidos. Ambos métodos han sido comparados, el SGD tradicional y el aquí propuesto. Se ha variado el número de vistas  $N$  que el robot es capaz de observar desde cada posición. El radio de observación del robot  $r$  también ha sido variado. La Figura 3 presenta resultados para el error acumulado por las restricciones  $F(s)$  de todas las restricciones, siendo ésta la función objetivo que el algoritmo de SGD pretende minimizar. Comparamos la solución obtenida con nuestra propuesta, representada con línea continua, frente a la obtenida con un algoritmo general de SGD, representada con línea punteada. Las Figuras 3(a), 3(b) y 3(c) representan  $F(s)$  cuando el robot observa  $N=2$ ,  $N=4$  y  $N=8$  vistas, respectivamente. Puesto que buscamos obtener una comparación realista, el eje  $x$ , que originalmente representaba el número de

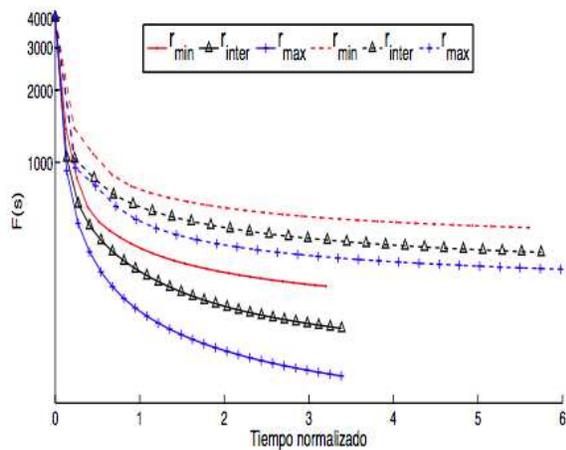
iteración, se ha transformado en una variable de tiempo normalizada que permite una comparación fiable entre ambos métodos. Esta conversión tiene un mero efecto de simplicidad, ya que el tiempo empleado en cada iteración depende del número de vistas observadas  $N$ . En términos de eficiencia, puede comprobarse que la solución generada por el modelo propuesto mejora la solución entregada por el método básico de SGD. Esta conclusión se deduce al observar la pendiente de caída de  $F(s)$ , factor que demuestra mayor velocidad de convergencia. Este efecto surge como principal resultado de combinar varias restricciones de observación en una misma iteración, en lugar de únicamente una. También es destacable la relevancia del radio de observación del vehículo  $r$ . Como puede verse en las Figuras 3(a), 3(b) y 3(c), valores mayores de  $r$  generan mejores velocidades de convergencia en detrimento de valores más pequeños. Esto se debe a que la medida de observación omnidireccional es angular y sin escala, lo cual hace que las vistas más alejadas que observa el robot sean las que proporcionen una medida más consistente para localizar al mismo.

## 5.3. EXPERIMENTO 2

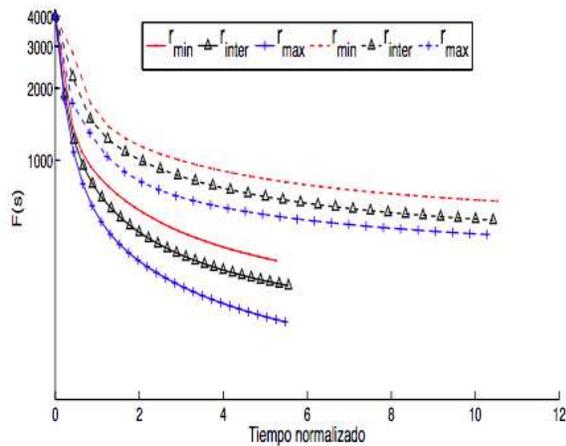
Este experimento tiene por objeto testear el funcionamiento de esta propuesta ante una situación más realista, la cual se define con un entorno de tipo oficina de dimensiones  $20 \times 40m$  por donde navega el robot. Se añaden elementos típicos obstructores como son puertas y paredes. La Figura 4 describe el camino real con línea continua, la odometría con línea a trazos y la solución estimada



(a)



(b)



(c)

Figura 3: Error acumulado por las restricciones  $F(s)$  frente al tiempo en un experimento de SLAM. Se muestran los valores obtenidos con el modelo propuesto (línea continua) y con un modelo general de SGD (línea punteada). Las Figuras 3(a), 3(b) y 3(c) muestran  $F(s)$  cuando el número de vistas observadas es  $N=2$ ,  $N=4$  y  $N=8$  respectivamente. Se presentan varios valores del radio de observación:  $r_{min}$ ,  $r_{inter}$  y  $r_{max}$ .

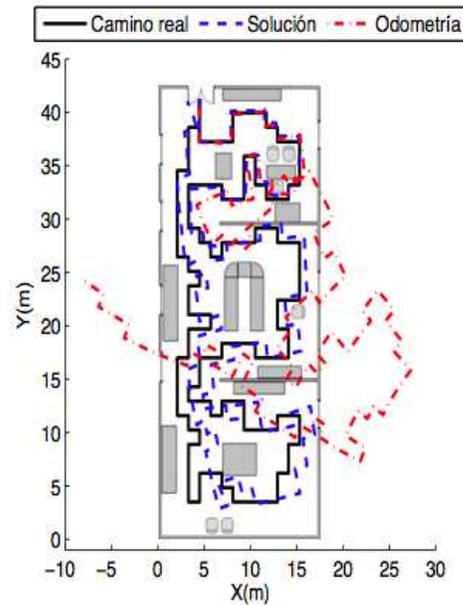


Figura 4: Resultados de SLAM en un entorno de oficinas de 20x40m. Se muestra el camino real (línea continua), la odometría (línea a trazos) y la solución estimada (línea punteada).

con línea punteada. El algoritmo consigue generar una solución aceptable con sólo 15 iteraciones, y cuya topología se asemeja al camino real. Por contra el error de la odometría crece sin límites. El error RMS se aproxima a 1m, frente a los 10m de la odometría. La Figura 5 muestra una comparativa de la evolución del error acumulado por las restricciones  $F(s)$  frente al tiempo para ambos modelos. Nuevamente, se demuestra la mayor capacidad de esta propuesta para alcanzar más rápidamente la solución, lo que implica mejor eficiencia. En este caso concreto, queda de manifiesto que el modelo propuesto presenta una velocidad de convergencia aproximadamente 6 veces mejor que la de un modelo tradicional de SGD.

## 6. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha presentado un modelo de SGD para el problema de SLAM basado en imágenes omnidireccionales. La intención de esta propuesta ha sido la de contrarrestar las inestabilidades y efectos dañinos que provocan los errores no lineales y que comprometen gravemente la convergencia de los métodos tradicionales de SLAM, como por ejemplo el EKF. El mayor responsable de estos errores suele ser el tipo de observación visual, y en especial la omnidireccional. Hemos confiado en un modelo de SLAM visual que representa el entorno con un número muy reducido de vistas. La obtención de la posición del robot se

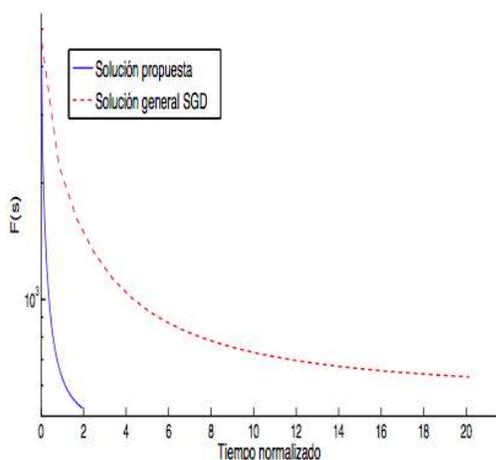


Figura 5: Comparativa del error acumulado por las restricciones  $F(s)$  del modelo propuesto (línea continua) y del modelo general de SGD (línea punteada).

calcula con un esquema eficiente de comparación entre vistas, el cual proporciona directamente la transformación de movimiento entre dos posiciones. Se ha modificado el algoritmo general de SGD para trabajar con un modelo de observación omnidireccional. Además, se ha definido una nueva estrategia para procesar simultáneamente varias restricciones de observación en la misma iteración del SGD. Hemos mostrado resultados de SLAM que demuestran la validez de esta nueva propuesta para trabajar con imágenes omnidireccionales, así como también se ha comparado frente al modelo general de SGD. En consecuencia, se demuestra la confiabilidad de dicha propuesta, así como también las mejoras y beneficios obtenidos en términos de eficiencia.

### Agradecimientos

Este trabajo ha sido posible en parte gracias al proyecto DPI2010-15308 del Ministerio de Ciencia e Innovación, titulado "Exploración integrada de entornos mediante robots cooperativos para la creación de mapas 3D visuales y topológicos que puedan ser usados en navegación con 6 grados de libertad".

### Referencias

- [1] Y. Chou and L. Jing-Sin. A robotic indoor 3D mapping system using a 2D laser range finder mounted on a rotating four-bar linkage of a mobile platform. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 10, 2013.
- [2] J. Civera, A. J. Davison, and J. M. Martínez Montiel. Inverse depth parametrization for monocular SLAM. *IEEE Transactions on Robotics*, 24:932–945, 2008.
- [3] A. J. Davison, Y. Gonzalez Cid, and N. Kita. Real-time 3D SLAM with wide-angle vision. In *Proceedings of the 5th IFAC/EURON Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles*, pages 117–124, Lisbon, Portugal, 2004.
- [4] A. J. Davison and D. M. Murray. Simultaneous localisation and map-building using active vision. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, 24:865–880, 2002.
- [5] A. Gil, O. Reinoso, M. Ballesta, M. Juliá, and L. Payá. Estimation of visual maps with a robot network equipped with vision sensors. *Sensors*, 10:5209–5232, 2010.
- [6] G. Grisetti, C. Stachniss, and W. Burgard. Non-linear constraint network optimization for efficient map learning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 10:428–439, 2009.
- [7] G. Grisetti, C. Stachniss, S. Grzonka, and W. Burgard. A tree parameterization for efficiently computing maximum likelihood maps using gradient descent. In *Proceedings of the Robotics: Science and Systems (RSS)*, pages 1–8, Atlanta, USA, 2007.
- [8] K. Jae-Hean and C. Myung Jin. Slam with omnidirectional stereo vision sensor. In *Proc. of the IROS*, Las Vegas, USA, 2003.
- [9] C. Joly and P. Rives. Bearing-only SAM using a minimal inverse depth parametrization. In *Proceedings of the International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO)*, volume 2, pages 281–288, Funchal, Madeira, Portugal, 2010.
- [10] M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller, and B. Wegbreit. FastSLAM: a factored solution to the simultaneous localization and mapping problem. In *Proceedings of the 18th national conference on Artificial Intelligence*, pages 593–598, Edmonton, Canada, 2002.
- [11] J. Neira and J. D. Tardós. Data association in stochastic mapping using the joint compatibility test. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 17:890–897, 2001.
- [12] D. Olson, J. Leonard, and S. Teller. Fast iterative optimization of pose graphs with poor initial estimates. In *Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 2262–2269, Orlando, USA, 2006.
- [13] C. Stachniss, G. Grisetti, D. Haehnel, and W. Burgard. Improved Rao-Blackwellized mapping by adaptive sampling and active loop-closure. In *Proceedings of the Workshop on Self-Organization of Adaptive behavior (SOAVE)*, pages 1–15, Ilmenau, Germany, 2004.
- [14] D. Valiente, A. Gil, L. Fernández, and O. Reinoso. View-based maps using omnidirectional images. In *Proceedings of the International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO)*, volume 2, pages 48–57, Rome, Italy, 2012.