

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^a 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 ^a 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. Hägglund, 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

Construcción de mapas topológicos y estimación de trayectorias usando descriptores de apariencia visual global

Francisco Amorós, Luis Payá, Lorenzo Fernández, Óscar Reinoso, Mónica Ballesta y Miguel Juliá
Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática.

Universidad Miguel Hernández. Avda. de la Universidad s/n. 03202, Elche (Alicante), Spain
famoros@umh.es, lpaya@umh.es, l.fernandez@umh.es, o.reinoso@umh.es, m.ballesta@umh.es, mjulia@umh.es

Resumen

La navegación basada en información visual es una fuente de numerosas investigaciones en el campo de la robótica móvil. En este trabajo se presenta un algoritmo de construcción de mapas y localización topológicos. Se utilizan descriptores basados en la apariencia global de imágenes para representar de forma óptima la información visual. Primero, se construye un mapa topológico para representar el espacio de navegación del robot. Los nodos corresponden a posiciones del entorno, y están compuestos por una colección de imágenes que cubren el campo de visión completo con respecto al plano del suelo. Usamos la información proporcionada por una cámara que captura información a través de algunas rutas que pasan entre los nodos para estimar su posición. Una vez construido el mapa, se presenta un sistema de localización que es capaz de estimar la posición del robot no sólo en los nodos sino también en posiciones intermedias usando la información visual. Estos algoritmos han sido evaluados y presentan buenos resultados en ambientes de interior reales.

Palabras clave: Creación de mapas, descriptores visuales basados en apariencia global, zoom artificial, navegación topológica.

1. INTRODUCCIÓN

La navegación autónoma de un robot móvil en un cierto entorno suele requerir de una representación interna del área, es decir, un mapa, que el robot utiliza con el objetivo de estimar su posición usando la información proporcionada por los sensores con los que está equipado. Entre todos los posibles sensores que un robot puede usar para conseguir este propósito, en este trabajo vamos a centrarnos en un sistema de adquisición de información visual. Los sistemas de visión proporcionan una gran cantidad de información del entorno con un coste relativamente bajo. Concretamente, nuestra información de partida son imágenes adquiridas con una cámara con lente de ojo de pez, las cuales abarcan un amplio ángulo de visión del entorno.

Una tarea clave en navegación basada en visión es la asociación entre las imágenes. A través de la comparación entre la imagen capturada en ese momento por el robot y la información almacenada en el mapa del entorno, es posible llevar a cabo la localización del móvil en dicho entorno. Normalmente, esta tarea se logra extrayendo características concretas de las imágenes para crear un descriptor útil de la escena, siendo deseable una baja dimensionalidad que permita usar la información en operación de navegación en tiempo real.

Es posible encontrar dos categorías principales de descriptores: basados en características locales y basados en la apariencia de las escenas. La primera aproximación se basa en la extracción de puntos o regiones significativas de la imagen. Ejemplos muy destacados pueden ser SIFT [6], o SURF [9]. Por otro lado, los descriptores basados en la apariencia global describen las escenas en su conjunto, sin extraer características locales de las mismas. Como ejemplo, [5] usa PCA (Análisis de Componentes principales) para procesar las imágenes y reducir el tamaño de las mismas, y [7] aprovecha las propiedades de la Transformada de Fourier Discreta para aplicarla sobre imágenes panorámicas.

Con respecto a la representación del entorno en un mapa, la bibliografía actual puede ser categorizada en dos estrategias principales: métrica y topológica. Los mapas métricos incluyen información correspondiente a distancias respecto de un sistema de coordenadas definido. En este sentido, es posible encontrar ejemplos como [8], que presenta un sistema basado en sónar para navegación robótica, y [4], que describe una aproximación para resolver problemas de SLAM mediante el uso de un equipo de robots con un mapa representado por la posición tridimensional de puntos característicos de las imágenes. Por el contrario, los mapas topológicos representan el entorno a través de grafos. Los nodos corresponden con características o zonas del entorno, mientras que los ejes representan la conectividad entre nodos. En [3] se muestra un sistema de navegación visual que usa una cámara omnidireccional y un mapa topológico como representación en un entorno interior estructurado.

[2] describe un sistema similar usando una única cámara no omnidireccional.

En [1] se presenta un algoritmo de SLAM llamado FAB-MAP. La descripción de la escena se basa en extracción de puntos característicos. Específicamente, hacen uso de características SURF, y el conjunto de datos experimentales es una extensa colección de imágenes omnidireccionales capturadas en entornos de exterior. El propósito de nuestro trabajo es desarrollar un sistema similar usando una cámara con lente de ojo de pez, más económica que los sistemas catadióptricos o las cámaras esféricas. Otra diferencia reside en la información usada para representar las imágenes, ya que vamos a usar un descriptor basado en la apariencia global de la información visual.

El primer paso de nuestro trabajo consiste en la construcción de un mapa del entorno. Vamos a usar un mapa topológico, en el que cada nodo está compuesto por 8 imágenes que cubren el ángulo de visión completo desde un cierto punto del entorno, mientras que las aristas representan la conectividad entre nodos.

Con el objetivo de estimar las relaciones topológicas entre nodos, se hace uso de información extraída de rutas de imágenes capturadas a lo largo del entorno que pasan a través de los nodos. Como contribución de este trabajo, se aplica un análisis multiescala de zooms artificiales para aumentar la similitud entre las imágenes de los nodos y las de las rutas, especialmente cuando trabajamos con imágenes alejadas de los nodos. De este análisis se obtiene por un lado un aumento de la precisión en el matching de las imágenes de la ruta con las del mapa, y por otro una medida de la posición relativa entre las escenas comparadas.

Una vez se ha construido el grafo que representa el entorno, se ha diseñado un algoritmo para representar la trayectoria del robot en dicho mapa. Este algoritmo también aprovecha la información obtenida con las escalas de los zooms para estimar la posición del robot no sólo a las posiciones de los nodos, sino también en puntos intermedios. También se introduce una función de pesado de las distancias imágenes para mejorar la precisión en la localización.

El siguiente glosario incluye alguno de los términos usados en el texto:

- *Nodo*: Colección de 8 imágenes capturadas en una posición en el plano del suelo con una rotación aproximada de 45° entre imágenes.
- *Base de datos del Mapa*: Conjunto de descriptores de las imágenes de los nodos.
- *Mapa*: Grafo que representa la distribución

topológica de los nodos.

- *Distancia Topológica*: Posición relativa entre imágenes o nodos en el mapa.
- *Distancia Imagen (d)*: Distancia Euclídea entre descriptores de dos imágenes.

El resto del documento está estructurado de la siguiente forma: La sección 2 presenta las características de la base de datos utilizada en la parte experimental, y el descriptor elegido para representar las escenas. La sección 3 introduce el algoritmo desarrollado para construir el mapa topológico. En la sección 4 se explica el sistema de estimación de la trayectoria, y los resultados experimentales. Finalmente, en la sección 5 se resumen las principales ideas obtenidas en este trabajo.

2. BASES DE IMÁGENES Y DESCRIPTOR

En esta sección se presentan las características de las bases de imágenes usadas para llevar a cabo los experimentos, y el descriptor basado en apariencia global utilizado para describir la información de las escenas.

Las imágenes han sido capturadas usando una cámara con lente de ojo de pez. Se elige este tipo de lente debido a su amplio ángulo de visión. Específicamente, el modelo usado es el Hero2 de GoPro [13]. El ángulo de visión de las escenas es de 127° . Debido al tipo de lente, las imágenes presentan una distorsión que hacen imposible obtener directamente información útil a través de descriptores basados en apariencia global, ya que estos están basados en la distribución espacial y disposición de los elementos en la escena, y la distorsión hace que los elementos aparezcan alterados. Por esta razón, usamos la Toolbox de Matlab *OCamCalib* para calibrar la cámara y corregir la distorsión de las imágenes originales [11]. En el resto del documento, el término *imagen* hará referencia a la escena con la distorsión corregida.

Como nuestro propósito es resolver el problema de localización usando descriptores basados en apariencia global, es necesario usar técnicas que concentren la información visual de la escena en su conjunto, siendo también interesante la robustez antes cambios de iluminación y la capacidad de trabajar con pequeños cambios en la orientación de las escenas. Algunos trabajos, como [10] han comparado el comportamiento de descriptores basados en apariencia global. Tomando estos trabajos en cuenta, se ha decidido elegir el descriptor Gist-Gabor [12], ya que presenta buenos resultados en tareas de búsqueda de correspondencias

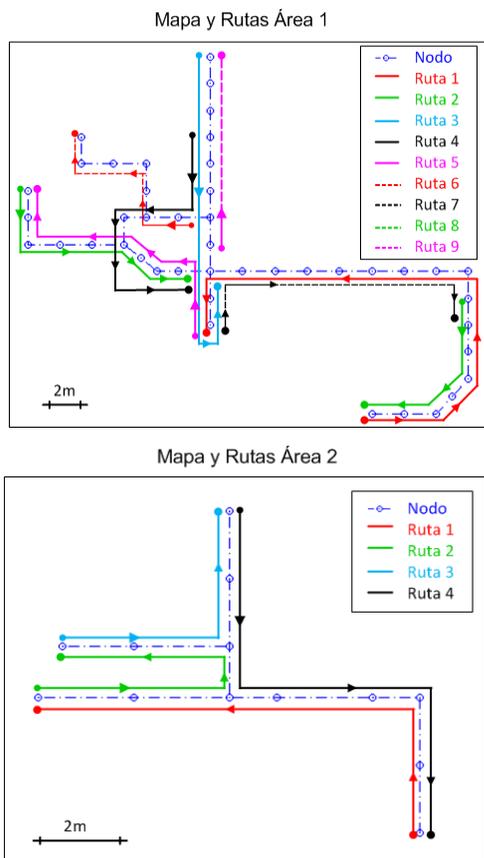


Figura 1: Distribución sintética de los nodos y las rutas en el (a)Área 1 y (b)Área 2.

entre imágenes en entornos de interior. También muestra un coste computacional razonable. Con un tamaño de imagen de 64x32 píxeles, el algoritmo tarda 0.0442 segundos para calcular el descriptor de la imagen usando Matlab R2009b sobre un procesador Quad-Core Intel Xeon de 2.8 GHz, con un tamaño de 4.096 bytes de memoria por escena.

La base de imágenes está dividida en dos áreas diferentes. El Área 1 se compone de 44 nodos, mientras que el Área 2 de 13. Los nodos han sido capturados cada 2 metros, pero en lugares en los que se produce un cambio importante de apariencia, como en el cruce de una puerta o en un cambio de dirección, se ha capturado un nuevo nodo independientemente de la distancia con el nodo anterior. Tal y como se ha comentado en la introducción, los nodos se componen de 8 imágenes, capturadas con un desfase de aproximadamente 45° sobre el plano del suelo, cubriendo el ángulo de visión completo.

También se han capturado imágenes a lo largo de rutas en ambas áreas. La información de dichas rutas se usa para encontrar las relaciones topológicas entre los nodos, y con ello construir el grafo que representa el mapa. Con respecto a las ru-

Cuadro 1: Número de imágenes por área

	#Imágenes Área1	#Imágenes Área2
Nodos	352	52
Ruta1	110	100
Ruta2	50	72
Ruta3	67	66
Ruta4	58	125
Ruta5	62	-
Ruta6	46	-
Ruta7	69	-
Ruta8	67	-
Ruta9	40	-

tas, las imágenes se han capturado cada 0.5 metros en el Área 1, y cada 0.2 metros en el Área 2. En los cambios de dirección, se incrementa la frecuencia de captura de imágenes, con un mínimo de 4 imágenes por posición en los giros. En el Área 2, esta frecuencia aumenta hasta un mínimo de 6 imágenes por rotación. En la Fig. 1 se muestra la distribución de los nodos y las rutas en una representación sintética.

3. CONSTRUCCIÓN DEL MAPA

En este apartado se describe el algoritmo desarrollado con el propósito de crear la representación interna del entorno que utilizará el robot durante la navegación. Dicha representación estará basada en un mapa topológico, por lo que el proceso de construcción del mapa consiste en encontrar las relaciones de adyacencia y posición relativa entre los nodos. Para este propósito, se usarán las rutas de imágenes. Así pues, el mapa se construye como un grafo en el cual los nodos representan posiciones del entorno, mientras que las aristas proporcionan información sobre la distancia topológica y la dirección de nodos adyacentes.

No tenemos conocimiento previo ni del orden de los nodos ni de su disposición. Sin embargo, se conoce en qué orden han sido capturadas las 8 imágenes de un mismo nodo, aunque no su orientación absoluta con respecto a un sistema global de coordenadas. Las imágenes de los nodos componen la base del mapa en la cual se buscará la correspondencia de las imágenes de las rutas. Las imágenes de las rutas se consideran ordenadas, por lo que se va añadiendo información al mapa de forma incremental a través de la búsqueda de correspondencias con la base de los nodos.

En este proceso, se utilizan zooms artificiales de las imágenes para incrementar la probabilidad de asociación correcta entre imágenes de los nodos y de las rutas. En la Fig. 2 podemos ver un ejemplo de la disposición de dos escenas de las rutas y las

correspondientes a los nodos más cercanos. La Fig. 2(b) es una imagen de la ruta, la Fig. 2(a) es la imagen de nodo más cercana, y la Fig. 2(a') es una ampliación de la Fig. 2(a). Comparando la imagen de la ruta con la imagen del nodo original y su correspondiente ampliación, podemos percatarnos que se produce un aumento de la similitud entre escenas cuando se amplía la imagen del nodo. Esto es especialmente útil para hallar correspondencias con imágenes de ruta situadas en puntos intermedios entre nodos, en los cuales la similitud entre imágenes se reduce notablemente con respecto a los nodos más cercanos. El empleo de zooms nos permite incrementar la asociación correcta entre las imágenes de los nodos y de las rutas.

En nuestro algoritmo, se usan tanto ampliaciones de las imágenes de los nodos como de las rutas. Dada una escena de una ruta, el algoritmo compara diferentes escalas de ampliación de esa imagen con distintos zooms de las imágenes de los nodos. Tras esa comparación, se elige el caso con una mínima distancia imagen, es decir, una mínima distancia entre descriptores. s_n y s_r son la escala de ampliación de la imagen de nodo y de la ruta respectivamente en las que se obtiene la mínima distancia imagen. La distancia topológica l entre la imagen de la ruta y la del nodo puede ser calculada mediante:

$$l = s_n - s_r \quad (1)$$

Siguiendo con el ejemplo de la Fig. 2, si una imagen de la ruta está delante de un nodo, la mínima distancia imagen corresponderá a la existente entre la imagen original de la ruta Fig. 2(b) y una ampliación de la escena del nodo Fig. 2(a'). En ese caso, obtendríamos un valor positivo de l . Por otro lado, si la posición actual del robot está por detrás de un nodo, la mayor similitud se produce entre una ampliación de la imagen de la ruta Fig. 2(c') y la imagen original del nodo Fig. 2(d), lo que se traduce en un valor negativo de l .

El proceso de construcción del mapa comienza con el cálculo de la base \mathbf{Z} que contiene los descriptores de las imágenes de los nodos, incluyendo distintas ampliaciones de las mismas. Esta base se usará para hallar la asociación entre los nodos y las escenas de las rutas. Por lo tanto, calculamos los descriptores $z^n \in \mathbb{R}^{1 \times y}$ de las imágenes de los nodos, siendo y el número de componentes de cada descriptor. Los descriptores se almacenan como columnas de la matriz $\mathbf{Z} = [z_1^n \ z_2^n \ \dots \ z_i^n \ \dots \ z_m^n]$, siendo m el número de imágenes incluidas en la base, que corresponden al número de nodos multiplicado por el número de orientaciones por nodo y por el número de ampliaciones por imagen.

Como los descriptores z^n se almacenan en la base siguiendo un orden conocido, es posible hallar el nodo n correspondiente, la orientación θ y la escala de ampliación s_n de cada imagen almacenada en la base conociendo su posición en la matriz \mathbf{Z} . Considerando i como el número de columna de \mathbf{Z} :

$$[n, \theta, s_n] = f(i). \quad (2)$$

Cuando llega una nueva imagen de la ruta, buscamos la correspondencia con la imagen más similar incluida en el mapa. Para ello, calculamos su descriptor correspondiente, y estimamos la distancia imagen con cada una de las imágenes incluidas en \mathbf{Z} :

$$d_i^r = \sqrt{\sum_{a=1}^y (z_{i,a}^n - z_a^r)^2}, i = 1 \dots m. \quad (3)$$

d_i^r aporta información sobre la similitud entre imágenes, y se usa como clasificador. El algoritmo selecciona el vecino más cercano, y asocia a la distancia d correspondiente el valor de n , θ y s_n de la imagen de la base seleccionada. Este proceso se repite para diferentes ampliaciones de la imagen de ruta. Obtenidos los resultados para las diferentes s_r , se clasifican los casos seleccionados usando de nuevo d , y se selecciona el caso con una menor distancia imagen. De esta forma, al buscar la correspondencia entre una imagen de la ruta y la base obtenemos un vector de información que incluye los siguientes datos:

$$[n \ d \ \theta \ s_n \ s_r]. \quad (4)$$

Hasta este punto se ha presentado el proceso de búsqueda de correspondencias entre las imágenes del mapa y de las rutas usando zooms para conseguir un aumento en la precisión y una medida de la posición relativa entre imágenes. Ahora continuamos describiendo el proceso de creación del grafo que representa el mapa topológico. Para ello, se usa la información incluida en los vectores de información (4).

La decisión de añadir un nuevo nodo al mapa tiene en cuenta los resultados de las correspondencias de las últimas imágenes de la ruta. Específicamente, se estudian los últimos cinco vectores de información. Primero se calcula la moda de los nodos más cercanos n_m de dichos vectores. Siendo M el número de veces que se repite n_m , y μ y σ la media y desviación estándar de todas las distancias imágenes d incluidas en los vectores calculados en una cierta ruta hasta esa imagen (no sólo las cinco últimas), se incluye un nuevo nodo en el grafo si una de las siguientes dos condiciones se alcanza:

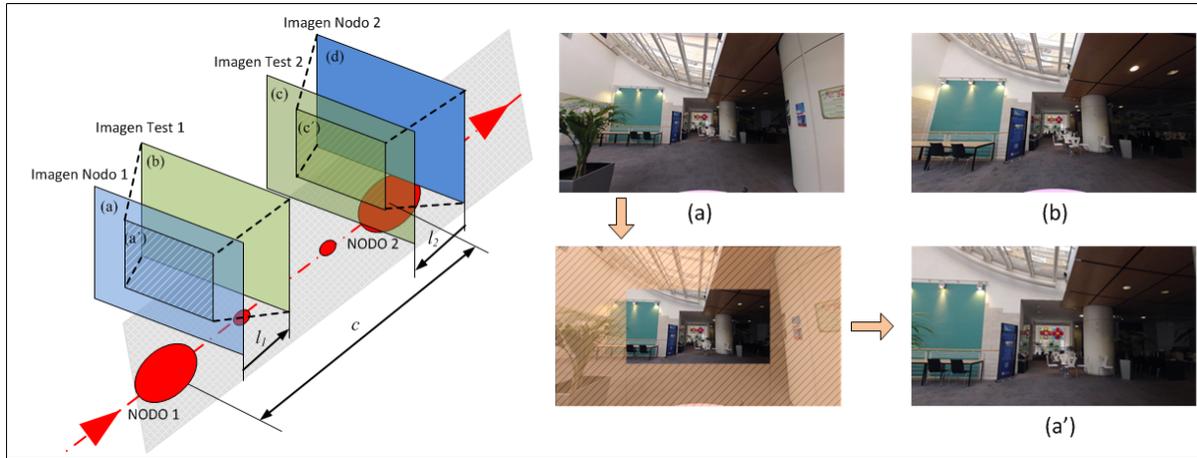


Figura 2: Ejemplos de imágenes de test y de nodos con distintas localizaciones. La imagen de Test 1 tiene el NODO 1 como nodo más cercano, y se encuentra por delante de él. La imagen de Test 2 tiene como nodo más cercano al 2, y se encuentra por detrás de él. (a) Imagen del NODO 1, (a') Zoom de la imagen del NODO 1, (b) Imagen de Test 1, (c) Imagen de Test 2, (c') Zoom de la Imagen de Test 2 y (d) Imagen del NODO 2. En la parte derecha se incluyen ejemplos de las imágenes (a), (a') y (b) para mostrar cómo se lleva a cabo el proceso de zoom y el aumento de la similitud entre escenas.

- $M \geq 3$
- $M = 2$ y $d_{nm} < \mu - \sigma$

Cuando el vector de información de una asociación de imágenes tiene una distancia imagen $d > \mu + 2\sigma$, no se tiene en cuenta a la hora de valorar la inclusión de un nuevo nodo, ya que un valor demasiado alto de d indica baja fiabilidad en la asociación.

Para estimar las relaciones topológicas entre nodos, se crea la matriz de adyacencia $A \in \mathbb{R}^{N \times N}$, siendo N el número de nodos. A es una matriz dispersa, cuyas filas y columnas corresponden con los nodos del grafo. Con 1 se denota relación de adyacencia entre los nodos correspondientes a la posición matricial en la que se encuentra, y 0 en caso contrario. La distancia topológica entre nodos del grafo se calcula mediante los factores de escala de las ampliación de las escenas. Siendo l^p y l^u las distancias topológicas entre la primera y la última imagen de una ruta en la cual se selecciona un mismo nodo como más cercano, la distancia topológica c entre ese nodo y el siguiente puede calcularse de la siguiente forma:

$$c_{i,i+1} = l_i^u - l_{i+1}^p \quad (5)$$

Para construir el grafo, también es necesario calcular la orientación relativa entre nodos. θ_i^p representa la orientación asociada con la primera imagen de la ruta en la que se detecta el nodo i , y θ_i^u es la orientación de la última imagen antes que se detecte un nuevo nodo. El desfase de la ruta en ese nodo se calcula como:

$$\Delta\theta_i = \theta_i^u - \theta_i^p \quad (6)$$

La orientación del grafo se fija mediante la definición del ángulo de salida del primer nodo del mapa, que se hace de forma arbitraria. Dicha dirección determinará la orientación del sistema global del mapa. La orientación del grafo se va actualizando en cada nodo mediante $\Delta\theta_i$. Aunque el mapa y los nodos pueden tener sistemas de referencia con diferente orientación, esto no afecta a la construcción del mapa, ya que la actualización de la dirección del grafo se realiza mediante incrementos de ángulo. Una vez definida la orientación del sistema global de coordenadas, es posible definir la diferencia de fase con el sistema local de cada uno de los nodos. Esta información se usará durante la estimación de la trayectoria de las rutas,

Cuando se estudia una nueva ruta, el algoritmo inicializa un nuevo sistema de coordenadas. Dicha ruta se analizará independientemente del grafo global hasta que se encuentre un nodo común. Usando la posición y orientación del nodo común con respecto a ambos sistemas de coordenadas, el algoritmo es capaz de añadir los nuevos nodos al grafo global de forma correcta. Si la trayectoria de una nueva ruta coincide con una previa ya estudiada, la distancia topológica c entre los nodos se vuelve a estimar, y los resultados se tienen en consideración mediante el cálculo de la media ponderada con las distancias estimadas previamente.

En la Fig. 3 se pueden ver los grafos obtenidos tras la construcción del mapa. En los experimentos, se usa un número elevado de escalas de ampliación con el objetivo de incrementar la precisión en la

estimación de la distancia topológica entre nodos. En concreto, s_n tiene un rango de valores de 1 a 2.5 con un paso de 0.1, mientras que s_r va de 1 a 1.4 con un incremento de 0.05 entre escalas consecutivas. Con esos parámetros, el tiempo empleado por imagen de ruta es de 720 ms.

Es posible apreciar que el algoritmo es capaz de estimar las relaciones de adyacencia entre nodos manteniendo una distribución de nodos en el mapa similar a la real. El Área 1 presenta mayor dificultad en la estimación del mapa debido a su mayor número de nodos, la inclusión de distintas estancias y el bucle en el mapa. El grafo perteneciente al Área 1 presenta alguna diferencia de la disposición real, especialmente en el ángulo de la parte derecha inferior del bucle. En esos nodos se produce el cierre del bucle, y la diferencia angular se produce por el error acumulado en la distancia de los nodos del bucle, no en la estimación del ángulo. Por tanto, como la estimación de la fase entre nodos es correcta, la navegación no se veía afectada a pesar de esa inexactitud en la representación del grafo, pues se conoce la dirección a seguir para llegar de un nodo al siguiente.

Como el algoritmo necesita un número mínimo de correspondencias en las que se encuentra un mismo nodo para incluirlo en el mapa, si no hay suficiente distancia entre nodos adyacentes, o la frecuencia de captura de imágenes en la ruta es baja, un nodo podría no ser incluido en el mapa. El sistema diseñado es especialmente sensible en el cálculo de la orientación del grafo, ya que se basa en el cálculo del desfase entre la orientación de la imagen de entrada y de salida de un nodo, es decir, la orientación de la primera y última imagen de la ruta en la que un nodo es detectado. Por esa razón, es aconsejable aumentar la frecuencia de adquisición de imágenes en los nodos en los puntos de la ruta en los que se produce un cambio de dirección.

4. ESTIMACIÓN DE LA TRAYECTORIA

Una vez creado el mapa del entorno, el siguiente objetivo es estimar la trayectoria de rutas en el mapa. Este problema puede ser abordado como un problema de localización usando la información visual. Sin embargo, si basamos la localización de las trayectorias sólo en la asociación de las imágenes de las rutas con las de los nodos, nuestro conocimiento de la posición del robot se limitará a la posición de los nodos. Nuestro algoritmo mejora la capacidad de localización a puntos intermedios entre nodos del mapa. Para ello, se utiliza el análisis de las escalas de ampliación para llevar a cabo esta tarea, de una forma similar a la descrita en

la sección 3.

El algoritmo usa la matriz de adyacencia A y la base de descriptores de las imágenes del mapa \mathbf{Z} . La comparación del descriptor z^r asociado a una nueva imagen de ruta con \mathbf{Z} proporciona una medida de su similitud con todas las imágenes de los nodos usando la ecuación (3). Por otro lado, la matriz A contiene información sobre la distancia entre los nodos, haciendo posible encontrar la mínima distancia topológica entre dos nodos cualesquiera del mapa.

Por lo tanto, el primer paso en el proceso de localización es calcular la distancia Euclídea entre el descriptor de la nueva imagen y los de la base, obteniendo d_i^r para $i = 1 \dots m$. Se asocia cada d con el nodo n , dirección θ y escala de ampliación s_n de la base de imágenes. Luego, se clasifican los resultados con respecto a d , y se seleccionan los k vecinos más cercanos. Se repite el proceso para diferentes escalas de la imagen de ruta s_r . Concretamente, en los experimentos llevados a cabo se fija $k = 10$ y s_r adquiere valores de 1 a 1.5 con pasos de 0.1.

Seleccionados los distintos vecinos para cada s_r , usamos una función de pesado de la distancia imagen d usando la posición y orientación asociadas a cada uno. El propósito es penalizar la probabilidad de los vecinos seleccionados que están geoméricamente lejos de la última pose conocida del robot. Como nuestro clasificador usa la distancia imagen como criterio, definimos una función que incrementa la d conforme la pose asociada aumenta la distancia topológica o el desfase entre con respecto a la última posición del robot.

Para llevar a cabo este proceso, primero estimamos la distancia topológica entre la posición anterior y la posición asociada a todos los vecinos seleccionados durante el proceso de matching.

Como se ha comentado anteriormente, somos capaces de calcular el camino más corto entre dos nodos cualesquiera del mapa usando A , ya que tenemos un grafo conexo. Siendo c_{n_1, n_2} el coste asociado al camino entre nodos adyacentes $n_1, n_2 \in A$ definido en (5), y $P_{i,j} = [n_i, \dots, n_j]$ la secuencia de nodos del camino más corto que conecta n_i y n_j , el coste $C_{i,j}$ asociado con $P_{i,j}$ puede definirse como:

$$C_{i,j} = \sum_{n_i}^{n_j} c_{n_i, n_{i+1}} \quad (7)$$

Considerando la imagen i -ésima de una ruta, el valor de d de cada vecino seleccionado se actualiza mediante la función de pesado definida de la siguiente forma:

$$d' = d \times [w_1 \cdot C_{i,i-1} + w_2 \cdot \Delta\theta_{i,i-1}] \quad (8)$$

donde w_1 y w_2 son las constantes de pesado. Concretamente, w_1 pondera la distancia topológica, mientras w_2 pondera los cambios en la orientación. La función actualiza las distancias imágenes de cada uno de los vecinos seleccionados. El término multiplicador se incrementa conforme aumenta la distancia topológica o el desfase con respecto a la última posición de la ruta conocida. Esto produce un incremento de la distancia imagen, que reduce la probabilidad del vecino asociado como posición elegida. De esa forma, la función penaliza los cambios importantes en la posición y la orientación entre escenas estimaciones consecutivas en las escenas de las rutas. Hay que tener en cuenta que el término multiplicador de la función de pesado puede ser distinto para cada vecino seleccionado.

El valor de las constantes de pesado se ha determinado experimentalmente, siendo $w_1 = 0,15$ y $w_2 = 0,1$.

Una vez la distancia imagen ha sido actualizada, clasificamos los vecinos seleccionados con respecto a d' , y elegimos el que menor distancia presenta. Como resultado, obtenemos el nodo n más cercano a la posición actual, su orientación θ , y las escalas tanto de la ampliación de la escena del nodo s_n y de la imagen e la ruta s_r . Tenemos que tener en cuenta que el ángulo θ que obtenemos está en el sistema de referencia del nodo, por lo que debe ser corregida con el desfase existente entre el sistema de referencia del nodo y el sistema de referencia global, estimado previamente en la construcción del mapa.

La posición actual del robot se calcula usando el nodo más cercano y la posición relativa entre el nodo y la imagen de la ruta (l) usando (1).

La Fig. 3 muestra ejemplos de rutas estimadas en las dos Áreas consideradas. Los puntos representan las posiciones de las diferentes escenas.

Es posible comparar los resultados con los mapas sintéticos mostrados en Fig. 1. Tal y como se puede apreciar, el algoritmo es capaz de obtener una interpolación en la estimación de la posición en puntos intermedios entre nodos usando la información de las escalas de ampliación de las imágenes. En general, la precisión de la localización en puntos donde se produce un cambio de dirección es menor. Es también importante remarcar que, aunque introducimos una función de pesado, el algoritmo es capaz de encontrar de nuevo la posición correcta aunque la posición anterior fuera errónea, como se muestra en Fig. 3(a) y (c). Los resultados de la cuarta ruta del Área 1(Fig. 3(b)) son también interesantes. Comparando la ruta estimada con la

real (Fig. 1(b)), la ruta 4 presenta una trayectoria que no coincide con la distribución de los nodos, y a pesar de ello, el algoritmo es capaz de estimar su posición de forma aceptable.

Así pues, los resultados muestran que nuestro algoritmo es capaz de estimar trayectorias las rutas en puntos intermedios de los nodos, y corregir falsas asociaciones a pesar de utilizar una función de pesado.

5. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha estudiado el problema de la construcción de mapa y navegación topológicos usando la apariencia global de imágenes. El algoritmo de construcción del mapa desarrollado es capaz de estimar las relaciones entre nodos y crear un grafo usando la información capturada a lo largo de rutas en el entorno. Además, se introducen diversas escalas de ampliaciones artificiales de las imágenes con el propósito de hallar una medida de distancia topológica entre imágenes, la cual puede ser considerada como una medida aproximada de la distancia geométrica proporcional. Los resultados presentan una alta precisión en la búsqueda de correspondencias entre las imágenes de los nodos que forman la base y las imágenes de las rutas. Esto nos permite hallar las relaciones de adyacencia entre nodos y su orientación relativa. Toda esta información se recoge en un grafo que representa el mapa del entorno.

También se ha mostrado un algoritmo de estimación de trayectoria de rutas en el entorno. Este algoritmo se vale también del estudio de escalas de ampliación para mejorar la localización del robot en posiciones intermedias entre los nodos. Además, se mejora la precisión en la localización introduciendo una función de pesado que penaliza los cambios de posición y orientación entre imágenes de consecutivas en una ruta. A pesar del pesado, el algoritmo es capaz de reubicar al robot de forma correcta aunque una localización previa fuera errónea.

Los resultados obtenidos tanto en la construcción del mapa como en la estimación de la trayectoria de las rutas animan a continuar estudiando las posibilidades de la aplicación de descriptores basados en apariencia global a tareas de navegación topológica. Sería interesante extender este estudio para buscar la minimización de la cantidad de información necesaria que debe contener el mapa para una navegación óptima, la aplicación de nuevos descriptores basados en apariencia global, o la mejora en la estimación de la fase para conseguir que el algoritmo corrija pequeños errores en la orientación del robot.

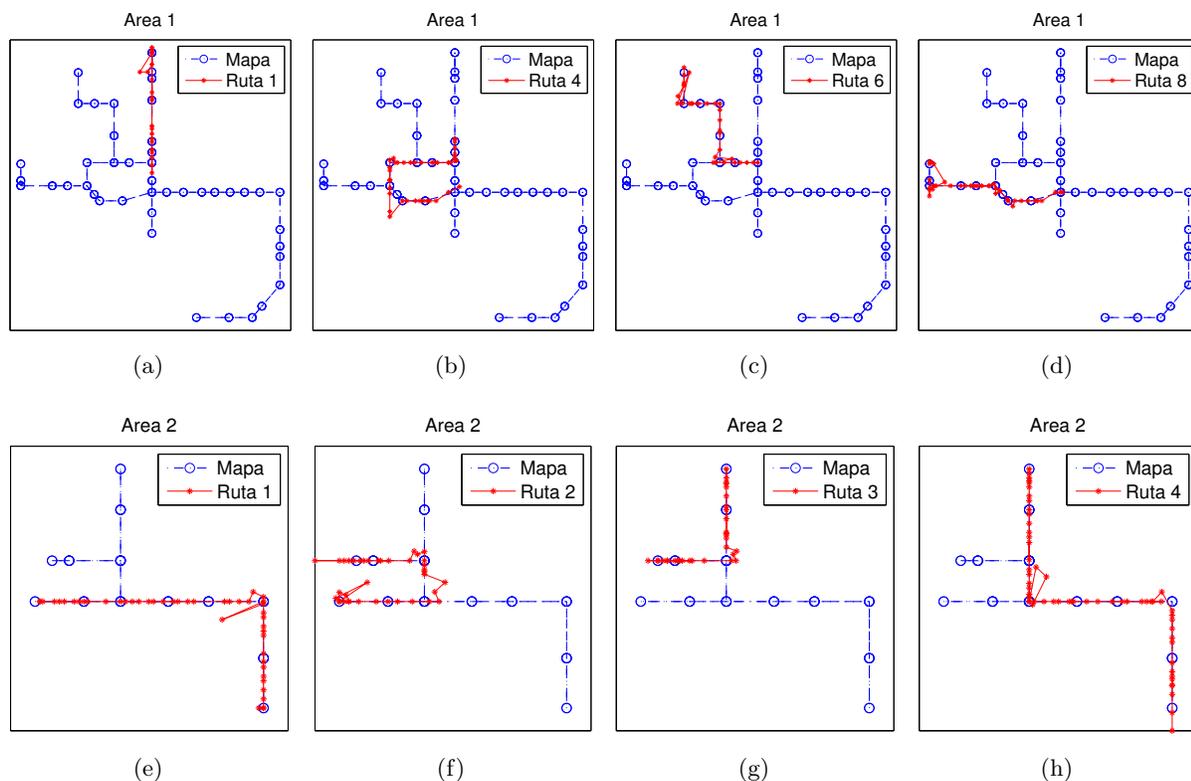


Figura 3: Estimación de la trayectoria de (a) Ruta 1, (b) Ruta 4, (c) Ruta 6 y (d) Ruta 8 del Área 1 sobre el grafo obtenido en la construcción del mapa, y estimación de la trayectoria de la (e) Ruta 1, (f) Ruta 2, (g) Ruta 3 y (h) Ruta 4 del Área 2 sobre el grafo obtenido en la construcción del mapa

Agradecimientos

Este trabajo ha sido apoyado por el gobierno español a través del proyecto DPI2010-15308.

Referencias

- [1] Mark Cummins and Paul Newman. Highly scalable appearance-only SLAM - FAB-MAP 2.0. In *Proceedings of Robotics: Science and Systems*, Seattle, USA, June 2009.
- [2] R. Frizera, Schneebeli H., and J. Santos-Victor. Visual navigation: Combining visual servoing and appearance based methods. 1998.
- [3] J. Gaspar, N. Winters, and J. Santos-Victor. Vision-based navigation and environmental representations with an omnidirectional camera. *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, 16(6):890–898, dec 2000.
- [4] A. Gil, O. “Reinoso, M. Ballesta, M. Julia, and L. Paya. Estimation of visual maps with a robot network equipped with vision sensors. *Sensors*, 10(5):5209–5232, 2010.
- [5] B. Krose, R. Bunschoten, S. Hagen, B. Terwijn, and N. Vlassis. Visual homing in environments with anisotropic landmark distribution. In *Autonomous Robots*, 23(3), 2007, pp. 231-245, 2007.
- [6] D. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *Int. J. Comput. Vision*, 60(2):91–110, November 2004.
- [7] E. Menegatti, T. Maeda, and H. Ishiguro. Image-based memory for robot navigation using properties of omnidirectional images. *Robotics and Autonomous Systems*, 47(4):251 – 267, 2004.
- [8] H. Moravec and A. Elfes. High resolution maps from wide angle sonar. In *Robotics and Automation. Proceedings. 1985 IEEE International Conference on*, volume 2, pages 116 – 121, mar 1985.
- [9] A.C. Murillo, J.J. Guerrero, and C. Sagues. Surf features for efficient robot localization with omnidirectional images. In *Robotics and Automation, 2007 IEEE International Conference on*, pages 3901–3907, april 2007.
- [10] L. Paya, L. Fenandez, O. Reinoso, A. Gil, and D. Ubeda. Appearance-based dense maps creation: Comparison of compression techniques with panoramic images. In *6th Int Conf on Informatics in Control, Automation and Robotics*, 2009.
- [11] D. Scaramuzza, A. Martinelli, and R. Siegwart. A flexible technique for accurate omnidirectional camera calibration and structure from motion. In *Computer Vision Systems, 2006 ICVS '06. IEEE International Conference on*, page 45, jan. 2006.
- [12] A. Torralba. Contextual priming for object detection. In *International Journal of Computer Vision, Vol. 53(2)*, 169-191, 2003.
- [13] Inc Woodman Labs. <http://gopro.com/hd-hero2-cameras/>, 2013.