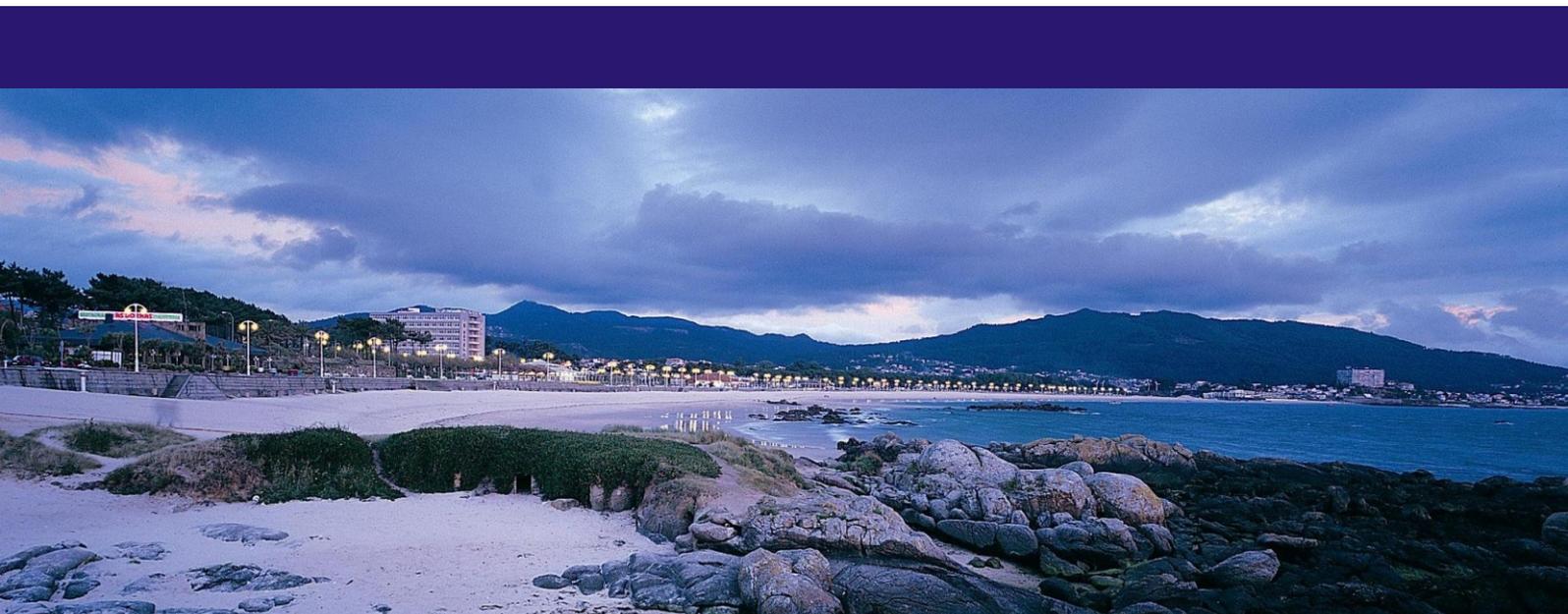




XXXIII Jornadas de Automática

Vigo, 5 al 7 de Septiembre de 2012



Actas de las
XXXIII Jornadas de Automática

Vigo, 5 al 7 de Septiembre de 2012



Organizan:

Universida deVigo



CEA
comité
español de
automática

Editado por:

Matías García Rivera

Rafael Sanz Domínguez

ISBN: 978-84-8158-583-4

Comités Organizador y Científico

Comité Organizador

- Rafael Sanz Domínguez, Universidad de Vigo, Presidente
- Armesto Quiroga, José Ignacio
- Barreiro Blas, Antonio
- Berea Cruz, Juan Manuel
- Camaño Portela, José Luis
- Delgado Romero, Emma
- Díaz-Cacho Medina, Miguel Ramón
- Pérez Losada, Diego
- Espada Seoane, Ángel
- García Rivera, Matías
- Garrido Campos, Julio
- López Fernández, Joaquín
- Marín Martín, Ricardo
- Moares Crespo, José María
- Paz Domonte, Enrique
- Rodríguez Diéguez, Amador
- Rodríguez Monzo, Miguel
- Saéz López, Juan
- Sotelo Martínez, José Manuel
- Vázquez Núñez, Fernando

Comité Científico

- César de la Prada (UVA), Presidente CEA
- Joseba Quevedo Casín (UPC), Vicepresidente CEA
- Miguel Ángel Mañanas Villanueva (UPC), Secretario CEA
- Pere Ridao Rodríguez (UdG), Automar
- Ramón Ceres Ruiz (CSIC-IAI), Bioingeniería
- José Manuel Andujar Márquez (UHU), Control Inteligente
- Óscar Reinoso García (UMH), Educación en Automática
- Francesc Xavier Blasco Ferragud (UPV), Ingeniería de Control
- Miguel Ángel Piera Eroles (UAB), Modelado y Simulación de Sistemas Dinámicos
- Alfonso García Cerezo (UMA), Robótica
- Alejandro Alonso Muñoz (UPM), Sistemas de Tiempo Real
- José María Martínez Montiel (UNIZAR), Visión por Computador

Contenido

Presentación	iii
Comités Organizador y Científico	v
Contenido	vii
Automar	1
<i>ORGANIZACIONES HOLÓNICAS MULTIAGENTE PARA RESOLVER MISIONES MEDIANTE ROBOTS MÓVILES;</i> A. Soriano, L. Marín, J. Gómez-Moreno, A. Valera, M. Vallés, A. Giret . . .	3
<i>CONTROL DE PROFUNDIDAD DE CUERPOS SUMERGIDOS BASADO EN CAMBIOS DE VOLUMEN;</i> J. A. Somolinos, A. López, L. R. Núñez, M. Espín, D. Díaz	13
<i>Proyecto RAUVI: Historia y Resultados;</i> J. J. Fernández, J. C. García, M. Prats, P. J. Sanz, D. Ribas, P. Ridao, S. Wirth, G. Oliver	21
<i>DIAGNOSTICO POR TRANSFORMADA WAVELET DE VIBRACIONES MECÁNICAS EN APLICACIONES MARINAS;</i> Alberto De Miguel Catoira, Javier Romero Gómez, Rebeca Bouzón Otero, Manuel Romero Gómez	29
<i>PLANEADOR AUTÓNOMO SUBMARINO;</i> J. Barreiro, H. Pardo, E. García	39
Bioingeniería	45
<i>INTERFAZ MULTIMODAL BASADA EN LA COMBINACIÓN DE INFORMACIÓN OCULAR, CEREBRAL Y HÁPTICA PARA EL CONTROL DE UN BRAZO ROBOT;</i> Andrés Úbeda, Eduardo Iáñez, José M. Azorín, José M. Sabater, Carlos Pérez, Nicolás M. García	47
<i>CLASIFICADOR DE POTENCIALES DE ERROR ORIENTADO A LA DETECCIÓN DE LA INTENCIÓN DE MOVIMIENTO;</i> Joaquín López, Andrés Úbeda, Eduardo Iáñez, José M. Azorín, Francisco J. Gimeno, José M. Climent	53
<i>MobiDerm: UNA APLICACIÓN PARA MÓVILES PARA EL SEGUIMIENTO DE LA EVOLUCIÓN DE LUNARES Y OTRAS ALTERACIONES DERMATOLÓGICAS;</i> José F. Sigut Saavedra, Silvia Alayón Miranda, Monika D. Jarysz Chodowiecki, Adrián Brito Pacheco, José L. Sánchez de la Rosa, Francisco J. Fumero Batista, Vanesa Muñoz Cruz, Lorenzo Moreno	59

<i>CARACTERIZACIÓN DE LOS PATRONES DE MOVIMIENTO Y POSTURA ALTERADOS DE PERSONAS CON PARÁLISIS CEREBRAL DISCINÉTICA MEDIANTE UNA INTERFAZ INERCIAL PERSONA-COMPUTADOR;</i>	
R. Raya, E. Rocon, A. Clemotte, R. Ceres	67
<i>SISTEMA ROBÓTICO PARA TÉCNICAS DE CIRUGÍA DE PUERTO ÚNICO;</i>	
I. Rivas-Blanco, P. del Saz-Orozco, I. García-Morales, V.F. Muñoz	73
<i>Puesta en marcha de un fotobiorreactor industrial;</i>	
C. Rodríguez, I. Fernández, J. L. Guzmán, M. Berenguel, F.G. Acién	81
<i>DISEÑO DE UN CIRCUITO DE EMG Y APLICACIÓN EN EL CONTROL DE UNA MANO ROBÓTICA IMPRIMIBLE;</i>	
Álvaro Villoslada, Alejandro Escalante, Mohamed Abderrahim	89
<i>Estudio de la función sensoriomotora mediante el dispositivo robótico PUPArm;</i>	
Ana Llinares, Francisco J. Badesa, Ricardo Morales, Nicolás García-Aracil, J. M. Sabater, Carlos Pérez-Vidal, José María Azoín	97
<i>Diseño de una órtesis motorizada de tobillo para rehabilitación de ictus con un enfoque TOP-DOWN;</i>	
Guillermo Asín Prieto, Iván Collantes Vallar, Juan C. Moreno Sastoque, José Luis Pons Rovira	105
<i>INTEGRACIÓN DE UNA PLATAFORMA HÍBRIDA PARA REHABILITACIÓN Y COMPENSACIÓN FUNCIONAL DE LA MARCHA;</i>	
M. Bortole, J. L. Pons, E. Urendes	113
<i>Un modelo de controlador FES basado en sinergias musculares para la rehabilitación del equilibrio con exoesqueletos híbridos;</i>	
S. Piazza, D. Torricelli, F. Brunetti, A. J. del-Ama, A. Gil-Agudo, J. L. Pons	119
<i>ACTUADORES MULTIMODALES PARA COMPENSACIÓN DE LA MARCHA DE PERSONAS CON PATOLOGÍA NEUROLÓGICA;</i>	
Antonio J. del-Ama, Magdo Bortole, Andrés Garza-Cervantes, Juan C. Moreno, Ángel Gil-Agudo, José L. Pons	125
<i>ANÁLISIS DEL CONTROL CINEMÁTICO DE UN ROBOT ENDOSCÓPICO MODULAR HIPER-REDUNDANTE CON ACCIONAMIENTO ELECTROMAGNÉTICO;</i>	
José L. González, Alberto Herreros, Juan C. Fraile, Javier P. Turiel, David de la Fuente, Rubén Alonso, Fernando Gayubo	133
<i>A platform for studying muscle selectivity in sFES;</i>	
Aikaterini D. Koutsou, Juan A. Gallego, José L. Pons, Eduardo Rocon	141
<i>INFLUENCIA DE LA DESCARGA PARCIAL DE PESO EN LA LATERALIDAD DE LA MARCHA HUMANA;</i>	
E. Urendes, M. Bortole, J. L. Pons, R. Ceres	149
<i>ANÁLISIS DE DATOS BIOMECÁNICOS PARA DETERMINAR EL GRADO DE PARTICIPACIÓN DEL PACIENTE DURANTE REHABILITACIÓN DE LA MARCHA ASISTIDA POR ROBOT;</i>	
I. Collantes, G. Asín, J. C. Moreno, J. L. Pons	155

<i>CUANTIFICACIÓN DEL ERROR INSTRUMENTAL EN EL ANÁLISIS CINÉMÁTICA CON SENSORES INERCIALES (MEMS);</i>	
Stefan G. Lambrecht, José Luis Pons	161
<i>MODELAMIENTO DE LA MARCHA HEMIPLÉJICA;</i>	
Lely Luengas, Giovanni Sánchez, Esperanza Camargo	165
Control Inteligente	171
<i>DISEÑO DE VIVIENDAS BIOSOLARES CON DOMÓTICA;</i>	
M. H. Alanbari, Jorge Verdú	173
<i>REDUCCIÓN DE LAS VIBRACIONES DE UN SISTEMA DE VISIÓN A BORDO DE UN HELICÓPTERO MEDIANTE UN CONTROLADOR INTELIGENTE;</i>	
G. Nicolás Marichal Plasencia, María Tomás Rodríguez, Pascual Campoy, Ángela Hernández López, Salvador Castillo Rivera	179
<i>Control óptimo en tiempo real de procesos térmicos en la industria alimentaria;</i>	
A. Arias-Méndez, A. A. Alonso, E. Balsa-Canto, N. Molina, C. Vilas	187
<i>DYNAMIC MODELLING OF HUMANOID ROBOTS USING SPATIAL ALGEBRA;</i>	
M. González-Fierro, D. Hernández García, P. Pierro, C. Balaguer	195
<i>Canales de Comunicación para Sistemas IEC61499 Basados en Componentes;</i>	
Federico Pérez, Elisabet Estévez, Fabian López, Dario Orive, Marga Marcos	203
Educación en Automática	213
<i>CONTROL AUTOMÁTICO CON HERRAMIENTAS INTERACTIVAS;</i>	
José Luis Guzmán, Ramon Costa-Castelló, Manuel Berenguel, Sebastián Dormido	215
<i>Automatización de instrumentos musicales: un proyecto integral de ingeniería industrial;</i>	
Joan Vallvé Navarro, Ramon Costa Castelló	223
<i>La USBLab y el Laboratorio remoto EJS+TwinCAT: dos herramientas de la UCM para el control de dispositivos reales;</i>	
Eva Besada-Portas, Jose A. Lopez-Orozco, Santiago Cifuentes, Jesus M. de la Cruz	231
<i>Una nueva librería para la docencia de robótica;</i>	
Arturo Gil, Óscar Reinoso, Miguel Juliá, David Úbeda, Lorenzo Fernández	239
<i>INICIO DE LA AUTOMATIZACIÓN DEL CÁLCULO. DEL ÁBACO AL ORDENADOR;</i>	
Juan Aurelio Montero Sousa, José Luis Casteleiro-Roca, José Luis Calvo-Rolle, Héctor Quintian-Pardo	247
<i>INTRODUCCIÓN HISTÓRICA A LA AUTOMÁTICA. PRIMERA LECCIÓN DE FUNDAMENTOS DE AUTOMÁTICA;</i>	
Juan Aurelio Montero Sousa, José Luis Casteleiro-Roca, José Luis Calvo-Rolle, Héctor Quintian-Pardo	253

<i>EXPOSICIÓN PARA ALUMNOS DE BACHILLER DE UNA PLANTA DE LABORATORIO DE CONTROL AUTOMÁTICO;</i>	
José Luis Casteleiro-Roca, José Luis Calvo-Rolle, Héctor Quintian-Pardo, Manuel Romero Gómez	259
<i>PLATAFORMA DIDÁCTICA PARA LA EVALUACIÓN DE SENSORES TÁCTILES CAPACITIVOS;</i>	
José Ignacio Suárez, Jesús Lozano, Javier Vázquez	265
<i>Evaluación de la contribución del aprendizaje basado en proyectos a la adquisición de competencias en estudiantes de Ingeniería en Automática y Electrónica Industrial;</i>	
Jesús M. Gómez de Gabriel, J. Jesús Fernández Lozano, Alfonso J. García Cerezo	273
<i>DISEÑO Y CONTROL DE SISTEMA TÉRMICO A ESCALA DE LABORATORIO;</i>	
Javier Rico Azagra, Gabriel Sierra Somovilla, Gabriel Tobias García, Montserrat Gil Martínez	281
<i>CONTROL OPTIMIZADO DE NIVEL SOBRE UN SISTEMA DE TANQUES COMUNICANTES DE FLUIDOS;</i>	
Eduardo J. Moya de la Torre, Fco. Javier García Ruiz, Alberto de Domingo de la Rubia, Daniel San José Rodríguez	289
<i>"MeiA.": UN ENFOQUE METODOLÓGICO PARA EL DISEÑO Y DESARROLLO DE SISTEMAS DE AUTOMATIZACIÓN;</i>	
A. Burgos, M. L. Alvarez, I. Sarachaga, E. Estévez, M. Marcos	297
<i>PROPUESTA DE MAQUETA DE BAJO COSTE PARA REALIZACIÓN DE PRÁCTICAS DE LABORATORIO DE REGULACIÓN AUTOMÁTICA;</i>	
Ángela Baldán Martín, Juan Pazos Serrano	305
<i>Robot autobalanceante como proyecto didáctico colaborativo en Iberoamérica y como trabajo integrador de conocimiento;</i>	
R. Lebrón, A. Umeyama, F. Brunetti, J. C. Moreno, J. L. Pons	313
<i>Tecnología para dotar a los Laboratorios Virtuales y Remotos de funcionalidades de Evaluación Automática;</i>	
G. Farias, F. Gomez-Estern, L. De la Torre, D. Muñoz de la Peña, C. Sánchez, S. Dormido	319
<i>ENTORNO DIDACTICO REALISTA DE INTEGRACIÓN DE SISTEMAS DE FABRICACION SOBRE UN PROTOTIPO DE PLANTA INDUSTRIAL;</i>	
Julio Garrido Campos, Ricardo Marín Martín, Juan Sáez López, José Ignacio Armesto Quiroga	327
Ingeniería de Control	335
<i>ARQUITECTURA PLC-OPC-MATLAB PARA CONTROL BORROSO EN TIEMPO REAL DE ELECTROLIZADOR EN SISTEMA HÍBRIDO EÓLICO-SOLAR;</i>	
Isaías González Pérez, Antonio José Calderón Godoy, Manuel Calderón Godoy, Antonio Ramiro González	339
<i>CONTROL EN RED BASADO EN EVENTOS DE MÚLTIPLES PLANTAS REMOTAS;</i>	
María Guinaldo, José Sánchez, Sebastián Dormido, Manlio A. Delgado . . .	347

<i>CALIBRACIÓN AUTOMÁTICA DE BARRAS DE CONTROL EN UN REACTOR NUCLEAR UTILIZANDO LA INSERCIÓN EXPONENCIAL DE REACTIVIDAD;</i>	
José Luis Fernandez Marrón Juan Blázquez Martínez, José Miguel Barcala Riveira	355
<i>ESTRATEGIA DE CODISEÑO DE CONTROLADORES INFERENCIALES PARA SU IMPLEMENTACIÓN MEDIANTE SENSORES INALÁMBRICOS;</i>	
Ignacio Peñarrocha, Daniel Dolz, Julio Ariel Romero, Roberto Sanchis . . .	361
<i>CONTROL Y ADQUISICION DE DATOS DE UN FOTOBIORREACTOR MEDIANTE AUTOMATA PROGRAMABLE Y LABVIEW;</i>	
Salah Eddine Fril Allame, Juan Manuel Méndez Sánchez, Isaías González Pérez, Antonio José Calderón Godoy	369
<i>Control PVA aplicado a un quadrotor validado a través de un modelo de simulación multicuerpo;</i>	
Silvia Estellés Martínez, M. Tomás-Rodríguez	377
<i>IFAsyn y EIFAsyn: dos Filtros de Información para el Procesado Eficiente de Medidas Temporalmente Desordenadas ;</i>	
Eva Besada-Portas, José A. Lopez-Orozco, Jesus M. de la Cruz	383
<i>Coordinación de controladores NMPC en una red de oxígeno;</i>	
Rubén Martí, Daniel Sarabia, Cristina Marcos, César de Prada	391
<i>Control GPI-repetitivo de corriente en inversores en entornos con impedancia de red incierta;</i>	
German Andres Ramos Fuentes, John Alexander Cortés Romero, Ramon Costa Castelló	399
<i>Optimización multiarreglo en paralelo sobre GPU;</i>	
María Pereda García, Jesús M. Zamarreño	407
<i>Plataforma de desarrollo para la configuración del control empotrado en helicópteros quadrotor;</i>	
Laura Muñoz, Daniel Gómez, Emilio Asensi, Antoni Ruiz, Victor Peñacoba, Pedro García	413
<i>AJUSTE AUTOMÁTICO EN LAZO ABIERTO DEL REGULADOR DE UN HORNO DIDÁCTICO;</i>	
José Luis Casteleiro-Roca, José Luis Calvo-Rolle, Héctor Quintian-Pardo, Alberto De Miguel Catoira	421
<i>Estrategias de Control de pH para un Fotobiorreactor tipo Bolsa de Plano Vertical;</i>	
I. Fernández, C. Rodríguez, J. L. Guzmán, M. Berenguel, J. C. Moreno, M. C. Cerón	427
<i>La gestión óptima del canal de comunicaciones para la estimación implica un patrón de muestreo periódico?;</i>	
L. Orihuela, A. Barreiro, F. Gómez-Estern, F. R. Rubio	435
<i>CONTROL DE AEROGENERADORES MEDIANTE CONTROLADORES DEPENDIENTES DE LA VELOCIDAD Y TURBULENCIA DEL VIENTO;</i>	
D. Dolz, I. Peñarrocha, N. Aparicio, R. Sanchis	443
<i>Desarrollo y evaluación de una estación de control de tierra para vehículos aéreos no tripulados;</i>	
Jesús Velasco, Sergio García-Nieto, Gilberto Reynoso-Meza, Javier Sanchis	451

<i>CONTROL ROBUSTO DE PROCESO ATAD PARA MEJORAR LA CALIDAD DE FANGO TRATADO;</i>	
S. Nájera, M. Gil-Martínez, J. A. Zambrano, I. Irizar	457
<i>CONTROLADOR PI BASADO EN EVENTOS CON UMBRALES ADAPT-ABLES;</i>	
Julio A. Romero, Néstor J. Pascual, Ignacio Peñarrocha, Roberto Sanchis	463
<i>MONITORIZACIÓN DE CONTROLADORES PREDICTIVOS;</i>	
Diego García-Álvarez, Mario Francisco, María Jesús de la Fuente, Pastora Vega	471
<i>Sensor/Actuador de retardos de Internet para la operación de dispositivos remotos;</i>	
Miguel Díaz-Cacho Medina, Emma Delgado Romero, Matías García Rivera, Antonio Barreiro Blas	479
<i>MONITORIZACIÓN DE ESTADOS TRANSITORIOS MEDIANTE EL ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES;</i>	
Diego García-Álvarez, Alejandro Merino, María Jesús de la Fuente	489
<i>AR Drone Identification and Navigation Control at CVG-UPM ;</i>	
J. Pestana, J. L. Sanchez-Lopez, I. Mellado-Bataller, Changhong Fu, P. Campoy	495
<i>Aplicación de Técnicas de Visualización para el Análisis del Consumo Eléctrico en Edificios;</i>	
Francisco J. García Fernández, Daniel Pérez López, Ignacio Díaz Blanco, Alberto B. Díez, Manuel Domínguez	503
<i>Modelado de un Sistema MIMO de Doble Rotor y Control Robusto QFT de Uno de sus Grados de Libertad;</i>	
Carlos Galilea Gil, Montserrat Gil Martínez	509
<i>CONTROL ROBUSTO QFT DE PLANTA EXPERIMENTAL DE MOTORES DE CORRIENTE CONTINUA;</i>	
David Lozano Delgado, Montserrat Gil-Martínez, Carlos Elvira Izurrategui	519
<i>CONTROL DE VISCOSIDAD BASADO EN MEDIDA VIRTUAL;</i>	
Ramón Ferreiro García, Javier Romero Gómez, Alberto De Miguel Catoira, Manuel Romero Gómez	527
<i>ESTRATEGIAS DE CONTROL PARA CICLOS BRAYTON CERRADOS DE PRODUCCIÓN DE POTENCIA;</i>	
Manuel Romero Gómez, Javier Romero Gómez, José Carbia Carril, Alberto De Miguel Catoira	533
<i>CONTROL AUTÓNOMO DE SEGUIMIENTO DE TRAYECTORIAS DE UN VEHÍCULO CUATRIRROTOR;</i>	
Juan Manuel Herrero, Mireia Medrano Llop, Concepción Peiro Galbis, Carlos Peris Navarro, Ismael Vives Martí	541
<i>Control híbrido de una planta termo-solar de baja temperatura para la generación de agua caliente;</i>	
M. Pasamontes, J. D. Álvarez, J. L. Guzmán, E. F. Camacho, M. Berenguel	549
<i>OPERACIÓN ÓPTIMA DE UN PROCESO DE FANGOS ACTIVADOS MEDIANTE MPC NO LINEAL;</i>	
Pastora Vega, José M. Martín, Silvana Revollar, Mario Francisco, M.J. Fuente	557

Modelado y Simulación de Sistemas Dinámicos	565
<i>MODELADO DEL COMPORTAMIENTO DE CUERPOS SUMERGIDOS EN MANIOBRAS;</i>	
Amable López Piñeiro, José Andrés Somolinos Sánchez, Miguel Santamaría Romojaro, Fernando Robledo de Miguel, Carlos Arias Rodrigo	567
<i>ESTUDIO DEL MERCADO NACIONAL EN EL SECTOR DEL MUEBLE;</i>	
Zeltia Prego López, Jairo Paredes Menéndez, Nerea Prego López, Octavio Manuel Pereira Neto	575
<i>ESTUDIO DEL MERCADO AUTOMOVILÍSTICO;</i>	
Nerea Prego López, Zeltia Prego López, Jairo Paredes Menéndez, Octavio Manuel Pereira Neto	583
<i>SEPARACIÓN DE PARTÍCULAS EN UN ELECTROFILTRO BASADA EN LÓGICA BORROSA;</i>	
Jairo Paredes Menéndez, Zeltia Prego López, Nerea Prego López, Octavio Manuel Pereira Neto	591
<i>LAS INNOVACIONES EN LOS SISTEMAS MQL;</i>	
Octavio Manuel Pereira Neto, Jairo Paredes Menéndez, Nerea Prego López, Zeltia Prego López	597
<i>ANÁLISIS DINAMICO Y MODELADO DE SUSPENSIONES HOSSACK EN MOTOCICLETAS DE COMPETICION;</i>	
Ciro Moreno Ramírez, M. Tomás-Rodríguez, Simos A. Evangelou	605
<i>REDUCCIÓN DE MODELOS PARA CONTROL Y OPTIMIZACIÓN EN TIEMPO REAL: APLICACIÓN A SISTEMAS CON FRONTERA MÓVIL;</i>	
E. López-Quiroga, A. A. Alonso, C. Theodoropoulos	613
<i>MODELADO Y SIMULACIÓN DE SENSORES QUÍMICOS DE DIÓXIDO DE ESTAÑO PARA LA DETECCIÓN DE ETANOL;</i>	
F. J. Lozano Jaramillo, J. Lozano Rogado, J. I. Suárez Marcelo, J. M. Ordiales Solis	621
<i>MODELOS EFICIENTES PARA TAREAS DE CONTROL EN LÍNEA DURANTE LA REFRIGERACIÓN DE FRUTAS;</i>	
Diana Rivas, Carlos Vilas, Antonio A. Alonso, Fernando Varas	629
<i>OPTIMIZACIÓN EN TIEMPO REAL DE UN REACTOR QUÍMICO USANDO ADAPTACIÓN DE MODIFICADORES;</i>	
Daniel Navia, Gloria Gutiérrez, César de Prada	637
<i>REDES DE PETRI COLOREADAS DISYUNTIVAS APLICADAS A UNA TOMA DE DECISIONES EFICIENTE;</i>	
Juan Ignacio Latorre Biel, Emilio Jiménez Macías	645
<i>MODELADO DE UN PROCESO DE EXTRUSIÓN DE POLÍMEROS;</i>	
Eduardo J. Moya de la Torre, Alfonso Poncela, Vicente José Castro Peñas	653
<i>CALIBRADO DE MODELOS EN BIOLOGÍA DE SISTEMAS MEDIANTE BÚSQUEDA DISPERSA PARALELIZADA Y COOPERATIVA;</i>	
Alejandro Fernández Villaverde, Jose Alberto Egea, Julio Rodríguez Banga	661
<i>ACCESO A UN SIMULADOR ECOSIMPRO DESDE OPC/SCADA, MATLAB Y SIMULINK;</i>	
A. Rodriguez, L. F. Acebes, A. Merino, R. Mazaeda, C. de Prada	667

<i>METAHEURÍSTICAS PARA LA OPTIMIZACIÓN DINÁMICA MULTI-OBJETIVO DE UNA PLANTA DE TRATAMIENTO DE AGUAS RESIDUALES;</i>	
Víctor M. Ortiz-Martínez, Isabel Gracia, Jose A. Egea	673
<i>MODELO CAUSAL PARA LA SIMULACIÓN DE LA GESTION DEL TRÁFICO AÉREO (ATM) A NIVEL PRETÁCTICO Y ESTRATÉGICO;</i>	
Jenaro Nosedal Sánchez, Sergio Ruiz, Miquel Ángel Piera Eroles	681
Robótica	687
<i>SISTEMA AUTOMÁTICO DE RECARGA DE BATERÍAS PARA UN ROBOT MÓVIL EDUCACIONAL;</i>	
Sergio Rubio Rosa, Eduardo Zalama Casanova, Jaime Gómez García-Bermejo	689
<i>VERDINO, PROTOTIPO ELECTRICO DE VEHICULO AUTOGUIADO;</i>	
L. Acosta, J. Toledo, A. Hamilton, R. Arnay J. Espelosin, N. Morales, D. Perea, L. Moreno	697
<i>DISEÑO DE UN EFECTOR FINAL HIDRÁULICO DE DOBLE FUNCIÓN PARA EL ROBOT MÓVIL ALACRANE;</i>	
Jesús García, Jorge L. Martínez, Anthony Mandow, Alfonso García-Cerezo, Javier Serón	705
<i>CORRECCIÓN DE LA POSICIÓN MEDIANTE MARCAS PLANAS UTILIZANDO EL SENSOR IR DEL WIIMOTE;</i>	
Salvador Domínguez, Eduardo Zalama, Jaime Gómez García-Bermejo	711
<i>Búsqueda de caminos libres de colisiones para un sistema bimanual considerando la eliminación de obstáculos movibles;</i>	
Carlos Rodríguez, Andrés Montaña, Raúl Suárez	721
<i>IMPLETACIÓN DE UN ALGORITMO DE LOCALIZACIÓN BASADO EN UN MÉTODO DE MONTECARLO PARA UN ROBOT MOVIL OMIDIRECCIONAL;</i>	
J. Gómez-Moreno, A. Soriano, M. Vallés, A. Valera, M. Martínez	729
<i>ENSEÑANDO ROBÓTICA MÓVIL CON LABORATORIOS REMOTOS;</i>	
D. Chaos, J. Chacón, J. A. López-Orozco, S. Dormido-Bencomo, J. Aranda	737
<i>LOCALIZACIÓN MONTE CARLO A PARTIR DE LA APARIENCIA GLOBAL DE IMÁGENES OMNIDIRECCIONALES;</i>	
Lorenzo Fernández, Luis Payá, Mónica Ballesta, Francisco Amorós, Óscar Reinoso	743
<i>Coordinación Temporal de Dos Robots Manipuladores;</i>	
Andrés Montaña, Raúl Suárez	751
<i>RASMA: Plataforma para la Creación de Animaciones Stop-Motion con Asistencia Robótica;</i>	
David Cuenca, Iván Perea, Gabriel J. García, Jorge Pomares, Fernando Torres	759
<i>HUMANOID ROBOT SELF-LOCATION IN SPL LEAGUE;</i>	
Eduardo Munera, Manuel Muñoz, José Simó, Francisco Blanes	765
<i>DESARROLLO DE UN SISTEMA RASTREADOR DE OLORES PARA ROBOT MOVIL;</i>	
I. Sáenz del Castillo González, J. Lozano Rogado, J. I. Suárez Marcelo, J. M. Ordiales Solis	773

<i>PARÁMETROS DE DISEÑO EN PINZAS ROBÓTICAS FLEXIBLES;</i> Andres S. Vázquez, Javier J. Jiménez, Jesús Chico, Ismael Payo	779
<i>Diseño CAD/CAM de un prototipo de dedo para una mano antropomórfica accionada por servomotores;</i> Damián Mira Martínez, Santiago T. Puente Méndez, Fernando Torres Medina	789
<i>DESARROLLO DE UN SISTEMA AUTOMÁTICO PARA LA DETECCIÓN DE PIEZAS DEFECTUOSAS POR FALLOS EN EL CORDÓN DE ADHESIVO;</i> Diego Pérez Losada, Joaquín López Fernández, Enrique Paz Domonte, Rafael Sanz	797
<i>MODELADO Y SIMULACIÓN DE BRAZOS ROBÓTICOS CON BLENDER Y PYTHON;</i> Adolfo Sánchez Hermosell, J. Álvaro Fernández Muñoz	805
<i>DISEÑO DE UN ACTUADOR PARA PINZA ROBÓTICA BASADA EN UN SMA;</i> Francisco Javier Tormo, Jaime Masiá, Juan Ramón Rufino, José Ferri, Borja Mansilla	813
<i>SLAM con Marcadores de Realidad Aumentada;</i> Miguel Juliá, Lorenzo Fernández, Luis Payá, José M. Marín, Arturo Gil, Óscar Reinoso	819
<i>Vuelos de planeadores autónomos no tripulados en misiones cooperativas mediante aprovechamiento de energía de térmicas;</i> D. Alejo, J. A. Cobano, G. Heredia, A. Ollero	825
<i>INSTRUMENTO QUIRÚRGICO DE SUTURA PARA ANASTOMOSIS AUTOMÁTICA DEL TUBO DIGESTIVO;</i> José Antonio Tornero, Raúl Suárez, Francesc Cano, Andrés Montaña, Manuel López Cano	833
<i>Algoritmo para la secuenciación en el ensamblaje de estructuras mediante robots;</i> S. Vera, I. Maza, A. Ollero	839
Tiempo Real	847
<i>Arquitectura de Supervisión y Control en Tiempo Real de un vehículo Fórmula Student Eléctrico;</i> Sara Mata, Asier Zubizarreta, Eva Portillo, Itziar Cabanes, Dario Orive, Marga Marcos, Charles Pinto	849
<i>ARQUITECTURA MULTI-CONTROLADOR CON TRANSFERENCIA SIN SALTO PARA PROCESOS CON CONMUTACIÓN DE MODOS;</i> Nagore Iriondo, Elisabet Estévez, Marga Marcos	859
<i>APLICACIONES AVANZADAS PARA LA AUTOMATIZACIÓN EN LA INDUSTRIA DE SEMICONDUCTORES;</i> Manuel J. Moreno Lizaranzu, Federico Cuesta Rojo	867
<i>Sistemas particionados de control;</i> J. Simó, P. Balbastre, S. Peiró, M. Masmano, A. Crespo	873
<i>CARACTERÍSTICAS DE ZIGBEE EN TELEMETRÍA DE UN QUADROTOR;</i> Ramón A. García, Francisco R. Rubio	879

<i>MONITORIZACIÓN AUTOMÁTICA EN TIEMPO REAL DE EQUIPOS DE PRUEBA DE SEMICONDUCTORES ;</i>	
Manuel J. Moreno Lizaranzu, Federico Cuesta Rojo	887
<i>MANTENIMIENTO REMOTO PARA MAQUINAS DE CORTE DE PIEDRA HECHAS A MEDIDA ;</i>	
Julio Garrido Campos, Ricardo Marín Martín, Juan Sáez López, José Ignacio Armesto Quiroga	893
<i>MODELO EN ECOSIMPRO DE CAPTADOR SOLAR FRESNEL;</i>	
J. M. Torres, A. J. Gallego, J. M. Escaño, C. Bordons	901
Visión por Computador	907
<i>Método General de Segmentación de Imágenes Basado en una Distancia Pseudométrica para Definir Vecindarios de Píxeles;</i>	
José F. Sigut Saavedra, Francisco J. Fumero Batista, Silvia Alayón Miranda, Manuel González de la Rosa, Marta González-Hernández, José L. Sánchez de la Rosa, Lorenzo Moreno	909
<i>Vitality assessment of boar sperm using N Concentric Squares resized and Local binary pattern in gray scale images;</i>	
Óscar García-Olalla, María Teresa García-Ordás, Diego García-Ordás, Laura Fernández-Robles, Enrique Alegre	919
<i>SVM APPROACH TO CLASSIFY BOAR ACROSOME INTEGRITY OF A MULTI-FEATURES SURF DESCRIPTION;</i>	
Laura Fernández-Robles, Óscar García-Olalla, María Teresa García-Ordás, Diego García-Ordás, Enrique Alegre	925
<i>DETECCIÓN DE SUELO Y PAREDES CON VISIÓN MONOCULAR PARA NAVEGACIÓN POR INTERIORES;</i>	
J. Omedes, G. López-Nicolás, J. J. Guerrero	931
<i>Reconocimiento de manos con sensor RGB-D;</i>	
Carlos M. Mateo, Pablo Gil, Santiago T. Puente, Fernando Torres	939
<i>Boar spermatozoa classification using local invariant features and bag of words;</i>	
María Teresa García-Ordás, Laura Fernández-Robles, Óscar García-Olalla, Diego García-Ordás, Enrique Alegre	947
<i>Detección de Peatones para Sistemas de Asistencia a la Conducción;</i>	
Daniel Olmeda, Basam Musleh, Fernando García, José María Armingol, Arturo de la Escalera	953
<i>EVALUATION OF SEGMENTATION METHODS APPLIED TO INTACT AND DAMAGED ACROSOMES OF BOAR SPERMATOZOON HEADS;</i>	
Eduardo Fidalgo, Javier de Pedro, Laura Fernández-Robles, María Teresa García-Ordás, Enrique Alegre	959
<i>RECONSTRUCCIÓN PRECISA DE INTERIORES CON ESCÁNER 3D Y TECNOLOGÍAS RFID;</i>	
Enrique Valero, Antonio Adán, Carlos Cerrada	967
<i>DISEÑO DE SOFTWARE PARA EL CONTROL DE DISPOSITIVOS EN APLICACIONES DE VISIÓN POR COMPUTADOR;</i>	
Juan Manuel Muñoz Lobato, Alejandro Hidalgo Paniagua, Santiago Salamanca Miño, Pilar Merchán García	977

*CONSTRUCCIÓN DE MAPAS ÓPTICOS PARA LA CARACTERIZACIÓN
DEL FONDO MARINO;*

Ricard Prados, Rafael Garcia, Nuno Gracias, Pere Ridao, Javier Escartín,
László Neumann 985

*USO DE DESCRIPTORES DE APARIENCIA GLOBAL EN TAREAS
DE CONSTRUCCIÓN DE MAPAS Y LOCALIZACIÓN;*

Francisco Amorós, Luis Payá, Óscar Reinoso, Luis M. Jiménez 993

*SISTEMA DE SEGURIDAD LABORAL BASADO EN VISIÓN ARTIFI-
CIAL PARA MÁQUINA DE CORTE POR PLASMA / OXIGÁS;*

M. Dolores Moreno Rabel, J. Álvaro Fernández Muñoz 1003

Índice de Autores **1011**



LOCALIZACIÓN MONTE CARLO A PARTIR DE LA APARIENCIA GLOBAL DE IMÁGENES OMNIDIRECCIONALES

Lorenzo Fernández, Luis Payá, Mónica Ballesta, Francisco Amorós, Oscar Reinoso.
Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática. Universidad Miguel Hernández.
Avda. de la Universidad s/n. 03202, Elche (Alicante), España. l.fernandez@umh.es, lpaya@umh.es

Resumen

En este trabajo se discute el problema de la localización de un robot móvil mediante el empleo de la información visual que proporciona una cámara omnidireccional montada sobre el mismo, utilizando para ello técnicas basadas en la apariencia global de imágenes panorámicas. El objetivo principal consiste en mostrar la viabilidad de los enfoques basados en apariencia en una tarea de localización dentro de un entorno real relativamente extenso, y estudiar como el coste computacional y la precisión de los resultados dependen de los principales parámetros del descriptor. En primer lugar, estudiamos los enfoques que nos permiten describir de forma global la información visual, para pasar a presentar el enfoque probabilístico que hemos utilizado para calcular la pose más probable del robot dentro del mapa. Finalmente, describimos los tipos de entornos y mapas que hemos usado para testar nuestros algoritmos de localización, y los resultados finales. Los resultados experimentales que mostramos han sido obtenidos mediante el empleo de imágenes tomadas en entornos de interior reales, capturadas en un entorno de oficina bajo condiciones de iluminación reales y cambiantes.

Palabras clave: Apariencia global; Robots autónomos; Imágenes panorámicas; Filtro Homomórfico; Firma de Fourier; Localización Monte Carlo.

1. INTRODUCCIÓN

Cuando un robot móvil tiene que llevar a cabo una tarea en un entorno desconocido, tiene que afrontar el problema de la construcción de un mapa del entorno y calcular su localización dentro del mismo con la finalidad de poder planear la ruta a seguir para alcanzar un punto destino. Las cámaras omnidireccionales se han convertido en una herramienta popular para llevar a cabo tareas de construcción de mapas y localización debido a su relativo bajo coste y a la riqueza de información del entorno que estas proveen. En este trabajo, hemos utilizado la información capturada por una cámara omnidireccional instalada sobre el robot. Sin

embargo, hemos transformado las imágenes omnidireccionales en imágenes panorámicas debido a que una rotación pura del robot en el plano de desplazamiento del mismo, corresponde con una rotación de las columnas de la imagen panorámica [18]. Teniendo en cuenta esta característica y escogiendo un descriptor basado en apariencia adecuado, seremos capaces de obtener invarianza a los giros en el plano de desplazamiento del robot.

Diferentes investigaciones en trabajos recientes han tenido en cuenta el uso de imágenes omnidireccionales en las tareas de construcción de mapas y localización. El problema puede ser afrontado mediante dos enfoques: enfoque basado en extracción de características y enfoque basado en apariencia. En el primero, se extrae un número de marcas (puntos característicos o regiones) de cada imagen y cada marca es descrita utilizando un descriptor invariante, tales como SIFT [7] o SURF [1]. [17] y [10] usan estos descriptores para encontrar la pose del robot en un mapa creado previamente. [14] y [4] presentan una revisión de la Odometría Visual y la definen como el proceso de la estimación del movimiento de un agente utilizando únicamente la información de una o varias cámaras ligadas a él. Mientras muestran las diferentes posibilidades que existen, se centran sobre un método basado en la extracción de características y RANSAC (Random Sample Consensus) [2]. Por otro lado, en el enfoque basado en apariencia, cada escena es representada por un único descriptor que es calculado trabajando con la escena como un todo, sin extraer marcas características locales. Por ejemplo, [8, 9] usan una firma basada en la Transformada de Fourier Discreta de imágenes panorámicas para construir un mapa visual y llevar a cabo una localización probabilística dentro del mapa. [6] utiliza el Análisis de Componentes Principales (PCA) [5] de imágenes panorámicas para modelar el entorno y llevar a cabo un proceso de localización.

El objetivo principal de este trabajo consiste en evaluar la viabilidad de los enfoques basados en apariencia global en tareas de localización en un entorno de interior real y relativamente extenso, y en el estudio de como el coste computacional

y la precisión de los resultados dependen de los parámetros principales del descriptor. Con este objetivo, hacemos uso del Algoritmo Monte Carlo (MC) [16], que ha demostrado ser robusto y eficiente en tareas de localización en el campo de la robótica móvil. Para calcular el peso de las partículas y estimar la posición del robot, es posible utilizar diferentes sensores. En nuestro enfoque, hemos propuesto resolver el problema de la localización mediante el empleo de imágenes omnidireccionales y métodos basados en apariencia global. Es posible encontrar trabajos similares en la literatura tales como [9], quien utiliza el algoritmo de Localización Monte Carlo (MCL) junto a la Firma de Fourier como descriptor global de la imagen y mapas basados en rutas, centrando su investigación principalmente en la estrategia para resolver el problema del robot secuestrado.

Nuestro trabajo se centra en el estudio de enfoques basados en la apariencia en procesos de localización dentro de un mapa creado previamente. El mapa consiste de la información visual capturada a lo largo de un entorno de interior sobre una rejilla. Hemos realizado un estudio del coste computacional y precisión de los resultados desde el punto de vista tanto del filtro de partículas como del descriptor de apariencia seleccionado. Gracias a este trabajo, este proceso puede ser optimizado y adaptarse al tipo de entorno y mapa donde el robot esté localizado. Como característica crucial de nuestro trabajo, el mapa del entorno ha sido creado con un conjunto de imágenes capturadas en un entorno real relativamente extenso, y los experimentos de localización se han realizado en este entorno pero con diferentes condiciones de iluminación y con algunos cambios en el entorno. Hemos decidido describir cada imagen omnidireccional por un descriptor de Fourier. Sin embargo, los métodos descritos en este artículo son en efecto independientes del descriptor utilizado para representar las imágenes, y es posible aplicar otros descriptores basados en apariencia.

2. DESCRIPTOR DE FOURIER

Cuando partimos de una imagen $f(x, y)$ con N_x filas y N_y columnas, podemos obtener la información mas relevante de la imagen mediante los principios de la Transformada de Fourier Discreta (DTF). Existen diferentes posibilidades, tales como implementar la Transformada de Fourier Discreta en 2 dimensiones (DFT2D) [11], la Transformada de Fourier Esférica sobre imágenes omnidireccionales [12] o la Firma de Fourier de las imágenes panorámicas [8]. La firma de Fourier explota mejor la invarianza a rotaciones en el plano de desplazamiento cuando trabajamos con imágenes

panorámicas. La transformación consiste en transformar cada fila de la imagen panorámica $\{a_n\} = \{a_0, a_1, \dots, a_{N_y-1}\}$ utilizando la DFT, en la secuencia de números complejos $\{A_n\} = \{A_0, A_1, \dots, A_{N_y-1}\}$. La información mas importante se concentra en los componentes de baja frecuencia del espectro de cada fila, de manera que podemos trabajar solo con la información de las k primeras columnas de la Firma. Además, esta característica presenta invariancia rotacional. Es posible demostrar que si cada fila de la imagen original se representa mediante la secuencia $\{a_n\}$ y cada fila de la imagen rotada se representa por la secuencia $\{a_{n-q}\}$ (siendo q la cantidad de giro), cuando se computa la Transformada de Fourier de la secuencia rotada, se obtienen las mismas amplitudes A_k que con la secuencia no rotada, y solo ocurre un cambio de fase proporcional a la cantidad de giro q (eq.1).

$$F[\{a_{n-q}\}] = A_k \exp -j \frac{2\pi q k}{N_y}; \quad k = 0, \dots, N_y - 1 \quad (1)$$

Gracias al Teorema del Desplazamiento, podemos separar el computo de la posición del robot y de la orientación. Es interesante resaltar que la Firma de Fourier es un método inherentemente incremental.

3. LOCALIZACIÓN MONTE CARLO

En los procesos de localización en robótica móvil estamos interesados en la estimación de la pose del robot (localización y orientación, típicamente, el estado $x_t = (x, y, \theta)$) en el instante t utilizando un conjunto de medidas $z_{1:t} = \{z_1, z_2, \dots, z_t\}$ del entorno y los movimientos $u_{1:t} = \{u_1, u_2, \dots, u_t\}$ del robot [3]. En un proceso de Localización Monte Carlo (MCL) [16], la función densidad de probabilidad $p(x_t | z_{1:t}, u_{1:t})$ se representa mediante un conjunto de M muestras $\chi_t = \{x_t^i, i = 1 \dots M\}$ llamadas partículas. Cada partícula puede ser entendida como una hipótesis del estado real del robot $x_t^i = (x^i, y^i, \theta^i)$. El peso de cada partícula (muestra) determina la importancia de esta. El conjunto de muestras define una función de probabilidad discreta que aproxima la probabilidad a priori de la pose del robot.

El conjunto inicial de partículas representa el conocimiento inicial $p(x_0)$ sobre el estado real del robot móvil en el mapa. Cuando utilizamos el algoritmo del filtro de partículas, en una localización global, la probabilidad a priori inicial es el conjunto de poses dibujadas de acuerdo a una distribución uniforme sobre el mapa del robot. Si la pose inicial del robot es parcialmente conocida so-

bre algún pequeño margen de error (localización local o seguimiento), la probabilidad a priori se representa mediante un conjunto de muestras dibujadas mediante una Gaussiana centrada sobre la pose inicial del robot móvil. El algoritmo de Localización Monte Carlo se describe brevemente en las siguientes líneas, y consta de dos fases:

Fase de Predicción: En el instante t se genera un conjunto de partículas $\bar{\chi}_t$ basado en un conjunto de partículas χ_{t-1} y una señal de control u_t . Este paso utiliza el modelo de movimiento $p(x_t|x_{t-1}, u_t)$. Con el objetivo de representar la función de probabilidad, el movimiento u_t se aplica sobre cada partícula mientras se añade una cantidad predefinida de ruido. Como resultado, el nuevo conjunto de partículas $\bar{\chi}_t$ representa la densidad $p(x_t|z_{1:t-1}, u_{1:t})$.

Fase de Actualización: En esta segunda fase, para cada partícula en el conjunto $\bar{\chi}_t$, se utiliza la observación z_t obtenida por el robot para calcular el peso ω_t^i de la misma. Este peso representa el modelo de observación $p(z_t|x_t)$ y es calculado como $\omega_t^i = p(z_t|x_t^i)$. Los pesos son normalizados de manera que $\sum \omega_t^i = 1$. Como resultado, se obtiene un conjunto de partículas acompañadas por un peso $\bar{\chi}_t = \{x_t^i, \omega_t^i\}$.

El conjunto resultante χ_t se obtiene mediante el muestreo con el reemplazo del conjunto $\bar{\chi}_t$, donde la probabilidad de muestreo de cada partícula es proporcional a su peso ω_t^i , de acuerdo con la literatura en el algoritmo SIR (Sampling Importance Resampling) [15, 13]. Finalmente, la distribución $p(x_t|z_{1:t}, u_{1:t})$ queda representada por el conjunto χ_t .

Para el cálculo del peso w^i de cada partícula y realizar un proceso de muestreo, el algoritmo Monte Carlo introduce la observación z_t actual del robot. En este caso, consideramos que nuestro mapa está compuesto por un conjunto de N marcas bidimensionales $L = \{l_1, l_2, \dots, l_N\}$ y la posición de esas marcas en el entorno es conocida. Las marcas forman una rejilla en el entorno con una resolución concreta. Cada marca l_j está representada por una imagen omnidireccional I_j asociada y un descriptor de Fourier d_j que describe la apariencia global de la imagen omnidireccional, de manera que $l_j = \{(l_{j,x}, l_{j,y}), d_j, I_j\}$. d_j se construye a partir de la firma de Fourier con todos los elementos ordenados en un vector.

Consideramos que el robot captura una imagen en el instante t y calcula el descriptor de Fourier d_t . Utilizando este descriptor de Fourier, comparamos el descriptor d_t con el resto de descriptores d_j , $j = 1 \dots N$ y encontramos las B marcas en el mapa que están más cercanas en apariencia con

la imagen actual I_t . En este sentido, permitimos que la observación actual pueda corresponder con varias marcas en el mapa. Consideramos que este es un caso especial dentro del problema de asociación de datos. Además, este tipo de correspondencia beneficia el algoritmo de localización, debido a que restringe el cálculo del modelo de observación a un número reducido de marcas, de modo que reduce el esfuerzo computacional. En este trabajo proponemos el cálculo del peso de cada partícula $\omega_t^i = p(z_t|x_t^i)$ mediante una suma de funciones gaussianas centradas en cada una de las posiciones de las marcas y considerando la diferencia entre los descriptores de las marcas (imágenes).

$$\omega_t^i = \sum_{j=1}^B \exp\{-v_j \Sigma_l^{-1} v_j^T\} \exp\{-h_j \Sigma_d^{-1} h_j^T\} \quad (2)$$

Donde, $v_j = (l_{j,x}, l_{j,y}) - (x^i, y^i)$ es la diferencia entre la posición de la marca l_j y la posición (x^i, y^i) de la partícula i . La matriz Σ_l es una matriz diagonal $\Sigma_l = \text{diag}(\sigma_l^2, \sigma_l^2)$. La varianza σ_l^2 es elegida de forma experimental con el objetivo de minimizar el error en la localización. $h_j = |d_j - d_t|$ define la diferencia entre el módulo del descriptor de Fourier asociado a la imagen actual observada y el módulo del descriptor asociado a la marca l_j . Entonces, se lleva a cabo un proceso de normalización para que la suma de las distancias euclideas entre el descriptor actual d_t y el resto de las B asociaciones, sea igual a uno, $\sum_{j=1}^B h_j = 1$. La matriz $\Sigma_d = \text{diag}(\sigma_d^2)$ es una matriz $k \times k$, siendo k la longitud del descriptor de Fourier. El modelo de observación $p(z_t|x_t)$ no es gaussiano, debido a que está formado por una suma de gaussianas, siendo por tanto multi-modal. Este hecho proporciona de forma general pesos altos a las partículas situadas junto a una marca que está cerca en apariencia respecto a la observación actual.

4. CARACTERÍSTICAS DE LOS EXPERIMENTOS

4.1. DESCRIPCIÓN DEL ENTORNO

A fin de adquirir los datos necesarios para los experimentos, hemos usado un robot móvil Pioneer 3-AT, equipado con una cámara omnidireccional, y una plataforma fija equipada con una cámara omnidireccional y un ordenador portátil. El mapa ha sido construido mediante la obtención cuidadosa de imágenes omnidireccionales en diferentes posiciones en una rejilla regular dentro de un entorno de oficina (pasillo, sala de reuniones y sala de proyección) utilizando una plataforma fija. A continuación, el robot realiza algunas trayec-

torias dentro del entorno, capturando una nueva imagen omnidireccional y datos de odometría cada vez que recorre una distancia igual a $0,1m$. El robot captura un total de 515 imágenes recorriendo una distancia de $55m$ aproximadamente. El mapa está compuesto por un conjunto de 381 imágenes emplazadas sobre una rejilla de $0,4m$ de resolución. El mapa tiene un tamaño de $11m$ en el eje x y $25m$ en el eje y . La posición del conjunto de imágenes que compone el mapa está representada con círculos azules en la Figura 1. Por otro lado, el camino seguido por el robot está representado por una línea negra en la Figura 1, donde se muestran tres como ejemplos tres pares de imágenes panorámicas usadas para realizar los experimentos. En los tres casos, las imágenes de abajo corresponden con las imágenes panorámicas capturadas a lo largo de la trayectoria seguida por el robot y las de arriba corresponden con las imágenes del mapa que se encuentran geoméricamente mas cerca de cada una de las anteriores. Como podemos apreciar al comparar los tres pares de imágenes, el mapa y la ruta han sido capturados en instantes del día diferentes, como podemos ver en las diferentes condiciones de iluminación de las escenas. Además, la orientación de las imágenes es diferente. Por último, las imágenes del pasillo muestran un grado alto de *aliasing visual*.

4.2. RESULTADOS EXPERIMENTALES

Para testar el funcionamiento de nuestro método de Localización Monte Carlo basado en la apariencia global de una escena, hemos realizado una serie de experimentos de simulación de localización local (seguimiento de robot), utilizando los conjuntos de imágenes descritas en la subsección anterior. Hemos usado un número de asociaciones B igual a 4. Para testar el funcionamiento de nuestro algoritmo probabilístico, hemos calculado el error medio en la pose del robot a lo largo de la trayectoria, en función del número de componentes de Fourier para diferente número de partículas. De este modo, testamos la influencia de los principales parámetros tanto del descriptor como del algoritmo de localización.

El error medio se ha obtenido tomando como referencia tanto el camino real (*ground truth*) (Figura 2 (a)) como los resultados que provienen de los datos de odometría del robot (Figura 2 (b)). Debemos tener en cuenta que el error medio de los datos de la odometría del robot comparados con el camino real es de $0,736m$. Como muestra la Figura 2 (a), cuando incrementamos el número de componentes de Fourier, el error de localización a lo largo de la trayectoria tiende a decrecer, pero se alcanza un número de componentes a partir del cual no se

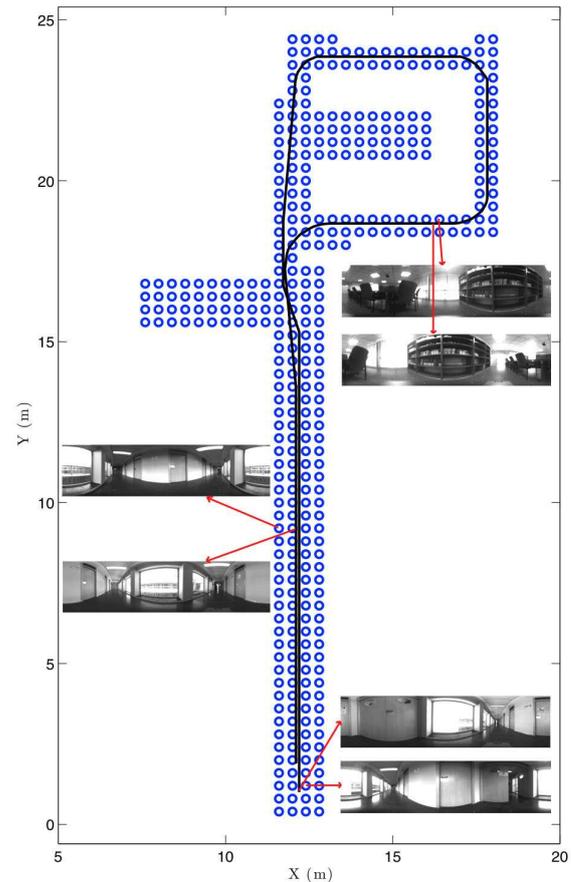


Figura 1: Vista de planta del mapa capturado, el camino real recorrido por el robot e imágenes panorámicas del mapa y del camino recorrido.

aprecia un decremento significativo del error (este límite se produce alrededor de 24 Componentes de Fourier para un número relativamente alto de partículas). También podemos observar que la tendencia de la gráfica es muy similar para los cuatro diferentes números de partículas testados. Como se muestra en la Figura 2 (b), cuando incrementamos el número de componentes de Fourier, el error de localización aumenta. Esto es debido al hecho que cuando el número de componentes crece, el camino obtenido con nuestro método es más similar al camino real que el camino que nos proporciona la odometría del robot.

Para comparar el funcionamiento de nuestro método respecto al número de partículas, hemos llevado a cabo un número de experimentos de localización local del robot en los que se ha testado el error medio en la posición del robot para la trayectoria completa, en función del número de partículas utilizado. La Figura 3 (a) muestra como al incre-

mentar el número de partículas, el error respecto al camino real decrece hasta cierto valor, a partir del cual el error se mantiene bajo (en torno a 2000 partículas). Como podemos observar en la Figura 3 (b), el error respecto a la odometría del robot alcanza un mínimo para 200 partículas, desde el cual empieza a crecer. Llegamos a la misma conclusión que en el experimento anterior: cuando el número de partículas aumenta, el camino obtenido con nuestro método es más parecido al camino real en comparación con la trayectoria obtenida mediante la odometría del robot, pero en este caso, el efecto es menos significativo.

La Figura 4 (a) muestra el tiempo medio necesario para llevar a cabo el experimento completo de localización Monte Carlo respecto al número de componentes de Fourier y para diferente número de partículas. Como muestra la Figura 4 (a), en general, cuando el número de componentes de Fourier crece, el tiempo necesario crece de forma lineal. Por otro lado, la Figura 4 (b) muestra la dependencia entre el tiempo de cálculo y el número de partículas. En este caso, cuando el número de partículas crece, el tiempo de cálculo también lo hace pero de manera exponencial.

Finalmente hemos llevado a cabo un experimento para mostrar la importancia de la correcta sintonización de los parámetros del descriptor y del filtro de partículas para obtener un resultado aceptable en términos de precisión en la localización. La Figura 5 presenta un ejemplo de un caso relativamente preciso de localización local del robot utilizando 4000 partículas y 32 componentes de Fourier. En la secuencia presentada en la Figura 5 (a) (b) (c) (d), se muestran algunos pasos intermedios del proceso de localización cuando el robot seguía la ruta. En estas figuras, la posición de las imágenes que componen el mapa están indicadas mediante circunferencias azules, la posición de las marcas asociadas se indica con círculos verdes, el camino real se representa mediante una línea negra, el camino que proporciona la odometría del robot se representa mediante una línea roja, el camino obtenido mediante nuestro método se muestra como una línea verde, y finalmente, las partículas son representadas como puntos negros en el mapa. Como podemos observar, en el inicio del experimento, la trayectoria estimada utilizando la odometría del robot es más cercana al camino real que la trayectoria estimada mediante nuestro método. Sin embargo, a medida que el experimento progresa, la trayectoria de la odometría empieza a alejarse del camino real y la trayectoria estimada a partir de nuestro algoritmo es significativamente más cercana al camino real. Esto es debido al hecho que la odometría trabaja bien cuando el robot se mueve en línea recta, pero falla

cuando gira, y no se introduce ninguna referencia externa, y los errores son acumulativos. Nuestro algoritmo es capaz de trabajar con giros del robot y la trayectoria estimada es suficientemente precisa para numerosas aplicaciones robóticas en entornos de interior.

La Figura 5 (e) presenta el error en la posición en cada iteración del algoritmo. Esta figura muestra que, cuando el robot se mueve a lo largo del mapa, el error en la localización se mantiene por debajo de un límite cuando usamos nuestro algoritmo, y tiende a crecer cuando el experimento avanza con los datos de odometría. La Figura 5 (f) muestra el error en la orientación del robot para cada paso. Como se puede apreciar, cuando usamos el algoritmo MCL, este error toma constantemente valores alternos alrededor de un valor medio. Esto es debido a que no hemos usado la orientación para calcular el peso de las partículas. Utilizar este dato podría hacer que nuestro método fuese más robusto y proponemos profundizar en esta línea en trabajos futuros.

5. CONCLUSIONES

En este trabajo hemos testado el funcionamiento de una técnica de Localización Monte Carlo utilizando la apariencia global de imágenes panorámicas sin extraer marcas características. Hemos comparado nuestros resultados con la trayectoria real y con la trayectoria calculada con la odometría del robot en un entorno de interior extenso que presenta *aliasing visual* y cambios en las condiciones de iluminación.

Hemos construido un descriptor basado en apariencia utilizando la firma de Fourier de imágenes panorámicas. Se ha evaluado el funcionamiento del método en el caso de una localización local y se han encontrado diferentes comportamientos dependiendo del valor de los parámetros del filtro y del descriptor de Fourier. Hemos evaluado la influencia del descriptor en la localización mediante la variación del número de componentes de Fourier utilizados para calcular la Firma de Fourier. También hemos testado la influencia del número de partículas utilizado para el algoritmo Monte Carlo en el proceso de localización. Nuestro sistema es capaz de seguir la posición del robot mientras este se desplaza, si hemos sintonizado correctamente los parámetros involucrados en el proceso. Hemos probado que la precisión de nuestro método tanto con el número de partículas utilizado como con el número de componentes de Fourier. Además, cuando incrementamos el número de partículas en el sistema, el error medio en la localización decrece rápidamente hasta un cierto punto desde el cual se mantiene bajo sin una mejora considera-

ble. Finalmente, cuando incrementamos el número de componentes de Fourier, el error en la localización decae, pero desde un número determinado de componentes, el error no decae significativamente. Estos experimentos muestran la viabilidad de utilizar técnicas basadas en apariencia en un proceso de localización robótica.

Ahora nos encontramos trabajando en este enfoque para construir un algoritmo de SLAM (Simultaneous Localization and Map Building) basado en apariencia, utilizando solamente la apariencia de imágenes omnidireccionales y la odometría del robot. Además intentamos tener en consideración la orientación del robot con respecto al mapa como información adicional para mejorar el proceso de localización.

Agradecimientos

Este trabajo ha contado con el apoyo del Gobierno Español a través del proyecto DPI2010-15308.

Referencias

- [1] Bay, H., Tuytelaars, T., and Van Gool, L., (2006) Surf: Speeded up robust features, In Proceedings of the ninth European Conference on Computer Vision.
- [2] Fischler, M. A. and Bolles, R. C., (1981) Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, In *Commun. ACM*; pp 381–395.
- [3] Fox, D., Burgard, W., and Thrun, S., (1999) Markov localization for mobile robots in dynamic environments, In *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*; pp 391–427.
- [4] Fraundorfer, F. and Scaramuzza, D., (2012) Visual odometry: Part ii - matching, robustness, and applications, In *Proc. of the IEEE Robotics and Automation Magazine*.
- [5] Kirby, M., (2001) Geometric data analysis, In *Wiley Interscience*.
- [6] Kröse, B., Bunschoten, R., Hagen, S. T., Terwijn, B., and Vlassis, N., (2004) Environment modeling and localization from an omnidirectional vision system, In *IEEE Robotics and Automation Magazine*.
- [7] Lowe, D., (1999) Object recognition from local scale-invariant features., In *Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision (ICCV)*; Kerkyra, Greece, pp 1150–1157.
- [8] Menegatti, E., Maeda, T., and Ishiguro, H., (2004) Image-based memory for robot navigation using properties of omnidirectional images, In *Robotics and Autonomous Systems*; 47(4), pp 251–276.
- [9] Menegatti, E., Zocaratto, M., Pagello, E., and Ishiguro, H., (2004) Image-based monte carlo localisation with omnidirectional images, In *Robotics and Autonomous Systems*; 48(1), pp 17–30.
- [10] Murillo, A. C., Guerrero, J. J., and Sagiés, C., (2007) Surf features for efficient robot localization with omnidirectional images, In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA)*; San Diego, CA, USA.
- [11] Paya, L., Fernandez, L., Reinoso, O., Gil, A., and Ubeda, D., (2009) Appearance-based dense maps creation. Comparison of compression techniques with panoramic images, In *Proc. of the Int. Conf. on Informatics in Control, Automation and Robotics*; Milan, Italy, pp 238–246.
- [12] Rossi, F., Ranganathan, A., Dellaert, F., and Menegatti, E., (2008) Toward topological localization with spherical fourier transform and uncalibrated camera, In *Proc. of the Int. Conf. on Simulation, Modeling and Programming for Autonomous Robots*; Venice, Italy, pp 319–330.
- [13] Rubin, D. B., (1988) Bayesian statistics 3, In *Oxford University Press*.
- [14] Scaramuzza, D. and Fraundorfer, F., (2012) Visual odometry: Part i - the first 30 years and fundamentals, In *Proc. of the IEEE Robotics and Automation Magazine*; volume 18, pp 80–92.
- [15] Smith, A. F. M. and Gelfand, A. E., (1992) Bayesian statistics without tears: a sampling-resampling perspective, In *American Statistician*; 46(2), pp 84–88.
- [16] Thrun, S., Fox, D., Burgard, W., and Dellaert, F., (2000) Robust monte carlo localization for mobile robots, In *Artificial Intelligence*; 128(1-2):99–141.
- [17] Valgren, C. and Lilienthal, A., (2007) SIFT, SURF and seasons: Long-term outdoor localization using local features, In *Proc. of the 3rd European Conference on Mobile Robots (ECMR)*; Friburgo, Alemania.
- [18] Winters, N., Gaspar, J., Lacey, G., and Santos-Victor, J., (2000) Omni-directional vision for robot navigation, In *IEEE Workshop on Omnidirectional Vision (OMNIVIS' 00)*; Hilton Head Island, USA.

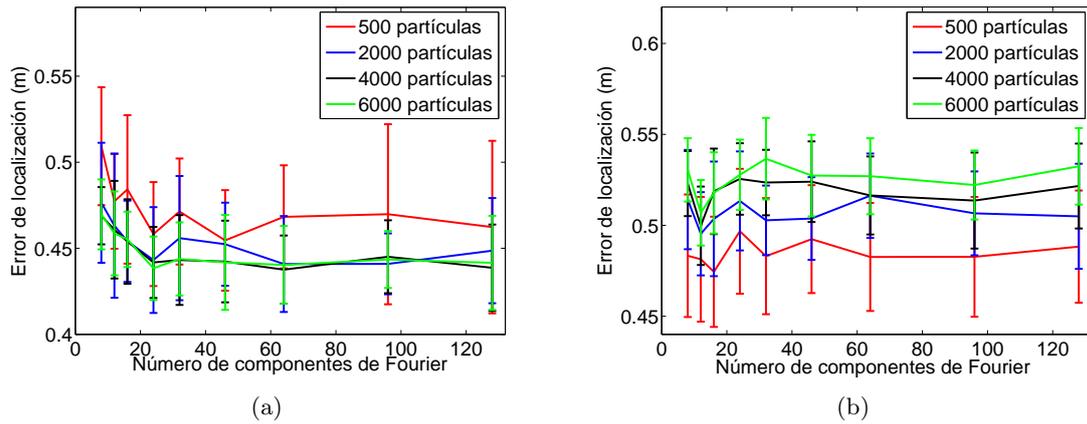


Figura 2: Error medio de la posición en la trayectoria en función del número de componentes de Fourier para diferente número de partículas, (a) con respecto al camino real y (b) con respecto al camino calculado utilizando los datos de odometría del robot.

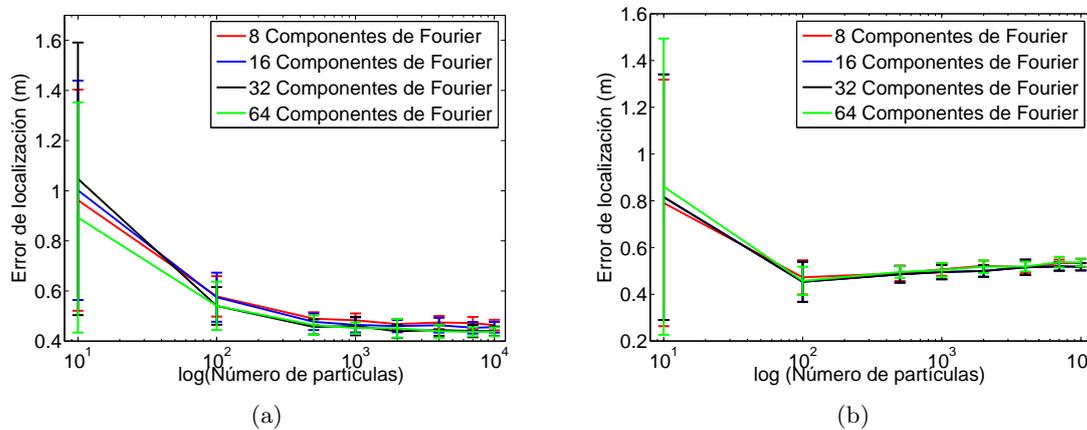


Figura 3: Error medio de la posición en la trayectoria en función del número de partículas para diferente número de componentes de Fourier, (a) con respecto al camino real y (b) con respecto al camino calculado utilizando los datos de odometría del robot.

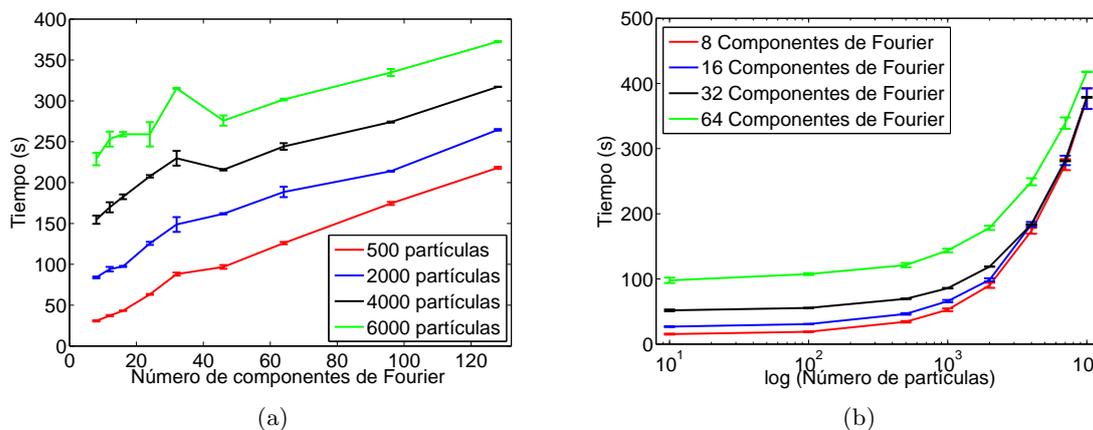


Figura 4: (a) Tiempo de computo necesario para completar la estimación de la trayectoria del robot versus el número de componentes de Fourier para diferente número de partículas y (b) versus el número de partículas para diferente número de componentes de Fourier.

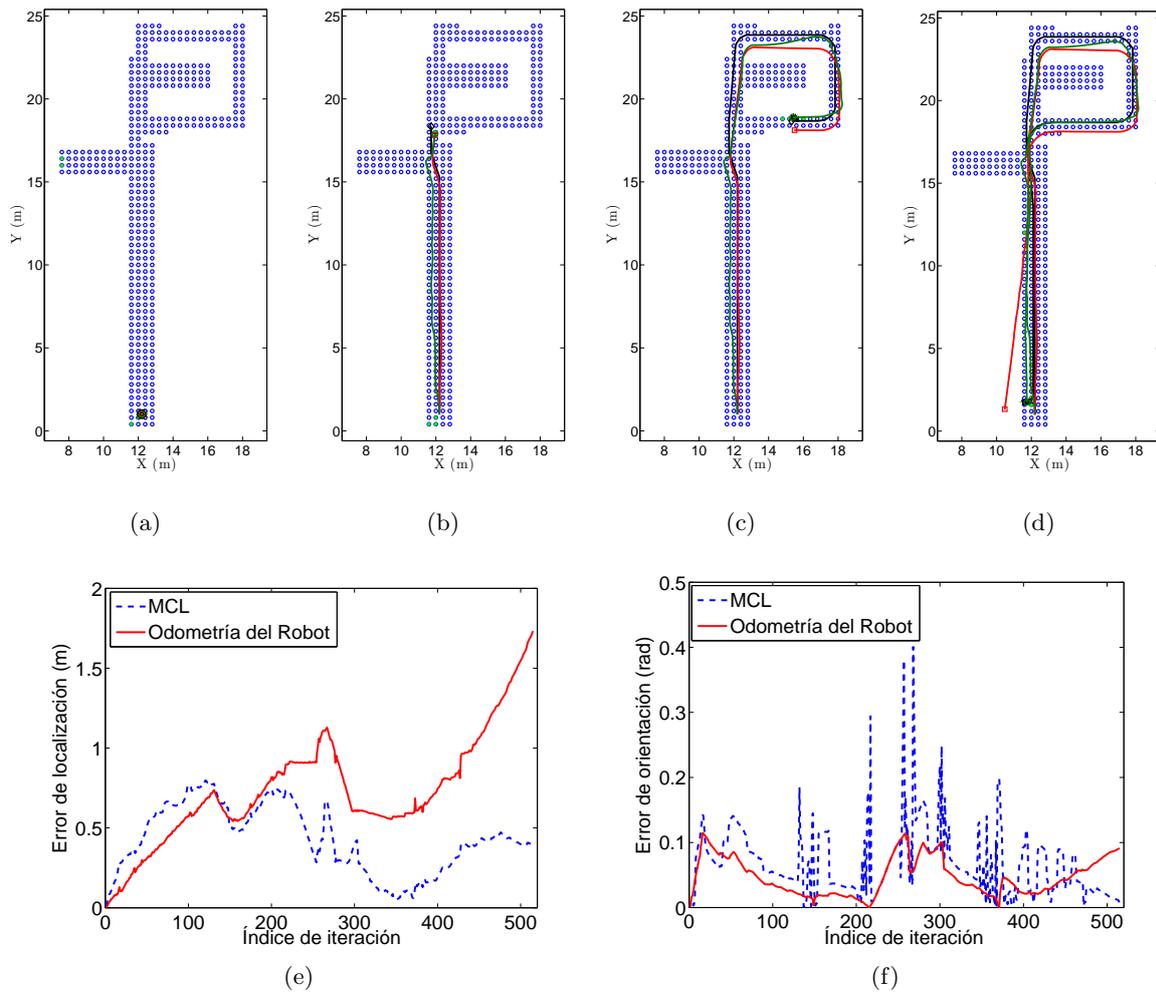


Figura 5: (a), (b), (c) y (d) muestran tres pasos intermedios durante el experimento de localización Monte Carlo utilizando 4000 partículas y 32 componentes de Fourier para una localización local, (e) error en la localización para el experimento descrito y (f) error en la orientación para el mismo.