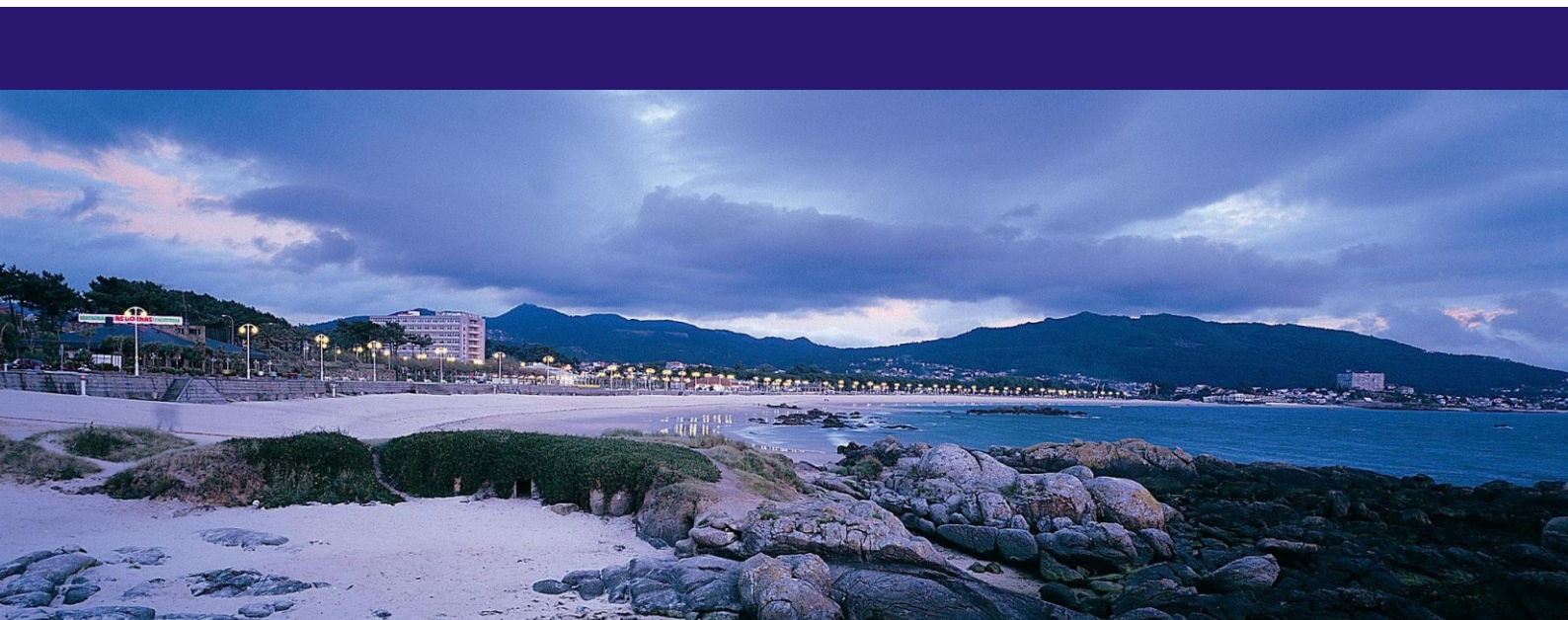




XXXIII Jornadas de Automática

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 Ridaó 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. Ridaó, 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 ARTIFICIAL PARA MÁQUINA DE CORTE POR PLASMA / OXIGÁS;

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

Índice de Autores **1011**



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

Francisco Amorós, Luis Payá, Oscar Reinoso y Luis M. Jiménez

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, o.reinoso@umh.es, luis.jimenez@umh.es

Resumen

Las técnicas basadas en la apariencia global de información visual han demostrado ser una alternativa robusta en aplicaciones relativas a creación de mapas y localización frente a las técnicas tradicionales. Sin embargo, existen aspectos críticos que deben ser estudiados cuando se utilizan en experimentos de navegación reales. En este trabajo se presenta un resumen y comparación de distintos métodos aplicados a la construcción de descriptores globales a partir de escenas panorámicas. Se lleva a cabo además el estudio de parámetros que determinan su aplicación en experimentos en tiempo real, como puede ser la invariancia ante rotaciones, el requerimiento de memoria para almacenar el mapa, el coste computacional o la precisión en la localización del robot.

Palabras clave: Creación de mapas, métodos basados en apariencia global, visión omnidireccional, localización.

1. INTRODUCCIÓN

La navegación de un robot o equipo de robots en un cierto entorno de forma autónoma implica necesariamente una representación interna de dicho entorno. Esta representación tiene que permitir la construcción de un mapa desde el cual el robot pueda estimar su posición y orientación usando la información proporcionada por los distintos sensores con los que está equipado. Existen multitud de sensores con los que obtener información del entorno del robot. De entre ellos, se puede resaltar los sistemas de visión omnidireccional debido a que la información que proporcionan es de gran riqueza, y su coste es relativamente bajo. La investigación clásica en robots móviles provistos con sistemas de visión se ha centrado en la extracción de características locales para formar descriptores. Este tipo de algoritmos parten de la búsqueda de landmarks o puntos remarcables naturales o artificiales en la imagen para caracterizar una escena, construir el mapa y localizar al robot [16]. Trabajos más recientes proponen el procesamiento de la imagen de forma global, evitando la extracción de características locales. Las técnicas basadas en la apariencia global de la ima-

gen son una opción interesante especialmente cuando se trabaja con entornos desestructurados, donde puede ser muy complicado encontrar patrones de reconocimiento de una escena. Como contrapartida, aparece la desventaja de trabajar con una gran cantidad de información, lo que conlleva un alto coste computacional, además de falta de robustez ante oclusiones en la escena o cambios en la iluminación que provoquen cambio en la apariencia global de la imagen. Por esta razón, es necesario el estudio de técnicas de compresión que concentren la información de la escena en descriptores cuyo tamaño sea relativamente reducido con un coste computacional limitado. Los descriptores obtenidos deben preservar características de baja dimensionalidad como el color o las frecuencias espaciales que logren la distinción de la escena a pesar de posibles oclusiones o distintas condiciones de iluminación. A partir de estos descriptores se lleva a cabo la creación de mapa densos. Estos mapas permitirán la posterior localización del móvil en el entorno, convirtiendo el problema de localización del robot en una búsqueda de la posición más similar de entre los descriptores almacenados en el mapa. La etapa de localización requiere que el descriptor presente invariancia ante rotaciones en el plano del suelo para poder determinar la posición del robot independientemente de su orientación. Sin embargo, también es necesario que el descriptor contenga información de orientación para poder estimar la pose, es decir, posición más orientación. Es deseable además que los descriptores se calculen dentro de algoritmos incrementales que permitan añadir o modificar información del mapa sin necesidad de volver a realizar el cálculo de los descriptores de todas las imágenes contenidas en el mapa para posibles aplicaciones a tareas de creación de mapas y localización simultánea (SLAM). Se pueden encontrar distintas aproximaciones a la compresión de información visual en la literatura. El Análisis de Componentes Principales (PCA), por ejemplo, es un método de compresión de información de comportamiento robusto ampliamente utilizado en tareas de análisis visual y procesamiento de imágenes [7]. Pero los descriptores PCA de dos imágenes adquiridas en un mismo punto con distintas orientaciones son completamente diferentes. Es decir, PCA convencional no es invariante a rotaciones. Por este motivo, [4] introduce una implementación de PCA que almacena distintas orientacio-

nes para cada posición del mapa que se desea almacenar. Por otro lado, también es posible encontrar el uso de la Transformada de Fourier como método para extraer la información más relevante de una imagen. En este contexto, en [10] se define el concepto de Firma de Fourier, definiendo la Firma de Fourier, la cual está basada en la transformada discreta unidimensional de la imagen por filas. Gist es un descriptor basado en la extracción de características básicas de la imagen para su clasificación, tales como la rugosidad o la transparencia. Bajo este nombre es posible encontrar en la literatura descriptores que incluyen distinta información. En [12] se muestra la combinación de Gist con el cálculo del punto de fuga de la imagen para llevar a cabo la clasificación de distintas escenas. Por otro lado, en [1] aparece un descriptor que incluye información relativa a la distribución espacial de la escena junto con información de los canales de color e intensidad para obtener un vector de características de la imagen y un conjunto de regiones notables de la escena que permiten la localización y la navegación de un robot móvil en una ruta. [15] presenta un estudio comparativo sobre técnicas basadas en apariencia global. El propósito de este trabajo es ampliar dicho estudio. Los métodos de compresión estudiados son: la Firma de Fourier, PCA Rotacional y Gist-Gabor. Esta última técnica ha mostrado resultados prometedores en tareas de clasificación de imágenes, aunque no en tareas de creación y localización en mapas densos. El resto del trabajo se distribuye de la siguiente forma: en la sección 2 se describen las distintas técnicas utilizadas. La siguiente sección se muestra la construcción del mapa usando los diferentes métodos de compresión, estudiando el coste computacional de cada caso. La sección 4 explica la forma en que se calcula la pose del robot, y se muestra tiempo y memoria necesarios para llevar a cabo este proceso. Para finalizar, se presenta un resumen que contiene las principales ideas extraídas del análisis de los resultados.

2. ESTUDIO DE LAS TÉCNICAS DE COMPRESIÓN

En esta sección se presentan las distintas técnicas empleadas para extraer la información más relevante de una base de datos formada por imágenes panorámicas.

2.1. Firma de Fourier

Tal y como se puede ver en [10], es posible representar una imagen calculando la Transformada de Fourier Discreta de cada fila. Así pues, cada fila de la imagen panorámica $\{a_n\} = \{a_0, a_1, \dots, a_{N-1}\}$ es transformada en la secuencia de números complejos $\{A_n\} = \{A_0, A_1, \dots, A_{N-1}\}$ mediante la ecuación:

$$\{A_n\} = \mathcal{F}[\{a_n\}] = \sum_{n=0}^{N-1} a_n e^{-j \frac{2\pi}{N} kn}, k = 0, \dots, N-1 \quad (1)$$

De esta forma, el descriptor aprovecha las propiedades de la transformada de Fourier de una secuencia de datos. Por un lado, como la información más relevante se concentra en las frecuencias más bajas, se seleccionan únicamente los primeros términos de la secuencia transformada para representar cada fila.

Además, como se trabaja con imágenes omnidireccionales, se obtiene invariancia rotacional. Un giro en el plano del suelo se traduce en un desplazamiento de sus columnas, es decir, un desplazamiento de los píxeles de cada fila de la imagen a lo largo del eje horizontal. Aunque en orden distinto, cada fila seguirá conteniendo los mismos valores. Esta rotación circular del orden de los píxeles no afecta al valor del módulo de la Transformada de Fourier, ya que únicamente varía la fase de los coeficientes. Si representamos cada fila de la imagen original como $\{a_n\}$ y $\{a_{n-q}\}$ la misma fila rotada q píxeles, siendo q proporcional a la rotación relativa entre imágenes, la invariancia rotacional puede ser expresada con el Teorema del Desplazamiento, que aparece en la siguiente ecuación:

$$\mathcal{F}[\{a_{n-q}\}] = A_k e^{-j \frac{2\pi qk}{N}}; \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (2)$$

$\mathcal{F}[\{a_{n-q}\}]$ es la Transformada de Fourier de la secuencia desplazada, y A_k son los componentes de la transformada de la serie no desplazada. Por tanto, de acuerdo con esta expresión, la amplitud de los coeficientes de la secuencia con rotada es la misma que los de la original, cambiando únicamente su fase. Por otro lado, la fase de los coeficientes nos proporciona información suficiente para estimar la rotación relativa entre las series, permitiendo conocer el desfase entre dos imágenes.

2.2. PCA Rotacional

Las técnicas basadas en PCA han demostrado ser un método robusto en su aplicación al análisis y reducción dimensional de información. En [7] podemos encontrar un ejemplo de su aplicación a tareas de compresión de imágenes. El Análisis de Componentes Principales permite que, partiendo de un conjunto de N imágenes con M píxeles cada una $\vec{I}^j \in \mathcal{R}^{M \times 1}$, $j = 1 \dots N$, podamos realizar la transformación de cada imagen en un vector de características $\vec{p}^j \in \mathcal{R}^{K \times 1}$, $j = 1 \dots N$, siendo K el número de características PCA que contienen la información más relevante de la imagen, con $k \leq N$ [6]. Este vector también es conocido como proyección de la imagen. Sin embargo, si se aplica este análisis directamente sobre la matriz que contiene las imágenes del mapa a comprimir, la base de

datos obtenida contiene únicamente información relativa a la orientación de la escena con la que se capturó la imagen. Es decir, el descriptor no presenta invariancia rotacional. Para solucionar este problema, en [8] se propone el uso del *Eigenspace of Spining-Images*, o *Subespacio de imágenes rotadas*. Esta técnica crea un conjunto de rotaciones artificiales de cada escena a partir de la imagen original, obteniendo una base de imágenes que contiene N rotaciones en el plano del suelo de cada posición. Tras obtener esta base, se aplica el análisis PCA. De esta forma, debido a que se tienen varias imágenes de una misma escena, no solo se obtiene una representación que capaz resolver el problema de la orientación de la imagen, sino que el descriptor obtenido es más robusto al realizar la localización. Cuando se trabaja con un conjunto de imágenes rotadas, la matriz que contiene los datos presenta propiedades específicas que simplifican el cálculo del nuevo espacio de proyecciones. Siendo $X = [x_0|x_1|\dots|x_{N-1}]$ una matriz cuyas columnas están formadas por un conjunto de imágenes rotadas, la matriz de covarianza $Q = X^T X$ tiene la forma de matriz circular. Esta propiedad aparece independientemente del número de rotaciones incluidas de la imagen, siempre y cuando el desfase entre rotaciones consecutivas sea constante. En la fig. 1(a) se muestra un ejemplo de matriz circular. En [17] se puede ver que los vectores propios de una matriz circular son independientes de su información, y corresponden a los vectores de la base de la Matriz de Fourier, aunque los valores propios asociados a dichos vectores sí que dependen de los datos de la matriz. El problema puede ser extendido a P localizaciones con N rotaciones por escena. En ese caso, el producto interior $A = X^T X$ se compone de $P \times P$ bloques circulares cuyo tamaño es $N \times N$ (fig. 1(b)). Aplicando de nuevo las propiedades de las matrices circulares, el cálculo de la descomposición en valores singulares de la matriz A se reduce a resolver N descomposiciones de orden P . Como el orden de P para este tipo de problemas es considerablemente menor que el de A , el Análisis de Componentes Principales es más efectivo en términos de coste computacional. Seleccionando únicamente los vectores propios con mayor valor propio asociado se obtiene un subespacio que permite una representación reducida de la imagen, pero que recoge la mayor varianza de los datos, por lo que no pierde la capacidad de identificar las diferentes escenas [5].

La representación que se obtiene de las imágenes en el nuevo subespacio está en el plano complejo. Se puede demostrar que los coeficientes de una imagen y sus diferentes rotaciones tienen el mismo módulo, cambiando únicamente su fase. En la fig. 2 se aprecia además que el desfase de los coeficientes entre rotaciones consecutivas es constante. Por lo tanto, sólo se necesita almacenar la proyección de una rotación de cada escena, y el desfase de los diferentes componentes entre

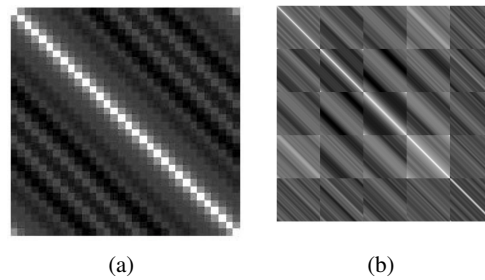


Figura 1: (a) Matriz de covarianza de un conjunto de 32 rotaciones, y (b) Producto interior de un mapa que incluye $P=5$ localizaciones y $N=128$ rotaciones.

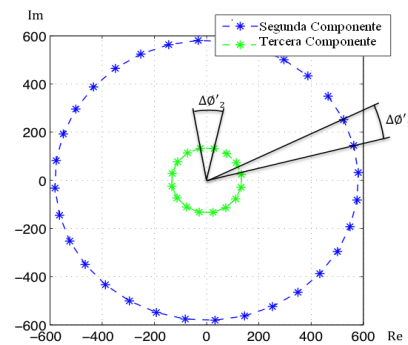


Figura 2: Proyecciones de 2 componentes del conjunto de rotaciones de una imagen.

rotaciones consecutivas. De esta forma, es posible simular artificialmente las proyecciones de las distintas rotaciones de cada escena.

Así pues, la localización del robot en el mapa se lleva a cabo mediante comparación de los módulos de las proyecciones. Una vez localizada la imagen más cercana en el mapa, se simulan las proyecciones de las distintas rotaciones de la imagen correspondiente para de esa forma estimar la orientación. La resolución angular dependerá del número de rotaciones de cada posición que han sido incluidas en el mapa, tal y como se indica en la ec. 3.

$$\text{Ang. Minimo}(\text{°}) = \frac{360}{N} \quad (3)$$

2.3. Gist-Gabor

Gist es otro concepto que puede ser usado para comprimir la información visual, tal y como se detalla en [2]. Se puede definir como una representación abstracta que activa la memoria para la categorización de escenas. Por lo tanto, los descriptores Gist, como su nombre indica, trata de obtener la información esencial de la imagen simulando el sistema de percepción humano y su habilidad de reconocimiento de una escena a partir de la identificación de color o estructuras

destacables, evitando la representación de objetos específicos. Algunos autores han estudiado el problema de categorización de imágenes basándose en este tipo de características. En [13] se presenta un descriptor bajo el nombre de *shape of the scene* que es capaz de clasificar imágenes borrosas en las cuales sólo se distingue la distribución espacial de la escena. Por su parte, en [14] se desarrolla esa idea bajo el nombre de *representación holística de la envoltura espacial* para crear un descriptor. Este descriptor se calcula usando frecuencias globales de la escena, tales como frecuencias espaciales y diferentes escalas extraídas a partir del filtrado de la imagen con máscaras de Gabor. El descriptor que se propone aparece bajo el nombre de Gist-Gabor, ya que usa el filtrado con máscaras de Gabor para obtener información de frecuencia espacial y orientación de la escena. Para ello, la imagen se filtra en su conjunto. Un filtro de Gabor es un filtro lineal cuya repuesta de impulso es una senoide modulada con una función Gaussiana. Así pues, una máscara de Gabor está localizada tanto en dominio espacial como en dominio de la frecuencia (fig. 3). Gracias a su capacidad de extraer información sobre la textura de la imagen, el filtro de Gabor puede usarse en tareas de compresión y segmentación de imágenes [9].

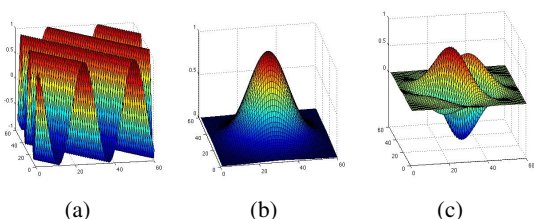


Figura 3: (a) Sinusoide Compleja, (b) Envoltura Gaussiana, y (c) Filtro de Gabor resultante de la convolución de ambas funciones.

El primer paso consiste en crear un banco de máscaras de Gabor que incluya diferentes resoluciones espaciales y orientaciones. Luego, la imagen es filtrada con el conjunto de máscaras del banco. La orientación de filtrado dependerá del número de máscaras incluido en cada nivel espacial, puesto que se distribuyen de forma equidistante entre 0° y 180° .

El filtrado de la imagen se realiza en dominio de la frecuencia. Cada filtrado codifica diferente información estructural dependiendo de la máscara usada, tal y como se aprecia en la fig. 4. Una imagen omnidireccional contiene los mismos píxeles por fila aunque la imagen esté rotada. Por ello, para concentrar la información obtenida por los diferentes filtrados en un descriptor, se calcula el valor medio de los píxeles contenidos en celdas horizontales cuya anchura es la misma que la de la imagen. De esta forma, se obtiene un conjunto de características invariantes a rotación que servirán para formar un descriptor que permita localizar al robot.



Figura 4: Ejemplo de filtrado de imagen con (a) distintas orientaciones (0° , 45° , 90° , 135°) y (b) diferentes escalas.

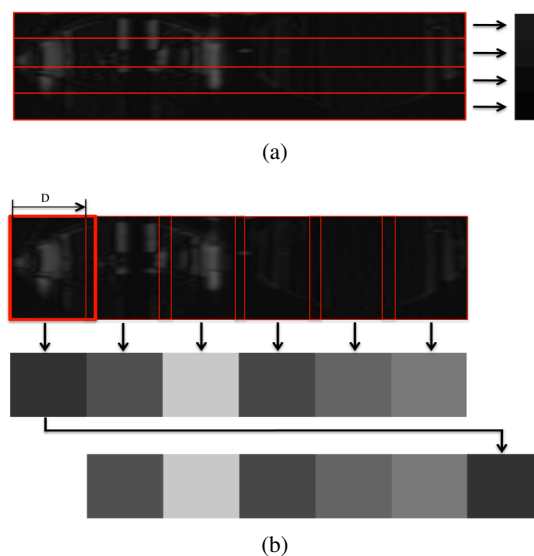


Figura 5: Extracción del descriptor para (a) localización y (b) estimación de la fase.

Para conocer el desfase relativo entre dos imágenes se utilizan ventanas verticales, cuya altura es la misma de la imagen. El descriptor se obtiene del cálculo del valor medio de los píxeles contenidos en cada ventana. La distancia entre ventanas verticales es variable (fig. 5). La orientación se obtiene mediante el cálculo de la diferencia del descriptor formado por las ventanas verticales de la imagen más cercana y la entrante. Se repite el cálculo de la diferencia entre descriptores rotando de forma circular los valores del descriptor de orientación de la imagen entrante por ventanas verticales. De esta forma se simula una rotación de la imagen un ángulo proporcional a la distancia de aplicación de las ventanas verticales. Una vez realizados

todas las rotaciones y cálculos de diferencias, se halla la posición de la mínima diferencia, que indicará el desfase relativo entre imágenes. En la fig. 5 se refleja el cálculo del valor medio de las ventanas verticales, y el desplazamiento en su orden. La precisión angular del descriptor es proporcional a la distancia entre dos ventanas verticales, D :

$$Ang. Minimo(^{\circ}) = \frac{D (pix) * 360}{Anchura de Imagen(pix)} \quad (4)$$

3. CONSTRUCCIÓN DEL MAPA

En este apartado se compara el comportamiento de los distintos métodos de compresión de imágenes descritos en la sección anterior aplicados a tareas de creación de mapas a partir de una base de imágenes. La base de imágenes usada para llevar a cabo la parte experimental incluye distintas zonas interiores con condiciones de iluminación realistas. Dicha base pertenece a la Facultad Técnica de la Universidad de Bielefeld [11]. Las imágenes están estructuradas en una cuadrícula de 10×10 cm, con ejemplos capturados en un salón (S.), una cocina (C.) y un área combinada que incluye una cocina y una sala de estar (A.C.). Dicha base fue capturada con una cámara omnidireccional, y posteriormente transformadas a formato panorámico, con una resolución de 41×256 píxeles. Para llevar a cabo el estudio del coste computacional y precisión de los algoritmos en distintas configuraciones, se varía la distancia entre elementos seleccionados de la base de imágenes que forman parte del mapa. De esa forma, se trabaja con cuatro configuraciones distintas. La tabla 1 muestra el número de imágenes en cada área (n_x y n_y), la distancia entre elementos seleccionados de la base de imágenes, y el número de escenas que forman parte del mapa. Una vez que las imágenes del mapa han sido seleccionadas, se lleva a cabo la compresión del conjunto de datos con cada una de las técnicas estudiadas. Todas las funciones y simulaciones han sido desarrolladas usando Matlab R2009b bajo MAC OSX.

Cuadro 1: Tamaño de la base de imágenes y número de elementos seleccionados dependiendo del tamaño de la cuadrícula de selección, o Grid.

		GridA	GridB	GridC	GridD
	$n_x n_y$	10cm	20cm	30cm	40cm
S.	22x11	242	66	32	18
C.	12x9	108	30	12	9
A.C.	36x11	396	118	48	27
TOT		746	204	92	54

La fig. 6 muestra los requerimientos de tiempo y memoria de los diferentes algoritmos para construir el mapa con respecto a las principales variables de cada descriptor. En la fig. 6(a) y 6(b) se puede observar

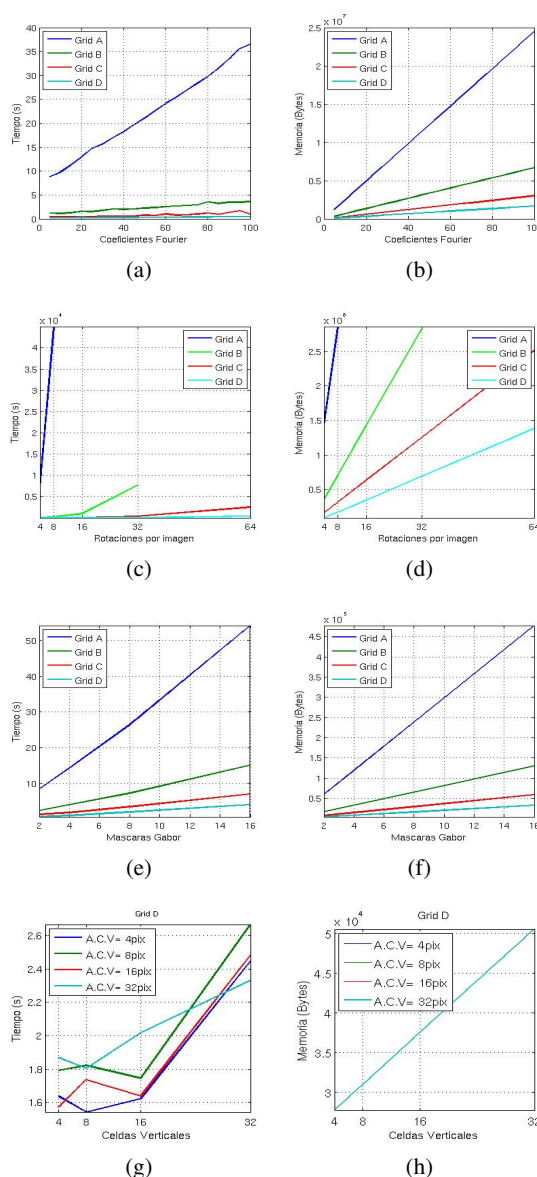


Figura 6: (a) Tiempo y (b) memoria para construir el mapa usando la Firma de Fourier. (c) Tiempo y (d) memoria para construir el mapa usando PCA Rotacional. (e) Tiempo y (f) memoria para construir el mapa usando Gist-Gabor variando los parámetros relativos a la localización. (g) Tiempo y (h) memoria para la construir el mapa usando Gist-Gabor variando los parámetros relativos a la orientación.

el tiempo empleado y la memoria necesaria para comprimir y almacenar el mapa usando como descriptor la Firma de Fourier. En dichas gráficas se puede observar un incremento proporcional de tiempo y memoria conforme se aumentan los coeficientes seleccionados por fila, ya que es necesario almacenar y calcular más información. Los cambios en los requerimientos computacionales entre cuadrículas son proporcionales al número de imágenes incluidas en el mapa. El mapa obtenido tras la aplicación de PCA se compone de la matriz $P \in C^{k \times p}$, donde k representa el número de vec-

tores principales seleccionados para formar el nuevo subespacio, y p el número de diferentes localizaciones incluidas en el mapa. La matriz P contiene las proyecciones en el nuevo subespacio de todas las imágenes del mapa, aunque incluyendo tan solo una orientación de cada posición. También se almacena la matriz cambio de base $V \in C^{k \times M}$, donde M representa los elementos de una imagen. Además, como en P se incluye tan solo la proyección de una sola orientación, es necesario incluir en el mapa el vector de desfase entre componentes de rotaciones consecutivas, $\vec{p}_{ph} \in \mathcal{R}^{k \times 1}$. La fig. 6(c) y fig. 6(d) recogen los requerimientos computacionales para la creación del mapa usando PCA. La cantidad de memoria necesaria para almacenar el mapa sigue una relación lineal con respecto al número de imágenes y las rotaciones de cada posición que forman el mapa. En estas mediciones, se ha considerado todos los vectores propios al formar la base. La memoria variará proporcionalmente con respecto al número de vectores propios seleccionados. Sin embargo, el tiempo empleado no es lineal, ya que el cálculo de la descomposición en valores singulares de una matriz aumenta considerablemente cuando la matriz a la que se aplica el análisis es mayor. En el estudio no se contempla las mediciones del mapa con Grid A con más de 8 rotaciones por posición, ni con Grid B con más de 32 rotaciones debido al alto coste computacional. Las siguientes figuras muestran los resultados de tiempo y memoria empleando Gist-Gabor. Como la parte del descriptor empleada para llevar a cabo la localización y la orientación tienen parámetros independientes, el estudio de la variación del coste computacional variando los distintos parámetros también se hace por separado. En la fig. 6(e) y fig. 6(f) se varían los parámetros relativos a la localización. Muestran una dependencia lineal entre el número de máscaras de Gabor y los requerimientos de tiempo y memoria. Las variables de fase son la distancia entre celdas verticales, y su anchura (A.C.V.). Para estas mediciones se fijan los parámetros de localización, usando Grid D y cuatro máscaras de Gabor. La fig. 6(g) revela que la memoria necesaria para almacenar el mapa no está afectada por la anchura de las celdas, ya que se almacena el valor medio de sus píxeles cualquiera que sea su tamaño. Sin embargo, el tiempo empleado sí que varía (fig.6(h)). En ambos casos, existe una mayor dependencia del número de celdas que de su anchura. Comparativamente, PCA destaca por ser el método más pesado en términos de requerimientos computacionales, mientras que Fourier es el algoritmo más rápido, y Gist-Gabor el descriptor más compacto.

4. EXPERIMENTOS DE LOCALIZACIÓN

Una vez comparados los tres métodos de compresión propuestos en la tarea de creación del mapa, en esta

sección se mide la bondad de cada algoritmo en tareas de localización a partir de la evaluación de los resultados obtenidos al calcular la pose del robot en el mapa creado usando una imagen de test. El conjunto de imágenes de test usado para llevar a cabo los experimentos está compuesto por todas las imágenes disponibles en la base, independientemente del tamaño de la cuadrícula utilizada para seleccionar las imágenes que forman el mapa, y 15 rotaciones artificiales de cada una (cada $22,5^\circ$). El número total de imágenes de test es 11.936. Como el cálculo de la pose incluye posición y orientación del robot, estudiamos la estimación de ambos parámetros de forma separada. En la fig. 8 se muestra la medida de la estimación de la posición. Dichos resultados se estudian de forma binaria, considerando si en el experimento se obtiene la posición más cercana en el mapa. La información se muestra con gráficas Recall-Precision [3]. Cada gráfica estudia los resultados de localización estudiando el primer, segundo y tercer vecino más cercano (Nearest Neighbour o N.N., Second Nearest Neighbour o S.N.N, y Third Nearest Neighbour o T.N.N.). Con respecto a la rotación, en la fig. 9 se representa los resultados de precisión en gráficas de barras que muestran la diferencia entre la estimación de la fase y la orientación real. Para evitar que los fallos de localización desvirtúen el estudio de la precisión en el cálculo de la orientación, los resultados se muestran en porcentaje sobre casos en los que la localización ha sido correcta. Si el error en el cálculo de la orientación es mayor a 10° , es considerado como un fallo en el cálculo del algoritmo y no se representa en las gráficas. Para evitar información redundante, en las gráficas se incluye únicamente los experimentos de estimación de la pose en los casos más críticos, es decir, con el mapa más denso (Grid A) y el que menos información contiene (Grid D).

4.1. Firma de Fourier

El mapa obtenido usando la Firma de Fourier como técnica de compresión se representa a partir de dos matrices. Una contiene el módulo de los coeficientes seleccionados, y la otra su fase. Cuando llega una imagen de test, se calcula la Firma de Fourier, y se seleccionan los mismos elementos por fila que los utilizados para formar el mapa. La posición se estima a partir de la distancia Euclídea entre los módulos de las imágenes del mapa, y los de la imagen entrante. El mínimo de todas esas distancias nos proporciona la localización del robot respecto al mapa. Hallada la posición, se calcula la orientación con el vector de fases asociado a la posición más cercana (ec. 2). En las fig. 7(a) y 7(b) se muestra el tiempo empleado para estimar la posición y la pose respectivamente con respecto al número de coeficientes de Fourier. Para hallar la posición, el tiempo empleado aumenta proporcionalmente al número de imágenes que se almacenan en el mapa, es decir, la cuadrícula de imágenes empleada, y el

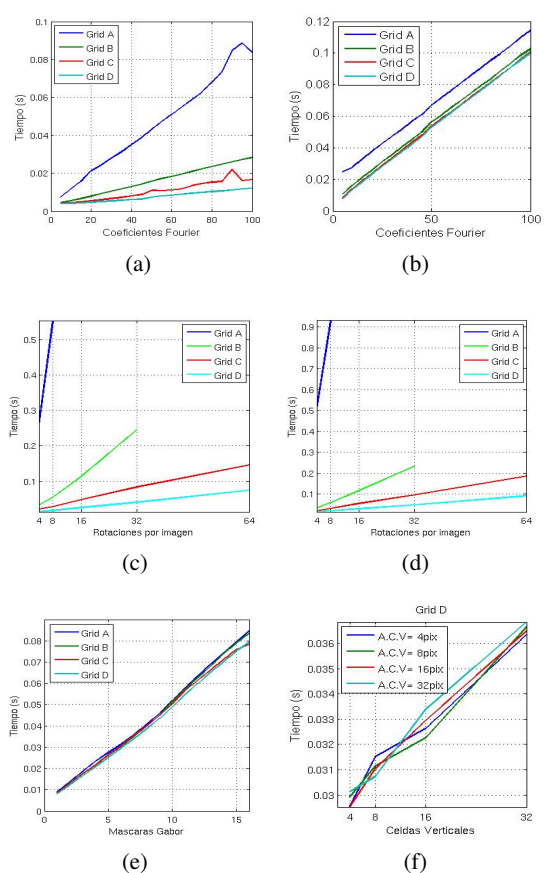


Figura 7: Tiempo empleado para (a) localización y (b) estimación de la pose usando la Firma de Fourier. Tiempo empleado para (c) location y (d) estimación de la pose usando PCA Rotacional. Tiempo empleado para (e) localización y (f) estimación de la pose usando Gist-Gabor.

número de componentes de Fourier. Sin embargo, para la pose, la variable principal que afecta al tiempo es el número de coeficientes por fila. La razón es que la estimación del desfase entre dos imágenes es la parte con mayor peso computacional dentro de la estimación de la pose, y ésta sólo depende del número de componentes utilizados. Con respecto al cálculo de la posición, las fig. 8(a) y 8(b) muestran que el descriptor encuentra la posición más cercana en un alto porcentaje de los experimentos usando un número de componentes de Fourier relativamente bajo. El desfase aparece en las fig. 9(a) y 9(b). Con el mapa más denso (Grid A), sólo se necesitan 5 componentes de Fourier para obtener un error igual o menor a 1° en todos los experimentos. Con el mapa que utiliza Grid D los resultados empeoran, pero a pesar de ello, con 10 componentes por fila el error se mantiene por debajo de 5° en el 92 por ciento de los casos con localización correcta.

4.2. PCA Rotacional

Cuando una nueva imagen $\vec{I} \in \mathcal{R}^{1 \times M}$ llega, se proyecta en el subespacio $\vec{p} = V^T \cdot \vec{I} \in \mathcal{R}^{k \times 1}$. La localización

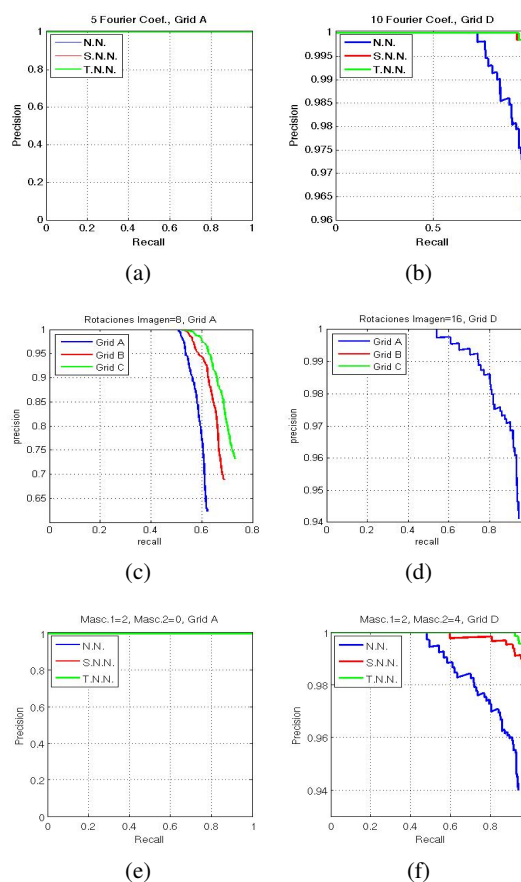


Figura 8: Recall-Precision usando la Firma de Fourier para (a) Grid A y (b) Grid D. Recall-Precision usando PCA Rotacional para (c) Grid A y (d) Grid D. Recall-Precision usando Gist-Gabor para (e) Grid A y (f) Grid D.

se estima mediante el cálculo del módulo de \vec{p} y comparación con los módulos de las proyecciones de todas las posiciones almacenadas en el mapa. El criterio de selección de la imagen más cercana es la mínima distancia Euclídea. Una vez hallada la posición, se usa el vector de fases \vec{p}_{ph} para simular las proyecciones de las diferentes rotaciones de la imagen seleccionada en el mapa como más cercana. De esta forma, hallando qué rotación tiene el conjunto de proyecciones más similar al de la imagen test, podemos estimar la orientación. En las fig. 7(c) y 7(d) se muestra el tiempo empleado en la localización y en el cálculo de la pose. En ambas gráficas se observa un aumento importante de los requerimientos computacionales conforme aumenta el número de imágenes incluidas en la base, y en menor medida, conforme crece el número de rotaciones por imagen. Comparando ambas gráficas se comprueba que, excepto usando Grid A, las mediciones de tiempo entre posición y pose son muy similares. Esto se debe a que el cálculo de la fase es un proceso bastante rápido. A pesar de ello, éste es el algoritmo más lento en la mayor parte de los experimentos. La fig. 8(c) muestra que con 8 rotaciones por posición cuan-

do se usa el mapa con Grid A, se obtienen los peores resultados, aunque se usen la mayor parte de vectores propios al construir el subespacio de proyección. Para mejorar los resultados sería necesario aumentar el número de rotaciones por posición, pero esto no es posible en aplicaciones orientadas a navegación en tiempo real puesto que los requerimientos computacionales lo hacen difícilmente aplicable. En la fig. 8(d) se observa un claro aumento de la precisión en la localización cuando se usan 16 rotaciones por posición y 100 vectores propios para formar el subespacio. En el cálculo de la orientación también sería necesario aumentar el número de rotaciones por posición para mejorar los resultados. En este sentido, en la fig. 9(c) se recoge que usando 8 rotaciones por posición, el error se mantiene igual o inferior a un grado en el 70 por ciento de los experimentos. Sin embargo, en el resto de casos, el error es mayor a 10 grados. Esto se debe a que la resolución angular está condicionada al número de rotaciones por posición (ec. 3). Al usar un número reducido de rotaciones, si no se produce el mínimo justo en las proyecciones correspondientes a la rotación correcta, el error será mayor a 10° . La misma situación ocurre con la Grid D (fig. 9(d)), aunque al usar 16 rotaciones por escena porcentaje de casos con error igual o inferior a un grado es 86%.

4.3. Gist-Gabor

Para extraer la información de una imagen, primero se filtra la escena con las mismas máscaras de Gabor que las empleadas en la construcción del mapa. Experimentalmente se ha determinado utilizar un máximo de 2 escalas espaciales de máscaras. Tras ello, se calcula el descriptor usando celdas horizontales para calcular la posición, y celdas verticales para la orientación tal y como se ha visto en el apartado 2.3. El tiempo empleado en la estimación de la pose depende del número de máscaras de Gabor usadas para filtrar la imagen, siendo casi independiente del número de imágenes del mapa. Esto se muestra en la fig. 7(e). La fig. 7(f) presenta la relación entre el tiempo empleado en el cálculo de la pose y los parámetros de orientación. Aunque la anchura de la ventana empleada (A.C.V.) afecta al tiempo necesario, el número de ventanas empleadas es el parámetro que provoca una mayor variación en el requerimiento computacional. La estimación de la posición presenta buenos resultados en ambos mapas usando un número reducido de máscaras (fig. 8(e) y 8(f)). Con respecto a la fase, los resultados aparecen en las fig. 9(e) y 9(f). En ambas configuraciones de mapa, el descriptor es capaz de estimar la orientación en casi todos los experimentos sin error usando 16 máscaras verticales. Dichas gráficas presentan resultados binarios, puesto que los resultados tienen error igual a 0 o mayor a 10 grados. La causa es que el ángulo está discretizado (ec. 4), y las rotaciones de las imágenes de test concuerdan con la distancia entre ventanas verti-

cales cuando se usan 16 celdas o más celdas.

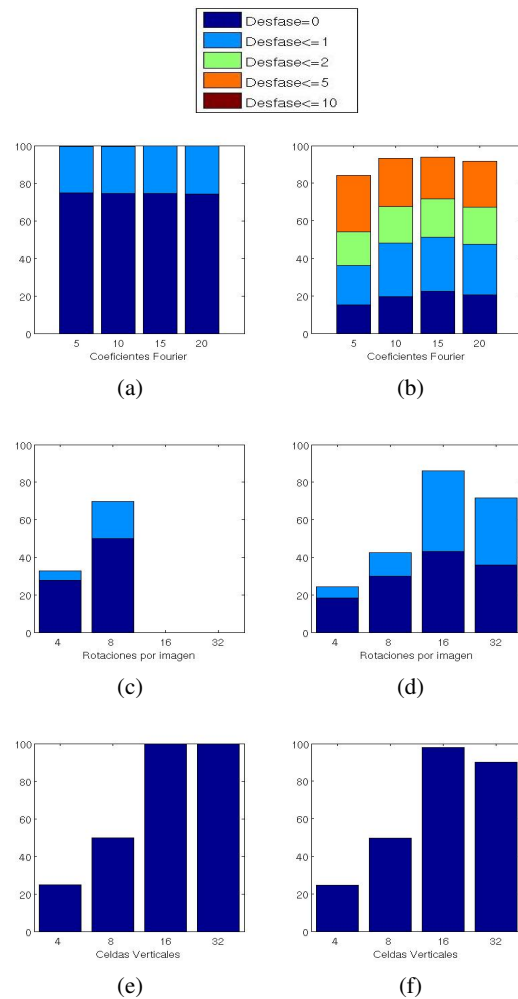


Figura 9: Error en la fase usando la Firma de Fourier para (a) Grid A y (b) Grid D. Error en la fase usando PCA Rotacional para (c) Grid A y (d) Grid D. Error en la fase usando Gist-Gabor para (e) Grid A y (f) Grid D.

5. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha presentado la comparación de diferentes técnicas basadas en la apariencia global de imágenes aplicados a la creación de descriptores de escenas panorámicas. Se ha estudiado los requerimientos computacionales de cada método en la tarea de creación de un mapa denso de un entorno y los resultados de su precisión en la estimación de la pose en el mapa obtenido. Todos los métodos estudiados demuestran ser perfectamente capaces de llevar a cabo la estimación de la pose del robot dentro del mapa. Sin embargo, el algoritmo basado en PCA necesita un número mínimo de rotaciones de la imagen para ser capaz de estimar de forma apropiada la localización y la orientación del robot. Cuando el número de imágenes incluidas en el mapa crece, el coste computacional en el cálculo del mapa puede hacer este método poco

recomendable. Además, debido a es un algoritmo no incremental, es necesario disponer de toda la base de imágenes antes de comenzar la navegación. Por ello, el algoritmo no podría ser usado en ciertas tareas, como SLAM. Gist-Gabor presenta el descriptor más compacto. Comparativamente, la Firma de Fourier necesita más memoria para almacenar el mapa de imágenes, aunque debido a que sólo son necesarios pocos componentes por fila, el requerimiento de memoria entre ambos métodos es similar. El tamaño del mapa creado con PCA es considerablemente mayor por la necesidad de almacenar la matriz de cambio de base. Con respecto al tiempo empleado para crear el mapa, PCA rotacional supera claramente los otros métodos. Gist-Gabor necesita más tiempo que la Firma de Fourier, y es más dependiente de la cantidad de información que almacena el descriptor, es decir, del número de máscaras que se usan para filtrar la imagen. En la tarea de localización, los tres algoritmos presentan un alto porcentaje de localizaciones correctas, excepto en el caso de PCA usando el mapa más denso, ya que los requerimientos de tiempo y memoria no permite construir un mapa con más información, es decir, más rotaciones por posición. En el cálculo de la orientación, los resultados empeoran de forma general conforme se usa un mapa con mayor distancia entre imágenes. PCA rotacional presenta la menor precisión de los tres métodos. Aunque Gist-Gabor supera en precisión a la Firma de Fourier, es importante remarcar que la estimación del ángulo en Gist-Gabor está discretizada con respecto al número de celdas que se usan, y conforme se requiere más precisión, los requerimientos de tiempo y memoria son mayores. Este trabajo demuestra de nuevo las posibilidades que las técnicas basadas en la apariencia global de imágenes presentan como descriptores de escenas panorámicas en su aplicación a tareas de navegación robótica. Los resultados conseguidos animan a continuar estudiando nuevos descriptores y profundizar en su desarrollo para mejorar su robustez ante posibles cambios de iluminación, ruido, u oclusiones.

AGRADECIMIENTOS

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

Referencias

- [1] Chin-Kai Chang, C. Siagian, and L. Itti. Mobile robot vision navigation localization using gist and saliency. In *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2010 IEEE/RSJ International Conference on*, 2010.
- [2] A. Friedman. Framing pictures: The role of knowledge in automatized encoding and memory for gist. In *Journal of Experimental Psychology: General*, 108:316-355., 1979.
- [3] A. Gil, O. Martínez, M. Ballesta, and O. Reinoso. A comparative evaluation of interest point detectors and local descriptors for visual slam. *SPRINGER Machine Vision and Applications*, 2009.
- [4] M. Jogan and A. Leonardis. Robust localization using eigenspace of spinning-images. In *Proc. IEEE Workshop on Omnidirectional Vision, Hilton Head Island, USA*, pp. 37-44. IEEE, 2000.
- [5] M. Jogan and A. Leonardis. Robust localization using an omnidirectional appearance-based subspace model of environment. In *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 45, no. 1, pp. 51-72, 2003.
- [6] M. Kirby. *Geometric data analysis. An empirical approach to dimensionality reduction and the study of patterns*. Wiley-Interscience, New York, USA, 2000.
- [7] 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.
- [8] A. Leonardis and M. Jogan. Robust localization using eigenspace of spinning-images. In *IEEE Workshop Omnidirectional Vision*. Proceedings of the IEEE Workshop on Omnidirectional Vision, IEEE Computer Society, pp. 37-44., 2000.
- [9] B.S. Manjunath and W.Y. Ma. Texture features for browsing and retrieval of image data. In *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.18, no.8, pp.837-842, 1996.
- [10] E. Menegatti, T. Maeda, and H. Ishiguro. Image-based memory for robot navigation using properties of omnidirectional images. In *Robotics and Autonomous Systems*. Vol. 47, No. 4, pp. 251-276, 2004.
- [11] R. Moeller, A. Vardy, S. Kreft, and S. Ruwisch. Visual homing in environments with anisotropic landmark distribution. In *Autonomous Robots*, 23(3), 2007, pp. 231-245, 2007.
- [12] Saurer O., Fraundorfer F., and Pollefeys M. Visual localization using global visual features and vanishing points. In *CLEF (Notebook Papers/LABs/Workshops)'10*, 2010.
- [13] A. Oliva and P. Schyns. Coarse blobs or fine edges? evidence that information diagnosticity changes the perception of complex visual stimuli. In *Cogn. Psychol.* 34, 72-107., 1997.
- [14] A. Oliva and A. Torralba. Modeling the shape of the scene: a holistic representation of the spatial envelope. In *International Journal of Computer Vision*, Vol. 42(3): 145-175., 2001.
- [15] 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.
- [16] S. Thrun. Robotic mapping: A survey, in exploring artificial intelligence. In *The New Milenium*, pp. 1-35. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, USA, 2003.
- [17] M. Ueonara and T. Kanade. Optimal approximation of uniformly rotated images: relationship between karhunen-loeve expansion and discrete cosine transform. In *IEEE Transactions on Image Processing*. Vol. 7, No. 1, pp. 116-119., 1998.



