



.XXXVII.

JORNADAS DE AUTOMÁTICA

FACULTAD DE INFORMÁTICA
UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID

LIBRO DE ACTAS

7, 8 y 9
SEPTIEMBRE
2016
MADRID



JA2016



Actas de las XXXVII Jornadas de Automática
7, 8 y 9 de septiembre de 2016, Madrid
ISBN: 978-84-617-4298-1
© Comité Español de Automática (CEA-IFAC)

• XXXVII •

Table of Contents

CONTROL DE LA EXPANSIÓN ISOTÉRMICA PARA CONVERSIÓN DE CALOR A TRABAJO	1
<i>Ramon Ferreiro Garcia, Jose Luis Calvo Rolle and Francisco Javier Perez Castelo</i>	
EVALUACION DE ARTEFACTOS EN UN SISTEM BMI PARA LA MEDICION DE NIVELES DE ATENCION DURANTE MOVIMIENTO CON EXOESQUELETO DE MIEMBRO INFERIOR.....	7
<i>Álvaro Costa, Eduardo Iáñez, Marisol Rodriguez-Ugarte and Jose Maria Azorin</i>	
Entrenamiento y Rehabilitación de la Marcha en Pacientes Pediátricos a través de la Plataforma Robótica CPWalker	13
<i>Cristina Bayón Calderón, Sergio Lerma Lara, Óscar Ramírez Velázquez, José Ignacio Serrano, María Dolores Del Castillo, Juan Manuel Belda Lois, Ignacio Martínez Caballero and Eduardo Rocon de Lima</i>	
Optimización global estática de sistemas de refrigeración	19
<i>Guillermo Bejarano Pellicer, Manuel Gil Ortega Linares and Francisco Rodríguez Rubio</i>	
IDENTIFICACIÓN PARAMÉTRICA DEL CONDENSADOR DE UNA PLANTA EXPERIMENTAL DE REFRIGERACIÓN	27
<i>David Rodríguez, José A. Alfaya, Guillermo Bejarano, Manuel G. Ortega and Fernando Castaño</i>	
Modelado cinemático y dinámico del robot UHP en el modo de rehabilitación Wrist	35
<i>Aitziber Mancisidor, Asier Zubizarreta, Itziar Cabanes, Pablo Bengoa and Iñigo Sesar</i>	
Cable Driven Robot to Simulate Low Gravity and its Application in Underwater Humanoid Robots.....	43
<i>Alejandro Rodríguez Barroso, Roque Salterén Pazmiño, Rafael Aracil Santonja, Miguel Ángel Pérez Bayas and Cecilia García Cena</i>	
GENERACIÓN DE DATA SETS SIMULANDO DIFERENTES TIPOS DE CÁMARAS EN ENTORNOS VIRTUALES	49
<i>Yerai Berenguer, Luis Payá, Luis Miguel Jiménez, Mónica Ballesta and Oscar Reinoso</i>	
IMPLEMENTACIÓN DE UN CONTROL FUZZY EN EL LAZO DE CONTROL DE VELOCIDAD DE UN HELICÓPTERO COAXIAL NO TRIPULADO	57
<i>Bartomeu Rubí</i>	
TÉCNICAS DE SEGMENTACIÓN EN IMÁGENES SLAR PARA LA DETECCIÓN DE VERTIDOS DE HIDROCARBUROS	65
<i>Damián Mira, Beatriz Alacid, Pablo Gil and Fernando Torres</i>	
EXPERIMENTAL TECHNIQUES TO MEASURE HYPNOTIC LEVELS DURING SURGERY.....	73
<i>Gerardo Alfonso, Juan Albino Méndez Pérez, Rosa María Aguilar China, Jesús Torres Jorge, José Francisco Gómez González, José Antonio Rebozo Morales, María Martín Lorenzo and José Luis Calvo Rolle</i>	

INTELIGENCIA COMPUTACIONAL EMBEBIDA PARA LA SUPERVISIÓN DE PROCESOS DE MICROFABRICACIÓN	78
<i>Fernando Castaño Romero, Rodolfo E. Haber and Gerardo Beruvides</i>	
Control basado en Reset para seguimiento de consigna en el sistema de Control de Crucero Adaptativo	85
<i>Adriana Costas, Miguel Cerdeira Corujo, Antonio Barreiro Blas, Emma Delgado Romero and Alfonso Baños Torrico</i>	
MÓDULO DIDÁCTICO PARA LA REALIZACIÓN DE EXPERIENCIAS DE CONTROL NO LINEAL.....	93
<i>Cristina Lampón, Ramón Costa-Castelló and Sebastián Dormido Bencomo</i>	
EXPLORACION DE ENTORNOS MEDIANTE ROBOTS AUTONOMOS BASADA EN MODELOS DE REACCION DIFUSION	100
<i>Alejandro Vazquez-Otero, Jan Faigl, Natividad Duro and Raquel Dormido</i>	
Selection of the Adequate Algorithm to Generate Plant Templates for Robust Control	107
<i>Jose Manuel Diaz, Sebastian Dormido, Joaquín Aranda and Rocío Muñoz</i>	
Una estrategia docente basada en el flipped classroom para mejorar la enseñanza de contenidos prácticos en asignaturas STEM	114
<i>Isiah Zaplana and Jan Rosell</i>	
LIBRERÍA JAVA PARA ANÁLISIS Y SIMULACIÓN DE SISTEMAS LINEALES.....	121
<i>Jordi Blanch Costa and Ramón Costa-Castelló</i>	
CONTROL ADAPTATIVO POR MODELO DE REFERENCIA PARA UN INVERSOR BASADO EN LCL CON SÍNTESIS DE CONTROLADOR MÍNIMA.....	129
<i>Ciro Larco Barros, Ramón Costa-Castelló and Josep M. Olm</i>	
Transcranial direct current stimulatío (tDCS) and transcranial current alternating stimulation (tACS) review	137
<i>Marisol Rodriguez-Ugarte, Nadia Sciacca, Eduardo Iáñez and Jose M. Azorin</i>	
HACIA UN ASISTENTE ROBÓTICO QUIRÚRGICO COGNITIVO	144
<i>Irene Rivas Blanco, Maria Del Carmen López Casado, Enrique Bauzano Nuñez and Victor Muñoz Martinez</i>	
TRAJECTORY CLUSTERING FOR THE CLASSIFICATION OF EYE-TRACKING USERS WITH MOTOR DISORDERS	150
<i>Alejandro Clemotte, Harbil Arregui, Miguel Angel Velasco, Luis Unzueta, Jon Goenetxea, Unai Elordi, Eduardo Rocon, Ramón Ceres, Javier Bengoechea, Iosu Arizkuren and Eduardo Jauregui</i>	
Identificacion de las principales tipologias de nubes utilizando HOG	156
<i>Carmelina Ierardi and Manuel Arahal</i>	
Improving Local Symmetry Estimations In RGB-D Images by Fitting Superquadrics	162
<i>David Fornas, Pedro J. Sanz, Josep M Porta and Federico Thomas</i>	
Control MPC basado en un modelo LTV para un control de seguimiento de trayectoria ...	169
<i>Sara Mata, Asier Zubizarreta, Ione Nieva, Itziar Cabanes and Charles Pinto</i>	

ANÁLISIS DE LA FATIGA MUSCULAR EN EL BICEPS MEDIANTE UNA ARQUITECTURA DE BAJO COSTE BASADA EN ARDUINO-EHEALTH.....	177
<i>Jorge Aracil Gómez, Jose M. Azorin and Eduardo Iáñez Martínez</i>	
A NEW UPGRADING MODEL FOR DETECTING THE REACTION TO OBSTACLE APPEARANCE DURING WALKING USING EEG	184
<i>Eduardo Iáñez, Álvaro Costa, Andrés Úbeda, Marisol Rodríguez-Ugarte and Jose M. Azorin</i>	
EVALUACIÓN DE MANIPULADORES ROBÓTICOS MEDIANTE MÉTRICAS DE CALIDAD DEL AGARRE.....	190
<i>Carlos Rubert and Antonio Morales</i>	
Identificación de parámetros de colectores solares planos mediante algoritmos genéticos ...	198
<i>Manuel Garrido Satue, Manuel Gil Ortega Linares and Francisco Rodriguez Rubio</i>	
Un Nuevo Método Cooperativo Para Encontrar Personas En Un Entorno Urbano Con Robots Móviles	206
<i>Alex Goldhoorn, Anaís Garrell Zulueta, René Alquézar Mancho and Alberto Sanfeliu Cortés</i>	
Filtrado en línea de una señal basado en métodos algebraicos y su validación experimental	214
<i>Marina Pérez De La Portilla, José Andrés Somolinos Sánchez, Amable López Piñeiro and Rafael Morales</i>	
Modelado borroso mediante datos de entrada-salida obtenidos con Arduino. Aplicación a una pila de combustible	222
<i>A. Javier Barragán Piña, Miguel A. Martínez Bohórquez, Francisca Segura Manzano, José Manuel Andújar Márquez and Antonio José Calderón Godoy</i>	
GENERACIÓN DE BIOSEÑALES SINTÉTICAS MEDIANTE SERIES DE FOURIER VARIANTES EN EL TIEMPO	227
<i>Jesús Escrivá Muñoz, Alejandro Galea Cazorla, Carmen González Pijuán, Montserrat Vallverdu Ferrer, Pere Caminal Magrans and Erik Weber Jensen</i>	
Integración de Comunicaciones a Nivel de Planta empleando Sistemas Ciber-físicos de Producción de Bajo Coste.....	234
<i>Marcelo V Garcia, Edurne Irisarri, Federico Pérez, Dario Orive, Marga Marcos and Elisabet Estevez</i>	
Phase Magnitude Diagram for Linear Systems with Delay	242
<i>Santiago Garrido, Fernando Martín and Luis Moreno</i>	
Diseño, construcción y control de un convertidor de potencia de cinco niveles	248
<i>Antonio Ventosa-Cutillas, Marta Gómez-Correa, Francisco Gordillo and Federico Cuesta</i>	
Planificación Estocástica de la Producción para Aceite de Oliva Virgen	256
<i>Pablo Cano Marchal, Diego Martínez Gila, Javier Gamez and Juan Gómez Ortega</i>	
Modelado de la incertidumbre en proceso de producción utilizando emborronamiento no unitario y mapas borroso cognitivos: caso de estudio del aceite del oliva virgen.....	264
<i>Pablo Cano Marchal, Christian Wagner, Javier Gamez García and Juan Gómez Ortega</i>	

Desarrollo de una aplicación para la operación local del robot manipulador POWERBALL: Powerbsim	272
<i>Jose Angel Martínez Navarro, Jose Carlos Moreno and Jose Luis Guzman</i>	
Modeling and Identification of ABE fermentation processes	278
<i>Dominik Hose, César de Prada and Gerardo Gonzalez</i>	
Diseño y uso de una paleta háptica para prácticas de teleoperación con simulink	286
<i>Juan Manuel Gandarias Palacios, Sepehr Akbari Kalhor and Jesus Manuel Gomez-De-Gabriel</i>	
Towards omnidirectional immersion for ROV teleoperation	293
<i>Josep Bosch, Pere Ridaó, Rafael Garcia and Nuno Gracias</i>	
ESQUEMA DE INTEGRACION PARA EXPERIMENTACION REAL CON SISTEMAS ROBOTICOS BI-BRAZO	300
<i>Francisco Abiud Rojas de Silva, Carlos Arturo Rodriguez Pacheco and Raúl Suárez Feijóo</i>	
PLANTA EXPERIMENTAL PARA SUPERVISIÓN Y CONTROL DEL CICLO DE REFRIGERACIÓN POR COMPRESIÓN DE VAPOR	308
<i>Mario L. Ruz, Sergio Fragoso, Francisco Vazquez, Rafael David Rodriguez, Fernando Morilla and Juan Garrido</i>	
MPC como estrategia de gestión energética para un vehículo híbrido eléctrico	316
<i>Mauro Carignano, Diego Feroldi, Norberto M. Nigro and Ramon Costa Castelló</i>	
DISEÑO DE UN PROTOTIPO DE SISTEMA ANTIVUELCO PARA VEHÍCULOS INDUSTRIALES	324
<i>Jesús Molina, Mario L. Ruz and Francisco Vazquez</i>	
PROPUESTA BASADA EN MODELOS PARA LA MONITORIZACIÓN REMOTA DE PROCESOS EN LA INDUSTRIA DE PRODUCCIÓN DE PETRÓLEO	331
<i>Eduarne Irisarri, Marcelo V Garcia, Federico Pérez, Darío Orive, Elisabet Estevez and Marga Marcos Muñoz</i>	
Control Táctil Adaptable para la Manipulación de Objetos Deformables	338
<i>Angel Delgado, Carlos Alberto Jara and Fernando Torres</i>	
UWSim, un simulador submarino como herramienta educativa	346
<i>Javier Perez Soler, David Fornas, Raul Marin and Pedro J Sanz</i>	
MODELO CINEMÁTICO DE UN ROBOT HEXÁPODO CON "C-LEGS"	352
<i>Jesús Tordesillas Torres, Jorge De León Rivas, Antonio Barrientos Cruz and Jaime Del Cerro</i>	
Evaluación de un sistema de radio UWB para posicionamiento preciso de vehículos	360
<i>Antonio Ramón Jiménez Ruiz, Jorge Godoy and Fernando Seco</i>	
EXOESQUELETO ACTUADO POR SMA PARA MOVILIZACIÓN DE LA MUÑECA ..	368
<i>Dorin Sabin Copaci, Dolores Blanco, Iago Lopez Guerra, Susana Collado Vázquez and Marta Pérez de Heredia</i>	

ALINEAMIENTO 3D DESDE POSICIONES NO CERCANAS DE UN ROBOT PARA TRABAJOS EN INTERIORES A PARTIR DE IMÁGENES RGB-D.....	374
<i>Sergio Cebollada, Cristobal Parra, Miguel Juliá, Mathew Holloway, Luis Miguel Jiménez and Oscar Reinoso</i>	
DETECCION AUTOMATICA DE DIFERENCIAS ENTRE IMAGENES PARA ESTIMACION DE LA IRRITACION DE PRODUCTOS MEDIANTE HET-CAM.....	382
<i>Ignacio Perez Muñoz and Antonio Jose Sanchez Salmeron</i>	
PROTOTIPO DE VISIÓN ARTIFICIAL DE BAJO COSTE PARA DESARROLLO DE PRÁCTICAS DOCENTES.....	388
<i>José Félix González Rojo, Joan Carles Puchalt Rodríguez, Eugenio Ivorra Martínez and Antonio José Sánchez Salmerón</i>	
Identificación de Parámetros Borrosos para el Control de Suspensión Activa mediante Enjambre de Partículas.....	396
<i>Isabel Elena Herrera, Anthony Mandow and Alfonso García-Cerezo</i>	
Prácticas experimentales de control digital con elementos de bajo coste.....	402
<i>Adolf Izquierdo Borràs and Ramon Costa-Castelló</i>	
Una estrategia de control mediante observadores para la temperatura en edificio de oficinas.....	410
<i>Ruben Mascaró Palliser, Ramon Costa-Castelló and José Domingo Álvarez Hervás</i>	
Modelo dinámico para el despliegue automático de una barrera de contención de vertidos marinos.....	417
<i>Juan Jiménez, Jose Maria Girón-Sierra and Dictino Chaos</i>	
LA RESPONSABILIDAD JURÍDICA DE LOS PROGRAMADORES POR LOS DAÑOS CAUSADOS POR AGENTES AUTÓNOMOS.....	425
<i>Alejandro Zornoza</i>	
Modelar o programar en prácticas de robótica.....	432
<i>Antonio José Muñoz-Ramírez and Jesus Manuel Gomez-De-Gabriel</i>	
ASPECTOS PRÁCTICOS DEL CONTROL DE ACTITUD DEL SATÉLITE INTA-NANOSAT-1B.....	439
<i>Segundo Esteban San Román, José María Girón-Sierra, Lorenzo Cercós Pita, Oscar Rodríguez Polo and Manuel Angulo Jerez</i>	
Optimización con incertidumbre en EcosimPro.....	446
<i>Tania Rodríguez Blanco, Daniel Sarabia Ortiz and César de Prada</i>	
Modelización simulada en tiempo real de la evolución de un incendio mediante el Método Fast Marching.....	453
<i>Adrián Barqueno, Luis Santiago Garrido and Luis Moreno</i>	
MODELO BASADO EN OPTIMIZACIÓN Y BASES DE DATOS.....	459
<i>Vicente Simón Gómez, David Muñoz de La Peña and Teodoro Alamo</i>	

GENERACIÓN AUTOMÁTICA DE CÓDIGO DE APLICACIONES ROBÓTICAS MANIPULADORAS PARA EL MIDDLEWARE DE ROS	467
<i>Elisabet Estévez, Alejandro Sánchez García, Javier Gámez García and Juan Gómez Ortega</i>	
CONTROL PREDICTIVO BASADO EN DATOS	475
<i>Vicente Simón Gómez, David Muñoz de La Peña and Teodoro Alamo</i>	
INTERFAZ INTELIGENTE Y ADAPTATIVA PARA PERSONAS CON DISCAPACIDAD	483
<i>María Taboada, Juan Jesús Roldán and Antonio Barrientos Cruz</i>	
ENTORNO DE SIMULACIÓN Y OPTIMIZACIÓN PARA VEHÍCULOS TIPO FORMULA STUDENT	491
<i>Iosu Erauskin, Asier Zubizarreta, Alejandro López and Alberto Parra</i>	
Control PID basado en eventos periódico para sistemas de control en red	499
<i>Ernesto Aranda-Escolástico, Carlos Rodríguez, María Guinaldo, José Luis Guzmán and Sebastián Dormido Bencomo</i>	
Formulación del problema de optimización multiobjetivo del confort en edificación sostenible	505
<i>María Del Mar Castilla Nieto, Francisco Rodríguez-Díaz, José Domingo Álvarez, Manuel Berenguel and Carlos Bordons</i>	
MODELADO Y ANÁLISIS DE MISIONES MULTI-ROBOT MEDIANTE MINERÍA DE PROCESOS	513
<i>Félix Díez, Juan Jesús Roldán and Antonio Barrientos</i>	
Introducción a la robótica con actividades de construcción, programación y competición de robots	521
<i>Francisco Andrés Candelas Herías, Fernando Torres Medina and Santiago T. Puente Méndez</i>	
MONITOREO EN LÍNEA DE LA FRECUENCIA CARDÍACA POR IMAGEN FOTOPLETISMOGRAFÍA MEDIANTE FILTRADO POR KALMAN	529
<i>Juan-Carlos Cobos-Torres and Mohamed Abderrahim</i>	
DESARROLLO DE UN MÓDULO DE COMUNICACIONES PARA PROTOCOLO FINS-TCP SOBRE SERVIDOR OPC-UA	536
<i>Francisco Blanes and Andrés Benlloch Faus</i>	
Estudio inicial de un vehículo autónomo marino de superficie	544
<i>Santiago Puente, Francisco Candelas, Fernando Torres and Carlos Cano</i>	
Predicción automática de la calidad del aceite de oliva virgen empleando visión por computador sobre aceitunas a la entrada del proceso de elaboración	550
<i>Oscar Cáceres Moreno, Diego Manuel Martínez Gila, Daniel Aguilera Puerto, Javier Gamez García and Juan Gómez</i>	
SISTEMA DE CONTROL COOPERATIVO APLICADO A UNA RED DE TRÁFICO URBANO	558
<i>Antonio Artuñedo, Raúl M. Del Toro and Rodolfo Haber</i>	

UNA COMPARATIVA DE LA CIBERSEGURIDAD EN SISTEMAS DE CONTROL CRÍTICOS: SMART GRIDS E IACS	566
<i>Miguel Angel Iñigo Ulloa, Isidro Calvo and Jon Arambarri</i>	
Perfiles de Conducción mediante Procesamiento Inteligente y Árboles de Decisión.....	575
<i>Robert Perelló, Matilde Santos and Rafael Korbas</i>	
Un nuevo modelo para la conexión remota con hardware usando javascript	581
<i>Jacobo Sáenz, Francisco Esquembre, Félix J García, Luis De La Torre, José Sanchez and Sebastián Dormido Bencomo</i>	
INVESTIGACIONES EXPERIMENTALES SOBRE COOPERACIÓN DE VEHÍCULOS AUTÓNOMOS EN MEDIO ACUÁTICO	588
<i>Jose M Giron-Sierra, Segundo Esteban and Juan Jimenez</i>	
Desarrollo de un entorno colaborativo para aplicaciones de fusión.....	596
<i>Jesús Chacón, Ernesto Fabregas, Sebastian Dormido, Jesus Vega and José Sánchez Moreno</i>	
Caracterización conjunta cromática-textural en la identificación de nubes.....	602
<i>Eduardo Fernández-Cantalejo Padial and Manuel Arahal</i>	
SIMULACION DE KHEPERA IV EN V-REP	610
<i>Ernesto Fabregas, Emmanuel Peralta, Gonzalo Farias, Héctor Vargas and Sebastián Dormido</i>	
ENERGÍA OSMÓTICA: MODELADO Y SIMULACIÓN DE ÓSMOSIS POR PRESIÓN RETARDADA	616
<i>Jacobo Manuel Salamanca Parra and Fernando Tadeo</i>	
Control predictivo no lineal tolerante a fallos en una planta de tratamiento de aguas residuales.....	623
<i>Álvar Sánchez-Fernández, Mario Francisco, Maria Jesus Fuente and Pastora I. Vega</i>	
DOCENCIA EN INFORMÁTICA INDUSTRIAL: LENGUAJES DE PROGRAMACIÓN	631
<i>Rogelio Mazaeda, Eusebio de La Fuente López, José Luis González and Eduardo J. Moya de La Torre</i>	
Arquitectura basada en ROS para el vehículo iCab (Intelligent Campus Automobile)	639
<i>Pablo Marín Plaza, Ahmed Hussein, Carlos Guindel Gómez, David Martín Gómez, Fernando García Fernández and Arturo de La Escalera Hueso</i>	
DISEÑO DE UN SISTEMA DE CONTROL DE ESTABILIZACIÓN DE UN BUQUE DE ALTA VELOCIDAD BASADO EN TÉCNICAS QFT	645
<i>Rocío Muñoz Mansilla, José Manuel Díaz Martínez, Dictino Chaos García, David Moreno Salinas and Joaquín Aranda Almansa</i>	
MODOS DE INTEGRACIÓN DE LABORATORIOS ONLINE EN SISTEMAS DE GESTIÓN DE APRENDIZAJE.....	653
<i>Ildefonso Ruano, Javier Gámez and Juan Gómez</i>	

OBTENCIÓN DE BARRIDOS LÁSER 3D NIVELADOS CON EL ROBOT MÓVIL ANDÁBATA EN MOVIMIENTO	661
<i>Jorge L. Martínez, Jesús Morales and Manuel Zafra</i>	
Estudio comparativo de efectos tDCS y rehabilitacion combinado con rehabilitacion con dispositivo robotico	667
<i>Santiago Ezquerro García, Irene Delegido Bernabe, Arturo Bertomeu-Motos, Luis Daniel Lledó Pérez, Rafael Puerto Manchon, Jose María Sabater-Navarro and Nicolas Garcia-Aracil</i>	
Autocalibración de parámetros extrínsecos de sistemas estéreo para aplicaciones de tráfico	675
<i>Basam Musleh, Jorge Beltrán, Carlos Borja Jaraquemada, Maria José Gomez-Silva, Noélia Hernández and José María Armingol</i>	
MICRO-ROBOT PARA INSPECCIÓN DE TUBERÍAS	683
<i>Tamara Canelo, Ernesto Gambao, Alberto Brunete and Miguel Hernando</i>	
Evaluación de la arquitectura ARMv7-A para el desarrollo de HROV's eficientes.....	689
<i>Diego Centelles Beltran, Rafael Mayo Gual, Eduardo Moscoso Rubino, Raúl Marin Prades and Pedro José Sanz Valero</i>	
CONTROL DE UN SISTEMA DE VENTILACIÓN MEDIANTE LoopWin APLICANDO DIVERSOS MÉTODOS.....	696
<i>F. Javier García, Eduardo J. Moya, Alfonso Poncela, Alexander Curiel and Jordán Jiménez</i>	
ENTORNO AVANZADO DE CO-SIMULACIÓN PARA MANIOBRAS COOPERATIVAS ENTRE VEHÍCULOS	704
<i>Antonio Artuñedo, Jorge Godoy and Rodolfo Haber</i>	
Aprendizaje por Refuerzo con Búsqueda de Politicas: Simulacion y Aplicacion a un Sistema Electromecanico	710
<i>Jose Manuel Pastor, Henry Diaz, Leopoldo Armesto and Antonio Sala</i>	
Sistema robótico multimodal de miembro superior para interacción con entorno físicos	718
<i>Jorge Díez, Andrea Blanco, José María Catalán, Luis Daniel Lledó Pérez, Francisco Javier Badesa and Nicolas Garcia-Aracil</i>	
Aprendizaje de comportamientos de navegación en planificadores RRT*	724
<i>Noé Pérez-Higueras, Fernando Caballero Benítez and Luis Merino</i>	
El "Automatizado Box & Blocks Test". Sistema automático de evaluación de destreza manual gruesa	732
<i>Edwin Daniel Oña Simbaña, Alberto Jardón Huete, Carlos Balaguer Bernaldo de Quirós, Alicia Cuesta Gómez, María Carratalá Tejada and Esther Monge Pereira</i>	
ROBOTS NADADORES TIPO FLAGELO BACTERIANO DE PEQUEÑAS DIMENSIONES: DESARROLLO DE PROTOTIPOS Y PLATAFORMAS DE PRUEBA.	740
<i>Javier Silva García, Javier Prieto Arranz, Ines Tejado, Emiliano Pérez and Blas M. Vinagre</i>	

Control orientado a la herramienta para dispositivo asistencial en tareas que requieren capacidad de pinzado	748
<i>Edwin Daniel Oña Simbaña, Alberto Jardón Huete, Gabriel Barroso de María and Carlos Balaguer Bernaldo de Quirós</i>	
OBTENCION DEL MODELO DINAMICO SIMBOLICO DE ROBOTS RAMIFICADOS UTILIZANDO GRUPOS DE LIE Y GRAFOS.....	755
<i>Juan A. Escalera, Fares Abu-Dakka, Pablo J. Alhama Blanco and Mohamed Abderrahim</i>	
Experiencia docente de la materia Informatica Industrial en estudios de Ingenieria	762
<i>Francisco Rodríguez, José Carlos Moreno, Maria Del Mar Castilla, Manuel Berenguel, José Luis Guzmán and Jorge Antonio Sánchez-Molina</i>	
LOCALIZACIÓN DE ROBOTS MÓVILES CON 4 GDL MEDIANTE VISIÓN OMNIDIRECCIONAL.....	770
<i>Cristobal Parra Soriano, Luis Miguel Jiménez García, Mónica Ballesta Galdeano, Óscar Reinoso García and David Valiente García</i>	
Uso de un robot social de bajo coste con personas mayores dependientes en un centro residencial	777
<i>Ángeles Hoyo Sánchez, Mari Carmen Pardo, Jose Luis Guzman and Jose Carlos Moreno</i>	
Planificador de Búsqueda en Tiempo Mínimo en un Sistema de Control de RPAS.....	785
<i>Sara Perez Carabaza, Eva Besada Portas, Jose Antonio Lopez Orozco and Jesús Manuel de La Cruz</i>	
Cálculo de trayectorias para vehículos autónomos marinos (USV) utilizando el método Fast Marching Square sometido a campo vectorial.....	793
<i>Melchor Izquierdo, Santiago Garrido and Luis Moreno</i>	
PLANIFICACIÓN Y DISTRIBUCIÓN ÓPTIMA DE CARGAS EN UN SISTEMA DE EVAPORADORES INDUSTRIALES	801
<i>Carlos Gómez Palacín, José Luis Pitarch and César de Prada</i>	
MODELADO Y CONTROL DE UN VEHÍCULO SUBACUÁTICO NO TRIPULADO ...	807
<i>Francisco J. Velasco González, Elías Revestido Herrero, Francisco Javier Lastra Santos and Luis Manuel Vega Antolín</i>	
PLATAFORMA DE INSPECCIÓN PARA LA OBTENCIÓN DE MAPAS 2D y 3D DE UN CULTIVO	814
<i>Jose M Bengochea-Guevara, Dionisio Andújar, Jesús Conesa-Muñoz and Angela Ribeiro</i>	
Robótica móvil para el aprendizaje de conceptos de programación en tiempo real	821
<i>Carlos Rodríguez, José Luis Guzmán, Manuel Berenguel, José Carlos Moreno, Francisco Rodríguez and Sebastián Dormido</i>	
NEURO-FUZZY EN EL MODELADO DEL COMPORTAMIENTO DE USUARIOS-TURÍSTICOS EN EWOM	827
<i>Rosa M Aguilar, J.M. Torres, J.A. Mendez and E. Parra-Lopez</i>	

Algoritmo para la detección automática de sangrados quirúrgicos utilizando visión por computador	835
<i>Alvaro Garcia Martinez, Jose Maria Vicente Samper, Carlos Gabriel Juan Poveda and Jose Maria Sabater-Navarro</i>	
Framework para el modelado de Interacciones Humano-Robot basadas en aprendizaje no supervisado	840
<i>Rafael Ramón-Vigo, Luis Merino and Fernando Caballero Benítez</i>	
Coordinación UAV-UGV para tareas de Búsqueda y Rescate	848
<i>Pablo Rodríguez Palafox, Mario Garzón Oviedo and Antonio Barrientos</i>	
Planificación de Trayectorias para UAVs con Fast Marching Square Adaptadas a Requerimientos de Vuelo	856
<i>Veronica González Pérez, Concepción Alicia Monje Micharet, Luis Moreno and Carlos Balaguer</i>	
Control de acceso electrónico de cerraduras de barrera basado en WPA para dispositivos móviles	863
<i>Miguel Díaz-Cacho Medina, Alfonso Trigo Raposo, Emma Delgado and Matías García Rivera</i>	
DEEP LEARNING EN LA PREDICCIÓN DE GENERACIÓN DE UN PARQUE EÓLICO	869
<i>Jesús Torres, Rosa M Aguilar, Juan A Méndez and K.V. Zúñiga-Meneses</i>	
RECONOCIMIENTO DE ACTIVIDADES EN EL DESPLAZAMIENTO POR INTERIORES MEDIANTE UN TELÉFONO INTELIGENTE Y SEÑALES DE OPORTUNIDAD	876
<i>Fernando Seco Granja and Antonio Ramón Jiménez Ruiz</i>	
MAS-RECON. MIDDLEWARE RECONFIGURABLE BASADO EN MULTIAGENTES ..	884
<i>Unai Gangoiti, Aintzane Armentia, Rafael Priego, Elisabet Estévez and Marga Marcos</i>	
Diseño de un motor de tareas para terapias de neurorehabilitación asistidas por robots ...	891
<i>Luis Daniel Lledó Pérez, Santiago Ezquerro García, Arturo Bertomeu Motos, José María Catalán Orts, Ramón Neco García, José María Sabater Navarro and Nicolás García Aracil</i>	
Los primeros robots manipuladores aéreos	899
<i>Anibal Ollero, Antidio Viguria, Ivan Maza, Miguel Angel Trujillo, Guillermo Heredia, Raul Cano, Fernando Caballero, Fernando Lasagni, Jose Angel Acosta, Silvia de Los Santos and Jose Antonio Cobano</i>	
MODELO NEURONAL MULTIVARIABLE DE UN SISTEMA TWIN-ROTOR.....	907
<i>Luis Ignacio Ruiz, Eloy Irigoyen, Vicente Gomez and Fernando Artaza</i>	
Influencia de la visualización en terapias de rehabilitación virtual asistidas por robots.....	913
<i>Luis Daniel Lledó Pérez, Santiago Ezquerro García, Francisco Javier Badesa Clemente, Ramón Neco García, José María Sabater Navarro and Nicolas García Aracil</i>	

GUIADO HÁPTICO MEDIANTE APRENDIZAJE POR DEMOSTRACIÓN EN ROBÓTICA QUIRÚRGICA	921
<i>Carlos Perez-Del-Pulgar, Isabel García-Morales and Victor Muñoz Martinez</i>	
CLASIFICADOR DE FIGURAS GEOMETRICAS TRAZADAS A MANO BASADO EN LOGICA BORROSA	929
<i>David Palomeque Mangut and J. Alvaro Fernández Muñoz</i>	
ARQUITECTURA DE COMUNICACIONES DE TIEMPO REAL PARA ROBOTS MODULARES BASADOS EN ROS.....	935
<i>Eduardo Munera, Jose-Luis Poza-Luján, Juan-Luis Posadas-Yague, Jose Simo and Francisco Blanes</i>	
Predictores robustos de estructura fija.....	943
<i>David Tena Tena, Ignacio Peñarrocha Alós and Roberto Sanchis Llopis</i>	
Optimización de la Vida de Baterías en Plantas Fotovoltaicas mediante Algoritmos Genéticos	949
<i>Emilio Pérez, Hector Beltrán, Carlos Ariño and J. Carlos Alfonso-Gil</i>	
Experiencias de evaluación automatizada en identificación y ajuste de PID	957
<i>Daniel Dolz Algaba, Ignacio Peñarrocha and Roberto Sanchis Llopis</i>	
Desarrollo de una herramienta de configuración asistida de Sistemas Automatizados de Prevención de Riesgos Industriales basados en Visión Artificial	963
<i>M Dolores Moreno Rabel and J. Alvaro Fernández Muñoz</i>	
Diseño basado en prestaciones de observadores PI para el diagnóstico de fallos en sistemas lineales con perturbaciones gaussianas.....	971
<i>Ester Sales-Setién, Ignacio Peñarrocha, Daniel Dolz Algaba and Roberto Sanchis Llopis</i>	
Centro de Control Versátil para Equipos de Vehículos Heterogéneos Estado Actual y Mejoras Futuras.....	979
<i>Juan A. Bonache Seco, Jose A. Lopez Orozco, Eva Besada Portas and Jesús Manuel de La Cruz</i>	
METODOLOGÍA PARA EL DESARROLLO DE PROCESOS DE AUTOMATIZACIÓN SEGÚN LA NORMA ANSI/ISA-88	987
<i>Arantzazu Burgos, María Luz Alvarez, María Isabel Sarachaga and Marga Marcos</i>	
Un enfoque óptimo para la distribución de energía de una micro-red usando Control Predictivo basado en Modelo (MPC): una simulación de un caso de estudio.....	995
<i>César Hernández, Francisco Rodríguez, José Carlos Moreno, Paulo Renato Da Costa Mendes and Julio Elias Normey-Rico</i>	
Real time stereoscopic vision system for obstacle detection using low cost embedded systems	1003
<i>Miguel Gilabert Gisbert, Jaime Masiá Vañó and Pau Micó Tormos</i>	
Modelado y predicción a corto plazo del consumo y producción de energía eléctrica en una micro-red utilizando métodos basados en series temporales y redes neuronales artificiales.....	1010
<i>César Hernández, Francisco Rodríguez, José Carlos Moreno, Paulo Renato Da Costa Mendes and Julio Elias Normey-Rico</i>	

DESARROLLO DE UN GENERADOR DE GASES AUTOMÁTICO CONTROLADO POR PLC	1018
<i>Javier Díaz-Pajuelo, Jesus Lozano, José Ignacio Suárez, Patricia Arroyo and Antonio José Calderón</i>	
DETECCIÓN DE CONTAMINANTES MEDIANTE UNA RED INALÁMBRICA DE SENSORES Y RECONOCIMIENTO DE PATRONES	1024
<i>Patricia Arroyo, Jesus Lozano, José Ignacio Suarez, José Luis Herrero Agustin and Pablo Carmona</i>	
SISTEMA DE MONITORIZACIÓN Y CONTROL DE UN ROBOT CARTESIANO BASADO EN PLC	1030
<i>Jesus Lozano, Antonio José Calderón, Víctor Miñambres and Alberto Tomás Pérez</i>	
CONTROL VISUAL DINÁMICO BASADO EN FPGA DE UN ROBOT MANIPULADOR DE 6 GRADOS DE LIBERTAD	1037
<i>Aiman Alabdo, Javier Pérez, Jorge Pomares, Gabriel J. Garcia and Fernando Torres</i>	
CONTROL DE FORMACIONES DE VEHÍCULOS MARINOS DE SUPERFICIE CON RESTRICCIONES DE ENTRADA	1044
<i>Jesús Manuel de La Cruz, José Antonio López Orozco, Eva Besada Portas and Joaquín Aranda Almansa</i>	
IDENTIFICACIÓN DE DIFERENTES ZUMOS MEDIANTE NARIZ ELECTRÓNICA PORTÁTIL	1052
<i>Sara González, David Palomeque Mangut, Juan Álvaro Fernández, Jose Pedro Santos and Jesus Lozano</i>	
CONTROL DE UN ROBOT MÓVIL MEDIANTE ICC: UN ENFOQUE PRÁCTICO. ...	1059
<i>Rafael López de Ahumada, Gianluca Amitrano, Fernando Gomez-Bravo, Raúl Jiménez-Naharro and Juan Antonio Gómez Galán</i>	
MODELADO DINÁMICO Y SIMULACIÓN DE UN ROBOT TREPADOR TIPO SERIE CON 4 GRADOS DE LIBERTAD	1067
<i>Adrián Peidro Vidal, Alba Hortal, Arturo Gil, José María Marín, David Úbeda and Óscar Reinoso</i>	
ROBOT NADADOR TIPO FLAGELO BACTERIANO PLANO: ESTUDIO Y SIMULACIÓN DEL MECANISMO DE PROPULSIÓN	1075
<i>José Emilio Traver, Blas M. Vinagre and Ines Tejado</i>	
Planificación multinúcleo en sistemas particionados	1083
<i>Vicent Brocal, Alfons Crespo and Patricia Balbastre</i>	
Arquitectura de control multimodal para robótica asistencial	1089
<i>José María Catalán Orts, Jorge Díez, Arturo Bertomeu-Motos, Francisco J. Badesa, Rafael Puerto Manchon, José María Sabater and Nicolas Garcia-Aracil</i>	
MEJORAS EN LA ARQUITECTURA DE CONTROL E INTERFAZ DE USUARIO PARA EL CONTROL DE UN HROV	1095
<i>Juan Carlos García Sánchez, Javier Pérez, J. Javier Fernández, Paulo Menezes and Pedro J Sanz</i>	

MANIPULACIÓN REMOTA EN INSTALACIONES CON ELEVADO GRADO DE RADIACIÓN	1101
<i>Sofía Coloma, Jose Breñosa, Luis Rubio, Manuel Ferre and Rafael Aracil</i>	
DETECCIÓN DE VEHÍCULOS BASADA EN VISIÓN POR COMPUTADOR PARA SISTEMA DE AYUDA A LA CONDUCCIÓN EN TRÁFICO URBANO. GENERACIÓN DE HIPÓTESIS.	1108
<i>Manuel Ibarra, Tardi Tjahjadi, Sandra Robla and Juan Pérez</i>	
ESTRATEGIA AUTO-ADAPTATIVA BASADA EN TÉCNICAS DE INGENIERÍA DE CONTROL PARA SISTEMAS EMPOTRADOS DISTRIBUIDOS.....	1116
<i>Raúl Mario Del Toro Matamoros, Andrei Pruteanu and Rodolfo Haber Guerra</i>	
Accuracy analysis of marker-based 3D visual localization	1124
<i>Alberto López-Cerón and Jose María Cañas</i>	
Protección Multi-robot de Infraestructuras: Un Enfoque Cooperativo para Entornos con Información Limitada	1132
<i>David Alfredo Garzon Ramos, Mario Andrei Garzon Oviedo and Antonio Barrientos</i>	
Plataforma didáctica de bajo coste para el control de actitud y orientación en UAVs multirotor.....	1140
<i>Javier Rico-Azagra, Montserrat Gil-Martinez, Ramon Rico and Paloma Maisterra</i>	
DOCTUS, UNA HERRAMIENTA DE E-LEARNING INNOVADORA PARA EDUCACIÓN EN AUTOMÁTICA Y ÁREAS AFINES	1148
<i>Fabio Gómez-Estern, David Muñoz de La Peña Sequeda and Carlos Sánchez Cazorla</i>	
Predicción del índice de fermentación de cacao (<i>Theobroma cacao</i> L.) mediante análisis de imagen y redes neuronales.....	1156
<i>Mohamed Abderrahim, Luis Condezo-Hoyos, Noemi Leon Roque and Silvia M. Arribas</i>	
Soluciones alternativas al control predictivo basado en modelo de Volterra	1161
<i>Jorn Gruber and Ignacio Peñarrocha</i>	
PRIMERA APROXIMACIÓN DE DISEÑO DE UN ROVER MINIMALISTA BIO-INSPIRADO.....	1167
<i>Mauricio Henriquez and Matilde Santos</i>	
ESTUDIO DE UN GUANTE DE DATOS EN UN SISTEMA ROBOTIZADO COLABORATIVO PARA CIRUGIA LAPAROSCÓPICA ASISTIDA POR LA MANO...	1175
<i>Lidia Santos, José Luis González, Eusebio de La Fuente, Juan C. Fraile and Javier P. Turiel</i>	
ESTUDIO DINÁMICO DEL COMPORTAMIENTO DE UN ROBOT ÁPODO MODULAR E HIPER-REDUNDANTE.....	1182
<i>José Luis González, Javier P. Turiel, Juan C. Fraile, María A. P. Rueda and Ricardo Martín</i>	
Objects positioning in water surface from a single image.....	1190
<i>Juan Romeo, Joaquin Aranda, Gonzalo Pajares and Jesus Manuel de La Cruz</i>	

SIAR: an autonomous ground robot for sewer inspection	1198
<i>David Alejo, Carlos Marques, Fernando Caballero Benítez, Paulo Alvito and Luis Merino</i>	
ESTUDIO DE CONSUMOS DE GAS EN ENTORNOS RESIDENCIALES BASADO EN REDES NEURONALES	1205
<i>Alain Porto, Eloy Irigoyen and Xabier Basogain</i>	
A ROS REACTIVE NAVIGATION SYSTEM FOR GROUND VEHICLES BASED ON TP-SPACE TRANSFORMATIONS	1213
<i>Enrique Rodriguez, Jose Luis Blanco, Jose Luis Torres, Jose Carlos Moreno, Antonio Gimenez and Jose Luis Guzman</i>	
Detección de Lugares con Cámaras RGB-D. Aplicación a Cierre de Bucles en SLAM.....	1221
<i>David Zúñiga-Noël, José Raúl Ruiz Sarmiento and Javier Gonzalez-Jimenez</i>	
Tonatiuh, un trazador de rayos basado en simulación de Monte Carlo y con licencia GPL de GNU	1229
<i>Luis G. Palacín</i>	
INDOOR POSITIONING PREDICTION SYSTEM BASED ON WIRELESS NETWORKS AND DEPTH SENSING CAMERAS	1237
<i>Jaime Duque Domingo, Carlos Cerrada and Enrique Valero</i>	
Nash Solution as a Multi-criteria Decision Making technique for control problems.....	1243
<i>Helem Sabina Sanchez, Ramon Vilanova, Antonio Visioli and Orlando Arrieta</i>	
Simplified Fuzzy Model based Predictive Control for a nonlinear system	1250
<i>Juan Manuel Escaño, Carlos Bordons, Samira Roshany-Yamchi, Kritchai Witheephanich and Jean Michel Rubillon</i>	

ALINEAMIENTO 3D DESDE POSICIONES NO CERCANAS DE UN ROBOT PARA TRABAJOS EN INTERIORES A PARTIR DE IMÁGENES RGB-D

S. Cebollada, C. Parra, M. Juliá, M. Holloway, L.M Jiménez, O. Reinoso
Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática.

Universidad Miguel Hernández de Elche. Avda. de la Universidad s/n. 03202, Elche (Alicante), Spain

Q-Bot Limited, Block G, Riverside Business Centre, Bendon Valley, SW18 4UQ, London, UK

{miguel.julia, mathew.holloway }@q-bot.co, {sergio.cebollada, cristobal.parra01, luis.jimenez, o.reinoso }@umh.es

Resumen

En este artículo se presenta un estudio de alineamiento 3D de diferentes posiciones de un robot en entornos de interior. El alineamiento que se desea resolver se desenvuelve en escenarios de difícil caracterización. Para resolver este problema se plantea utilizar información RGB-D, esto es, información visual y de profundidad obtenida del entorno a través de cámaras y sensores láseres respectivamente. En primer lugar se expone el algoritmo desarrollado a través de información visual. Después se expone el algoritmo desarrollado para información de profundidad. Finalmente, se presenta un algoritmo que resuelve las situaciones en las cuales el alineamiento entre dos poses no es correcto.

Palabras clave: Robótica, Reconstrucción 3D, Alineamiento, Matriz de transformación, SLAM, RGB-D.

1. INTRODUCCIÓN

Dadas las construcciones de edificios estándares, el acceso a los subsuelos de éstas es bastante difícil y en ocasiones imposible para el ser humano. A pesar de esto, se dan situaciones en las cuales hay que acceder de forma inevitable. Como consecuencia, una posible solución para acometer trabajos en este tipo de entornos consiste en el empleo de robots que estén perfectamente localizados y puedan acometer las tareas precisas.

Para generar un mapa del entorno, se requiere la obtención de datos a través de lecturas de sensores. En teoría, la transformación del sistema de coordenadas entre dos lecturas puede obtenerse a través de la odometría de las ruedas del robot, sin embargo, los modelos del movimiento son inexactos (derivadas de las ruedas, fricción, parámetros cinemáticos imprecisos, etc.) y por tanto dan lugar a lecturas erróneas. Es por este motivo por

el que surgen algoritmos para estimar la trayectoria del robot a partir de las lecturas obtenidas de sensores. Estos forman parte de lo que se conoce como SLAM ("Simultaneous Localization And Mapping") [12].

La tarea de SLAM en este entorno no resulta fácil. Los algoritmos actualmente desarrollados ([3] o [6]) no funcionan correctamente. Esto es debido a las características del entorno, ya que no se puede aproximar el movimiento a 3 grados de libertad sobre una superficie plana debido a la rugosidad del terreno, la mala iluminación y el operar en entornos confinados. Como consecuencia, el robot tiene muchas dificultades para caracterizar el entorno.

Dadas varias poses del robot en un escenario, se intentará solucionar la tarea de SLAM mediante la obtención de datos del entorno que puedan ser utilizados para conocer el movimiento que se ha producido. De modo que, para estimar la posición del robot respecto a la posición previa, se calculará la matriz de transformación, la cual, indica la rotación y traslación que se ha llevado a cabo.

Uno de los métodos empleados para resolver el problema de SLAM es a través de descriptores visuales. Este método consiste en obtener puntos característicos de imágenes obtenidas en distintas poses del robot, tras esto, se caracteriza cada punto (cálculo del descriptor), asignándole un valor que singularice el punto y permita reconocerlo frente a otros puntos. A través de los descriptores, se obtienen correspondencias entre puntos de distintas poses y a través de estas correspondencias, se obtiene la matriz de transformación. SIFT [9] y SURF [2] son dos de los algoritmos más populares para la detección de puntos característicos y el cálculo de descriptores. Estos obtienen y calculan detectores y descriptores a través de gradientes locales y direcciones específicas. Sin embargo, en prácticamente todos los planteamientos desarrollados, las características que se extraen son sensibles a variaciones de iluminación.

Otras posibilidad consiste en emplear la informa-

ción procedente de un sensor láser que barra el entorno 3D. Estos dispositivos obtienen de forma muy precisa información de profundidad (nubes de puntos). De modo que se parte de dos nubes de puntos obtenidas desde poses distintas del entorno y la tarea a realizar consistirá en conseguir un buen alineamiento entre éstas. *Iterative Closest Point* (ICP) [4] es el método comúnmente utilizado para resolver el registro entre nubes de puntos. A partir de este método, nacen variantes como [11], que utiliza correspondencias plano-plano en lugar de punto-punto. En [1] se utiliza SVD (*Singular Value Decomposition*) para calcular la matriz de transformación. Otra forma de variar el algoritmo ICP es a través de variar los métodos de búsqueda de puntos cercanos, como en [8]. Los algoritmos ICP desarrollados funcionan bastante bien. Algunos de estos pueden obtener resultados precisos en tiempo real, lo cual podría resolver el objetivo de SLAM. Sin embargo, ninguno de estos algoritmos funcionan bien en los entornos como el propuesto debido a la falta de luz, la poca variedad de colores y la geometría del entorno.

Dado que ninguno de los métodos desarrollados hasta el momento soluciona el problema en entornos como el propuesto, nace la necesidad de desarrollar un algoritmo que sea capaz de trabajar bien en estos tipos de entornos. El objetivo de este artículo es presentar dos algoritmos diseñados que posibilitan la localización y construcción de un mapa del entorno a partir de los datos adquiridos por un sistema de visión y un sistema láser que barren todo el entorno.

Este artículo se organiza como sigue. La Sección 2 presenta el sistema de adquisición de datos empleado para los experimentos llevados a cabo. A continuación, la Sección 3 describe los dos métodos propuestos para obtener alineamiento entre poses del robot. Seguidamente, en la Sección 4 se presenta un algoritmo desarrollado para solventar las situaciones en las cuales no se haya obtenido un buen alineamiento entre dos poses. La Sección 5 expone los resultados obtenidos en los experimentos. Finalmente, la Sección 6 resume las conclusiones alcanzadas.

2. SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS

El sistema de adquisición de datos está compuesto por un sensor láser y una cámara monocular, que rotan en torno al eje perpendicular al plano de movimiento del robot, recopilando información de la escena en los 360 grados alrededor del robot, permitiendo obtener un escaneo completo del escenario y un conjunto de imágenes RGB.

Concretamente, se recopila un conjunto de 37 imágenes RGB para cada pose P_i y se define cada imagen de ese conjunto como $K_{i,j} \in \mathbb{R}^{N_x \times N_y}$, donde $j=0,1,2,\dots,36$ y $N_x \times N_y$ es la resolución de cada imagen, en este caso 1448×1928 píxeles.

Respecto al sistema de adquisición láser, existen 0.36 grados de distancia entre los puntos verticales del scan. Este scan vertical cubre 240 grados, pero solo se utilizan los 120 grados correspondientes a la parte frontal. El motor que hace girar la cámara y el láser tiene 2400 pasos, por lo tanto hay 0.15 grados de distancia entre los puntos horizontales del scan. Sin embargo, estos dos motores no están perfectamente sincronizados, por que lo puede haber un error de un paso. Por tanto, la nube de puntos creada estará formada por un total de 800.000 puntos.

3. ALINEAMIENTO

3.1. ALINEAMIENTO VISUAL

El algoritmo que se desarrolla a continuación, estima la matriz de transformación del robot $T_{i,i+1}$ entre una pose previa P_i y la actual P_{i+1} , empleando la información de profundidad facilitada por el láser y las imágenes capturadas por la cámara, que se transforman de RGB a escala de grises. Para obtener $T_{i,i+1}$, se lleva a cabo el alineamiento de dos nuevas nubes de puntos creadas a partir de la información más relevante de la escena, extrayendo características visuales entre dos poses del robot.

Dado que se desconoce la orientación en que se comenzó a capturar el conjunto de imágenes K_i en cada pose, se precisa de manera previa a la búsqueda de correspondencias entre imágenes, la búsqueda de la imagen $K_{i,j}$ en P_i más similar con la imagen $K_{i+1,j}$ en la pose P_{i+1} . Una vez conocidos los j pares de imágenes más similares entre P_i y P_{i+1} , se detectan características visuales en la imagen $K_{i,n}$ con $n = [0, 6, 12, 18, 24, 36]$ y sus correspondiente imagen más similar en P_{i+1} , definida como $K_{i+1,n+m}$. De entre estas marcas visuales, se obtienen correspondencias con el menor número de *outliers*, y para cada punto característico de ambas imágenes que obtuvo una correspondencia válida, se obtiene su información tridimensional (empleando la información de profundidad). Esta información espacial adquirida para los puntos característicos de las n imágenes se almacena en una misma nueva nube de puntos correspondiente a la pose P_i , y de igual manera, se crea otra nueva nube de puntos para la pose P_{i+1} con la información espacial de los puntos que obtuvieron correspondencias válidas en las imágenes $K_{i+1,n+m}$. Estas nuevas nubes de puntos contienen del orden de 50

a 250 puntos, lo que reduce el tiempo de ejecución para obtener la matriz de transformación considerablemente. Al alinear estas dos nubes de puntos, se obtiene una estimación de la matriz de transformación $T_{i,i+1}$ de la pose actual respecto a la anterior.

Así, el algoritmo desarrollado puede dividirse en las siguientes etapas:

- Apariencia visual para emparejar las imágenes más similares entre poses.
- Detección, descripción y correspondencia de marcas visuales entre pares de imágenes.
- Extracción de la información de profundidad para crear las nubes de puntos y su posterior alineamiento.

3.1.1. Apariencia visual

Para determinar la imagen más similar entre la imagen $K_{i,j}$ de entre todas las posibles del conjunto K_{i+1} , se emplean descriptores basados en apariencia global, de manera que se procesa la imagen en su conjunto, evitando la segmentación o extracción de puntos característicos de la escena.

Para construir el descriptor de apariencia global, se hace uso de la Firma de Fourier [10]. Esta técnica presenta ventajas como su simplicidad y su bajo coste computacional.

El método consiste en representar cada imagen $K_{i,j} \in \mathbb{R}^{N_x \times N_y}$ utilizando la Transformada discreta de Fourier de cada una de sus filas. Por tanto, es necesario expandir cada fila de la imagen $\{a_n\} = \{a_0, a_1, \dots, a_{N_y-1}\}$ y obtener la secuencia de números complejos $\{A_n\} = \{A_0, A_1, \dots, A_{N_y-1}\}$. De este modo, se llega a una nueva matriz $D_{i,j} \in \mathbb{C}^{N_x \times N_y}$ en la que la mayor parte de la información relevante se encuentra concentrada en las q primeras columnas, en este caso concreto $q = 32$. La nueva matriz de tamaño N_x filas y q columnas se llama *Firma de Fourier*, de la que se puede obtener su matriz de módulos $A_j = \|D_j\|$, que al concatenar resulta en un vector de una única columna con $N_x \cdot q$ filas, que es el descriptor asociado a esa imagen.

De esta forma, se calcula un descriptor para cada imagen $K_{i,j}$ y también para $K_{i+1,j}$ donde j es el conjunto de imágenes adquiridas en cada pose. Tras ello se busca la menor distancia euclídea entre descriptores de cada conjunto de imágenes, generándose una matriz de tamaño $j \times j$ con la relación de imágenes más similares entre cada pose. En la Figura 1(a) se muestra un ejemplo de esta matriz. Dado que el movimiento de adquisición de imágenes en cada posición no es aleatorio,

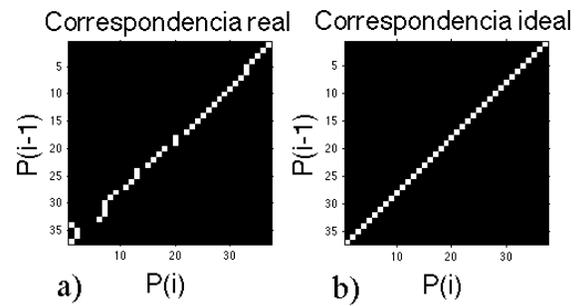


Figura 1: Relación de los conjuntos de imágenes entre dos poses: (a) es la matriz real obtenida y (b) es la matriz final tras eliminar posibles *outliers*.

sino que cada imagen del conjunto guarda relación con la anterior, para un conjunto de n imágenes se pueden encontrar únicamente $2 \cdot n$ posibles soluciones. Comparando la matriz resultante anterior con cada una de las posibles soluciones mediante una correlación empleando la distancia euclídea, se obtiene un resultado robusto ante posibles errores en el emparejamiento, con el que se obtiene el valor de m . En la Figura 1 se puede apreciar (a) una matriz con errores debido a la similitud de la escena y como (b) corrige esos errores ofreciendo la relación correcta y obteniendo así el valor m que relaciona la imagen del conjunto K_i con el conjunto K_{i+1} .

3.1.2. Detección, descripción y correspondencia de marcas visuales

Tras haber localizado los pares de imágenes entre la pose P_i y la pose P_{i+1} , se hace uso de la librería OpenCV [5] para la detección, descripción y correspondencia de marcas visuales. Un ejemplo de estas correspondencias puede verse en la Figura 2. Mientras que computacionalmente, SURF puede ser más exigente que otros como ORB (basado en el detector FAST y el descriptor BRIEF), SURF ha demostrado ofrecer buenos resultados en el escenario en el que nos encontramos.



Figura 2: Extracción de características visuales entre dos imágenes tomadas en poses consecutivas.

Para la detección de los puntos característicos, se

emplea un valor de *Hessiana* constante, y a continuación se obtiene el descriptor de cada uno de ellos. Tras la descripción, se realiza un ajuste automático que limita el número de puntos de interés en la escena por debajo de un determinado umbral, basado en la calidad del descriptor obtenido, eliminando así posibles *outliers*. Por último, se lleva a cabo la correspondencia haciendo uso de la norma L_2 , consiguiendo de este modo pares de puntos correspondientes pertenecientes a cada imagen $K_{i,n}$ y $K_{i+1,n+m}$.

3.1.3. Extracción de la información de profundidad y alineamiento

De cada punto característico que encontró una correspondencia válida, se obtiene su información tridimensional y se incluye en una nueva nube de puntos, una para la pose P_i y otra para la P_{i+1} , cada una con la información espacial de todos los puntos que obtuvieron correspondencias válidas en su conjunto de imágenes.

A raíz de esta representación tridimensional de la escena, se procede a la estimación de la matriz de transformación del sistema, haciendo uso de la librería PCL (*Point Cloud Library*) [7], indicando al algoritmo la correspondencia entre cada par de marcas visuales obtenidas en el apartado 3.1.2 y que ahora están representadas tridimensionalmente en las dos nubes de puntos. De este modo, el programa procesa diferentes matrices de transformación eliminando posibles *outliers* hasta obtener una lo suficientemente cercana a la solución correcta para que los puntos coincidan tras su aplicación. Además de la matriz de transformación, es posible obtener una medida de confianza, que indica la validez de los resultados obtenidos en función de unos rangos calculados de manera experimental en función de los *outliers* localizados a lo largo del algoritmo y el número de correspondencias encontradas.

3.2. ALINEAMIENTO A PARTIR DE DATOS DE PROFUNDIDAD

Los algoritmos ICP desarrollados funcionan bastante bien en cuanto a precisión y tiempo de computo. Sin embargo, como ya se mencionó anteriormente, ninguno de estos algoritmos parece funcionar bien en los entornos propuestos. La poca iluminación y la poca variedad de colores aporta poca información. Además, como hemos mencionado previamente, no existen objetos característicos, con lo que el registro es todavía más difícil.

En este apartado, se plantean posibles propuestas a realizar sobre la información de profundidad que se dispone para así obtener un alineamiento

satisfactorio.

El algoritmo desarrollado puede dividirse en tres partes:

- Selección de puntos
- Registro
- Validación

3.2.1. Selección de puntos

Por lo general, los sensores láser obtienen nubes de puntos que aportan más de 800.000 puntos. Como consecuencia, el tiempo de computo en cualquier algoritmo ICP es muy elevado y los resultados obtenidos no son lo suficientemente buenos. Dado que trabajar con la nube de puntos completa no funciona, parece una buena alternativa usar ciertos puntos de ésta.

La naturaleza del entorno presenta varias adversidades para obtener un registro correcto. Como se ha mencionado previamente, el entorno no tiene características suficientemente válidas para poder utilizar extracción de características. Además, la información que aporta el techo es mala debido a la presencia de vigas, las cuales confunden al algoritmo ICP, realizando alineaciones entre nubes incorrectas. Por lo que un nuevo método de extracción de puntos resultará interesante para facilitar el registro.

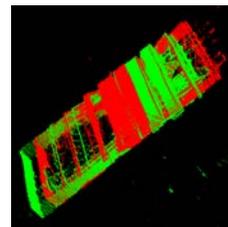


Figura 3: Un ejemplo de registro donde la alineación no ha sido correcta. Las vigas producen un importante error.

Para el método que se presenta, en un primer paso se realiza un filtro homogéneo sobre toda la nube de puntos para hacer la nube más ligera. Esto reducirá el tiempo de computo y facilitará la tarea de registro. Gracias a la librería PCL, se pueden utilizar funciones ya implementadas para obtener buenos filtros de puntos. Estas funciones son *VoxelGrid* y *RandomSample*, las cuales están implementadas en las librerías *voxel_grid* y *random_sample* respectivamente. En un primer paso, se aplica sobre la nube de puntos un filtrado de rejilla (también conocido como filtro voxelgrid), es decir, se mantiene como mucho un punto en cada cubo de $1 \times 1 \times 1$ cm. El segundo paso será

realizar un filtrado aleatorio sobre los puntos resultantes. Este paso será más rápido cuantos más puntos eliminemos, sin embargo, eliminar demasiados puntos puede resultar contraproducente ya que el algoritmo ICP podría no funcionar correctamente.

En segundo lugar, se lleva a cabo una segmentación de la nube de puntos. Como fue mencionado anteriormente, el techo y el suelo presentan muchos inconvenientes. Esto hace casi imposible obtener un buen alineamiento entre las dos nubes de puntos. En consecuencia a esto, la idea será seleccionar únicamente planos que puedan ayudar a alcanzar un registro satisfactorio. A través de la función en la PCL, *SACSegmentation*, la nube de puntos es reducida y los puntos pertenecientes al techo o suelo son eliminados. Como resultado, se obtiene una nube más ligera en la cual las vigas del techo ya no causarán problemas de alineación.

3.2.2. Registro

Se han desarrollado muchas versiones de ICP que funcionan mejor que el estándar, como en [8], donde se acelera el proceso de búsqueda, o [11], que ha probado ser más robusto frente correspondencias incorrectas. A pesar de esto, puede resultar interesante el uso de la original, en la cual se realiza alineación punto a punto [4], ya que los resultados que se obtienen con este método en cuanto a precisión y tiempo de computo son suficientemente buenos.

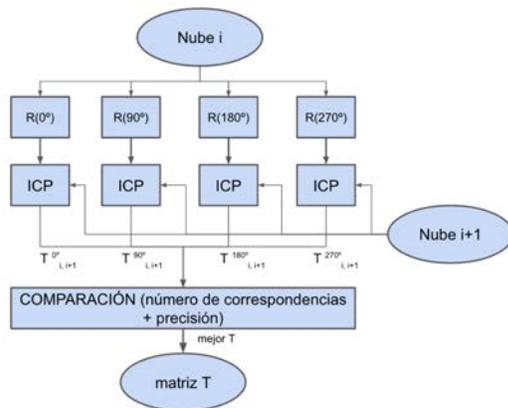


Figura 4: Esquema del algoritmo. $R(x^\circ)$ es la rotación inicial introducida, donde x indica el ángulo de rotación. $T_{i,i+1}^{x^\circ}$ es la matriz de transformación obtenida tras realizar ICP donde x es el ángulo de rotación inicial. Inicialmente se rota la nube i en cuatro diferentes ángulos (0° , 90° , 180° y 270°). Después, se realiza ICP para cada una de las nubes rotadas con respecto a la nube $i+1$. A través de los valores de precisión y número de correspondencias, se escoge la mejor matriz de transformación.

3.2.3. Validación

Aunque este proceso selecciona el mejor registro ICP de entre los 4 realizados, esto no asegura que la alineación sea correcta. Por tanto, el algoritmo incluye un paso de validación general. Después de haber seleccionado el mejor registro, se comprueba si la precisión es inferior a un cierto valor y si el porcentaje de correspondencias con respecto al número de puntos que forman la nube (filtrada) es mayor a un determinado umbral. En resumen, si los valores obtenidos en el mejor registro ICP son mejores que los establecidos por los umbrales, el registro entre las dos nubes será aceptado como válido, en caso contrario, el registro será rechazado.

4. ALGORITMO PARA RECUPERAR POSICIONES PERDIDAS

Nada puede asegurar que la distancia entre una pose y la siguiente sea pequeña. Adicionalmente, debido a las condiciones del suelo, el robot realiza movimientos en 3 dimensiones, ya que durante el movimiento, puede haber variaciones en el suelo, las cuales harán que varíe la altura y la inclinación del robot.

Ante estas dificultades, pese haberse desarrollado algoritmos de alineamiento bastante robustos, pueden surgir casos en los que la alineación entre dos poses no sea correcta. Es por eso que nace la necesidad de implementar un algoritmo que sea capaz de localizar la pose del robot en situaciones como la descrita. Este algoritmo, además de intentar alinear una pose que no ha sido registrada correctamente con la anterior, también intentará localizar poses que fueron descartadas en pasos anteriores.

Algoritmo 1 Algoritmo para obtener una alineación correcta

```

si Registro{ $P_i, P_{i-1}$ }  $\neq$  OK entonces
     $P_i \leftarrow T * P_{i-1}$ 
    Ordenar{PosesCorrectas, Distancia{ $P_i$ }}
    para  $x=0:(N_{\text{poses}} - 2)$  hacer
        Registro{ $P_i, P_x$ }
        si Registro{ $P_i, P_x$ } = OK entonces
            guardar{T}
            posicionar{ $P_i$ }
        Fin
    fin si
fin para
    Lista_pendientes  $\leftarrow P_i$ 
fin si
    
```

Para explicar el algoritmo, se parte del supuesto en

el que se quiere localizar la pose P_i . En un primer paso, se intenta realizar uno de los métodos de alineamiento que se han desarrollado. Para ello, se realiza el registro entre P_i y la pose detectada previamente a esta (P_{i-1}).

Si el registro no fuese válido, se comenzaría la búsqueda de otra pose con la que poder conseguir una buena alineación (Algoritmo 1). Para esto, pese a que la matriz de transformación obtenida en el registro entre P_i y P_{i-1} no es correcta, utilizamos esta matriz (T) para localizar la última pose en el mapa con respecto al resto de poses ya localizadas. La ubicación de la pose no será fiable, ya que la hemos calculado a través de una mala matriz de transformación, sin embargo, esta ubicación es suficiente para hacer una gruesa aproximación. Tras esto, calculamos la distancia que existe entre P_i y el resto de poses (todas las poses desde la 0 hasta la $i-2$ que estén correctamente alineadas). Una vez calculada las distancias entre poses, se comienza a intentar registrar P_i con la pose mas cercana a ésta, este paso se realizará de forma iterativa probando la poses de menor a mayor distancia hasta que se consiga una alineación satisfactoria.

Llegados a este momento, pueden suceder dos situaciones, la primera, que se haya conseguido una alineación satisfactoria con alguna de las poses. En cuyo caso, el problema de alineamiento quedaría resuelto para la pose P_i . La segunda situación que se puede dar es que no se consiga realizar un correcto registro con ninguna pose, en este caso, P_i se guardará en una lista de poses pendientes por alinear.

Llegado el momento de localizar P_i , si el registro con la pose P_{i-1} fue satisfactorio pero P_{i-1} está en la lista de pendientes, se realizará de forma recursiva el registro de P_i con las poses más cercana hasta que se alinee correctamente. Si P_i fue registrada de forma correcta con alguna de las poses que están bien localizadas, se posicionará en el mapa y tras esto, P_{i-1} pasará a estar considerada como localizada correctamente, eliminándola de la lista de poses pendientes y posicionándola en el mapa (Algoritmo 2).

Finalmente, con la finalidad de intentar localizar de forma correcta las poses que están pendientes. Tras cada nueva pose ubicada exitosamente, se intentará registrar la nueva pose con todas las que están en la lista de pendientes.

Algoritmo 2 Algoritmo para solventar situaciones cuando la pose anterior no fue alineada correctamente

```

1: si      (Registro{ $P_i, P_{i-1}$ }=OK)      Y
   (Listapendiente{ $P_{i-1}$ }=True) entonces
2:    $P_i \leftarrow T * P_{i-1}$ 
3:   Ordenar{PosesCorrectas, Distancia{ $P_i$ }}
4:   para  $x=0:(N_{\text{poses}} - 2)$  hacer
5:     Registro{ $P_i, P_x$ }
6:     si Registro{ $P_i, P_x$ }=OK entonces
7:       guardar{T}
8:       posicionar{ $P_i$ }
9:       posicionar{ $P_{i-1}$ }
10:      eliminar{Listapendiente{ $P_{i-1}$ }}
11:      Fin
12:    fin si
13:  fin para
14:  Listapendientes  $\leftarrow P_i$ 
15: fin si

```

5. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

En esta sección se muestran los resultados obtenidos de los experimentos que se han llevado a cabo para comprobar los dos métodos presentados en la Sección 3. Ambos métodos son desarrollados en un entorno indoor que cumple las condiciones descritas anteriormente por las cuales estos métodos pueden resultar interesantes.

Los experimentos han sido desarrollado en un PC con un procesador 2 x 2,8 GHz Quad-Core Intel Xeon ®. Para la realización de este experimento, se obtienen las imágenes y las medidas láseres tomadas por el robot en una determinada posición del entorno. Con esta información, se obtiene una nube de puntos del entorno. Por tanto, se obtendrá una nube de puntos por cada pose del robot a lo largo del entorno. A priori, el movimiento llevado por el robot es totalmente desconocido, por lo que no se pueden comparar los resultados medidos con los reales. Por este motivo, la mejor forma de medir la calidad de la alineación obtenida es a través de unos valores de confianza que indican la calidad en la estimación de la matriz de transformación obtenida.

5.1. ALINEAMIENTO VISUAL

Como se puede apreciar, en la **tabla 1** se han recogido los valores obtenidos llevando a cabo un alineamiento visual entre poses consecutivas (P_{i+1} con respecto a P_i). De modo que para cada par de nubes de puntos resultantes, se recoge la siguiente información: **Características**, es decir, el número total de puntos obtenidos en cada conjunto de

Tabla 1: Resultados del experimento de alineamiento visual a partir de imágenes y datos de profundidad.

Poses	Corr.	Caract.	% Corr.
P_0, P_1	102	138	73
P_1, P_2	105	160	65
P_2, P_3	84	105	80
P_3, P_4	130	162	80
P_4, P_5	91	142	64
P_5, P_6	65	97	67
P_6, P_7	87	115	75
P_7, P_8	107	164	65
P_8, P_9	79	105	75
P_9, P_{10}	126	206	80
P_{10}, P_{11}	86	112	76
P_{11}, P_{12}	141	204	69
P_{12}, P_{13}	98	132	74
P_{13}, P_{14}	33	64	51
P_{14}, P_{15}	47	90	52
P_{15}, P_{16}	102	122	83
P_{16}, P_{17}	30	71	42
P_{17}, P_{18}	50	85	58
P_{18}, P_{19}	36	131	27
P_{19}, P_{20}	27	73	36

imágenes. **Correspondencias**, esto es, el número de correspondencias llevadas a cabo entre las dos nubes de puntos para obtener la mejor estimación de T. **% Correspondencias**, el porcentaje de correspondencias encontradas entre una nube con respecto al número total de puntos que forman la nube de puntos.

Los resultados muestran que el proceso de alineamiento entre dos nubes de puntos llevado a cabo a través de este método es fiable para el entorno evaluado. Sin embargo, se puede apreciar cómo entre los dos últimos pares de poses (P_{18} con P_{19} y P_{19} con P_{20}), se obtiene un porcentaje de correspondencias por debajo del 40 %, valor experimental a partir del cual se conoce que la alineación no ha sido del todo precisa.

5.2. ALINEAMIENTO A PARTIR DE DATOS DE PROFUNDIDAD

Como se puede apreciar, en la **tabla 2** se han recogido los valores obtenidos para cada registro realizado entre dos nubes de puntos. Se ha realizado el registro entre poses consecutivas. De modo que, para cada par de nubes registradas, se recoge la siguiente información: **% Correspondencias**, esto es, el número de correspondencias encontradas entre las dos nubes con respecto al número total de puntos que forman la nube de puntos (tras haber sido filtrada uniformemente). **RMSE**

Tabla 2: Mediciones tomadas en el experimento de alineamiento a partir de datos de profundidad

Poses	% Corr. nube $i-1$	% Corr. nube i	RMSE (m)	Tiempo (s)
P_0, P_1	45,08	41,66	0,0136	5,10
P_1, P_2	47,07	45,51	0,0028	6,38
P_2, P_3	43,97	40,72	0,0072	6,39
P_3, P_4	45,47	44,02	0,0063	5,58
P_4, P_5	32,69	31,42	0,0129	7,33
P_5, P_6	41,56	41,15	0,0149	8,58
P_6, P_7	36,43	37,00	0,0172	7,51
P_7, P_8	40,05	40,20	0,0126	5,07
P_8, P_9	42,03	44,09	0,0091	5,88
P_9, P_{10}	40,36	39,50	0,0137	4,89
P_{10}, P_{11}	42,93	45,71	0,0143	4,83
P_{11}, P_{12}	30,21	34,18	0,016	4,69
P_{12}, P_{13}	39,64	43,46	0,0137	5,69
P_{13}, P_{14}	38,52	31,58	0,0221	4,47
P_{14}, P_{15}	36,48	34,31	0,0168	4,62
P_{15}, P_{16}	47,51	46,47	0,0084	6,52
P_{16}, P_{17}	38,03	36,34	0,0156	4,87
P_{17}, P_{18}	37,03	36,25	0,0198	9,41
P_{18}, P_{19}	13,78	19,40	0,01829	5,26
P_{19}, P_{20}	28,95	22,36	0,011	5,09

(**Root Mean Square Error**), basado en la distancia euclídea entre el conjunto de puntos origen transformados y los puntos destinos (solo se realiza el cálculo para puntos emparejados como correspondencias). Por último, el **Tiempo** que se ha tardado en realizar el registro.

Los resultados muestran que el proceso de alineamiento entre dos nubes de puntos se lleva a cabo a través de este método con un tiempo medio de unos 6 segundos, con lo que este método podría ser utilizado en sistemas SLAM en tiempo real. La media total de correspondencia de puntos está entorno al 38 %, sin embargo, se puede apreciar que el registro entre los dos últimos pares de poses (P_{18} con P_{19} y P_{19} con P_{20}) tienen un porcentaje de correspondencias muy bajo, de lo que se deduce que la alineación no ha sido correcta. Era de esperar que alguna alineación no fuese correcta, esto no supone un gran problema, ya que, como se ha explicado en la Sección 4, para estos casos es por los que se ha desarrollado un algoritmo de recuperación de posiciones perdidas. Se puede deducir que el porcentaje medio de correspondencias para una alineación correcta en un entorno de este tipo es del 40 %.

6. CONCLUSIONES

Este artículo ha presentado dos nuevos algoritmos para tratar de resolver la tarea de alineamiento entre las poses de un robot en escenarios de difícil caracterización. Por un lado, visualmente, se han obtenido puntos característicos y se han calculado los descriptores, los cuales se corresponden con los puntos característicos obtenidos en otra pose del robot, con lo que se calcula la matriz de transformación a través de dichas correspondencias. Por otro lado, a través de la información de profundidad obtenida a través de sensores láser, se realiza el alineamiento de dos nubes de puntos, cada una obtenida desde una pose. Así, filtrando la información de techo y suelo y suponiendo 4 rotaciones iniciales, se obtiene el mejor alineamiento calculado, obteniendo de aquí la matriz de transformación. Por último, se ha presentado un algoritmo que solventa las situaciones en las cuales el alineamiento entre dos poses consecutivas no ha sido satisfactorio, tratando de alinear la pose actual con otras poses anteriormente alineadas.

En el futuro, será interesante tratar de mejorar la robustez de los algoritmos desarrollados, tratando de disminuir al mínimo el número de casos erróneos. Puede resultar interesante combinar ambos métodos, de forma que se puedan aprovechar las ventajas que presenta el alineamiento visual y el de profundidad.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por el gobierno español a través del proyecto DPI2013-41557-P: "Navegación de robots en entornos dinámicos mediante mapas compactos con información visual de apariencia global". Y por la Generalitat Valenciana a través de las ayudas del programa AICO de la Consellería de Educación, Investigación, Cultura y Deporte con Ref: AICO/2015/02.

Referencias

[1] K. S. Arun, T. S. Huang, and S. D. Blostein. Least-squares fitting of two 3-d point sets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-9(5):698–700, Sept 1987.

[2] Herbert Bay, Andreas Ess, Tinne Tuytelaars, and Luc Van Gool. Speeded-up robust features (surf). *Computer Vision and Image Understanding*, 110(3):346 – 359, 2008. Similarity Matching in Computer Vision and Multimedia.

[3] Dominik Belter, Michał Nowicki, and Piotr Skrzypczyński. *Robot 2015: Second Iberian Robotics Conference: Advances in Robotics, Volume 2*, chapter Accurate Map-Based RGB-D SLAM for Mobile Robots, pages 533–545. Springer International Publishing, Cham, 2016.

[4] P.J. Besl and Neil D. McKay. A method for registration of 3-d shapes. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 14(2):239–256, Feb 1992.

[5] G. Bradski and A. Kaehler. *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*. O'Reilly Media, Incorporated, 2008. C interface only, not C++ from version 2.1 onwards. New version coming out in mid-2012.

[6] F. Endres, J. Hess, N. Engelhard, J. Sturm, D. Cremers, and W. Burgard. An evaluation of the rgb-d slam system. In *Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE International Conference on*, pages 1691–1696, May 2012.

[7] D. Holz, A. Ichim, F. Tombari, R. Rusu, and S. Behnke. Registration with the point cloud library: A modular framework for aligning in 3-d. *Robotics Automation Magazine, IEEE*, 22(4):110–124, Dec 2015.

[8] Timothée Jost and Heinz Hügli. *Pattern Recognition: 24th DAGM Symposium Zurich, Switzerland, September 16–18, 2002 Proceedings*, chapter Fast ICP Algorithms for Shape Registration, pages 91–99. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2002.

[9] David G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 60(2):91–110, 2004.

[10] E. Menegatti, T. Maeda, and H. Ishiguro. Image-based memory for robot navigation using properties of the omnidirectional images, 2004.

[11] Aleksandr Segal, Dirk Haehnel, and Sebastian Thrun. Generalized-icp. *Robotics: Science and Systems*, 2(4), 2009.

[12] Sebastian Thrun and John J. Leonard. *Springer Handbook of Robotics*, chapter Simultaneous Localization and Mapping, pages 871–889. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2008.