

ACTAS

DE LAS

XXXVIII Jornadas de Automática

Gijón · Palacio de Congresos · 6, 7 y 8 de Septiembre de 2017



Universidad de Oviedo
Universidá d'Uviéu
University of Oviedo



CEA
Comité Español
de Automática

Colabora

Gijón

Convention Bureau

Actas de

XXXVIII

Jornadas de Automática

© 2017 Universidad de Oviedo
© Los autores

Servicio de Publicaciones de la Universidad de Oviedo
Campus de Humanidades. Edificio de Servicios. 33011 Oviedo (Asturias)
Tel. 985 10 95 03 Fax 985 10 95 07
[http: www.uniovi.es/publicaciones](http://www.uniovi.es/publicaciones)
servipub@uniovi.es

DL AS 2749-2017

ISBN: 978-84-16664-74-0

Todos los derechos reservados. De conformidad con lo dispuesto en la legislación vigente, podrán ser castigados con penas de multa y privación de libertad quienes reproduzcan o plagien, en todo o en parte, una obra literaria, artística o científica, fijada en cualquier tipo y soporte, sin la preceptiva autorización.

Prefacio

Las *Jornadas de Automática* se celebran desde hace **40 años** en una universidad nacional facilitando el encuentro entre expertos en esta área en un foro que permite la puesta en común de las nuevas ideas y proyectos en desarrollo. Al mismo tiempo, propician la siempre necesaria colaboración entre investigadores del ámbito de la Ingeniería de Control y Automática, así como de campos afines, a la hora de abordar complejos proyectos de investigación multidisciplinares.

En esta ocasión, las Jornadas estarán organizadas por la Universidad de Oviedo y se han celebrado del 6 al 8 de septiembre de 2017 en el Palacio de Congresos de Gijón, colaborando tanto la Escuela Politécnica de Ingeniería de Gijón (EPI) como el Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica de Computadores y de Sistemas del que depende el Área de Ingeniería de Sistemas y Automática.

Además de las habituales actividades científicas y culturales, esta edición es muy especial al celebrarse el **50 aniversario de la creación de CEA**, Comité Español de Automática. Igualmente este año se conmemora el 60 aniversario de la Federación Internacional del Control Automático de la que depende CEA. Así se ha llevado a cabo la presentación del libro que se ha realizado bajo la coordinación de D. Sebastián Dormido, sobre la historia de la Automática en España en una sesión en la que han participado todos los ex-presidentes de CEA conjuntamente con el actual, D. Joseba Quevedo.

Igualmente hemos contado con la presencia de conferenciantes de prestigio para las sesiones plenarias, comunicaciones y ponencias orales en las reuniones de los 9 grupos temáticos, contribuciones en formato póster. Se ha celebrado también el concurso de CEABOT, así como una nueva Competición de Drones, con el ánimo de involucrar a más estudiantes de últimos cursos de Grado/Máster.

En el marco de las actividades culturales programadas se ha podido efectuar un recorrido en el casco antiguo situado en torno al Cerro de Santa Catalina y visitar la Laboral.

Gijón, septiembre de 2017

Hilario López
Presidente del Comité Organizador

Program Committee

Antonio Agudo	Institut de Robòtica i Informàtica Industrial
Rosa M Aguilar	University of La Laguna.
Luciano Alonso	University of Cantabria
Ignacio Álvarez García	Universidad de Oviedo
Antonio Javier Artuñedo García	Centre for Automation and Robotics (CSIC-UPM)
José M. Azorín	Miguel Hernandez University of Elche
Pedro Balaguer	Universitat Jaume I
Antonio Javier Barragán Piña	Universidad de Huelva
Alfonso Baños	Universidad de Murcia
Guillermo Bejarano	University of Seville
Gerardo Beruvides	Centro de Automática y Robótica
Carlos Bordons	University of Seville
Jose Manuel Bravo	University of Huelva
Jose Luis Calvo-Rolle	University of A Coruña
Fernando Castaño Romero	Centro de Automática y Robótica (UPM -CSIC)
José Luis Casteleiro-Roca	University of Coruña
Alvaro Castro-Gonzalez	Universidad Carlos III de Madrid
Ramon Costa-Castelló	Universitat Politècnica de Catalunya
Abel A. Cuadrado	University of Oviedo
Arturo De La Escalera	Universidad Carlos III de Madrid
Emma Delgado	Universidad de Vigo
Jose-Luis Diez	Universitat Politecnica de Valencia
Manuel Domínguez	Universidad de León
Juan Manuel Escaño	Universidad de Sevilla
Mario Francisco	University of Salamanca
Maria Jesus Fuente	Universidad de Valladolid
Juan Garrido	Universtiy of Cordoba
Antonio Giménez	Universidad de Almeria
Evelio Gonzalez	Universidad de La Laguna
José-Luis Guzmán	Universidad de Almería
Rodolfo Haber	Center for Automation and Robotics (UPM-CSIC)
César Ernesto Hernández	Universidad de Almería
Eloy Irigoyen	UPV/EHU
Agustin Jimenez	Universidad PolitÁcnica de Madrid
Emilio Jiménez	University of La Rioja
Jesus Lozano	Universidad de Extremadura
Jorge Luis Madrid	Centro de Automática y Robótica
Luis Magdalena	Universidad Politécnic de Madrid
David Martin Gomez	Universidad Carlos III de Madrid
Fernando Matia	Universidad Politecnica de Madrid
Joaquim Melendez	Universitat de Girona
Juan Mendez	Universidad de La Laguna
Luis Moreno	Universidad Carlos III de Madrid
María Dolores Moreno Rabel	Universidad de Extremadura
David Muñoz	Universidad de Sevilla
Antonio José Muñoz-Ramirez	Universidad de Málaga
Jose Luis Navarro	Universidad Politecnica de Valencia
Manuel G. Ortega	University of Seville
Andrzej Pawlowski	UNED
Mercedes Perez de La Parte	University of La Rioja
Ignacio Peñarrocha	Universitat Jaume I de Castelló, Spain
José Luis Pitarch	Universidad de Valladolid

Daniel Pérez	University of Oviedo
Emilio Pérez	Universitat Jaume I
Juan Pérez Oria	Universidad de Cantabria
Miguel Ángel Ridao	Universidad de Sevilla
Gregorio Sainz-Palmero	Universidad de Valladolid
Antonio Sala	Universitat Politecnica de Valencia
Ester Sales-Setién	Universitat Jaume I
Jose Sanchez	UNED
Javier Sanchis Saez	Universitat Politecnica de Valencia (UPV)
José Pedro Santos	ITEFI-CSIC
Matilde Santos	Universidad Complutense de Madrid
Alvaro Serna	University of Valladolid
José Enrique Simó	Universidad Politécnica de Valencia
José A. Somolinos	ETS I Navales. Universidad Politecnica de Madrid
Fernando Tadeo	Univ. of Valladolid
Alejandro Tapia	Universidad de Loyola Andalucía
David Tena	Universitat Jaume I
Jesús Torres	Universidad de La Laguna
Pedro M. Vallejo	Universidad de Salamanca
Guilherme Vianna	Universidad de Sevilla
Alejandro Vignoni	AI2 - UPV
Ramón Vilanova	UAB
Francisco Vázquez	Universidad de Cordoba
Jesús M. Zamarreño	University of Valladolid

Revisores Adicionales

Al-Kaff, Abdulla

Balbastre, Patricia
Beltrán de La Cita, Jorge
Bermudez-Cameo, Jesus
Blanco-Claraco, Jose-Luis
Blanes, Francisco
Bonin-Font, Francisco

Cancela, Brais

Ferraz, Luis

Garita, Cesar
Gimenez, Antonio
Gruber, Patrick
Guindel, Carlos

Hernandez Ruiz, Alejandro
Hernandez, Daniel

Jardón Huete, Alberto

López, Amable

Marin, Raul
Marín Plaza, Pablo
Mañanas, Miguel Angel
Morales, Rafael
Moreno, Francisco-Angel

Núñez, Luis Ramón

Ponz Vila, Aurelio
Posadas-Yague, Juan-Luis
Poza-Luján, Jose-Luis
Pumarola, Albert

Raya, Rafael
Revestido Herrero, Elías
Rocon, Eduardo
Ruiz Sarmiento, José Raúl
Ruiz, Adria

Torres, Jose Luis

Vaquero, Victor

Table of Contents

Ingeniería de Control	
<hr/>	
TÚNEL DE AGUA PARA PRUEBAS Y CARACTERIZACIÓN DE DISEÑOS EXPERIMENTALES DE TURBINAS HIDROCINÉTICAS	1
<i>Eduardo Alvarez, Manuel Rico-Secades, Antonio Javier Calleja Rodríguez, Joaquín Fernández Francos, Aitor Fernández Jiménez, Mario Alvarez Fernández and Samuel Camba Fernández</i>	
Reduction of population variability in protein expression: A control engineering approach.	8
<i>Yadira Boada, Alejandro Vignoni and Jesús Picó</i>	
CONTROL ROBUSTO DEL PH EN FOTOBIORREACTORES MEDIANTE RECHAZO ACTIVO DE PERTURBACIONES	16
<i>José Carreño, Jose Luis Guzman, José Carlos Moreno and Rodolfo Villamizar</i>	
Control reset para maniobra de cambio de carril y validación con CarSim	23
<i>Miguel Cerdeira, Pablo Falcón, Antonio Barreiro, Emma Delgado and Miguel Díaz-Cacho</i>	
Maniobra de aterrizaje automática de una Cessna 172P modelada en FlightGear y controlada desde un programa en C	31
<i>Mario de La Rosa, Antonio Javier Gallego and Eduardo Fernández</i>	
Alternativas para el control de la red eléctrica aislada en parques eólicos marinos	38
<i>Carlos Díaz-Sanahuja, Ignacio Peñarrocha, Ricardo Vidal-Albalade and Ester Sales-Setién</i>	
CONTROL PREDICTIVO DISTRIBUIDO UTILIZANDO MODELOS DIFUSOS PARA LA NEGOCIACIÓN ENTRE AGENTES	46
<i>Lucía Fargallo, Silvana Roxani Revollar Chavez, Mario Francisco, Pastora Vega and Antonio Cembellín</i>	
Control Predictivo en el espacio de estados de un captador solar tipo Fresnel	54
<i>Antonio Javier Gallego, Mario de La Rosa and Eduardo Fernández</i>	
Control predictivo para la operación eficiente de una planta formada por un sistema de desalación solar y un invernadero	62
<i>Juan Diego Gil Vergel, Lidia Roca, Manuel Berenguel, Alba Ruiz Aguirre, Guillermo Zaragoza and Antonio Giménez</i>	
Depuración de Aguas Residuales en la Industria 4.0	70
<i>Jesus Manuel Gomez-De-Gabriel, Ana María Jiménez Arévalo, Laura Eiroa Mateo and Fco. Javier Fernández-De-Cañete-Rodríguez</i>	
Control robusto con QFT del pH en un fotobioreactor raceway	77
<i>Ángeles Hoyo Sánchez, Jose Luis Guzman, Jose Carlos Moreno and Manuel Berenguel</i>	
Revisión sistemática de la literatura en ingeniería de sistemas. Caso práctico: técnicas de estimación distribuida de sistemas ciberfísicos	84
<i>Carmelina Ierardi, Luis Orihuela Espina, Isabel Jurado Flores, Álvaro Rodríguez Del Nozal and Alejandro Tapia Córdoba</i>	
Desarrollo de un Controlador Predictivo para Autómatas programables basado en la normativa IEC 61131-3	92
<i>Pablo Krupa, Daniel Limon and Teodoro Alamo</i>	
Diseño de un emulador de aerogenerador de velocidad variable DFIG y control de pitch ...	100
<i>Manuel Lara Ortiz, Juan Garrido Jurado and Francisco Vázquez Serrano</i>	

Observación de la fracción de agua líquida en pilas de combustible tipo PEM de cátodo abierto.....	108
<i>Julio Luna and Ramon Costa-Castelló</i>	
Control Predictivo Basado en Datos.....	115
<i>José María Manzano, Daniel Limón, Teodoro Álamo and Jan Peter Calliess</i>	
Control MPC basado en un modelo LTV para seguimiento de trayectoria con estabilidad garantizada.....	122
<i>Sara Mata, Asier Zubizarreta, Ione Nieva, Itziar Cabanes and Charles Pinto</i>	
Implementación y evaluación de controladores basados en eventos en la norma IEC-61499.	130
<i>Oscar Miguel-Escrig, Julio-Ariel Romero-Pérez and Esteban Querol-Dolz</i>	
AUTOMATIZACIÓN Y MONITORIZACIÓN DE UNA INSTALACIÓN DE ENSAYO DE MOTORES.....	138
<i>Alfonso Poncela Méndez, Miguel Ochoa Vega, Eduardo J. Moya de La Torre and F. Javier García Ruíz</i>	
OPTIMIZACIÓN Y CONTROL EN CASCADA DE TEMPERATURA DE RECINTO MEDIANTE SISTEMAS DE REFRIGERACIÓN.....	146
<i>David Rodríguez, José Enrique Alonso Alfaya, Guillermo Bejarano Pellicer and Manuel G. Ortega</i>	
Diseño LQ e implementación distribuida para la estimación de estado.....	154
<i>Álvaro Rodríguez Del Nozal, Luis Orihuela, Pablo Millán Gata, Carmelina Ierardi and Alejandro Tapia Córdoba</i>	
Estimación de fugas en un sistema industrial real mediante modelado por señales aditivas.	160
<i>Ester Sales-Setién, Ignacio Peñarrocha and David Tena</i>	
Advanced control based on MPC ideas for offshore hydrogen production.....	167
<i>Alvaro Serna, Fernando Tadeo and Julio. E Normey-Rico</i>	
Transfer function parameters estimation by symmetric send-on-delta sampling.....	174
<i>José Sánchez, María Guinaldo, Sebastián Dormido and Antonio Visioli</i>	
An Estimation Approach for Process Control based on Asymmetric Oscillations.....	181
<i>José Sánchez, María Guinaldo Losada, Sebastian Dormido, José Luis Fernández Marrón and Antonio Visioli</i>	
Robust PI controller for disturbance attenuation and its application for voltage regulation in islanded microgrid.....	189
<i>Ramon Vilanova, Carles Pedret and Orlando Arrieta</i>	
Infraestructura para explotación de datos de un simulador azucarero.....	197
<i>Jesús M. Zamarréño, Cristian Pablos, Alejandro Merino, L. Felipe Acebes and De Prada César</i>	
<hr/>	
Automar	
<hr/>	
INFRAESTRUCTURA PARA ESTUDIAR ADAPTABILIDAD Y TRANSPARENCIA EN EL CENTRO DE CONTROL VERSÁTIL.....	203
<i>Juan Antonio Bonache Seco, José Antonio Lopez Orozco, Eva Besada Portas and Jesús Manuel de La Cruz</i>	
ARQUITECTURA DE CONTROL HÍBRIDA PARA LA NAVEGACIÓN DE VEHÍCULOS SUBMARINOS NO TRIPULADOS.....	211
<i>Francisco J. Lastra, Jesús A. Trujillo, Francisco J. Velasco and Elías Revestido</i>	

Exploración y Reconstrucción 3D de Fondos Marinos Mediante AUVs y Sensores Acústicos	218
<i>Oscar L. Manrique Garcia, Mario Andrei Garzon Oviedo and Antonio Barrientos</i>	
AUTOMATIZACIÓN DE MANIOBRAS PARA UN TEC DE 2GdL	226
<i>Marina Pérez de La Portilla, José Andrés Somolinos Sánchez, Amable López Piñeiro, Rafael Morales Herrera and Eva Segura</i>	
MERBOTS PROJECT: OVERALL DESCRIPTION, MULTISENSORY AUTONOMOUS PERCEPTION AND GRASPING FOR UNDERWATER ROBOTICS INTERVENTIONS	232
<i>Pedro J. Sanz, Raul Marin, Antonio Peñalver, David Fornas and Diego Centelles</i>	
<hr/> Bioingeniería <hr/>	
MARCADORES CUADRADOS Y DEFORMACIÓN DE OBJETOS EN NAVEGACIÓN QUIRÚRGICA CON REALIDAD AUMENTADA	238
<i>Eliana Aguilar, Oscar Andres Vivas and Jose Maria Sabater-Navarro</i>	
Entrenamiento robótico de la marcha en pacientes con Parálisis Cerebral: definición de objetivos, propuesta de tratamiento e implementación clínica preliminar	244
<i>Cristina Bayón, Teresa Martín-Lorenzo, Beatriz Moral-Saiz, Óscar Ramírez, Álvaro Pérez-Somarriba, Sergio Lerma-Lara, Ignacio Martínez and Eduardo Rocon</i>	
PREDICCIÓN DE ACTIVIDADES DE LA VIDA DIARIA EN ENTORNOS INTELIGENTES PARA PERSONAS CON MOVILIDAD REDUCIDA	251
<i>Arturo Bertomeu-Motos, Santiago Ezquerro, Juan Antonio Barios, Luis Daniel Lledó, Francisco Javier Badesa and Nicolas Garcia-Aracil</i>	
Sistema de Visión Estereoscópico para el guiado de un Robot Quirúrgico en Operaciones de Cirugía Laparoscópica HALS.....	256
<i>Carlos Castedo Hernández, Rafael Estop Remacha, Eusebio de La Fuente López and Lidia Santos Del Blanco</i>	
Head movement assessment of cerebral palsy users with severe motor disorders when they control a computer thought eye movements.....	264
<i>Alejandro Clemotte, Miguel A. Velasco and Eduardo Rocon</i>	
Diseño de un sensor óptico de fuerza para exoesqueletos de mano.....	270
<i>Jorge Diez Pomares, Andrea Blanco Ivorra, José María Catalan Orts, Francisco Javier Badesa Clemente, José María Sabater and Nicolas Garcia Aracil</i>	
POSIBILIDADES DEL USO DE TRAMAS ARTIFICIALES DE IMAGEN MOTORA PARA UN BCI BASADO EN EEG	276
<i>Josep Dinarès-Ferran, Christoph Guger and Jordi Solé-Casals</i>	
EFFECTOS SOBRE LA ERD EN TAREAS DE CONTROL DE EXOESQUELETO DE MANO EMPLEANDO BCI.....	282
<i>Santiago Ezquerro, Juan Antonio Barios, Arturo Bertomeu-Motos, Luisa Lorente, Nuria Requena, Irene Delegido, Francisco Javier Badesa and Nicolas Garcia-Aracil</i>	
Formulación Topológica Adaptada para la Simulación y Control de Exoesqueletos Accionados con Transmisiones Harmonic Drive.....	288
<i>Andres Hidalgo Romero and Eduardo Rocon</i>	

Identificación de contracciones isométricas de la extremidad superior en pacientes con lesión medular incompleta mediante características espectrales de la electromiografía de alta densidad (HD-EMG)	296
<i>Mislav Jordanic, Mónica Rojas-Martínez, Joan Francesc Alonso, Carolina Migliorelli and Miguel Ángel Mañanas</i>	
Diseño de una plataforma para analizar el efecto de la estimulación mecánica aferente en el temblor de pacientes con temblor esencial	302
<i>Julio S. Lora, Roberto López, Jesús González de La Aleja and Eduardo Rocon</i>	
DEFINICIÓN DE UN PROTOCOLO PARA LA MEDIDA PRECISA DEL RANGO CERVICAL EMPLEANDO TECNOLOGÍA INERCIAL	308
<i>Álvaro Martín, Rafael Raya, Cristina Sánchez, Rodrigo Garcia-Carmona, Oscar Ramirez and Abraham Otero</i>	
SISTEMA BRAIN-COMPUTER INTEFACE DE NAVEGACIÓN WEB ORIENTADO A PERSONAS CON GRAVE DISCAPACIDAD.....	313
<i>Víctor Martínez-Cagigal, Javier Gómez-Pilar, Daniel Álvarez, Eduardo Santamaría-Vázquez and Roberto Hornero</i>	
ESTRATEGIAS DE NEUROESTIMULACIÓN TRANSCRANEAL POR CORRIENTE DIRECTA PARA MEJORA COGNITIVA	320
<i>Silvia Moreno Serrano, Mario Ortiz and José María Azorín Poveda</i>	
COMPARATIVA DE ALGORITMOS PARA LA DETECCIÓN ONLINE DE IMAGINACIÓN MOTORA DE LA MARCHA BASADO EN SEÑALES DE EEG	328
<i>Marisol Rodriguez-Ugarte, Irma Nayeli Angulo Sherman, Eduardo Iáñez and Jose M. Azorin</i>	
DETECCIÓN, MEDIANTE UN GUANTE SENSORIZADO, DE MOVIMIENTOS SELECCIONADOS EN UN SISTEMA ROBOTIZADO COLABORATIVO PARA HALS	334
<i>Lidia Santos, José Luis González, Eusebio de La Fuente, Juan Carlos Fraile and Javier Pérez Turiel</i>	
BIOSENSORES PARA CONTROL Y SEGUIMIENTO PATOLOGÍAS REUMATOIDES	340
<i>Amparo Tirado, Raúl Marín, José V Martí, Miguel Belmonte and Pedro Sanz</i>	
Assessment of tremor severity in patients with essential tremor using smartwatches	347
<i>Miguel A. Velasco, Roberto López-Blanco, Juan P. Romero, M. Dolores Del Castillo, J. Ignacio Serrano, Julián Benito-León and Eduardo Rocon</i>	
INTERFAZ CEREBRO-ORDENADOR PARA EL CONTROL DE UNA SILLA DE RUEDAS A TRAVÉS DE DOS PARADIGMAS DE NAVEGACIÓN	353
<i>Fernández-Rodríguez Álvaro, Velasco-Álvarez Francisco and Ricardo Ron-Angevin</i>	
<hr/>	
Control Inteligente	
Aprendizaje por Refuerzo para sistemas lineales discretos con dinámica desconocida: Simulación y Aplicación a un Sistema Electromecánico	360
<i>Henry Diaz, Antonio Sala and Leopoldo Armesto</i>	
Diseño de sistemas de control en cascada clásico y borroso para el seguimiento de trayectorias	368
<i>Javier G. Gonzalez, Rodolfo Haber, Fernando Matia and Marcelino Novo</i>	

ANÁLISIS FORMAL DE LA DINÁMICA DE SISTEMAS NO LINEALES MEDIANTE REDES NEURONALES.....	376
<i>Eloy Irigoyen, Mikel Larrea, A. Javier Barragán, Miguel Ángel Martínez and José Manuel Andújar</i>	
Predicción de la energía renovable proveniente del oleaje en las islas de Fuerteventura y Lanzarote.	384
<i>G.Nicolás Marichal, Deivis Avila, Ángela Hernández, Isidro Padrón and José Ángel Rodríguez</i>	
Aplicación de Redes Neuronales para la Estimación de la Resistencia al Avance en Buques	393
<i>Daniel Marón Blanco and Matilde Santos</i>	
Novel Fuzzy Torque Vectoring Controller for Electric Vehicles with per-wheel Motors	401
<i>Alberto Parra, Martín Dendaluze, Asier Zubizarreta and Joshué Pérez</i>	
REPOSTAJE EN TIERRA DE UN AVIÓN MEDIANTE ALGORITMOS GENÉTICOS .	408
<i>Elías Plaza and Matilde Santos</i>	
VISUALIZACIÓN WEB INTERACTIVA PARA EL ANÁLISIS DEL CHATTER EN LAMINACIÓN EN FRÍO	416
<i>Daniel Pérez López, Abel Alberto Cuadrado Vega and Ignacio Díaz Blanco</i>	
BANCADA PARA ANÁLISIS INTELIGENTE DE DATOS EN MONITORIZACIÓN DE SALUD ESTRUCTURAL.....	424
<i>Daniel Pérez López, Diego García Pérez, Ignacio Díaz Blanco and Abel Alberto Cuadrado Vega</i>	
CONTROL DE UN VEHÍCULO CUATRIRROTOR BASADO EN REDES NEURONALES.....	431
<i>Jesus Enrique Sierra and Matilde Santos</i>	
CONTROL PREDICTIVO FUZZY CON APLICACIÓN A LA DEPURACIÓN BIOLÓGICA DE FANGOS ACTIVADOS.....	437
<i>Pedro M. Vallejo Llamas and Pastora Vega Cruz</i>	
<hr/>	
Educación en Automática	
REFLEXIONES SOBRE EL VALOR DOCENTE DE UNA COMPETICION DE DRONES EN LA EDUCACIÓN PARA EL CONTROL	445
<i>Ignacio Díaz Blanco, Alvaro Escanciano Urigüen, Antonio Robles Alvarez and Hilario López García</i>	
Uso del Haptic Paddle con aprendizaje basado en proyectos	451
<i>Juan M. Gandarias, Antonio José Muñoz-Ramírez and Jesus Manuel Gomez-De-Gabriel</i>	
REPRESENTACION INTEGRADA DE ACCIONAMIENTOS MECANICOS Y CONTROL DE EJES ORIENTADA A LA COMUNICACIÓN Y DOCENCIA EN MECATRONICA	457
<i>Julio Garrido Campos, David Santos Esterán, Juan Sáez López and José Ignacio Armesto Quiroga</i>	
Construcción y modelado de un prototipo fan & plate para prácticas de control automático	465
<i>Cristina Lampon, Javier Martin, Ramon Costa-Castelló and Muppaneni Lokesh Chowdary</i>	

EDUCACION EN AUTOMATICA E INDUSTRIA 4.0 MEDIANTE LA APLICACIÓN DE TECNOLOGÍAS 3D	471
<i>Jose Ramon Llata, Esther Gonzalez-Sarabia, Carlos Torre-Ferrero and Ramon Sancibrian</i>	
Desarrollo e implementación de un sistema de control en una planta piloto hibrida.....	479
<i>Maria P. Marcos, Cesar de Prada and Jose Luis Pitarch</i>	
LA INFORMÁTICA INDUSTRIAL EN LAS INGENIERÍAS INDUSTRIALES	486
<i>Rogelio Mazaeda, Eusebio de La Fuente López, José Luis González, Eduardo J. Moya de La Torre, Miguel Angel García Blanco, Javier García Ruiz, María Jesús de La Fuente Aparicio, Gregorio Sainz Palmero and Smaranda Cristea</i>	
Ventajas docentes de un flotador magnético para la experimentación de técnicas control ..	495
<i>Eduardo Montijano, Carlos Bernal, Carlos Sagües, Antonio Bono and Jesús Sergio Artal</i>	
PROGRAMACIÓN ATRACTIVA DE PLC	502
<i>Eduardo J. Moya de La Torre, F. Javier García Ruíz, Alfonso Poncela Méndez and Victor Barrio Lángara</i>	
MODERNIZACIÓN DE EQUIPO FEEDBACK MS-150 PARA EL APRENDIZAJE ACTIVO EN INGENIERÍA DE CONTROL	510
<i>Perfecto Reguera Acevedo, Miguel Ángel Prada Medrano, Antonio Morán Álvarez, Juan José Fuertes Martínez, Manuel Domínguez González and Serafín Alonso Castro</i>	
INNOVACIÓN PEDAGÓGICA EN LA FORMACIÓN DEL PERFIL PROFESIONAL PARA EL DESARROLLO DE PROYECTOS DE AUTOMATIZACIÓN INDUSTRIAL A TRAVÉS DE UNA APROXIMACIÓN HOLÍSTICA.	517
<i>Juan Carlos Ríos, Zaneta Babel, Daniel Martínez, José María Paredes, Luis Alonso, Pablo Hernández, Alejandro García, David Álvarez, Jorge Miranda, Constantino Manuel Valdés and Jesús Alonso</i>	
Aprendiendo Simulación de Eventos Discretos con JaamSim	522
<i>Enrique Teruel and Rosario Aragüés</i>	
RED NEURONAL AUTORREGRESIVA NO LINEAL CON ENTRADAS EXÓGENAS PARA LA PREDICCIÓN DEL ELECTROENCEFALOGRAMA FETAL... ..	528
<i>Rosa M Aguilar, Jesús Torres and Carlos Martín</i>	
ANÁLISIS DEL COEFICIENTE DE TRANSFERENCIA DE MATERIA EN REACTORES RACEWAYS.....	534
<i>Marta Barceló, Jose Luis Guzman, Francisco Gabriel Acién, Ismael Martín and Jorge Antonio Sánchez</i>	
MODELADO DINÁMICO DE UN SISTEMA DE ALMACENAMIENTO DE FRÍO VINCULADO A UN CICLO DE REFRIGERACIÓN	539
<i>Guillermo Bejarano Pellicer, José Joaquín Suffo, Manuel Vargas and Manuel G. Ortega</i>	
Predictor Intervalar basado en hiperplano soporte	547
<i>José Manuel Bravo Caro, Manuel Vasallo Vázquez, Emilian Cojocarú and Teodoro Alamo Cantarero</i>	
Dynamic simulation applied to refinery hydrogen networks	555
<i>Anibal Galan Prado, Cesar De Prada, Gloria Gutierrez, Rafael Gonzalez and Daniel Sarabia</i>	

APROXIMACIÓN DE MODELOS ALGEBRAICOS MEDIANTE ALAMO Y ECOSIMPRO	563
<i>Carlos Gómez Palacín, José Luis Pitarch, Gloria Gutiérrez and Cesar De Prada</i>	
A Causal Model to Analyze Aircraft Collision Avoidance Deadlock Scenarios	569
<i>Miquel Àngel Piera Eroles, Julia de Homdedeu, Maria Del Mar Tous, Thimjo Koca and Marko Radanovic</i>	
ONLINE DECISION SUPPORT FOR AN EVAPORATION NETWORK	575
<i>José Luis Pitarch, Marc Kalliski, Carlos Gómez Palacín, Christian Jasch and Cesar De Prada</i>	
Predicción de la irradiancia a partir de datos de satélite mediante deep learning	582
<i>Javier Pérez, Jorge Segarra-Tamarit, Hector Beltran, Carlos Ariño, José Carlos Alfonso Gil, Aleks Attanasio and Emilio Pérez</i>	
MODELO DINÁMICO ORIENTADO AL TRATAMIENTO Y SEGUIMIENTO DE LA LEUCEMIA MIELOIDE CRÓNICA	589
<i>Gabriel Pérez Rodríguez and Fernando Morilla</i>	
Modelado y optimización de la operación de un sistema de bombeo de múltiples depósitos	596
<i>Roberto Sanchis Llopis and Ignacio Peñarrocha</i>	
DEVELOPMENT OF A GREY MODEL FOR A MEDIUM DENSITY FIBREBOARD DRYER IN ECOSIMPRO	604
<i>Pedro Santos, Jose Luis Pitarch and César de Prada</i>	
DETECCIÓN AUTOMÁTICA DE FALLOS MEDIANTE MONITORIZACIÓN Y OPTIMIZACIÓN DE LAS FECHAS DE LIMPIEZA PARA INSTALACIONES FOTOVOLTAICAS	611
<i>Jorge Segarra-Tamarit, Emilio Pérez, Hector Beltran, Enrique Belenguer and José Luis Gandía</i>	
Modelado de micro-central hidráulica para el diseño de controladores con aplicación en regiones aisladas de Honduras	618
<i>Alejandro Tapia Córdoba, Pablo Millán Gata, Fabio Gómez-Estern Aguilar, Carmelina Ierardi and Álvaro Rodríguez Del Nozal</i>	
FRAMEWORK PARA EL MODELADO DE UN LAGO DE DATOS	626
<i>J.M Torres, R.M. Aguilar, C.A. Martin and S. Diaz</i>	
SIMULADOR CARDIOVASCULAR PARA ENSAYO DE ROBOTS DE NAVEGACION AUTONOMA	633
<i>José Emilio Traver, Juan Francisco Ortega Morán, Ines Tejado, J. Blas Pagador, Fei Sun, Raquel Pérez-Aloe, Blas M. Vinagre and F. Miguel Sánchez Margallo</i>	
PLANIFICACION DE LA PRODUCCION BASADA EN CONTROL PREDICTIVO PARA PLANTAS TERMOSOLARES	641
<i>Manuel Jesús Vasallo Vázquez, José Manuel Bravo Caro, Emilian Cojocarú and Manuel Emilio Gegundez Arias</i>	
Evaluación multicriterio para la optimización de redes de energía	649
<i>Ascensión Zafra Cabeza, Rafael Espinosa, Miguel Àngel Ridao Carlini and Carlos Bordóns Alba</i>	
Percibiendo el entorno en los robots sociales del RoboticsLab	657
<i>Fernando Alonso Martín, Jose Carlos Castillo Montoya, Àlvaro Castro-Gonzalez, Juan José Gamboa, Marcos Maroto Gómez, Sara Marqués Villaroya, Antonio J. Pérez Vidal and Miguel Àngel Salichs</i>	

DISEÑO DE UNA PRÓTESIS DE MANO ADAPTABLE AL CRECIMIENTO	664
<i>Marta Ayats and Raul Suarez</i>	
COOPERATIVISMO BIOINSPIRADO BASADO EN EL COMPORTAMIENTO DE LAS HORMIGAS	672
<i>Brayan Bermudez, Kristel Novoa and Miguel Valbuena</i>	
PROCEDIMIENTO DE DISEÑO DE UN EXOESQUELETO DE MIEMBRO SUPERIOR PARA SOPORTE DE CARGAS	680
<i>Andrea Blanco Ivorra, Jorge Diez Pomares, David Lopez Perez, Francisco Javier Badesa Clemente, Miguel Ignacio Sanchez and Nicolas Garcia Aracil</i>	
Estructura de control en ROS y modos de marcha basados en máquinas de estados de un robot hexápodo	686
<i>Raúl Cebolla Arroyo, Jorge De Leon Rivas and Antonio Barrientos</i>	
USING AN UAV TO GUIDE THE TELEOPERATION OF A MOBILE MANIPULATOR	694
<i>Josep Arnau Claret and Luis Basañez</i>	
Estudio de los patrones de marcha para un robot hexápodo en tareas de búsqueda y rescate	701
<i>Jorge De León Rivas and Antonio Barrientos</i>	
SISTEMA DE INTERACCIÓN VISUAL PARA UN ROBOT SOCIAL	709
<i>Mario Domínguez López, Eduardo Zalama Casanova, Jaime Gómez García-Bermejo and Samuel Marcos Pablos</i>	
Mejora del Comportamiento Proxémico de un Robot Autónomo mediante Motores de Inteligencia Artificial Desarrollados para Plataformas de Videojuegos	717
<i>David Fernández Chaves, Javier Monroy and Javier Gonzalez-Jimenez</i>	
Micrófonos de contacto: una alternativa para sensado táctil en robots sociales	724
<i>Juan José Gamboa, Fernando Alonso Martín, Jose Carlos Castillo, Marcos Maroto Gómez and Miguel A. Salichs</i>	
Clasificación de información táctil para la detección de personas	732
<i>Juan M. Gandarias, Jesús M. Gómez-De-Gabriel and Alfonso García-Cerezo</i>	
Planificación para interceptación de objetivos: Integración del Método Fast Marching y Risk-RRT	738
<i>David Alfredo Garzon Ramos, Mario Andrei Garzon Oviedo and Antonio Barrientos</i>	
ESTABILIZACIÓN DE UNA BOLA SOBRE UN PLANO UTILIZANDO UN ROBOT PARALELO 6-RSS	746
<i>Daniel González, Lluís Ros and Federico Thomas</i>	
TELEOPERACIÓN DE INSTRUMENTOS QUIRÚRGICOS ARTICULADOS	754
<i>Ana Gómez Delgado, Carlos Perez-Del-Pulgar, Antonio Reina Terol and Victor Muñoz Martinez</i>	
CONTROL OF A ROBOTIC ARM FOR TRANSPORTING OBJECTS BASED ON NEURO-FUZZY LEARNING VISUAL INFORMATION	760
<i>Juan Hernández Vicén, Santiago Martínez de La Casa Díaz and Carlos Balaguer</i>	
PLATAFORMA BASADA EN LA INTEGRACIÓN DE MATLAB Y ROS PARA LA DOCENCIA DE ROBÓTICA DE SERVICIO	766
<i>Carlos G. Juan, Jose Maria Vicente, Alvaro Garcia and Jose Maria Sabater-Navarro</i>	

Estimadores de fuerza y movimiento para el control de un robot de rehabilitación de extremidad superior.....	772
<i>Aitziber Mancisidor, Asier Zubizarreta, Itziar Cabanes, Pablo Bengoa and Asier Brull</i>	
Definiendo los elementos que constituyen un robot social portable de bajo coste	780
<i>Marcos Maroto Gómez, José Carlos Castillo, Fernando Alonso-Martín, Juan José Gamboa, Sara Marqués Villarroya and Miguel Ángel Salichs</i>	
Interfaces táctiles para Interacción Humano-Robot	787
<i>Sara Marqués Villarroya, Jose Carlos Castillo Montoya, Fernando Alonso Martín, Marcos Maroto Gómez, Juan José Gamboa and Miguel A. Salichs</i>	
HERRAMIENTAS DE ENTRENAMIENTO Y MONITORIZACIÓN PARA EL DESMINADO HUMANITARIO	793
<i>Hector Montes, Roemi Fernandez, Pablo Gonzalez de Santos and Manuel Armada</i>	
Control a Baja Velocidad de una Rueda con Motor de Accionamiento Directo mediante Ingeniería Basada en Modelos	799
<i>Antonio José Muñoz-Ramírez, Jesús Manuel Luque-Bedmar, Jesus Manuel Gomez-De-Gabriel, Anthony Mandow, Javier Serón and Alfonso Garcia-Cerezo</i>	
SIMULACIÓN DE VEHÍCULOS AUTÓNOMOS USANDO V-REP BAJO ROS	806
<i>Cándido Otero Moreira, Enrique Paz Domonte, Rafael Sanz Dominguez, Joaquín López Fernández, Rafael Barea, Eduardo Romera, Eduardo Molinos, Roberto Arroyo, Luís Miguel Bergasa and Elena López</i>	
Cinemática y prototipado de un manipulador paralelo con centro de rotación remoto para robótica quirúrgica.....	814
<i>Francisco Pastor, Juan M. Gandarias and Jesús M. Gómez-De-Gabriel</i>	
ANÁLISIS DE ESTABILIDAD DE SINGULARIDADES AISLADAS EN ROBOTS PARALELOS MEDIANTE DESARROLLOS DE TAYLOR DE SEGUNDO ORDEN.....	821
<i>Adrián Peidro Vidal, Óscar Reinoso, Arturo Gil, José María Marín and Luis Payá</i>	
INTERFAZ DE CONTROL PARA UN ROBOT MANIPULADOR MEDIANTE REALIDAD VIRTUAL	829
<i>Elena Peña-Tapia, Juan Jesús Roldán, Mario Garzón, Andrés Martín-Barrio and Antonio Barrientos</i>	
Evolución de la robótica social y nuevas tendencias	836
<i>Antonio J. Pérez Vidal, Alvaro Castro-Gonzalez, Fernando Alonso Martín, Jose Carlos Castillo Montoya and Miguel A. Salichs</i>	
DISEÑO MECÁNICO DE UN ASISTENTE ROBÓTICO CAMARÓGRAFO CON APRENDIZAJE COGNITIVO	844
<i>Irene Rivas-Blanco, M Carmen López-Casado, Carlos Pérez-Del-Pulgar, Francisco García-Vacas, Víctor Fernando Muñoz, Enrique Bauzano and Juan Carlos Fraile</i>	
CÁLCULO DE FUERZAS DE CONTACTO PARA PRENSIONES BIMANUALES.....	852
<i>Francisco Abiud Rojas-De-Silva and Raul Suarez</i>	
Modelado del Contexto Geométrico para el Reconocimiento de Objetos.....	860
<i>José Raúl Ruiz Sarmiento, Cipriano Galindo and Javier Gonzalez-Jimenez</i>	
Estimación Probabilística de Áreas de Emisión de Gases con un Robot Móvil Mediante la Integración Temporal de Observaciones de Gas y Viento	868
<i>Carlos Sanchez-Garrido, Javier Monroy and Javier Gonzalez-Jimenez</i>	

MANIPULADOR AÉREO CON BRAZOS ANTROPOMÓRFICOS DE ARTICULACIONES FLEXIBLES	876
<i>Alejandro Suarez, Guillermo Heredia and Anibal Ollero</i>	
EVALUACIÓN DE UN ENTORNO DE TELEOPERACIÓN CON ROS	864
<i>David Vargas Frutos, Juan Carlos Ramos Martínez, José Luis Samper Escudero, Miguel Ángel Sánchez-Urán González and Manuel Ferre Pérez</i>	

Sistemas de Tiempo Real

GENERACIÓN DE CÓDIGO IEC 61131-3 A PARTIR DE DISEÑOS EN GRAFCET....	892
<i>María Luz Alvarez Gutierrez, Isabel Sarachaga Gonzalez, Arantzazu Burgos Fernandez, Nagore Iriondo Urbistazu and Marga Marcos Muñoz</i>	
CONTROL EN TIEMPO REAL Y SUPERVISIÓN DE PROCESOS MEDIANTE SERVIDORES OPC-UA	900
<i>Francisco Blanes Noguera and Andrés Benlloch Faus</i>	
Control de la Ejecución en Sistemas de Criticidad Mixta	906
<i>Alfons Crespo, Patricia Balbastre, Jose Simo and Javier Coronel</i>	
GENERACIÓN AUTOMÁTICA DEL PROYECTO DE AUTOMATIZACIÓN TIA PORTAL PARA MÁQUINAS MODULARES	913
<i>Darío Orive, Aintzane Armentia, Eneko Fernandez and Marga Marcos</i>	
DDS en el desarrollo de sistemas distribuidos heterogéneos con soporte para criticidad mixta	921
<i>Hector Perez and J. Javier Gutiérrez</i>	
ARQUITECTURA DISTRIBUIDA PARA EL CONTROL AUTÓNOMO DE DRONES EN INTERIOR	929
<i>Jose-Luis Poza-Luján, Juan-Luis Posadas-Yaguë, Giovanni-Javier Tipantuña-Topanta, Francisco Abad and Ramón Mollá</i>	
Ingeniería Conducida por Modelos en Sistemas de Automatización Flexibles	935
<i>Rafael Priego, Elisabet Estévez, Darío Orive, Isabel Sarachaga and Marga Marcos</i>	
Estudio e implementación de Middleware para aplicaciones de control distribuido	942
<i>Jose Simo, Jose-Luis Poza-Lujan, Juan-Luis Posadas-Yaguë and Francisco Blanes</i>	

Visión por Computador

Real-Time Image Mosaicking for Mapping and Exploration Purposes	948
<i>Abdulla Al-Kaff, Juan Camilo Soto Triviño, Raúl Sosa San Frutos, Arturo de La Escalera and José María Armingol Moreno</i>	
ALGORITMO DE SLAM UTILIZANDO APARIENCIA GLOBAL DE IMÁGENES OMNIDIRECCIONALES	956
<i>Yerai Berenguer, Luis Payá, Mónica Ballesta, Luis Miguel Jiménez, Sergio Cebollada and Oscar Reinoso</i>	
Medición de Oximetría de Pulso mediante Imagen fotopletismográfica.....	964
<i>Juan-Carlos Cobos-Torres, Jordan Ortega Rodríguez, Pablo J. Alhama Blanco and Mohamed Abderrahim</i>	
Algoritmo de captura de movimiento basado en visión por computador para la teleoperación de robots humanoides	970
<i>Juan Miguel Garcia Haro and Santiago Martinez de La Casa</i>	

COMPARACIÓN DE MÉTODOS DE DETECCIÓN DE ROSTROS EN IMÁGENES DIGITALES	976
<i>Natalia García Del Prado, Victor Gonzalez Castro, Enrique Alegre and Eduardo Fidalgo Fernández</i>	
LOCALIZACIÓN DEL PUNTO DE FUGA PARA SISTEMA DE DETECCIÓN DE LÍNEAS DE CARRIL	983
<i>Manuel Ibarra-Arenado, Tardi Tjahjadi, Sandra Robla-Gómez and Juan Pérez-Oria</i>	
Oculus-Crawl, a Software Tool for Building Datasets for Computer Vision Tasks	991
<i>Iván De Paz Centeno, Eduardo Fidalgo Fernández, Enrique Alegre Gutiérrez and Wesam Al Nabki</i>	
Clasificación automática de obstáculos empleando escáner láser y visión por computador ..	999
<i>Aurelio Ponz, Fernando Garcia, David Martin, Arturo de La Escalera and Jose Maria Armingol</i>	
T-SCAN: OBTENCIÓN DE NUBES DE PUNTOS CON COLOR Y TEMPERATURA EN INTERIOR DE EDIFICIOS	1007
<i>Tomás Prado, Blanca Quintana, Samuel A. Prieto and Antonio Adan</i>	
EVALUACIÓN DE MÉTODOS PARA REALIZAR RESÚMENES AUTOMÁTICOS DE VÍDEOS	1015
<i>Pablo Rubio, Eduardo Fidalgo, Enrique Alegre and Víctor González</i>	
SIMULADOR PARA LA CREACIÓN DE MUNDOS VIRTUALES PARA LA ASISTENCIA A PERSONAS CON MOVILIDAD REDUCIDA EN SILLA DE RUEDAS .	1023
<i>Carlos Sánchez Sánchez, María Cidoncha Jiménez, Emiliano Pérez, Ines Tejado and Blas M. Vinagre</i>	
Calibración Extrínseca de un Conjunto de Cámaras RGB-D sobre un Robot Móvil	1031
<i>David Zúñiga-Nöel, Rubén Gómez Ojeda, Francisco-Ángel Moreno and Javier González Jiménez</i>	

Clasificación automática de obstáculos empleando escáner láser y visión por computador

Aurelio Ponz. Intelligent Systems Lab, Universidad Carlos III de Madrid, aurelio.ponz@uc3m.es

Fernando Garcia. Intelligent Systems Lab, Universidad Carlos III de Madrid, fegarcia@ing.uc3m.es

David Martin. Intelligent Systems Lab, Universidad Carlos III de Madrid, dmgoomez@ing.uc3m.es

Arturo de la Escalera. Intelligent Systems Lab, Universidad Carlos III de Madrid, escalera@ing.uc3m.es

Jose Maria Armingol. Intelligent Systems Lab, Universidad Carlos III de Madrid, armingol@ing.uc3m.es

Resumen

Muchos sistemas enmarcados en el estado del arte del campo de los Sistemas Avanzados de Asistencia a la Conducción (ADAS) y de la conducción autónoma emplean fusión sensorial con el fin de conseguir detección y clasificación de obstáculos fiable en cualquier condición meteorológica y de iluminación. La fusión entre escáner láser y cámara se usa habitualmente en aplicaciones ADAS para mitigar las limitaciones inherentes a cada uno de los sensores empleados. En el sistema presentado se emplean algunas técnicas novedosas para alineamiento de datos y se aplican técnicas de Inteligencia Artificial (IA) en el tratamiento de las nubes de puntos para mejorar la fiabilidad de la clasificación de obstáculos. En este documento se presentan nuevos enfoques para la obtención de clusters en nubes de puntos dispersas, maximizando la información obtenida desde escáneres láser de baja resolución. Tras la mejora de la detección de clusters, se emplean técnicas de IA para clasificar el obstáculo no solo empleando visión por computador, sino también con información del láser. La fusión de la información obtenida desde ambos sensores, con la adición de la capacidad de clasificación del láser, mejoran la fiabilidad del sistema.

Palabras clave: Visión por computador, LIDAR, Sistemas avanzados de asistencia a la conducción, Fusión sensorial.

1. INTRODUCCIÓN

Los accidentes de tráfico se encuentran entre los riesgos evitables más importantes para la vida humana. Alrededor de 1,2 millones de personas mueren, y otros 50 millones sufren secuelas cada año como consecuencia de accidentes de tráfico. Los sistemas ADAS pueden reducir la cantidad y la gravedad de los accidentes de tráfico mediante el uso de tecnologías de visión por computador (VC) e IA. Los ADAS emplean comúnmente escáneres láser y cámaras para detectar y clasificar obstáculos en la vía. Los sensores presentados son complementarios, ya que la capacidad del láser para

detectar obstáculos independientemente de la calidad de la iluminación y de seleccionar Regiones de Interés (ROI) en la imagen en la que se clasificará mediante VC, mejora de forma importante la velocidad y la precisión en esta fase del proceso.

El presente trabajo ha sido desarrollado usando la plataforma de investigación Intelligent Vehicle based on Visual Information 2.0 (IVVI 2.0) del Laboratorio de Sistemas Inteligentes (LSI) de la Universidad Carlos III de Madrid. Esta plataforma está detallada en profundidad en [11] y se puede ver en la figura 1.

El artículo está dividido en las siguientes secciones: La sección 2 presenta el estado del arte en el contexto científico relacionado. La sección 3 muestra una descripción general del sistema. La sección 4 describe el método de obtención de clusters en las nubes de puntos (PC), como parte inicial del proceso de detección de obstáculos. La sección 5 presenta el proceso de alineamiento de datos, esencial para la correcta conversión entre coordenadas de los sistemas de referencia del láser y de la cámara. La sección 6 muestra la estrategia para la clasificación de los obstáculos detectados con las nubes de puntos e imágenes asociadas, empleando Support Vector Machines (SVM). La sección 7 presenta los resultados obtenidos, y, para concluir, la sección 8 muestra las conclusiones obtenidas del presente trabajo.

2. ESTADO DEL ARTE

El trabajo descrito en el presente artículo abarca diversos campos con interesantes estados del arte. En cuanto al proceso de alineamiento automático y desatendido de datos en el sistema presentado, [8] propone un método de calibración empleando un patrón de tablero de ajedrez; [14] propone la calibración automática entre cámara y láser basándose en la reconstrucción mediante la nube de puntos de la superficie de la carretera. Otras aproximaciones como [8] y [7] proyectan las características en un plano 2D para minimizar la distancias entre las características en los diferentes sensores. [10] Presenta un sistema de calibración basado en un modelo CAD para conversión entre

sensores. Una aproximación similar, basada en un modelo triangular, es presentada en [1], mientras que en [3] se emplea un modelo circular.

Una vez que los diferentes sistemas han sido alineados, el siguiente paso es la detección y clasificación de los obstáculos presentes en la escena. Los sistemas de fusión sensorial pueden ser divididos en esquemas centralizados y descentralizados. Los primeros obtienen una única detección basándose en la información obtenida de los diferentes sensores. Algunos ejemplos de esquema descentralizado se pueden encontrar en [12] y [13] con diferentes algoritmos para combinar las características de la VC y del escáner láser, como Naive Bayes, GMMC, NN, FLDA. Los sistemas descentralizados implementan la detección y la clasificación de forma independiente para cada sensor, y una fase posterior de fusión combina las detecciones de acuerdo con el grado de certeza asignado a cada sensor. Otros trabajos defienden la fusión a alto nivel basándose en características multidimensionales para el escáner láser y en Histograma de Gradientes Orientados (HOG) para VC. El trabajo [5] ofrece detección de peatones basada en un modelo de las piernas del peatón para el láser, y en características HOG para VC, buscando la detección distribuida de peatones y la evaluación del peligro. El mismo autor hace uso de técnicas avanzadas de fusión (Joint Probabilistic Data Association Filter) para mejorar la detección de peatones descentralizada empleando láser y VC.



(a) Plataforma de investigación IVVI 2.0



(b) Láser Sick LD-MRS (c) Cámara trinocular XB3

Figura 1: Sensores de la plataforma de investigación IVVI 2.0

3. DESCRIPCIÓN GENERAL

El presente trabajo emplea fusión sensorial entre escáner láser y VC para la detección y clasificación de obstáculos en aplicaciones de automoción.

Este trabajo está incluido en el proyecto IVVI 2.0 (ver figura 1). IVVI 2.0 es la segunda plataforma para investigación y desarrollo del Laboratorio de Sistemas Inteligentes, de la Universidad Carlos III de Madrid.

En la presente aplicación se ha empleado un sensor láser SICK LD-MRS de 4 planos y una cámara trinocular PoinGrey Bumblebee XB3. El láser efectúa una detección inicial de obstáculos y otra fase posterior de clasificación, mientras que la capacidad estereoscópica de la cámara se usa para representar la nube de puntos del plano de la carretera y poder con ello estimar los parámetros extrínsecos entre los sensores. Posteriormente, la cámara es empleada para capturar la imagen y posteriormente tratarla mediante VC.

El láser genera una nube de puntos de la que el sistema extrae los obstáculos en forma de agrupamientos de puntos, llamados clusters. Estos clusters son usados tanto para obtener la ROI en la imagen como para efectuar la clasificación del obstáculo. La ROI extraída de la imagen es procesada para clasificar el obstáculo representado en ella, empleando técnicas de IA aplicadas a la VC. El último paso del proceso fusiona la información de cámara y láser para llevar a cabo la clasificación final del obstáculo basándose en técnicas de Aprendizaje Automático (ML). Para el entrenamiento y puesta a punto de los clasificadores SVM para imágenes y para PC se ha empleado una base de datos de obstáculos etiquetados como imágenes y como nubes de puntos.

4. EXTRACCIÓN DE CLUSTER DE LA NUBE DE PUNTOS PARA DETECCIÓN MEDIANTE LÁSER

El primer paso en el sistema propuesto es la detección de obstáculos empleando nubes de puntos obtenidas del láser. Al no verse afectado por las condiciones de iluminación, se trata del sensor más fiable en nuestro sistema. El sensor láser de cuatro planos proporciona una nube de puntos que representa la escena situada frente al vehículo. Los obstáculos son parte de esta escena, y pueden ser localizados como concentraciones locales de puntos en la nube, que pueden ser categorizados matemáticamente como clusters.

Con el objetivo de obtener de la nube de puntos la

mayor cantidad posible de información posible, se han estudiado diversas técnicas de extracción de clusters. Es importante remarcar que, debido a limitaciones propias del sensor, los obstáculos a detectar estarán representados por una pequeña cantidad de puntos de la nube, habitualmente desde cuatro puntos hasta no muchos más de cincuenta, dependiendo de la distancia desde el sensor hasta el obstáculo. La mayor parte de las estrategias de extracción de clusters disponibles han sido diseñadas para nubes de puntos muy pobladas, habitualmente obtenidas desde escáneres láser multicapa de alta resolución, o cámaras estéreo, y no se adaptan bien a las nubes de puntos obtenidas en nuestro sistema, obtenidas en exteriores, dispersas y que ofrecen información muy limitada.

El láser SICK LD-MRS ofrece diferentes frecuencias de escaneo con diversas resoluciones angulares. La frecuencia menor, de 12,5 Hz, permite una resolución angular de $0,125^\circ$ en el frente del vehículo, $0,25^\circ$ entre los 10° y los 30° , y $0,5^\circ$ entre los 30° y los 50° (60° si se trata del lado derecho de la escena), como se ilustra en la figura 2. Esta configuración incrementa la capacidad de detección enfrente del vehículo, donde los obstáculos tienden a estar situados a mayor distancia. Para aplicaciones de automoción, resoluciones menores en los laterales de la escena son aceptables, ya que los obstáculos de interés suelen estar situados más cerca que en el frontal, y serán representados por suficientes puntos incluso con resoluciones menores.

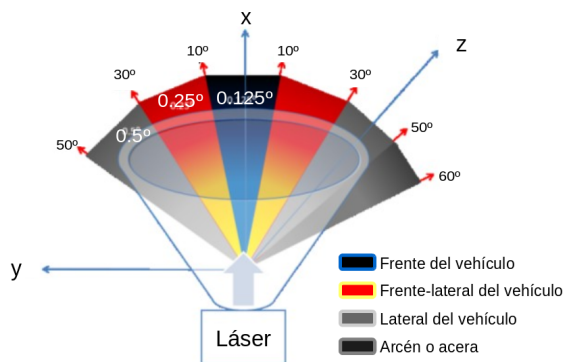


Figura 2: Resolución angular variable en el láser

Las distancias entre los puntos detectados en el cuadro 1 explican la necesidad de diseñar una estrategia de adaptación del umbral de pertenencia a un cluster dependiendo de la distancia entre el obstáculo y el sensor, con el fin de obtener clusters lo más poblados posible. El significado de los valores en el cuadro 1 es el siguiente [15]:

- Y_S es el ancho del punto medido
- Y_G1 es la distancia entre puntos en un plano

de medición

- Y_G2 es la distancia entre puntos entre dos pulsos del láser
- X_{layer} es la altura del punto medido

Cuadro 1: Distancias entre puntos medidos con una resolución angular de 0.125 grados

Distancia (m)	Y_S	Y_G1	Y_G2	X_{layer}
10	0.014	0.029	0.007	0.139
25	0.035	0.074	0.019	0.349
50	0.069	0.148	0.039	0.698
100	0.139	0.296	0.078	1.396

Las siguientes secciones explicarán las diferentes técnicas desarrolladas para obtener una detección automática avanzada de clusters en las nubes de puntos.

4.1. Distancia Euclídea adaptada y clusters geoméricamente condicionados

En el enfoque presentado se ha empleado como criterio para formación de clusters la existencia de una distancia euclídea máxima entre los pares de puntos pertenecientes al cluster, si bien esta distancia será modulada en función de la distancia del sensor hasta el obstáculo, condiciones geométricas, máximo número de puntos permitidos en un cluster, etc.

Adicionalmente, ciertos parámetros del proceso de clustering, como la distancia máxima entre puntos en un cluster, se ven modificados de acuerdo con las formas detectadas en la zona de la nube de puntos cercana al cluster en formación, con el fin de mejorar las detecciones de obstáculos oblicuos. Se ha probado también una estrategia alternativa empleando la distancia de Mahalanobis como criterio de formación de los cluster. Este método tiende a obtener clusters compactos, ignorando los puntos adicionales que representarían obstáculos posicionados oblicuamente. Esta estrategia ha sido descartada puesto que nuestro sistema suministra clusters pequeños, por lo que se requieren estrategias que incrementen la información obtenida.

La aproximación presentada define los clusters como un conjunto de puntos separados entre sí una cierta distancia, variable en función de diversos parámetros, a los que se añaden puntos que no cumplen los requisitos de distancia pero sí ciertas restricciones geométricas respecto al cluster al que se añaden, como por ejemplo pertenecer a la misma recta 3D que algunos de los puntos del cluster.

La estrategia de clustering se define como la adición iterativa de puntos a un cluster ejecutando los siguientes pasos:

El primer punto de la nube es considerado como el primer punto en el cluster.

La distancia euclídea de todos los puntos restantes en la nube con el punto inicial es comparada con el valor $ClusterTh$ siguiendo la ecuación 1,

$$ClusterTh = BaseTh + DistCorr(x)$$

$$DistCorr(x) = \sqrt{(x * \tan(\alpha_y))^2 + (x * \tan(\alpha_z))^2}$$

$$\begin{aligned} \text{if } |\arctan\left(\frac{y}{x}\right)| < 2\pi \frac{10}{360} \\ \text{then } \alpha_y &= 2\pi \frac{0,125}{360} \\ \text{if } 2\pi \frac{10}{360} \leq |\arctan\left(\frac{y}{x}\right)| < 2\pi \frac{30}{360} \\ \text{then } \alpha_y &= 2\pi \frac{0,25}{360} \\ \text{if } 2\pi \frac{30}{360} \leq |\arctan\left(\frac{y}{x}\right)| < 2\pi \frac{60}{360} \\ \text{then } \alpha_y &= 2\pi \frac{0,5}{360} \end{aligned} \quad (1)$$

x, y, z son coordenadas de puntos.

Por restricciones del sensor, α_z siempre es 0,8.

donde $BaseTh$ es un parámetro cuyo valor ha sido determinado experimentalmente. $DistCorr(x)$ es una función de la coordenada x (distancia hasta el obstáculo) que asegura que la distancia euclídea empleada nunca es inferior a la distancia mínima posible entre los puntos del láser a esa distancia, según se ve en la ecuación 1, y dependiendo de las diferentes resoluciones angulares mostradas en la figura 2. $DistCorr(x)$ se calcula como la mínima distancia posible entre dos puntos consecutivos en las coordenadas z (eje vertical) e y (eje horizontal perpendicular al sentido de la marcha). α_y Representa el ángulo entre dos lecturas consecutivas del láser en horizontal (eje y), y α_z es el ángulo entre dos lecturas consecutivas del láser en vertical (eje z).

Todos los puntos en la nube se comprueban para su inclusión en el cluster. La misma iteración se lleva a cabo para cada uno de los puntos añadidos al cluster, hasta que todas las combinaciones posibles de comprobaciones han sido agotadas. En ese momento, los puntos cercanos al cluster pero no incluidos en él por no cumplir la restricción de

distancia, se incluyen en una nube temporal junto con el cluster obtenido. En esta nube temporal se ejecuta el algoritmo Random sample consensus (RANSAC) para búsqueda de rectas 3D. Si las rectas obtenidas contienen un determinado número mínimo de puntos pertenecientes al cluster original, y además puntos no pertenecientes al cluster original, asumimos que estos puntos deben ser añadidos al cluster original puesto que representan el mismo obstáculo. Esta técnica se ha mostrado útil en obstáculos oblicuos cuyos puntos se distancian uniformemente entre ellos según aumenta la distancia al sensor.

La figura 3 muestra el resultado del algoritmo. Los puntos rojos y los verdes forman parte del cluster original. Los puntos azules se encuentran cerca del cluster pero no forman parte de él. Las líneas azules son líneas 3D encontradas por RANSAC en el cluster original, y si alguno de los puntos cercanos al cluster pertenece también a las líneas azules, es añadido al cluster extendido, como sucede en este caso con los puntos azules. Tras completar la extracción del cluster, éste es comparado con los parámetros $ClusterTolerance$ para la máxima anchura horizontal del cluster en metros, y $maxClusterSize$ y $minClusterSize$ para el máximo y mínimo número de puntos, respectivamente. Estos parámetros son también función de la distancia hasta el obstáculo.

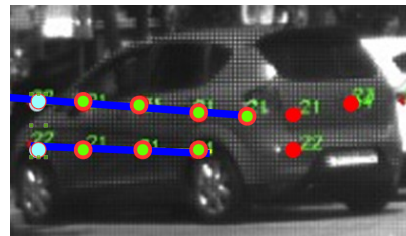


Figura 3: Cluster extendido. Los puntos azules se añaden al cluster porque comparten una línea con puntos del cluster

El objetivo de la estrategia es obtener clusters lo más poblados posible, teniendo en cuenta que se usa un láser multicapa de baja resolución. La distancia umbral de clusterización debe ser adaptada en función de la distancia x al obstáculo, puesto que la distancia mínima entre puntos consecutivos del láser crece con x . Debido a limitaciones de la construcción del láser, la distancia mínima detectada en y y en z en puntos consecutivos sería mayor que el umbral inicial si no se adaptara siguiendo la ecuación 1.

4.2. Detección del suelo y eliminación en la nube de puntos

Como se mostrará en la sección 5, el sistema permite calcular el plano correspondiente a la superficie de la carretera, por lo que es posible eliminar de la nube de puntos aquéllos que pertenezcan a la carretera e ignorarlos de cara al cálculo de los clusters.



Figura 4: Los puntos en el plano de la carretera cumplen las restricciones para ser considerados cluster, pero son descartados

5. Alineamiento de datos

El sistema presentado se basa en fusión sensorial entre diversos sensores, que a su vez se basan en distintos fenómenos físicos. Cada uno de estos sensores poseen su propio sistema de referencia, por lo que se debe calcular los parámetros extrínsecos de conversión entre los sistemas de referencia de los sensores para proceder al alineamiento de los datos.

Aplicando el algoritmo M-estimator-SAmple-Consensus (MSAC) [18], aplicado a la detección de un plano en el espacio, es posible generar un vector $[a, b, c, d]$ que defina el plano más poblado en la nube de puntos, que podemos asumir que coincidirá con el plano de la carretera.

$$\pi_{(x)} : ax_c + by_c + cz_c + d = 0 \quad (2)$$

$$\pi_{(x)} : \vec{n} \cdot \vec{p} = h \quad (3)$$

La ecuación 2 se puede escribir en su forma Hessiana como 3, donde \vec{n} es el vector normal al plano de la carretera, y la relación entre este vector y los ángulos de rotación de cámara y láser se pueden calcular como se muestra en el trabajo [19].

De la ecuación 3 deducimos que el vector \vec{n} es normal al plano $\pi_{(x)}$ encontrado, puesto que la proyección en \vec{n} de cualquier punto localizado en el plano genera siempre una distancia fija. Esta distancia es mínima desde el plano al origen de coordenadas de la nube de puntos, por lo que se trata de la altura h del sensor.

Una vez que todos los parámetros extrínsecos de calibración entre los sensores roll, pitch, yaw y x, y, z han sido calculados, el sistema es capaz de trasladar las coordenadas del láser a coordenadas de la cámara, de forma que se pueden emplear técnicas de VC para clasificar los obstáculos en la imagen.

La conversión entre coordenadas del láser y de la cámara se puede conseguir empleando la ecuación 4

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{bmatrix} + T \quad (4)$$

$$R = \begin{bmatrix} \cos(\delta) & 0 & \sin(\delta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\delta) & 0 & \cos(\delta) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & \cos(\phi) & -\sin(\phi) \\ 0 & \sin(\phi) & \cos(\phi) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$T = \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ z_t \end{bmatrix}$$

donde T representa el vector de traslación y R la matriz de rotación entre sensores.



Figura 5: Detección de obstáculo basado en cálculo de cluster. Rectángulo azul oscuro es el cluster, rectángulo azul claro es la ROI para VC

6. Clasificación de obstáculos usando fusión sensorial entre láser e imagen

La clasificación de obstáculos se puede obtener en este trabajo empleando fusión sensorial o utilizando uno solo de los sensores. Se ha desarrollado un entorno de desarrollo que permite la comparación directa de resultados y mejoras rápidas en los entrenamientos.

6.1. Clasificación SVM

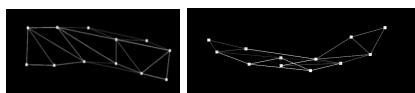
La clasificación se consigue con la implementación del algoritmo SVM de la librería de VC de OpenCV. El algoritmo SVM fue desarrollado por Vapnik & Cortés [2] y es ampliamente usado en aprendizaje por computador como método de clasificación. En el presente trabajo se ha empleado para efectuar los entrenamientos una base de datos de imágenes etiquetadas manualmente, además de otra base de datos de clusters, obtenidos ambos de una captura ejecutada con la plataforma IVVI 2.0. Tras el proceso de entrenamiento, el clasificador SVM obtenido es almacenado y empleado posteriormente para la clasificación de imágenes y clusters, como se ve en la figura 7.

6.2. Vector de características del láser

Los clusters detectados en la nube de puntos generada por el láser se emplean no solo para determinar una región de interés (ROI) en la imagen, en la que posteriormente se efectúa una clasificación empleando técnicas de IA, sino también se pueden usar para efectuar clasificación de obstáculos sin soporte de imagen [12].

Los clusters se convierten en una estructura mallada empleando la triangulación de Delaunay con el fin de reconstruir la forma del objeto y de extraer características relevantes, como se ve en la figura 6.

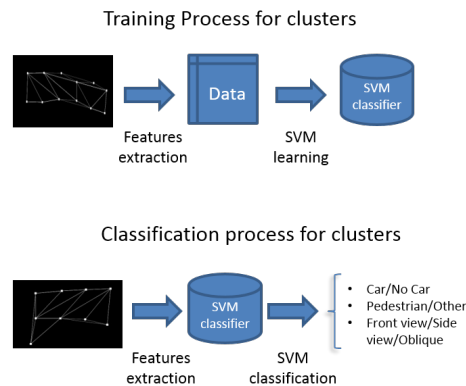
Estos obstáculos son detectados por el sistema en forma de clusters, y tienen características apropiadas para efectuar un entrenamiento SVM siguiendo el proceso descrito en la figura 7a. Los clusters obtenidos en las secuencias de prueba son almacenados y etiquetados de acuerdo con las imágenes asociadas de la cámara.



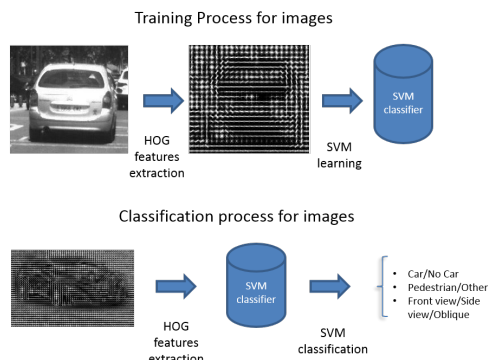
(a) Vista frontal (b) Vista cenital

Figura 6: Representación mallada de un cluster. Los triángulos representan la superficie del objeto.

Previos trabajos como [12] consideran nubes de puntos 2D para clasificación, mientras que el presente trabajo extrae las características desde una nube de puntos 3D, en un esfuerzo por maximizar la información disponible. Algunas de las características consideradas para los clusters son la concentración global de los puntos, la concentración de los puntos en cada uno de los planos, la planicidad, la esfericidad, la cubicidad, la triangularidad o la desviación típica de los puntos, todo ello normalizado y calculado respecto al centroide del cluster.



(a) Proceso de aprendizaje SVM para clusters: Entrenamiento y clasificación.



(b) Proceso de aprendizaje SVM para imágenes: Entrenamiento y clasificación.

Figura 7: Proceso de aprendizaje SVM

6.3. Vector de características para visión por computador

Los obstáculos detectados en la nube de puntos del láser se usan para determinar ROIs en las imágenes, susceptibles de ser clasificadas empleando clasificadores SVM. Empleando las ROI detectadas se ha generado una base de datos de imágenes etiquetadas. En un paso posterior, se extraen de las imágenes las características HOG y se efectúa un entrenamiento SVM siguiendo el proceso mostrado en la figura 7b, con el fin de obtener un clasificador SVM [17].

6.4. Fusión de la información

El proceso de fusión sensorial se produce de la forma siguiente: El láser genera una nube de puntos en la que se detectan los obstáculos en forma de clusters. Estos clusters se emplean para una clasificación inicial del obstáculo y para la generación de una ROI en la imagen. Las ROI obtenidas son clasificadas empleando técnicas de IA aplicadas a la VC. En un último paso, la información obtenida de los procesos de clasificación basados en PC y de los basados en imagen son fusionados para obtener una clasificación consolidada.

7. Resultados

Se ha llevado a cabo un estudio de relevancia de las características consideradas para la clasificación SVM de los clusters, usando un conjunto de entrenamiento de 14.000 clusters representando peatones y 8.400 clusters de otros obstáculos. Sólo las características que diferencien nítidamente entre muestras positivas y negativas serán usadas para el entrenamiento. La figura 8 muestra algunas características con buena discriminación entre muestras positivas y negativas.

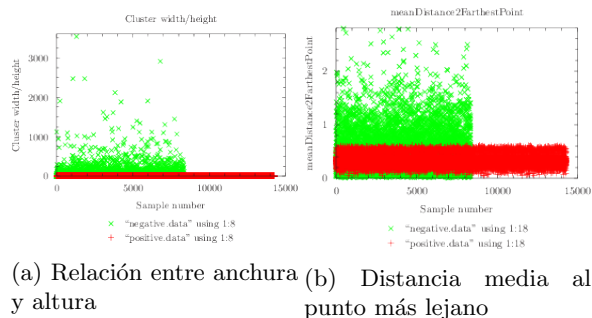
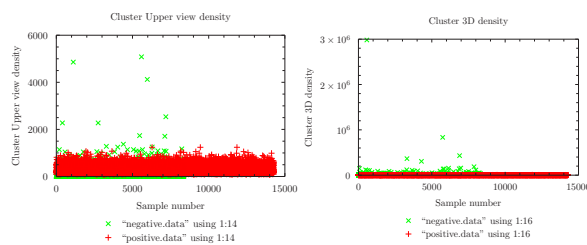


Figura 8: Distribución de los valores de características que diferencian correctamente muestras positivas de negativas

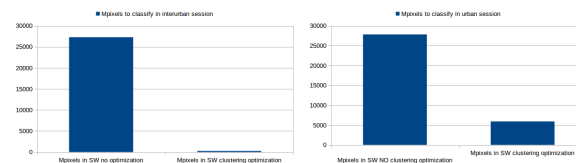
La figura 9 representa las estadísticas para características que no discriminan correctamente entre muestras positivas y negativas. La figura 9a indica que la característica *Densidad del cluster desde vista superior* no discrimina correctamente positivos y negativos, ya que gran parte de los valores coinciden para muestras positivas y negativas.



(a) Densidad desde vista superior (b) Densidad 3D superior

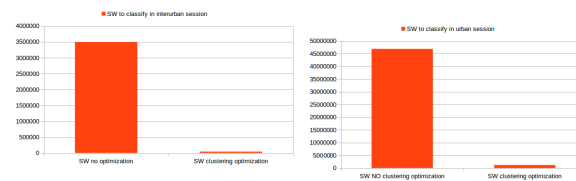
Figura 9: Distribución de los valores de características que no diferencian correctamente muestras positivas de negativas

El uso de fusión sensorial entre láser y cámara permite reducir considerablemente el esfuerzo computacional de clasificación por imagen, al reducir las áreas a clasificar desde toda la extensión de las imágenes a sólo la parte de ellas que presentan un obstáculo, conociendo además el tamaño esperado del mismo. En la figura 10 se compara los Mpixels a clasificar en una sesión de conducción según se emplee o no fusión sensorial.



(a) Mpixels a clasificar en una sesión interurbana (b) Mpixels a clasificar en una sesión urbana

Figura 10: Mejora de prestaciones de la ventana deslizante empleando fusión sensorial



(a) Número de ventanas a clasificar en una sesión interurbana (b) Número de ventanas a clasificar en una sesión urbana

Figura 11: Mejora de prestaciones de la ventana deslizante empleando fusión sensorial

8. Conclusión

El objetivo del presente trabajo es desarrollar un sistema de fusión sensorial para láser y cámara que aproveche las fortalezas de cada uno de los sensores y mitigue sus debilidades. Las estadísticas obtenidas demuestran que se ha obtenido un

sistema fiable y robusto capaz de detectar y clasificar obstáculos tanto aprovechando la fusión sensorial como empleando cada uno de los sensores por separado en caso necesario.

Agradecimientos

El presente trabajo está financiado por el gobierno de España a través de los proyectos CICYT (TRA2013-48314-C3-1-R) y (TRA2011-29454-C03-02).

Referencias

- [1] Debattisti, S, Mazzei, L & Panciroli, M 2013. Automated extrinsic laser and camera intercalibration using triangular targets. Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2013 IEEE, 2013, pp. 696-701.
- [2] Cortes, C & Vapnik, V 1995, Support vector network, Machine Learning, vol. 20, pp. 1-25.
- [3] Fremont, V & Bonnifait, P 2008. Extrinsic calibration between a multi-layer lidar and a camera. 2008 IEEE Int. Conf. Multisens. Fusion Integr. Intell. Syst., 2008.
- [4] García, F, Jiménez, F, Naranjo, JE, Zato, JG, Aparicio, F, Armingol, JM & de la Escalera, A. 2012. Environment perception based on LIDAR sensors for real road applications.
- [5] García, F, García, J, Ponz, A, de la Escalera, A & Armingol, JM 2014. Context Aided Pedestrian Detection for Danger Estimation Based on Laser Scanner and Computer Vision. Expert Systems With Applications, Vol: 41 (15), pp.6646-6661.
- [6] Kaempchen, N, Buehler, M & Dietmayer, K 2005. Feature-level fusion for free-form object tracking using laser scanner and video. IEEE Proceedings Intelligent Vehicles Symposium 2005, pp. 453-458, 2005.
- [7] Kwak, K, Huber, DF, Badino, H & Kanade, T. 2011 .Extrinsic calibration of a single line scanning lidar and a camera. IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robot. Syst., pp. 3283-3289, 2011.
- [8] Li, Y, Ruichek, Y & Cappelle, D 2011. 3D triangulation based extrinsic calibration between a stereo vision system and a LIDAR. 14th Int. IEEE Conf. Intell. Transp. Syst., pp. 797- 802, 2011.
- [9] Li, Y, Liu, Y, Dong, L, Cai, X 2007. An algorithm for extrinsic parameters calibration of a camera and a laser range finder using line features, IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robot. Syst.
- [10] Lisca, G, Jeong, PJP & Nedeveschi, S 2010. Automatic one step extrinsic calibration of a multi layer laser scanner relative to a stereo camera. Intell. Comput. Commun. Process. (ICCP), 2010 IEEE Int. Conf., 2010.
- [11] Martín, D, García, F, Musleh, B, Olmeda, D, Marín, P, Ponz, A, Rodríguez, CH, Al-Kaff, A, de la Escalera, A & Armingol, JM 2014. IVVI 2.0: An intelligent vehicle based on computational perception. Expert Systems with Applications 41.
- [12] Premebida, C, Ludwig, O & Nunes, U 2009. LIDAR and Vision-Based Pedestrian Detection System. Journal of Field Robotics, vol. 26, no. Iv, pp. 696-711, 2009.
- [13] Premebida, C, Ludwig, O, Silva, M & Nunes, U 2010. A Cascade Classifier applied in Pedestrian Detection using Laser and Image-based Features. Transportation, pp. 1153-1159, 2010.
- [14] Rodríguez-Garavito, CH, Ponz, A, García, F, Martín, D, de la Escalera, A & Armingol, JM 2014. Automatic Laser And Camera Extrinsic Calibration for Data Fusion Using Road Plane.
- [15] SICK, 2009. LD-MRS manual. SICK AG Waldkirch, Reute, Germany.
- [16] WHO, 2009. Global status report on road safety. Time for action. WHO library cataloguing-in-publication data, World Health Organization 2009, ISBN 978-9-241563-84-0, Geneva, Switzerland.
- [17] Zezhi C, Pears, N, Freeman, M, & Austin, J 2009. Road vehicle classification using support vector machines. Intelligent Computing and Intelligent Systems, 2009. ICIS 2009. IEEE International Conference On , 4 214-218. doi:10.1109/ICICISYS.2009.5357707
- [18] Philip H. S. Torr and Andrew Zisserman. MLESAC: A New Robust Estimator with Application to Estimating Image Geometry. Computer Vision and Image Understanding, 78(1):138-156, 2000.
- [19] Cesar H. Rodriguez Garavito, Aurelio Ponz, Fernando Garcia, David Martin, Arturo de la Escalera, and Jose M. Armingol. Automatic Laser And Camera Extrinsic Calibration for Data Fusion Using Road Plane. In Proc. IEEE International Conference on Information Fusion (FUSION),2014.