ACTAS

DE LAS

VXXXVIII Jornadas de Automática

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







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 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.

JA2017 Prefacio

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.

Gijn, septiembre de 2017

Hilario López Presidente del Comité Organizador

JA2017 Program Committee

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 University 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 PolitAcnica de Madrid

Emilio Jiménez
University of La Rioja
Jesus Lozano
Universidad de Extremadura
Centro de Automática y Robótica
Luis Magdalena
Universidad Politécnica de Madrid
David Martin Gomez
Universidad Carlos III de Madrid
Fernando Matia
Universidad Politecnica de Madrid

Joaquim Melendez

Juan Mendez

Luis Moreno

Universidad de La Laguna

Universidad Carlos III de Madrid

Universidad de Extremadura

Universidad de Sorilla

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

JA2017 Program Committee

Daniel Pérez University of Oviedo
Emilio Pérez Universitat Jaume I
Juan Pérez Oria Universidad de Cantabria
MiguelÁngel 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 JA2017 Revisores Adicionales

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

Nuñez, 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	
TÚNEL DE AGUA PARA PRUEBAS Y CARACTERIZACIÓN DE DISEÑOS EXPERIMENTALES DE TURBINAS HIDROCINÉTICAS Eduardo Alvarez, Manuel Rico-Secades, Antonio Javier Calleja Rodríguez, Joaquín Fernández Francos, Aitor Fernández Jiménez, Mario Alvarez Fernández and Samuel Camba Fernández	1
Reduction of population variability in protein expression: A control engineering approach. Yadira Boada, Alejandro Vignoni and Jesús Picó	8
CONTROL ROBUSTO DEL PH EN FOTOBIORREACTORES MEDIANTE RECHAZO ACTIVO DE PERTURBACIONES	16
Control reset para maniobra de cambio de carril y validación con CarSim	23
Maniobra de aterrizaje autom atica de una Cessna 172P modelada en FlightGear y controlada desde un programa en C	31
Alternativas para el control de la red eléctrica aislada en parques eólicos marinos Carlos Díaz-Sanahuja, Ignacio Peñarrocha, Ricardo Vidal-Albalate and Ester Sales-Setién	38
CONTROL PREDICTIVO DISTRIBUIDO UTILIZANDO MODELOS DIFUSOS PARA LA NEGOCIACIÓN ENTRE AGENTES	46
Control Predictivo en el espacio de estados de un captador solar tipo Fresnel	54
Control predictivo para la operación eficiente de una planta formada por un sistema de desalación solar y un invernadero	62
Depuración de Aguas Residuales en la Industria 4.0	70
Control robusto con QFT del pH en un fotobioreactor raceway	77
Ángeles Hoyo Sánchez, Jose Luis Guzman, Jose Carlos Moreno and Manuel Berenguel	
Revisión sistemática de la literatura en ingeniería de sistemas. Caso práctico: técnicas de estimación distribuida de sistemas ciberfísicos	84
Carmelina Ierardi, Luis Orihuela Espina, Isabel Jurado Flores, Álvaro Rodriguéz Del Nozal and Alejandro Tapia Córdoba	
Desarrollo de un Controlador Predictivo para Autómatas programables basado en la normativa IEC 61131-3	92
Diseño de un emulador de aerogenerador de velocidad variable DFIG y control de pitch1 Manuel Lara Ortiz, Juan Garrido Jurado and Francisco Vázquez Serrano	100

abierto
Julio Luna and Ramon Costa-Castelló
Control Predictivo Basado en Datos
José María Manzano, Daniel Limón, Teodoro Álamo and Jan Peter Calliess
Control MPC basado en un modelo LTV para seguimiento de trayectoria con estabilidad garantizada
Sara Mata, Asier Zubizarreta, Ione Nieva, Itziar Cabanes and Charles Pinto
Implementación y evaluación de controladores basados en eventos en la norma IEC-61499.136 Oscar Miguel-Escrig, Julio-Ariel Romero-Pérez and Esteban Querol-Dolz
AUTOMATIZACIÓN Y MONITORIZACIÓN DE UNA INSTALACIÓN DE ENSAYO DE MOTORES
Alfonso Poncela Méndez, Miguel Ochoa Vega, Eduardo J. Moya de La Torre and F. Javier García Ruíz
OPTIMIZACIÓN Y CONTROL EN CASCADA DE TEMPERATURA DE RECINTO
MEDIANTE SISTEMAS DE REFRIGERACIÓN
Diseño LQ e implementación distribuida para la estimación de estado
Álvaro Rodríguez Del Nozal, Luis Orihuela, Pablo Millán Gata, Carmelina Ierardi and Alejandro Tapia Córdoba
Estimación de fugas en un sistema industrial real mediante modelado por señales aditivas. 160 Ester Sales-Setién, Ignacio Peñarrocha and David Tena
Advanced control based on MPC ideas for offshore hydrogen production
Transfer function parameters estimation by symmetric send-on-delta sampling
An Estimation Approach for Process Control based on Asymmetric Oscillations
Robust PI controller for disturbance attenuation and its application for voltage regulation in islanded microgrid
Infraestructura para explotación de datos de un simulador azucarero
Automar
INFRAESTRUCTURA PARA ESTUDIAR ADAPTABILIDAD Y TRANSPARENCIA EN EL CENTRO DE CONTROL VERSÁTIL
Juan Antonio Bonache Seco, José Antonio Lopez Orozco, Eva Besada Portas and Jesús Manuel de La Cruz
ARQUITECTURA DE CONTROL HÍBRIDA PARA LA NAVEGACI ÓN DE
VEHÏCULOS SUBMARINOS NO TRIPULADOS

Acústicos
Oscar L. Manrique Garcia, Mario Andrei Garzon Oviedo and Antonio Barrientos
AUTOMATIZACIÓN DE MANIOBRAS PARA UN TEC DE 2GdL 220
Marina Pérez de La Portilla, José Andrés Somolinos Sánchez, Amable López Piñeiro, Rafael Morales Herrera and Eva Segura
MERBOTS PROJECT: OVERALL DESCRIPTION, MULTISENSORY AUTONOMOUS PERCEPTION AND GRASPING FOR UNDERWATER ROBOTICS INTERVENTIONS
Pedro J. Sanz, Raul Marin, Antonio Peñalver, David Fornas and Diego Centelles
Bioingeniería
MARCADORES CUADRADOS Y DEFORMACIÓN DE OBJETOS EN NAVEGACIÓN QUIRÚRGICA CON REALIDAD AUMENTADA
Eliana Aguilar, Oscar Andres Vivas and Jose Maria Sabater-Navarro
Entrenamiento robótico de la marcha en pacientes con Parálisis Cerebral: definición de objetivos, propuesta de tratamiento e implementación clínica preliminar
Cristina Bayón, Teresa Martín-Lorenzo, Beatriz Moral-Saiz, Óscar Ramírez, Álvaro Pérez-Somarriba, Sergio Lerma-Lara, Ignacio Martínez and Eduardo Rocon
PREDICCIÓN DE ACTIVIDADES DE LA VIDA DIARIA EN ENTORNOS INTELIGENTES PARA PERSONAS CON MOVILIDAD REDUCIDA
Francisco Javier Badesa and Nicolas Garcia-Aracil
Sistema de Visión Estereoscópico para el guiado de un Robot Quirúrgico en Operaciones de Cirugía Laparoscópica HALS
Lidia Santos Del Blanco
Head movement assessment of cerebral palsy users with severe motor disorders when they control a computer thought eye movements
Alejandro Clemotte, Miguel A. Velasco and Eduardo Rocon
Diseño de un sensor óptico de fuerza para exoesqueletos de mano
POSIBILIDADES DEL USO DE TRAMAS ARTIFICIALES DE IMAGEN MOTORA PARA UN BCI BASADO EN EEG
Josep Dinarès-Ferran, Christoph Guger and Jordi Solé-Casals
EFECTOS SOBRE LA ERD EN TAREAS DE CONTROL DE EXOESQUELETO DE MANO EMPLEANDO BCI
Santiago Ezquerro, Juan Antonio Barios, Arturo Bertomeu-Motos, Luisa Lorente, Nuria Requena, Irene Delegido, Francisco Javier Badesa and Nicolas Garcia-Aracil
Formulación Topológica Adaptada para la Simulación y Control de Exoesqueletos Accionados con Transmisiones Harmonic Drive

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)
Diseño de una plataforma para analizar el efecto de la estimulación mecánica aferente en el temblor de pacientes con temblor esencial
DEFINICIÓN DE UN PROTOCOLO PARA LA MEDIDA PRECISA DEL RANGO CERVICAL EMPLEANDO TECNOLOGÍA INERCIAL
SISTEMA BRAIN-COMPUTER INTEFACE DE NAVEGACIÓN WEB ORIENTADO A PERSONAS CON GRAVE DISCAPACIDAD
ESTRATEGIAS DE NEUROESTIMULACIÓN TRANSCRANEAL POR CORRIENTE DIRECTA PARA MEJORA COGNITIVA
COMPARATIVA DE ALGORITMOS PARA LA DETECCIÓN ONLINE DE IMAGINACIÓN MOTORA DE LA MARCHA BASADO EN SEÑALES DE EEG 328 Marisol Rodriguez-Ugarte, Irma Nayeli Angulo Sherman, Eduardo Iáñez and Jose M. Azorin
DETECCIÓN, MEDIANTE UN GUANTE SENSORIZADO, DE MOVIMIENTOS SELECCIONADOS EN UN SISTEMA ROBOTIZADO COLABORATIVO PARA HALS 334 Lidia Santos, José Luis González, Eusebio de La Fuente, Juan Carlos Fraile and Javier Pérez Turiel
BIOSENSORES PARA CONTROL Y SEGUIMIENTO PATOLOGÍAS REUMATOIDES
Amparo Tirado, Raúl Marín, José V Martí, Miguel Belmonte and Pedro Sanz
Assessment of tremor severity in patients with essential tremor using smartwatches 347 Miguel A. Velasco, Roberto López-Blanco, Juan P. Romero, M. Dolores Del Castillo, J. Ignacio Serrano, Julián Benito-León and Eduardo Rocon
INTERFAZ CEREBRO-ORDENADOR PARA EL CONTROL DE UNA SILLA DE RUEDAS A TRAVÉS DE DOS PARADIGMAS DE NAVEGACIÓN
$Fern\'andez-Rodr\'iguez \'Alvaro, \ Velasco-\'Alvarez \ Francisco \ and \ Ricardo \ Ron-Angevin$
Control Inteligente
Aprendizaje por Refuerzo para sistemas lineales discretos con dinámica desconocida: Simulación y Aplicación a un Sistema Electromecánico
Diseño de sistemas de control en cascada clásico y borroso para el seguimiento de
trayectorias

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

EDUCACION EN AUTOMATICA E INDUSTRIA 4.0 MEDIANTE LA APLICACIÓN DE TECNOLOGÍAS 3D
Jose Ramon Llata, Esther Gonzalez-Sarabia, Carlos Torre-Ferrero and Ramon Sancibrian
Desarrollo e implementación de un sistema de control en una planta piloto hibrida47 Maria P. Marcos, Cesar de Prada and Jose Luis Pitarch
LA INFORMÁTICA INDUSTRIAL EN LAS INGENIERÍAS INDUSTRIALES
Ventajas docentes de un flotador magnético para la experimentación de técnicas control 49 Eduardo Montijano, Carlos Bernal, Carlos Sagües, Antonio Bono and Jesús Sergio Artal
PROGRAMACIÓN ATRACTIVA DE PLC
MODERNIZACIÓN DE EQUIPO FEEDBACK MS-150 PARA EL APRENDIZAJE ACTIVO EN INGENIERÍA DE CONTROL
INNOVACIÓN PEDAGÓGICA EN LA FORMACIÓN DEL PERFIL PROFESIONAL PARA EL DESARROLLLO DE PROYECTOS DE AUTOMATIZACIÓN INDUSTRIAL A TRAVÉS DE UNA APROXIMACIÓN HOLÍSTICA
Aprendiendo Simulación de Eventos Discretos con JaamSim
RED NEURONAL AUTORREGRESIVA NO LINEAL CON ENTRADAS EXÓGENAS PARA LA PREDICCIÓN DEL ELECTROENCEFALOGRAMA FETAL52 Rosa M Aguilar, Jesús Torres and Carlos Martín
ANÁLISIS DEL COEFICIENTE DE TRANSFERENCIA DE MATERIA EN REACTORES RACEWAYS
MODELADO DINÁMICO DE UN SISTEMA DE ALMACENAMIENTO DE FRÍO VINCULADO A UN CICLO DE REFRIGERACIÓN
Predictor Intervalar basado en hiperplano soporte
Dynamic simulation applied to refinery hydrogen networks

3
9
5
2
9
6
1
1
3
6
3
1
9
7

DISEÑO DE UNA PRÓTESIS DE MANO ADAPTABLE AL CRECIMIENTO 664 Marta Ayats and Raul Suarez
COOPERATIVISMO BIOINSPIRADO BASADO EN EL COMPORTAMIENTO DE LAS HORMIGAS
Brayan Bermudez, Kristel Novoa and Miguel Valbuena
PROCEDIMIENTO DE DISEÑO DE UN EXOESQUELETO DE MIEMBRO SUPERIOR PARA SOPORTE DE CARGAS
Badesa Clemente, Miguel Ignacio Sanchez and Nicolas Garcia Aracil
Estructura de control en ROS y modos de marcha basados en máquinas de estados de un robot hexápodo
USING AN UAV TO GUIDE THE TELEOPERATION OF A MOBILE MANIPULATOR
Estudio de los patrones de marcha para un robot hexápodo en tareas de búsqueda y rescate
SISTEMA DE INTERACCIÓN VISUAL PARA UN ROBOT SOCIAL
Mejora del Comportamiento Proxémico de un Robot Autónomo mediante Motores de Inteligencia Artificial Desarrollados para Plataformas de Videojuegos
Micrófonos de contacto: una alternativa para sensado tactil en robots sociales
Clasificación de información táctil para la detección de personas
Planificación para interceptación de objetivos: Integración del Método Fast Marching y Risk-RRT738
David Alfredo Garzon Ramos, Mario Andrei Garzon Oviedo and Antonio Barrientos
ESTABILIZACIÓN DE UNA BOLA SOBRE UN PLANO UTILIZANDO UN ROBOT PARALELO 6-RSS
TELEOPERACIÓN DE INSTRUMENTOS QUIRÚRGICOS ARTICULADOS
CONTROL OF A ROBOTIC ARM FOR TRANSPORTING OBJECTS BASED ON NEURO-FUZZY LEARNING VISUAL INFORMATION
Juan Hernández Vicén, Santiago Martínez de La Casa Díaz and Carlos Balaguer
PLATAFORMA BASADA EN LA INTEGRACIÓN DE MATLAB Y ROS PARA LA DOCENCIA DE ROBÓTICA DE SERVICIO

Estimadores de fuerza y movimiento para el control de un robot de rehabilitación de extremidad superior
Aitziber Mancisidor, Asier Zubizarreta, Itziar Cabanes, Pablo Bengoa and Asier Brull
Definiendo los elementos que constituyen un robot social portable de bajo coste
Interfaces táctiles para Interacción Humano-Robot
HERRAMIENTAS DE ENTRENAMIENTO Y MONITORIZACIÓN PARA EL DESMINADO HUMANITARIO
Control a Baja Velocidad de una Rueda con Motor de Accionamiento Directo mediante Ingeniería Basada en Modelos
SIMULACIÓN DE VEHÍCULOS AUTÓNOMOS USANDO V-REP BAJO ROS
Cinemática y prototipado de un manipulador paralelo con centro de rotación remoto para robótica quirúrgica
ANÁLISIS DE ESTABILIDAD DE SINGULARIDADES AISLADAS EN ROBOTS PARALELOS MEDIANTE DESARROLLOS DE TAYLOR DE SEGUNDO ORDEN821
Adrián Peidró Vidal, Óscar Reinoso, Arturo Gil, José María Marín and Luis Payá
INTERFAZ DE CONTROL PARA UN ROBOT MANIPULADOR MEDIANTE REALIDAD VIRTUAL
Evolución de la robótica social y nuevas tendencias
Carlos Castillo Montoya and Miguel A. Salichs DISEÑO MECÁNICO DE UN ASISTENTE ROBÓTICO CAMARÓGRAFO CON APRENDIZAJE COGNITIVO
CÁLCULO DE FUERZAS DE CONTACTO PARA PRENSIONES BIMANUALES852 Francisco Abiud Rojas-De-Silva and Raul Suarez
Modelado del Contexto Geométrico para el Reconocimiento de Objetos
Estimación Probabilística de Áreas de Emisión de Gases con un Robot Móvil Mediante la Integración Temporal de Observaciones de Gas y Viento

MANIPULADOR AEREO CON BRAZOS ANTROPOMORFICOS DE ARTICULACIONES FLEXIBLES		
Alejandro Suarez, Guillermo Heredia and Anibal Ollero		
EVALUACIÓN DE UN ENTORNO DE TELEOPERACIÓN CON ROS		
Sistemas de Tiempo Real		
GENERACIÓN DE CÓDIGO IEC 61131-3 A PARTIR DE DISEÑOS EN GRAFCET892 Maria Luz Alvarez Gutierrez, Isabel Sarachaga Gonzalez, Arantzazu Burgos Fernandez, Nagore Iriondo Urbistazu and Marga Marcos Muñoz		
CONTROL EN TIEMPO REAL Y SUPERVISIÓN DE PROCESOS MEDIANTE SERVIDORES OPC-UA		
Francico Blanes Noguera and Andrés Benlloch Faus		
Control de la Ejecución en Sistemas de Criticidad Mixta		
GENERACIÓN AUTOMÁTICA DEL PROYECTO DE AUTOMATIZACIÓN TIA PORTAL PARA MÁQUINAS MODULARES		
DDS en el desarrollo de sistemas distribuidos heterogéneos con soporte para criticidad mixta		
Hector Perez and J. Javier Gutiérrez		
ARQUITECTURA DISTRIBUIDA PARA EL CONTROL AUTÓNOMO DE DRONES EN INTERIOR		
Ingeniería Conducida por Modelos en Sistemas de Automatización Flexibles		
Estudio e implementación de Middleware para aplicaciones de control distribuido		
Visión por Computador		
Real-Time Image Mosaicking for Mapping and Exploration Purposes		
ALGORITMO DE SLAM UTILIZANDO APARIENCIA GLOBAL DE IMÁGENES OMNIDIRECCIONALES		
Medición de Oximetría de Pulso mediante Imagen fotopletismográfica		
Algoritmo de captura de movimiento basado en visión por computador para la teleoperación de robots humanoides		

COMPARACIÓN DE MÉTODOS DE DETECCIÓN DE ROSTROS EN IMÁGENES DIGITALES
Natalia García Del Prado, Victor Gonzalez Castro, Enrique Alegre and Eduardo Fidalgo Fernández
LOCALIZACIÓN DEL PUNTO DE FUGA PARA SISTEMA DE DETECCIÓN DE LÍNEAS DE CARRIL
Oculus-Crawl, a Software Tool for Building Datasets for Computer Vision Tasks
Clasificación automática de obstáculos empleando escáner láser y visión por computador999 Aurelio Ponz, Fernando Garcia, David Martin, Arturo de La Escalera and Jose Maria Armingol
T-SCAN: OBTENCIÓN DE NUBES DE PUNTOS CON COLOR Y TEMPERATURA EN INTERIOR DE EDIFICIOS
EVALUACIÓN DE MÉTODOS PARA REALIZAR RESÚMENES AUTOMÁTICOS DE VÍDEOS1015
Pablo Rubio, Eduardo Fidalgo, Enrique Alegre and Víctor González
SIMULADOR PARA LA CREACIÓN DE MUNDOS VIRTUALES PARA LA ASISTENCIA A PERSONAS CON MOVILIDAD REDUCIDA EN SILLA DE RUEDAS. 1023 Carlos Sánchez Sánchez, María Cidoncha Jiménez, Emiliano Pérez, Ines Tejado and Blas M. Vinagre
Calibración Extrínseca de un Conjunto de Cámaras RGB-D sobre un Robot Móvil 1031 David Zúñiga-Nöel, Rubén Gómez Ojeda, Francisco-Ángel Moreno and Javier González Jiménez

Control MPC basado en un modelo LTV para seguimiento de trayectoria con estabilidad garantizada

Sara Mata, Asier Zubizarreta, Ione Nieva, Itziar Cabanes, Charles Pinto sara.matac@ehu.eus, asier.zubizarreta@ehu.eus, ione.nieva@gmail.com, itziar.cabanes@ehu.eus, charles.pinto@ehu.eus Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática,
Escuela Superior de Ingeniería de Bilbao, UPV/EHU

Resumen

Este artículo presenta una aplicación de seguimiento de trayectoria para vehículos mediante Control Predictivo basado en Modelo (MPC) con un modelo Linealmente Variable en el Tiempo (LTV) con estabilidad garantizada. El sistema de control considera tanto el error lateral como el error de orientación respecto de la travectoria de referencia para garantizar un correcto seguimiento de la travectoria bajo ciertos criterios de confort. Además, también se consideran restricciones estrictas en la señal de control, en la variación de la señal de control y en el error lateral de seguimiento de la trayectoria, así como se tienen en cuenta consideraciones de estabilidad. Se exponen los resultados para diferentes tipos de trazados, concluyendo con un circuito y para un rango muy amplio de velocidades.

Palabras clave: MPC, LTV, dinámica lateral, seguimiento trayectoria, estabilidad

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, los vehículos incluyen sofisticados sistemas de seguridad activa, que vienen motivados por el desarrollo de nuevas tecnologías de control y percepción durante las últimas décadas [9]. Estos sistemas de seguridad activa tratan de asistir al conductor para controlar el vehículo, especialmente en situaciones de emergencia donde el objetivo principal es evitar accidentes [2].

Los primeros de estos trabajos datan de la década de los 80 y estaban enfocados principalmente a la mejora del comportamiento longitudinal del vehículo. Ejemplos de estos sistemas son el Sistema Antibloqueo de Ruedas o Frenos Antibloqueo (ABS) que mejora la eficiencia de la frenada; o el Control de Tracción (TC) que mejora la estabilidad del vehículo.

Recientes progresos en la tecnología sensórica, como la visión por ordenador, la geolocalización y la reconstrucción de entornos 3D, han impulsado las posibilidades en los sistemas de seguridad activa y han promovido la base para el diseño de sistemas

de guiado avanzados para vehículos autónomos y semiautónomos [1], [18]. Estos sistemas aportan múltiples ventajas en la estabilidad, seguridad y ergonomía de los vehículos: Sistema de Mantenimiento en Carril, que ayudan al conductor a mantener su vehículo dentro del carril y evitar salidas de calzada [4]; Sistemas de Cambio de Carril, para ayudar al conductor a hacer un adelantamiento de forma segura [13]; o Sistemas Anticolisión, que detectan un obstáculo en la calzada y ayudan al conductor a evitarlo de forma segura [19]. De esta forma, el algoritmo de control de los sistemas de seguridad activa calculará una trayectoria objetivo que el controlador de seguimiento de trayectoria tratará de seguir cumpliendo con las restricciones impuestas por el sistema de seguridad.

En la literatura, se pueden encontrar una gran variedad de trabajos relacionados con el control de seguimiento de trayectoria: un controlador PI para la implementación del sistema del control en la dirección [20]; un controlador de lógica Fuzzy para la maniobra de adelantamiento [13] o de seguimiento de trayectoria [7]; una combinación de lógica Fuzzy y controlador PID [14]; o incluso Redes Neuronales [10].

Sin embargo, el esquema de control más extendido para el seguimiento de trayectoria en sistemas automovilísticos es la formulación del Control Predictivo basado en Modelos (MPC), ya que presenta múltiples ventajas para gestionar este tipo de problemas gracias a su capacidad para gestionar modelos no lineales variables en el tiempo y restricciones y operar cerca de los límites admisibles de las entradas y estados [2]. Las formulaciones MPC usan un modelo del sistema para calcular la acción de control óptima, por lo que la complejidad y precisión del modelo empleado para dicho fin es un factor clave. Aunque existen técnicas de control robusto basadas en controladores MPC que debido a su robustez ante imprevistos y su capacidad de rechazar perturbaciones tienen muy buenos resultados [6], éstas son técnicas complejas y por lo tanto computacionalmente exigentes. Por lo que numerosos trabajos están enfocados en la optimización de modelos para MPC, principalmente empleando modelos complejos y no lineales [2], [5], [16].

En este trabajo se propone un novedoso control MPC con coste computacional eficiente basado en un modelo bicicleta Linealmente Variable en el Tiempo (LTV) para el control de desplazamiento lateral con estabilidad garantizada. En la propuesta se optimizan tanto el desplazamiento lateral como el ángulo de guiñada, aportando un seguimiento de trayectoria más preciso. Además, el uso de un modelo LTV dependiente de la velocidad longitudinal aporta un rango operacional más amplio que el de otros trabajos. A su vez, se implementan estándares de confort imponiendo restricciones en la variación del ángulo de giro de las ruedas.

El resto del artículo se estructura de la siguiente forma: el modelo LTV usado para la predicción de la trayectoria se detalla en el Sección 2; las consideraciones de estabilidad que deben ser implementadas en el controlador MPC se describen en la Sección 3; el control MPC propuesto se presenta en la Sección 4; los resultados de la simulación se discuten en la Sección 5; y finalmente las conclusiones y futuros trabajos se detallan en la Sección 6.

2. MODELO DEL VEHÍCULO

2.1. Definición del modelo de vehículo

La dinámica vehicular se describe mediante el modelo bicicleta, un modelo simplificado de dos grados de libertad (posición lateral y y ángulo yaw ψ) y comúnmente empleado por su bajo coste computacional y buena precisión [15], [17] . Este modelo asume que el vehículo es simétrico, los neumáticos de un mismo eje tienen el mismo ángulo de deslizamiento, se desprecia la dinámica de los ángulos roll y pitch y se asume que los ángulos son pequeños (Figura 1).

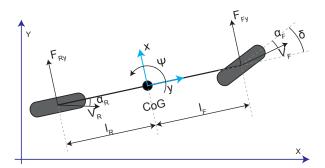


Figura 1: Diagrama del modelo bicicleta de dos grados de libertad

Así, la dinámica lateral se calcula mediante las siguientes ecuaciones diferenciales que describen el movimiento del vehículo,

$$m \ddot{y} = -m \dot{x} \dot{\psi} + F_{F_y} + F_{R_y}$$

 $I_z \ddot{\psi} = I_F F_{F_y} - I_R F_{R_y}$ (1)

donde m es la masa del vehículo, \ddot{y} es la aceleración lateral, \dot{x} la velocidad longitudinal del vehículo, $\dot{\psi}$ y $\ddot{\psi}$ son la velocidad y aceleración yaw alrededor del eje z del vehículo en el Centro de Gravedad (CoG), F_{F_y} y F_{R_y} son las sumas de las fuerzas laterales en los neumáticos delanteros y traseros respectivamente, I_z es el momento inercial alrededor del eje z del vehículo y l_F y l_R son las distancias desde el CoG hasta los ejes delantero y trasero respectivamente (Figura 1).

Las fuerzas laterales del neumático son proporcional al ángulo de deslizamiento, para pequeños ángulos de deslizamiento, de modo que,

$$F_{F_y} = 2 C_{\alpha_F} \alpha_F F_{R_y} = 2 C_{\alpha_R} \alpha_R$$
 (2)

donde F_{F_y} y F_{R_y} son la suma de las fuerzas asociadas a los neumáticos derecho e izquierdo en cada eje, C_{α_F} y C_{α_R} son la rigidez en curva para los neumáticos delanteros y traseros respectivamente y α_F y α_R son los ángulos de deslizamiento. El ángulo de deslizamiento se define como el ángulo entre la orientación del neumático y la orientación del vector velocidad de la rueda (\mathbf{V}_F y \mathbf{V}_R respectivamente). Por lo que, el ángulo de deslizamiento delantero α_F depende del ángulo de giro de las ruedas (δ), mientras que el ángulo de deslizamiento trasero α_R no.

$$\alpha_F = \delta - \frac{\dot{y} + l_F \dot{\psi}}{\dot{x}}$$

$$\alpha_R = -\frac{\dot{y} - l_R \dot{\psi}}{\dot{x}}$$
(3)

Combinando las Ecuaciones (1) a (3), se puede definir el modelo lineal de la dinámica vehicular.

2.2. Modelo LTV para control

El modelo descrito en el apartado anterior se puede definir en el espacio de estados mediante la siguiente representación,

$$\dot{\mathbf{x}}_{\mathbf{c}}(t) = \mathbf{A}_{\mathbf{c}}(t) \,\mathbf{x}_{\mathbf{c}}(t) + \mathbf{B}_{\mathbf{c}}(t) \,u_c(t) \tag{4}$$

donde el vector de estados es $\mathbf{x_c}(t) = \left[y(t)\ \dot{y}(t)\ \psi(t)\ \dot{\psi}(t)\right]^T$ y la variable de control se corresponde con el ángulo de giro de las ruedas $u_c(t) = \delta(t)$. Las matrices $\mathbf{A_c}(t)$ y $\mathbf{B_c}(t)$ describen el modelo del vehículo y están representadas por

$$\mathbf{A_c} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & a_{c_1} & 0 & a_{c_2} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & a_{c_3} & 0 & a_{c_4} \end{bmatrix}$$
 (5)

donde,

$$\begin{array}{ll} a_{c_{1}} & = -\frac{2\,C_{\alpha F} + 2\,C_{\alpha R}}{2\,l_{F}\,C_{\alpha F}^{m\,\dot{x}} - 2\,l_{R}\,C_{\alpha R}} \\ a_{c_{2}} & = -\frac{2\,l_{F}\,C_{\alpha F}^{m\,\dot{x}} - 2\,l_{R}\,C_{\alpha R}}{2\,l_{F}\,C_{\alpha F}^{m\,\dot{x}} - 2\,l_{R}\,C_{\alpha R}} \\ a_{c_{3}} & = -\frac{2\,l_{F}\,C_{\alpha F}^{-1} - 2\,l_{R}\,C_{\alpha R}}{I_{z}\,\dot{x}} \\ a_{c_{4}} & = -\frac{2\,l_{F}^{2}\,C_{\alpha F}^{-1} + 2\,l_{R}^{2}\,C_{\alpha R}}{I_{z}\,\dot{x}} \end{array}$$

$$\mathbf{B_c} = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{2C_{\alpha F}}{m} \\ 0 \\ \frac{2l_F C_{\alpha F}}{I_z} \end{bmatrix}$$
 (6)

Nótese que para mejorar la precisión de la predicción de la trayectoria, el modelo de predicción se formula como un modelo Linealmente Variable en el Tiempo (LTV). La velocidad longitudinal \dot{x} medida en cada instante se asume constante durante el horizonte de predicción, por términos de eficiencia computacional. Así, las matrices $\mathbf{A_c}(t)$ y $\mathbf{B_c}(t)$ varían de una predicción a otra pero son constantes durante una predicción.

A su vez, los controladores MPC se basan en tiempo discreto, por lo que el modelo detallado en la Ecuación (4) se discretiza con el método de Retenedor de Orden Cero y un periodo de discretización T_s . La nueva representación viene dada por,

$$\mathbf{x_d}(k+1) = \mathbf{A_d}(k)\,\mathbf{x_d}(k) + \mathbf{B_d}(k)\,u_d(k) \tag{7}$$

donde $\mathbf{x_d}(k)$ es el estado, $u_d(k)$ la señal de control y $\mathbf{A_d}(k)$ y $\mathbf{B_d}(k)$ son las matrices discretizadas de las Ecuaciones (5) y (6) respectivamente. Este modelo se puede usar para estimar la futura evolución del estado $\hat{\mathbf{x}}$.

Por último, y con el fin de incluir un término integrativo en el controlador, la señal óptima que se debe calcular se define como la variación de la acción de control $\Delta u_d(k)$ en lugar de la propia acción de control $u_d(k)$. Esto exige definir un nuevo sistema extendido, donde el vector de estados es $\mathbf{x_e} = [\mathbf{x_d} \ u_d]^T$ y la señal de control $u_e = \Delta u_d$. De esta forma, la Ecuación (7) se reescribe como,

$$\mathbf{x}_{\mathbf{e}}(k+1) = \mathbf{A}_{\mathbf{e}}(k)\,\mathbf{x}_{\mathbf{e}}(k) + \mathbf{B}_{\mathbf{e}}(k)\,u_e(k) \tag{8}$$

donde $\mathbf{A_d}(k)$ y $\mathbf{B_d}(k)$ se reorganizan para definir las matrices $\mathbf{A_e}(k)$ y $\mathbf{B_e}(k)$.

$$\mathbf{A_e}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{A_d}(k) & \mathbf{B_d}(k) \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix}$$
(9)

$$\mathbf{B_e}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{B_d}(k) \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \tag{10}$$

3. CONSIDERACIONES DE ESTABILIDAD

A pesar de lo que intuitivamente pueda parecer, la optimalidad de un controlador predictivo no implica que éste sea estable ni que se alcance el punto de operación tal y como se desea. Este problema deriva directamente del propio funcionamiento del control predictivo y de la utilización de un horizonte finito y deslizante.

Para solventar este inconveniente y garantizar la estabilidad de los controladores predictivos, se han desarrollado una serie de formulaciones basadas en la teoría de estabilidad de Lyapunov. Estas formulaciones tienen una serie de elementos comunes para garantizar la estabilidad de un MPC [12]:

- La inclusión de una región terminal invariante
 Ω en el problema de optimización. El control
 predictivo ha de ser capaz de llevar el sistema
 a una región del espacio de estados que es
 un conjunto positivo invariante del sistema.
 Esto es, si el control predictivo logra llevar el
 sistema a esta región, existe un controlador
 local que estabiliza el sistema en esta región.
- La inclusión de un coste terminal γ en la función de coste. Se incluye un término adicional en la función de coste para evaluar el estado final. Así, el estado final del sistema en el horizonte de predicción será lo más cercano posible al de la referencia. Este coste terminal se define como una función de Lyapunov que garantiza que el sistema sea estable en bucle cerrado y con restricciones.

$$\gamma = (\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{H}_{\mathbf{p}}} - \mathbf{x}_{\mathbf{s}})^T \mathbf{P} (\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{H}_{\mathbf{p}}} - \mathbf{x}_{\mathbf{s}})$$
(11)

Estas dos consideración se introducen en el controlador MPC para garantizar la estabilidad. Esto se consigue con un controlador de modo dual, donde el MPC gestiona los instantes finitos del horizonte de predicción y un controlador local con realimentación gestiona el resto de los instantes. El controlador de modo dual es el equivalente a resolver un problema de optimización con horizonte de predicción infinito [12].

El controlador de modo dual que se empela es un Linear Quadratic Regulator (LQR), un regulador óptimo con horizonte infinito. De forma que la matriz de ponderación ${\bf P}$ que se incluye en el coste terminal en la función de coste se sintoniza mediante la ecuación de Riccati asociada al controlador LQR. Por otro lado, la restricción terminal Ω está relacionada con la ganancia ${\bf K}$ del controlador LQR. El conjunto invariante Ω asegura que una vez que el estado está dentro de este conjunto, el controlador LQR garantiza la convergencia hacia el origen, esto es

$$x(k) \in \Omega \Rightarrow x(k+1) = A_a \ x(k) \in \Omega, \forall x(k) \in \Omega$$
(12)

donde $x(k+1) = A_a x(k)$ es el estado autónomo de la ecuación asociada al sistema controlado por el controlador LQR y donde $A_a = [A + B K]$.

Así, si el sistema es lineal y el punto de equilibrio $\mathbf{x_s}$ es conocido, la restricción terminal queda definida como,

$$\mathbf{x_e}(\mathbf{H_p}) \in \Omega_s = \Omega \oplus \mathbf{x_s}$$
 (13)

donde $\mathbf{x_e}(\mathbf{H_p})$ es el estado asociado al instante final en el horizonte de predicción y Ω_s es el conjunto invariante entorno al punto de equilibrio.

Nótese que el modelo empleado es dependiente del tiempo y dado que el conjunto invariante Ω depende de dicho modelo, éste también será variable en el tiempo. Para solventarlo, se propone una simple consideración. El rango de velocidades longitudinales efectivas se divide en varios intervalos. Los límites de estos intervalos se calcularán dependiendo de la capacidad de aceleración y frenado del vehículo, de esta forma, en cada intervalo se cubrirían todas las posibles velocidades que pudiera alcanzar el vehículo en el horizonte de predicción.

De esta forma, se puede calcular un único conjunto invariante Ω_i para cada intervalo de velocidad. Estos conjuntos invariantes se calculan como la intersección entre el conjunto invariante para el sistema de los límites superior e inferior. Todos estos conjuntos invariantes se calcularían offline, y para cada instante de muestreo, se comprobaría la velocidad del vehículo y se seleccionaría el intervalo correspondiente. Esta consideración se detallará mejor en la posterior Sección 5.

4. LEY DE CONTROL

Se propone un sistema de seguimiento de trayectoria basado en un control MPC para el guiado lateral del vehículo. El controlador propuesto es una mejora de la formulación clásica [3]. Esta nueva formulación penaliza las desviaciones respecto

de la trayectoria de referencia deseada y la desviación del ángulo de guiñada deseado. Además, la función de coste se aumenta con la inclusión del término de coste terminal γ para asegurar que el estado final del sistema predicho $\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{H_p}}$ es lo más próximo posible al de referencia $\mathbf{x_s}$, tal y como se detalla en la Sección 3.

$$J(H_p, H_c) = (\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{e}} - \mathbf{w})^T \mathbf{Q} (\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{e}} - \mathbf{w}) + \mathbf{u}_{\mathbf{e}}^T \mathbf{R} \mathbf{u}_{\mathbf{e}} + (\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{H}_p} - \mathbf{x}_{\mathbf{s}})^T \mathbf{P} (\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{H}_p} - \mathbf{x}_{\mathbf{s}})$$
(14)

donde $\mathbf{Q} = diag(\mathbf{q})$, $\mathbf{R} = diag(\mathbf{r})$ y $\mathbf{P} = diag(\mathbf{p})$ son las correspondientes matrices de ponderación para el error de seguimiento de la trayectoria, la señal de control y el coste terminal, $\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{e}}$ es el estado de predicción, $\hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{H}_{\mathbf{p}}} = \hat{\mathbf{x}}_{e}(H_{p})$ es el estado final de predicción para el instante $(t + H_{p})$, $\mathbf{u}_{\mathbf{e}}$ el la señal de control que debe ser calculada (la variación del ángulo de giro de las ruedas), \mathbf{w} es la referencia futura del sistema para el estado extendido y $\mathbf{x}_{\mathbf{s}} = \mathbf{w}(H_{p})$ es el punto de estabilidad que debe ser alcanzado.

La referencia futura del sistema para el estado extendido ${\bf w}$ se debe calcular para cada instante de predicción del horizonte. Las referencias para la posición lateral y y para el ángulo yaw ψ se calculan como la diferencia entre el estado actual y la trayectoria real. Las referencias para la velocidad lateral \dot{y} , la velocidad yaw $\dot{\psi}$ y la acción de control correspondiente al ángulo de las ruedas $u_d = \delta$, son nulas para minimizar la variación de estas señales.

La ley de control del MPC se deriva de la optimización de la función de coste de Ecuación (14), que incluye el modelo de predicción. Así, es necesario minimizar la función de coste J para obtener los valores óptimos de las señales de control incrementales $\mathbf{u_e}^*(k) = \Delta \mathbf{u}^*$ que permiten al vehículo minimizar el error de seguimiento de trayectoria,

$$\mathbf{u_e}^*(k) = \min_{s.t.} J(\hat{\mathbf{x}}_e - \mathbf{w}, \mathbf{u_e}, \hat{\mathbf{x}}_{\mathbf{H_p}} - \mathbf{x}_s)$$

$$\mathbf{u_e}(k) \in U_e$$

$$\mathbf{x_e}(k) \in X_e$$

$$\mathbf{x_e}(k + H_p) \in \Omega_{si}$$
(15)

Nótese que se consideran restricciones para estado extendido $\mathbf{x_e}(k)$, la acción de control extendida $\mathbf{u_e}(k)$ y para el estado terminal $\mathbf{x_e}(k+H_p) \in \Omega_s$, para garantizar la convergencia del controlador.

Una vez calculada la secuencia de control óptima Δu^* , sólo se aplica la primera, que se corresponde con el instante actual,

$$u(k) = \Delta u(k) + u(k-1) \tag{16}$$

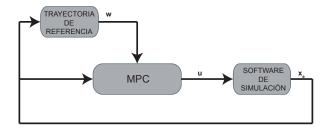


Figura 2: Diagrama del control MPC propuesto

Tabla 1: Parámetros del vehículo IPG Carmaker

Parameter	Value
m: masa del vehículo	1412 kg
l_F : distancia CoG - eje delantero	1.016 m
l_R : distancia CoG - eje trasero	1.564 m
I_z : inercia del ángulo de guiñada	1536.7 kg m^2
$c_{\alpha F}$: rigidez en curva eje delantero	956.08 N/rad
$c_{\alpha R}$: rigidez en curva eje trasero	956.08 N/rad

5. RESULTADOS

5.1. Configuración de la simulación

El objetivo de esta sección es validar el control MPC con estabilidad garantizada propuesto. El controlador trata de conducir el vehículo para que siga una referencia determinada a lo largo del tiempo de la forma más precisa posible. Dicha referencia es conocida y calculada para cada horizonte de predicción por el módulo correspondiente. Por último, la señal óptima calculada es empleada por el software de simulación para calcular la nueva posición y orientación del vehículo en su CoG (Figura 2).

Las simulaciones se han llevado a cabo mediante el software MATLAB/Simulink [11] y la dinámica del vehículo se ha simulado mediante el software de simulación Carmaker, de IPG Automotive [8]. El vehículo seleccionado es un utilitario y los parámetros principales del vehículo se recogen en la Tabla 1. Además, el software de simulación incluye un conductor virtual que conduce el vehículo considerando la trayectoria. Este conductor virtual se ha configurado para que alcance una aceleración longitudinal y lateral máxima de 0,3 g ($\approx 2,94 \ m/s^2$), que es el límite de una conducción confortable.

Las simulaciones se han llevado a cabo para un rango amplio de velocidades, desde los $30 \ km/h$ hasta los $120 \ km/h$. Se ha empleado un periodo de muestreo de $T_s=1,5 \ s$, que para una velocidad de travesía de $30 \ km/h$ cubre $12,5 \ m$ y para una de $120 \ km/h$ $50 \ m$, y donde el horizonte de predicción es $H_p=20$ y el horizonte de control $H_c=10$. Las matrices de ponderación sintoniza-

das experimentalmente son $\mathbf{Q} = \mathbf{I}_4$ y R = 100.

Además, se han incluido restricciones físicas al controlador para garantizar el correcto funcionamiento del control lateral. En el vector de estados se consideran dos variables: el desplazamiento lateral y el ángulo de las ruedas o acción de control. El resto de variables del vector de estados no se han restringido. Las restricciones en el desplazamiento lateral vienen definidas por el error lateral máximo, que debe ser sintonizado para que el vehículo no se salga del carril. Así, considerando una carretera estándar de $3,5\ m$ de ancho y un vehículo de $2\ m$ de ancho, se establece un valor máximo de $0,6\ m$.

$$-0.6 \ m \le y(k) \le 0.6 \ m$$
 (17)

Por otro lado, el ángulo de giro de las ruedas se restringe por las limitaciones físicas del sistema de la dirección del vehículo,

$$-0.72 \ rad \le u(k) \le 0.72 \ rad$$
 (18)

La restricción de la señal de la acción de control extendida se corresponde a la variación del ángulo de las ruedas y se ha sintonizado para garantizar el confort de los pasajeros,

$$-0.08 \ rad/T_s \le \Delta u(k) \le 0.08 \ rad/T_s$$
 (19)

5.2. Conjuntos invariantes y estabilidad

En relación con la estabilidad del sistema y tal y como se detalla en la Sección 3, se calculan offline un grupo de conjuntos invariantes para varios rangos de velocidades, ya que el modelo LTV se define en función de esta variable.

El rango de velocidades que se quiere cubrir varía desde los 30~km/h hasta los 120~km/h. Para cubrir todo este rango se definen 6 intervalos y cada intervalo considera un rando de 20~km/h habiendo un solape de 5~km/h entre dos intervalos consecutivos. Este solape se define para garantizar la estabilidad al cambiar de un intervalo a otro y el valor de 5~km/h se ha seleccionado ya que cubre la máxima variación de la velocidad permitida durante un periodo de muestreo T_s .

De esta forma, en cada iteración se analiza la velocidad del vehículo para ver a qué número de intervalo pertenece y se aplica el conjunto invariante correspondiente. En el caso de que la velocidad coincida con una zona de solape, se comprueba la aceleración longitudinal del vehículo. Si la aceleración es positiva, se escoge el intervalo superior, ya que se supone que la velocidad aumenta, y viceversa. Los intervalos se muestran en la Figura 3

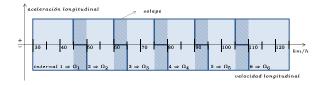


Figura 3: Intervalos seleccionados

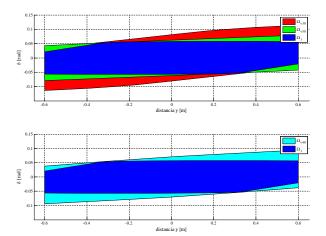


Figura 4: Conjunto invariante resultante para el primer intervalo Ω_1 (arriba) y conjunto invariante resultante contenido dentro de un conjunto invariante intermedio Ω_{v40} (abajo)

Una vez definidos los intervalos, se calculan los conjuntos invariantes correspondientes a cada uno. Para cada intervalo, el correspondiente conjunto invariante se calcula como la intersección entre el conjunto invariante para el sistema con los valores límite del intervalo. Por ejemplo, tal y como se muestra en la Figura 4, el conjunto invariante para el primer intervalo Ω_1 se define como la intersección entre el conjunto invariante para el sistema con una velocidad de $30~km/h,~\Omega_{v30}$, y el sistema con una velocidad de $50~km/h,~\Omega_{v50}$,

$$\Omega_1 = \Omega_{v30} \cap \Omega_{v50} \tag{20}$$

Además, este conjunto invariante resultante está contenido en cualquier conjunto invariante para un sistema con una velocidad perteneciente al intervalo considerado. Por ejemplo, el conjunto invariante para el primer intervalo está contenido dentro del conjunto invariante calculado para el sistema con una velocidad de $40~km/h,~\Omega_{v40}$ (Figura 4).

$$\Omega_1 \subset \Omega_{v40}$$
 (21)

De esta forma, se garantiza la estabilidad del MPC propuesto tal y como se detalla en la Sección 3

5.3. Resultados de Simulación

Con el fin de validar el MPC propuesto se han planteado tres casos de estudio. El primer caso de estudio considera que el vehículo circula por unas curvas abiertas a altas velocidades sin exceder la aceleración lateral máxima de $0,3\ g$. Los resultados se muestran en la Figura 5 para diferentes velocidades. Como se puede observar, la trayectoria se sigue de forma correcta para todo el rango de velocidades con un error lateral máximo entre la trayectoria de referencia y la trayectoria seguida de $-0.04\ m$, lo cual es despreciable.

El segundo caso de estudio es similar al primero, pero en este caso se consideran unas curvas más cerradas. En la Figura 6 se puede observar cómo para poder hacer un correcto seguimiento de la trayectoria, la velocidad longitudinal del vehículo se reduce hasta $51.3 \ km/h$. En este caso, el error lateral es ligeramente superior, dado que se trata de un trazado más exigente, pero se sigue manteniendo en un valor despreciable de $-0.05 \ m$.

Por último, el controlador MPC se ha validado en un circuito con diferentes tipos de curvas, desde curvas cerradas o zig-zags hasta largas rectas. Los resultados se muestran en las Figuras 7 y 8 para una vuelta. En la Figura 7 se muestra el circuito, donde el punto representa el lugar de inicio de la vuelta y la flecha la dirección, junto con las tres variables restringidas: la acción de control, esto es, el ángulo de giro de las ruedas; la variación de la acción de control; y el error lateral. Las líneas de puntos negras representan los límites de cada variable. Como se puede observar, debido a las restricciones impuestas en la variación de la acción de control y en las matrices de ponderación seleccionadas, la acción de control varía de forma suave sin generar grandes giros. Además, el error lateral varía a lo largo del circuito manteniendo valores despreciables. Se ha resaltado el punto más crítico del circuito, que se corresponde al instante t = 35 s, donde el vehículo circula por la curva más cerrada. En este punto, la variación de la acción de control alcanza los límites impuestos para tomar la curva, pero el error se mantiene dentro de los límites y la estabilidad del sistema está garantizada.

En la Figura 8 se muestran los perfiles de velocidad y aceleración y el intervalo aplicado. En cada instante, el sistema comprueba la velocidad longitudinal y la aceleración del vehículo para seleccionar el intervalo correspondiente. A continuación, se aplica el conjunto invariante calculado offline para dicho intervalo. Así, según crece la velocidad también lo hace el número del intervalo seleccionado y vice versa. Por ejemplo, cuando la velocidad longitudinal es de $113\ km/h$ se aplica el conjun-

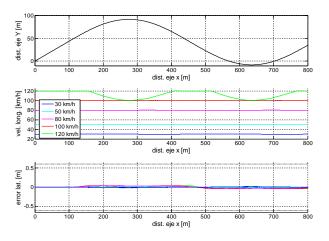


Figura 5: Simulación para dos curvas abiertas

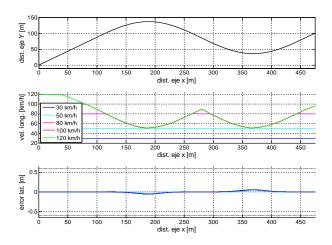


Figura 6: Simulación para dos curvas cerradas

to invariante correspondiente al intervalo 6, Ω_6 , que está definido para un rango de velocidades de 105-125~km/h.

Así, el MPC desarrollado es capaz de predecir la trayectoria a seguir por el vehículo y de restringir su movimiento lateral, con el fin de que el vehículo se mantenga en su carril cumpliendo las restricciones impuestas y condiciones de estabilidad. Estos resultados demuestran la efectividad de la propuesta.

6. CONCLUSIONES

En el presente trabajo se propone una controlador de seguimiento de trayectoria mediante un MPC con un modelo de predicción LTV y estabilidad garantizada. El sistema propuesto optimiza tanto el desplazamiento lateral como el ángulo yaw, obteniendo así un mejor seguimiento de trayectoria. El modelo de predicción LTV de dos grados de libertad y dependiente de la velocidad longitudinal del vehículo aporta un mayor rango operacional que otras propuestas. A su vez, se implementan

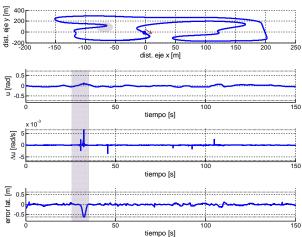


Figura 7: Simulación para una vuelta del circuito

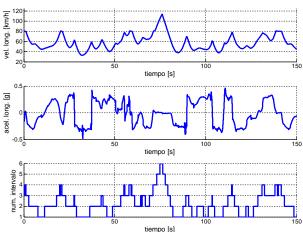


Figura 8: Variación del intervalo para una vuelta del circuito

requerimientos de confort al imponer restricciones en el ángulo de giro de las ruedas, así como en su variación, y al considerar la orientación en el MPC. Además, también se consideran restricciones en el error lateral para garantizar un correcto seguimiento de la trayectoria sin salirse de la calzada. Todo ello garantizando la estabilidad del sistema al aplicar un coste terminal y un conjunto invariante para la región terminal.

El control propuesto ha sido validado para un amplio rango de velocidades mediante tres casos de estudio. Los dos primeros casos de estudio validan el controlador mediante unas curvas abiertas a elevadas velocidades y unas más cerradas a menores velocidades. El MPC es capaz de dirigir el vehículo apropiadamente cumpliendo las restricciones limitantes y con un error despreciable. El tercer y último caso de estudio consiste en un circuito con diferentes tipos de trazado. El vehículo circula por el circuito a una velocidad variable desde los $33 \ km/h$ hasta los $113 \ km/h$, con un error

lateral máximo de $0.6\ m$ y cumpliendo las consideraciones de estabilidad.

Como futuro trabajo se plantea la incorporación de consideraciones de robustez a la aplicación, para la compensación de perturbaciones.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Programa Predoctoral de Formación de Personal Investigador No Doctor BFI- 2012- 223 del Gobierno Vasco, el proyecto IT914-16 del Gobierno Vasco y PPG17/56 de la UPV/EHU

Referencias

- [1] M. Bertozzi, A. Broggi, and A. Fascioli. Vision-based intelligent vehicles: State of the art and perspectives. *Robotics and Autonomous Systems*, 32(1):1 16, 2000.
- [2] F. Borrelli, P. Falcone, T. Keviczky, J. Asgari, and D. Hrovat. MPC-based approach to active steering for autonomous vehicle systems. *International Journal of Vehicle Autonomous* Systems, 3(2-4):265–291, 2005.
- [3] E. F. Camacho and C. Bordons. *Model predictive control in the process industry*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [4] B.-C. Chen, B.-C. Luan, and K. Lee. Design of lane keeping system using adaptive model predictive control. *IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, pages 922–926, 2014.
- [5] X. Du and K. K. Tan. Autonomous vehicle velocity and steering control through nonlinear model predictive control scheme. *IEEE Transportation Electrification Confe*rence, 2016.
- [6] R. Gonzalez, M. Fiacchini, T. Alamo, J. Guzman, and F. Rodriguez. Online robust tube-based mpc for time-varying systems: a practical approach. *International Journal of Control*, 84(6):1157–1170, June 2011.
- [7] A. E. Hajjaji and S. Bentalba. Fuzzy path tracking control for automatic steering of vehicles. *Robotics and Autonomous Systems*, 2003.
- [8] IPG Automotive. CarMaker. http://ipg.de/, June 2017.
- [9] G. Leen and D. Heffernan. Expanding automotive electronic systems. *Computer*, 35(1):88–93, 2002.

- [10] C. MacAdam, Z. Bareket, P. Fancher, and R. Ervin. Using neural networks to identify driving style and headway control behavior of drivers. Vehicle System Dynamics, 29(S1):143–160, 1998.
- [11] MathWorks. Matlab/Simulink. http://es.mathworks.com/, June 2017.
- [12] D. Mayne, J. Rawlings, C. Rao, and P. Scokaert. Constrained model predictive control: Stability and optimality. *Automatica*, 36(6):789 – 814, 2000.
- [13] J. Naranjo, C. González, R. García, and T. D. Pedro. Lane-change fuzzy control in autonomous vehicles for the overtaking maneuver. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 9(3):438–450, Sept 2008.
- [14] J. E. Naranjo, C. Gonzalez, R. Garcia, T. de Pedro, and R. E. Haber. Power-steering control architecture for automatic driving. *IEEE Transactions on Intelligent Transpor*tation Systems, 6(4):406–415, Dec 2005.
- [15] H. Pacejka. *Tire and Vehicle Dynamics*. Butterworth-Heinemann, 2012.
- [16] G. V. Raffo, G. K. Gomes, J. E. Normey-Rico, C. R. Kelber, and L. B. Becker. A predictive controller for autonomous vehicle path tracking. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 10(1):92–102, 2009.
- [17] R. Rajamani. Vehicle Dynamics and Control. Springer, 2012.
- [18] Z. Sun, G. Bebis, and R. Miller. On-road vehicle detection: A review. *IEEE Transac*tions on Patter, 28(5):694–711, May 2006.
- [19] V. Turri, A. Carvalho, H. E. Tseng, K. H. Johansson, and F. Borrelli. Linear model predictive control for lane keeping and obstacle avoidance on low curvature roads. 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), pages 378–383, 2013.
- [20] P. Zhao, J. Chen, T. Mei, and H. Liang. Dynamic motion planning for autonomous vehicle in unknown environments. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pages 284–289, 2011.