

# 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](mailto: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 Politécnica 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

---

<b>Ingeniería de Control</b>	
<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 FOTOBIOREACTORES 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. Zamarreño, Cristian Pablos, Alejandro Merino, L. Felipe Acebes and De Prada César</i>	
<hr/>	
<b>Automar</b>	
<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/> <b>Bioingeniería</b> <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/>	
<b>Control Inteligente</b>	
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/> <b>Educación en Automática</b> <hr/>	
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>	
<b>HERRAMIENTAS DE ENTRENAMIENTO Y MONITORIZACIÓN PARA EL DESMINADO HUMANITARIO .....</b>	<b>793</b>
<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>	
<b>SIMULACIÓN DE VEHÍCULOS AUTÓNOMOS USANDO V-REP BAJO ROS .....</b>	<b>806</b>
<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>	
<b>ANÁLISIS DE ESTABILIDAD DE SINGULARIDADES AISLADAS EN ROBOTS PARALELOS MEDIANTE DESARROLLOS DE TAYLOR DE SEGUNDO ORDEN.....</b>	<b>821</b>
<i>Adrián Peidro Vidal, Óscar Reinoso, Arturo Gil, José María Marín and Luis Payá</i>	
<b>INTERFAZ DE CONTROL PARA UN ROBOT MANIPULADOR MEDIANTE REALIDAD VIRTUAL .....</b>	<b>829</b>
<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>	
<b>DISEÑO MECÁNICO DE UN ASISTENTE ROBÓTICO CAMARÓGRAFO CON APRENDIZAJE COGNITIVO .....</b>	<b>844</b>
<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>	
<b>CÁLCULO DE FUERZAS DE CONTACTO PARA PRENSIONES BIMANUALES.....</b>	<b>852</b>
<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 ftopletismográfica.....	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>	

# Control Predictivo Basado en Datos

J.M. Manzano\*, D. Limon\*, T. Alamo\*, J.P. Callies\*\*

\*Universidad de Sevilla. josmancre@alum.us.es, dlm@us.es, talamo@us.es

\*\*University of Cambridge. jpc73@cam.ac.uk

## Resumen

*Este artículo presenta el diseño estabilizante de un controlador predictivo a partir únicamente de datos de entrada-salida de un sistema a controlar. El modelo que incluye este controlador es una función no lineal estimada usando una técnica de aprendizaje automático no paramétrica conocida como Kinky Inference. Como primeras pruebas en esta nueva línea de investigación, se diseñan y se prueban controladores en un reactor continuamente agitado, considerando las cuestiones necesarias para una correcta implementación práctica.*

**Palabras clave:** Control predictivo; Control basado en datos; Aprendizaje automático; Sistemas no lineales con restricciones.

## 1. Introducción

El control predictivo basado en modelo (MPC, por sus siglas en inglés) es una técnica de control no lineal capaz de controlar un sistema garantizando la satisfacción de restricciones duras [6], tanto en las entradas manipulables como en las variables controladas. Para ello el controlador cuenta con un modelo dinámico del sistema, que se usa para predecir el comportamiento esperado del mismo ante una secuencia de acciones futuras prevista. Las predicciones obtenidas permiten estimar el coste asociado a la trayectoria prevista así como el grado de satisfacción de las restricciones impuestas. De esta forma, es posible calcular la secuencia de acciones futuras que logren un menor coste de operación satisfaciendo las restricciones, mediante la resolución de un problema de optimización estática. Con el fin de dotar de realimentación al sistema y obtener mejores predicciones, se aplica tan sólo la acción calculada correspondiente al instante actual, descartando el resto. De esta forma, en cada tiempo de muestreo se actualiza la información necesaria para realizar las predicciones, actuando ante posibles errores de modelado. Esta es la llamada estrategia de horizonte deslizante.

El control predictivo ha logrado un notable éxito en la práctica gracias a su carácter óptimo y a su

capacidad de manejar las restricciones. Este éxito se ha dado principalmente en las aplicaciones en las que se dispone de modelos de predicción fiables, típicamente de primeros principios.

Al ser un controlador basado en modelo, los errores de modelado inducen errores en las predicciones y por lo tanto en la toma de decisiones. Por ello, la disponibilidad de buenos modelos de predicción es clave en el diseño de controladores predictivos. Cuando los modelos de primeros principios no resultan adecuados para realizar predicciones, se pueden inferir modelos de predicción a partir de datos históricos disponibles. Típicamente esto se lleva a cabo mediante técnicas de identificación de sistemas dinámicos, especialmente adecuadas para modelos lineales en torno a un punto de operación [3].

El objetivo de este artículo es estudiar el desarrollo de controladores predictivos que sean capaces de controlar la planta a partir de datos históricos disponibles del sistema a controlar. Mediante técnicas de aprendizaje automático, se van a inferir procedimientos para calcular las predicciones a partir de las cuales se determinará un controlador predictivo, de forma que el controlador resultante se basará directamente en los datos de entrada-salida de la planta a controlar. En [1] se propone usar técnicas de aprendizaje automático para estimar las incertidumbres globales del sistema con el fin de mejorar las predicciones. En [7] se propone un controlador predictivo no lineal basado en datos usando técnicas de interpolación de Lipschitz asumiendo que se conoce de antemano la constante de Lipschitz del sistema. En este trabajo nos vamos a centrar en técnicas de inferencia basadas en la interpolación de Lipschitz (extendidas a funciones con continuidad de Hölder) que no requieren un conocimiento previo de las constantes de Lipschitz [4]. Se van a presentar los trabajos preliminares que demuestran que estas técnicas son adecuadas para el desarrollo de controladores predictivos basados únicamente en datos.

**Notación** Sean dos espacios,  $\mathcal{X}$  e  $\mathcal{Y}$ , se definen las pseudo-métricas  $\mathfrak{d}_{\mathcal{X}}(\cdot, \cdot) : \mathcal{X}^2 \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$  y  $\mathfrak{d}_{\mathcal{Y}}(\cdot, \cdot) : \mathcal{Y}^2 \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$  como simétricas, positivas, y que cumplen la desigualdad triangular.

## 2. Kinky Inference: el predictor

Como se ha comentado, el objetivo de esta investigación es el desarrollo de controladores predictivos cuyo modelo está únicamente basado en datos. Este modelo será no explícito, generado por un método de aprendizaje automático propuesto por [5] y conocido como Lazily Adapted Constant Kinky Inference (LACKI). Este método se va a usar para aprender un cierto mapa  $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$  definido entre espacios y pseudo-métricas  $(\mathcal{X}, \mathfrak{d}_{\mathcal{X}})$  e  $(\mathcal{Y}, \mathfrak{d}_{\mathcal{Y}})$ , que se asume es continuo en el sentido de Hölder con una constante de Hölder  $L^*$  y exponente  $\alpha$ , por lo que para todo  $\forall x_1, x_2 \in \mathcal{X}$  cumple la siguiente condición:

$$\mathfrak{d}_{\mathcal{Y}}(f(x_1), f(x_2)) \leq L^* \mathfrak{d}_{\mathcal{X}}(x_1, x_2)^\alpha \quad (1)$$

De dicha función objetivo  $f : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$  se conocen ciertas parejas de entradas y salidas (posiblemente ruidosas) que conforman el dataset  $\mathcal{D}_n := \{(s_i, \tilde{f}_i) | i = 1, \dots, N_n\}$ , siendo  $\tilde{f}$  la medida con ruido de  $f$ . Aunque se desconoce la función real  $f$ , se asume que se conoce la cota del error observacional, dada por  $\bar{\epsilon}$ , de forma que  $\forall x \in \mathcal{X} : \mathfrak{d}_{\mathcal{Y}}(\tilde{f}(x), f(x)) \leq \bar{\epsilon} \in \mathbb{R}_{\geq 0}$ .

Dado que tan sólo se dispone de los datos de entrada-salida medidos, resulta necesario estimar una cierta constante que se use como parámetro en el aprendizaje del sistema. En [5] se describen varios métodos para realizarlo. El que consideramos en este artículo incluye un parámetro de regularización,  $\gamma$ , que suaviza la predicción conociendo la cota de ruido observacional  $\bar{\epsilon}$ . El término *Lazily Adapted Constant* de LACKI hace referencia a la forma de obtener la constante, pues será la mínima que sea válida conforme a los datos  $\mathcal{D}$ . Se calcula de la siguiente forma:

$$L(\mathcal{D}_n, \gamma) := \max_{(s, s') \in \mathcal{U}_n} \frac{\mathfrak{d}_{\mathcal{Y}}(\tilde{f}(s), \tilde{f}(s')) - \gamma}{\mathfrak{d}_{\mathcal{X}}^\alpha(s, s')} \quad (2)$$

con  $\gamma \geq 2\bar{\epsilon}$ . De ahora en adelante se expresará  $L(\mathcal{D}_n, \gamma)$  como  $L_{\mathcal{D}}$ , para simplificar. Esta estimación es siempre menor o igual que la mínima constante de Hölder de la función,  $L_{\mathcal{D}} \leq L^*$ , y tiende a ésta a medida que aumenta la densidad del conjunto de datos.

A partir únicamente del conjunto de puntos observados, y de la constante  $L_{\mathcal{D}}$  (estimada a partir de ese conjunto), se puede realizar la interpolación de Lipschitz para cualquier otro punto  $x \notin \mathcal{D}_n$ . El estimador  $\hat{f}_n$  se construye de la siguiente forma para la componente  $j$ -ésima de la función:

$$\hat{f}_j(x; \mathcal{D}_n) = \frac{1}{2} \min_{i=1, \dots, N_n} \tilde{f}_{i,j} + L(\mathcal{D}_n) \mathfrak{d}_{\mathcal{X}}^\alpha(x, s_i)$$

$$+ \frac{1}{2} \max_{i=1, \dots, N_n} \tilde{f}_{i,j} - L(\mathcal{D}_n) \mathfrak{d}_{\mathcal{X}}^\alpha(x, s_i) \quad (3)$$

Es importante destacar que el error de estimación del predictor de KI, definido como  $\mu = \mathfrak{d}_{\mathcal{Y}}(f, \hat{f})$ , tiende a cero a medida que aumenta la densidad de los puntos de entrada, siendo capaz de estimar el mapa verdadero  $f(\cdot)$  con un error arbitrariamente pequeño a partir de un conjunto de datos suficientemente denso, siempre que el mapa real sea continuo en el sentido de Hölder.

## 3. Control predictivo basado en datos

Se desea desarrollar un controlador predictivo que permita controlar un sistema del cual tan sólo se dispone de las medidas de las variables a controlar  $y(k)$ , definidas en el espacio  $\mathcal{Y} = \mathbb{R}^n$ , y de las variables manipulables  $u(k)$ , definidas en el espacio  $\mathcal{U} \subseteq \mathbb{R}^m$ . Realizando una hipótesis no muy restrictiva, se asume que el sistema se puede describir mediante un modelo ARX, con las características descritas en [9], de forma que

$$y(k+1) = f(x(k), u(k)) + e(k) \quad (4)$$

donde  $x(k) = [y(k), \dots, y(k - n_a), u(k - 1), \dots, u(k - n_b)] \in \mathcal{X} := \mathcal{Y}^{(n_a+1)} \times \mathcal{U}^{n_b} \subset \mathbb{R}^{n_x}$  con  $n_x = (n_a + 1)n + n_b m$ , para cierto horizonte de memoria  $n_a, n_b \in \mathbb{N}$ ; y  $e(k)$  describe posibles ruidos en las medidas. Nótese que  $x(k)$  está definido para  $n_b \geq 1$ ; sin embargo, se contempla la posibilidad de tener  $n_b = 0$  para indicar que el estado no depende de las acciones de control pasadas,  $x_k \neq x_k(u)$ .

En esta sección se desarrollan controladores predictivos para controlar este sistema, del cual no se conoce el modelo  $f(\cdot, \cdot)$ , sino un conjunto de datos históricos de entrada-salida  $\mathcal{D}_n = \{(u(j), y(j)), j = 1, \dots, N_n\}$ , obtenido a partir de ensayos previos. El modelo de predicción será el estimador derivado usando la técnica LACKI para aprender el modelo regresivo del sistema. Este predictor permitirá estimar la evolución del sistema para el instante  $k+1$  según cierta señal de control  $u_k$  dada, y a partir de un conjunto de variables pasadas (el regresor  $x_k$ ) y el dataset  $\mathcal{D}_n$ , que se considera fijo y con el que se estima la  $L_{\mathcal{D}}$ :

$$\hat{y}(k+1) = \hat{f}(x(k), u(k); \mathcal{D}_n, L_{\mathcal{D}}) \quad (5)$$

Así, el modelo de predicción en variables de estado, en el instante  $k$ , para una secuencia de acciones futuras  $(\hat{u}_0, \dots)$ , vendrá dado por:

$$\hat{x}(j+1|k) = \hat{F}(\hat{x}(j|k), \hat{u}(j)) \quad (6)$$

$$\hat{y}(k|j) = M\hat{x}(j|k) \quad (7)$$

siendo

$$\hat{x}(j|k) = (\hat{y}(j|k), \dots, \hat{y}(1|k), y(k), \dots, y(k+j-n_a), \hat{u}(j-1), \dots, \hat{u}(j-n_b))$$

y la función del modelo  $\hat{F}(\hat{x}(j|k), u(k+j))$  es

$$\begin{aligned} & (\hat{f}(\hat{x}(j|k), u(k+j); \mathcal{D}_n, L_{\mathcal{D}}), \\ & \hat{y}(j|k), \dots, y(k), \dots, \\ & y(k+j-n_a+1), \dots, \\ & u(k+j), \dots, u(k+j-n_b+1)) \end{aligned}$$

y  $M = [I_n, 0, \dots, 0]$ .

Para derivar el controlador predictivo se debe definir una función de coste de etapa, que en este caso se ha elegido como una función cuadrática que penalice el error de seguimiento de las entradas y salidas respecto al punto de referencia en el que se quiere estabilizar el sistema, dado por  $(y_r, u_r)$ . Se obtiene así  $x_r = (y_r, \dots, y_r, u_r, \dots, u_r) \in \mathbb{R}^{n_a+1+n_b}$ . Dicho coste de etapa se define a continuación:

$$\ell(y, u) = (y - y_r)^T Q (y - y_r) + (u - u_r)^T R (u - u_r) \quad (8)$$

Por todo ello el problema de optimización  $P_{N_p, N_c}(x(k), \mathcal{D}_n)$  a resolver es el siguiente [13]:

$$\begin{aligned} \underset{\hat{\mathbf{u}}}{\text{mín}} \quad & V_{N_p, N_c}(x(k), \hat{\mathbf{u}}) = \sum_{i=0}^{N_c-1} \ell(\hat{y}(i|k), \hat{u}(i)) \\ & + \sum_{i=N_c}^{N_p-1} \ell(\hat{y}(i|k), \kappa_f(\hat{x}(i|k))) + \lambda V_f(\hat{x}(N_p|k)) \\ \text{s.a.} \quad & \hat{x}(0|k) = x(k) \\ & \hat{x}(j+1|k) = \hat{F}(\hat{x}(j|k), \hat{u}(j)), \quad j \in \mathbb{I}_{0, N-1} \\ & \hat{y}(j|k) = M\hat{x}(j|k) \\ & \hat{u}(j) \in \mathcal{U} \end{aligned} \quad (9)$$

siendo  $\lambda$  una constante mayor que 1 que es un parámetro del controlador.  $N_p$  es el horizonte de predicción,  $N_c$  el de control; y  $\kappa_f$  la ley de control terminal. La ley de control será  $u(k) = \kappa_{MPC}(x(k); \mathcal{D}_n) = \hat{u}^*(0)$ .

Para garantizar la estabilidad nominal por diseño, se ha añadido una función de coste terminal cuadrática  $V_f(x) = (x - x_r)^T P (x - x_r)$  y una ley de control terminal lineal  $\kappa_f(x) = K(x - x_r) + u_r$ , siendo  $K$  la solución del LQR. Estos términos se pueden diseñar de la forma estándar [10] a partir del modelo linealizado obtenido numéricamente de la función de predicción. Como se demuestra en [11], esta ley control garantiza la estabilidad para cualquier  $\lambda \geq 1$  con un dominio de atracción que crece al aumentar  $\lambda$ . Además, gracias a la continuidad de Hölder de los ingredientes del problema

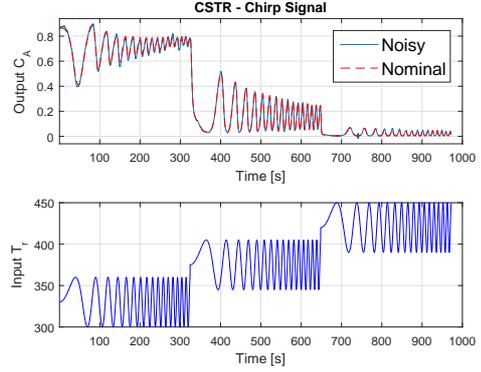


Figura 1: Ensayo para la obtención de datos

de optimización, se puede demostrar que el sistema controlado es estable entrada-estado respecto a los errores de estimación del predictor [12].

## 4. Caso de estudio

En las secciones anteriores se ha expuesto la teoría necesaria para el desarrollo de un controlador predictivo, estabilizante por diseño, basado íntegramente en datos. El objetivo de este artículo es aplicar dichas metodologías a un caso de estudio que motive la investigación llevada a cabo. Se pretende validar dichas ideas con casos realistas, mediante ensayos realmente implementables.

Como primer trabajo dentro del proyecto de investigación, se está desarrollando un controlador para un **reactor continuamente agitado** (CSTR, por sus siglas en inglés), presentando en [15]. Esta sección analiza el diseño de los experimentos, desde la obtención de los datos y la construcción del predictor hasta el control del sistema bajo determinadas condiciones.

### 4.1. Obtención de los datos

Se parte de un modelo de caja negra del reactor, que recibe como entrada la temperatura del refrigerante  $T_r$  [K] y proporciona como salida la concentración del reactivo a controlar,  $CA$ . Las restricciones en la entrada son  $300 \leq T_r \leq 450$ , y no se consideran restricciones en los estados o la salida. Se simula además con un ruido en las señales de hasta el 3,5%. Es nuestro objetivo realizar un ensayo en el reactor que proporcione un conjunto de datos con información suficiente para poder diseñar posteriormente el controlador.

La primera parte del problema consiste entonces en aplicar técnicas basadas en la **identificación de sistemas**. Se estudia la característica estática del sistema y sus dinámicas principales, para diseñar posteriormente un ensayo de acuerdo con las

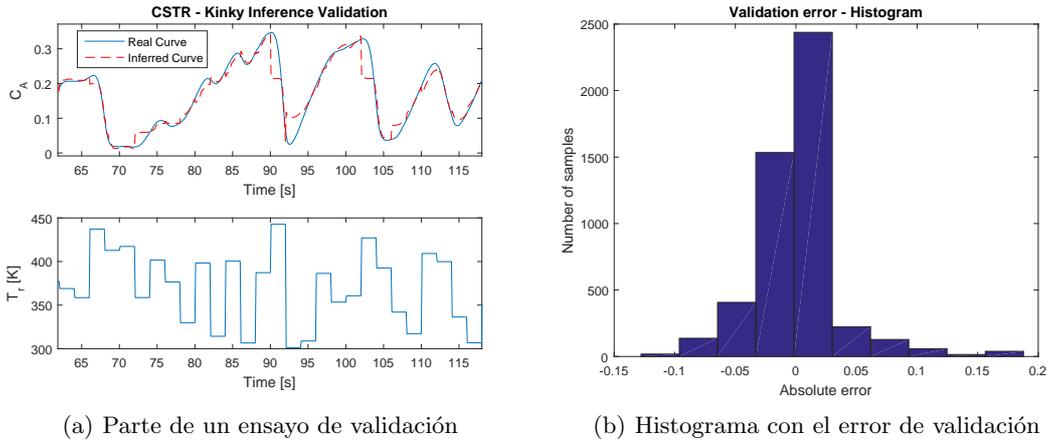


Figura 2: Muestra del funcionamiento del predictor. En (a) se muestra la respuesta del sistema y la del predictor frente a una misma señal de entrada aleatoria. En (b) se realiza un histograma del error de predicción:  $\mu = \mathfrak{d}_Y(\tilde{f}, \hat{f})$

metodologías seguidas en [14]. Este ensayo estará compuesto por la superposición de varias señales chirp como entrada, con frecuencias variando entre 0.1 mHz y 0.1 Hz y amplitud suficiente con cierto solape entre ellas para cubrir todo el espacio de interés. El resultado es el representado en la Figura 1.

Se obtienen además varios ensayos generados por señales de entrada aleatorias, que serán usados como ensayos de validación. Los siguientes pasos consisten en obtener un dataset  $\mathcal{D}$  válido para la interpolación, y una estimación de la constante de Lipschitz del sistema. Para ello es necesario cierto procesamiento de los datos obtenidos con el ensayo mostrado en la Figura 1. Esto incluye el escalado de las señales y el esquilmo de los datos, pues el ensayo de la señal chirp contenía cerca de 10000 puntos. Se aplica un filtro para obtener dos datasets menores:  $D_1$  con 297 puntos, y  $D_2$  con 895 puntos.

En primer lugar debe construirse el modelo dinámico del sistema. Haciendo uso del modelo autorregresivo presentado en (4), podemos expresar la concentración en cierto instante como una función de los valores pasados de temperaturas ( $u$ ), y concentraciones ( $y$ ):

$$y_{k+1} = F(x_k, u_k) \quad (10)$$

siendo  $F$  la función que se desea aprender (obtendremos el estimador  $\hat{F}$ ),  $u_k$  la señal de control en ese mismo instante y  $x_k$  el vector de regresión en el instante  $k$ , dado por:

$$x_k := [y_k, y_{k-1}, \dots, y_{k-n_a}, u_{k-1}, \dots, u_{k-n_b}] \quad (11)$$

El siguiente paso por tanto es la construcción de

este regresor con los valores indicados en (11) para todos los puntos del dataset  $\mathcal{D}$  obtenido en el ensayo mostrado en la Figura 1. Cada punto está por tanto compuesto por  $\{\tilde{f}_k, s_k\}$ , donde  $\tilde{f}_k = y_{k+1}$  y  $s_k = (x_k, u_k)$ .

Puede así estimarse la constante de Lipschitz del sistema aplicando la ecuación (2), si fueran dados los parámetros  $n_a$  y  $n_b$ ; y obtener por consiguiente el predictor, definido en la ecuación (3). Puede comprobarse su bondad mediante ensayos de validación, usando los datasets aleatorios obtenidos previamente (ver Figura 2).

Estos ensayos de validación sirven, entre otras funciones, para determinar los valores óptimos de los parámetros  $n_a$  y  $n_b$ . Para  $n_a = 2$  y  $n_b = 0$  se minimiza el error de validación (diferencia entre la concentración real del sistema y la estimada por el predictor, ante la misma señal de entrada). Con estos valores y con  $\gamma = 2\bar{\epsilon}$  (recuérdese que  $\bar{\epsilon}$  se asume conocida) se obtiene una  $L_{\mathcal{D}} = 1,563$ . Nótese que según se ha definido el modelo autorregresivo en (4), es posible el valor  $n_b = 0$ , pues la señal de control actual,  $u_k$ , está definida fuera del regresor  $x_k$ .

## 4.2. Control del reactor

Se aborda entonces el problema de control presentado en la Sección 3. Se ha implementado un controlador predictivo en MatLab usando la función de optimización *fmincon*. Las ecuaciones que gobiernan este MPC son las expresadas en (9).

Para el ensayo se fija el estado inicial en el punto de equilibrio dado por  $y = 0,7509$ . La referencia se fija en otro punto de equilibrio dado por  $y = 0,25$ , aunque se construye un SSTO por si esta referencia no fuera alcanzable. Se considerará un

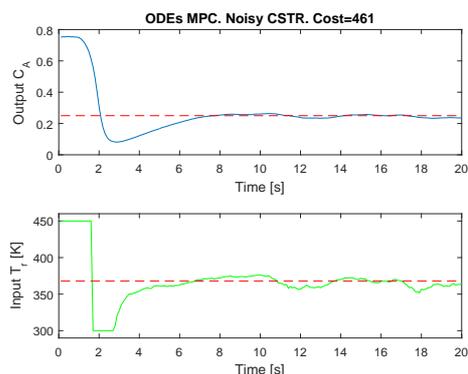


Figura 3: MPC ideal en el que se conociese el modelo del sistema, para ilustrar el control objetivo

coste de etapa cuadrático, con  $Q = 100$  y  $R = 5$ ; y se definen las restricciones en la entrada y el coste terminal como se indica en la sección 3.

Para dar una idea al lector del objetivo del control; se realiza un primer experimento en el que el modelo usado por el MPC es la propia planta (definida por su conjunto de ecuaciones diferenciales u ODEs) a la que luego se aplica la señal de control. Nótese que este modelo de la planta, para el resto del artículo, es desconocido; es decir, sólo se ha utilizado aquí para obtener una idea de cómo sería un controlador óptimo que conociese el sistema. Este resultado se muestra en la Figura 3. Sin embargo, como se ha indicado previamente, este modelo de ODEs es desconocido, de caja negra, por lo que experimentalmente sólo hemos podido obtener un conjunto de datos a partir de señales de entrada.

Basándose en los datos se ha obtenido el predictor como se indica en las secciones 2 y 3. Los resultados de este controlador aplicado sobre el CSTR se muestran en la Figura 4. Como se puede observar, los resultados no son satisfactorios. Esto se debe a problemas de implementación que se analizan en la siguiente sección.

#### 4.3. Mejoras en la implementación

Como parte experimental de la teoría presentada en [13], ciertos aspectos prácticos surgen a la hora de implementar los controladores allí definidos. En este apartado se analizan posibles modificaciones para reducir la carga computacional y para mejorar la actuación del optimizador.

##### 4.3.1. Partición en árboles

El propósito de esta línea de investigación es el manejo de una cantidad de datos suficiente no sólo

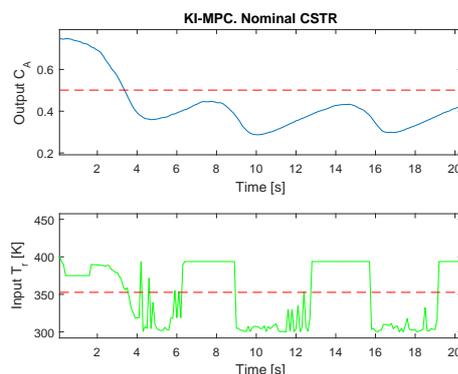


Figura 4: Primeros ensayos realizados usando el predictor KI, con problemas en la resolución del optimizador

para explorar toda la región de trabajo, sino también para proporcionar una predicción veraz y con error acotado, que permita manejar sistemas no lineales con restricciones. Los modelos de predicción presentados, basados en datos, requieren un dataset que a menudo no es pequeño, y que puede contar con numerosas dimensiones (tanto en entrada como en salida) dado el carácter dinámico y multivariable de los sistemas considerados.

Por todo ello, creemos necesario desarrollar metodologías que reduzcan la carga computacional de los algoritmos, y poder así implementar un control en tiempo real. Una de estas metodologías consiste en dividir el espacio de trabajo con técnicas de aprendizaje automático como *clustering* o *nearest neighbors*. Cierta bibliografía respecto a este tema puede encontrarse en [2], [4] y [8].

En este trabajo se han realizado particiones iguales en el espacio de entrada  $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^3$  del dataset  $\mathcal{D}_n$ , de forma que un nuevo punto a interpolar  $x \notin \mathcal{D}_n$  se situará primero en la división que le corresponde, y se realizará la predicción utilizando solamente un subconjunto de  $\mathcal{D}_n$  alrededor de  $x$ .

Dividiendo en 10 particiones por cada dimensión del regresor, el tiempo de cálculo se reduce hasta un 90%, sin aumentar el error de predicción,  $\mu = \mathfrak{d}_Y(\tilde{f}, \hat{f})$ .

##### 4.3.2. Filtrado del predictor

El término *Kinky Inference* hace referencia al resultado del predictor descrito en la ecuación (3). Debido al tipo de interpolación que se hace basada en los datos y la continuidad de Lipschitz, la función resultante  $\hat{f}$  no es diferenciable, sino que presenta una forma angulosa, que propicia el término *kinky* en inglés.

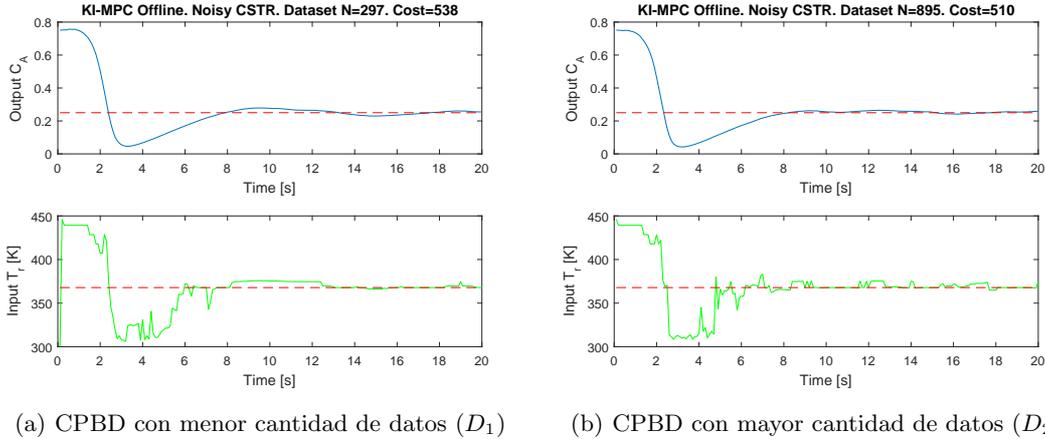


Figura 5: Control predictivo basado en datos para un reactor CSTR, proporcionando al modelo datasets con diferente tamaño

Esta función forma parte del problema de optimización, y el hecho de ser no diferenciable perjudica gravemente los métodos de optimización gradenciales como la función *fmincon*. Es nuestro objetivo, por tanto, suavizar o filtrar de cierta forma esta  $\hat{f}$  para convertirla en diferenciable, manteniendo la misma  $L_{\mathcal{D}}$ .

En [4] se propone una nueva versión del predictor conocida como *smoothed kinky inference* (SKI), que consiste en realizar una combinación convexa de ciertos puntos alrededor del punto  $x$  a interpolar, como se indica a continuación:

$$f_n^*(x) = \frac{1}{\sum_{i=-q}^q w_i} \sum_{i=-q}^q w_i \hat{f}_n(x + i\sigma_n) \quad (12)$$

para  $q$  puntos alrededor de  $x$  con pesos  $w_i$  y siendo  $\sigma_n$  un vector en  $\mathbb{R}^{n_x}$  que indica el incremento en cada componente dimensional.

En la Figura 5 se muestra el resultado de los experimentos tras aplicar las mejoras citadas en esta sección. Se realiza además con diferentes datasets, con el objetivo de demostrar que con más datos se mejora la actuación, y motivando la teoría presentada en [13].

## 5. Conclusiones y futuras líneas

Se han presentado las primeras líneas para el proyecto de investigación de controladores predictivos basados en datos. A partir de los problemas desarrollados en [13], se ha considerado un reactor continuamente agitado como modelo de caja negra, por lo que ha sido necesario diseñar el método para obtener el predictor, mediante técnicas de identificación. Se ha construido el modelo NARX,

y estimando la constante de Lipschitz se ha construido el predictor de KI. Posteriormente se ha diseñado un MPC usando ese modelo, y se han realizado ensayos de control. Se proponen algunas de mejoras y se muestran los resultados obtenidos, aplicados al CSTR.

Como se comentaba, este artículo representa una primera aproximación al control basado en datos. Experimentalmente, algunos de los próximos pasos a seguir en esta línea comprenden:

- La adaptación de los algoritmos al control robusto, sin pérdida de generalidad ni de estabilidad.
- La versión *online*, o en línea, del controlador. Es nuestro objetivo tener en cuenta nuevos puntos que vayan surgiendo durante la operación del sistema, y que permitan mejorar nuestro controlador. Destacamos tres usos:
  - Para actualizar la constante de Lipschitz del sistema. Como se comentaba en la sección 2, la estimación de  $L_{\mathcal{D}}$  a partir de los datos es menor o igual que la real, por lo que nuevos datos permitirán un cálculo recursivo para mejorar dicha estimación.
  - Para añadir puntos al dataset con los que mejorar la interpolación. Se deberá llegar a un compromiso entre reducir el error de predicción y aumentar la carga computacional por el incremento del dataset.
  - Para explorar regiones del espacio  $\mathcal{X}$  no contempladas en  $\mathcal{D}_n$ , si bien deberá hacerse sin incrementar el error de estimación.
- Seguir implementando técnicas para reducir la carga computacional de los algoritmos,

pues al realizar la interpolación entre puntos el tiempo de cálculo dista del deseado. Una técnica a estudiar será la paralelización de estos algoritmos.

### Agradecimientos

A los autores les gustaría agradecer al MINECO y a los fondos FEDER (contratos DPI2013-48243-C2-2-R y DPI2016-76493-C3-1-R) por financiar este trabajo.

### Referencias

- [1] Aswani, A., Gonzalez, H., Sastry, S.S., & Tomlin, C. (2013). *Provably safe and robust learning-based model predictive control*. *Automatica*, 49(5), 1216–1226.
- [2] Beliakov, G. (2006). *Interpolation of Lipschitz functions*. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 196(1), 20–44.
- [3] Bravo, J.M. et al. (2016). *A General Framework for Predictors based on Bounding Techniques and Local Approximation*. *IEEE Transactions on Automatic Control*.
- [4] Calliess, J.P. (2014). *Conservative decision-making and inference in uncertain dynamical systems*. Ph.D. Thesis, University of Oxford.
- [5] Calliess, J.P. (2016). *Lazily Adapted Constant Kinky Inference for Nonparametric Regression and Model-Reference Adaptive Control*. arXiv preprint arXiv:1701.00178.
- [6] Camacho, E. F., & Bordons, C. (2013). *Model predictive control*. Springer Science & Business Media.
- [7] Canale, M., Fagiano, L., & Signorile, M.C. (2014). *Nonlinear model predictive control from data: a set membership approach*. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 24(1), 123–139.
- [8] Kvasov, D. & Sergeyev, Y. (2012). *Lipschitz gradients for global optimization in a one-point-based partitioning scheme*. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 236(16), 4042–4054.
- [9] Leontaritis, I.J & Billings, S.A. (1985). *Input-output parametric models for nonlinear systems. Part I: deterministic nonlinear systems*. *International Journal of Control* 41:303-328.
- [10] Limon, D. (2002). *Control predictivo de sistemas no lineales con restricciones: estabilidad y robustez*. Tesis doctoral, Universidad de Sevilla.
- [11] Limon, D., Alamo, T., Salas, F., & Camacho, E.F. (2006). *On the stability of MPC without terminal constraint*. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 51(5), 832–836.
- [12] Limon, D., Alamo, T., et al. (2009). *Input-to-state stability: a unifying framework for robust model predictive control*. *International Workshop on Assessment and Future Direction of Nonlinear Model Predictive Control*, L. Magni, D. M. Raimondo, & F. Allgöwer, Eds. Springer, 2009, pp. 1–26.
- [13] Limon, D., Callies, J.P., Maciejowski, J.M. (2017). *Learning-based Nonlinear Model Predictive Control*. IFAC World Congress, Toulouse, Francia.
- [14] Rivera, D.E. & Kyoung S. (2000) *An integrated identification and control design methodology for multivariable process system applications*. *IEEE Control Systems*, 20(3), 25–37.
- [15] Seborg, D. E., Edgar, T. & Mellichamp, D. (1989). *Process Dynamics and Control*, Wiley, 3ª Edición, Capítulo 2.4.6.