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 PREDICTIVO FUZZY CON APLICACIÓN A LA DEPURACIÓN BIOLÓGICA DE FANGOS ACTIVADOS

Pedro M. Vallejo Llamas (pedrito@usal.es)

Dpto. de Informática y Automática. Universidad de Salamanca.

Plaza de los Caídos s/n, 37008 Salamanca.

Pastora Vega Cruz (pvega@usal.es)

Dpto. de Informática y Automática. Universidad de Salamanca.

Plaza de los Caídos s/n, 37008 Salamanca

Resumen

El trabajo que aquí se presenta se sitúa en el ámbito del Control Predictivo No Lineal, tomando como base de las predicciones un modelo fuzzy del proceso (FMBPC), obtenido mediante identificación a partir de datos de entrada y salida. En nuestro caso, siguiendo una línea particular introducida previamente por otros autores, tal modelo es tratado adecuadamente para poder expresarlo en forma de ecuaciones de estado, más comprensibles y manejables. Y utilizando estas ecuaciones para el cálculo de las predicciones, junto con la restricción del seguimiento de una trayectoria de referencia, se deducirá una expresión analítica expresa para la Lev de Control. El enfoque elegido reúne dos posibles ventajas, según diversos autores: la idoneidad de los esquemas de control predictivo basados en modelos fuzzy para controlar procesos con una dinámica fuertemente no lineal, por un lado, y la claridad y concreción del procedimiento numérico de obtención de la ley de control predictivo de una manera analítica, frente a los procedimientos basados en optimización. En este artículo se estudia la aplicación de esta estrategia al control de un proceso biológico de depuración de fangos activados, un proceso fuertemente no lineal y multivariable, realizando diversos experimentos de Control Predictivo basado en modelos Fuzzy (FMBPC), mediante simulación.

Palabras Clave: control predictivo, modelo no lineal, identificación fuzzy, espacio de estados, ley de control analítica, depuración de fangos activados.

1 INTRODUCCIÓN

El conjunto de estrategias agrupadas bajo la denominación de *Control Predictivo basado en Modelos (MBPC)* [4], constituye una de las alternativas más consolidadas en control de procesos industriales (normalmente multivariables y con restricciones), frente a los esquemas clásicos de

control. Existen numerosas variantes dentro de este grupo, entre ellas las basadas en modelos no lineales del proceso a controlar (Control Predictivo No Lineal). De forma abreviada, podemos decir que la estrategia de Control Predictivo consiste, en esencia, en la utilización de un modelo del proceso (modelo de predicciones) para poder determinar las acciones de control idóneas en cada instante, imponiendo la minimización de alguna función de (dependiente del error y generalmente también de los esfuerzos de control, entre otras posibles variables). No existe, sin embargo, una única estrategia de control predictivo, abarcando esta denominación a un amplio conjunto de estrategias que coinciden en el método de determinación de la ley de control que acabamos de describir, pero que admite muchas dependiendo de varios variantes, factores, principalmente del tipo de modelo utilizado para calcular las predicciones y del algoritmo matemático empleado para determinar la ley de control. Dependiendo de la naturaleza del modelo de predicciones (lineal o no lineal), podemos clasificar estas estrategias en dos grandes grupos: Control Predictivo Lineal y Control Predictivo no Lineal. El segundo grupo está integrado por los métodos que utilizan modelos matemáticos no lineales, como modelos de tipo Fuzzy [12], modelos formalizados mediante Redes Neuronales Artificiales u otras alternativas (...). El presente trabajo pertenece al conjunto de estrategias de control predictivo basadas en modelos no lineales y más concretamente en modelos fuzzy [2, 7 y 9]. En relación con la determinación de la variable de control, la mayoría de las estrategias (tanto con modelo lineal, como con modelo no lineal) utilizan algún tipo de algoritmo optimización (imponiendo la matemático de minimización de alguna función de coste). Sin embargo, en nuestro trabajo tal cálculo no se hace mediante optimización, sino que se lleva a cabo de forma analítica y explícita, que constituye una interesante alternativa.

El modelo de predicciones elegido en este trabajo es

un modelo fuzzy de tipo Takagi-Sugeno [10], en el cuál las premisas de las reglas son expresiones lógicas difusas relativas a los antecedentes de las reglas, mientras que las conclusiones son numéricas combinaciones lineales de los consecuentes de tales reglas. Los modelos fuzzy son muy apropiados para describir sistemas no lineales, pero existe quizás cierta dificultad a la hora de utilizar las relaciones matemáticas fuzzy y por ello se han formalizado las expresiones del modelo con un formato similar al de las Ecuaciones de Estado, obteniendo así un modelo matemático expresado de manera analítica. Haciendo uso del mismo podremos despejar la variable de control que garantice, para cada instante de muestreo, el objetivo de seguimiento deseado. Así, dispondríamos de la variable de control expresada de manera analítica y explícita. Este método podría considerarse una extensión al caso de los sistemas no lineales del denominado Predictive Functional Control (PFC), ideado inicialmente para sistemas lineales.

La estrategia de control predictivo considerada en el presente artículo ha sido abordada antes por otros autores. Más concretamente, en [3] se desarrolla para un caso de estudio con una entrada manipulable y una única salida controlada y sin considerar perturbaciones. En este artículo, sin embargo, se aborda un caso de estudio en el que el proceso es multivariable y se consideran perturbaciones en la entrada del mismo. Se trata de un proceso biológico de depuración de fangos activados en el que se han considerado tres entradas y dos salidas. De las tres entradas, únicamente una de ellas es manipulable y las otras dos son perturbaciones. Y el objetivo es controlar simultáneamente ambas salidas. El modelo fuzzy de predicciones se expresará, como hemos dicho anteriormente, en forma de ecuaciones en el espacio de estados. Estas ecuaciones serán matriciales debido al carácter multivariable del proceso y, por otra parte, tendrán la importante particularidad de que los coeficientes de los distintos términos no serán constantes, puesto que, tras la correspondiente formalización matemática, resultan dependientes del vector premisa instantáneo (más concretamente, de los grados de cumplimiento del vector premisa respecto de las diferentes reglas, en cada instante) y por tanto, en última instancia, dependientes del instante de muestreo, siendo necesario por tanto que tales coeficientes sean actualizados (recalculados) en cada período de tiempo. La existencia de dos perturbaciones y una única entrada manipulada, supone que no será fácil controlar el proceso. Sobre todo, teniendo en cuenta que el proceso considerado es de tipo biológico, fuertemente no lineal y bastante más impredecible que muchos procesos industriales fisicoquímicos. Abordar un caso de estudio con todas estas complejidades constituye precisamente una de las principales aportaciones del presente artículo.

2 CASO DE ESTUDIO

Nuestro caso de estudio consiste en una planta depuradora de aguas residuales (*EDAR*) con tratamiento biológico de depuración mediante fangos activados, simplificada a efectos de estudio. En la figura siguiente (Fig. 1) puede verse el diagrama de bloques entrada/salida del sistema elegido, con las distintas variables implicadas y en la Tabla 1 se muestra, organizada, toda la información relativa a las distintas entradas y salidas consideradas:

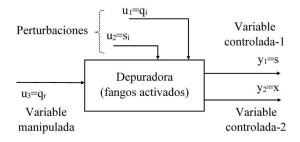


Figura 1: Sistema biológico multivariable (diagrama de bloques entrada/salida)

Entradas	\mathbf{u}_1		Caudal de agua entrante	\mathbf{q}_{i}
	u_2	Perturbaciones	Concentración de sustrato entrante	S_{i}
	u ₃	Variable Manipulada	Caudal de recirculación de fangos activados	$q_{\rm f}$
Salidas	У1	Variable Controlada 1	Concentración de sustrato saliente	s
	У2	Variable Controlada 2	Concentración de biomasa saliente	X

En la depuradora, la eliminación de los contaminantes orgánicos o *sustrato* corre a cargo de la denominada *biomasa*, que son poblaciones de microorganismos que se alimentan de los contaminantes, reaccionando con ellos en presencia de oxígeno, depurando así el agua y generando como subproducto los denominados fangos activados, que son separados mediante sedimentación en el decantador secundario. Una de las principales acciones de control de este tipo de procesos es, precisamente, la recirculación de tales fangos (los

cuales contienen microorganismos digestores), desde el decantador secundario hacia el reactor biológico aerobio, para mantener en un cierto nivel la concentración de microorganismos en el reactor. Y, por supuesto, también influirá en la evolución del proceso de depuración, el grado de aireación en el reactor, acción que se realiza para suministrar el oxígeno que necesitan las reacciones aerobias entre bacterias y contaminantes orgánicos. En nuestro caso, no obstante, y por razones de simplificación, hemos considerado como única variable manipulada caudal de recirculación de fangos considerando constante, y con un valor adecuado, el grado de aireación.

El modelo matemático del proceso de depuración utilizado es una simplificación del modelo estándar denominado Activated Sludge Model No.1, más conocido por sus siglas en inglés: ASM1 [6]. La simplificación ha consistido en lo siguiente: por un lado, hemos considerado una planta depuradora con un único reactor aeróbico seguido de un decantador secundario y, por otro, se han considerado únicamente los balances de masa correspondientes al sustrato y a la biomasa (no se ha considerado el del oxígeno). La estructura de la planta y las ecuaciones del modelo considerado pueden verse en [5], teniendo en cuenta la limitación mencionada en cuanto a número de reactores y considerando únicamente la parte del modelo relativa al sustrato y a la biomasa.

3 MODELADO FUZZY

En nuestro caso de estudio, el modelado fuzzy constituye una buena alternativa, entre otras posibles, por su potencialidad para capturar dinámicas no lineales. La primera etapa de nuestro trabajo consistió en diseñar y llevar a cabo un proceso de identificación con el objetivo de obtener un modelo fuzzy para el proceso de depuración. La identificación se llevó a cabo partiendo de series de datos numéricos de entrada-salida, determinando previamente las salidas mediante simulación en lazo abierto (con la depuradora representada por su modelo matemático clásico no lineal en forma de ecuaciones diferenciales [5]). Los datos disponibles fueron procesados mediante la herramienta-software de identificación denominada FMID (Fuzzy Model Identification Toolbox) [1], junto con algunas adaptaciones y complementos de código que programamos en el entorno de Matlab & Simulink. La herramienta fue desarrollada principalmente por el profesor Robert Babu ka como soporte software de las teorías y técnicas de modelado e identificación fuzzy descritas en el libro Fuzzy Modeling for Control [2]. El mecanismo de identificación de la

herramienta se basa en técnicas de clusterización (mediante el algoritmo de Gustafson-Kessel).

IDENTIFICACIÓN

Uno de los aspectos a destacar del presente trabajo consiste en haber tomado como referencia datos procedentes de campañas de una depuradora industrial real, concretamente de la depuradora municipal de Manresa (provincia de Barcelona). Los registros originales fueron tomados con ocasión del trabajo sobre control predictivo llevado a cabo en su día por Moreno, R. [8]. A partir de esos datos (o de variaciones de ellos), se han realizado numerosas de identificación Alguno experimentos ya fue presentado con anterioridad [11] y otros, llevados a cabo posteriormente, serán mostrados aquí, ampliando así el estudio con nuevos casos relevantes. Para este artículo se han seleccionado tres casos concretos, correspondientes a tres identificaciones diferentes. Mostraremos de forma gráfica datos de entrada y salida (con el número de muestras en el eje de abscisas) y algunas gráficas de validación. En estas gráficas se incluye el índice de validación denominado VAF^1 , que es uno de los que se usa habitualmente para dar validez a los modelos identificados, comparando la salida real con la salida estimada del modelo. En nuestro estudio, la salida real es una salida obtenida en simulación y la salida estimada se obtiene aplicando las mismas entradas al modelo fuzzy identificado.

3.1.1 Caso 1

En las Figuras 2 y 3 vemos la representación gráfica de los datos de entrada y salida y en la Figura 4 se muestran los resultados de validación de este caso:

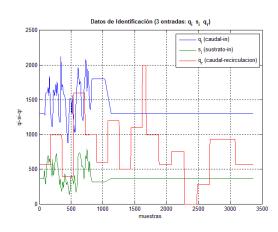


Figura 2: Datos de identificación del caso 1 (q_i, s_i, q_r)

¹ VAF: Percentile variance accounted for between two signals

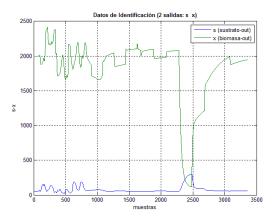


Figura 3: Datos de identificación del caso 1 (s, x)

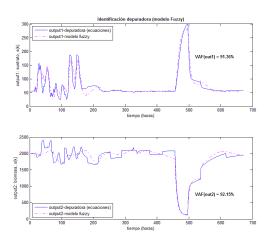


Figura 4: Validación del modelo fuzzy (caso 1)

3.1.2 Caso 2

Se utilizaron para la validación datos diferentes a los de identificación. Vemos la gráfica de validación en la figura siguiente (Fig. 5):

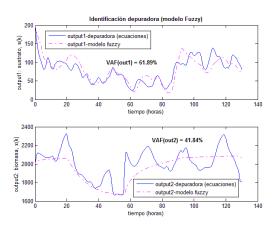


Figura 5: Validación del modelo fuzzy (caso 2)

3.1.3 Caso 3

En el tercer caso considerado, los datos de validación también fueron diferentes a los datos de identificación. Pero la principal característica de este caso es que, en los parámetros de configuración referentes a las hipótesis de la dinámica del proceso, se ha añadido un parámetro que en los otros dos casos se consideró nulo. Concretamente, en este caso no se ha despreciado en la dinámica del proceso la influencia directa de q_i. Como consecuencia de ello, el índice de validación es bastante mejor que el del caso 2. En la figura siguiente, (Fig. 6), se muestra la gráfica de validación correspondiente a este caso:

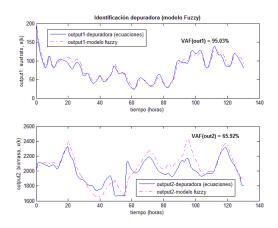


Figura 6: Validación del modelo fuzzy (caso 3)

3.2 MODELOS FUZZY IDENTIFICADOS

Los modelos fuzzy identificados son modelos del tipo Takagi-Sugeno [10], los cuales están compuestos por un conjunto de reglas if-then, cada una de las cuáles representa un submodelo lineal. El antecedente o premisa de cada una de las reglas se compone de varias proposiciones simples conectadas mediante operadores lógicos and. proposiciones simples comparan cada componente del vector antecedente con un cierto valor o conjunto difuso. Y el consecuente o conclusión de cada regla es una combinación lineal de las variables que forman el vector consecuente más un término independiente (submodelo lineal).

Mostraremos a continuación, a modo de ejemplo, sólo las reglas de la salida-1 del modelo fuzzy identificado correspondiente al caso 1 (Tabla 2). Las demás reglas tendrán una estructura similar, pero con coeficientes diferentes y con más o menos componentes para los vectores antecedente y consecuente, como es lógico:

Tabla 2: Modelo *Takagi-Sugeno* para $y_1 = s(k)$

- 1. if $y_1(k-1)$ is A_{11} and $y_2(k-1)$ is A_{12} and $u_2(k-1)$ is A_{13} and $u_3(k-1)$ is A_{14} and $u_3(k-2)$ is A_{15} then $y_1(k) = (7.10) \cdot 10^{-1} \cdot y_1(k-1) \cdot (1.13) \cdot 10^{-3} \cdot y_2(k-1) + (5.50) \cdot 10^{-2} \cdot u_2(k-1) + (1.27) \cdot 10^{-2} \cdot u_3(k-1) (1.39) \cdot 10^{-2} \cdot u_3(k-2) \cdot (1.29) \cdot 10^{0}$
- 2. if $y_1(k-1)$ is A_{21} and $y_2(k-1)$ is A_{22} and $u_2(k-1)$ is A_{23} and $u_3(k-1)$ is A_{24} and $u_3(k-2)$ is A_{25} then $y_1(k) = (5.91) \cdot 10^{-1} \cdot y_1(k-1) \cdot (9.77) \cdot 10^{-3} \cdot y_2(k-1) + (2.48) \cdot 10^{-2} \cdot u_2(k-1) + (4.93) \cdot 10^{-2} \cdot u_3(k-1) (3.41) \cdot 10^{-2} \cdot u_3(k-2) + (5.84) \cdot 10^{0}$
- 3. if $y_1(k-1)$ is A_{31} and $y_2(k-1)$ is A_{32} and $u_2(k-1)$ is A_{33} and $u_3(k-1)$ is A_{34} and $u_3(k-2)$ is A_{35} then $y_1(k)=(9.33)\cdot 10^{-1}\cdot y_1(k-1)\cdot (6.05)\cdot 10^{-3}\cdot y_2(k-1)+(2.47)\cdot 10^{-2}\cdot u_2(k-1)-(1.07)\cdot 10^{-2}\cdot u_3(k-1)+(1.01)\cdot 10^{-2}\cdot u_3(k-2)+(7.27)\cdot 10^{0}$
- 4. if $y_1(k-1)$ is A_{41} and $y_2(k-1)$ is A_{42} and $u_2(k-1)$ is A_{43} and $u_3(k-1)$ is A_{44} and $u_3(k-2)$ is A_{45} then $y_1(k)=(8.98)\cdot 10^{-1}\cdot y_1(k-1)\cdot (3.73)\cdot 10^{-2}\cdot y_2(k-1)+(3.11)\cdot 10^{-2}\cdot u_2(k-1)-(5.23)\cdot 10^{-2}\cdot u_3(k-1)+(5.64)\cdot 10^{-2}\cdot u_3(k-2)+(6.39)\cdot 10^{1}$
- 5. if $y_1(k-1)$ is A_{51} and $y_2(k-1)$ is A_{52} and $u_2(k-1)$ is A_{53} and $u_3(k-1)$ is A_{54} and $u_3(k-2)$ is A_{55} then $y_1(k) = (1.50) \cdot 10^0 \cdot y_1(k-1) + (5.37) \cdot 10^{-3} \cdot y_2(k-1) (3.48) \cdot 10^{-2} \cdot u_2(k-1) (1.90) \cdot 10^{-2} \cdot u_3(k-1) + (8.47) \cdot 10^{-3} \cdot u_3(k-2) (1.39) \cdot 10^{-1}$
- 6. if $y_1(k-1)$ is A_{61} and $y_2(k-1)$ is A_{62} and $u_2(k-1)$ is A_{63} and $u_3(k-1)$ is A_{64} and $u_3(k-2)$ is A_{65} then $y_1(k) = (9.65) \cdot 10^{-1} \cdot y_1(k-1) \cdot (5.22) \cdot 10^{-3} \cdot y_2(k-1) + (2.98) \cdot 10^{-2} \cdot u_2(k-1) + (1.93) \cdot 10^{-2} \cdot u_3(k-1) (2.89) \cdot 10^{-2} \cdot u_3(k-2) \cdot (3.43) \cdot 10^{-1}$

Cada una de las reglas representa un submodelo lineal y las componentes del vector consecuente indican las dependencias del submodelo. En nuestro caso de estudio, el vector antecedente coincide con el vector consecuente y consideraremos un vector $\mathbf{x_a} = \mathbf{x}$, común a ambas salidas, constituido por: $[y_1(k-1), y_2(k-1), u_1(k-1), u_2(k-1), u_2(k-1), u_2(k-2)]$ La expresión numérica global para cada una de las dos salidas del modelo fuzzy se obtendrá combinando todas las reglas y aplicando un método de cómputo numérico, como el método del centroide, que tiene en cuenta los consecuentes de todas las reglas, con la ponderación adecuada. Se concreta matemáticamente esta idea en la expresión (1):

$$\begin{split} \tilde{y}_i &= \frac{\sum_{j=1}^{m_t} \mu_{A_{j1}}(x_{a1}) \ \mu_{A_{j2}}(x_{a2}) \dots \ \mu_{A_{jv_t}}(x_{ap_t}) \ \phi_{ij}(x)}{\sum_{j=1}^{m_t} \mu_{A_{j1}}(x_{a1}) \ \mu_{A_{j2}}(x_{a2}) \dots \ \mu_{A_{jv_t}}(x_{ap_t})} \\ i &= 1, 2 \\ j &= 1, 2, ..., m_i \\ m_i : numero \ de \ reg \ las \ de \ la \ salida \ y_i \end{split} \tag{1}$$

y con las siguientes funciones de pertenencia:

$$\beta_{ij}(x_a) = \frac{\mu_{A_{j1}}(x_{a1}) \ \mu_{A_{j2}}(x_{a2}) \dots \mu_{A_{jv_i}}(x_{ap_i})}{\sum_{j=1}^{m_i} \mu_{A_{j1}}(x_{a1}) \ \mu_{A_{j2}}(x_{a2}) \dots \mu_{A_{jv_i}}(x_{ap_i})}$$

$$i = 1, 2$$

$$j = 1, 2, ..., m_i$$

$$m_i: numero de reglas de la salida y_i$$
(2)

la expresión numérica de la salida quedará así:

$$\tilde{y}_i = \sum_{j=1}^{m_i} \beta_{ij}(\mathbf{x}_a) \, \phi_{ij}(\mathbf{x})
i = 1,2
j = 1,2,...,m_i
m_i: numero de reglas de la salida y_i$$
(3)

3.3 FORMALIZACIÓN EN EL ESPACIO DE ESTADOS

La reformulación de las reglas fuzzy en forma de ecuaciones de estado supondrá la ventaja de poder manipularlas de manera analítica, pudiendo realizar el cálculo de predicciones del algoritmo de control predictivo y expresar la ley de control en forma explícita, que es una de las principales aportaciones de nuestro trabajo, siguiendo la línea iniciada previamente por otros autores [3]. Resumiremos a continuación lo más relevante del correspondiente desarrollo, ya presentado y descrito en [11].

3.3.1 Modelo fuzzy en el espacio de estados

Realizando las adecuadas definiciones matemáticas previas, podemos agrupar conjuntamente las reglas de nuestros modelos fuzzy tipo *Takagi-Sugeno* en las siguientes Ecuaciones de Estado (matriciales):

$$\mathbf{z}_{m}(k+1) = \overline{\mathbf{A}}_{m}\mathbf{z}_{m}(k) + \overline{\mathbf{B}}_{m}\mathbf{u}_{a}(k) + \overline{\mathbf{R}}_{m}$$
(4)
$$\mathbf{y}_{m}(k) = \overline{\mathbf{C}}_{m}\mathbf{z}_{m}(k)$$
(5)

siendo las *Matrices de Estado* y los coeficientes matriciales:

$$\overline{A}_{m} = \sum_{\substack{j=1\\mr}}^{mr} (\beta_{j}(x_{a})A_{m_{j}}); \ \overline{B}_{m} = \sum_{\substack{j=1\\mr}}^{mr} (\beta_{j}(x_{a})B_{m_{j}});$$

$$\overline{C}_{m} = \sum_{j=1}^{mr} (\beta_{j_{12}}(x_{a})C_{m_{j}}); \ \overline{R}_{m} = \sum_{j=1}^{mr} (\beta_{j}(x_{a})R_{m_{j}})$$

$$A_{m_{j}} = \begin{pmatrix} a_{j_{1}} & a_{j_{2}} & 0 & b_{j_{2}} \\ 0 & a_{j_{2}}^{*} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{mr} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{mr} \end{pmatrix};
B_{m_{j}} = \begin{pmatrix} b_{j_{3}} & b_{j_{4}} \\ b_{j_{3}}^{*} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$
(8)

$$C_{m_j} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}; \ R_{m_j} = \begin{pmatrix} r_j \\ r_j^* \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \tag{9}$$

3.3.2 Dependencia temporal de los coeficientes de las ecuaciones de estado

Una particularidad importante de las ecuaciones de estado obtenidas es que los coeficientes matriciales \bar{A}_m , \bar{B}_m , \bar{C}_m y \bar{R}_m dependen del vector antecedente

 \mathbf{x}_a (a través de $\boldsymbol{\beta}_1(\mathbf{x}_a)$) y, por tanto, también dependen del instante de tiempo k-ésimo, porque \mathbf{x}_a depende del tiempo. Será necesario, por tanto, recalcular tales coeficientes en cada iteración o período de simulación, tras haber actualizado el vector antecedente \mathbf{x}_a y también $\boldsymbol{\beta}_1(\mathbf{x}_a)$. El comportamiento de nuestro sistema multivariable no lineal identificado mediante un modelo fuzzy ha quedado finalmente representado por un sistema de ecuaciones de estado con coeficientes dependientes del tiempo. En [3] se citan dos referencias teóricas sobre la asociación de sistemas que tengan dinámicas no lineales con sistemas lineales variantes en el tiempo (Leith, D.J., Leithead, W.E., 1998 y 1999).

4 EXPERIMENTOS DE CONTROL PREDICTIVO (FMBPC)

La estrategia de control predictivo empleada consiste en deducir una ley de control analítica y explícita, haciendo uso de las ecuaciones de estado detalladas en (4) y (5) e imponiendo para cada una de las dos salidas la restricción del seguimiento de sendas trayectorias de referencia para un cierto horizonte de predicción. No es posible incluir aquí el desarrollo matemático realizado, por lo que nos centraremos en presentar los resultados de los experimentos en los que se ha usado la ley de control deducida.

4.1 SIMULACIÓN

Los experimentos de control predictivo en simulación han sido desarrollados en el entorno *Matlab & Simulink*. El soporte principal ha sido un diagrama de bloques de *Simulink*, siendo los bloques más significativos el del controlador predictivo y el de la depuradora. El funcionamiento del bloque controlador se ha basado en una *s-function* de *Simulink*, en la que se ha escrito en *Matlab* el código necesario para realizar los cálculos del algoritmo de control predictivo basado en la ley de control analítica obtenida (entre ellos, la actualización en cada iteración de los coeficientes de las ecuaciones).

4.2 RESULTADOS

Se hicieron numerosas pruebas, con distintas perturbaciones de entrada y diferentes referencias de las salidas, para el horizonte de predicción (*H*) y para otros parámetros. Resumiremos los resultados obtenidos presentando las gráficas de la evolución temporal de las variables controladas, es decir, de la concentración de sustrato en el efluente, s (mg/l) y de la concentración de biomasa en el reactor, x (mg/l), así como la gráfica de la evolución temporal de la variable de control, es decir, la del caudal de recirculación, q_r (m³/h), que estará determinado por el

algoritmo de control predictivo. Se incluyen también, en las gráficas de s y x, las evoluciones de las perturbaciones (caudal de entrada, q_i (m³/h) y concentración de sustrato en la entrada, s_{i} (mg/l)). En las pruebas llevadas a cabo se consideraron diferentes valores de referencia para las dos salidas, estando principalmente tales valores en el intervalo de 45 mg/l a 60 mg/l para s_{ref} y en el de 700 mg/l a 2000 mg/l para x_{ref}. El intervalo de tiempo de simulación elegido fue de 0 a 166 horas. En ninguno de los casos seleccionados fue necesario imponer cotas al incremento de la acción de control. Sin embargo, hay casos en los que sí sería preciso hacerlo para evitar inestabilidades, pero el análisis de tal problema requiere un estudio más amplio. También sería necesario un estudio complementario para el horizonte de predicción (parámetro muy importante en control predictivo). Se indican los horizontes de predicción usados para los resultados mostrados.

4.2.1 Modelo identificado en 3.1.1, con H=6

Evoluciones de las salidas (más perturbaciones):

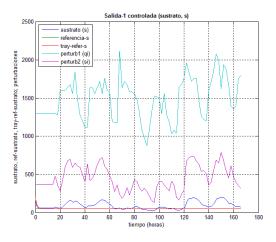


Figura 7. Sustrato y perturbaciones (identif. 3.1.1)

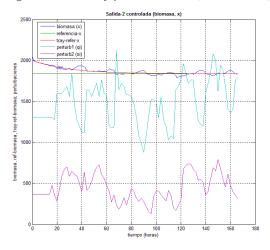


Figura 8. Biomasa y perturbaciones (identif. 3.1.1)

Acción de control predictivo fuzzy:

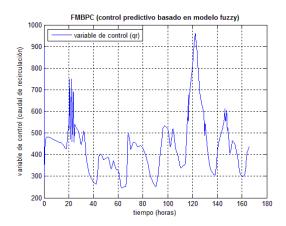


Figura 9. Control predictivo, q_r (identif. 3.1.1)

4.2.2 Modelo identificado en 3.1.2, con H=3

Evoluciones de las salidas (más perturbaciones):

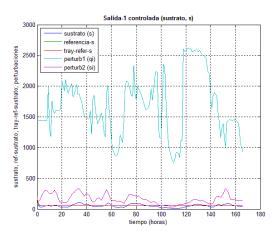


Figura 10. Sustrato y perturbaciones (identif. 3.1.2)

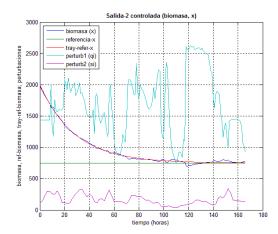


Figura 11. Biomasa y perturbaciones (identif. 3.1.2)

Acción de control predictivo fuzzy:

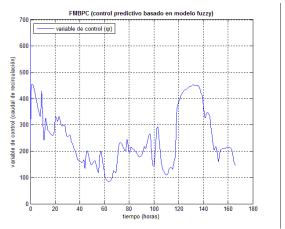


Figura 12. Control predictivo, q_r (identif. 3.1.2)

4.2.3 Modelo identificado en 3.1.3, con H=250

Evoluciones de las salidas (más perturbaciones):

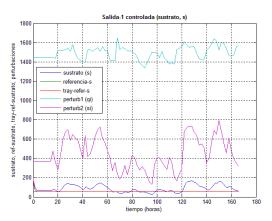


Figura 13. Sustrato y perturbaciones (identif. 3.1.3)

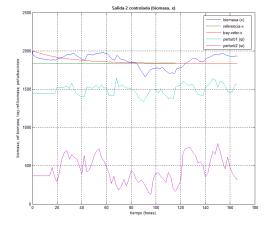


Figura 14. Biomasa y perturbaciones (identif. 3.1.3)

Acción de control predictivo fuzzy:

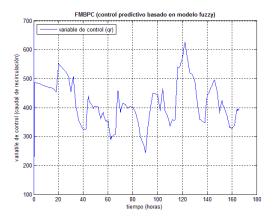


Figura 15. Control predictivo, q_r (identif. 3.1.3)

5 CONCLUSIONES

En los experimentos realizados se ha aplicado una particular metodología de control predictivo fuzzy a un proceso con dinámica compleja, expresando la ley de control en forma analítica y explícita. En todos los presentados, la respuesta del sistema controlado (variables s y x) parece razonablemente satisfactoria, teniendo en cuenta la gran dificultad que supone controlar un sistema multivariable, altamente no lineal y de carácter biológico. Además, se ha extendido a un caso multivariable y con perturbaciones, un método de obtención de la ley de control predictivo en forma analítica y explícita, probado previamente para un sistema multivariable, sin perturbaciones y no tan complejo.

En el proceso de estudio e investigación que precede a la presentación de este artículo se han seguido y se siguen varias líneas de estudio, tanto relativas a la realizabilidad y utilidad, para sistemas complejos, de los métodos y algoritmos aquí propuestos, como a la influencia de diversos factores, como características dinámicas del modelo identificado, el horizonte de predicción o la interrelación entre las referencias de las salidas (sistema multivariable con salidas acopladas), entre otros. Así mismo, se posibles evalúan actualmente estudios complementarios o mejoras del algoritmo propuesto, incorporando restricciones en el cálculo de la ley de control, a satisfacer mediante optimización, con el objetivo de evitar inestabilidades.

Agradecimientos

Los autores agradecen al MINECO del Estado Español la financiación del proyecto DPI2015-67341-C02-01, en el marco del cual se lleva a cabo esta investigación.

Referencias

- [1] Babu ka, R. (1998-2001). Fuzzy Modeling and Identification Toolbox (FMID)-User s Guide.
- [2] Babu ka, R. (1998). Fuzzy Modeling for Control. Kluwer Academic Publishers, Boston, USA.
- [3] Bla ic, S., and krjanc, I. (2007). Design and Stability Analysis of Fuzzy Model-based Predictive Control—A Case Study. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 49, 279–292.
- [4] Camacho, E.F., y Bordons, C. (1998). Model Predictive Control. Springer, Great Britain.
- [5] Francisco, M., y Vega, P. (2006). Diseño Integrado de procesos de depuración de aguas utilizando control predictivo basado en modelos. RIAI-Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial, ISSN: 1697-7912, 3(4), 88-98.
- [6] Henze, M., Grady, C. P. L. Jr, Gujer, W, Marais, G v R & Matsuo, T., 1987. Activated Sludge Model No. 1. IAWPRC Scientific and Technical Reports No. 1. London, UK.
- [7] Mollow, S., 2002. Fuzzy Control of Multi-Input Multi-Output Processes. PhD dissertation. Delft University of Technology (Netherlands).
- [8] Moreno, R. (1994). Estimación de Estados y Control Predictivo de Proceso de Fangos Activados. Tesis Doctoral. Facultat de Ciències de la Universitat Autònoma de Barcelona (Spain).
- [9] Roubos, J.A., Mollov, S., Babu ka, R., Verbruggen, H.B., (1999). Fuzzy model-based predictive control using Takagi-Sugeno models. International Journal of Approximate Reasoning, 22(1-2), 3-30.
- [10] Takagi, T., Sugeno, M., (1985). Fuzzy Identification of Systems and its Application to Modeling and Control. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics 15 (1), 116–132.
- [11] Vallejo, P. y Vega, P. (2017). Proceedings del XV Simposio CEA de Ingeniería de Control. Universidad de Salamanca, 9-10 de febrero de 2017, Salamanca (Spain).
- [12] Zadeh, and Lotfi A., (1990). Fuzzy Sets and Systems. *International Journal of General Systems*, 17 (2), 129-138.