

ACTAS

DE LAS

XXXVIII Jornadas de Automática

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



Universidad de Oviedo
Universidá d'Uviéu
University of Oviedo



CEA
Comité Español
de Automática

Colabora

Gijón

Convention Bureau

Actas de

XXXVIII

Jornadas de Automática

© 2017 Universidad de Oviedo
© Los autores

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

DL AS 2749-2017

ISBN: 978-84-16664-74-0

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

Prefacio

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

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

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

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

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

Gijón, septiembre de 2017

Hilario López
Presidente del Comité Organizador

Program Committee

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

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

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

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

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

ANÁLISIS FORMAL DE LA DINÁMICA DE SISTEMAS NO LINEALES MEDIANTE REDES NEURONALES.....	376
<i>Eloy Irigoyen, Mikel Larrea, A. Javier Barragán, Miguel Ángel Martínez and José Manuel Andújar</i>	
Predicción de la energía renovable proveniente del oleaje en las islas de Fuerteventura y Lanzarote.	384
<i>G.Nicolás Marichal, Deivis Avila, Ángela Hernández, Isidro Padrón and José Ángel Rodríguez</i>	
Aplicación de Redes Neuronales para la Estimación de la Resistencia al Avance en Buques	393
<i>Daniel Marón Blanco and Matilde Santos</i>	
Novel Fuzzy Torque Vectoring Controller for Electric Vehicles with per-wheel Motors	401
<i>Alberto Parra, Martín Dendaluze, Asier Zubizarreta and Joshué Pérez</i>	
REPOSTAJE EN TIERRA DE UN AVIÓN MEDIANTE ALGORITMOS GENÉTICOS .	408
<i>Elías Plaza and Matilde Santos</i>	
VISUALIZACIÓN WEB INTERACTIVA PARA EL ANÁLISIS DEL CHATTER EN LAMINACIÓN EN FRÍO	416
<i>Daniel Pérez López, Abel Alberto Cuadrado Vega and Ignacio Díaz Blanco</i>	
BANCADA PARA ANÁLISIS INTELIGENTE DE DATOS EN MONITORIZACIÓN DE SALUD ESTRUCTURAL.....	424
<i>Daniel Pérez López, Diego García Pérez, Ignacio Díaz Blanco and Abel Alberto Cuadrado Vega</i>	
CONTROL DE UN VEHÍCULO CUATRIRROTOR BASADO EN REDES NEURONALES.....	431
<i>Jesus Enrique Sierra and Matilde Santos</i>	
CONTROL PREDICTIVO FUZZY CON APLICACIÓN A LA DEPURACIÓN BIOLÓGICA DE FANGOS ACTIVADOS.....	437
<i>Pedro M. Vallejo Llamas and Pastora Vega Cruz</i>	
<hr/> Educación en Automática <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>	
HERRAMIENTAS DE ENTRENAMIENTO Y MONITORIZACIÓN PARA EL DESMINADO HUMANITARIO	793
<i>Hector Montes, Roemi Fernandez, Pablo Gonzalez de Santos and Manuel Armada</i>	
Control a Baja Velocidad de una Rueda con Motor de Accionamiento Directo mediante Ingeniería Basada en Modelos	799
<i>Antonio José Muñoz-Ramírez, Jesús Manuel Luque-Bedmar, Jesus Manuel Gomez-De-Gabriel, Anthony Mandow, Javier Serón and Alfonso Garcia-Cerezo</i>	
SIMULACIÓN DE VEHÍCULOS AUTÓNOMOS USANDO V-REP BAJO ROS	806
<i>Cándido Otero Moreira, Enrique Paz Domonte, Rafael Sanz Dominguez, Joaquín López Fernández, Rafael Barea, Eduardo Romera, Eduardo Molinos, Roberto Arroyo, Luís Miguel Bergasa and Elena López</i>	
Cinemática y prototipado de un manipulador paralelo con centro de rotación remoto para robótica quirúrgica.....	814
<i>Francisco Pastor, Juan M. Gandarias and Jesús M. Gómez-De-Gabriel</i>	
ANÁLISIS DE ESTABILIDAD DE SINGULARIDADES AISLADAS EN ROBOTS PARALELOS MEDIANTE DESARROLLOS DE TAYLOR DE SEGUNDO ORDEN.....	821
<i>Adrián Peidro Vidal, Óscar Reinoso, Arturo Gil, José María Marín and Luis Payá</i>	
INTERFAZ DE CONTROL PARA UN ROBOT MANIPULADOR MEDIANTE REALIDAD VIRTUAL	829
<i>Elena Peña-Tapia, Juan Jesús Roldán, Mario Garzón, Andrés Martín-Barrio and Antonio Barrientos</i>	
Evolución de la robótica social y nuevas tendencias.....	836
<i>Antonio J. Pérez Vidal, Alvaro Castro-Gonzalez, Fernando Alonso Martín, Jose Carlos Castillo Montoya and Miguel A. Salichs</i>	
DISEÑO MECÁNICO DE UN ASISTENTE ROBÓTICO CAMARÓGRAFO CON APRENDIZAJE COGNITIVO	844
<i>Irene Rivas-Blanco, M Carmen López-Casado, Carlos Pérez-Del-Pulgar, Francisco García-Vacas, Víctor Fernando Muñoz, Enrique Bauzano and Juan Carlos Fraile</i>	
CÁLCULO DE FUERZAS DE CONTACTO PARA PRENSIONES BIMANUALES.....	852
<i>Francisco Abiud Rojas-De-Silva and Raul Suarez</i>	
Modelado del Contexto Geométrico para el Reconocimiento de Objetos.....	860
<i>José Raúl Ruiz Sarmiento, Cipriano Galindo and Javier Gonzalez-Jimenez</i>	
Estimación Probabilística de Áreas de Emisión de Gases con un Robot Móvil Mediante la Integración Temporal de Observaciones de Gas y Viento	868
<i>Carlos Sanchez-Garrido, Javier Monroy and Javier Gonzalez-Jimenez</i>	

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

Sistemas de Tiempo Real

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

Visión por Computador

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

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

PREDICCIÓN DE LA IRRADIANCIA A PARTIR DE DATOS DE SATÉLITE MEDIANTE *DEEP LEARNING*

J. Pérez

Dep. de Ingeniería y Ciencia de los computadores, perezsolerj@gmail.com

J. Segarra-Tamarit, H. Beltran, C. Ariño, J.C. Alfonso-Gil, A. Attanasio, E. Pérez
Dep. de Ingeniería de Sistemas Industriales y Diseño, Universitat Jaume I, Castelló de la Plana, España

Resumen

El conocimiento con antelación de la irradiancia solar en la superficie en una ubicación determinada presenta diversas utilidades para las plantas fotovoltaicas, como la participación más ventajosa en el mercado eléctrico o las menores necesidades de almacenamiento para ello. En este trabajo se estudian diferentes alternativas para la estimación de la irradiancia a posteriori y se propone una red neuronal artificial que, utilizando esta estimación, predice la irradiancia solar futura con una hora de antelación.

Palabras clave: Predicción, Irradiancia solar, redes neuronales, deep learning, MSGCPP, MACC-RAD

1. INTRODUCCIÓN

El crecimiento exponencial experimentado de forma prácticamente sostenida durante los últimos 10 años por el sector de la energía fotovoltaica le ha llevado a contar con más de 300 GW de potencia instalada a cierre del año 2016, y con una previsión de alcanzar cerca de 370 GW a finales de 2017[1]. Esto hace que a día de hoy la fotovoltaica sea la principal tecnología de producción de energía eléctrica a nivel de nuevas instalaciones a escala mundial[2].

La continua e imparable penetración de la fotovoltaica en los sistemas eléctricos de los distintos países implica un reto asociado a la estabilidad de estos sistemas [3] ya que, cabe recordar, la fotovoltaica es una tecnología cuya producción es inherentemente intermitente. Así, la estocástica evolución de las nubes a lo largo del día comporta que las plantas fotovoltaicas no puedan garantizar una producción determinada en cualquier momento del día. Esto ha venido dificultando tanto la gestión de la red por parte de los operadores como la participación de estas plantas en los mercados de compraventa de electricidad de los distintos países.

Por otro lado, la irrupción en el mercado eléctrico con unos precios cada vez más competitivos de

varias tecnologías de almacenamiento de energía, principalmente baterías de iones de litio y de sulfuro de sodio, ha abierto la puerta a la aparición de proyectos fotovoltaicos híbridos que incorporan baterías[4]. Estas nuevas plantas presentan curvas de producción mucho más controladas ya que las baterías ejercen el rol de buffer energético. Por tanto, las baterías permiten suplir las limitaciones de la fotovoltaica a nivel de predictibilidad pero siguen siendo un elemento caro que aumenta bastante el coste de la instalación, reduciendo su rentabilidad. Además, las distintas clases de batería presentan todavía vidas útiles asociadas al ciclado relativamente limitadas [5], [6], [7] y [8], cosa que implica la necesidad de sustituciones a lo largo de la vida de la planta.

La posibilidad de predecir la irradiancia disponible en una ubicación se antoja en este sentido un factor fundamental ya no solo para mejorar la posible venta de electricidad con mayor fiabilidad por parte de las plantas fotovoltaicas al mercado eléctrico, sino también para poder optimizar el funcionamiento de la planta incluyendo como parámetro de operación la minimización del envejecimiento de las baterías.

En este artículo se presenta una metodología que permite predecir con una hora de antelación cual será la irradiancia en una ubicación determinada con un error sistemático de 0.01 y una desviación típica de 0.18.

2. IRRADIANCIA A PARTIR DE IMÁGENES DE SATÉLITE

Una de las metodologías más utilizadas para realizar estimaciones de irradiancia solar sobre la superficie terrestre se basa en el uso de imágenes de satélite, que a nivel europeo proceden del sistema de satélites Meteosat de segunda generación *MSG*. No obstante, existen varias plataformas o bases de datos que ofrecen distintos tipos de estimación, para las distintas ubicaciones y para cada momento específico, obtenidas mediante cálculos y algoritmos propios a partir de dichas imágenes de satélites. En este estudio se han utilizado y evaluado los datos producidos por dos de es-

tas plataformas: *MSGCPP* [9], desarrollada por el Koninklijk Nederlands Meteorologisch Instituut, y *MACC-RAD* [10], promovida por la Comisión Europea y que forma parte del programa para la observación de la tierra, Copernicus.

Por lo que respecta a *MSGCPP*, ésta utiliza para obtener la irradiancia un algoritmo basado en las propiedades físicas de las nubes identificadas en las imágenes de satélite. De este modo, permite descargar datos de diferentes parámetros (tales como temperatura y altura de las nubes, precipitaciones o radiación horizontal) estimados con un periodo de muestreo de 15 minutos y una resolución espacial de $3 \times 3 \text{ km}^2$.

En cambio, dentro de los múltiples datos relativos a diferentes parámetros relacionados con el clima que Copernicus pone a disposición de los usuarios, el servicio de *MACC-RAD* proporciona series de datos de radiación horizontal en cualquier lugar de Europa con un periodo de muestreo de hasta un minuto. Los datos se calculan interpolando para la posición solicitada y los valores disponibles más recientes son de dos días antes de la fecha actual.

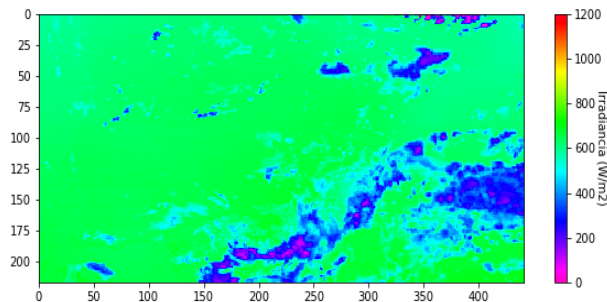


Figura 1: Mapa de irradiancias a partir de *MSGCPP*

Gracias a los valores de irradiancia proporcionados por estos modelos, se puede formar una matriz que represente la irradiancia de una zona como la representada en la figura 1. De este modo, más allá de la información relativa al punto de estudio se pueden conocer valores de irradiancia en zonas aledañas y, si se toma una sucesión de imágenes, se puede observar la evolución de las zonas de baja irradiancia causadas por las nubes.

3. COMPARACIÓN *MSGCPP* vs *MACC-RAD*

Las bases de datos introducidas ofrecen estimaciones de los valores de irradiancia puntuales y discretos que deben ser contrastados en todo caso con medidas reales para valorar su fiabilidad y utilidad. En [11] los autores estudian el error existente entre varios de los métodos de cálculo

disponibles en Europa y concluyen que el error cuadrático medio (*RMSE*) puede estar entre un 3% y un 6% cuando se agrupan los valores de manera mensual. Sin embargo, este error aumenta al reducir el periodo de los datos a nivel horario o diario.

Por lo que respecta a las bases de datos consideradas, la figura 2 muestra los valores de estimaciones realizadas para varios días consecutivos del año 2016. Se puede apreciar como ambos modelos son capaces de detectar la presencia de nubes y ofrecen valores de irradiancia similares a los reales. También se comprueba como para las primeras y últimas horas del día, *MSGCPP* no ofrece valores (debido a la inexistencia de imágenes de satélite). Sin embargo este modelo se aproxima más a los valores reales.

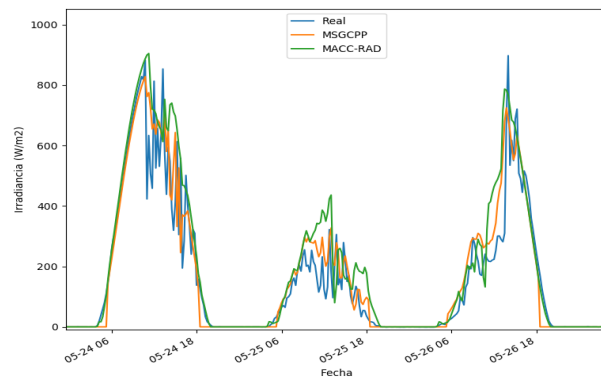


Figura 2: Comparación de datos para tres días

Se ha calculado con una frecuencia mensual el error entre los dos modelos y los valores reales. Esto se ha hecho como en [11], separando el *RMSE* en una componente sistemática (*Bias*) y una desviación estándar (*SDE*) de acuerdo a la ecuación 1.

$$RMSE^2 = SDE^2 + Bias^2 \quad (1)$$

El *RMSE* normalizado se calcula a partir de las medidas de irradiancia real (G_{real}) y de la irradiancia estimada (G_{est}), que se quiere analizar, utilizando la ecuación 2

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (G_{est} - G_{real})^2}{N \cdot \overline{G_{real}}^2}} \quad (2)$$

donde N es el número de muestras y $\overline{G_{real}}$ es el valor medio de irradiancia real. Por otra parte, el *Bias* normalizado se calcula utilizando la ecuación 3

$$Bias = \frac{1}{N} \sum \left(\frac{G_{est} - G_{real}}{\overline{G_{real}}} \right) \quad (3)$$

El resultado del error obtenido entre cada uno de los modelos y la realidad para 16 meses consecutivos, entre enero de 2016 y abril de 2017, se muestra en la figura 3. Se comprueba cómo el error mensual de *MSGCPP* es menor, ya que sus puntos están más próximos al 0 tanto en desviación estándar como en desviación sistemática.

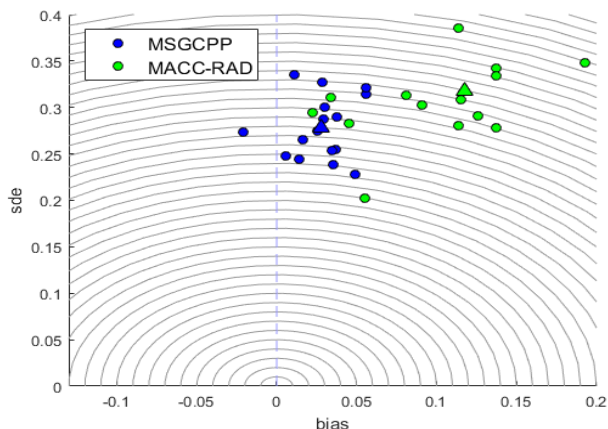


Figura 3: Representación de los errores mensuales de *MSGCPP* y *MACC-RAD*

4. PREDICCIÓN DE IRRADIANCIA MEDIANTE *DEEP LEARNING*

El campo de las redes neuronales artificiales, y más concretamente el conocido como *Deep learning*, presentado en [12], está revolucionando muchos campos de investigación que se encontraban estancados obteniendo resultados muy por encima del estado del arte hasta el momento. Esto es especialmente cierto en el campo de reconocimiento de imágenes, donde las redes neuronales se han mostrado muy efectivas como en [13], pero también en otros campos de aplicación tan diversos como el descubrimiento de partículas físicas [14] o nuevos medicamentos farmacéuticos [15].

Aunque la mayor parte de la teoría existente detrás de las redes neuronales se conoce desde hace tiempo, no ha sido posible explotar el máximo de sus posibilidades hasta contar con suficiente capacidad de proceso mediante el uso de unidades de procesamiento gráfico (GPU). Esto, unido a la gran disponibilidad de datos para procesar y directamente influir en la toma de decisiones, conocido como *Big data* y detallado en [16], ha producido que en los últimos años se vuelva la vista atrás hacia las redes neuronales artificiales.

El *deep learning* es una tecnología de aprendizaje automático, basado en las redes neuronales artificiales, que permite apilar capas simples que apli-

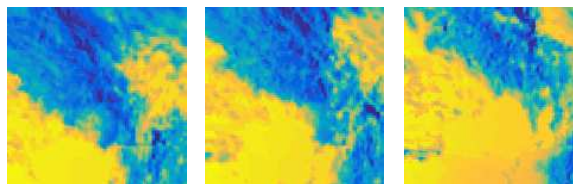


Figura 4: Evolución horaria de los datos de irradiancia en las imágenes por satélite.

can transformaciones no lineales a los datos de entrada al problema. Utilizando esta composición de transformaciones es posible aprender funciones muy complejas de los datos y obtener una representación más abstracta de los mismos.

Dicho de otra forma, las técnicas de *deep learning* aprenden a resolver problemas muy complejos generalizando a partir de ejemplos proporcionados a la red neuronal utilizando optimizadores generalmente basados en las técnicas de *gradiente descendiente* y *backpropagation*. Es por esto que resulta necesario diseñar una estructura de la red neuronal capaz de modelar adecuadamente el problema, cuyos parámetros se ajustarán teniendo en cuenta una función a minimizar para los datos de entrenamiento que se introduzcan. Esto es un proceso iterativo que normalmente requiere de horas, días, e incluso semanas de entrenamiento dependiendo de la complejidad del problema, hasta alcanzar un estado que permita resolver el problema para nuevas instancias de manera solvente.

En este trabajo se presenta el uso de *Deep learning* para predecir cuál será la irradiancia en una ubicación determinada con una hora de antelación a partir de una entrada de imágenes de satélite y de la irradiancia esperada fuera de la atmósfera para dicha ubicación en ese momento.

4.1. DATOS DE ENTRADA

Tal y como se ha comentado previamente, existen varios servicios capaces de calcular la irradiancia en cualquier ubicación y momento a partir de imágenes de satélite. Además, utilizando una serie de imágenes consecutivas centradas en un mismo punto, puede inferirse el movimiento de las nubes y, por tanto, sería posible predecir su próximo estado como puede verse en la figura 4.

Teniendo en cuenta esto, y la gran capacidad de las redes neuronales a la hora de procesar imágenes y extraer características de las mismas, la principal entrada a la red neuronal será la serie de imágenes inmediatamente anteriores al momento de predicción. Dada su mayor disponibilidad y precisión tal y como se demuestra en la sección 3, los datos utilizados son los de *MSGCPP*.

Aunque estos datos contienen mucha información sobre la evolución de las nubes en los alrededores de la zona de interés, carecen de información de la salida esperada en una situación ideal. Por ello, además de la entrada de satélite se incluye la curva de irradiancia esperada según la hora y fecha. Este es un valor que puede calcularse geoméricamente a partir de estos datos y sirve para guiar la predicción que deberá ser ajustada por la red neuronal teniendo en cuenta la situación actual de la atmósfera.

Ambas entradas han sido ajustadas y sincronizadas para asegurar que los datos de entrada son correctos y la red neuronal es capaz por tanto de predecir datos futuros. Para entrenar la red neuronal se han utilizado datos de irradiancia centrados en la Universitat Jaume I y se ha tratado de predecir el dato de irradiancia proporcionado por el mismo satélite con una hora de antelación. El conjunto de datos se ha dividido en tres subconjuntos:

- **Entrenamiento:** Datos correspondientes al año 2016 utilizados para entrenar la red neuronal y obtener un modelo capaz de predecir la irradiancia. En cada iteración los datos son mezclados y reintroducidos, de forma que la red no aprenda estructuras artificiales creadas por la secuencia de datos inicial.
- **Test:** Datos del mes de agosto de 2015 para detectar posibles sobreentrenamientos. Estos datos se evalúan a intervalos regulares durante el entrenamiento y, si el error de este conjunto crece sostenidamente, esto supone un indicador de que el modelo de la red neuronal está aprendiendo detalles del conjunto de entrenamiento que no sirven para un modelo general.
- **Validación:** Datos del año 2015 para medir el error de predicción del modelo ya entrenado.

4.2. ESTRUCTURA DE LA RED

Para el entrenamiento de la red neuronal se han considerado diferentes arquitecturas capaces de resolver el sistema. Finalmente, la red propuesta se compone de capas convolucionales para la extracción de características en las imágenes y capas densamente conectadas que procesan estas características hasta obtener una predicción de irradiancia.

Las capas convolucionales realizan operaciones en la imagen afectando únicamente a píxeles cercanos al procesado de manera invariante a la posición. De esta forma, es posible detectar formas u objetos independientemente de su posición. Esto permite

extraer características de las nubes en diferentes imágenes y predecir su evolución.

Por otra parte, las capas densamente conectadas permiten hacer un análisis más global de la situación e inferir un resultado a partir del mismo. No obstante, este tipo de capas son más susceptibles a sobreentrenarse aprendiendo detalles del conjunto de entrenamiento que no son útiles para nuevas instancias del problema. Por tanto, su número de neuronas se ha mantenido bajo para evitar este tipo de situaciones.

Como función a minimizar se ha utilizado el error cuadrático medio (MSE), siendo una medida que indica la diferencia entre la predicción realizada y la esperada. Sin embargo, como medida de evaluación se ha utilizado el RMSE separado en los dos componentes ya definidas en (1). Esta medida permite mostrar de una forma más visual el error pero no aporta más información a la hora de entrenar y es más compleja computacionalmente.

5. RESULTADOS

Los resultados obtenidos con la red neuronal han sido comparados con dos modelos de predicción sencillos que se encuentran comúnmente en la bibliografía: modelo persistente, usado en [17] y [18], y modelo de coeficiente de nubosidad, usado en [19] y [20].

El modelo persistente asume que las condiciones climatológicas en el último instante disponible se mantienen para el instante de predicción. Por tanto, utilizando un modelo de cielo despejado se calcula la proporción respecto a la última medición y se aplica este mismo coeficiente para el instante de predicción. De esta forma, en días en que las condiciones no varían demasiado, la predicción es bastante precisa.

Por otra parte, el modelo de coeficiente de nubosidad asume que una única medida para calcular el coeficiente a aplicar en el instante de predicción está sujeta a ruido y variaciones rápidas. Por tanto, hace la media de las últimas medidas disponibles filtrando el posible ruido.

Ninguno de estos dos modelos es perfecto ya que fallan en días nubosos y, por tanto, de condiciones cambiantes. Sin embargo, en un clima mayoritariamente soleado como el propuesto, producen resultados razonablemente buenos y son de este modo buenos modelos con los que compararse.

Aunque las predicciones pueden compararse directamente como en la figura 5, es difícil apreciar diferencias entre los métodos propuestos. En esta figura se muestran tres días, uno soleado y dos parcialmente nublados, y los diferentes métodos

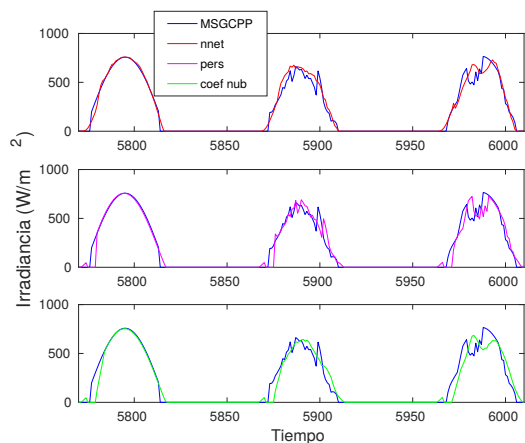


Figura 5: Comparación de los modelos de predicción de irradiancia para tres días.

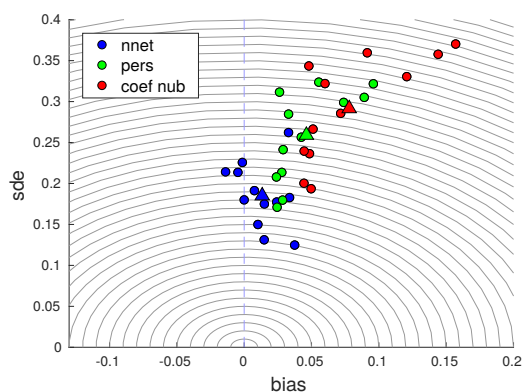


Figura 6: Resultados de los modelos de predicción para una hora con los datos de la UJI año 2015. Con puntos se representa la media mensual de cada modelo, y con triángulos la anual para los dos ejes: error sistemático (bias) y desviación estándar (sde).

junto con los valores que se intentan predecir. Se puede apreciar que todos los métodos son capaces de predecir con gran precisión días soleados pero no ocurre lo mismo con los días nublados donde cometen errores significativos.

Por ello, al igual que en el estudio de los modelos de estimación a partir de datos de satélite, los resultados han sido representados en un gráfico con dos ejes, bias y desviación estándar, para la media de cada mes del año evaluado. La figura 6 muestra los resultados para los modelos de predicción comparados de esta forma, donde se pueden apreciar de una manera mucho más clara las diferencias.

Como se puede observar en esta figura, la red neuronal, representada en azul, produce los mejores resultados tanto en error sistemático como

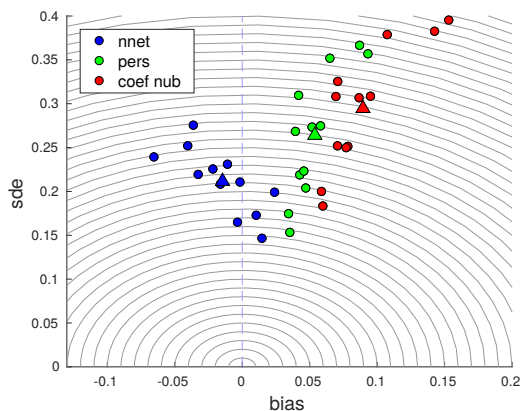


Figura 7: Resultados de los modelos de predicción para una hora con los datos de Marinha da Ondas año 2015. Con puntos se representa la media mensual de cada modelo, y con triángulos la anual para los dos ejes: error sistemático (bias) y desviación estándar (sde).

en desviación estándar. La media anual, mostrada con un triángulo en lugar del círculo que representa la mensual, se encontrará próxima al 0 de error sistemático y alrededor de 0.18 de desviación estándar. El modelo persistente, dibujado en verde, produce mejores resultados que el de coeficiente de nubosidad ya que la mayoría de días son soleados y por tanto una única medición es suficiente para estimar la claridad del día y de este modo la irradiancia.

Los modelos simples tienen una desviación sistemática positiva causada por la necesidad de estimar un valor al comienzo del día cuando aún no se dispone de ninguna medida. En estos casos se estima un día próximo al ideal, que en muchas ocasiones no resulta ser cierto, y por tanto la media acaba estando desviada positivamente. Esto es aún más notable en el modelo de coeficiente de nubosidad.

Otro resultado positivo de la red neuronal es que produce resultados más fiables a lo largo del año, las medias mensuales se encuentran más cercanas, evidenciando que los resultados son más consistentes. La causa de este comportamiento es que los modelos de predicción simples se basan en que las condiciones del día se mantengan estables, cosa que no siempre ocurre, en consecuencia los resultados de predicción de meses donde no se cumple están muy desviados de la media.

En cuanto a la generalización de la red neuronal, en la figura 7 se presentan los resultados de predicción para una localización en la que la red neuronal no se ha entrenado. Es decir, además de ser datos de un año diferente como el caso anterior,

son datos de una localización diferente. En este caso la red neuronal no puede conocer detalles de la entrada que le ayuden a la hora de predecir, por ejemplo componentes de viento habituales o especificidades geográficas.

Estos resultados muestran que la red obtiene resultados muy similares en media, aunque un poco menos consistentes. La red neuronal sigue siendo el mejor modelo de predicción de los comparados, siendo capaz de predecir radiación razonablemente bien en un lugar en el que no ha sido entrenada. En concreto, la red alcanza un error sistemático cercano al -0.01 de bias y 0.20 de desviación estándar.

Queda demostrada por tanto la capacidad de generalizar de la red neuronal, cuyos resultados podrían mejorarse reentrenando con datos de otros años de la misma localización, pero que aún así produce una previsión más precisa.

6. CONCLUSIONES

En este trabajo se han estudiado dos de los métodos existentes para la estimación de la irradiancia solar sobre la superficie terrestre a partir de datos de satélite con una granularidad de 15 minutos. Se han comparado ambos métodos con mediciones reales de un piranómetro, obteniéndose un mejor resultado con el servicio MSGCPP, basado en el algoritmo *Cloud Physical Properties*.

Además, se ha propuesto una red neuronal artificial para la predicción de la irradiancia en una ubicación determinada con una hora de antelación. Por último, se ha analizado la efectividad de dicha predicción para datos de validación no utilizados en el entrenamiento (en un año y localización diferentes). Con el modelo de predicción propuesto se ha obtenido una medida de error significativamente menor que la observada para métodos de predicción más sencillos utilizados en otras aplicaciones.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente realizado bajo los proyectos “Dimensionado y uso óptimo de sistemas de almacenamiento de energía en microrredes y redes de distribución inteligentes” (P1·1B2015-36) e “Integración de fuentes de energía renovables y control de flujos de potencia en redes HVDC mediante convertidores modulares multi-nivel” (DPI2014-53245-R) financiados, respectivamente, por la Universitat Jaume I de Castellón y el Ministerio de Economía junto con los fondos europeos FEDER.

Referencias

- [1] Secretariat REN21, “Renewables 2016 global status report,” *REN21, Paris, Tech. Rep.*, 2016.
- [2] A. Jäger-Waldau, “Pv status report 2016,” *JRC Science for Policy Report (Publications Office of the European Union, 2016)*, 2016.
- [3] F. Katiraei and J. R. Aguero, “Solar pv integration challenges,” *IEEE Power and Energy Magazine*, vol. 9, no. 3, pp. 62–71, 2011.
- [4] C. Palmieri, “Energy storage in abu dhabi and dubai – a closer look,” *EES International – The Electrical Energy Storage Magazine*, 2016.
- [5] M. M. Thackeray, C. Wolverton, and E. D. Isaacs, “Electrical energy storage for transportation—approaching the limits of, and going beyond, lithium-ion batteries,” *Energy & Environmental Science*, vol. 5, no. 7, pp. 7854–7863, 2012.
- [6] B. McCloskey, D. Bethune, R. Shelby, T. Mori, R. Scheffler, A. Speidel, M. Sherwood, and A. Luntz, “Limitations in rechargeability of li-o2 batteries and possible origins,” *The journal of physical chemistry letters*, vol. 3, no. 20, pp. 3043–3047, 2012.
- [7] G. Girishkumar, B. McCloskey, A. Luntz, S. Swanson, and W. Wilcke, “Lithium- air battery: promise and challenges,” *The Journal of Physical Chemistry Letters*, vol. 1, no. 14, pp. 2193–2203, 2010.
- [8] H. Beltran, J. Barahona, R. Vidal, J. Alfonso, C. Ariño, and E. Pérez, “Ageing of different types of batteries when enabling a pv power plant to enter electricity markets,” in *Industrial Electronics Society, IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE*. IEEE, 2016, pp. 1986–1991.
- [9] W. Greuell, J. F. Meirink, and P. Wang, “Retrieval and validation of global, direct, and diffuse irradiance derived from SEVIRI satellite observations,” *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, vol. 118, no. 5, pp. 2340–2361, 2013.
- [10] B. Espinar, C. Hoyer-Klick, M. Lefèvre, M. Schroedter-Homscheidt, and L. Wald, “USER 'S GUIDE to the MACC-RAD Services on solar energy radiation resources March 2015,” no. March, 2015.

- [11] A. Woyte, K. D. Brabandere, B. Sarr, and M. Richter, “The quality of satellite-based irradiation data for operations and asset management,” in *32nd European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition THE*, 2016, pp. 1470–1474.
- [12] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, “Deep learning,” *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015.
- [13] K. Simonyan and A. Zisserman, “Very deep convolutional networks for large-scale image recognition,” *arXiv preprint arXiv:1409.1556*, 2014.
- [14] P. Baldi, P. Sadowski, and D. Whiteson, “Searching for exotic particles in high-energy physics with deep learning,” *Nature communications*, vol. 5, 2014.
- [15] J. Ma, R. P. Sheridan, A. Liaw, G. E. Dahl, and V. Svetnik, “Deep neural nets as a method for quantitative structure-activity relationships,” *Journal of chemical information and modeling*, vol. 55, no. 2, pp. 263–274, 2015.
- [16] A. McAfee, E. Brynjolfsson, T. H. Davenport, D. Patil, and D. Barton, “Big data,” *The management revolution. Harvard Bus Rev*, vol. 90, no. 10, pp. 61–67, 2012.
- [17] E. Lorenz and D. Heinemann, “Prediction of solar irradiance and photovoltaic power,” *Comprehensive Renewable Energy*, vol. 1, pp. 239–292, 2012.
- [18] L. M. Aguiar, B. Pereira, M. David, F. Diaz, and P. Lauret, “Use of satellite data to improve solar radiation forecasting with bayesian artificial neural networks,” *Solar Energy*, vol. 122, pp. 1309–1324, 2015.
- [19] H. Beltran, E. Perez, N. Aparicio, and P. Rodriguez, “Daily solar energy estimation for minimizing energy storage requirements in pv power plants,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 4, no. 2, pp. 474–481, 2013.
- [20] E. Perez, H. Beltran, N. Aparicio, and P. Rodriguez, “Predictive power control for pv plants with energy storage,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 4, no. 2, pp. 482–490, 2013.