

ACTAS

DE LAS

XXXVIII Jornadas de Automática

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



Universidad de Oviedo
Universidá d'Uviéu
University of Oviedo



CEA
Comité Español
de Automática

Colabora

Gijón

Convention Bureau

Actas de

XXXVIII

Jornadas de Automática

© 2017 Universidad de Oviedo
© Los autores

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

DL AS 2749-2017

ISBN: 978-84-16664-74-0

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

Prefacio

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

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

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

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

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

Gijón, septiembre de 2017

Hilario López
Presidente del Comité Organizador

Program Committee

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

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

Revisores Adicionales

Al-Kaff, Abdulla

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

Cancela, Brais

Ferraz, Luis

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

Hernandez Ruiz, Alejandro
Hernandez, Daniel

Jardón Huete, Alberto

López, Amable

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

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 fotobiorreactor 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>	
<hr/> Sistemas de Tiempo Real <hr/>	
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, Dario 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>	
<hr/> Visión por Computador <hr/>	
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>	

EVALUACIÓN DE MÉTODOS PARA REALIZAR RESÚMENES AUTOMÁTICOS DE VÍDEOS

Pablo Rubio Fernández

Escuela de Ingenierías Industrial e Informática, Campus de Vegazana s/n 24071 León, España,
prubif00@estudiantes.unileon.es

Eduardo Fidalgo Fernández

Escuela de Ingenierías Industrial e Informática, Campus de Vegazana s/n 24071 León, España,
efidf@unileon.es

Enrique Alegre Gutiérrez

Escuela de Ingenierías Industrial e Informática, Campus de Vegazana s/n 24071 León, España,
ealeg@unileon.es

Víctor González Castro

Escuela de Ingenierías Industrial e Informática, Campus de Vegazana s/n 24071 León, España,
victor.gonzalez@unileon.es

Resumen

En este trabajo se estudian, presentan y evalúan tres métodos que permiten realizar resúmenes de videos de manera automática, manteniendo la información del video que cada uno de los métodos presentados considera como esencial. Se han revisado los métodos Video2GIF, basado en una red neuronal convolucional de aprendizaje profundo, Move Detector, un algoritmo que detecta y almacena los fotogramas que contienen movimiento, y Peaks Volume, que resume en función de un análisis del espectro de audio del video. La evaluación de los métodos Video2GIF y Peaks Volume se ha realizado utilizando el dataset VSUMM, y la evaluación del método Move Detector, utilizando el dataset VIRAT. Los resúmenes obtenidos se han evaluado utilizando CUS (Comparison of User Summaries). A partir de los mismos se puede concluir que los resultados obtenidos con Video2GIF contienen la información más relevante del video original cuando este contiene escenas cortas que albergan acciones humanas, dado que este método utiliza una red entrenada con dicho propósito, mientras que Peaks Volume ha destacado en el resumen de documentales, pero también ha conseguido unos resultados superiores a 0.4 sobre 1 en el resto de categorías de videos reduciendo la duración del video original a la mitad o menos.

Palabras Clave: Fotograma clave, resumen de vídeo, red neuronal convolucional, aprendizaje profundo, Python, CUS.

Actualmente, cada día se capturan y registran multitud de momentos de nuestra vida cotidiana a través de cámaras y teléfonos móviles. Para hacerse una idea, la plataforma Youtube recibe diariamente una media de 100 horas de vídeos por minuto, haciendo que escenas importantes pasen desapercibidas entre grandes cantidades de datos de vídeos. Por este motivo, el disponer de técnicas de resumen automáticos eficientes para extraer información de grandes cantidades de vídeo en el menor tiempo posible resulta fundamental para la labor diaria de determinadas personas. Por ejemplo, la extracción de inteligencia, de evidencias de tipo vídeo recibidas a diario por parte de los cuerpos y fuerzas de seguridad del estado se vería notablemente agilizada con el uso de dichas técnicas.

Un buen resumen tiene que capturar los momentos clave del vídeo original, manteniendo una coherencia temporal y reduciendo la duración del vídeo lo máximo posible, sin que se pierda información relevante.

En este trabajo se han analizado tres métodos diferentes, explicando su funcionamiento y realizando una pequeña evaluación contra conjuntos de datos disponibles públicamente para poder juzgar la calidad de los resúmenes obtenidos. En la sección 2 se realiza un repaso del estado del arte. La metodología de trabajo de los métodos Video2GIF, Peaks Volume y Move Detector se explica en la sección 3. En la sección 4 se muestra el detalle de la experimentación realizada y, por último, en la sección 5, se presentan brevemente las conclusiones a las que se ha llegado tras la experimentación realizada.

1 INTRODUCCIÓN

2 ESTADO DEL ARTE

En esta sección se revisa el estado del arte en torno a los tres métodos sobre los que se ha realizado la investigación.

2.1 RESÚMENES DE VÍDEOS EN FUNCIÓN DE SU AUDIO

Existen varias propuestas para resumir los vídeos automáticamente analizando el audio del mismo. Reconocer el género del audio (discurso, música, risas, gritos, etc.) y en función de este, detectar o no el plano en el que se graba a los protagonistas [8] es una de estas propuestas. Otra propuesta diferente consiste en cuantificar escenas de audio según la amplitud, frecuencia y energía instantánea de las modulaciones, ayudándose además de mapas de calor [11]. Jiang et al. [6] centraron su trabajo en vídeos de celebraciones y eventos. Primero, se segmenta el audio, utilizando BIC (Bayesian Information Criterion). Después, se calcula la modulación de la energía para distinguir entre discurso o música, o si una persona habla o canta. Una vez dividido el audio, se utiliza detección de rostros para intentar capturar a los protagonistas del evento, por ejemplo, los novios en el vídeo de una boda, y seleccionar así los fotogramas claves.

Furini et al. [2] propusieron un método para detectar los silencios del audio, y una vez detectados, realizaron tres experimentos. En el primero eliminaron todos los fotogramas asociados a los momentos de silencio, en el segundo reprodujeron esos fotogramas a una velocidad el doble de rápido de lo original, y en el tercero realizaron lo mismo que en el caso anterior, pero con una velocidad tres veces superior a la del vídeo original. Consideraron este tercer experimento como el mejor, pues reduce el tiempo del vídeo original y además mantiene todos los fotogramas para no perder detalle.

2.2 RESÚMENES DE VÍDEOS APLICANDO REDES NEURONALES

Gygli et al. [4] introdujeron un método que busca aprender la importancia de las características globales de un resumen de manera supervisada y optimizar estas para poder resumir una gran variedad de vídeos. La primera misión llevada a cabo fue el aprendizaje de la red convolucional. Después, se alimentó el sistema con unas funciones submodulares que le permiten captar los momentos clave del vídeo original en un resumen. Estas son: función de interés, que predice la importancia de un segmento del vídeo; función de representatividad, que evalúa la representación del vídeo original a través del resumen; función de uniformidad, que se encarga de que el resumen tenga

coherencia temporal. Finalmente, se entrenó el sistema con un conjunto de vídeos originales y sus correspondientes resúmenes, para poder realizar el ajuste de cada función de optimización y deducir así la importancia de estas para cada vídeo.

Xu et al. [15] contribuyeron en la mejora de las técnicas de encriptación necesarias para generar resúmenes de vídeos con redes neuronales convolucionales. También propusieron el uso de un conjunto de descriptores latentes como descriptores de fotogramas, los cuales diversifican la salida agregando múltiples localizaciones especiales en la etapa más profunda de la red.

2.3 RESÚMENES DE VÍDEOS ESTÁTICOS

Godbehere et al. [3] realizaron una separación entre el fondo y el primer plano en vídeos estáticos para detectar cualquier variación que se produzca entre estos, y además analizaron el audio de la zona en la que se realiza la grabación de vídeo, para así poder saber la dirección que llevan las personas, la velocidad a la que se desplazan, etc.

Kaewtrakulpong et al. [7] compartieron una mejora del modelo de mezcla Gaussiana adaptable que añade detección de sombras y seguimiento en tiempo real.

Zivkovic [16] también propuso una mejora del modelo de mezcla Gaussiana adaptable para la substracción del fondo que selecciona el número de componentes por píxel necesarios para adaptar la escena observada a las necesidades del objetivo final.

3 MÉTODOS

En esta sección se analizan detalladamente tres métodos para resumir vídeos automáticamente. El primero trabaja con redes neuronales convolucionales, el segundo realiza un análisis del audio del vídeo para generar el resumen y el tercero es un detector de movimiento utilizado para resumir vídeos estáticos.

3.1 VIDEO2GIF

Video2GIF [5] es una aplicación creada por Michael Gygli que utiliza una red neuronal convolucional, entrenada con parejas GIF y no GIF sobre un dataset creado por los autores, para resumir vídeos generando GIFs de los momentos más destacables. Los GIFs son un formato de imagen de poca duración, sin sonido, que reproduce múltiples fotogramas en bucle.

3.1.1 Arquitectura y entrenamiento de la red neuronal

Video2GIF utiliza la arquitectura de red neuronal C3D propuesta por Tran et al. [14]. Para encontrar la mejor configuración, se realizaron pruebas con distintos modelos de red sobre el dataset UCF101, que contiene vídeos de 101 acciones humanas. La arquitectura de red de las primeras pruebas fue la siguiente: 5 capas convolucionales de 64, 128, 256, 256 y 256 filtros respectivamente, seguidas cada una de ellas de una capa de reducción (pooling), 2 capas totalmente conectadas y una capa softmax loss. De los primeros experimentos se concluyó que los mejores resultados se obtenían cuando todas las capas convolucionales tenían profundidad de kernel 3.

Para el aprendizaje de características espacio-temporales, diseñaron una arquitectura diferente basada en lo anterior, con 8 capas convolucionales de 64, 128, 256, 256, 512, 512, 512 y 512 filtros respectivamente, 5 capas de reducción, 2 capas totalmente conectadas de 4096 salidas cada una y una capa de salida softmax.

El entrenamiento de la red se realizó en un dataset creado por los autores de Video2GIF que reúne más de 100.000 GIFs animados y más de 80.000 de los vídeos originales de estos GIFs. Los GIFs se alinean con sus respectivos vídeos originales para así poder obtener los segmentos no seleccionados del vídeo, los cuáles sirven como muestras negativas en el entrenamiento (no GIFs). Para entrenar a la red, los autores realizaron comparaciones entre más de 500.000 parejas de GIFs y no GIFs.

3.1.2 Funcionamiento de Video2GIF

El primer paso que realiza la aplicación, es crear la red neuronal convolucional, con la arquitectura mencionada en el subapartado anterior. Después, divide el vídeo en segmentos no superpuestos. Para ello, utiliza el algoritmo de detección de límites de escena que detecta los cambios de toma, propuesto por Song et al. [12], en el que dada una matriz X y un número de puntos de cambio k , el objetivo se reduce a encontrar una aproximación constante de $H \in R^{dxn}$ en la que H minimice el error de reconstrucción $\min_H \|X - H\|$. Los puntos de cambio se encuentran tomando la derivada discreta de primer orden de H y buscando las localizaciones de los valores distintos de 0. La fórmula es:

$$\min_H \frac{1}{2} \|X - H\|_F^2 + \lambda \sum_{t=1}^{n-1} \|\mathbf{H}_{:,t+1} - \mathbf{H}_{:,t}\|_2 \quad (1)$$

donde $\|\cdot\|_F$ es la norma de Frobenius. El primer término mide el error de reconstrucción, el segundo es la variación total, y $\lambda > 0$ controla la relativa importancia entre ambos.

Una vez realizada la división de segmentos, el siguiente paso es puntuarlos. Durante el entrenamiento, la entrada es una pareja de segmentos GIF y no GIF. El conjunto de segmentos no GIF $\{s^-\}$ serán todos los segmentos del vídeo que no formen parte de los GIFs de ese vídeo incluidos en el dataset, y el conjunto de segmentos GIF $\{s^+\}$ serán los segmentos GIF de cada vídeo disponibles en el dataset. El modelo aprende una función $h: R^d \rightarrow R$ que mapea un segmento s para dar un valor $h(s)$ a su aptitud como GIF. El programa aprende la función comparando parejas de entrenamiento de forma que el conjunto de segmentos GIF $\{s^+\}$ obtenga una puntuación más alta que el conjunto de segmentos no GIF $\{s^-\}$. Durante la evaluación, la aplicación sólo recibe un segmento, y calcula su idoneidad como GIF mediante la función aprendida de puntuación. Por último, calcula el valor $h(s)$ para todos los segmentos $s \in S$ del vídeo y produce un ranking ordenado según las puntuaciones.

Finalmente, la función de pérdida Huber describe la penalización incurrida en los GIFs de menor calidad. La fórmula de la función de pérdida Huber utilizada por Video2GIF es la siguiente:

$$l_{Huber}(s^+, s^-) = \begin{cases} \frac{1}{2} l_2(s^+, s^-), & \text{if } u \leq \delta \\ \delta l_1(s^+, s^-) - \frac{1}{2} \delta^2, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

donde $u = 1 - h(s^+) + h(s^-)$. El parámetro δ define el punto en el cual la pérdida comienza a ser lineal, y tendrá un valor dependiente de la calidad del GIF, siendo más alto para los GIFs de mejor calidad. l_1 y l_2 vienen dados por la fórmula (3) para los valores $p=1$ y $p=2$ respectivamente.

$$l_p(s^+, s^-) = \max(0, 1 - h(s^+) + h(s^-))^p \quad (3)$$

Finalmente, definen el objetivo como la pérdida total sobre el dataset D y un término de regulación con la norma de Frobenius al cuadrado en el modelo de pesos W :

$$L(D, W) = \sum_{S_i \in D} \sum_{(s^+, s^-) \in S_i} l_{Huber}(s^+, s^-) + \lambda \|W\|_F^2 \quad (4)$$

donde λ es el parámetro de regulación.

3.1.3 Evaluación y resultados

Los autores de Video2GIF utilizan mean Average Precision (mAP) y Meaningful Summary Duration (MSD) para evaluar los resúmenes de vídeos.

El primer método, mean Average Precision, calcula la precisión con la que el programa captura los mejores momentos, es decir, los que compongan el ground truth. El segundo método, meaningful summary duration, se basa en agregar segmentos según su puntuación hasta cubrir los segmentos dados por el ground truth. Si alberga muchos segmentos de baja importancia en los primeros lugares obtendrá una puntuación de MSD baja.

Los resultados obtenidos por los autores se pueden observar en la Tabla 1.

Tabla 1: Resultados de la evaluación del método Video2GIF

Método	nMSD ↓	mAP ↑
Joint embedding	54.38%	12.36%
Category-spec. SVM	52.98%	13.46%
Domain-spec. RankSVM	46.40%	16.08%
Classification	61.37%	11.78%
Rank, video agnostic	53.71%	13.25%
Rank, l_1 loss	44.60%	16.09%
Rank, l_2 loss	44.43%	16.10%
Rank, Huber loss	44.43%	16.22%
Rank, adaptative Huber loss	44.58%	16.21%
Rank, adaptative Huber loss + context (Ours)	44.19%	16.18%
Ours + model averaging	44.08%	16.21%
Approx. Bounds	38.77%	21.30%

3.2 PEAKS VOLUME

En esta subsección se detalla el algoritmo Peaks Volume, el cual resume el contenido de un vídeo en base a los picos de volumen detectados en el audio del mismo.

3.2.1 Funcionamiento de Peaks Volume

El algoritmo analiza el espectro de audio en busca de picos de volumen, los cuales se encontrarán cuando la gráfica del audio sufra un incremento y un descenso del volumen en el mismo punto.

El primer paso es abrir el vídeo indicado y extraer toda su pista de audio, para posteriormente, calcular el volumen y dibujarlo en una gráfica. El segundo paso consiste en hallar los picos. Para ello, se recorre la gráfica multiplicando incrementos por descensos, y obteniendo un resultado distinto de 0 en los puntos donde incremento y descenso se produzcan a la vez. Tras un pico, habrá un tiempo determinado en el que

no se podrán analizar otros picos, pues es evidente que dos picos de volumen muy seguidos seguramente pertenezcan a la misma acción. Finalmente, se recorta el vídeo en subclips asociados a los picos detectados, que se unirán dando lugar al resumen final.

3.3 MOVE DETECTOR

Para resumir vídeos estáticos grabados por cámaras fijas se utilizará el algoritmo Move Detector, que separa el fondo del primer plano para detectar movimiento.

3.3.1 Funcionamiento de Move Detector

Al iniciar el vídeo, el algoritmo captura el primer fotograma, que será el fondo inicial. Una vez capturado el fondo, el script empieza a analizar los fotogramas. Primero, redimensiona sus tamaños, y después, los convierte a escala de grises. Después, aplica un filtro Gaussiano para trabajar mejor con estos fotogramas. Tras el filtrado, se compara el fotograma de referencia con el resto de fotogramas extraídos mediante una substracción de imágenes, es decir, la diferencia en valor absoluto, píxel a píxel entre los diferentes fotogramas. El valor absoluto nos dará la intensidad de cada píxel diferente entre fondo y fotograma. Si este valor es superior a un umbral predeterminado y además el área ocupada por estos píxeles supera unas determinadas dimensiones, se considera que hay movimiento en el fotograma. El fotograma con movimiento detectado pasa a ser el nuevo fondo, sobre el que se realizarán estas mismas operaciones con el resto de fotogramas. Con el fondo cambiante se consigue que las variaciones de luz en el ambiente no sean detectadas continuamente como movimiento.

4 EXPERIMENTACIÓN Y RESULTADOS

Los experimentos han sido desarrollados con un ordenador portátil MSI con tarjeta gráfica NVIDIA GTX960M. Para utilizar la GPU, recomendada a la hora de crear la red neuronal artificial de Video2GIF, fue necesario instalar los programas NVIDIA Nsight HUD Launcher 5.2¹, NVIDIA GeForce Experience² y la biblioteca Cuda³.

Los datasets utilizados durante este experimento han sido:

-VSUMM [1]: Compuesto por vídeos de usuarios que contienen gran variedad de géneros, desde una serie de

¹

<https://developer.nvidia.com/gameworksdownload#?dn=nsight-visual-studio-edition-5-2-0>

² <http://www.nvidia.es/object/geforce-experience-es.html>

³ <https://developer.nvidia.com/cuda-downloads>

dibujos animados, hasta vídeos de fútbol, pasando por noticieros, documentales y por vídeoclips musicales. En la creación del ground truth de este dataset, que es el conjunto de fotogramas claves de cada vídeo, participaron varios usuarios que extrajeron los fotogramas claves de cada vídeo, permitiendo así evaluar cuantitativamente a través del método CUS la efectividad de los algoritmos de resúmenes automáticos.

-VIRAT [9]: Es un dataset de vídeos grabados con cámaras fijas, donde el fondo es estático y quedan registrados los movimientos de objetos móviles. En este dataset, el movimiento detectado de cada vídeo está incluido en documentos de texto donde aparecen registrados las coordenadas de cada fotograma que alberga movimiento. Los vídeos de este dataset no contienen audio.

-UCF101 [13]: Utilizado directamente por los autores de Video2GIF para realizar el entrenamiento de la red. Este dataset contiene vídeos de 101 acciones humanas, influyendo sobre los resultados finales que se obtienen en los resúmenes realizados con este método.

Se han elegido 6 vídeos aleatoriamente del dataset VSUMM para realizar los experimentos: los vídeos V11, V12, V79 y V107 de la carpeta *new_database* y los vídeos V21 y V42 de la carpeta *database*. V11 y V12 forman parte de una miniserie de dibujos animados. V79 es un vídeo corto de un partido de fútbol. V21 trata de un documental sobre el agua en inglés, similar a V42, y V107 es un vídeoclip musical.

4.1 MÉTODO DE EVALUACIÓN

Para evaluar los resúmenes de vídeos se ha utilizado el método CUS (*Comparison of User Summaries*) [1], el cuál realiza una comparación entre el resumen de usuario (ground truth) y el automático. Este método asigna una puntuación en función de los fotogramas claves que coincidan entre el resumen automático y el resumen presentado en el ground truth.

La fórmula del método CUS es la siguiente:

$$CUS_A = \frac{n_{MAS}}{n_{US}} \quad (4)$$

donde n_{MAS} es el número de fotogramas claves del resumen automático que coinciden con fotogramas claves del ground truth, y n_{US} es el número de fotogramas clave del resumen manual. El valor oscilará entre 0 y 1, siendo 1 el mejor resultado.

Se ha añadido una modificación propia a este método para tener en cuenta el tiempo del vídeo y el del resumen y poder puntuar más alto los resúmenes que más reduzcan la duración de los vídeos originales.

Para ello, se ha calculado el porcentaje de tiempo que el vídeo resumen dura en comparación con el vídeo original, y se ha dividido el resultado de la fórmula CUS_A entre este porcentaje. En las tablas nos referiremos a este método como CUS_A adaptado.

4.2 RESULTADOS

4.2.1 Resultados de los resúmenes realizados con Peaks Volume

En la Tabla 2 se puede observar que el vídeo V12 obtiene una mayor puntuación que el vídeo V21 a pesar de que tiene menor porcentaje de acierto de fotogramas claves, pero la duración de los resúmenes respecto a sus vídeos originales le otorgan una puntuación más alta en el método CUS adaptado.

Tabla 2: Puntuaciones CUS de los resúmenes realizados con Peaks Volume

Vídeos	% duración	Puntuación CUS_A	Puntuación de CUS_A adaptado
V11	39.1%	0.636	1.63
V12	42.1%	0.462	1.1
V21	56.9%	0.538	0.94
V79	61.7%	0.429	0.7
V107	60.9%	0.6	0.985
V42	58.4%	1	1.71

Algo importante, especialmente en los resúmenes de los vídeos V21, V42 y V107, y que no se evalúa en este trabajo, es la coherencia del audio. Pese a que tienen unos resultados próximos a 1 (muy superiores en el caso de V42, que obtiene el mejor resultado), la música o los discursos sufren cortes, muchas veces interrumpiendo una frase a la mitad.

La miniserie de los vídeos V11 y V12 no tiene conversaciones, sólo sonidos de movimiento, gritos, golpes, o risas. Este método capta muchas de las escenas clave y reduce el tiempo del vídeo original. En V79, se muestra un gol en un partido de fútbol con su celebración y sus repeticiones desde diferentes tomas. Este método capta el gol perfectamente, pero no así la celebración del jugador, dado que el nivel de sonido es menor tras el grito del gol.

4.2.2 Resultados de los resúmenes realizados con Video2GIF

Para resumir los vídeos con el método Video2GIF, se han obtenido 5 GIFs de cada vídeo analizado, de 5 segundos cada uno, y se han extraído todos los fotogramas de cada GIF. Entre los fotogramas, se ha buscado la coincidencia con los fotogramas claves dados en el dataset VSUMM. Los resultados se muestran en la Tabla 3.

Tabla 3: Puntuaciones CUS de los resúmenes realizados con Video2GIF

Videos	% duración	Puntuación CUS _A	Puntuación de CUS _A adaptado
V11	54.3%	0.364	0.67
V12	43.9%	0.462	1.05
V21	No realizado	-	-
V79	53.2%	0.571	1.074
V107	12.1%	0.1	0.826
V42	28.1%	0.2	0.712

El método Video2GIF no ha podido resumir el vídeo V21, tras más de 12 horas de procesamiento. No se ha podido analizar la causa de este fallo, aunque se investigará en futuros experimentos con nuevos vídeos similares. Para el resto de los vídeos, el resumen se ha realizado en un tiempo medio de 4 minutos.

Como en este caso el usuario influye directamente en la duración de los resúmenes eligiendo cuantos GIFs quiere conseguir de cada vídeo, se ha seguido otro procedimiento en el que se analiza cuantos GIFs se necesitan para obtener el 50% y el 80% de los fotogramas claves del vídeo. De este modo, los resultados muestran los vídeos en los que Video2GIF ha capturado más fotogramas claves con menor número de GIFs, es decir, los vídeos en los que mejor captura las características clave. El procedimiento es el siguiente:

Inicialmente tenemos los 5 GIFs que tienen la puntuación más alta otorgada por el método Video2GIF. Seleccionamos el siguiente GIF del ranking de puntuación, extraemos todos sus fotogramas y comprobamos si captura alguno de los fotogramas claves del vídeo que aún no hubieran sido capturados. Repetimos este proceso siguiendo el orden de puntuación de Video2GIF hasta capturar el 50% y el 80% de los fotogramas claves de cada vídeo.

Tabla 4: Resultados cuando se han capturado más del 50% de los fotogramas claves

Vídeo	keyframes capturados (Puntuación CUS)	GIFs/keyframes	% duración
V11	8/11 (0.727)	6/11 (0.545)	65.2%
V12	7/13 (0.538)	6/13 (0.462)	52.6%
V42	3/5 (0.6)	6/5 (1.2)	33.7%
V79	4/7 (0.571)	5/7 (0.71)	53.2%
V107	5/10 (0.5)	20/10 (2)	48.3%

La miniserie de los vídeos V11 y V12 requiere menos GIFs para obtener más del 50% de los fotogramas claves.

Tabla 5: Resultados cuando se han capturado más del 80% de los fotogramas claves

Vídeo	Keyframes capturados (Puntuación CUS)	GIFs/keyframes	% duración
V11	9/11 (0.818)	7/11 (0.636)	76.1%
V12	11/13 (0.846)	9/13 (0.692)	78.9%
V42	4/5 (0.8)	12/5 (2.4)	67.4%
V79	6/7 (0.857)	8/7 (1.143)	85.1%
V107	8/10 (0.8)	33/10 (3.3)	79.7%

En este caso, vuelve a ser la miniserie de dibujos animados la que menos GIFs requiere para obtener más del 80% de los fotogramas claves (menos de un GIF por fotograma clave).

Con estos resultados podemos concluir que Video2GIF obtiene mejores resultados en vídeos cortos con mucha variedad de escenas distintas, y en los que estas escenas desarrollen toda su acción en unos pocos segundos. El ejemplo lo tenemos con V11 y V12, la miniserie de dibujos animados en la que los personajes sufren todo tipo de desgracias en un breve periodo de tiempo. En estos vídeos, Video2GIF necesitó menos de un GIF por escena clave para captar casi todos los fotogramas claves.

Por otra parte, en los vídeos con poca diversidad de escenas, como por ejemplo V79, un vídeo de fútbol que contiene un gol, varias repeticiones de este, y al goleador festejándolo, Video2GIF tiende a capturar el mismo tipo acciones, en este caso el gol y sus repeticiones. Por este motivo, se capturan más del 50% de los fotogramas claves utilizando aproximadamente 1 GIF por fotograma clave, pero la cantidad de GIFs necesarios para obtener casi todos los fotogramas aumenta cuando uno de estos fotogramas clave no está relacionado con el balón en juego. Para demostrar esto, escogimos el vídeo V80 del dataset VSUMM, que muestra imágenes de un partido de fútbol y que además también incorpora un logo de introducción a esta sección. Modificamos el vídeo de la siguiente forma:

Los primeros 5 segundos del vídeo son los mismos que los del vídeo original, el logo de introducción. Después, copiamos la primera escena del vídeo original (del segundo 5 al segundo 14) en nuestro vídeo 10 veces. En esta se muestra un rápido ataque que termina en penalti. Una vez realizada la modificación del vídeo, aplicamos sobre este el

método Video2GIF. Los resultados obtenidos mostraron que los 10 GIFs con mayor puntuación del ranking capturaban la misma escena, y el GIF que obtuvo menor puntuación fue el único que captó el logo de introducción.

Por último, se puede observar que para capturar los fotogramas claves de V107, el vídeoclip musical, necesitamos una gran cantidad de GIFs, debido a la similitud entre escenas del vídeo. Además, el hecho de que los GIFs no tengan sonido hace este método menos adecuado para vídeos con audio.

4.2.3 Resultados de los resúmenes realizados con Move Detector

Este método no se ha podido evaluar con CUS, dado que el dataset VIRAT no tiene fotogramas claves etiquetados manualmente. Los resúmenes capturan todo tipo de movimiento y eliminan los momentos en los que el fondo se encuentra desierto.

Para comentar brevemente la capacidad de este algoritmo, se han calculado los resúmenes sobre tres vídeos de VIRAT elegidos aleatoriamente: 0VIRAT_S_000200_00_000100_000171, VIRAT_S_010000_00_000000_000165 y VIRAT_S_000001.

Tabla 6: Resultados de Move detector sobre vídeos del dataset VIRAT

Vídeo	Resumen (mm:ss)	Vídeo original (mm:ss)
0VIRAT_S_000200_00_000100_000171	00:29	01:10
VIRAT_S_010000_00_000000_000165	01:41	02:45
VIRAT_S_000001	03:35	11:29

Move detector elimina imágenes muy similares en las que apenas se ha producido movimiento. Por ejemplo, si en el fondo aparece un paso de cebra, y una persona se detiene a esperar delante de este, el algoritmo sólo almacena unos pocos fotogramas de la espera, esto es debido a que el algoritmo no registra el tiempo de espera del peatón, dado que no hay movimiento, lo que se traduce en una reducción aún mayor del tiempo del resumen.

Uno de los inconvenientes de este método es el tamaño final del resumen, el cual puede llegar a ser superior al tamaño del vídeo original. Esto es debido a que el resultado final es la unión de todos los fotogramas que alberguen movimiento, y si estos han sido extraídos en un formato de mejor calidad que el original, el resumen final necesitará más espacio de memoria que el vídeo original.

5 CONCLUSIONES

En este artículo se han revisado tres métodos diferentes para resumir vídeos automáticamente. Video2GIF, que trabaja con redes neuronales artificiales, Move Detector, que se basa en un algoritmo de detección de movimiento con fondo cambiante y Peaks Volume, script que analiza el audio del vídeo con el objetivo de encontrar los picos de volumen y resumir el vídeo en torno a estos.

La evaluación de los métodos Video2GIF y Peaks Volume se ha realizado sobre el dataset VSUMM, mediante el método de evaluación CUS. La evaluación de Move Detector se ha realizado sobre el dataset VIRAT, el cual contiene vídeos grabados por cámaras fijas.

A pesar de que el dataset VIRAT, con el que se ha evaluado el método Move Detector, no tiene fotogramas claves etiquetados manualmente y no se ha podido aplicar el método de evaluación CUS, se han realizado tres resúmenes en los que se ha capturado todo el movimiento y se han eliminado los fotogramas que carecían de este. El inconveniente de este método es el tamaño final de los resúmenes, el cual, debido a la calidad de los fotogramas extraídos, ha sido superior al tamaño del vídeo original.

El método Peaks Volume ha obtenido una buena puntuación media CUS, siendo menos efectivo en vídeos que contengan mucho ruido. Ha obtenido una puntuación de 0.538 y 1 en vídeos de documentales cortos, pero aún hay margen de mejora en la coherencia del audio final.

Por otro lado, el método Video2GIF ha conseguido los mejores resultados en vídeos que contienen una gran variedad de escenas cortas y que albergan acciones humanas, pero su puntuación es bastante menor cuando se trabaja con vídeos que contienen muchas escenas similares, pues siempre tiende a captar la misma variedad de acciones. Esto es debido a la configuración de la red, la cual se realizó en función a un entrenamiento realizado sobre el dataset UCF101, que contiene vídeos de 101 acciones humanas, y al entrenamiento de la red sobre el dataset creado por los autores de Video2GIF que permitió ajustar los pesos de la red. Es importante aplicar un entrenamiento ligado al objetivo final que se pretende conseguir.

Agradecimientos

Esta investigación ha sido llevada a cabo en base al acuerdo entre la Universidad de León e INCIBE

(Instituto Nacional de Ciberseguridad de España) bajo la Adenda 22.

Referencias

- [1] Eliza, S., Avila, F. De, Paula, A., Lopes, B., Jr, L., & Albuquerque, A. De. (2011). VSUMM : A mechanism designed to produce static vídeo summaries and a novel evaluation method. *Pattern Recognition Letters*, 32(1), 56–68. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2010.08.004>
- [2] Furini, M., & Ghini, V. (2006). An audio-vídeo summarization scheme based on audio and vídeo analysis. *2006 3rd IEEE Consumer Communications and Networking Conference, CCNC 2006*, 2, 1209–1213. <https://doi.org/10.1109/CCNC.2006.1593230>
- [3] Godbehere, A. B., & Goldberg, K. (2014). Algorithms for visual tracking of visitors under variable-lighting conditions for a responsive audio art installation. *Controls and Art: Inquiries at the Intersection of the Subjective and the Objective*, 181–204. https://doi.org/10.1007/978-3-319-03904-6_8
- [4] Gygli, M., & Gool, L. Van. (2015). Vídeo Summarization by Learning Submodular Mixtures of Objectives, 3090–3098. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298928>
- [5] Gygli, M., Song, Y., & Cao, L. (2016). Video2GIF: Automatic Generation of Animated GIFs from Vídeo. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1001–1009. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.114>
- [6] Jiang, W., Cotton, C., & Loui, A. C. (2011). Automatic consumer vídeo summarization by audio and visual analysis. *Proceedings - IEEE International Conference on Multimedia and Expo*. <https://doi.org/10.1109/ICME.2011.6011841>
- [7] Kaewtrakulpong, P., & Bowden, R. (2001). An Improved Adaptive Background Mixture Model for Real-time Tracking with Shadow Detection. *Advanced Video Based Surveillance Systems*, 1–5. <https://doi.org/10.1.1.12.3705>
- [8] Merialdo, Y. L. and B. (2012). Vídeo Summarization Based on Balanced AV-MMR. *MMM 2012, 18th International Conference on Multimedia Modeling*, 7131/2012. https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-27355-1_35
- [9] Oh, S., Hoogs, A., Perera, A., Cuntoor, N., Chen, C. C., Lee, J. T., ... Desai, M. (2011). AVSS 2011 demo session: A large-scale benchmark dataset for event recognition in surveillance vídeo. *2011 8th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, AVSS 2011*, (2), 527–528. <https://doi.org/10.1109/AVSS.2011.6027400>
- [10] Radev, D. R. (2004). LexRank : Graph-based Centrality as Saliency in Text Summarization. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 22, 457–479. Retrieved from <https://www.jair.org/media/1523/live-1523-2354-jair.pdf>
- [11] Rapantzikos, K., Evangelopoulos, G., Maragos, P., & Avrithis, Y. (2007). An audio-visual saliency model for movie summarization. *2007 IEEE 9th International Workshop on Multimedia Signal Processing, MMSP 2007 - Proceedings*, 320–323. <https://doi.org/10.1109/MMSP.2007.4412882>
- [12] Song, Y., Vallmitjana, J., Stent, A., & Jaimes, A. (2015). TVSum: Summarizing web vídeos using titles. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 07–12–June*, 5179–5187. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7299154>
- [13] Soomro, K., Zamir, A. R., & Shah, M. (2012). UCF101: A Dataset of 101 human actions classes from vídeos in the wild. *CoRR*, *abs/1212.0*(November), 1–7. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1212.0402>
- [14] Tran, D., Bourdev, L. D., Fergus, R., Torresani, L., & Paluri, M. (2015). Learning Spatiotemporal Features with 3D Convolutional Networks. *CoRR*, *abs/1412.0*. <https://doi.org/10.1007/s11263-012-0542-7>
- [15] Xu, Z., Yang, Y., & Hauptmann, A. G. (2015). A discriminative CNN vídeo representation for event detection. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 07–12–June*, 1798–1807. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298789>
- [16] Zivkovic, Z. (2004). Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction. *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, 2(2), 28–31 Vol.2. <https://doi.org/10.1109/ICPR.2004.1333992>