

22 - 24 NOVIEMBRE 2023 | CARTAGENA



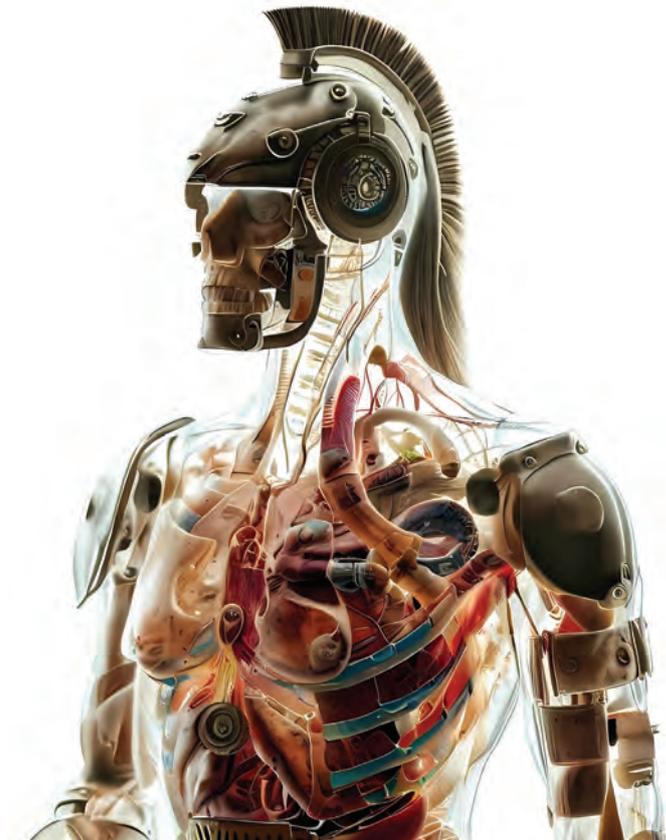
CASEIB 2023 XLI

Congreso Anual de la Sociedad Española de

Ingeniería Biomédica

Contribuyendo a la salud basada en valor

LIBRO DE ACTAS



Universidad
Politécnica
de Cartagena

edicionesUPCT



Universidad
Politécnica
de Cartagena

25
Aniversario UPCT
1998-2023

Sociedad Española de
INGENIERÍA BIOMÉDICA



Tecnología
Sanitaria



Co-funded by the
European Union

Región de Murcia



f SéNeCa(+)

Agencia de Ciencia y Tecnología
Región de Murcia

22 - 24 NOVIEMBRE 2023 | CARTAGENA



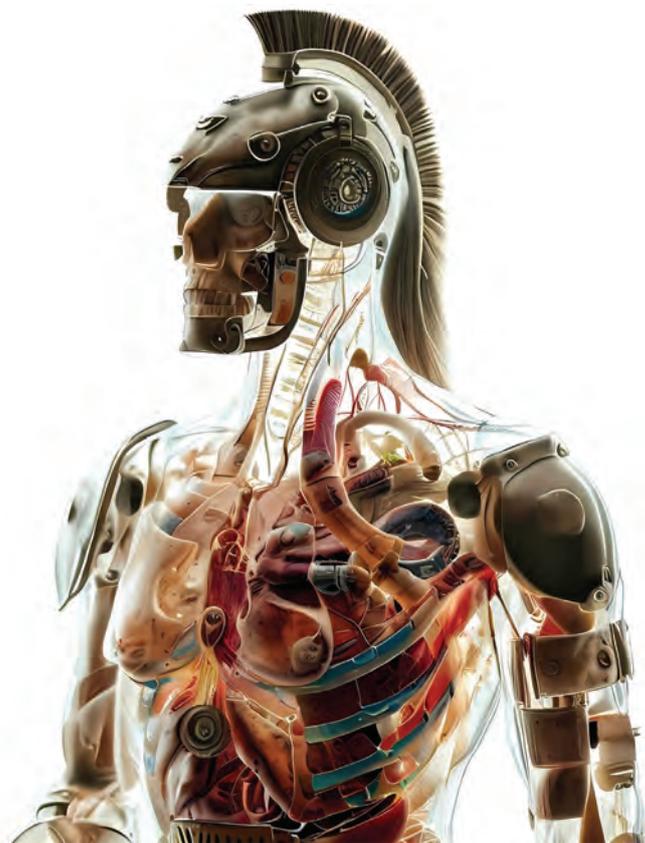
CASEIB 2023 XLI

Congreso Anual de la Sociedad Española de

Ingeniería Biomédica

Contribuyendo a la salud basada en valor

LIBRO DE ACTAS



AITADIS



Fundación para la Formación
e Investigación Sanitarias
de la Región de Murcia



renfe

CONGRESO (EXPEDIENTE 22193/OC/23) FINANCIADO POR LA CONSEJERÍA DE MEDIO AMBIENTE, MAR MENOR, UNIVERSIDADES E INVESTIGACIÓN, A TRAVÉS DE LA FUNDACIÓN SÉNECA-AGENCIA DE CIENCIA Y TECNOLOGÍA DE LA REGIÓN DE MURCIA CON CARGO AL PROGRAMA REGIONAL DE MOVILIDAD, COLABORACIÓN E INTERCAMBIO DE CONOCIMIENTO "JIMÉNEZ DE LA ESPADA"



CASEIB 2023 XLI

Congreso Anual de la Sociedad Española de

Ingeniería Biomédica

Contribuyendo a la salud basada en valor

22 - 24 NOVIEMBRE 2023 | CARTAGENA

LIBRO DE ACTAS

Los trabajos incluidos en esta publicación han sido evaluados por el Comité Científico que en ella se relaciona y según el procedimiento que se recoge en www.caseib.es/2023/

Presidente del Comité Organizador:

Joaquín Roca González

Secretaria del Comité Organizador:

Dolores Ojados González

Editores:

Joaquín Roca González

Dolores Ojados González

Juan Suardíaz Muro

Maquetación:

Lucía Martínez Abellán

Marta García Fuentes

Diseño de portada:

Lucía Martínez Abellán

Cita bibliográfica:

Roca González, J., Ojados González, D. y Suardíaz Muro, J. Eds. CASEIB 2023. Libro de Actas del XLI Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica. Cartagena: Universidad Politécnica de Cartagena, 2023. 742 p. ISBN: 978-84-17853-76-1



Libro de Actas del XLI Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica

Se distribuye bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 4.0 Internacional.

ISBN: 978-84-17853-76-1

URI: <http://hdl.handle.net/10317/12893>

ORGANIZADORES



COLABORADORES



PATROCINADORES



Congreso (Expediente 22193/OC/23) financiado por la Consejería de Medio Ambiente, Mar Menor, Universidades e Investigación, a través de la Fundación Séneca-Agencia de Ciencia y Tecnología de la Región de Murcia con cargo al Programa Regional de Movilidad, Colaboración e Intercambio de Conocimiento "Jiménez de la Espada"



AVALADO POR



ÍNDICE

BIENVENIDA	vii
COMITÉ DE HONOR	ix
COMITÉ ORGANIZADOR	x
COMITÉ CIENTÍFICO	xi
PROGRAMA MIÉRCOLES 22 DE NOVIEMBRE	xii
PROGRAMA JUEVES 23 DE NOVIEMBRE	xiii
PROGRAMA VIERNES 24 DE NOVIEMBRE	xiv
CONFERENCIA PLENARIA INAUGURAL	xv
CONFERENCIA PLENARIA DE CLAUSURA	xvii
MESA REDONDA I	xix
MESA REDONDA II	xxi
PREMIOS	xxiii
ACTOS	xxvi
ÍNDICE DE SESIONES CIENTÍFICAS	xxvii
Señales Biomédicas (I)	1
Imágenes Médicas (I)	26
Biomecánica / Ingeniería de Rehabilitación	51
Telemedicina y e-Salud	72
Bioinstrumentación	93
Modelado y Simulación	110
Nanomedicina	135
Realidad Virtual	148
Premios SEIB-FENIN	173
Póster I	226
Señales Biomédicas (II)	326
Imágenes Médicas (II)	351
Neurotecnologías (I)	376
Impresión 3D	401
Premios José María Ferrero Corral	426
Póster II	447
Señales Biomédicas (III)	544
Biomateriales	561
Neurotecnologías (II)	584
Póster III	605
ÍNDICE DE AUTORES	690

Jueves 23 de noviembre de 2023

Sesión Señales Biomédicas (II)

Presentación Oral

8:30 - 10:00

Salón de Grados

Moderan: *José Joaquín Rieta Ibáñez, Jesús Poza Crespo y José Manuel Allegue Gallego*

New Approach for the Assessment of Sarcopenia Using Core Shape Modelling	327
Comparación de métodos manuales para el estudio del jitter neurofisiológico.	331
Análisis del proceso de llenado de la señal sEMG a medida que aumenta gradualmente la fuerza en el cuádriceps	335
Coefficiente de coactivación muscular como indicador del control motor: caso de estudio para flexo-extensión de codo en adultos	339
Monitorización de la depresión mediante el análisis de la circadianidad del ritmo cardíaco proporcionado por un dispositivo wearable	343
Aplicación de inteligencia artificial para la predicción del estrés en cirugía robótica mínimamente invasiva	347

Sesión Imágenes Médicas (II)

Presentación Oral

8:30 - 10:00

Paraninfo

Moderan: *José Luis Arce Diego y Begoña Acha Piñero*

Predicción automática del diagnóstico del sarcoma de Ewing en una serie extensa de tumores de células redondas incluidas en micromatrices de tejidos	352
Evaluation of machine learning algorithms and relevant biomarkers for the diagnosis of multiple sclerosis based on optical coherence tomography.	356
Enhancing Ulcerative Colitis Histological Image Segmentation with an Active Learning Framework	360
Discriminación Histológica mediante Espectroscopia Óptica de Onda Parcial de Muestras Tisulares de Cerebro	364
Estudio comparativo entre los modelos geométricos de córneas 3D paciente-específico generados a partir de los topógrafos Sirius y MS-39	368
Aprendizaje auto-supervisado para mejorar el diagnóstico del síndrome de Sjögren con ultrasonografía	372

Sesión Neurotecnologías (I)

Presentación Oral

8:30 - 10:00

Aula Sebastián Ferignan

Moderan: Mario Ortiz García y Roberto Hornero Sánchez

Metodología de análisis de la actividad cerebral en pacientes con ictus en fase de rehabilitación	377
Análisis de señales EEG en movimientos de flexión plantar y dorsal mediante el empleo de un exoesqueleto de bajo coste para la caracterización de la acción motora.	381
Aplicación de modelo de Deep Learning IFNet en decodificación de imaginación motora del pedaleo para señales EEG	385
Evaluación de una interfaz cerebro-ordenador basada en potenciales relacionados con eventos para la detección de estímulos visuales en una tarea de vigilancia	389
Propuesta de BCI basado en RSVP con número reducido de estímulos usando el modo de escritura T9	393
Evaluación del Impacto del Aprendizaje Auto-Supervisado en la Precisión de Interfaces Cerebro-Ordenador basadas en Imaginación Motora	397

Sesión Impresión 3D

Presentación Oral

8:30 - 10:00

Aula PB3

Moderan: Lola Ojados González y Dolores Parras Burgos

Metodología de planificación, diseño y fabricación de modelos anatómicos y guías quirúrgicas a medida mediante impresión 3D en caso de hemipelvectomía por osteosarcoma	402
3D printed implant structure for breast reconstruction and systematic drug delivery for preventing the reoccurrence of cancer	406
Simulador de bronoscopias mediante fabricación aditiva para la exploración médica personalizada	410
Obtención de modelos 3D de nuevos prototipos de hisopos nasofaríngeos mediante la tecnología de impresión 3D en materiales biocompatibles	414
Adaptación de pieza para tubos de respirador - tubuladora segura para la ventilación no invasiva	418
Asiento o lecho de posición infantil personalizado mediante técnicas de escaneado 3D y fabricación aditiva	422

Sesión Premios José María Ferrero Corral

Presentación Oral

12:00 - 13:30

Paraninfo

Tribunal: *Enrique Javier Gómez Aguilera, Javier Reina Tosina y Roberto Hornero Sánchez*

Very low elastic modulus Ti alloys obtained by Laser Directed Energy Deposition to avoid bone resorption in bone implants	427
Comparación in-silico de la eficacia de los fármacos flecainida y vernakalant en fibrilación auricular paroxística	431
Análisis wavelet de la señal de oximetría cerebral para el cálculo de la frecuencia de las compresiones del masaje de resucitación cardiopulmonar	435
Development of a neuroblastoma-on-a-chip bioengineered platform enabling the translational study of emerging nanotherapies	439
Augmented reality simulator for laparoscopic surgery on a realistic phantom	443

Sesión Póster II

Póster

10:00 - 11:00

Claustro

Moderador: *Juan Suardíaz Muro*

Análisis del Volumen de Ablación en Diagnóstico Médico mediante Espectroscopía de Plasma Inducido	448
Calibración de simulaciones de fibrilación auricular para reproducir biomarcadores clínicos	452
Cinemática del movimiento del miembro superior durante una tarea funcional realizada en entorno virtual y entorno físico real en población sana y con lesión medular cervical	456
Data augmentation study for rare diseases assessment with Deep Learning: Confocal Imaging analysis of Congenital Muscular Dystrophy	460
Evaluating Techniques for Neuron Identification in Complex Cultures: A Deep Learning Approach	464
Un enfoque explicativo para el diagnóstico de la degeneración macular asociada a la edad mediante técnicas de deep learning	468
Aplicación de MobileNet para el diagnóstico temprano del glaucoma: Un enfoque binocular	472
Ensamblaje de redes neuronales para el establecimiento de una prioridad en la atención del paciente con lesión en la piel	476

Comparación de múltiples redes neuronales convolucionales para el diagnóstico automático de la degeneración macular asociada a la edad usando retinografías	480
Métodos de ayuda al diagnóstico de glaucoma basado en diferencias de características extraídas de ambos ojos en tomografías de coherencia óptica	484
Monitorización sin contacto en tiempo real: estudio piloto mediante vehículo aéreo no tripulado	488
Análisis del Color, Textura y Temperatura para el Diagnóstico y Clasificación de Hemangiomas Infantiles	492
Concordancia entre especialistas. ¿Cómo podemos saber si tenemos una GT representativa para entrenar una red neuronal? Un estudio centrado en el Carcinoma Basocelular (BCC)	496
Influencia de los sistemas Brain-Computer Interface basados en Neurofeedback en las características de la red cerebral	500
Validación de un protocolo de adquisición de señales electroespino-gráficas en posición decúbito prono	504
Conceptual design of a functional electrical stimulation cycling platform as a rehabilitation therapy for spinal cord injury or stroke	508
An inexpensive arbitrary waveform neurostimulator for the selective activation of neurons in retinal prosthesis	512
Análisis del estrés durante procedimientos quirúrgicos mediante laparoscopia convencional y robótica	516
Diseño e implementación de un modelo basado en inteligencia artificial para estimar el consumo máximo de oxígeno en adultos de mediana edad	520
Clasificación de patologías mediante análisis acústico de la voz	524
Deformación de la presión de las vías respiratorias durante la ventilación mecánica invasiva detectada mediante técnicas de aprendizaje automático supervisado	528
Caracterización de las interacciones complejas en pacientes que pasan con éxito la prueba SBT	532
Aplicación de técnicas de Inteligencia Artificial Explicable para la identificación de factores relacionados con la calidad de sueño en adultos sanos	536
Calibración automática para el pegado de camas en TAC	540
Cardiac Ablation with Electroporation: Numerical Simulations of Contact Force Effects in Lesion Size	

Simulación de arritmias reentrantes en isquemia aguda: importancia del sistema His-Purkinje

Caracterización de canales de conducción en ventrículos infartados: Un enfoque para la predicción de arritmias

High-Resolution Sleep Position Monitoring in Adolescents with Smartphone Accelerometers

Noninvasive assessment of neuromechanical/neuroventilatory coupling and mechanical efficiency in COPD

Thoracic Bioimpedance for Breathing Pattern Estimation in COPD Patients

Preprocesamiento de vídeo para extracción de frecuencia cardíaca sin contacto utilizando fotopleletismografía remota

Rapid detection of viral particles using imaging techniques

MRI Compatibility of Injectable Microstimulators: Preliminary Validation in a 3T Scanner

Metodología para la evaluación objetiva del estado cognitivo en neurorrehabilitación con exoesqueleto de miembro inferior.

Proyecto "Aprender enseñando: Interacciones educativas entre asignaturas del Grado en Ingeniería Biomédica"

Sesión Premios SEIB-EIT HEALTH

Presentación Oral

15:30 - 17:00

Parainfo

Moderadora: Isabel Alfany

[Nanorobotics and Magnetic Hyperthermia in Cancer \(NRB & MHT\)](#)

[e-Health platform for the monitoring of elderly \(eHealthPlt\)](#)

[Design of a breathalyzer for disease diagnosis \(DBDD\)](#)

[Differentiation of lung tissue through EIS \(Lung EIS\)](#)

[Cognireal](#)

[Non-invasive Technique Study of Lordosis \(LORDOSIS\)](#)

[CleftCare3D Grafting & Bone Resorption Study \(Cleft3D\)](#)

Sesión Póster II

Jueves 23 10:00 - 11:00

Claustro

Un enfoque explicativo para el diagnóstico de la degeneración macular asociada a la edad mediante técnicas de deep learning

M. Herrero-Tudela¹, R. Romero-Oraá^{1,2}, R. Hornero Sánchez^{1,2}, Gonzalo C. Gutiérrez-Tobal^{1,2}, M. I. López Gálvez^{1,2}, M. García^{1,2}

¹ Grupo de Ingeniería Biomédica, Universidad de Valladolid, Valladolid, España,

{maria.herrero.tudela, roberto.romero, roberto.hornero, gonzalocesar.gutierrez, maria.garcia.gadanon}@uva.es

² Centro de Investigación Biomédica en Red en Bioingeniería, Biomateriales y Nanomedicina (CIBER-BBN), España

Resumen

La degeneración macular asociada a la edad (DMAE) es un trastorno que afecta a la mácula, una zona de la retina clave para la agudeza visual. La DMAE es una de las causas más frecuentes de ceguera en personas mayores de 60 años en los países desarrollados. Aunque se han propuesto tratamientos que frenan su desarrollo, su eficacia disminuye significativamente en las fases avanzadas. Por ello, son importantes los programas de cribado para la detección precoz. Sin embargo, implementar tales programas para enfermedades como la DMAE suele ser inviable debido a la extensa población de riesgo y a la necesidad de que los profesionales revisen y localicen manualmente lesiones en las retinografías. En este sentido, la principal contribución de este trabajo fue la aplicación de Explainable Artificial Intelligence como ayuda al diagnóstico de la DMAE. Para ello, desarrollamos un modelo de deep learning basado en RegNetY-320 con el que obtuvimos una precisión, sensibilidad y especificidad de 86.5%, 85.21% y 91.01%, respectivamente sobre la base de datos ADAM (1200 imágenes). Mediante la técnica integrated gradients, identificamos las áreas específicas en las retinografías que influyen en las decisiones del modelo. Esto permite la detección y localización de las lesiones asociadas a la DMAE, proporcionando una herramienta para la interpretación clínica y mejorando la confianza en el diagnóstico. Los resultados obtenidos indican que el método propuesto podría ser útil en los sistemas de ayuda al diagnóstico de la DMAE.

1. Introducción

La Degeneración Macular Asociada a la Edad (DMAE) se ha convertido en una causa principal de pérdida irreversible de la visión, especialmente en países desarrollados [1], [2]. Afecta principalmente a personas mayores de 60 años, y se prevé un aumento significativo de su prevalencia debido al envejecimiento demográfico, proyectándose más de 288 millones de casos para el año 2040 [2].

La DMAE se clasifica clínicamente en seca y húmeda [3]. La DMAE seca se caracteriza por la presencia de drusas de tamaño medio y cambios pigmentarios en la retina, mientras que la DMAE húmeda se caracteriza por la presencia de neovascularización y atrofia [3]. La retinografía y la tomografía de coherencia óptica son los exámenes auxiliares más utilizados en oftalmología. La fotografía del fondo de ojo es la prueba más económica y necesaria en la DMAE, ya que puede identificar de manera intuitiva lesiones y diagnosticar la enfermedad [3]. A pesar de su conveniencia, la implantación de programas de cribado de la DMAE a gran escala suele ser inviable, ya que la población de riesgo es grande y el análisis de las

imágenes de fondo de ojo es muy complicado. Todo ello motiva la investigación de métodos de diagnóstico automáticos [4]–[8]. En la literatura, el enfoque predominante para el diagnóstico automatizado de la DMAE es entrenar un clasificador de aprendizaje automático para discriminar entre dos clases: DMAE y no DMAE. En algunos trabajos se han empleado métodos clásicos basados en redes neuronales totalmente conectadas [4] o máquinas de vectores de soporte [5]. Por el contrario, la mayoría de los trabajos recientes se basan en redes neuronales convolucionales (*Convolutional Neural Networks*, CNNs) [6]–[8]. Sin embargo, hasta donde sabemos, ninguno de ellos incorpora mecanismos de explicabilidad para ayudar a los expertos a comprender mejor las predicciones de los modelos. Este problema es particularmente relevante, ya que la ausencia de tales mecanismos limita la aplicación de enfoques automáticos en escenarios reales [9]. En tareas de ayuda al diagnóstico, esta necesidad de explicabilidad es aún más pronunciada, ya que la decisión del modelo puede tener un impacto directo en la salud del paciente [9].

Por ello, en este estudio, proponemos un enfoque de aprendizaje profundo que busca mejorar la detección automatizada de la DMAE y proporcionar explicaciones detalladas basadas en la identificación de las lesiones asociadas. El objetivo es desarrollar un sistema que combine la detección precisa de la DMAE en imágenes de retinografía con la capacidad de explicar las lesiones relacionadas, mejorando la precisión diagnóstica y la comprensión clínica de esta enfermedad ocular. Utilizando la técnica *integrated gradients*, generamos mapas de atribución que permitieron evaluar el impacto de cada píxel en la clasificación final de cada imagen y destacar las zonas más relevantes para la clasificación, contribuyendo así al campo de *Explainable Artificial Intelligence* (XAI).

2. Base de datos

En este estudio se utilizó la base de datos pública ADAM. Este conjunto de datos consiste en 1,200 imágenes de fondo de ojo almacenadas en formato JPEG, con 8 bits por canal de color. Estas imágenes fueron proporcionadas por el Centro Oftalmológico Zhongshan de la Universidad Sun Yat-sen en China [7]. Las imágenes de fondo de ojo se capturaron con un retinógrafo Zeiss Visucam 500, con una resolución de 2,124 × 2,056 píxeles, y con un retinógrafo Canon CR-2, con una resolución de 1,444 × 1,444 píxeles.

El centro del campo de visión de las fotografías se ubicó en el disco óptico, la mácula o el punto medio entre el disco óptico y la mácula [7].

Todas las imágenes fueron etiquetadas indicando la presencia o no de DMAE. Las imágenes etiquetadas como DMAE abarcan casos de DMAE en sus etapas temprana, intermedia o avanzada, mientras que la categoría sin DMAE incluye muestras sin esta enfermedad pero que podrían presentar otros trastornos de retina [7].

Los creadores de la base de datos dividieron el conjunto de datos resultante en tres partes: un conjunto de entrenamiento (400 imágenes), un conjunto de validación (400 imágenes) y un conjunto de test (400 imágenes). En este estudio, se ha utilizado esta división.

3. Métodos

El método propuesto parte de una etapa de preprocesado para normalizar las imágenes de entrada. Después, se desarrolló un modelo CNN para detectar la DMAE haciendo uso de técnicas como *data augmentation*, *transfer learning* y *fine-tuning*. Finalmente, se utilizó la técnica *integrated gradients* para visualizar las zonas de la imagen que influyen en las predicciones del modelo.

3.1. Preprocesado

Como entrada al modelo, se utilizaron versiones preprocesadas de las imágenes originales. En primer lugar, se redimensionaron todas las imágenes a 512 x 512 píxeles con el objetivo de normalizar todas las imágenes de entrada [10]. A continuación, los valores de los píxeles en cada canal de color de las imágenes se normalizaron en el intervalo [0,1]. Esto asegura que los valores de los píxeles estén en una escala consistente, facilitando el proceso de entrenamiento del modelo [11].

3.2. Data augmentation

Para aumentar el número de imágenes con las que entrenar la CNN, se empleó la técnica *data augmentation* en tiempo real. Esta técnica permite generar nuevas imágenes aleatorias exclusivas para cada época de entrenamiento. Para ello, se aplicaron transformaciones simples sobre las 400 imágenes del conjunto de entrenamiento: rotaciones aleatorias en el rango [-90, +90] grados y volteos horizontales y verticales aleatorios [12].

3.3. Transfer learning y fine-tuning

El objetivo de aplicar *transfer learning* y *fine-tuning* es aprovechar el conocimiento adquirido por modelos previamente entrenados en tareas relacionadas. Esto permite acelerar el entrenamiento, mejorar el rendimiento y reducir los datos necesarios para lograr un modelo efectivo y preciso [13], [14].

La técnica *transfer learning* consiste en utilizar una red neuronal pre-entrenada para resolver un problema similar al que la red fue diseñada y entrenada inicialmente para resolver [13]. Para aplicar esta técnica, se utilizó un modelo base pre-entrenado con las imágenes del proyecto ImageNet, una base de datos que se compone de más de 14 millones de imágenes pertenecientes a más de 20,000 clases distintas [15].

A continuación, se aplicó la técnica *fine-tuning*. En los modelos basados en redes profundas, las primeras capas capturan características generales comunes a todas las imágenes, como bordes o patrones, mientras que las últimas capas identifican las características más relevantes para el problema a resolver [26]. La técnica de *fine-tuning* permite reentrenar todas o algunas de las capas finales de la CNN utilizando imágenes específicas del problema a resolver. De esta manera, el método resultante es más preciso en comparación con los modelos entrenados desde cero, ya que los pesos están mejor adaptados al objetivo del problema [14]. Si los datos son similares a los utilizados para pre-entrenar el modelo original, el *fine-tuning* de las últimas capas puede ser suficiente. Sin embargo, en este trabajo, se reentrenaron todas las capas del modelo ya que las imágenes tienen particularidades significativas. Reentrenar todas las capas permite una adaptación más efectiva, mejorando el rendimiento del modelo [14].

3.4. Arquitectura CNN

Las CNN son redes neuronales capaces de extraer características representativas de las imágenes de manera óptima y están formadas por distintos tipos de capas llamadas convolucionales, de *pooling* y *fully-connected*, entre otras [13]. En este trabajo se desarrolló una arquitectura CNN utilizando como modelo base la arquitectura RegNetY302 [16]. RegNet es un enfoque de diseño de redes que busca crear redes rápidas, simples y eficientes mediante una parametrización lineal. Estas redes superan a modelos populares como EfficientNet en rendimiento y velocidad en GPU. [16].

Para adaptar la arquitectura al problema de clasificación binaria de la DMAE, se han añadido una capa *average pooling*, una capa de *dropout* con un factor de 0.5, una capa densa de 2048 neuronas, otra capa de *dropout* con factor de 0.5 y una capa densa de 2 neuronas [17]. El número de neuronas de la última capa se corresponde con el número de clases que queremos discriminar: paciente sano y paciente con DMAE. En la primera capa densa se utilizó una función de activación tipo ReLU, mientras que en la última capa densa se utilizó la función de activación *softmax*. La función *softmax* devuelve una distribución de probabilidad sobre las clases. En este caso, la distribución de probabilidad se utiliza para indicar la probabilidad de que la imagen de entrada pertenezca a la clase sana o con DMAE [17]. En la fase de *fine-tuning*, se empleó la técnica *early-stopping* para minimizar el sobre-entrenamiento de la red [13]. De esta manera, el proceso de entrenamiento se detuvo automáticamente cuando la pérdida de validación no mejoraba durante 5 épocas. Se aplicó la entropía cruzada categórica como función de pérdida y Adam como algoritmo de optimización [17]. Asimismo, en épocas avanzadas, se redujo la tasa de aprendizaje en un factor de 10 cada vez que el error de validación alcanzase un mínimo y se mantuviese constante [13].

3.5. Integrated Gradients

Los modelos basados en *deep learning* son vistos como cajas negras que no explican cómo se realizan las predicciones. Esto ha llevado a una aceptación relativamente baja de estos modelos entre los profesionales

de la salud. Por lo tanto, se requiere una explicación e interpretación del funcionamiento del modelo en aplicaciones clínicas. En este sentido, en este trabajo proponemos un enfoque XAI que emplea el método de *integrated gradients* [18].

El método *integrated gradients* se basa en calcular la importancia de cada píxel en una imagen al sumar los gradientes de una serie de imágenes interpoladas entre una imagen de referencia y la imagen original [18]. La imagen de referencia representa la ausencia de las características que queremos analizar. Para elegir esta imagen de referencia nos basamos en estudios previos relacionados con el análisis de retinografías en retinopatía diabética (RD) puesto que, hasta donde tenemos conocimiento, no hay estudios que empleen este enfoque en el diagnóstico de DMAE. En los estudios de RD, es común utilizar una imagen negra como referencia [19]. En este estudio se utilizó la misma aproximación puesto que las imágenes de partida (retinografías) son iguales en ambos casos. Para cada retinografía, se generó una serie de 30 imágenes interpoladas entre la imagen de referencia negra y la imagen original. Estas imágenes son transiciones desde la imagen negra hasta la imagen de entrada original y representan diferentes niveles de importancia de las características [19].

Mediante *integrated gradients* obtenemos mapas de atención que indican la contribución de cada píxel en la imagen original al resultado del diagnóstico. Estas contribuciones se miden en comparación con la imagen de referencia, que no aporta información relevante al modelo [18]. Esta técnica nos permite comprender cómo el modelo procesa la información y qué características de la imagen considera más relevantes durante el proceso de predicción.

4. Resultados

El entrenamiento de la CNN se llevó a cabo con 400 imágenes de la base de datos ADAM. Las 400 imágenes del conjunto de validación permitieron monitorizar el error de aprendizaje en la aplicación de la técnica *early-stopping*. El método se evaluó sobre un conjunto de test de 400 imágenes de la misma base de datos. La Tabla 1 recoge los resultados en términos de precisión (PR), sensibilidad (SE), especificidad (ES), F1-score y área bajo la curva ROC (AUC). Además, en la Figura 1 se presentan varios ejemplos de mapas obtenidos con el método *integrated gradients* donde se puede apreciar la identificación de lesiones en la clase con DMAE.

5. Discusión

En este estudio, se presenta una herramienta de explicabilidad basada en *deep learning* y el método *integrated gradients* para mejorar el diagnóstico de la DMAE. Es importante destacar que, hasta donde sabemos, este enfoque de atención no se ha empleado en el contexto del diagnóstico de la DMAE. Este método permite determinar si los resultados del modelo son fiables al resaltar las regiones importantes que conducen a la

PR (%)	SE (%)	ES (%)	AUC
86.5	91.01	85.21	0.95

Tabla 2. Resultados sobre el conjunto de test.

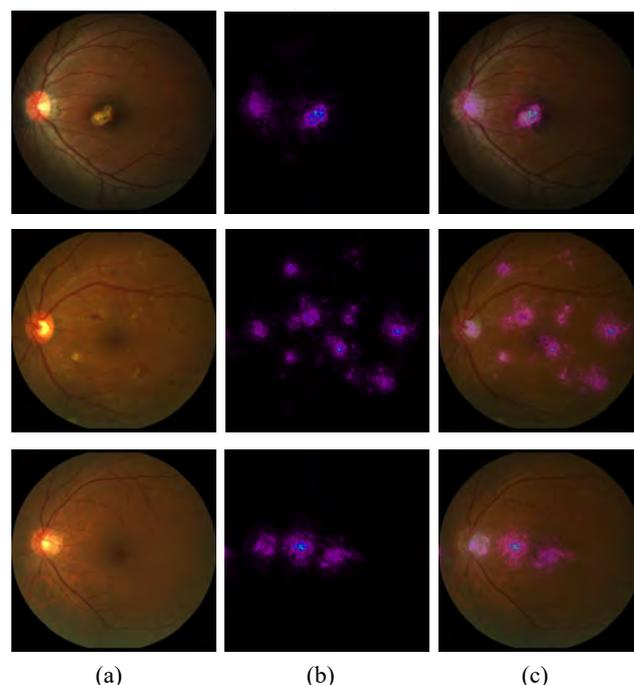


Figura 1. Ejemplos de mapas generados con *integrated gradients*: (a) imágenes originales, (b) mapas generados, (c) superposición de mapas generados e imágenes originales.

decisión del modelo. El método se ha desarrollado utilizando exclusivamente la base de datos ADAM. Los resultados de la Tabla 1 indican que el método propuesto ofrece un alto rendimiento para la detección de la DMAE. En la Tabla 2 se muestra que nuestros resultados son comparables a los obtenidos en estudios previos.

La contribución más importante, en el contexto de XAI, son los mapas de atención generados con *integrated gradients*, que se validaron de forma cualitativa. Estos mapas desempeñan un papel fundamental al representar la relevancia de cada región de una imagen en el proceso de toma de decisiones del modelo. En la Figura 1 se presentan varios ejemplos de estos mapas sobre retinografías. En la primera fila, se puede apreciar que el modelo identifica de manera precisa las drusas cercanas al área de la mácula, lo cual constituye un indicativo relevante de la presencia de DMAE. La segunda fila representa un caso en el que una imagen fue incorrectamente clasificada como DMAE, posiblemente debido a otras lesiones. La última fila corresponde a un caso en el que una imagen se etiquetó incorrectamente como no DMAE, a pesar de la presencia de la enfermedad, lo que podría deberse a otros datos clínicos. El método *integrated gradients* proporciona a los

Estudio	Conjunto de test (n)	AUC
VUNO EYE TEAM [10]	ADAM (n=400)	0.97
ForbiddenFruit [10]	ADAM (n=400)	0.96
ADAM-TEAM [10]	ADAM (n=400)	0.93
XxlzT [10]	ADAM (n=400)	0.91
TeamTiger [10]	ADAM (n=400)	0.91
Airamatrix [10]	ADAM (n=400)	0.88
Método propuesto	ADAM (n=400)	0.95

Tabla 1. Comparación de los resultados con otros estudios. n – Número de imágenes en el conjunto.

clínicos una mayor confianza en el diagnóstico al marcar claramente las lesiones asociadas a la enfermedad.

Este estudio presenta ciertas limitaciones que también es necesario mencionar. En primer lugar, el algoritmo ha sido desarrollado y validado únicamente en una base de datos. Sería deseable evaluar la capacidad de generalización de manera más exhaustiva, empleando un mayor número de imágenes, captadas con diferentes retinógrafos y procedentes de diversas localizaciones. Además, el método de visualización empleado representa una primera aproximación en términos de la interpretación y explicación de las predicciones del modelo. Aunque *integrated gradients* ofrece una visión de las áreas influyentes en las decisiones del modelo, existen otros mecanismos y enfoques de visualización basados en XAI que podrían ser explorados en investigaciones futuras. Abordar otros métodos podría ofrecer una comprensión más completa de cómo las CNNs toman decisiones.

6. Conclusiones

En este trabajo se ha propuesto un método automático basado en técnicas de *deep learning* para la detección de la DMAE que, además, incorpora un mecanismo de explicación visual para ayudar a los expertos a comprender mejor las predicciones del modelo. Los resultados obtenidos indican que método propuesto podría ser de utilidad en un entorno clínico como primera etapa en los sistemas de ayuda al diagnóstico de la DMAE.

Agradecimientos

Esta investigación se ha desarrollado en el marco de las ayudas TED2021-131913B-I00, PID2020-115468RB-I00 y PGC2018-098214-A-I00 financiadas por el 'Ministerio de Ciencia e Innovación/Agencia Estatal de Investigación/10.13039/501100011033/' y el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER). Una forma de hacer Europa; y por el 'CIBER en Bioingeniería, Biomateriales y Nanomedicina (CIBER-BBN)' a través del 'Instituto de Salud Carlos III' cofinanciado con fondos FEDER. M. Herrero Tudela cuenta con un contrato predoctoral de la Universidad de Valladolid.

Referencias

- [1] C. J. Flaxel *et al.*, “Age-Related Macular Degeneration Preferred Practice Pattern®,” *Ophthalmology*, vol. 127, no. 1, pp. P1–P65, Jan. 2020, doi: 10.1016/J.OPHTHA.2019.09.024.
- [2] W. L. Wong *et al.*, “Global prevalence of age-related macular degeneration and disease burden projection for 2020 and 2040: a systematic review and meta-analysis,” *Lancet Glob Health*, vol. 2, no. 2, pp. e106–e116, Feb. 2014, doi: 10.1016/S2214-109X(13)70145-1.
- [3] L. S. Lim, P. Mitchell, J. M. Seddon, F. G. Holz, and T. Y. Wong, “Age-related macular degeneration,” *The Lancet*, vol. 379, no. 9827, pp. 1728–1738, 2012.
- [4] E. Pead *et al.*, “Automated detection of age-related macular degeneration in color fundus photography: a systematic review,” *Surv Ophthalmol*, vol. 64, no. 4, pp. 498–511, Jul. 2019, doi: 10.1016/j.survophthal.2019.02.003.
- [5] M. R. K. Mookiah *et al.*, “Automated detection of age-related macular degeneration using empirical mode decomposition,” *Knowl Based Syst*, vol. 89, pp. 654–668, Nov. 2015, doi: 10.1016/J.KNOSYS.2015.09.012.
- [6] C. González-Gonzalo *et al.*, “Evaluation of a deep learning system for the joint automated detection of diabetic retinopathy and age-related macular degeneration,” *Acta Ophthalmol*, vol. 98, no. 4, pp. 368–377, Jun. 2020, doi: 10.1111/AOS.14306.
- [7] H. Fang *et al.*, “ADAM Challenge: Detecting Age-related Macular Degeneration from Fundus Images,” Feb. 2022, doi: 10.1109/TMI.2022.3172773.
- [8] X. Li, M. Jia, M. T. Islam, L. Yu, and L. Xing, “Self-Supervised Feature Learning via Exploiting Multi-Modal Data for Retinal Disease Diagnosis,” *IEEE Trans Med Imaging*, vol. 39, no. 12, pp. 4023–4033, Dec. 2020, doi: 10.1109/TMI.2020.3008871.
- [9] B. H. M. van der Velden, H. J. Kuijf, K. G. A. Gilhuijs, and M. A. Viergever, “Explainable artificial intelligence (XAI) in deep learning-based medical image analysis,” *Med Image Anal*, vol. 79, p. 102470, Jul. 2022, doi: 10.1016/J.MEDIA.2022.102470.
- [10] H. Fang *et al.*, “ADAM Challenge: Detecting Age-Related Macular Degeneration From Fundus Images,” *IEEE Trans Med Imaging*, vol. 41, no. 10, pp. 2828–2847, Oct. 2022, doi: 10.1109/TMI.2022.3172773.
- [11] S. Ioffe and C. Szegedy, “Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift.” 2015.
- [12] L. Perez and J. Wang, “The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning,” Dec. 2017, Accessed: Jul. 12, 2023. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1712.04621v1>
- [13] L. Shao, F. Zhu, and X. Li, “Transfer Learning for Visual Categorization: A Survey,” *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst*, vol. 26, no. 5, pp. 1019–1034, 2015, doi: 10.1109/TNNLS.2014.2330900.
- [14] C. Käding, E. Rodner, A. Freytag, and J. Denzler, “Fine-Tuning Deep Neural Networks in Continuous Learning Scenarios,” Jul. 2017, pp. 588–605. doi: 10.1007/978-3-319-54526-4_43.
- [15] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, “ImageNet: A large-scale hierarchical image database,” in *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009, pp. 248–255. doi: 10.1109/CVPR.2009.5206848.
- [16] I. Radosavovic, R. P. Kosaraju, R. Girshick, K. He, and P. Dollár, “Designing Network Design Spaces,” *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 10425–10433, Mar. 2020, doi: 10.1109/CVPR42600.2020.01044.
- [17] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. MIT Press, 2016.
- [18] M. Sundararajan, A. Taly, and Q. Yan, “Axiomatic Attribution for Deep Networks,” in *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*, D. Precup and Y. W. Teh, Eds., in *Proceedings of Machine Learning Research*, vol. 70. PMLR, Jul. 2017, pp. 3319–3328.
- [19] R. Sayres *et al.*, “Using a Deep Learning Algorithm and Integrated Gradients Explanation to Assist Grading for Diabetic Retinopathy,” *Ophthalmology*, vol. 126, no. 4, pp. 552–564, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ophtha.2018.11.016>.

ÍNDICE DE AUTORES

A		Armañac Julián, Pablo	545
Abella, Monica	266, 540	Ayala Fernandez, Unai	222
Abellón Caselles, Marco	614	Azagra, Marc	574
Abizeid Daou, Roy	650	Azkue, Laiene	222
Acha, Begoña	476, 492, 496	Azorín, José	381, 385, 504
Aguado Del Hoyo, Alejandra	39		662
Aguado Sarrió, Eric	290	B	
Aguilar García, María Dolores	553	Badosa, María Carmen	460
Aguilera Jiménez, Elena	402	Bailón, Raquel	18, 343, 545
Agulló Mertens, Elena	214	Balsa, Alejandro	85
Alandí Rocafull, Irene	22	Barceló Pons, Pol	630
Alberola López, Carlos	274, 306, 553	Barriga Rivera, Alejandro	488, 512
Albusac Jiménez, Javier Alonso	157, 456	Barrios Álvarez De Arcaya, Javier	111, 231, 452
Alcaide León, César	140	Barro, Óscar	427
Alcaraz, Jordi	190	Barroso García, Verónica	549
Alcaraz, Raúl	10, 235, 247	Barroso Gonçalves, Sergio	650
Alcázar Laynez, Manuel Luís	488	Bartrés Faz, David	520, 536
Alcobendas Maestro, Mónica	456	Bastarrika, Gorka	282
Alcón, Clara	622	Basterra García, Álvaro	585
Alió Sanz, Jorge	368	Bastir, Markus	115, 251, 254
Allegue, José Manuel	310	Batlle, Montserrat	532
Alonso, Erik	435	Bayo, Fernando	294
Alonso González, Cristina	165	Bello Arroyo, Elisabet	626
Alonso Linaje, Gonzalo	161	Beltran Carrero, Alberto	356
Álvarez, Zaida	580	Benamara, Megdouda	574
Álvarez Gonzalez, Daniel	549	Benavent, Diego	85
Álvarez López, Aroa	576	Berjano Zanón, Enrique	123, 131
Amado Caballero, Patricia	553	Bernabéu Wittel, José	492
Ambrosiani Fernández, Jesús	165	Bernat, Lluís	243
André, Jean-Marc	389	Blanch, Lluís	528, 532
Aniorte García, Alicia	218	Blanco Coloma, Laura	157, 456
Antolí Francés, Antonio	102	Blasco García, Jesús Damián	68
Aramendi, Elisabete	435	Boil, Gregory	618
Arbelo, Elena	227	Borrego, Miguel	476
Arce Diego, José Luís	127, 364, 448	Boutinguiza, Mohamed	136
Arevalo Núñez De Arenas, Eduardo	136, 638	Bragós Bardia, Ramón	322
Arias González, Felipe	136, 427	Brooks, Claire J.	294
Armada Maresca, Félix	634		

Escribano Cano, Pilar	10	García, Esther	343
España, Goretti	520	García, Manuel	10
Essamhi Saidi, Kamilia	674	García Fernández, Ignacio	231, 452
Esteban Ortega, Francisco	115, 251, 254	García Fuentes, Marta	406, 614, 468
Estevez Labori, Francisco	119		674
		García Gadañón, María	480
F		García Gómez, Gabriel J.	60, 243
Fabregat Sanjuan, Albert	202	García Linares, José Antonio	73
Fallon, Matthew	574	García Lizarribar, Andrea	566, 622
Fanjul Vélez, Félix	127, 364, 448	García López, Gabriel	68
Farré, Ramón	190	García Martínez, Javier	650
Feliu Batlle, Jorge Juan	68	García Mesa, Pablo	356
Fernandes, Francisco	650	García Ruano, Agustín	553
Fernández, Fernando	81	García Rueda, Isabel María	115, 254
Fernández, Javier	94	García Sáez, Gema	258
Fernández, Rafael	528, 532	García Sánchez, Laura	52
Fernández Arias, Mónica	136, 427	García Torres, Fernando	360
Fernández Corazza, Mariano	123	García Vicente, Clara	14, 549
Fernandez Cortes, Elena	626	Garmendia Aguilar, María Dolores	553
Fernández Costa, Juan Manuel	194	Garmendia Leiza, José Ramón	553
Fernández Del Cerro, Carlos	266	Garnés Camarena, Óscar	331
Fernandez Del Río, José Antonio	570	Garrido, José Francisco	310
Fernández Gonzalo, Sol	528	Garrido Rubia, Antonio	686
Fernandez Martínez De Septien, Carmen	553	Gavara, Nuria	190
Fernández Rodríguez, Álvaro	389, 393	Ghosh, Subrata	360
Fernandez Sánchez, M. Teresa	464	Gijón Ortego, Jorge	585
Ferré Torres, Josép	630	Gil, Eduardo	545
Ferrer Riquelme, Alberto	290	Gil, Javier	136, 427
Figuere Memba Massoko, Ludovic	102	Gil Agudo, Ángel	508
Filgueiras Rama, David	306, 431	Gil Correa, Amalia	654
Flores, Héctor	414, 418, 422	Giraldo, Beatriz	194
	614	Godoy González, Marta	528
Fraille, Juan Carlos	161	Goicolea, José María	52
Franco Terriza, Lucía	488	Gomà, Gemma	528
Frías, Marcos	460	Gómez, Carlos	585, 593, 597
Fuster Barceló, Caterina	282		654
		Gómez, Neurys	2
G		Gómez Aguilera, Enrique J	35, 77, 85, 98
Galera, Cristina	314		149, 278, 286
Gallego Ferrer, Gloria	210		298, 302, 520
Gallo, Juan	439		536
Ganoza Quintana, José Luís	364	Gómez De Los Infantes Peña, Susana	402
Garate, Francisco	77	Gómez Fernandez, Cristina	610

Gómez García, Carmelo	368	Herrera Valenzuela, Diana	508
Gómez Gaviro, María Victoria	626	Herrero, Alba	574
Gómez Grande, Adolfo	298	Herrero Ezquerro, María Trinidad	68, 310, 686
Gómez Pesquera, Estefanía	642	Herrero Quevedo, Fernando	372
Gómez Pilar, Javier	642	Herrero Tudela, María	468, 480
Gómez Valverde, Juan José	356	Hietakoste, Salla	545
Gomis, Pedro	227	Hornero, Roberto	14, 397, 468
Gomis Tena, Julio	327		480, 500, 545
Gonzalez, Victor M.	464		549, 585, 593
González, Cintia	81		597, 642, 654
González, Iván	496	Hoshi, Hideyuki	654
González Cabrero, José	368	Hotopf, Matthew	343
Gonzalez Costea, Belen	77	Huerta Herraiz, Álvaro	235
González Domínguez, Ramón	182		
González Expósito, Sara	508	I	
González Morcillo, Carlos	157, 456	Iacucci, Marietta	360
González Nieto, Daniel	576, 634	Iañez, Eduardo	381, 385, 504
González Nuño, Francisco M.	516		662
González Suárez, Ana	131, 119	Ibanez, Mario	670
Gonzalez Vazquez, Joaquín J.	243	Ibarra Berrocal, Isidro J.	169, 674, 678
Gozal, David	14, 545, 549		682
Gracia, Desirée	504, 662	Iniesta, José	85
Guedán Durán, Atocha	634	Irastorza, Ramiro	123
Guerrero, Ángel Luís	593	Isabel Roquero, Alba	227
Guijarro Martínez, Paula	27	Isasi, Iraia	435
Guinea Tortuero, Gustavo Víctor	562, 576, 634		
Gutiérrez, Álvaro	646, 658	J	
Gutiérrez, Marco	536	Jacinto, Misael	262
Gutierrez De Pablo, Laura	642	Jaén Vargas, Milagros	650
Gutiérrez De Pablo, Víctor	585, 593	Jara, Carlos A.	60
Gutiérrez Tobal, Gonzalo César	14, 468, 545	Javierre, Miguel	18
	549	Jelic, Vesna	597
Guzman Miranda, Hipólito	512	Jemni Damer, Nahla	634
H		Jiménez Fernandez, Pablo	512
Halamek, Joséf	6	Jiménez García, Jorge	14
Haro, Josép María	343	Jiménez Mallebrera, Cecilia	460
Hayes, Brian	360	Jiménez Muñoz, Marta	68
Hernandez, Alicia	77	Jin, Shana	570
Hernández Abad, Ignacio	35	Jódar Reverte, María	314
Hernandez Machado, Aurora	630	Juan Poveda, Javier	381, 385
Hernando Pérez, María Elena	81, 258	Juárez, Sergio	94
Herrera Tirado, Vanesa	157, 456	Junquera, Isabel	327
		Jurak, Pavel	6

K		López García, Luís	102
Kainulainen, Samu	545	López García, Marcos	89
Kappel, Mathilde	347, 516, 557	López González, Verónica	443
Kerexeta Sarriegi, Jon	222	López Guerrero, José Antonio	352
Kloosterman, Manon	18	López Martínez, María José	566
Kontaxakis, Giorgos	31, 377	López Olañeta, Marina	626
Kontaxis, Spyridon	343	López Riquelme, Juan Antonio	68
Kovalyk Borodyak, Oleksandr	472, 484	López Santiago, Javier	31
Kumar Srivastava, Girish	634	Lozano Berrio, Vicente	157, 456
		Lozano Ibáñez, Miguel	231, 452
L		Ludusan, Cristina	406
Laguna, Pablo	2, 545, 606	Luque Del Toro, Ivan	186
Lamers, Femke	343	Lusquiños, Fernando	427
Lara Pezzi, Enrique	626		
Larburu Rubio, Nekane	222	M	
Largo Aramburu, Carlota	634	Machado, Isidro	352
Larraga, Blanca	646, 658	Macian Morales, Álvaro	169, 678, 682
Larrea, Andima	435		686
Larrén, Estela	402	Magalhaes, Andreia	439
Larrosa Capacés, Susana	202	Malanda Trigueros, Armando	331, 335
Lax, Ana María	314	Malpica, Norberto	270
Lázaro, Jesús	545	Manero, José María	427
Lazo Maestre, Manuel	165	Manjón Herrera, José Vicente	43, 47
Leante Castellanos, José Luís	610	Mansilla Gil, Jorge	165
Leñero Bardallo, Juan Antonio	492	Marco Rius, Irene	574
Letouzé, Théodore	389	Marcos, Diego	397, 500
Leva, Álvaro	227	Marcos Jorquera, Diego	318
Liberos, Alejandro	111, 231, 452	Marínez Rodrigo, Arturo	235
Licona Beltrán, Alisson	258	Mariscal, Cristina	335
Llinas, María Teresa	310	Martin, Alba	2, 343
Llombart Bosch, Antonio	352	Martín, Mercedes	377
Llorente, Vicente	626	Martín Fernandez, Marcos	274
Lloveras Borràs, Berta	570	Martín Montero, Adrián	14, 545
Lobato Gómez, Carlos	153	Martín Pinacho, Jesús Javier	278
López, Ana	77	Martin Sierra, Pablo	339
López, María José	580	Martínez, Juan Pablo	2, 6, 606
López, Maribel	468, 480	Martínez, Sofia	634
López Aguilar, Joséfina	528, 532	Martínez Abellan, Lucia	406
López Ales, Emilio	274	Martínez Blanco, África	190
López Canosa, Adrian	630	Martínez Cagigal, Víctor	500
López Dolado, Elisa	94	Martínez De Juan, José Luís	22, 327
López Expósito, Patricio	294	Martínez Mateu, Laura	431
López Fanarraga, Mónica	622	Martínez Muñoz, Gemma	106

Roca, Oriol	528	Ruiz, Verónica	658
Roca González, Joaquín	64, 310, 406	Ruiz Canales, Antonio	106
	414, 418, 601	Ruiz Fernández, Daniel	318, 524
	614, 618	Ruiz Gávez, Rubén	397
Rocón, Eduardo	646	Ruiz Gutiérrez, Martín	194
Ródenas, Juan	10	Ruiz Pérez, Marina	43, 47
Rodrigo Bort, Miguel	111, 231, 452	Ruiz Vitte, Ainhoa	646
Rodríguez, Daniel	136		
Rodríguez Ballabriga, Ángel	202	S	
Rodríguez Contreras, Alejandra	427	Sabuco García, Yolanda	524
Rodríguez Falces, Javier	335	Sáez, Gema	81
Rodríguez Galván, Justino	306	Saiz, Javier	327, 431
Rodríguez Gonzalez, Blanca	270	Salaberria, Ruth	435
Rodríguez González, Víctor	500, 654	Salamanca Gonzalez, Celina	206
Rodríguez Herrero, Agustín	262	Salas Monedero, Miriam	508
Rodríguez Matesanz, Manuel	149	Salazar Carrasco, Lucía	153
Rodríguez Robles, Francisco	484	Salcedo Eugenio, Gustavo	169, 218, 422, 674, 678, 682
Rodríguez Rodríguez, Myriam	402		
Rodríguez Rosa, David	94	Samitier, Josép	439, 566, 622
Rodríguez Trujillo, Romen	570, 630	Sánchez, Patricia	35, 77, 98, 149
Rodríguez Vila, Borja	270		278, 286, 298
Rojas Lozano, Pilar	356		302
Rojo, Francisco	634	Sánchez García, Daniel	27
Roldán, Mònica	460	Sánchez Gómez, Serafín	165
Román Martínez, Isabel	73	Sánchez González, Javier	306
Romero, Cristina	243	Sánchez González, Patricia	520, 536
Romero, Lucía	431	Sánchez López De Pablo, Cristina	339
Romero, Roberto	468, 480	Sánchez Margallo, Francisco Miguel	153, 347, 516
Romero De Antonio, Pau	231, 452		557
Romero Olóriz, Carlos	488	Sánchez Margallo, Juan A.	153, 347, 516
Romitti, Giada Sira	111, 231, 452		557
Romo Marín, Ángela	56, 174	Sánchez Nanclares, Gorka	314
Ron Angevin, Ricardo	389, 393	Sancho Gómez, José Luís	472
Ropero Romero, Francisco	165	Sanderson, Daniel	540
Roquette, Matilde	570	Santacroce, Giovanni	360
Rosell Ferrer, Javier	322	Santamaría Vázquez, Eduardo	397, 500
Rozalen, Gemma	278	Santos Mayo, Carlos	39
Rubio, Ana	352	Santos Pulpón, Verónica	528, 532
Rubio Bolívar, Javier	98	Sanz, Amaía	435
Rubio Mayo, Paula	258	Sanz Martí, Concha	102
Ruipérez Campillo, Samuel	239, 589	Sanz Prieto, Daniel	115, 251, 254
Ruiz, Cristina Soguero	182	Sarandeses, Pilar	298
Ruiz, Emma	81	Sarlabous, Leonardo	528, 532



CASEIB 2023 XLI

Congreso Anual de la Sociedad Española de
Ingeniería Biomédica

Contribuyendo a la salud basada en valor



ISBN: 978-84-17853-76-1



9 788417 853761