

22 - 24 NOVIEMBRE 2023 | CARTAGENA



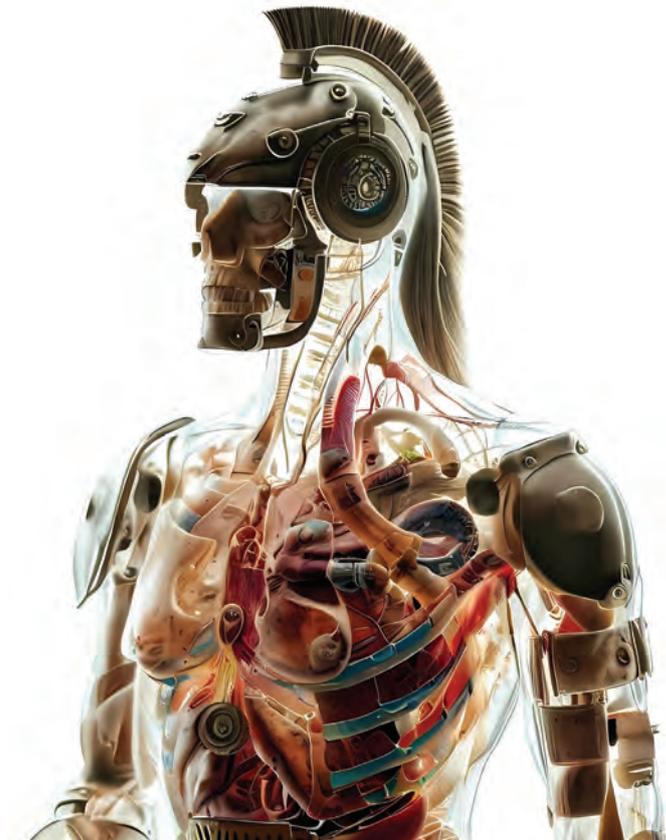
CASEIB 2023 XLI

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



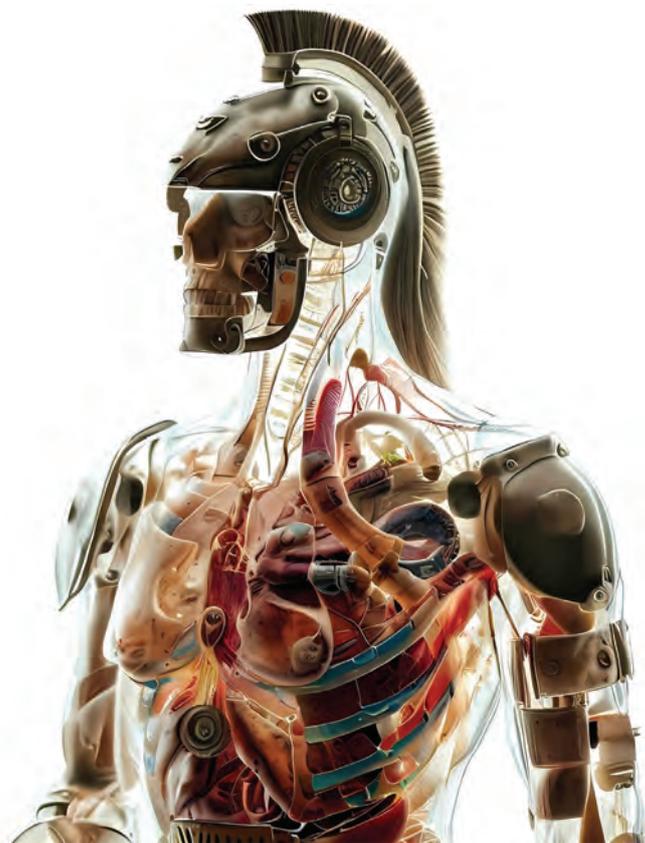
CASEIB 2023 XLI

Congreso Anual de la Sociedad Española de

Ingeniería Biomédica

Contribuyendo a la salud basada en valor

LIBRO DE ACTAS



AITADIS



FF

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



FABLAB

REDUCPT

UPCT

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>

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 Suardiaz 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

Comparación de múltiples redes neuronales convolucionales para el diagnóstico automático de la degeneración macular asociada a la edad usando retinografías

R. Romero-Oraá^{1,2}, M. Herrero-Tudela¹, R. Hornero^{1,2}, M. I. López Gálvez^{1,2}, M. García^{1,2}

¹ Grupo de Ingeniería Biomédica, Universidad de Valladolid, Valladolid, España, {roberto.romero, maria.herrero.tudela, roberto.hornero, 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 la principal causa de pérdida irreversible de visión en la población anciana. Los algoritmos de deep learning y, en particular, las redes neuronales convolucionales (CNN), han demostrado ser útiles en el diagnóstico precoz de la enfermedad. En este trabajo se compararon 12 modelos CNN preentrenados: VGG-19, ResNet, InceptionV3, InceptionResNetV2, Xception, DenseNet, NASNet, MobileNetV3, RegNet, EfficientNetV2, ResNet-RS y ConvNeXt. se utilizó la base de datos ADAM, compuesta por 1,200 retinografías. Los resultados obtenidos permitieron seleccionar el modelo basado en la arquitectura ResNet-RS como aquel más adecuado para el diagnóstico, alcanzando una precisión del 89.50%, una sensibilidad del 90.35%, una especificidad del 86.52%, un F1-score de 0.93 y un área bajo la curva ROC de 0.9497. Cabe destacar que la arquitectura ResNet-RS nunca había sido explorada en el contexto de la DMAE. El modelo propuesto podría ser de utilidad en el entorno clínico y servir de base para desarrollar modelos más complejos.

1. Introducción

La degeneración macular asociada a la edad (DMAE) es la principal causa de pérdida de visión entre las personas mayores de 50 años [1]. Esta pérdida de visión es irreversible, provocando con el tiempo una ceguera completa [2]. Como la mayoría de las enfermedades retinianas, la DMAE no presenta síntomas visibles en sus primeras etapas, por lo que su detección precoz requiere exámenes oftalmológicos periódicos [3]. En este sentido, las retinografías son la modalidad de imagen más rentable para el cribado de la enfermedad [4]. Sin embargo, la alta prevalencia de la DMAE y la falta de recursos sanitarios está sobrecargando el sistema de atención al paciente, haciendo que los tratamientos lleguen tarde [2]. Por ello, los algoritmos de inteligencia artificial han demostrado ser útiles en la ayuda al diagnóstico de la DMAE [2].

En los últimos años, los algoritmos de *deep learning* están superando los clasificadores tradicionales [2]. Además, permiten obtener representaciones relevantes de los datos sin la necesidad de extraer características de forma manual [2]. En este contexto, las redes neuronales convolucionales (*convolutional neural network*, CNN) son los modelos de *deep learning* más populares empleados para tareas de visión artificial, incluyendo el análisis de imágenes médicas [2]. Aunque los *transformers* han revolucionado el estado del arte de los modelos de clasificación de imagen

[5], las últimas arquitecturas CNN han logrado superar su rendimiento en términos de precisión y escalabilidad [6].

En la literatura podemos encontrar varios métodos de detección de la DMAE basados en CNNs. Se han explorado individualmente las arquitecturas OverFeat [7], [8] Alexnet [9], VGG-16 [10], ResNet50 [10], [11], ResNet101 [4] y EfficientNetB4 [4]. Tan et al. [12], por su parte, desarrollaron una arquitectura ad-hoc de 14 capas. Otros autores utilizaron estrategias combinadas. Por ejemplo, Grassman et al. [13] combinaron AlexNet, VGG-16, GoogLeNet, Inception-v3, ResNet101 e Inception-ResNet-v2. Govindaiah et al. [14], por otro lado, combinaron las arquitecturas Inception-ResNet-V2 y Xception. En algunos trabajos el entrenamiento del modelo se hizo en base a la detección de lesiones, para lo cual se utilizaron las etiquetas correspondientes manualmente anotadas [15]. En la literatura asociada al diagnóstico automático de la DMAE, tiene especial interés el desafío ADAM [4]. Cabe destacar que los 5 equipos mejor clasificados propusieron estrategias combinadas de CNNs.

La base de todas estas propuestas es una arquitectura CNN (o conjunto de ellas) a modo de *backbone* o extractor de características. Sin embargo, ningún estudio ha establecido una comparación directa que permita elegir la arquitectura más eficaz para detectar los signos de la DMAE. El objetivo de este trabajo ha sido comparar múltiples arquitecturas CNN para el diagnóstico de la DMAE. De esta manera, sería posible construir modelos más complejos basados en la arquitectura más adecuada. Además, se han incluido en la comparación arquitecturas modernas, como ConvNeXt [6] o ResNet-RS [16], que no han sido exploradas anteriormente en este contexto.

2. Base de datos de retinografías

En este trabajo se utilizó la base de datos ADAM [4], que consta de 1,200 retinografías almacenadas en formato JPEG y fue proporcionada por el Centro Oftalmológico de Zhongshan de la Universidad de Sun Yat-sen (China). Se utilizó el retinógrafo Zeiss Visucam 500 para capturar 824 de las imágenes a una resolución de $2,124 \times 2,056$ píxeles y el retinógrafo Canon CR-2 para capturar las 376 imágenes restantes a una resolución de $1,444 \times 1,444$ píxeles. El campo de visión de todas las imágenes se centró en la mácula. Los pacientes eran de nacionalidad china, con edades comprendidas en 53.19 ± 15.59 años (47%

mujeres). Se seleccionaron exclusivamente imágenes de calidad adecuada para su procesamiento. La base de datos resultante se dividió en 3 grupos de 400 imágenes cada uno: entrenamiento, validación y test. Todos mantenían la misma proporción de muestras patológicas (311 imágenes) y sanas (89 imágenes) [4]. La Figura 1 muestra un ejemplo de cada clase.

3. Métodos

Todos los modelos a comparar partían de una etapa de preprocesado para normalizar las imágenes de entrada. A continuación, incluían el *backbone* correspondiente a la CNN elegida y, finalmente, compartían la misma estructura de capas *fully-connected* al final de la red. Asimismo, para todos los modelos se aplicaron los mismos hiperparámetros y técnicas adicionales, como son *data augmentation*, *transfer learning* y *fine-tuning*.

3.1. Preprocesado

Para normalizar los datos de entrada y reducir el tiempo de procesado, todas las imágenes se redimensionaron a una resolución de 512×512 píxeles [4]. Además, para adaptar los valores de los píxeles a la entrada esperada por las redes, las imágenes se normalizaron en el rango $[-1,1]$ [16].

3.2. Data augmentation

Las redes neuronales profundas requieren un elevado número de datos de entrenamiento. Para aumentar el número de imágenes con las que entrenar los modelos de este trabajo, se empleó la técnica *online data augmentation* [2]. Esta técnica permite generar aleatoriamente nuevas imágenes sintéticas en cada época a partir del conjunto de entrenamiento. Para ello, se aplicaron transformaciones simples: rotaciones, desplazamientos, volteos y escalado.

3.3. Transfer learning y fine-tuning

Transfer learning es una solución adicional al escaso volumen de datos de entrenamiento disponible [2]. Para aplicar esta técnica, inicializamos los pesos de la red con los valores aprendidos al resolver un problema de otro dominio del que sí se dispone de un gran volumen de datos [2]. En este trabajo, se utilizaron modelos preentrenados con las imágenes del proyecto ImageNet [17].

A continuación, se aplicó *fine-tuning* [2]. Para ello, se utilizaron las imágenes del conjunto de entrenamiento para reentrenar todas las capas de cada modelo preentrenado. Esto permitió ajustar los pesos de las redes a la tarea de detección de la DMAE.

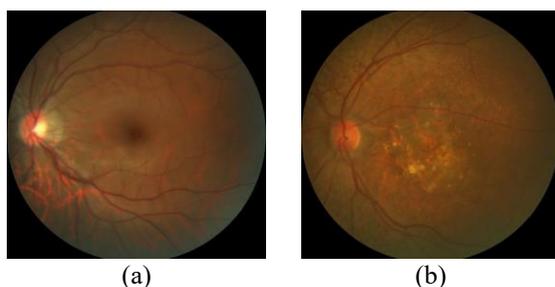


Figura 1. Imágenes de ejemplo de la base de datos ADAM.
(a) Sin DMAE. (b) Con DMAE.

3.4. Backbone CNN

En este trabajo se han desarrollado múltiples modelos CNN con distintas arquitecturas en el *backbone* para su comparación. Las arquitecturas elegidas han demostrado gran rendimiento en la clasificación de imágenes genéricas y fácil acceso a su correspondiente modelo preentrenado. Se detallan a continuación [18]:

- VGG-19. Presenta una topología homogénea de núcleos de convolución pequeños que permitieron extraer características de baja resolución espacial. En este trabajo se utilizó la versión de 19 capas.
- ResNet. Introduce el concepto de conexiones residuales, que evita el problema de la degradación en redes muy profundas. En este trabajo se utilizó la versión de 152 capas.
- InceptionV3. Es una versión de bajo coste computacional de la arquitectura GoogleNet, que introdujo el bloque Inception. Este bloque permite abstraer características de distintas escalas espaciales.
- InceptionResNetV2. Combina las ventajas de Inception y ResNet.
- Xception. Se considera una versión extrema de Inception que explota la idea de convolución separable en profundidad. Esto hace que la red sea computacionalmente eficiente al desacoplar la correlación del espacio y el canal.
- DenseNet. Se propuso conectar cada capa hacia adelante con todas las demás capas. Esto alivia el problema del gradiente de fuga, fortalece la propagación y reutilización de características y reduce la cantidad de parámetros. En este trabajo se empleó la versión de 201 capas.
- NASNet. Introduce una técnica llamada *neural architecture search* (NAS), que automatiza el diseño de redes neuronales. Con ello, descubre nuevos bloques compuestos de celdas normales y de reducción que optimizan el aprendizaje.
- MobileNetV3. Utiliza NAS para introducir nuevos avances en la arquitectura manteniendo la eficiencia computacional.
- RegNet. Se diseñan espacios de búsqueda para mejorar la técnica NAS.
- EfficientNetV2. Se propone aplicar NAS con foco en el entrenamiento y escalado. Se trata de un modelo muy rápido y eficiente.
- ResNet-RS. Supone una mejora de la arquitectura ResNet aportando 2 nuevas estrategias de escalado.
- ConvNeXt. Se inspira en los *transformers* para obtener una versión mejorada de ResNet.

3.5. Capas fully-connected

Para cada modelo desarrollado se añadieron al final de la arquitectura 3 capas *fully-connected* de 1024, 512 y 1 neuronas, respectivamente, que hacían la función de clasificador. En las dos primeras capas se utilizó la función de activación ReLu y, en la última capa, la función de activación sigmoide. Entre cada capa *fully-connected* se

aplicó la técnica *dropout* con factor 0.25 para minimizar el sobreentrenamiento [2].

3.6. Entrenamiento

Cada modelo se entrenó hasta un máximo de 200 épocas aplicando *early stopping* cuando el error sobre el conjunto de validación no mejoraba durante 7 épocas. Además, se redujo la tasa de aprendizaje a la mitad cada vez que dicho error alcanzase un mínimo y se mantuviese constante durante 3 épocas [1]. Para lidiar con el desbalanceo de clases, se aplicó la entropía cruzada binaria ponderada como función de pérdidas. También se utilizó el algoritmo de optimización Adam, la tasa inicial de aprendizaje se fijó en 0.00005 y el tamaño de *batch* fue de 4 imágenes [1].

4. Resultados

Todos los modelos se evaluaron sobre las 400 imágenes del conjunto de test en términos de precisión (PR), sensibilidad (SE), especificidad (ES), F1-score y área bajo la curva ROC (AUC). La Tabla 1 recoge estos resultados.

5. Discusión

En este trabajo se han desarrollado 12 modelos CNN para la detección automática de la DMAE. Con cada modelo se exploró una arquitectura distinta en el *backbone*. El resto de la arquitectura, así como los hiperparámetros y técnicas utilizadas fueron idénticas en cada caso. Esto nos ha permitido construir modelos eficaces y establecer una comparación directa entre ellos. Analizando los resultados de la Tabla 1, podemos observar que todos los modelos superan el 85.00 % de PR excepto aquel basado en VGG-19. Esto puede deberse a que esta arquitectura no es muy profunda en comparación con el resto. Atendiendo exclusivamente a la PR, la arquitectura InceptionV3 es la que alcanza el valor más alto (91.00 %). Sin embargo, sus valores de SE=93.89% y ES=80.90% parecen bastante desbalanceados, tal y como sucede para otras arquitecturas (ResNet, NASNet, Xception y ConvNeXt). Por el

contrario, los modelos basados en las arquitecturas DenseNet, ResNet-RS y EfficientNetV2 alcanzaron valores de SE y ES mucho más balanceados. Además, el modelo de la arquitectura ResNet-RS arrojó el valor más alto de AUC (0.9497), lo que nos llevó a seleccionar este modelo como aquel más adecuado para la detección automática de la DMAE. Hasta donde alcanza nuestro conocimiento, esta arquitectura nunca se había empleado antes con este objetivo.

Nuestros resultados son directamente comparables con los publicados en el desafío ADAM [4], pues se utilizó la misma base de datos y la misma separación de grupos. La Tabla 2 recoge esta comparativa para la métrica AUC. Como se puede observar, nuestro modelo seleccionado, basado en la arquitectura ResNet-RS, alcanzaría el cuarto puesto en el desafío ADAM. Este trabajo demuestra que una elección apropiada del *backbone* junto con la optimización de hiperparámetros y aplicación de técnicas adecuadas permite desarrollar modelos CNN muy eficaces manteniendo una arquitectura simple. Cabe destacar que los métodos propuestos por los equipos finalistas se basan en redes combinadas bastante más complejas que nuestro modelo seleccionado. En concreto, el equipo ganador hizo uso de las anotaciones clínicas correspondientes a 15 tipos de lesiones para entrenar modelos independientes [4]. Por el contrario, nuestro método requiere exclusivamente las anotaciones a nivel de imagen correspondientes a la ausencia o presencia de enfermedad.

La mayoría de los modelos desarrollados en este trabajo ofrecieron resultados prometedores. Sin embargo, el estudio no está exento de limitaciones. En primer lugar, solamente se ha utilizado una base de datos. Sería deseable incorporar nuevas imágenes con distintas características para evaluar la robustez del método. En segundo lugar, la capacidad predictiva del modelo seleccionado se ve superada por otras alternativas. Aunque el objetivo aquí no era desarrollar un método complejo, en el futuro se deben explorar mecanismos de atención, *transformers*, nuevas funciones de pérdidas y estrategias combinadas.

CNN	PR (%)	SE (%)	ES (%)	F1	AUC
VGG-19	77.50	74.92	86.52	0.84	0.8117
ResNet	89.00	92.92	75.28	0.92	0.9392
InceptionV3	91.00	93.89	80.90	0.94	0.9239
InceptionResNetV2	89.00	91.96	78.65	0.93	0.9288
Xception	90.25	94.32	76.40	0.94	0.9294
DenseNet	89.25	90.35	85.39	0.93	0.9492
NASNet	89.50	93.57	75.28	0.93	0.9257
MobileNetV3	88.00	90.03	80.90	0.92	0.9330
RegNet	89.50	92.92	77.53	0.93	0.9260
EfficientNetV2	85.75	85.21	87.64	0.90	0.9417
ResNet-RS	89.50	90.35	86.52	0.93	0.9497
ConvNeXt	89.50	94.86	70.79	0.93	0.9491

Tabla 1. Resultados sobre el conjunto de test.

Equipo	AUC
VUNO EYE TEAM	0.9714
ForbiddenFruit	0.9592
Zasti_AI	0.9581
Nosotros	0.9497
Muenai_Tim	0.9399
ADAM-TEAM	0.9287
WWW	0.9178
XxlzT	0.9097
TeamTiger	0.9086
AiraMatrix	0.8847

Tabla 2. Comparación de nuestros resultados con los resultados obtenidos por los equipos finalistas del desafío ADAM.

6. Conclusiones

Este estudio expone con éxito una comparación de múltiples modelos CNN basados en distintas arquitecturas para la detección automática de la DMAE. Se seleccionó el modelo basado en la arquitectura ResNet-RS como aquel más adecuado para el diagnóstico de la enfermedad. Aunque se trata de un modelo simple, los resultados son muy satisfactorios, superando a varias alternativas basadas en estrategias combinadas. Por tanto, su uso podría ser de utilidad en el entorno clínico. Además, el modelo propuesto podría servir de base para desarrollar modelos más complejos.

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] T. Li *et al.*, “Applications of deep learning in fundus images: A review,” *Medical Image Analysis*, vol. 69. Elsevier B.V., p. 101971, Apr. 01, 2021. doi: 10.1016/j.media.2021.101971.
- [2] S. Sengupta, A. Singh, H. A. Leopold, T. Gulati, and V. Lakshminarayanan, “Ophthalmic diagnosis using deep learning with fundus images-A critical review,” 2019, doi: 10.1016/j.artmed.2019.101758.
- [3] S. Iqbal, T. M. Khan, K. Naveed, S. S. Naqvi, and S. J. Nawaz, “Recent trends and advances in fundus image analysis: A review,” *Comput Biol Med*, vol. 151, p. 106277, Dec. 2022, doi: 10.1016/J.COMPBIOMED.2022.106277.
- [4] 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.
- [5] A. Dosovitskiy *et al.*, “An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale,” *ICLR 2021 - 9th International Conference on Learning Representations*, Oct. 2020, Accessed: Sep. 04, 2023. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2010.11929v2>
- [6] Z. Liu, H. Mao, C. Y. Wu, C. Feichtenhofer, T. Darrell, and S. Xie, “A ConvNet for the 2020s,” *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2022-June, pp. 11966–11976, Jan. 2022, doi: 10.1109/CVPR52688.2022.01167.
- [7] P. Burlina, D. E. Freund, N. Joshi, Y. Wolfson, and N. M. Bressler, “Detection of age-related macular degeneration via deep learning,” *Proceedings - International Symposium on Biomedical Imaging*, vol. 2016-June, pp. 184–188, Jun. 2016, doi: 10.1109/ISBI.2016.7493240.
- [8] A. Horta *et al.*, “A hybrid approach for incorporating deep visual features and side channel information with applications to AMD detection,” *Proceedings - 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2017*, vol. 2017-December, pp. 716–720, 2017, doi: 10.1109/ICMLA.2017.00-75.
- [9] P. M. Burlina, N. Joshi, M. Pekala, K. D. Pacheco, D. E. Freund, and N. M. Bressler, “Automated Grading of Age-Related Macular Degeneration From Color Fundus Images Using Deep Convolutional Neural Networks,” *JAMA Ophthalmol*, vol. 135, no. 11, pp. 1170–1176, Nov. 2017, doi: 10.1001/JAMAOPHTHALMOL.2017.3782.
- [10] A. Govindaiah, M. A. Hussain, R. T. Smith, and A. Bhuiyan, “Deep convolutional neural network based screening and assessment of age-related macular degeneration from fundus images,” *Proceedings - International Symposium on Biomedical Imaging*, vol. 2018-April, pp. 1525–1528, May 2018, doi: 10.1109/ISBI.2018.8363863.
- [11] P. M. Burlina, N. Joshi, K. D. Pacheco, D. E. Freund, J. Kong, and N. M. Bressler, “Use of Deep Learning for Detailed Severity Characterization and Estimation of 5-Year Risk Among Patients With Age-Related Macular Degeneration,” *JAMA Ophthalmol*, vol. 136, no. 12, p. 1359, Dec. 2018, doi: 10.1001/JAMAOPHTHALMOL.2018.4118.
- [12] J. H. Tan *et al.*, “Age-related Macular Degeneration detection using deep convolutional neural network,” *Future Generation Computer Systems*, vol. 87, pp. 127–135, Oct. 2018, doi: 10.1016/J.FUTURE.2018.05.001.
- [13] F. Grassmann *et al.*, “A Deep Learning Algorithm for Prediction of Age-Related Eye Disease Study Severity Scale for Age-Related Macular Degeneration from Color Fundus Photography,” *Ophthalmology*, vol. 125, no. 9, pp. 1410–1420, Sep. 2018, doi: 10.1016/J.OPHTHA.2018.02.037.
- [14] A. Govindaiah, R. T. Smith, and A. Bhuiyan, “A New and Improved Method for Automated Screening of Age-Related Macular Degeneration Using Ensemble Deep Neural Networks,” *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, vol. 2018-July, pp. 702–705, Oct. 2018, doi: 10.1109/EMBC.2018.8512379.
- [15] Y. Peng *et al.*, “DeepSeeNet: A Deep Learning Model for Automated Classification of Patient-based Age-related Macular Degeneration Severity from Color Fundus Photographs,” *Ophthalmology*, vol. 126, no. 4, pp. 565–575, Apr. 2019, doi: 10.1016/J.OPHTHA.2018.11.015.
- [16] I. Bello *et al.*, “Revisiting ResNets: Improved Training and Scaling Strategies”, Accessed: Sep. 04, 2023. [Online]. Available: <https://github.com/tensorflow/tpu/tree/>
- [17] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, “ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database”, Accessed: Sep. 05, 2023. [Online]. Available: <http://www.image-net.org>.
- [18] A. Khan, A. Sohail, U. Zahoora, and A. S. Qureshi, “A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks,” *Artificial Intelligence Review 2020* 53:8, vol. 53, no. 8, pp. 5455–5516, Apr. 2020, doi: 10.1007/S10462-020-09825-6.

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
Licon 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, Amaia	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