



lucas.diez@avamedsynergy.es



+34 630 632 569



Impulsando el futuro de la cirugía digital

INNOTRANSFER



**SALUD: Inteligencia Artificial (IA) aplicada
al sector de la salud**

15 de marzo de 2023

#Innotransfer

Research

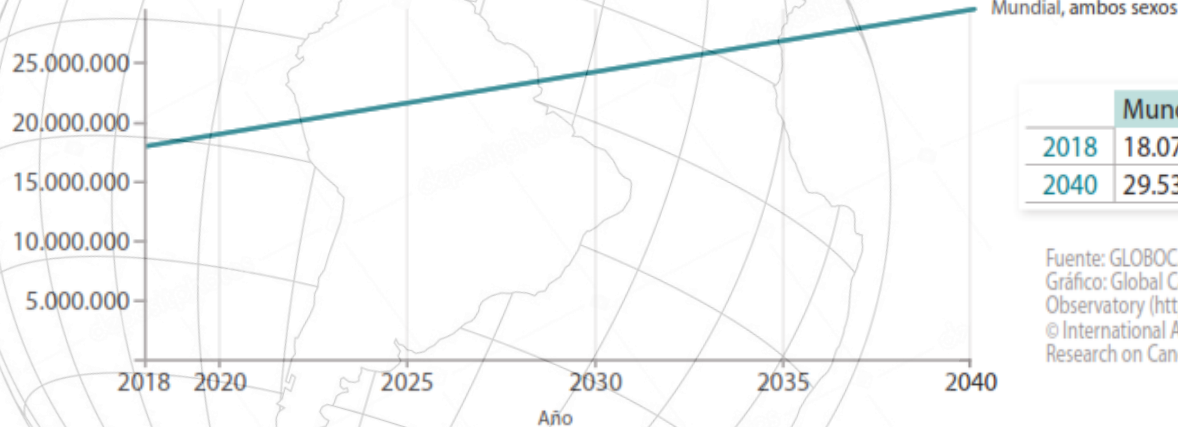
Engineering

Scanning Biomaterials

H3C

Punto de partida

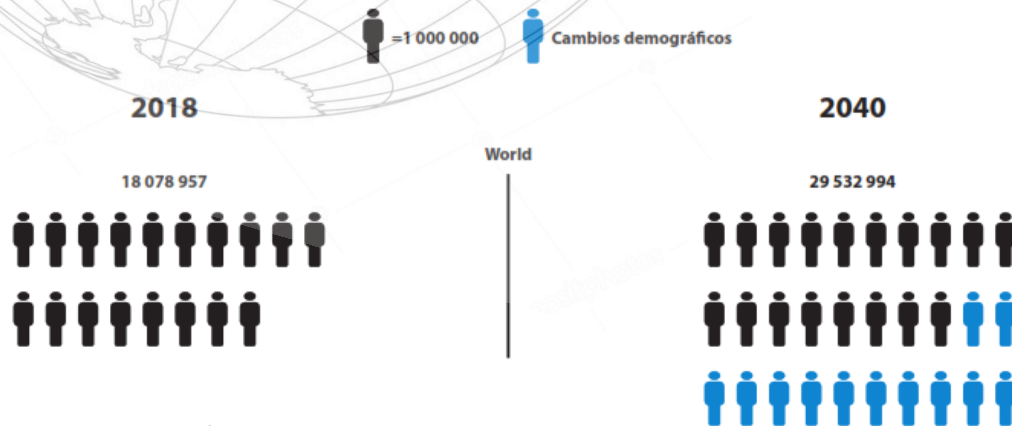
Número de casos



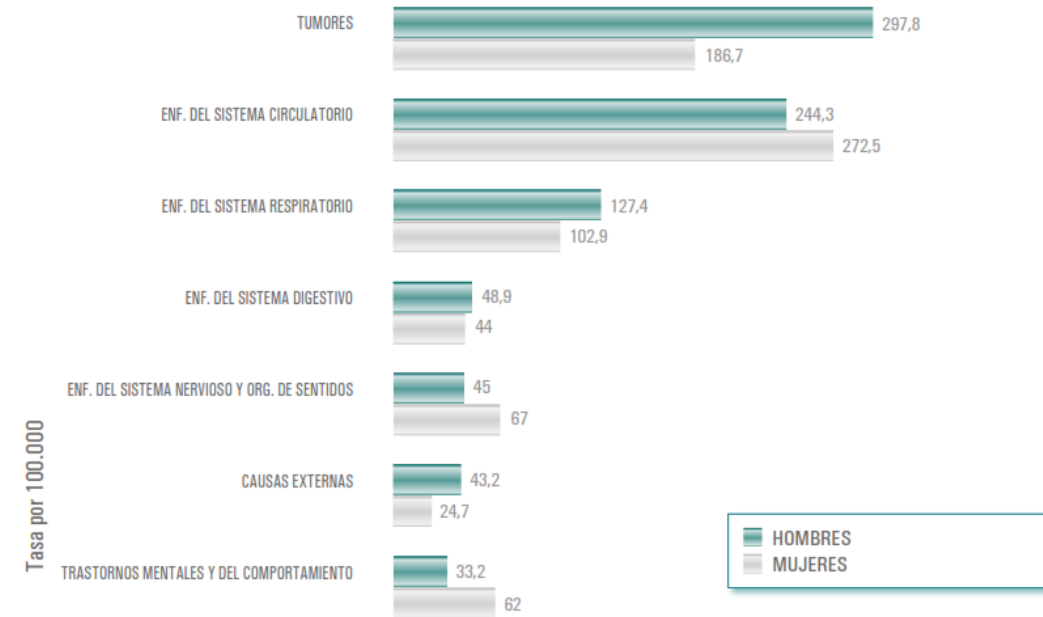
	Mundial
2018	18.078.957
2040	29.532.994 (+63.1%)

Fuente: GLOBOCAN 2018
Gráfico: Global Cancer Observatory (<http://gco.iarc.fr/>)
© International Agency for Research on Cancer 2019.

Incidencia **estimada** (nuevos casos) de tumores en la población mundial para el periodo **2018-2040**



El cáncer sigue constituyendo una de las principales causas de morbi-mortalidad del **mundo**. Las estimaciones poblacionales indican que el número de casos nuevos aumentará en las dos próximas décadas hasta **29,5 millones** al año en 2040.



Tasa defunciones según causa de muerte (ambos sexos)

Bases biológicas

**fallos en la replicación
transcripción del material
genético a nivel celular**

**proceso de formación
del tumor**

tipos tumores

**fases crecimiento
tumores**

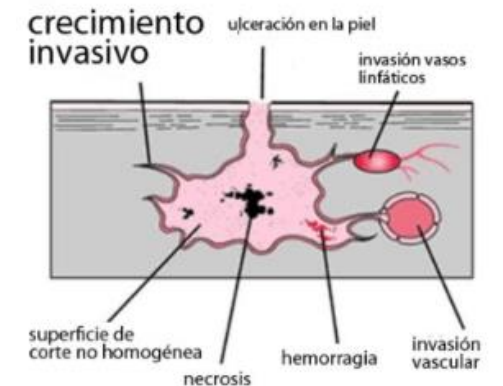
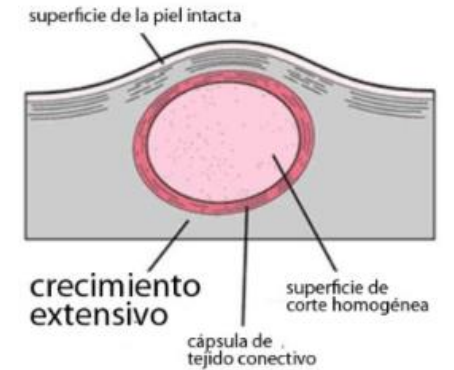
Aunque el organismo cuenta con algunos mecanismos capaces de reparar esos fallos, a veces se producen mutaciones celulares que pueden alterar el ritmo de reproducción de algunas células y que pueden derivar en la formación de **tumores**.

Las células cancerígenas deben superar los ataques del sistema inmune y, además, deben asegurarse una demanda cada vez mayor de nutrientes.

Un tumor se considera **benigno** cuando crece de forma limitada sin invadir otros tejidos. Los **maligos**, en cambio, se expanden de forma agresiva e ilimitada y pueden metastatizar a otros órganos.

Fase avascular: obtienen los nutrientes por transporte difusivo a través de la superficie del tumor.

Fase de la angiogénesis: se inducen los vasos sanguíneos de los tejidos circundantes a crecer hacia el tumor.



Neoplasias del SNC

neoplasias malignas del SNC

Son tumores cerebrales primarios en los que participan las células gliales, que son aquellas que brindan nutrientes, oxígeno y otro tipo de soporte a las **neuronas** (células nerviosas).

gliomas

Los **gliomas malignos** (se caracterizan por un crecimiento progresivo y descontrolado) son los tumores cerebrales primarios más comunes, responsables **de la causa más frecuente de muerte por cáncer** en personas de cualquier edad, afectando más a los hombres que a las mujeres.

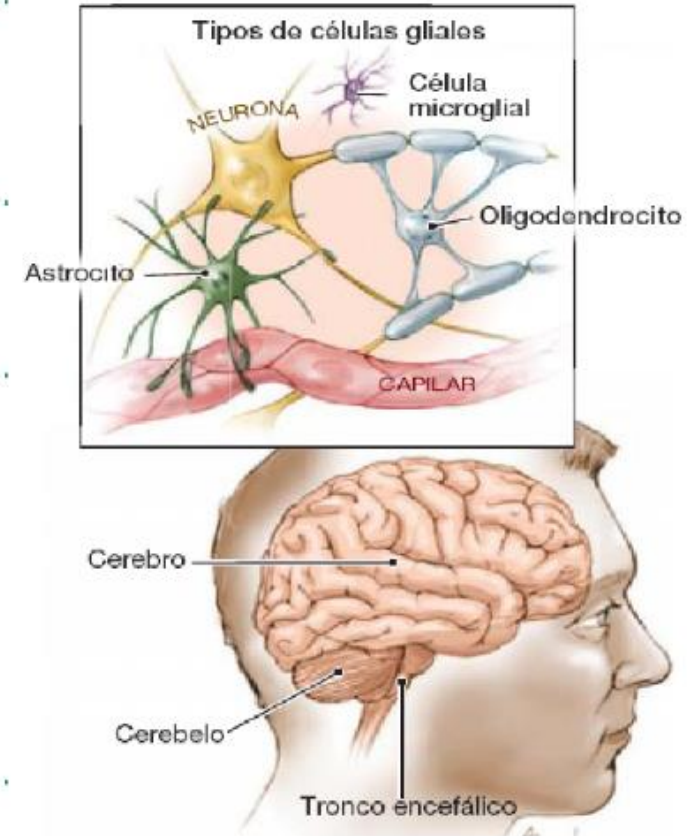
tipos de gliomas

Son un tipo de neoplasia que se produce en el cerebro, o en la médula espinal, los cuales surgen a partir de **células gliales**. Su ubicación más frecuente es el cerebro.

- glioblastomas multiforme (GBM)
- astrocitomas anaplásicos (AA)
- oligodendroglioma anaplásico (OA)

tumores malignos

Localización predominante supratentorial - alta capacidad de **infiltrar** el tejido cerebral circundante y la imposibilidad de ser controlados.



Neoplasias del SNC

clasificación según grado

Determinado por la evaluación patológica del tumor y corresponden a:

DE BAJO GRADO (LGG): son gliomas bien diferenciados (no anaplásico); son benignos y auguran un mejor pronóstico para el paciente.
DE ALTO GRADO (HGG): son gliomas no diferenciados o anaplásicos; son malignos y tienen un peor pronóstico.

Grupo	Tipo	Grado I	Grado II	Grado III	Grado IV
Astrocitoma	Subependimario de células gigantes	X			
	Pilocítico	X			
	Pilomixoide		X		
	Xantoastrocitoma pleomórfico		X		
	Desomoplástico infantil	X			
	Difuso		X		
	Anaplásico			X	
	Glioblastoma				X
Oligodendroglioma	De bajo grado		X		
	Anaplásico			X	
Oligoastrocitomas	De bajo grado		X		
	Anaplásico			X	

** Clasificación de los gliomas teniendo en cuenta el grupo, tipo y grados - parámetros fijados por la OMS.

I	Astrocitoma pilocítico	
II	Astrocitoma difuso	Mínima hiper-celularidad y anaplasia. Poca o ninguna mitosis.
III	Astrocitoma anaplásico	Hiper-celularidad moderada con anaplasia y mitosis frecuentes. Proliferación microvascular posible.
IV	Glioblastoma multiforme	Hallazgos de astrocitoma anaplásico más necrosis.

*** Grados de designación de la OMS de acuerdo a criterios histológicos.

Neoplasias del SNC

glioblastoma multiforme GBM

Debido a la naturaleza difusa de la infiltración, el crecimiento del tumor no está bien delimitado. En las secciones transversales, el tumor muestra un aspecto variado, regiones necróticas de color gris y blancas amarillentas.

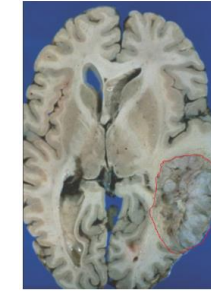
A menudo se presentan focos de decoloración rojo-marrón debido a recientes y viejas hemorragias.

metástasis

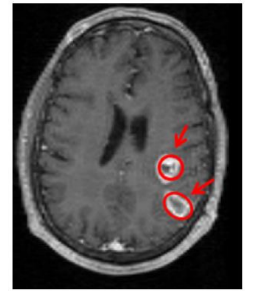
Las metástasis cerebrales (MC) constituyen una manifestación única y diferenciada en el cáncer diseminado, no sólo por su frecuencia, ya que superan en este sentido a los tumores primarios de esta localización, sino también por su **severa morbi-mortalidad**.

El tratamiento de estos procesos habitualmente es **paliativo** dentro del entorno general de la enfermedad, aunque con radiocirugía se controla localmente un alto porcentaje de las metástasis cerebrales.

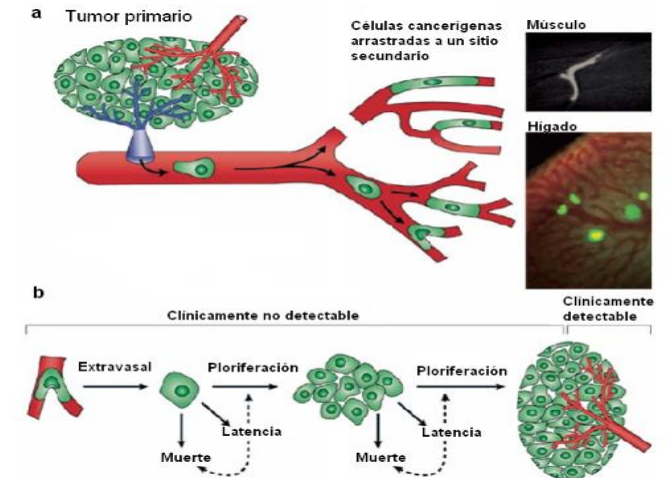
Se ha considerado que, sin tratamiento, la **supervivencia media** tras la detección de la metástasis puede llegar a ser **un mes**. La medicación esteroidea puede prolongar esta supervivencia hasta los dos meses.



** Glioblastoma ocupando una gran porción del hemisferio derecho.



*** Imagen de resonancia magnética de un glioblastoma multiforme.

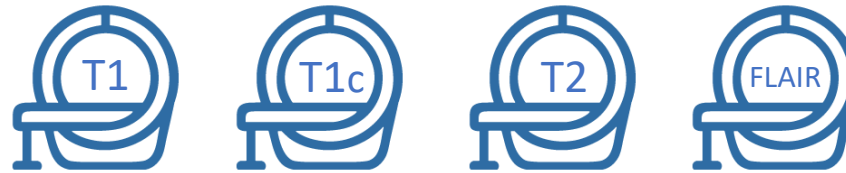


Herramientas de diagnostico

resonancia magnética RMI

Es una herramienta de diagnóstico confiable. MRI juega un papel vital en el monitoreo y la planificación de la cirugía para el análisis de tumores cerebrales.

Se requieren varias modalidades complementarias de resonancia magnética 3D:



deep learning CNN

AMIST han demostrado prominencia por proporcionar una solución precisa y reproducible para la delineación de tumores cerebrales.

Uso de *DEEP LEARNING* en la segmentación de tumores cerebrales ha logrado un rendimiento de vanguardia por las *poderosas capacidades* de extracción de características de las CNN. Actualmente están a la vanguardia en diferentes tareas de visión artificial de reconocimiento de imágenes.



*"Sin embargo, el **tamaño** limitado del **kernel** de las técnicas basadas en CNN restringe su capacidad de aprender dependencias de largo alcance"*

*"Son críticas para la segmentación precisa de tumores que aparecen en **varias formas y tamaños.**"*

El campo receptivo efectivo todavía se limita a las regiones locales."

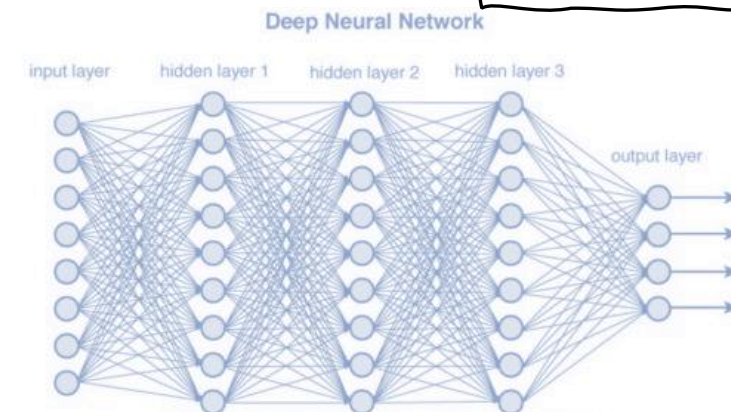


Figure 12.2 Deep network architecture with multiple layers.

Los transformadores de visión (ViT)

alternativa competitiva a las (CNN)

Los modelos ViT **superan al estado actual** de la técnica (CNN) en casi **x4** en términos de eficiencia computacional y precisión.

P.E. - Se han convertido en el status quo de facto en el procesamiento del lenguaje natural (PNL)



ChatGPT AI : modelo de lenguaje basado en transformadores. En concreto, se basa en la arquitectura GPT (Generative Pre-trained Transformer), que utiliza **mecanismos de autoatención** para modelar las dependencias entre palabras de un texto

modelo ViT

Es un modelo de aprendizaje profundo que adopta el ***mecanismo de autoatención***, ponderando diferencialmente ***la importancia de cada parte de los datos de entrada***.

Las imágenes se representan como secuencias y se predicen las etiquetas de clase para la imagen, lo que ***permite a los modelos aprender la estructura de la imagen de forma independiente***.

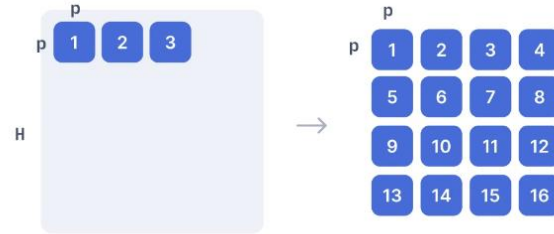
1. Dividir una imagen en parches
2. Aplanar los parches
3. Producir incrustaciones lineales de menor dimensión a partir de los parches aplanados
4. Agregar incrustaciones posicionales
5. Alimentar la secuencia como entrada a un codificador de transformador estándar
6. Preentrenar el modelo con etiquetas de imagen (totalmente supervisado en un enorme conjunto de datos)
7. Ajuste fino del conjunto de datos descendente para la clasificación de imágenes



Los transformadores de visión (ViT)

modelo ViT

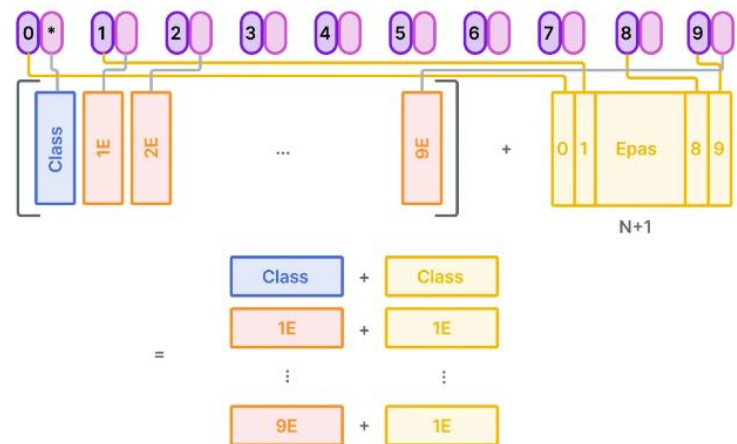
1. Dividir una imagen en parches. La imagen se convierte en parches cuadrados.



2. Aplanar los parches. Se envían a través de una sola capa de avance para obtener una proyección de parches.



3. Producir incrustaciones lineales de menor dimensión a partir de los parches aplanados.
4. Agregar incrustaciones posicionales.



D es el tamaño de vector latente fijo utilizado en todo el transformador. Es a lo que aplastamos los vectores de entrada antes de pasarlos al codificador.

Modelo DEEP propuesto

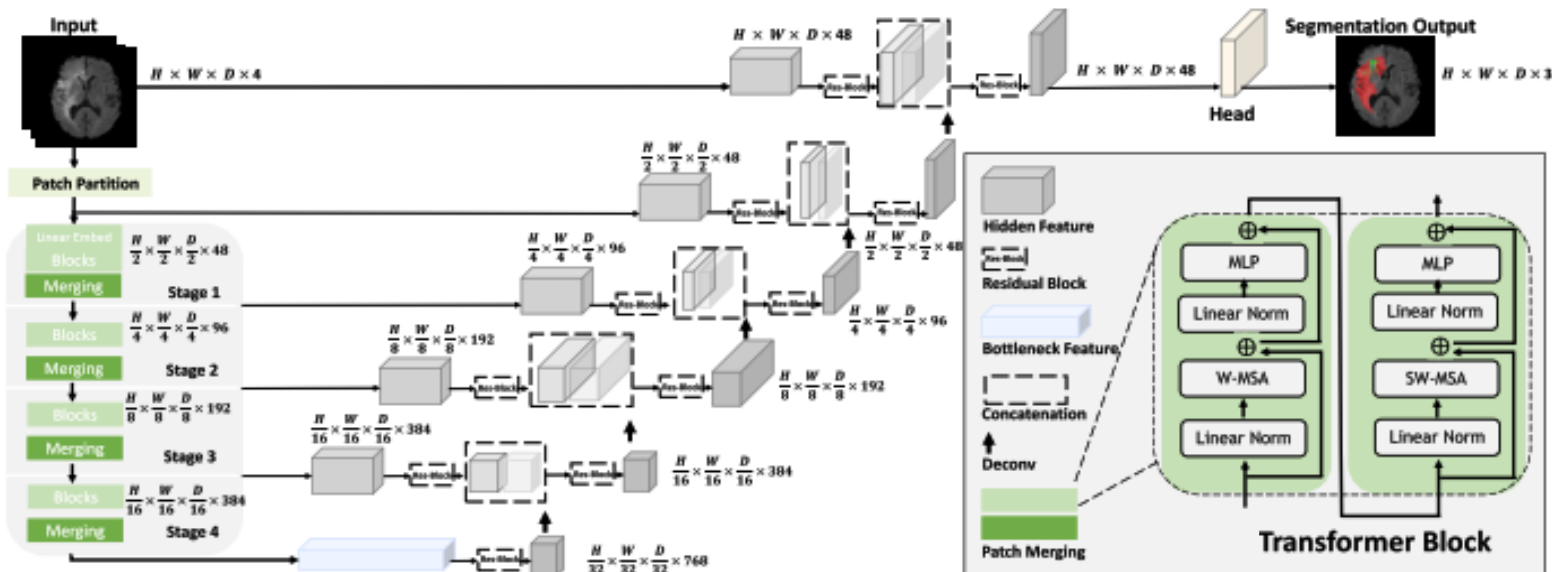
arquitectura UNETR + ViT + CNN

En FLUXUS proponemos una arquitectura novedosa:

1. utilizar una red en forma de U con un transformador ViT como codificador y conectado a un decodificador basado en CNN a diferentes resoluciones a través de conexiones de salto.
2. Validar la efectividad de nuestro enfoque para la tarea de segmentación multimodal 3D de tumores cerebrales.

“Este modelo es uno de los métodos mejor clasificados en la fase de validación y ha demostrado un rendimiento competitivo en la fase de prueba.”

arquitectura UNETR → un codificador basado en ViT (utiliza directamente parches de entrada 3D) y conectado a un decodificador basado en CNN



El codificador tiene un tamaño de parche de $2 \times 2 \times 2$ y una dimensión de característica de $2 \times 2 \times 2 \times 4 = 32$ (input RMI multimodal con 4 canales).

El tamaño del espacio de incrustación C: 48

El codificador tiene 4 etapas que constan de 2 transformadores-bloques en cada etapa.

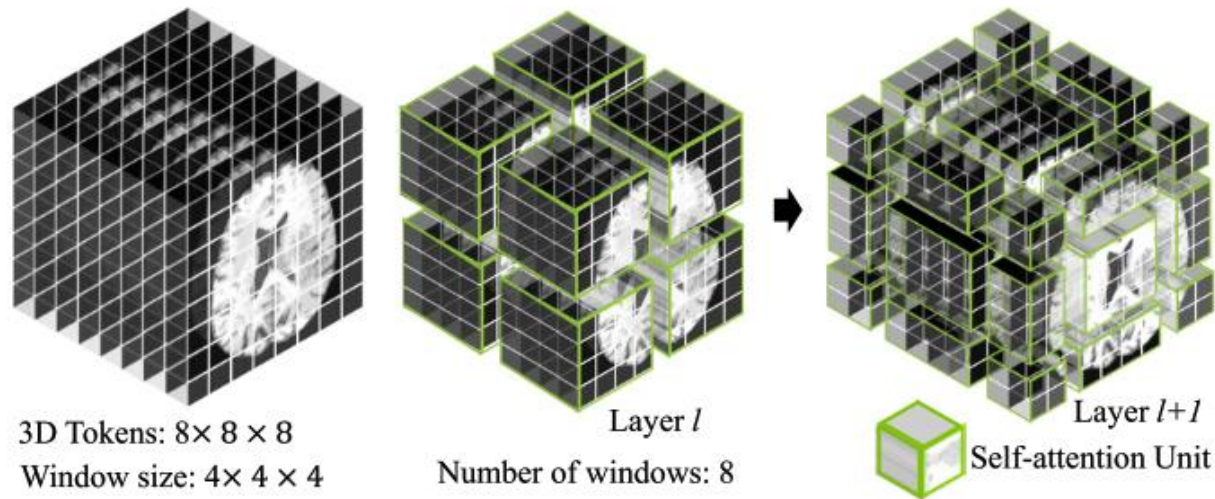
El número total de capas en el codificador es $L = 8$.

$$\frac{H}{2^i} \times \frac{W}{2^i} \times \frac{D}{2^i}$$
$$i \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$$

Modelo DEEP

arquitectura UNETR + ViT + CNN

1. La entrada a nuestro modelo son imágenes RMI multimodales 3D *con 4 canales*.
2. UNETR crea parches no superpuestos de los datos de entrada
3. utiliza una capa de partición de parche para crear ventanas con el tamaño deseado para calcular la autoatención.
4. Las representaciones de características codificadas en el transformador ViT se alimentan a un decodificador CNN a través de una conexión de omisión a múltiples resoluciones.
5. La salida de segmentación final consta de 3 canales de salida correspondientes a las subregiones *ET, WT* y *TC*.



$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (Q \quad K^T) = \text{Attention Weight}$$

El mecanismo de atención utilizado en el Transformador utiliza tres variables: Q (Consulta), K (Clave) y V (Valor).

En pocas palabras, calcula el peso de atención de un token de consulta (token: algo así como una palabra) y un token de clave y multiplica el valor asociado con cada clave.

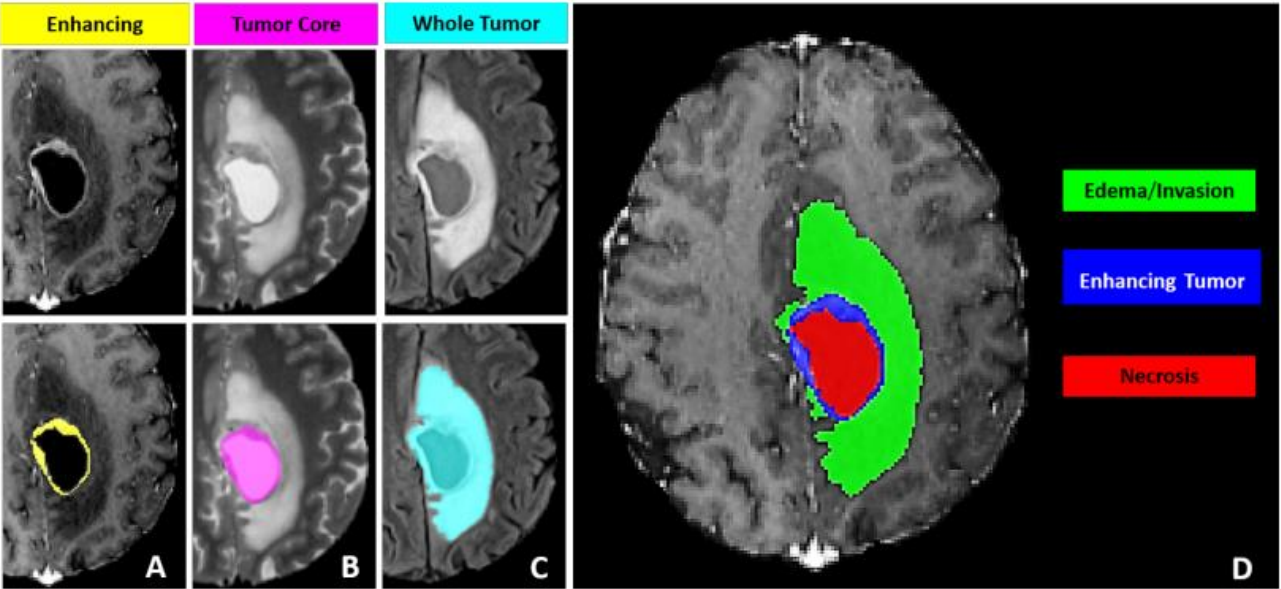
En resumen, calcula la asociación (peso de atención) entre el token de consulta y el token de clave y multiplica el valor asociado a cada clave.

Output de la arquitectura

**arquitectura
UNETR + ViT +
CNN**

Las subregiones consideradas para la evaluación:

- 1. "tumor potenciador" (ET)
- 2. "núcleo tumoral" (TC)
- 3. "tumor completo" (WT).



Puntos de referencia de validación cruzada quíntuples en términos de valores medios de puntuación.

					nnU-Net				SegResNet			
Dice Score	ET	WT	TC	Avg.	ET	WT	TC	Avg.	ET	WT	TC	Avg.
Fold 1	0.876	0.929	0.914	0.906	0.866	0.921	0.902	0.896	0.867	0.924	0.907	0.899
Fold 2	0.908	0.938	0.919	0.921	0.899	0.933	0.919	0.917	0.900	0.933	0.915	0.916
Fold 3	0.891	0.931	0.919	0.913	0.886	0.929	0.914	0.910	0.884	0.927	0.917	0.909
Fold 4	0.890	0.937	0.920	0.915	0.886	0.927	0.914	0.909	0.888	0.921	0.916	0.908
Fold 5	0.891	0.934	0.917	0.914	0.880	0.929	0.917	0.909	0.878	0.930	0.912	0.906
Avg.	0.891	0.933	0.917	0.913	0.883	0.927	0.913	0.908	0.883	0.927	0.913	0.907

DataSet para entrenamiento: 1.251 sujetos
DataSet de casos para validación: 219

Cada uno con cuatro MRI 3D modalidades:

- a) nativas (T1)
- b) ponderadas en T1 post-contraste (T1Gd)
- c) T2 weighted (T2)
- d) T2 Fluid-atuuated Inversion Recovery (T2-FLAIR)

Series rígidamente alineadas, y re-muestreadas a una resolución isotrópica de 1x1x1 mm y despojadas del cráneo.

El tamaño de la imagen de entrada es 240x240x155.



lucas.diez@avamedsynergy.es



+34 630 632 569



**Avamed
Synergy**

Futurs

**Trabajamos hoy
por la Sanidad del mañana**



01. FUTURS

¿Quiénes somos?



Futurs es la **división tecnológica del grupo sanitario Ribera**. Fundada en 2019 como un nuevo concepto de salud responsable, une la visión y experiencia clínica de más de 20 años del grupo sanitario Ribera y la tecnología más innovadora, con soluciones propias y una clara apuesta por la coinnovación, para dar una respuesta óptima e integral a las necesidades asistenciales de los profesionales de salud y de la población actual y futura.

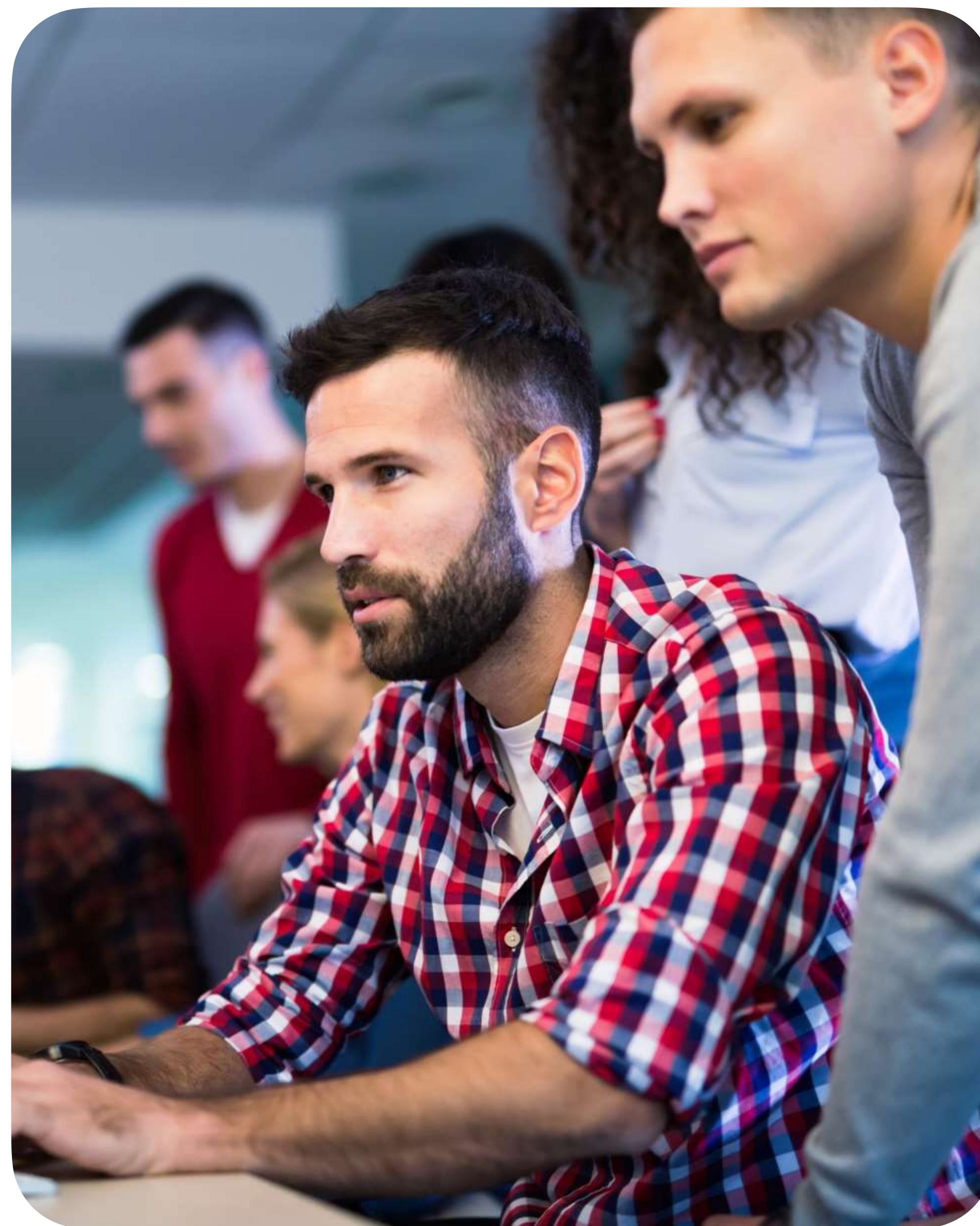
El objetivo de Futurs es **mejorar e innovar la tecnología asociada a la Sanidad**, para conseguir mejores niveles de salud y bienestar de las personas. Desarrollamos la tecnología que ayuda a la mejora de la atención sanitaria y la excelencia asistencial. Además, estamos alineados con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) y la agenda 2030, para contribuir al desarrollo local y económico de nuestro entorno y aportar valor a la sociedad.

01. FUTURS

¿Quiénes somos?

Trabajamos por un futuro en el que la **tecnología** y la **innovación** sirven para **mejorar la vida de las personas**.

- Somos la división tecnológica del grupo sanitario Ribera / Vivalto Santé
- Somos un equipo de personas trabajando por y para **transformar la Sanidad** a través de la innovación y la tecnología.
- Somos un equipo multidisciplinar con **más de 250 miembros** poniendo toda nuestra pasión y talento en el desarrollo de soluciones propias y de plataformas innovadoras aplicadas a la salud.
- Somos un grupo de profesionales con experiencia más que probada en **diferentes entornos sanitarios** como hospitales, atención primaria, laboratorios o aseguradoras.
- Somos una familia de profesionales **expertos en tecnologías de la información**, cuyo foco está centrado en el entorno sanitario.
- **Porque en Futurs nuestra razón de ser son las personas.**



01. ¿QUIÉNES SOMOS?

Grupo Ribera



11
Hospitales
(2 universitarios)

90
Centros de Atención
Primaria
y Clínicas

1.875
Camas

9.200
Profesionales

1.000.000
Pacientes anuales

1
División
de laboratorios

1
División de
radiodiagnóstico

1
Central
de compras

1
Escuela
universitaria

240.725
Usuarios online

46
Acreditaciones
de Calidad

175
Premios
nacionales e
internacionales

1
Empresa
tecnológica



01. ¿QUIÉNES SOMOS?

Lugares de trabajo



Alicante



Valencia



Madrid



Implants
en nuestros clientes

02. MISIÓN Y VALORES

¿Para qué trabajamos?

Nuestra tecnología genera un impacto positivo en la salud de las personas.

Un futuro en el que tenemos una Sanidad sostenible.

Un futuro en el que la investigación y la ciencia tienen la última palabra.

Un futuro en el que creemos, que nos ilusiona y apasiona a partes iguales.

Un futuro en el que la tecnología asegura la calidad asistencial.

Un futuro en el que cada persona suma.

Un futuro lleno de bienestar.

Un futuro para ti.

Un futuro para todos.

03. NUESTROS SERVICIOS

¿Qué hacemos?

¿Qué ofrecemos a nuestros clientes?



04. DESARROLLO DE SOLUCIONES PROPIAS

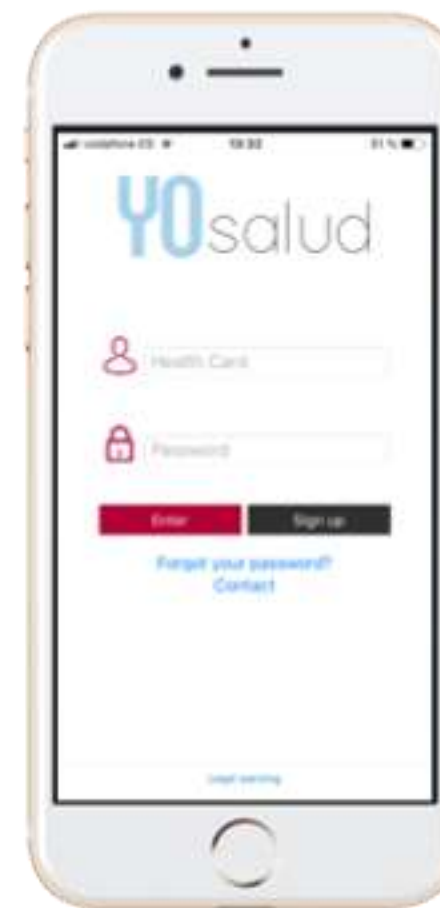
Suite Cynara

Historia Clínica Electrónica
Avanzada **Cynara Care**



Tecnología avanzada para ayudar en la toma de decisiones clínicas y maximizar la eficiencia en los procesos. Permite la interoperabilidad y el análisis de datos. Es modulable, válida tanto para hospitales como para centros de atención primaria.

Portal de Salud **Cynara Citizen**
(YOsalud)



Una solución digital de telemedicina/ telesalud que cubre tanto las necesidades de los pacientes como las de los profesionales . Está integrado con la historia clínica electrónica.

Cynara Intelligence
Business intelligence



Poderosa herramienta de analítica de datos Business Intelligence que pone al servicio de los usuarios la información clave de la organización y con ello permite tomar decisiones con eficacia en casi tiempo real.

Desarrollo con startups

Psicoterapia digital

Programa autoguiado de terapia psicológica para pacientes que presentan ansiedad o depresión en grado leve-moderado.



Dermatología digital

Plataforma digital con Inteligencia Artificial para el seguimiento de patologías dermatológicas. Informa sobre la evolución y riesgos.



Cuidador virtual Lola

Asistente virtual con Inteligencia Artificial y tecnología de voz. Seguimiento, mediante llamadas automatizadas, de pacientes.



Programa de nutrición

Ofrece planes saludables y personalizados de nutrición. Se adapta a las necesidades médicas del paciente.



Programa de bienestar

Basado en ciencia de datos e IA, monitoriza los riesgos asociados al estilo de vida y propone un plan personalizado de hábitos saludables.



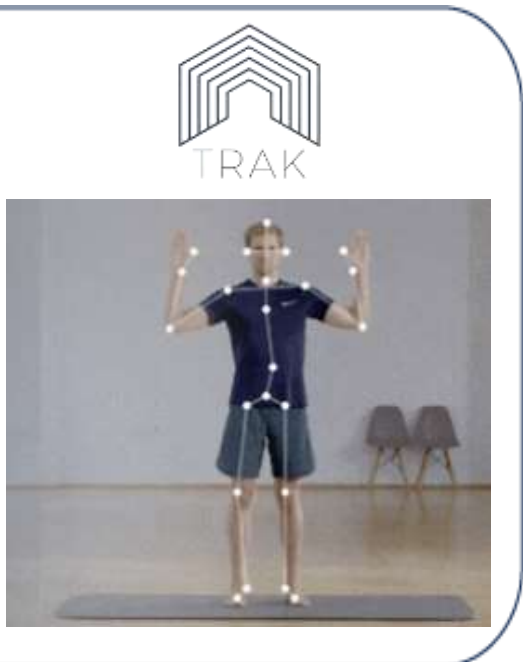
Telerrehabilitación neuropsicológica

Plataforma de estimulación cognitiva para compensar los déficits funcionales, consiguiendo la mayor autonomía funcional posible.



Telerrehabilitación

Plataforma de rehabilitación a distancia. Mediante algoritmos de IA se va corrigiendo el ejercicio terapéutico y se obtienen métricas de evolución.



Futurs

**Inteligencia Artificial
en nuestro negocio**

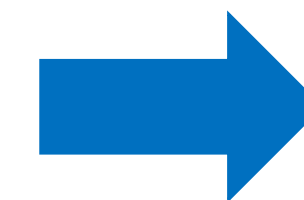
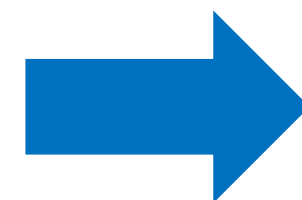


Aplicaciones de la tecnología

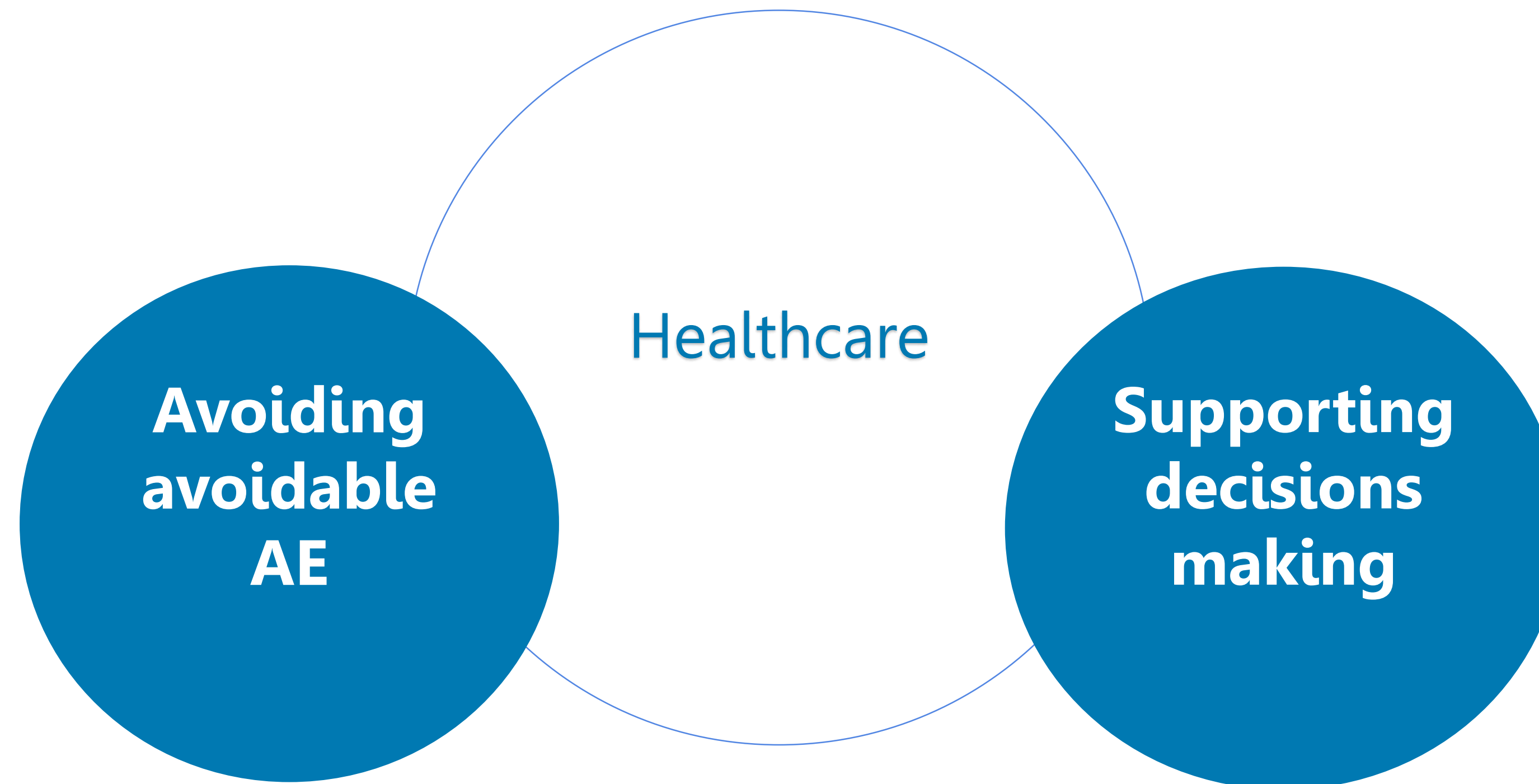
El crecimiento explosivo de los datos ha llevado a una situación en la que el cerebro humano está sobrecargado.

Esto es especialmente grave en la sanidad, donde la información crítica puede quedar sepultada en las montañas de datos de los registros médicos y el personal sanitario se esfuerza por dar sentido a esta información para ofrecer la mejor atención.

Nuestra historia clínica se ha desarrollado como un EMR cognitivo y puede ayudar a los profesionales sanitarios a mejorar la atención al paciente en tiempo real.



Aplicaciones de la tecnología

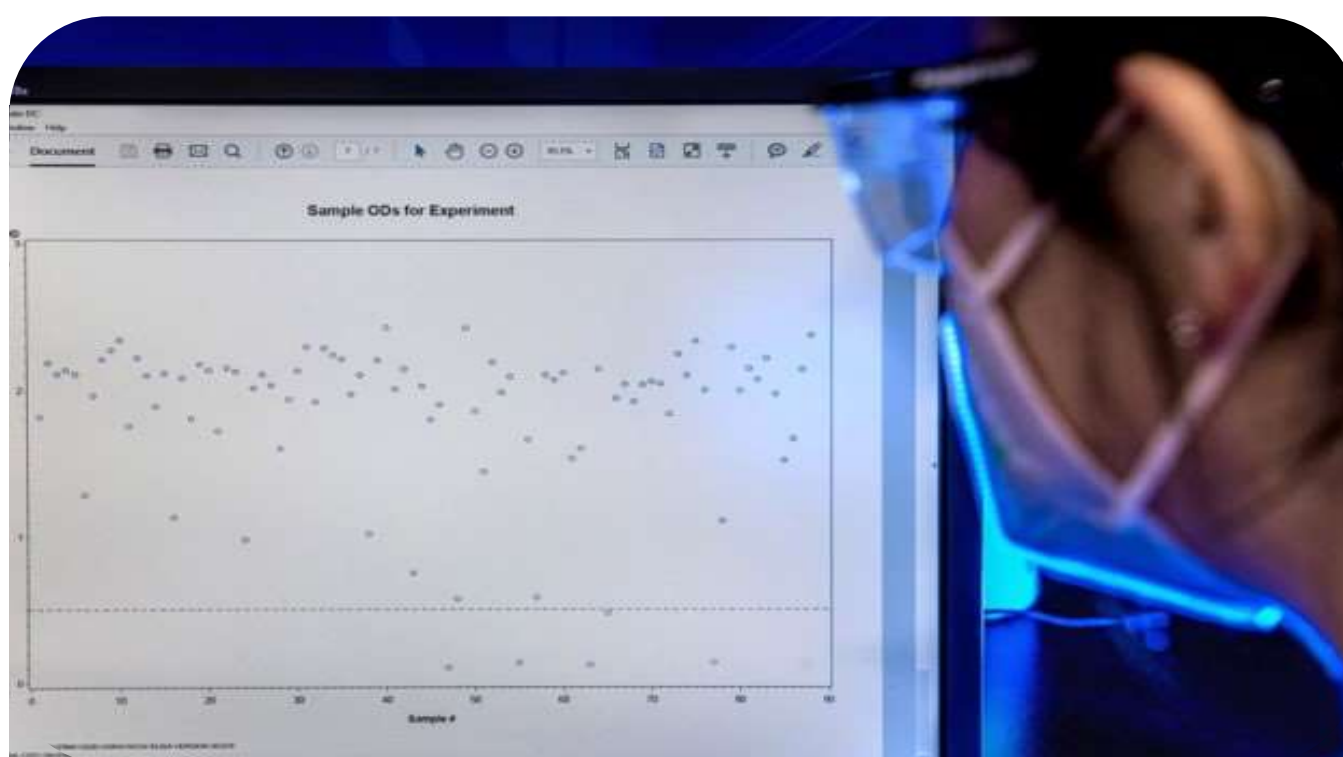


Crear y poner en marcha **MODELOS** capaces de detectar riesgo en pacientes ingresados en el hospital

07. DESARROLLO DE SOLUCIONES PROPIAS

Algoritmos

Algoritmo COVID



Este sistema de detección permite alertar al personal clínico y le brinda la oportunidad de revisar y ajustar el plan terapéutico antes de que el paciente empeore más. En el caso de que no sea posible, facilita la toma de decisiones frente a la escasez de recursos asistenciales.

Algoritmo de predicción de caídas intrahospitalarias



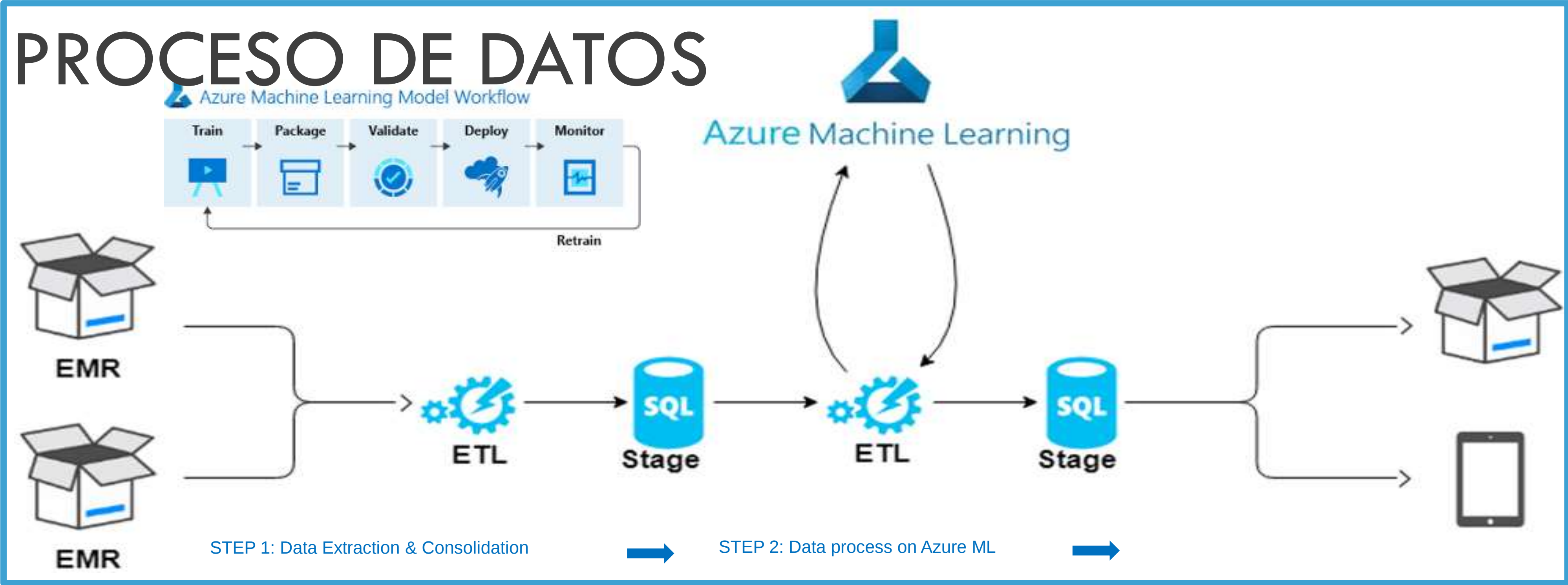
Este modelo permite adelantarse al posible empeoramiento de los pacientes con mayor predisposición a las caídas debido a sus patologías, y adaptar así los cuidados para mejorar la atención al enfermo y facilitar el trabajo de los profesionales.

Algoritmo de riesgo de úlceras por presión



En pacientes con largas hospitalizaciones y movilidad reducida, este sistema permite evitar efectos adversos prevenibles. La aplicación de esta metodología ha permitido que la incidencia acumulada en las UCIs se reduzca en once puntos porcentuales.

Algoritmos



Futurs

**Caso de éxito.
Prevención UPP**



08. CASO DE ÉXITO

Prevención UPP

Una lesión por presión (UP) es una lesión localizada en la piel, normalmente sobre una prominencia ósea, como resultado de presión o presión combinada con cizallamiento.

Las UP representan un importante problema de calidad asistencial porque la mayoría de ellas son evitables, y se calcula que su coste anual en Estados Unidos podría superar los 26.800 millones de dólares.

El primer paso de cualquier estrategia preventiva es detectar la población de riesgo de IP



Prevención UPP

¿Cómo nos puede ayudar la IA?

El uso de técnicas de Machine Learning permite:

- Un **análisis integrado y automático** de las características de cada individuo sin aumentar la carga de trabajo y facilitando la gestión del riesgo individual de desarrollo de IP en tiempo real.
- Un **aprendizaje continuo** basado en nuevos casos y, por tanto, una adaptación permanente del modelo a nuevas situaciones.

En este ejemplo, nos propusimos construir y poner en producción un Modelo capaz de detectar el riesgo de desarrollo de IP en pacientes ingresados en una UCI.

Estrategia preventiva



Detectar la población de riesgo

08. CASO DE ÉXITO

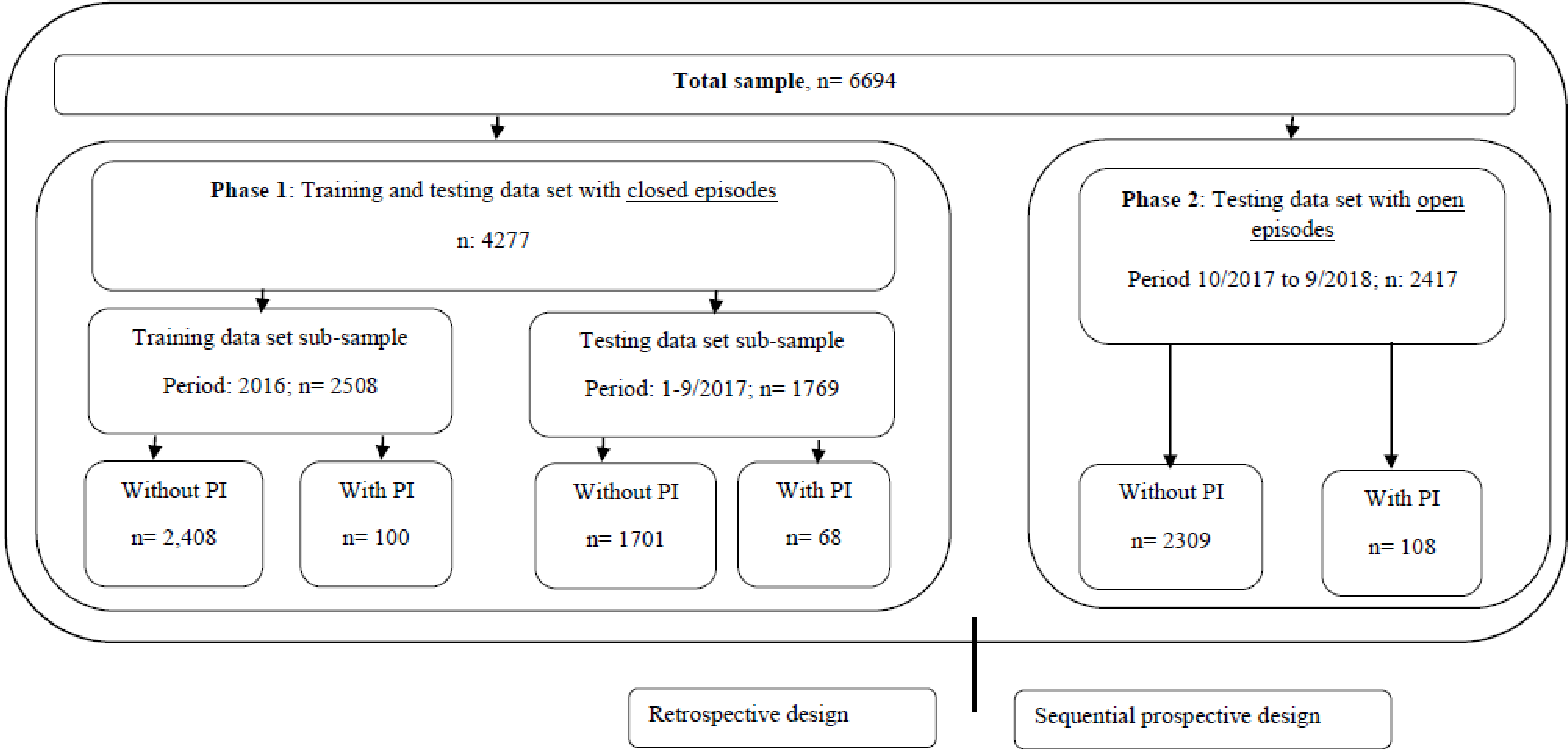
Prevención UPP

Preparando los datos

- La población estaba compuesta por pacientes adultos ingresados al menos una vez en la UCI, durante su estancia en la UCI y su posterior hospitalización aguda, si existía. Se excluyeron los pacientes ingresados durante menos de 72 horas, los menores de 16 años y los pacientes obstétricos.

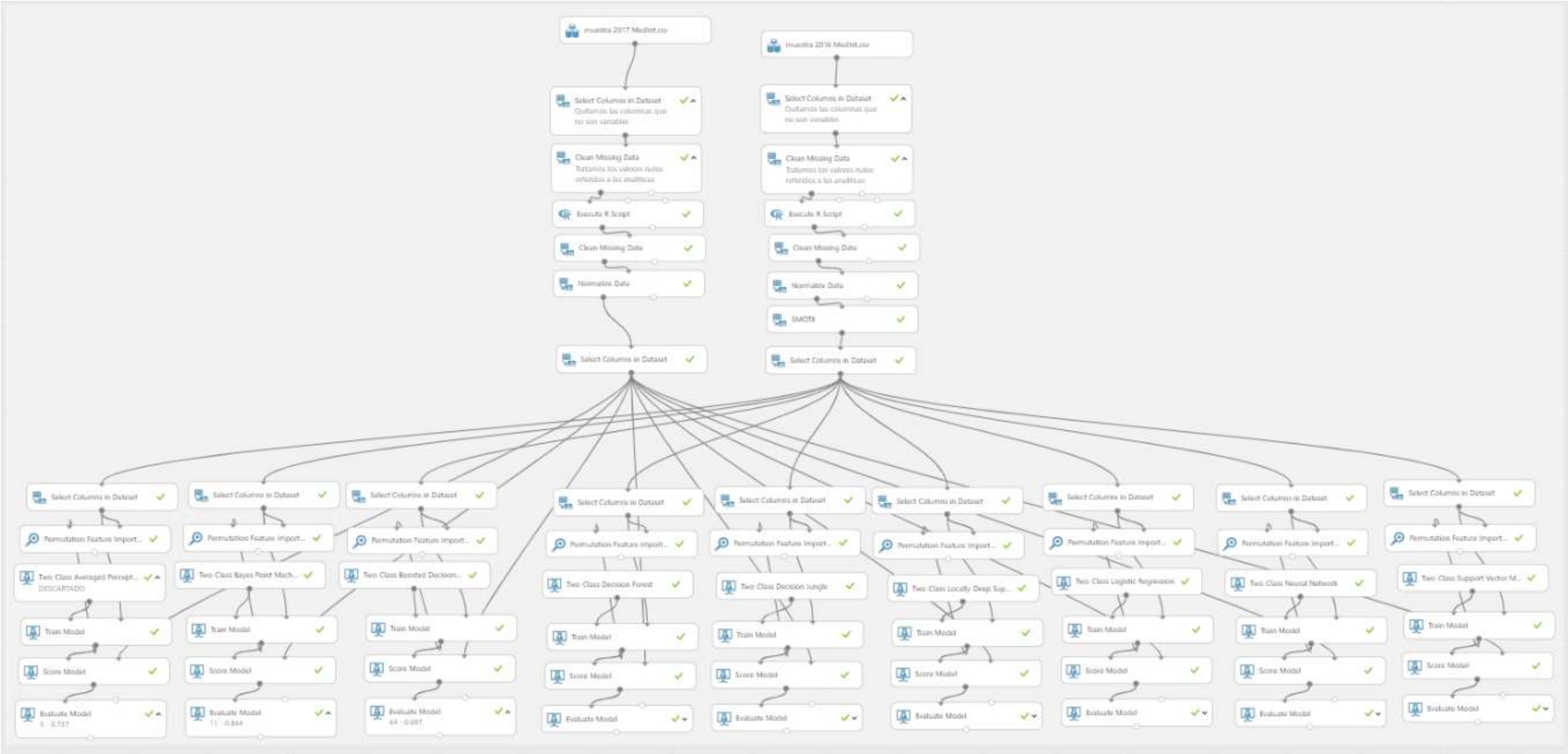


Proceso de creación



08. CASO DE ÉXITO

Creación del modelo



Observación de resultados

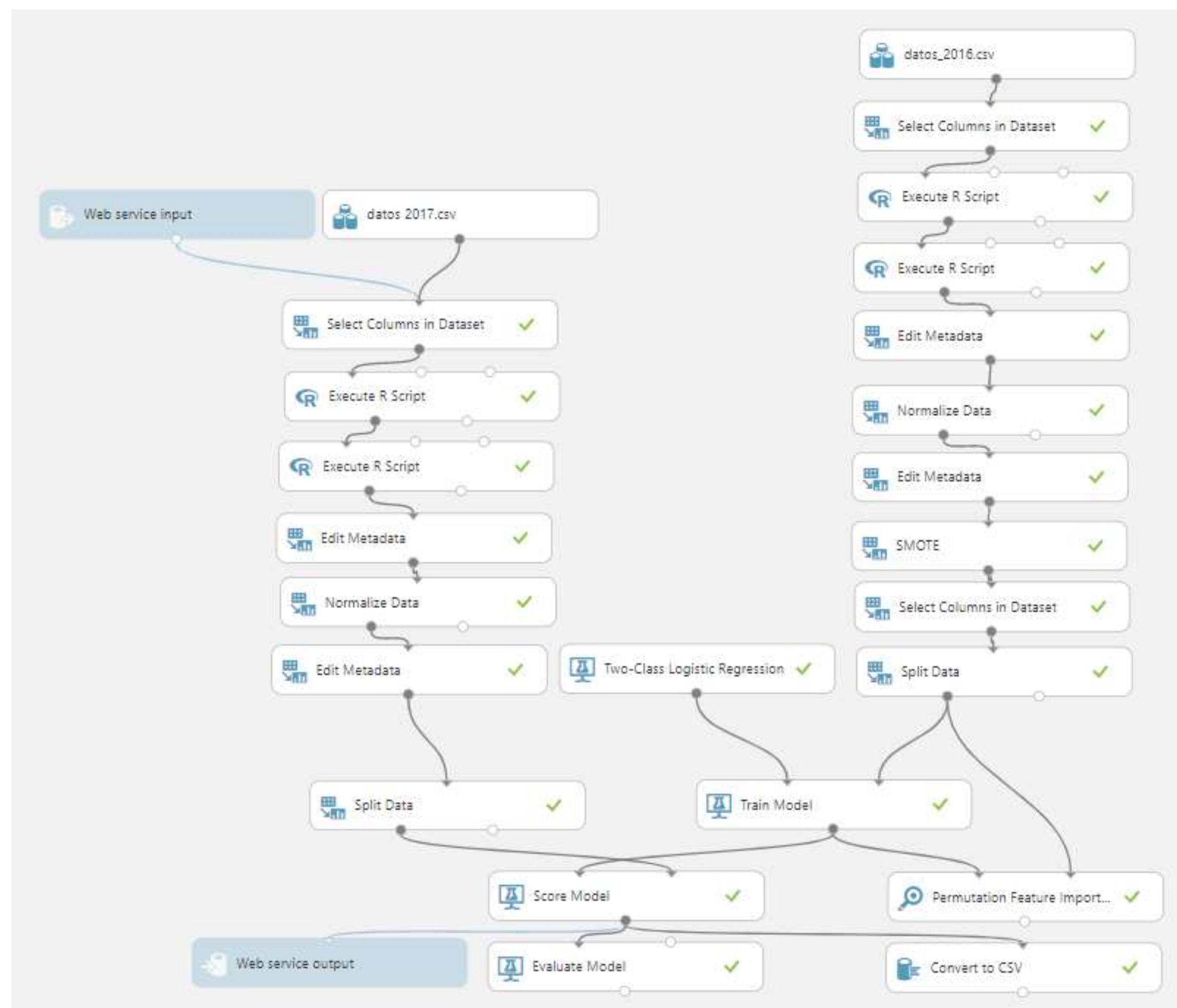


Algorithm	Sensitivity	CI	Specificity	CI	Accuracy	CI	AUC	CI
Averaged Perception	0.87	0.79 - 0.95	0.22	0.2 - 0.24	0.25	0.23 - 0.27	0.64	0.57 - 0.71
Bayes Point machine	0.04	0 - 0.09	0.93	0.93 - 0.95	0.90	0.89 - 0.92	0.51	0.44 - 0.58
Boosted Decision Tree	0.65	0.54 - 0.76	0.58	0.56 - 0.61	0.59	0.56 - 0.61	0.68	0.61 - 0.75
Boosted Decision Forest	0.30	0.19 - 0.41	0.86	0.84 - 0.87	0.84	0.82 - 0.85	0.70	0.63 - 0.77
Decision Jungle	0.35	0.24 - 0.46	0.86	0.85 - 0.88	0.84	0.83 - 0.85	0.68	0.61 - 0.75
Locally-Deep Support Vector Machine	0.70	0.59 - 0.80	0.76	0.74 - 0.78	0.75	0.73 - 0.77	0.69	0.62 - 0.76
Logistic regression	0.91	0.85 - 0.98	0.12	0.11 - 0.14	0.15	0.13 - 0.17	0.71	0.64 - 0.78
Neural Network	0.83	0.74 - 0.92	0.17	0.15 - 0.19	0.19	0.18 - 0.21	0.57	0.5 - 0.64
Support Vector Machine	0.96	0.91 - 1	0.12	0.11 - 0.14	0.16	0.14 - 0.18	0.68	0.61 - 0.75

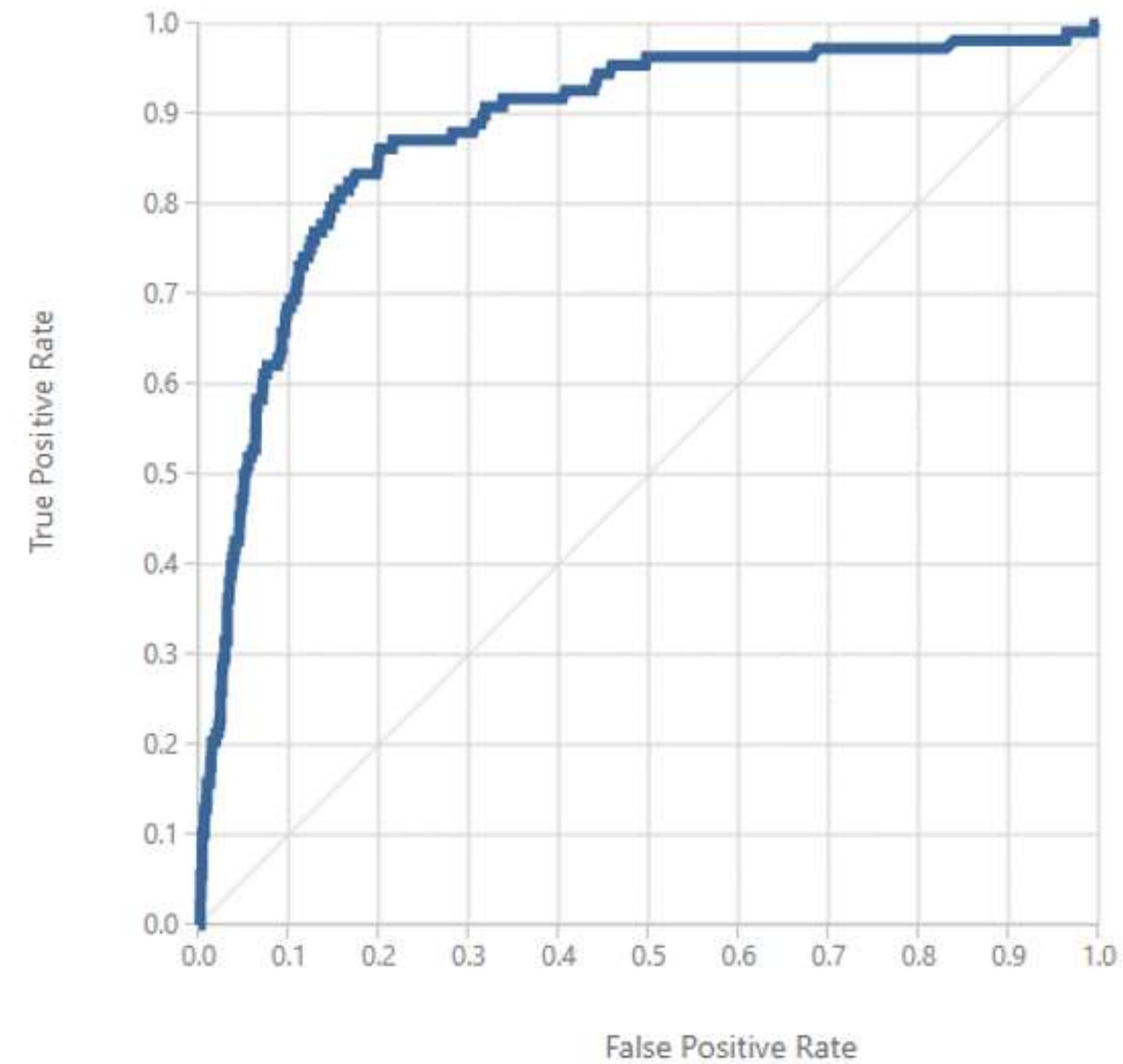
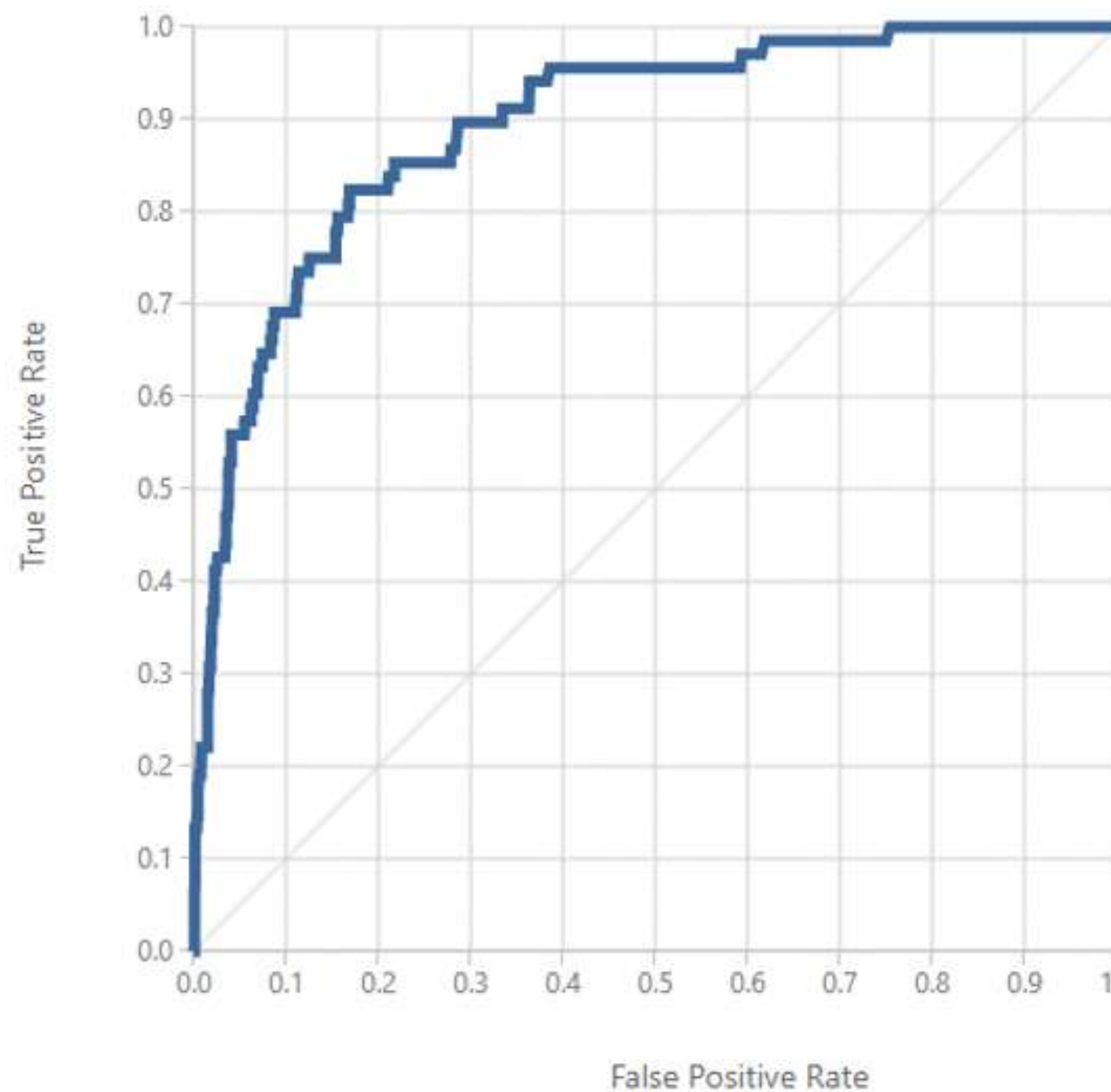
CI: Confidence interval; AUC: Area under the curve

08. CASO DE ÉXITO

Modelo definitivo



Resultados modelo entrenado



Comparativas modelos tradicionales

Psychometric results of the Norton scale and the Logistic Regression Model in phases 1 and 2.

Statistics	Phase 1					Phase 2				
	Norton	CI	Logistic Regression Model	CI	Difference Model- Norton	Norton	CI	Logistic Regression Model	CI	Difference Model- Norton
Sensitivity	0.85	0.77-0.94	0.90	0.82-0.97	0.05	0.87	0.81-0.93	0.75	0.67-0.83	-0.12
Specificity	0.64	0.62-0.67	0.74	0.72-0.76	0.1	0.67	0.65-0.69	0.88	0.86-0.89	0.21
AUC	0.75	0.69-0.80	0.89	0.85-0.94	0.14	0.77	0.73-0.80	0.88	0.85-0.92	0.11
False positives	604		448			771		288		
False negatives	10		7			14		27		
True positives	58		61			94		81		
True negatives	1092		1253			1538		2021		
Positive predictive value	8.76%	6.61 - 10.92	11.98%	9.16 - 14.81	0,0322	10.87%	8.79 - 12.94	21.95%	17.73-26.17	0,1108
Negative predictive value	99.09%	98.53 - 99.65	99.44%	99.03 - 99.85	0,0035	99.10%	98.64 -99,57	98.68%	98.19-99.18	-0,0042
Accuracy	0.65	0.63 - 0.68	0.74	0.72 - 0.77	0,09	0.68	0.66 - 0.69	0.87	0.86 - 0.88	0.19

CI: Confidence interval; AUC: Area under the curve

Conclusiones

Modelo claramente superior a los resultados psicométricos de la escala...

El Modelo, desarrollado mediante técnicas de DM y ML, ofrece resultados muy positivos y proporciona mayor poder predictivo que las escalas tradicionales por sí solas u otros modelos.

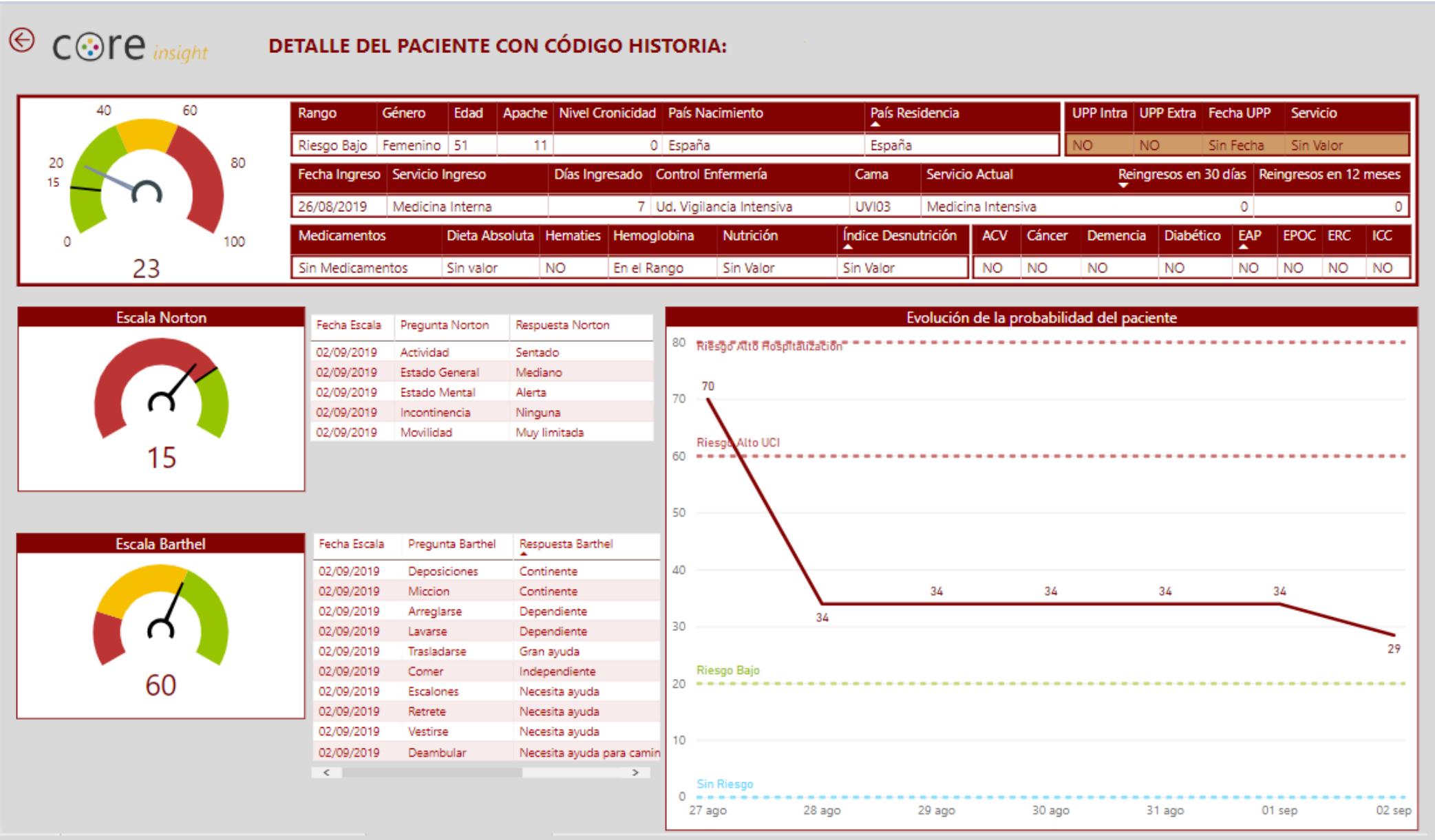
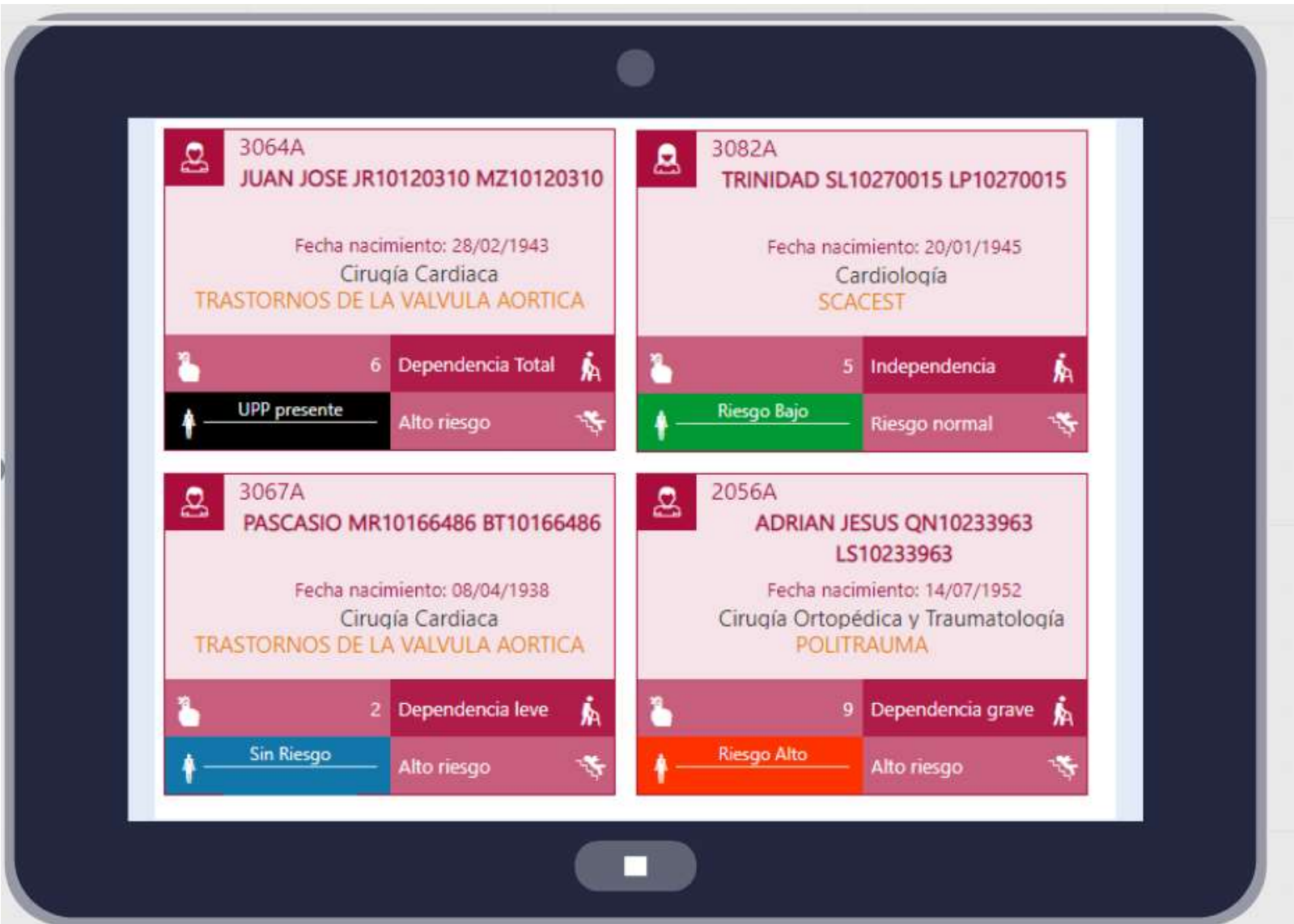
La integración de estos modelos en la práctica hospitalaria habitual facilita dirigir la atención preventiva hacia quien más la necesita, sin aumentar la carga de trabajo.

Y además...

- *Predicción automática y sin aumentar la carga de trabajo de enfermería recabando nueva información*
- *Reconocimiento de los cambios en el estado del paciente y facilita dirigir los cuidados preventivos hacia las personas que más lo necesitan*
- *La capacidad de aprendizaje del modelo permite superar la pérdida de capacidad predictiva derivada de cuidados preventivos previos*

08. CASO DE ÉXITO

Prevención UPP



08. CASO DE ÉXITO

Conclusiones

“Lesión localizada en la piel y/o en el tejido subyacente situado normalmente sobre una prominencia ósea, como el resultado de la presión o en combinación de ésta con la cizalla “

(European Pressure Ulcer Advisory Panel and National Pressure Ulcer Advisory Panel, 2014)

“La incidencia de UPP en los pacientes de UCI oscila entre 12-26%”

(Torra i Bou, 2016)

“Repercusión económica derivada del tratamiento de estos pacientes se sitúa entre 2,82€ y 209,35€ por paciente y día“

(Demarré et al., 2015)

“Es un efecto adverso prevenible”

(Mireia Ladios, 2018)

Gracias

info@futurshealth.com

Calle Santiago Ramón y Cajal, número 43, 2ª planta
Elche 03203 (Alicante)

Calle Vía de los Poblados, 1 Parque tecnológico de Alvento
28033 (Madrid)

