



Inteligencia Artificial Basada en la Evidencia y no en el Marketing

RECAINSA - Red Centroamericana de Informática en Salud – 5 febrero 2020

Dr. Alejandro Mauro

Jefe del Departamento de Informática Biomédica



Dr. Alejandro Mauro

- Médico especialista en Informática Médica
- Jefe del Departamento de Informática Biomédica de Clínica Alemana de Santiago
- Miembro del consejo Directivo del Centro de Informática Biomédica del ICIM - UDD



@alemauro

<https://twitter.com/alemauro>

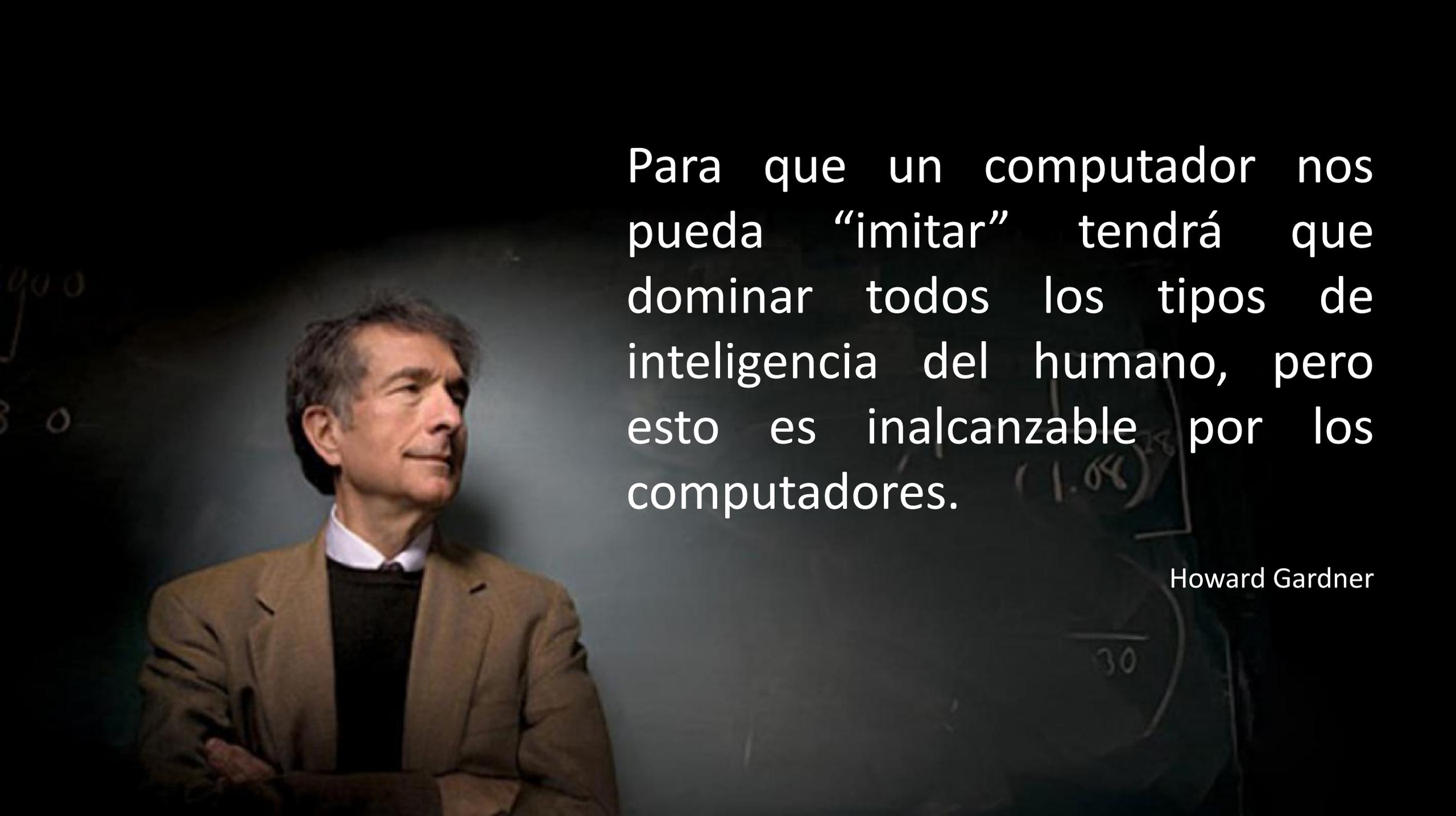
Linked in

<https://www.linkedin.com/in/alejandromauro/>



INTELIGENCIA ARTIFICIAL

INTELIGENCIA

Howard Gardner is shown from the chest up, looking slightly to his right. He is wearing a brown blazer over a dark sweater and a white collared shirt. The background is a chalkboard with some faint, illegible chalk markings. The text is overlaid on the right side of the image.

Para que un computador nos pueda “imitar” tendrá que dominar todos los tipos de inteligencia del humano, pero esto es inalcanzable por los computadores.

Howard Gardner

El ser humano tiene 7 tipos de inteligencia



Inteligencia Artificial

Cómo darle **inteligencia** a un computador

Inteligencia basada en reglas

Tiene 4 **ruedas**

Tiene 1 **motor**

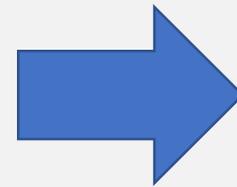
Tiene 1 **volante**

Tiene **palanca** de cambios

Tiene **frenos**

Tiene **carrocería**

Tiene mecanismo de **propulsión**

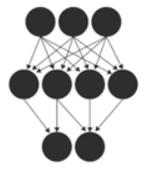


AUTO









ConvNetJS

Deep Learning in your browser



Problem Solving with Machine Learning

Shogun

将軍



TensorFlow





La Inteligencia Artificial (IA) es la capacidad que una máquina realice funciones cognitivas que **asociamos a los humanos**

Para esto, necesitan MUCHOS DATOS

Explosión de datos

Avances en algoritmos

1992 SVM

1997 redes neuronales recurrentes

1998 Google PageRank

2006 modelos Deep-learning

Poder de procesamiento y storage

1991 WWW

2000 Banda ancha

2004 Facebook

2005 YouTube

2007 iPhone

1999 nVidia GPU 256

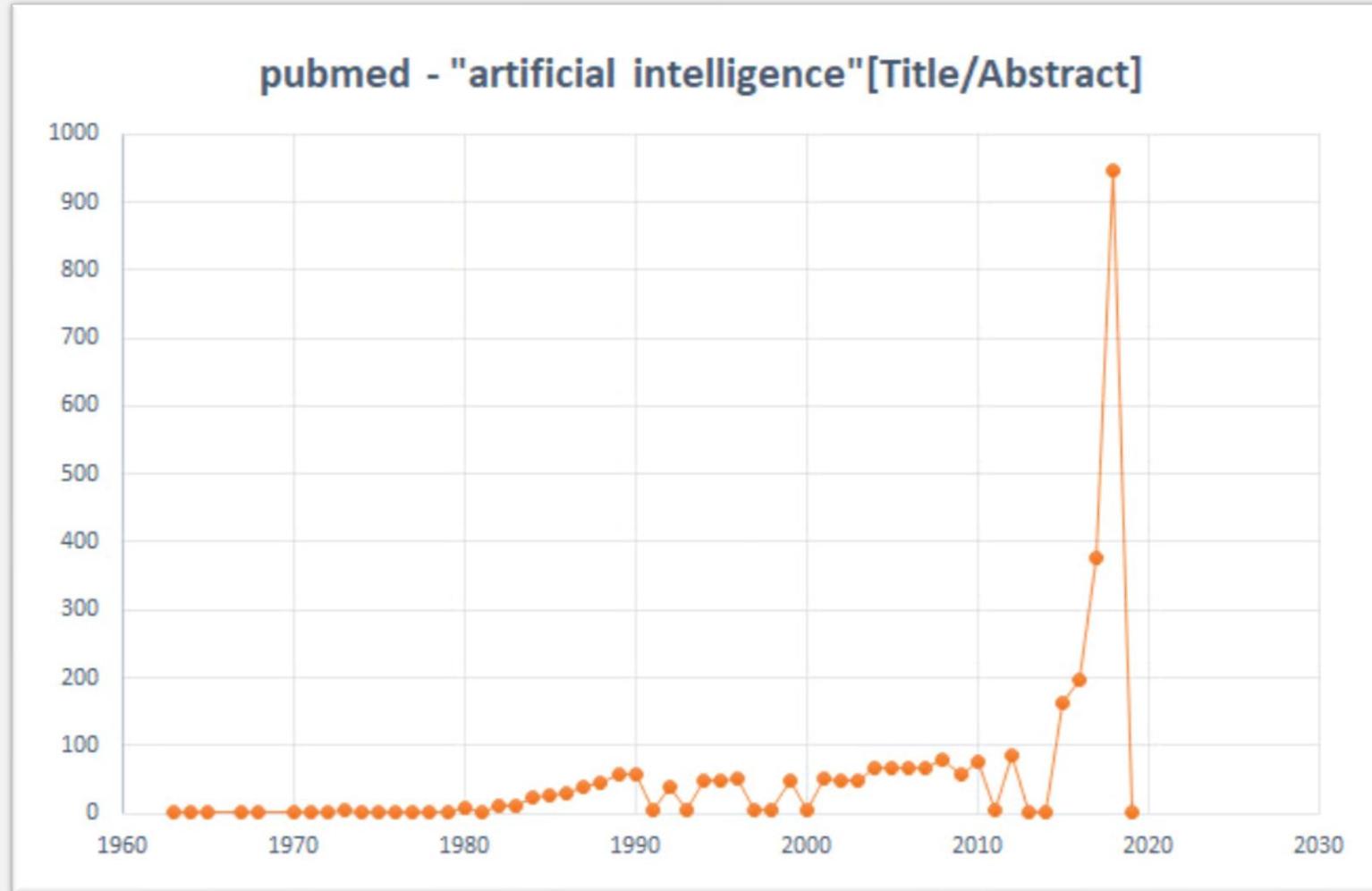
2002 AWS

2005 GigaBytes económicos

2006 Hadoop

Machine Learning
Deep Learning

Inteligencia Artificial: en PubMed desde 1963



INVIERNOS DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL

1974 - 1980

1988 - 2011

VERANOS DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL

1956 - 1973

1981- 1987

2012 - ?????

INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Programas con habilidades
simil humanos

MACHINE LEARNING

Algoritmos con capacidad de
reconocer patrones sin ser
programados explícitamente

DEEP LEARNING

Redes Neuronales que
aprenden tareas complejas
con muchos datos

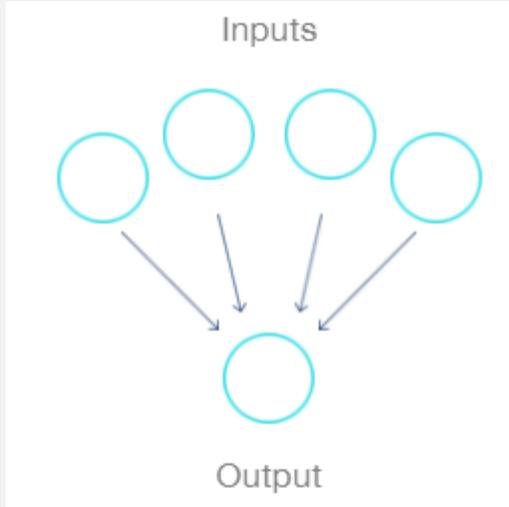
MACHINE
LEARNING

CON SUPERVISIÓN
(ENTRENAMIENTO)

SIN SUPERVISIÓN



Aprendizaje con supervisión



Datos de entrada **elegidos** para entrenar el algoritmo



Datos de salida **elegidos** para entrenar el algoritmo

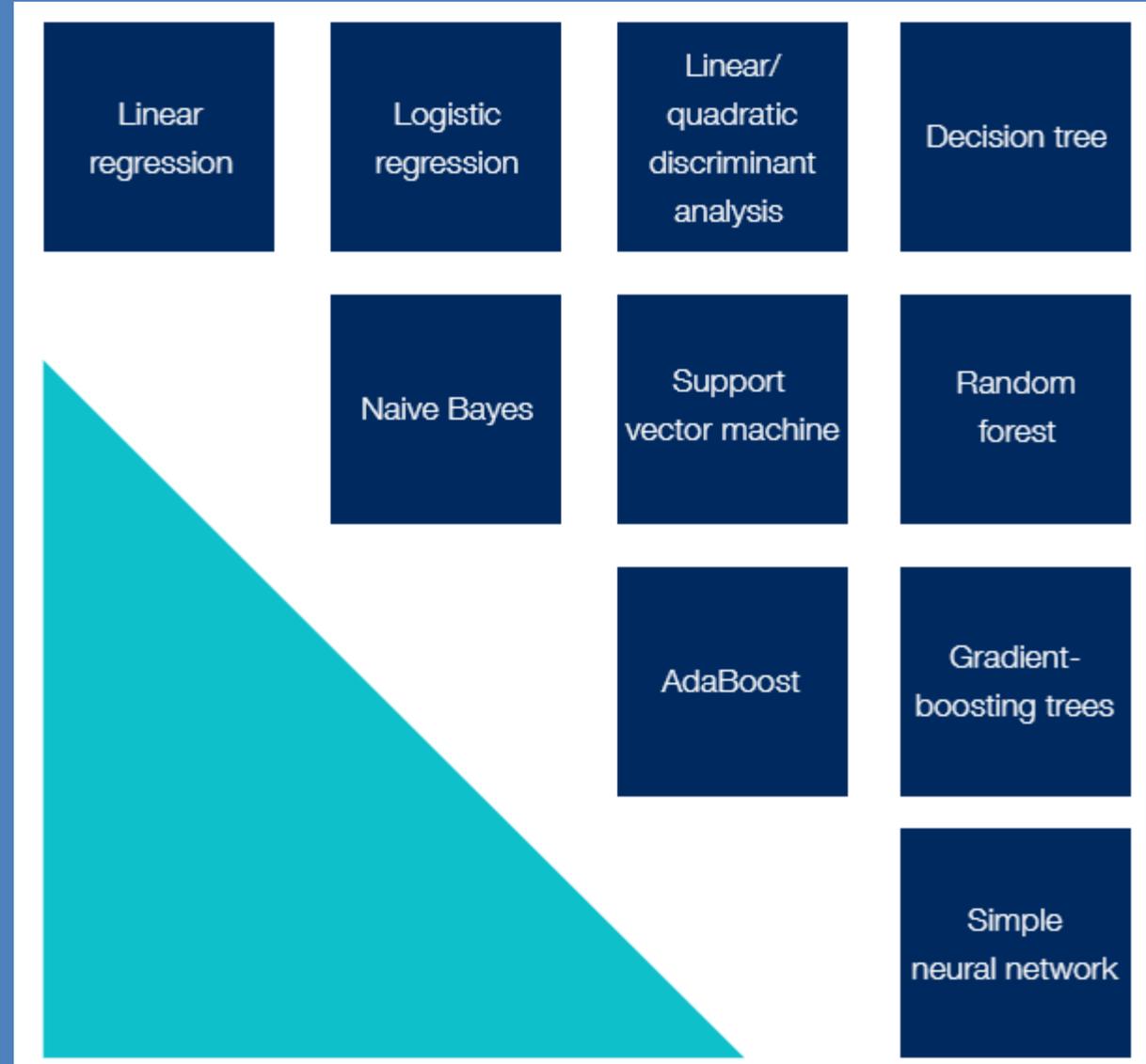


El computador aprende relaciones de **inputs** con **outputs**

Usarlo: cuando uno tiene claro qué inputs derivan en qué outputs y quiere que el algoritmo analice datos nuevos y los clasifique (estimar riesgo)

Aprendizaje con supervisión

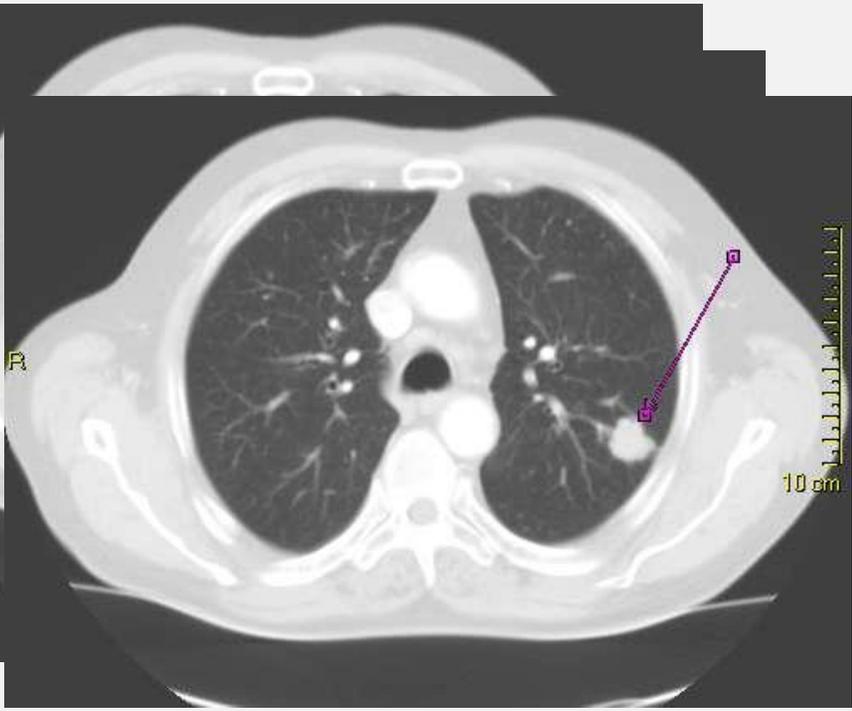
¿Cuáles de estos conocen?



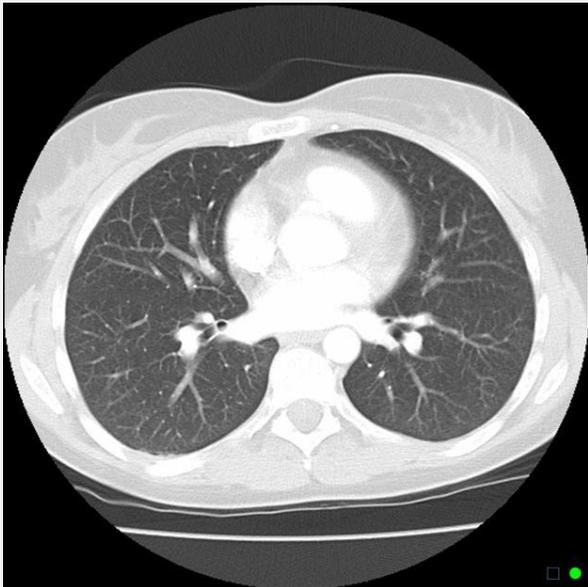
**CÓMO
FUNCIONA?**

The image features the text 'CÓMO FUNCIONA?' in a bold, sans-serif font. The word 'CÓMO' is on the top line and 'FUNCIONA?' is on the bottom line. The letter 'O' in 'CÓMO' contains a small black gear icon. The question mark '?' is rendered in a bright yellow color with a slight 3D effect and a drop shadow. The entire text is set against a plain white background.



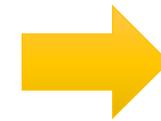
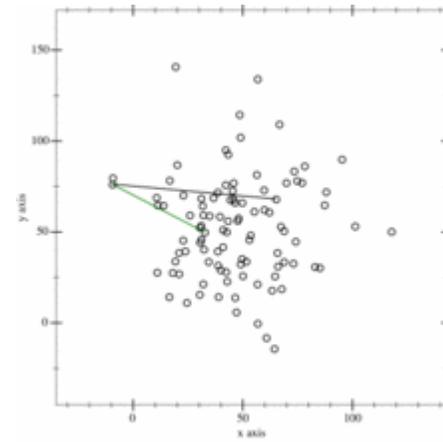
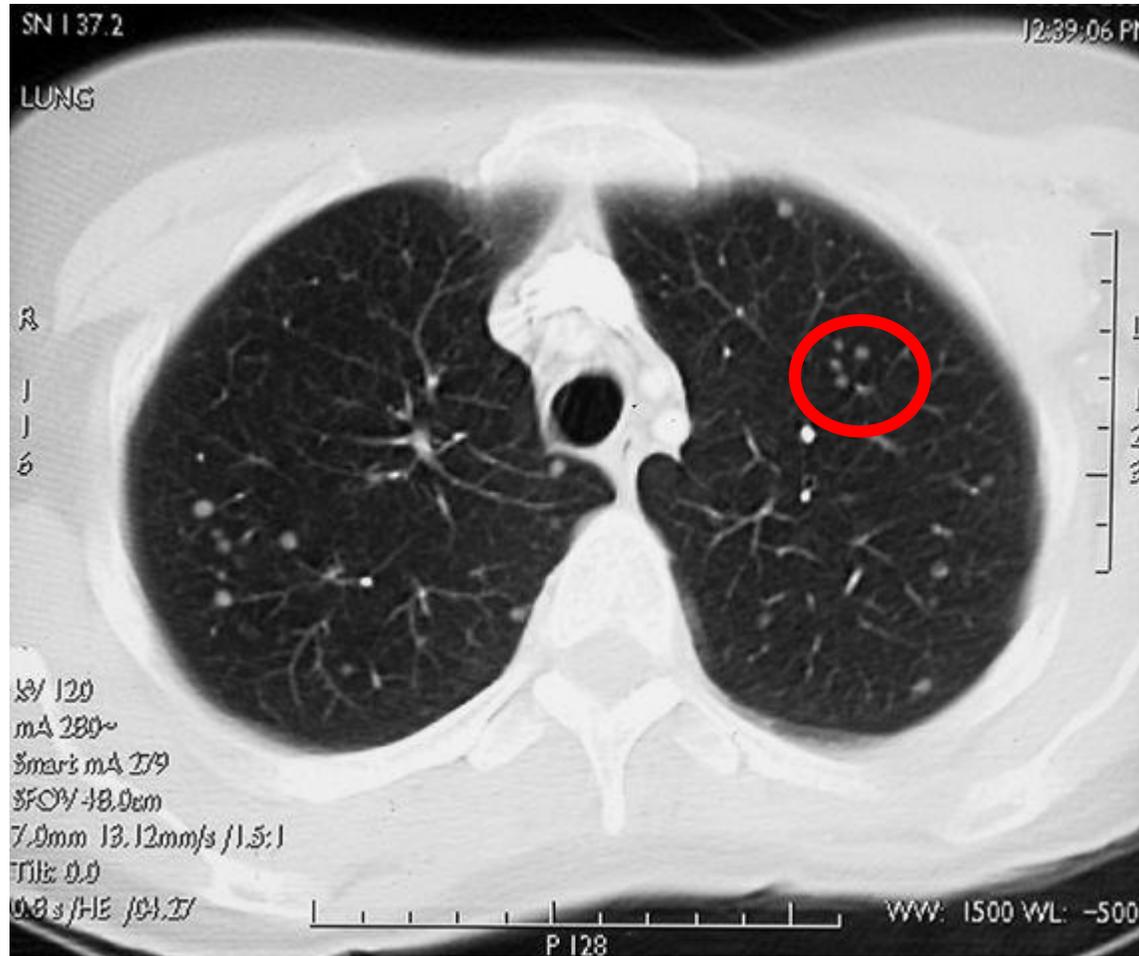


→ Cáncer de pulmón



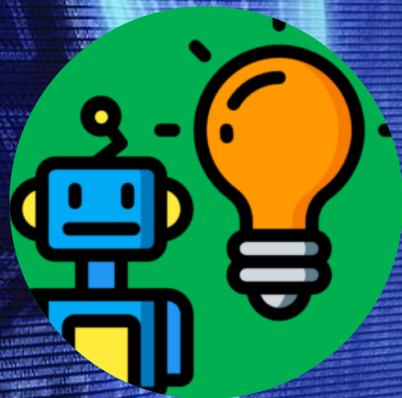
→ Pulmón normal

Usando el algoritmo

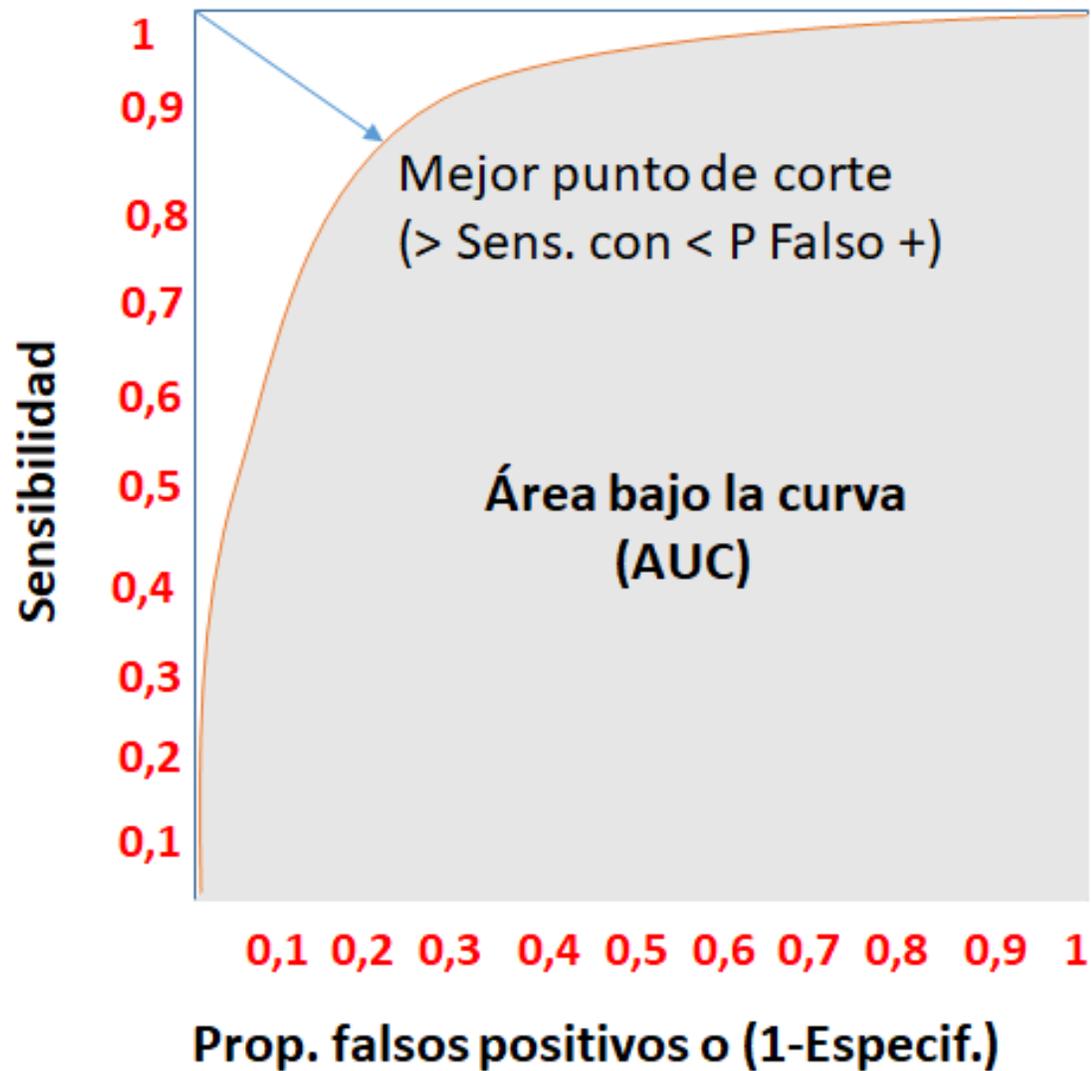


96%
Probabilidad de
Cáncer de
Pulmón

Un sistema de aprendizaje automático puede analizar 50.000 casos en el tiempo que tarda un humano en analizar un caso. Estas ventajas se pueden traducir en salvar vidas.



Ejemplos



AUC = Área bajo la curva (AREA UNDER THE CURVE)

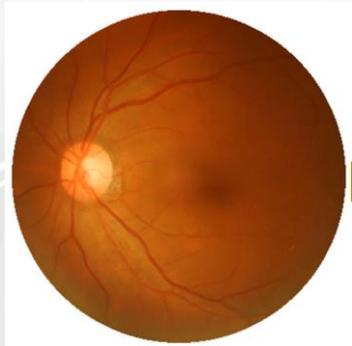
- Menos de 0,5: Es como lanzar una moneda.
- Entre 0,5 y 0,6: Test malo.
- Entre 0,6 y 0,75: Test regular.
- **Entre 0,75 y 0,9: Test bueno.**
- **Entre 0,9 y 0,97: Test muy bueno.**
- **Más de 0,97: Test excelente.**

Predicción de factores de riesgo CV analizando fondo de ojos

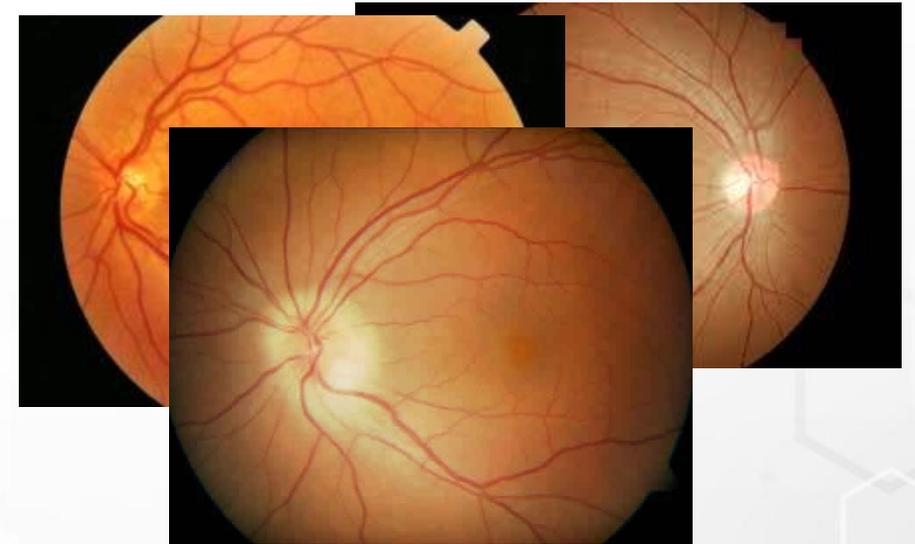
Si le subes al sistema una foto de un fondo de ojo, sin decirle ningún dato adicional, el sistema te predice

Predicción	Error/precisión
Sexo	AUC = 0,97
Condición de fumador	AUC = 0,71
Evento cardíaco mayor	AUC = 0,70
Presión Arterial Sisótlca	Margen de error de 11,23 mmHg
Edad	Margen de error de 3,26 años

Para entrenar este modelo se utilizaron fondos de ojo de 284.335 pacientes



Predigo
Hombre 99,9%
Fumador 79%
.....



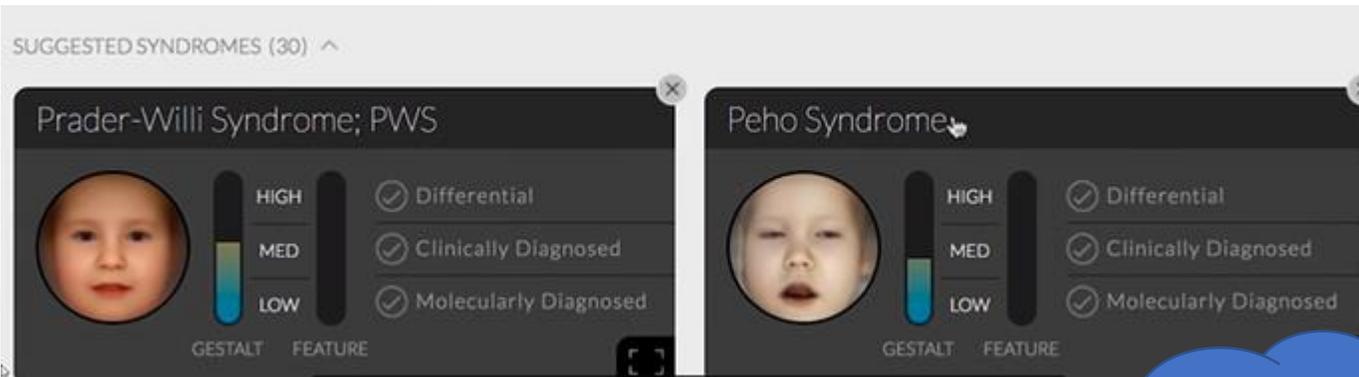
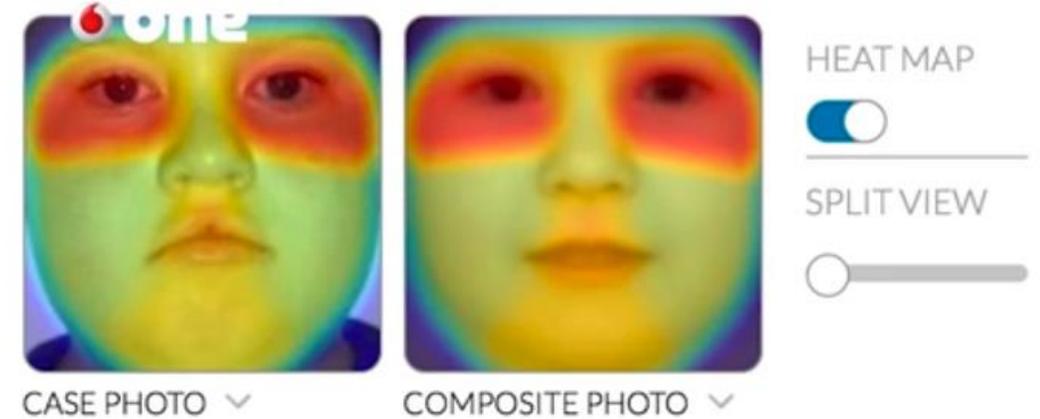
<https://www.nature.com/articles/s41551-018-0195-0>

Predicción de síndrome genético a través de una foto de la cara del paciente

enfermedades raras son las que afectan a menos de 5 personas por cada 10.000 habitantes

<https://app.face2gene.com/>

Image Comparison

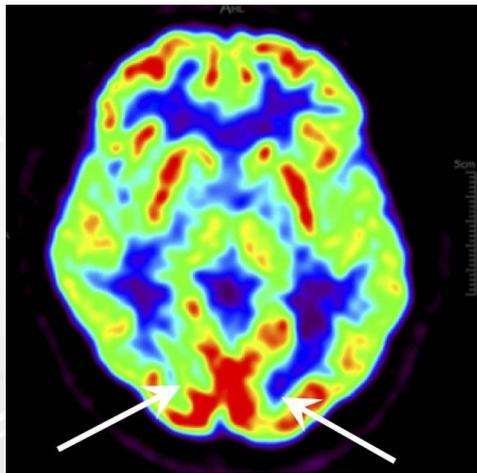


Predigo
Síndrome de
Turner 88%

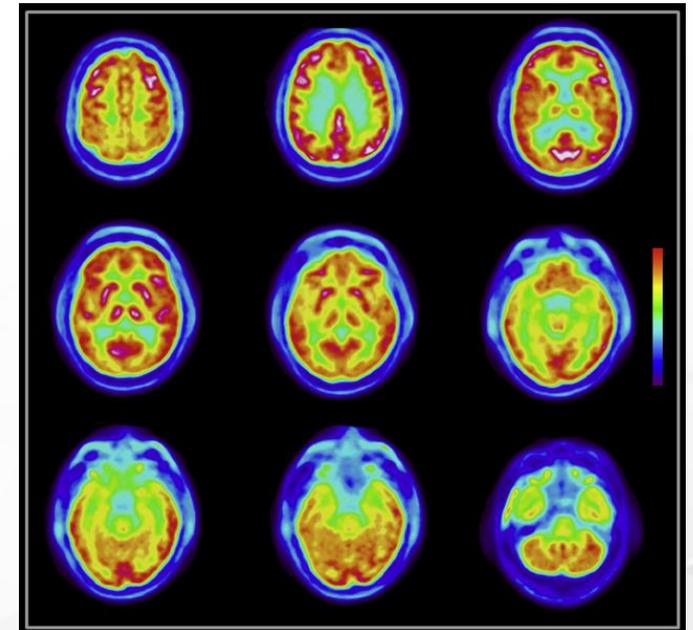
Predicción de padecimiento de Enfermedad de Alzheimer analizando PET-CT 6 años antes que los neurólogos puedan diagnosticarla

El algoritmo predice con altísima sensibilidad (100%) y buena especificidad (82%) el desarrollo de la enfermedad de Alzheimer en el paciente 6 años antes del diagnóstico final

Para entrenar este modelo se utilizaron 1921 imágenes PET-CT



Predigo
Alzheimer en
4,3 años 85%



<https://doi.org/10.1148/radiol.2018180958>

Predicción de cáncer de piel por análisis de foto

129.450 fotos de nevos

Melanoma AUC = 0,94

Carcinoma AUC = 0,96

19.398 fotos de nevos

Melanoma AUC 0,94

Dermatólogos AUC = 0,79

Algoritmos AUC = 0,86

3 estudios



© MAYO FOUNDATION FOR MEDICAL EDUCATION AND RESEARCH. ALL RIGHTS RESERVED.

<https://doi.org/10.1038/nature21056>

<https://doi.org/10.1093/annonc/mdy166>

<https://doi.org/10.1016/j.jid.2018.01.028>



Predigo
Melanoma 93%

Predicción de Retinopatía Diabética con el primer algoritmo aprobado por la FDA para DIAGNÓSTICO

Entre un 15 y 20% de los pacientes con Diabetes tipo 2 presenta algún grado de RD al momento del diagnóstico de la diabetes.

El 40% de los pacientes con Diabetes tipo 2 sufre algún grado de RD a los 10 años, llegando al 80% de los pacientes después de 20 años de enfermedad.



Estudio prospectivo multicéntrico (10 hospitales).
Participaron 900 pacientes diabéticos.

A todos se les hizo un fondo de ojos con dilatación de la pupila y se subió la imagen al sistema IDx-DR.

El algoritmo procesa la imagen y predice si tiene o no RD. Si predice que tiene RD, el paciente visita al oftalmólogo, si el algoritmo predice que no presenta RD, se lo cita a nuevo fondo de ojo en 1 año.

El sistema IDx-DR tiene una **sensibilidad de 87,4%** (o sea, identifica al 87,4% de los pacientes que efectivamente tienen RD con una predicción positiva) y una **especificidad de 89,5%** (el 89,5% de las veces que predijo que tenía RD acertó).

<https://doi.org/10.1038/s41746-018-0040-6>

Predicción de presencia de pólipo intestinal analizando video de colonoscopio

Utilizaron para entrenar al algoritmo 73 videos de 73 pacientes (duración total 997 minutos; 1.8 millones de frames) que tenían varios pólipos en el intestino. En total, entrenaron el algoritmo “etiquetando/marcando” 155 pólipos en los 73 videos. Armaron pequeños videos cuando se veía un pólipo, y otros pequeños videos cuando no se veía ningún pólipo (391).

Dividieron los videos en 2 grupos, uno de entrenamiento y otro de validación.

- Set de entrenamiento: 105 pequeños videos con pólipo presente y 306 pequeños videos sin pólipos.
- Set de validación: 50 pequeños videos con pólipo presente y 85 sin pólipos.

Resultado

El área bajo la curva AUC (Area Under the Curve) fue de 0,87 (test bueno)

<https://www.youtube.com/watch?v=4v7cnUppG4A>

<https://doi.org/10.1053/j.gastro.2018.04.003>

Departamento
Informática Biomédica



CLÍNICA
Alemana®

Predicción de pólipo
analizando colonoscopia

Predicción de enfermedad valvular cardíaca pediátrica analizando audio de auscultación cardíaca

Se evaluaron 603 casos (3180 sonidos cardíacos). 374 tenían un ecocardiograma anormal con murmullo anormal en la auscultación, y 229 eran normales.

El algoritmo pudo analizar el 89% de los casos (2823). Los que no pudo analizar, es porque el sonido no es bueno o la frecuencia cardíaca es muy rápida y no lo logra analizar.

Resultados

Sensibilidad 93% (IC 90 - 95%) - identifica al 93% de los que efectivamente tenían un problema

Especificidad 81% (IC 75 - 85%) - el 81% de las veces que dijo que tenía un problema acertó

Precisión de 88% (IC 85 - 91%)



Predicción de diagnóstico por encuentro clínico analizando el texto libre de una evolución

Para esto, utilizaron 1.400.000 evoluciones de Historias Clínicas Electrónicas (HCE) de un hospital Chino pediátrico. Para esto, hicieron la anotación o etiquetado de 6.183 HCE (un pediatra tenía que leer una evolución y tenía que “etiquetar” esa evolución con un diagnóstico).

Tomaron los siguientes campos de la HCE:

- Evolución
- Examen físico
- Signos vitales
- Resultados de laboratorio
- Informes de imágenes

Usaron 3.564 HCE para entrenar los algoritmos de NLP y extracción de datos, y 2.619 HCE para validar el modelo.

Disease conditions	Our model	Physicians
		Physician group 1
Asthma	0.920	0.801
Encephalitis	0.837	0.947
Gastrointestinal disease	0.865	0.818
Group: 'Acute laryngitis'	0.786	0.808
Group: 'Pneumonia'	0.888	0.829
Group: 'Sinusitis'	0.932	0.839
Lower respiratory	0.803	0.803
Mouth-related diseases	0.897	0.818
Neuropsychiatric disease	0.895	0.925
Respiratory	0.935	0.808
Systemic or generalized	0.925	0.879
Upper respiratory	0.929	0.817
Root	0.889	0.843
Average F1 score	0.885	0.841

<https://doi.org/10.1038/s41591-018-0335-9>

Predicción de lesión maligna de la mama analizando ecografía mamaria

Cáncer de mama mata 1.500 chilenas por año. Analizar una ecografía mamaria es DIFÍCIL

El sistema fue validado en un estudio clínico donde 15 radiólogos evaluaron 900 ecografías Mamarias y después el algoritmo también las analizó.

El AUC (Área Under the Curve) fue de **0,88% (test bueno)**

Uso: ayuda al radiólogo/mastólogo a predecir malignidad de tumor (BI-RADS) e indicar una biopsia de forma más apropiada



FORO SALUD DIGITAL

Predicción de tumor maligno
evaluando ecografía mamaria

¿Podemos predecir
la muerte?



Vengo sin cita

Historias inconfesables de un médico de familia

FERNANDO FABIANI

CON ILUSTRACIONES DE
LAURA SANTOLAYA



Predicción de muerte analizando la Historia Clínica Electrónica

Es MUY difícil predecir cuándo un paciente va a morir, y en general, nos equivocamos mucho.

Hoy contamos con diversos SCORES para esto (Palliative Prognostic Score, APACHE-II, SAPS II, CriSTAL...), pero el margen de error es grande y el uso limitado.

Para esto, utilizaron el Datawarehouse clínico de-identificado de Stanford y eligieron a 15.713 pacientes fallecidos y analizaron los datos de 12 meses antes del fallecimiento, y 205.571 pacientes que tenían la condición de vivo.

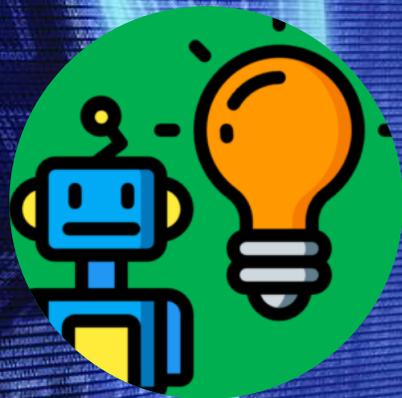
Estado vital	Entrenamiento	Validación	Test	Total
Vivos	164.424	20.619	20.528	205.571
Fallecidos	12.587	1.520	1.606	15.713
Total	177.011	22.139	22.134	221.284

Resultados:

Predicción de muerte entre 3 y 12 meses **AUC = 0,93**

Algoritmos certificados por la FDA

Empresa	Outcome
SyncThink, Inc.	Predicción de alteraciones visuales analizando movimiento de los ojos
Quantib BV	Predicción de partes del cerebro (etiquetado) y de porcentaje de sustancia gris, blanca y líquido cefaloraquídeo analizando Resonancias Magnéticas cerebrales
Quantib BV	Predicción de partes del cerebro (etiquetado) y de porcentaje de sustancia gris, blanca y líquido cefaloraquídeo analizando Resonancias Magnéticas cerebrales
AliveCor, Inc	Predicción de fibrilación auricular analizando trazado de ECG del Apple Watch
Excel Medical Electronics, LLC	Predicción de evento crítico analizando datos del monitor cardíaco y de la HCE
Arterys Inc.	Predicción de enfermedad oncológica en pulmón e hígado analizando tomografías computadas o resonancias magnéticas
Quantib BV	Predicción de partes del cerebro (etiquetado) y de porcentaje de sustancia gris, blanca y líquido cefaloraquídeo analizando Resonancias Magnéticas cerebrales
IDx, LLC	Predicción de retinopatía diabética analizando fondo de ojos
Viz.Ai, Inc.	Predicción de flujo sanguíneo cerebral, volumen para evaluar sobrevida cerebral posterior a accidente cerebrovascular isquémico analizando tomografía computada de cerebro
Neural Analytics, Inc.	Predicción de velocidad de flujo cerebral analizando ecografía de la ventana temporal
Imagen Technologies, Inc.	Predicción de fractura de muñeca analizando radiografía de muñeca
DreaMed Diabetes, Ltd.	Predicción de dosis de insulina basal, insulina postcarga y factor de corrección analizando glicemias y dosis de insulina
Zebra Medical Vision Ltd.	Predicción de calcificación de arterias coronarias analizando tomografía de tórax o corazón
Bay Labs, Inc.	Predicción de fracción de eyección ventricular izquierda analizando ecocardiograma
Healthy.io Ltd	Predicción infección urinaria analizando glucosa, nitritos, proteínas, PH, sangre, embarazo en tira reactiva en orina con smartphone
PATHWORK DIAGNOSTICS, INC	Predicción de malignidad para 15 tipos de cáncer en una muestra de tejido
Aidoc	Predicción de Hemorragia Cerebral analizando tomografía de cerebro
Apple	Predicción de arritmias analizando fotopletismografías en el Apple Watch
Qompium Nv	Predicción de fibrilación auricular analizando trazado de ECG medido en pulsera
Arterys Inc.	Herramientas de análisis de resonancia y tomografía del corazón con predicción de diferentes tipos de cáncer
MaxQ-AI Ltd	Predicción de hemorragia intracraneal analizando tomografías de cerebro
Icometrix NV	Predicción de volumen del cerebro, de los ventrículos laterales y las cisternas cerebrales + predicción de la línea media analizando resonancia magnética del cerebro
ScreenPoint Medical BV	Predicción de lesión maligna en mamografía
Subtle Medical, Inc.	Mejora de las imágenes médicas presentadas usando redes neuronales convolucionales analizando PET CT o PET RM
ICAD Inc.	Predicción de cáncer de mama analizando tomosíntesis digital de la mama
Empatica Srl	Predicción de crisis epiléptica con datos tomados de reloj monitor en la muñeca
Quantib BV	Predicción de partes del cerebro (etiquetado) y su volumen analizando Resonancias Magnéticas cerebrales
BrainScope Company Inc.	Predicción de lesión cerebral traumática analizando tomografías de cerebro
CureMetrix, Inc	Predicción de lesión maligna en mamografía
Zebra Medical Vision Ltd	Predicción de neumotórax en radiografías de Tórax



Ejemplos en Chile

Predicción de Retinopatía Diabética analizando Fondo de Ojos

1.000.000 diabéticos en el Sistema Público

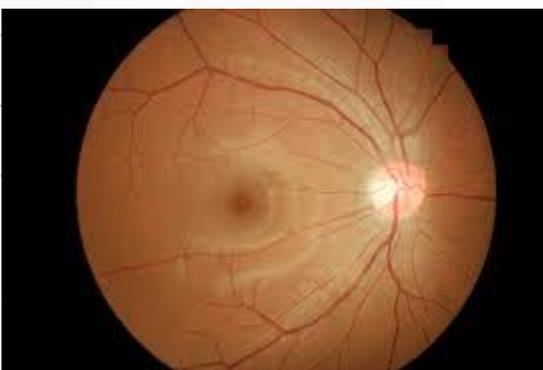
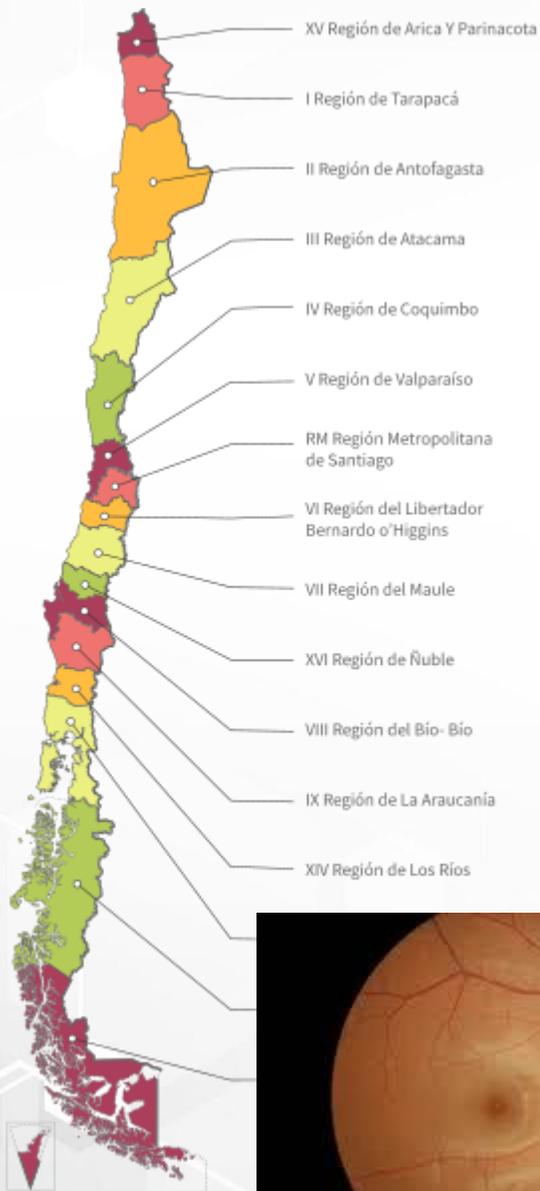
Solo **200.000** logran hacerse el Fondo de Ojos anual



**No hay oftalmólogos
para hacer screening al
100% de los pacientes**

DART: predicción de Retinopatía Diabética en Chile

- **DART**: IA creada con 2.500 imágenes (entrenamiento) y 1.000 (validación)
- Implementado en 127 UAPO (Unidad Atención Primaria Oftalmológica)
- **250.000** pacientes fueron evaluados con DART en 2019 (**60% no fueron derivados a oftalmólogo**)



Predigo
Retinopatía 83%

Validación clínica 1123
pacientes

AUC = 0,915



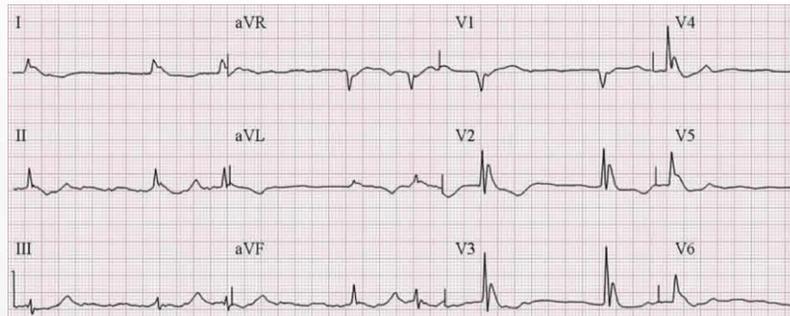
Detección de anomalía en ECG

ITMS: Predicción de alteración en ECG

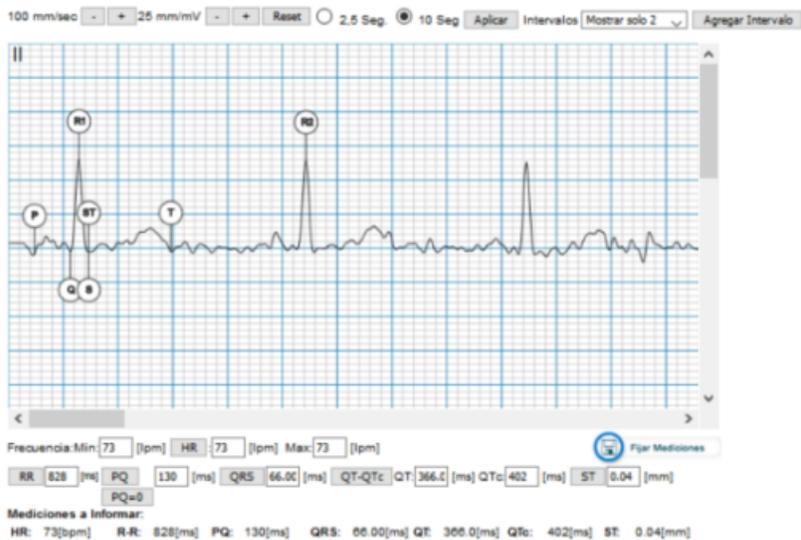
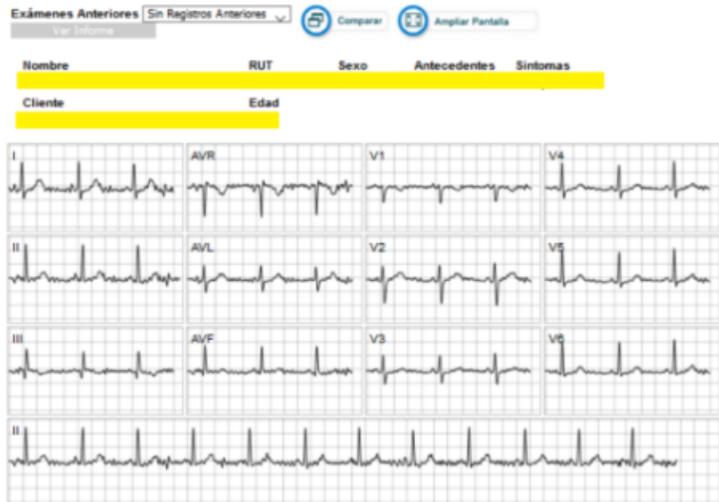
Dataset con **100.000 ECG mobile** y **100.000 ECG transtelefónicos**

Derivaciones D-I, D-II y D-III y precordiales V-1 a V-5

- Precisión 89,0%
- Sensibilidad 93,4%
- Especificidad 84,1%.



Predigo ECG
Normal 88%



Lista de Categorías de Diagnósticos

- Dentro de límites normales.
- Alteraciones de la repolarización.
- Alteraciones de voltaje, eje eléctrico.
- Arritmias.
- Bloqueos auriculoventriculares.
- Bloqueos de rama.
- Crecimiento de cavidades.
- Función de marcapasos.
- Iaquemias.
- Lesiones Subepicárdicas.
- Lesiones Subendocárdicas.
- Necrosis.
- Pre-excitación.
- Ritmos aurículo ventriculares.
- Alteraciones del Intervalo QT.
- Indicaciones
- Otras características.

Sub-categoría de Diagnósticos

- [11] Trazado normal.
- [12] Trazado dentro de los límites normales.
- [13] Ritmo sinusal.
- [14] Conducción AV normal.
- [15-a] Complejos normales para la edad.
- [15] Complejos normales.
- [16] Complejos normodípicos normales.
- [17] Complejos ventriculares normales.
- Complejos auriculares y ventriculares normales.
- Ritmo sinusal. Conducción AV normal. Complejos no

Descripción de Diagnósticos

Diagnósticos Seleccionado (Informe Actual)

- [12] Trazado dentro de los límites normales.

Indicaciones

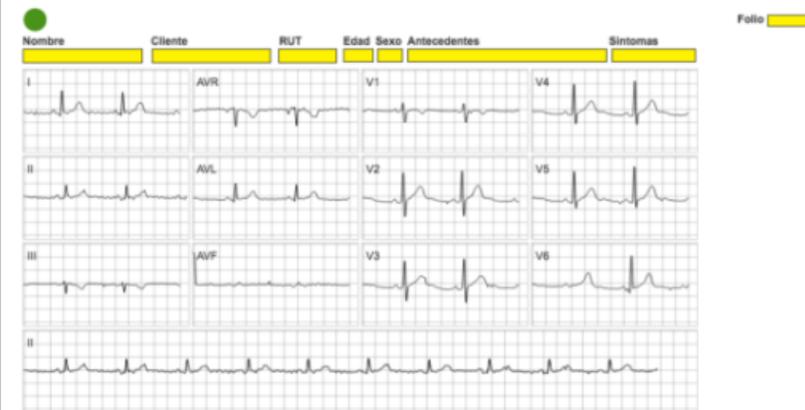
Informe

Observación

Urgente Interacción con el médico tratante

Contraseña:

(a) Informe PIT

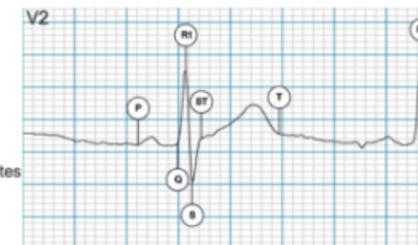


Frecuencia: Min: 66 [bpm] NR: 66 [bpm] Max: 66 [bpm]

R-R: 906 [ms] PQ: 152 [ms] QRS: 56.00 [ms]

QT-QTc: QT: 392.0 [ms] QTc: 412 [ms] ST: 0.11 [mm]

Cardionomous: Trazado dentro de los límites normales.
Modelo: Normal. Probabilidad: 72.03%

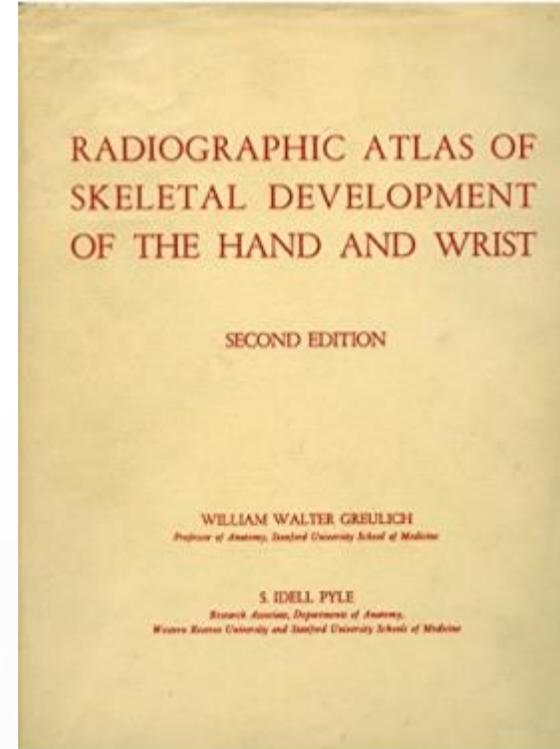


(b) Informe en 1 click (PIT+ IA)

Predicción de edad ósea analizando Rx Mano

Hace 70 años que se informa igual

Mirando un Atlas de radiografías tomadas entre los años 1931 a 1942 a población de clase media de raza blanca de USA











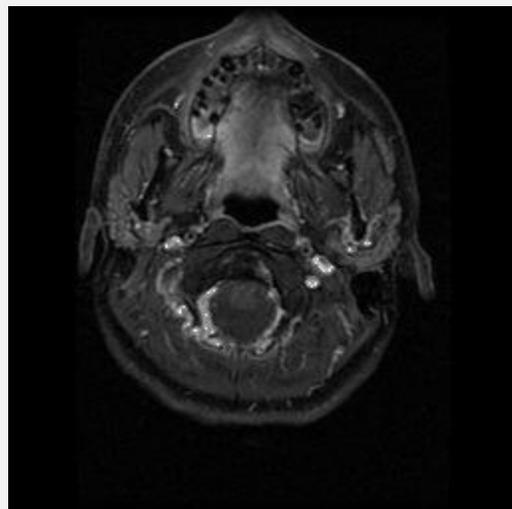
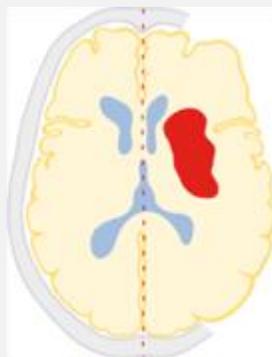
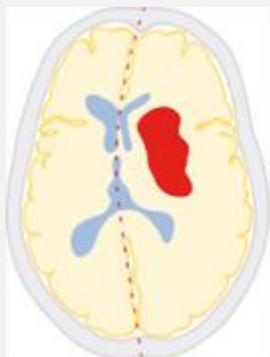
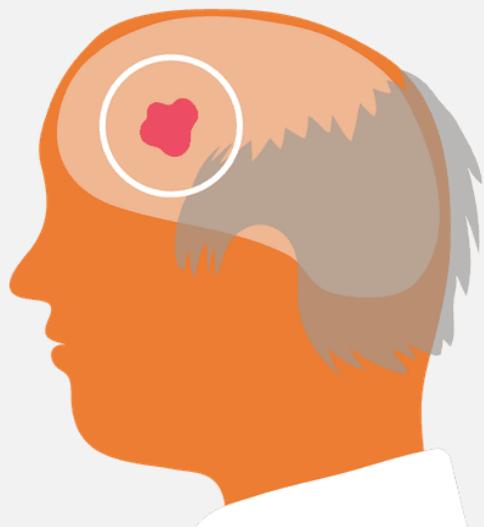
Departamento
Informática Biomédica



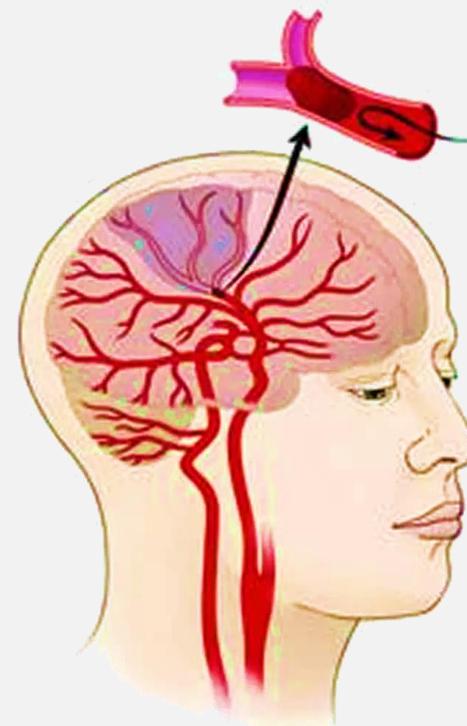
**Predicción de Edad Ósea
analizando RX MANO**

Predicción de recuperación de
tejido cerebral analizando
AngioTAC de Cerebro

Hemorrágico (20%)



Isquémico (80%)



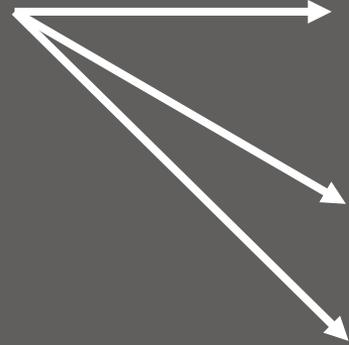
Hemorragico



Neurocirugía

Otros

Isquémico



Trombo-lisis
(disolver el coágulo)

Trombectomía (catéter) < 6 horas

Otros



< 4,5 horas

ACV en números

En Chile hay 69 ACV cada día, y esta es la segunda causa de muerte prematura (después de la muerte por ACV).

La probabilidad de morir por un ACV isquémico es de 1 de cada 10 personas.

Alrededor de 1 hora es la "ventana" en la que podemos salvar el cerebro.



Alejandro Mauro
@alemauro

Cada minuto en el que no se trata un ACV, el paciente pierde 1,9 millones de neuronas, 13.800 millones de sinapsis y 12 km de fibras axonales aprox. Cada hora en la que no se realiza el tratamiento, el cerebro pierde tantas neuronas como en casi 3,6 años de envejecimiento normal.

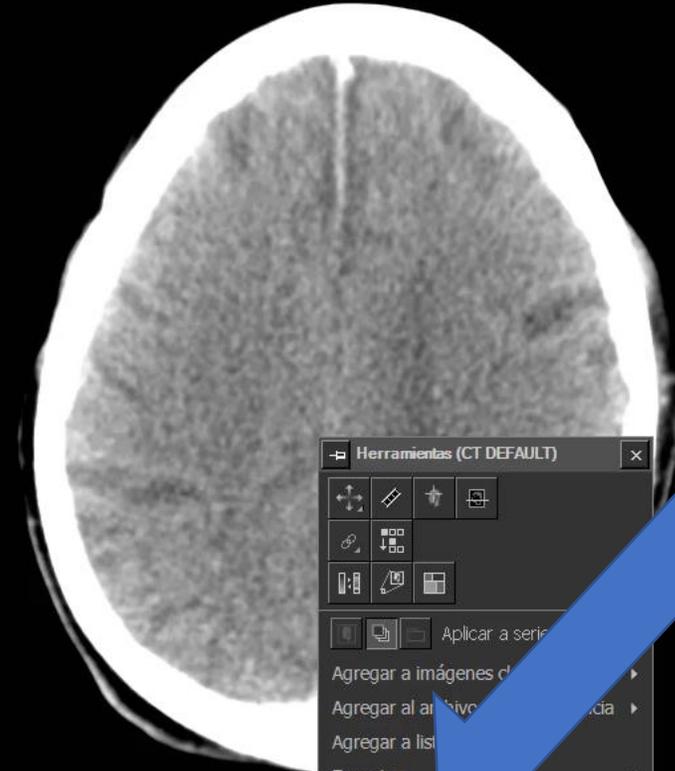
un ACV

“ventana” = no

Desde 2018



AngioTAC de cerebro



Herramientas (CT DEFAULT)

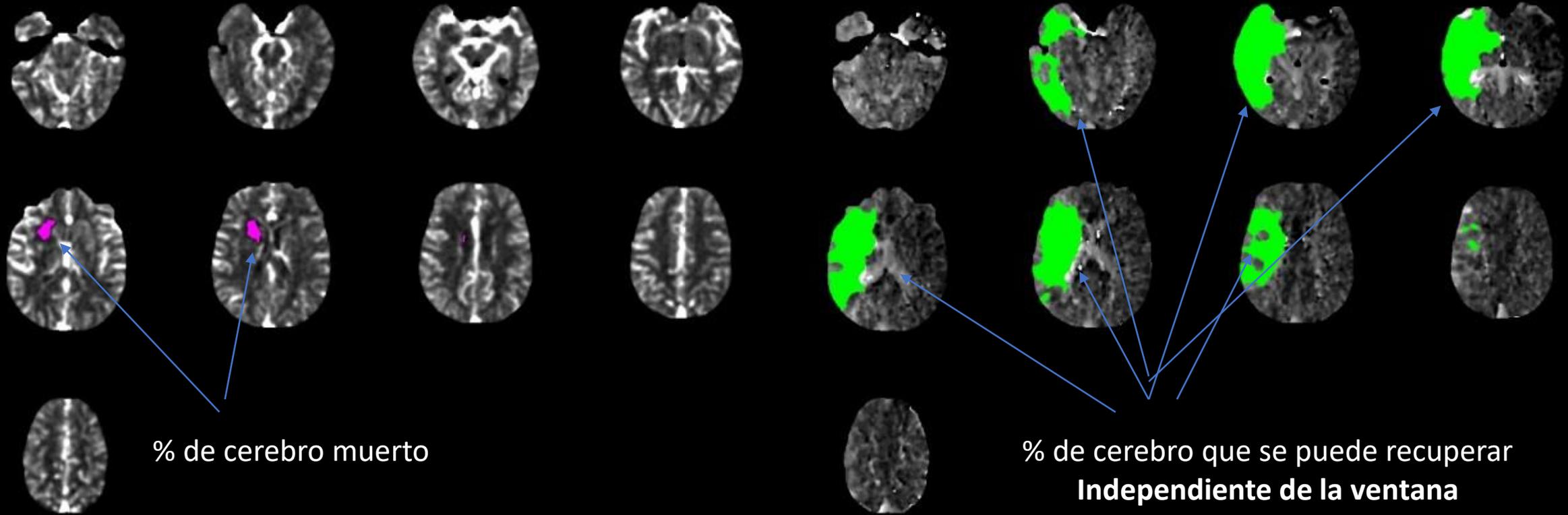
- Aplicar a serie
- Agregar a imágenes clínicas
- Agregar al archivo de referencia
- Agregar a lista
- Exportar
- Transmitir



14190998

Descripción de la serie	Visualización real...
1 : 396 : VPCT DynMulti4D...	Visualización reali...
2 : 606 : DSA AngioCaroti...	
3 : 606 : DSA Venoso 30s ...	
4 : 603 : DSA Mascara 0.7...	
5 : 9 : RAPID CT-P Summary	Visualización reali...
6 : 12 : RAPID tsMIP AIF/V...	
7 : 36 : RAPID Perfusión Pa...	
8 : 9 : RAPID ATEA/OE Loca...	

CBF/Tmax Mismatch



% de cerebro muerto

% de cerebro que se puede recuperar
Independiente de la ventana

CBF < 30% volume: 4 ml

Tmax > 6.0s volume: 182 ml

Mismatch volume: 178 ml
Mismatch ratio: 45.5

RAPID

Not for primary diagnosis. For research purposes only.

Cambio en la práctica clínica

Hasta antes de RAPID...

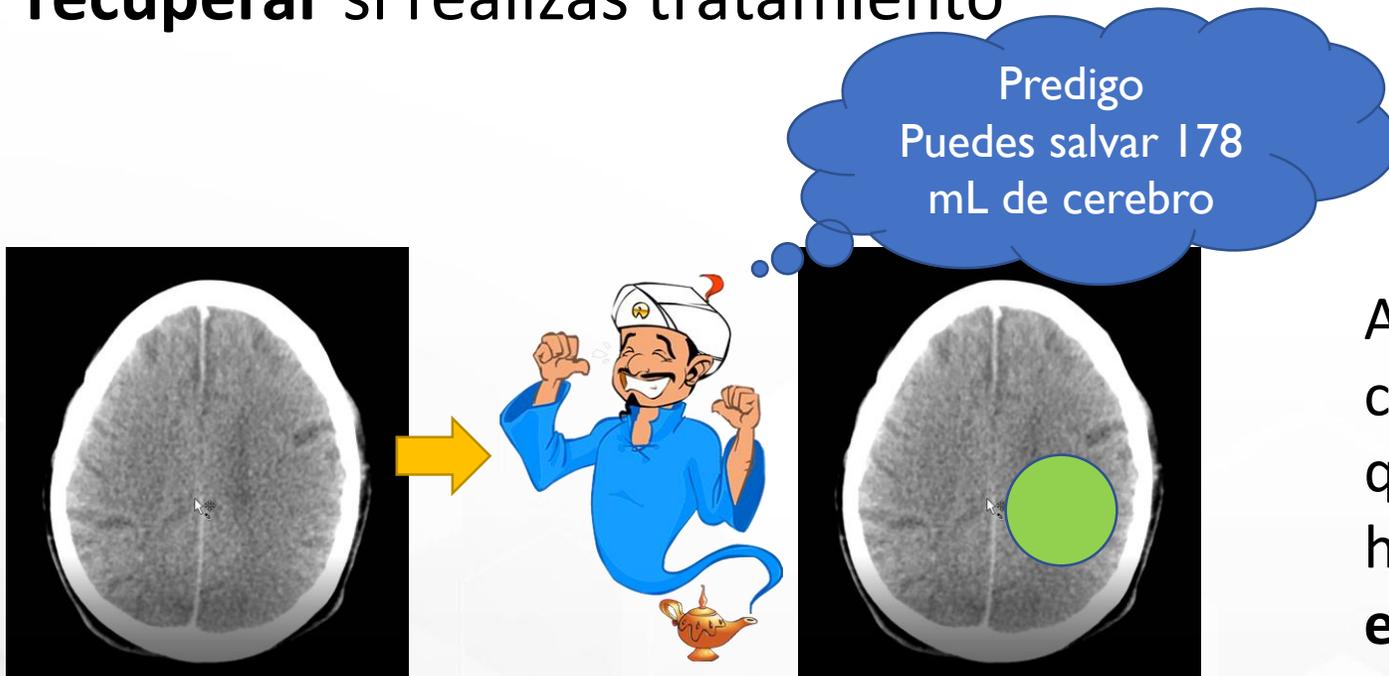
- Si llegabas **fuera de ventana** = tu cerebro se moría y no hacíamos salvataje (seguíamos la guía de práctica clínica internacional)

Después de RAPID...

- Si llegas **fuera de ventana (hasta 24hs)** = vemos la predicción de RAPID. Si nos dice que podemos salvar cerebro >>>> hacemos TROMBOLISIS o TROMBECTOMÍA con tiempos que **no están** en las guías de práctica clínica

¿Cómo lo entrenaron?

El algoritmo aprendió a predecir qué % y lugar del cerebro se puede **recuperar** si realizas tratamiento



Al **estimar el riesgo/probabilidad**, la computadora está haciendo algo más que meramente aproximarse a las habilidades del médico, **está encontrando relaciones nuevas que no son evidentes** para los seres humanos.

A close-up photograph of a white robotic hand holding a silver pen, poised to write on a document. The background is dark and out of focus, emphasizing the precision of the robotic action.

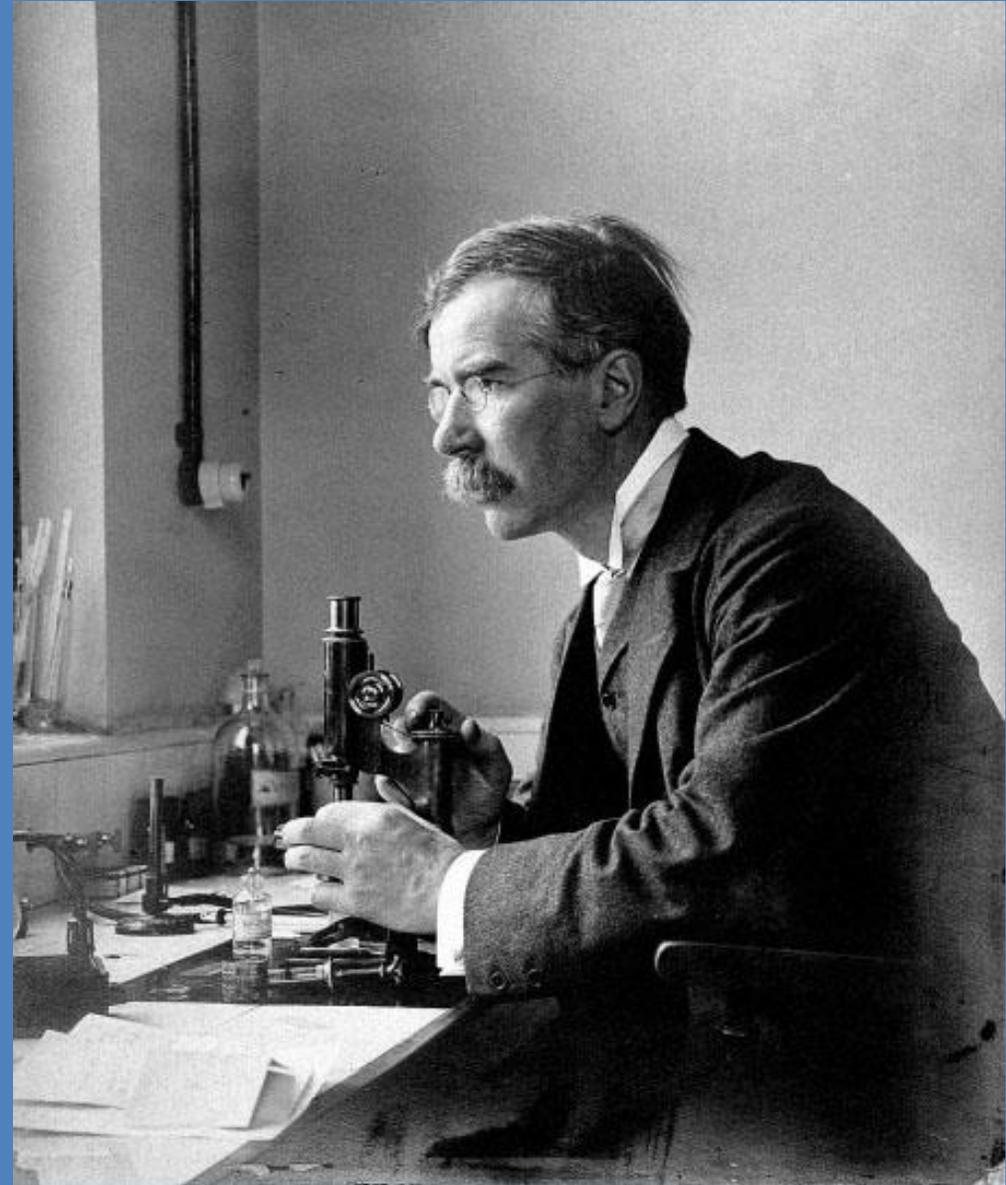
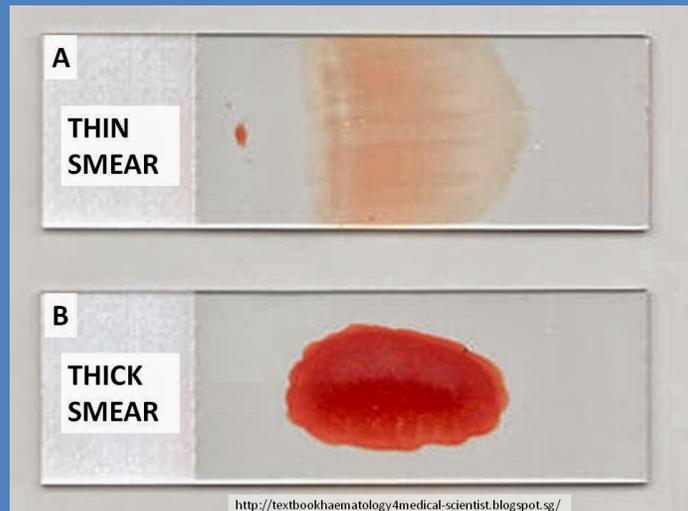
**¿SERÁN LOS
MÉDICOS
REEMPLAZADOS
POR LA
INTELIGENCIA
ARTIFICIAL?**

La IA es una increíble herramienta que nos aporta muchísimo a los médicos. Será un gran soporte a las decisiones clínicas y nos ayudarán muchísimo, pero NADA JAMÁS reemplazará lo humano de la medicina.

Aliviar el sufrimiento **es una acción humana que sólo un humano puede lograr sobre otro humano.** Esto requiere tiempo y confianza, cosas que los computadores no pueden entregar.

La **adopción** de nueva tecnología en Medicina ha generado este tipo de temores también en el pasado

Antes de la automatización hematológica el **hemograma** sólo podía ser realizado por un técnico del laboratorio mirando un microscopio



HIGH SPEED AUTOMATIC BLOOD CELL COUNTER AND CELL SIZE ANALYZER

WALLACE H. COULTER
Coulter Electronics, Chicago, Illinois

Abstract.—The instrument employs a non-optical scanning system providing a counting rate in excess of 6,000 individual cells per second with a counting interval of 15 seconds. A suspension of blood cells is passed through a small orifice simultaneously with an electric current. The individual blood cells passing through the orifice introduce an impedance change in the orifice determined by the size of the cell. The system will count the individual cells and provides cell size distribution. The number of cells counted per sample is approximately 100 times greater than the usual microscope count to reduce the statistical sampling error by a factor of approximately 10 times.

I. INTRODUCTION

It is difficult to overstate the need for instrumentation to reduce the tedium of visual cell counting and to increase the accuracy of the counts. Best practice limits the number of sample counts per day per average technician to no more than 20 or 30 counts. Probably as a result of the tedium more than any other factor the number of cells counted for a typical sample is limited to about 500. A sampling of only 500 cells to determine concentration is far too low to provide data for any but quite gross changes in the true count. The random error associated with a sampling of 500 corresponds to a standard deviation of slightly more than 4%. This means that while two thirds of a large number of counts

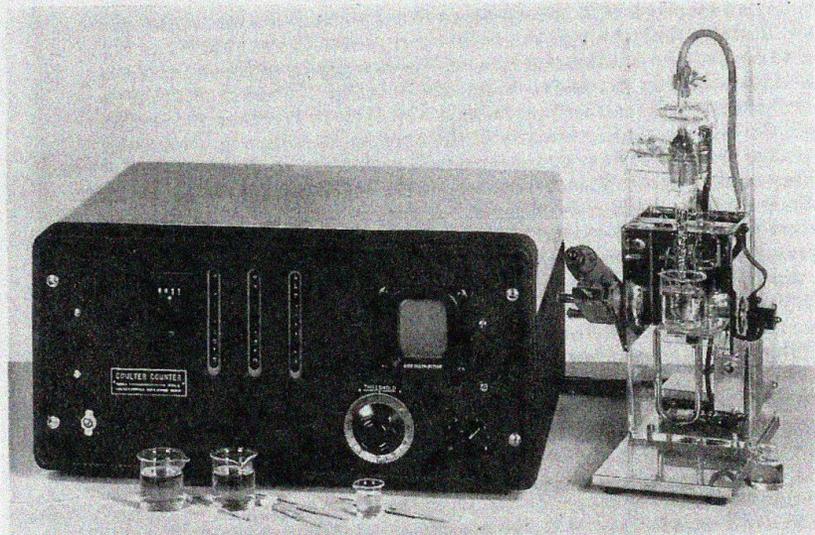


Fig. 3—Photograph of electronic unit and sample stand.

En 1956 los hermanos
Coulter crearon el
primer contador
automático de células
de la sangre



Hoy los laboratorios procesan miles de hemogramas por semana. El examen pudo masificarse gracias a la tecnología.

HEMOGRAMA

	Resultado		V.Referencia	Res.Anterior
Hematies	4730000	/mm3	4500000 - 5900000	
Hemoglobina	14.7	g/dL	13 - 18	
Hematocrito	43.5	%	41 - 52	
Vol.corp.medio	92.0	fL	80 - 99	
Hb.corp.media	31.1	pg	26 - 34	
Conc.Hb.corp.media	33.9	g/dL	32 - 36	
Ancho de distribución	13.0		11 - 14	
Leucocitos	6800	/mm3	4000 - 11000	
Eosinófilos	2.7	%	0 - 5	
Basófilos	0.9	%	0 - 2	
Neutrófilos seg.	54.5	%	45 - 75	
Linfocitos	34.1	%	25 - 40	
Monocitos	7.8	%	2 - 8	
Baciliformes N.	0.0	%	0 - 5	
Rec. Abs. Neutrófilos	3706	/mm3	1800 - 7700	
Rec. Abs. Linfocitos	2319	/mm3	1000 - 4800	
Plaquetas	294000	/mm3	140000 - 440000	
Vol.Plaq.Medio	7.8	fL	7.4 - 10.4	

Caracteres morfológicos :

HEMATIES : NORMALES

LEUCOCITOS : NORMALES

PLAQUETAS : NORMALES

Sedimentación globular : 2 mm/h 1 - 20

Quienes firman los exámenes, los ven al microscopio sólo si hay dudas.

El humano sigue siendo el Gold Standard



Lo mismo sucederá con la Inteligencia Artificial en Medicina.

Masificará muchos exámenes y los analizará.

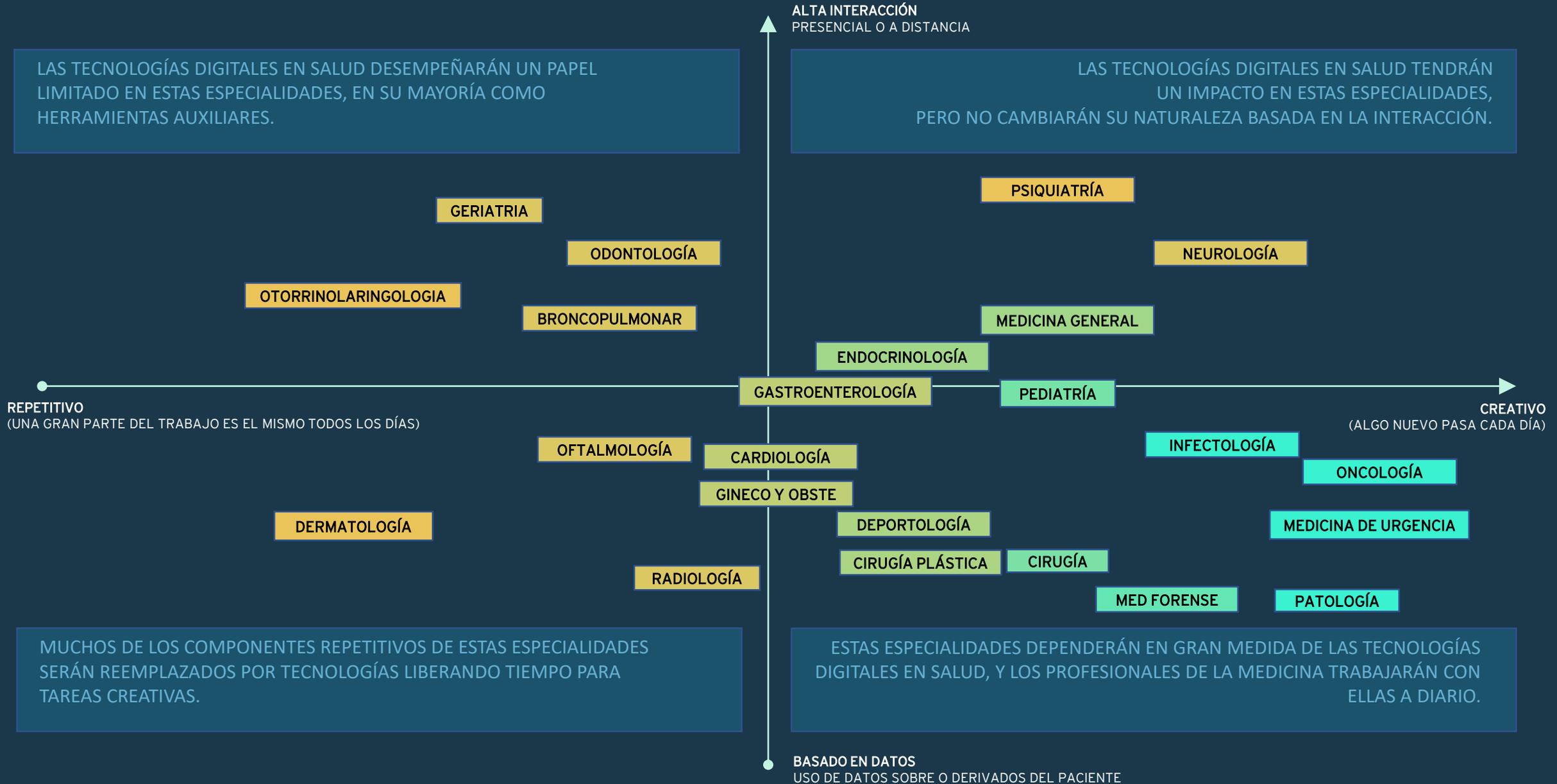
Pero ante las dudas o problemas. **El humano sigue siendo el Gold Standard**

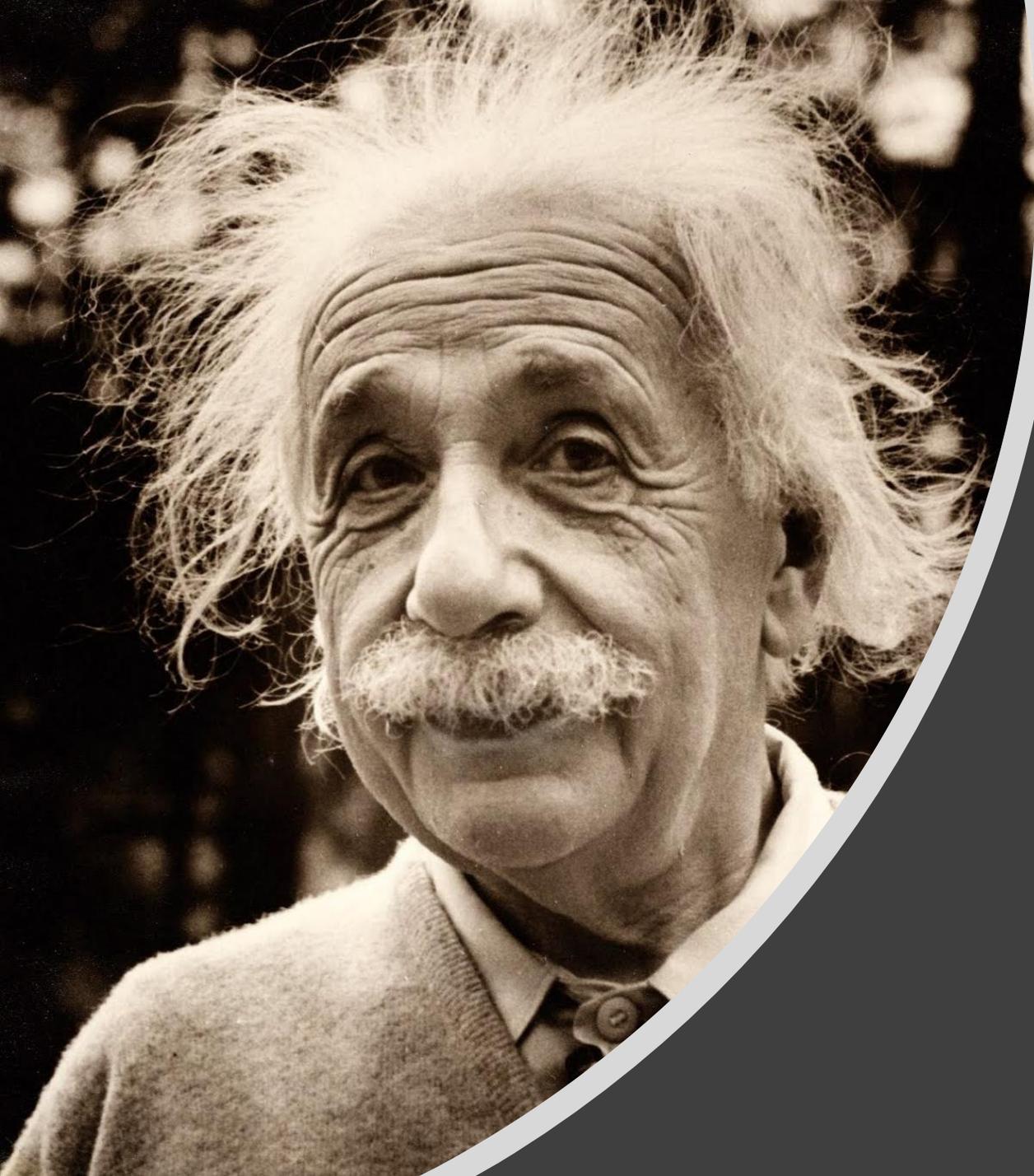
En los próximos años **algunas actividades** que hoy realizamos serán automatizadas al 100% por algoritmos y robots (al igual que el hemograma)

Las máquinas las realizarán más rápido y con igual o menor error

Los humanos nos dedicaremos a las actividades en las que aportemos más valor

IMPACTO DE LA SALUD DIGITAL EN LAS ESPECIALIDADES MÉDICAS



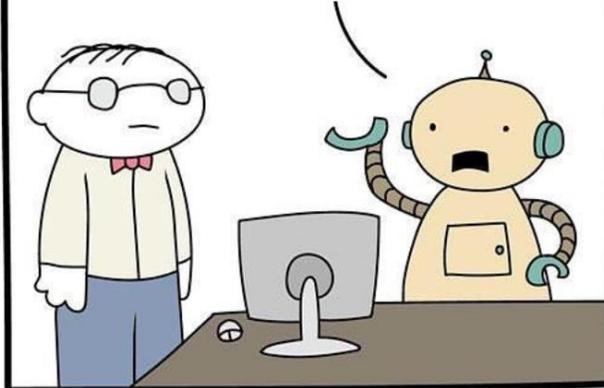


Las computadoras son increíblemente rápidas, precisas y estúpidas;

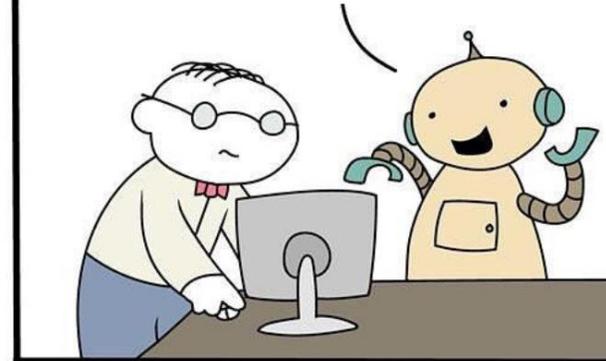
los humanos son increíblemente lentos, imprecisos y brillantes

juntos son poderosos más allá de la imaginación – Albert Einstein.

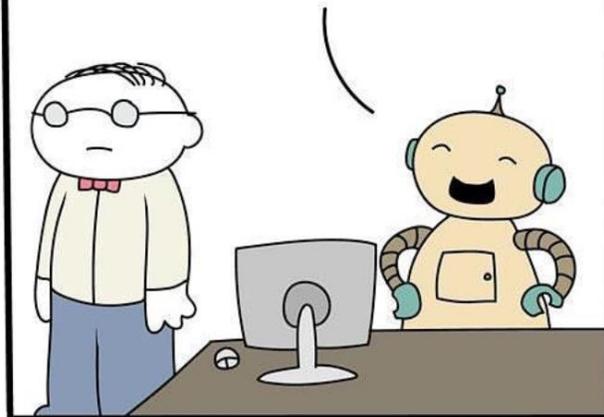
DISCULPE, ¿PUEDE ASISTIRME?



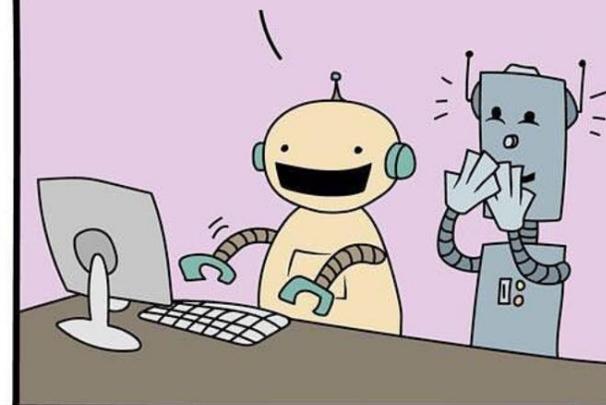
¿LE IMPORTARÍA DAR CLICK EN LAS FOTOS CON BICICLETAS?



GRACIAS, AMIGO.



¡ESTAMOS DENTRO!





<https://forosaluddigital.cl>

Muchas gracias

Dr. Alejandro Mauro



@alemauro

