

Master 20
24
INMUNOLOGÍA
— BEST CONTENT, BEST FACULTY —

**INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN
ENFERMEDADES INMUNOMEDIADAS**

MBA Zamira Alexandra Chanin

PP-BA-MX-1347
Septiembre 2024
Material exclusivo para profesionales de la salud
Material Propiedad de Eli Lilly y Compañía de México
Número de slides: 21

Lilly | INMUNOLOGÍA



Zamira Alexandra Chahín Ríos

Director Asoc. Información y Soluciones Digitales. Lacam.

Latam Leader Artificial Intelligence & Automation

Eli Lilly and Company.

MASTER BUSINESS ADMINISTRATION, TEC DE MONTERREY
ESPECIALISTA EN PROYECTOS DE TECNOLOGÍA
UNIVERSIDAD DE CALIFORNIA & PMI

Inteligencia Artificial Generativa Aplicada a la transformación Digital.

Candidata MIT

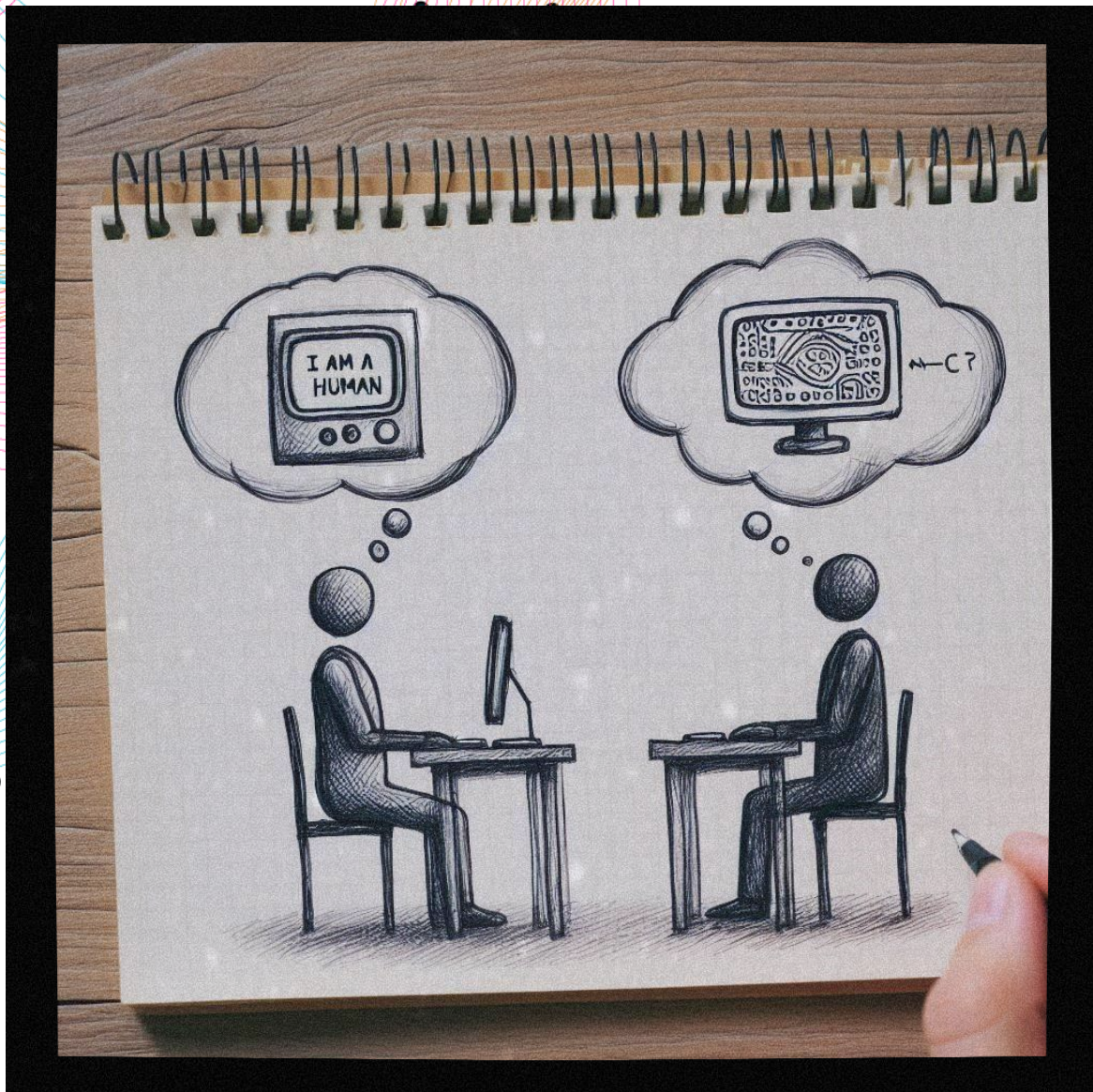
La inteligencia Artificial es la próxima revolución industrial. Es la tecnología que tiene el potencial de cambiar el mundo de la misma manera que lo hicieron la electricidad y la informática.

Sundar Pichai, CEO de Google.

AGENDA

- Definiciones de IA:
- John McCarthy (2004): Ciencia e ingeniería de hacer máquinas inteligentes.
- Alan Turing (1950): “¿Pueden pensar las máquinas?” y la Prueba de Turing.
- Enfoques de IA:
- Enfoque humano:¹
 - Sistemas que piensan como humanos.
 - Sistemas que actúan como humanos.
- Enfoque ideal:²
 - Sistemas que piensan racionalmente.
 - Sistemas que actúan racionalmente.
- Tipos de IA:
- IA débil (ANI): Realiza tareas específicas (e.g., Siri, Alexa).
- IA robusta (IAG y SIA): Teórica, inteligencia igual o superior a la humana.
- Subcampos de IA:
- Aprendizaje automático (Machine Learning): Requiere intervención humana.
- Aprendizaje profundo (Deep Learning): Automatiza la extracción de características, usa redes neuronales profundas.





El Test de Turing, propuesto por el matemático y científico de la computación Alan Turing en 1950, es una prueba de la capacidad de una máquina para exhibir un comportamiento inteligente indistinguible del de un humano.



INTELIGENCIA ARTIFICIAL (IA) (1956)

'hacer que una máquina se comporte de maneras que serían consideradas inteligentes si un humano se comportara así'.

Pensamiento & Comportamiento



P
E
N
S
A
M
I
E
N
T
O

C
O
M
P
O
R
T
A
M
I
E
N
T
O

INTELIGENCIA HUMANA

Sistemas que piensan como humanos:

“El esfuerzo por hacer a las computadoras pensar ... máquinas con mentes en el sentido amplio y literal” (Haugeland -1985).

ENFOQUE COGNITIVO

RACIONALIDAD

Sistemas que piensan racionalmente:

“El estudio de las facultades mentales a través del estudio de modelos computacionales” (Charniak y McDermott – 1985).

ENFOQUE LÓGICO

I.A

Sistemas que actúan como humanos:

“El estudio de cómo hacer computadoras que hagan cosas que, de momento, la gente hace mejor” (Rich y Kight -1991).

ENFOQUE PRUEBA DE TURING

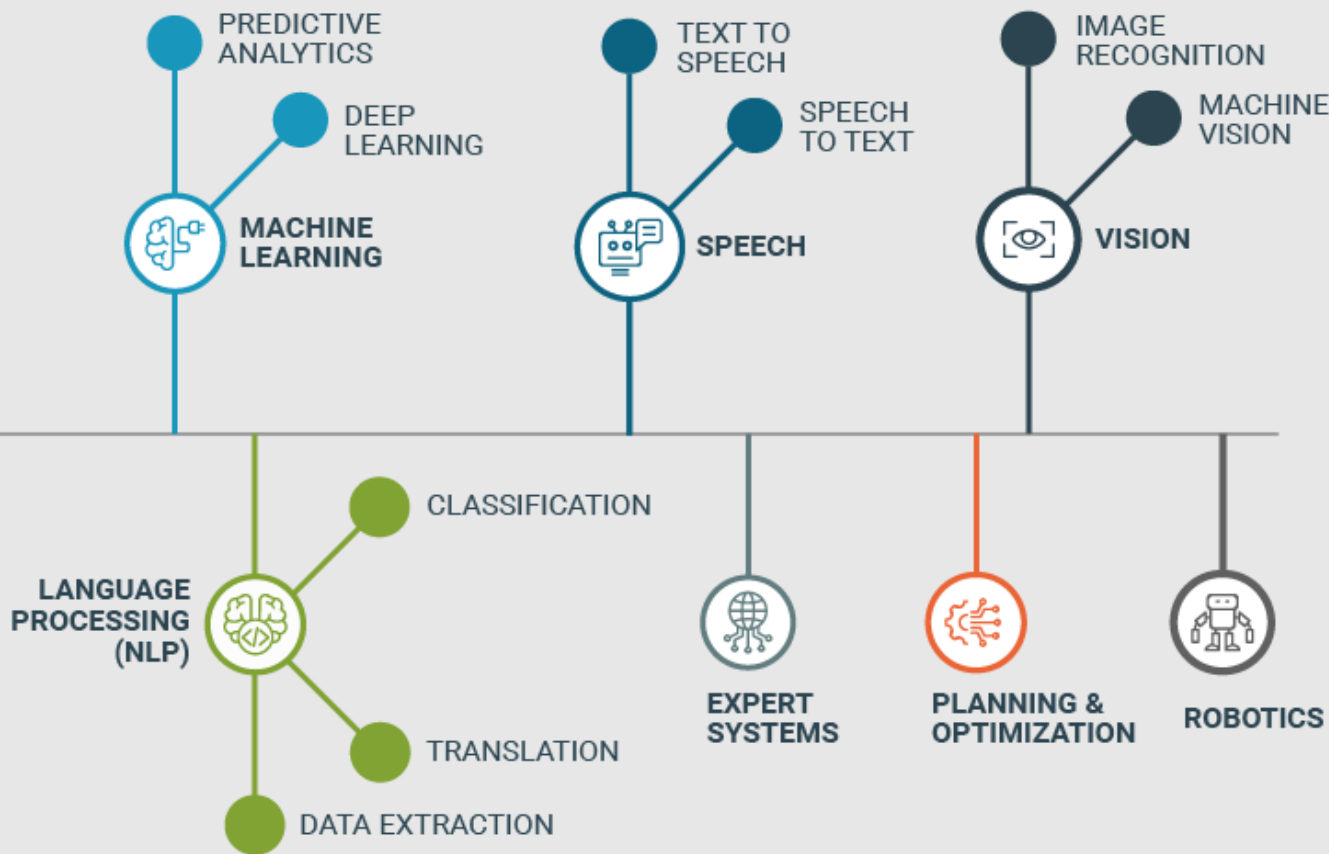
Sistemas que actúan racionalmente:

“Un campo de estudio que busca explicar y emular el comportamiento inteligente en términos de procesos computacionales” (Schalkoff – 1990).

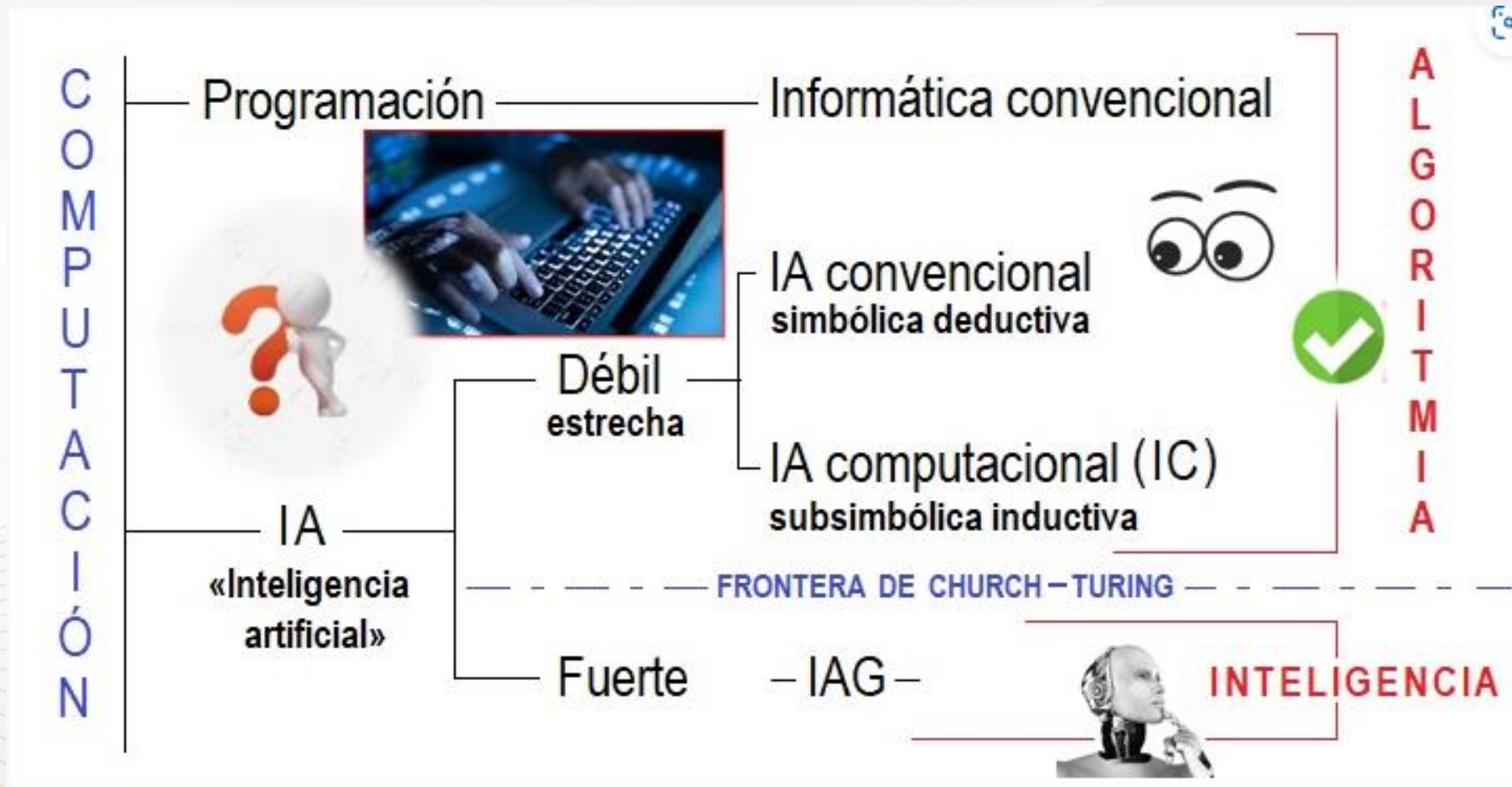
ENFOQUE DE AGENTES RACIONALES

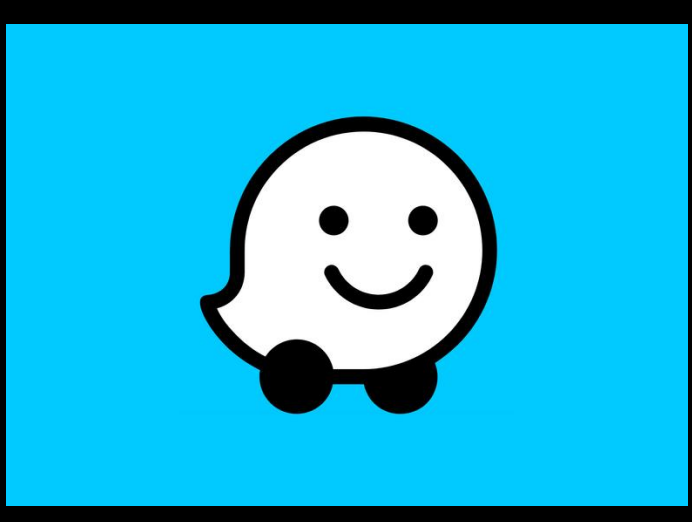
Fuente: Russell y Norving, Inteligencia Artificial un enfoque moderno

ARTIFICIAL INTELLIGENCE

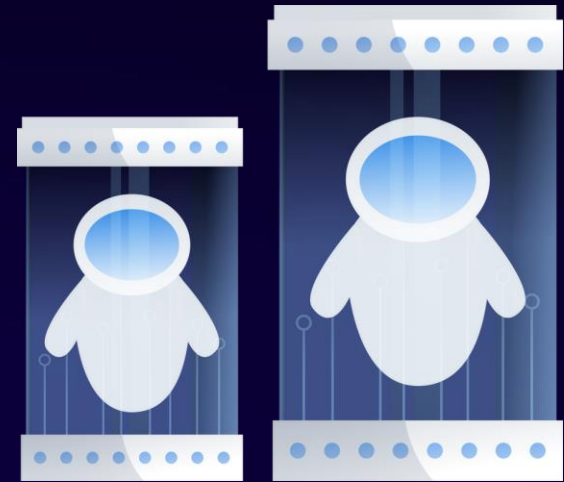
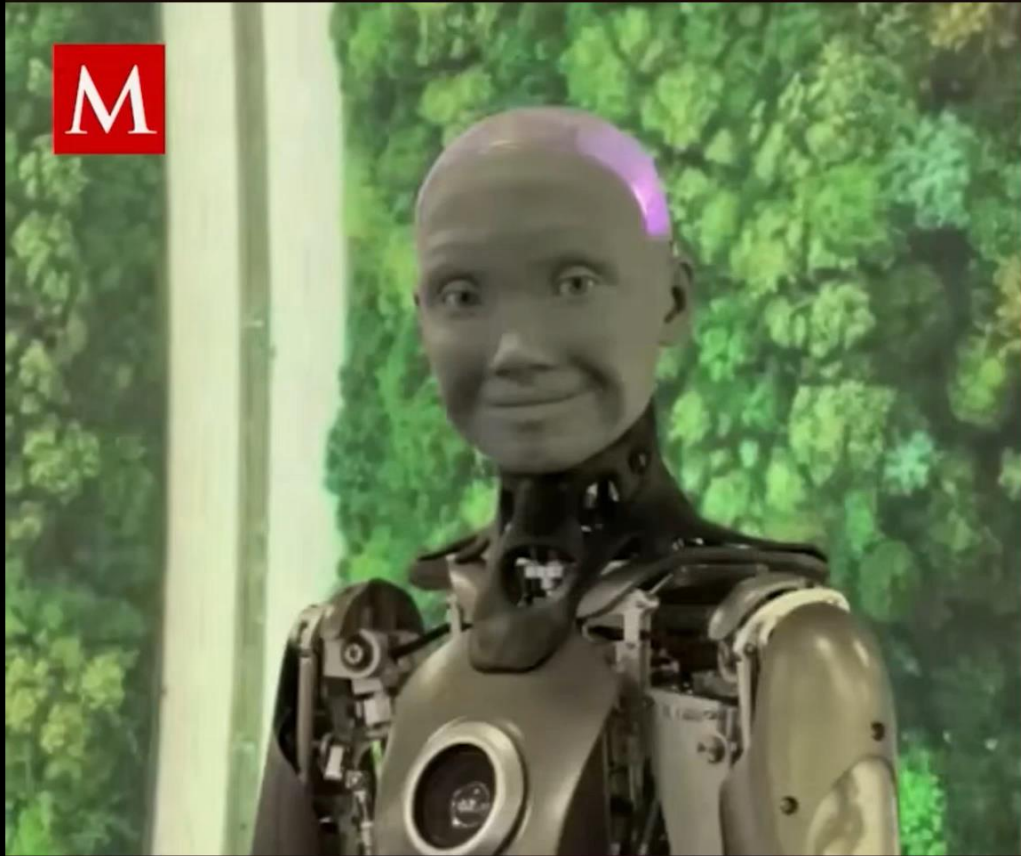


IA DEBIL, IA FUERTE, SUPERINTELIGENCIA



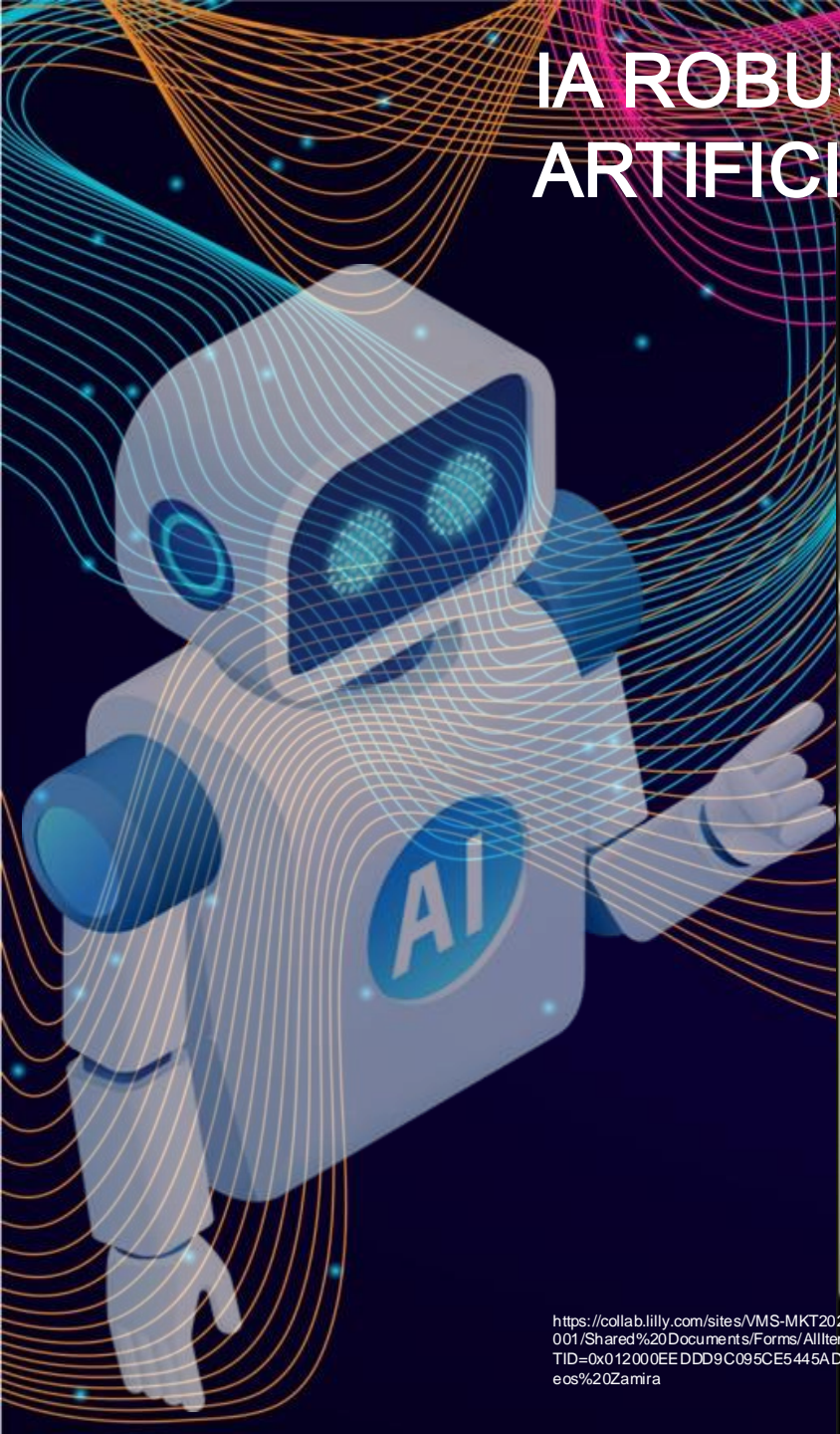


IA ROBUSTA Y LA SUPERINTELIGENCIA ARTIFICIAL



<https://collab.lilly.com/sites/VMS-MKT2023ADMN-001/Shared%20Documents/Forms/AllItems.aspx?e=5%3Adacf6b9728784156a52a130b1285da0f&sharingv2=true&fromShare=true&at=9&CID=5e155d31%2D9d75%2D4031%2D8032%2D888628bc7dcc&FolderCTID=0x012000EEDD9C095CE5445AD8700B53B994D06&id=%2Fsites%2FVMS%2DMKT2023ADMN%2D001%2FShared%20Documents%2FPRODUCI%2FC3%92N%20COPILO T%2FMTY%20ZAMIRA%2Fvideos%20Zamira>

IA ROBUSTA Y LA SUPERINTELIGENCIA ARTIFICIAL



HUMANIZACIÓN DE LA IA?



DISTOPÍA Y SIMBIOSIS

Master 20
21
INMUNOLOGÍA



HUMANIZACION DE LA IA

- Principios de la IA
- Beneficiencia: Hacer el bien
- No malificencia: No hacer daño
- Cooperación: Diferentes perfiles y equipos diversos

LA IA tiene el potencial de reducir la desigualdad y mejorar la vida de otros, sin importar su origen o condición social.

Satya Nadella, CEO de Microsoft

ETICA EN LA IA

1. **Proporcionalidad:** La IA debe ser proporcional a los objetivos legítimos que se persiguen.
 2. **Seguridad:** Debe garantizarse la seguridad de los sistemas de IA para evitar daños.
 3. **Privacidad y Protección de Datos:** La IA debe respetar la privacidad y proteger los datos personales.
 4. **Transparencia y Explicabilidad:** Los sistemas de IA deben ser transparentes y sus decisiones explicables.
 5. **Responsabilidad y Rendición de Cuentas:** Los desarrolladores y operadores de IA deben ser responsables de sus sistemas.
 6. **Inclusión y No Discriminación:** La IA debe promover la inclusión y evitar cualquier forma de discriminación.
 7. **Sostenibilidad:** La IA debe contribuir al desarrollo sostenible y respetar el medio ambiente.
 8. **Bienestar y Beneficio Común:** La IA debe promover el bienestar humano y el beneficio común.
 9. **Diversidad Cultural y Pluralismo:** La IA debe respetar y promover la diversidad cultural y el pluralismo.
 10. **Cooperación Internacional:** Fomentar la cooperación internacional para el desarrollo y uso ético de la IA.
- Estos principios buscan asegurar que la IA se desarrolle y utilice de manera ética y beneficiosa para toda la humanidad.

CAMPOS DE APLICACION

Learning to decode the immune system to diagnose disease



Blood sample

Our immune system is a very sophisticated diagnostic machine



Immunosequencing

We read every immune cell that stores that diagnostic information



Machine learning

We generate a map of the immune system by matching trillions of T cells to the diseases they recognize



Empowered care

This map of the immune system will be used by doctors and researchers to improve disease diagnosis

Adaptive
biotechnologies*

 Microsoft



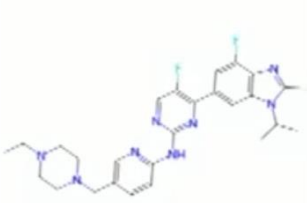
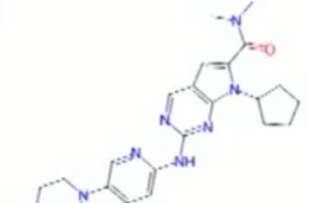
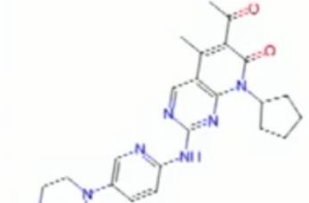
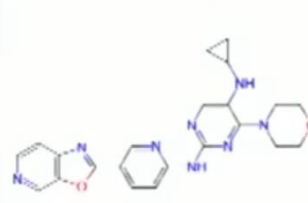
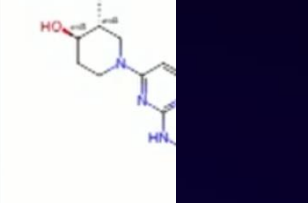
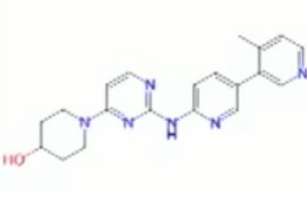
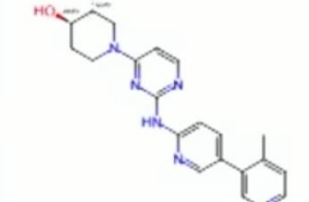
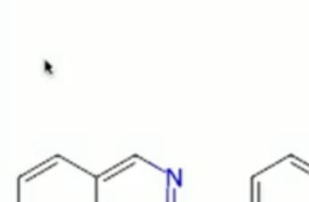
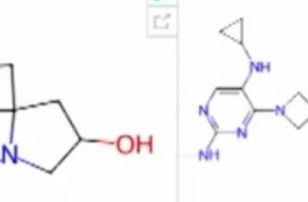
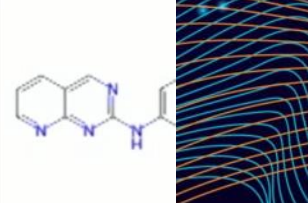
LILLY Y EL USO DE LA IA

- COMO LO HACE LILLY
- USOS DE LA AI DESARROLLO DE MOLECULAS
- INTRODUCCION AL MEDICO (MACHINE LEARNING)
- DEMO COPILOT

- [AI Capability v3 FIFTH.mp4 \(lilly.com\)](#)

[Generative AI powers Model Driven Drug Discovery \(MD3\) with unprecedented speed and scale \(lilly.com\)](#)

LILLY Y EL USO DE LA IA

<p>Name: 2835219</p>  <p>Potency (digital): 7.89</p> <p>Permeability (digital): low</p> <p>Clearance (digital): 165.6</p>	<p>Name: Ribociclib</p>  <p>Potency (digital): 7.83</p> <p>Permeability (digital): low</p> <p>Clearance (digital): 29.08</p>	<p>Name: Palbociclib</p>  <p>Potency (digital): 7.14</p> <p>Permeability (digital): low</p> <p>Clearance (digital): 40.73</p>	<p>Name: TEMP-000441,TE</p>  <p>Potency (digital): 7.29</p> <p>Permeability (digital): high</p> <p>Clearance (digital): 100.97</p>	<p>Name:</p>  <p>Potency (digital):</p> <p>Permeability (digital):</p> <p>Clearance (digital):</p>
<p>Name: TEMP-000639,TE</p>  <p>Potency (digital): 7.19</p> <p>Permeability (digital): high</p> <p>Clearance (digital): 20.85</p>	<p>Name: TEMP-000460,TE</p>  <p>Potency (digital): 7.18</p> <p>Permeability (digital): high</p> <p>Clearance (digital): 63.18</p>	<p>Name: TEMP-000891,TE</p>  <p>Potency (digital):</p> <p>Permeability (digital):</p> <p>Clearance (digital):</p>	<p>Name: TEMP-000546,TE</p>  <p>Potency (digital): 7.18</p> <p>Permeability (digital): high</p> <p>Clearance (digital): 109.91</p>	<p>Name:</p>  <p>Potency (digital):</p> <p>Permeability (digital):</p> <p>Clearance (digital):</p>

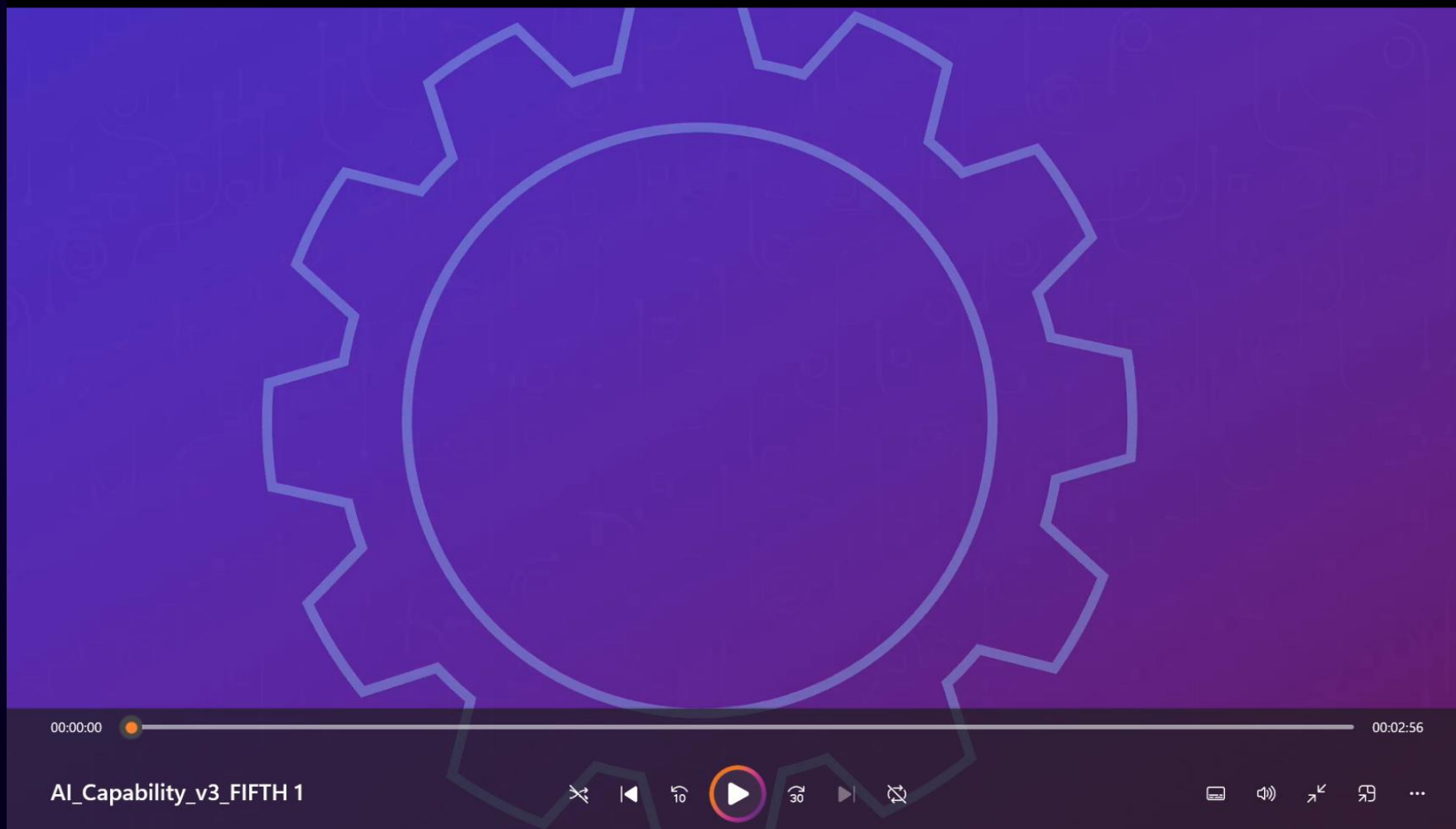
2847 Compounds (7 Hidden) 0 Selected 8 Columns (4 Hidden)

let's use a research example to experience together.

Master 20
24
INMUNOLOGÍA

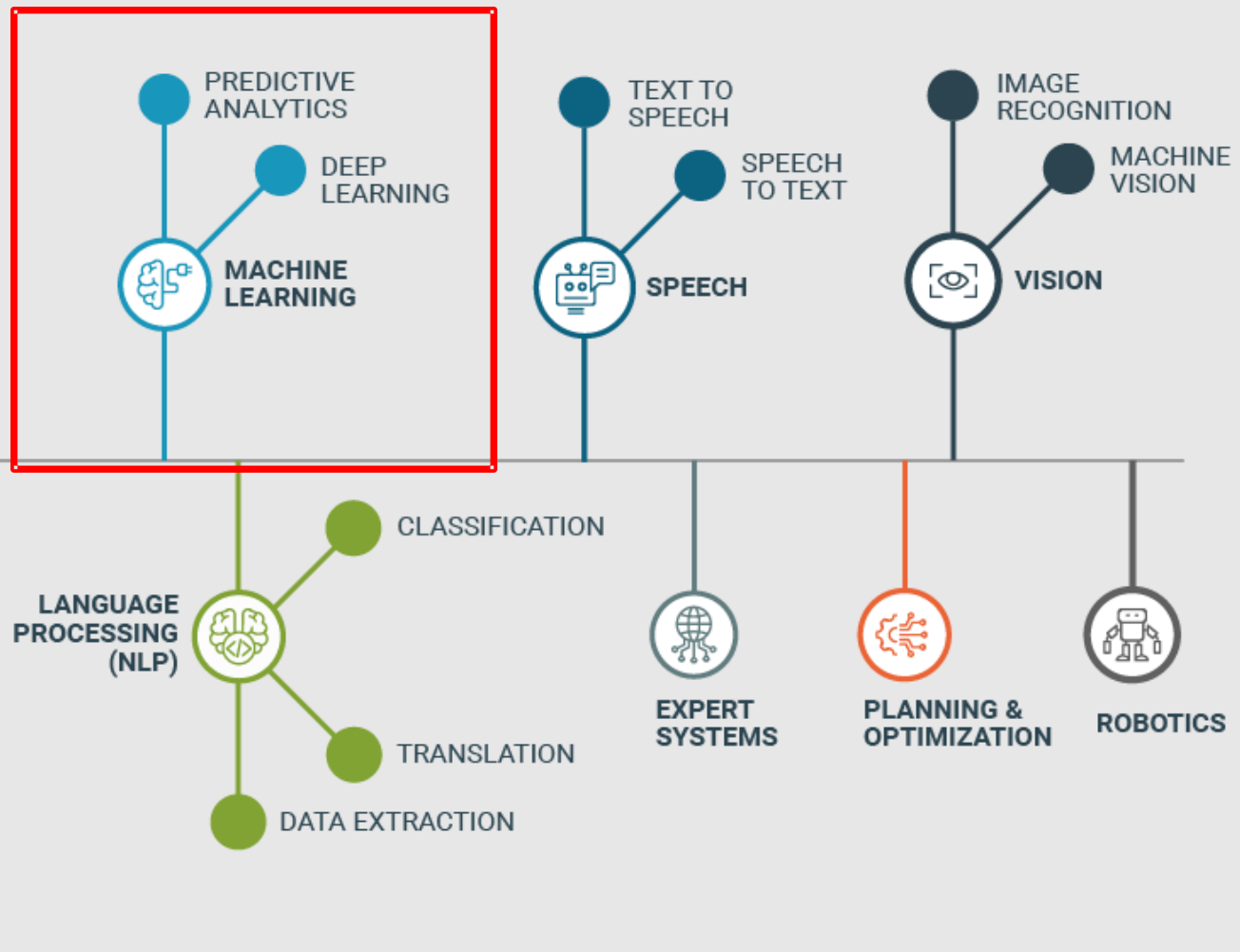
Lilly | INMUNOLOGÍA

LILLY Y EL USO DE LA IA



<https://collab.lilly.com/sites/VMS-MKT2023ADMN-001/Shared%20Documents/Forms/AllItems.aspx?e=5%3Adacf6b9728784156a52a130b1285da0f&sharingv2=true&fromShare=true&at=9&CID=5e155d31%2D9d75%2D4031%2D8032%2D888628bc7dcc&FolderCTID=0x012000EEDDD9C095CE5445AD8700B53B994D06&id=%2Fsites%2FVMS%2DMKT2023ADMN%2D001%2FShared%20Documents%2FPRODUCI%C3%92N%20COPILOTT%2FMTY%20ZAMIRA%2Fvideos%20Zamira>

ARTIFICIAL INTELLIGENCE



Master 20
24
INMUNOLOGÍA

— BEST CONTENT, BEST FACULTY —

**INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN
ENFERMEDADES INMUNOMEDIADAS**

MBA Zamira Alexandra Chanin

Lilly | INMUNOLOGÍA

Master 20
24
INMUNOLOGÍA
— BEST CONTENT, BEST FACULTY —

**INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN
ENFERMEDADES INMUNOMEDIADAS**

Dr med David Vega-Morales

PP-BA-MX-1347
Septiembre 2024
Material exclusivo para profesionales de la salud
Material Propiedad de Eli Lilly y Compañía de México
Número de slides: 50

Lilly | INMUNOLOGÍA

Dr. Med David Vega-Morales

- Médico Internista con especialidad en Reumatología e Inmunología Clínica
- Maestría en Ciencias Médicas y Doctorado en Medicina
- Reumatólogo en IMSS HGZ 17, Monterrey
- Reumatólogo en CAB Medical Center
- Profesor de Clínica de Reumatología y del Doctorado en Ciencias Clínicas de la Escuela de Medicina y Ciencias de la Salud del Tecnológico de Monterrey
- Sistema Nacional de Investigadores Nivel II



- Percepción de los profesionales de la salud
- ¿Qué es el Machine Learning (ML)?
- Inteligencia artificial (ML) en Reumatología
- Requisitos para publicar sobre inteligencia artificial (ML)
- Utilidad de ML en imagen
- Utilidad de ML biopsia sinovial

- Percepción de los profesionales de la salud
- ¿Qué es el Machine Learning (ML)?
- Inteligencia artificial (ML) en Reumatología
- Requisitos para publicar sobre inteligencia artificial (ML)
- Utilidad de ML en imagen
- Utilidad de ML biopsia sinovial

¿Ayuda o amenaza? Encuesta Argentina 2024 sobre la inteligencia artificial en medicina

Matías A. Loewy | 22 de agosto de 2024 | Autores

Master 2024
INMUNOLOGÍA

Encuesta
Inteligencia artificial
en medicina:
¿Ayuda o amenaza?

Argentina 2024

Medscape
EN ESPAÑOL



Lilly | INMUNOLOGÍA

Metodología

Método de encuesta

Las y los médicos fueron invitados a participar de una encuesta en línea de 7 a 8 minutos.

Requisitos

Los y las participantes tenían que ser médicos residiendo y ejerciendo en Argentina.

Tamaño de la muestra

805 profesionales médicos de Argentina completaron la encuesta

Periodo de recopilación de datos

11 de enero a 14 de marzo de 2024.

Error muestral

El margen de error para los médicos que contestaron según las distintas categorías osciló entre $\pm 3,45\%$ y $\pm 18,86\%$, con un nivel de confianza de 95% y un estimador puntual de 50%.

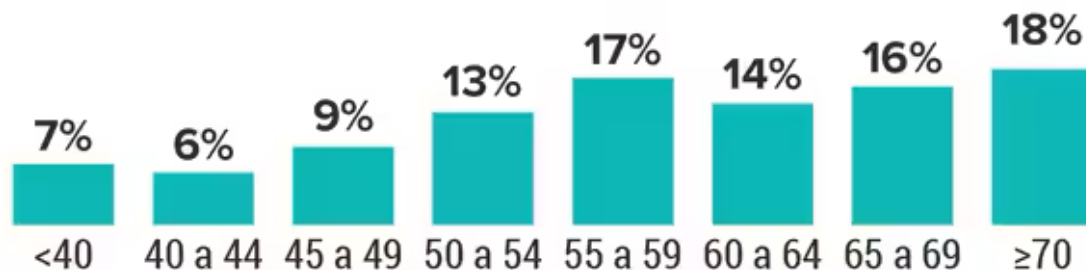
Nota: Los hallazgos de este informe se basan en datos no ponderados, recopilados de una muestra aleatoria de miembros de Medscape en español y no son necesariamente proyectables a una población más grande.

Demografía

Sexo



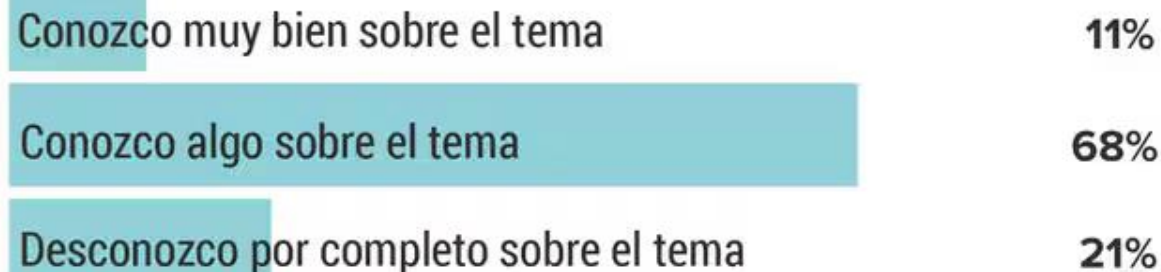
Edad (en años)



Especialidad

Cardiología: 18%	Cardiología infantil: 1%
Psiquiatría: 11%	Cirugía de cabeza y cuello: 1%
Pediatría: 8%	Geriatría: 1%
Clínica médica/medicina interna: 7%	Hematología: 1%
Medicina familiar: 5%	Mastología: 1%
Ginecología/tocoginecología: 5%	Medicina legal: 1%
Cirugía general: 4%	Medicina sanitaria: 1%
Endocrinología: 4%	Neonatología: 1%
Dermatología: 2%	Neurocirugía: 1%
Diagnóstico por imágenes: 2%	Nutrición: 1%
Infectología: 2%	Obstetricia: 1%
Medicina del trabajo: 2%	Oftalmología: 1%
Nefrología: 2%	Oncología clínica: 1%
Neurología: 2%	Ortopedia y traumatología: 1%
Urología: 2%	Otorrinolaringología: 1%
Alergia e inmunología: 1%	Psiquiatría infantil: 1%
Anatomía patológica: 1%	Reumatología: 1%
Anestesia: 1%	Terapia intensiva: 1%
	Otros: 5%

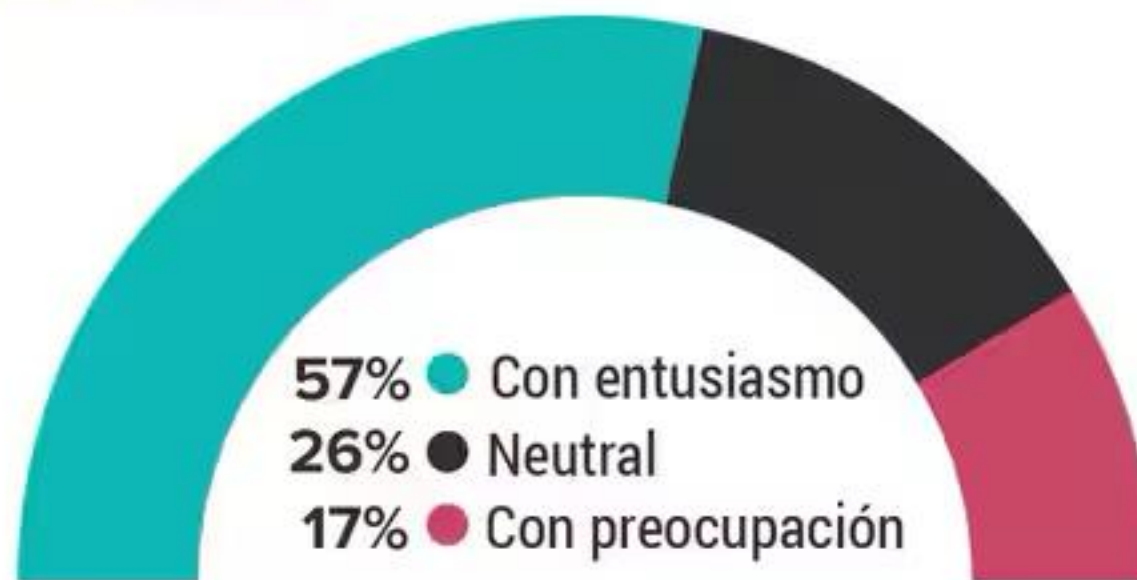
¿Cuál es su grado de conocimiento sobre el uso de la inteligencia artificial en el ámbito médico?



¿Hasta qué punto es importante que los médicos se informen sobre las aplicaciones de la inteligencia artificial en el ámbito médico?



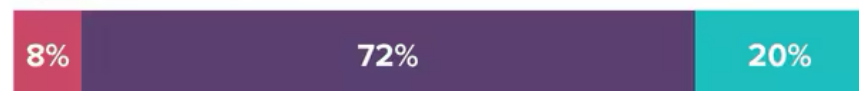
¿Cómo ve el futuro de la inteligencia artificial en el ámbito médico?



¿Dónde utiliza y dónde contempla usar la inteligencia artificial en el ámbito laboral?

● Actualmente la utilizo ● Consideraría usarla ● No consideraría usarla

Resumir la historia clínica de un paciente antes de su consulta



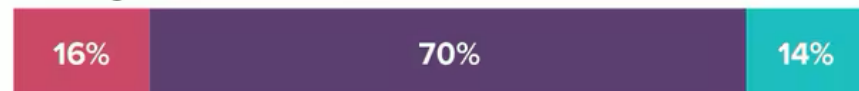
Diagnóstico



Tratamiento



Investigación de enfermedades



Predecir el pronóstico de una patología en un paciente



Utilizar la conversación en la consulta para generar una nota clínica



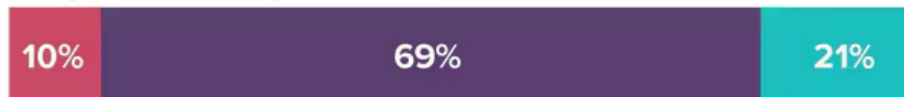
Tareas administrativas en el consultorio



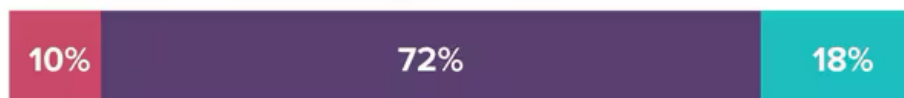
Programación del personal



Programación de pacientes



Actualizar la historia clínica electrónica



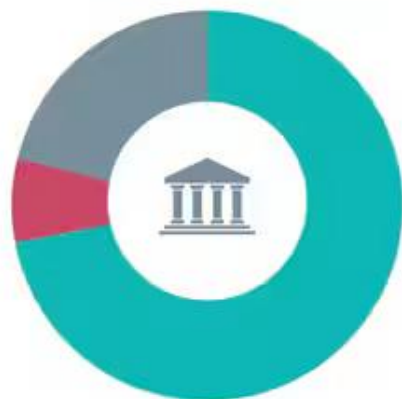
Comunicaciones con los pacientes



Otros

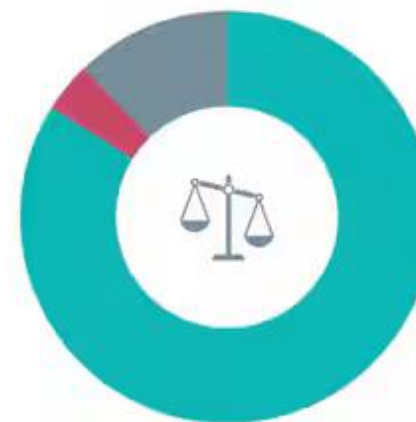


¿Debería existir supervisión gubernamental o de las asociaciones médicas sobre el uso de la inteligencia artificial?



72% ● Sí
7% ● No
21% ● No estoy seguro(a)

¿Debería existir un marco jurídico para el uso de la inteligencia artificial en medicina?



84% ● Sí
4% ● No
12% ● No estoy seguro(a)

¿Qué probabilidad hay de que los pacientes que usan inteligencia artificial generativa (p. ej., *ChatGPT, Bard, Bing*) para obtener información médica reciban información errónea?

● Muy probable ● Algo probable ● Poco probable ● Nada probable



¿Cuánto le preocupa que las y los pacientes que intentan autodiagnosticarse tomen más en cuenta la respuesta de la inteligencia artificial que la experiencia del médico?



¿Qué especialidad cree que se beneficia más de la inteligencia artificial?

Anatomía Patológica	2%
Anestesia	1%
Bacteriología	1%
Cardiología	2%
Cirugía Cardiovascular	1%
Cirugía General	1%
Cirugía Plástica y Reparadora	1%
Clínica Médica / Medicina Interna	7%
Dermatología	1%
Diagnóstico por Imágenes	25%
Enfermedades Infecciosas / Infectología	1%
Epidemiología	4%
Farmacología	2%
Genética Médica	2%
Higiene Industrial	1%
Higiene y Medicina Preventiva	1%

Medicina Aeronáutica y Espacial	1%
Medicina del Trabajo	1%
Medicina Familiar	1%
Medicina Legal	1%
Medicina Nuclear	1%
Medicina Sanitaria	1%
Neurología	1%
Oncología (Clínica)	2%
Psiquiatría	1%
Radiología	4%
Radioterapia (Terapia Radiante)	1%
Salud Pública	5%
Terapia Intensiva	1%
Toxicología	1%
Otra	24%

- Percepción de los profesionales de la salud
- ¿Qué es el Machine Learning (ML)?
- Inteligencia artificial (ML) en Reumatología
- Requisitos para publicar sobre inteligencia artificial (ML)
- Utilidad de ML en imagen
- Utilidad de ML biopsia sinovial

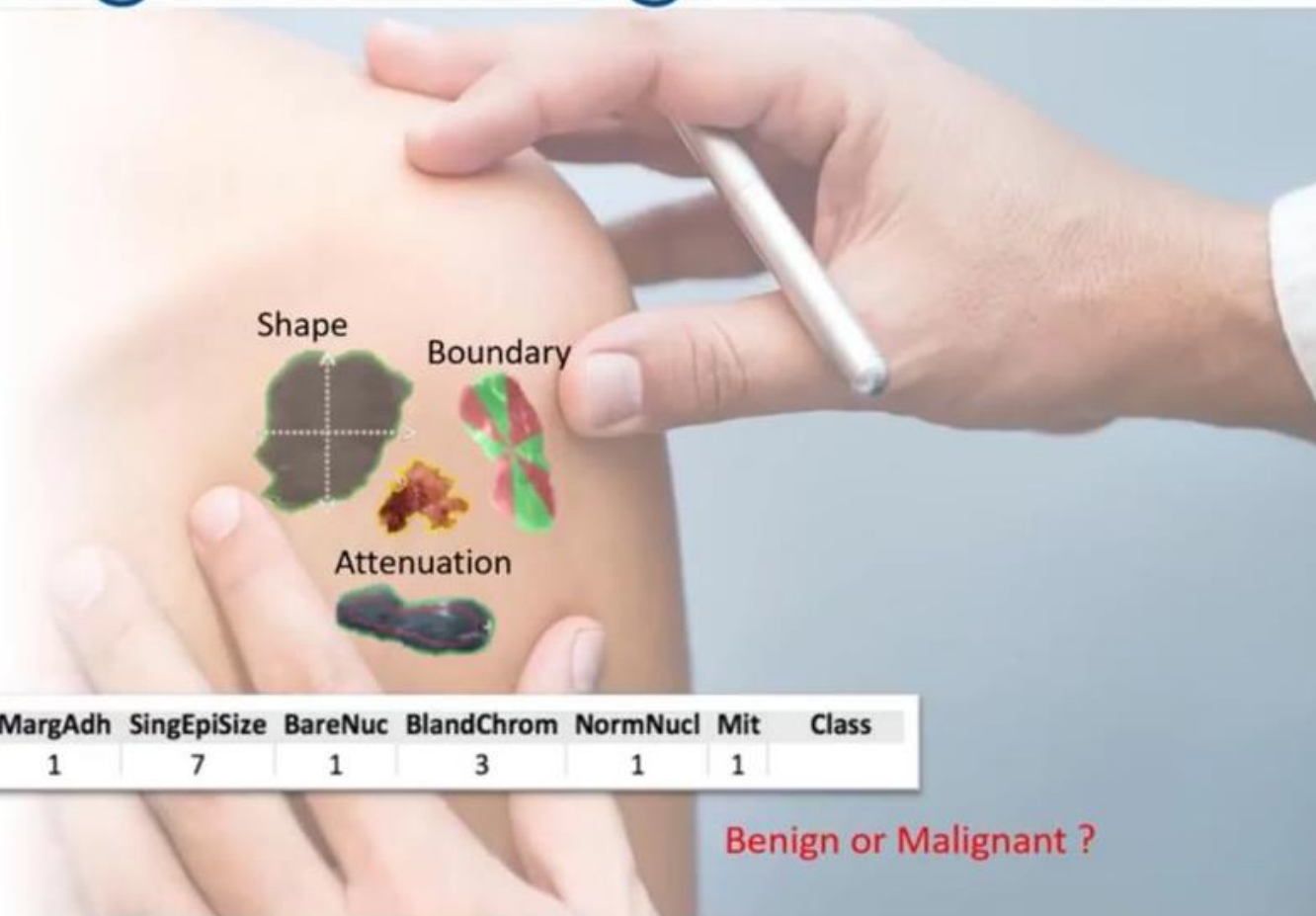
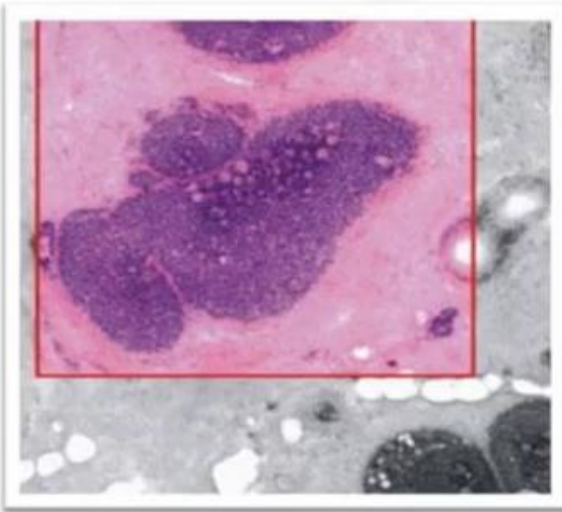
¿Qué es machine learning?

Machine learning es el subcampo de ciencias de la computación, que da a las computadoras la **habilidad de aprender sin ser explícitamente programadas**

Arthur Samuel

Pionero americano en el campo de juegos de computadora e inteligencia artificial, acuñó el término “machine learning” en 1959 en IBM

¿Esta es una célula benigna o maligna?



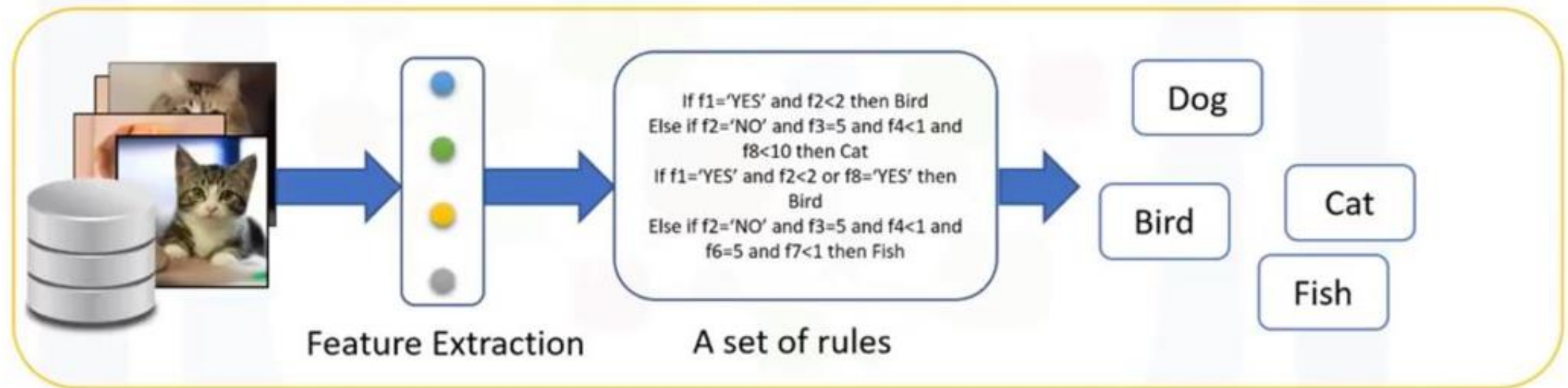
ID	Clump	UnifSize	UnifShape	MargAdh	SingEpiSize	BareNuc	BlandChrom	NormNucl	Mit	Class
1000015	6	1	1	1	7	1	3	1	1	

Benign or Malignant ?

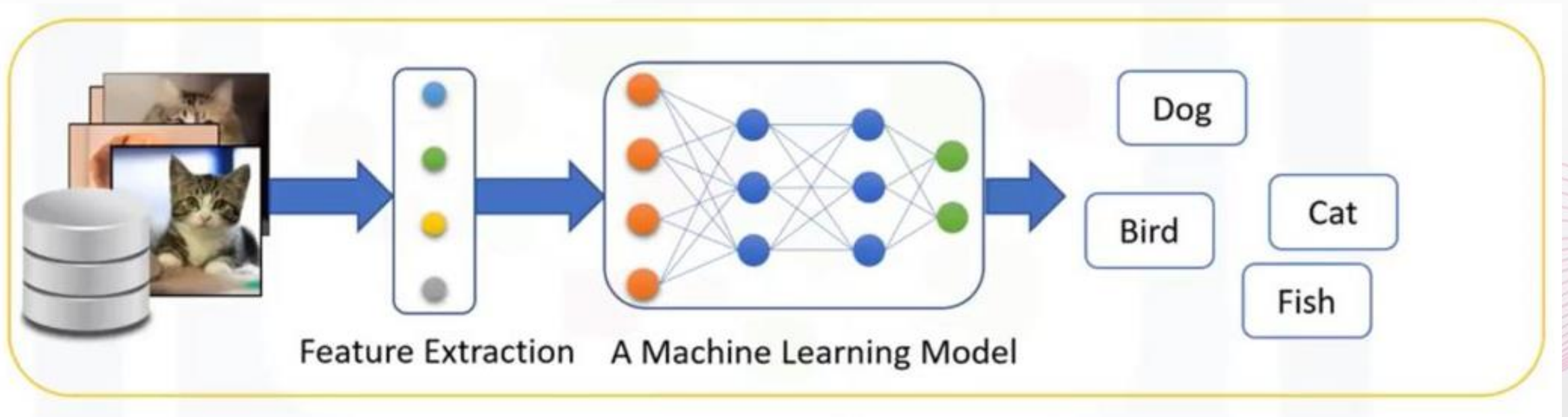
¡Machine learning ayuda con predicciones!



¿Cómo funciona machine learning?



¿Cómo funciona machine learning?



Técnicas principales de machine learning

Regresión/Estimación

- Predecir valores continuos

Clasificación

- Predecir la clase/categoría del elemento de un caso

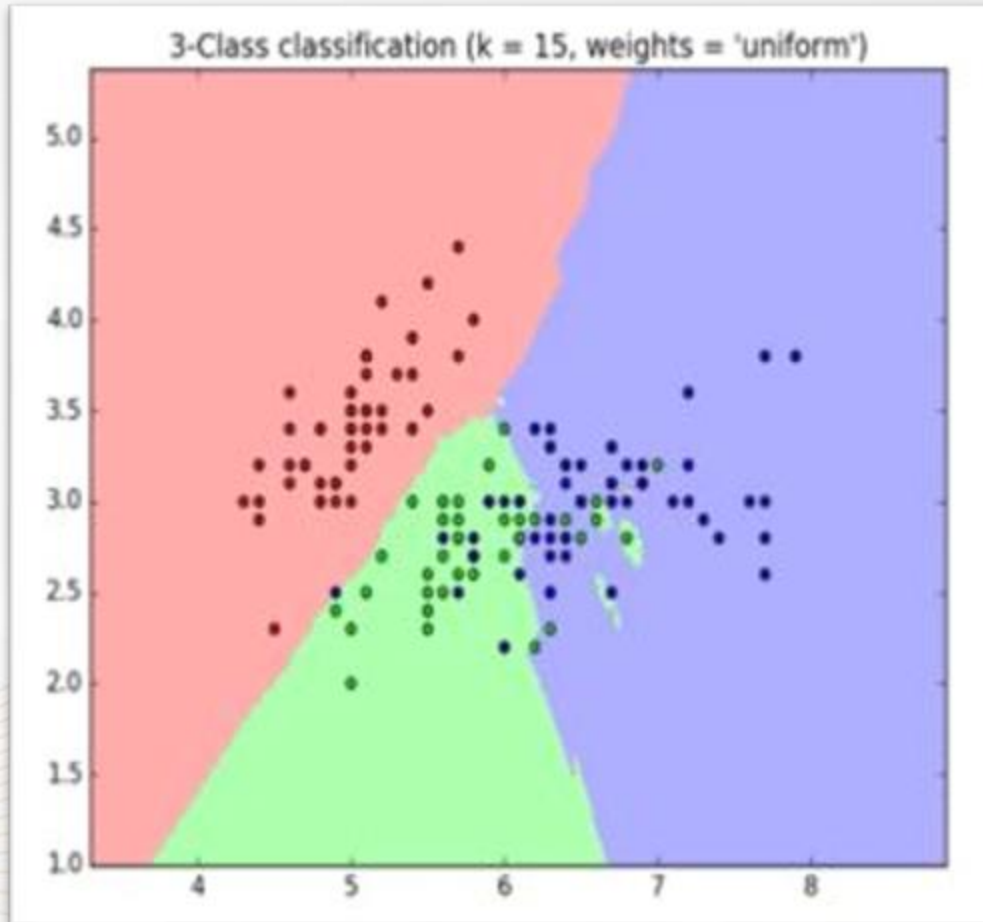
Agrupamiento

- Encontrar la estructura de los datos; resumir

Asociaciones

- Asociar elementos/eventos que coexisten con frecuencia

¿Qué es aprendizaje supervisado?



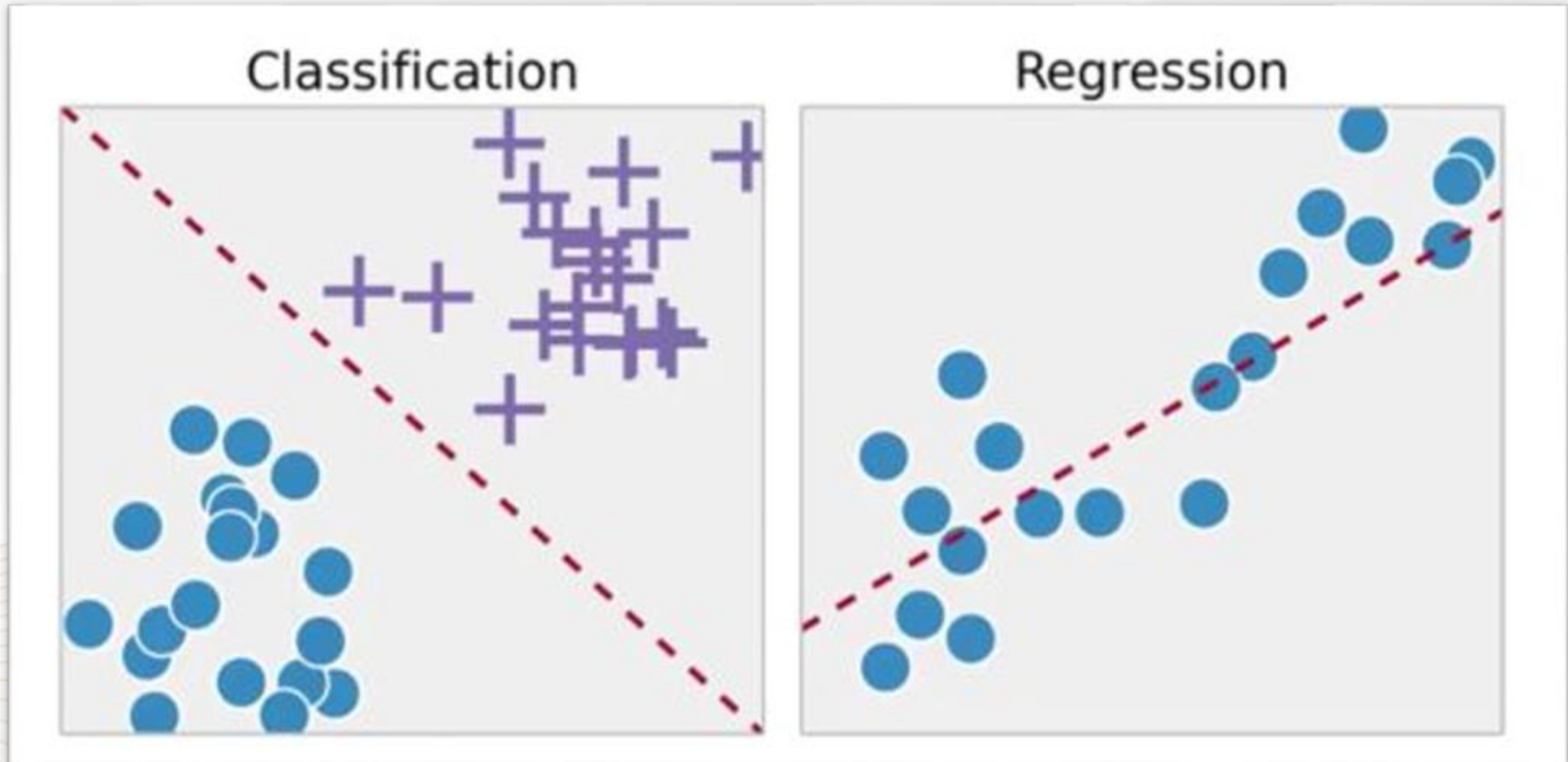
Se “enseña al modelo”,
posteriormente, con ese
conocimiento, puede
predecir instancias
desconocidas o futuras

Enseñar al modelo con datos etiquetados



ID	Clump	UnifSize	UnifShape	MargAdh	SingEpiSize	BareNuc	BlandChrom	NormNucl	Mit	Class
1000025	5	1	1	1	2	1	3	1	1	benign
1002945	5	4	4	5	7	10	3	2	1	benign
1015425	3	1	1	1	2	2	3	1	1	malignant
1016277	6	8	8	1	3	4	3	7	1	benign
1017023	4	1	1	3	2	1	3	1	1	benign
1017122	8	10	10	8	7	10		7	1	malignant
1018099	1	1	1	1	2	10	3	1	1	benign
1018561	2	1	2	H	2	1	3	1	1	benign
1033078	2	1	1	1	2	1	1	1	5	benign
1033078	4	2	1	1	2	1	2	1	1	benign

Tipo de aprendizaje supervisado

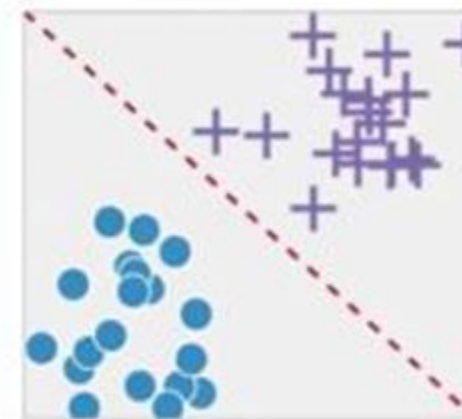


¿Qué es clasificación?

Clasificación es el proceso de predecir etiquetas o categorías de clase discretas

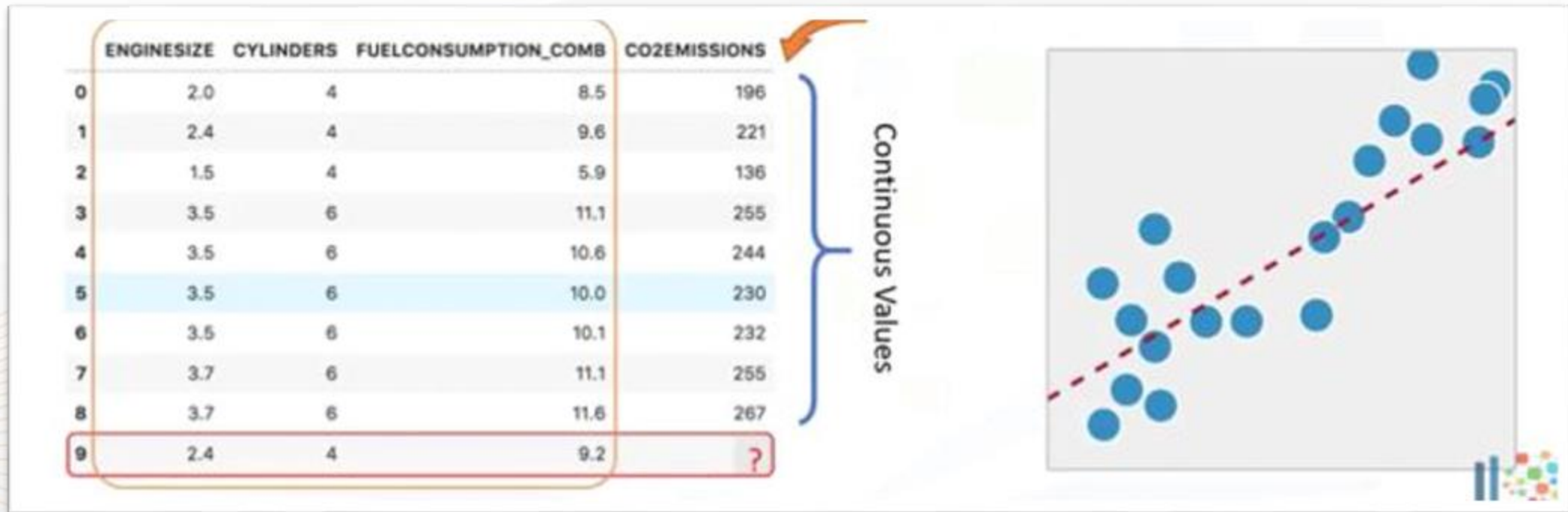
ID	Clump	UnifSize	UnifShape	MargAdh	SingEpiSize	BareNuc	BlandChrom	NormNucl	Mit	Class
1000025	5	1	1	1	2	1	3	1	1	benign
1002945	5	4	4	5	7	10	3	2	1	benign
1015425	3	1	1	1	2	2	3	1	1	malignant
1016277	6	8	8	1	3	4	3	7	1	benign
1017023	4	1	1	3	2	1	3	1	1	benign
1017122	8	10	10	8	7	10		7	1	malignant
1018099	1	1	1	1	2	10	3	1	1	benign
1018561	2	1	2	H	2	1	3	1	1	benign
1033078	2	1	1	1	2	1	1	1	5	benign
1033078	4	2	1	1	2	1	2	1	1	benien

Categorical Values



¿Qué es regresión?

Regresión es el proceso de predecir valores continuos



¿Qué es aprendizaje no supervisado?

Customer Id	Age	Edu	Years Employed	Income	Card Debt	Other Debt	Address	DebtIncomeRatio
1	41	2	6	19	0.124	1.073	NBA001	6.3
2	47	1	26	100	4.582	8.218	NBA021	12.8
3	33	2	10	57	6.111	5.802	NBA013	20.9
4	29	2	4	19	0.681	0.516	NBA009	6.3
5	47	1	31	253	9.308	8.908	NBA008	7.2
6	40	1	23	81	0.998	7.831	NBA016	10.9
7	38	2	4	56	0.442	0.454	NBA013	1.6
8	42	3	0	64	0.279	3.945	NBA009	6.6
9	26	1	5	18	0.575	2.215	NBA006	15.5
10	47	3	23	115	0.653	3.947	NBA011	4
11	44	3	8	88	0.285	5.083	NBA010	6.1
12	34	2	9	40	0.374	0.266	NBA003	1.6

Técnicas de aprendizaje no supervisado

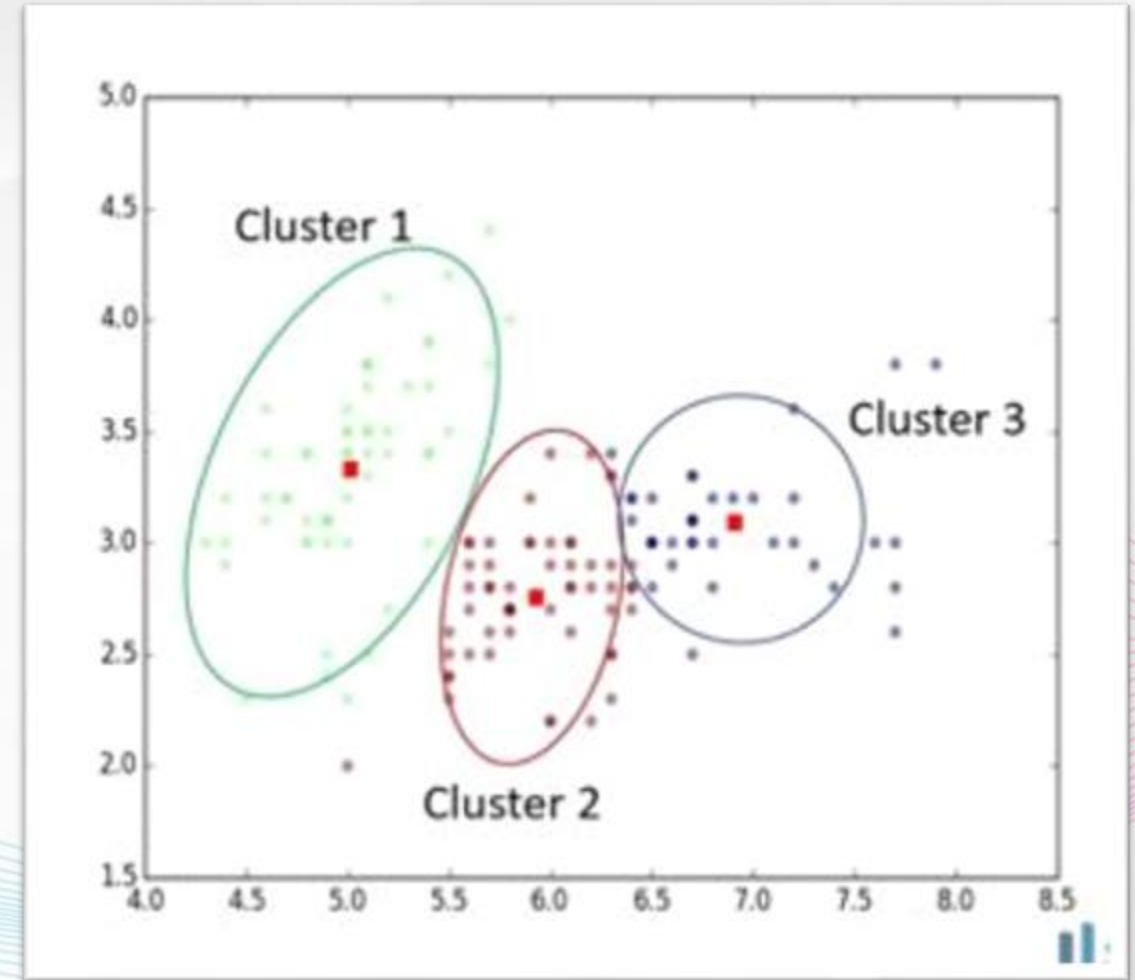
- Reducción de dimensiones
- Estimación de densidades
- Análisis de la canasta de mercado
- Agrupamiento

El modelo funciona por sí mismo para descubrir información

¿Qué es agrupamiento (Clustering)?

Clustering es el agrupamiento de puntos de datos u objetos que son de alguna manera similares por:

- Descubrimiento de estructura
- Resumir
- Detección de anomalías



- Percepción de los profesionales de la salud
- ¿Qué es el Machine Learning (ML)?
- **Inteligencia artificial (ML) en Reumatología**
- Requisitos para publicar sobre inteligencia artificial (ML)
- Utilidad de ML en imagen
- Utilidad de ML biopsia sinovial

Rheumatol Ther (2022) 9:1249–1304
<https://doi.org/10.1007/s40744-022-00475-4>

REVIEW

Artificial Intelligence in Rheumatoid Arthritis: Current Status and Future Perspectives: A State-of-the- Art Review

Sara Momtazmanesh  · Ali Nowroozi  · Nima Rezaei 

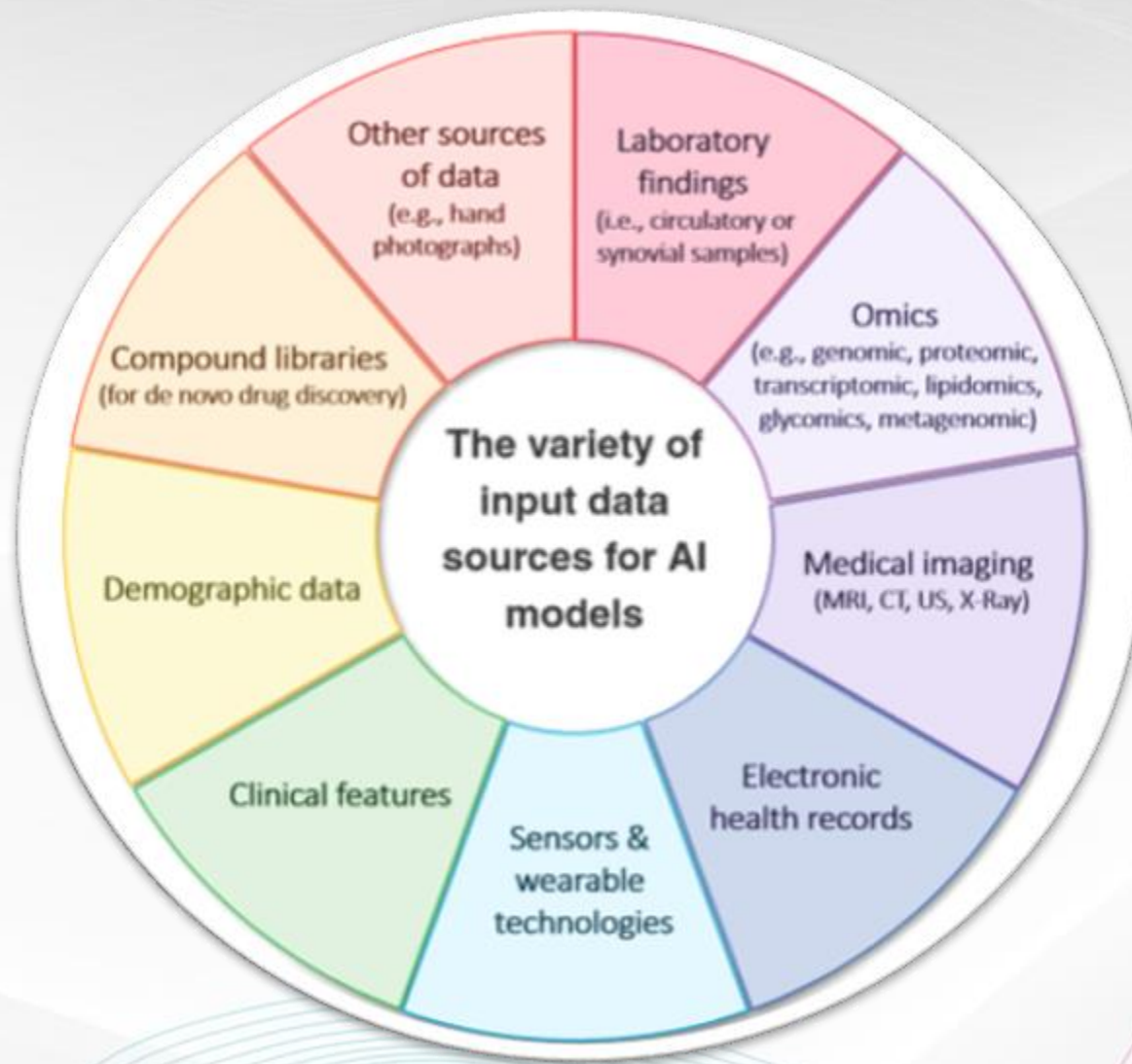
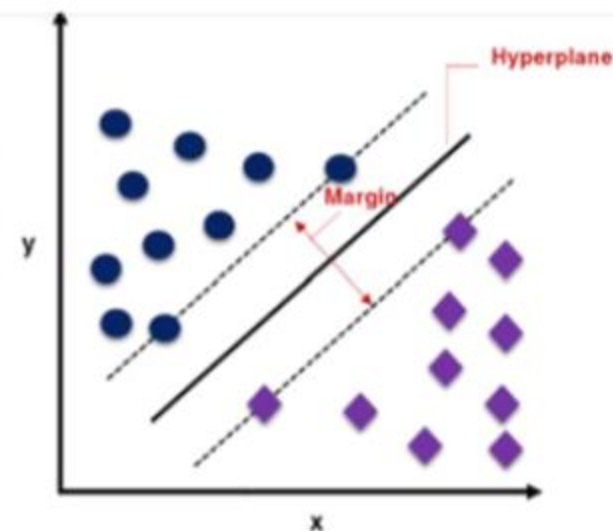


Fig. 1 The variety of input data sources for artificial intelligence (AI) models, *CT* computed tomography, *MRI* magnetic resonance imaging, *US* ultrasound

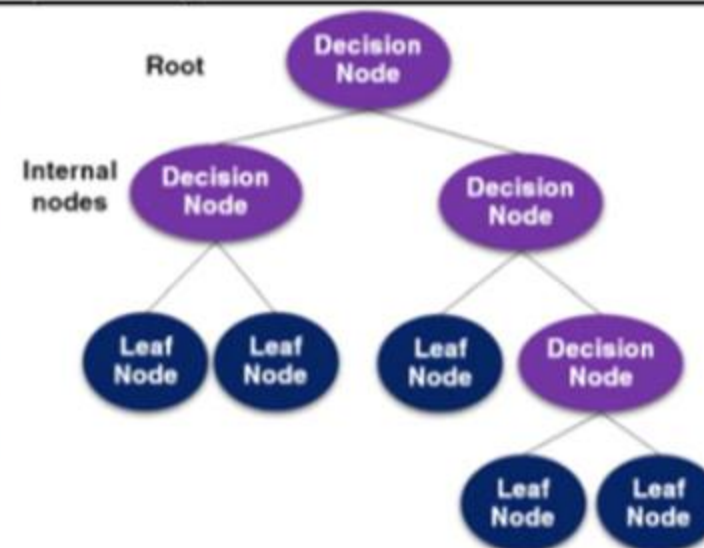
Support vector machine (SVM)

SVM is used to classify data by finding the most appropriate dividing hyperplane. Compared to logistic regression, SVM considers samples near the decision boundary more strongly, which weakens the effect of outliers on the models



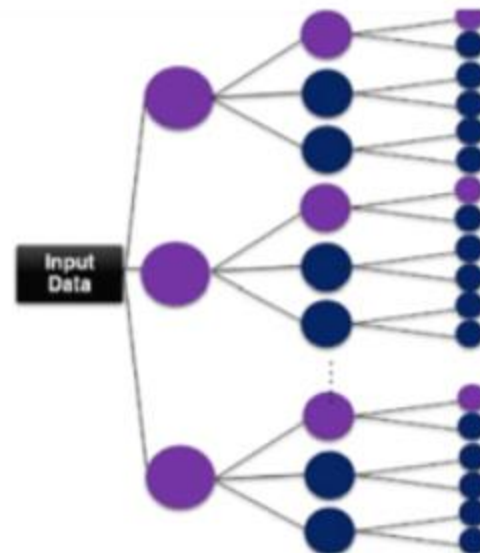
Decision tree

Using a tree-like structure, the decision tree represents relationships detected in the training dataset. The root (starting node) is the input data, which is connected to the output label represented as leaves (terminal nodes) via internal nodes. The internal nodes are decisions determining the branch onto which the model moves



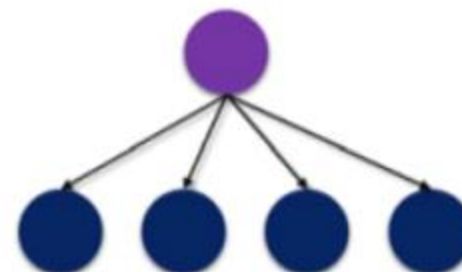
Random forest

Random forest models combine or ensemble predictions of multiple decision trees to generate more precise predictions



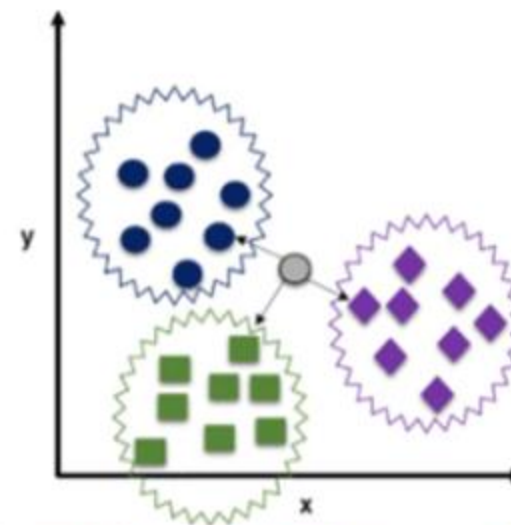
Naïve Bayes

Naïve Bayes is used to classify data by applying Bayes's theorem, which considers the variables independent from each other. This is a fundamental limitation of this method, as the variables are not completely independent in many settings. This classifier calculates the probability of each class for different inputs in a variable during training. Then, it calculates the more probable class for a new data point by calculating the probability of each class for each variable within the data independently



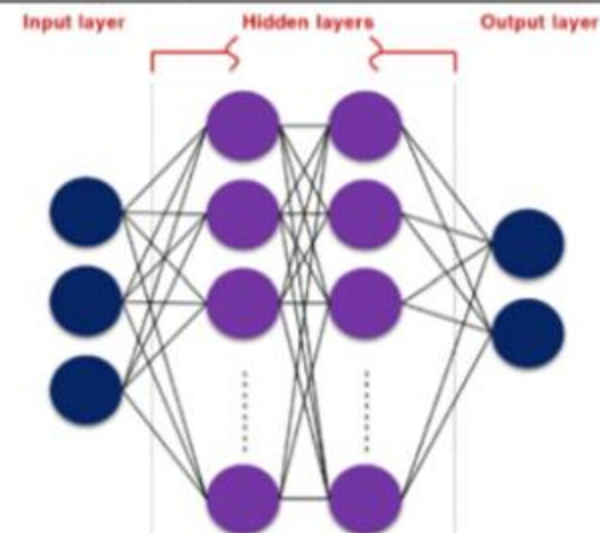
K-Nearest Neighbor (kNN)

kNN is a non-parametric supervised model used for classification and regression. It predicts the category or continuous value of a new data point by considering the nearest neighbors (data points) to the new unknown variable



Artificial neural network

An artificial neural network is a collection of simple nodes, also known as units or neurons, arranged in layers. Each neuron applies a function on the input and passes the output to the next layer. The layers between the input and output layers are usually hidden



- Percepción de los profesionales de la salud
- ¿Qué es el Machine Learning (ML)?
- Inteligencia artificial (ML) en Reumatología
- Requisitos para publicar sobre inteligencia artificial (ML)
- Utilidad de ML en imagen
- Utilidad de ML biopsia sinovial



HHS Public Access

Author manuscript

Nat Med. Author manuscript; available in PMC 2020 October 06.

Published in final edited form as:

Nat Med. 2020 September ; 26(9): 1320–1324. doi:10.1038/s41591-020-1041-y.

Minimum information about clinical artificial intelligence modeling: the MI-CLAIM checklist

Beau Norgeot¹, Giorgio Quer², Brett K. Beaulieu-Jones³, Ali Torkamani², Raquel Dias², Milena Gianfrancesco⁴, Rima Arnaout¹, Isaac S. Kohane³, Suchi Saria^{5,6}, Eric Topol², Ziad Obermeyer⁷, Bin Yu⁸, Atul J. Butte^{1,✉}

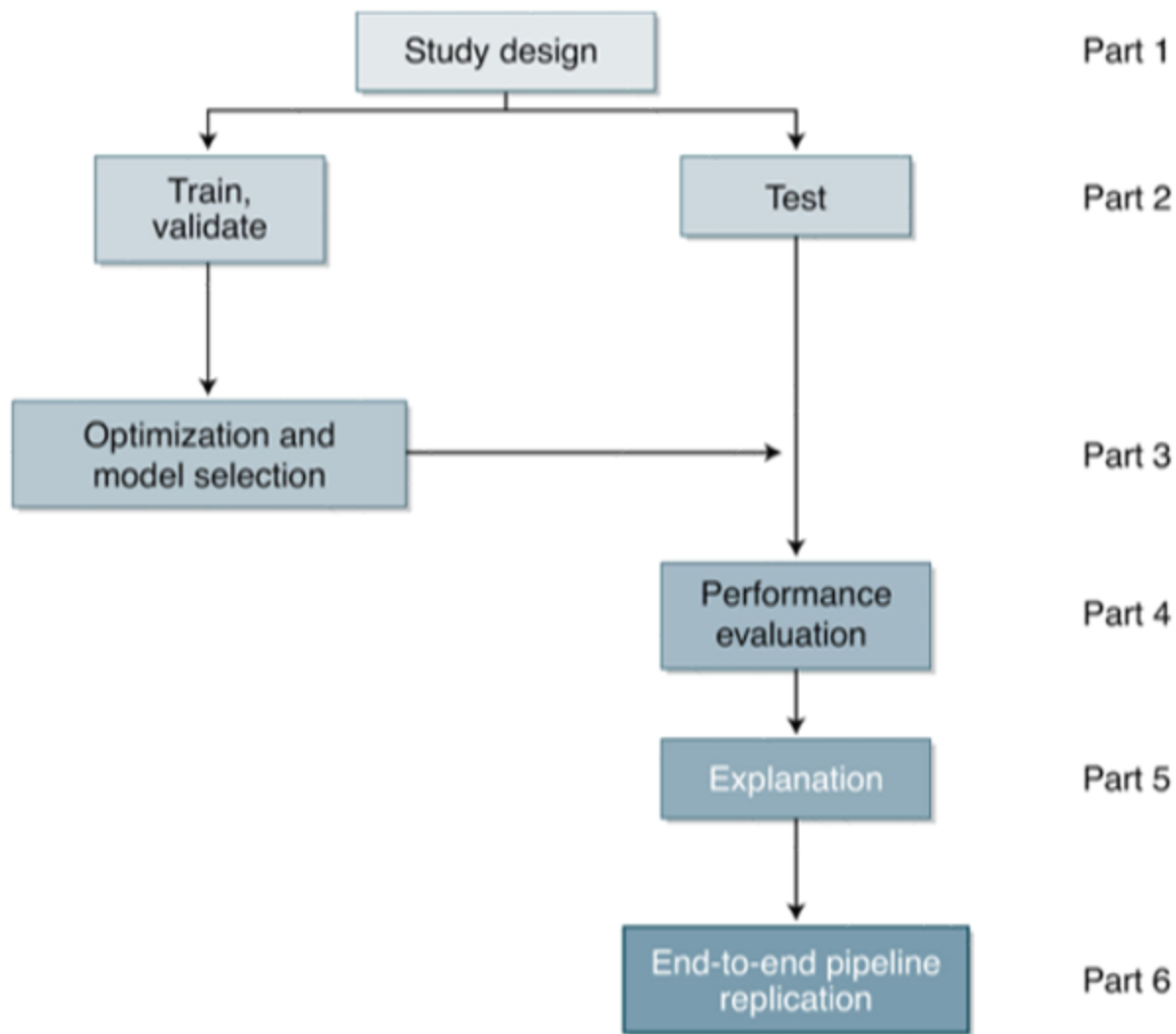


Fig. 1 |.
A schematic representation of the six components of a clinical AI study.

Before paper submission

Study design (Part 1)

The clinical problem in which the model will be employed is clearly detailed in the paper.

The research question is clearly stated.

The characteristics of the cohorts (training and test sets) are detailed in the text.

The cohorts (training and test sets) are shown to be representative of real-world clinical settings.

The state-of-the-art solution used as a baseline for comparison has been identified and detailed.

Data and optimization (Parts 2, 3)

The origin of the data is described and the original format is detailed in the paper.

Transformations of the data before it is applied to the proposed model are described.

The independence between training and test sets has been proven in the paper.

Details on the models that were evaluated and the code developed to select the best model are provided.

Is the input data type structured or unstructured?

Model performance (Part 4)

The primary metric selected to evaluate algorithm performance (e.g., AUC, F-score, etc.), including the justification for selection, has been clearly stated.

The primary metric selected to evaluate the **clinical utility of the model** (e.g., PPV, NNT, etc.), including the justification for selection, has been clearly stated.

The performance comparison between baseline and proposed model is presented with the appropriate statistical significance.

Model examination (Part 5)

Examination technique 1^a

Examination technique 2^a

A discussion of the relevance of the examination results with respect to model/algorithm performance is presented.

A discussion of the feasibility and significance of model interpretability at the case level if examination methods are uninterpretable is presented.

A discussion of the reliability and robustness of the model as the underlying data distribution shifts is included.

Reproducibility (Part 6): choose appropriate tier of transparency

Tier 1: complete sharing of the code

Tier 2: allow a third party to evaluate the code for accuracy/fairness; share the results of this evaluation

Tier 3: release of a virtual machine (binary) for running the code on new data without sharing its details

Tier 4: no sharing

- Percepción de los profesionales de la salud
- ¿Qué es el Machine Learning (ML)?
- Inteligencia artificial (ML) en Reumatología
- Requisitos para publicar sobre inteligencia artificial (ML)
- Utilidad de ML en imagen
- Utilidad de ML biopsia sinovial

Rheumatol Ther (2022) 9:1249–1304
<https://doi.org/10.1007/s40744-022-00475-4>

REVIEW

Artificial Intelligence in Rheumatoid Arthritis: Current Status and Future Perspectives: A State-of-the- Art Review

Sara Momtazmanesh  · Ali Nowroozi  · Nima Rezaei 

Table 4 Studies incorporating AI for diagnosis of RA using imaging data

First author	Model	Algorithms applied	No. of data	Type of the primary data	Validation/ Test	Objective	Prominent Outcomes presented	Comparison with conventional methods if performed
Wu et al. (2022) [78]	Supervised DL	DenseNet	RA = 1337 (L0 = 313, L1 = 657, L2 = 178, L3 = 189)	Ultrasound images (the wrist, proximal interphalangeal, and the MCP)	Holdout test set	To classify synovial proliferation in ultrasound images of patients with RA	<p>Synovial proliferation (SP)-no versus SP-yes (grade L0 versus grades L1 and L2 and L3 in OESS): AUC = 0.886 (95% CI 0.836, 0.936), accuracy = 82.1%, sensitivity = 70.0%, specificity = 94.3%</p> <p>Healthy versus Diseased (grades L0 and L1 versus grades L2 and L3): AUC = 0.916 (95% CI 0.883, 0.952), accuracy = 80.4%, sensitivity = 90.8%, specificity = 70.0%</p>	N/A
Alarcon-Paredes et al. (2021) [85]	Supervised ML	A collection of classifiers, including random forest, and wrapper feature selection method	Training: RA = 100 Controls = 100 Test: RA = 18 Controls = 20	Thermal and RGB images recording gripping force + demographic data	Tenfold cross-validation, independent validation set	To develop an algorithm for diagnosis of RA using easy-to-acquire variables	<p>RGB images, age, and grip force: random forest accuracy = 0.945, sensitivity = 0.941, specificity = 0.95, AUC = 0.962</p> <p>Thermal images, age, and grip force: random forest: accuracy = 0.90, sensitivity = 0.888, specificity = 0.912, AUC = 0.954</p>	N/A
Mate et al. (2021) [67]	Supervised ML	CNN, SVM, ANN	RA = 160 Controls = 130	Hand X-ray	Part of data as test set	To diagnose RA using hand X-ray	Using CNN: accuracy = 94.46%, sensitivity = 0.95, specificity = 0.82	N/A
Ureten et al. (2020) [68]	Supervised DL	CNN	Testing set: RA = 25 Controls = 20	Hand X-ray	Part of data as test set	To diagnose RA using hand X-ray	Inflammatory arthritis: accuracy = 73.33%, sensitivity = 0.6818, specificity = 0.7826, precision = 0.75, error rate = 0.0167	N/A

First author	Model	Algorithms applied	No. of data	Type of the primary data	Validation/ Test	Objective	Prominent Outcomes presented	Comparison with conventional methods if performed
Aizenberg et al. (2018) [74]	Supervised ML	atlas-based segmentation, fuzzy C-means clustering	Training = 56 Validation = 485	Wrist MRI (T1-Gd scans)	Leave-one-out cross-validation	Automatic quantification of bone marrow edema in early arthritis	Accuracy of atlas-based segmentation compared to manual segmentation: Lowest recall in pisiform (mean ± SD) = 0.58 ± 0.09 Highest recall in capitate (mean ± SD) = 0.82 ± 0.03	Yes, correlation with visual BME scores: $r = 0.83$, $p < 0.001$
Murakami et al. (2017) [73]	Supervised DL	MSGVF Snakes algorithm and DCNN classifier	Training: RA = 90 Controls = 39 Test: RA = 30	Hand X-ray	Threefold cross-validation, Independent testing dataset	identification of bone erosions	True-positive rate (sensitivity) = 80.5%, False-positive rate = 0.84%	N/A
Czaplicka et al. (2015) [76]	Supervised ML	Automatic segmentation	RA = 32	Pre-and post-contrast wrist MRI	N/A	To determine inflamed synovial membrane volume	Following segmentation of wrist bones and automatic quantification of volume of synovitis: Correlation between the total RAMRIS score and the total volume of synovitis (automated segmentation): $r_s = 0.87$, which is as same as manual segmentation	Yes: Manual versus automated segmentation: Pearson's coefficient of correlation = 0.82, $r_s = 0.70$
Töpfer et al. (2014) [72]	Supervised DL	3D segmentation	$N = 18$	HR-pQCT of the second to fourth metacarpophalangeal joints	N/A	Quantification of bone erosions	for erosions with volumes $> 10 \text{ mm}^3$: Intraoperator precision error = 3.02%/0.92 mm^3 , Interoperator precision error = 5.99%/1.53 mm^3 for smaller erosions: Intraoperator precision error = 6.11%/0.32 mm^3 , Interoperator precision error = 8.27%/0.35 mm^3 Intraoperator and interoperator precision error for erosions segmented fully automatically $<$ manually edited erosions	Yes, The correlation between manual measurements and segmentation volumes: $r = 0.61$

- Percepción de los profesionales de la salud
- ¿Qué es el Machine Learning (ML)?
- Inteligencia artificial (ML) en Reumatología
- Requisitos para publicar sobre inteligencia artificial (ML)
- Utilidad de ML en imagen
- Utilidad de ML biopsia sinovial

Mehta et al. *Arthritis Research & Therapy* (2023) 25:31
<https://doi.org/10.1186/s13075-023-03008-8>

Arthritis Research & Therapy

RESEARCH

Open Access



Machine learning identification of thresholds to discriminate osteoarthritis and rheumatoid arthritis synovial inflammation

Bella Mehta^{1,2*}, Susan Goodman^{1,2}, Edward DiCarlo^{1,2}, Deanna Jannat-Khah^{1,2}, J. Alex B. Gibbons³, Miguel Otero^{1,2}, Laura Donlin^{1,2}, Tania Pannellini², William H. Robinson⁴, Peter Sculco^{1,2}, Mark Figgie^{1,2}, Jose Rodriguez^{1,2}, Jessica M. Kirschmann⁴, James Thompson⁵, David Slater⁵, Damon Frezza⁵, Zhenxing Xu², Fei Wang² and Dana E. Orange^{1,6}

Table 1 Patient characteristics

Feature	OA N=147	RA N=60	p-value
Age, mean (SD)	65.2 (6.6)	64.0 (9.1)	0.32
Sex: female	90 (61.2%)	50 (83.3%)	0.002
BMI, median (IQR)	30.0 (27.1, 3)	28.1 (23.7, 33.2)	0.006
Race			0.95
White	117 (79.6%)	46 (76.7%)	
Asian	8 (5.4%)	3 (5.0%)	
Black	15 (10.2%)	6 (10.0%)	
Other*	4 (2.7%)	2 (3.3%)	
Missing	3 (2.0%)	3 (5.0%)	
History of cigarette use	55 (37.4%)	36 (60.0%)	0.003
ESR (mm/hr), median (IQR)	14 (6.5, 25.5)	14.5 (7.5, 25.5)	0.50
CRP, median (IQR)	0.16 (0.08, 0.36)	1.05 (0.0, 2.4)	<0.001
RF positive	1 (0.7%)	30 (50.0%)	
Missing		3 (5.0%)	
Anti-CCP interpretation			
Negative	147 (100.0%)	12 (20.0%)	
Positive: 1–3× ULN		13 (21.7%)	
High positive: >3× ULN		34 (56.7%)	
Missing		1 (1.7%)	
DAS28-ESR, mean (SD)	n/a	3.9 (1.2)	n/a
DAS28-CRP, mean (SD)	n/a	3.8 (1.3)	n/a
Duration since diagnosis, median (IQR)	7.2 (3.2, 15.0)	12.1 (3.7, 19.4)	0.032
Duration since symptom onset, median (IQR)	10.6 (5.7, 19.6)	14.9 (4.7, 22.5)	0.34

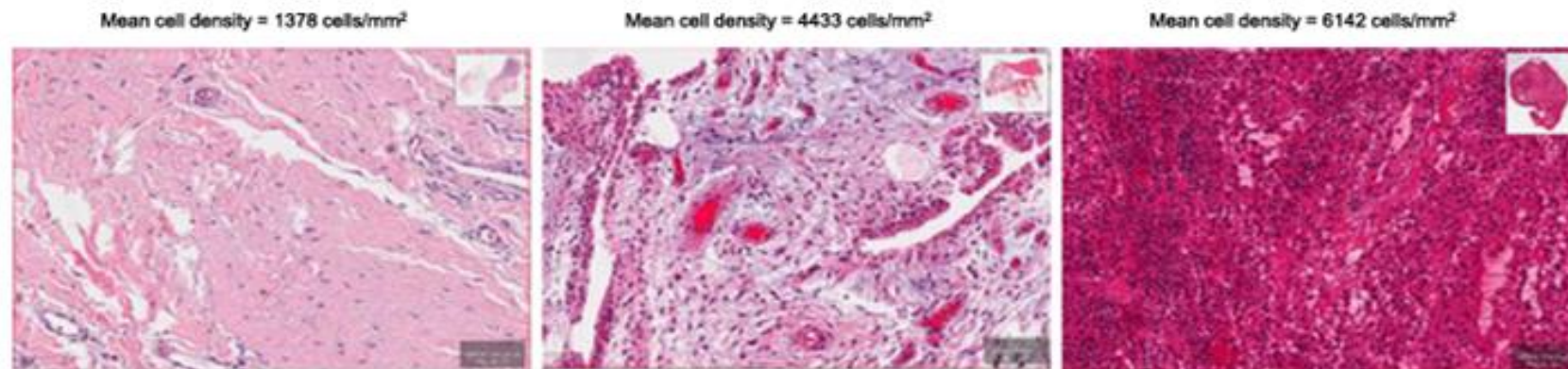


Fig. 1 Representative images of varying nuclei densities

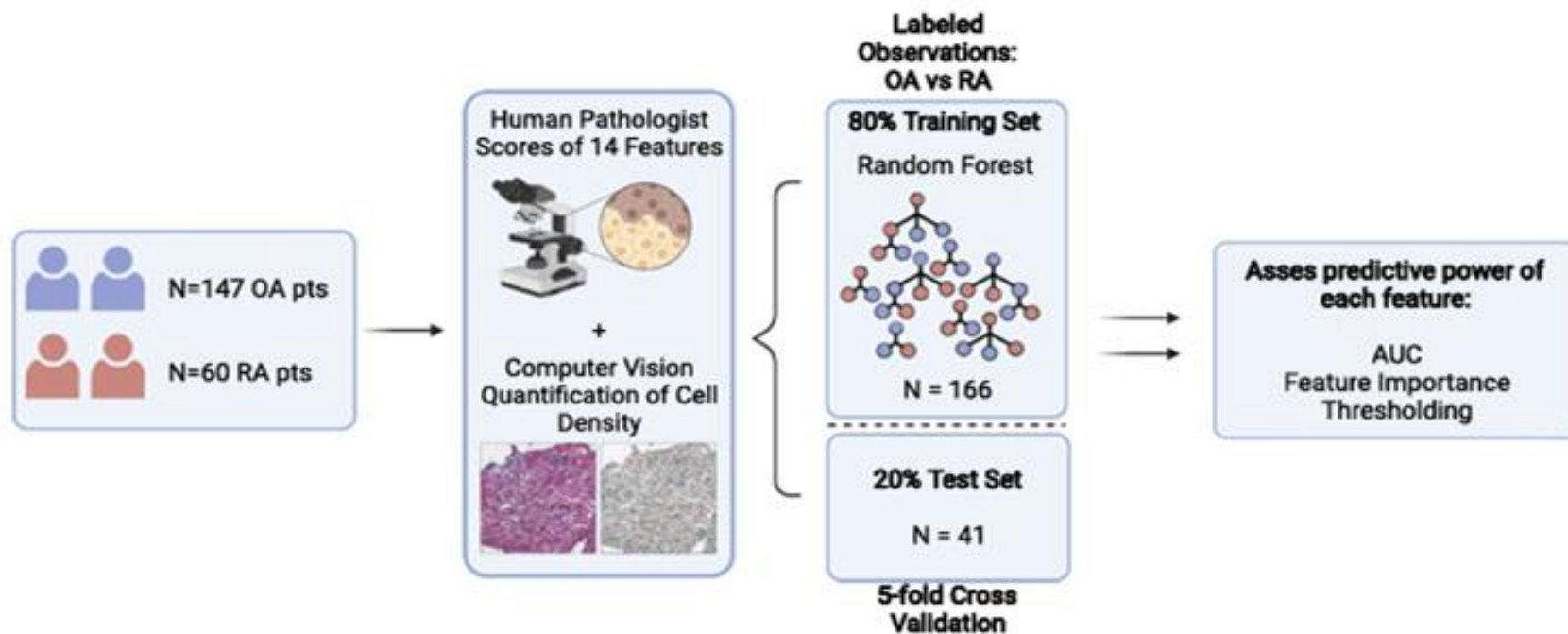


Fig. 2 Overview of the analysis pipeline. OA osteoarthritis, RA rheumatoid arthritis, AUC area under receiver operating characteristic curves. Created with [BioRender.com](https://www.biorender.com)

Table 3 Feature importance, macro area under receiver operating characteristic curves (macro-AUC), and optimal thresholds of the synovial features in distinguishing OA and RA patients

Feature	Feature importance ^a	macro-AUC	Optimal threshold OA vs RA ^b
Mast cells	0.34	0.80	Present vs none
Automated cell density	0.25	0.88	<3400 ^c cells/mm ²
Fibrosis	0.11	0.84	Focal and widespread vs none
Lining hyperplasia	0.10	0.78	Normal lining or 2–3 cells thick vs >3–4 cells thick or > 4 cells thick
Fibrin	0.05	0.68	None vs present
Sub-lining giant cells	0.05	0.57	None vs present
Lymphocytic inflammation	0.04	0.69	None and mild (0–1 perivascular aggregates per low power field) vs marked (both perivascular and widespread interstitial aggregates) and band-like
Neutrophils	0.02	0.60	None vs present
Detritus	0.01	0.64	Absent vs present (small or large particles)
Plasma cells	0.01	0.66	<50% plasma cells
Binucleate plasma cells	0.01	0.60	None vs present
Synovial giant cells	0.01	0.58	None vs present
Germinal centers	0.01	0.51	None vs present
Muroid change	0.00	0.50	No optimal threshold
Russell bodies	0.00	0.56	None vs present

macro-AUC macro area under the receiver operating curve

^a Feature importance scores represent scores for the supervised machine learning model including all fourteen pathology scores and the computer vision-generated cell density

^b See the [Appendix](#) for a full list of categorical variables

^c Computer vision-quantified cell density measured in mean cells per mm² of tissue

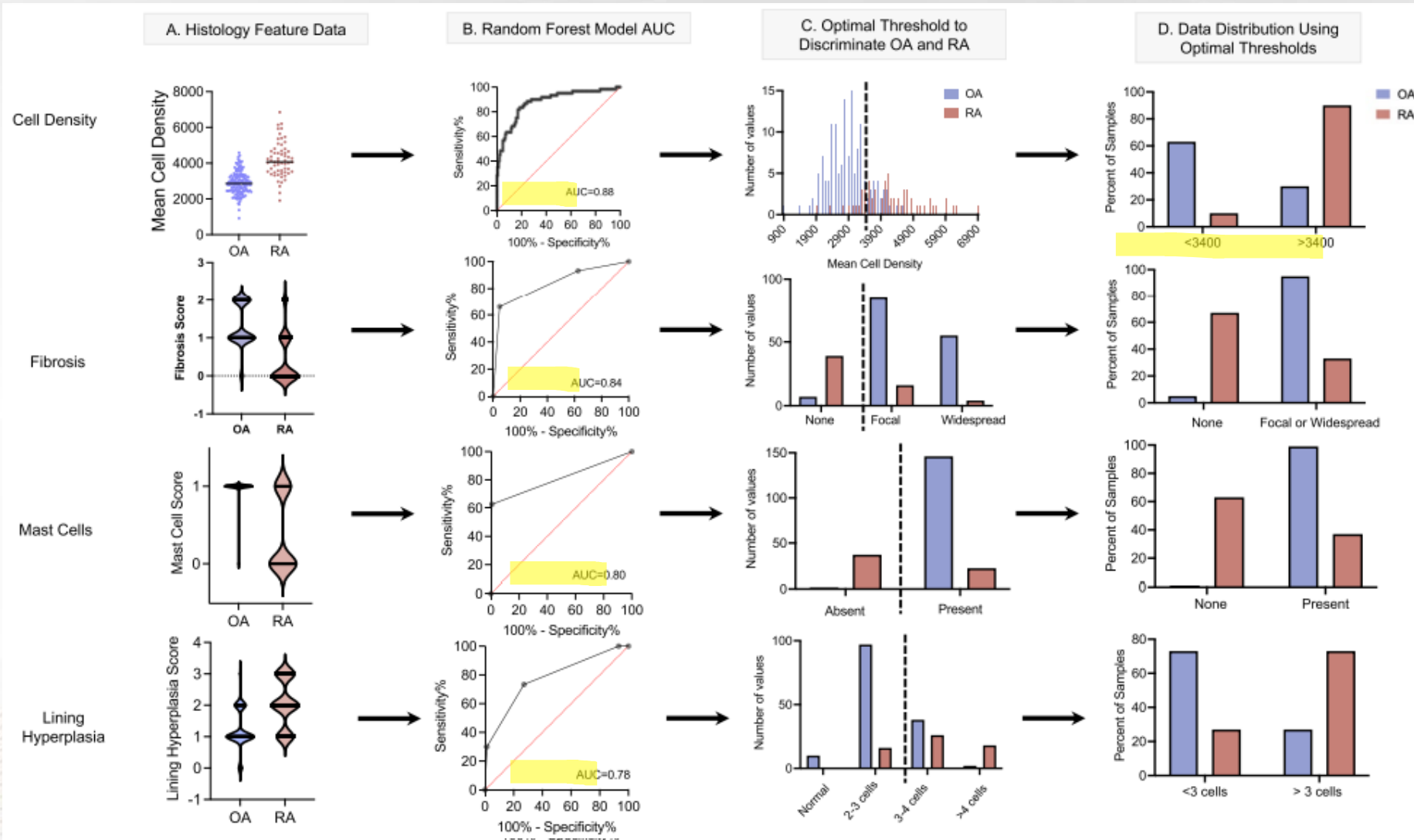


Fig. 3 Discovery of optimal thresholds for the top four most predictive histology features to discriminate synovial tissue samples from patients with OA from those with RA. **A** Raw histology feature scores in patients with OA and RA. **B** AUC curves extracted from Random Forest machine learning model. **C** Distribution of raw OA and RA histology feature scores and optimal threshold values extracted from Random Forest machine learning model. **D** Percent of OA and RA samples above or below optimal thresholds identified in C. OA osteoarthritis, RA rheumatoid arthritis, AUC area under the receiver operating characteristic curves

- Percepción de los profesionales de la salud
- ¿Qué es el Machine Learning (ML)?
- Inteligencia artificial (ML) en Reumatología
- Requisitos para publicar sobre inteligencia artificial (ML)
- Utilidad de ML en imagen
- Utilidad de ML biopsia sinovial

Master 2024 INMUNOLOGÍA

BEST CONTENT, BEST FACULTY

Inteligencia Artificial en Dermatología



Dr. Juan Carlos García Rodríguez



PP-BA-MX-1347

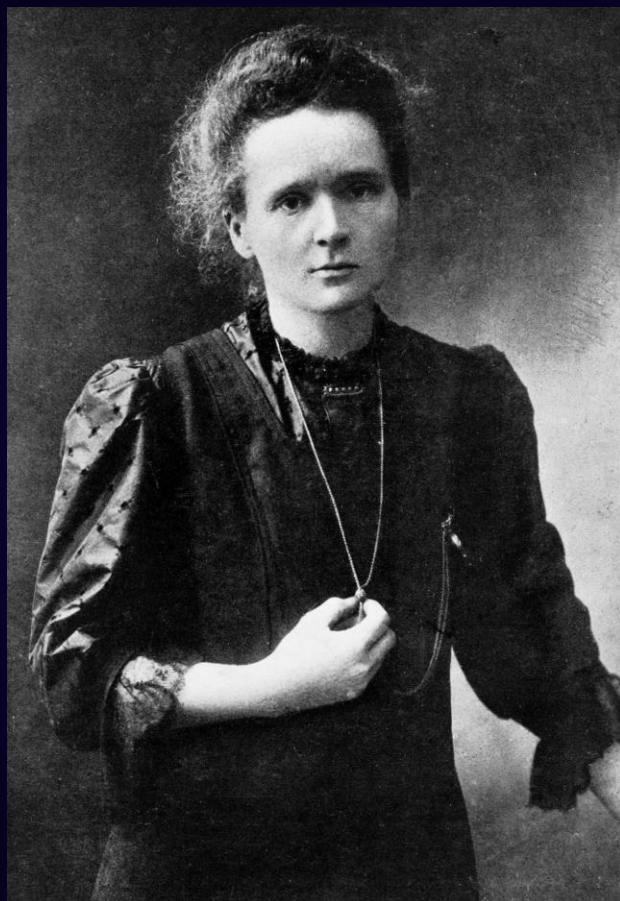
Septiembre 2024

Material exclusivo para profesionales de la salud

Material Propiedad de Eli Lilly y Compañía de México

Número de slides: 22

Lilly | INMUNOLOGÍA



*No hay que temer a nada
en la vida, solo hay que
entenderlo...*



Master²⁰₂₁
INMUNOLOGÍA

Lilly | INMUNOLOGÍA

Dr. Juan Carlos García

Dermatólogo Hospital General de México.

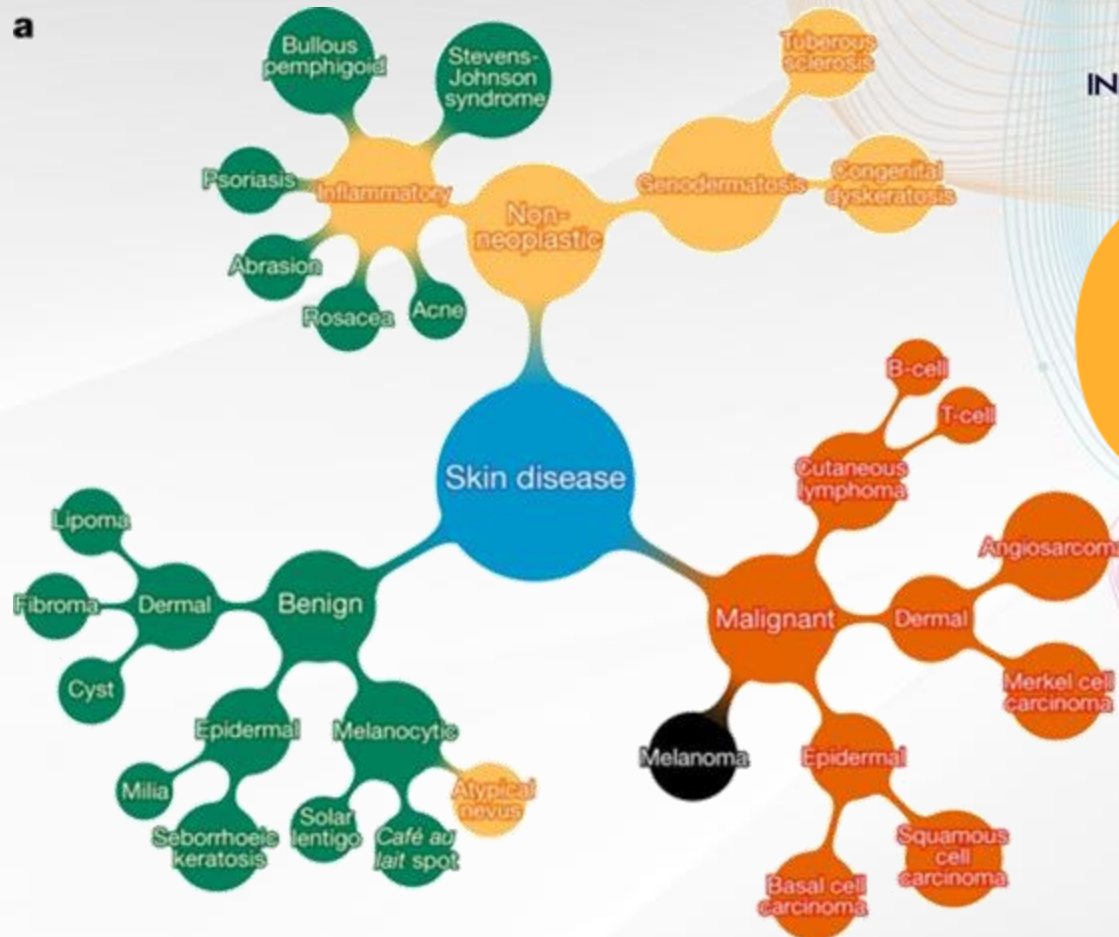
Director y Fundador DermaAdvance.

Investigador principal de estudios de fase 3 y 4.

Speaker para AbbVie, Eli Lilly, SANOFI, NOVARTIS



¿Cómo es el proceso mental de un dermatólogo?



🧠 El cerebro del dermatólogo es una maquina procesadora de imágenes para la resolución de problemas



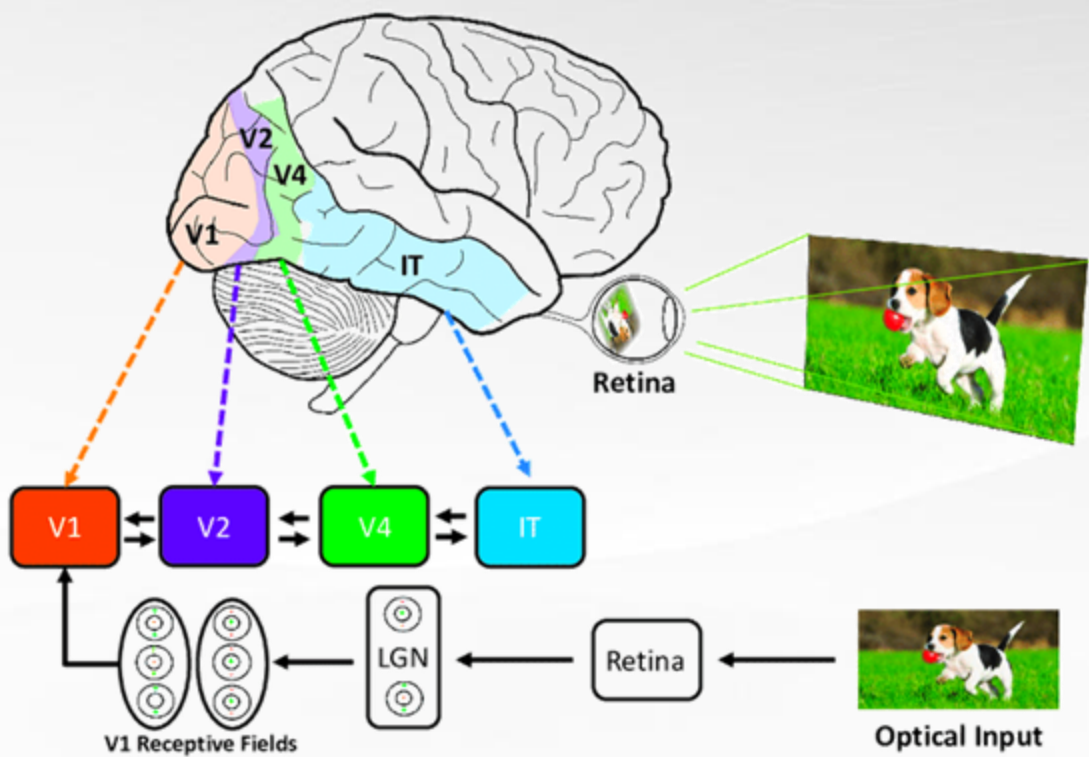


Inteligencia Artificial en
el reconocimiento de
imágenes.

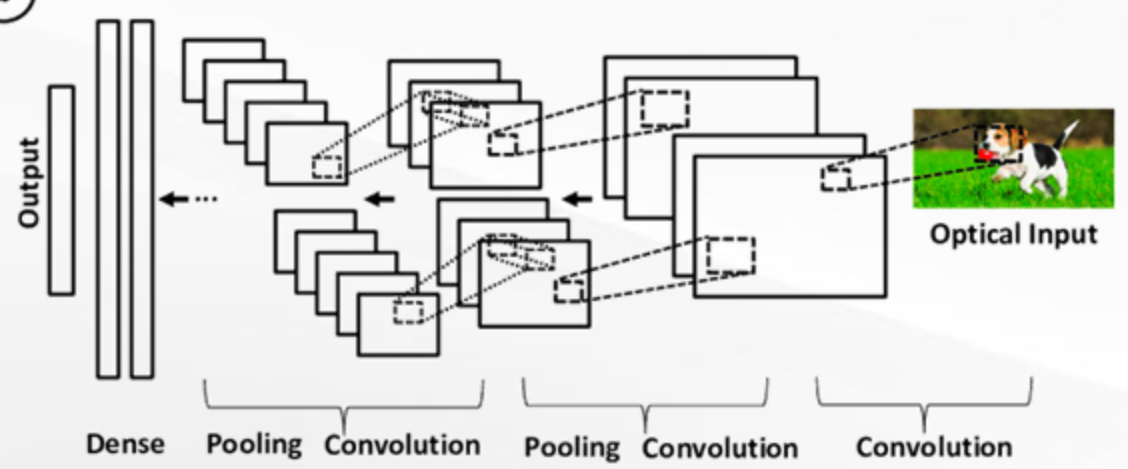
Redes neuronales
convolucionales.



a

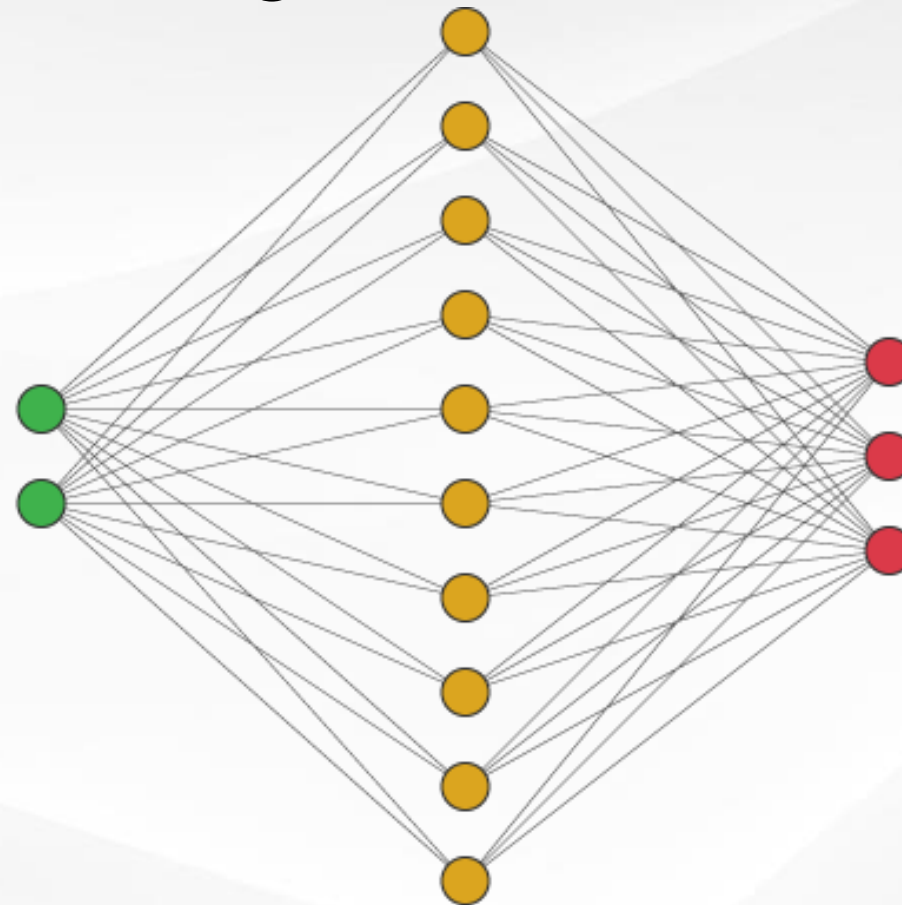


b



La inteligencia artificial se inspira y se eficientiza a partir de modelos biológicos.

Bases de la inteligencia artificial en el procesamiento de imágenes.



Capa de entrada

Capa oculta

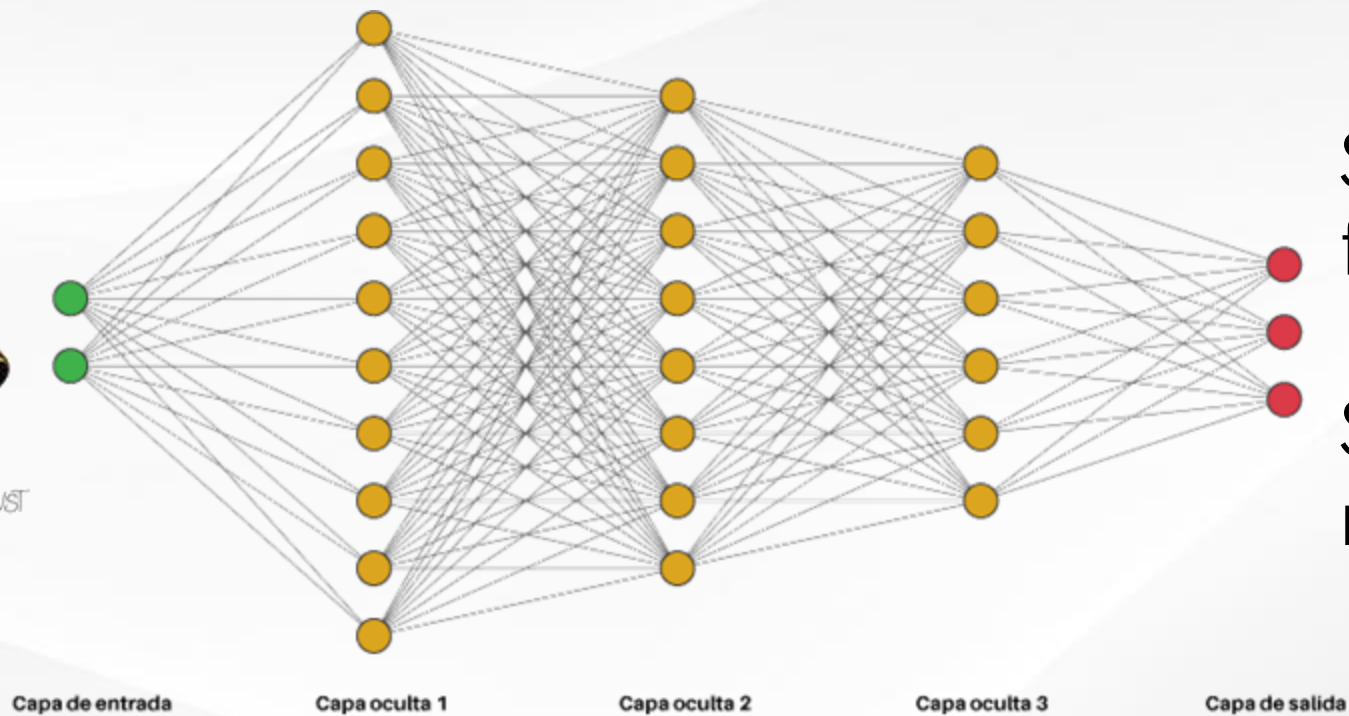
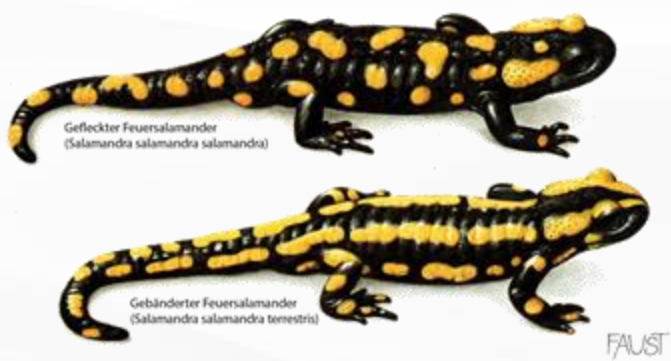
Capa de salida

Perro (.98)

Gato (0.01)

Silla (0.0001)

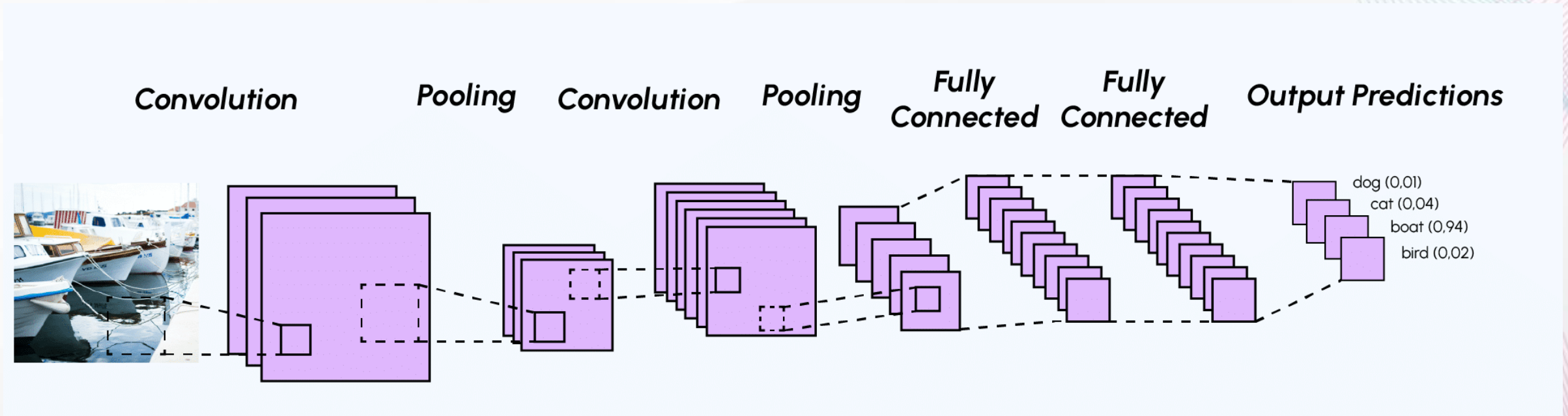
Bases de la inteligencia artificial en el procesamiento de imágenes.



Salamandra de fuego.

Salamandra moteada.

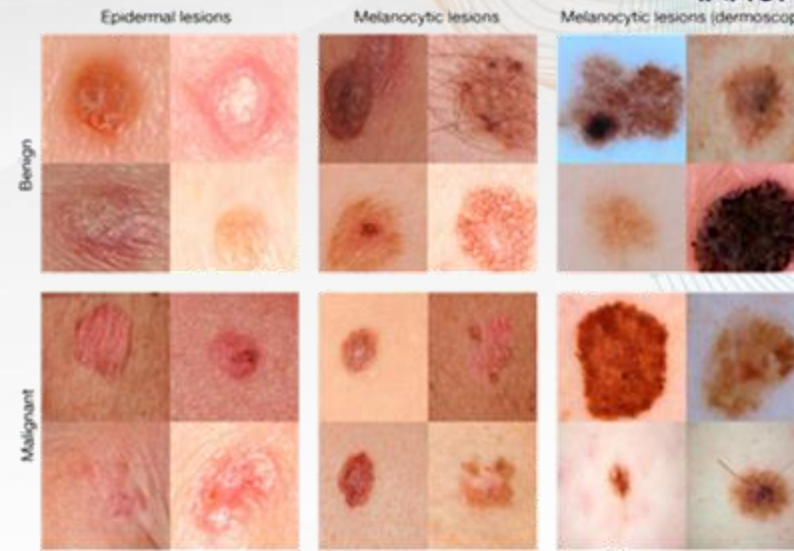
Redes neuronales convolucionales. Machine learning más aplicado en dermatología



Redes neuronales convolucionales profundas en dermatología

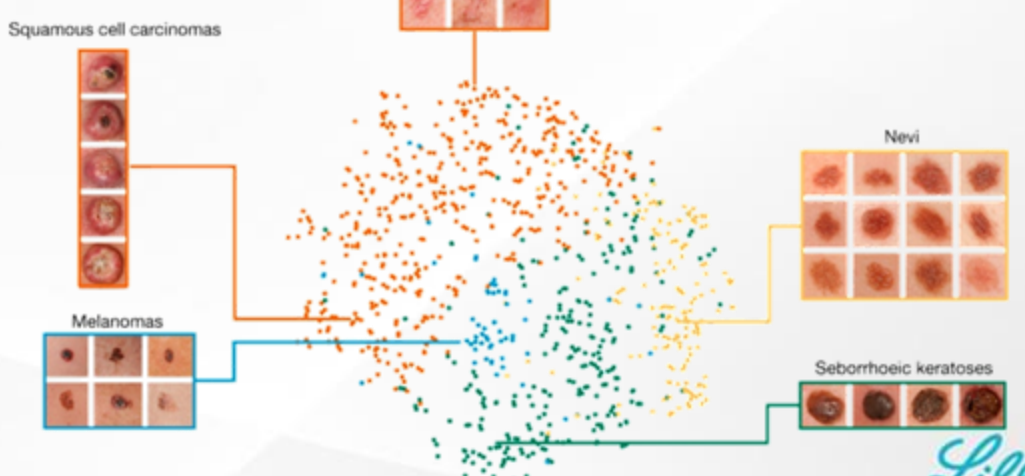
Pre-entrenamiento con 1.28 millones de imágenes:

- Clasificación en una taxonomía de 2032 enfermedades
- Para validar el algoritmo se afinó con imágenes probadas con dermatoscopia y biopsia.
- Se comparó con 21 dermatólogos certificados Stanford



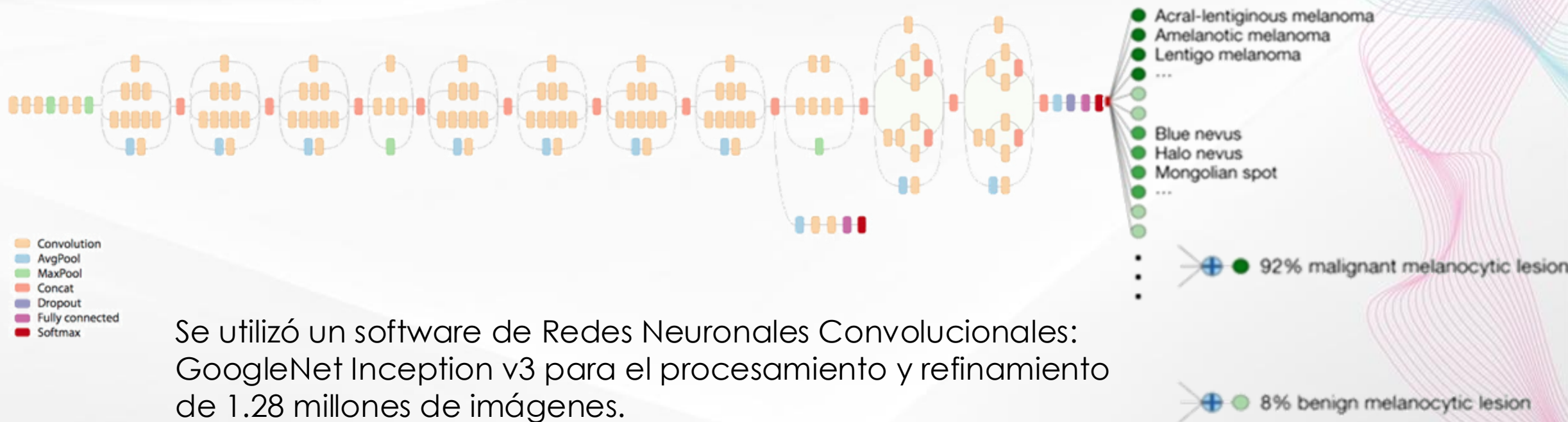
Basal cell carcinomas

- Epidermal benign
- Epidermal malignant
- Melanocytic benign
- Melanocytic malignant





Redes neuronales convolucionales profundas



Se utilizó un software de Redes Neuronales Convolucionales: GoogleNet Inception v3 para el procesamiento y refinamiento de 1.28 millones de imágenes.

IA vs humano



Deep Blue 🤖 VS Gary Kasparov
🧑



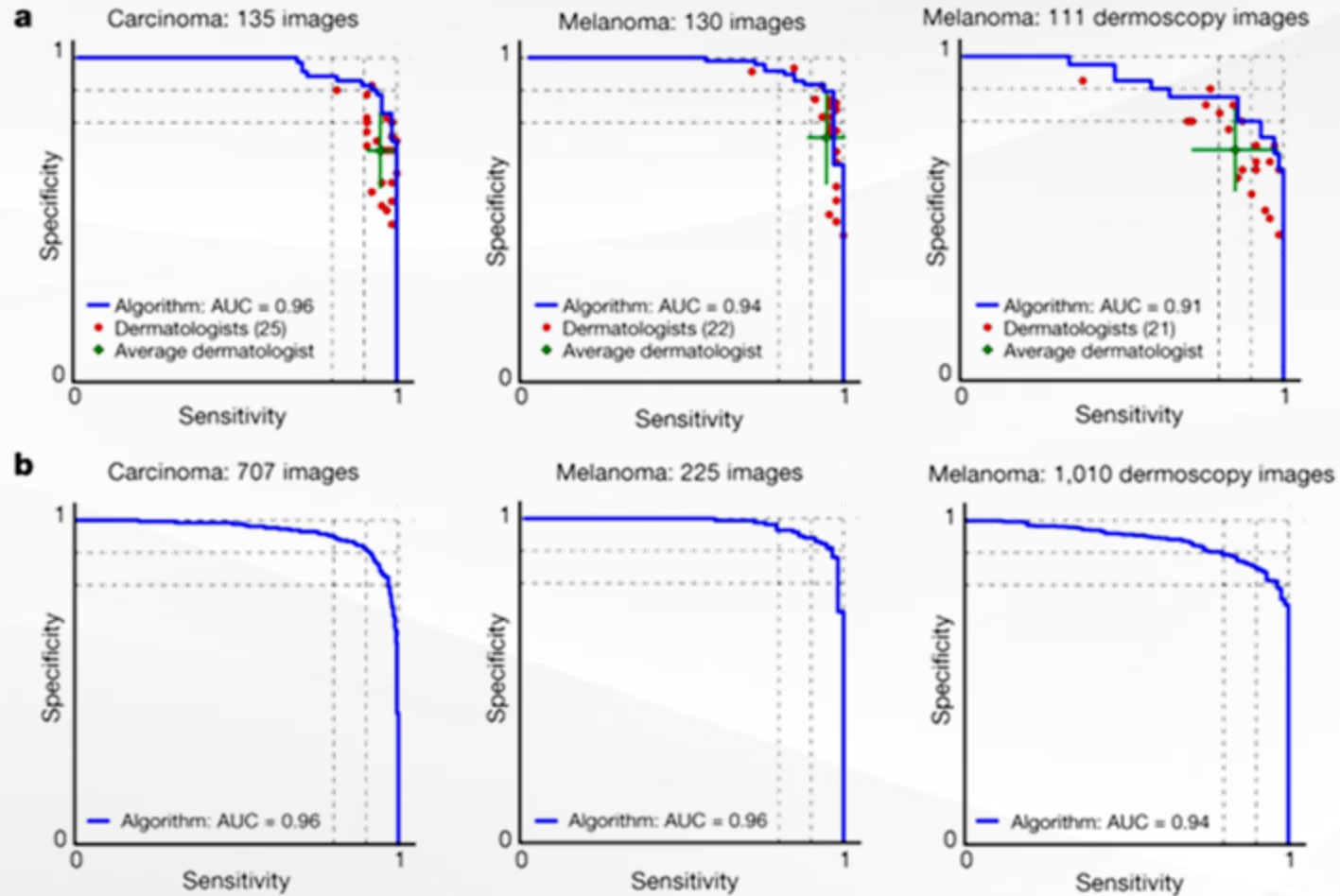
Watson 🤖 VS Ken Jennings
🧑



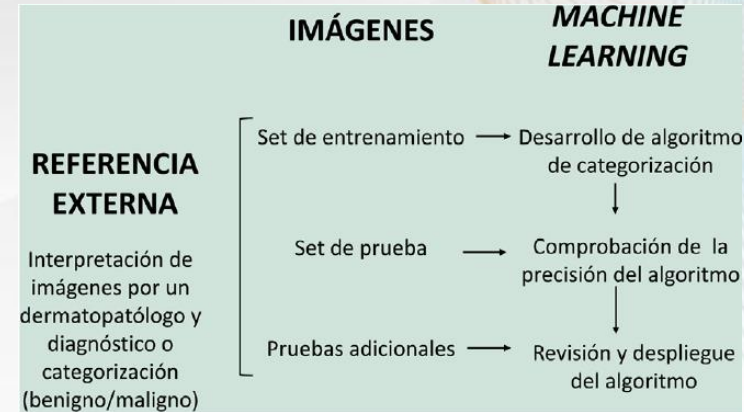
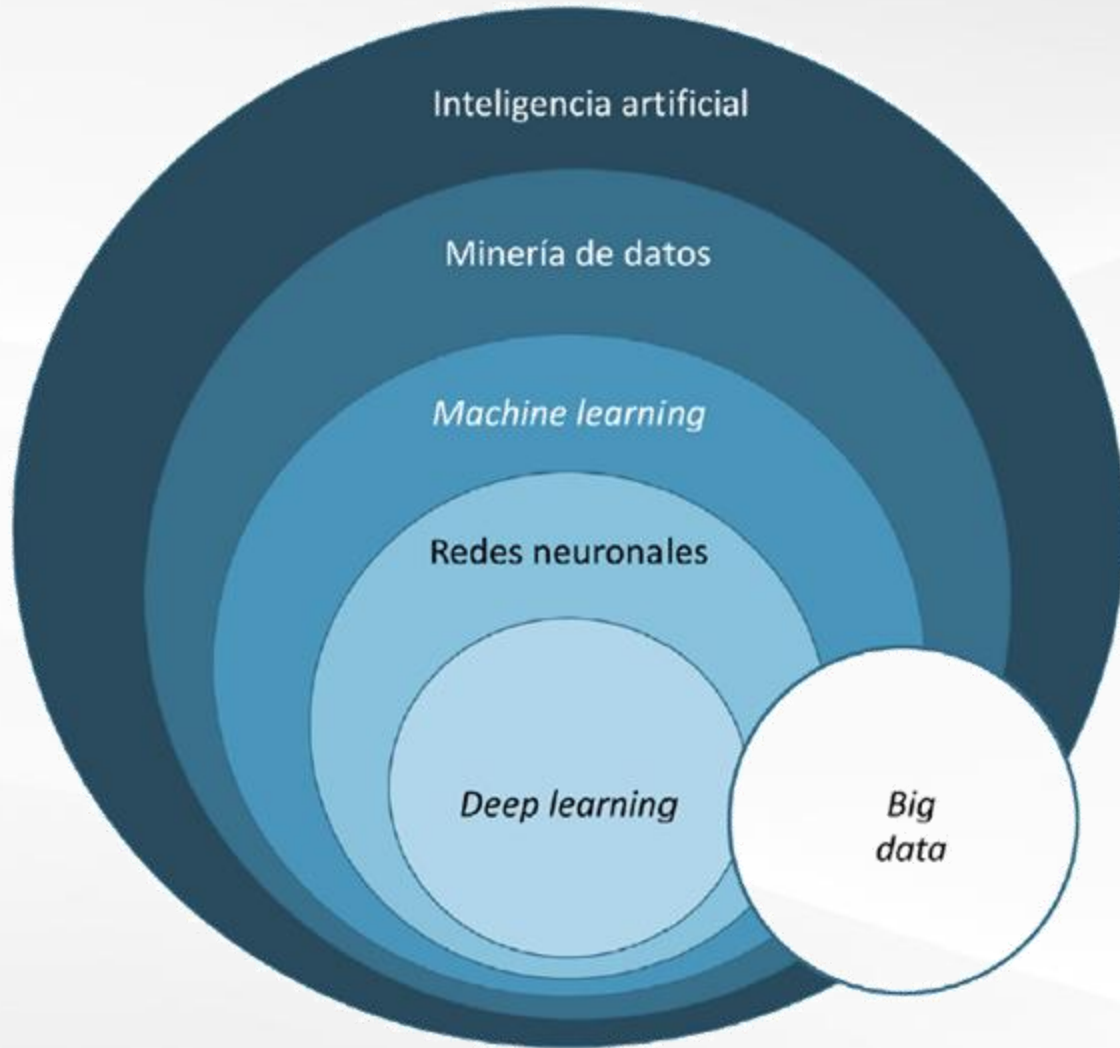
AlphaGo 🤖 VS Lee Sedol
🧑

**NO!
WAY!**

Desempeño en la clasificación de cáncer de piel: Deep Learning CNN vs Dermatólogos Certificados



Modelo del aprendizaje automático



Machine Learning



Deep Learning



Usos de las redes neuronales convolucionales en la vida diaria



Captura de imágenes médicas: radiología, patología, derma etc...



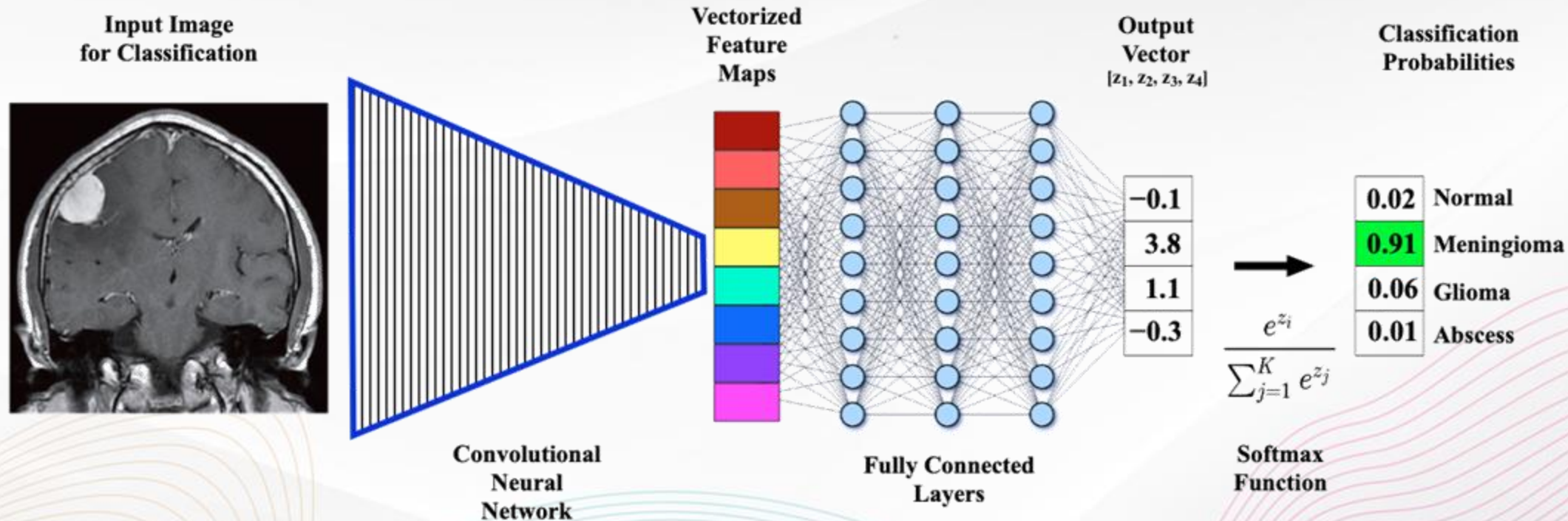
Procesamiento de audio: patrones de voz al pronunciar una palabra "oye siri"



Detección de objetos: conducción autónoma, pilotos automáticos.

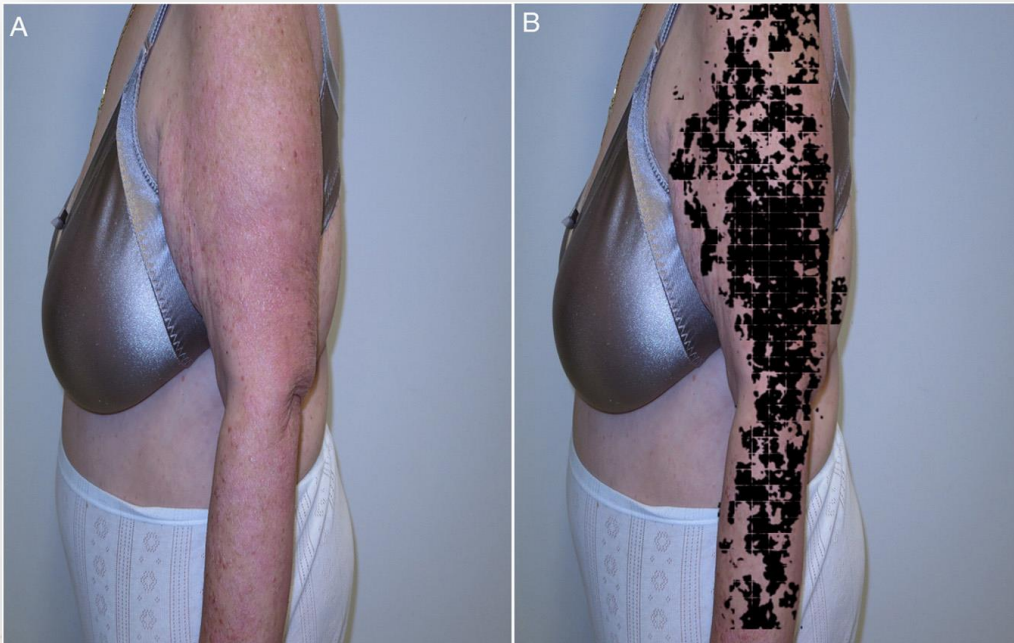


Usos de las redes neurales convolucionales en imagen



Otros usos de ML y DL en Dermatología

Psoriasis



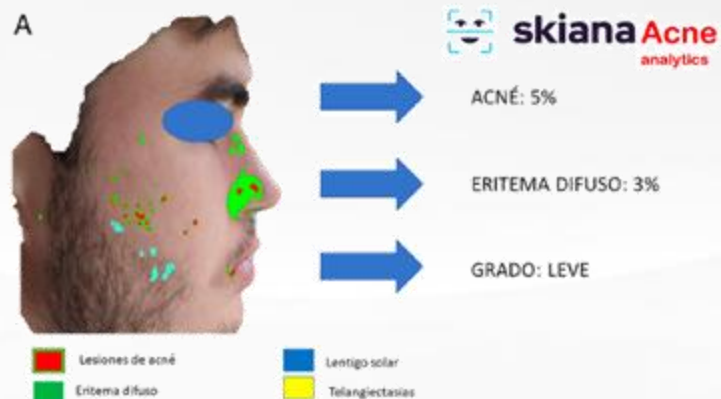
Deep Learning con
Redes Neuronales
Convolucionales

Tratamiento
tópico.

Tratamiento
sistémico.

Otros usos de ML y DL en Dermatología

ACNE



Deep Learning con
Redes Neuronales
Convolucionales

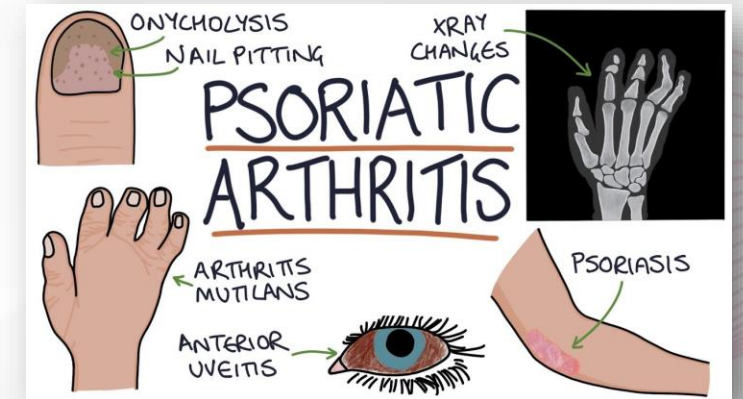
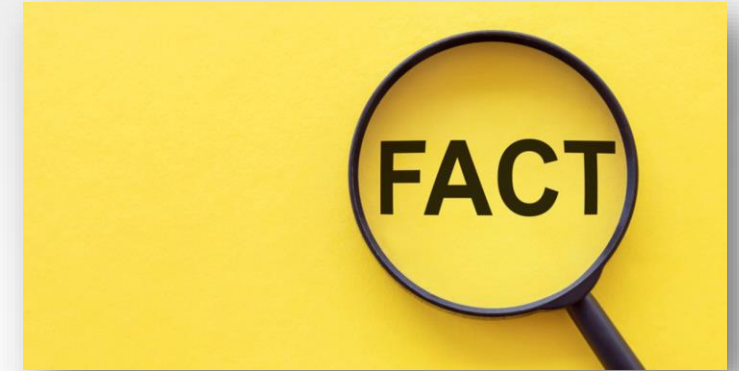
Tratamiento
tópico

Tratamiento
sistémico

Machine Learning para predecir artritis psoriásica

PSORIASIS

- PsA es una enfermedad inflamatoria asociada a psoriasis
- Enfermedad rara (0.5%) pero ocurre en 30% de los casos PsO
- Tardar más de 6 meses en referir a reumatología confiere peor pronóstico
- Diagnóstico difícil ya que no hay biomarcadores y la clínica puede ser leve
- La heredabilidad de PsA es tan alta como el 80%, mucho más que PsO
- Esto sugiere que debe existir una MEDIDA DE RIESGO GENÉTICO.



Machine Learning para predecir PsA

PSORIASIS

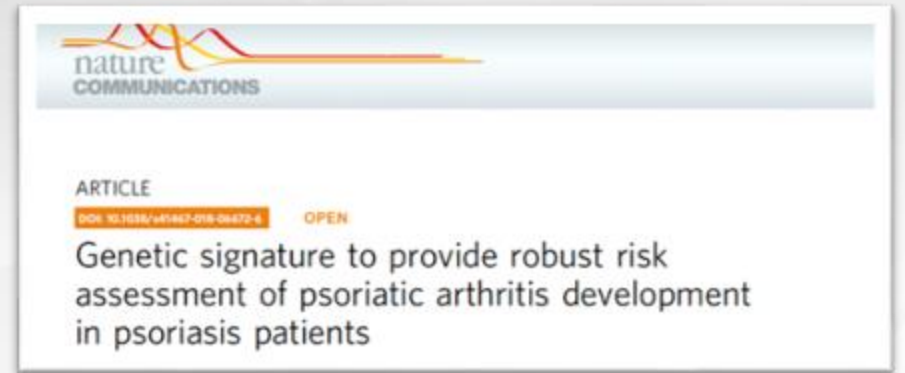


Table 1 Number of patients and markers in each Genetic Cohort

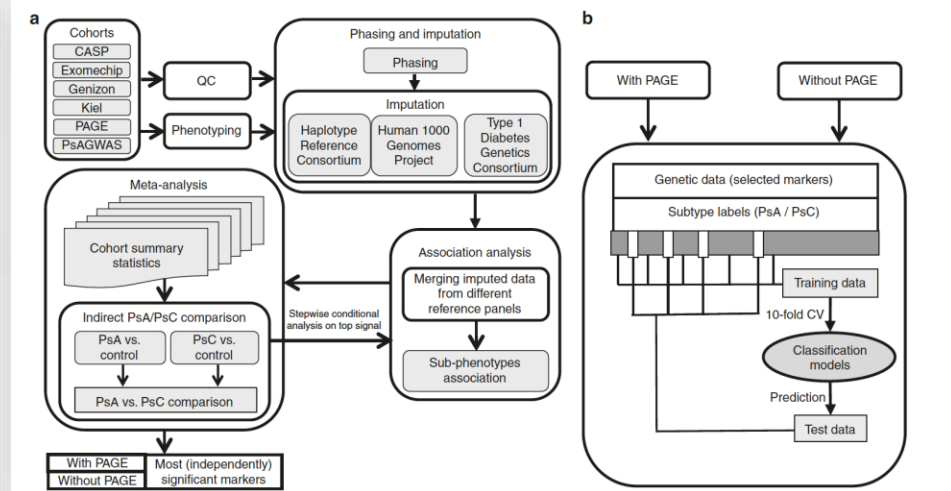
Cohort	Patients				Markers (genotyped and well-imputed)				
	PsV	PsA	PsC	Control	Genotyped	SNP ^a	INDEL ^a	HLA/AA ^a	Total
PsA GWAS	1430	1430	NA	1417	972,453	17,510,941	1,278,891	1251	18,791,083
CASP GWAS	1338	349	639	1370	438,609	15,759,031	1,063,919	1247	16,824,197
Kiel GWAS	464	33	269	1135	504,625	13,315,820	1,077,158	1236	14,394,214
Genizon GWAS	760	139	399	993	489,501	13,624,904	1,093,913	1224	14,720,041
Exomechip	3863	752	1374	4027	461,092	16,411,455	976,233	1254	17,388,942
PAGE Immunochip	3169	971	885	7394	160,228	1,414,274	84,270	1245	1,499,789
New Total	11,024	3674	3566	16,336	New Union	23,657,701 (8,730,264 ^b)	1,403,045 (1,021,305 ^b)	1270 (1217 ^b)	25,062,016 (9,752,786 ^b)
New GWAS Total	7855	2703	2681	8943	New intersection (All)	1,120,138 (43,356 ^c)	66,845 (3301 ^c)	1203 (546 ^c)	1,188,186 (47,203 ^c)
Previous ¹³ Total	9293	3061	3110	17,393	New intersection (GWAS)	9,771,987 (247,740 ^c)	870,338 (27,115 ^c)	1205 (546 ^c)	10,643,530 (275,401 ^c)
Previous ¹³ GWAS Total	4007	1946	1363	4934	Previous ^{13,14} Union	8,265,477 (7,091,979 ^b)	681,304 (627,111 ^b)	1342 (1216 ^b)	8,948,123 (7,720,306 ^b)
					Previous ^{13,14} intersection (All)	40,249 (8,775 ^c)	3187 (717 ^c)	1141 (309 ^c)	44,577 (9801 ^c)
					Previous ^{13,14} intersection (GWAS)	6,964,145 (229,722 ^c)	589,032 (20,195 ^c)	1269 (326 ^c)	7,554,446 (250,243 ^c)

PsV psoriasis vulgaris; PsA psoriatic arthritis; PsC cutaneous-only psoriasis; NA not available

^aWell-imputed markers ($r^2 \geq 0.7$)

^bUnion of markers filtered using $MAF \geq 0.01$ (these are the markers used in our unconditional meta-analysis)

^cIntersection of markers filtered using $MAF \geq 0.01$ and $p \leq 0.05$ (these are the markers used in our conditional meta-analysis). All the samples are of Caucasian descent



CONCLUSIONES

- Por su naturaleza visual, la dermatología es una de las especialidades con más campo de aplicación de la inteligencia artificial.
- Los sistemas de IA basados en redes neuronales convolucionales han demostrado superioridad en la detección de lesiones.
- Ante la cantidad de datos que tenemos de las patologías en la actualidad solo es posible procesarlos a través de machine learning y deep learning.
- Considero que antes de pensar que nos quitará el trabajo debemos entenderla y trabajar junto con ella, eso asegurará un mejor pronóstico de nuestros pacientes.



GRACIAS

