Fundamentos de Inteligencia Artificial

Juan Sebastián Osorio Valencia, MSc MPH

Director de Proyectos MIT Critical Data
Co-fundador ScienteLab

sculapp

Contenidos

1. Contexto histórico de la Inteligencia Artificial (IA) y actualidad del sector salud.
2. Conceptos claves e introducción a la IA en salud.
3. Caso de éxito de IA en salud.
4. Importancia del trabajo multidisciplinario y en red.
5. Desarrollo e implementación de IA responsable.
6. Oportunidades del ecosistema.

sculapp

Contexto histórico de la Inteligencia Artificial (IA) y actualidad del sector salud

sculapp

Más de 100 años en búsqueda de la IA

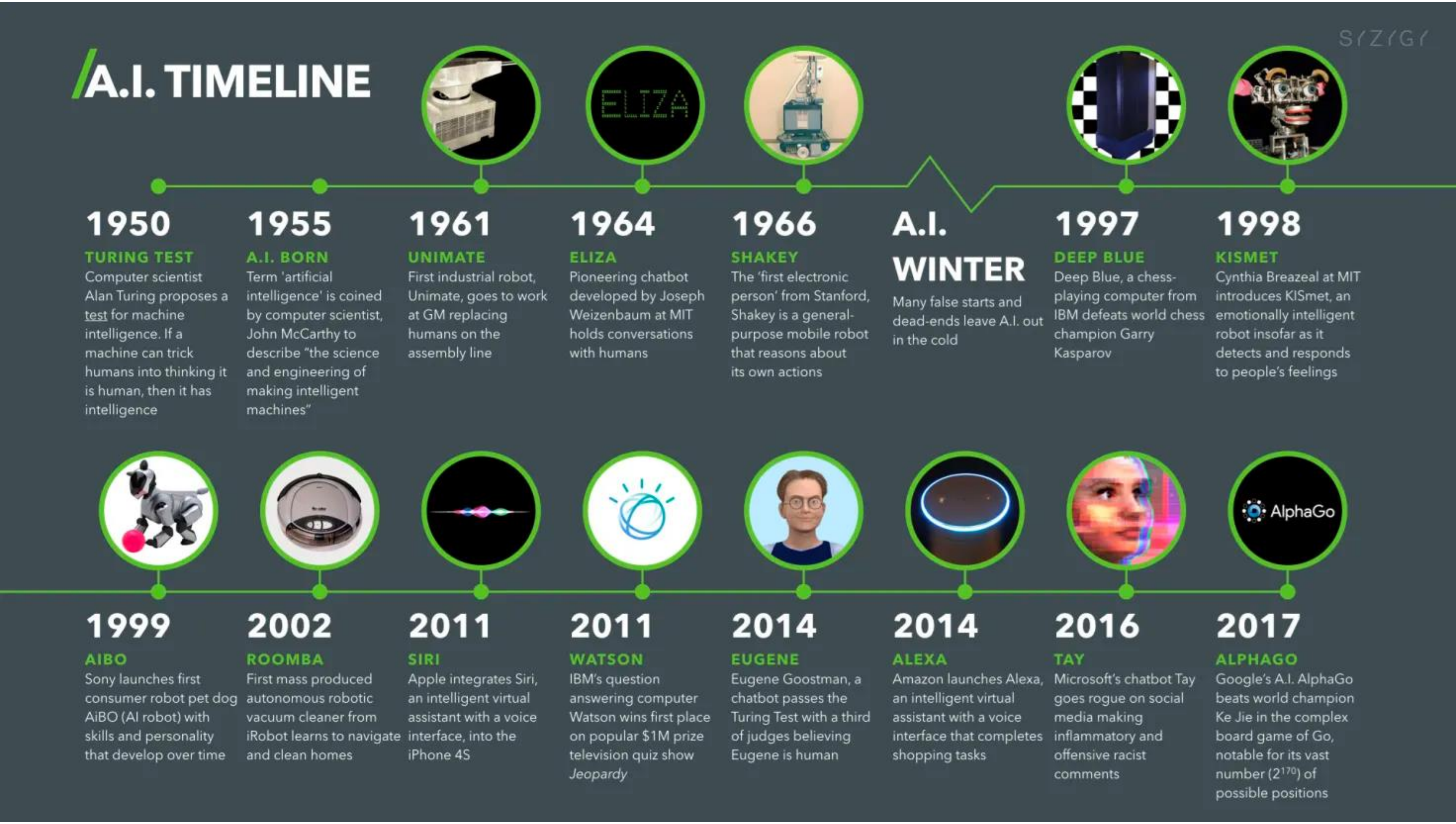
U.S. Lithograph Co. - Library of Congress

Flickr - Brecht Bug

sculapp

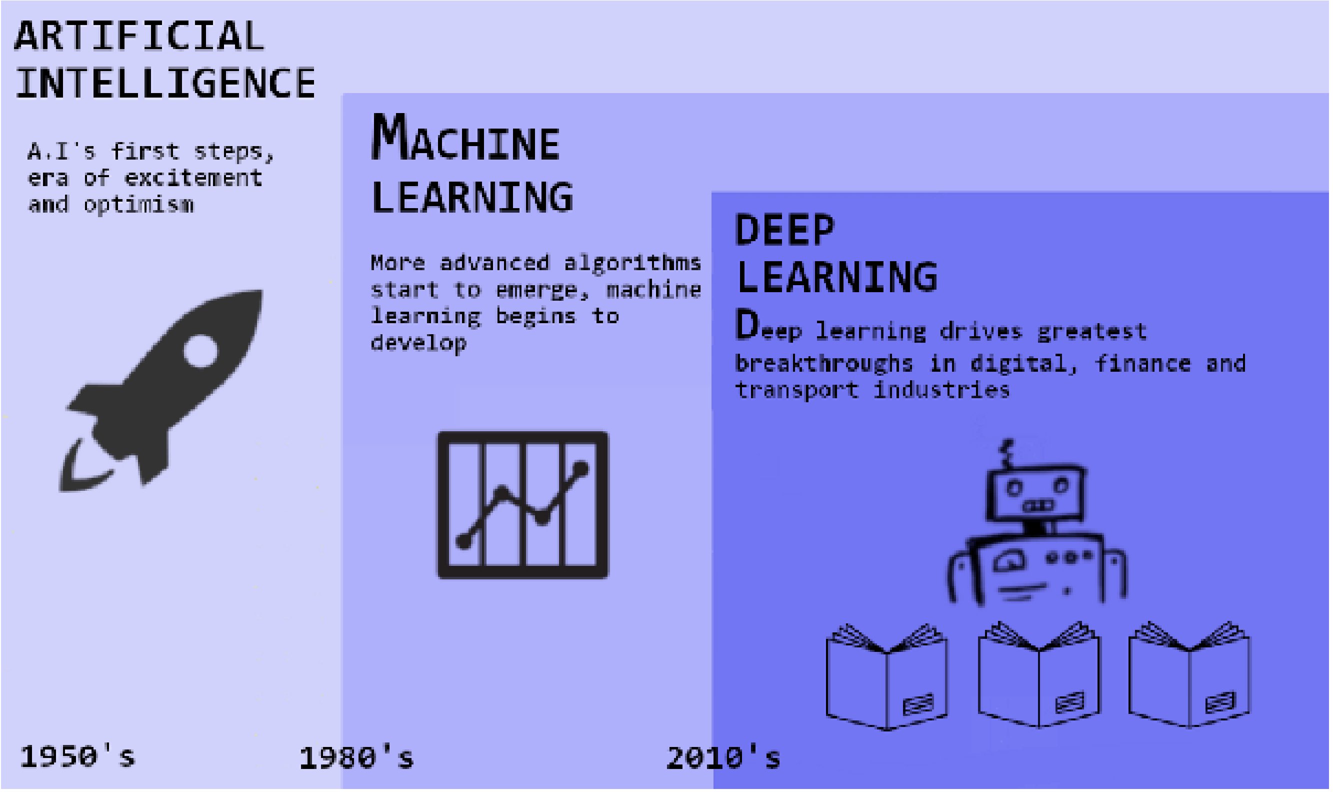
- En 1950 ya era común entre científicos, matemáticos y filósofos hablar del concepto de IA. Lo que revolucionó el área, fueron cambios en la **capacidad de almacenamiento y de cómputo, y la reducción en costos**.

- En 1956, John McCarthy and Marvin Minsky acuñan el término de <u>Inteligencia Artificial</u> en el *Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence* (DSRPAI).



Fuente: https://www.microsiervos.com/archivo/ia/una-linea-temporal-inteligencia-artificial.html

IA no es un concepto nuevo



sculapp

IA limitada vs. general

- La IA limitada, o estrecha o "aplicada" (ANI), está diseñada para realizar una tarea específica de razonamiento o resolución de problemas.
- En la IA general (AGI) las máquinas autónomas se volverían capaces de una acción inteligente general.
- AGI tendría una fuerte memoria asociativa y sería capaz de juzgar y tomar decisiones.

The rise of artificial intelligence over the last 8 decades: As training computation has increased, AI systems have become more powerful

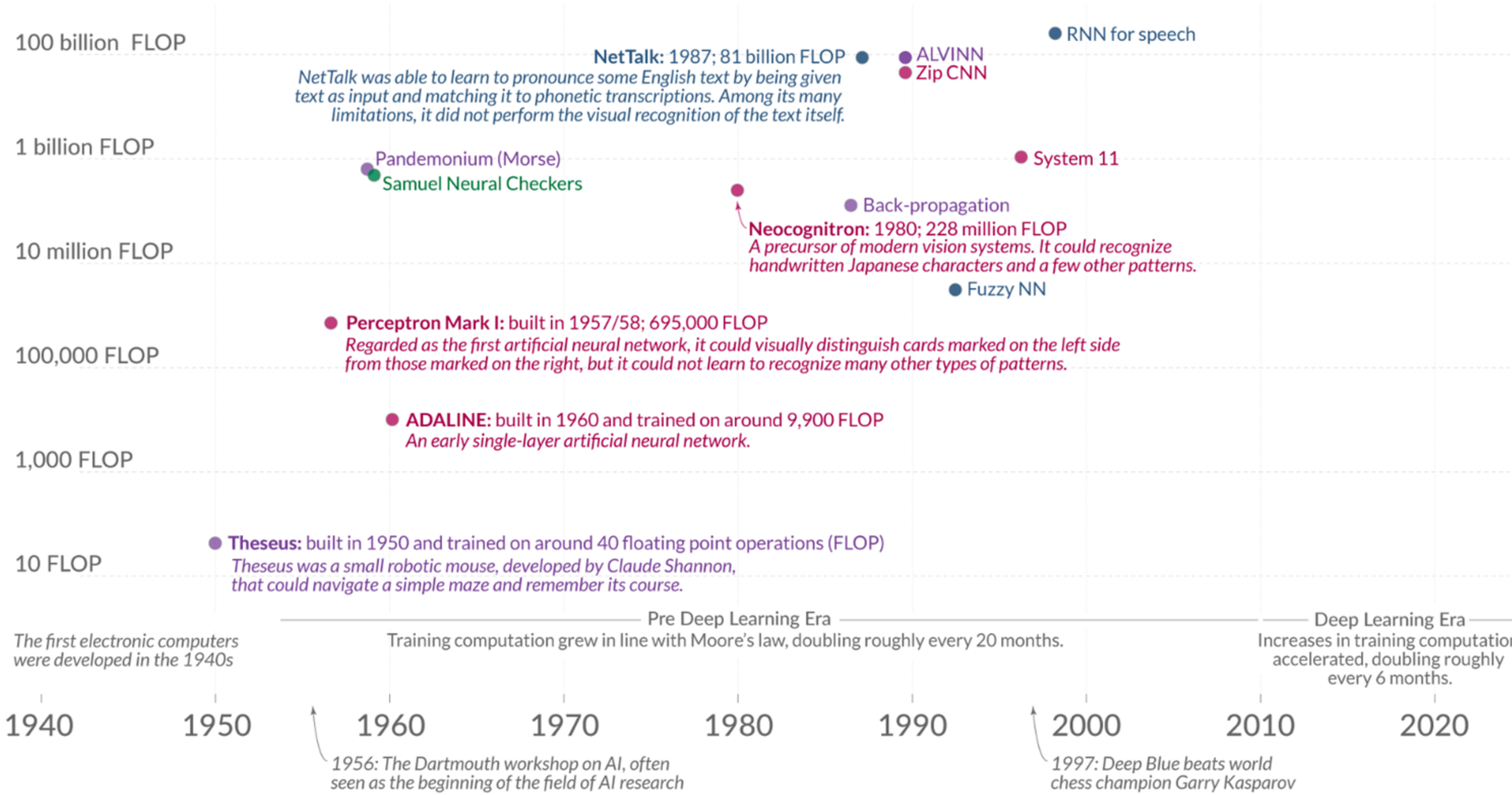
Our World in Data

The color indicates the domain of the AI system: ● Vision ● Games ● Drawing ● Language ● Other

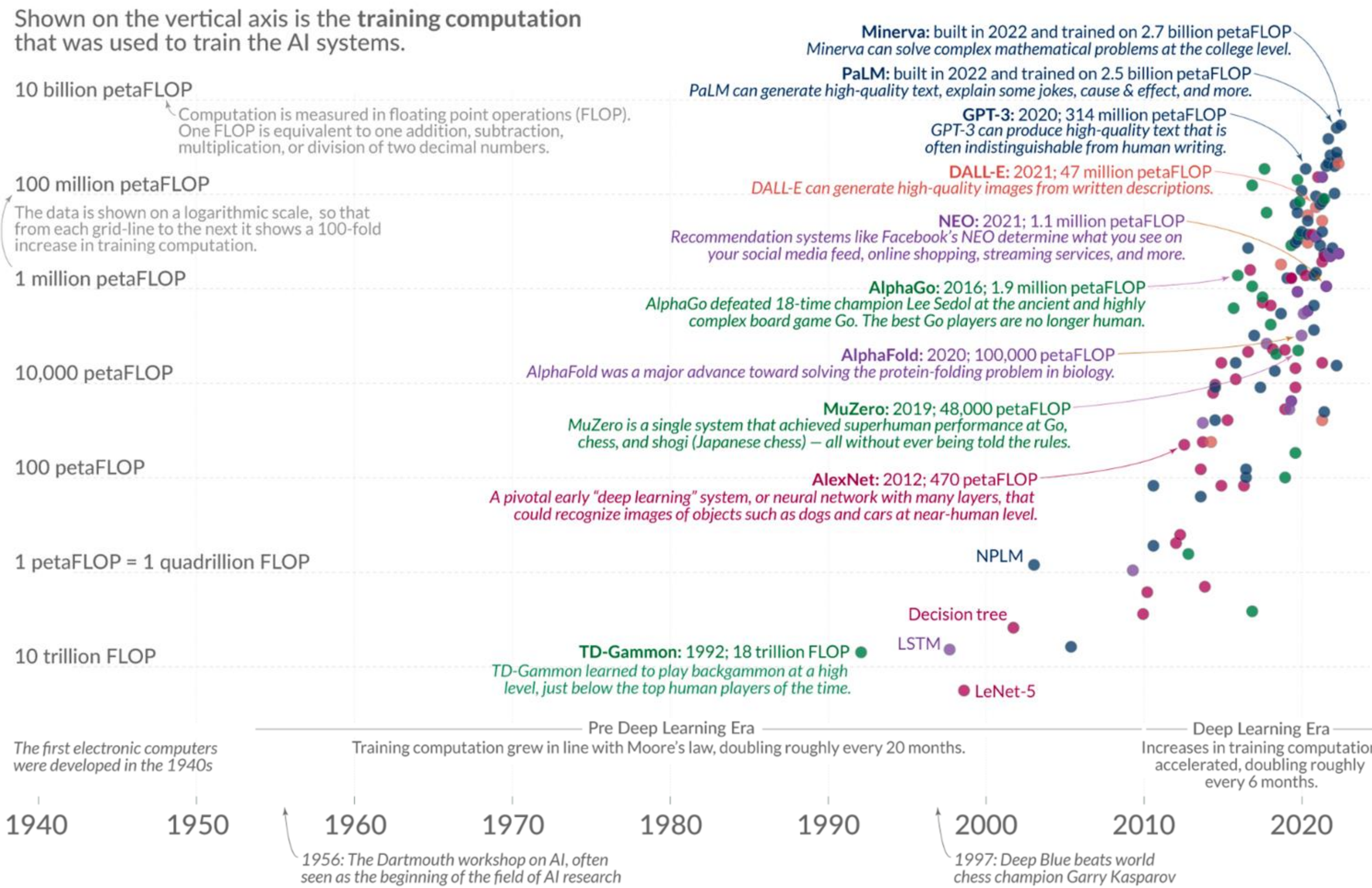
Shown on the vertical axis is the **training computation** that was used to train the AI systems.

The data on training computation is taken from Sevilla et al. (2022) – Parameter, Compute, and Data Trends in Machine Learning.
It is estimated by the authors and comes with some uncertainty. The authors expect the estimates to be correct within a factor of two.
OurWorldinData.org – Research and data to make progress against the world's largest problems.

sculapp


100 billion FLOP
1 billion FLOP
10 million FLOP
100,000 FLOP
1,000 FLOP
10 FLOP
RNN for speech
NetTalk: 1987; 81 billion FLOP
NetTalk was able to learn to pronounce some English text by being given text as input and matching it to phonetic transcriptions. Among its many limitations, it did not perform the visual recognition of the text itself.
ALVINN
Zip CNN
Pandemonium (Morse)
Samuel Neural Checkers
System 11
Back-propagation
Neocognitron: 1980; 228 million FLOP
A precursor of modern vision systems. It could recognize handwritten Japanese characters and a few other patterns.
Fuzzy NN
Perceptron Mark I: built in 1957/58; 695,000 FLOP
Regarded as the first artificial neural network, it could visually distinguish cards marked on the left side from those marked on the right, but it could not learn to recognize many other types of patterns.
ADALINE: built in 1960 and trained on around 9,900 FLOP
An early single-layer artificial neural network.
Theseus: built in 1950 and trained on around 40 floating point operations (FLOP)
Theseus was a small robotic mouse, developed by Claude Shannon, that could navigate a simple maze and remember its course.
The first electronic computers were developed in the 1940s
Pre Deep Learning Era
Training computation grew in line with Moore's law, doubling roughly every 20 months.
Deep Learning Era
Increases in training computation accelerated, doubling roughly every 6 months.
1940
1950
1960
1970
1980
1990
2000
2010
2020
1956: The Dartmouth workshop on AI, often seen as the beginning of the field of AI research
1997: Deep Blue beats world chess champion Garry Kasparov

sculapp

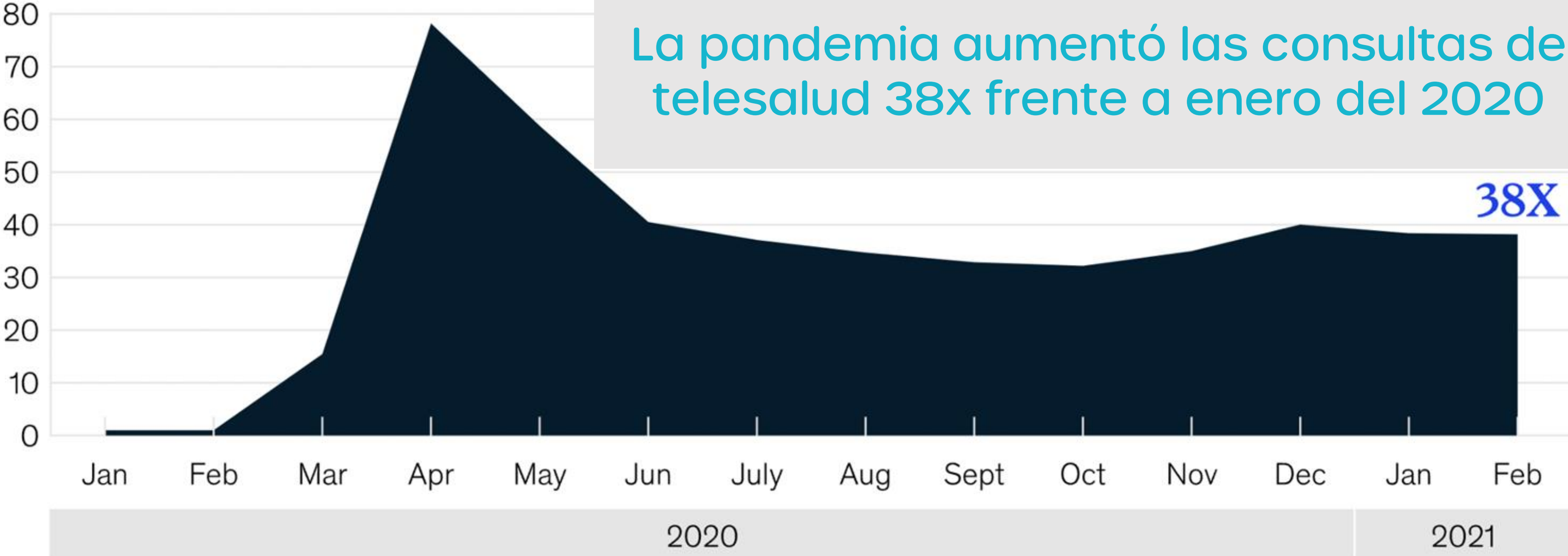


Shown on the vertical axis is the **training computation** that was used to train the AI systems.
10 billion petaFLOP
Computation is measured in floating point operations (FLOP). One FLOP is equivalent to one addition, subtraction, multiplication, or division of two decimal numbers.
100 million petaFLOP
The data is shown on a logarithmic scale, so that from each grid-line to the next it shows a 100-fold increase in training computation.
1 million petaFLOP
10,000 petaFLOP
100 petaFLOP
1 petaFLOP = 1 quadrillion FLOP
10 trillion FLOP
Minerva: built in 2022 and trained on 2.7 billion petaFLOP
Minerva can solve complex mathematical problems at the college level.
PaLM: built in 2022 and trained on 2.5 billion petaFLOP
PaLM can generate high-quality text, explain some jokes, cause & effect, and more.
GPT-3: 2020; 314 million petaFLOP
GPT-3 can produce high-quality text that is often indistinguishable from human writing.
DALL-E: 2021; 47 million petaFLOP
DALL-E can generate high-quality images from written descriptions.
NEO: 2021; 1.1 million petaFLOP
Recommendation systems like Facebook's NEO determine what you see on your social media feed, online shopping, streaming services, and more.
AlphaGo: 2016; 1.9 million petaFLOP
AlphaGo defeated 18-time champion Lee Sedol at the ancient and highly complex board game Go. The best Go players are no longer human.
AlphaFold: 2020; 100,000 petaFLOP
AlphaFold was a major advance toward solving the protein-folding problem in biology.
MuZero: 2019; 48,000 petaFLOP
MuZero is a single system that achieved superhuman performance at Go, chess, and shogi (Japanese chess) — all without ever being told the rules.
AlexNet: 2012; 470 petaFLOP
A pivotal early "deep learning" system, or neural network with many layers, that could recognize images of objects such as dogs and cars at near-human level.
NPLM
Decision tree
LSTM
TD-Gammon: 1992; 18 trillion FLOP
TD-Gammon learned to play backgammon at a high level, just below the top human players of the time.
LeNet-5
The first electronic computers were developed in the 1940s
Pre Deep Learning Era
Training computation grew in line with Moore's law, doubling roughly every 20 months.
Deep Learning Era
Increases in training computation accelerated, doubling roughly every 6 months.
1940
1950
1960
1970
1980
1990
2000
2010
2020
1956: The Dartmouth workshop on AI, often seen as the beginning of the field of AI research
1997: Deep Blue beats world chess champion Garry Kasparov

Growth in telehealth usage peaked during April 2020 but has since stabilized.

Telehealth claims volumes, compared to pre-Covid-19 levels (February 2020 = 1)[1]

La pandemia aumentó las consultas de telesalud 38x frente a enero del 2020



[1] Includes cardiology, dental/oral, dermatology, endocrinology, ENT medicine, gastroenterology, general medicine, general surgery, gynecology, hematology, infectious diseases, neonatal, nephrology, neurological medicine, neurosurgery, oncology, ophthalmology, orthopedic surgery, poisoning/drug tox./comp. of TX, psychiatry, pulmonary medicine, rheumatology, substance use disorder treatment, urology. Also includes only evaluation and management visits; excludes emergency department, hospital inpatient, and physiatry inpatient claims; excludes certain low-volume specialties.

Source: Compile database; McKinsey analysis

Fuente: Mckinsey 2021, Telehealth: A quarter-trillion-dollar post-COVID-19 reality?

Colombia

165 millones de atenciones bajo la modalidad de Telesalud en un periodo de 2 años

6 millones de consultas mensuales

[Cámara de Comercio de Bogotá]

Forbes

Mar 15, 2022, 09:35am EDT | 219,010 views

Unless We Future-Proof Healthcare, Study Shows That By 2025, 75% Of Healthcare Workers Will Leave The Profession

Jack Kelly Senior Contributor

Careers

I write actionable interview, career and salary advice.

Follow

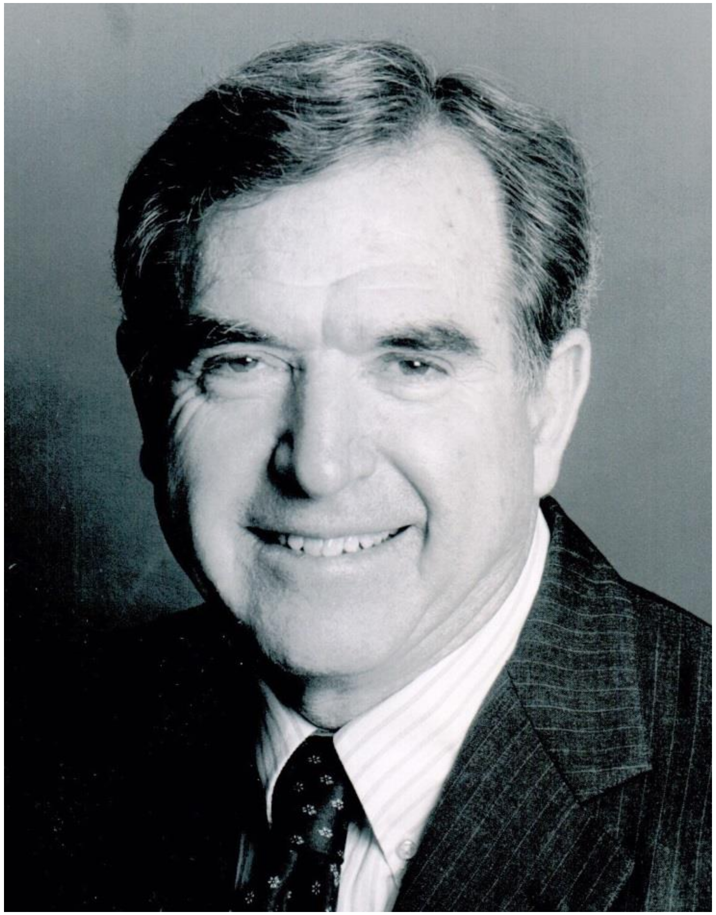
Healthcare workers thought that vaccines would ease the traumas endured in initial surges. Instead, they saw waves of patients. There was one variant wave after another.

Source: Forbes 2022, New Survey Shows That Up To 47% Of U.S. Healthcare Workers Plan To Leave Their Positions By 2025

- El agotamiento del personal de la salud se intensificó durante la pandemia.
- Primer informe global *"Clinician of the Future"* de Elsevier reveló puntos débiles, predicciones para el futuro y cómo el sector puede unirse para abordar estas brechas.
- Se pide un apoyo urgente en más capacitación en habilidades, especialmente en el **uso efectivo de datos y tecnología de salud**, preservando la relación médico-paciente en un mundo digital cambiante y reclutando más profesionales de la salud.

"El 56 % de los médicos predicen que basarán la mayoría de sus decisiones clínicas en herramientas que utilizan inteligencia artificial".

Conceptos claves e introducción a la IA en salud

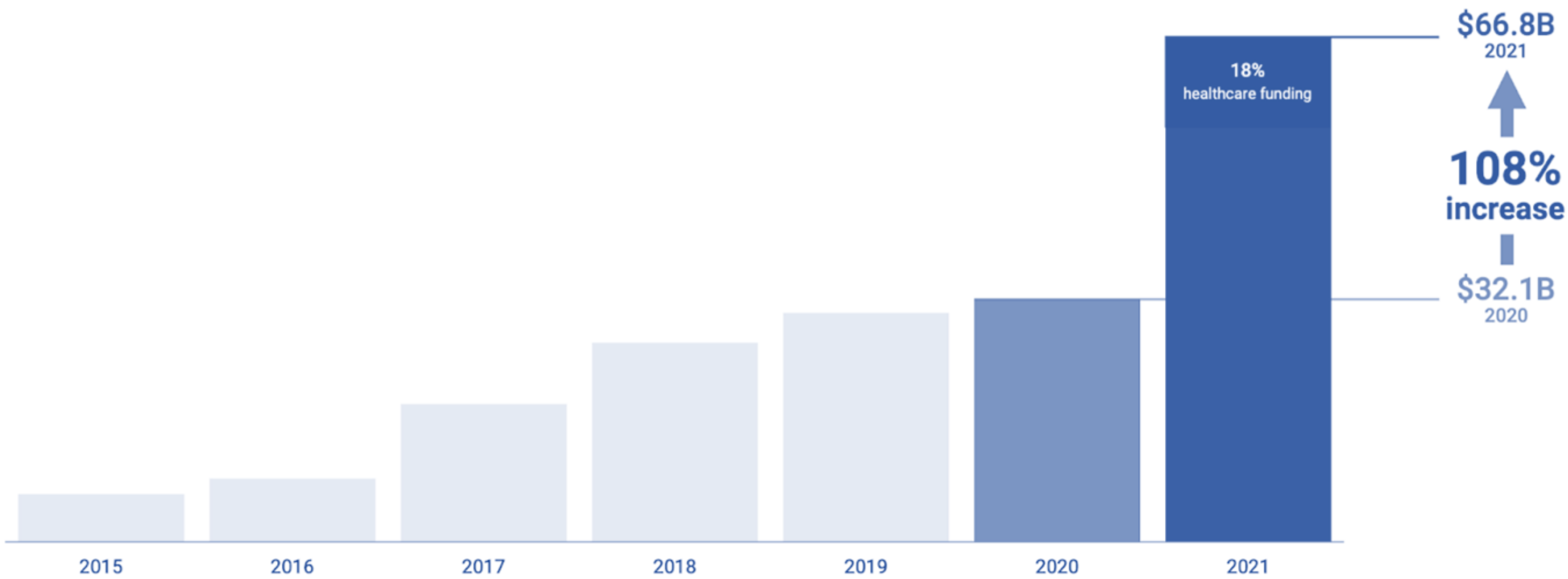


"Muchas personas piensan que los médicos hacen sus recomendaciones sobre la base de ***la certeza científica****, que los hechos son muy claros y que* ***solo hay una forma de diagnosticar*** *o tratar una enfermedad. En realidad, ese no es siempre el caso. Muchas cosas son* ***cuestión de conjeturas, tradiciones, conveniencias, hábitos****".*

Arnold Relman (1923-2014)
Former Editor-in-Chief, New England Journal of Medicine

STATE OF AI | GLOBAL TRENDS | INVESTMENT TRENDS

AI funding up 108% in 2021: Healthcare accounts for nearly a fifth of total funding



CBINSIGHTS

Fuente: CB Insights 2022, State of AI 2021 Report

sculapp

<Jerarquía de las necesidades> de la ciencia de datos

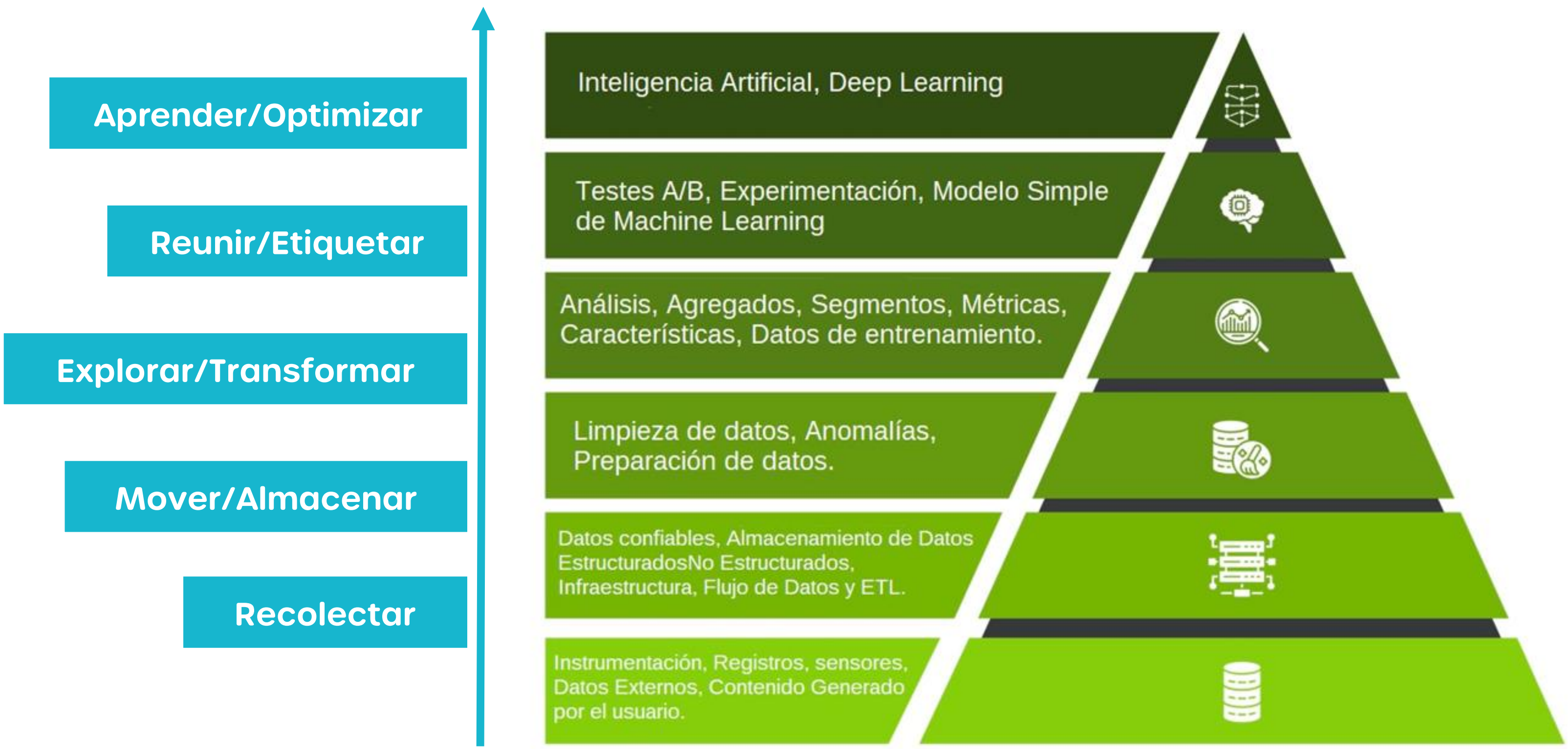


Diagrama propuesto por Monica Rogati en Hackernoon

Radiology: Artificial Intelligence

SPECIAL REPORT

Preparing Radiologists to Lead in the Era of Artificial Intelligence: Designing and Implementing a Focused Data Science Pathway for Senior Radiology Residents

Walter F. Wiggins, MD, PhD • M. Travis Caton, MD* • Kirti Magudia, MD, PhD • Sha-har A. Glomski, MD • Elizabeth George, MBBS • Michael H. Rosenthal, MD, PhD • Glenn C. Gaviola, MD • Katherine P. Andriole, PhD*

From the Department of Radiology, Brigham and Women's Hospital, Harvard Medical School, Boston, Mass (W.F.W., M.T.C., K.M., S.A.G., E.G., M.H.R., G.C.G., K.P.A.); and MGH & BWH Center for Clinical Data Science, Boston, Mass (W.F.W., M.T.C., K.M., K.P.A.). Received April 10, 2020; revision requested June 16; revision received June 30; accepted July 7. **Address correspondence to** W.F.W., Department of Radiology, Duke University Hospital, 2301 Erwin Rd, Durham, NC 27710 (e-mail: *walter.wiggins@duke.edu*).

*W.F.W. and M.T.C. contributed equally to this work.

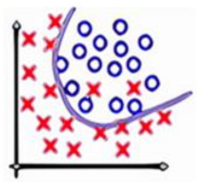
Conflicts of interest are listed at the end of this article.

Radiology: Artificial Intelligence 2020; 2(6):e200057 • https://doi.org/10.1148/ryai.2020200057 • Content code: AI ED IN

sculapp

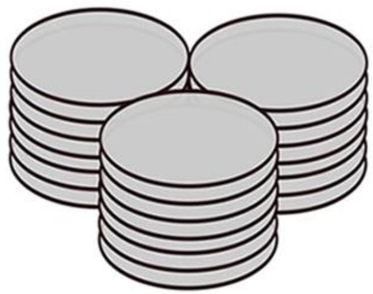
Fundamentos

$$\nabla_x f(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(x)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f(x)}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial f(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

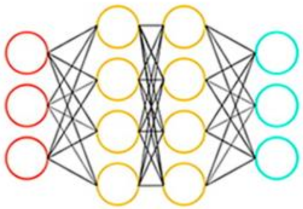


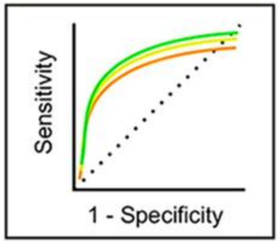
```
> print("hello,
world!")
> hello, world!
```

Curaduría de datos

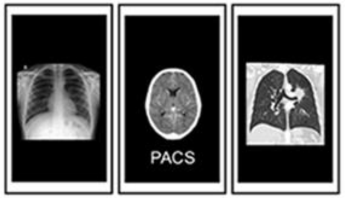


Desarrollo del modelo

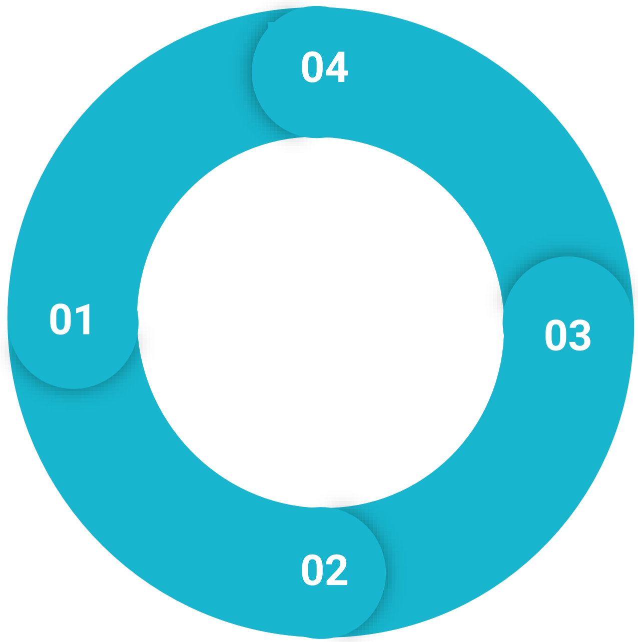




Integración clínica



Analítica Predictiva:
Oportunidades para aprovechar la digitalización

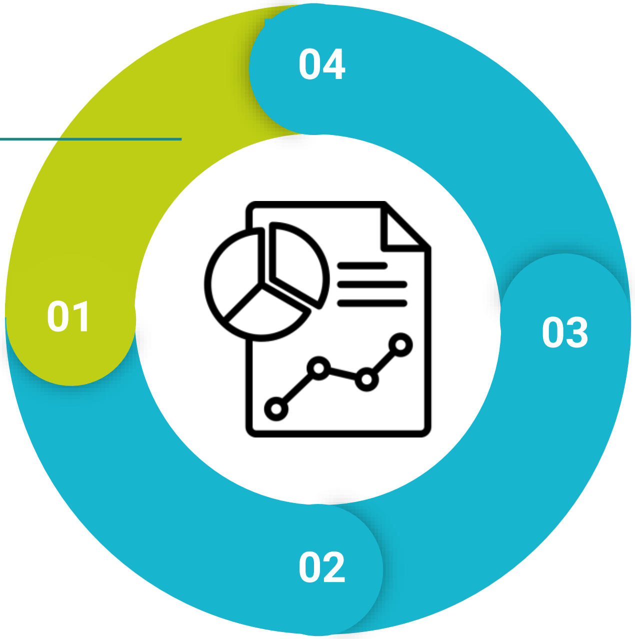


sculapp

Reporte

¿Qué sucedió?

- Primer paso para hacer mejoras.
- Genera interés y promueve el cambio.
- Aumentan capacidades en analítica y el valor de las soluciones.

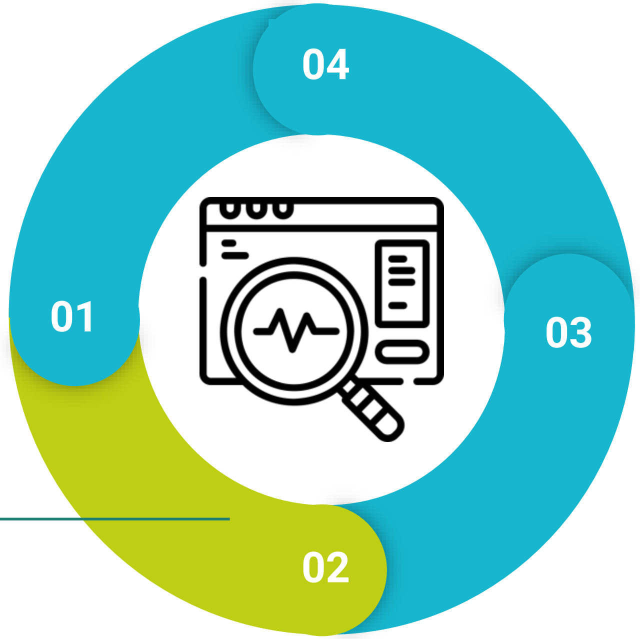


sculapp

Monitoreo

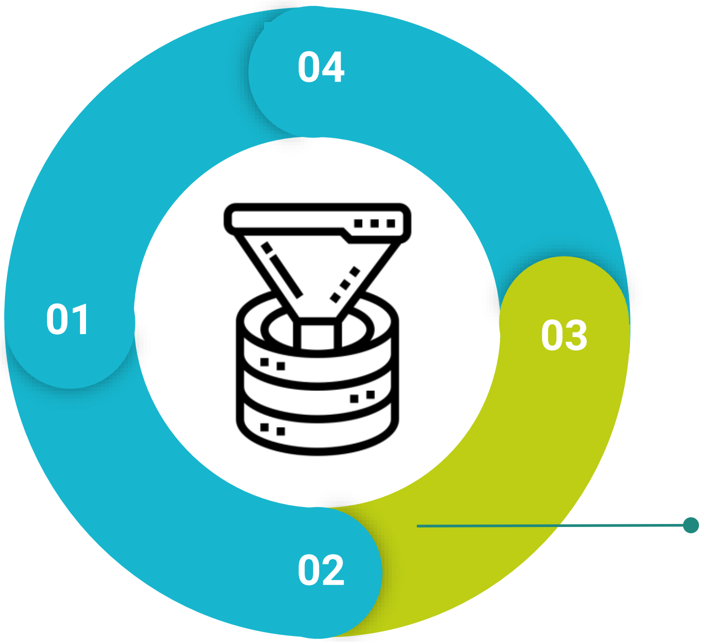
¿Qué está pasando?

- Ayuda a hacer seguimiento e identificación de errores.



sculapp

Minería de Data - Evaluación

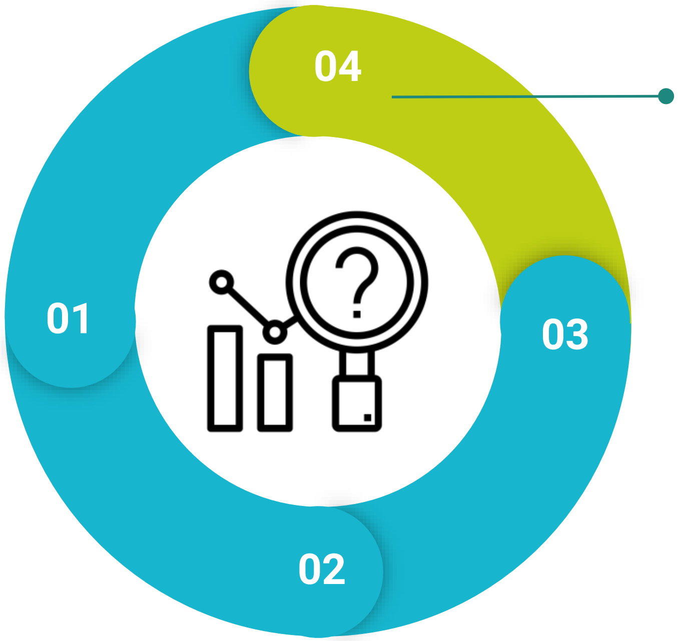


¿Por qué sucedió?

- Uso retrospectivo de datos para analizar e identificar correlaciones.
- Herramientas de bioestadística para inferencia causal.

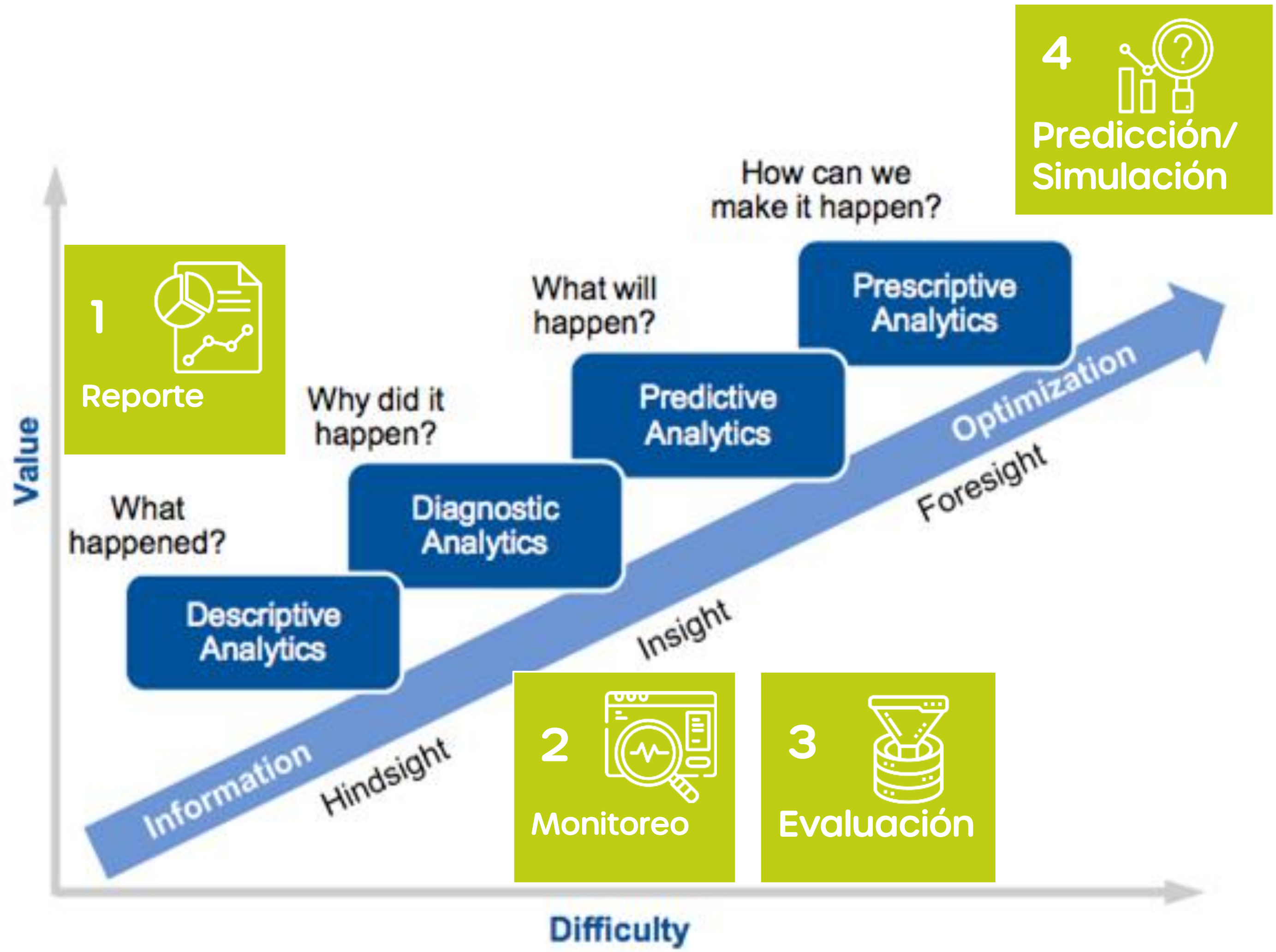
sculapp

Predicción / Simulación

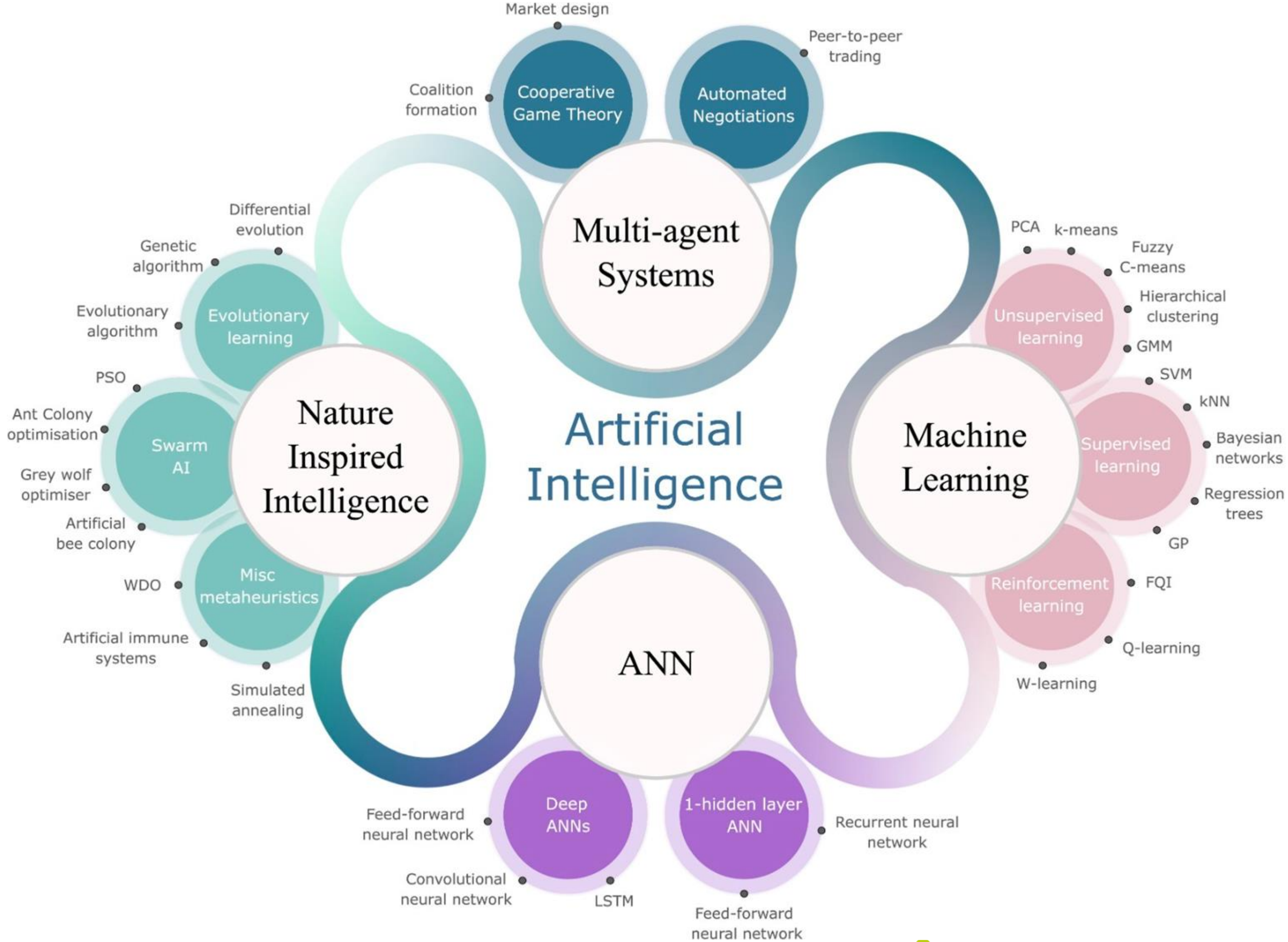


¿Qué sucederá?

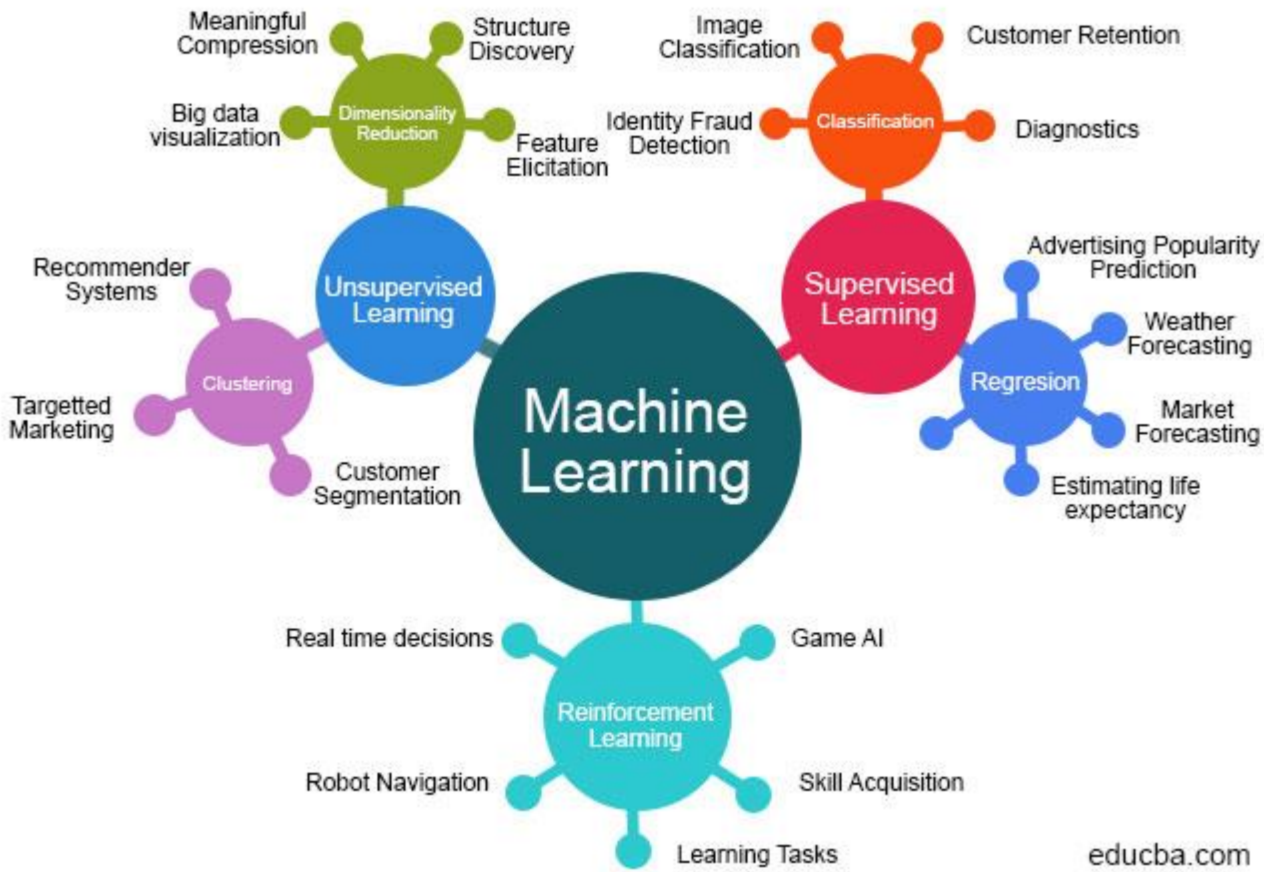
- ¿Qué sucederá y qué haremos al respecto?
- ¿Cómo cambiar nuestro comportamiento para solucionar la situación actual?

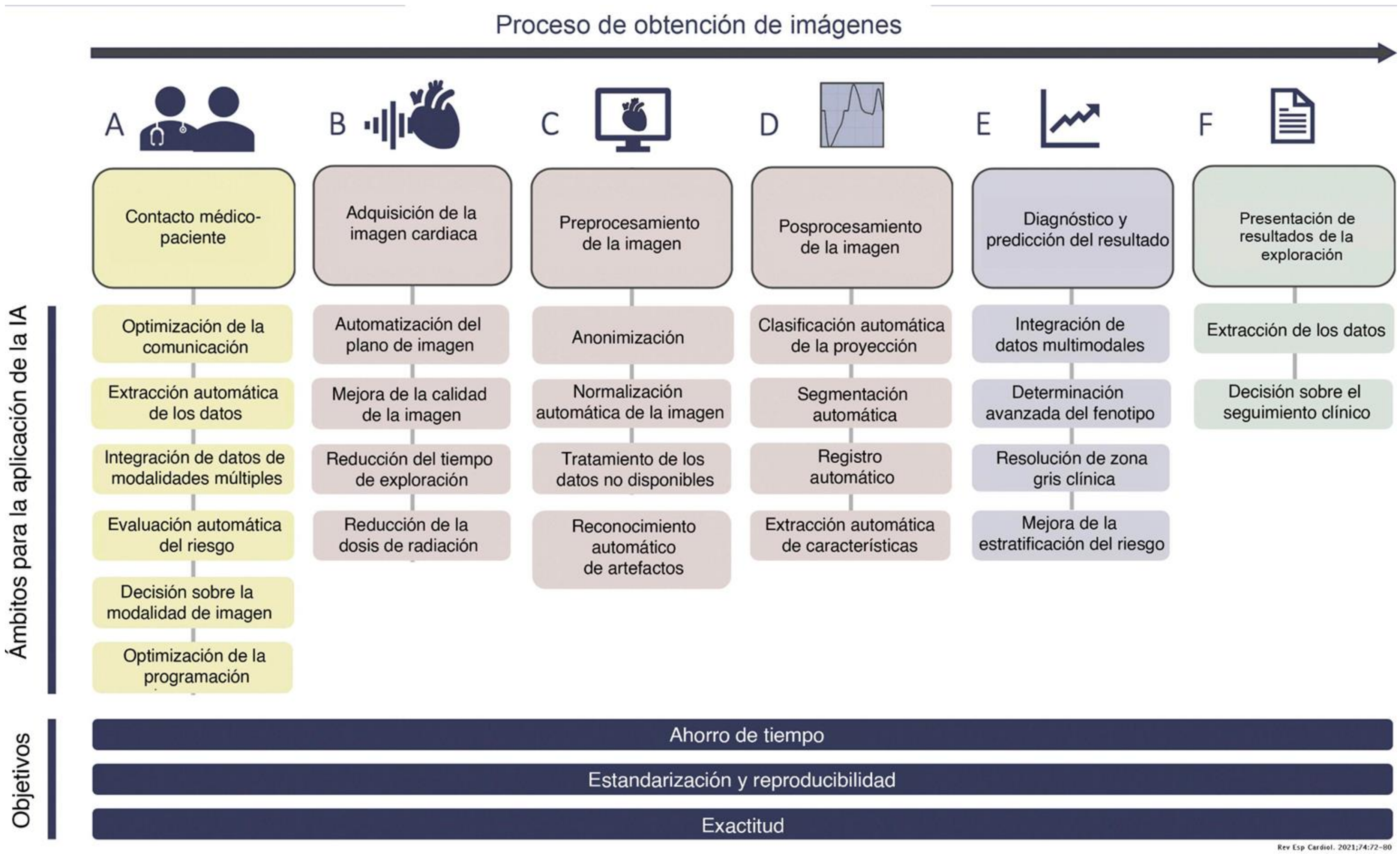


Source: Gartner (March 2012)


Artificial Intelligence
Multi-agent Systems
Cooperative Game Theory
Automated Negotiations
Market design
Coalition formation
Peer-to-peer trading
Machine Learning
Unsupervised learning
Supervised learning
Reinforcement learning
PCA
k-means
Fuzzy C-means
Hierarchical clustering
GMM
SVM
kNN
Bayesian networks
Regression trees
GP
FQI
Q-learning
W-learning
ANN
Deep ANNs
1-hidden layer ANN
Feed-forward neural network
Convolutional neural network
LSTM
Feed-forward neural network
Recurrent neural network
Nature Inspired Intelligence
Evolutionary learning
Swarm AI
Misc metaheuristics
Differential evolution
Genetic algorithm
Evolutionary algorithm
PSO
Ant Colony optimisation
Grey wolf optimiser
Artificial bee colony
WDO
Artificial immune systems
Simulated annealing

Machine Learning Algorithms





Proceso de obtención de imágenes
A
B
C
D
E
F
Contacto médico-paciente
Adquisición de la imagen cardiaca
Preprocesamiento de la imagen
Posprocesamiento de la imagen
Diagnóstico y predicción del resultado
Presentación de resultados de la exploración
Ámbitos para la aplicación de la IA
Optimización de la comunicación
Extracción automática de los datos
Integración de datos de modalidades múltiples
Evaluación automática del riesgo
Decisión sobre la modalidad de imagen
Optimización de la programación
Automatización del plano de imagen
Mejora de la calidad de la imagen
Reducción del tiempo de exploración
Reducción de la dosis de radiación
Anonimización
Normalización automática de la imagen
Tratamiento de los datos no disponibles
Reconocimiento automático de artefactos
Clasificación automática de la proyección
Segmentación automática
Registro automático
Extracción automática de características
Integración de datos multimodales
Determinación avanzada del fenotipo
Resolución de zona gris clínica
Mejora de la estratificación del riesgo
Extracción de los datos
Decisión sobre el seguimiento clínico
Objetivos
Ahorro de tiempo
Estandarización y reproducibilidad
Exactitud
Rev Esp Cardiol. 2021;74:72-80

sculapp

Algoritmos de ML

Supervisado

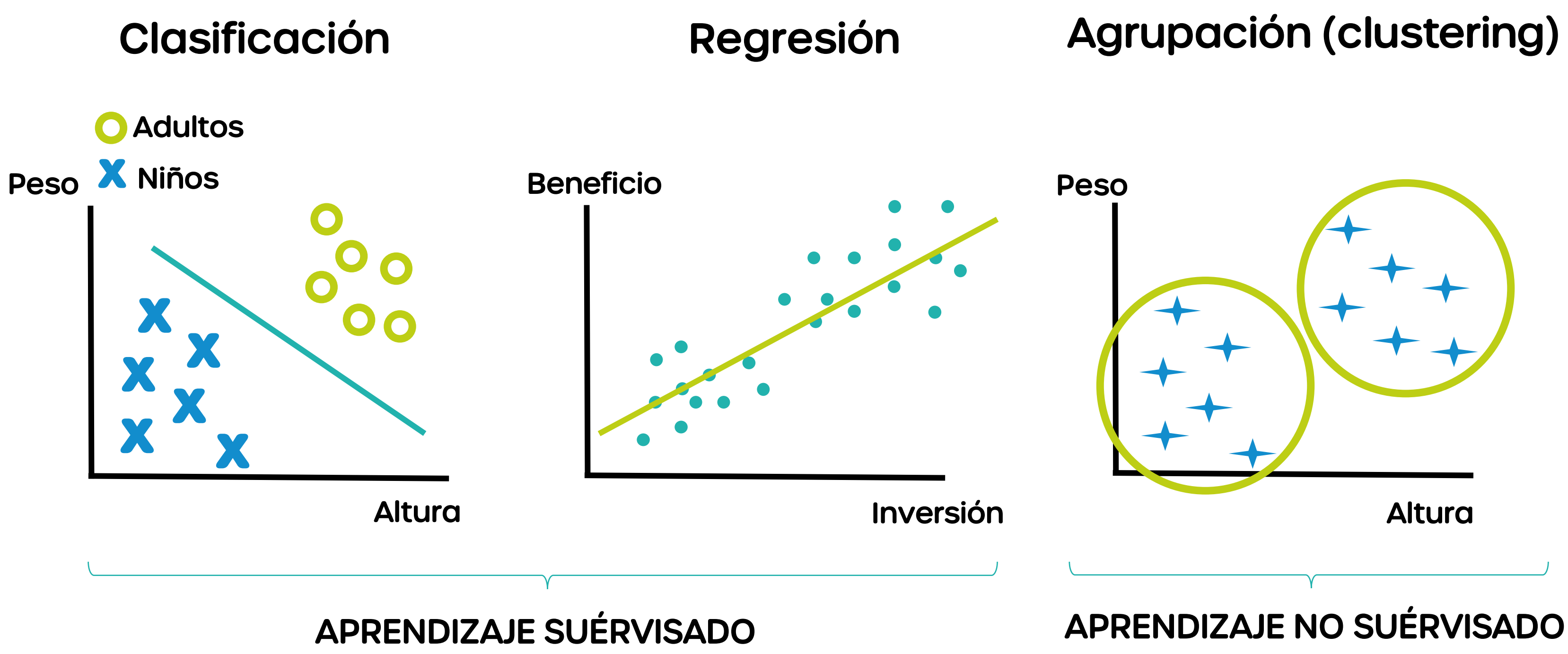
Las funciones de entrada se utilizan para **clasificar** cada sujeto **de acuerdo con una respuesta etiquetada**.

Por ejemplo, los datos de EHR podrían usarse para detectar pacientes con insuficiencia cardíaca mediante ML y evaluarse frente a un estándar de oro específico del análisis, como la revisión de expedientes adjudicados.

No Supervisado

Identificar **patrones latentes dentro de los datos** de entrada que representan subgrupos dentro de una población (p. ej., identificación de pacientes con subtipos de tumores que muestran una fuerte respuesta a una quimioterapia en particular).

Técnicas de Machine Learning



Fuente: https://openwebinars.net/blog/modelos-de-machine-learning/

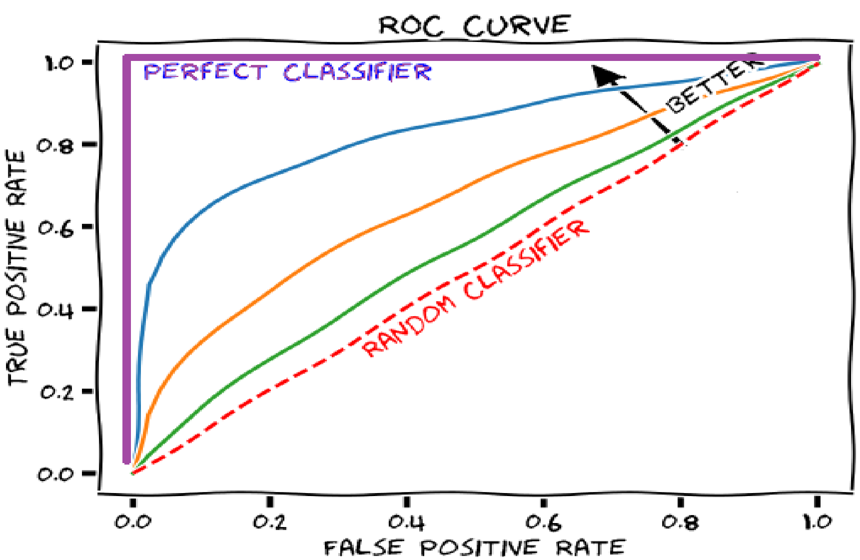
Modelo de aprendizaje por esfuerzo

Fuente: https://medium.com/soldai/tipos-de-aprendizaje-autom%C3%A1tico-6413e3c615e2

Métricas de evaluación

Supervisado

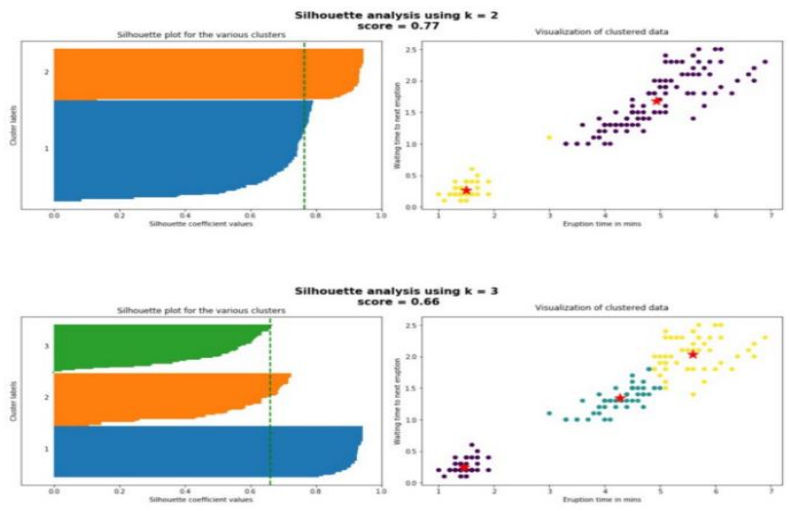
Sensibilidad/*recall*, valor predictivo positivo/precisión, valor F1, y área bajo la curva ROC (AUROC), y el área bajo la curva de precisión-*recall*.



Fuente: https://glassboxmedicine.com/2019/02/23/measuring-performance-auc-auroc/

No Supervisado

Estadísticas de error que describen la similitud entre los miembros de un grupo, la diferencia entre grupos o la clasificación general de la población.



Fuente: https://medium.com/@cmukesh8688/silhouette-analysis-in-k-means-clustering-cefa9a7ad111

Caso de éxito de IA en salud

sculapp

Contexto

- Las Unidades de Cuidados Intensivos (UCI) brindan el más alto nivel de atención en un hospital.
- El costo de operación de una UCI es elevado debido a los altos requerimientos de personal y al uso de equipos especializados.
- Pueden comprender solo el 10% de las camas de un hospital, pero representan entre el 20 y el 40% de los costos operativos del hospital [1].

[1] Kılıç M, et al. Anaesthesiol Reanim. 2019

sculapp

Contexto

Equipos de respuesta rápida:

- Accede a las necesidades y riesgos de los pacientes en deterioro y permite transferencias rápidas a la UCI.
- Garantiza un acceso más rápido a la atención de los pacientes más inestables.

Early Warning System (EWS):

- Crea alertas tempranas (*Early Warning*) para llamar a los equipos de respuesta rápida.
- Calcula estos puntajes en función de varios niveles de signos vitales del paciente.

Caso de éxito en KP *Advanced Alert Monitor*

KAISER PERMANENTE®

November 11, 2020

Real-time alerts associated with lower mortality

Kaiser Permanente's Advance Alert Monitor uses a combination of sophisticated informatics tools, clinician guidance, and system integration.

Source: https://about.kaiserpermanente.org/our-story/health-research/news/real-time-alerts-associated-with-lower-mortality

Caso de éxito en KP
Advanced Alert Monitor

KAISER PERMANENTE

November 11, 2020

Real-time alerts associated with lower mortality

Kaiser Permanente's Advance Alert Monitor uses a combination of sophisticated informatics tools, clinician guidance, and system integration.

Source: https://about.kaiserpermanente.org/our-story/health-research/news/real-time-alerts-associated-with-lower-mortality

MEDICAL CARE
Official Journal of the Medical Care Section, American Public Health Association

ORIGINAL ARTICLE

Ris
Au
Da
Esc
Mar
Aut
Mec
doi:

ELSEVIER
Journal of Biomedical Informatics
Volume 64, December 2016, Pages 10-19

Development and validation of an electronic medical record-based alert score for detection of inpatient deterioration outside the ICU

Patricia Kipnis PhD [a, b], Benjamin J. Turk MAS [b], David A. Wulf BS [b], Juan Carlos LaGuardia MS [b], Vincent Liu MD, MS [b, c], Matthew M. Churpek MD, MPH, PhD [d], Santiago Romero-Brufau MD [e], Gabriel J. Escobar MD [b, f]

Se describe el desarrollo y desempeño de un EWS automatizado (AAM) basado en datos de la HCE. Se incluyen más de 374,838 pacientes, y se compara con otros algoritmos cómo NEWS y eCART.

sculapp

MEDICAL CARE

Official Journal of the Medical Care Section, American Public Health Association

Caso de éxito en KP *Advanced Alert Monitor*

KAISER PERMANENTE

November 11, 2020

Real-time alerts associated with lower mortality

Kaiser Permanente's Advance Alert Monitor uses a combination of sophisticated informatics tools, clinician guidance, and system integration.

Source: https://about.kaiserpermanente.org/our-story/health-research/news/real-time-alerts-associated-with-lower-mortality

ORIGINAL ARTICLE

Risk-Adjusting Hospital Inpatient Mortality Using Automated Inpatient, Outpatient, and Laboratory Databases

Escobar, Gabriel J. MD[*†]; Greene, John D. MA[*]; Scheirer, Peter MA[*§]; Gardner, Marla N. BA[*]; Draper, David PhD[‡]; Kipnis, Patricia PhD[*§]

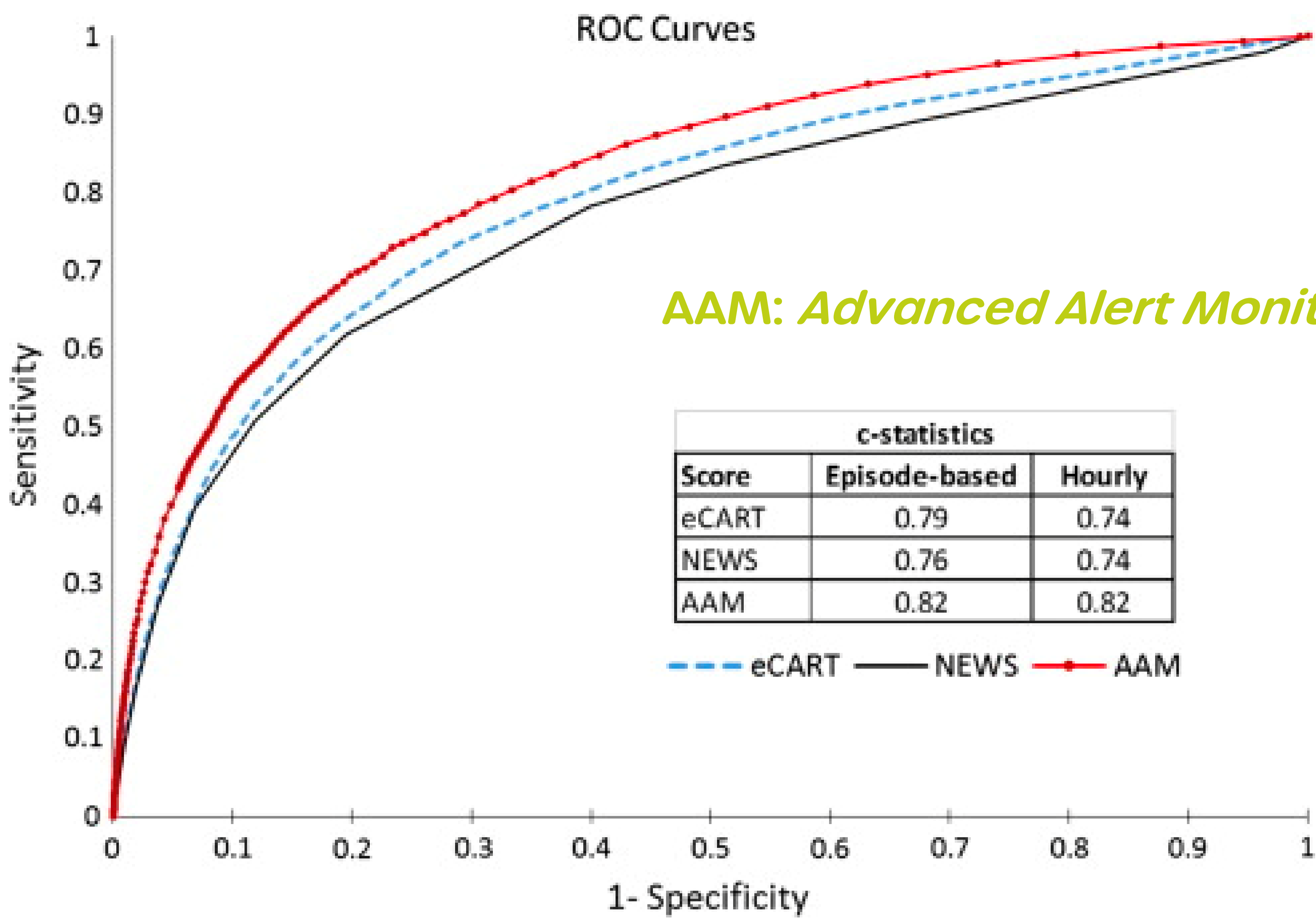
Author Information

Medical Care: March 2008 - Volume 46 - Issue 3 - p 232-239
doi: 10.1097/MLR.0b013e3181589bb6

Estudio de cohorte retrospectivo (n=259,699) que analiza mortalidad durante estadía y a los 30 días, a partir de modelos de regresión logística ajustados, usando datos automatizados de fisiología y diagnóstico previos a hospitalización.

sculapp

AAM: *Advanced Alert Monitor*



c-statistics		
Score	**Episode-based**	**Hourly**
eCART	0.79	0.74
NEWS	0.76	0.74
AAM	0.82	0.82

Kipnis, P., et al). Journal of biomedical informatics. 2016..

Caso de éxito en KP *Advanced Alert Monitor*

KAISER PERMANENTE®

November 11, 2020

Real-time alerts associated with lower mortality

Kaiser Permanente's Advance Alert Monitor uses a combination of sophisticated informatics tools, clinician guidance, and system integration.

MEDICAL CARE

Official Journal of the Medical Care Section, American Public Health Association

ORIGINAL ARTICLE

Ris
Aut
Dat

Esco
Marl
Auth

Medi
doi:

ELSEVIER

Journal of Biomedical Informatics

Volume 64, December 2016, Pages 10-19

Dev
mec
inpa

Patricia
MD, MS

ELSEVIER

The Joint Commission Journal on Quality and Patient Safety

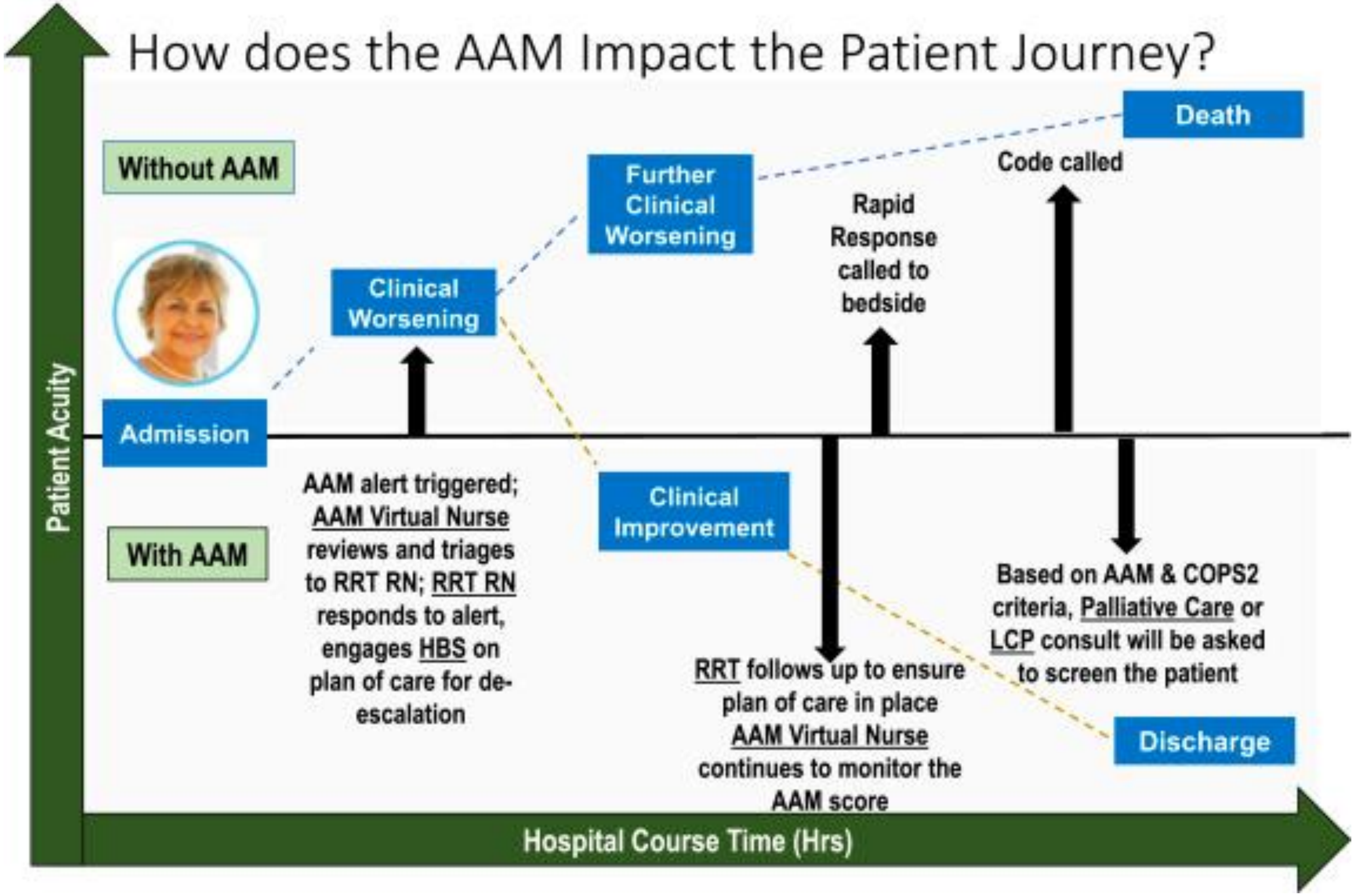
Volume 46, Issue 4, April 2020, Pages 207-216

What Do We Do After the Pilot Is Done? Implementation of a Hospital Early Warning System at Scale

Source: https://about.kaiserpermanente.org/our-story/health-research/news/real-time-alerts-associated-with-lower-mortality

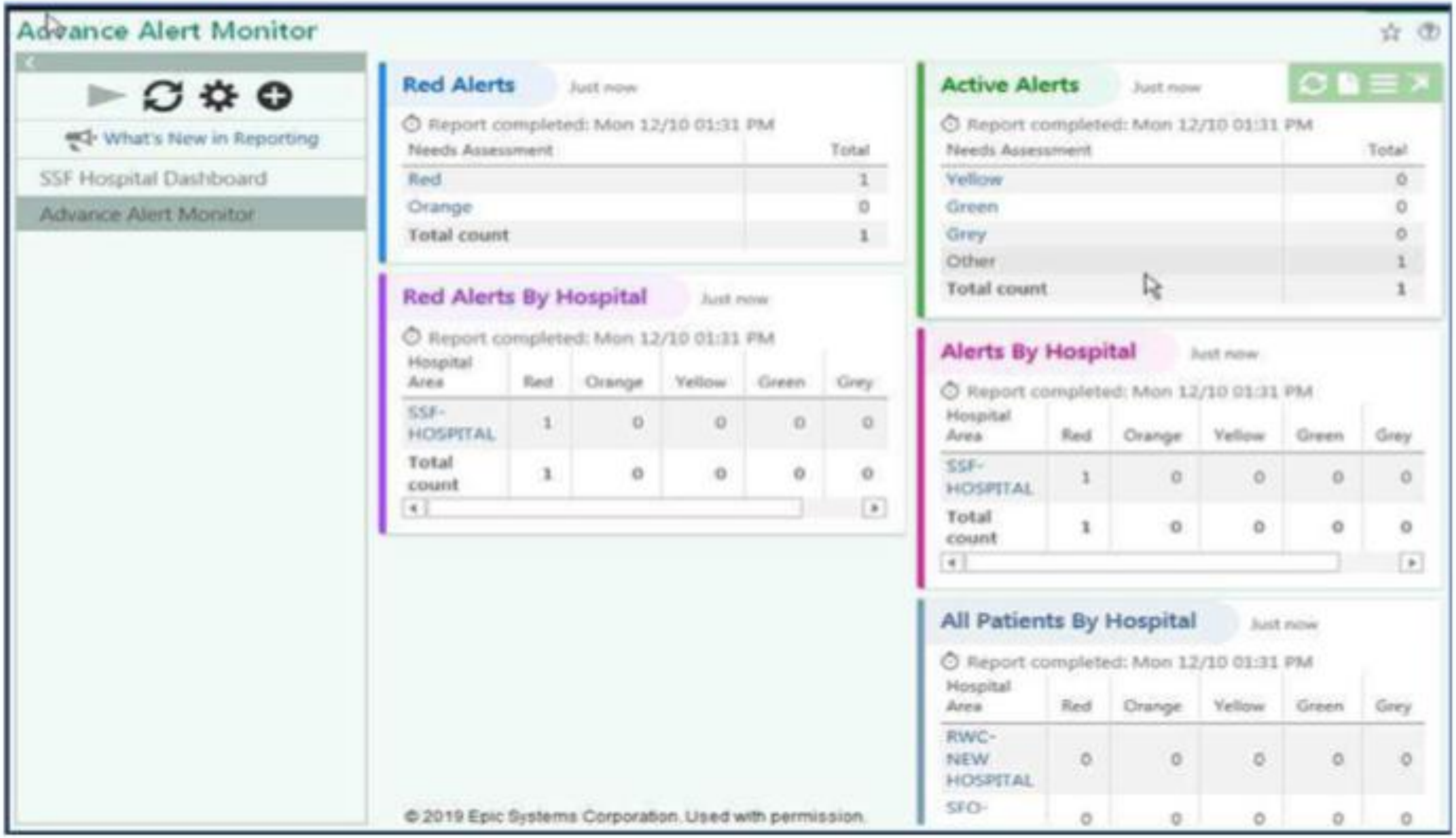
sculapp

A Patient's Journey



Martinez, V.A., et al. The Joint Commission Journal on Quality and Patient Safety, 48(8). 2021.

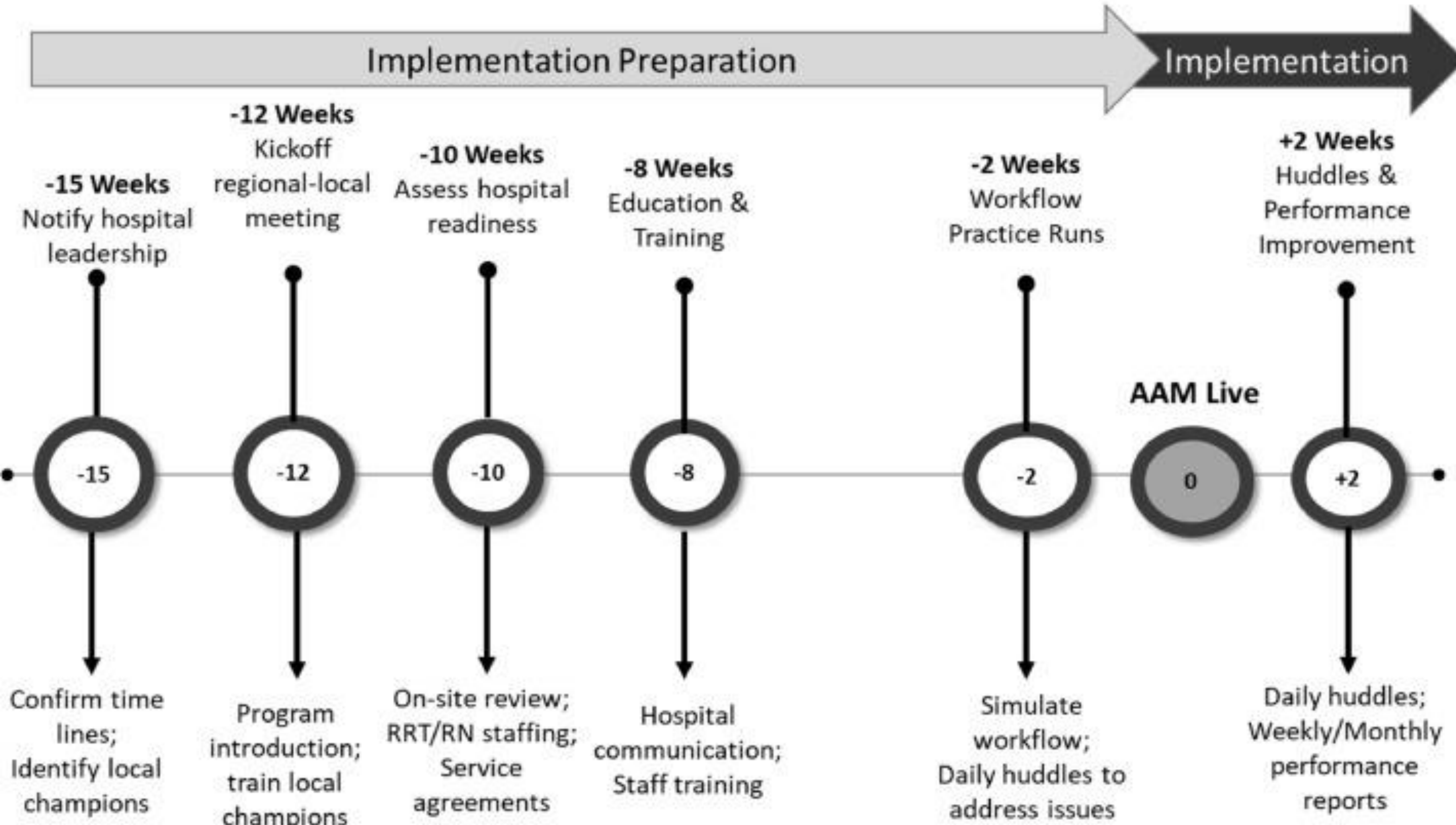
Virtual Quality Team Nurse Dashboard

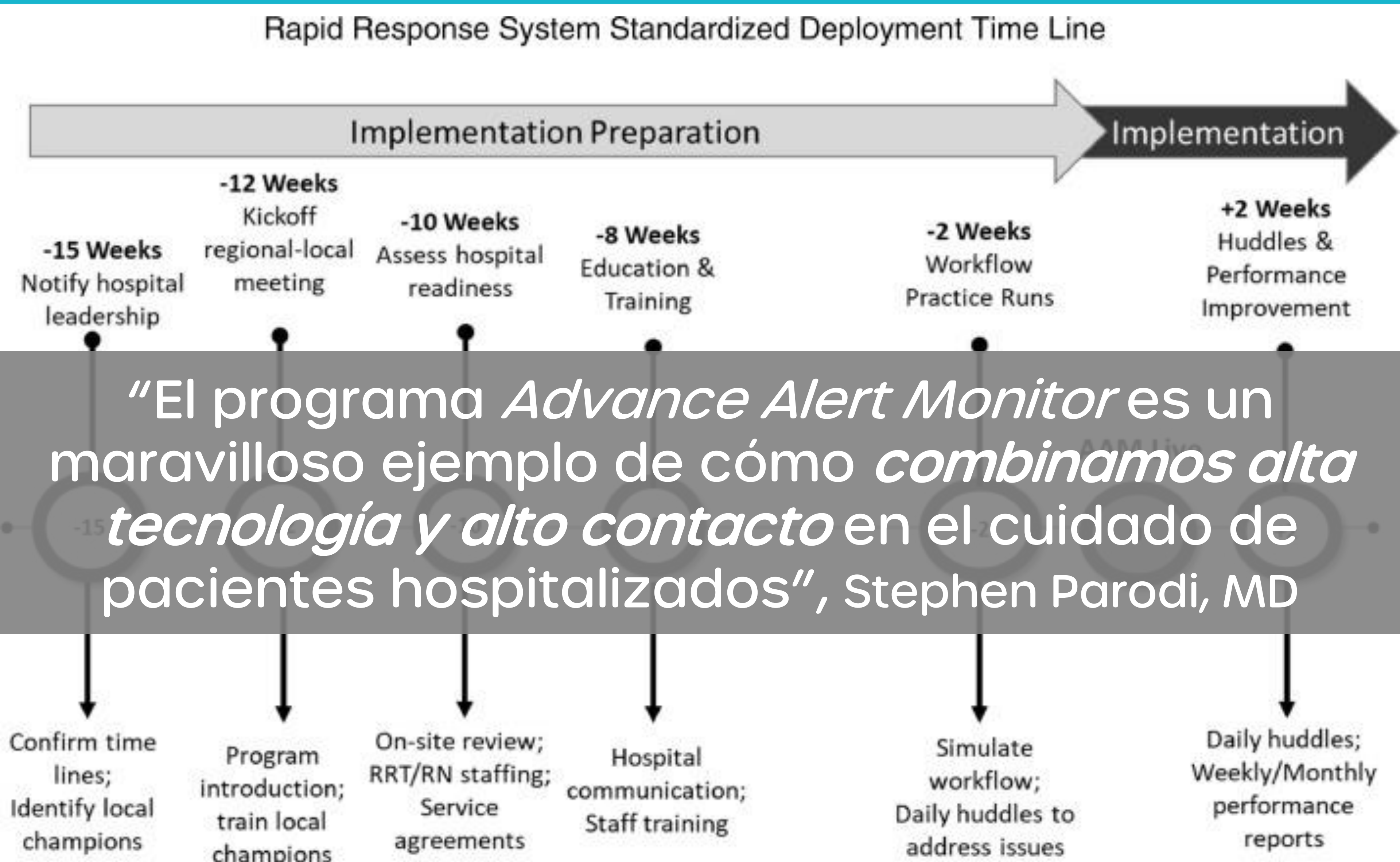


What Do We Do After the Pilot Is Done? Implementation of a Hospital Early Warning System at Scale
https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1553725020300064

sculapp

Rapid Response System Standardized Deployment Time Line





"El programa *Advance Alert Monitor* es un maravilloso ejemplo de cómo ***combinamos alta tecnología y alto contacto*** en el cuidado de pacientes hospitalizados", Stephen Parodi, MD

sculapp

Caso de éxito en KP
Advanced Alert Monitor

KAISER PERMANENTE®

November 11, 2020

Real-time alerts associated with lower mortality

Kaiser Permanente's Advance Alert Monitor uses a combination of sophisticated informatics tools, clinician guidance, and system integration.

Source: https://about.kaiserpermanente.org/our-story/health-research/news/real-time-alerts-associated-with-lower-mortality

MEDICAL CARE
Official Journal of the Medical Care Section, American Public Health Association

ORIGINAL ARTICLE

Ri
Au
Da
Esc
Mar
Aut
Mec
doi:

ELSEVI
Journal of Biomedical Informatics
Volume 64, December 2016, Pages 10-19

Dev
med
inpa

Patricia K
MD, MS

ELSEVIER
The Joint Commission Journal on Quality and Patient Safety
Volume 46, Issue 4, April 2020, Pages 207-216

Wh
Imp
Syst

The NEW ENGLAND JOURNAL of MEDICINE

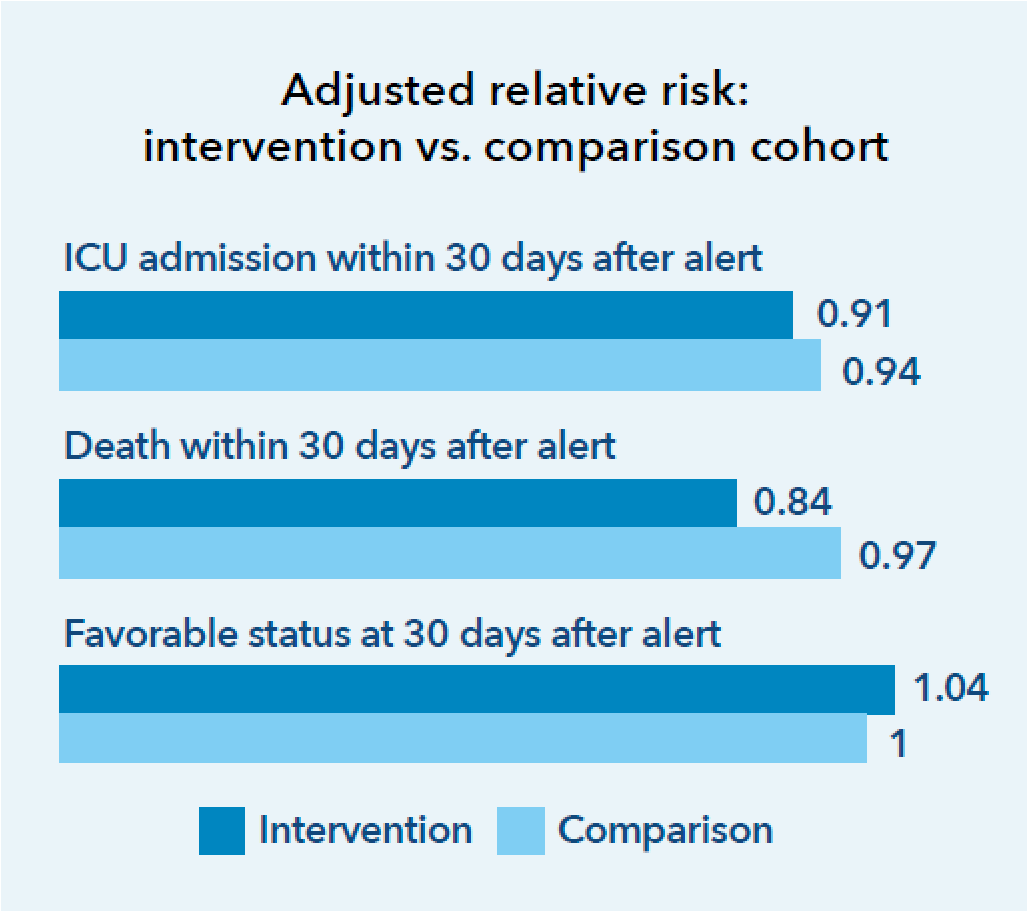
SPECIAL ARTICLE

Automated Identification of Adults at Risk for In-Hospital Clinical Deterioration

Gabriel J. Escobar, M.D., Vincent X. Liu, M.D., Alejandro Schuler, Ph.D., Brian Lawson, Ph.D., et al.

November 12, 2020

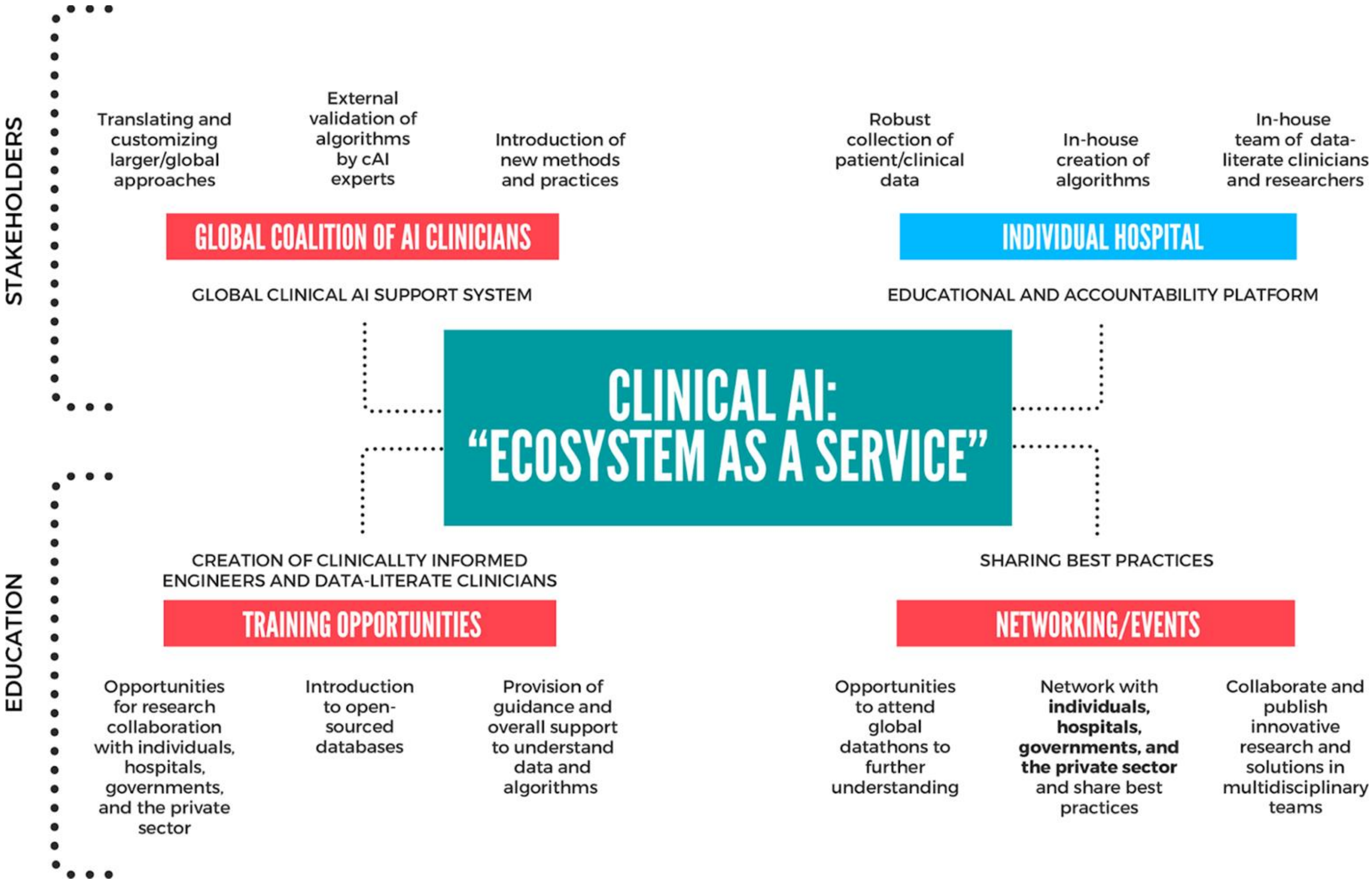
sculapp



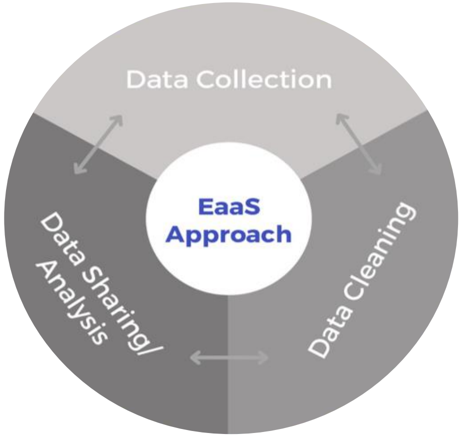
Fuente: https://www.kpihp.org/integrated-care-stories/early-warning-system-for-hospitalized-patients/

sculapp

Importancia del trabajo multidisciplinario y en red

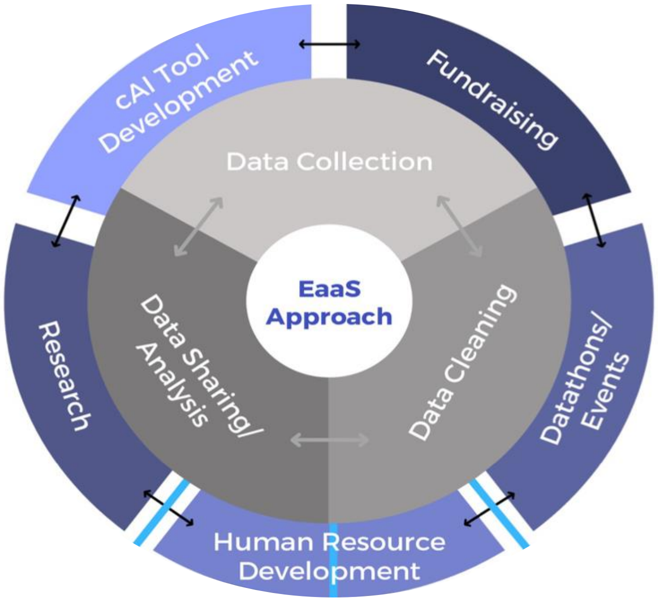

STAKEHOLDERS
Translating and customizing larger/global approaches
External validation of algorithms by cAI experts
Introduction of new methods and practices
GLOBAL COALITION OF AI CLINICIANS
GLOBAL CLINICAL AI SUPPORT SYSTEM
Robust collection of patient/clinical data
In-house creation of algorithms
In-house team of data-literate clinicians and researchers
INDIVIDUAL HOSPITAL
EDUCATIONAL AND ACCOUNTABILITY PLATFORM
CLINICAL AI:
“ECOSYSTEM AS A SERVICE”
EDUCATION
CREATION OF CLINICALLTY INFORMED ENGINEERS AND DATA-LITERATE CLINICIANS
TRAINING OPPORTUNITIES
Opportunities for research collaboration with individuals, hospitals, governments, and the private sector
Introduction to open-sourced databases
Provision of guidance and overall support to understand data and algorithms
SHARING BEST PRACTICES
NETWORKING/EVENTS
Opportunities to attend global datathons to further understanding
Network with **individuals, hospitals, governments, and the private sector** and share best practices
Collaborate and publish innovative research and solutions in multidisciplinary teams

Fuente: PLOS Digital Health 2022, The "Ecosystem as a Service (EaaS)" approach to advance clinical artificial intelligence (cAI)



Fuente: PLOS Digital Health 2022, The "Ecosystem as a Service (EaaS)" approach to advance clinical artificial intelligence (cAI)

sculapp



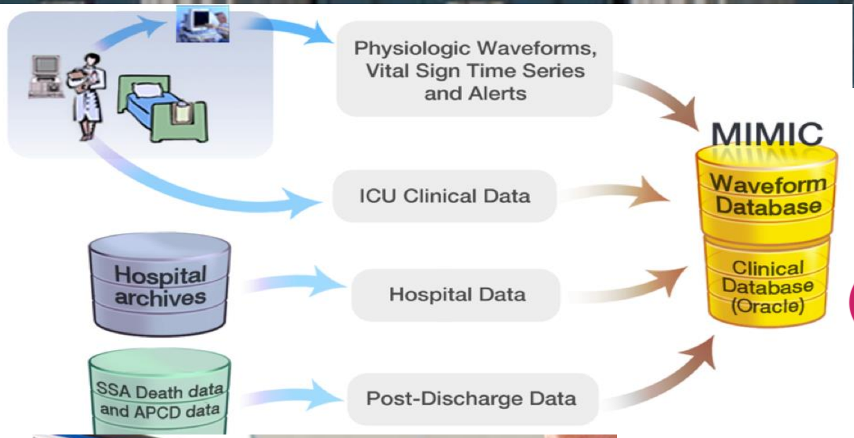
Fuente: PLOS Digital Health 2022, The "Ecosystem as a Service (EaaS)" approach to advance clinical artificial intelligence (cAI)

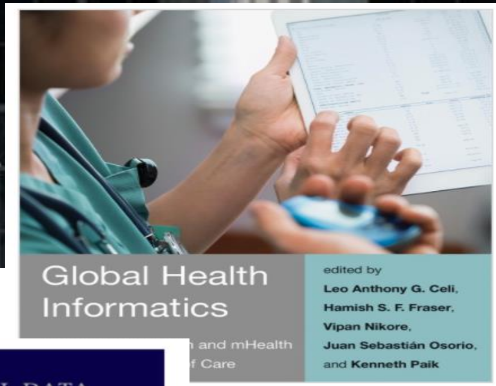
sculapp

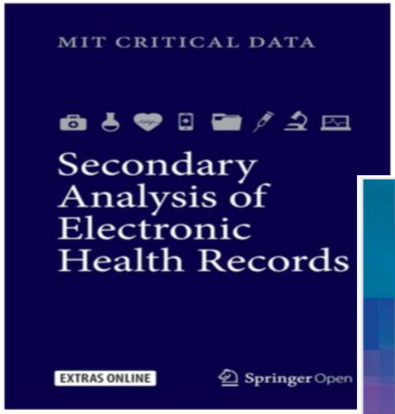
Fuente: PLOS Digital Health 2022, The "Ecosystem as a Service (EaaS)" approach to advance clinical artificial intelligence (cAI)


MIT
Critical Data
EMPOWERING DATA SCIENCE RESEARCH IN HEALTHCARE.
Welcome to the Beth Israel Innovation Group Datathon!

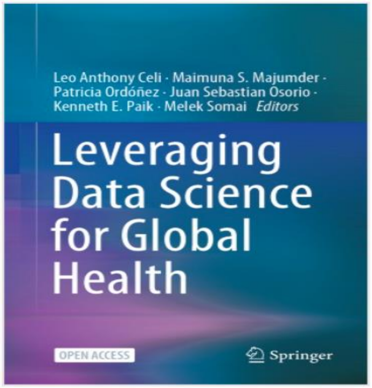
sculapp







ISBN 978-3-319-43742-2
(ebook)

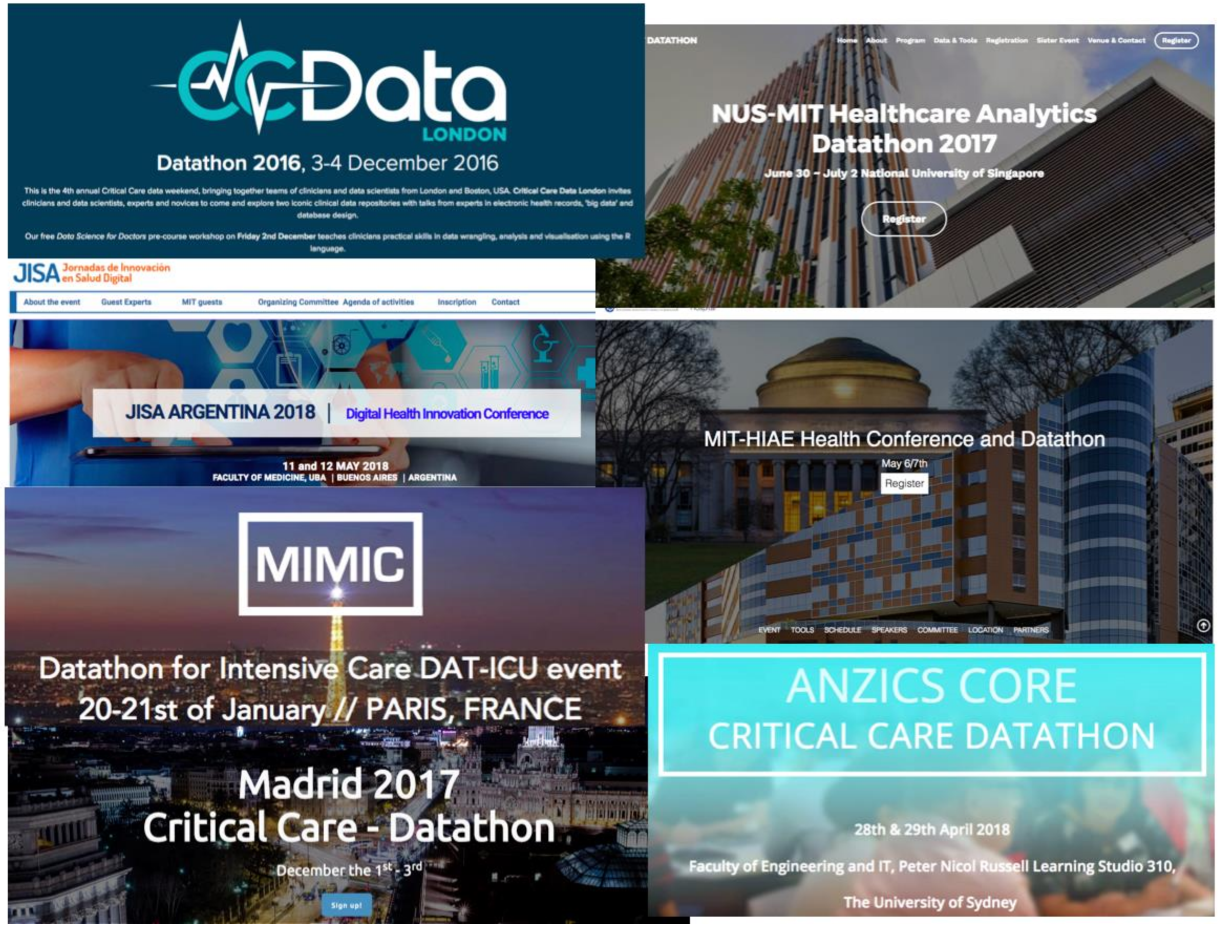


criticaldata.mit.edu


Colaboración
Educación
Tecnología
Políticas
MIT Critical Data

sculapp

>45 Datathons en Salud y Workshops en Ciencia de Datos en 5 Continentes



sculapp


BIENVENIDOS
MAKE HEALTH
COLOMBIA
12 & 13
Diciembre 2019
MAKE HEALTH
12 & 13
Diciembre 2019


3 al 5
de agosto
2022
Make
Health
COLOMBIA
MEDELLÍN
COLOMBIA

sculapp

Desarrollo e implementación de IA responsable

(1)Limitaciones algorítmicas,

(2)Limitaciones acceso a datos,

(3)Barreras regulatorias,

(4)Incentivos desalineados.

Fuente: Brookings 2022, [Why is AI adoption in health care lagging?]

Otros retos y posibles soluciones

1. **Falta de confianza en el potencial de la IA en Salud**
   Identificar donde se pueden obtener victorias tempranas y de impacto directo.

2. **Dificultad para encontrar talento y con el foco Salud**
   Proveer herramientas para entrenamiento in-house y promover la multidisciplinariedad.

3. **Falta de Interoperabilidad y datos disponibles**
   Inversión en infraestructura y apertura a liberación de datos.

4. **Falta de estrategia de negocios y valor en Salud**
   Encontrar un líder dedicado al tema de IA en Salud.

PLOS DIGITAL HEALTH

OPEN ACCESS PEER-REVIEWED

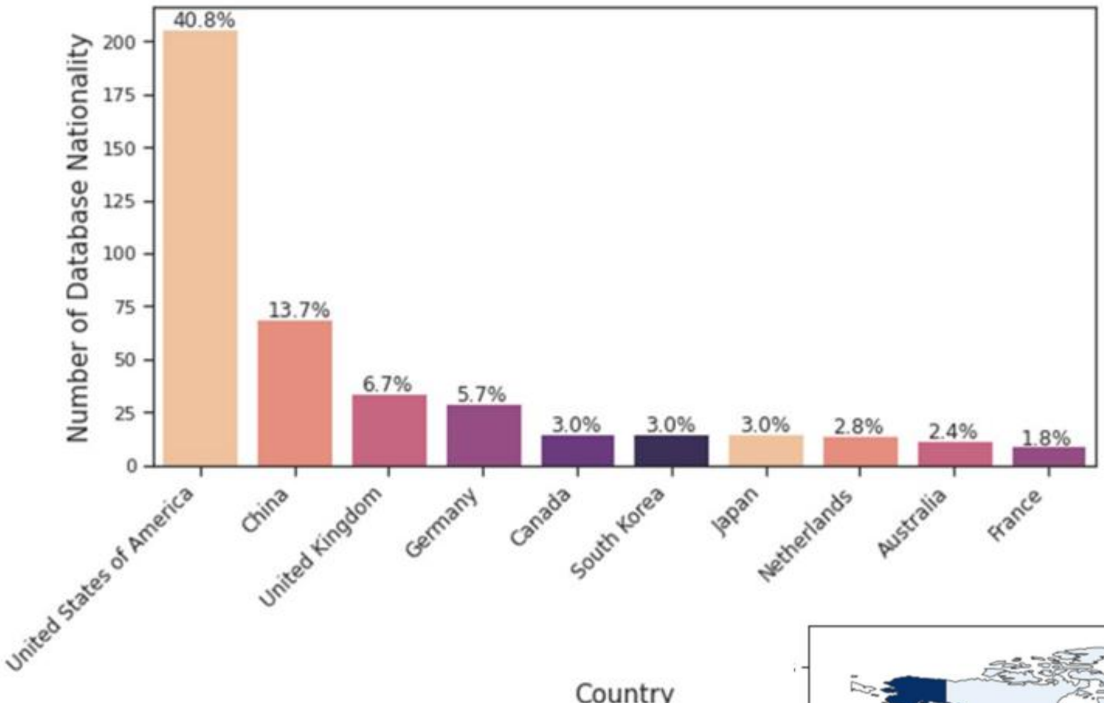
RESEARCH ARTICLE

Sources of bias in artificial intelligence that perpetuate healthcare disparities—A global review

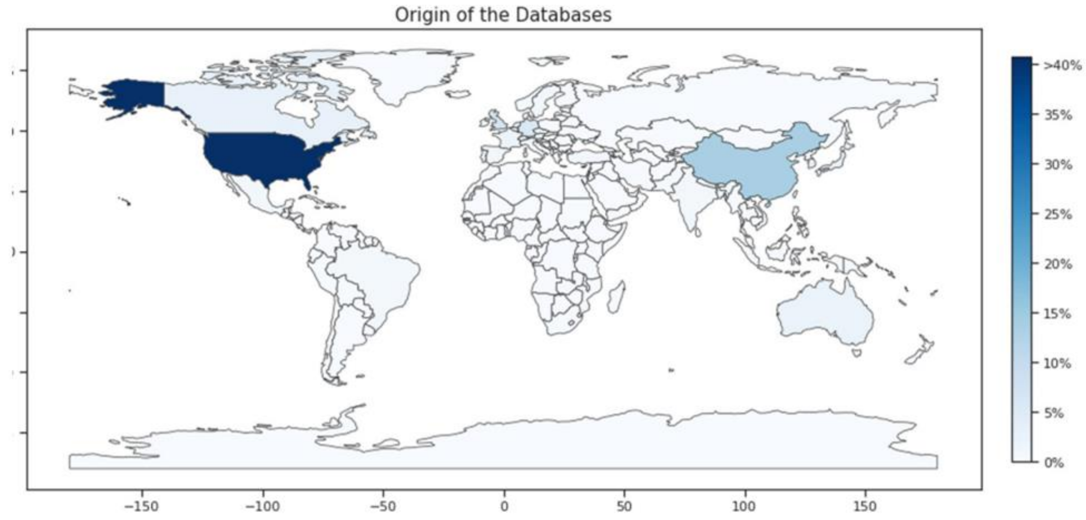
Leo Anthony Celi, Jacqueline Cellini, Marie-Laure Charpignon, Edward Christopher Dee, Franck Dernoncourt, Rene Eber, William Greig Mitchell, Lama Moukheiber, Julian Schirmer, Julia Situ, Joseph Paguio, Joel Park, Judy Gichoya Wawira, Seth Yao, for MIT Critical Data

Published: March 31, 2022 • https://doi.org/10.1371/journal.pdig.0000022

sculapp



Number of Database Nationality
40.8%
13.7%
6.7%
5.7%
3.0%
3.0%
3.0%
2.8%
2.4%
1.8%
United States of America
China
United Kingdom
Germany
Canada
South Korea
Japan
Netherlands
Australia
France
Country



Origin of the Databases
>40%
35%
30%
25%
20%
15%
10%
5%
0%

sculapp

Machine Bias

Software utilizado en todo EEUU para predecir futuros delincuentes... y estaba sesgado contra la población de raza negra.

Fuente: https://www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminal-sentencing

sculapp

STAT Topics Opinion Podcast Video Newsletters Events

HEALTH

Widely used algorithm for follow-up care in hospitals is racially biased, study finds

By SHRADDHA CHAKRADHAR @scchak / OCTOBER 24, 2019

sculapp

HUMANS ARE BIASED. GENERATIVE AI IS EVEN WORSE

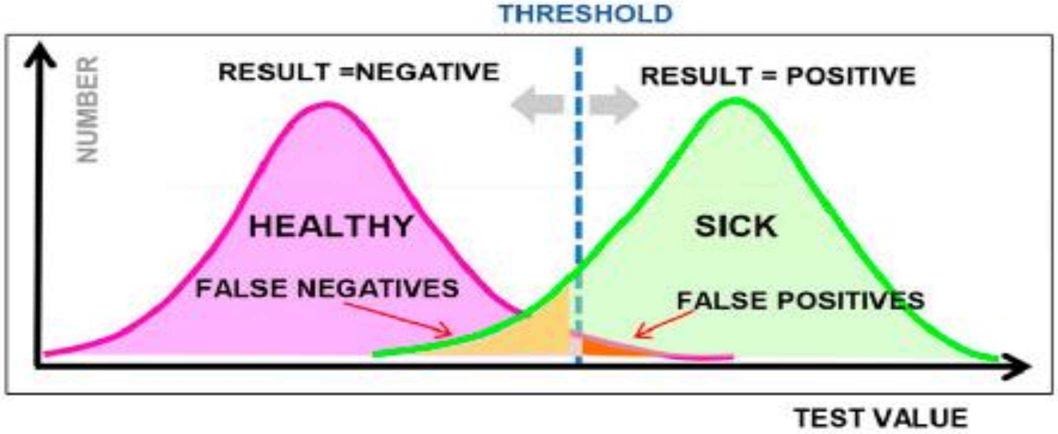
Stable Diffusion's text-to-image model amplifies stereotypes about race and gender — here's why that matters

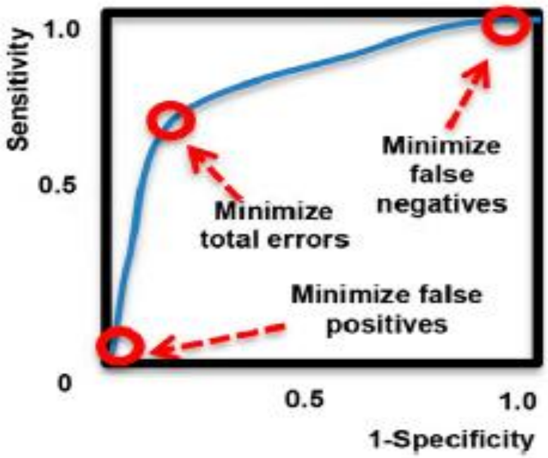
By Leonardo Nicoletti and Dina Bass for **Bloomberg Technology** + **Equality**

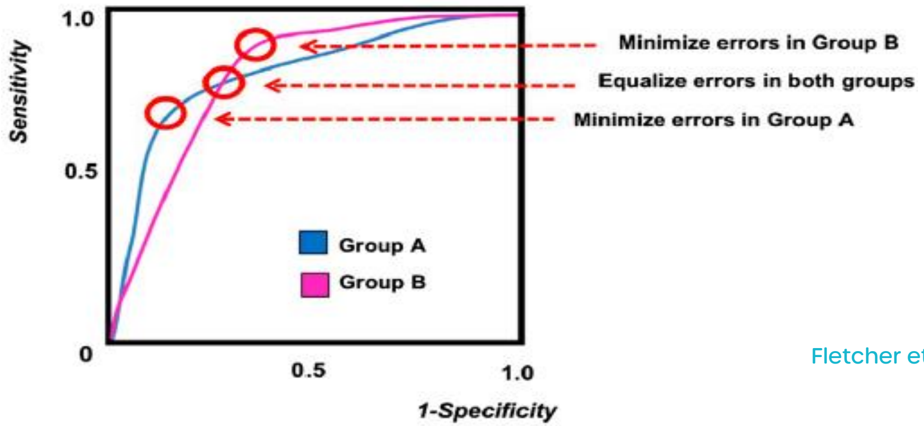
Gift this article

sculapp

Algoritmos de Clasificación y su conexión con ética en IA







Fletcher et al, 2021 Frontiers in Artificial Intelligence

	Preclinical development	Offline validation§	Safety/utility, small-scale	Safety/effectiveness, large-scale	Post-market surveillance
Drugs	Preclinical trials		Clinical trials, phase 1 Clinical trials, phase 2	**SPIRIT(-AI) and CONSORT(-AI)** Clinical trials, phase 3	Pharmacovigilance, phase 4
AI in healthcare	In silico evaluation	**TRIPOD-AI and STARD-AI** Silent/shadow evaluation	**DECIDE-AI** Early *live* clinical evaluation	Comparative prospective evaluation	Vigilance
Surgical innovation	IDEAL stage 0		IDEAL stage 1 IDEAL stage 2a IDEAL stage 2b	IDEAL stage 3	IDEAL IDEAL stage 4

MIT News
ON CAMPUS AND AROUND THE WORLD

SUBSCRIBE SEARCH NEWS

Study finds the risks of sharing health care data are low

Greater availability of de-identified patient health data would enable better treatments and diagnostics, the researchers say.

Anne Trafton | MIT News Office
October 6, 2022

Oportunidades del ecosistema

IA en el *'journey'* del paciente o *Continuum of Care*

Wearables rastrean la frecuencia cardíaca del paciente, el nivel de glucosa y otros indicadores de salud a lo largo del tiempo

Fuente: Deloitte, The future of artificial intelligence in health care

IA en el *'journey'* del paciente o *Continuum of Care*

Wearables rastrean la frecuencia cardíaca del paciente, el nivel de glucosa y otros indicadores de salud a lo largo del tiempo.

Los datos de los dispositivos se sincronizan con el sistema de monitoreo central.

El sistema de monitoreo central notifica al paciente que visite a un proveedor.

Wearables y dispositivos de seguimiento.

Sistema de monitoreo central.

bukeala

Permite predecir la ocupación de los centros a futuro permitiendo optimizar el flujo de pacientes.

Fuente: Deloitte, The future of artificial intelligence in health care

sculapp

IA en el *'journey'* del paciente o *Continuum of Care*

Wearables rastrean la frecuencia cardíaca del paciente, el nivel de glucosa y otros indicadores de salud a lo largo del tiempo.

Los datos de los dispositivos se sincronizan con el sistema de monitoreo central.

El sistema de monitoreo central notifica al paciente que visite a un proveedor.

El paciente se registra en el klosk biométrico en la oficina del proveedor.

El proveedor examina al paciente y dicta sus notas sobre la consulta.

saludtools

Carga automática de los resultados de los laboratorios clínicos de los pacientes a su HCE.

- Wearables y dispositivos de seguimiento.
- Sistema de monitoreo central.
- Visita al prestador de salud.

Fuente: Deloitte, The future of artificial intelligence in health care

sculapp

IA en el *'journey'* del paciente o *Continuum of Care*

Wearables rastrean la frecuencia cardíaca del paciente, el nivel de glucosa y otros indicadores de salud a lo largo del tiempo.

Los datos de los dispositivos se sincronizan con el sistema de monitoreo central.

El sistema de monitoreo central notifica al paciente que visite a un proveedor.

El paciente se registra en el klosk biométrico en la oficina del proveedor.

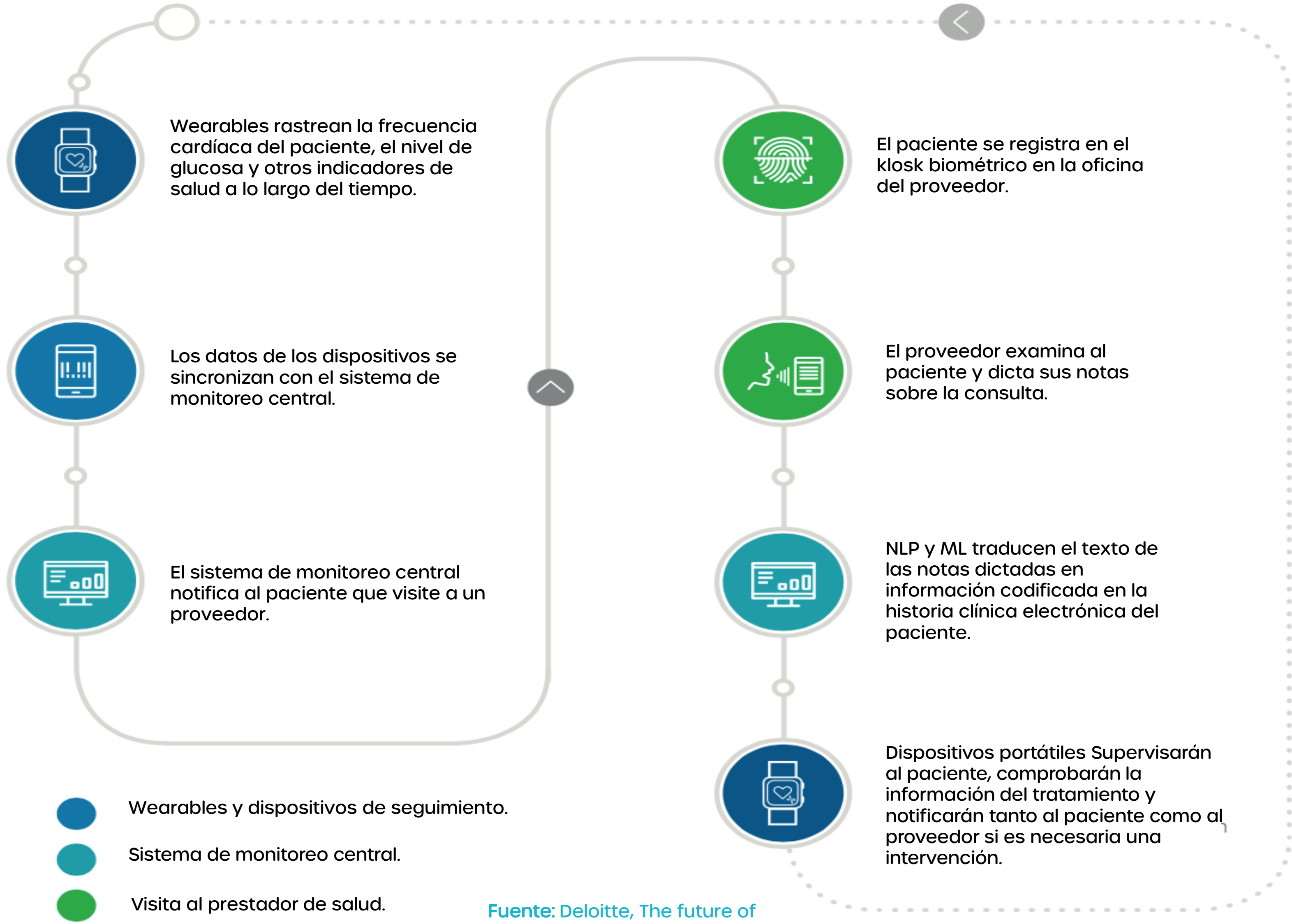
El proveedor examina al paciente y dicta sus notas sobre la consulta.

NLP y ML traducen el texto de las notas dictadas en información codificada en la historia clínica electrónica del paciente.

- Wearables y dispositivos de seguimiento.
- Sistema de monitoreo central.
- Visita al prestador de salud.

Asistente web que reduce el tiempo de documentación clínica entre un 44 % a un 94%, mejorando la atención centrada en el paciente.

IA en el *'journey'* del paciente o *Continuum of Care*



Fuente: Deloitte, The future of artificial intelligence in health care

IA en el *'journey'* del paciente o *Continuum of Care*

Wearables rastrean la frecuencia cardíaca del paciente, el nivel de glucosa y otros indicadores de salud a lo largo del tiempo.

El paciente se registra en el klosk biométrico en la oficina del proveedor.

Arkangel Ai

Plataforma de IA que ayuda a transformar datos en modelos predictivos sin la necesidad de escribir código.

ASSIST

Diagnóstico de enfermedades, en particular enfermedades huérfanas o raras.

Predicción de la progresión de la Enfermedad Renal Crónica usando registros de historias clínicas.

S4L SCIENCE FOR LIFE

Dispositivos portátiles Supervisarán al paciente, comprobarán la información del tratamiento y notificarán tanto al paciente como al proveedor si es necesaria una intervención.

- Wearables y dispositivos de seguimiento.
- Sistema de monitoreo central.
- Visita al prestador de salud.

Fuente: Deloitte, The future of artificial intelligence in health care

sculapp

Startups HealthTech Colombia- 2022 Q2

(106)

consolidado por: @GermanRueda

Analítica de Datos - Gestión de Riesgo - Diagnóstico (8)

- Direktio
- Be4 Tech
- Arkangel AI
- Sinnate
- Al-Kona
- S4 Life
- Biotecgen
- Indigo Tech

Historia Clínica Electrónica - Agendamiento - Software de gestión (22)

- Don Doctor
- COCO
- SaludTools
- Doc Doc
- Wiit
- iMedical Services
- Conecta Salud
- Fastclinica
- Simeon
- SoftMedica
- Aliciapp
- Ambulance To Go
- Soltec
- Biofile
- VitalBox
- GoMedisys
- Región Integrada
- thurni
- HiSmart
- CheckDr
- OdontoS
- Triage

Medicamentos (6)

- Club del Droguista
- MiPastillero
- Farmu
- Pharmarket
- Life Factors
- Farmalisto

Monitoreo Remoto - Empoderamiento de pacientes (2)

- BabyDiatra
- Biva

Desarrollo de software (5)

- Lya Electronic
- Blue Software
- Alternova
- Salud Electrónica
- Okorum

Salud personalizada (11)

- B Sense
- To Me
- Trepsia
- CellsLife
- Omnivida
- Bienestapp
- Fitmasters
- Toot Gym
- Kutai
- Genexia
- Inanna

Bienestar personal - Salud laboral (8)

- Maternart
- ProductividApp
- Progressus
- Savanna
- Momentu
- Emwe
- Incapp
- Fitpal

Wearables - Dispositivos Médicos (8)

- Netux
- Gibic Tech Hub
- Human Bionics
- CellsTech
- Suyay
- Innhealth
- Bion
- Alerta Médica

Telesalud - Atención domiciliaria - Plataformas de profesionales (36)

- MedicApp
- 1doc3
- Kimed
- HealthPhy
- NetCare
- Sanum
- Smileful
- Way
- MediLabb
- Gehnios
- Harper
- Selia
- Doc Red
- Life+
- MasMedicos
- BrainCo
- Angel Virtual
- Hola Doctor
- Enterapia
- Fitpal
- Kai
- Asistta
- MasMedicos
- Doc Red
- Sitidoctor
- Medical Home Care Colombia
- Docokids
- Pediahome
- Expertoe
- Edomii
- eDx Telerradiología
- Mi Doctor
- Tueme
- Lenus Care
- Magentrack
- Dr Quemaduras

Para incluir su startup o proponer modificaciones/adiciones escribir a GermanRueda@pm.me

Infografía: Natalia Jiménez J.

Fuente: Forbes Colombia 2022

sculapp

Fuente: PLOS Digital Health 2022, The "Ecosystem as a Service (EaaS)" approach to advance clinical artificial intelligence (cAI)

Conclusiones

Fundamentos de IA en Salud

- La IA en salud no es un concepto nuevo, las necesidades del sector y un aumento en las capacidades de cómputo han sido determinantes.
- Usada apropiadamente, la IA influirá y puede mejorar todos los componentes del flujo de trabajo clínico.
- Un factor determinante para el éxito de IA en salud es pensar en su implementación desde el inicio y las necesidades de transformación a nivel organizacional.

Fundamentos de IA en Salud

- La colaboración es fundamental para el desarrollo de la IA en el sector. Un modelo de ecosistema cómo servicio puede acelerar una adopción responsable de la IA.

- El uso responsable de la tecnología parte de entender los posibles sesgos e injusticias que puede perpetuar.

- El ecosistema actual brinda grandes oportunidades con actores diversos. Es el momento de fomentar alianzas para una atención más humanizada del paciente.

Muchas gracias