

Inteligencia Artificial

Identificando los desafíos
en el desarrollo de soluciones



Juan José López Murphy

[linkedin.com/in/JJLopezMurphy/](https://www.linkedin.com/in/JJLopezMurphy/)

@JJThinking

AGENDA

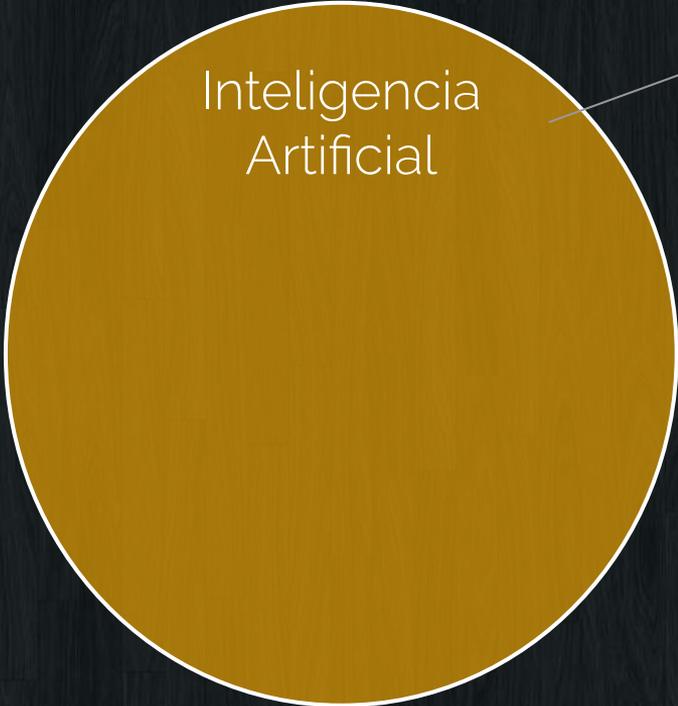
- [Concordando sobre] qué es IA
 - Desmitificar
 - Potencial
 - Impacto
- Desafíos y tendencias en proyectos de IA
 - Técnica y tecnología
 - Adopción

AGENDA

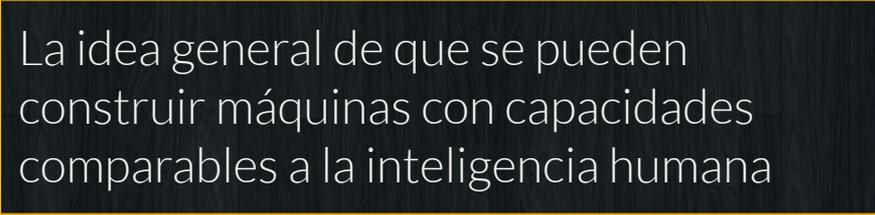
- [Concordando sobre] qué es IA
 - Desmitificar
 - Potencial
 - Impacto
- Desafíos y tendencias en proyectos de IA
 - Técnica y tecnología
 - Adopción

desmitificar

Qué es la Inteligencia Artificial



Inteligencia
Artificial



La idea general de que se pueden
construir máquinas con capacidades
comparables a la inteligencia humana

Inteligencia Artificial

La idea general de que se pueden construir máquinas con capacidades comparables a la inteligencia humana

CV

Planning

Repr. y

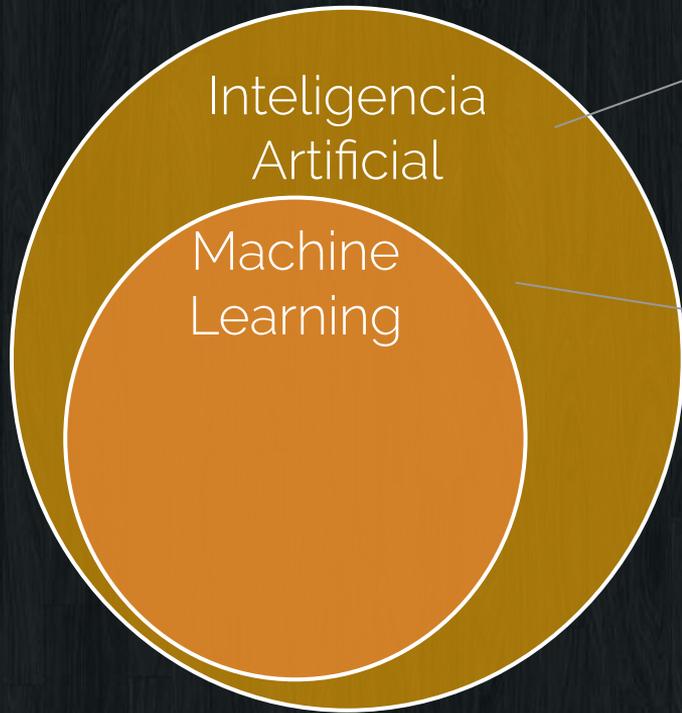
Ontología

NLP

Simulación

Algoritmos

Evolutivos

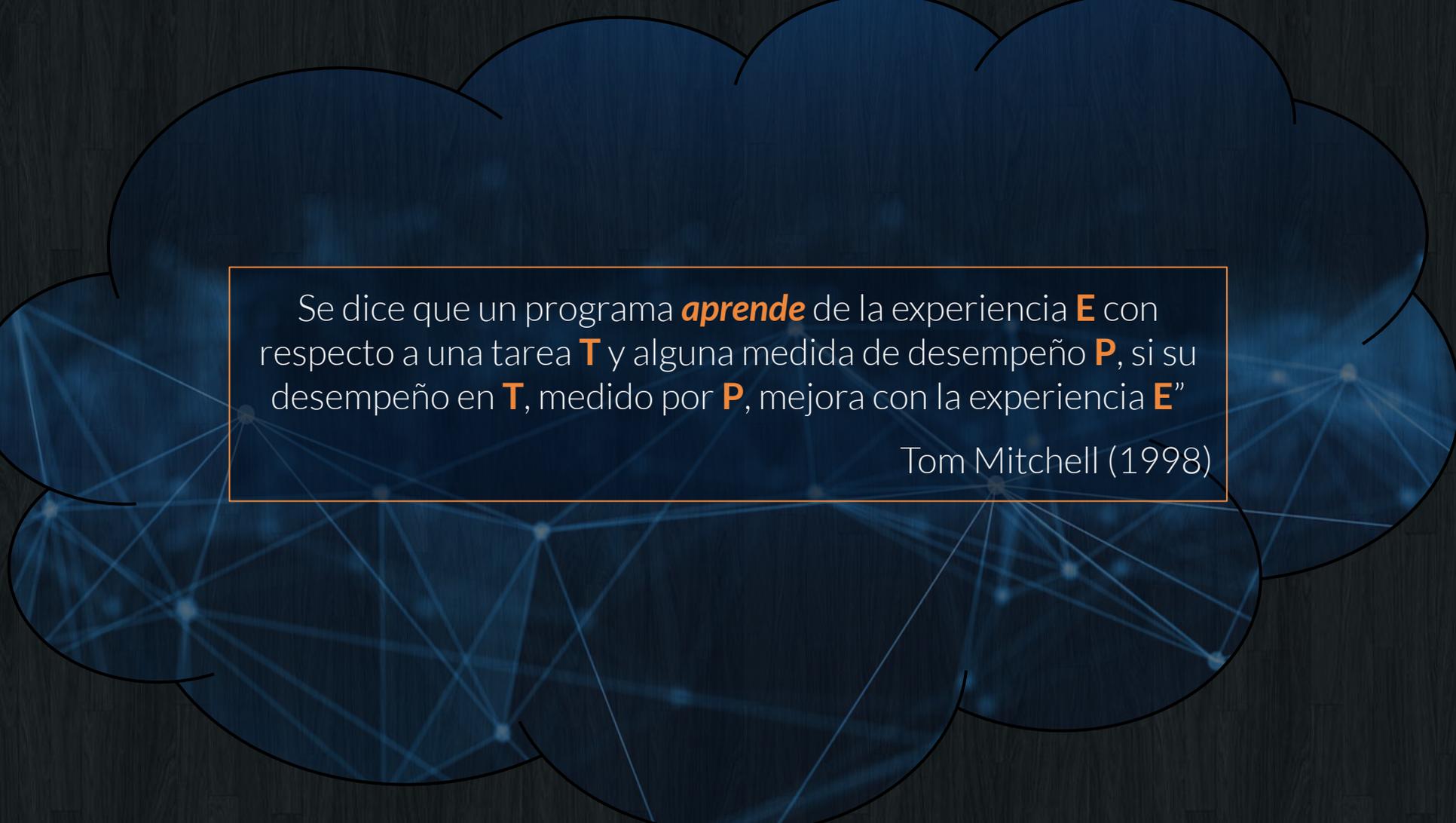


Inteligencia
Artificial

Machine
Learning

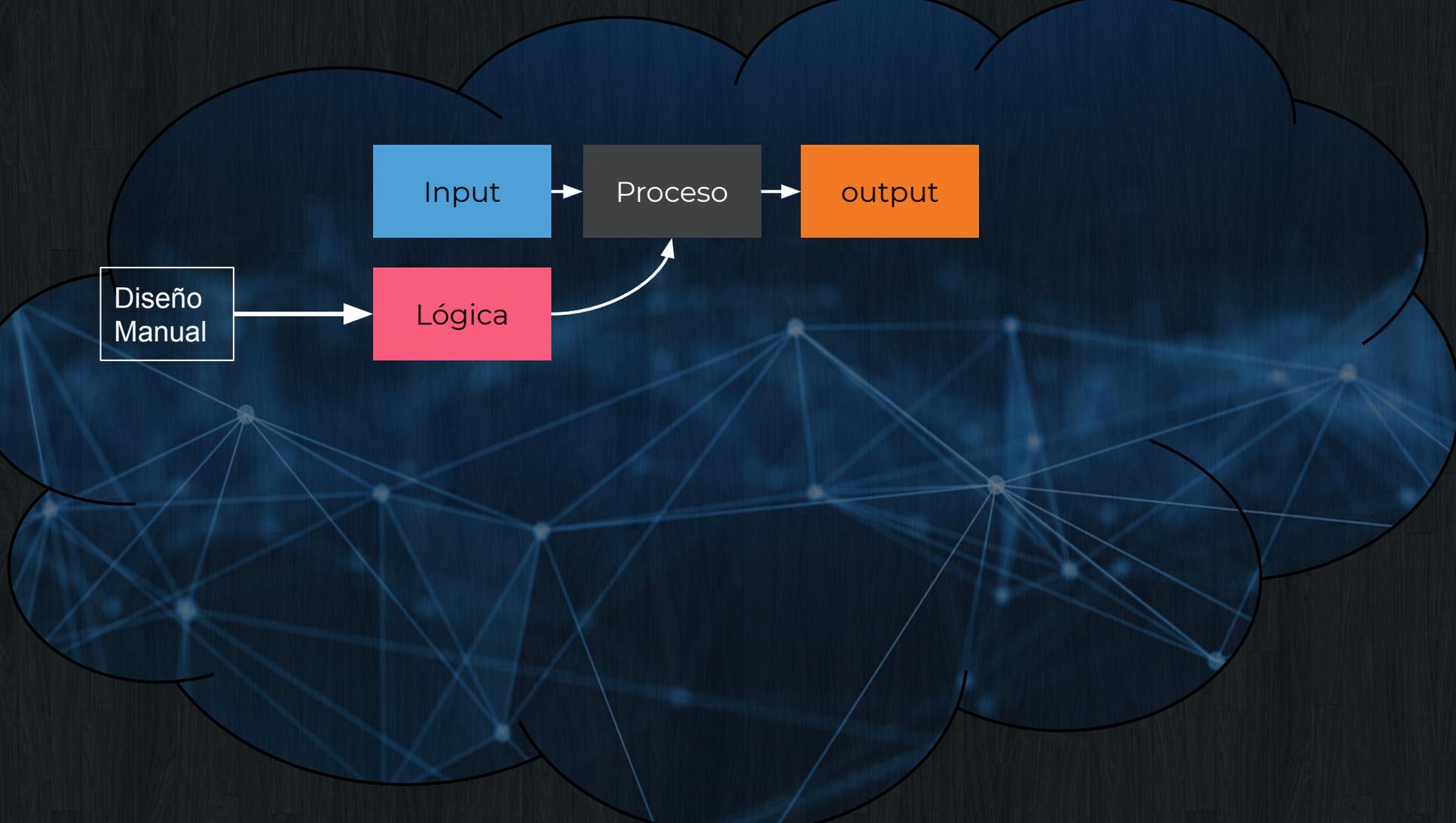
La idea general de que se pueden construir máquinas con capacidades comparables a la inteligencia humana

ML es la práctica de usar algoritmos para aprender de los datos, y luego tomar una determinación o realizar una predicción



Se dice que un programa *aprende* de la experiencia **E** con respecto a una tarea **T** y alguna medida de desempeño **P**, si su desempeño en **T**, medido por **P**, mejora con la experiencia **E**”

Tom Mitchell (1998)



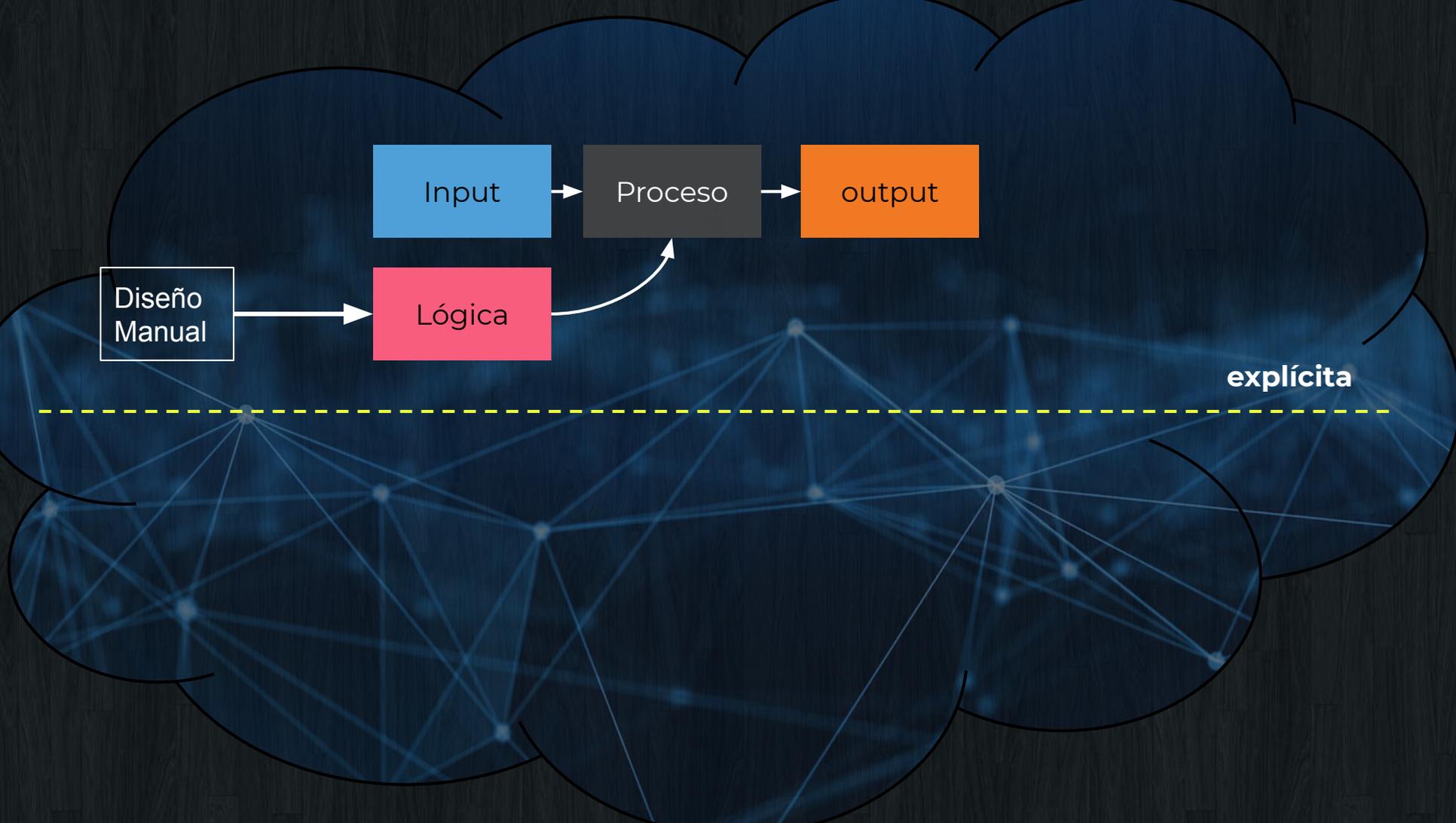
Input

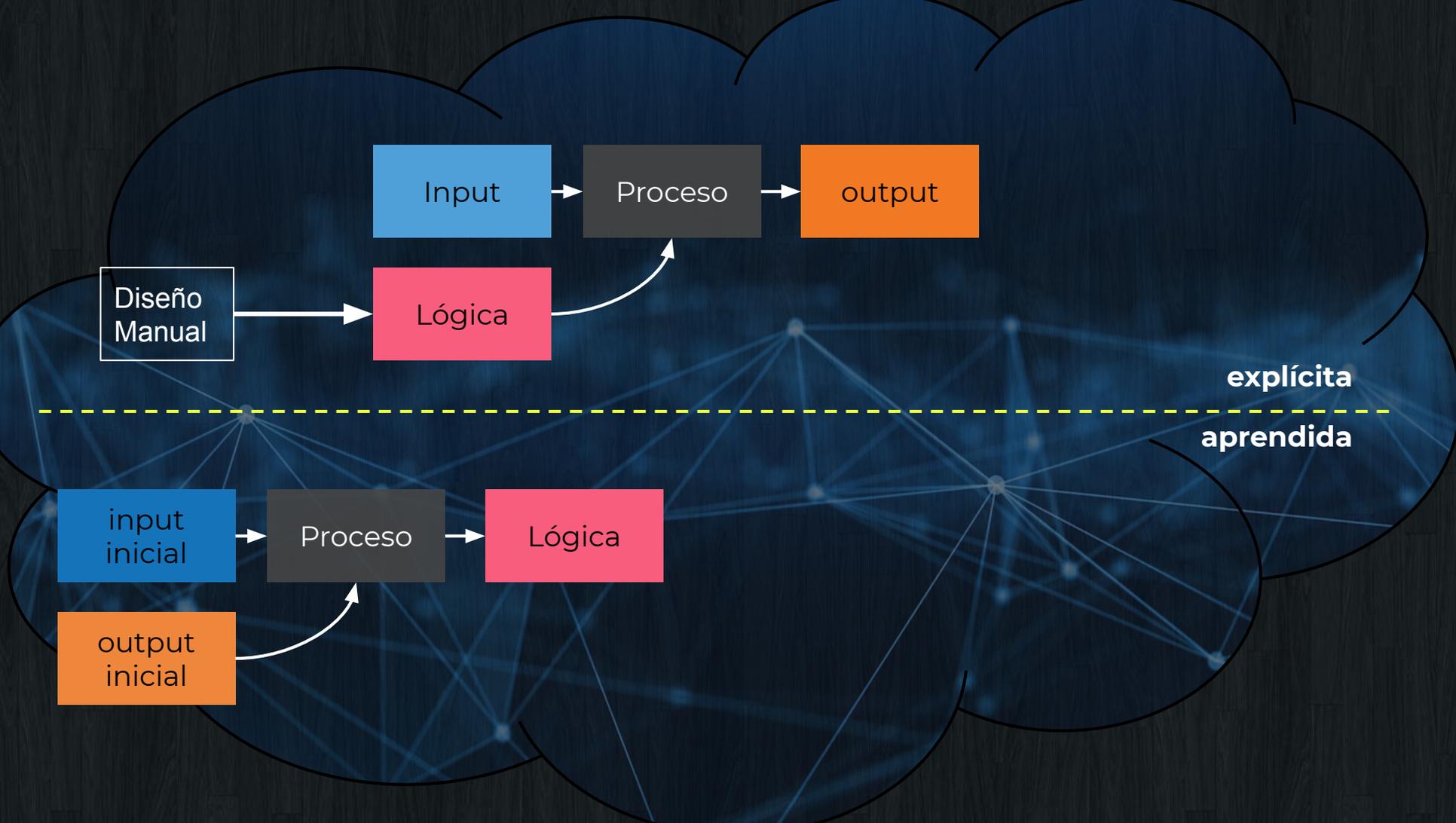
Proceso

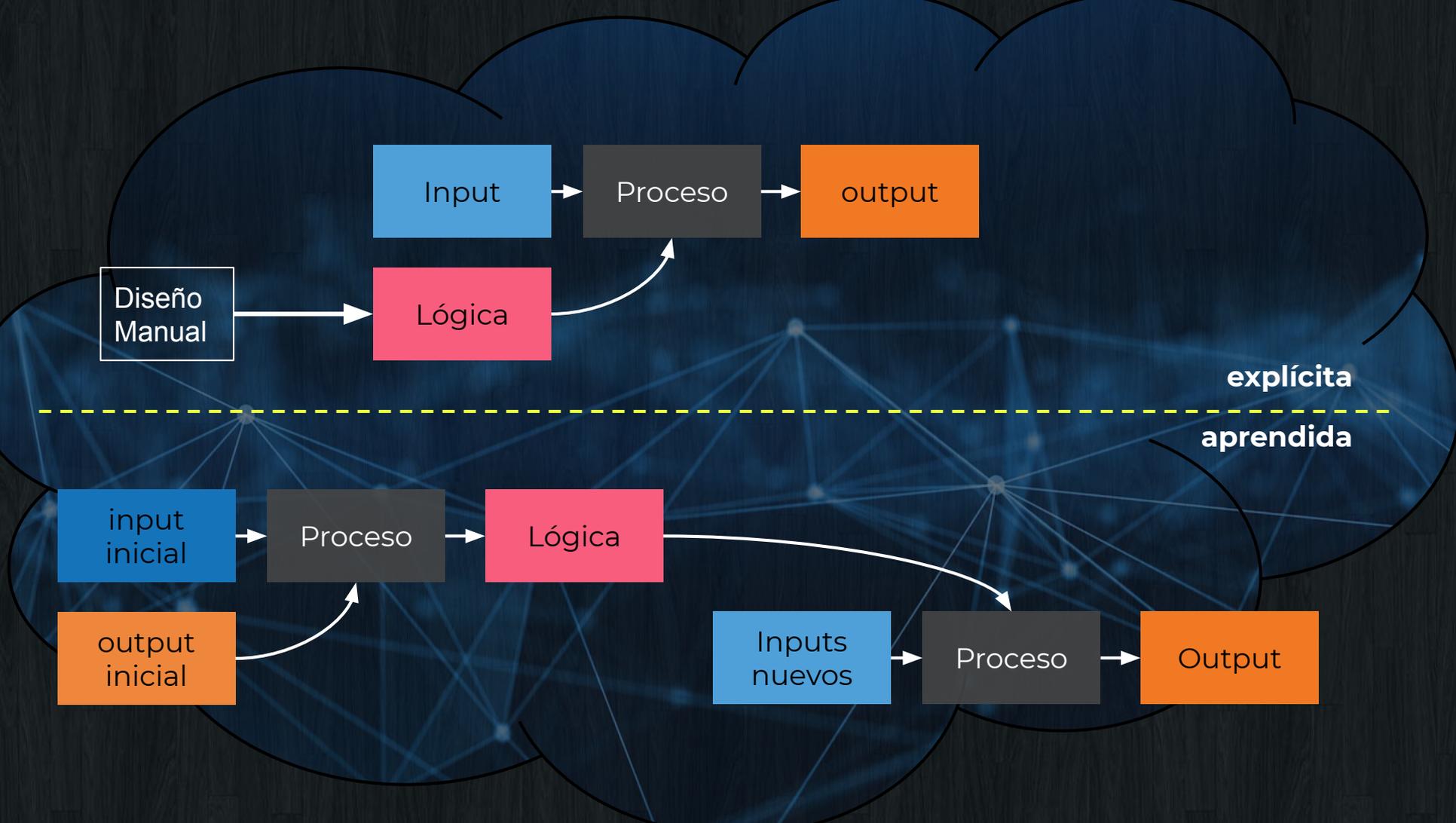
output

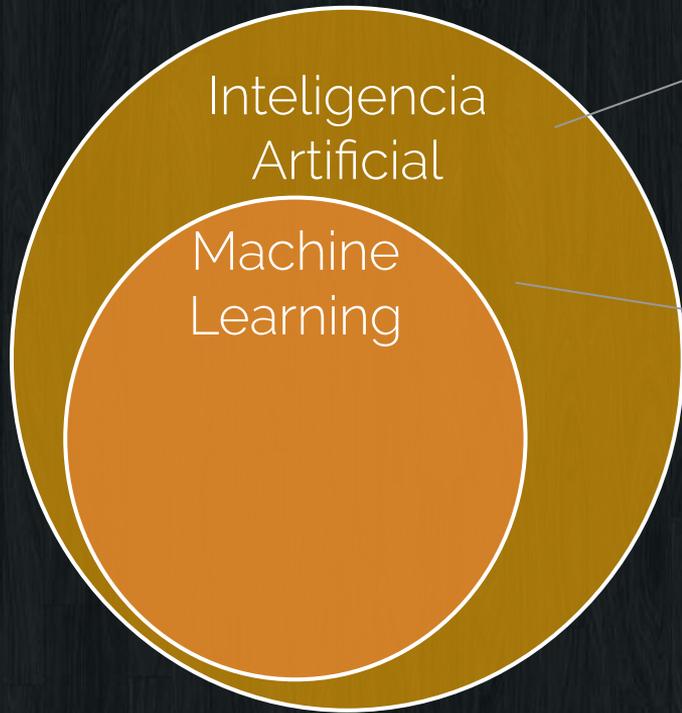
Diseño
Manual

Lógica







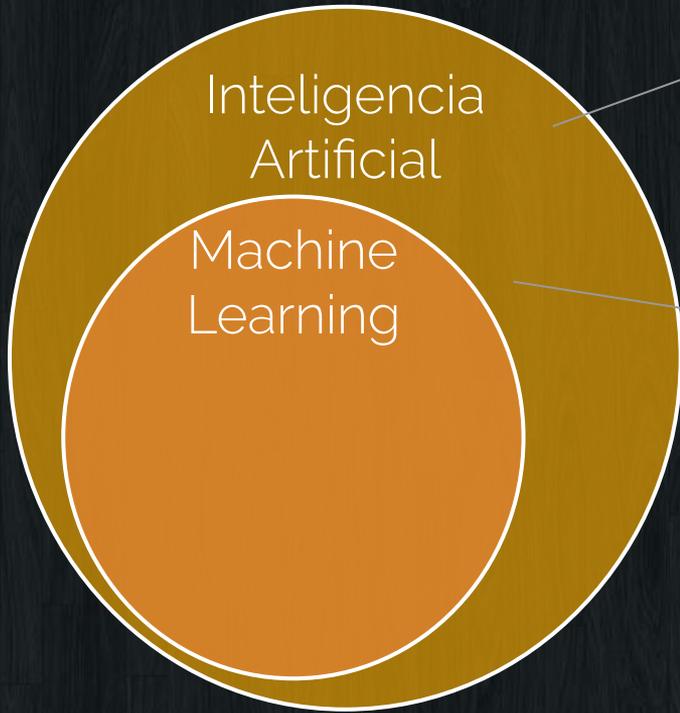


Inteligencia
Artificial

Machine
Learning

La idea general de que se pueden construir máquinas con capacidades comparables a la inteligencia humana

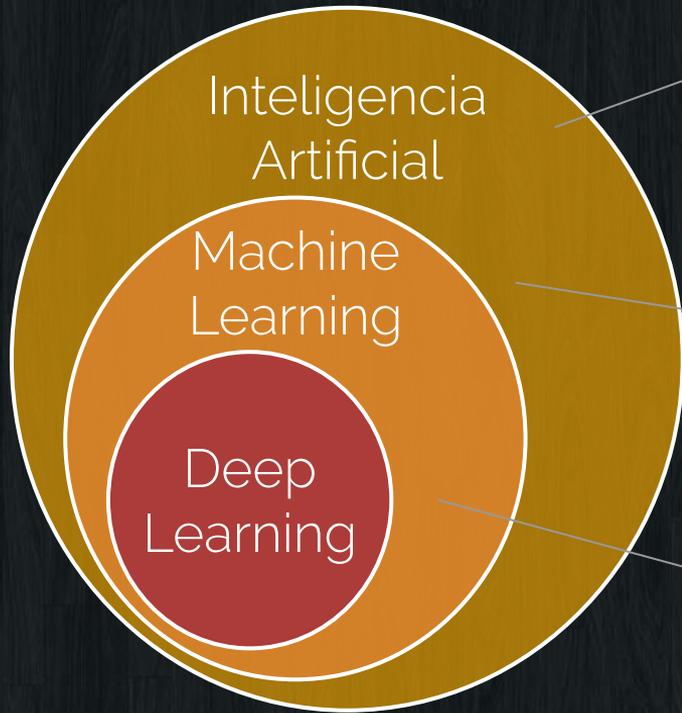
ML es la práctica de usar algoritmos para aprender de los datos, y luego tomar una determinación o realizar una predicción



La idea general de que se pueden construir máquinas con capacidades comparables a la inteligencia humana

ML es la práctica de usar algoritmos para aprender de los datos, y luego tomar una determinación o realizar una predicción

Aspecto → Método



La idea general de que se pueden construir máquinas con capacidades comparables a la inteligencia humana

ML es la práctica de usar algoritmos para aprender de los datos, y luego tomar una determinación o realizar una predicción

DL es un campo de ML que estudia redes neuronales de alta complejidad (*"profundas"*)



La idea general de que se pueden construir máquinas con capacidades comparables a la inteligencia humana

ML es la práctica de usar algoritmos para aprender de los datos, y luego tomar una determinación o realizar una predicción

“Programación
diferenciable”

(Les unen a las redes neuronales de alta complejidad “profundas”)



La idea general de que se pueden construir máquinas con capacidades comparables a la inteligencia humana

ML es la práctica de usar algoritmos para aprender de los datos, y luego tomar una determinación o realizar una predicción

“Programación
diferenciable”

(no pegó)

Deep learning

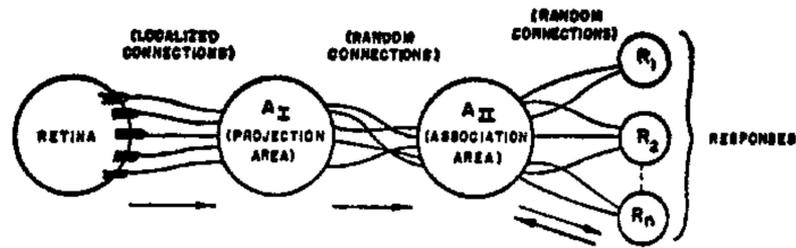


FIG. 1. Organization of a perceptron.

Rosenblatt, Frank. "The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain." *Psychological review* 65.6 (1958): 386

Deep learning

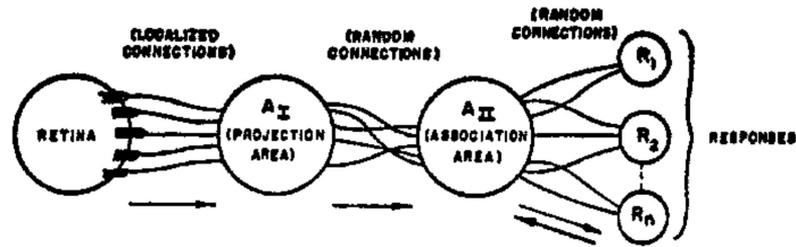
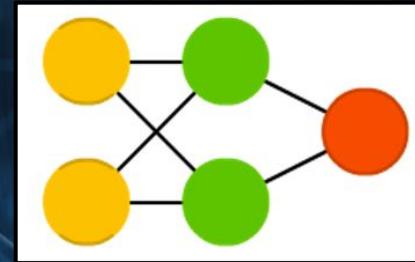


FIG. 1. Organization of a perceptron.



Rosenblatt, Frank. "The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain." *Psychological review* 65.6 (1958): 386

Deep learning

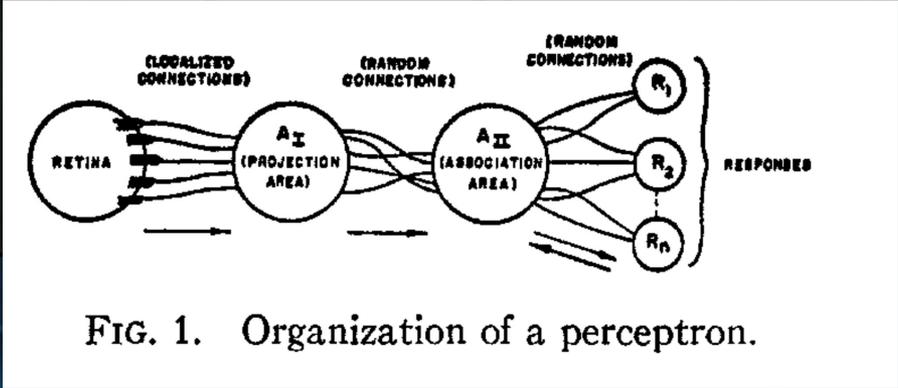
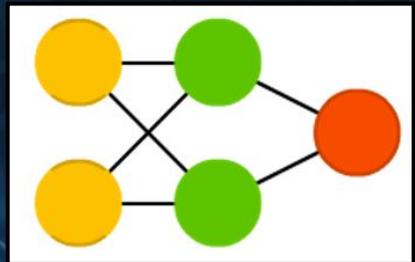


FIG. 1. Organization of a perceptron.

$$y = f(x)$$



Rosenblatt, Frank. "The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain." *Psychological review* 65.6 (1958): 386

Deep learning

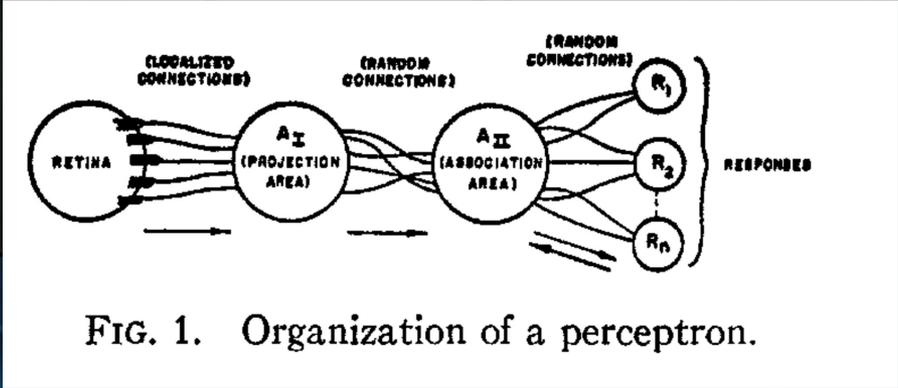
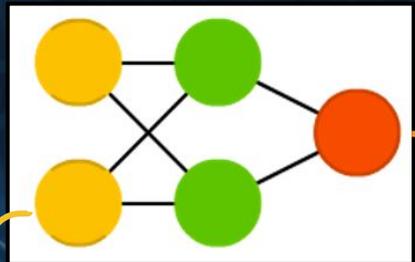


FIG. 1. Organization of a perceptron.

$$y = f(x)$$



input

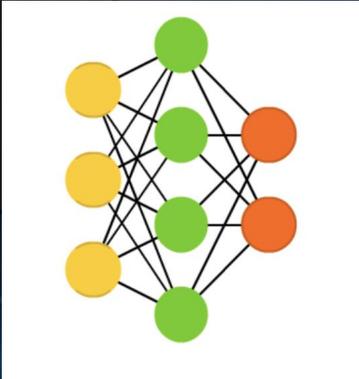
operación

output

Rosenblatt, Frank. "The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain." *Psychological review* 65.6 (1958): 386

Deep learning

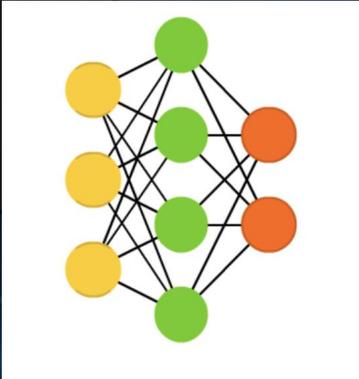
1 capa



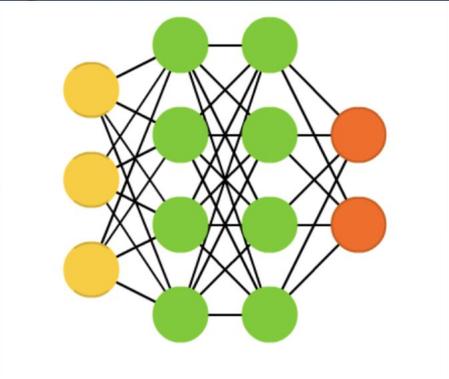
**Aproximador
universal**
no-lineal
continuo

Deep learning

1 capa



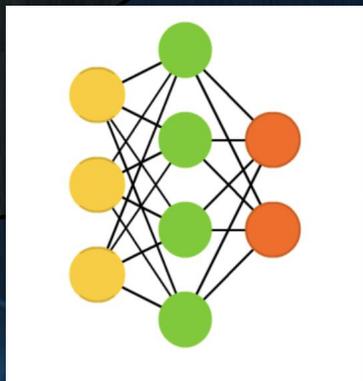
2 capas



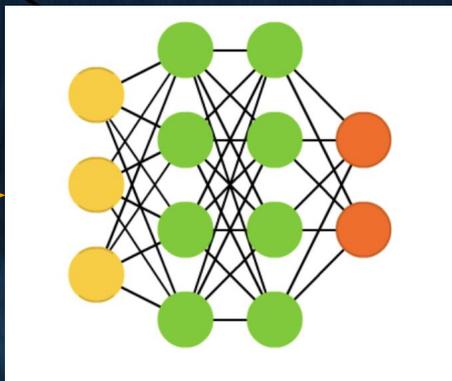
Aproximador
universal
no-lineal
continuo

Deep learning

1 capa



2 capas

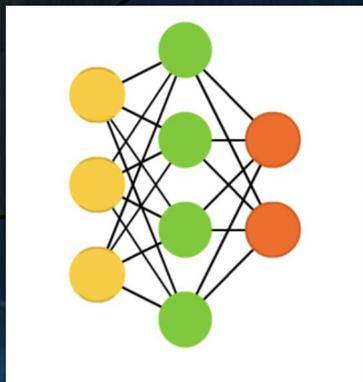


Aproximador
universal
no-lineal
continuo

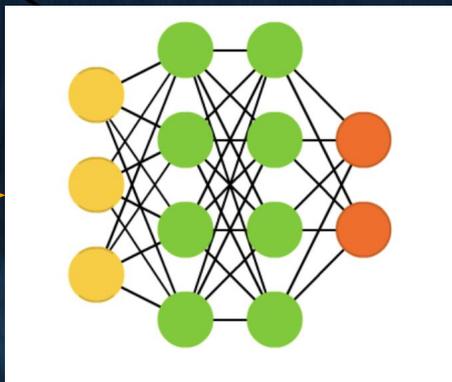
Aproximador
universal
no-lineal
discontinuo

Deep learning

1 capa



2 capas



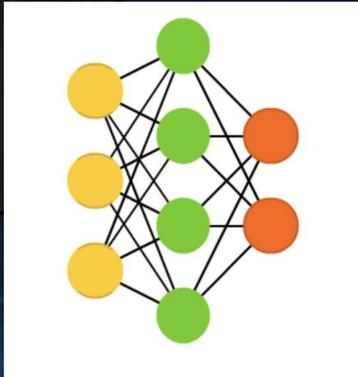
Aproximador
universal
no-lineal
continuo

Aproximador
universal
no-lineal
discontinuo

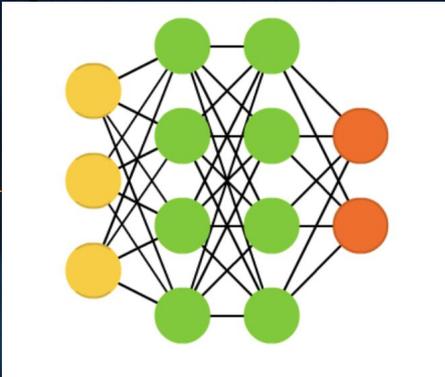
e.g. XOR

Deep learning

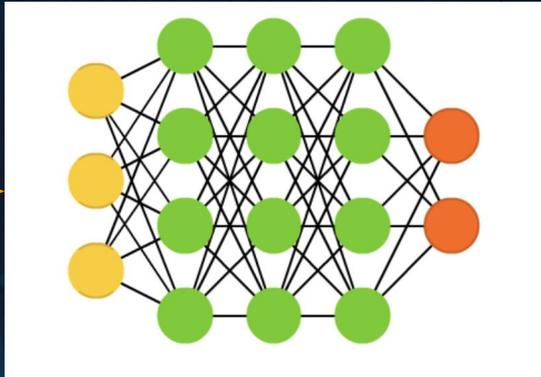
1 capa



2 capas



n capas



Aproximador
universal
no-lineal
continuo

Aproximador
universal
no-lineal
discontinuo
e.g. XOR

¿?

Deep learning

operación



Deep learning

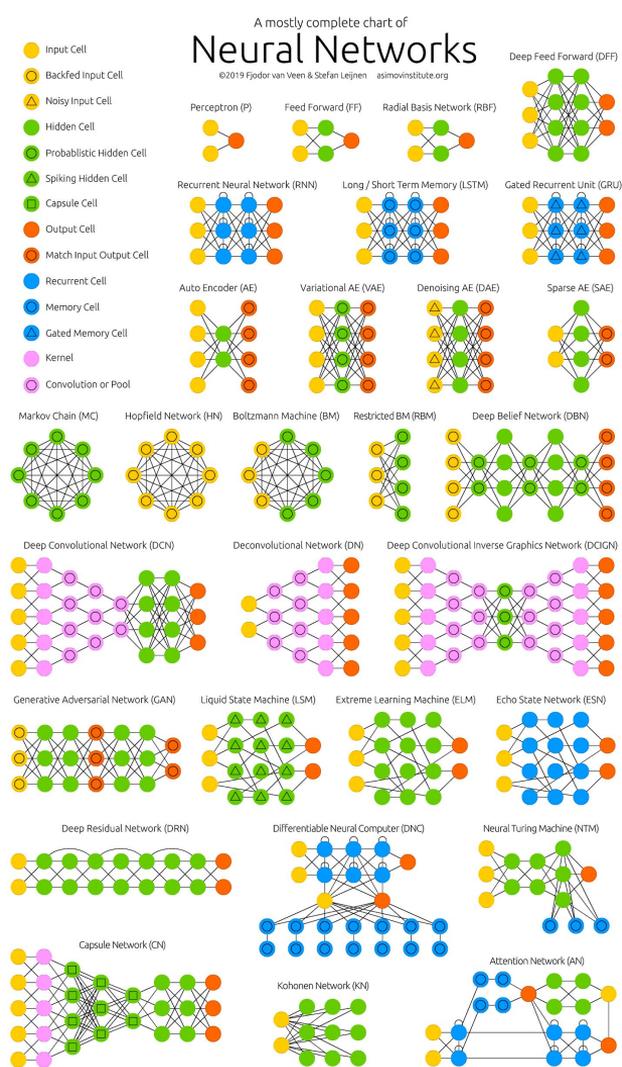
operación

- Producto matricial
- Activación no lineal
- Convolucion
- Recurrencia
- Dropout
- Batch Normalization
- Pooling
- Atención
- Memoria
- Destilación
- ...

Deep learning

operación

- Producto matricial
- Activación no lineal
- Convolucion
- Recurrencia
- Dropout
- Batch Normalization
- Pooling
- Atención
- Memoria
- Destilación
- ...



[http://www.asimovinstitute.org/
neural-network-zoo/](http://www.asimovinstitute.org/neural-network-zoo/)

AGENDA

- [Concordando sobre] qué es IA
 - Desmitificar
 - Potencial
 - Impacto
- Desafíos y tendencias en proyectos de IA
 - Técnica y tecnología
 - Marco de desarrollo
 - Adopción

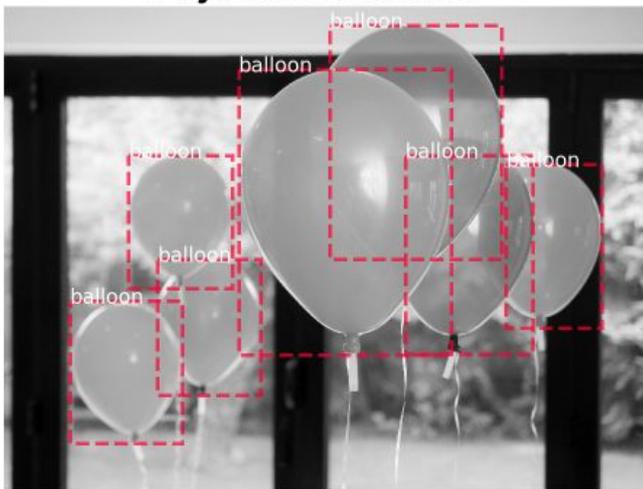
Classification



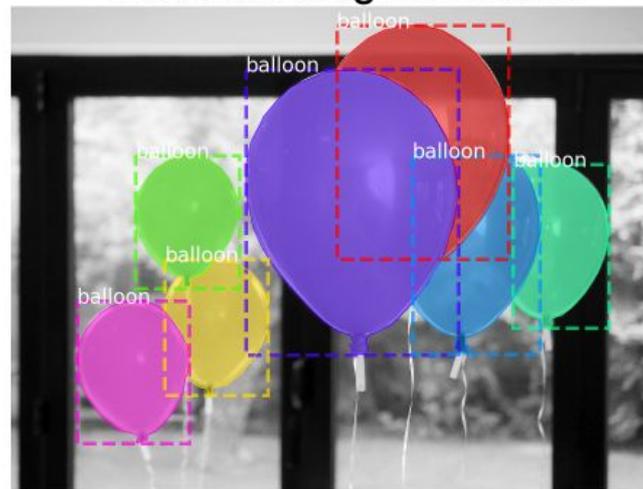
Semantic Segmentation



Object Detection



Instance Segmentation



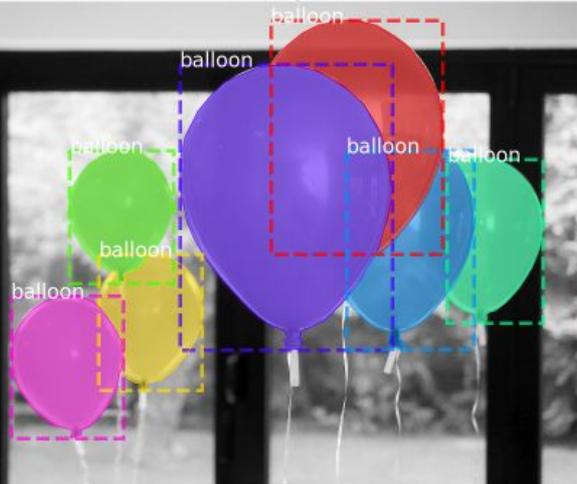
Classification



Semantic Segmentation

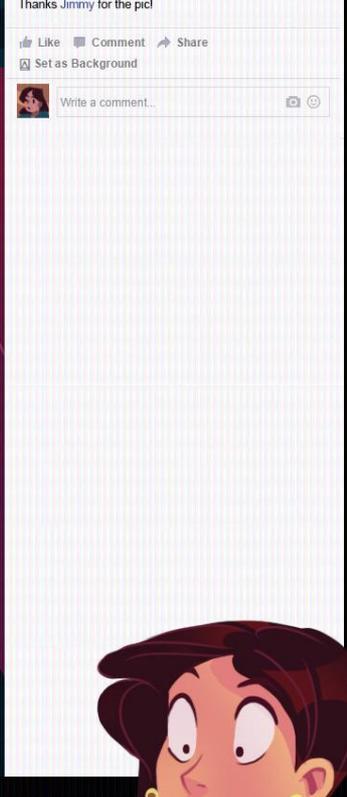
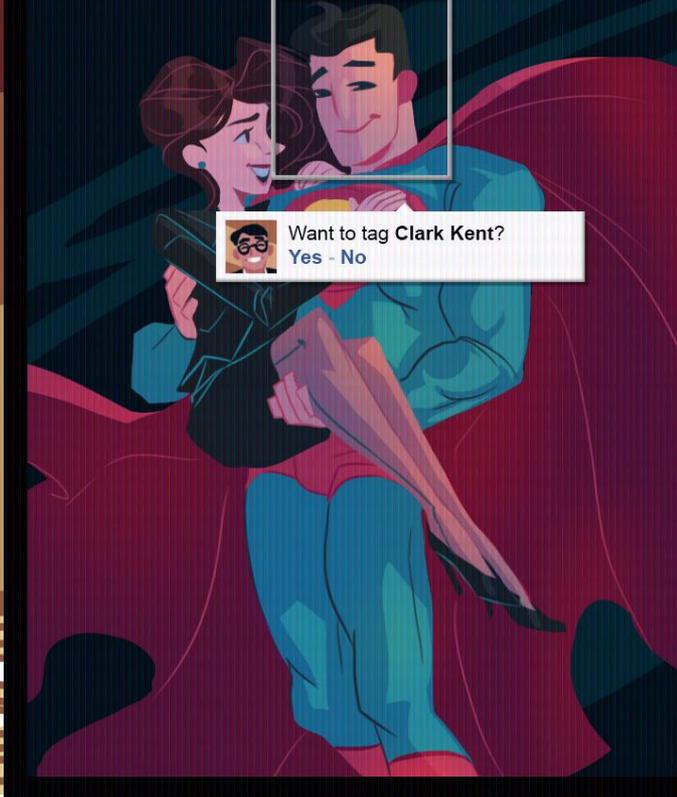


Instance Segmentation



CV

Classifica



CV

Classifica



Want to tag Clark Kent?
Yes - No



NLP

clasificación

extracción

traducción

resumen

generación

Tarea	Dataset
Refuerzo, contradicción o equivalencia de frases	MNLI
Equivalencia Semántica de preguntas en Quora	QQP
Pregunta y respuesta coincidente	QNLI
Sentimiento de reseñas	SST-2
Consistencia semántica de frases	CoLA
Similaridad semántica de titulares	STS-B
Equivalencia semántica en cuerpo de noticias	MRPC
Pregunta y respuesta con contexto	SQuAD
Inferencia de sentido común	SWAG
Traducción	BLEU

NLP

clasificación

extracción

resumen

generación

Tarea

Dataset

Refuerzo, contradicción o equivalencia de frases

MNLI

Equivalencia Semántica de preguntas en Quora

QQP

Pregunta y respuesta coincidente

QNLI

Sentimiento de reseñas

GLUE

SST-2

Consistencia semántica de frases

CoLA

Similaridad semántica de titulares

STS-B

Equivalencia semántica en cuerpo de texto

MRPC

Pregunta y respuesta con contexto

SQuAD

Inferencia de sentido común

SWAG

Traducción

BLEU



Tarea

Dataset

Refuerzo, contradicción o equivalencia de frases

MNLI

Equivalencia Semántica de preguntas en Quora

QQP

Pregunta y respuesta coincidente

QNLI

Sentimiento de reseñas

GLUE

SST-2

Consistencia semántica de frases

CoLA

Similaridad semántica de titulares

STS-B

RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach

Yinhan Liu^{*§} Myle Ott^{*§} Naman Goyal^{*§} Jingfei Du^{*§} Mandar Joshi[†]
Danqi Chen[§] Omer Levy[§] Mike Lewis[§] Luke Zettlemoyer^{†§} Veselin Stoyanov[§]

Tarea

Dataset

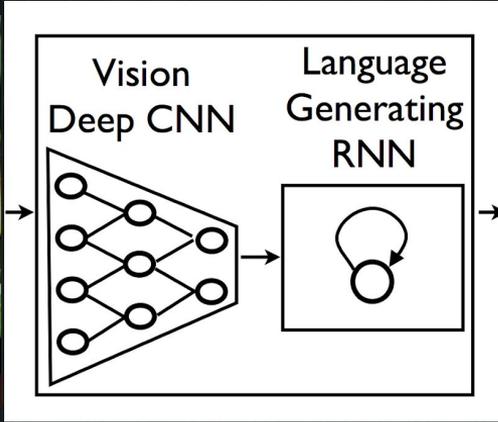
Refuerzo, contradicción o equivalencia de frases

MNLI

Rank	Name	Model	URL	Score	CoLA	SST-2	MRPC	STS-B	QQP	MNLI-m	MNLI-mm	QNLI	RTE	WNLI	AX
1	Facebook AI	RoBERTa	🔗	88.5	67.8	96.7	92.3/89.8	92.2/91.9	74.3/90.2	90.8	90.2	98.9	88.2	89.0	48.7
2	XLNet Team	XLNet-Large (ensemble)	🔗	88.4	67.8	96.8	93.0/90.7	91.6/91.1	74.2/90.3	90.2	89.8	98.6	86.3	90.4	47.5
+	3	Microsoft D365 AI & MSR AIMT-DNN-ensemble	🔗	87.6	68.4	96.5	92.7/90.3	91.1/90.7	73.7/89.9	87.9	87.4	96.0	86.3	89.0	42.8
4	GLUE Human Baselines	GLUE Human Baselines	🔗	87.1	66.4	97.8	86.3/80.8	92.7/92.6	59.5/80.4	92.0	92.8	91.2	93.6	95.9	-

RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach

Yinhan Liu^{*§} **Myle Ott^{*§}** **Naman Goyal^{*§}** **Jingfei Du^{*§}** **Mandar Joshi[†]**
Danqi Chen[§] **Omer Levy[§]** **Mike Lewis[§]** **Luke Zettlemoyer^{†§}** **Veselin Stoyanov[§]**



*primer plano de un plato
de comida con brócoli*



Vision

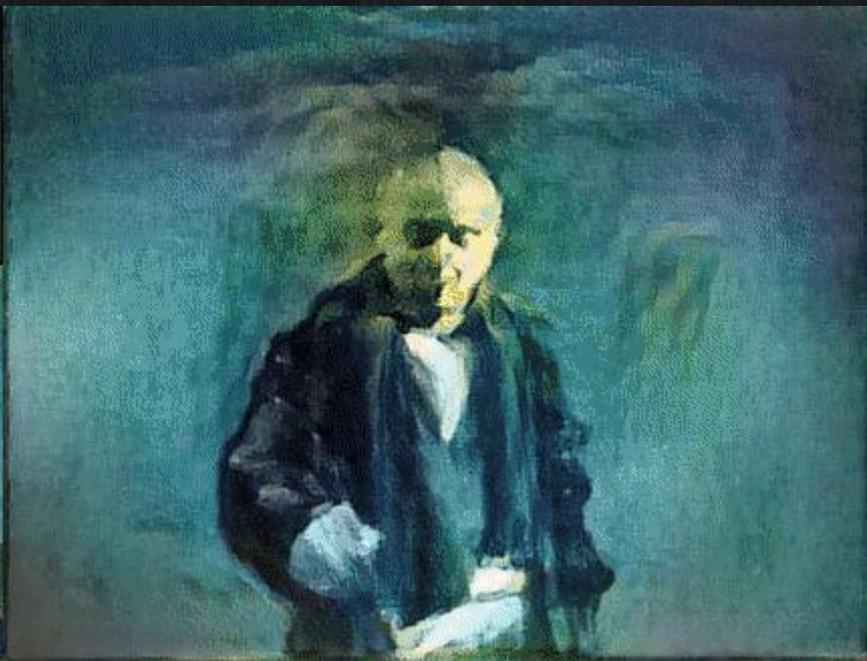
Language

Generative

RNN



"I think it's a young girl throwing an orange frisbee"

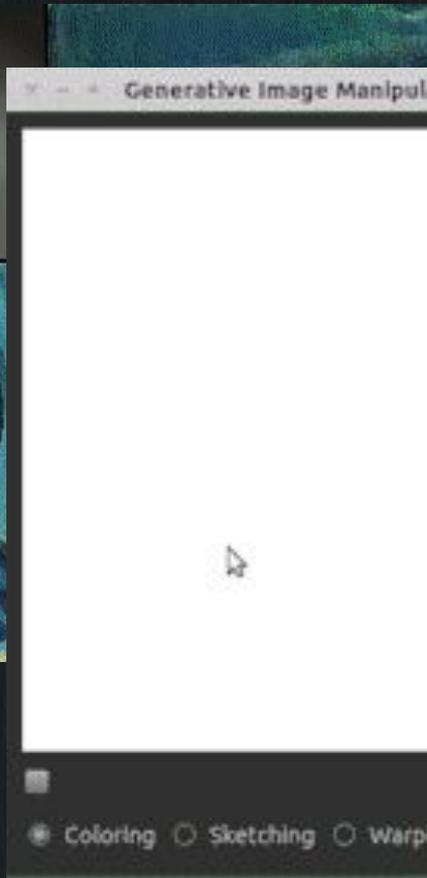




Generative Image Manipulation

Coloring Sketching Warping Color+Shape Shape

Play Fix

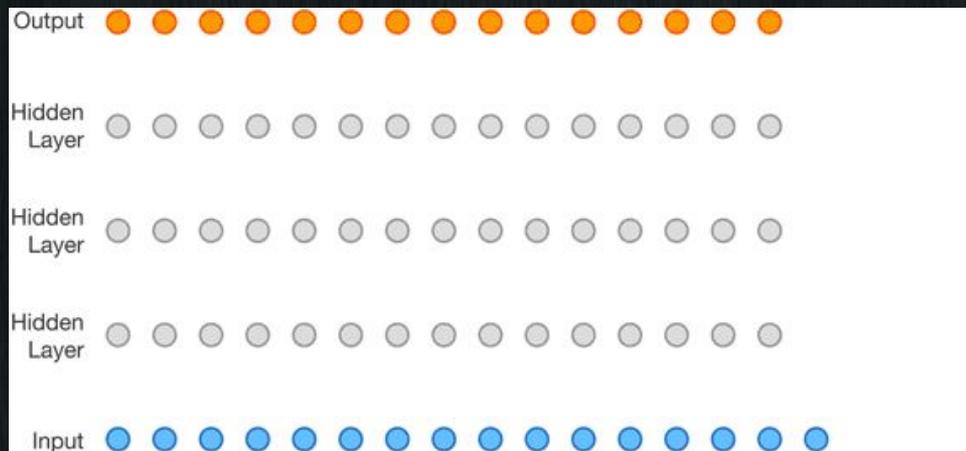
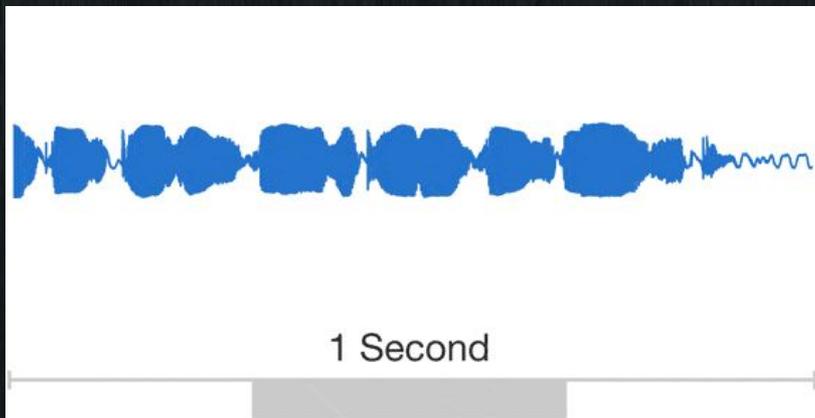


this small bird has a yellow breast, brown crown, and black superciliary



a flower with long pink petals and raised orange stamen.





AGENDA

- [Concordando sobre] qué es IA
 - Desmitificar
 - Potencial
 - Impacto
- Desafíos y tendencias en proyectos de IA
 - Técnica y tecnología
 - Marco de desarrollo
 - Adopción

¿Competencia? ¿Reemplazo?

Prediction of cardiovascular risk factors from retinal fundus photographs via deep learning

Ryan Poplin^{1,4}, Avinash V. Varadarajan^{1,4}, Katy Blumer¹, Yun Liu¹, Michael V. McConnell^{2,3},
Greg S. Corrado¹, Lily Peng^{1,4*} and Dale R. Webster^{1,4}

Pre
reti

Ryan P
Greg S

Deep Learning for Identifying Metastatic Breast Cancer

Dayong Wang Aditya Khosla* Rishab Gargeya Humayun Irshad Andrew H Beck
Beth Israel Deaconess Medical Center, Harvard Medical School

*CSAIL, Massachusetts Institute of Technology

{dwang5, hirshad, abeck2}@bidmc.harvard.edu khosla@csail.mit.edu

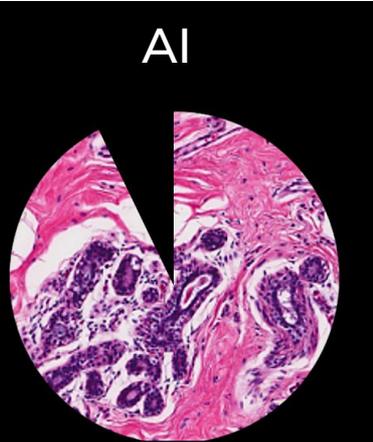
rishab.gargeya@gmail.com

Pre
reti

Ryan P
Greg S

AI Identifying Metastatic Breast Cancer

Dayong W



Rishab Gargeya Humayun Irshad Andrew H Beck

Massachusetts Medical Center, Harvard Medical School

Massachusetts Institute of Technology

`{ }@bidmc.harvard.edu khosla@csail.mit.edu`

`shab.gargeya@gmail.com`

92.5%

CORRECTAS

Pre
reti

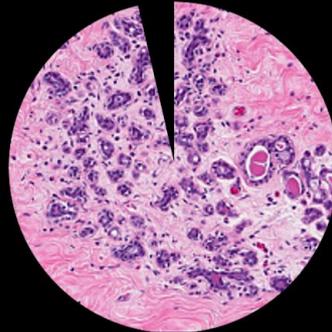
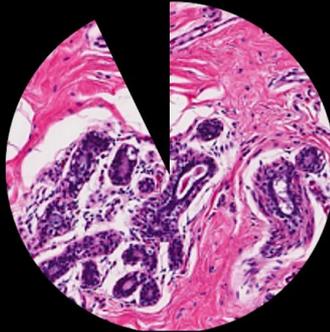
Ryan P
Greg S

Dayong W

AI

humano

static Breast Cancer



Mumayun Irshad Andrew H Beck
Harvard Medical School
of Technology

khosla@csail.mit.edu

com

96.6%

CORRECTAS

Pre
reti

Ryan P
Greg S

Dayong W

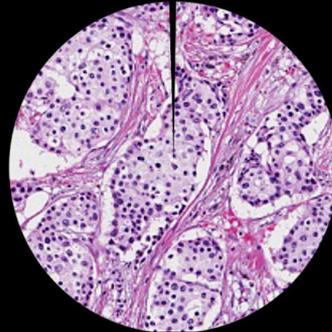
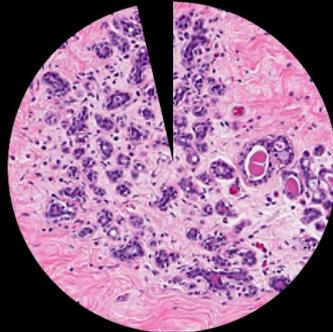
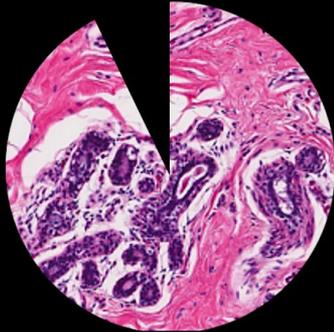
D

AI

humano

juntos

cer



Andrew H Beck

edu

99.5%

CORRECTAS

Pre
reti

Ryan P
Greg S

Dayong W

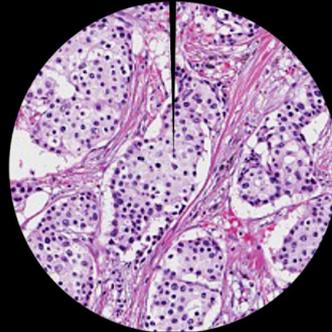
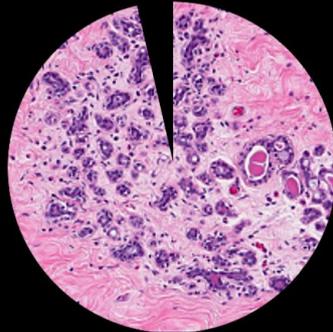
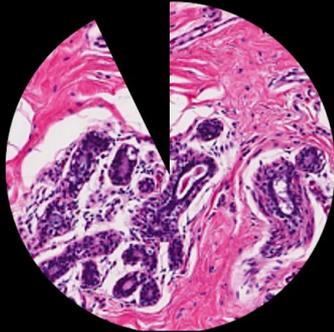
D

AI

humano

juntos

cer



Andrew H Beck

edu

AI: *corner-cases*

H: *falsos positivos*

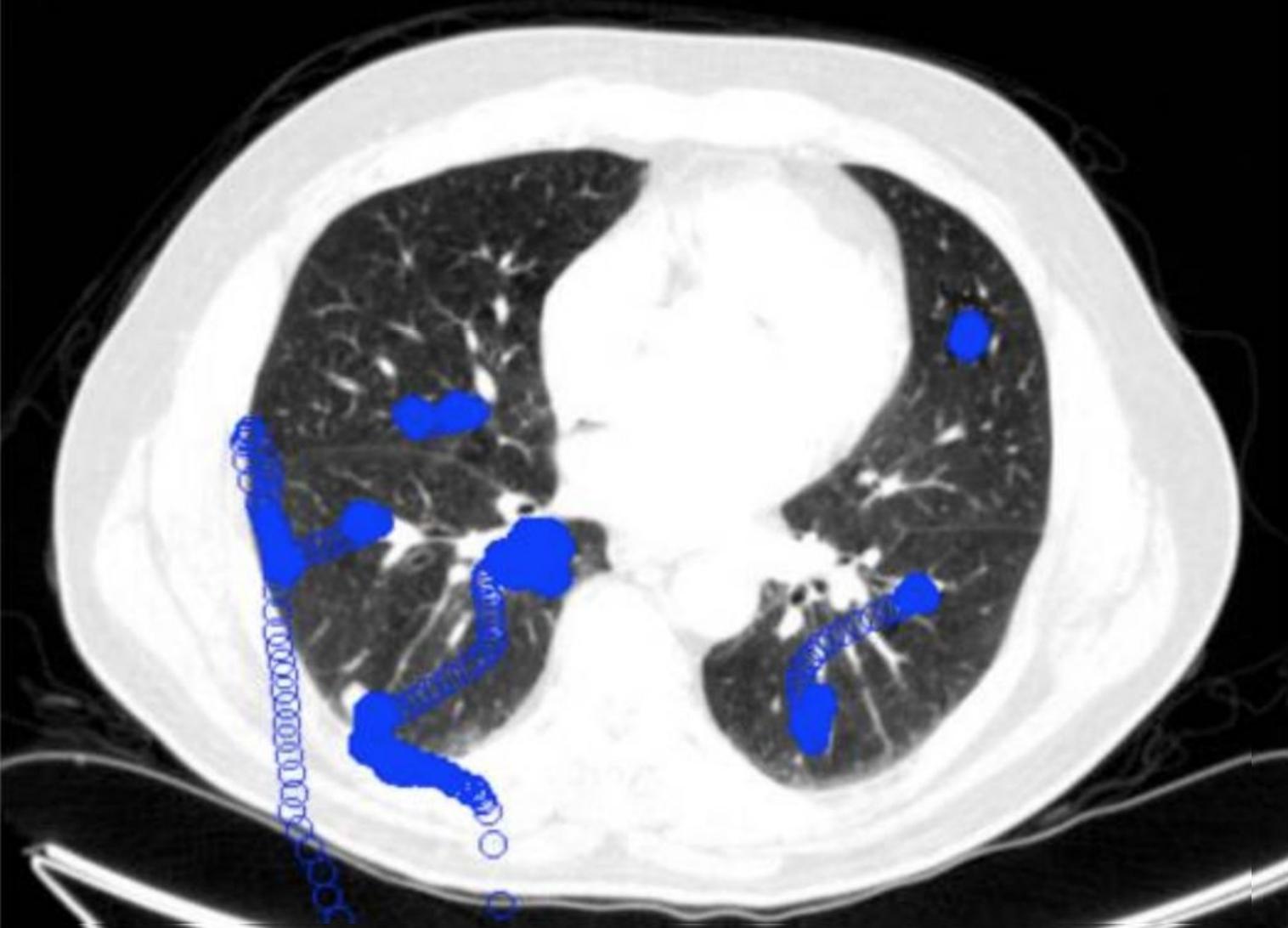
99.5%

CORRECTAS

Tomografía de
pecho



Tomografía de pecho



Tomografía de
pecho



Tomografía de
pecho



[Psychol Sci](#). Author manuscript; available in PMC 2014 Sep 1.

Published in final edited form as:

[Psychol Sci](#). 2013 Sep; 24(9): 1848–1853.

Published online 2013 Jul 17. doi: [10.1177/0956797613479386](https://doi.org/10.1177/0956797613479386)

PMCID: PMC3964612

NIHMSID: NIHMS563995

PMID: [23863753](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/23863753/)

“The invisible gorilla strikes again: Sustained inattention blindness in expert observers”

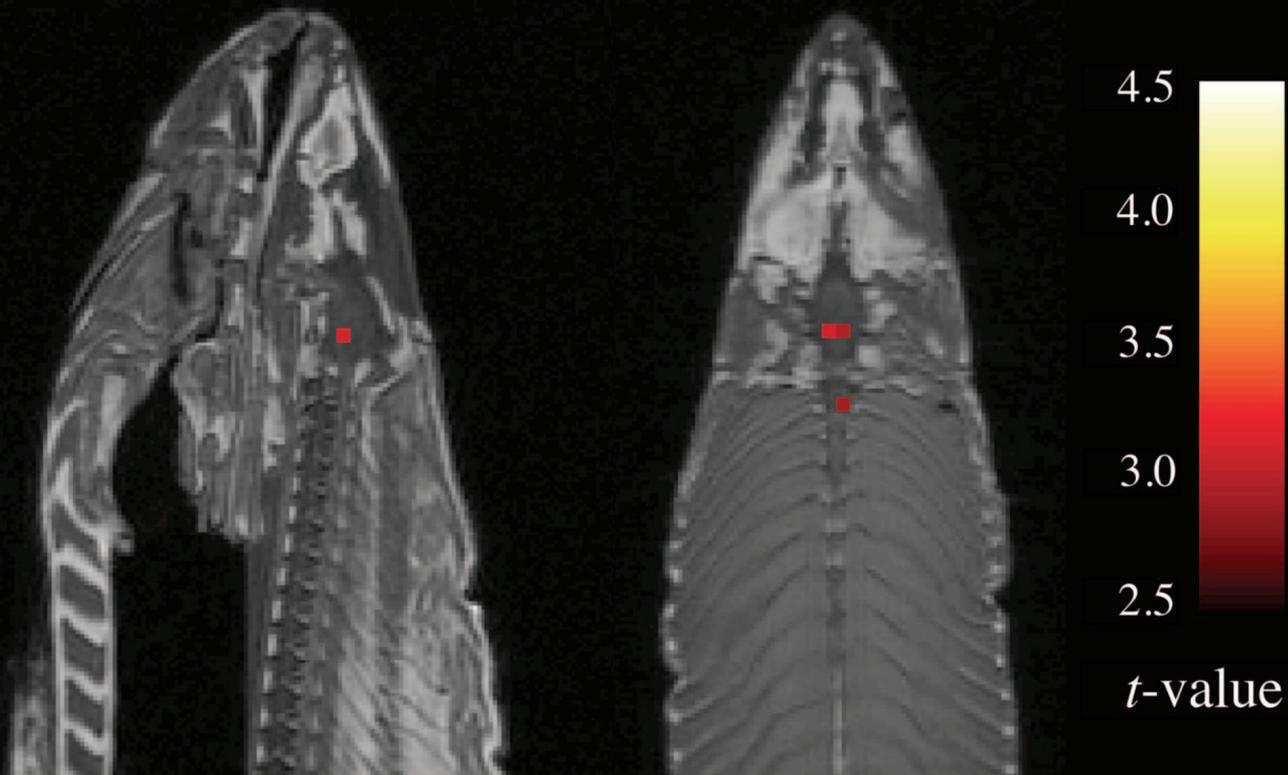
[Trafton Drew](#),  [Melissa L. H. Vo](#), and [Jeremy M. Wolfe](#)

[Author information](#) ► [Copyright and License information](#) ► [Disclaimer](#)

The publisher's final edited version of this article is available at [Psychol Sci](#)

See other articles in PMC that [cite](#) the published article.

fMRI salmón



4.5



Journal of Serendipitous and Unexpected Results

Neural Correlates of Interspecies Perspective Taking in the Post-Mortem Atlantic Salmon: An Argument For Proper Multiple Comparisons Correction

Craig M. Bennett^{1*}, Abigail A. Baird², Michael B. Miller¹ and George L. Wolford³

¹Department of Psychology, University of California at Santa Barbara, Santa Barbara, CA 93106

²Department of Psychology, Blodgett Hall, Vassar College, Poughkeepsie, NY 12604

³Department of Psychological and Brain Sciences, Moore Hall, Dartmouth College, Hanover, NH 03755

Detecting Depression Severity from Vocal Prosody

Ying Yang, Catherine Fairbairn, and Jeffrey F. Cohn *Associate Member, IEEE*

Abstract—To investigate the relation between vocal prosody and change in depression severity over time, 57 participants from a clinical trial for treatment of depression were evaluated at seven-week intervals using a semi-structured clinical interview for depression severity (Hamilton Rating Scale for Depression: HRSD). All participants met criteria for Major Depressive Disorder at week 1. Using both perceptual judgments by naive listeners and quantitative analyses of vocal timing and fundamental frequency, three hypotheses were tested: 1) Naive listeners can perceive the severity of depression from vocal recordings of depressed participants and interviewers. 2) Quantitative features of vocal prosody in depressed participants reveal change in symptom severity over the course of depression. And 3) Interpersonal effects occur as well; such that vocal prosody in interviewers shows corresponding effects. These hypotheses were strongly supported. Together, participants' and interviewers' vocal prosody accounted for about 60% of variation in depression scores, and detected ordinal range of depression severity (low, mild, and moderate-to-severe) in 69% of cases ($\kappa = 0.53$). These findings suggest that analysis of vocal prosody could be a powerful tool to assist in depression screening and monitoring over the course of depressive disorder and recovery.

Index Terms—Prosody, switching pause, vocal fundamental frequency, depression, interpersonal influence, Hierarchical Linear Modeling (HLM).

Detecting Depression Severity

TECHNOLOGY

Using AI to Invent New Medical Tests

by John J. Dillon and Paul A. Friedman

MARCH 26, 2018



depressive disorder and recovery.

Index Terms—Prosody, switching pause, vocal fundamental frequency, depression, interpersonal influence, Hierarchical Linear Modeling (HLM).

; from a
ression
ing both
es were
vers. 2)
on. And
es were
scores,
findings
urse of

Detecting Depression Severity

TECHNOLOGY

Using AI to Invent New Medical Tests

The method we developed utilizes smartphone technology in combination with algorithmic analysis of ECG recordings. Together with our partner AliveCor, we developed a system to attach electrodes to a smartphone and acquire a quality ECG recording. We then developed an algorithm that detects subtle changes in the morphology of the ECG waveform to determine serum potassium levels in near real time. We validated our approach in a series of clinical studies and found that our potassium scores closely correlated with serial blood tests taken from the same patients.

def

Ind

Mo

No es “qué tan inteligentes son las máquinas”,
sino “qué tan inteligentes pueden hacernos”

No es “qué tan inteligentes son las máquinas”,
sino “qué tan inteligentes pueden hacernos”

- Aprender a aprender

La forma de enfocar un problema es más importante que recordar soluciones pasadas

No es “qué tan inteligentes son las máquinas”,
sino “qué tan inteligentes pueden hacernos”

- Aprender a aprender
- Volición, Sentido, Intención

Correlación \neq Causalidad
Aprendizaje \neq Innovación
Visión y sentido. ¿Para qué?

No es “qué tan inteligentes son las máquinas”,
sino “qué tan inteligentes pueden hacernos”

- Aprender a aprender
- Volición, Sentido, Intención
- Gestión del caos

“Wicked problems” + responsabilidad

No es “qué tan inteligentes son las máquinas”,
sino “qué tan inteligentes pueden hacernos”

- Aprender a aprender
- Volición, Sentido, Intención
- Gestión del caos
- “Automatizar lo inefable”

Materializar heurísticas

No es “qué tan inteligentes son las máquinas”,
sino “qué tan inteligentes pueden hacernos”

- Aprender a aprender
- Volición, Sentido, Intención
- Gestión del caos
- “Automatizar lo inefable”

AGENDA

- [Concordando sobre] qué es IA
 - Desmitificar
 - Potencial
 - Impacto
- Desafíos y tendencias en proyectos de IA
 - Técnica y tecnología
 - Adopción

Stack mínimo

Stack mínimo

Desarrollo

Stack mínimo

Desarrollo

- Lenguaje / scripting



Stack mínimo

Desarrollo

- Lenguaje / scripting



Stack mínimo

Desarrollo

- Lenguaje / scripting
- Entorno de desarrollo



Stack mínimo

Desarrollo

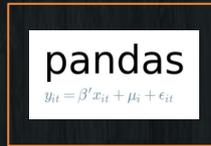
- Lenguaje / scripting
- Entorno de desarrollo
- Cómputo numérico



Stack mínimo

Desarrollo

- Lenguaje / scripting
- Entorno de desarrollo
- Cómputo numérico
- Análisis y proceso de datos



Stack mínimo

Desarrollo

- Lenguaje / scripting
- Entorno de desarrollo
- Cómputo numérico
- Análisis y proceso de datos
- Framework de ML / DL



Stack mínimo

Desarrollo

- Lenguaje / scripting
- Entorno de desarrollo
- Cómputo numérico
- Análisis y proceso de datos
- Framework de ML / DL

Producción

- Framework de ML / DL



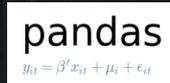
Stack mínimo

Desarrollo

- Lenguaje / scripting
- Entorno de desarrollo
- Cómputo numérico
- Análisis y proceso de datos
- Framework de ML / DL

Producción

- Framework de ML / DL
- Hosting / Server



Stack mínimo

Desarrollo

- Lenguaje / scripting
- Entorno de desarrollo
- Cómputo numérico
- Análisis y proceso de datos
- Framework de ML / DL

Producción

- Framework de ML / DL
- Hosting / Server
- Microservicio



Stack mínimo

Desarrollo

- Lenguaje / scripting
- Entorno de desarrollo
- Cómputo numérico
- Análisis y proceso de datos
- Framework de ML / DL

Producción

- Framework de ML / DL
- Hosting / Server
- Microservicio



Reproducibilidad, usabilidad y responsabilidad

Reproducibilidad, usabilidad y responsabilidad

Si no puedo reproducirlo, no puedo auditarlo, no tengo control

Reproducibilidad, usabilidad y responsabilidad

Si no puedo reproducirlo, no puedo auditarlo, no tengo control

- Modelo en producción es altamente anecdótico. Es un artefacto. El valor está en la capacidad de generarlo.

Reproducibilidad, usabilidad y responsabilidad

Si no puedo reproducirlo, no puedo auditarlo, no tengo control

- Modelo en producción es altamente anecdótico. Es un artefacto. El valor está en la capacidad de generarlo.
- Filtrado de datos de test (data-leakage) es de los mayores peligros al valor del modelo.

Reproducibilidad, usabilidad y responsabilidad

Si no puedo reproducirlo, no puedo auditarlo, no tengo control

- Modelo en producción es altamente anecdótico. Es un artefacto. El valor está en la capacidad de generarlo.
- Filtrado de datos de test (data-leakage) es de los mayores peligros al valor del modelo.
- Acceso ≠ Open Source ≠ Uso lícito
 - Tanto librerías como modelos y datasets tienen licencias
 - Riesgos en *non-commercial* y *share-alike*

Reproducibilidad, usabilidad y responsabilidad

Si no puedo reproducirlo, no puedo auditarlo, no tengo control

- Qué significa versionar un modelo:

Reproducibilidad, usabilidad y responsabilidad

Si no puedo reproducirlo, no puedo auditarlo, no tengo control

- Qué significa versionar un modelo:
 - Dataset (metadata) de origen, de modo componible

Reproducibilidad, usabilidad y responsabilidad

Si no puedo reproducirlo, no puedo auditarlo, no tengo control

- Qué significa versionar un modelo:
 - Dataset (metadata) de origen, de modo componible
 - Código que pre-procesa los datos
 - Limpieza, normalizaciones, exclusiones, generación explícita de features, formatos

Reproducibilidad, usabilidad y responsabilidad

Si no puedo reproducirlo, no puedo auditarlo, no tengo control

- Qué significa versionar un modelo:
 - Dataset (metadata) de origen, de modo componible
 - Código que pre-procesa los datos
 - Limpieza, normalizaciones, exclusiones, generación explícita de features, formatos
 - Dataset procesado efectivo
 - Cuidado con “auto aumentados” por irreproducibles y sin trazabilidad

Reproducibilidad, usabilidad y responsabilidad

Si no puedo reproducirlo, no puedo auditarlo, no tengo control

- Qué significa versionar un modelo:
 - Dataset (metadata) de origen, de modo componible
 - Código que pre-procesa los datos
 - Limpieza, normalizaciones, exclusiones, generación explícita de features, formatos
 - Dataset procesado efectivo
 - Cuidado con “auto aumentados” por irreproducibles y sin trazabilidad
 - Código que genera el modelo

Reproducibilidad, usabilidad y responsabilidad

Si no puedo reproducirlo, no puedo auditarlo, no tengo control

- Qué significa versionar un modelo:
 - Dataset (metadata) de origen, de modo componible
 - Código que pre-procesa los datos
 - Limpieza, normalizaciones, exclusiones, generación explícita de features, formatos
 - Dataset procesado efectivo
 - Cuidado con “auto aumentados” por irreproducibles y sin trazabilidad
 - Código que genera el modelo
 - Código que ejecuta los experimentos de entrenamiento

Reproducibilidad, usabilidad y responsabilidad

Si no puedo reproducirlo, no puedo auditarlo, no tengo control

- Qué significa versionar un modelo:
 - Dataset (metadata) de origen, de modo componible
 - Código que pre-procesa los datos
 - Limpieza, normalizaciones, exclusiones, generación explícita de features, formatos
 - Dataset procesado efectivo
 - Cuidado con “auto aumentados” por irreproducibles y sin trazabilidad
 - Código que genera el modelo
 - Código que ejecuta los experimentos de entrenamiento
 - Toda fuente de aleatoriedad debe ser fijada.
 - GPU no siempre posible

State of the Art

State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN

State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN

State of the Art

Transfer learning

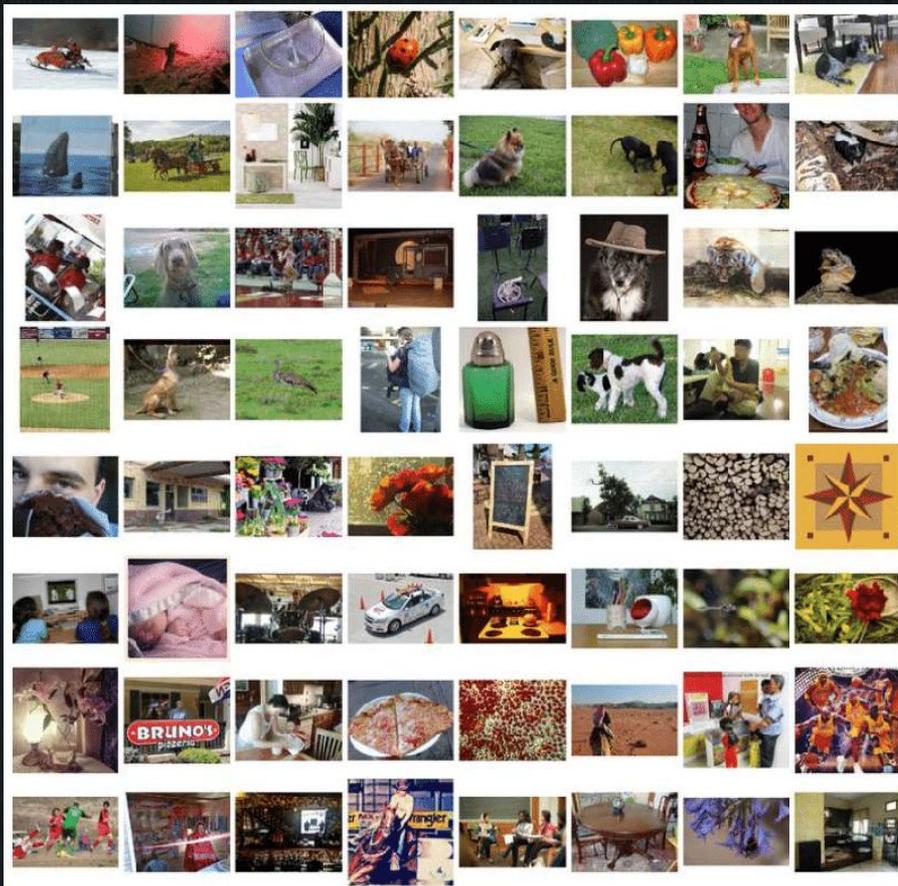
Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN

State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN

El aprendizaje auto-supervisado asume que existe una lógica interna consistente en los datos que puede ser explotada para ganar conocimientos generalizables. Esta técnica posibilita el entrenamiento de modelos grandes y transferibles.

State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN

El aprendizaje auto-supervisado asume que existe una lógica interna consistente en los datos que puede ser explotada para ganar conocimientos generalizables. Esta técnica posibilita el entrenamiento de modelos grandes y transferibles.



El aprendizaje auto-supervisado asume que existe una lógica interna consistente en los datos que puede ser explotada para ganar conocimientos generalizables. Esta técnica posibilita el entrenamiento de modelos grandes y transferibles.

State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN

El aprendizaje auto-supervisado asume que existe una lógica interna consistente en los datos que puede ser explotada para ganar conocimientos generalizables. Esta técnica posibilita el entrenamiento de modelos grandes y transferibles.



El aprendizaje auto-supervisado asume que existe una lógica interna consistente en los datos que puede ser explotada para ganar conocimientos generalizables. Esta técnica posibilita el entrenamiento de modelos grandes y transferibles.



El aprendizaje auto-supervisado asume que existe una lógica interna consistente en los datos que puede ser explotada para ganar conocimientos generalizables. Esta técnica posibilita el entrenamiento de modelos grandes y transferibles.

State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN

State of the Art

Transfer learning

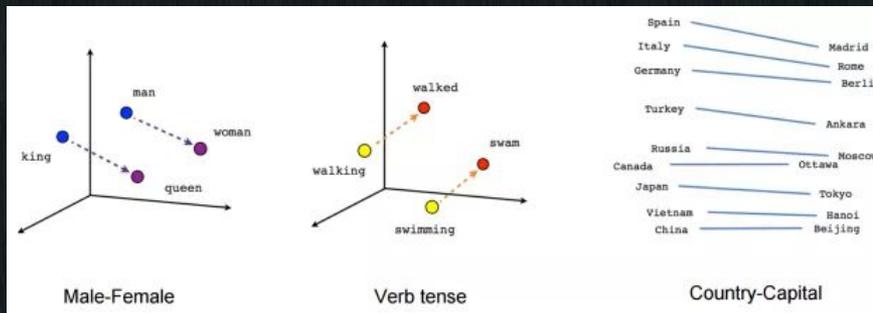
Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



State of the Art

Transfer learning

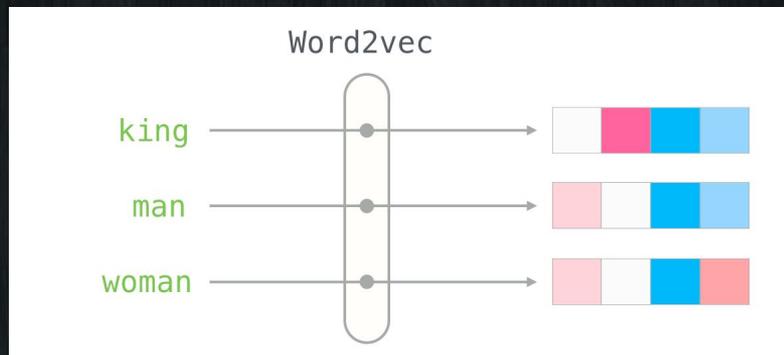
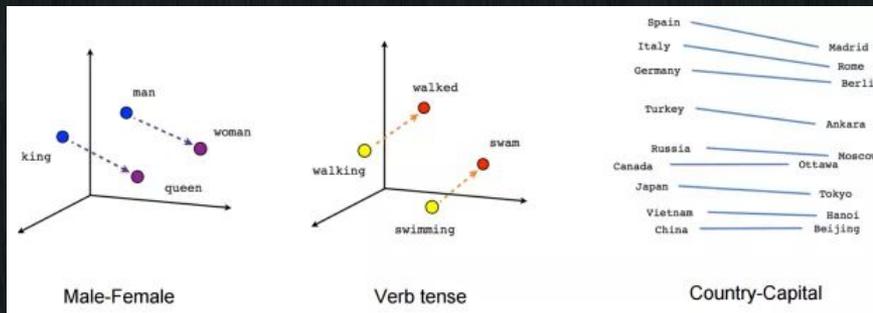
Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN

State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN

State of the Art

Transfer learning

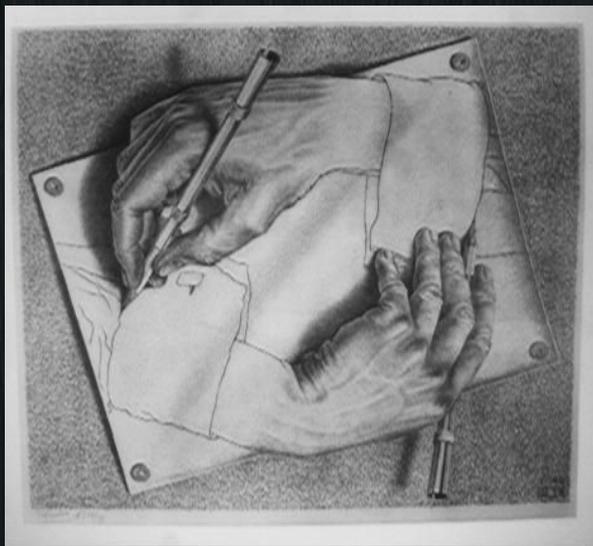
Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



State of the Art

Transfer learning

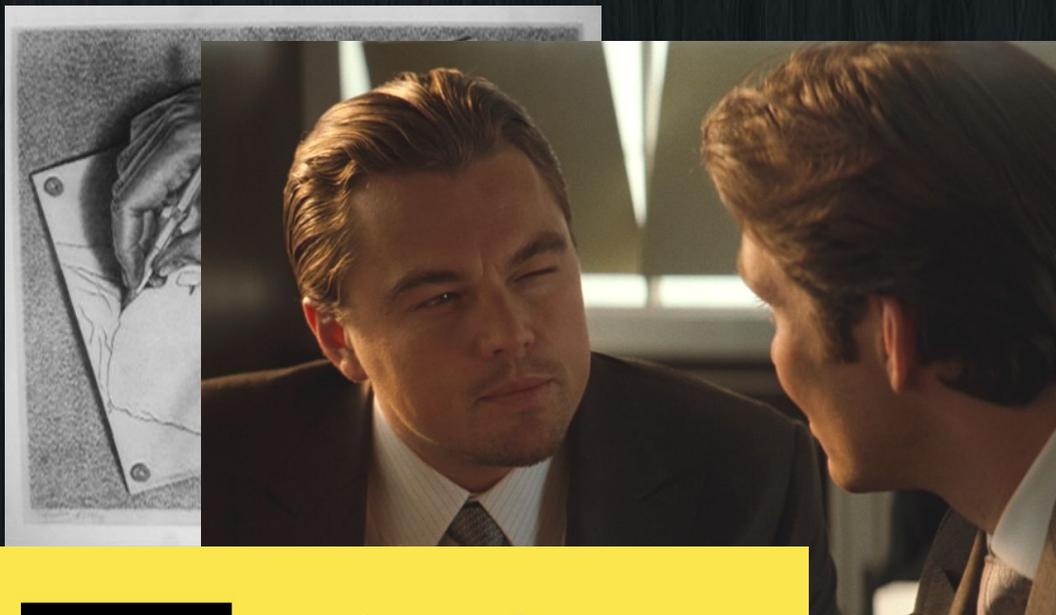
Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



H2O Driverless AI

 AutoKeras

State of the Art

Transfer learning

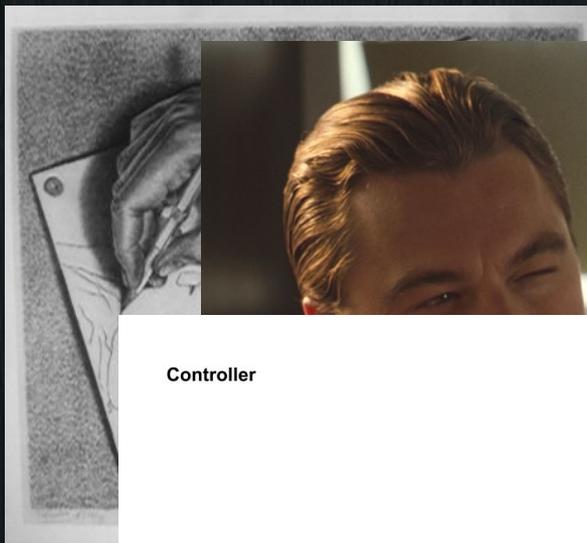
Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



Controller

Child Model

input

DAG

State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN

State of the Art

Transfer learning

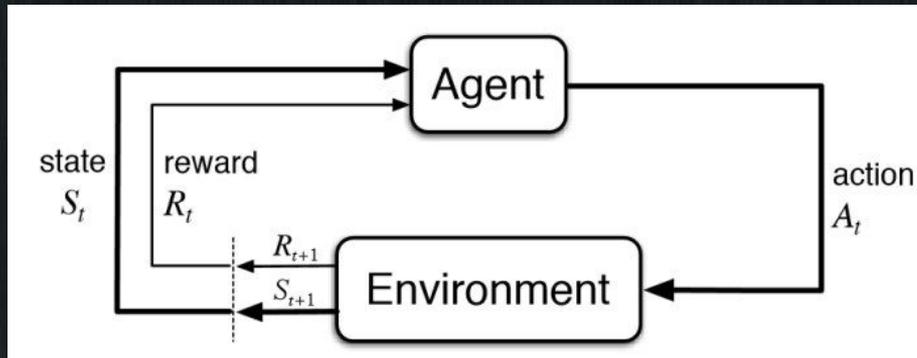
Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



State of the Art

Transfer learning

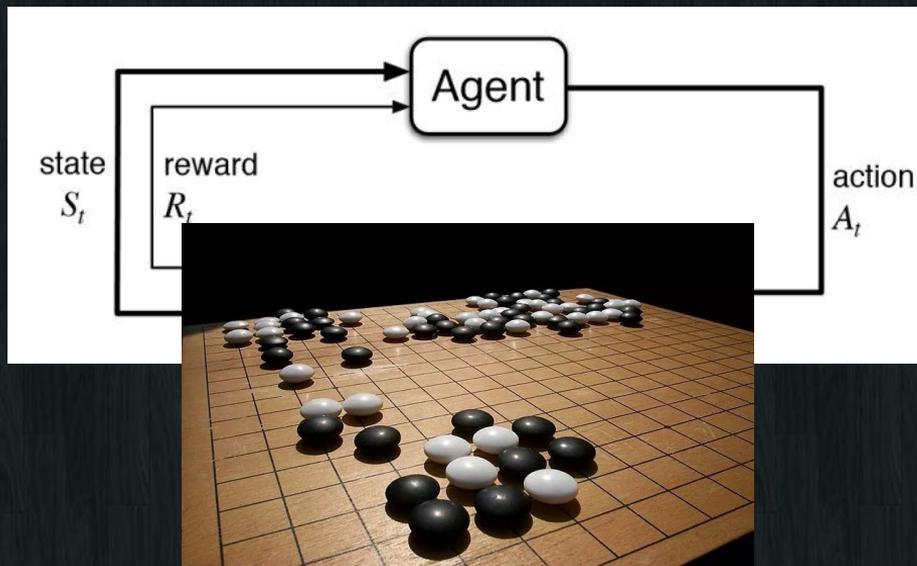
Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



State of the Art

Transfer learning

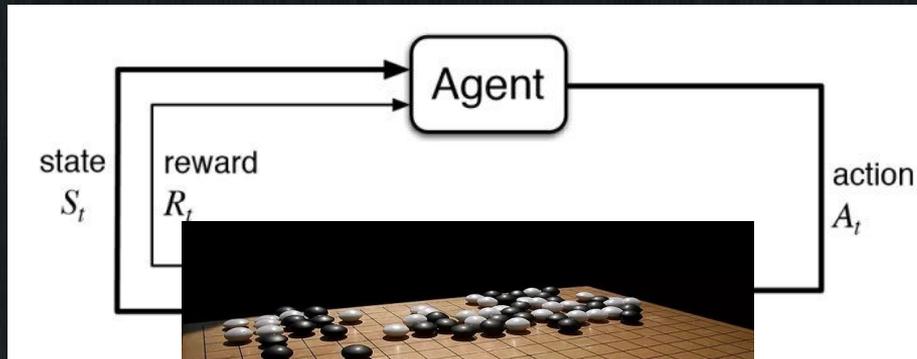
Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



OpenAI Five

OpenAI bot crushes *Dota 2* champions, and now anyone can play against it

Reigning International champions Team OG were soundly beaten over the weekend.

PETER BRIGHT - 4/15/2019, 5:09 PM

State of the Art

Transfer learning

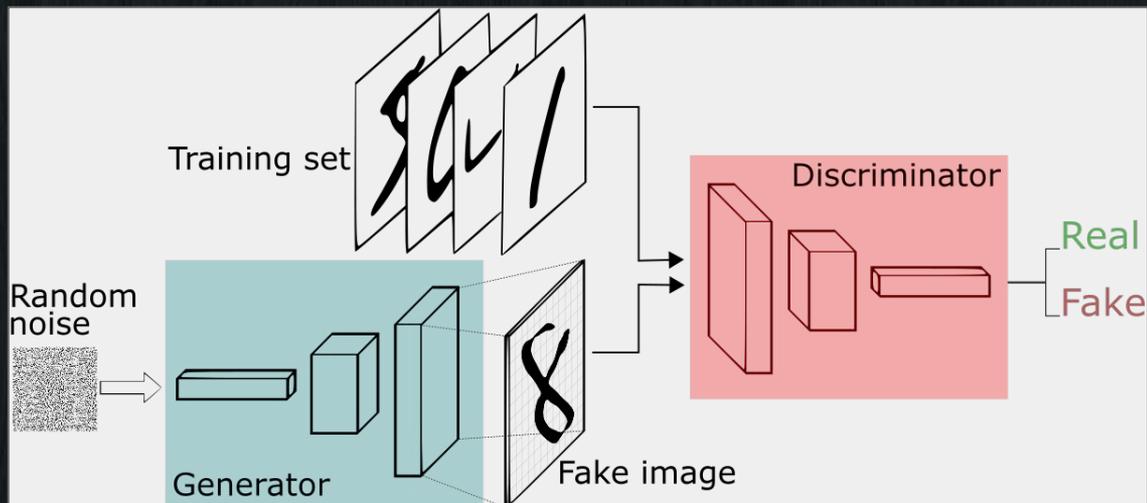
Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupervised]

Hyperparameter search / autoML

Reinforcement & GAN



State of the Art

Transfer learning

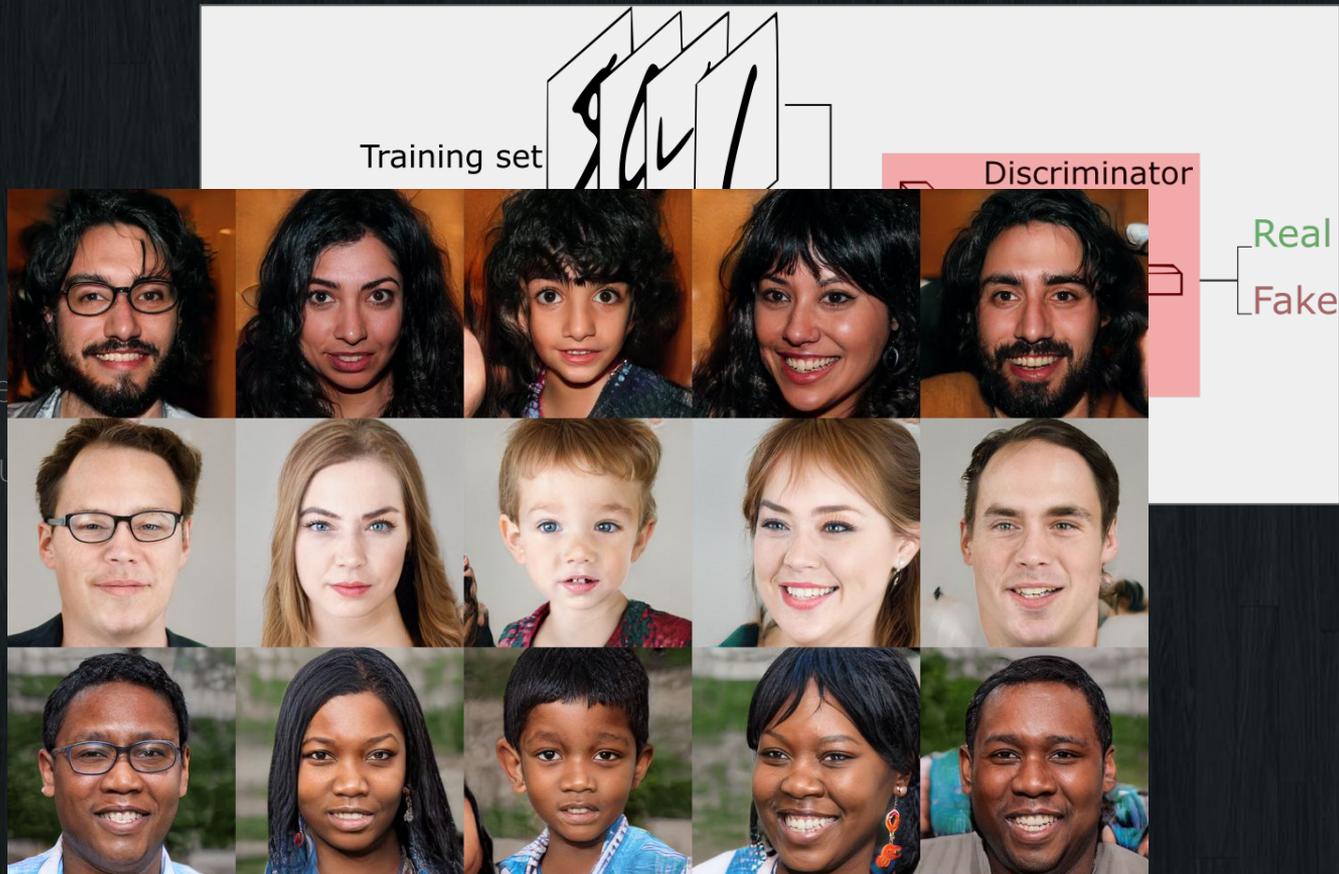
Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupe

Hyperparameter search / au

Reinforcement & GAN



State of the Art

Transfer learning

Self-supervised learning

Embeddings

Data augmentation [unsupe

Hyperparameter search / au

Reinforcement & GAN

Training set



Discriminator



AGENDA

- [Concordando sobre] qué es IA
 - Desmitificar
 - Potencial
 - Impacto
- Desafíos y tendencias en proyectos de IA
 - Técnica y tecnología
 - Adopción

Adopción



Adopción - cultura

*¿En qué grado mi organización
permite la innovación y la
experimentación?*

Adopción - habilidades tech

¿Está mi equipo capacitado tecnológicamente para ejecutar y capitalizar proyectos de IA?

Adopción - visión

¿Tiene mi organización la visión estratégica para definir y darle forma a los proyectos “correctos”?

Adopción - estrategia de datos

¿Tiene mi organización madurez en el uso de datos?

¿Los usa como herramienta estratégica, de ejecución y aprendizaje?



Inteligencia Artificial

Análisis **prescriptivo**

Aprender, Predecir,

Conocimiento Derivado

Análisis **predictivo**

Explorar y Analizar

Análisis **descriptivo**

Gestión de datos

Capacidad de **consumir**

Generación de datos

Capacidad de **recolectar**

Inteligencia Artificial

Muchas Gracias



Juan José López Murphy

[linkedin.com/in/JJLopezMurphy/](https://www.linkedin.com/in/JJLopezMurphy/)

@JJThinking

Inteligencia Artificial

