

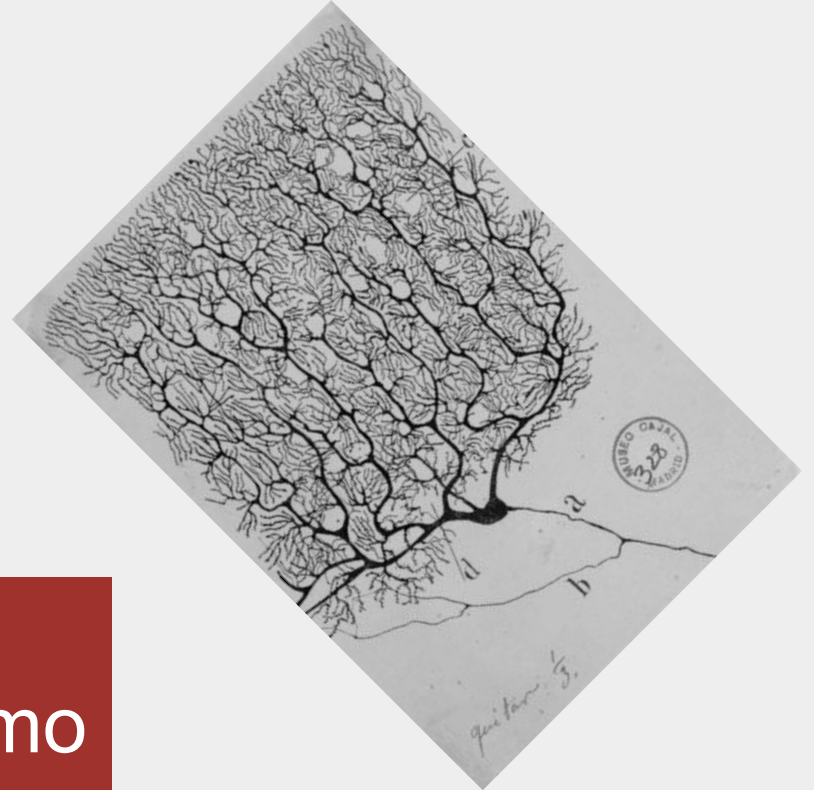


MDUG

Machine Learning & Dynamo

Un acercamiento

Julio J Garcia Borja



Sobre mí



Sobre mi

[Julio J García Borja](#)

- [Arquitecto Técnico](#) @ UPM
- [BIM Manager](#) @ UPC
- [Computational BIM Specialist](#) @ Modelical
- [Associate Professor](#) @ UPC/fCIM



Sobre mi

Formación en ML

- [DataCamp](#)
- ASDM



Sobre mi

Formación en ML

- DataCamp
- [ASDM](#)



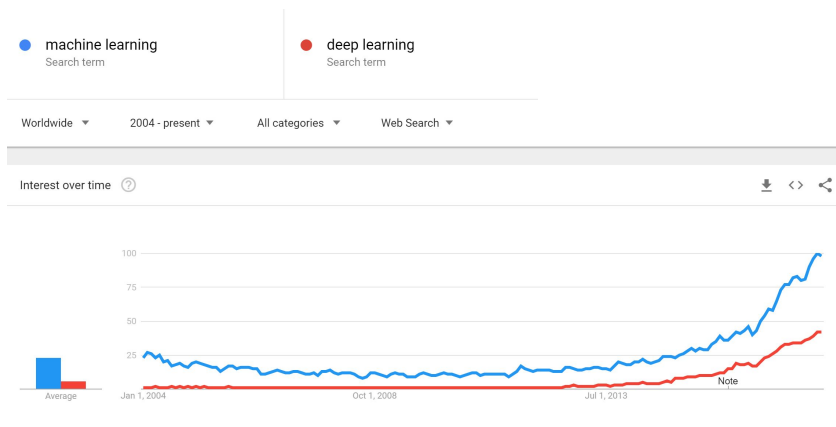
¿Dónde estamos?



¿Dónde estamos?

Está de moda debido a 3 factores:

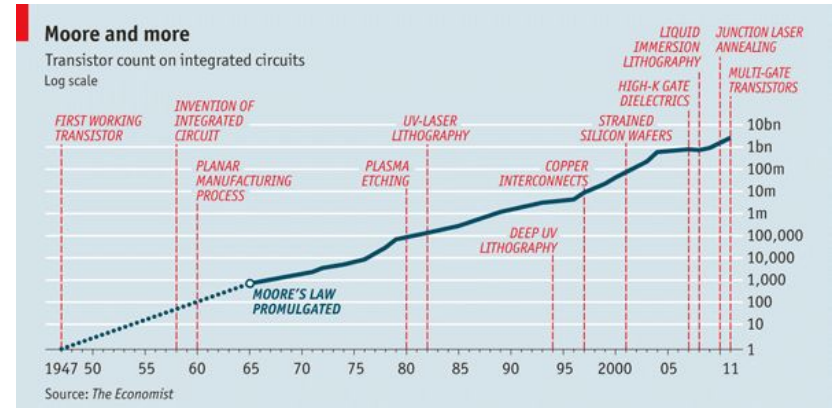
- **Producción académica**
- Reducción de tiempos de computación
- Big Data



¿Dónde estamos?

Está de moda debido a 3 factores:

- Producción académica
- **Reducción de tiempos de computación**
- Big Data

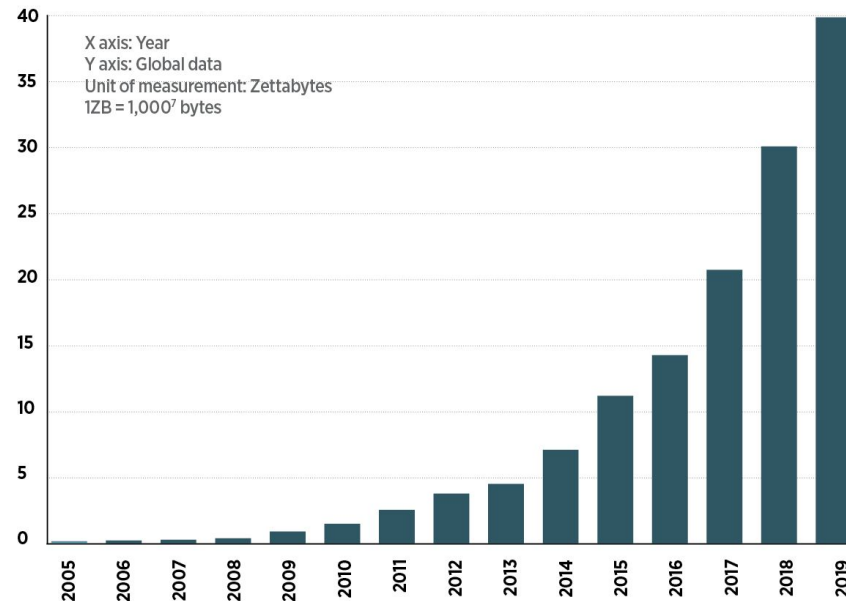


¿Dónde estamos?

Está de moda debido a 3 factores:

- Producción académica
- Reducción de tiempos de computación
- **Big Data**

DATA GROWTH



Note: Post-2013 figures are predicted. Source: UNECE



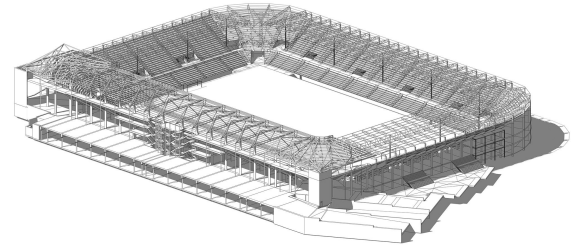
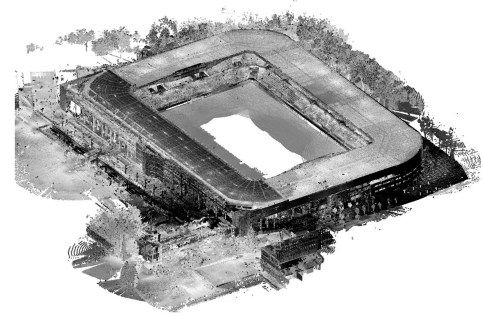
Del BIM al Big Data



Del BIM al Big Data

Problemas BIM actuales:

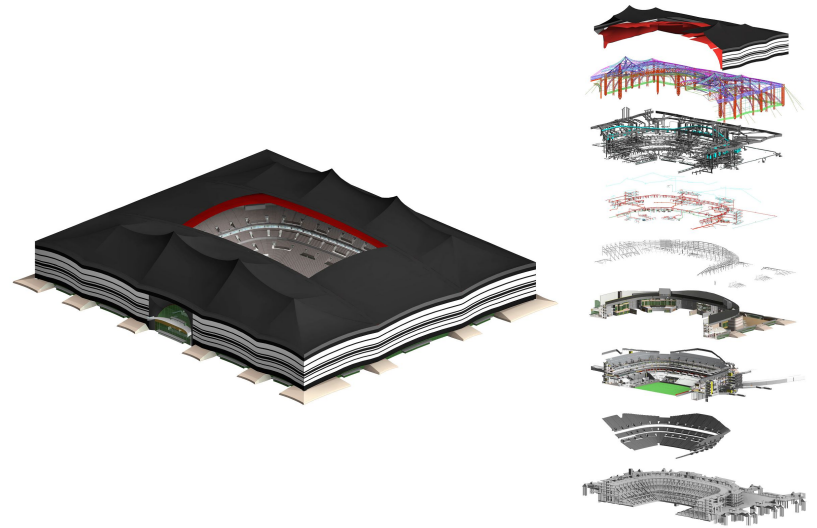
- **Nubes de puntos inmensas que debemos racionalizar**
- Muchos modelos por proyecto
- Muchos problemas de coordinación que gestionar
- Homogeneización de parámetros para FM



Del BIM al Big Data

Problemas BIM actuales:

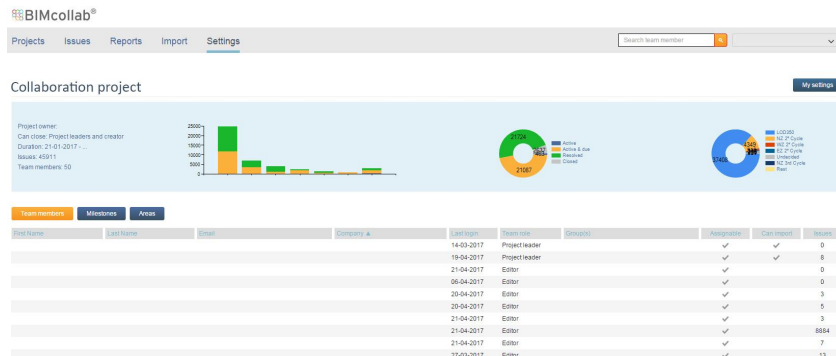
- Nubes de puntos inmensas que debemos modelar
- **Muchos modelos por proyecto**
- Muchos problemas de coordinación que gestionar
- Homogeneización de parámetros para FM



Del BIM al Big Data

Problemas BIM actuales:

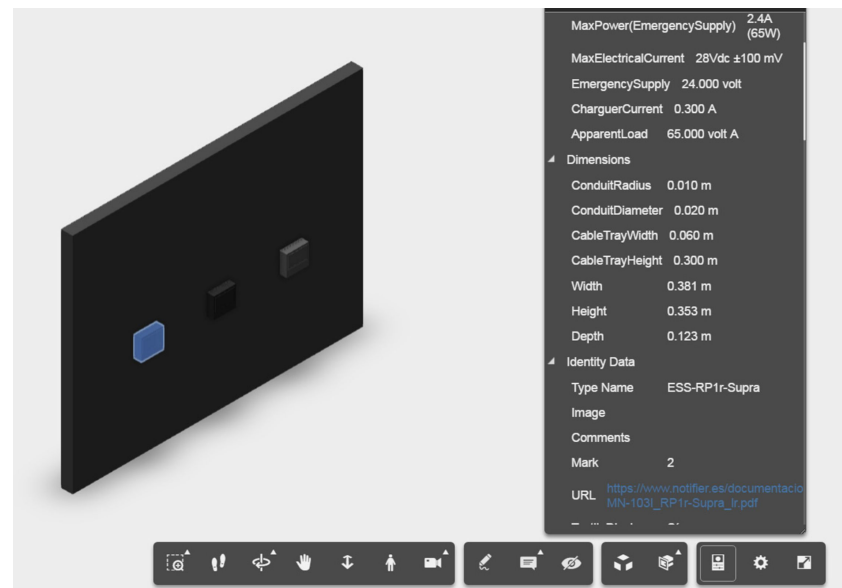
- Nubes de puntos inmensas que debemos modelar
- Muchos modelos por proyecto
- **Muchos problemas de coordinación que gestionar**
- Homogeneización de parámetros para FM



Del BIM al Big Data

Problemas BIM actuales:

- Nubes de puntos inmensas que debemos modelar
- Muchos modelos por proyecto
- Muchos problemas de coordinación que gestionar
- **Homogeneización de parámetros/modelos para FM**

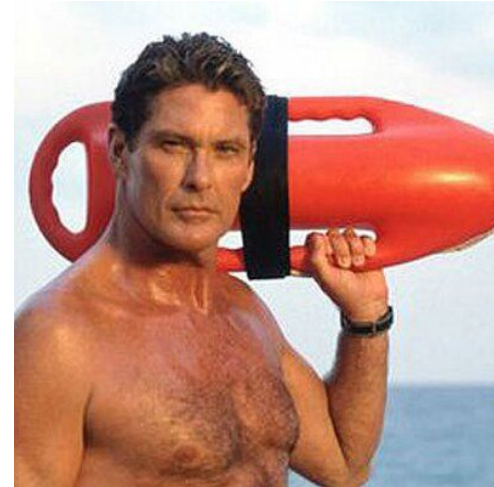


Del BIM al Big Data

Nacimiento de BIM Dashboards, el nuestro:

- [Baywatch](#)

bayWatch
modalica



Del BIM al Big Data

Nacimiento de BIM Dashboards, el nuestro:

- [Baywatch](#)

bayWatch
modalica

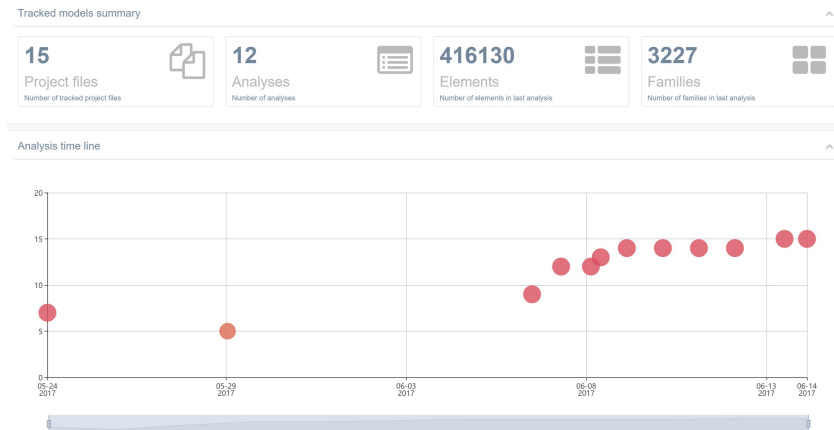


Del BIM al Big Data

Nacimiento de BIM Dashboards, el nuestro:

- [Baywatch](#)
 - **Monitorización desasistida de modelos**
 - Cuadro de control de proyectos
 - Visualización de métricas BIM
 - Gestión de activos

bayWatch
modalical

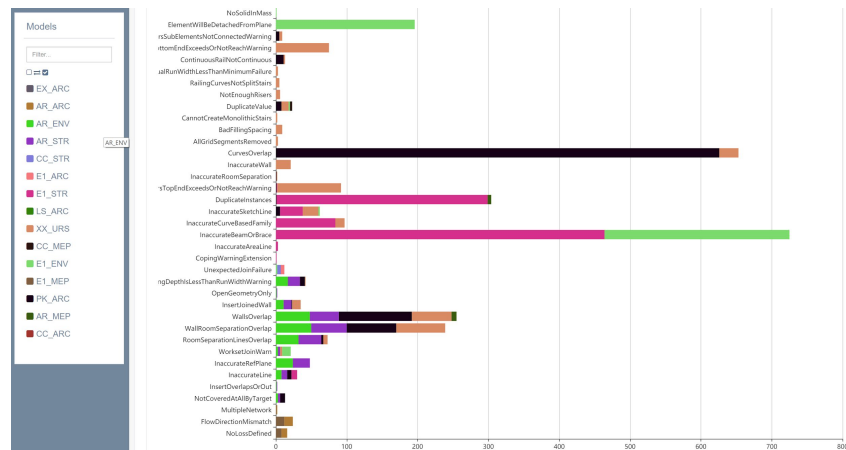


Del BIM al Big Data

Nacimiento de BIM Dashboards, el nuestro:

- [Baywatch](#)
 - Monitorización desasistida de modelos
 - **Cuadro de control de proyectos**
 - Visualización de métricas BIM
 - Gestión de activos

bayWatch
modalical



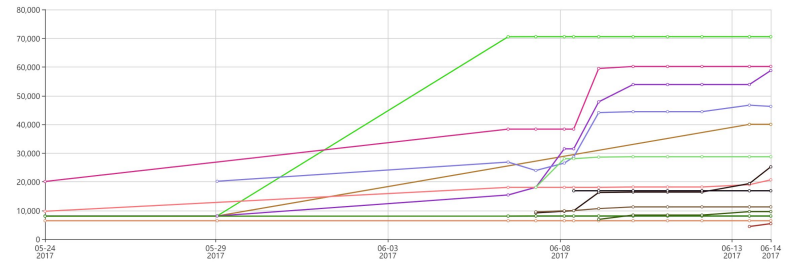
Del BIM al Big Data

Nacimiento de BIM Dashboards, el nuestro:

- [Baywatch](#)
 - Monitorización desasistida de modelos
 - Cuadro de control de proyectos
 - **Visualización de métricas BIM**
 - Gestión de activos

bayWatch
modelical

Project evolution for Instances



x

z



Del BIM al Big Data

Nacimiento de BIM Dashboards, el nuestro:

- [Baywatch](#)
 - Monitorización desasistida de modelos
 - Cuadro de control de proyectos
 - Visualización de métricas BIM
 - **Gestión de activos**

bayWatch
modelical



Inteligencia Artificial



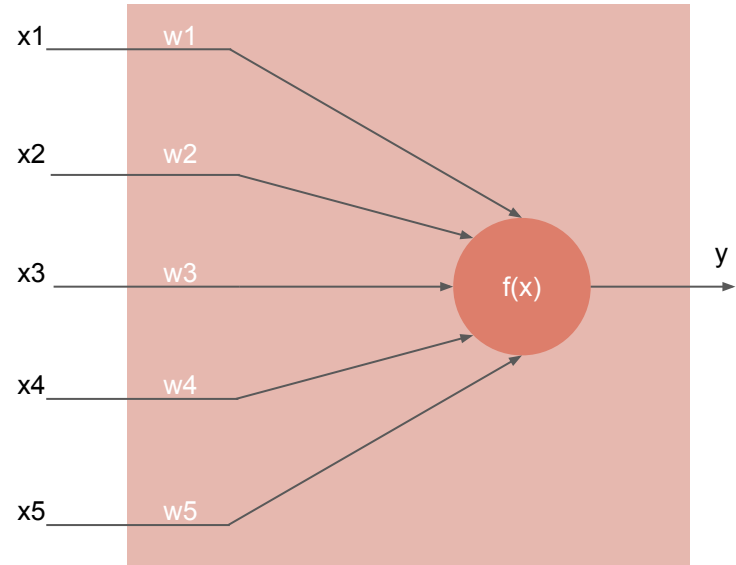
Top-Down VS Bottom-Up

- Top-Down
 - La estructura del cerebro **no** es primordial para la emergencia de la función cognitiva.
 - Sistema que trata de recoger el máximo conocimiento sobre un tema muy concreto para tratar de emular el comportamiento de un humano avezado en la materia mediante un sistema lógico.
 - Da lugar a sistemas expertos.
 - Popular entre 1950-1970.
 - Ejemplos:
 - MYCIN: Medicina
 - Deep Blue: Ajedrez
 - Watson : Jeopardy!



Top-Down VS Bottom-Up

- Bottom-Up
 - La estructura del cerebro es primordial para la emergencia de la función cognitiva.
 - Hay que replicar los sistemas naturales para poder hacer que un sistema artificial acceda a las funciones cognitivas.
 - Da lugar a redes neuronales.
 - Popular desde 1985.
 - Ejemplos:
 - [DeepMind: Alpha Go](#)
 - [deepL translator](#)
 - [From image to 3D](#)



Inteligencia artificial (IA)

Inteligencia humana exhibida por máquinas

¿Dónde estamos? IA estrecha

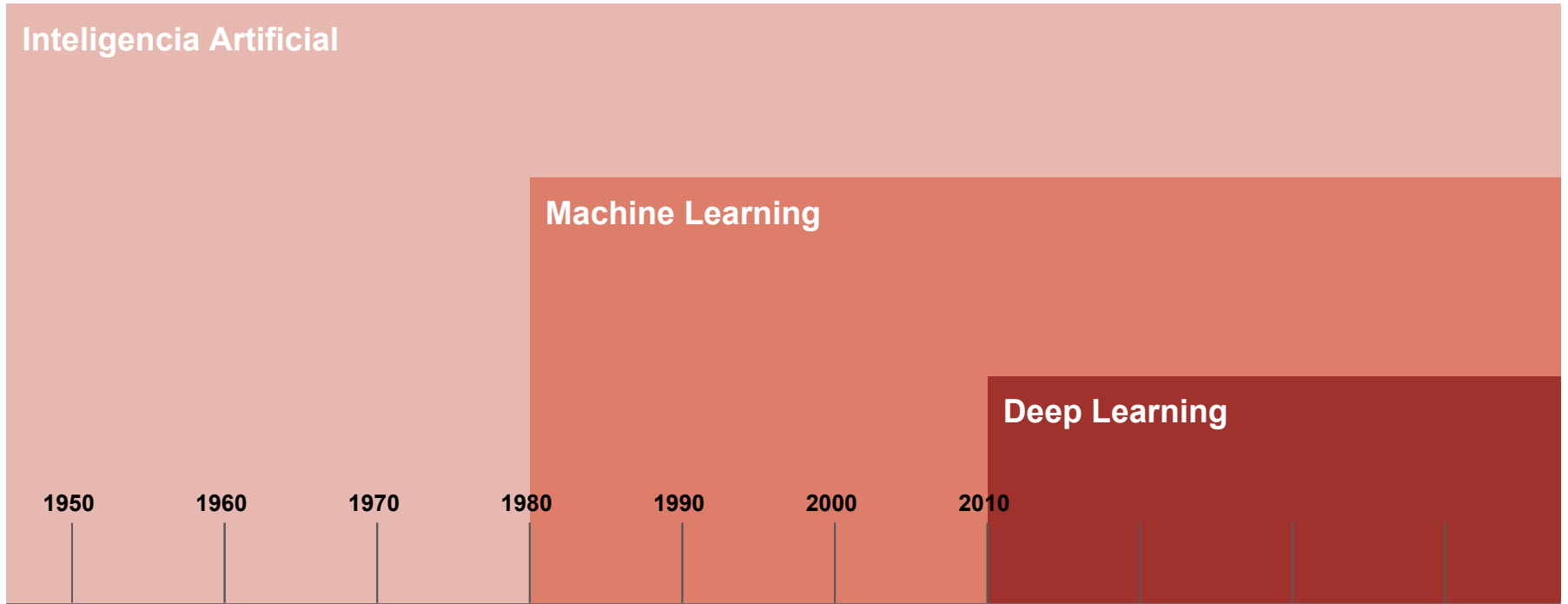
- Pueden hacer una o pocas cosas a la vez.
O reconocen imágenes o lenguaje...
- Necesitan código escrito por humanos



Boston Dynamics



Inteligencia artificial (IA)



Machine Learning



Machine Learning (ML)

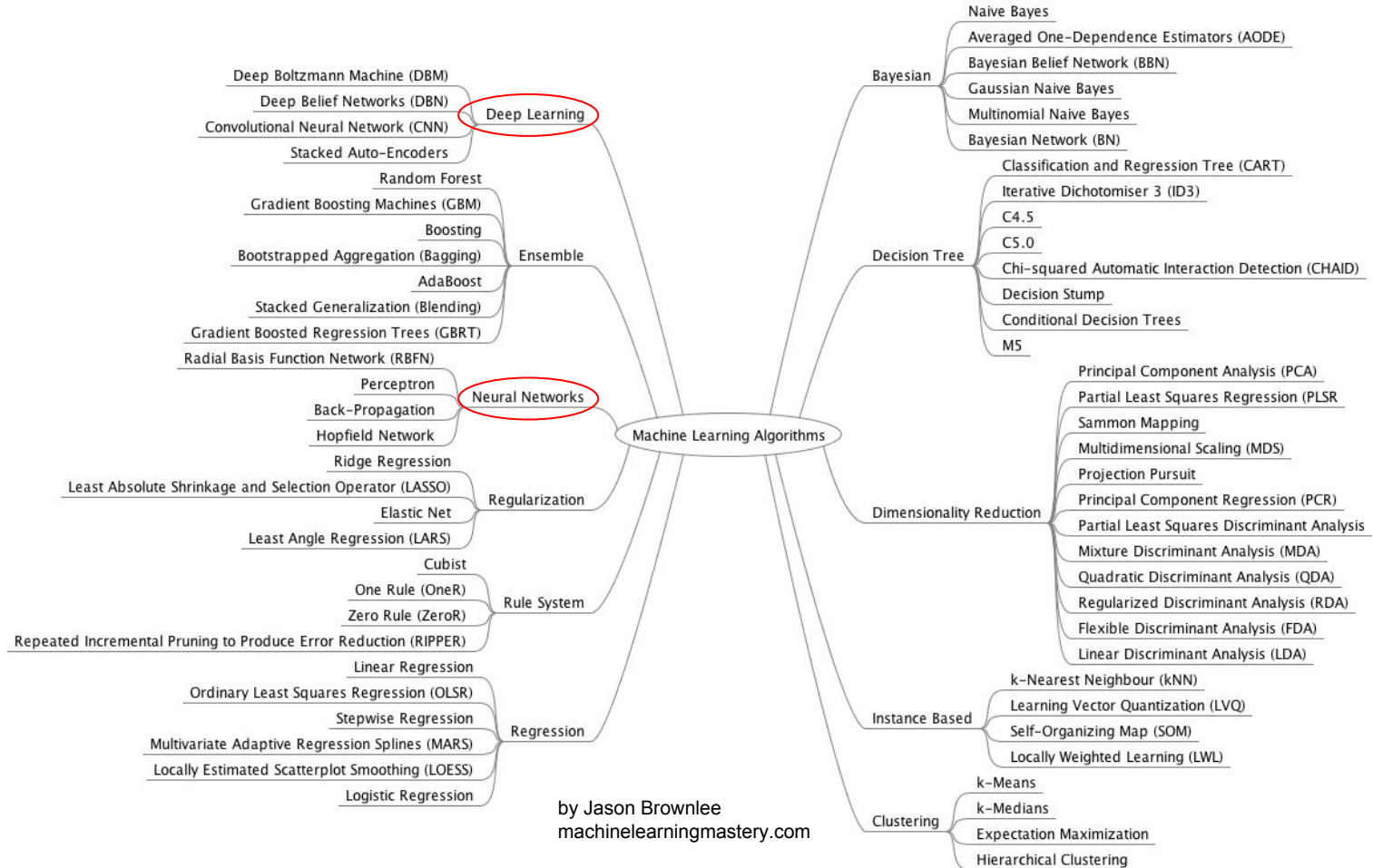
Sistemas de IA que pueden aprender de la experiencia para encontrar patrones en un conjunto de datos en vez de programarlos con unas reglas específicas

¿Cómo funcionan?

- 1. Procesa datos
- 2. Aprende patrones de los datos
- 3. Clasifica nuevos datos que no ha visto

Son técnicas de Inteligencia artificial





by Jason Brownlee
machinelearningmastery.com



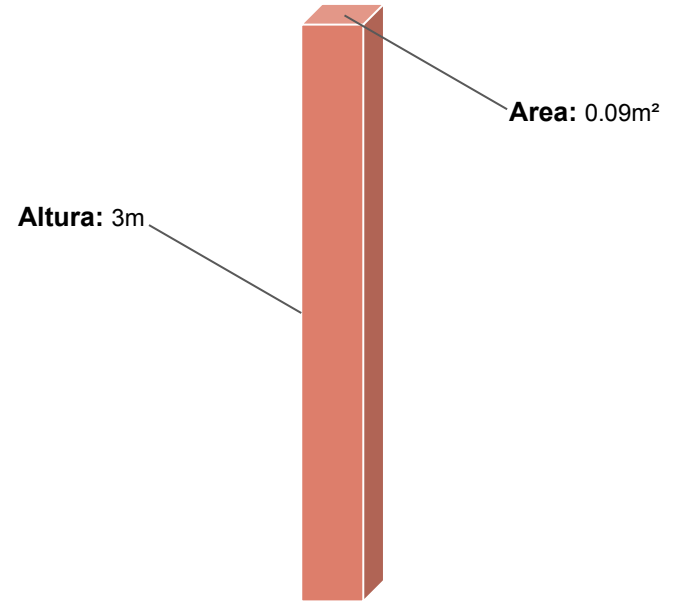
¿Cómo funciona?



Features (Atributos)

Se usan para entrenar un sistema de ML

Son las propiedades de las cuales estamos intentando aprender



Features (Atributos)

Cogiendo los elementos estructurales como ejemplo.

2 atributos querrá decir que tengo **2 dimensiones** (2D)

Mi sistema puede **aprender a dividir la gráfica** para discriminar pilares de los demás elementos estructurales

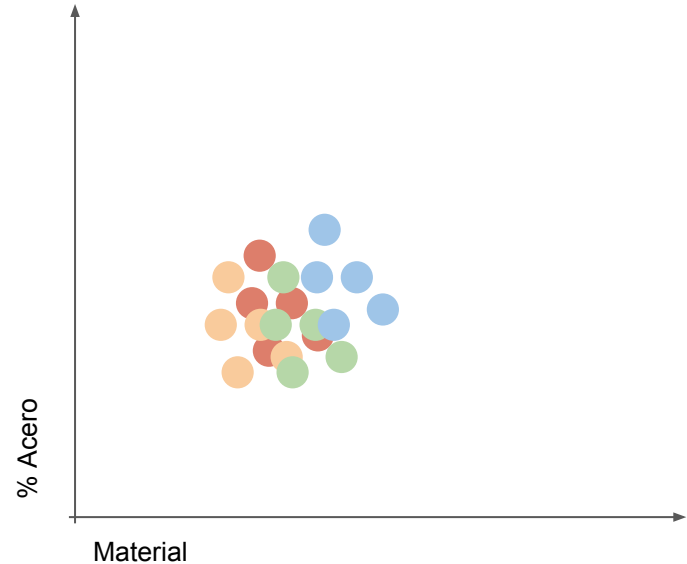
Esto se puede usar para realizar **futuras clasificaciones** que el sistema no haya visto



Features (Atributos)

Escoger **atributos útiles** para la discriminación, por tanto, influye en la calidad de mi sistema.

Si escojo atributos que no sean lo suficientemente diferenciadores tendré un modelo inservible.



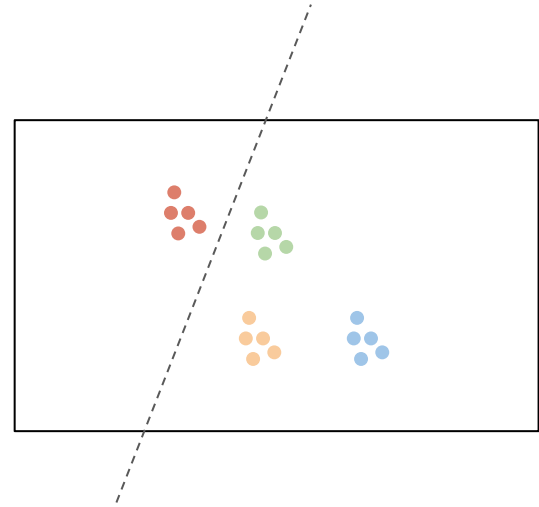
Información útil

En ocasiones nos bastará con **sistemas 1D**



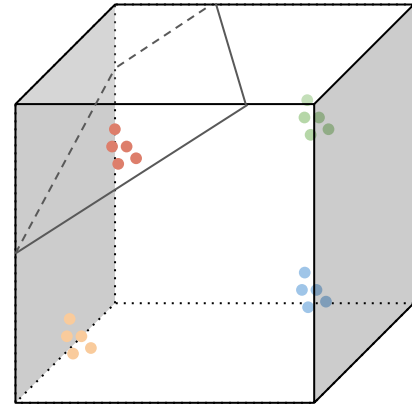
Información útil

En ocasiones nos bastará con **sistemas 2D**



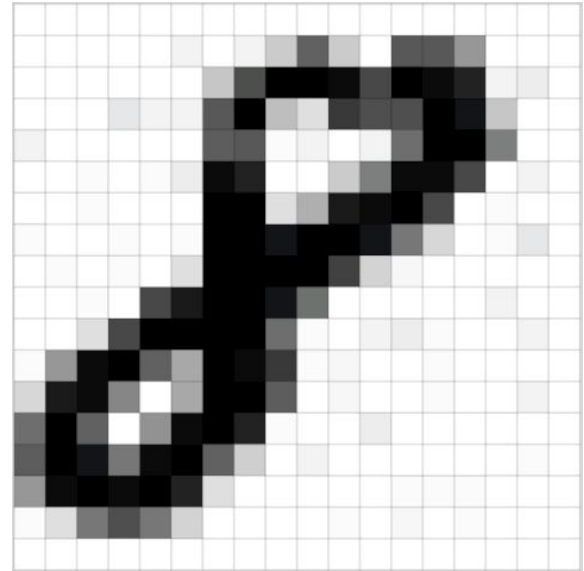
Información útil

En ocasiones nos bastará con **sistemas 3D**



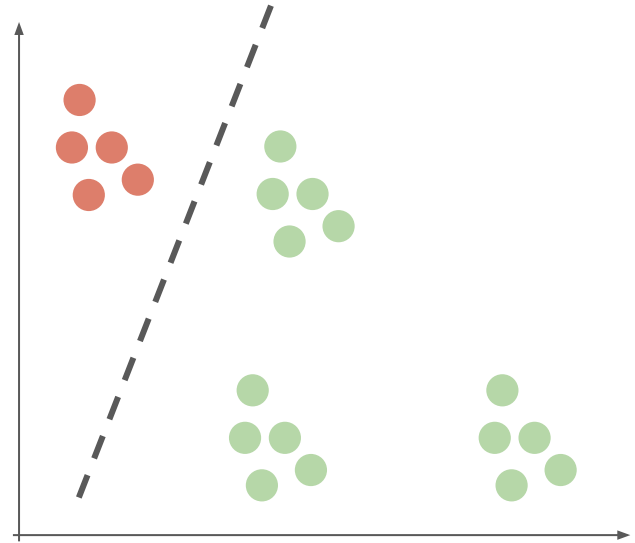
Información útil

Pero para determinados problemas tendremos que irnos a 20D o **MillonesD** como es el caso del reconocimiento de imágenes en el que cada pixel es un atributo



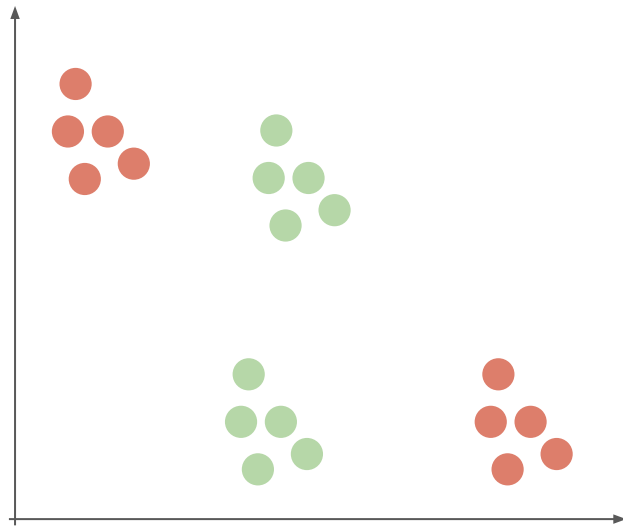
Problemas lineales / no lineales

- **Lineales:** Son aquellos en los que existe al menos un clasificador lineal para partir todos los casos.
- **No lineales:** Son aquellos en los que no existe un clasificador lineal para partir todos los casos.



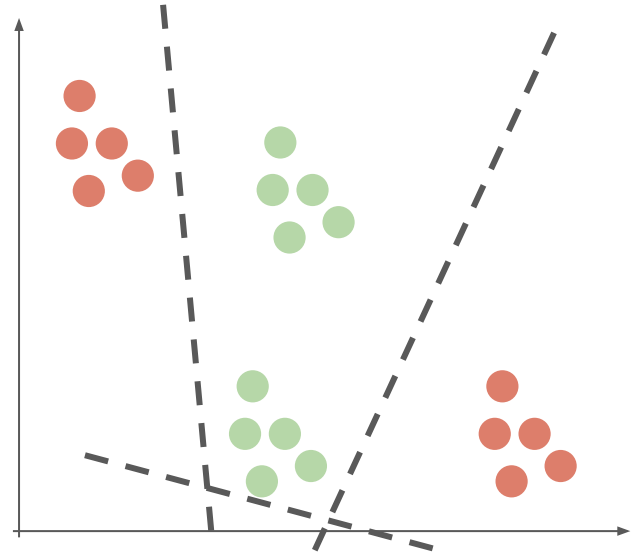
Problemas lineales / no lineales

- Lineales: Son aquellos en los que existe al menos un clasificador lineal para partir todos los casos.
- **No lineales:** Son aquellos en los que no existe un clasificador lineal para partir todos los casos.



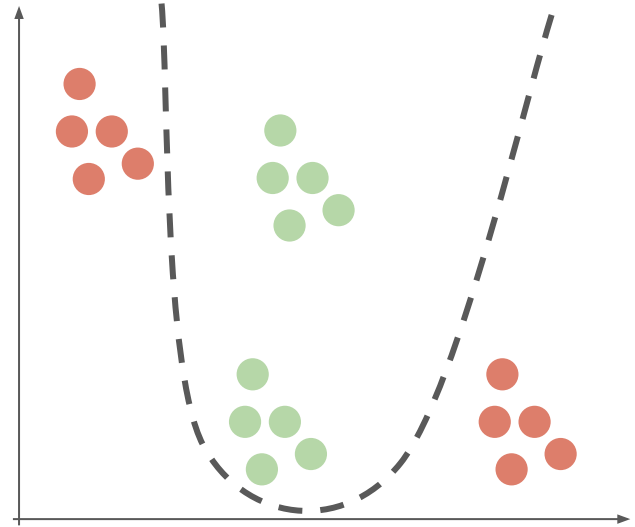
Problemas lineales / no lineales

- Lineales: Son aquellos en los que existe al menos un clasificador lineal para partir todos los casos.
- **No lineales:** Son aquellos en los que no existe un clasificador lineal para partir todos los casos.



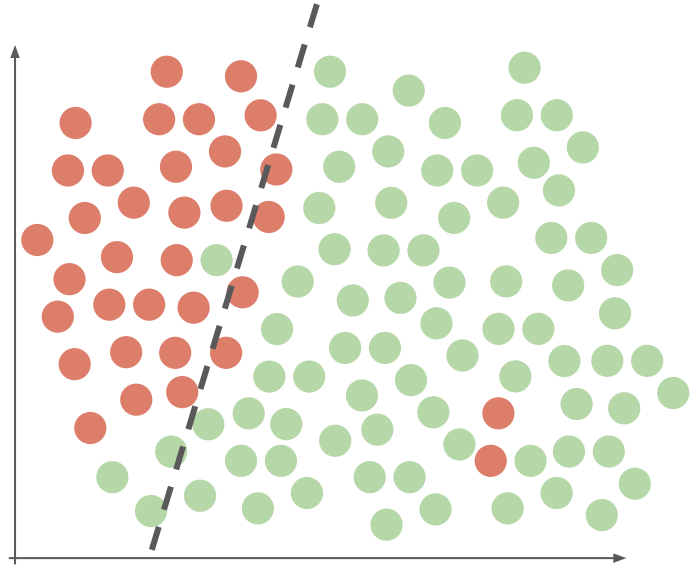
Problemas lineales / no lineales

- Lineales: Son aquellos en los que existe al menos un clasificador lineal para partir todos los casos.
- **No lineales:** Son aquellos en los que no existe un clasificador lineal para partir todos los casos.



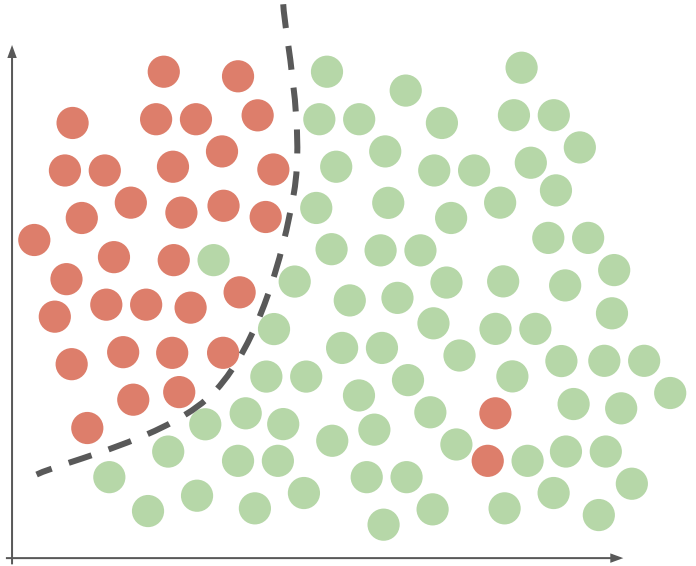
Underfitting (No ajustado)

Añadir dimensiones puede ayudarnos a resolver problemas complejos pero también podemos hacer que **nuestro sistema se conozca tan bien nuestros datos de entrenamiento que no sea capaz de generalizar** la nueva información y falle en su clasificación.



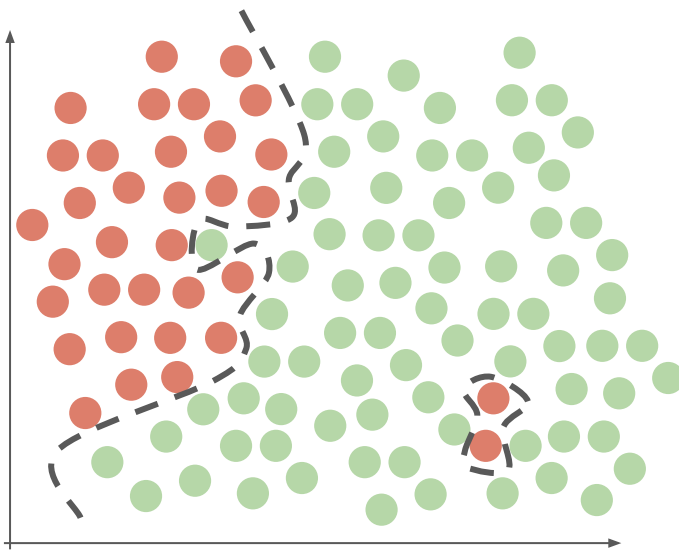
Well tuned (Bien ajustado)

Añadir dimensiones puede ayudarnos a resolver problemas complejos pero también podemos hacer que **nuestro sistema se conozca tan bien nuestros datos de entrenamiento que no sea capaz de generalizar** la nueva información y falle en su clasificación.



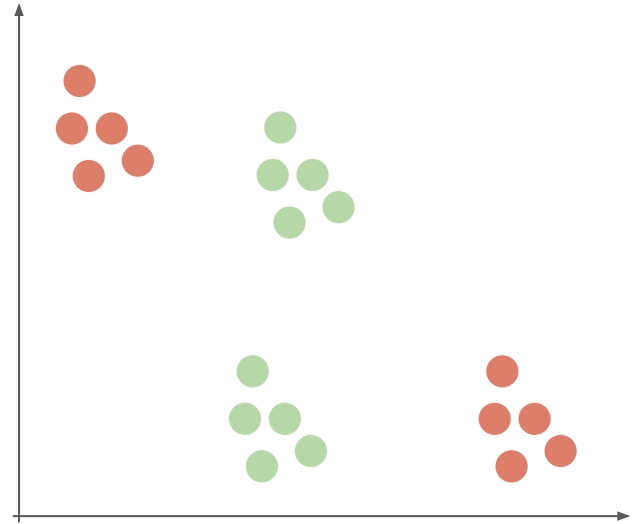
Overfitting (Sobreentrenamiento)

Añadir dimensiones puede ayudarnos a resolver problemas complejos pero también podemos hacer que **nuestro sistema se conozca tan bien nuestros datos de entrenamiento que no sea capaz de generalizar** la nueva información y falle en su clasificación.



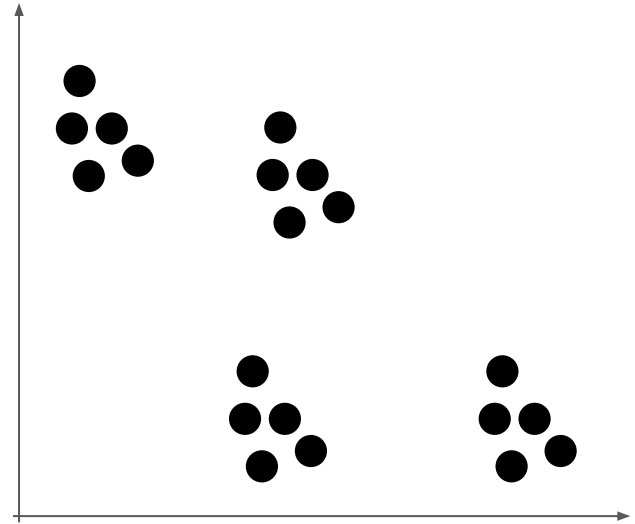
Aprendizaje supervisado

- Datos de entrenamiento **etiquetados**



Aprendizaje no supervisado

- Datos de entrenamiento **no etiquetados**



Aprendizaje supervisado / no supervisado

Supervisado

- Datos de entrenamiento **etiquetados**
 - 3m, 0.09m², **Pilar**
 - 3.1m, 0.08m², **Pilar**
 - 0.2m, 25m², **Forjado**
- Supervision: Le doy como input el output esperado
- Ejemplos:
 - Problemas de clasificación (Classification)
 - Problemas de regresión (Regression)

No supervisado

- Datos de entrenamiento **sin etiquetar**
 - 3m, 0.09m²
 - 3.1m, 0.08m²
 - 0.2m, 25m²
- No le doy como input el output esperado
- Hago al sistema que busque patrones
- Ejemplos:
 - Problemas de agrupación (Clustering)



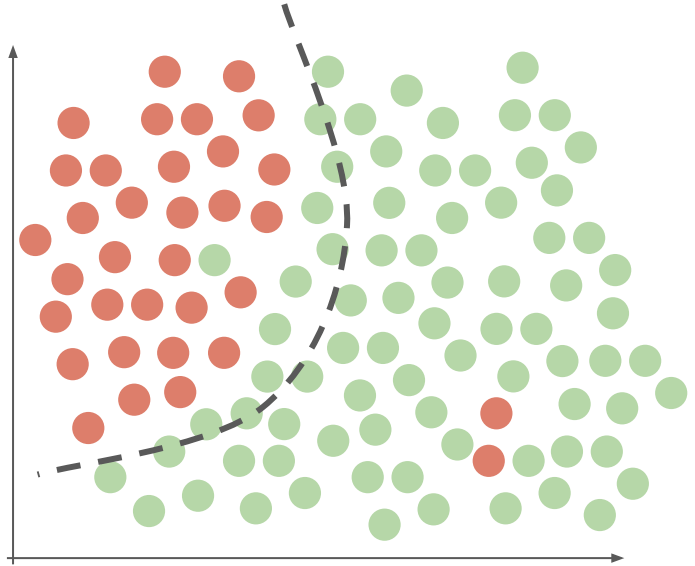
Aprendizaje por refuerzo

Aprendizaje por ensayo-error

El programa aprende jugando millones de partidas.

Cuando gana le damos una recompensa, cuando pierde, no le damos recompensa (recompensa negativa)

Podemos usar funciones de **optimización** para buscar el resultado deseado



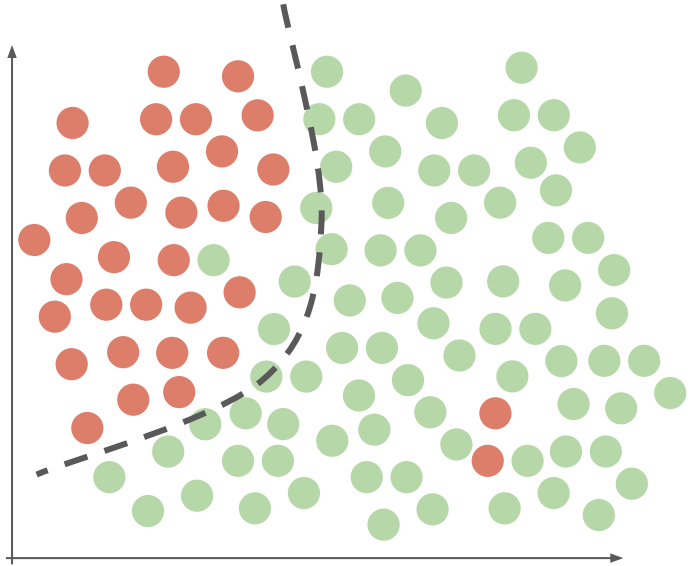
Aprendizaje por refuerzo

Aprendizaje por ensayo-error

El programa aprende jugando millones de partidas.

Cuando gana le damos una recompensa, cuando pierde, no le damos recompensa (recompensa negativa)

Podemos usar funciones de **optimización** para buscar el resultado deseado



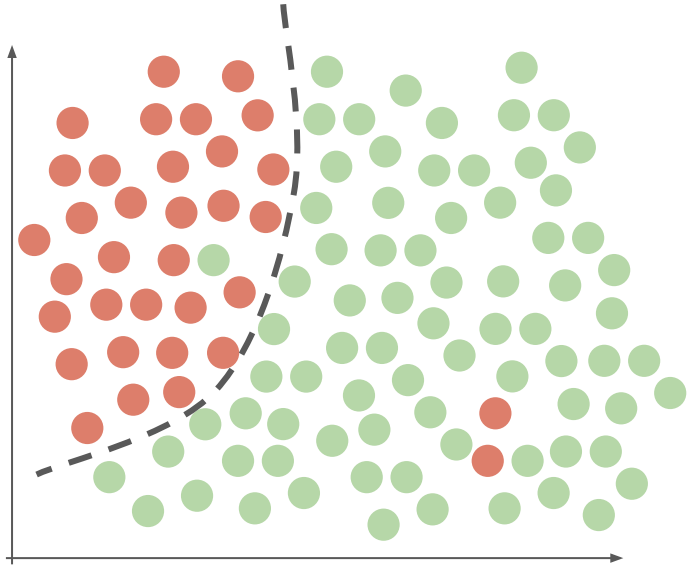
Aprendizaje por refuerzo

Aprendizaje por ensayo-error

El programa aprende jugando millones de partidas.

Cuando gana le damos una recompensa, cuando pierde, no le damos recompensa (recompensa negativa)

Podemos usar funciones de **optimización** para buscar el resultado deseado

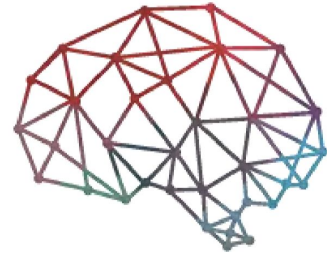


Ejemplos de uso con Dynamo



“AI” package

- By [Radu Gidej](#), [Grimshaw](#)



“DynamoAI” package

- By [Sharad Jaiswal](#), Autodesk



+ AI



“LunchboxML” package

- By [Nathan Miller, Proving Ground](#)

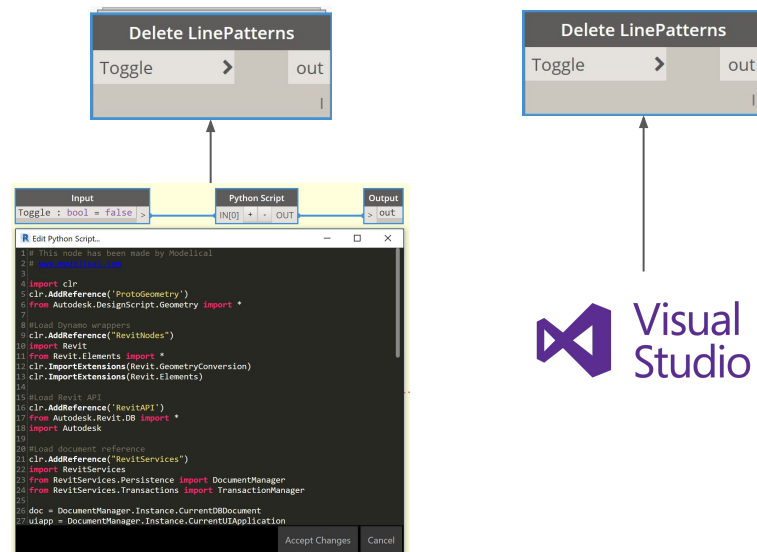


ZeroTouch Nodes

- Son nodos programados en C#
- Ventajas:
 - C#
 - .NET frameworks (salimos de IronPython!)
 - UIs customizadas
 - Mejor IDE
- Inconvenientes:
 - No se puede acceder al código

¿Dónde empezar? Matteo Cominetti's workshop

<https://github.com/teocomi/dug-dynamo-unchained>



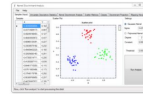
Accord

- C# .NET machine learning framework
- Implementable en dynamo via Zero Touch Nodes



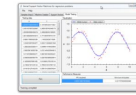
Agrupación, clasificación y predicción

- Agrupación/Clustering: No supervisado
- Clasificación/Classification: Supervisado
- Regresión/Regression: Supervisado



Classification.

Support Vector Machines , Logistic Regression , Decision Trees , Neural Networks , Deep Learning (Deep Neural Networks) , Levenberg-Marquardt with Bayesian Regularization , Restricted Boltzmann Machines , Sequence classification , Hidden Markov Classifiers and Hidden Conditional Random Fields .



Regression.

Multiple linear regression , Multivariate linear regression , polynomial regression , **logarithmic regression** , Logistic regression , multinomial logistic regression (softmax) and generalized linear models . L2-regularized L2-loss logistic regression , L2-regularized logistic regression , L1-regularized logistic regression , L2-regularized logistic regression in the dual form and regression support vector machines .



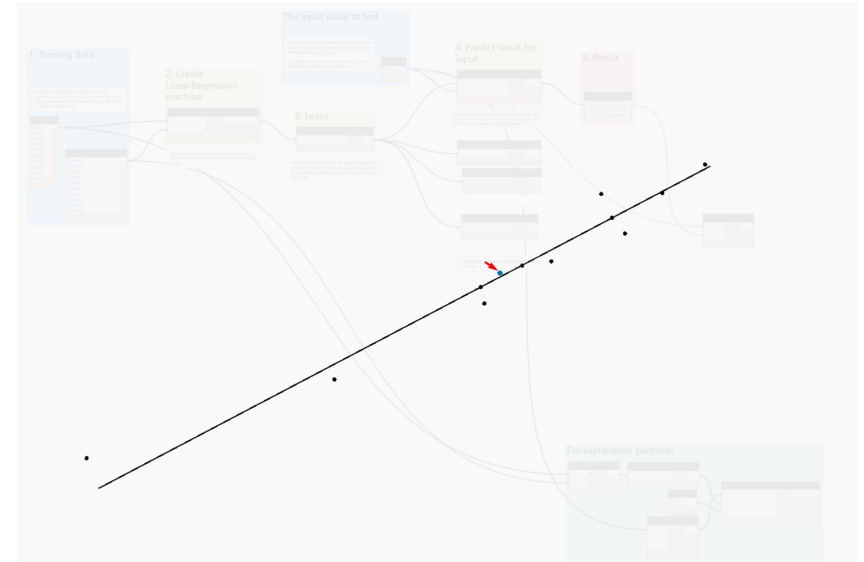
Clustering.

K-Means , K-Modes , Mean-Shift , Gaussian Mixture Models , Binary Split , Deep Belief Networks , Restricted Boltzmann Machines . Clustering algorithms can be applied in arbitrary data , including images , data tables, videos and audio .



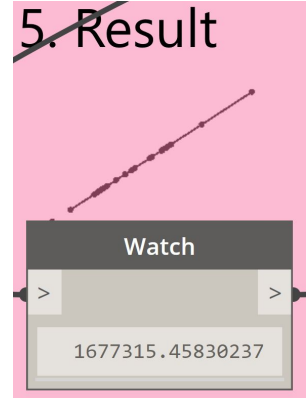
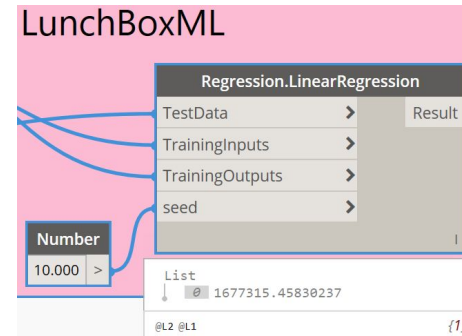
Regression: Linear Regression (LR)

- Modelo lineal
- Establece **relaciones lineales entre un escalar y una o más variables**



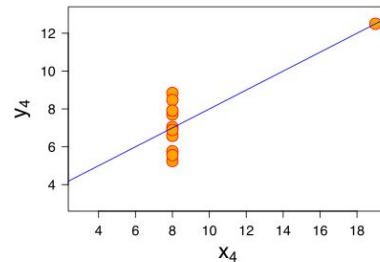
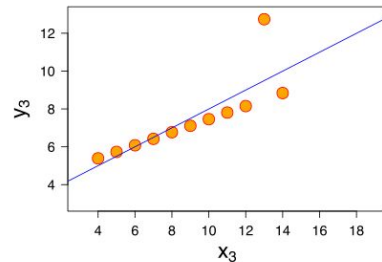
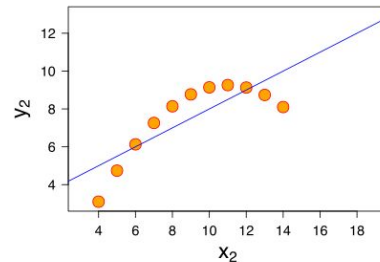
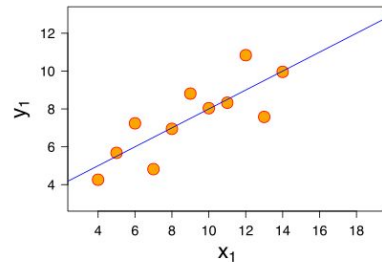
Regression: Linear Regression (LR)

- Modelo lineal
- Establece **relaciones lineales entre un escalar y una o más variables**
- Como era de esperar, las predicciones del nodo de Miller coinciden con las del de Gidei



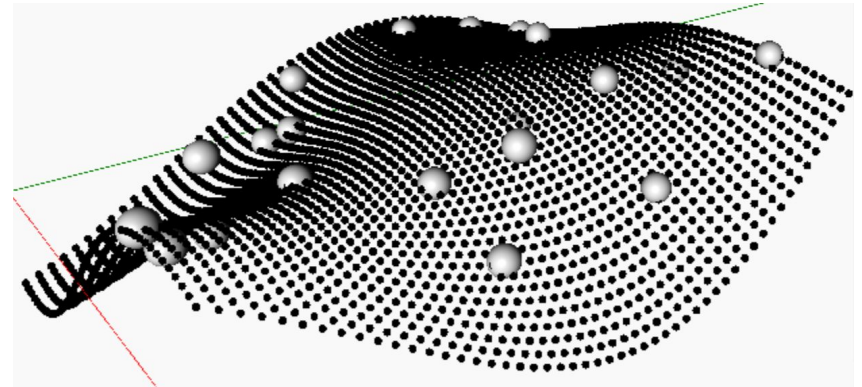
Regression: Linear Regression (LR)

- Cuarteto de Anscombe
 - Distribuciones gráficamente distintas
 - Mismas métricas estadísticas, misma línea de regresión



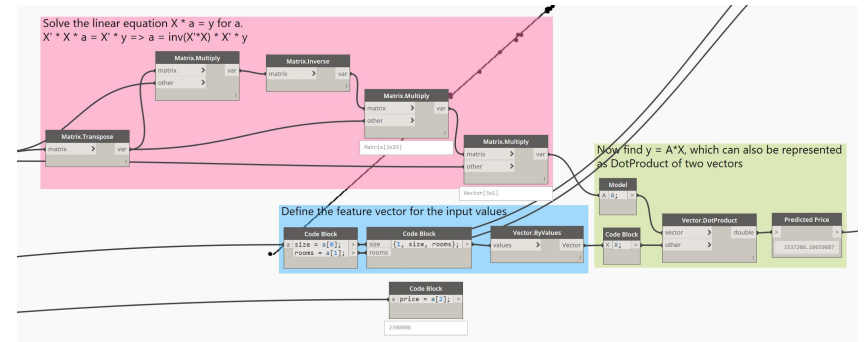
Regression: Non Linear Regression

- Modelo no lineal
- Establece **relaciones entre un escalar y una o más variables**



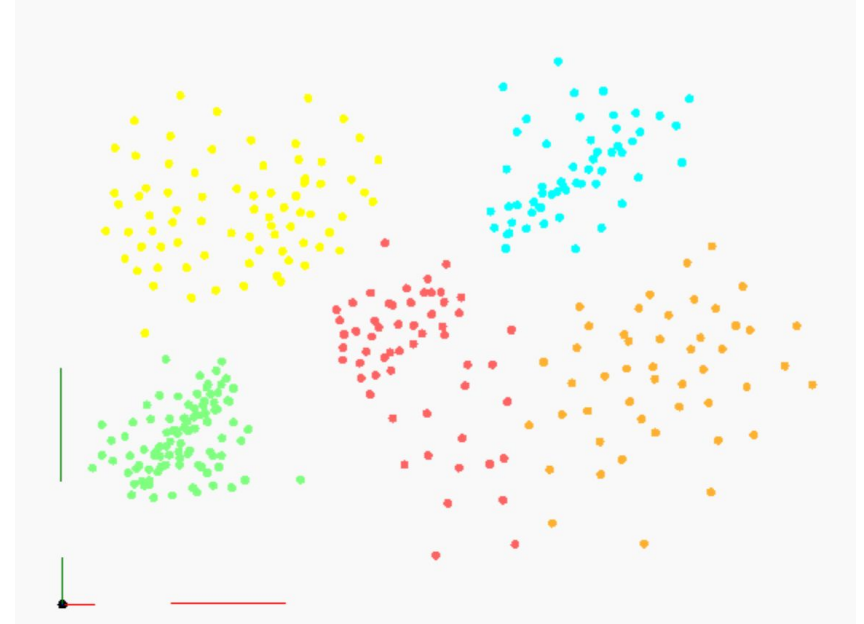
Regression: Polynomial Regression

- Modelo polinomial
- Establece **relaciones polinomiales entre un escalar y una o más variables**
- En el package de DynamoAI se pueden seguir las demostraciones matemáticas



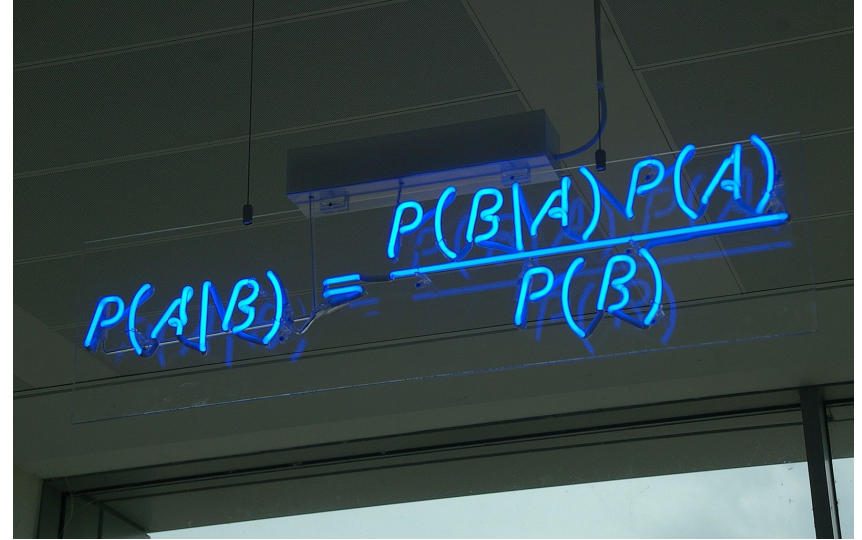
Clustering: Gaussian Mixture Model (GMM)

- Modelo probabilístico
- Sirve para representar la presencia de **subpoblaciones dentro de una población global**



Classification: Naive Bayes Classifier

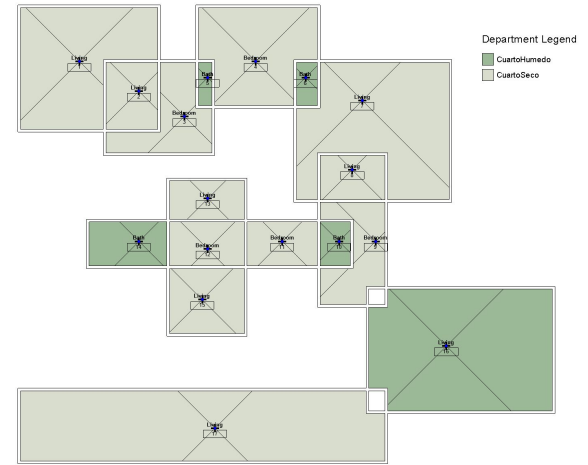
- Clasificador probabilístico
- Distribución normal (gaussiana)


$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$



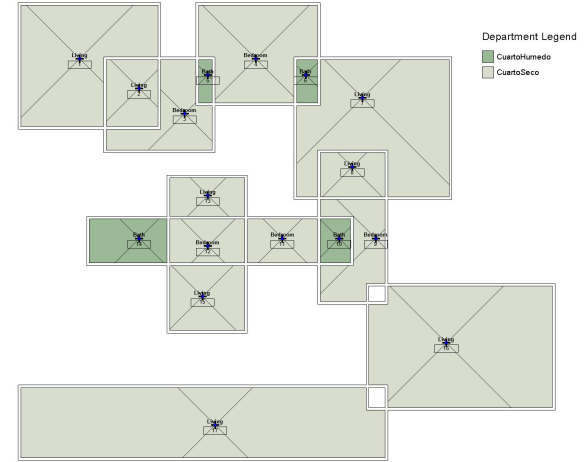
Classification: Naive Bayes Classifier

- Clasificador probabilístico
- Distribución normal (gaussiana)



Classification: Naive Bayes Classifier

- Clasificador probabilístico
- Distribución normal (gaussiana)



GRACIAS

ALGOMAD

ALGOMAD 2018 se está cocinando!

<http://www.algomad.org/>





MDUG