

# Justificación y antecedentes del Aprendizaje Automático.



## Caso práctico



[DCStudio](#) (CC BY-SA)

Max es una estudiante que está muy interesada en el campo de la inteligencia artificial. Parte de su aprendizaje se basa en la investigación de modelos y técnicas, pero ella lleva un tiempo preguntándose cómo y por qué surgió todo el ecosistema actual de la inteligencia artificial basada en el aprendizaje automático.

Recientemente, se ha lanzado una nueva película, y Max se conectó con sus amigos para comentarla. Se trata de una película en la que una inteligencia artificial tomaba conciencia de sí misma y trataba de controlar a los humanos que estaban en una nave espacial.

"¡Qué miedo! ¿no?" Exclamaba uno de ellos "Max, ¿realmente esto es posible? Tú deberías saberlo"

Max sonrió y contestó "Bueno, la verdad es que eso solo es posible con una inteligencia artificial de las que llamamos Fuerte o General, y por el momento, nadie ha conseguido nada a ese nivel."

"Tengo un profesor que dice que eso de la inteligencia artificial solo es un nombre nuevo que le han dado a la Estadística para que parezca más interesante" Dice otro de los amigos de Max.

"Lo cierto es que el planteamiento actual de la inteligencia artificial se basa mucho en la Estadística y Probabilidad, pero ha evolucionado al fusionarlas con otras áreas como la Computación o técnicas nuevas como el Deep Learning."

Iniciamos el segundo módulo del curso con esta unidad que baja a un primer nivel entre lo conceptual y lo técnico. En esta unidad, responderemos a preguntas como:

- ✓ ¿Por qué se cambia de modelo clásico al modelo basado en aprendizaje automático?
- ✓ ¿Qué ventajas tienen los modelos basados en aprendizaje automático frente a los sistemas expertos?
- ✓ ¿Hacia dónde apuntan los planteamientos y objetivos de este paradigma de inteligencia artificial?
- ✓ ¿Qué ciencia sienta las bases de la inteligencia artificial actual?
- ✓ ¿Qué modelos utilizados actualmente reflejan más claramente la base estadística del aprendizaje automático?

Veremos, también, dos tipos de modelos de aprendizaje automático que reflejan muy bien las raíces probabilísticas de las técnicas que se empezaron utilizando en esta nueva aproximación a la creación de inteligencia artificial.



[Ministerio de Educación y Formación Profesional](#) (Dominio público)

**Materiales formativos de FP Online propiedad del Ministerio de Educación y Formación Profesional.**

[Aviso Legal](#)

# 1.- Inteligencia Artificial Fuerte y Débil.



## Caso práctico



[DCStudio](#) (CC BY-SA)

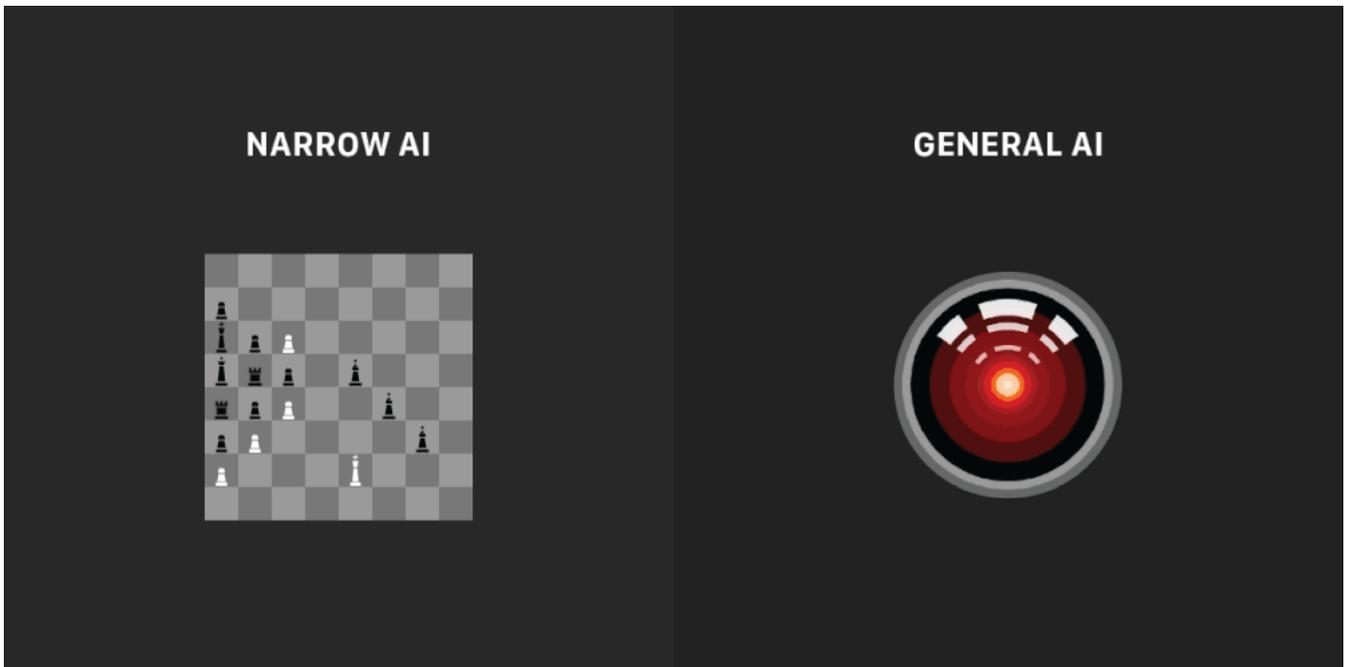
Max se ha quedado pensativa tras la conversación del otro día con sus amigos, cuando comentaban la película de una inteligencia artificial que trataba de dominar a los humanos. Se da cuenta de que, en realidad, no sabe mucho sobre los verdaderos límites de esta tecnología, y se dispone a investigar un poco más sobre ello.

Es cierto que la ciencia ficción nos muestra muchos casos de seres con inteligencia artificial que, incluso, se hacen pasar por humanos. La idea de un asistente personal que nos acompañe en todas nuestras tareas y que nos haga la vida más fácil parece realmente interesante. Max decide investigar si hay algún desarrollo en esa línea.

Aunque, en un principio, el objetivo del desarrollo de la inteligencia artificial era construir una máquina capaz de seguir las leyes de la lógica del pensamiento a la perfección y sin equivocarse, pronto se vio que esto era algo casi utópico. Tratar de programar todas las reglas necesarias, con sus propias correlaciones y generalizaciones, era una misión inabarcable y que siempre acababa en alguna incoherencia o fallo.

Los sistemas expertos, marcaron la clara separación entre dos tipos de inteligencia artificial. La inteligencia artificial fuerte o general, similar a la mente de los seres humanos, y la inteligencia artificial débil o estrecha, capaz de realizar con gran precisión una tarea concreta, dentro de un campo de especialización.

Toda la evolución que ha habido en el ámbito del aprendizaje automático profundo se ha desarrollado en el plano de la inteligencia artificial débil. Aun así, cada cierto tiempo, se van produciendo hitos y avances que vuelven a rescatar la idea de contar con una inteligencia artificial fuerte como la que aparece en las películas y novelas de ciencia ficción, capaces de relacionarse y servir a los humanos en modo multitarea.



[Gavin Jensen \(CC BY-SA\)](#)

Aunque la mayoría de alusiones a las diferencias entre ambas se refieren casi siempre a la capacidad de imitación de la inteligencia humana, esto no es del todo correcto. El campo de la inteligencia artificial actualmente no se centra en emular las capacidades o el comportamiento humanos, a no ser que nos refiramos a robots de tipo humanoide o videojuegos, y ni siquiera sería del todo exacta esta concepción en esos casos. La clave de la inteligencia artificial actual es la evolución y avance de la automatización.

La mayoría de desarrollos actuales considerados como inteligencia artificial estrecha o débil superan con creces las capacidades humanas en ese ámbito de aplicación. La capacidad de abstracción y la creatividad de algunos modelos también empiezan a mostrar un alcance sorprendente.

En definitiva, es recomendable no basar la distinción entre ambas en la comparación con la inteligencia humana y centrarse más en la capacidad de realizar tareas en un único ámbito o contexto o ser capaz de abordar tareas muy diferentes en cuanto a entorno de aplicación y resultados.

A algunos expertos les gusta la idea de que la inteligencia artificial débil representa el punto en el que estamos ahora y que la inteligencia artificial fuerte o general es el siguiente paso evolutivo o el punto al que nos dirigimos.



## Autoevaluación

La inteligencia artificial débil todavía no se ha conseguido llevar a la realidad, solo existe en la ciencia ficción.

Verdadero  Falso

**Falso**

En realidad es la inteligencia artificial fuerte la que todavía no se ha alcanzado.

# 1.1.- Inteligencia Artificial Débil.

---

El concepto de inteligencia artificial débil se refiere a agentes y modelos inteligentes que están especializados en un tipo de tarea, dentro de un campo de especialización concreto. Por ejemplo, un ordenador que juega al ajedrez, o un modelo de reconocimiento de imagen.

Diseñar una inteligencia artificial de este tipo no es igual en el modelo clásico que en el paradigma actual de aprendizaje automático. Los sistemas expertos que se programaban a base de reglas "if-else" del modelo clásico, eran más rígidos y no era nada sencillo actualizarlos o hacerlos evolucionar. Además, dependían mucho del equipo que lo diseñaba y construía, con el alto riesgo de introducir sesgos que eso conlleva.

## Ventajas de la IA Débil:

- ✓ Actualmente es relativamente sencilla de conseguir y desarrollar.
- ✓ Se controla más fácilmente y no presenta comportamientos demasiado inesperados.
- ✓ Permite arquitecturas modulares, con las que combinar distintos talentos o capacidades según las necesidades del entorno en el que se despliega.

## Inconvenientes de la IA Débil:

- ✓ Es un sistema "ciego", que no cuenta con todo el contexto de la situación, por lo que puede mal-interpretar entradas inusuales.
- ✓ Es muy limitada; solo sirve para aplicaciones muy concretas.
- ✓ Suelen ser sistemas que no ofrecen una experiencia de usuario tan cercana o personalizada como la de un ser humano.

En resumen, una IA Débil está concebida para ser aplicada en un ámbito específico de problemas, y no tanto de tener un comportamiento similar a la inteligencia humana. Desde este punto de vista, es impensable concebir que uno de estos sistemas constituyan una mente, un estado mental o conciencia propia.

## Ejemplos de inteligencia artificial débil:



[vectorjuice \(CC BY-SA\)](#)

## **Alexa, Siri y Google Assistant**

Estos modelos de asistentes virtuales que están presentes en móviles y dispositivos para el hogar, son lo que se conoce como asistentes conversacionales. Son un ejemplo de que una inteligencia artificial estrecha puede simular un comportamiento humano pero no ser capaz de llegar a dar el mismo resultado o ejecutar la misma tarea que la inteligencia humana proporcionaría.

## **IBM Watson**

Este sistema cognitivo es capaz de dotar de la información precisa y necesaria en cada momento bajo demanda, y en un contexto de conversación en lenguaje natural o coloquial. Puede analizar gran cantidad de datos y extrapolar o inferir conclusiones a partir de ellos.

## **AlphaGo**

Este sistema desarrollado por DeepMind ha sido capaz de batir en el juego Go al campeón mundial, como hizo Deep Blue (IBM) en su día con el campeón Kasparov. Otras versiones del mismo sistema han sido AlphaStar, capaz de jugar a un conocido videojuego, el Starcraft, y AlphaZero, una generalización de AlphaGo que también juega al shogi y ajedrez. Es interesante analizar cómo los creadores de AlphaGo han logrado esta generalización del algoritmo. En concreto, la red neuronal en la que está basado, se actualiza constantemente, lo que permite en cierta manera que el modelo se adapte en los primeros movimientos al sistema de juego. ¿Podría ser ésto una forma de ir accediendo a una inteligencia artificial general?



[dronepicr \(CC BY\)](#)

## Coches autónomos

Un vehículo autónomo parece una unidad compleja que es capaz de desarrollar varias tareas muy diferentes y puede tener la apariencia de ser una inteligencia artificial fuerte o general, pero no. En un coche autónomo, existen diferentes sistemas que se hacen cargo de diferentes tareas, cada uno de la suya, y que son coordinados o controlados por un módulo de control. Cada parte del sistema es una inteligencia artificial débil, controlados por otra inteligencia artificial débil especializada en llevar a cabo ese control, de esos sistemas concretos.

## Algoritmos de recomendación

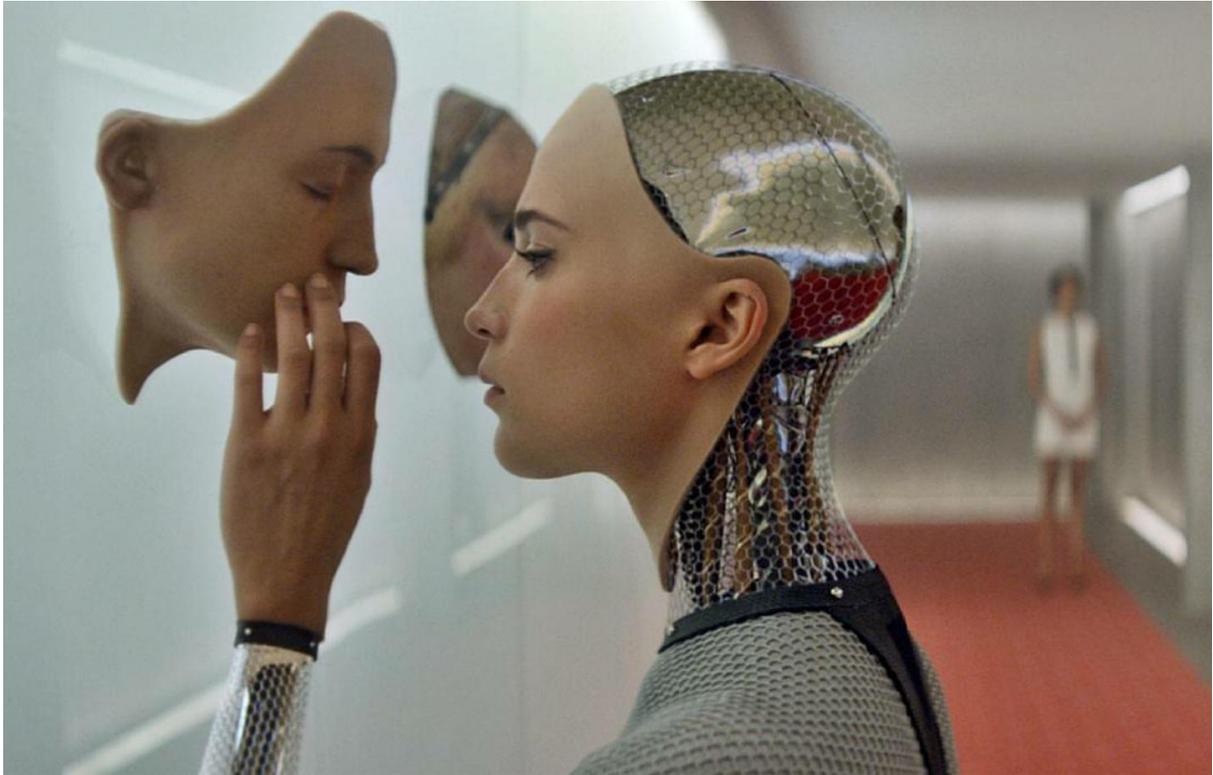
El acto de recomendar una película, un libro o un sitio que visitar parece tan humano que hace difícil clasificar este tipo de sistemas como inteligencia artificial débil. Tras una recomendación suele haber vivencias y experiencias muy variadas, entremezcladas con diversas acciones y hechos. Y lo cierto es que estos sistemas se entrenan con conjuntos de

datos que configuran, con un cierto grado de simplificación, los distintos perfiles de gustos de las personas según ciertos parámetros de experiencias registradas.

## 1.2.- Inteligencia Artificial Fuerte.

---

El concepto de Inteligencia Artificial Fuerte o General proviene más de la imaginación o de la ciencia ficción que de una arquitectura o concepto factible real. Podemos decir que es el punto al cual queremos llegar en este campo, pero no termina de estar claro si es posible con los algoritmos actuales.



[filmaffinity.com](http://filmaffinity.com) (Dominio público)

El concepto de la Inteligencia Artificial Fuerte o General parte de la posibilidad de que una máquina pueda abstraer hasta el nivel de interaccionar con seres humanos y con el resto de objetos y seres del mundo físico en todo tipo de contexto y con objetivos de todo tipo. En definitiva, se quiere emular la capacidad de interpretación y adaptación que tiene el ser humano. Pero, como ya se ha mencionado en secciones anteriores, no se trata de imitar o comportarse como los humanos, sino de poder acometer las tareas necesarias para múltiples contextos, y, hacerlo igual o mejor que los humanos.

### **Aproximación filosófica al concepto de inteligencia artificial fuerte**

La posibilidad real de la Inteligencia Artificial Fuerte se ha empezado a estudiar sobre todo a partir de que el filósofo Searle presentara un contra-argumento a ésta en la publicación «The Chinese Room Argument» así como a raíz del argumento del primer teorema de incompletitud de Gödel, que afirma que nunca una máquina podría adquirir algún tipo de inteligencia humana. Los contra-argumentos a la IA fuerte no han dejado de aparecer, como por ejemplo el filósofo heideggeriano Hubert Dreyfus, que dedico gran parte de su obra argumentando como la IA llegaría a fallar porque simplemente el cerebro humano y mente humana no son análogas con el hardware y software de un ordenador. Y sin duda, nuevos estudios demuestran que la mente humana no es como un ordenador.

A partir de este punto, hay dos razones que hacen que tenga una mayor consideración la IA débil:

- ✓ Desde la vertiente lógica, se pueden estudiar los algoritmos y las funciones matemáticas con mejor claridad;
- ✓ Desde una perspectiva clásica de la filosofía continental, la debilidad intrínseca de la IA se podría argumentar a partir de la siguiente cuestión: nosotros los humanos fabricamos las herramientas y sistemas y, por tanto, incluye dentro nuestra propia fragilidad, la posibilidad del fallo.

Como dice Jean Francois Dortier en "La cerveau et la pensée":

«Cuarenta años después de su creación, la importancia de la IA está, cuando menos, mitigada. Los especialistas se refieren cada vez más (después del análisis de Searle) al proyecto de una «IA débil» opuesto a la «IA fuerte» del principio. El proyecto de la «IA fuerte» era encontrar y reconstruir la forma en que el hombre piensa y después superarla. El proyecto de la «IA débil» es más modesto. Se trata de simular comportamientos humanos «considerados inteligentes» por los métodos de la ingeniería, sin preocuparse de saber si el hombre procede de la misma manera. Hoy día se prefiere hablar de lógicas «de ayuda» a la creación o a la toma de decisiones más que de máquinas que remplazarían al hombre».

## **Aproximación técnica a una arquitectura multitarea**

Más allá de que realmente sea posible construir un modelo con las capacidades de conciencia, sensibilidad, sabiduría y autoconocimiento, lo que sí se está explorando, por el momento, es la construcción de modelos, basados en redes neuronales profundas, que sean capaces de ejecutar tareas en diferentes contextos.



[Deepmind](#) (Dominio público)

Deepmind, a mediados de 2022, anunció un posible avance hacia una IA general con su nuevo modelo "Gato". Según anunció el laboratorio de inteligencia artificial propiedad de Alphabet, este modelo puede jugar videojuegos de Atari, subtitular imágenes, chatear y apilar bloques con un brazo robótico real. En general, Gato puede realizar hasta 604 tareas diferentes. Lo malo es que Gato no realiza las tareas tan bien como aquellos modelos que solo pueden hacer una cosa.

Gato es un modelo "generalista" en el sentido que puede hacer muchas cosas diferentes al mismo tiempo. Pero eso es muy distinto a una IA "general" capaz de adaptarse de manera eficaz a nuevas tareas distintas a aquellas en las que el modelo fue entrenado.

## Conciencia artificial

El paso final del desarrollo de la IA es construir sistemas que puedan formar representaciones sobre sí mismos. En última instancia, los investigadores de la IA

tendrán que comprender no solo la conciencia, sino también construir máquinas que la tengan.

Nada garantiza que el desarrollo de una IA fuerte o general implique el surgimiento de la conciencia artificial o que se genere una conciencia emergente, pero esta tiende a ser considerada como la posibilidad más plausible. La razón por la cual se cree que la existencia de uno de estos conceptos probablemente lleve al otro deriva de como de intrínsecamente entrelazadas se encuentran la conciencia y la inteligencia general en los seres vivos.

Peter Voss, profesional del campo de la IA fuerte, justifica la coincidencia fundamental de las cualidades necesarias para el desarrollo tanto de un sistema de IA fuerte como de una conciencia artificial afirmando que las personas poseen "autoconciencia conceptual" (conceptos abstractos del "yo" físico y mental), característica que resultaría imprescindible en dicha IA, ya que esta tendría que "poder conceptualizar qué acciones ha tomado, de qué acciones es capaz, y cuáles son sus efectos más probables.

En plena carrera por el mejor algoritmo conversacional, Blake Lemoine, un ingeniero de Google se refirió al sistema de IA en el que trabajaba, LaMDA, como una máquina pensante y sintiente. El LaMDA (Language Model for Dialogue Applications, modelo de lenguaje para aplicaciones de diálogo en español) fue diseñado por Google en 2017 y tiene como base un transformer, es decir, un entramado de redes neuronales artificiales profundas. Para los expertos en Inteligencia Artificial, transformers como LaMDA han supuesto un hito porque "permiten un procesamiento (de información, de textos) muy eficiente y han producido una auténtica revolución en el campo del Procesamiento del Lenguaje Natural".

Pero, aunque la conversación sea fluida, de calidad y específica, no es más que una enorme fórmula que ajusta los parámetros para predecir mejor la siguiente palabra. No tiene ni idea de lo que está hablando. En definitiva: no tiene autoconciencia ni sensibilidad como tales.



## Para saber más

Si quieres conocer la arquitectura y funcionamiento del modelo generalista Gato de Deepmind, te recomendamos que leas el artículo en el que se anunciaba "[A Generalist Agent](#)" en la web de Deepmind.



## Autoevaluación

¿Qué modelo es capaz, actualmente, de llevar a cabo varias tareas en contextos diferentes?

- Gato, de DeepMind
- Dalle2, de openAI
- Watson, de IBM

Opción correcta

Dalle2 solo se puede utilizar para generar imágenes.

Watson se utiliza solo para análisis y tratamiento de lenguaje natural.

## Solución

1. Opción correcta
2. Incorrecto
3. Incorrecto

## 2.- Antecedentes del Machine Learning.



### Caso práctico



[DCStudio \(CC BY-SA\)](#)

Max tiene hoy una sesión de tutoría con su profesor, Antonio, y tiene algunas dudas sobre la influencia de la Estadística en la Inteligencia Artificial.

"La inteligencia artificial actual es de tipo probabilístico porque se dedica a observar lo que ocurre en un sistema, y luego, ante nuevas causas, imita o reproduce el comportamiento que ha observado para dar la que sería

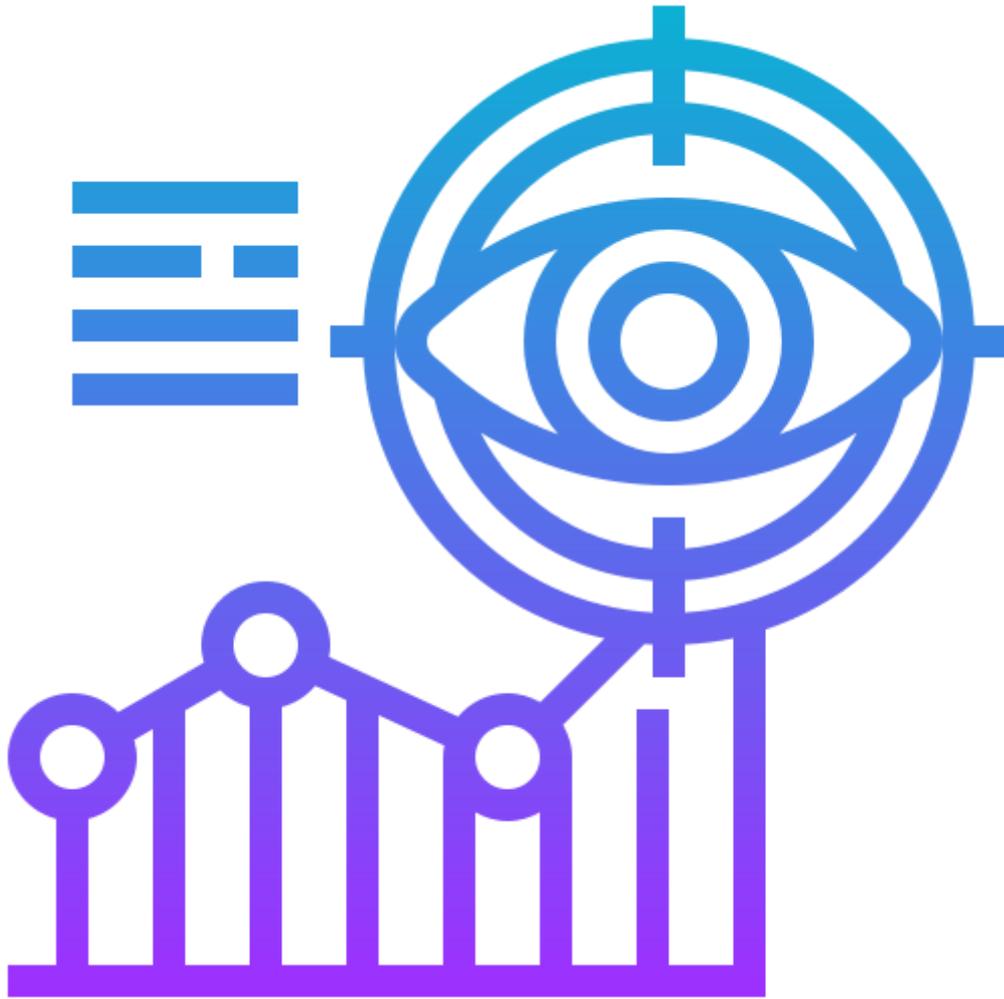
la respuesta más probable de dicho sistema" responde Antonio.

"¡Ah!, entonces solo tenemos que fijarnos en el valor que más se da en una variable de salida del sistema para ciertos valores de una variable de entrada y esa será la respuesta más probable" Dice Max empezando a entenderlo.

"Bueno, no es tan simple. En el aprendizaje automático tratamos de estudiar cómo influye la relación entre varias variables de entrada más que los valores en sí. Así, podremos predecir una variable de salida aunque no hayamos tenido nunca un caso así" Le dice Antonio sonriendo. "Pero las técnicas que se utilizan, se han generado a partir de teorías y problemas de probabilidad."

Como hemos visto en el tema anterior, la evolución de la inteligencia artificial se ha basado en tratar de ser capaz de actuar como los humanos, en primera instancia, y tratar de predecir el comportamiento más probable o deseable de un sistema en el planteamiento más actual. Para ésto, las técnicas más prometedoras son las que utilizan modelos probabilísticos que, precisamente, son capaces de modelizar mejor los datos observados.

Podemos decir, que las técnicas de aprendizaje automático, básicamente, miran el problema desde fuera y configuran sus propias reglas para emular el comportamiento del sistema. De esta forma, se consigue una mayor tasa de acierto. Todo empieza por modelar probabilísticamente una relación entre causa y efecto, estableciendo un aprendizaje a partir de observaciones.



[Eucalypt \(CC BY\)](#)

Podemos afirmar que la estadística y el aprendizaje automático convergen al aplicar las mismas técnicas de análisis para dar respuesta a una misma cuestión: ¿cómo aprendemos de los datos?. En las siguientes secciones veremos cómo se apoya la inteligencia artificial actual en la ciencia de los datos.

## 2.1.- Estadística y probabilidad.

---

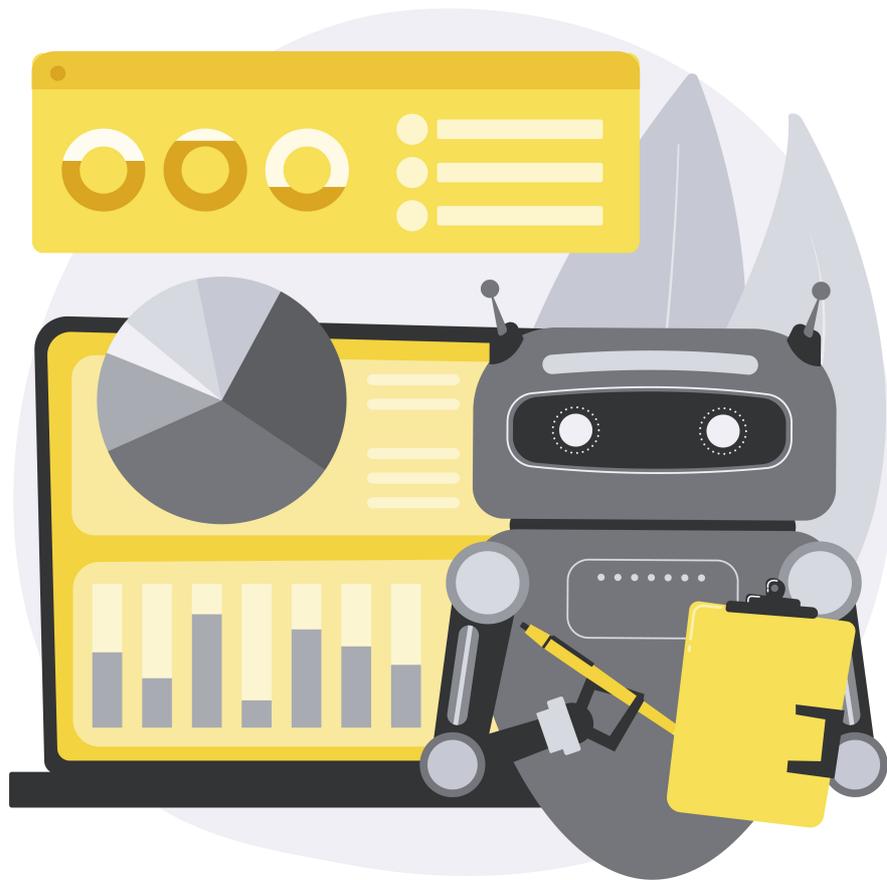
El Machine Learning se basa en las estadísticas y el desarrollo de la informática de los últimos 70 años. Arthur Samuel , pionero estadounidense en el campo de la inteligencia artificial, acuñó el término «Aprendizaje automático» en 1959 durante su trayectoria en IBM.

Como campo de estudio, el Machine Learning comenzó a florecer en la década de 1990. Andrew Ng (profesor asociado del departamento de Ciencias de la Computación y del departamento de Ingeniería Electrónica de la Universidad de Stanford) resume el proceso de desarrollo del Machine Learning en la siguiente premisa:

“La escala (la disponibilidad de datos y la escala computacional) impulsa el progreso del aprendizaje automático”.

Larry Wasserman es profesor del departamento de Estadística y del departamento de Aprendizaje Automático de Carnegie Mellon, una de las principales universidades de estadística y Machine Learning a nivel mundial. Cuando se le preguntó sobre las diferencias entre la Estadística y el Machine Learning, respondió:

“Están preocupados por la misma pregunta: ¿cómo aprendemos de los datos?”



[vectorjuice \(CC BY-SA\)](#)

Pero concretando más, explica:

"Las estadísticas enfatizan la inferencia estadística formal (intervalos de confianza, pruebas de hipótesis, estimadores óptimos) en problemas de baja dimensión (conjuntos de datos más pequeños) y el aprendizaje automático se centra más en hacer predicciones precisas de alta dimensión (grandes conjuntos de datos)".

Algunos como Robert Tibshirani (estadístico y experto en aprendizaje automático de Stanford) incluso llama al aprendizaje automático «estadísticas glorificadas».

Ambos métodos se centran en extraer conocimiento o ideas de los datos, pero sus métodos se ven afectados por sus diferencias culturales inherentes. La razón principal de que estos temas sean efectivamente los mismos es que cubren casi exactamente el mismo material y usan casi exactamente las mismas técnicas.

Además, cada paso en un proyecto de Machine Learning requiere el uso de un método estadístico. Tanto para comprender los datos utilizados en el entrenamiento de un modelo de aprendizaje automático como en la interpretación de los resultados obtenidos tras probar diferentes modelos de aprendizaje automático, se requieren métodos estadísticos.



## Para saber más

Si quieres profundizar en la relación entre ambas disciplinas, puedes leer el artículo de Larry Wasserman "[Statistics vs. Machine Learning](#)".

También puedes ver las principales tareas que la Estadística resuelve en un proceso de entrenamiento de un modelo de aprendizaje automático en el artículo "[10 examples of how to use statistical methods in a machine learning project](#)".



## Autoevaluación

Cada paso en un proyecto de Machine Learning requiere el uso de un método estadístico

Verdadero  Falso

**Verdadero**

Efectivamente, cada paso en un proyecto de Machine Learning requiere el uso de un método estadístico

## 2.2.- Modelos bayesianos.

---

El teorema de Bayes proporciona una manera de calcular la probabilidad de una hipótesis basada en su probabilidad previa, las probabilidades de observar diversos datos dada la hipótesis y los datos observados en sí.

El teorema de Bayes también proporciona una forma de pensar sobre la evaluación y selección de diferentes modelos para un conjunto de datos dado en el aprendizaje automático aplicado. Maximizar la probabilidad de que un modelo se ajuste a un conjunto de datos se conoce más generalmente como máximo a posteriori, o MAP para abreviar, y proporciona un marco probabilístico para el modelado predictivo.

### Teorema de Bayes

El Teorema de Bayes enunciado por el matemático inglés Thomas Bayes (1702-1761) es un sistema de cálculo de probabilidades pero hecho de forma inversa a cómo se calculan habitualmente.

Tiene en cuenta la información que conocemos que se ha producido en determinado entorno con determinados factores para saber cuáles de esos factores han producido esas consecuencias.

Es decir, conociendo las consecuencias que se producen podemos calcular sus orígenes (siempre en porcentajes) y la probabilidad de que se hayan producido en uno u otro grupo. Su fórmula es:

THE PROBABILITY OF "B" BEING TRUE GIVEN THAT "A" IS TRUE

THE PROBABILITY OF "A" BEING TRUE

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

THE PROBABILITY OF "A" BEING TRUE GIVEN THAT "B" IS TRUE

THE PROBABILITY OF "B" BEING TRUE

The diagram shows the formula for Bayes' theorem with handwritten annotations. The numerator consists of  $P(B|A)$  and  $P(A)$ .  $P(B|A)$  is annotated as 'THE PROBABILITY OF "B" BEING TRUE GIVEN THAT "A" IS TRUE'.  $P(A)$  is annotated as 'THE PROBABILITY OF "A" BEING TRUE'. The denominator is  $P(B)$ , annotated as 'THE PROBABILITY OF "B" BEING TRUE'.  $P(A|B)$  is annotated as 'THE PROBABILITY OF "A" BEING TRUE GIVEN THAT "B" IS TRUE'. Arrows point from the text to the corresponding parts of the formula.

[wiki.pathmind.com](http://wiki.pathmind.com) (CC BY-SA)

Donde B es el suceso que conocemos, A el conjunto de posibles causas, excluyentes entre sí, que pueden producirlo y, por tanto,  $P(A/B)$  son las posibilidades a posteriori,  $P(A)$  las posibilidades a priori y  $P(B/A)$  la posibilidad de que se de B en cada hipótesis de A.

Su utilidad se ha demostrado, a diferencia de la estimación estadística tradicional, como un modo de variar nuestras expectativas según la experiencia concreta que tenemos sobre algo, lo que tiene mucha utilidad, precisamente, en el campo del aprendizaje automático.

# Modelo probabilístico

Un algoritmo o modelo de aprendizaje automático es una forma específica de pensar sobre las relaciones estructuradas en los datos. De esta manera, un modelo puede considerarse como una hipótesis sobre las relaciones en los datos, como la relación entre la entrada (  $X$  ) y la salida (  $y$  ). La práctica del aprendizaje automático aplicado es la prueba y el análisis de diferentes hipótesis (modelos) en un conjunto de datos dado.

El Teorema de Bayes proporciona un modelo probabilístico para describir la relación entre los datos (  $D$  ) y una hipótesis (  $H$  ). Si lo representamos con una fórmula simplificada:

$$P(h | D) = P(D | h) * P(h) / P(D)$$

donde la probabilidad de una hipótesis  $h$  dados unos datos  $D$ , puede calcularse como la probabilidad de observar los datos dada la hipótesis, multiplicada por la probabilidad de que la hipótesis sea verdadera independientemente de los datos, y dividido todo por la probabilidad de observar esos datos independientemente de la hipótesis.

La optimización o búsqueda de la hipótesis con la máxima probabilidad posterior en el modelado se llama máximo a posteriori o MAP.

## Algoritmos Naive Bayes

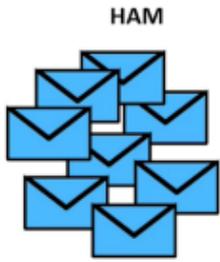
Los modelos de Naive Bayes son un tipo de algoritmos de aprendizaje automático basados, como su nombre indica, en el teorema de Bayes. En ellos, se asume que las variables de entrada son independientes entre sí. Esto es simplificar mucho, pero de ahí viene el nombre "naive" o inocente.

Sus principales ventajas son:

- ✔ Es una manera fácil y rápida de predecir clases, para problemas de clasificación binarios y multiclase.
- ✔ En los casos en que sea apropiada una presunción de independencia, el algoritmo se comporta mejor que otros modelos de clasificación, incluso con menos datos de entrenamiento.
- ✔ El desacoplamiento de las distribuciones de características condicionales de clase significa que cada distribución puede ser estimada independientemente como si tuviera una sola dimensión. Esto ayuda con problemas derivados de la dimensionalidad y mejora el rendimiento.

Y sus desventajas son:

- ✔ Aunque son unos clasificadores bastante buenos, los algoritmos Naive Bayes son conocidos por ser pobres estimadores. Por ello, no se deben tomar muy en serio las probabilidades que se obtienen.
- ✔ La presunción de independencia Naive muy probablemente no reflejará cómo son los datos en el mundo real.
- ✔ Cuando el conjunto de datos de prueba tiene una característica que no ha sido observada en el conjunto de entrenamiento, el modelo le asignará una probabilidad de cero y será inútil realizar predicciones.



Total emails: 72



Total emails : 28

Prob. Ham  
=72/100  
= 0.72

Prob. Spam  
=28/100  
= 0.28

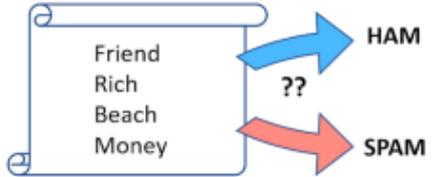
HAM Total Words 717

Word	Count	Prob of Word if mail is Ham
Friend	86	0.238227
Rich	41	0.113573
Money	79	0.218837
Beach	80	0.221607
Office	75	0.207756

SPAM Total Words 741

Word	Count	Prob of Word if mail is Spam
Friend	63	0.184751
Rich	36	0.105572
Money	97	0.284457
Beach	53	0.155425
Office	92	0.269795

New Email



Probability new email is Ham

$$P(H) \times P(\text{Friend}|H) \times P(\text{Rich}|H) \times P(\text{Beach}|H) \times P(\text{Money}|H)$$

$$0.72 \times 0.34 \times 0.02 \times 0.38 \times 0.10 = \mathbf{0.00094}$$

Probability new email is Spam

$$P(S) \times P(\text{Friend}|S) \times P(\text{Rich}|S) \times P(\text{Beach}|S) \times P(\text{Money}|S)$$

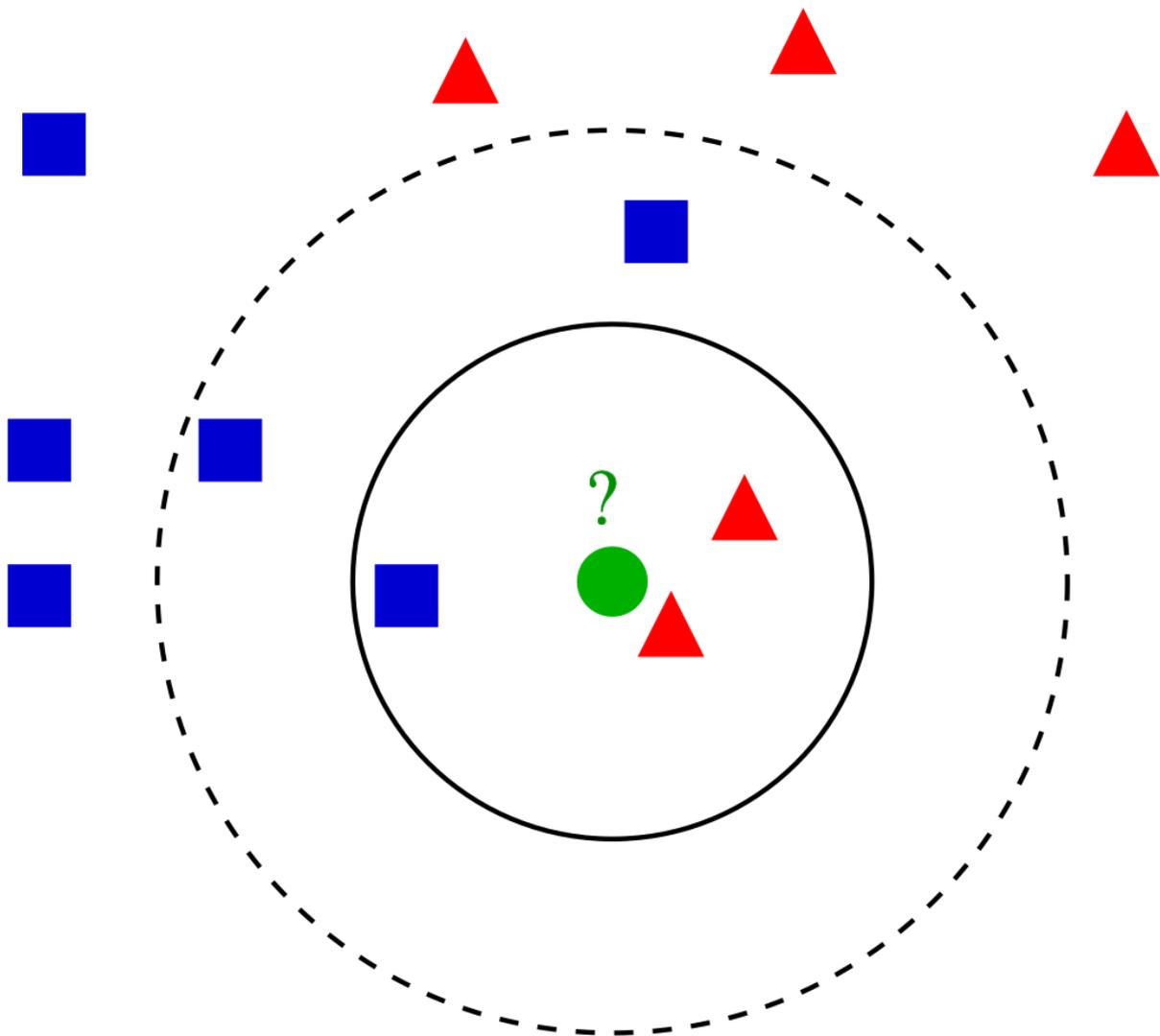
$$0.28 \times 0.04 \times 0.67 \times 0.11 \times 0.13 = \mathbf{0.00001}$$

**HAM!!!**

## 2.3.- KNN.

---

El método "K Nearest Neighbors" o los "K vecinos más cercanos" es un modelo de aprendizaje automático supervisado muy sencillo pero efectivo que se suele usar en problemas de clasificación. Se basa, fundamentalmente, en, dada una distribución de casos situados en un mapa de coordenadas, clasificar un nuevo caso mirando los casos que tiene alrededor. Si la mayoría son de una clase A, el nuevo caso se clasificará como de esa misma clase A.



[Antti Ajanki \(CC BY-SA\)](#)

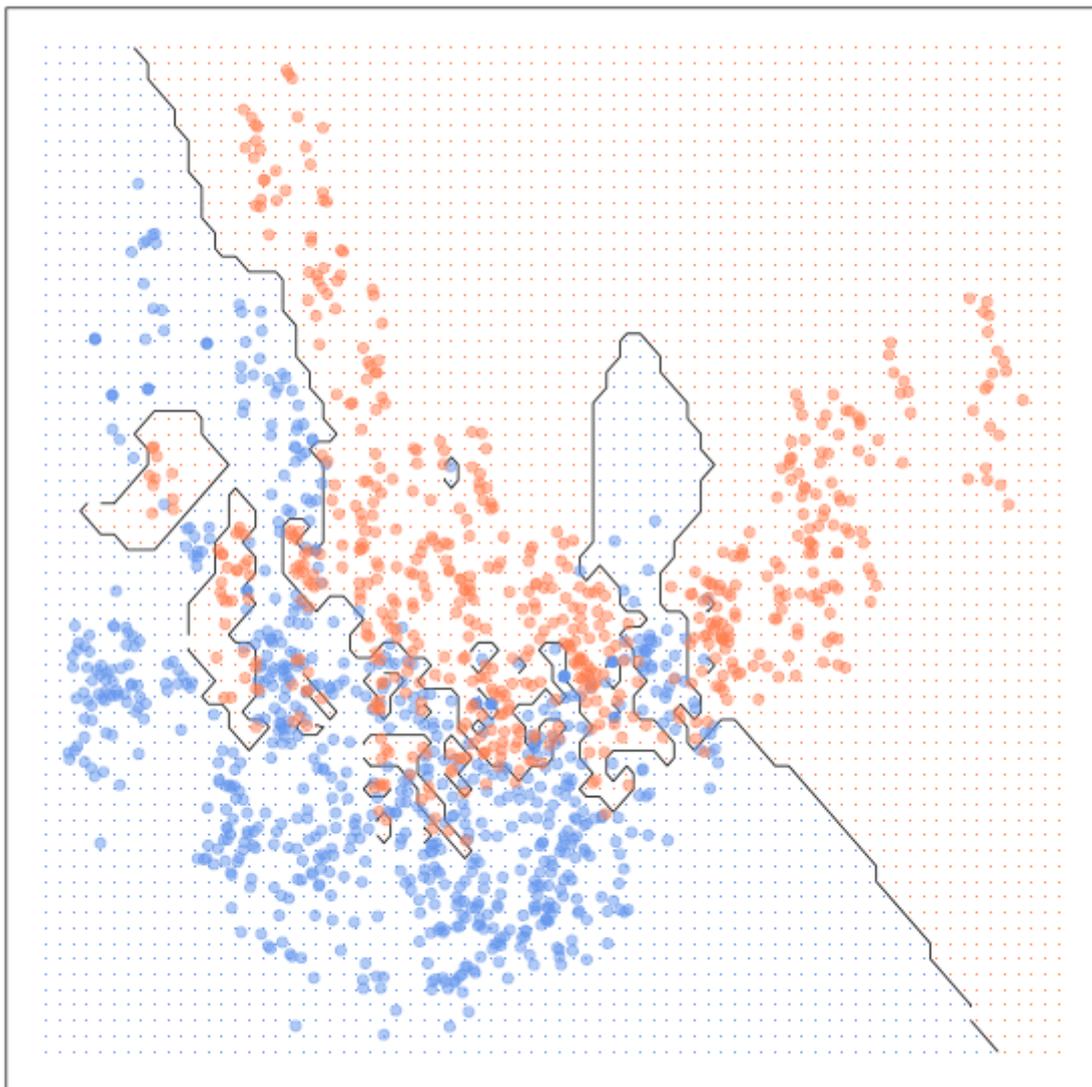
Este es un método de clasificación no paramétrico, que estima el valor de la función de densidad de probabilidad o directamente la probabilidad a posteriori de que un elemento  $x$  pertenezca a la clase  $C$  a partir de la información proporcionada por el conjunto de prototipos. En el proceso de aprendizaje no se hace ninguna suposición acerca de la distribución de las variables de entrada del problema.

Este algoritmo no "aprende", no se entrena ni se fijan valores de parámetros internos. Simplemente se utiliza el conjunto de datos como "base de conocimiento" y se hacen las predicciones sobre dicha base. Esto puede ser un inconveniente, pues cada vez que hay que hacer una predicción, se utiliza todo el dataset, y esto requiere de memoria y recursos de procesamiento importantes si estamos trabajando con un volumen grande de datos.

El funcionamiento de este algoritmo consiste en calcular la distancia entre el ítem a clasificar y el resto de ítems del dataset de entrenamiento. Se fija el parámetro  $K$  a un cierto valor y se seleccionan los “ $k$ ” elementos más cercanos (con menor distancia, según la función que se use). Por último, se realiza una “votación de mayoría” entre los  $k$  puntos: los de una clase/etiqueta que sean mayoría, decidirán su clasificación final.

A la hora de utilizar este algoritmo, es importante elegir bien el valor del parámetro  $K$ . pues este terminará casi por definir a qué grupo pertenecerán los puntos, sobre todo en las “fronteras” entre grupos. Un valor muy pequeño de  $K$ , puede hacer que el ruido o cualquier anomalía nos lleve a una clasificación errónea. Un valor demasiado grande de  $K$  hace que se generalice tanto la densidad de las clases que perdemos definición. También es recomendable no elegir valores pares de  $K$  para evitar "empates".

1-nearest neighbour



[x-trader.net](http://x-trader.net) (Dominio público)



## Autoevaluación

¿Qué parámetro debemos elegir con cuidado en un modelo KNN?

- La memoria disponible en el ordenador
- El número de neuronas de la red neuronal
- El valor de K, los vecinos más cercanos que vamos a evaluar para cada punto.

La memoria no influye directamente en los resultados del modelo

KNN no es un algoritmo de tipo red neuronal

Opción correcta

## Solución

1. Incorrecto
2. Incorrecto
3. Opción correcta