



PRESENTACIÓN



¿Qué Es Machine Learning?

MACHINE LEARNING VS DEEP LEARNING

La capacidad y al abaratamiento de las tecnologías de la información y de los sensores, podemos producir, almacenar y enviar más datos que nunca antes en la historia. De hecho, se calcula que el 90% de los datos disponibles actualmente en el planeta se ha creado en los últimos dos años, produciéndose actualmente en torno a 2,5 quintillones (2.500.000.000.000.000) de bytes por día, siguiendo una tendencia fuertemente creciente. Estos datos alimentan los modelos de Machine Learning y son el impulso principal del auge que esta ciencia

ha experimentado en los últimos años.

U

Machine Learning es uno de los subcampos de la Inteligencia Artificial y puede ser definido como:

"Machine Learning es la ciencia que permite que las computadoras aprendan y actúen como lo hacen los humanos, mejorando su aprendizaje a lo largo del tiempo de una forma autónoma, alimentándolas con datos e información en forma de observaciones e interacciones con el mundo real." — Dan Fagella

Ofrece una manera eficiente de capturar el conocimiento mediante la información contenida en los datos, para mejorar de forma gradual el rendimiento de modelos predictivos y tomar decisiones basadas en dichos datos. Se ha convertido en una tecnología con una amplia presencia, y actualmente está presente en: filtros anti-spam para correo electrónico, conducción automática de vehículos o reconocimiento de voz e imágenes.



Ejemplo, el siguiente vídeo muestra una detección de eventos en tiempo real para una aplicación de vídeo-vigilancia basada en Machine Learning.

En Machine Learning generalmente se utilizan matrices y notaciones vectoriales para referirnos a los datos, de la siguiente forma:

- Cada fila de la matriz es una muestra, observación o dato puntual.
- Cada columna es una característica (o atributo), de la observación mencionada en el punto anterior ("feature" en la imagen inferior).

En el caso más general habrá una columna, que llamaremos objetivo, etiqueta o respuesta, y que será el valor que se pretende predecir. ("label" en la imagen inferior.



	Label				
Position	Experience	Skill	Country	City	Salary (\$)
Developer	0	1	USA	New York	103100
Developer	1	1	USA	New York	104900
Developer	2	1	USA	New York	106800
Developer	3	1	USA	New York	108700
Developer	4	1	USA	New York	110400
Developer	5	1	USA	New York	112300
Developer	6	1	USA	New York	114200
Developer	7	1	USA	New York	116100
Developer	8	1	USA	New York	117800
Developer	9	1	USA	New York	119700
Developer	10	1	USA	New York	121600



Existen algoritmos específicos cuyo propósito es "entrenar" los modelos de Machine Learning. Dichos algoritmos proporcionan datos de entrenamiento que permiten a los modelos aprender de ellos.

Con respecto a los algoritmos de Machine Learning, normalmente tienen determinados parámetros "internos". Por ejemplo en los árboles de decisión, hay parámetros como profundidad máxima del arbol, número de nodos, número de hojas, a estos parámetros se les llama "hiperparametros".

Llamamos "generalización" a la capacidad del modelo para hacer predicciones utilizando nuevos datos.



Tipos de Machine Learning

Los tipos de Machine Learning que se tratarán son:

- Aprendizaje supervisado
- Aprendizaje no supervisado
- Aprendizaje profundo

U

Aprendizaje No Supervisado

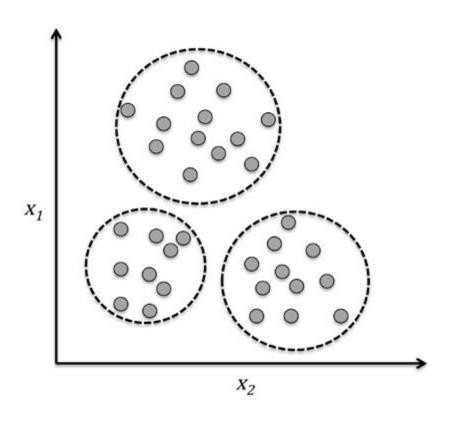
En el aprendizaje no supervisado, trataremos con datos sin etiquetar cuya estructura es desconocida. El objetivo será la extracción de información significativa, sin la referencia de variables de salida conocidas, y mediante la exploración de la estructura de dichos datos sin etiquetar.

Hay dos categorías principales: agrupamiento y reducción dimensional.

Agrupamiento ó Clustering: El agrupamiento es una técnica exploratoria de análisis de datos, que se usa para organizar información en grupos con significado sin tener conocimiento previo de su estructura. Cada grupo es un conjunto de objetos similares que se diferencia de los objetos de otros grupos. El objetivo es obtener un numero de grupos de características similares.

Un ejemplo de aplicación de este tipo de algoritmos puede ser para establecer tipos de consumidores en función de sus hábitos de compra, para poder realizar técnicas de marketing efectivas y "personalizadas".





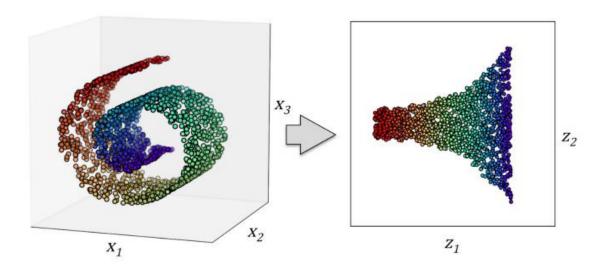


2. Reducción dimensional

Es común trabajar con datos en los que cada observación se presenta con alto número de características, en otras palabras, que tienen alta dimensionalidad. Este hecho es un reto para la capacidad de procesamiento y el rendimiento computacional de los algoritmos de Machine Learning. La reducción dimensional es una de las técnicas usadas para mitigar este efecto.

La reducción dimensional funciona encontrando correlaciones entre las características, lo que implica que existe información redundante, ya que alguna característica puede explicarse parcialmente con otras (por ejemplo, puede existir dependencia lineal). Estas técnicas eliminan "ruido" de los datos (que puede también empeorar el comportamiento del modelo), y comprimen los datos en un sub-espacio más reducido, al tiempo que retienen la mayoría de la información relevante.







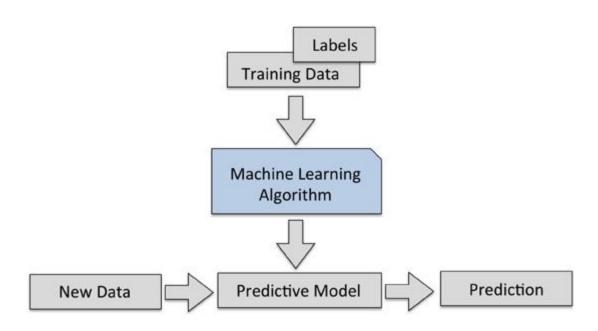
Aprendizaje Supervisado

Se refiere a un tipo de modelos de Machine Learning que se entrenan con un conjunto de ejemplos en los que los resultados de salida son conocidos. Los modelos aprenden de esos resultados conocidos y realizan ajustes en sus parámetros interiores para adaptarse a los datos de entrada. Una vez el modelo es entrenado adecuadamente, y los parámetros internos son coherentes con los datos de entrada y los resultados de la batería de datos de entrenamiento, el modelo

Se podrá realizar predicciones adecuadas ante nuevos datos no procesados previamente.

De forma gráfica:







Hay dos aplicaciones principales de aprendizaje supervisado: clasificación y regresión:

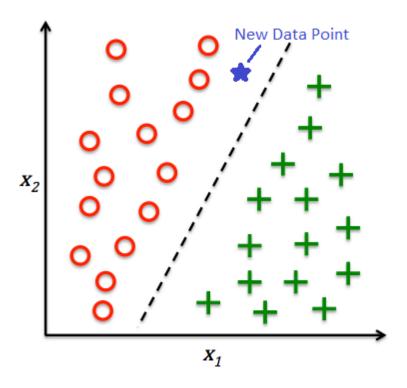
Clasificación:

Clasificación es una sub-categoría de aprendizaje supervisado en la que el objetivo es predecir las clases categóricas (valores discretos, no ordenados, pertenencia a grupos). El ejemplo típico es la detección de correo spam, que es una clasificación binaria (un email es spam — valor "1"- o no lo es — valor "0" -).

También hay clasificación multi-clase, como el reconocimiento de caracteres escritos a mano (donde las clases van de 0 a 9).

Un ejemplo de clasificación binaria: hay dos clases de objetos, círculos y cruces, y dos características de los objetos, X1 y X2. El modelo puede encontrar las relaciones entre las características de cada punto de datos y su clase, y establecer la linea divisoria entre ellos. Así, al ser alimentado con nuevos datos, el modelo será capaz de determinar la clase a la que pertenecen, de acuerdo con sus características.





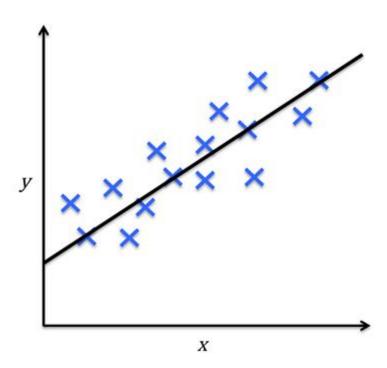
En este caso, el nuevo punto de datos entra en el área correspondiente al subespacio de círculos y por tanto, el modelo predecirá que la clase del objeto es círculo.



2. Regresión:

La regresión se utiliza para asignar categorías a datos sin etiquetar. En este tipo de aprendizaje tenemos un número de variables predictoras (explicativas) y una variable de respuesta continua (resultado), y se tratará de encontrar una relación entre dichas variables que nos proporciones un resultado continuo.

Un ejemplo de regresión lineal: dados X e Y, establecemos una linea recta que minimice la distancia (con el método de mínimos cuadrados) entre los puntos de muestra y la línea ajustada. Después, utilizaremos las desviaciones obtenidas en la formación de la línea para predecir nuevos datos de salida.



U

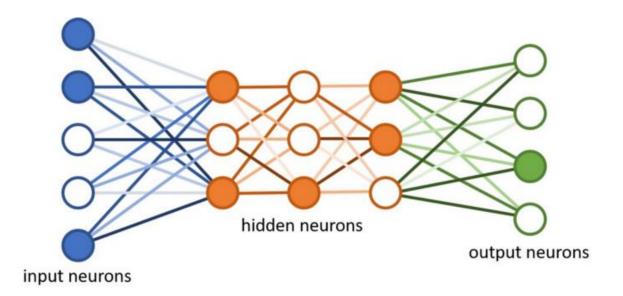
Deep Learning

El aprendizaje profundo ó Deep Learning, es un subcampo de Machine Learning, que usa una estructura jerárquica de redes neuronales artificiales, que se construyen de una forma similar a la estructura neuronal del cerebro humano, con los nodos de neuronas conectadas como una tela de araña. Esta arquitectura permite abordar el análisis de datos de forma no lineal.

La primera capa de la red neuronal toma datos en bruto como entrada, los procesa, extrae información y la transfiere a la siguiente capa como salida. Este proceso se repite en las siguientes capas, cada capa procesa la información proporcionada por la capa anterior, y así sucesivamente hasta que los datos llegan a la capa final, que es donde se obtiene la predicción. Esta predicción se compara con el resultado conocido, y así por análisis inverso el modelo es capaz de aprender los factores que conducen a salidas adecuadas.

Es uno de los principales algoritmos utilizados en la creación de aplicaciones y programas para reconocimiento de imágenes.



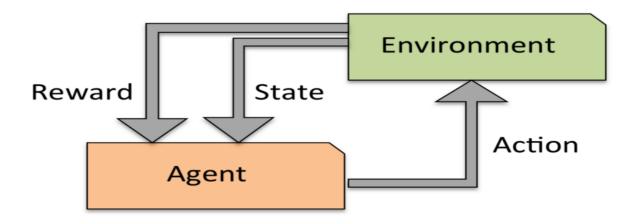


Aprendizaje reforzado

El aprendizaje reforzado es una de las ramas más importantes del aprendizaje profundo. El objetivo es construir un modelo con un agente que mejora su rendimiento, basándose en la recompensa obtenida del entorno con cada interacción que se realiza. La recompensa es una medida de lo correcta que ha sido una acción para obtener un objetivo determinado. El agente utiliza esta recompensa para ajustar su comportamiento futuro, con el objetivo de obtener la recompensa máxima.

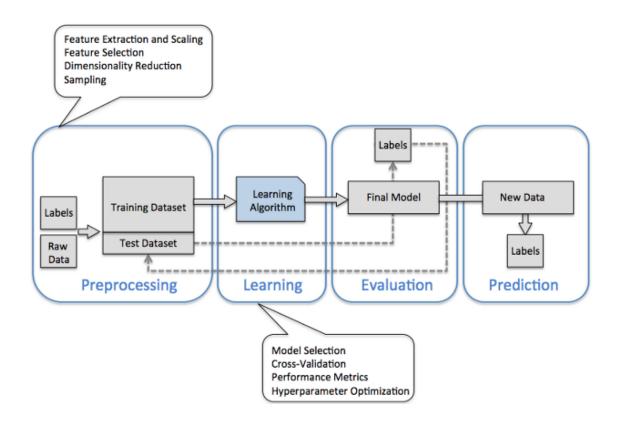


Un ejemplo común es una máquina de ajedrez, donde el agente decide entre una serie de posibles acciones, dependiendo de la disposición del tablero (que es el estado del entorno) y la recompensa se recibe según el resultado de la partida.





Metodología general para construir modelos de Machine Learning



Bibliografía: • Machine Learning Engineer
NanoDegree (Udacity)

U

Preprocesamiento:

Este es uno de los pasos más importantes en cualquier aplicación de Machine Learning. Usualmente los datos se presentan en formatos no óptimos (o incluso inadecuados) para ser procesados por el modelo. En estos casos el pre-procesamiento de datos es una tarea que se debe realizar de manera obligatoria.

Muchos algoritmos requieren que las características estén en la misma escala (por ejemplo, en el rango [0,1]) para optimizar

su rendimiento, lo que se realiza frecuentemente aplicando técnicas de normalización o estandarización en los datos. Podemos también encontrar en algunos casos que las características seleccionadas están correlacionadas, y por tanto son redundantes para extraer información con significado correcto de ellas. En este caso tendremos que usar técnicas de reducción dimensional para comprimir las características en subespacios con menores dimensiones.

Entrenando y seleccionando un modelo



Es esencial comparar los diferentes algoritmos de un grupo para entrenar y seleccionar el de mejor rendimiento. Para realizar esto, es necesario seleccionar una métrica para medir el rendimiento del modelo. Una de ellas comúnmente usada en problemas de clasificación es la precisión de clasificación, que es la proporción de instancias correctamente clasificadas.

En los problemas de regresión, uno de los más comunes es el Error Cuadrático Medio (MSE), que mide la diferencia media cuadrática entre los valores estimados y los reales.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (f_i - y_i)^2$$

where N is the number of data points, f_i the value returned by the model and y_i the actual value for data point i.





En general, los parámetros por defecto de los algoritmos de Machine Learning proporcionados por las librerías no son los mejores para utilizar con nuestros datos, por lo que usaremos técnicas de optimización de "hiperparámetros" para ayudarnos a realizar el ajuste fino del rendimiento del modelo.



Evaluando Modelos y Prediciendo con Datos Nuevos

Una vez que hemos seleccionado y ajustado un modelo a nuestro conjunto de datos de entrenamiento, podemos usar los datos de prueba para estimar el rendimiento del modelo en los datos nuevos, por lo que podemos hacer una estimación del error de generalización del modelo, o evaluarlo utilizando alguna otra métrica.



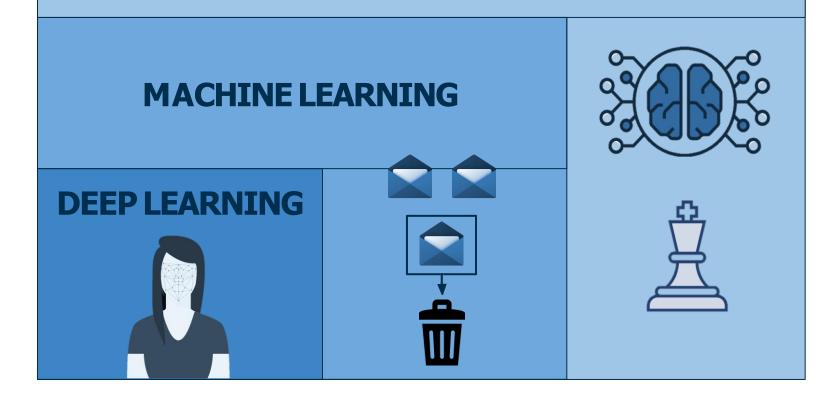
Algoritmos de Machine Learning

Existen muchos algoritmos de Machine Learning, desde los más básicos a otros más complejos. Podemos destacar algunos como los siguientes:

- Regresión lineal
- Regresión logística
- Árboles de decisión
- Random Forest
- XGBoost
- Gradient Boosting
- Isolation Forest
- Redes neuronales
- Support Vector Machines
- K-Means



INTELIGENCIA ARTIFICIAL





Machine learning

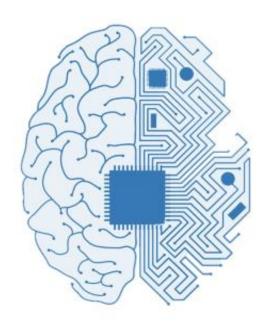
Detección de fraudes

Búsqueda web

Anuncios a tiempo real

Análisis de textos

Next best action





¿Qué es deep leaming?



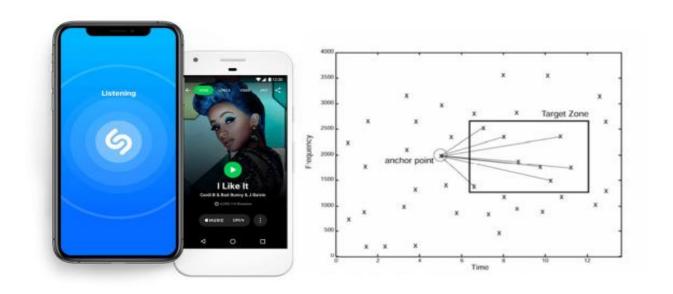
Aprender en qué consiste el deep learning y dónde está presente.

Deep learning





Deep learning





Roles en datos

INGENIERO/A
DE DATOS

Base de Datos

ETLs/APIs

SQLy NoSQL

ANALISTA BUSINESS INTELLIGENCE

Extracción y dashboards

Automatización

SQLy Excel

DATA SCIENTIST

Machine Learning

Modelos estadísticos

Ry Python

DATA TRANSLATOR

Data Scientist - Decision Makers

Destiladores de data

Expertos necesidad de negocio



Herramientas para cada etapa del análisis de datos



Extracción de información con SQL



Extracción de información

Síntesis de la base de datos

Cuadros de control de la operación



Análisis y visualización con R y Python



Análisis de datos con enfoque estadístico

Más complejo al inicio

Análisis descriptivo y exploratorio

Padkages: ggplot2, dplyr



Análisis de datos con enfoque en ingeniería

Parecido a otros lenguajes

Análisis descriptivo y exploratorio

Packages: Pandas, Numpy



Creación de queries en SQL

Queriespara extraerinformación deunatabla.

Ejemplo de SQL

Objetivo

Saber CUÁNTAS bocinas hemos vendido por más de 600 MXN desde 2019

Tabla en Excel

VENTAS_2020

Día	Mes	Año	Producto	id	Valor
1	2	1998	Bocina	24	\$528
12	4	2004	Auriculares	31	\$240
14	8	2016	Auriculares	14	\$315
16	10	2019	Bocina	200	\$1,050
21	12	2020	Bocina	304	\$680

Comprensión

TABLA: VENTAS 2020

COLUMNAS	Día (1-31)		
	Mes (1-12)		
	Año (1990-2020)		
	Producto: bocinas y auriculares		
	Valor (MXN)		

Código SQL

SELECT COUNT (DISTINCTID)
FROM VENTAS_2020
WHERE Producto = 'Bocina'
AND Valor > 600
AND Año >= 2019

Resultado

2



Distinguir información sensible y crear un criterio ético sobre los usos de los datos.

Ética en el procesamiento de imágenes



Estructura del problema

PROBLEMA

Algunos clientes contactan a soporte en exceso.

No los podemos identificar.

No podemos prevenir este comportamiento.

SOLUCIÓN

Script que identifique y clasifique a los Top Offenders.

Entender sus motivaciones - clasificarlos.

Definir acciones para prevenir esta tendencia.

ALCANCE

LATAM con distinción por ciudades.

Clientes.

Actualización mensual.

Hipótesis / Storytelling

QUÉ

en exceso.

Algunos clientes

POR QUÉ

contactan a soporte

- a) Motivaciones económicas
- b) Preguntas
- c) Problemas tecnológicos
- d) Política de empresa

СОМО

- 1. Análisis cuantitativo.
- 2. Análisis cualitativo.
- 3. Matriz cuantitativa cualitativa.
- 4. Definir acciones de prevención.
- 5. Validación.





Análisis cuantitativo en un caso de negocio

Análisis cuantitativo

DESCARGAR INFORMACIÓN

Clientes con >= 1 queja

Datos por un mes

Macros por ciudad y mes

IDENTIFICAR

Patrones de comportamiento

Variables significativas

- a) Madurez (compras realizadas)
- b) Quejas mensuales (contactos)
- c) Compras mensuales
- d) Gasto mensual
- e) Créditos y dinero devuelto
- f) Margen operativo neto

DEFINIR

Segmentación según rentabilidad

Threshold (límite) Top Offender

Threshold para cada categoría

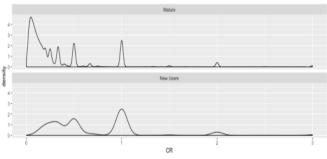
Clientes regulares (9 compras o menos). Clientes bronce (10-19 compras). Clientes plata (20-39 compras). Clientes dorados (40 compras o más).



Análisis cuantitativo: mapeo

	Regular 280K	Bronce 56K	Plata 17K	Oro 6K	Total Activos 6M
Promedio compras	3	12	28	52	3
Promedio quejas	1.3	1.5	1.7	2	0.1
Ratio de contacto	43 %	12 %	6 %	4 P/o	3 %

Hipótesis



	Regular	Bronce	Plata	Oro
	280K	56K	17K	6K
Promedio CR (ratio contacto) Promedio ajustado CR	43% 12%*	5%	49/0	39%

^{*}Eliminar los clientes que hicieron menos de diez compras en total y 1&1 quejas vs. 1&2 compras (100% CR)



Análisis cuantitativo: aplicación

TOP OFFENDERS

	Regular	Bronce	Plata	Oro
Porcentaje límite	20%	5 %	1 %	1%
Volumen que jas	35%	17 %	7%	7 %
# Clientes	40K	3K	200	50

20% de las quejas las hacen estos usuarios



Identificar las variables cualitativas que nos ayudarán a resolver el ejercicio.

Análisis cualitativo

Clusterizar: causas de contacto

causas de los TO identificados

Clasificar:

Profundizar: motivos de contacto geolocalización

- a) Motivaciones económicas
- b) Preguntas
- c) Problemas tecnológicos
- d) Política de empresa



Análisis cualitativo: clusterización

Créditos y retomos de dinero 45%

Preguntas 30%

> Problemas tecnológicos 15%

Política de empresa 10% Fusión Cuanti-Cualitativa en un caso de negocio



Matriz cuantitativa y cualitativa

	Créditos y retornos de dinero	Preguntas	Problemas tecnológicos	Política de empresa
Regular	35%	35%	20%	10 %
Bronce	30 %	25 %	25 %	20 %
Plata	25%	20%	25 %	30 %
Oro	20%	25 %	20%	35 %

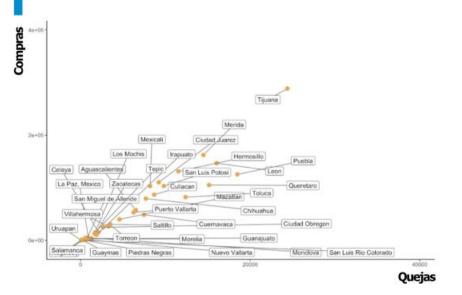
Motivos de contacto

Regular	Bronce	Plata	Oro
Tarifa de devolución Tasa de envío Cómo embalar para devolución	Tarifa de devolución Tasa de envío Estado del producto	Tarifa de devolución Facturas Estado del producto	Facturas Estado del producto Log in





Geolocalización



Acciones derivadas del análisis

Algoritmos usados

- a) Minería de datos para clasificación de motivos de contacto.
- b) Correlaciones y patrones de comportamiento.
- c) Árboles de decisión y teoría de juegos para predecir y tomar decisiones.
- d) Validación con bayesianos y MCMC.

Acciones

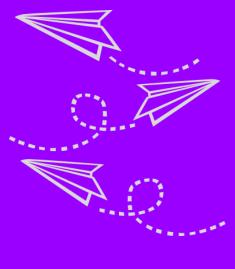
- a) Taggear a los Top Offenders identificados mensualmente.
- b) Advertirlos.
- c) Llamar usuarios.
- d) Bloquear usuarios.
- e) Validación con A/B Tests.

Disminuyeron las quejas en un 30% a nivel de LatAm



CONCLUSIONES

- Conocer cuál es el público objetivo y qué variable se quiere predecir.
- Saber qué datos se tienen disponibles y si estarán disponibles a la hora de ejecutar el modelo.



FRASE

«"Algunas personas llaman a esto inteligencia artificial, pero la realidad es que esta tecnología nos mejorará. Entonces, en lugar de inteligencia artificial, creo que aumentaremos nuestra inteligencia"».

«"Con mucha diferencia, el mayor peligro de la Inteligencia Artificial es que las personas concluyen demasiado pronto que la entienden"».









FIN DE GRABACIÓN