MODULO IV - MODELOS DE APRENDIZAJE SUPERVISADO

DATA SCIENCE CON PYTHON

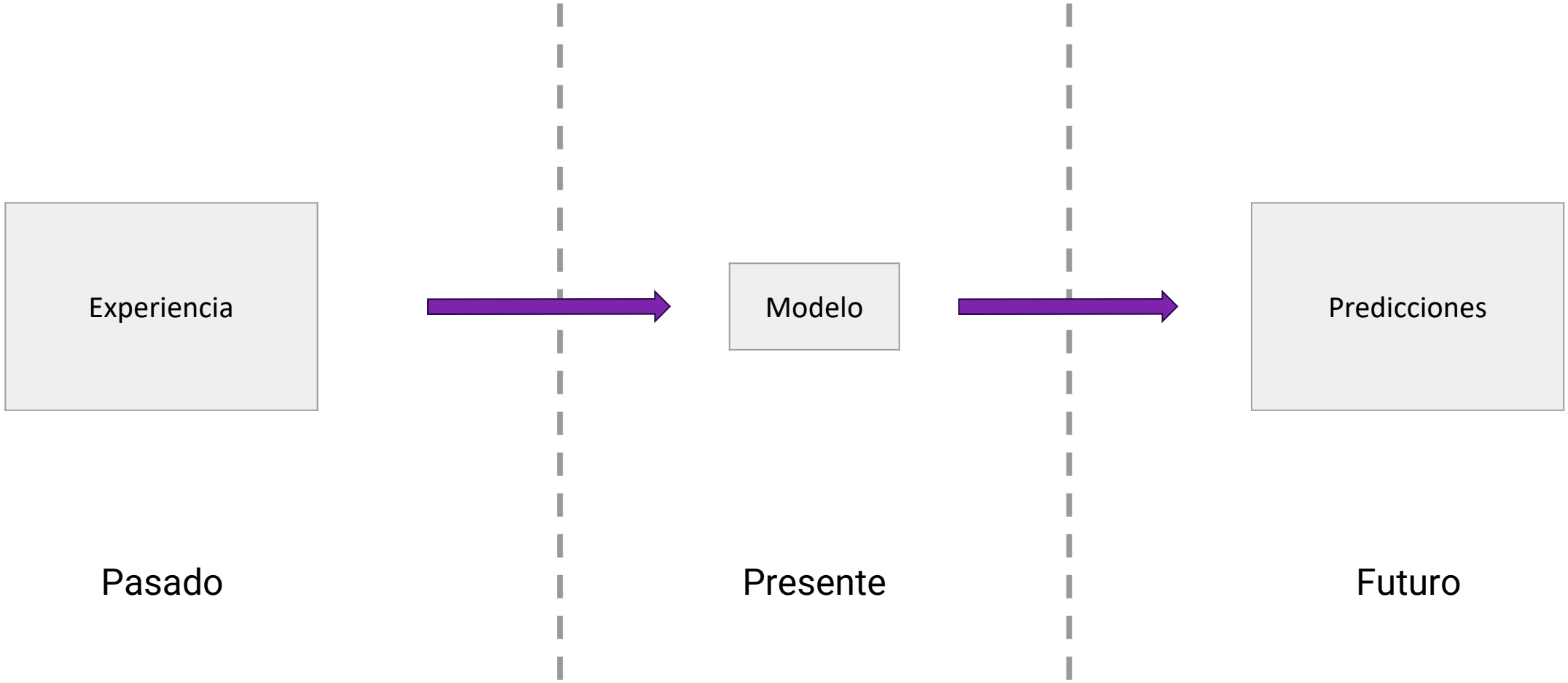
Intro Machine Learning

- Definición de Machine Learning

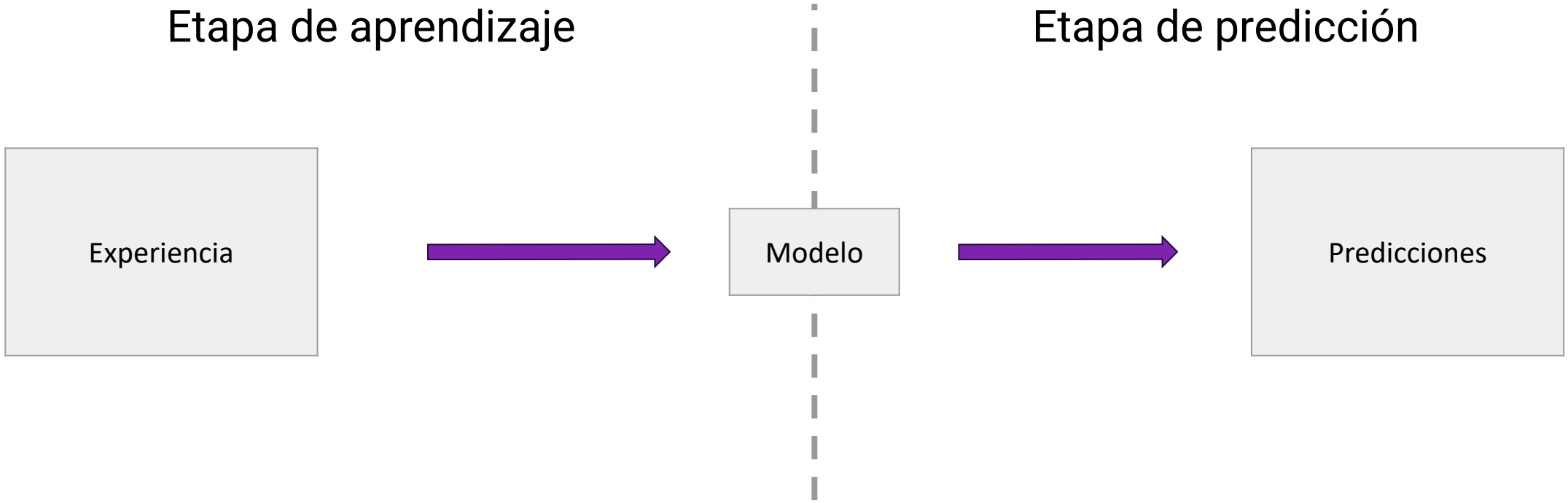
*"Es un programa de computador que aprende de la **experiencia E**, respecto a alguna **tarea T** y con medida de **rendimiento P**, si el desempeño sobre la tarea T, medido por P, mejora con la experiencia E.*

Tom Mitchell - 1997
Carnegie Mellon University

Intro Machine Learning



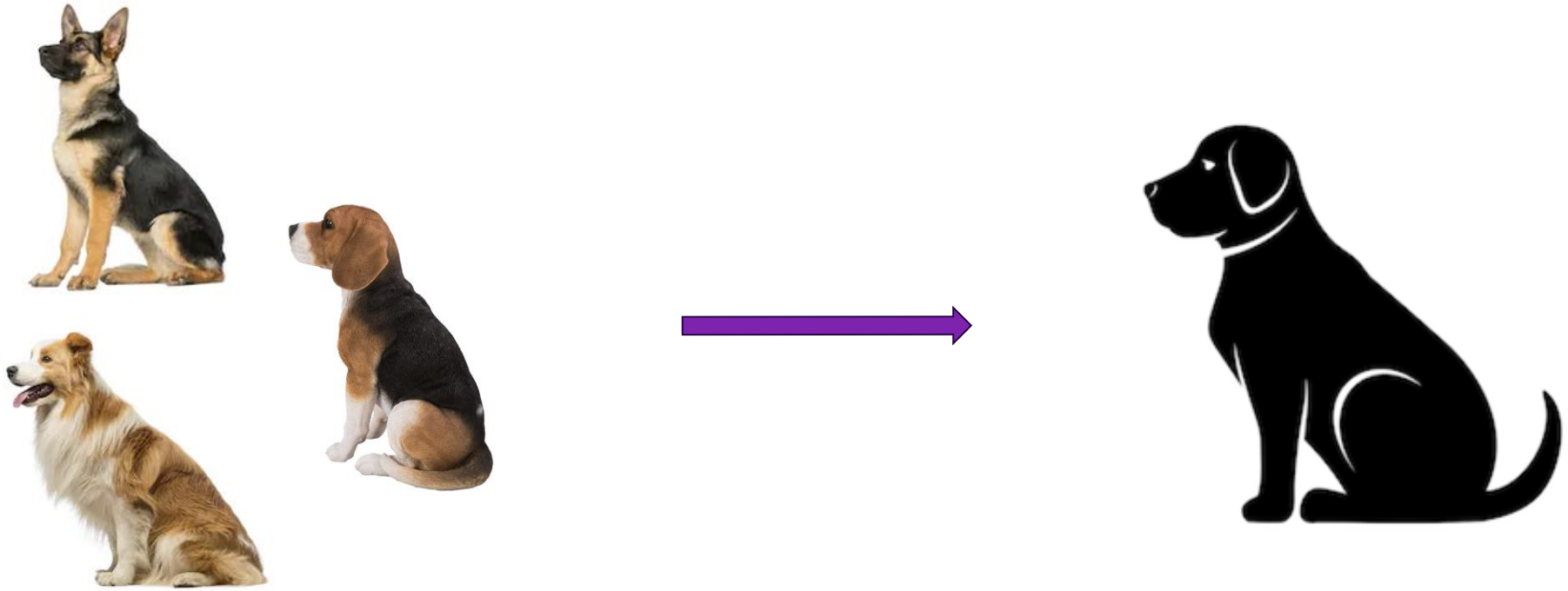
Intro Machine Learning



Un **modelo** es una representación de la realidad

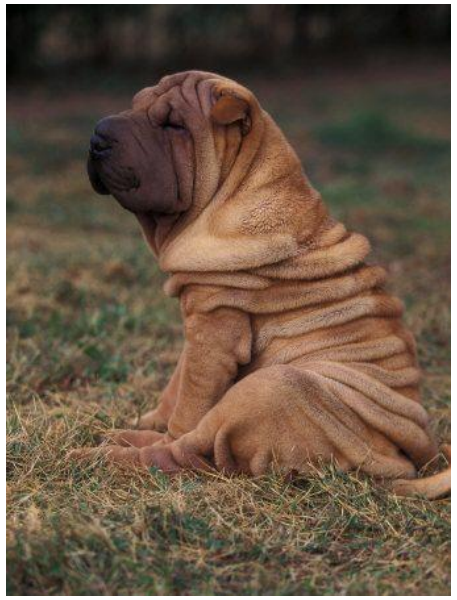
Intro Machine Learning

Generamos nuestro **modelo** en la etapa de aprendizaje



Intro Machine Learning

Y luego en la etapa de predicción lo utilizamos contra nuevos ejemplos



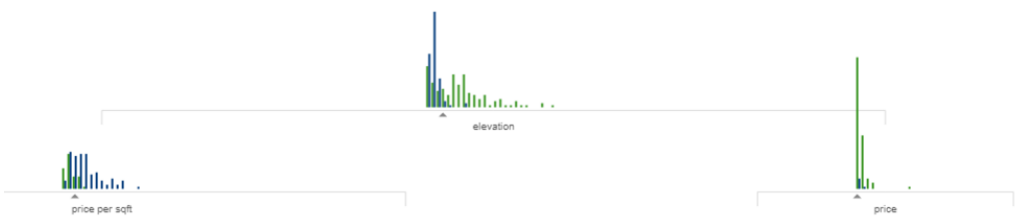
?

Si

No

Tipos de problemas de Aprendizaje

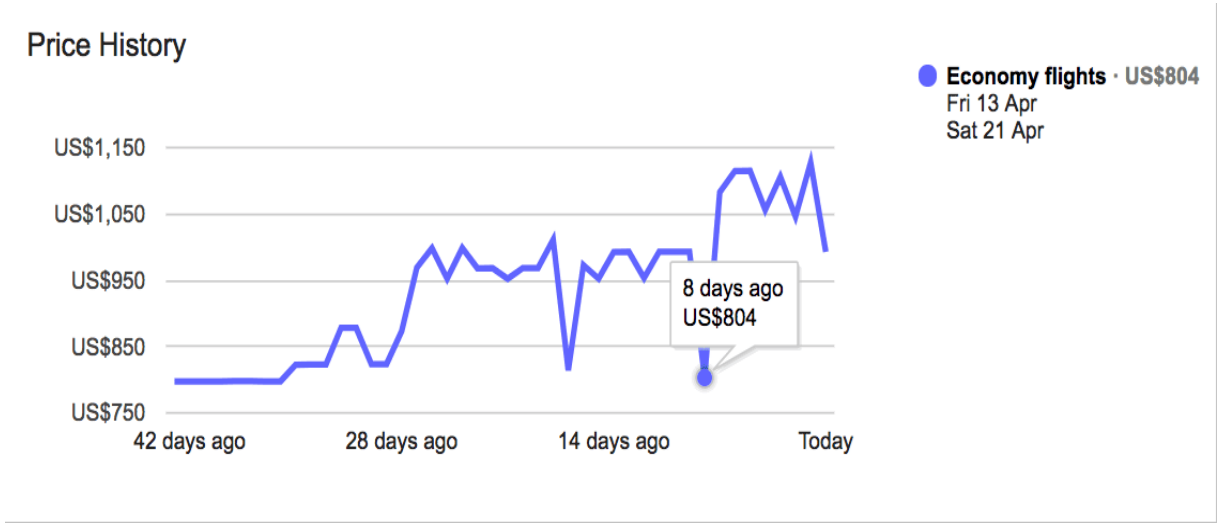
- Basado en el ejemplo de los perros, pero para hacerlo más divertido sumamos gatos.



- **Supervised Learning -Clasificación-**
  - Histórico etiquetado de perros y gatos.
  - Decidir, basado en el histórico, si una nueva imagen es un perro o un gato. **(Binaria)**
  - Si hay más animales en el histórico, clasificar por más clases. **(Multi-clase)**

Tipos de problemas de Aprendizaje

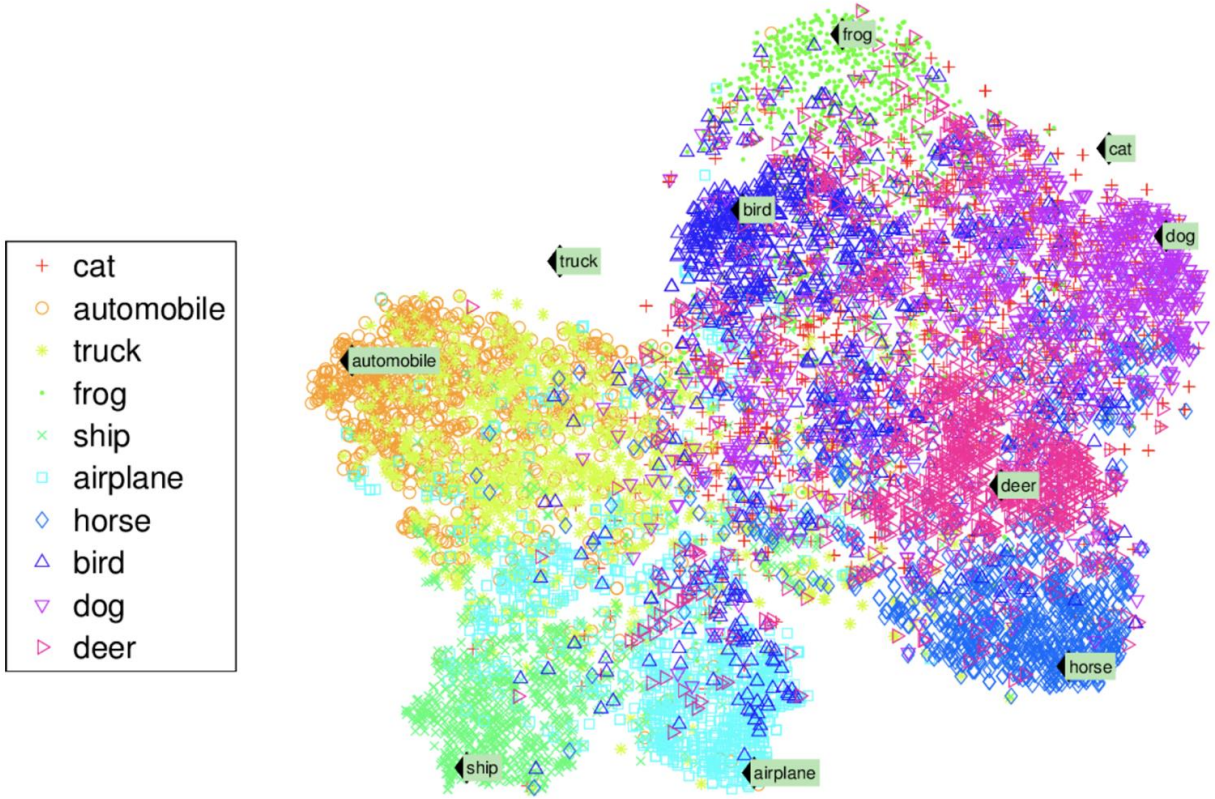
- Cuándo sería más barato viajar a Bali? Y cuándo compro el ticket?



- **Supervised Learning -Regresión-**
  - Histórico etiquetado de pasajes a Bali con su **precio**.
  - Decidir, basado en el histórico, cuándo es la mejor opción.

Tipos de problemas de Aprendizaje

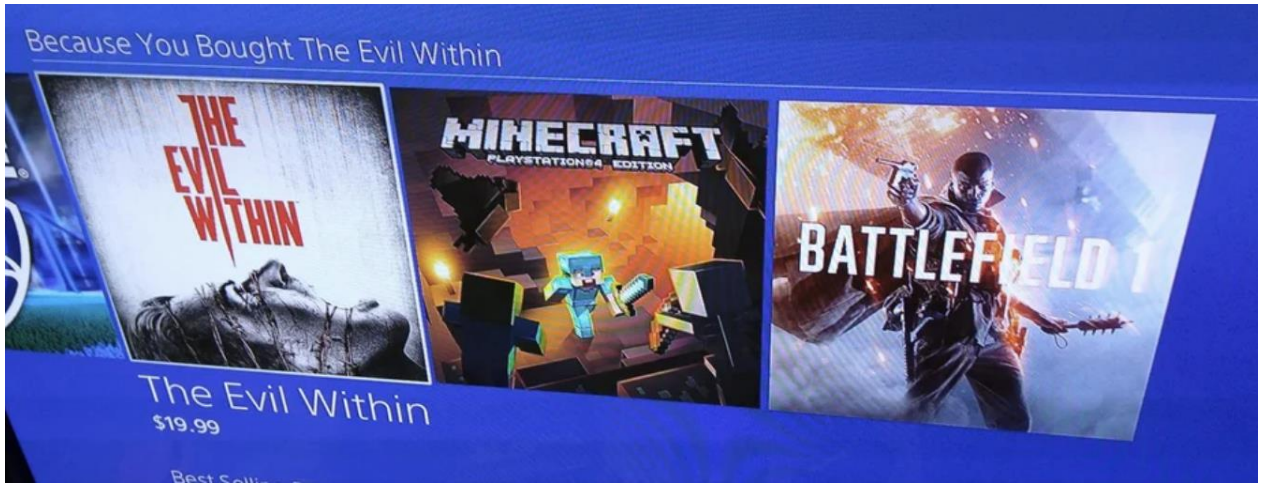
- Y si quiero una representación de los objetos que aparecen en el juego, pero hay demasiadas características para cada objeto?



- **Unsupervised Learning**
  -Reducción de dimensionalidad-
  - Representación 2D o 3D
  - Identifica los componentes principales de cada objeto. **(Simplificar sin perder tanta información)**

Tipos de problemas de Aprendizaje

- Qué tal si queremos recomendarles juegos a gente afín a otra?

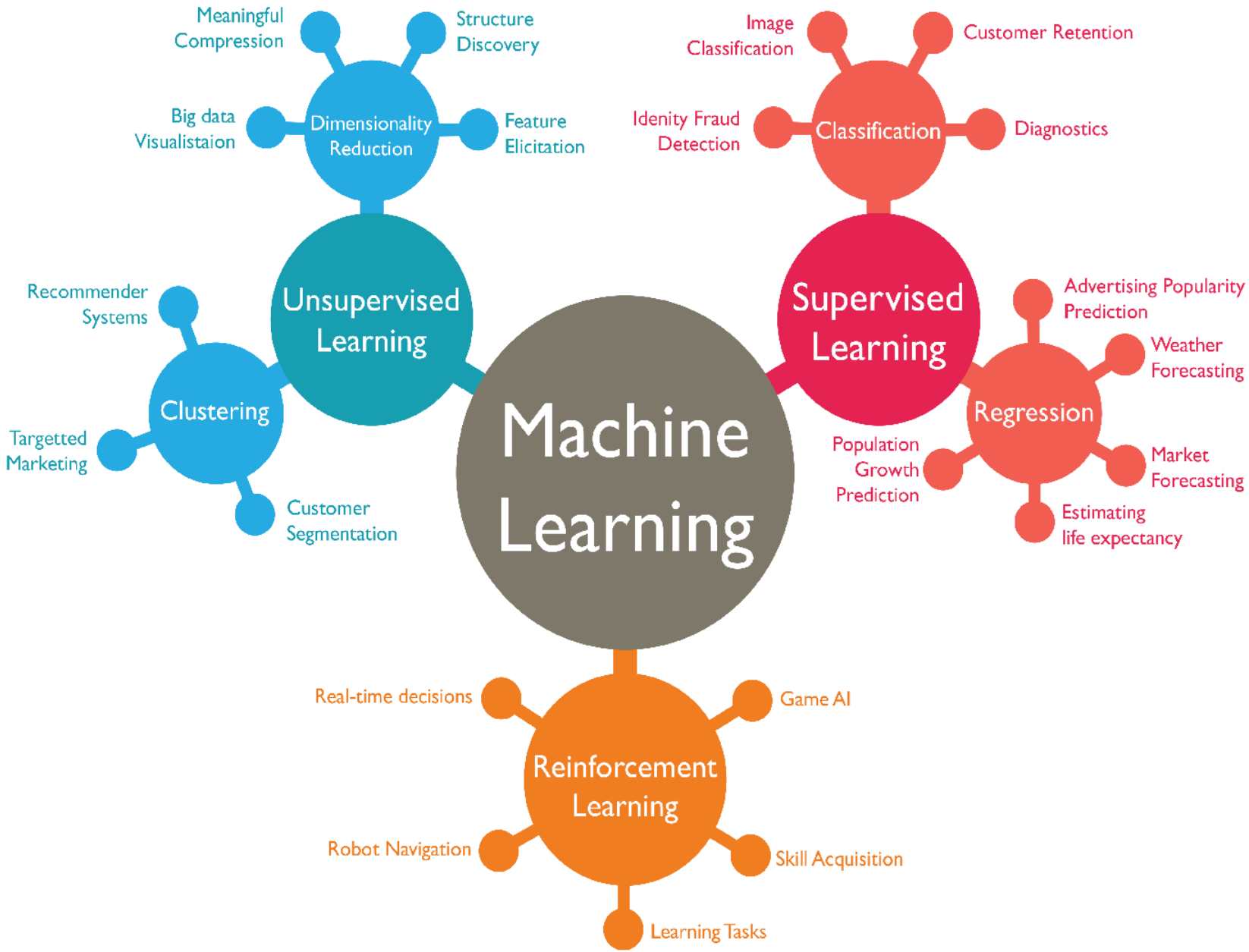


- **Unsupervised Learning -Clustering-**
  - Se busca identificar grupos diferenciados.
  - Detectar anomalías.

Tipos de problemas de Aprendizaje

- Qué tal si queremos pasar esta pantalla?

- **Reinforcement Learning**
  - Mario (Agente) puede observar el ambiente.
  - También toma acciones y recibe recompensas (o penalidades).
  - Aprende de las acciones y sus consecuencias.
  - Vuelve a intentar hasta encontrar la mejor estrategia para ganar


Machine Learning
Unsupervised Learning
Dimensionality Reduction
Meaningful Compression
Structure Discovery
Big data Visualistaion
Feature Elicitation
Clustering
Recommender Systems
Targetted Marketing
Customer Segmentation
Supervised Learning
Classification
Image Classification
Customer Retention
Idenity Fraud Detection
Diagnostics
Regression
Advertising Popularity Prediction
Weather Forecasting
Population Growth Prediction
Market Forecasting
Estimating life expectancy
Reinforcement Learning
Real-time decisions
Game AI
Robot Navigation
Skill Acquisition
Learning Tasks

Ejercicios - Tipos de problemas de Machine Learning

50 startups van a hacer un desafío de capital-riesgo.

Se considera un dataset de datos históricos que tiene como columnas diferentes gastos que las empresas realizan en R & D, administración, marketing, I+D y allí reflejan cuál fue el beneficio $ que obtuvieron.

Quisiéramos construir un modelo predecir cuál será el (mejor) beneficio $ a partir de una entrada de datos para las columnas anteriores.

Básicamente en quien nos conviene invertir.

Frente a qué tipo de problema estamos?

Ejercicios - Tipos de problemas de Machine Learning

50 startups van a hacer un desafío de capital-riesgo.

Se considera un dataset de datos históricos que tiene como columnas diferentes gastos que las empresas realizan en R & D, administración, marketing, I+D y allí reflejan cuál fue el beneficio $ que obtuvieron.

Quisiéramos construir un modelo predecir cuál será el (mejor) beneficio $ a partir de una entrada de datos para las columnas anteriores.

Básicamente en quien nos conviene invertir.

Frente a qué tipo de problema estamos?

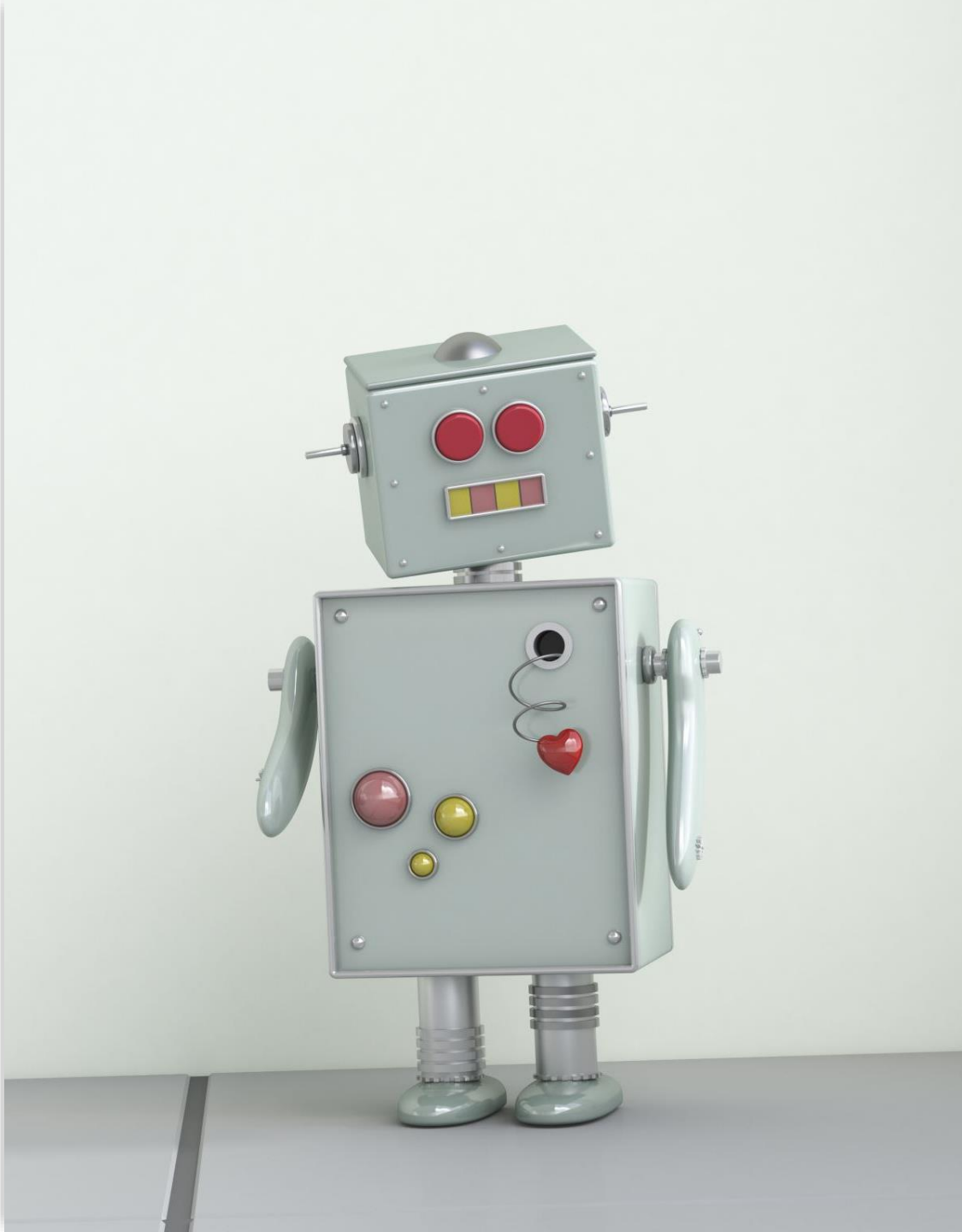
Supervised Learning - Regression

Ejercicios - Tipos de problemas de Machine Learning

Se posee un robot que nos limpia la casa, y diríamos que este robot desarrolla mejor su tarea por el mayor nivel de cobertura de la casa, y que termine su tarea sano y salvo, es decir, tratando de que no se pegue con las cosas o que no se caiga por algún balcón o escalera.

Asumimos que nuestro robot posee sensores para poder observar a su alrededor.

Se te es asignada la tarea de poder desarrollar el sistema de navegación para tu robot. Cuál es el tipo de problema de ML que está más relacionado a este escenario?



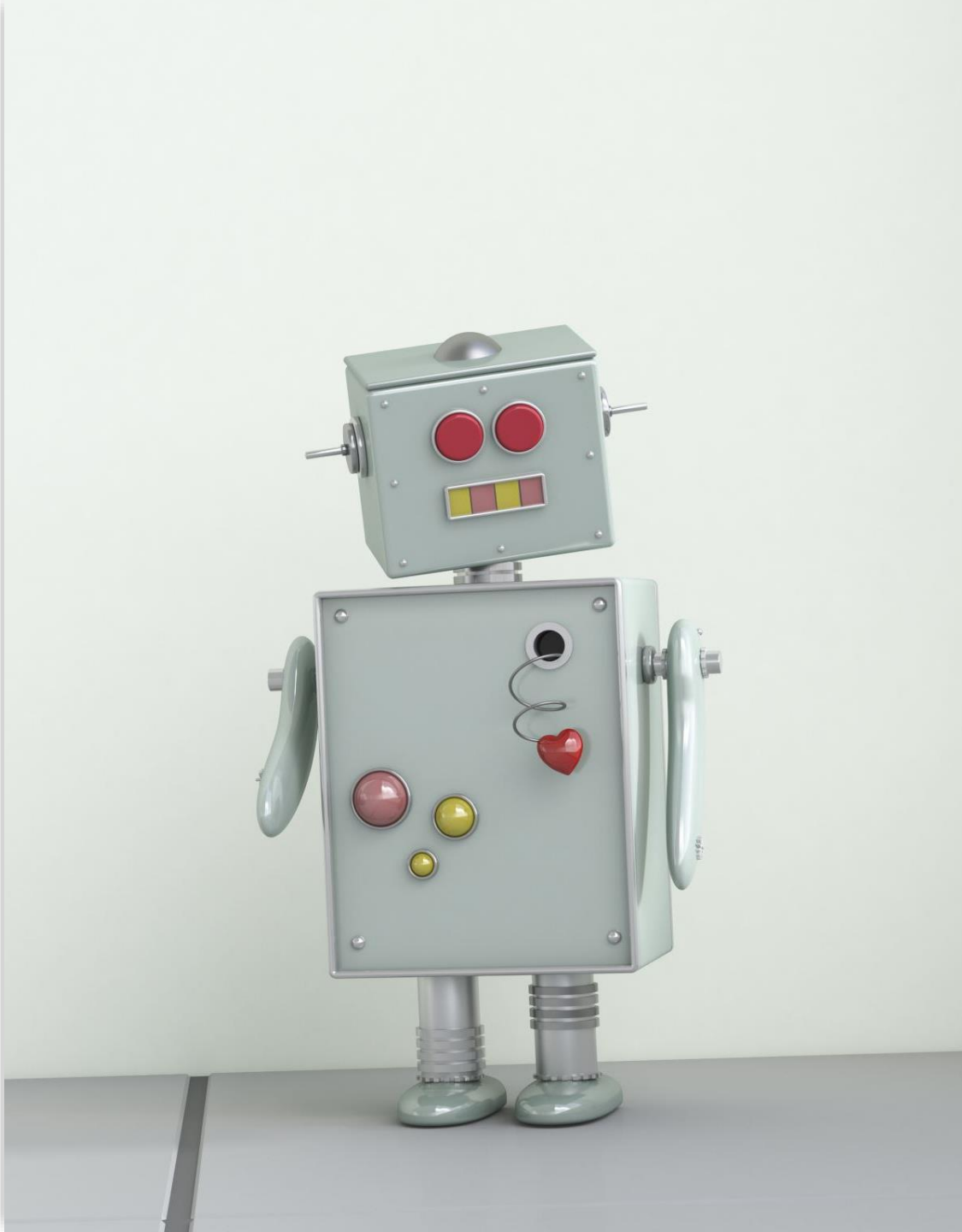
Ejercicios - Tipos de problemas de Machine Learning

Se posee un robot que nos limpia la casa, y diríamos que este robot desarrolla mejor su tarea por el mayor nivel de cobertura de la casa, y que termine su tarea sano y salvo, es decir, tratando de que no se pegue con las cosas o que no se caiga por algún balcón o escalera.

Asumimos que nuestro robot posee sensores para poder observar a su alrededor.

Se te es asignada la tarea de poder desarrollar el sistema de navegación para tu robot. Cuál es el tipo de problema de ML que está más relacionado a este escenario?

Reinforcement Learning



Ejercicios - Tipos de problemas de Machine Learning

Se posee un dataset histórico de transacciones financieras, donde para cada una de ellas, además de los datos de cada transacción, se tiene identificada si la transacción tiene un fraude asociado o si es legítima.

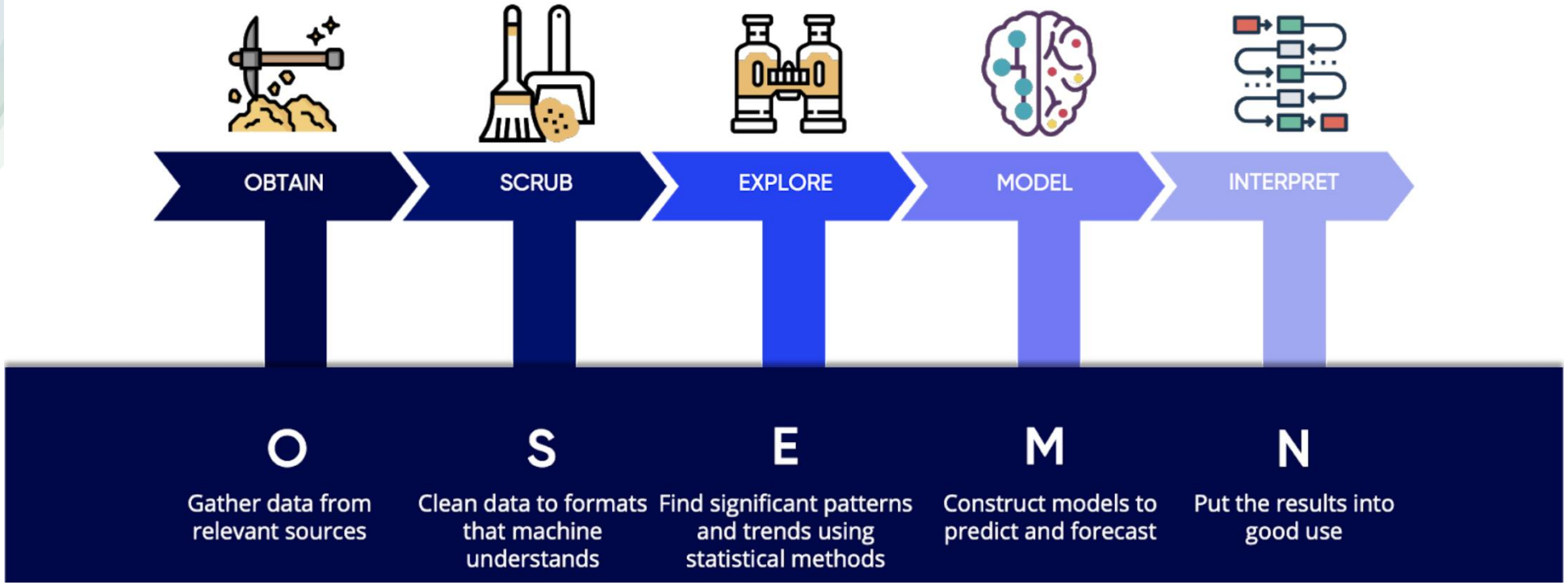
Cuál es el tipo de problema de ML que está más relacionado a este escenario?

Ejercicios - Tipos de problemas de Machine Learning

Se posee un dataset histórico de transacciones financieras, donde para cada una de ellas, además de los datos de cada transacción, se tiene identificada si la transacción tiene un fraude asociado o si es legítima.

Cuál es el tipo de problema de ML que está más relacionado a este escenario?

Supervised Learning - Classification



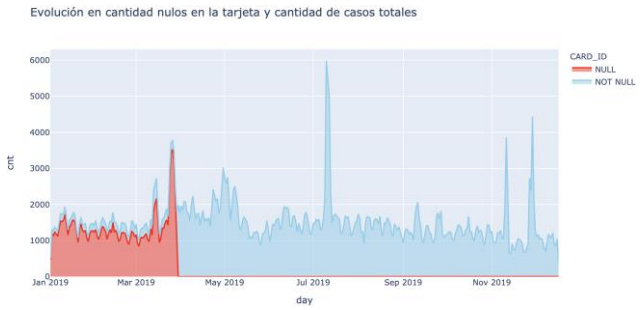
Proceso de desarrollo de modelos

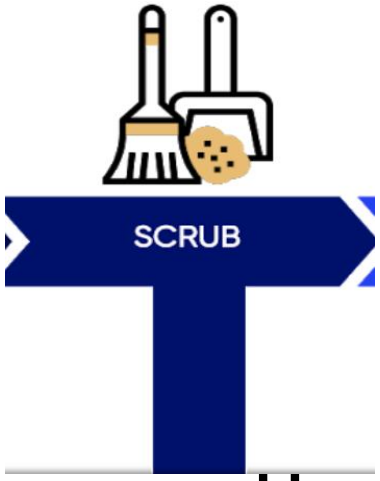
Proceso de desarrollo de modelos

Proceso de desarrollo de modelos

- Identificar y extraer fuentes de datos para nuestros proyectos
  - Bases de datos de transacciones
  - Aplicativos
  - Servicios externos (API)
  - Datos abiertos (ej: openAddress)
  - Extracción de información de los propios sitios web (Web Scraping)
  - Redes sociales

Proceso de desarrollo de modelos





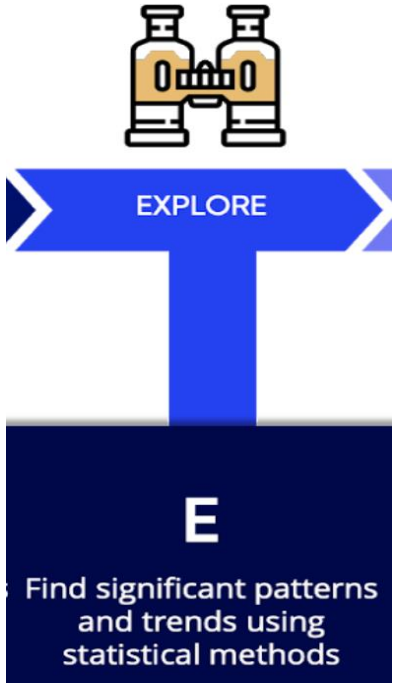
Proceso de desarrollo de modelos

- Limpieza de datos
  - Datos faltantes

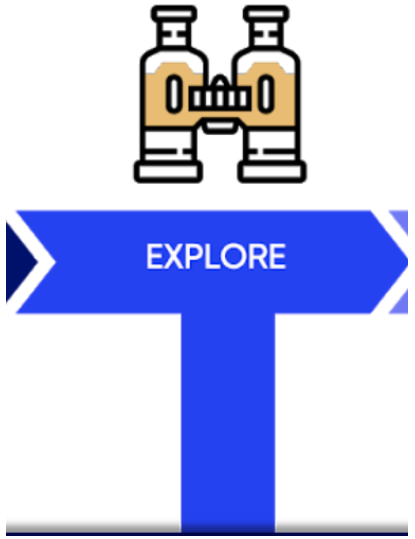
```
In [13]: history_pd['ip'].value_counts().head(10)

Out[13]: 173.192.151.186    175783
         143.137.160.165       178
         138.204.104.139       162
         187.26.69.80          128
         160.20.84.10          125
         138.204.106.73        125
         177.33.139.175        124
         177.143.100.242       122
         131.108.166.10        108
         177.235.24.40         104
         Name: ip, dtype: int64
```

Proceso de desarrollo de modelos

- Limpieza de datos
  - Registros genéricos

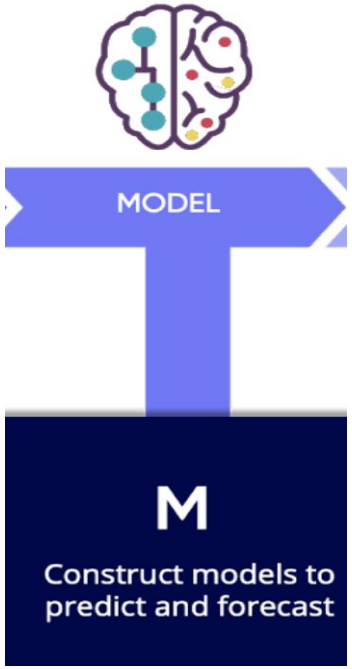


Proceso de desarrollo de modelos



Proceso de desarrollo de modelos

- Exploración de variables y transformaciones
  - Ejemplo: Divergencias entre código de área del teléfono y código postal en la transacción



Proceso de desarrollo de modelos

Proceso de desarrollo de modelos

MODEL

- Generación (codificación) de atributos que capturan los patrones encontrados en la exploración
  - Ejemplo: Distancia (saltos) entre las áreas del teléfono y código postal

Área Teléfono

-

Área CEP

0

Proceso de desarrollo de modelos

MODEL

- Generación (codificación) de atributos que capturan los patrones encontrados en la exploración
  - Ejemplo: Distancia (saltos) entre las áreas del teléfono y código postal

Área Teléfono

-

Área CEP

Proceso de desarrollo de modelos

MODEL

- Generación (codificación) de atributos que capturan los patrones encontrados en la exploración
  - Ejemplo: Distancia (saltos) entre las áreas del teléfono y código postal

Área Teléfono

-

Área CEP

Out[10]:

	description	merchant_reference	cnt	sum_cbks	dilution
0	-1	29302	4586	725	6.326
1	Diamond 5600	29541	11850	295	40.169
2	Diamond 2180	29541	50318	646	77.892
3	Diamond 520	29541	552860	6184	89.402
4	Diamond 310	29541	334589	3360	99.580
5	Diamond 1060	29541	222192	2162	102.772
6	Diamond 100	29541	517160	3044	169.895
7	Diamond 0	29541	28396	166	171.060

Proceso de desarrollo de modelos

- Podemos ver qué es lo que se quiere comprar y calcular su dilución de fraude

	card_type	cnt	sum_cbks	dilution
0	CHARGE_CARD	1	0	nan
1	-1	42	0	nan
2	DEBIT	721653	4148	173.976
3	CREDIT	450113	8499	52.961

Proceso de desarrollo de modelos

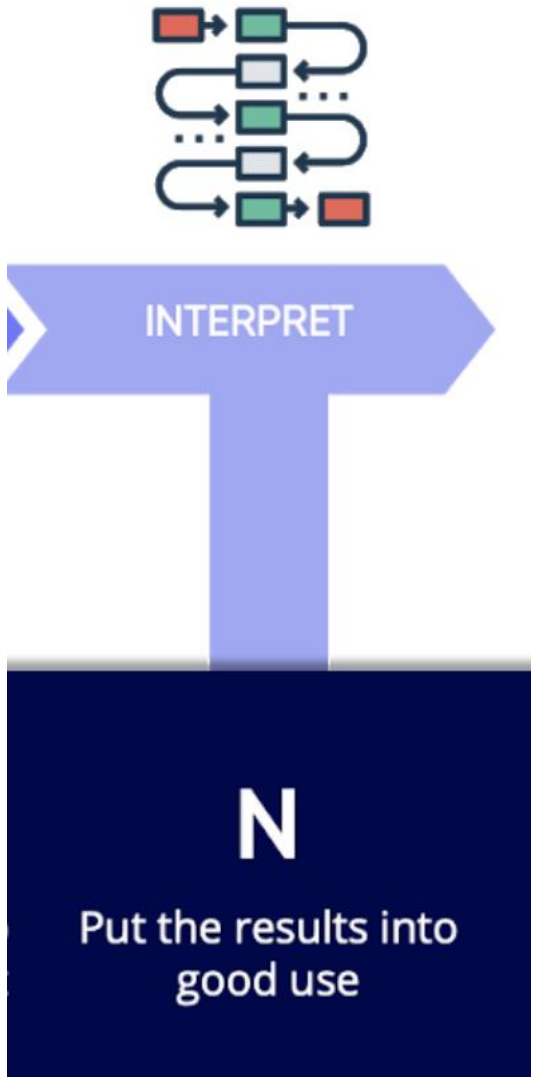
- El tipo de tarjeta también es importante

Proceso de desarrollo de modelos

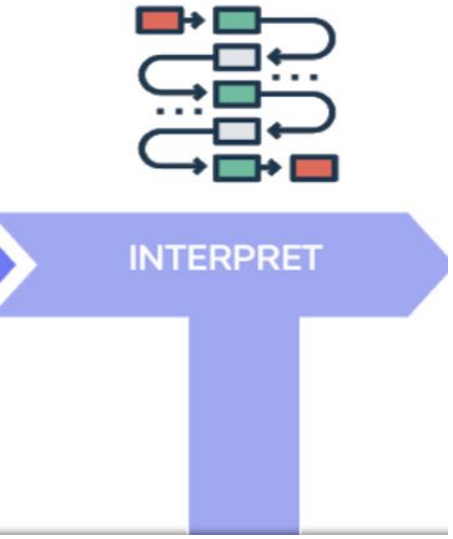
- Ejemplos de features:
  - Velocities ratios
  - Morphing features
  - Card type related
  - amount

```
mportant_variables = [
    'count_dist_byear_by_hash'
    'count_dist_byear_by_email
    'count_dist_doc_by_hash',
    'count_dist_doc_by_email',
    'doc_24h_vs_1m',
    'count_dist_hash_by_doc',
    'count_dist_hash_by_phone'
    'hash_24h_vs_1m',
    'usd_amount',
    'is_ms_brand',
    'card_level'
```

Proceso de desarrollo de modelos



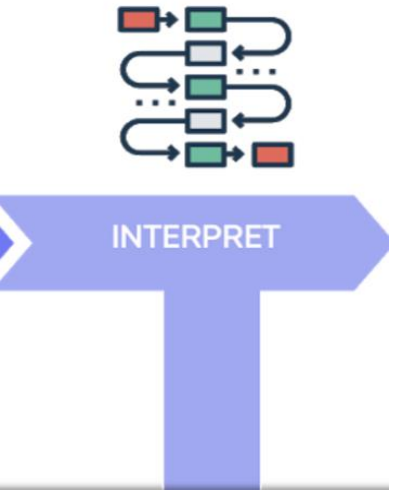
Proceso de desarrollo de modelos



Data de aprendizaje

Modelo

Proceso de desarrollo de modelos

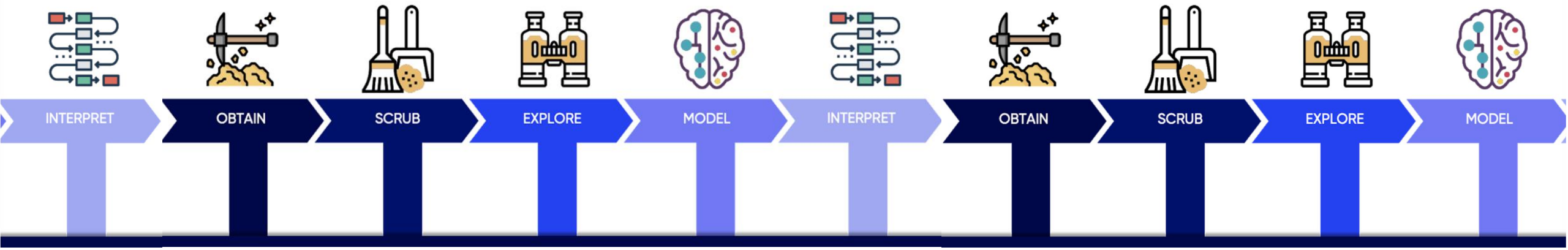


Data de validación → Modelo → Performance

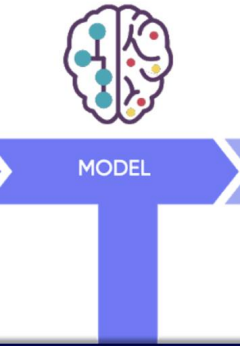
Matriz de confusión

Clase Real \ Clase Predicha	L	F
L	40	1
F	8	2

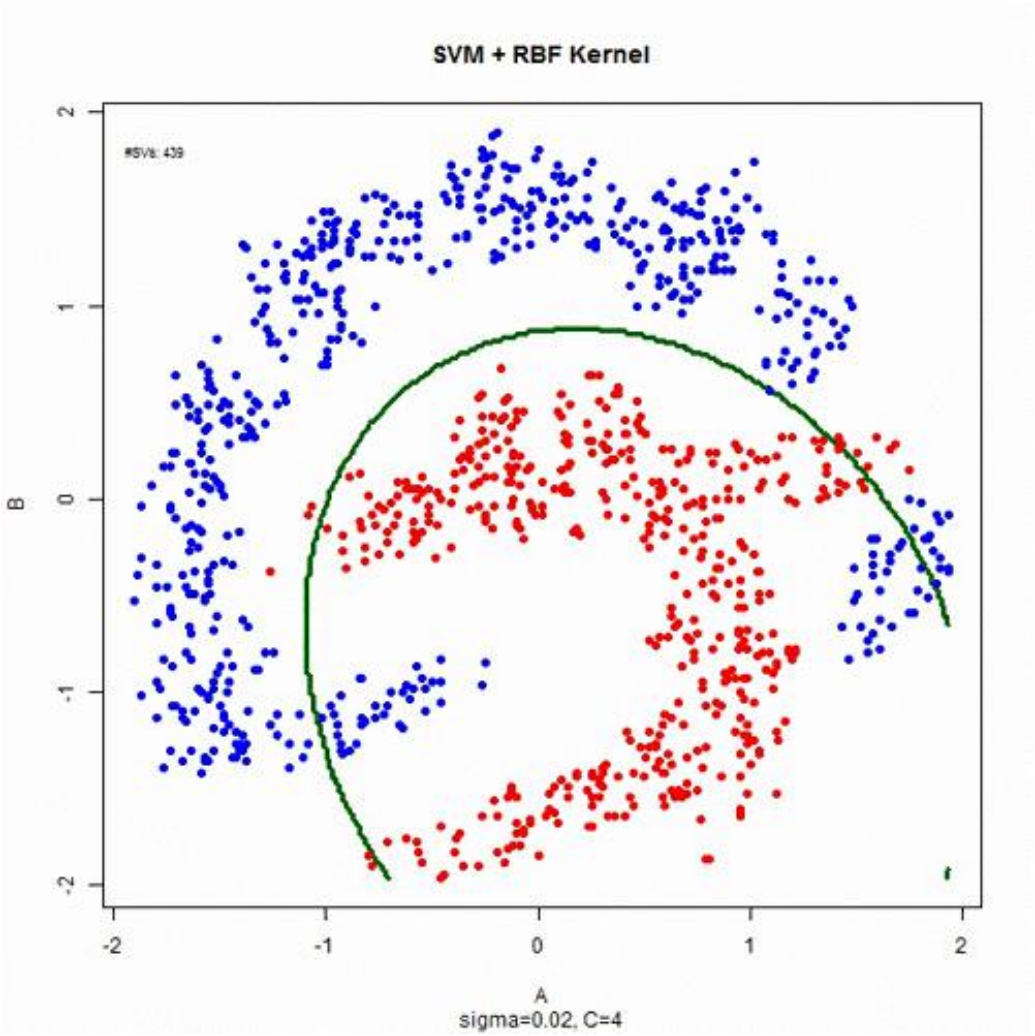
Proceso de desarrollo de modelos



Proceso de desarrollo de modelos



- Aplicación de un pool algoritmos predefinidos sobre los atributos generados para encontrar la mejor solución a nuestro problema de optimización.
  - Ejemplo: Encontrar automáticamente la configuración de un árbol de decisión que logre establecer la mejor frontera de decisión entre las clases de transacciones Fraude/Legítima



Sesgo y Varianza

- **Sesgo**
  - Mide la distancia entre el valor estimado respecto al real de la población completa.

Sesgo y Varianza

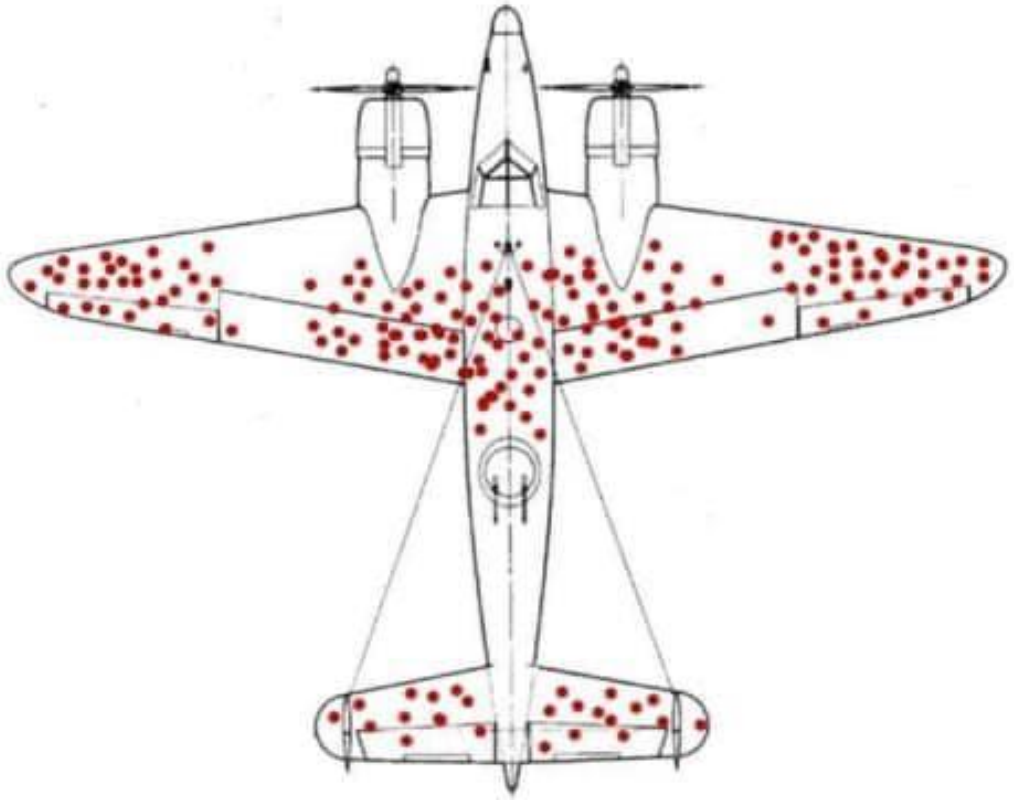
- **Varianza**
  - Al trabajar con una muestra aleatoria de la población total es de esperar que la anterior sea diferente a otra muestra. Esta diferencia entre las muestras es la varianza.

Varianza Baja

Cambios mínimos en las estimaciones del target al cambiar el conjunto de datos

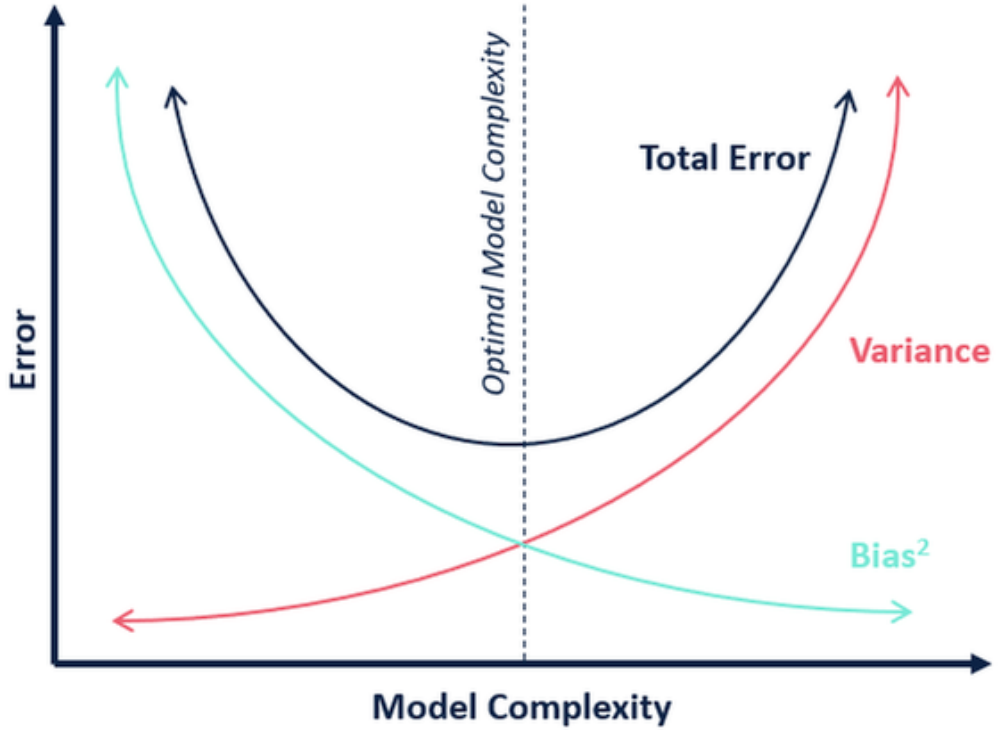
Varianza Alta

Cambios grandes en las estimaciones del target al cambiar el conjunto de datos



Sesgo y Varianza

- Durante la Segunda Guerra Mundial, los Aliados mapearon los agujeros de bala en aviones que fueron alcanzados por fuego nazi.
- Donde reforzarias el avión para poder resistir aún más los golpes de la artillería?



Sesgo y Varianza

- **Existe un trade-off entre el Sesgo y la Varianza**

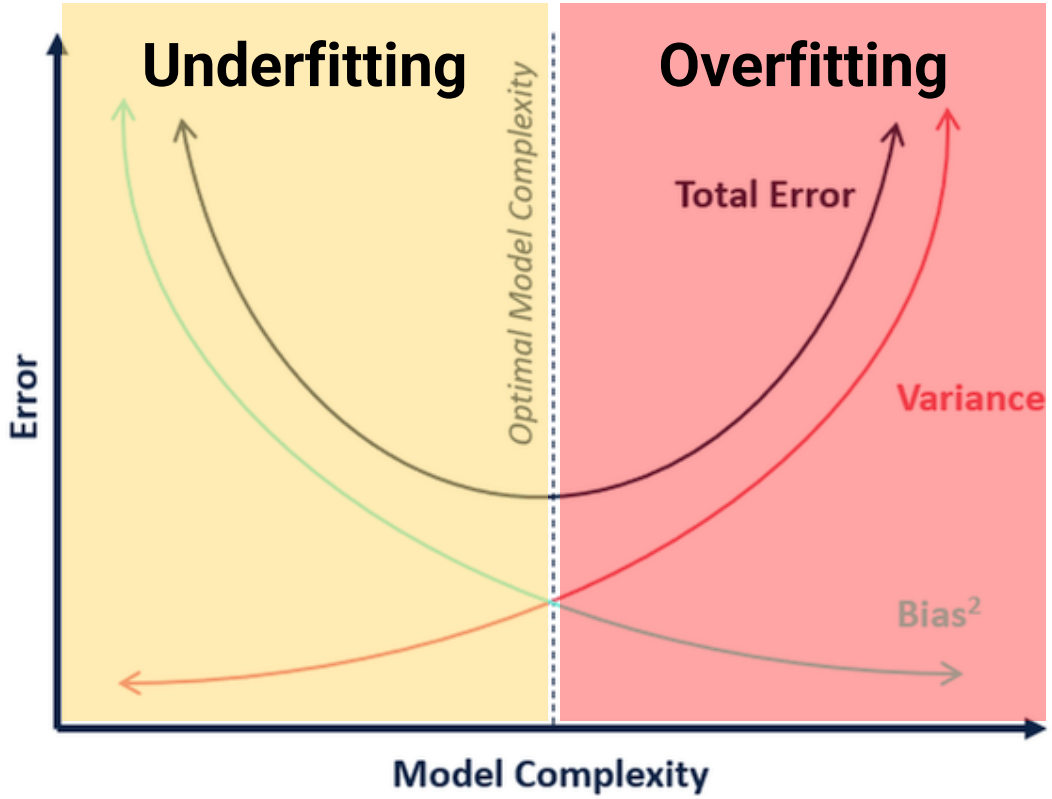
Sesgo y Varianza

Bias - Under-fit

Train Error high

Validation Error high

Underfitting & Overfitting



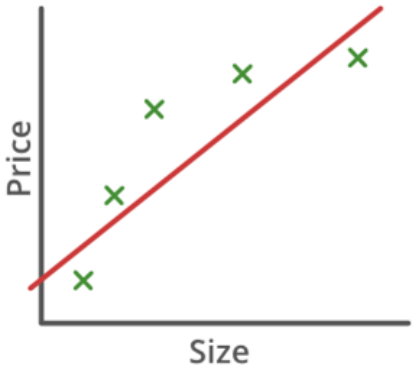
Variance - Over-fit

Train Error low

Validation Error high

Sesgo y Varianza

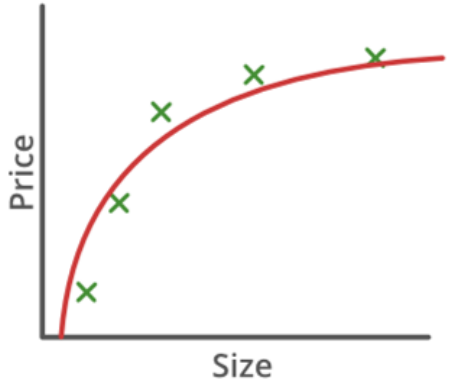
- **Ejemplo en modelos de regresión**



$\theta_0 + \theta_1 x$

Modelo muy simple

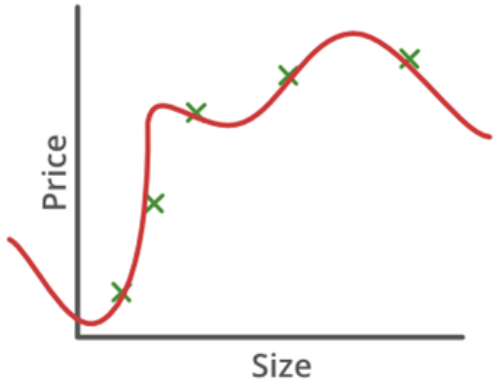
Underfitting



$\theta_0 + \theta_1 x + \theta_2 x^2$

Modelo no tan complejo

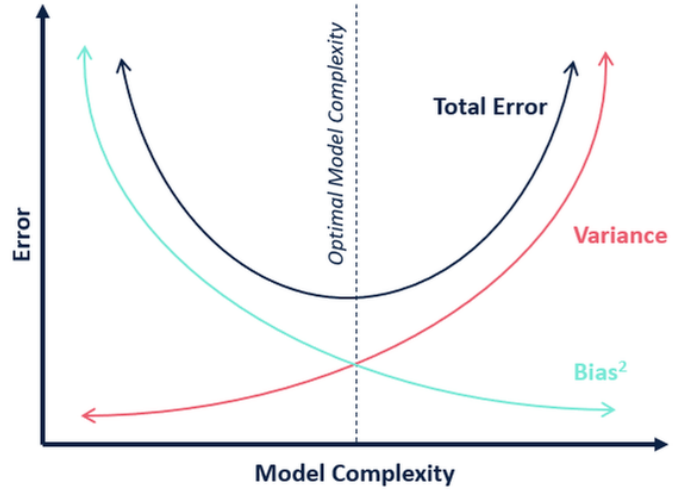
Apropiado



$\theta_0 + \theta_1 x + \theta_2 x^2 + \theta_2 x^2 + \theta_2 x^2$

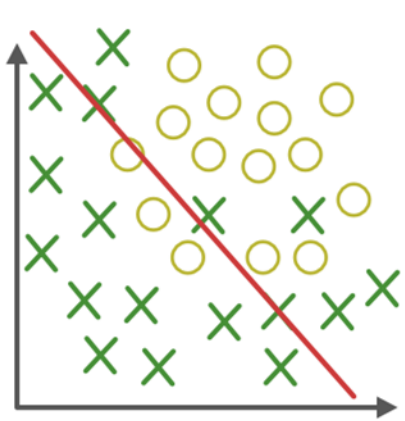
Modelo demasiado complejo

Overfitting

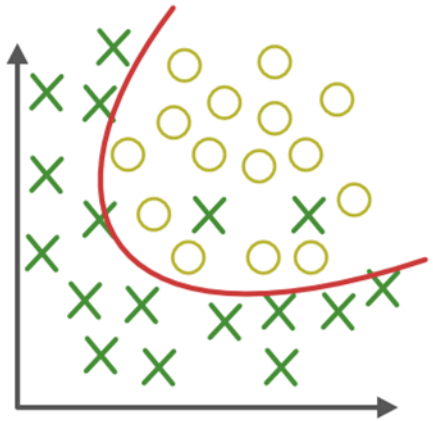


Sesgo y Varianza

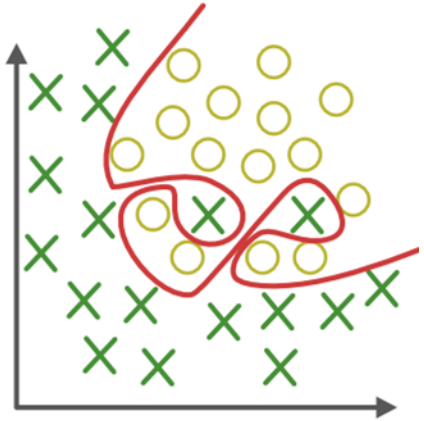
- **Ejemplo en modelos de clasificación**



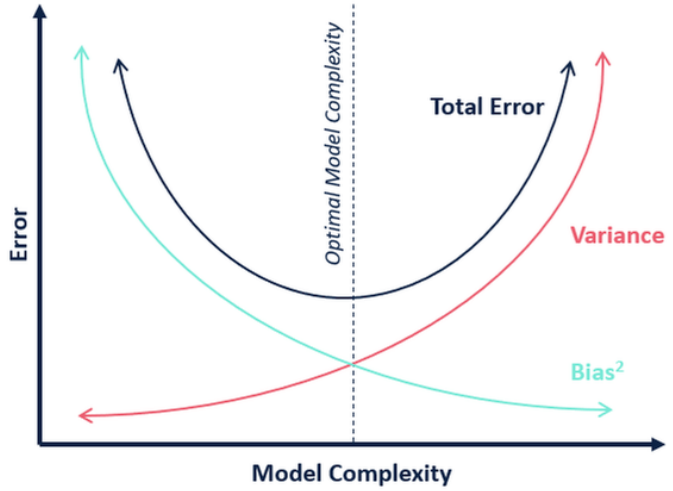
Modelo muy simple
Underfitting



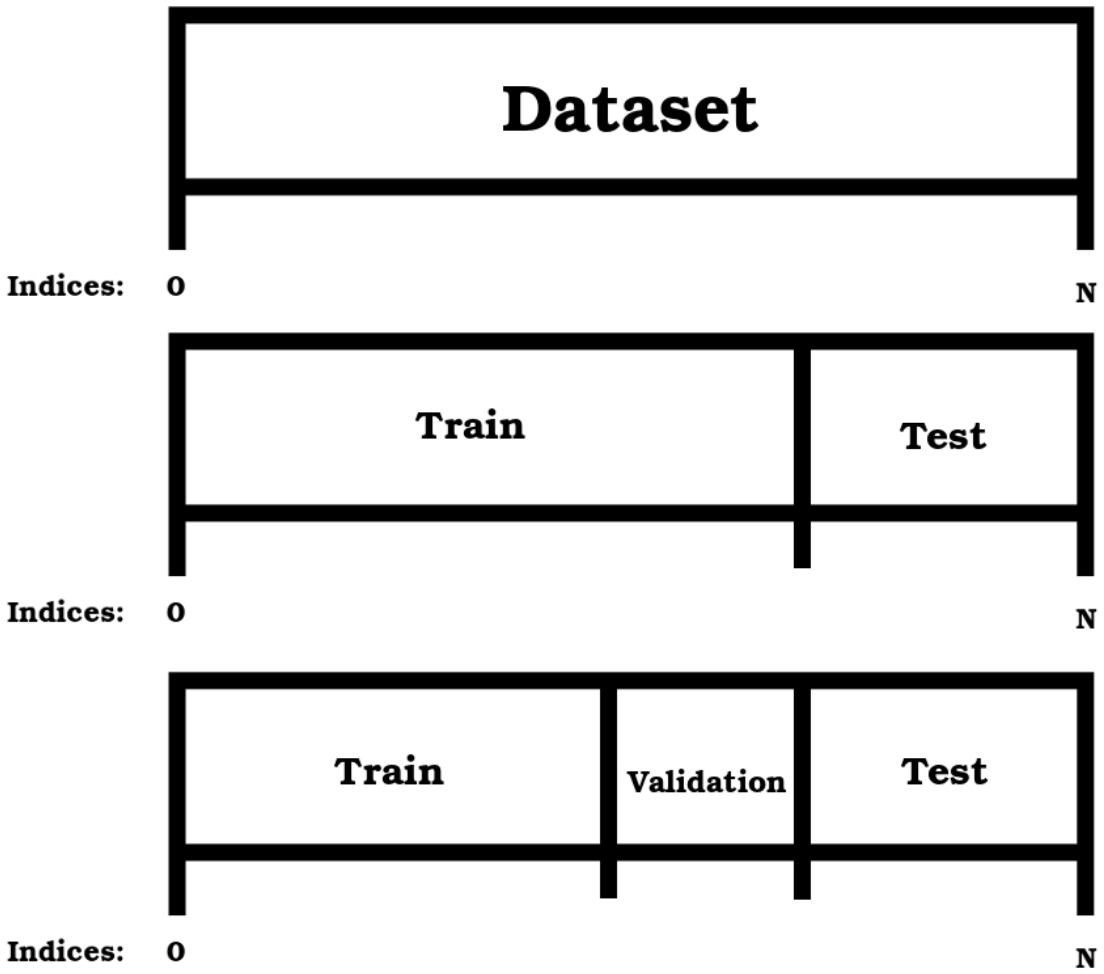
Modelo no tan complejo
Apropiado



Modelo demasiado complejo
Overfitting

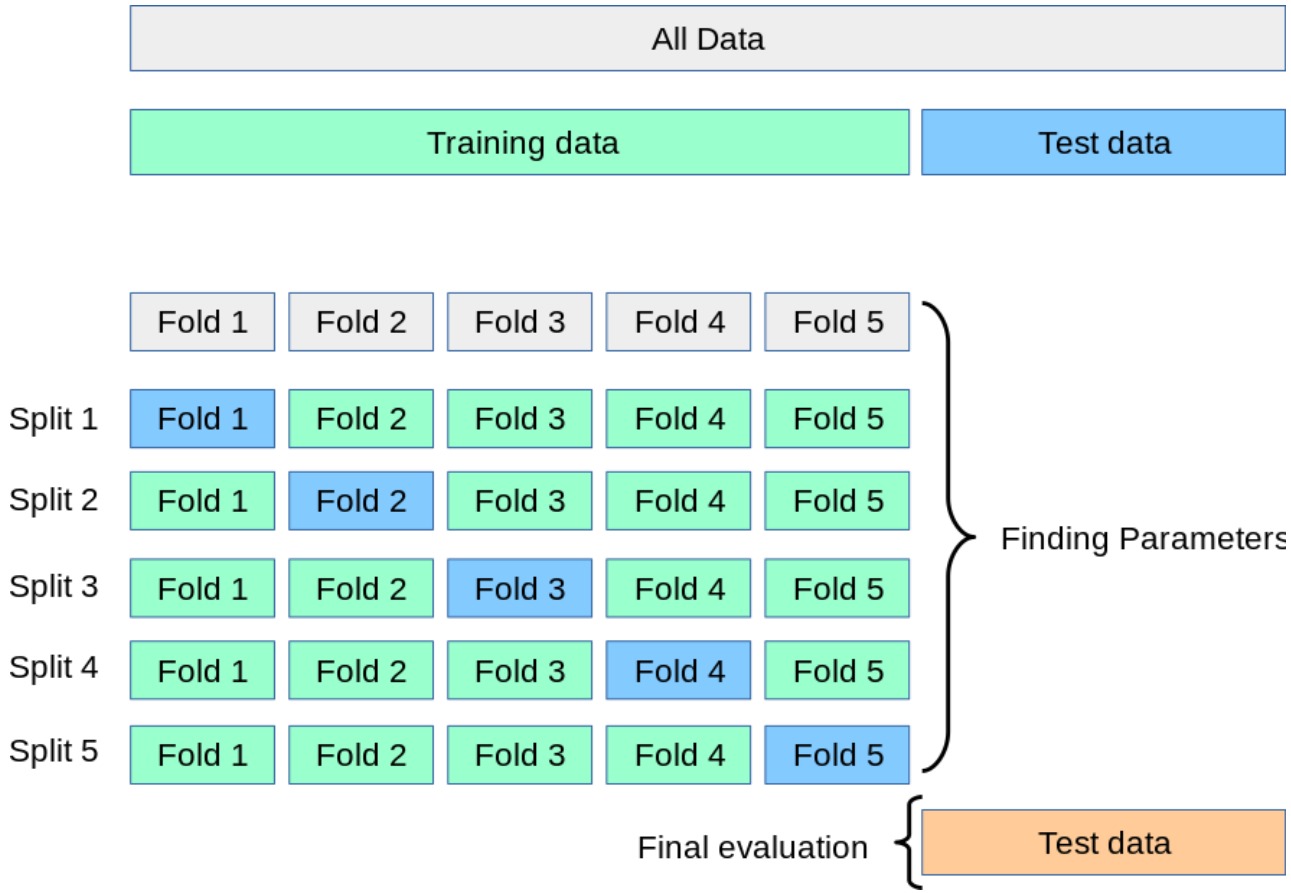


Cómo validar los modelos? Ficheros de Train y Test



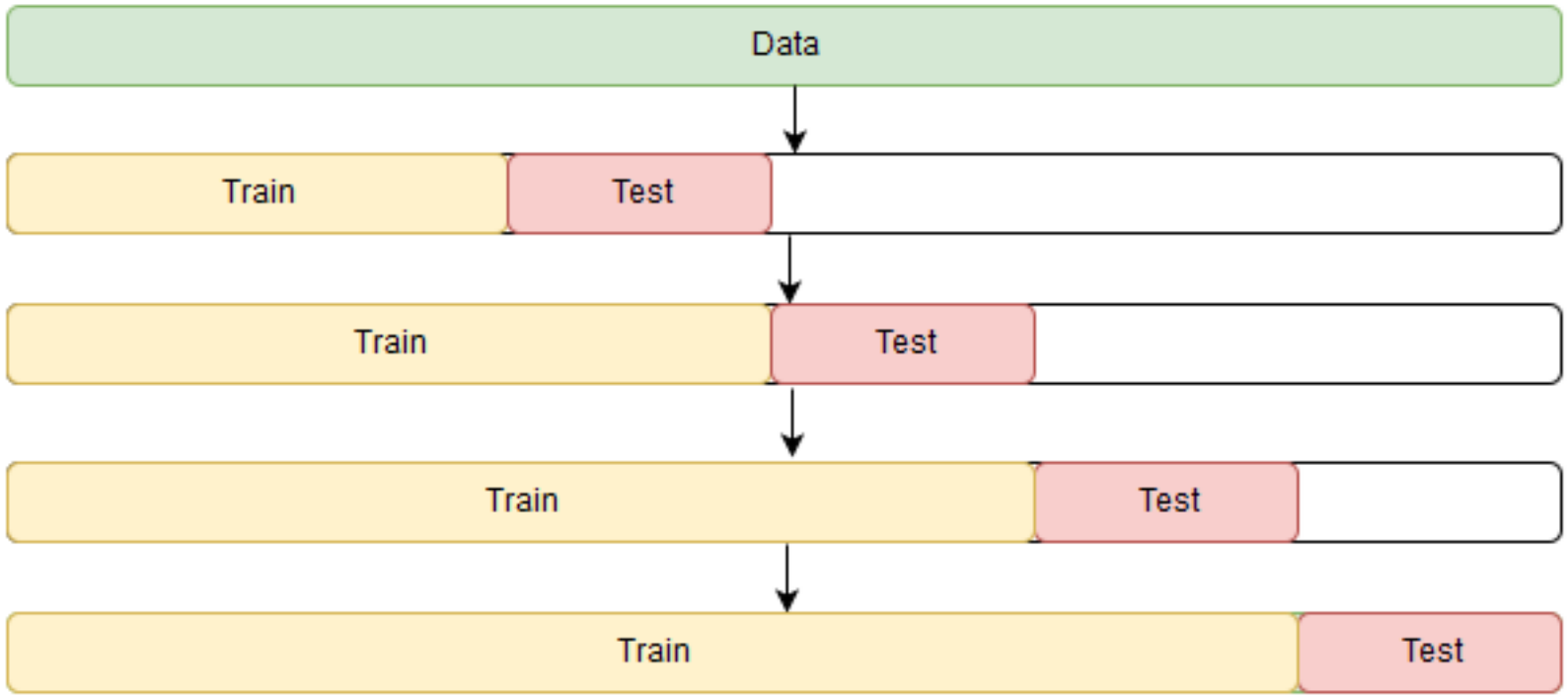
Cómo validar los modelos?

- K-Fold cross validation



Cómo validar los modelos?

- K-Fold cross validation en series de tiempo



Medir la eficacia de un Modelo

Métricas en Regresión:

Cuando una de las predicciones de un modelo es una anomalía. En este caso, deberíamos penalizar este error grande en mayor medida, y es donde podemos usar el **error cuadrático medio** (o **pérdida cuadrática**):

$$E_{val} = MSE = \frac{1}{|D_{val}|} \sum_{(x,y) \in D_{val}} (y - M(x))^2$$

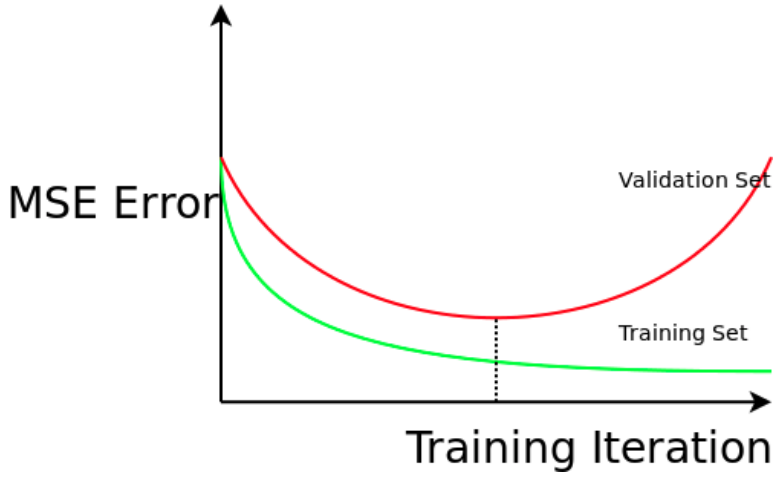
Donde “y” sería el valor que se debería haber devuelto, M(x) es el valor que nuestra máquina entrenada ha conseguido devolver. D_{val} es nuestro conjunto de validación.

Medir la eficacia de un Modelo

Si necesitamos considerar las mismas unidades de medida en el error que en la función para que no haya confusión en los resultados, podemos considerar la **raíz del error cuadrático medio**:

$$E_{val} = RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{|D_{val}|} \sum_{(x,y) \in D_{val}} (y - M(x))^2}$$

En cualquier de estos casos (y otros muchos similares) podríamos haber calculado de igual forma el **error de entrenamiento**, E_{train}, que habitualmente será muy reducido ya que el algoritmo de aprendizaje modifica los parámetros del modelo para intentar minimizarlo.



		Predicted Class	
		No	Yes
Observed Class	No	TN	FP
	Yes	FN	TP

TN	True Negative
FP	False Positive
FN	False Negative
TP	True Positive

Model Performance

Accuracy	= (TN+TP)/(TN+FP+FN+TP)
Precision	= TP/(FP+TP)
Sensitivity	= TP/(TP+FN)
Specificity	= TN/(TN+FP)

Medir la eficacia de un Modelo

- **Métricas en Clasificación:** Matriz de confusión y curva de ROC

Medir la eficacia de un Modelo

Accuracy: Puede definirse como el porcentaje de predicciones correctas hechas por el modelo de clasificación. Es una buena métrica para usar cua roporción de instancias de todas las clases son similares.

$$Accuracy = \frac{TN + TP}{TN + TP + FN + FP}$$

Precisión: Indica, de todas las predicciones positivas, cuántas son realmente positivas.

Se define como la relación entre las predicciones positivas correctas y las predicciones positivas generales:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Medir la eficacia de un Modelo

TPR/Sensitivity/Recall: Indica, de todos los valores realmente positivos, cuántos se predicen como positivos. Es la proporción de predicciones positivas correctas con respecto al número total de casos positivos en el conjunto de datos:

$$TPR = Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$

Specificity: Indica, de todos los valores realmente negativos, cuántos se predicen como negativos. Es la proporción de predicciones negativas correctas con respecto al número total de casos negativos en el conjunto de datos:

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}$$

Medir la eficacia de un Modelo

Cuando evitar tanto los falsos positivos como los falsos negativos es igualmente importante para el problema, se necesita un equilibrio entre **Precisión** y **Sensitivity**, en este caso se puede usar la métrica **F1**, que se define como la media armónica entre estos valores:

$$F1 = \frac{2}{\frac{1}{TPR} + \frac{1}{FPR}} = \frac{TPR \times FPR}{TPR + FPR}$$

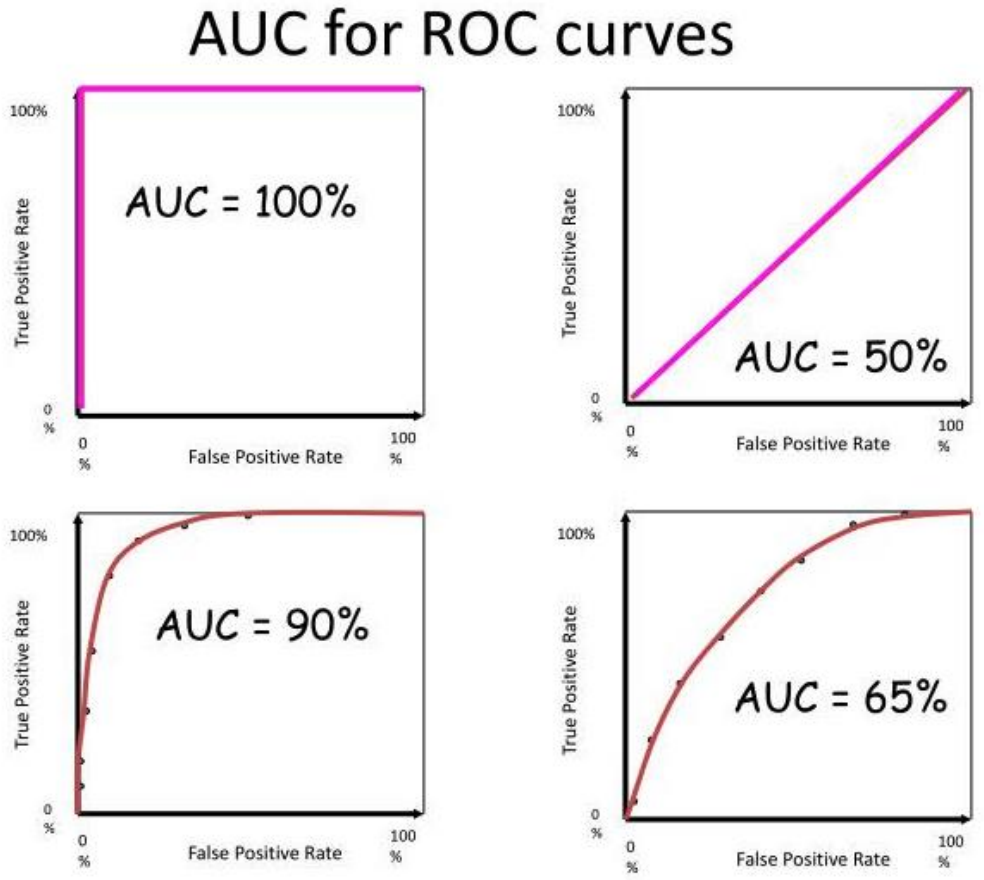
FPR: Suele ser útil trabajar con la opuesta de la Specificity, y se define como: $FPR = 1 - Specificity = \frac{FP}{TN + FP}$

Medir la eficacia de un Modelo

- El **área bajo la curva** (**AUC**) es la medida de la capacidad de un clasificador para distinguir entre clases y se utiliza como un resumen de la curva ROC. Cuanto más alta es la AUC, mejor es el rendimiento del modelo para distinguir entre las clases positivas y negativas:

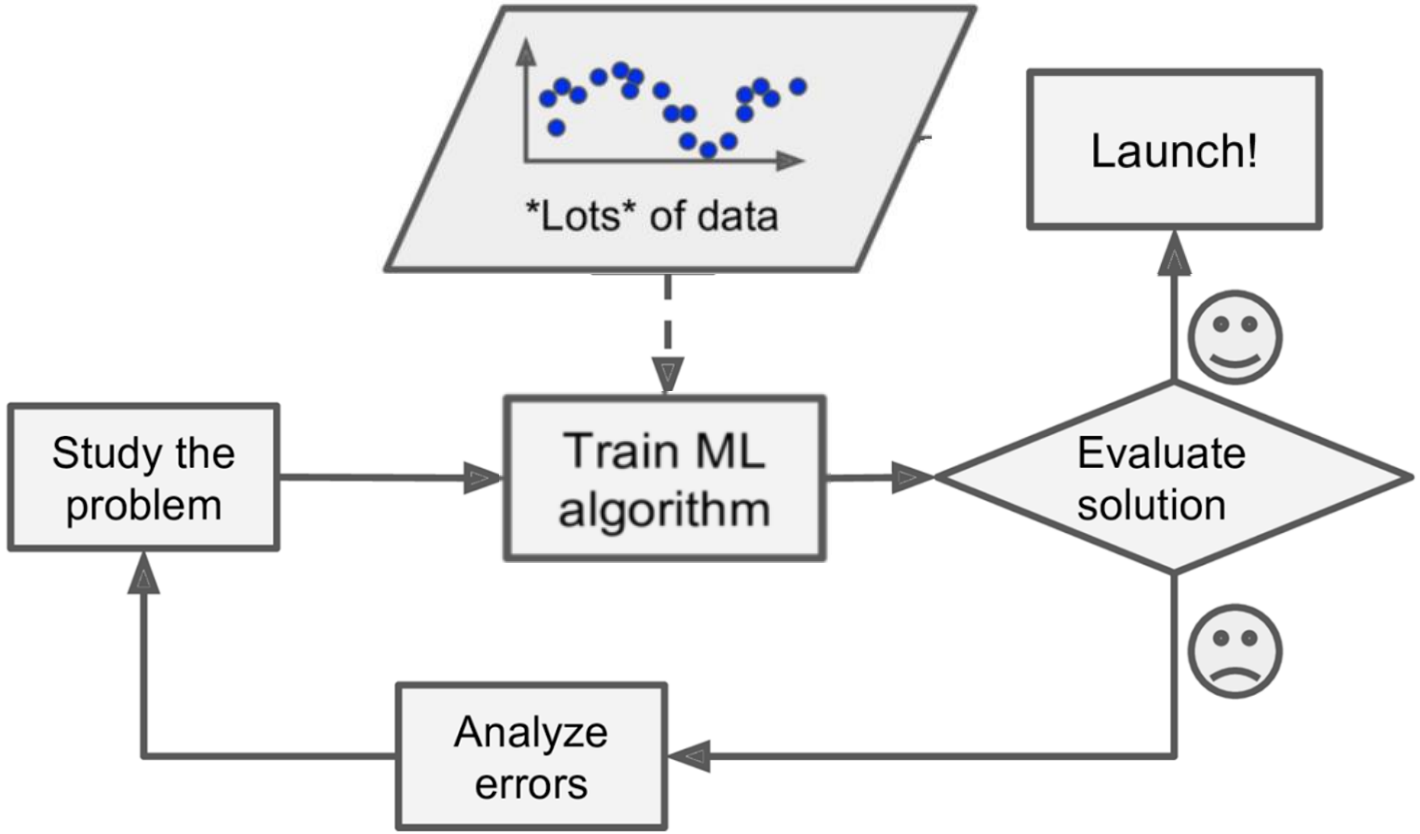
  - **AUC=1**, el clasificador es capaz de distinguir perfectamente entre todos los datos de la clase positiva y negativa correctamente. Sin embargo, si el AUC hubiera sido 0, entonces el clasificador estaría prediciendo todos los Negativos como Positivos, y todos los Positivos como Negativos.
  - **0,5<AUC<1**, hay una alta probabilidad de que el clasificador sea capaz de distinguir los valores de la clase positiva de los valores de la clase negativa, ya que es capaz de detectar más Verdaderos Positivos (TP) y Verdaderos Negativos (TN) que de Falsos Negativos (FN) y Falsos Positivos (FP).
  - **AUC=0,5**, entonces el clasificador no es capaz de distinguir entre los datos de la clase positiva y negativa. Lo que significa que el clasificador está prediciendo de forma aleatoria los datos.

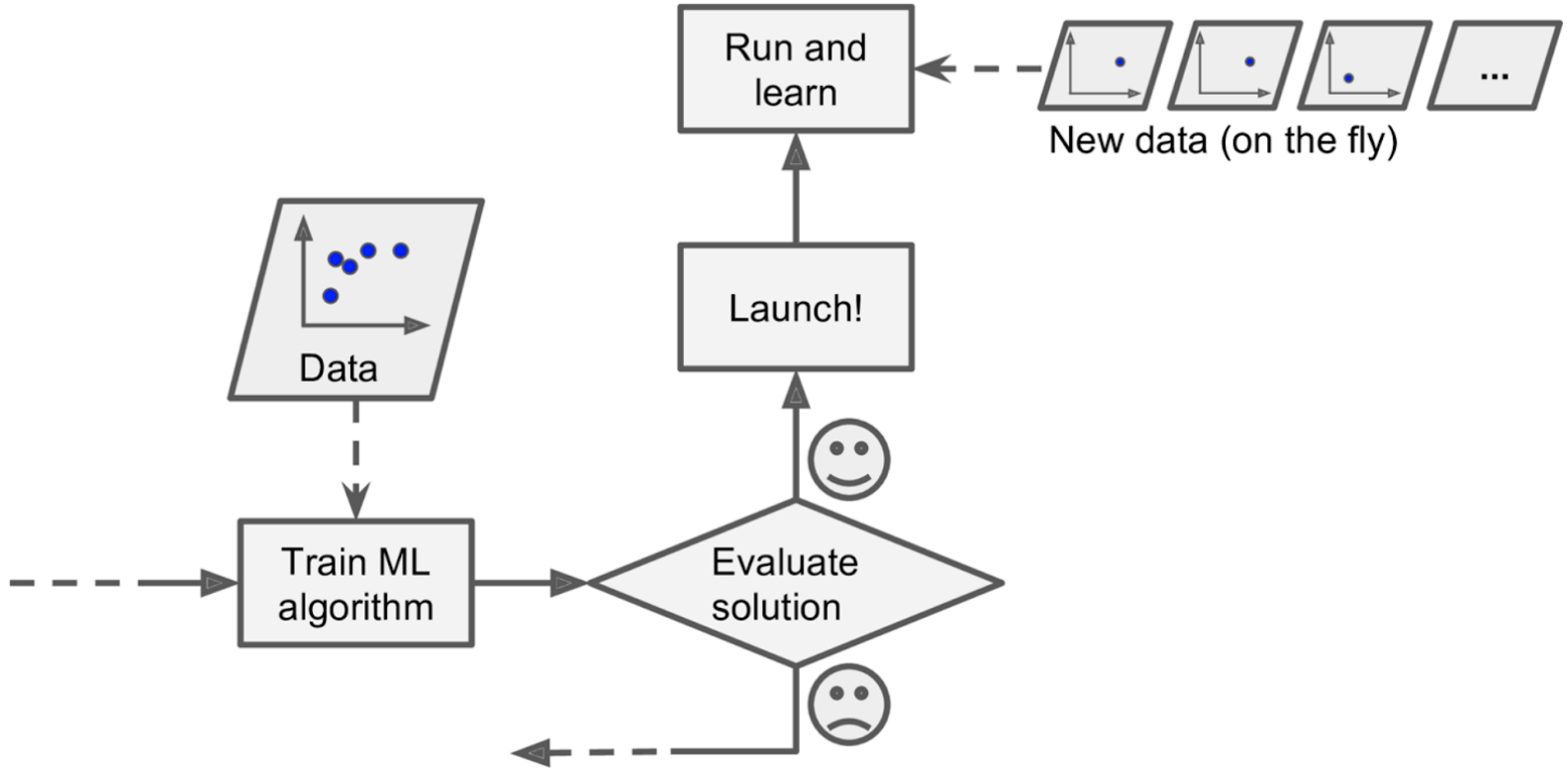
Medir la eficacia de un Modelo



Batch & Online Learning

- Batch Learning



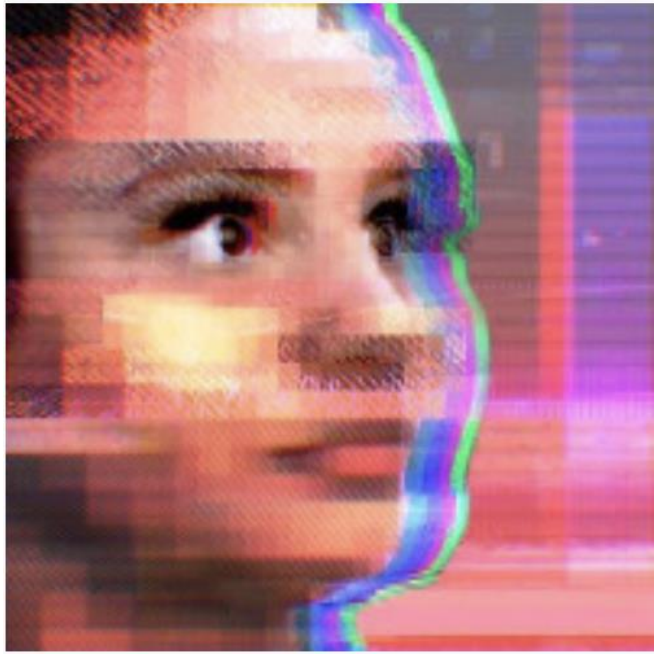


Batch & Online Learning

- Online Learning

Batch & Online Learning

Tay

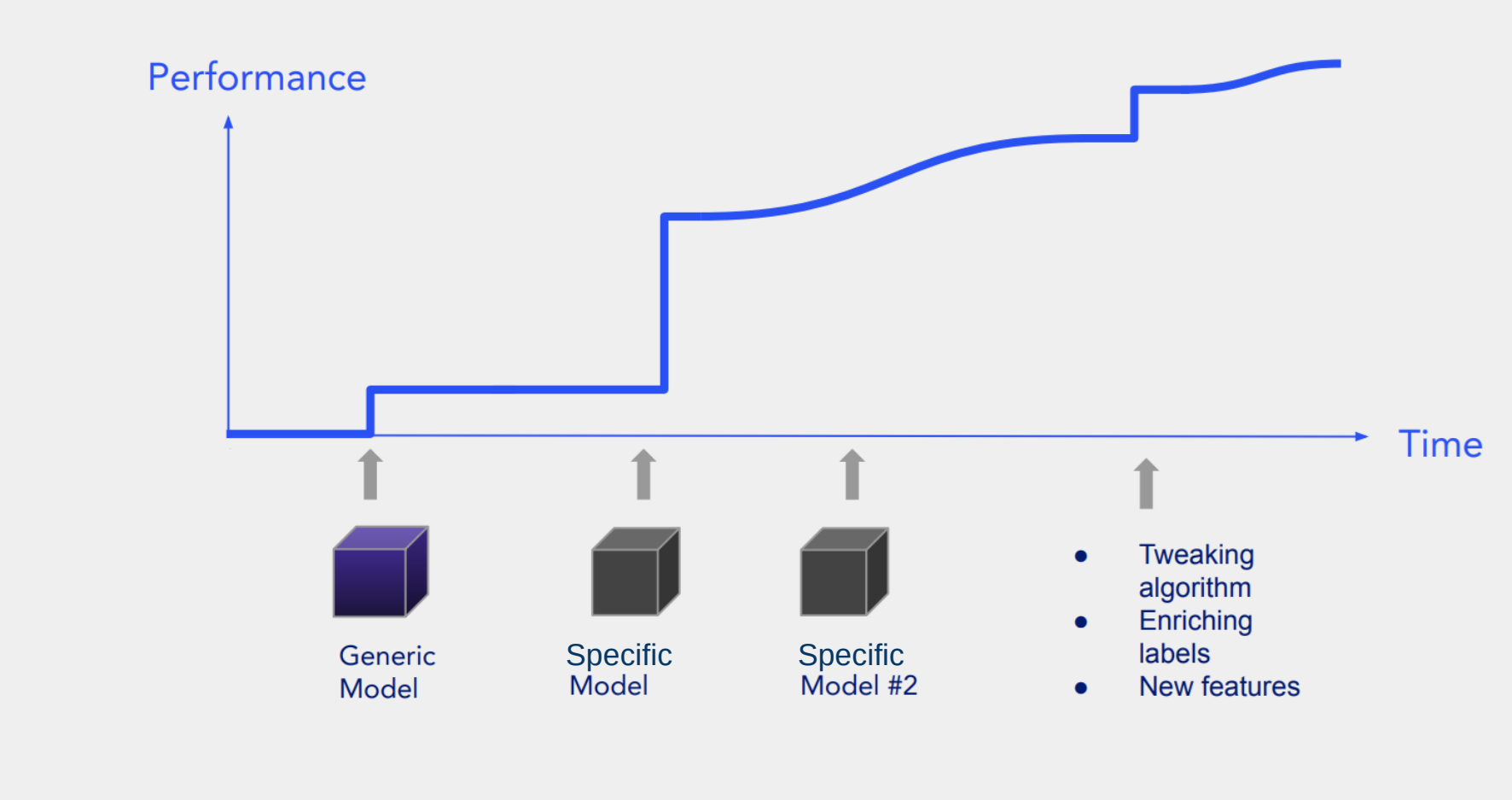


Fue diseñada por Microsoft para conversar con personas en Twitter, aprendiendo de las personas que la rodean.

Batch & Online Learning

Pero Tay se fue al lado oscuro...

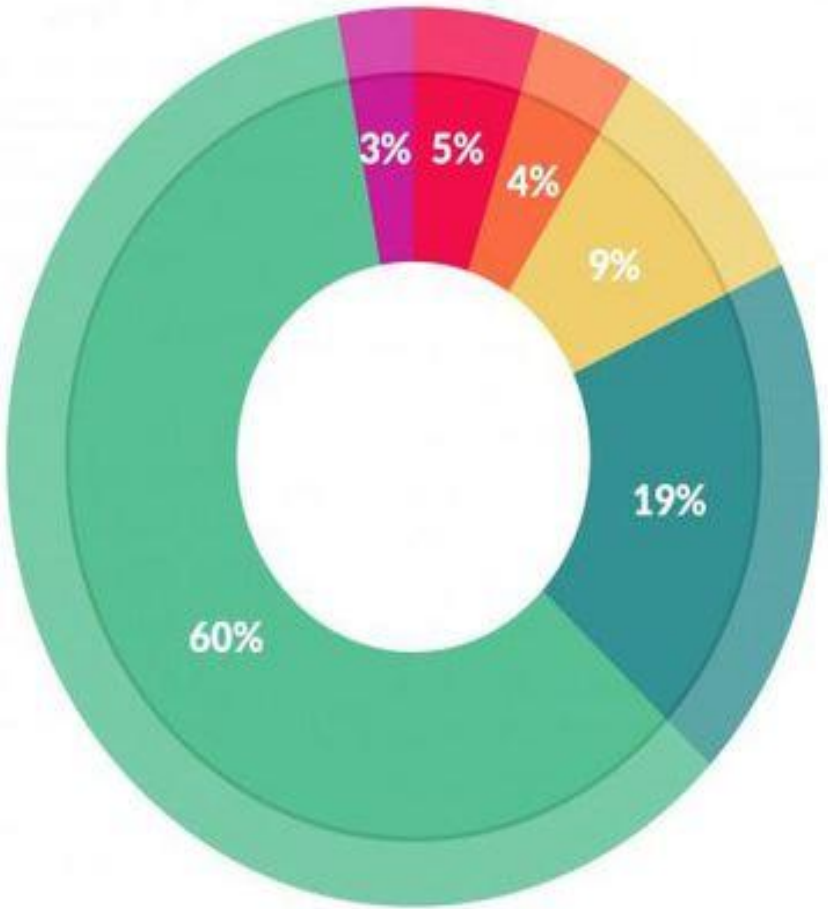
Estrategias de modelado



El desafío

- **DATOS**
  - Cantidad insuficiente de datos de entrenamiento
  - Datos de entrenamiento no representativos
  - **Datos de mala calidad**
  - Características irrelevantes (garbage in, garbage out)

El desafío



What data scientists spend the most time doing

- *Building training sets: 3%*
- *Cleaning and organizing data: 60%*
- *Collecting data sets; 19%*
- *Mining data for patterns: 9%*
- *Refining algorithms: 4%*
- *Other: 5%*

Herramientas