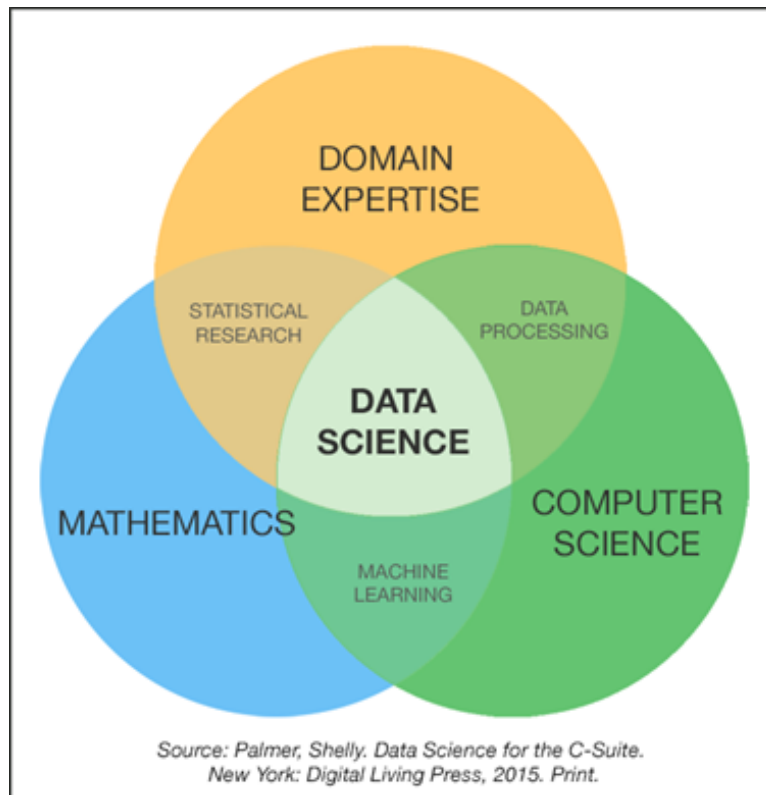


CIENCIA DE DATOS

2022



SESION 01

INTRODUCCION AL MACHINE LEARNING

Juan Antonio Chipoco Vidal

jchipoco@gmail.com

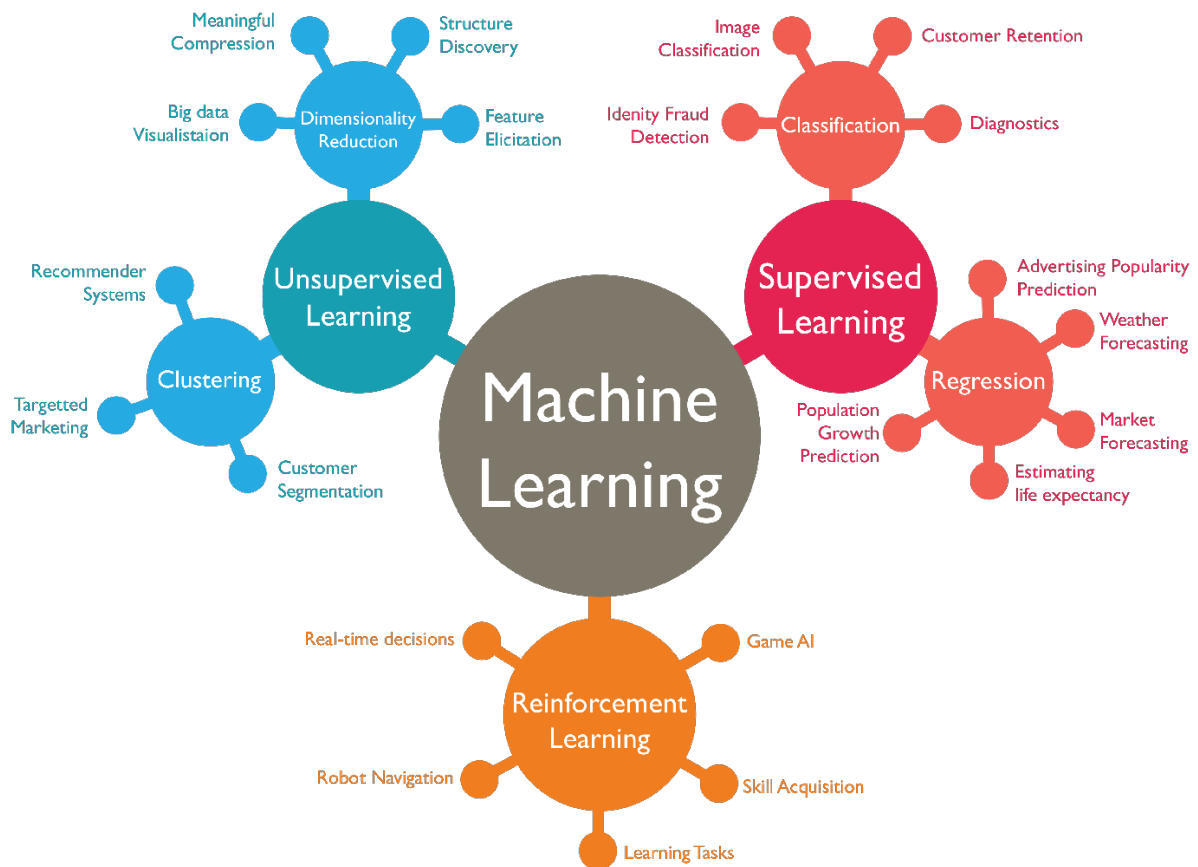
INTRODUCCION AL MACHINE LEARNING

El objetivo de esta sesion es revisar y tener claros los conceptos basicos del aprendizaje automatico (Machine Learning) con el objeto de conocer la terminologia necesaria para las proximas sesiones.

ÍNDICE

| | |
|--|----|
| OBJETIVO..... | 4 |
| INTRODUCCIÓN | 5 |
| ¿QUÉ ES CIENCIA DE DATOS? | 6 |
| ¿CUÁL ES EL CICLO DE VIDA DE LA CIENCIA DE DATOS? | 7 |
| ¿QUÉ ES EL MACHINE LEARNING? | 10 |
| MACHINE LEARNING: CONSTRUCCION DEL MODELO | 11 |
| MACHINE LEARNING: APRENDIZAJE SUPERVISADO..... | 12 |
| MACHINE LEARNING: APRENDIZAJE SUPERVISADO..... | 13 |
| MACHINE LEARNING: APRENDIZAJE NO SUPERVISADO..... | 14 |
| MACHINE LEARNING: APRENDIZAJE NO SUPERVISADO..... | 15 |
| MACHINE LEARNING: APRENDIZAJE REFORZADO | 16 |
| MACHINE LEARNING: APRENDIZAJE REFORZADO | 17 |
| MACHINE LEARNING: TRAIN, VALIDATION Y TEST SETS | 18 |
| MACHINE LEARNING: ANALISIS EXPLORATORIO DE DATOS..... | 19 |
| MACHINE LEARNING: FEATURE ENGINEERING..... | 20 |
| MACHINE LEARNING: FEATURE ENGINEERING..... | 21 |
| MACHINE LEARNING: FEATURE ENGINEERING..... | 22 |
| MACHINE LEARNING: FEATURE ENGINEERING..... | 23 |
| MACHINE LEARNING: CONSTRUCCION DEL MODELO | 24 |
| MACHINE LEARNING: CONSTRUCCION DEL MODELO | 25 |
| MACHINE LEARNING: UNDERFITTING..... | 26 |
| MACHINE LEARNING: OVERFITTING | 27 |
| MACHINE LEARNING: ENTRA LA VALIDACION..... | 28 |
| MACHINE LEARNING: ENTRA LA VALIDACION..... | 29 |
| MACHINE LEARNING: BIAS-VARIANCE TRADEOFF..... | 30 |
| MACHINE LEARNING: EVALUACION DEL MODELO | 31 |
| MACHINE LEARNING: FUNCION DE PERDIDA Y FUNCION DE COSTO..... | 32 |
| MACHINE LEARNING: EVALUACION DEL MODELO | 33 |
| MACHINE LEARNING: METRICAS DE REGRESION | 34 |
| MACHINE LEARNING: METRICAS DE CLASIFICACION | 35 |
| PRACTICA LABORATORIO..... | 36 |
| ANEXO: INSTALACION DE ANACONDA EN WINDOWS | 37 |
| ANEXO: INSTALACION DE ANACONDA EN WINDOWS | 38 |
| ANEXO: INSTALACION DE ANACONDA EN WINDOWS | 39 |
| ANEXO: INSTALACION DE ANACONDA EN WINDOWS | 40 |
| ANEXO: USANDO GOOGLE COLAB..... | 41 |
| ANEXO: USANDO GOOGLE COLAB..... | 42 |
| ANEXO: USANDO GOOGLE COLAB..... | 43 |

Objetivo



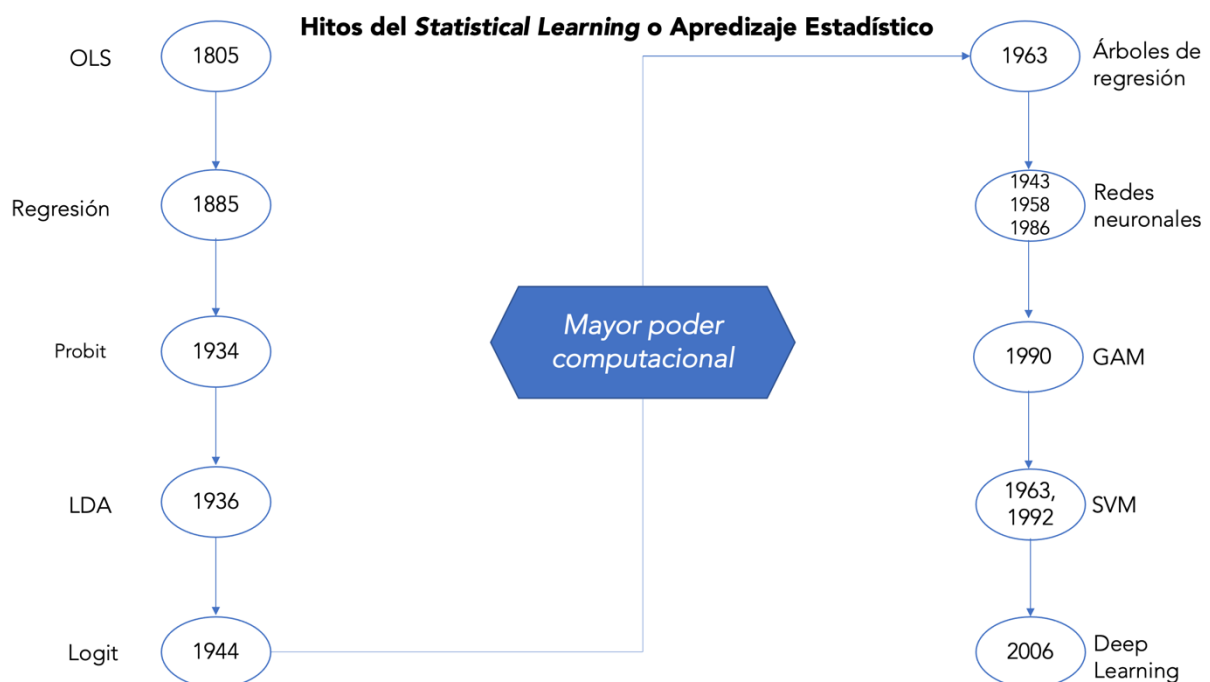
El objetivo de esta semana es conocer la terminología, principales algoritmos y areas del Machine Learning asi como las herramientas que nos permitiran trabajar en nuestras practicas semanales del curso.

En esta primera sesion la practica de laboratorio consistira en conocer las interfaces graficas que nos facilitaran el procesamiento y visualizacion de nuestros resultados asi como las principales librerias de Python para nuestro curso, como son: numpy, pandas, scikit learn, matplotlib.

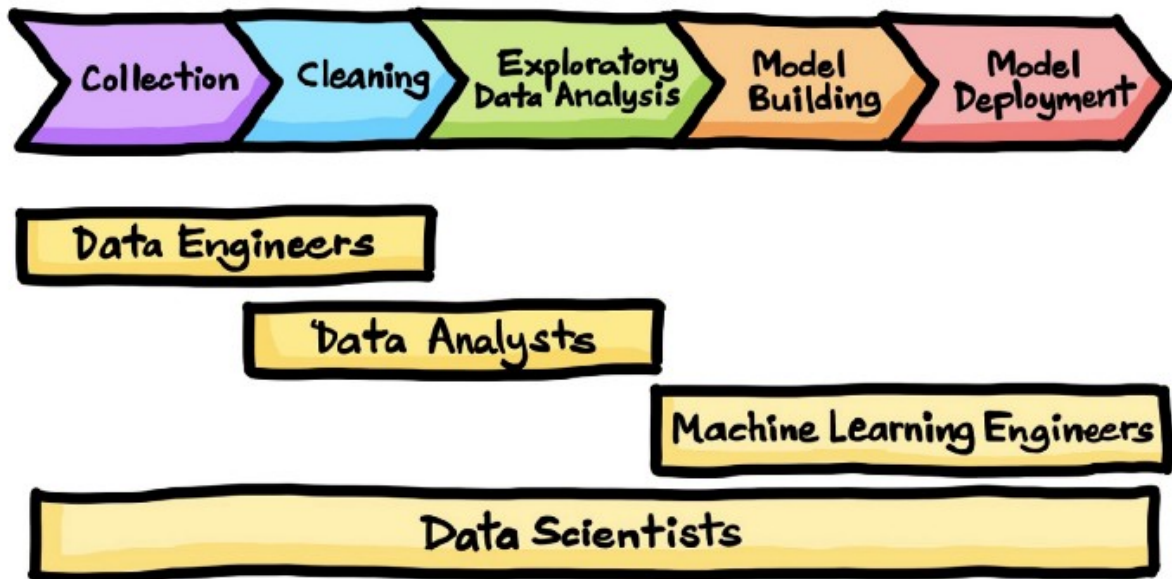
Introducción

- La ciencia de datos es un campo de estudio que tiene como objetivo utilizar un enfoque científico para extraer significado e información de los datos.
- El aprendizaje automático, por otro lado, se refiere a un grupo de técnicas utilizadas por los científicos de datos que permiten que las computadoras aprendan de los datos.
- La ciencia de datos y el aprendizaje automático son palabras muy populares en la actualidad. Estos dos términos a menudo se juntan, pero no deben confundirse con sinónimos. Aunque la ciencia de datos utiliza el aprendizaje automático, estos son campos amplios con muchas herramientas diferentes.

https://bookdown.org/victor_morales/TecnicasML/introducci%C3%B3n.html



¿Qué es Ciencia de Datos?



- La ciencia de datos es el campo de estudio que combina la experiencia en el dominio, las habilidades de programación y el conocimiento de las matemáticas y las estadísticas para extraer información significativa de los datos.
- Los profesionales de la ciencia de datos aplican algoritmos de aprendizaje automático a números, texto, imágenes, video, audio y más para producir sistemas de inteligencia artificial (AI) con el objetivo de realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana.
- A su vez, estos sistemas generan conocimientos que los analistas y usuarios comerciales pueden traducir en valor comercial tangible.

¿Cuál es el ciclo de vida de la Ciencia de Datos?



El ciclo de vida de la ciencia de datos se compone esencialmente de:

- **Entender el negocio**, es el punto de partida en el ciclo de vida. Por lo tanto, es importante comprender cuál es la declaración del problema y hacer las preguntas correctas al cliente que nos ayuden a comprender bien los datos y obtener información significativa de los datos.
- **Recolección de datos**, el paso principal en el ciclo de vida de los proyectos de ciencia de datos es identificar primero a la persona o personas que sabe qué datos adquirir y cuándo adquirirlos en función de la pregunta a responder. No es necesario que la persona sea un científico de datos, pero cualquiera que conozca la diferencia real entre los diversos conjuntos de datos disponibles y tome decisiones contundentes sobre la estrategia de inversión de datos de una organización, será la persona adecuada para el trabajo.
- **Limpieza de datos**, en este paso, comprendemos más acerca de los datos y los preparamos para un análisis posterior. La sección de comprensión de datos de

la metodología de ciencia de datos responde a la pregunta: ¿Son los datos que recopiló representativos del problema a resolver?

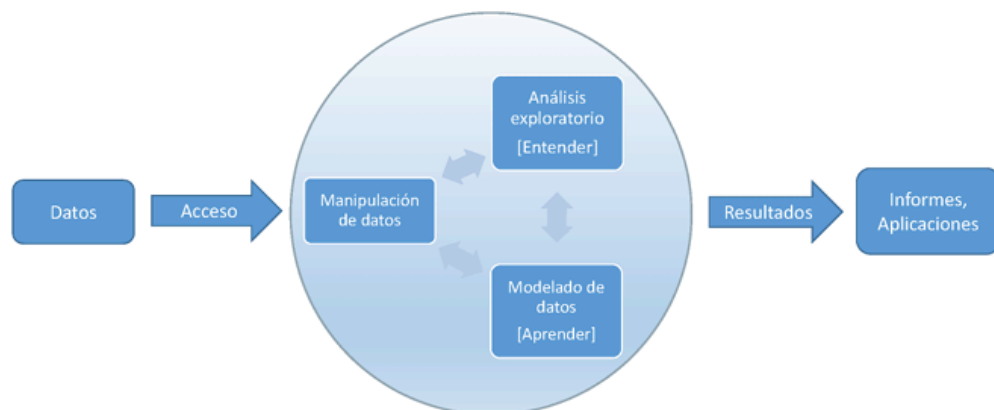
- **Análisis de datos**, el análisis exploratorio a menudo se describe como una filosofía, y no hay reglas fijas sobre cómo abordarlo. No hay atajos para la exploración de datos.

Recuerde que la calidad de sus entradas decide la calidad de su salida. Por lo tanto, una vez que tenga lista su hipótesis comercial, tiene sentido dedicar mucho tiempo y esfuerzo aquí.

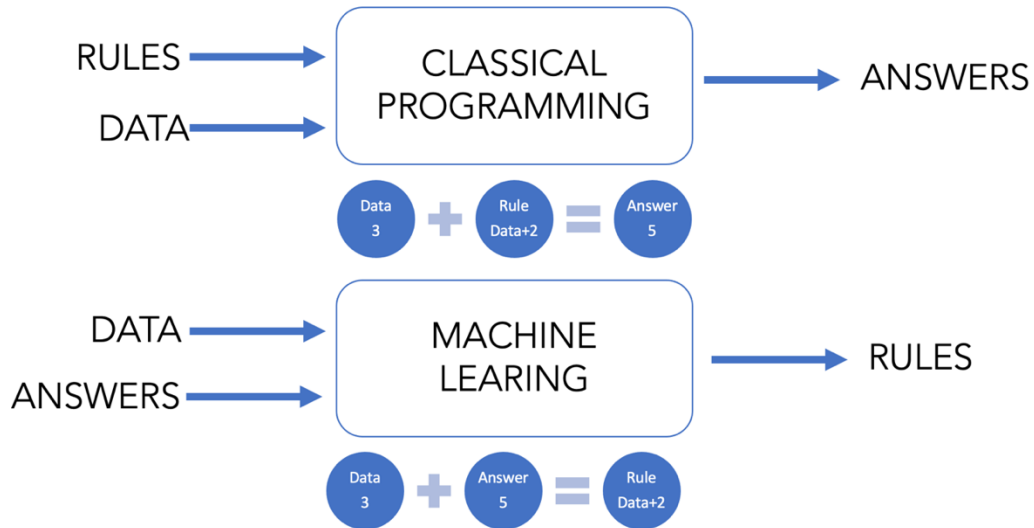
- **Modelamiento de datos, modelamiento machine learning**, esta etapa parece ser la más interesante para casi todos los científicos de datos. Mucha gente lo llama "un escenario donde ocurre la magia". Pero recordemos que la magia solo puede suceder si tienes los accesorios y la técnica correctos. En términos de ciencia de datos, "Datos" es ese apoyo, y la preparación de datos es esa técnica. Entonces, antes de saltar a este paso, asegúrese de pasar suficiente tiempo en los pasos anteriores. El modelado se utiliza para encontrar patrones o comportamientos en los datos. Aquí es donde encaja el Machine Learning.
- **Evaluación del modelo**, una pregunta común que los profesionales suelen tener al evaluar el rendimiento de un modelo de aprendizaje automático en qué conjunto de datos deben usar para medir el rendimiento del modelo de aprendizaje automático. Mirar las métricas de rendimiento en el conjunto de datos entrenado es útil, pero no siempre es correcto porque los números obtenidos pueden ser demasiado optimistas, ya que el modelo ya está adaptado al conjunto de datos de entrenamiento. El rendimiento del modelo de aprendizaje automático debe medirse y compararse mediante conjuntos de validación y prueba para identificar el mejor modelo en función de la precisión y el sobreajuste del modelo.
- **Visualización y reportes**, en este proceso, las habilidades técnicas por sí solas no son suficientes. Una habilidad esencial que necesita es poder contar una historia clara y procesable. Si su presentación no desencadena acciones en su audiencia, significa que su comunicación no fue eficiente. Debe estar en consonancia con

las cuestiones comerciales. Debe ser significativo para la organización y las partes interesadas. La presentación a través de la visualización debe ser tal que desencadene la acción en la audiencia. Recuerde que se presentará a una audiencia sin conocimientos técnicos, por lo que la forma en que comunica el mensaje es clave.

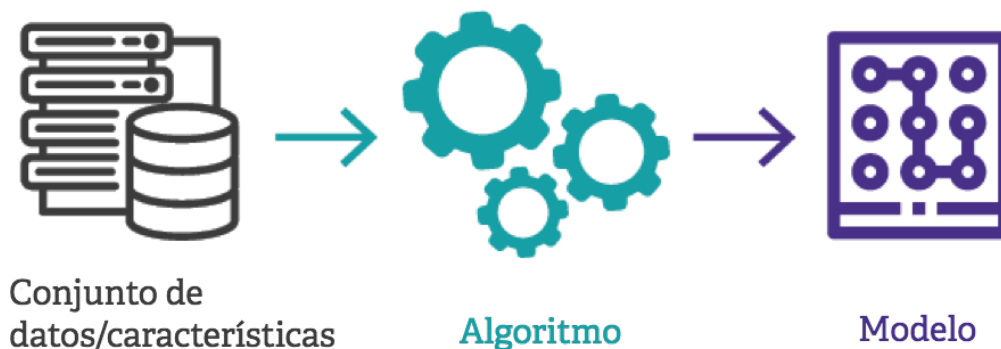
- **Despliegue de modelo**, después de construir modelos, primero se implementa en un entorno de preproducción o prueba antes de implementarlos en producción. Cualquiera que sea la forma en que se implemente su modelo de datos, debe exponerse al mundo real. Una vez que los humanos reales lo usen, seguramente recibirás comentarios. Capturar esta retroalimentación se traduce directamente en la vida o la muerte para cualquier proyecto.



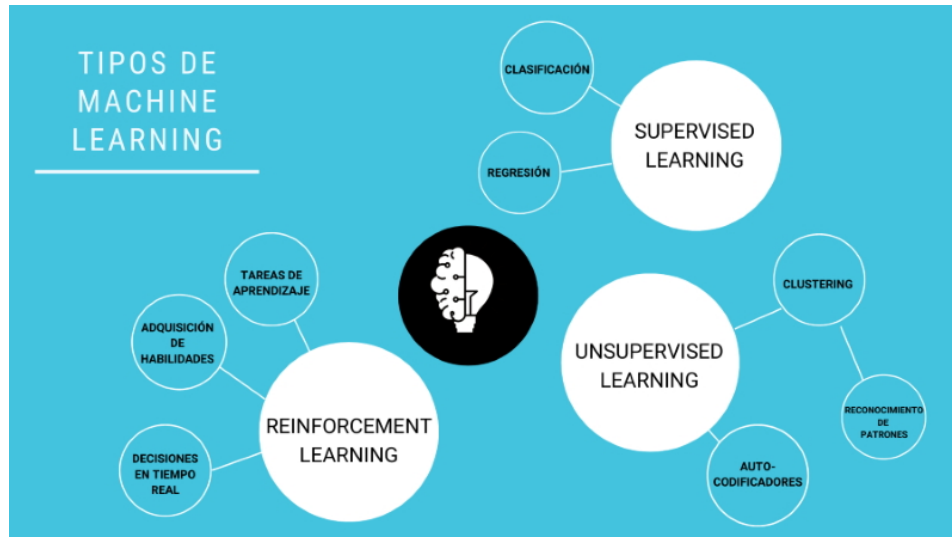
¿Qué es el Machine Learning?



- Es una rama de la inteligencia artificial. El termino se usa desde 1959.
- Es la capacidad de las maquinas para aprender a partir de los datos de manera automatizada.
- Al aprender de manera automatizada, esto implica que no necesitan ser programadas para dicha tarea.
- Esto ultimo es una habilidad indispensable para contruir sistemas capaces de identificar patrones entre los datos para hacer predicciones de manera eficiente y confiable.
- El aprendizaje automático es excelente para resolver problemas que requieren mucho trabajo para los humanos, mucho procesamiento de datos.

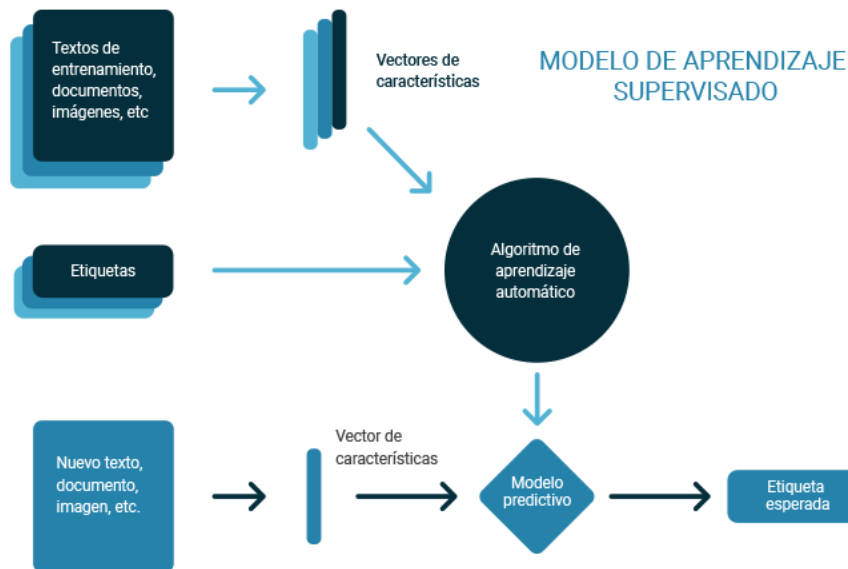


Machine Learning: Construcción del modelo

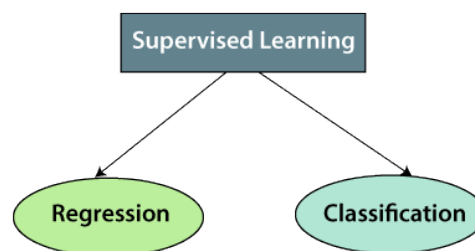


- **¿Que es un modelo?** Un modelo es simplemente un sistema para mapear entradas a salidas. Por ejemplo, si queremos predecir los precios de las casas, podríamos hacer un modelo que tome los pies cuadrados de una casa y genere un precio. Un modelo representa una teoría sobre un problema: hay alguna conexión entre los pies cuadrados y el precio y hacemos un modelo para aprender esa relación. Los modelos son útiles porque podemos usarlos para predecir los valores de las salidas para nuevos puntos de datos dadas las entradas.
- El modelado se utiliza para encontrar patrones o comportamientos en los datos. Estos patrones pueden ser extraídos dependiendo de las necesidades del problema, el ambiente en el que se van a desenvolver y los factores que afectarán la toma de decisiones, utilizando algunos tipos de algoritmos de aprendizaje, entre los cuales vamos a hablar de 3 de ellos: supervisado, no supervisado y por refuerzo.

Machine Learning: Aprendizaje supervisado



- El aprendizaje supervisado es el tipo de aprendizaje automático en el que las máquinas se entrenan utilizando datos de entrenamiento bien "etiquetados" y, sobre la base de esos datos, las máquinas predicen el resultado. Los datos "etiquetados" significan que algunos datos de entrada ya están *marcados* con la salida correcta.
- Los algoritmos supervisados pueden dividirse en dos tipos de problemas:



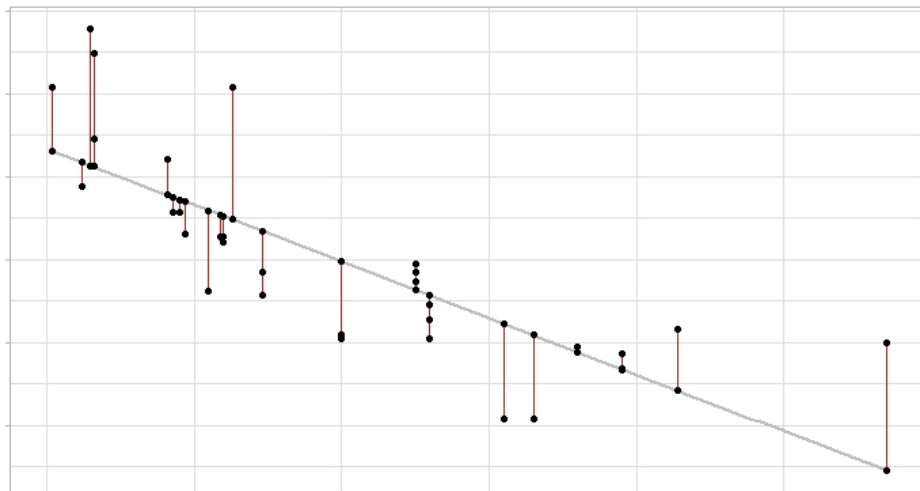
Machine Learning: Aprendizaje supervisado

- Algunos algoritmos supervisados:

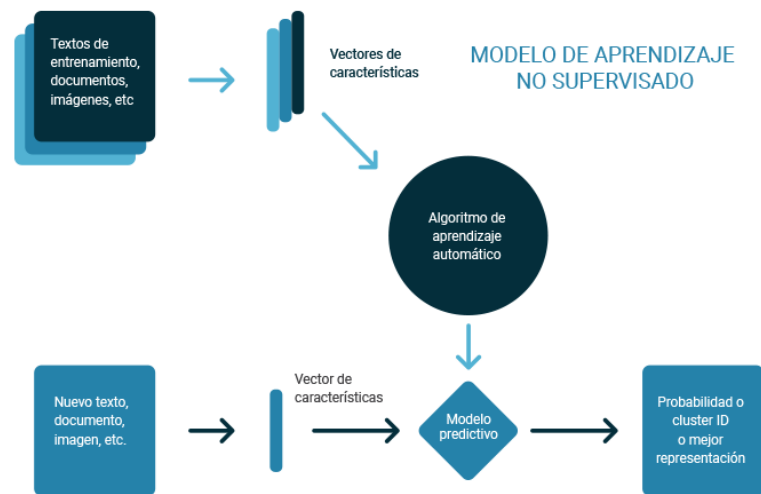
1. Naive Bayes (Clasificación, modelo no lineal)
2. Neural Networks
3. k-Nearest Neighbor (kNN) (Clasificación, modelo no lineal)
4. Linear Regression (Regresión)
5. Logistic Regression (Clasificación, modelo lineal)
6. Support Vector Machines(SVM) (Clasificación, modelo lineal)
7. Decision Trees (Clasificación, modelo no lineal)
8. Random Forest (Clasificación, modelo no lineal)

- Ejemplo:

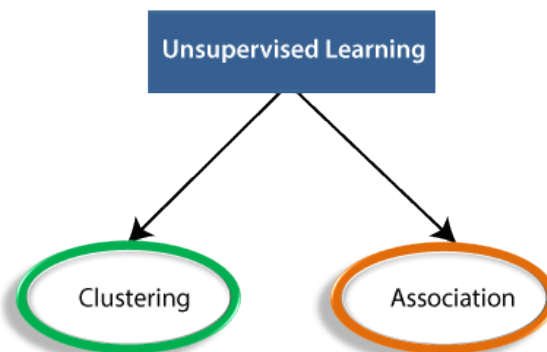
Regresión Lineal:



Machine Learning: Aprendizaje no supervisado



- Como sugiere el nombre, el aprendizaje no supervisado es una técnica de aprendizaje automático en la que los modelos no se supervisan mediante un conjunto de datos de entrenamiento. En cambio, los propios modelos encuentran los patrones ocultos y los conocimientos de los datos proporcionados. Se puede comparar con el aprendizaje que tiene lugar en el cerebro humano mientras aprende cosas nuevas.
- Los algoritmos no supervisados pueden dividirse en dos tipos de problemas:



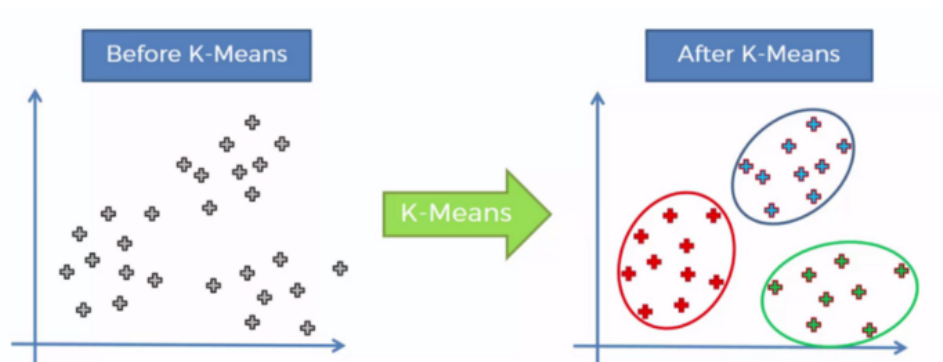
Machine Learning: Aprendizaje no supervisado

- Algunos algoritmos no supervisados:

1. Principle Component Analysis (PCA)
2. KMeans/Kmeans++
3. Hierarchical Clustering
4. DBSCAN
5. Market Basket Analysis

- Ejemplo:

<http://exponentis.es/ejemplo-de-clustering-con-k-means-en-python>



Machine Learning: Aprendizaje reforzado

MODELO DE APRENDIZAJE POR REFUERZO



- RL es una aplicación especializada de técnicas de aprendizaje automático/profundo, diseñadas para resolver problemas de una manera particular. A diferencia del aprendizaje supervisado y no supervisado, el aprendizaje por refuerzo es un tipo de aprendizaje que se basa en la interacción con los entornos. Es decir, los algoritmos aprenden a reaccionar ante un entorno por sí mismos. Por lo tanto, la mayor parte de RL es el proceso de prueba y error.
- Los modelos RL consisten en algoritmos que utilizan los errores estimados como recompensas o penalizaciones. Si el error es grande, entonces la sanción es alta y la recompensa baja. Si el error es pequeño, la penalización es baja y la recompensa alta. La Figura es una ilustración simple de RL. La forma en que el aprendizaje por refuerzo resuelve problemas es permitiendo que una pieza de software llamada "agente" explore, interactúe y aprenda del entorno.

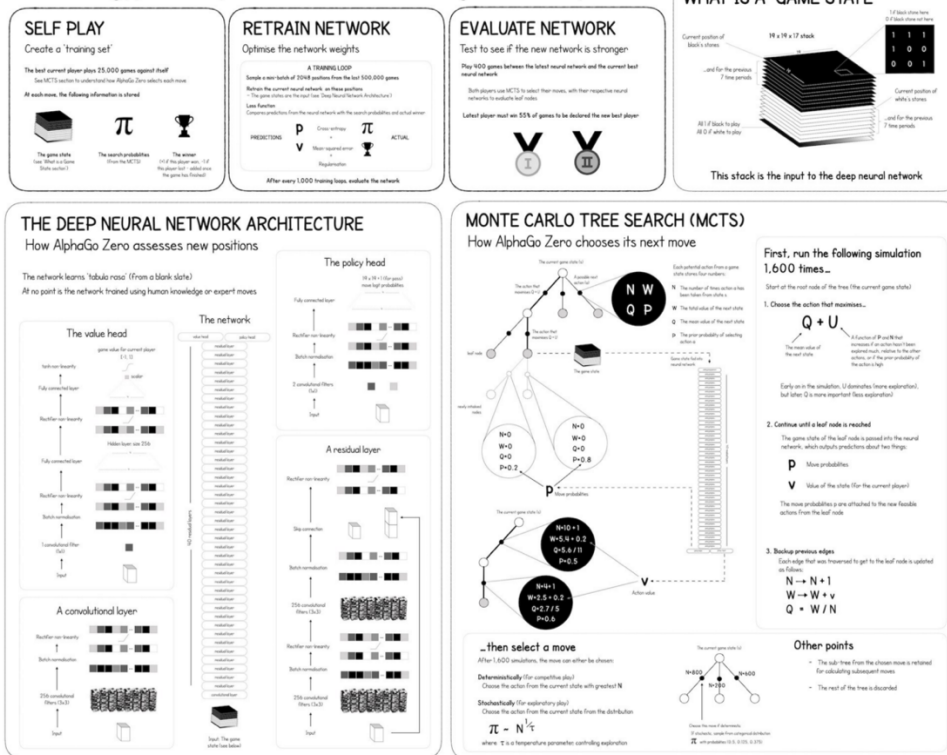
Machine Learning: Aprendizaje reforzado



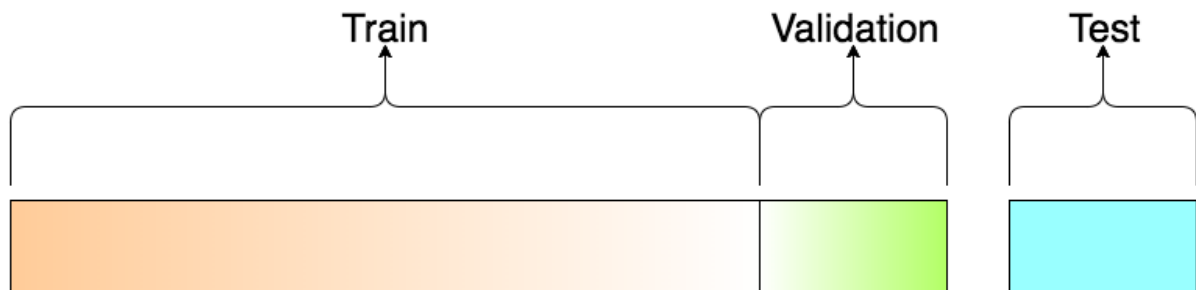
- El Go es un juego de mesa tradicional chino con más de 2500 años de antigüedad. Se trata de un juego para 2 personas que, por turnos, van colocando piezas blancas y negras en un tablero estándar de 19x19. El objetivo es capturar las piezas del oponente, eliminándolas así del tablero, o rodear espacios vacíos para hacer puntos de territorio.

ALPHAGO ZERO CHEAT SHEET

The training pipeline for AlphaGo Zero consists of three stages, executed in parallel

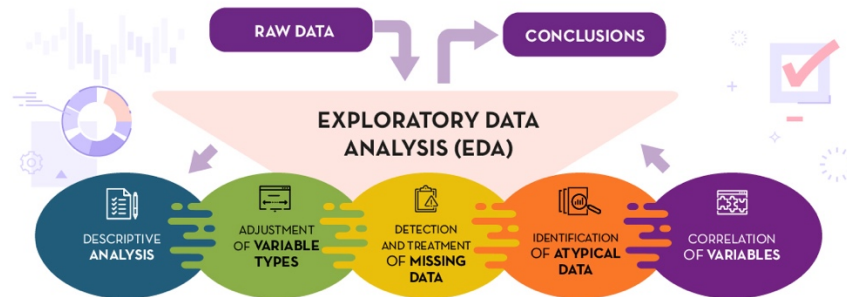


Machine Learning: Train, validation y test sets



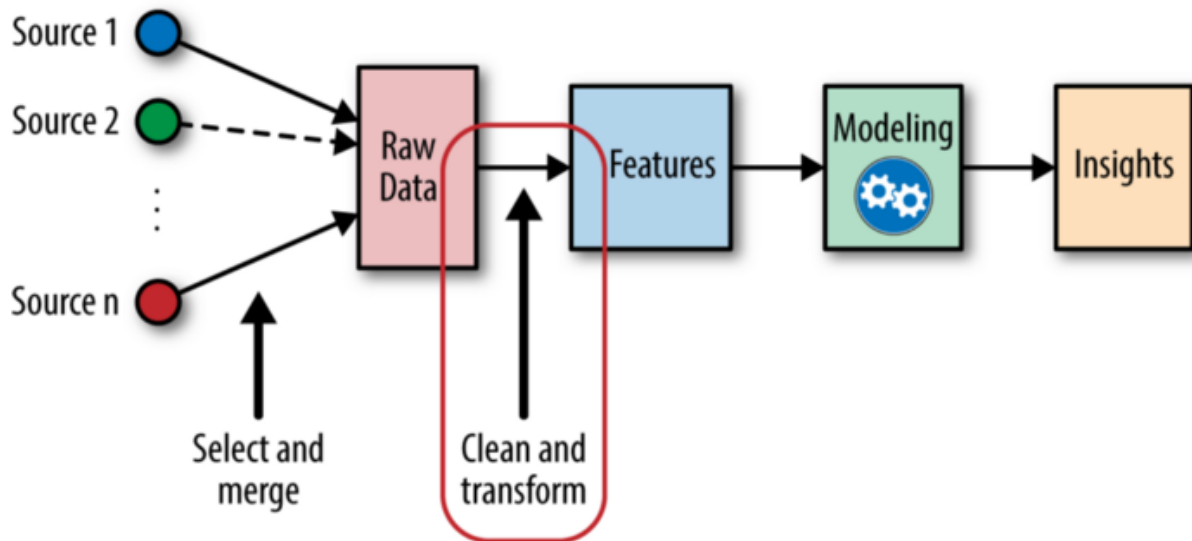
- **Conjunto de entrenamiento:** Conjunto de ejemplos utilizados para el aprendizaje. El conjunto de entrenamiento suele ser el conjunto más grande, en términos de tamaño, que se crea a partir del conjunto de datos original y se utiliza para encontrar el modelo. En otras palabras, los puntos de datos incluidos en el conjunto de entrenamiento se utilizan para aprender los parámetros del modelo de interés.
- **Conjunto de validación:** un conjunto de ejemplos utilizados para ajustar los hiper parámetros de un clasificador, por ejemplo, para elegir el número de unidades ocultas en una red neuronal. Luego veremos como introducir la validación como una validación k-fold.
- **Conjunto de prueba:** un conjunto de ejemplos utilizados solo para evaluar el rendimiento de un clasificador completamente especificado. El conjunto de prueba se utiliza para evaluar el rendimiento de este modelo y garantizar que pueda generalizarse bien a puntos de datos nuevos e invisibles.

Machine Learning: Analisis Exploratorio de Datos



- Antes de realizar análisis de datos, con fines estadísticos o predictivos, usando por ejemplo técnicas de aprendizaje automático, es necesario entender la materia prima (*raw data*) con la que vamos a trabajar. Es necesario comprender y evaluar la calidad de los datos para, entre otros aspectos, detectar y tratar los datos atípicos (*outliers*) o incorrectos, evitando posibles errores que puedan repercutir en los resultados del análisis.
- EDA consiste en aplicar un conjunto de técnicas estadísticas destinadas a explorar, describir y resumir la naturaleza de los datos, de forma que podamos entender claramente como están relacionadas nuestras variables de interés.
- Todo esto nos permite identificar posibles errores, revelar la presencia de *outliers*, comprobar la relación entre variables (correlaciones) y su posible redundancia, y realizar un análisis descriptivo de los datos mediante representaciones gráficas y resúmenes de los aspectos más significativos.

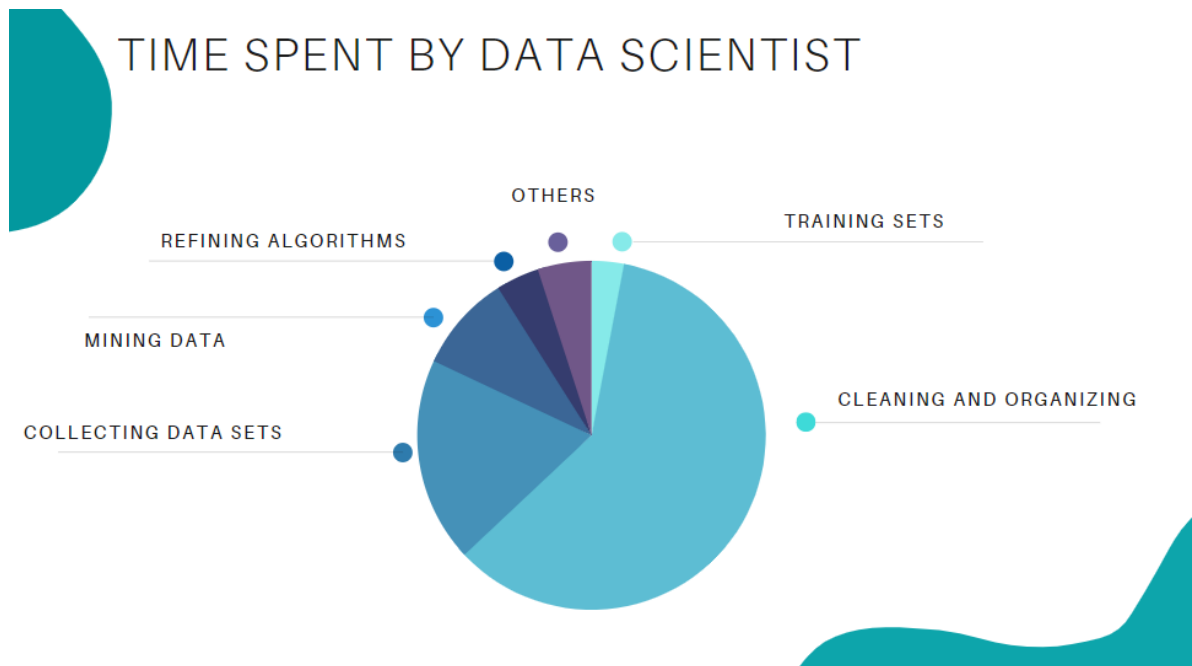
Machine Learning: Feature Engineering



- La ingeniería de variables es el proceso de seleccionar, manipular y transformar datos sin procesar en características que se pueden usar en el aprendizaje supervisado. Para que el aprendizaje automático funcione bien en tareas nuevas, puede ser necesario diseñar y entrenar mejores características. Como sabrá, una "variable" es cualquier entrada medible que se puede usar en un modelo predictivo; podría ser el color de un objeto o el sonido de la voz de alguien. La ingeniería de variables, en términos simples, es el acto de convertir observaciones sin procesar en características deseadas utilizando enfoques estadísticos o de aprendizaje automático.
- La ingeniería de variables es una técnica de aprendizaje automático que aprovecha los datos para crear nuevas variables que no están en el conjunto de entrenamiento. Puede producir nuevas funciones para el aprendizaje supervisado y no supervisado, con el objetivo de simplificar y acelerar las transformaciones de datos y, al mismo tiempo, mejorar la precisión del modelo. Se requiere ingeniería de funciones cuando se trabaja con modelos de aprendizaje automático. Independientemente de los datos o la arquitectura, una característica terrible tendrá un impacto directo en su modelo.

Machine Learning: Feature Engineering

- La ingeniería de variables es un paso muy importante en el aprendizaje automático. La ingeniería de variables se refiere al proceso de diseñar características artificiales en un algoritmo. Estas características artificiales son luego utilizadas por ese algoritmo para mejorar su rendimiento o, en otras palabras, obtener mejores resultados. Los científicos de datos pasan la mayor parte de su tiempo con los datos, y se vuelve importante hacer que los modelos sean precisos.



Machine Learning: Feature Engineering

- Ahora, para entenderlo de una manera mucho más fácil, tomemos un ejemplo simple. A continuación se muestran los precios de las propiedades en una ciudad x. Muestra el área de la casa y el precio total.

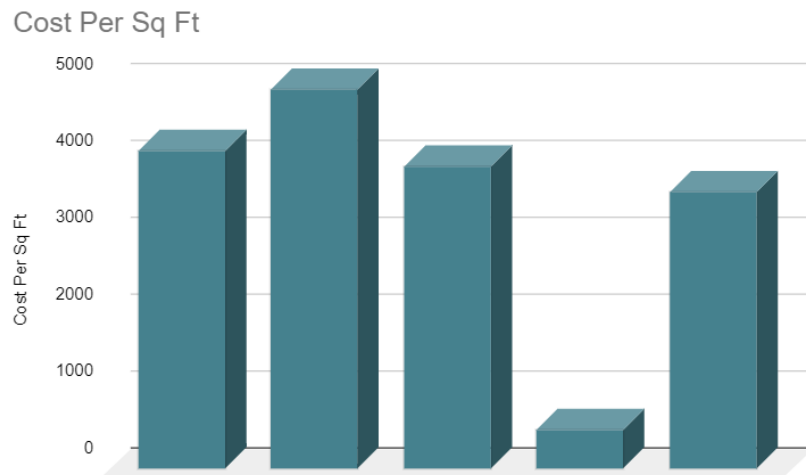
| Sq Ft. | Amount |
|--------|-------------|
| 2400 | 9 Million |
| 3200 | 15 Million |
| 2500 | 10 Million |
| 2100 | 1.5 Million |
| 2500 | 8.9 Million |

- Ahora bien, estos datos pueden tener algunos errores o pueden ser incorrectos, no todas las fuentes en Internet son correctas. Para comenzar, agregaremos una nueva columna para mostrar el costo por pie cuadrado.

| Sq Ft. | Amount | Cost Per Sq Ft |
|--------|-------------|----------------|
| 2400 | 9 Million | 4150 |
| 3200 | 15 Million | 4944 |
| 2500 | 10 Million | 3950 |
| 2100 | 1.5 Million | 510 |
| 2500 | 8.9 Million | 3600 |

- Esta nueva característica nos ayudará a entender mucho sobre nuestros datos. Entonces, tenemos una nueva columna que muestra el costo por pie cuadrado. Hay tres formas principales de encontrar cualquier error. Puede ponerse en contacto con un asesor inmobiliario o agente de bienes raíces y mostrarle la tarifa por pie cuadrado. Si su abogado afirma que el precio por pie cuadrado no puede ser inferior a 3400, es posible que tenga un problema. Los datos se pueden visualizar.

Machine Learning: Feature Engineering



- Cuando graficamos los datos, notaremos que un precio es significativamente diferente del resto. En el método de visualización, puede notar fácilmente el problema. La tercera forma es usar Estadísticas para analizar sus datos y encontrar cualquier problema. La ingeniería de características consta de varios procesos:

Feature Creation

Transformations

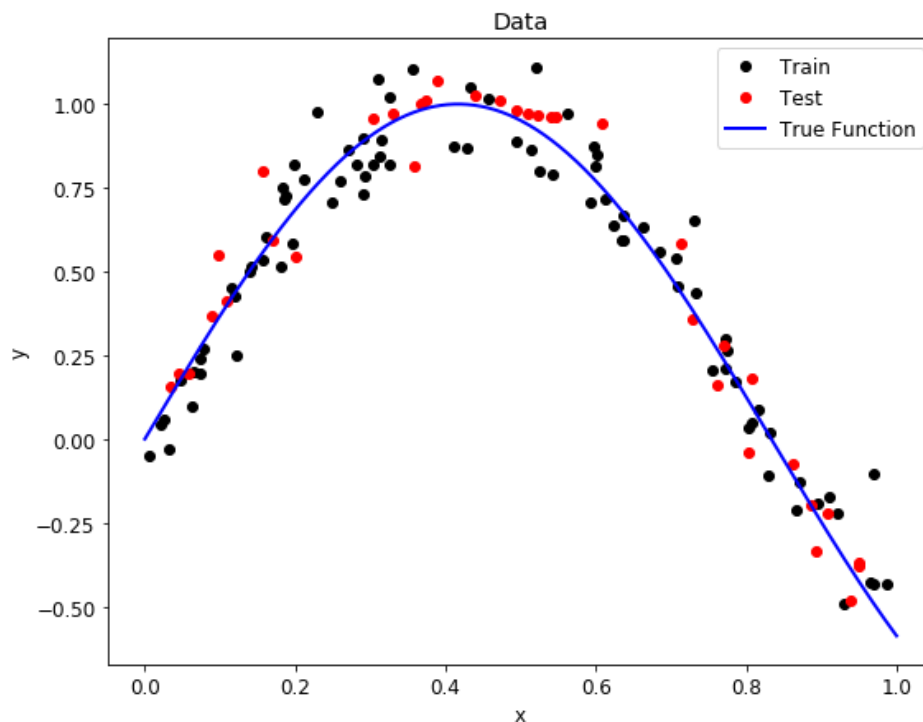
Feature Extraction

Exploratory Data Analysis

Benchmark

Machine Learning: Construcción del modelo

- Para hacer un modelo, primero necesitamos datos que tengan una relación subyacente. Para este ejemplo, crearemos nuestro propio conjunto de datos simple con valores x (características) y valores y (etiquetas). Una parte importante de nuestra generación de datos es agregar ruido aleatorio a las etiquetas. En cualquier proceso del mundo real, ya sea natural o artificial, los datos no se ajustan exactamente a una tendencia. Siempre hay ruido u otras variables en la relación que no podemos medir.



- Podemos ver que nuestros datos se distribuyen con alguna variación alrededor de la función verdadera (una onda sinusoidal parcial) debido al ruido aleatorio que agregamos. Durante el entrenamiento, queremos que nuestro modelo aprenda la verdadera función sin ser "distráido" por el ruido.

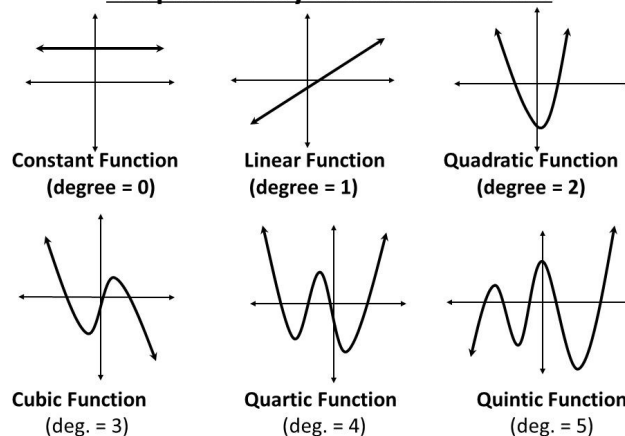
Machine Learning: Construcción del modelo

- Para elegir un modelo una buena regla es comenzar de manera simple y luego avanzar. El modelo más simple es una regresión lineal, donde las salidas son una combinación ponderada linealmente de las entradas. En nuestro modelo, usaremos una extensión de la regresión lineal llamada regresión polinomial para conocer la relación entre x e y . La regresión polinomial, donde las entradas se elevan a diferentes potencias, todavía se considera una forma de regresión "lineal" aunque el gráfico no forma una línea recta. La ecuación general para un polinomio se encuentra a continuación.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x^2 + \beta_3 x^3 + \dots + \beta_n x^n + \varepsilon.$$

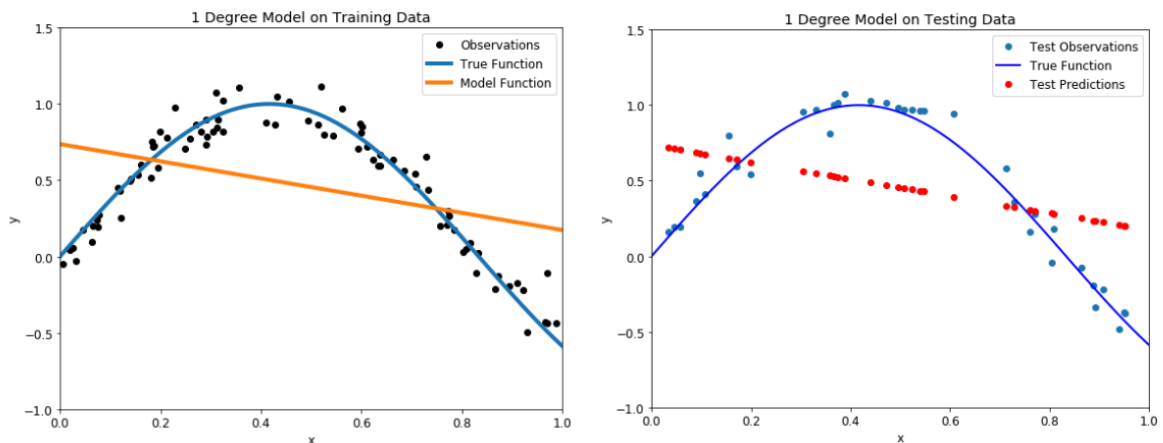
Aquí y representa la etiqueta y x es la característica. Los términos beta son los parámetros del modelo que se aprenderán durante el entrenamiento, y el ε es el error presente en cualquier modelo. Una vez que el modelo ha aprendido los valores beta, podemos introducir cualquier valor para x y obtener una predicción correspondiente para y . Un polinomio se define por su orden, que es la potencia más alta de x en la ecuación. Una recta es un polinomio de grado 1 mientras que una parábola tiene 2 grados.

Graphs of Polynomial Functions:



Machine Learning: Underfitting

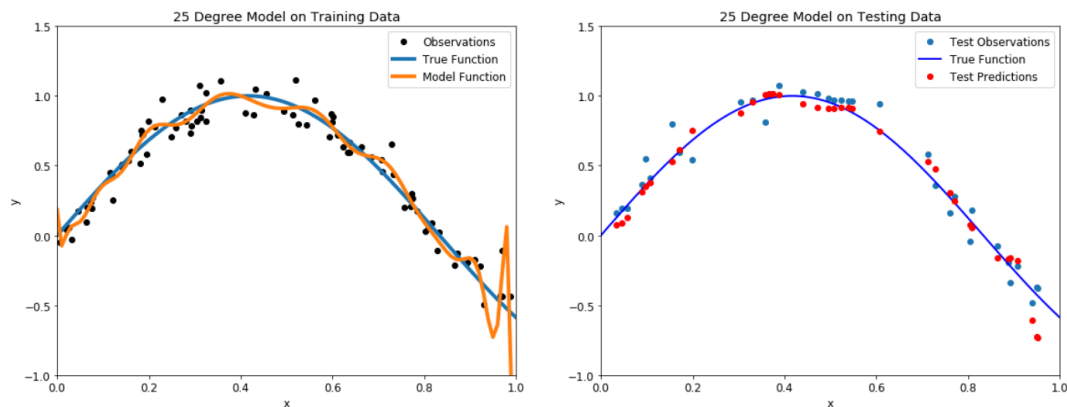
- Cuando un modelo no ha aprendido bien los patrones en los datos de entrenamiento y no puede generalizar bien los nuevos datos, se conoce como ajuste insuficiente. Un modelo inadecuado tiene un rendimiento deficiente en los datos de entrenamiento y dará como resultado predicciones poco confiables. El ajuste insuficiente ocurre debido al alto sesgo y la baja varianza.
- Un modelo de ajuste insuficiente con un ajuste polinomial de 1 grado. En la imagen inferior izquierda, la función del modelo en naranja se muestra encima de la función real y las observaciones de entrenamiento. A la derecha, se muestran las predicciones del modelo para los datos de prueba en comparación con la función real y los puntos de datos de prueba.



Nuestro modelo presenta *underfitting* pues tiene una varianza baja y un sesgo alto. La varianza se refiere a cuánto depende el modelo de los datos de entrenamiento. Para el caso de un polinomio de 1 grado, el modelo depende muy poco de los datos de entrenamiento porque apenas presta atención a los puntos. En cambio, el modelo tiene un alto sesgo, lo que significa que hace una fuerte suposición sobre los datos. Para este ejemplo, la suposición es que los datos son lineales, lo que evidentemente es bastante erróneo. Cuando el modelo hace predicciones de prueba, el sesgo lo lleva a hacer estimaciones inexactas. El modelo no pudo aprender la relación entre x e y debido a este sesgo, un claro ejemplo de ajuste insuficiente.

Machine Learning: Overfitting

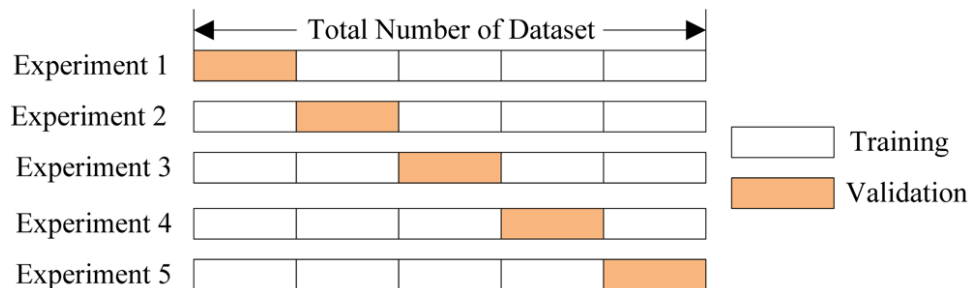
- Vimos que un grado bajo conduce al *underfitting*. Una conclusión natural sería aprender bien los datos de entrenamiento, solo deberíamos aumentar el grado del modelo para capturar cada cambio en los datos.



Esto no es siempre o mejor. Con un grado tan alto de flexibilidad, el modelo hace todo lo posible para tener en cuenta cada punto de entrenamiento. Esto puede parecer una buena idea, ¿no queremos aprender de los datos? Además, el modelo tiene una gran puntuación en los datos de entrenamiento porque se acerca a todos los puntos. Si bien esto sería aceptable si las observaciones de entrenamiento representaran perfectamente la función verdadera, debido a que hay ruido en los datos, nuestro modelo termina ajustando el ruido. Este es un modelo con una varianza alta, porque cambiará significativamente dependiendo de los datos de entrenamiento. Las predicciones en el conjunto de prueba son mejores que el modelo de un grado, pero el modelo de veinticinco grados aún no aprende la relación porque esencialmente memoriza los datos de entrenamiento y el ruido.

Machine Learning: Entra la Validación

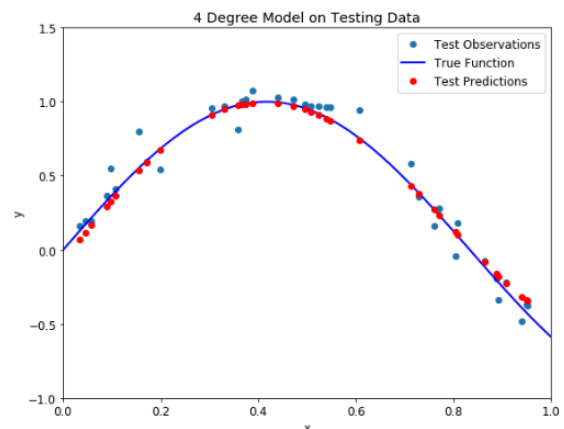
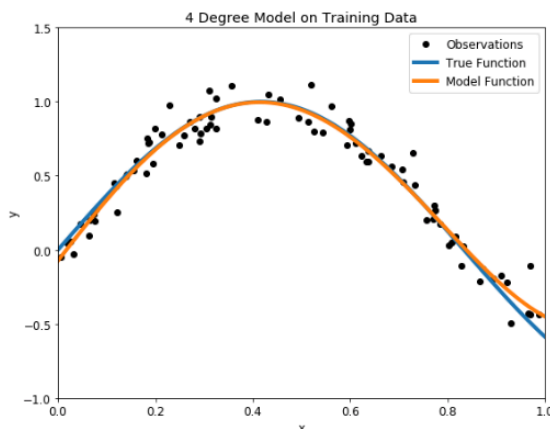
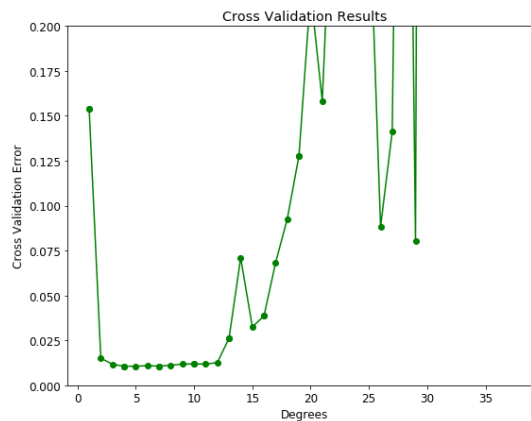
- Nuestro problema es que queremos un modelo que no "memorice" los datos de entrenamiento, sino que aprenda la relación real. ¿Cómo podemos encontrar un modelo balanceado con el grado polinomial correcto? Si elegimos el modelo con la mejor puntuación en el conjunto de entrenamiento, simplemente seleccionaremos el modelo de sobreajuste, pero esto no se puede generalizar bien para los datos de prueba. Afortunadamente, existe una técnica de ciencia de datos bien establecida para desarrollar el modelo óptimo: la validación.



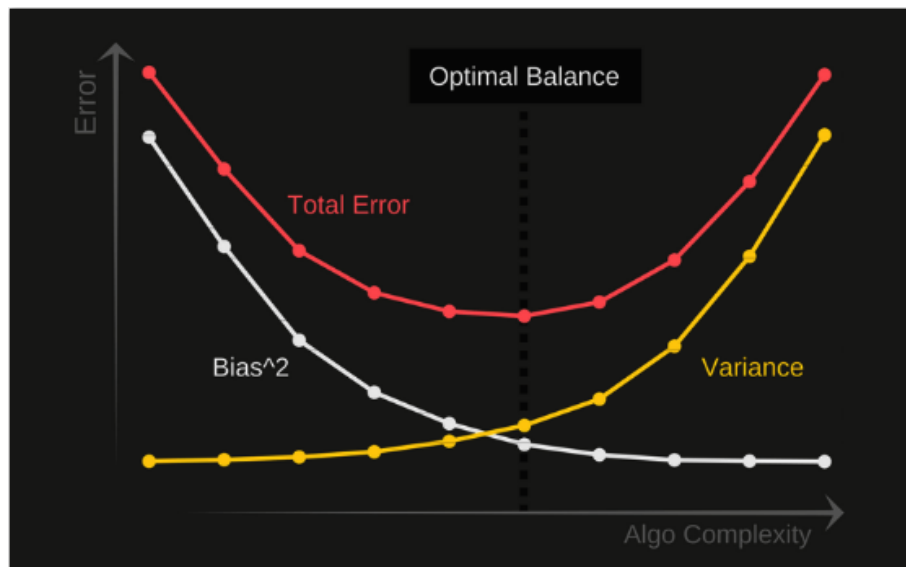
En lugar de usar un conjunto de validación separado, dividimos el conjunto de entrenamiento en varios subconjuntos, llamados *folds*. Usemos cinco *folds* como ejemplo. Realizamos una serie de ciclos de entrenamiento y evaluación donde cada vez entrenamos en 4 de los *folds* y probamos en el quinto, llamado conjunto de espera. Repetimos este ciclo 5 veces, cada vez usando un *fold* diferente para la evaluación. Al final, promediamos las puntuaciones de cada uno de los *folds* para determinar el rendimiento general de un modelo determinado. Esto nos permite optimizar el modelo antes de la implementación sin tener que utilizar datos adicionales.

Machine Learning: Entra la Validación

- Para nuestro problema, podemos usar la validación cruzada para seleccionar el mejor modelo creando modelos con un rango de diferentes grados y evaluar cada uno usando la validación cruzada de 5 veces. El modelo con la puntuación de validación cruzada más baja se desempeñará mejor en los datos de prueba y logrará un equilibrio entre el ajuste insuficiente y el ajuste excesivo. Se sugiere usar modelos con grados del 1 al 40 para cubrir una amplia gama. Para comparar modelos, calculamos el error cuadrático medio, la distancia promedio entre la predicción y el valor real al cuadrado. La siguiente tabla muestra los resultados de la validación cruzada ordenados por menor error y el gráfico muestra todos los resultados con error en el eje y.

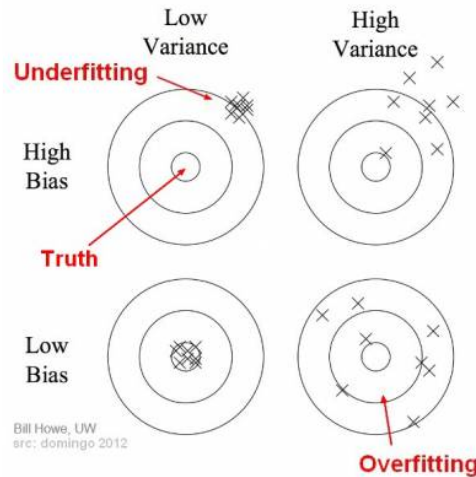


Machine Learning: Bias-Variance Tradeoff



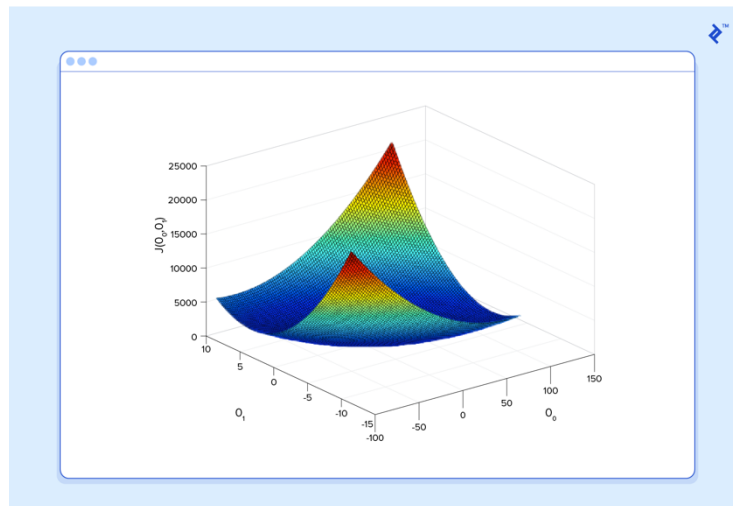
- Cada vez que discutimos la predicción del modelo, es importante comprender los errores de predicción (sesgo y varianza). Existe una compensación entre la capacidad de un modelo para minimizar el sesgo y la varianza. Obtener una comprensión adecuada de estos errores nos ayudara no solo a construir modelos precisos, sino también a evitar el error de sobreajuste y ajuste insuficiente.
- **Bias:** El sesgo es la diferencia entre la predicción promedio de nuestro modelo y el valor correcto que estamos tratando de predecir. El modelo con alto sesgo presta muy poca atención a los datos de entrenamiento y simplifica demasiado el modelo. Siempre conduce a un alto error en los datos de entrenamiento y prueba.
- **Variance:** La varianza es la variabilidad de la predicción del modelo para un punto de datos dado o un valor que nos indica la dispersión de nuestros datos. El modelo con alta varianza presta mucha atención a los datos de entrenamiento y no generaliza sobre los datos que no ha visto antes. Como resultado, estos modelos funcionan muy bien con los datos de entrenamiento, pero tienen altas tasas de error con los datos de prueba.

Machine Learning: Evaluacion del Modelo



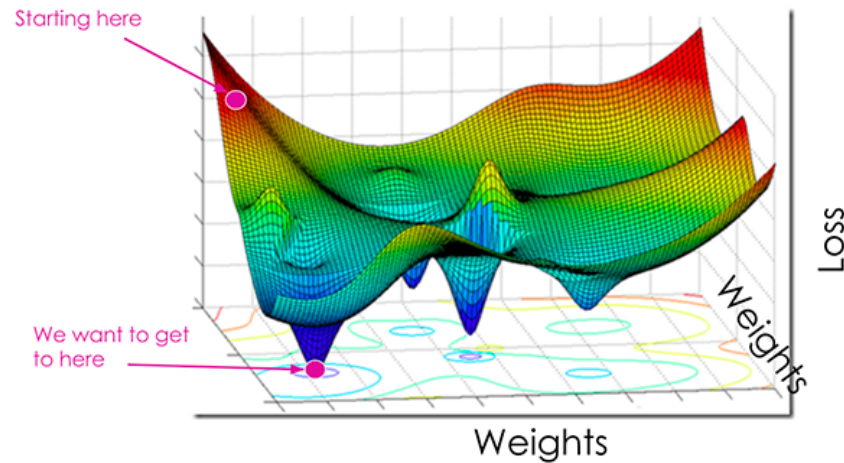
- En el diagrama anterior, el centro del objetivo es un modelo que predice perfectamente los valores correctos. A medida que nos alejamos de la diana, nuestras predicciones empeoran cada vez más. Podemos repetir nuestro proceso de creación de modelos para obtener resultados separados en el objetivo.
- En el aprendizaje supervisado, el *underfitting* ocurre cuando un modelo no puede capturar el patrón subyacente de los datos. Estos modelos suelen tener un alto sesgo y una baja varianza. Ocurre cuando tenemos muy poca cantidad de datos para construir un modelo preciso o cuando intentamos construir un modelo lineal con datos no lineales.
- En el aprendizaje supervisado, el *overfitting* ocurre cuando nuestro modelo captura el ruido junto con el patrón subyacente en los datos. Ocurre cuando entrenamos mucho nuestro modelo sobre un conjunto de datos ruidoso. Estos modelos tienen un sesgo bajo y una varianza alta.

Machine Learning: Funcion de Perdida y Funcion de Costo



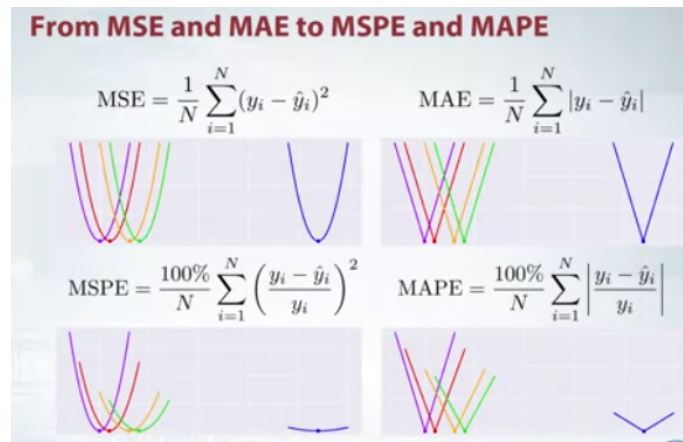
- Una función de pérdida $J(x)$ mide que tan insatisfechos estamos con las predicciones de nuestro modelo con respecto a una respuesta correcta y utilizando ciertos valores de θ . Existen varias funciones de pérdida y la selección de uno de ellos depende de varios factores como el algoritmo seleccionado o el nivel de confianza deseado, pero principalmente depende de el objetivo de nuestro modelo.
- La palabra 'Pérdida' establece la penalización por no lograr el resultado esperado. Si la desviación en el valor predicho del valor esperado por nuestro modelo es grande, entonces la función de pérdida da el número más alto como resultado y si la desviación es pequeña y mucho más cercana al valor esperado, genera un número menor.
- Funcion de costo es el promedio de todos los errores de la muestra en todo el conjunto de entrenamiento.

Machine Learning: Evaluacion del Modelo



- Imagínesse esto: ha entrenado un modelo de aprendizaje automático en un conjunto de datos determinado y está listo para ponerlo frente a su cliente. Pero, ¿cómo puede estar seguro de que este modelo dará el resultado óptimo? ¿Existe alguna métrica o técnica que lo ayude a evaluar rápidamente su modelo en el conjunto de datos?
- La evaluación del modelo es un método para evaluar la corrección de los modelos en los datos de prueba. Los datos de prueba consisten en puntos de datos que el modelo no ha visto antes.
- Los modelos se pueden evaluar utilizando múltiples métricas. Sin embargo, la elección correcta de una métrica de evaluación es crucial y, a menudo, depende del problema que se está resolviendo. Una comprensión clara de una amplia gama de métricas puede ayudar al evaluador a encontrar una coincidencia adecuada entre el enunciado del problema y una métrica.

Machine Learning: Metricas de Regresion



- Los modelos de regresión tienen una salida continua. Por lo tanto, necesitamos una métrica basada en el cálculo de algún tipo de distancia entre la realidad predicha y la real.
- Para evaluar los modelos de regresión, tenemos las siguientes métricas:

Error absoluto medio (MAE)

Error cuadrático medio (MSE)

Error cuadrático medio de la raíz (RMSE)

MAPE

Machine Learning: Métricas de Clasificación



- Los problemas de clasificación son una de las áreas más investigadas del mundo. Los casos de uso están presentes en casi todos los entornos industriales y de producción. Reconocimiento de voz, reconocimiento facial, clasificación de texto: la lista es interminable.
- Los modelos de clasificación tienen una salida discreta, por lo que necesitamos una métrica que compare clases discretas de alguna forma. Las métricas de clasificación evalúan el rendimiento de un modelo y te dicen qué tan buena o mala es la clasificación, pero cada una de ellas lo evalúa de manera diferente.
- Para evaluar los modelos de clasificación, discutiremos estas métricas en detalle:
 - Exactitud
 - Matriz de confusión (no es una métrica pero es fundamental para otros)
 - Precisión y recuperación
 - Recall
 - Puntuaje F1
 - AU-ROC

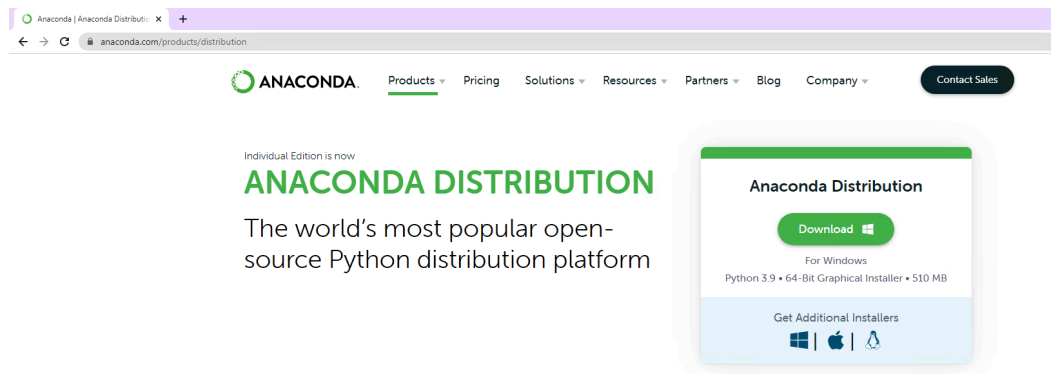
Practica Laboratorio

1. Se entregara en cada sesion una practica para ser realizada durante la semana.
2. Cada dos semana se entregara una practica calificada para desarrollar

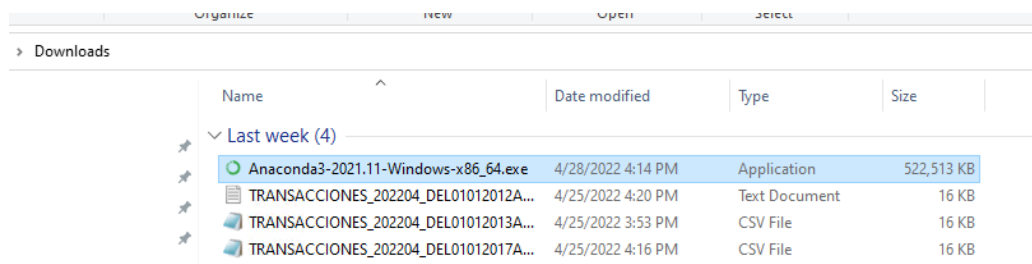
Anexo: Instalación de Anaconda en Windows

- Anaconda es una distribución de los lenguajes de programación Python y R para **computación científica** (ciencia de datos, aplicaciones de Machine Learning, procesamiento de datos a gran escala, análisis predictivo, etc.). Tiene como ventaja **simplificar la gestión e implementación de paquetes**. La distribución incluye paquetes de “data science” adecuados para Windows, Linux y macOS.
- Para instalar Anaconda ingresar a la página siguiente:

<https://www.anaconda.com/products/distribution>



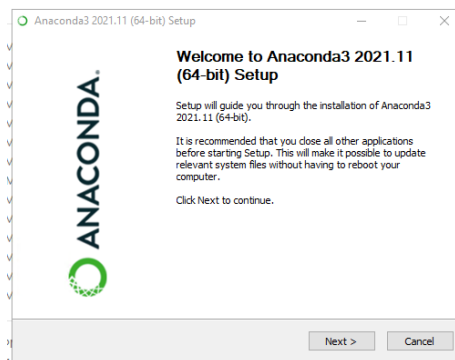
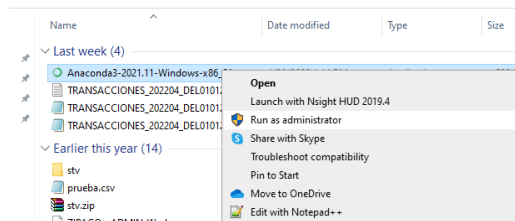
- Descargar el instalador presionando en **Download**



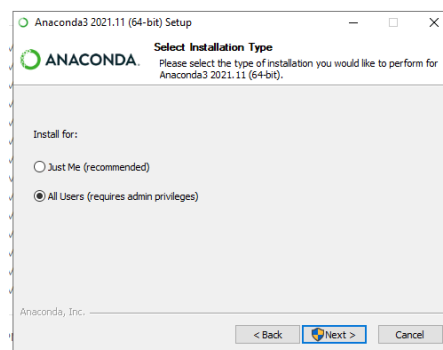
| | Name | Date modified | Type | Size |
|-----------------|--------------------------------------|-------------------|---------------|------------|
| ▼ Last week (4) | | | | |
| ★ | Anaconda3-2021.11-Windows-x86_64.exe | 4/28/2022 4:14 PM | Application | 522,513 KB |
| ★ | TRANSACCIONES_202204_DELO1012012A... | 4/25/2022 4:20 PM | Text Document | 16 KB |
| ★ | TRANSACCIONES_202204_DELO1012013A... | 4/25/2022 3:53 PM | CSV File | 16 KB |
| ★ | TRANSACCIONES_202204_DELO1012017A... | 4/25/2022 4:16 PM | CSV File | 16 KB |

Anexo: Instalacion de Anaconda en Windows

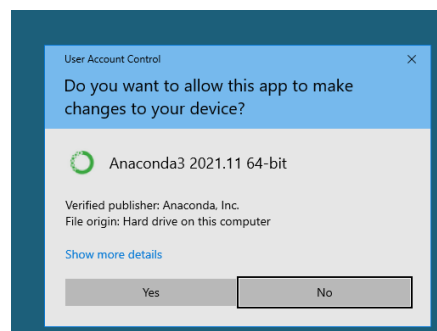
- Una vez descargado ejecutar el instalador como usuario administrador:



Presionar Next

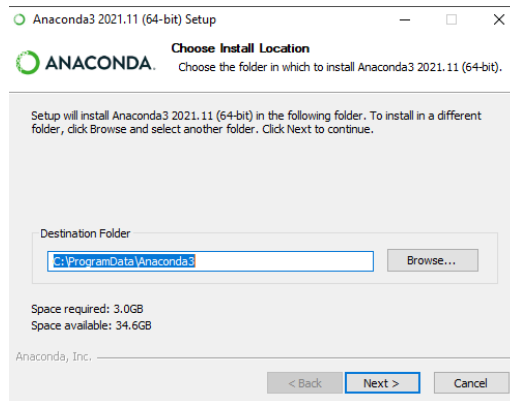


Presionar Next

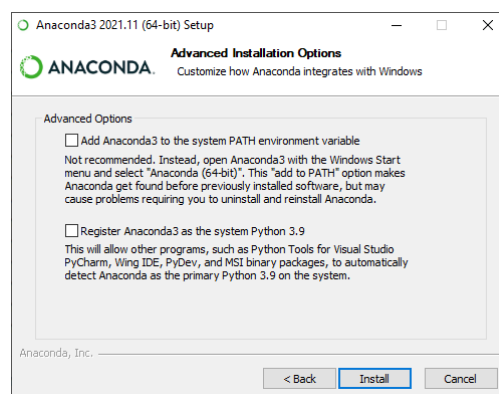


Presionar Yes

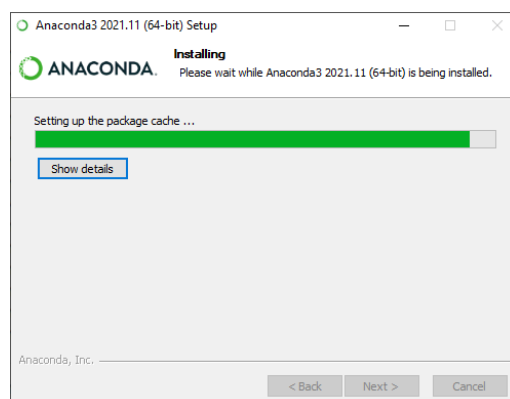
Anexo: Instalacion de Anaconda en Windows



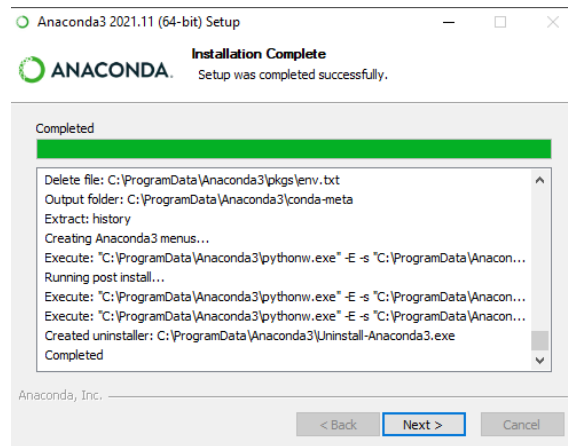
Presionar Next



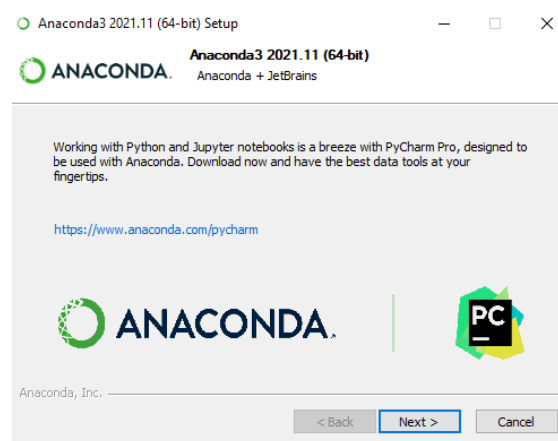
Presionar Install



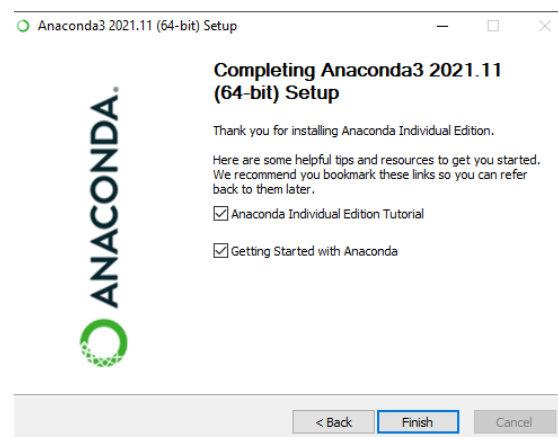
Anexo: Instalacion de Anaconda en Windows



Presionar Next

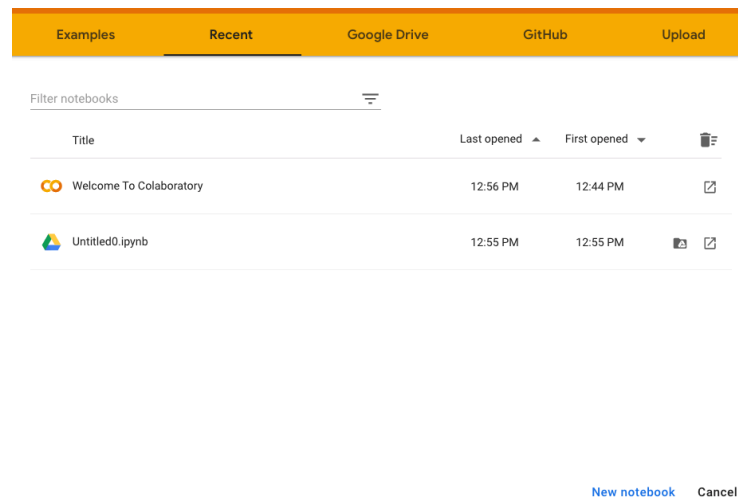


Presionar Next



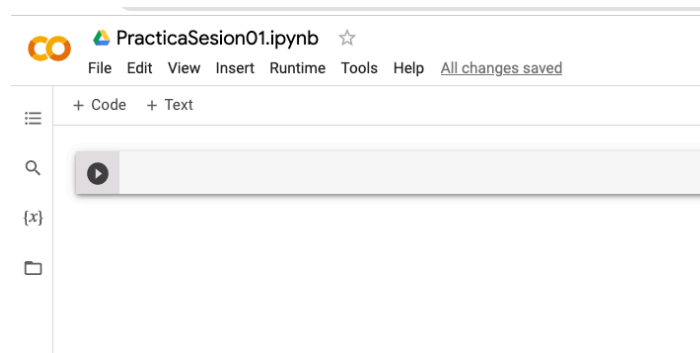
Anexo: Usando Google Colab

- Para utilizar google colab primero debemos estar logueados a nuestra cuenta de Gmail
- Ingresar a la ruta: <https://colab.research.google.com/>



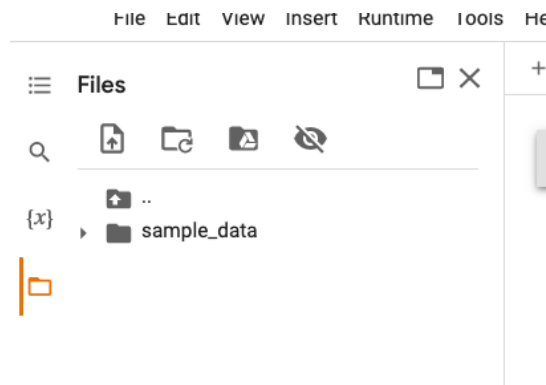
Presionar New Notebook

Se abrirá un nuevo IPython Note Book mas conocido como Jupyter Notebook, un entorno computacional interactivo, en el que puede combinar ejecución de código, texto enriquecido, matemáticas, gráficos etc. Podemos modificar el nombre a nuestro gusto.

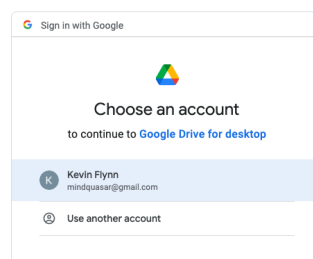
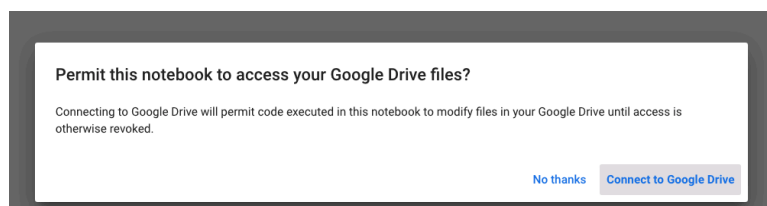
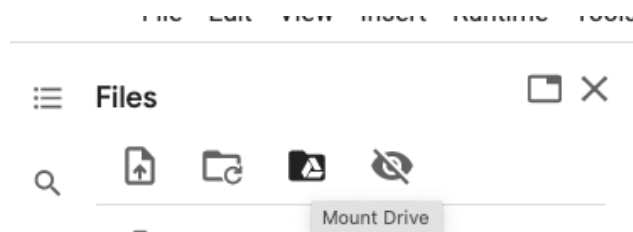


Anexo: Usando Google Colab

- Seleccionemos el folder en el menú lateral izquierdo y podremos navegar en los directorios de nuestra computadora.

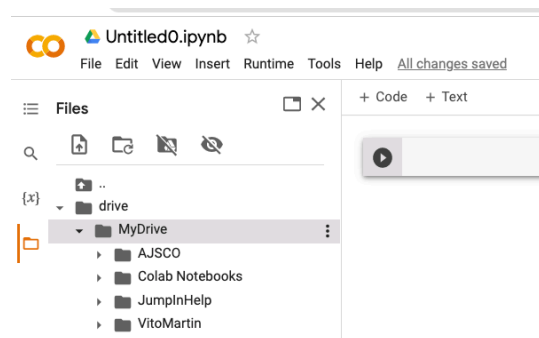


- Seleccionemos el folder con el icono de reciclaje en el menú lateral superior y podremos montar nuestro google drive.



Anexo: Usando Google Colab

- Una vez montado nuestro google drive podemos tener acceso a nuestros archivos que están en la nube de google.



- Ahora estamos listos para codificar.