



SELECCIÓN DE MODELOS

Aliados:





Vigilada Mineducación



OBJECTIVE

- ¿Qué modelo usar?
- ¿Cuáles son los mejores hiperparámetros?
- ¿Qué métrica usar?



MODEL SELECTION

Sabiendo que tenemos disponible tantos métodos, cómo saber cuál es el mejor?

Modelos

Regresión logística

SVM

K-NN

Árboles de decisión

Propiedades del modelo

Linealidad, costo computacional, interpretabilidad, etc.

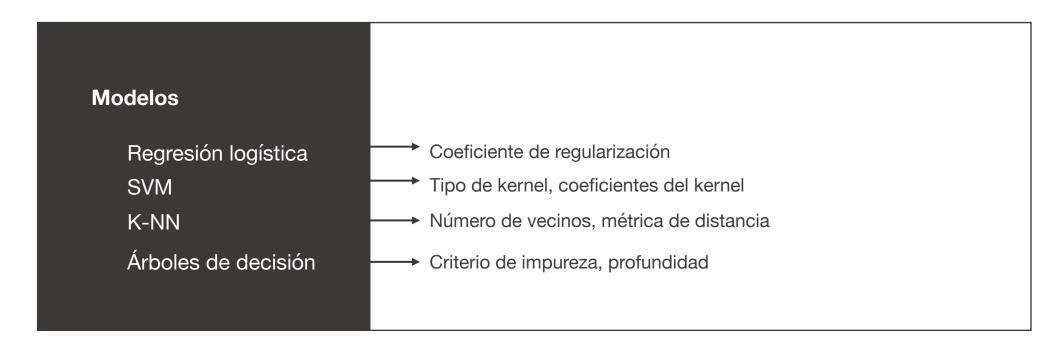
Rendimiento del modelo

Qué tanto se equivoca?



MODEL SELECTION

Sabiendo que tenemos disponible tantos métodos, con tantos hiperparámetros, cómo saber cuál es la mejor combinación de modelo e hiperparámetros?





Evaluar diferentes modelos y ver cuál ofrece mejores resultados.

Datos de prueba
20% 30%

Deben ser muy parecidos a los
datos en los que el modelo va a
funcionar

Se usan para estimar el
desempeño del modelo en
producción

Datos de entrenamiento

80% 70%

Debe incluir todos los datos posibles

Se usan para obtener el modelo



Evaluar diferentes combinaciones de modelos he hiperparámetros y ver cuál ofrece mejores resultados.

Datos de prueba 20% 30%	Deben ser muy parecidos a los datos en los que el modelo va a aplicarse	Se usan para estimar el desempeño del modelo en producción
Datos de validación o desarrollo 20% 30%	Debe ser muy parecido a los datos de prueba	Se usan para escoger una combinación de modelo e hiperparámetros
Datos de entrenamiento 60% 40%	Debe incluir todos los datos posibles	Se usan para obtener el modelo



Ejercicio mental: suponga que queremos identificar automáticamente los daños en todos los vehículos de todas las marcas en Colombia.

Bogotá

Medellín

Cali

Entrenamiento de los

modelos

Bucaramanga

Leticia

Pasto

Manizales

Pereira

Prueba de los modelos





Ejercicio mental: suponga que queremos identificar automáticamente los daños en todos los vehículos de todas las marcas en Colombia.

Prueba de los modelos

Bogotá

Medellín Entrenamiento y validación de

modelos Cali

Bucaramanga

Leticia

Pasto

Manizales

Pereira





Ejercicio mental: suponga que queremos identificar automáticamente los daños en todos los vehículos de todas las marcas en Colombia.

Bogotá

Medellín Entrenamiento de modelos

Cali

Bucaramanga

Leticia

Pasto

Manizales

Pereira

Validación y prueba de

los modelos





Ejercicio mental: suponga que queremos identificar automáticamente los daños en todos los vehículos de todas las marcas en Colombia.

Bogotá

Medellín

Cali

Bucaramanga

Leticia

Pasto

Manizales

Pereira

Entrenamiento, validación y prueba modelos





Ejercicio mental: suponga que queremos identificar automáticamente los daños en todos los vehículos de todas las marcas en Colombia.

Bogotá	Entrenamiento	
Medellín		
Cali		
Bucaramanga	Validación y	
Leticia	prueba modelos	
Pasto		
Manizales		
Pereira		





HYPERPARAMETERS SEARCH

Cómo debemos escoger (buscar) los hiperparámetros?

Curvas de validación

Define una métrica de interés

Define un hiperparámetro de interés

Define un rango de valores para el hiperparámetro ———

Entrena un modelo diferente para cada valor del hiperparámetro

Grafica el resultado de aplicar la métrica a los modelos anteriores en los conjuntos de datos de entrenamiento y validación No uses valores muy cercanos, de esta forma tu búsqueda será más efectiva

Obviamente el siguiente paso es analizar esta gráfica



TRAINING SIZE SEARCH

Cómo saber si me hacen falta datos de entrenamiento?

Curvas de aprendizaje

Define una métrica de interés

Define un rango de valores para el tamaño de los datos de entrenamiento

Entrena un modelo diferente para cada tamaño del conjunto de datos de entrenamiento

Grafica el resultado de aplicar la métrica a los modelos anteriores en los conjuntos de datos de entrenamiento y validación No uses valores muy cercanos, de esta forma tu búsqueda será más efectiva

Obviamente el siguiente paso es analizar esta gráfica



NUMBERS OF ITERATIONS SEARCH

Curvas de aprendizaje

Define una métrica de interés

Define una frecuencia con la cuál quieras conocer el rendimiento de tu modelo.

Grafica el resultado de aplicar la métrica al estado del modelo en las iteraciones definidas usando los datos de entrenamiento y validación No uses una frecuencia muy alta, de esta forma tu no le quitarás mucha velocidad a tu algoritmo de entrenamiento

Obviamente el siguiente paso es analizar esta gráfica



DEMO

Demo - Curvas de validación-1



CROSS VALIDATION

Validación cruzada (K-fold cross validation)

Algunas veces...

No se tienen suficientes datos para separar los datos en entrenamiento validación y prueba.

Queremos tener una medida más robusta del error en los datos de validación, ya que la anterior estrategia puede estar sesgada. .



CROSS VALIDATION

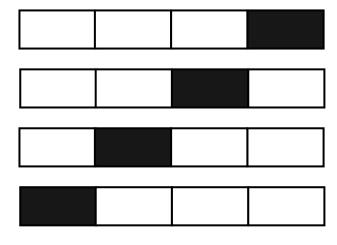
Validación cruzada (K-fold cross validation)

		de prueba 30%	Deben ser muy parecidos a los datos en los que el modelo va a funcionar	Se usan para estimar el desempeño del modelo en producción
			Debe incluir todos los datos posibles	Se usan para obtener el modelo
Datos de entrenamiento				
8	30%	70%	Es posible hacer una estimación no sesgada del desempeño de este modelo, con ciertos hiperparámetros, usando solo este conjunto de datos.	



CROSS VALIDATION

Cómo funciona?



- Divida los datos de entrenamiento en K partes iguales.
- Cada parte tomará el papel de conjunto de validación en una ocasión.
- El resto de partes se usa para entrenar el modelo cada vez.
- El error de validación se estima promediando los el de todos las K partes.



DEMO

Demo - Curvas de validación-2



HYPERPARAMETERS SEARCH

Búsqueda automática de hiperparámetros

Buscar los hiperparámetros es un problema de optimización: encontrar la combinación de hiperparámetros que minimiza el error de validación



HYPERPARAMETERS SEARCH

One by one

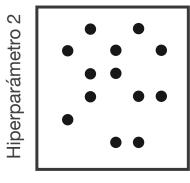
Curvas de validación

Grid search



Evaluar **todas** las posibles combinaciones de los distintos hiperparámetros

Randomized search



Hiperparámetro 1

Evaluar **algunas** de las posibles combinaciones de los distintos hiperparámetros



DEMO

Búsqueda hiperparámetros

