Entrenamiento

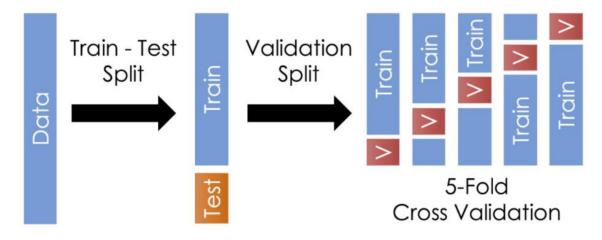
Conjuntos de entrenamiento y prueba

Partimos el conjunto de datos en dos: una parte la usamos para entrenar al modelo y otra para probar

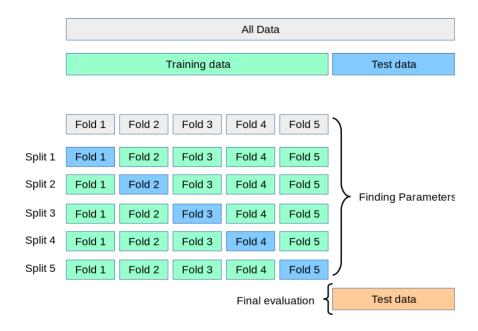
Una manera es partir de manera que la mayor parte se usa para entrenar el modelo y el <u>retso</u> para probar (ej 80-20, 2/3 y 1/3)

Otra forma es Cross Validation (Validacion cruzada)

Se parte en train y test, y a la parte de train se la divide <u>tambien</u>. Entreno y valido con diferentes particiones y me fijo cual dio mejores resultados y esa <u>particion</u> es la que uso para entrenar.



El train y v es distinto para cada subgrupo

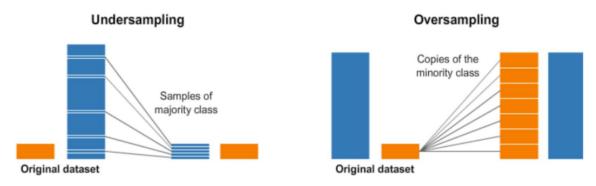


Machine Learning Modeling Methodology 50% 25% 25% Train Data Validation Data Test Data

Conjuntos balanceados

Tenemos que tener en cuenta que los conjuntos esten balanceados. Por ejemplo, si estamos tratando de entrenar un modelo de clasificacion y si tenemos muchos casos de una clase y poco de otra ⇒ es dificil que el modelo se entrene correctamente. Tenemos que tener aprox la misma cantidad de datos para cada clase.

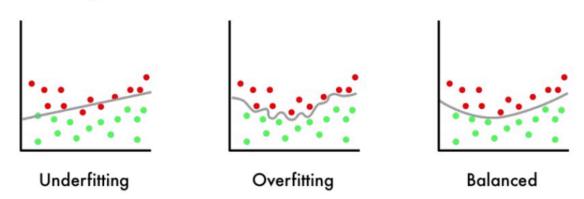
Hay dos tecnicas:



Undersampling: quito casos o tomo solo algunos, asi tengo los dos conjuntos con igual cantidad.

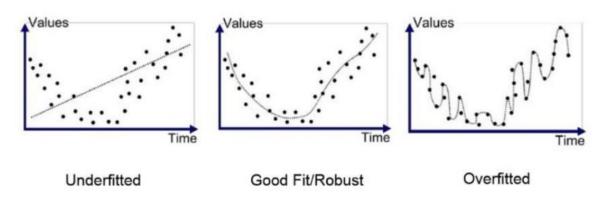
Oversampling: genero diferentes datasets copiando los datos o <u>copiandolos</u> con modificaciones <u>asi</u> genero la misma cantidad.

Overfitting



Underfitting: <u>subentrenado</u>. No esta correctamente entrenado. Necesita mas ejemplos, mas tiempo, hay <u>algun</u> problema que hace que el modelo no este ajustando los datos.

Overfitting: sobreentrenado. Cuando ajusta demasiado bien a los datos. Se aprende de memoria los datos, y al agregar algo nuevo, falla. Cuando lo estoy entrenando, con el conjunto de entrenamiento funciona perfectamente 99% de precision, pero al evaluarlo en el test tiene un 60%.



En under esta usando una regresion lineal para un modelo que no tiene una distribucion lineal

Métricas

Cuando creamos distintos modelos de clasificación (Regresion Logistica, RandomForestClassifier, etc) nos interesa conocer si el modelo esta clasificando correctamente lo que queremos.

Hay distintas metricas que miden cosas distintas que pueden ayudarnos en algunos casos pero en otros pueden confundirnos, por ende es muy importante tener bien claro que es lo que estamos midiendo.

- $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$
- $Recall = \frac{TP}{TP + FN}$
- TPR sinonimo de Recall \rightarrow (True Positive Rate)
- $FPR = \frac{FP}{FP + TN} \rightarrow$ (False Positive Rate)
- ROC: (Receiver Operating Characteristic)
- AUC: Area Under (ROC) Curve

Ejemplo Moneda

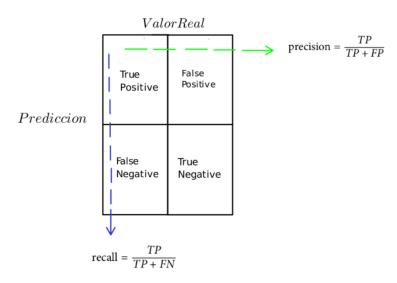
Hay dos posibilidades: sale cara o sale cruz

Valor predecido	Valor Real
cash	Cruz
Cara	crnf
Cara	cara
Cara	Cara
Clof	cara

True Positive (TP): Predigo algo que realmente sucede	cara → cara
False Positive (FP): Predigo algo que no sucede	cara → cruz
False Negative (FN): Predigo que no va a pasar y pasa	no cara → cara
True Negative (TN): Predigo que no va a pasar y no pasa	no cruz → cara

Queremos que la cantidad de TP sea la mayor posible, que el modelo siempre sea cierto. La realidad es que eso es muy dificil, entonces vamos a medir que tanto acierta y que tanto se equivoca.

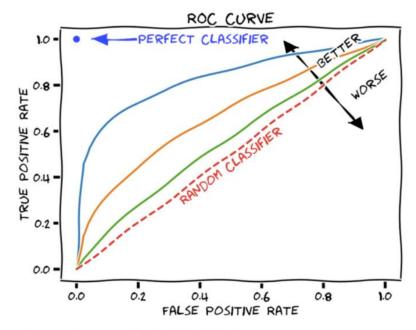
En el ejemplo TP=2 y FP=3 TPR=2/5 y FPR=3/5



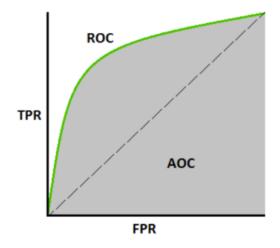
Valores Reales True False Positive Prediccion False True Negative

Se busca que la diagonal sea lo mas grande posible → signfica que me estoy equivocando lo menos posible

$$\begin{aligned} &precision = \tfrac{2}{2+3} = \tfrac{2}{5} \\ &recall = \tfrac{2}{2+1} = \tfrac{2}{3} \end{aligned}$$



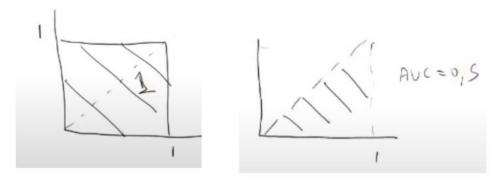
Observar que punto a punto va cambiando TPR y FPR y lo que nos interesa es la **proporcion** En el grafico anterior las 3 curvas representan 3 modelos diferentes.el area debajo de la curva ROC



• AUC: Area Under (ROC) Curve → el area debajo de la curva ROC

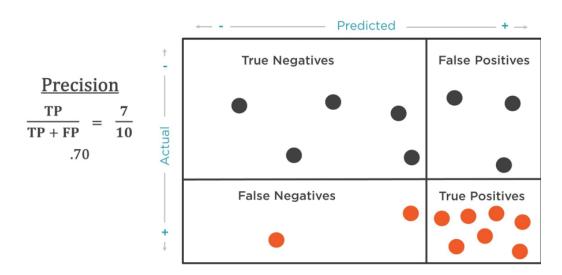
0.5 < AUC < 1

Sirve para tomar como referencia cque modelo es mejor que otro, que modelo esta acertando mas y funcionando mejor



Algunos modelos tardan mucho en cargar. Por eso, a veces podemos terminar eligiendo un modelo que tal vez no es el mejor, pero demanda menos tiempo computacional. No siempre es conveniente buscar el mejor modelo posible porque puede demandar mayor tiempo o costo computacional.

Precision vs. Recall



Deteccion de morrones → Clasificacion de la red en azul

