Trade-off Sesgo - Varianza

Conjunto de n datos

$$D=\{(x_1,y_1)\ldots,(x_n,y_n)\}$$

Relación de Dependencia $y = f(x) + \varepsilon$

$$y = f(x) + \varepsilon$$

Modelo Predictivo

$$\hat{f}_{\nu}(x;D)$$

 $E(\varepsilon) = 0$

→ Parámetro de Complejidad del Modelo

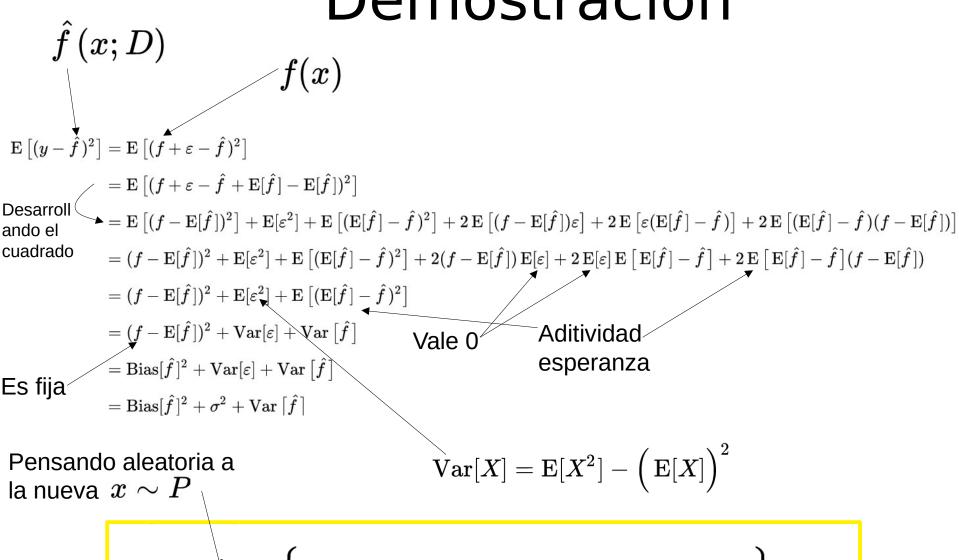
$$\mathrm{E}_{D}\left[\left(y-\hat{f}\left(x;D
ight)
ight)^{2}
ight]=\left(\mathrm{Bias}_{D}\left[\hat{f}\left(x;D
ight)
ight]
ight)^{2}+\mathrm{Var}_{D}\left[\hat{f}\left(x;D
ight)
ight]+\sigma^{2}$$

Considerando los datos aleatorios provenientes de la conjunta P(x,y)

Considerando un nuevo dato fijo

$$\mathbf{E}_{D}\left[\hat{f}\left(x;D
ight)
ight]-f(x)$$

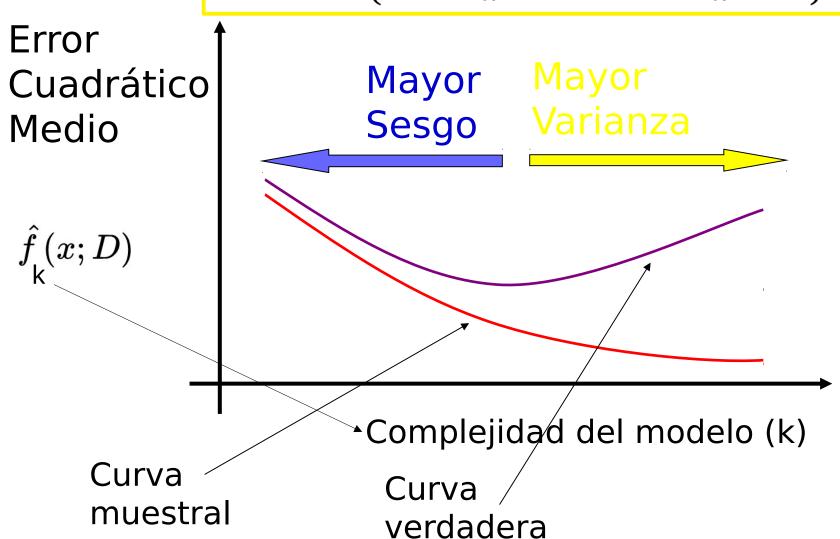
Demostración



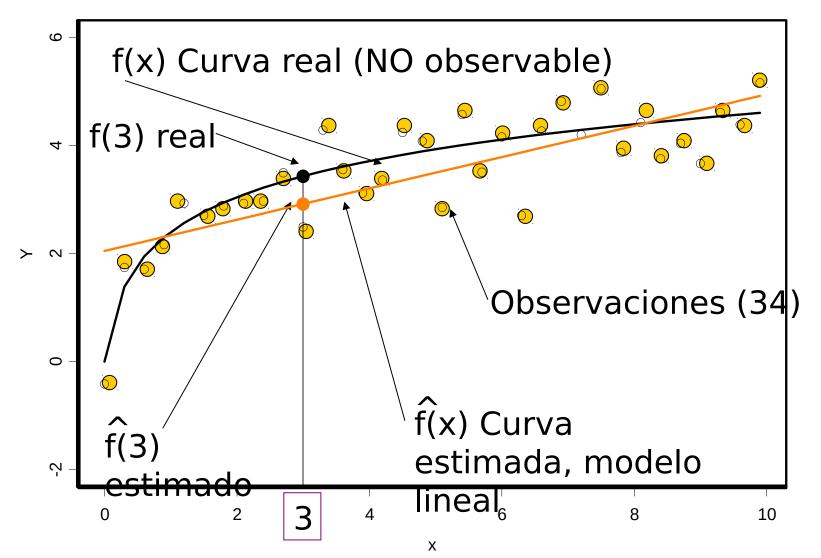
$$ext{MSE} \stackrel{\downarrow}{=} ext{E}_x \left\{ ext{Bias}_D [\hat{f}\left(x;D
ight)]^2 + ext{Var}_D \left[\hat{f}\left(x;D
ight)
ight]
ight\} + \sigma^2$$

Tradeoff Sesgo - Varianza

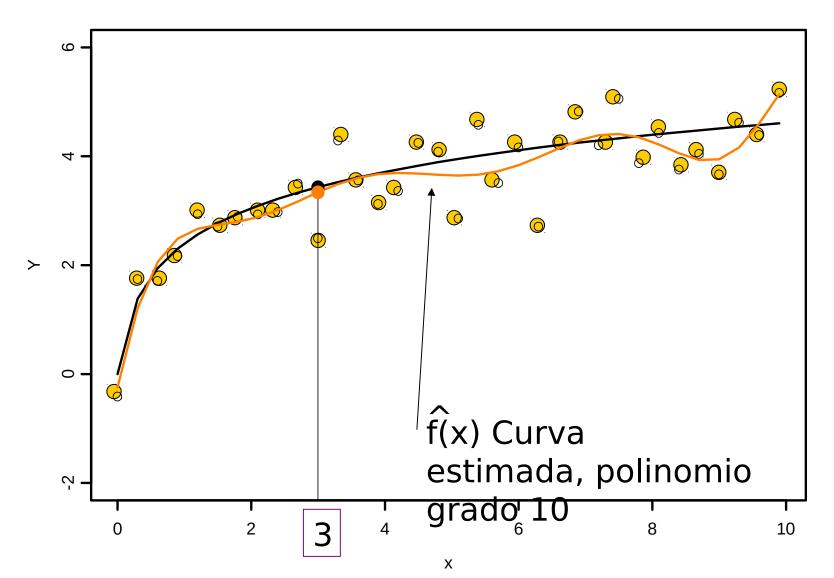
$$ext{MSE} = ext{E}_x \left\{ ext{Bias}_D [\hat{f}_{old k}(x;D)]^2 + ext{Var}_D \left[\hat{f}_{old k}(x;D)
ight]
ight\} + \sigma^2$$



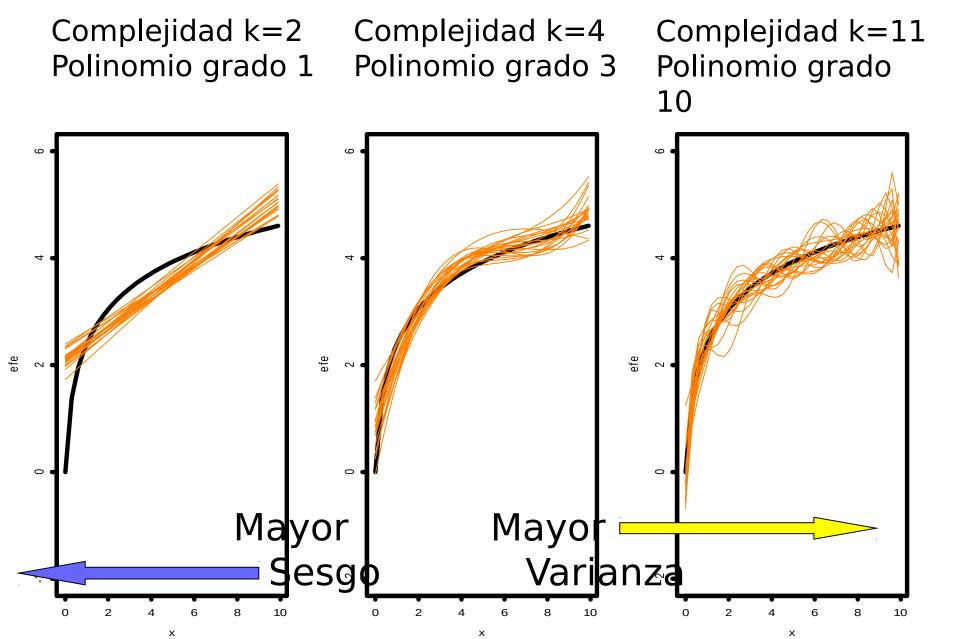
Ajuste de Y = $f(X) + \varepsilon = Ln(10*X+1) + \varepsilon$



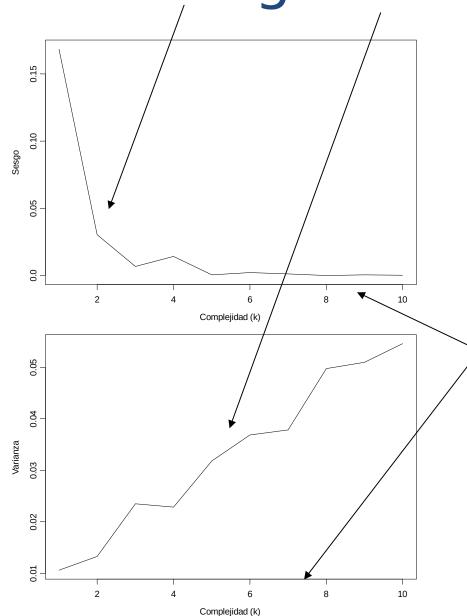
Ajuste de Y = $f(X) + \epsilon$ = $Ln(10*X+1) + \epsilon$



Tradeoff Sesgo-Varianza

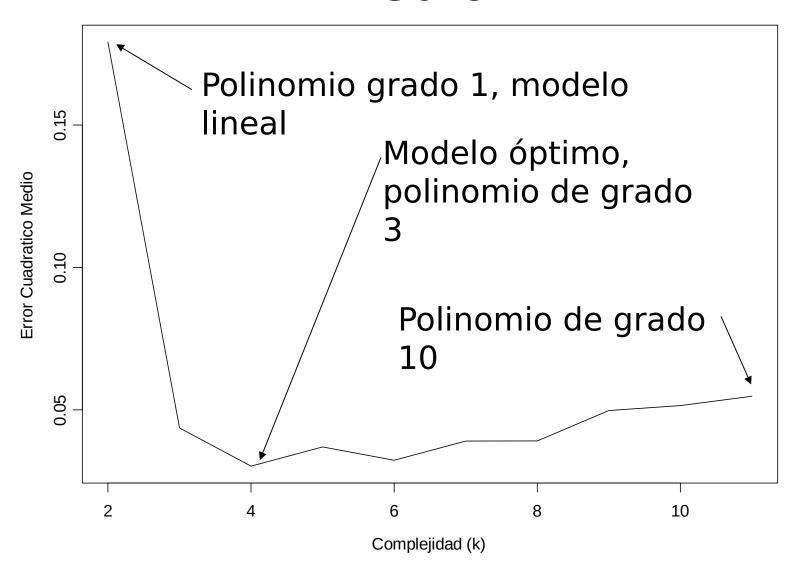


Tradeoff Sesgo - Varianza



Complejidad del Modelo = Grados del Polinomio

Curva de Error Cuadrático Medio



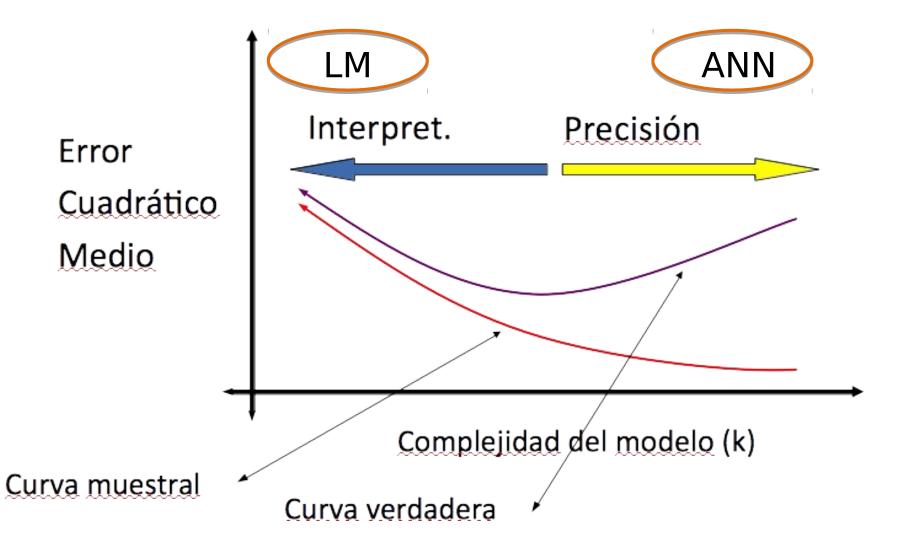
Overfitting (sobreajuste)

- Efecto nocivo que proviene de ajustar modelos con mas complejidad (menos parsimonia) que la que la cantidad de información muestral admite.
- Resultado de la ALTA VARIABILIDAD del estimador.
- Es MUCHO mas común que el SUBAJUSTE.
- Estamos geneticamente Progrmados para el OVERFITING!

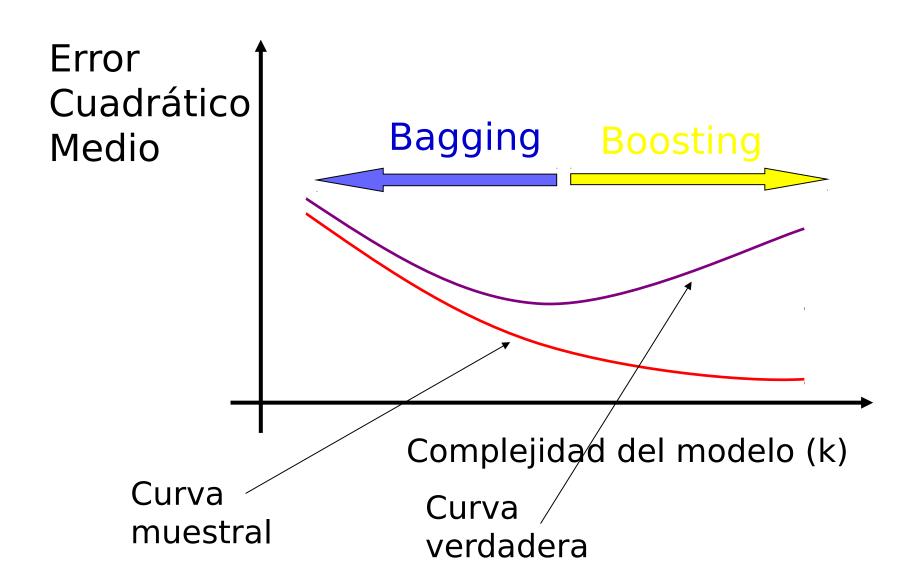
Solución al Overfitting

- Usar modelos poco complejos (mas parsimoniosos)
- Partir la muestra: Entrenamiento / Testeo
- Usar validación cruzada
- Bootstrap y Bagging
- Usar técnicas de "Shrinkage", como:
 - Ridge Regression
 - LASSO Regression
 - Penalización o Regularización

Tradeoff Precisón - Interpretabilidad



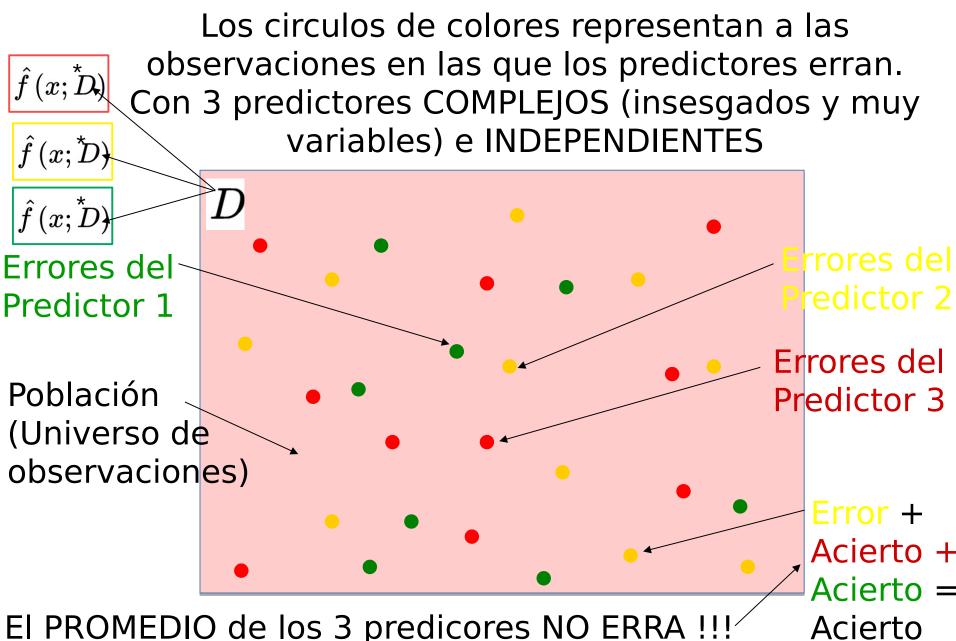
Meta - Heurísticas



Bagging (Bootstrap Aggregating)

- Se basa en PROMEDIAR los resultados de iterar la aplicación de modelos COMPLEJOS, "bootstrapeando" la muestra de entrenamiento.
- Esta técnica reduce la VARIANZA típico de los modelos COMPLEJOS.

Intuición del Bagging en Clasificación



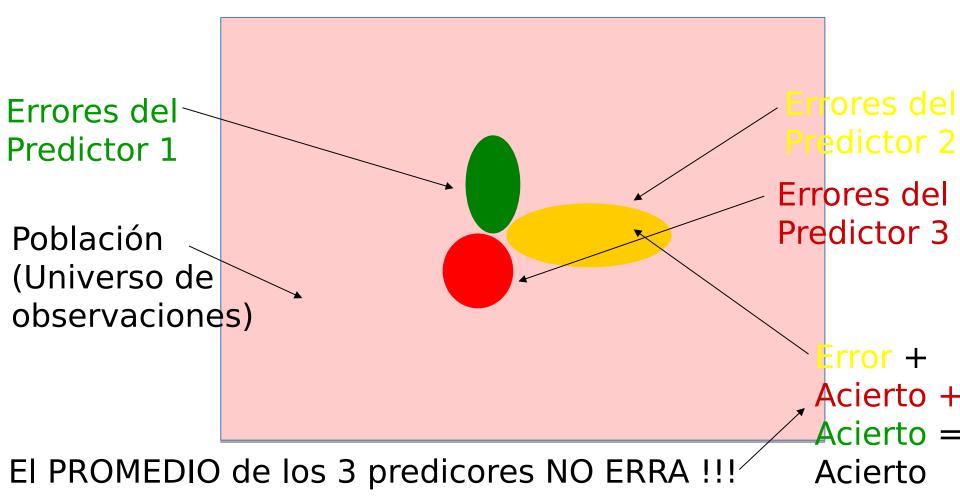
Boosting

- Se basa en RE-ENTRENAR iterativamente modelos SIMPLES aumentando la ponderación de las observaciones PEOR predichas.
- Esta técnica reduce el SESGO típico de los modelos SIMPLES.

Intuición del Boosting en Clasificación

Los circulos de colores representan a las observaciones en las que los predictores erran.

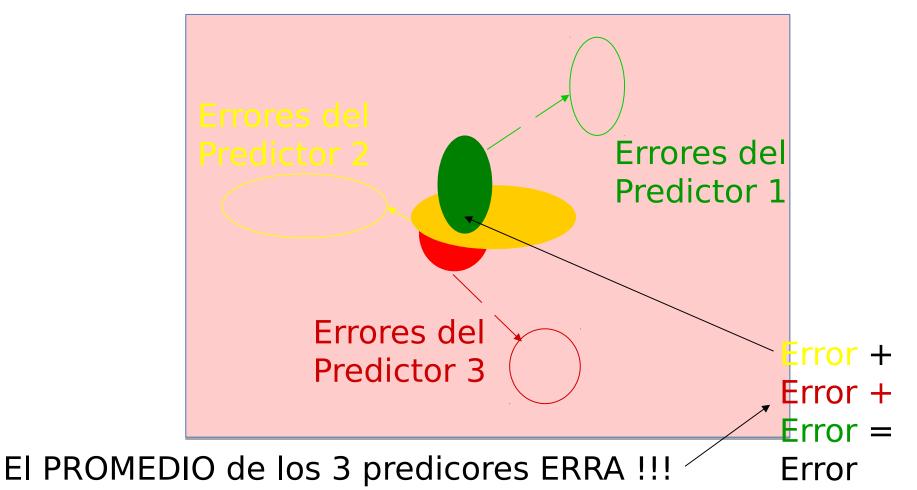
Con 3 predictores SIMPLES (sesgados y poco variables) e INDEPENDIENTES



En la Práctica: Boosting en Clasificación

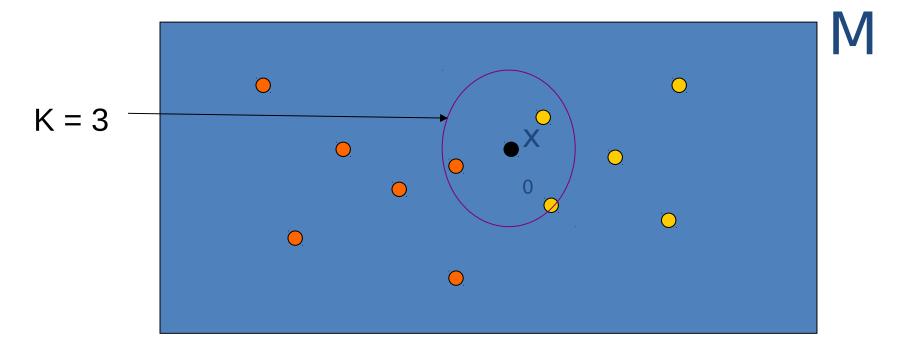
Con 3 predictores SIMPLES (sesgados y poco variables) que NO SON INDEPENDIENTES

¿ Como SEPARAMOS las regiones de ERROR de los predictores?



K vecinos mas cercanos (KNN)

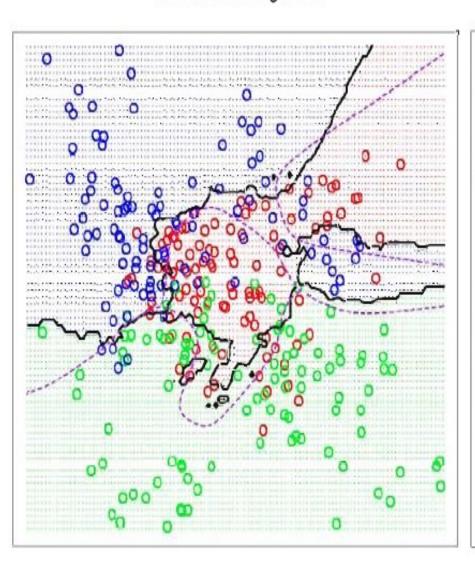
 Dada una nueva observación X₀, la clasifico en aquella población que posee una representación mayoritaria entre los K vecinos mas cercanos a X₀.

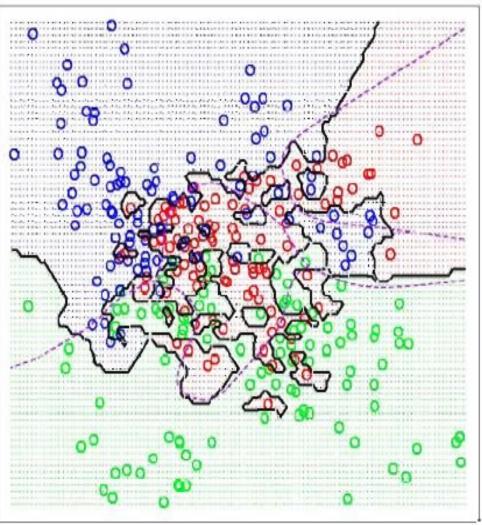


Ejemplo gráfico

15-Nearest Neighbors

1-Nearest Neighbor





Estimando el error de testeo



Se divide la muestra er 2 partes: muestra de entrenamiento y muestra de testeo.

Se ajusta el modelo usando la muestra de entrenamiento y el modelo ajustado se usa para predecir las respuestas de la muestra de testeo

El error cuadrático medio calculado con las observaciones de la muestra de testeo es un estimador del error de testeo.

LOOCV

Validación cruzada Leave one out

Una sola observación se usa como muestra de testeo y todas las demás como muestra de entrenamiento. Supongamos que sacamos (\mathbf{x}_1, y_1)

$$ECM_1 = (y_1 - \hat{y}_1)^2$$

es un estimador "aproximadamente insesgado" del error de testeo Este procedimiento se repite *n* veces, dejando afuera una observación cada vez. Obtenemos

$$ECM_1, ECM_2, \ldots, ECM_n$$
.

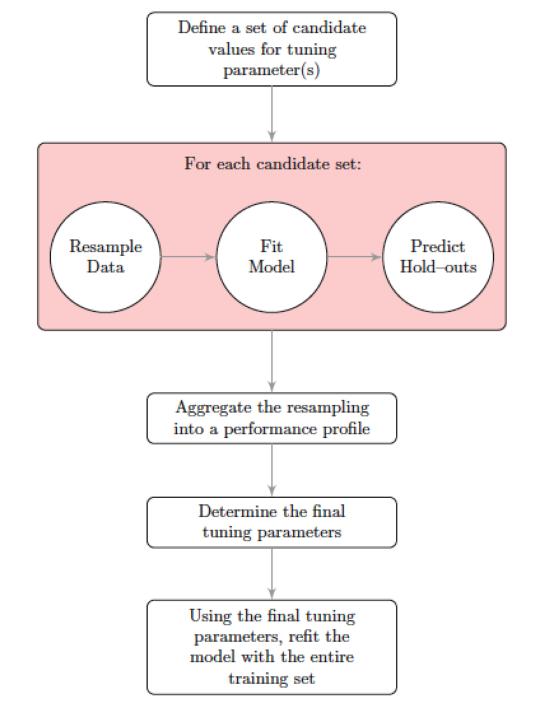
El estimador LOOCV del error de testeo es el promedio de estos :

$$ECM_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ECM_i.$$

LOOCV Versus TRAIN/TEST

- Dividir a la muestra en submuestra de entrenamiento y de testeo da un estimador del error de testeo sesgado
- LOOCV da estimadores aproximadamente insesgados del error de testeo, pero tienen mayor varianza.
- 5-fold o 10-fold cv es conveniente porque da un buen compromiso entre sesgo y varianza.

K-fold CV



The caret R package

the caret package



The **caret** package (short for Classification And REgression Training) is a set of functions that attempt to streamline the process for creating predictive models. The package contains tools for:

http://caret.r-forge.r-project.org/

Links

train Model List

Topics

Main Page

Data Sets

Visualizations

Pre-Processing