Aprendizaje Automático Segundo Cuatrimestre de 2016

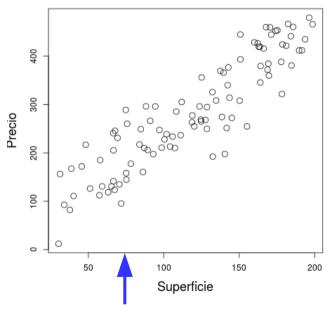
Regresión Lineal

Clase dada en el pizarrón, basada fuertemente en el Capítulo 3 del libro: James, Witten, Hastie & Tibshirani, "An Introduction to Statistical Learning with Applications in R", 6th ed, Springer, 2015. http://www-bcf.usc.edu/~gareth/ISL/Esta presentación se ofrece sólo a modo de referencia, y no está completa!



Problema de Regresión

- Predecir una cantidad:
 - La probabilidad de que un mail sea spam.
 - El tiempo de demora de un vuelo.
 - El precio de una propiedad.



¿Precio de un departamento de 75m²?

Regresión Lineal Simple

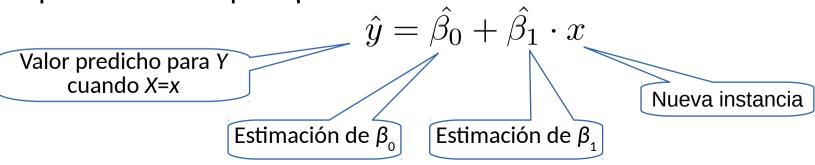
 Consiste en predecir una respuesta cuantitativa Y en base a una única variable predictora X.

$$Y \approx \beta_0 + \beta_1 \cdot X$$

• Ejemplo:

$$Precio pprox eta_0 + eta_1 \cdot Superficie$$
Ordenada al origen (intercept) Pendiente (slope)

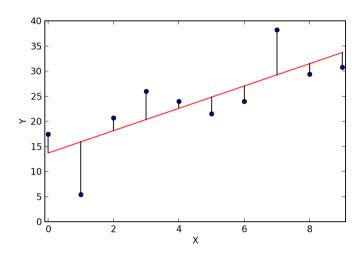
• β_0 y β_1 son los coeficientes desconocidos que vamos a estimar, o ajustar en base a los datos de entrenamiento. Una vez estimados, los podemos usar para predecir:



Estimación de coeficientes

• Def: Residuo o error de predicción

$$e_i = y_i - \hat{y_i}$$



Residual sum of squares:

RSS =
$$\sum_{i=1}^{n} e_i^2 = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{\beta_0} - \hat{\beta_1} \cdot x_i)^2$$

- Los residuos se elevan al cuadrado para sacar el signo y para que RSS sea diferenciable.
- Hay que tener cuidado con los outliers en los datos, porque RSS penaliza los residuos grandes.

Estimación de coeficientes

$$RSS = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{\beta_0} - \hat{\beta_1} \cdot x_i)^2$$

Para estimar los coeficientes, buscamos minimizar RSS:

$$\frac{\delta RSS}{\delta \hat{\beta}_0} = 0 \qquad \frac{\delta RSS}{\delta \hat{\beta}_1} = 0$$

 Con un poco de análisis matemático, llegamos a estas expresiones (ejercicio 1 de la guía):

$$\hat{\beta}_0 = \overline{y} - \hat{\beta}_1 \cdot \overline{x}$$

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \overline{x})(y_i - \overline{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \overline{x})^2} = \frac{\text{Cov}[X, Y]}{\text{Var}[X]}$$

 Otra opción es minimizar RSS usando la técnica iterativa de Descenso por el Gradiente. (Ejercicio de la guía.)

Predicción de nuevos valores

• Estimados los coeficientes, los podemos usar para predecir:

$$\hat{y} = \hat{\beta_0} + \hat{\beta_1} \cdot x$$

• En nuestro ejemplo, podríamos predecir el precio de un departamento de 75m²:

$$\widehat{Precio} = \hat{\beta_0} + \hat{\beta_1} \cdot 75$$

Exactitud de los coeficientes estimados

- Al correr una regresión lineal, es común reportar el error estándar de cada estimador: $SE(\hat{\beta}_0)$ y $SE(\hat{\beta}_1)$
- Esto es útil para estimar intervalos de confianza de las predicciones.
- Evaluar la significancia de cada estimador, mediante un test estadístico.
 - p-valor bajo (típicamente, p<0.05 o p<0.01) \rightarrow es improbable observar al azar una asociación semejante entre X e Y.
 - p-valor alto → es probable que la asociación observada sea sólo consecuencia del azar.

Evaluación del modelo

RSS: Variabilidad no explicada por el modelo

$$RSS = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y_i})^2$$

TSS (Total Sum of Squares): Variabilidad total de los datos

$$TSS = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \overline{y})^2$$

• R²: Proporción de la variabilidad explicada por el modelo.

$$R^2 = \frac{TSS - RSS}{TSS}$$

 $R^2 \rightarrow 0$ cuando el modelo explica poco de la variabilidad de los datos.

 $R^2 \rightarrow 1$ cuando el modelo explica mucho de la variabilidad de los datos.

Regresión Lineal Múltiple

• Consiste en predecir una respuesta cuantitativa Y en base a una múltiples variables predictora $X_1, X_2, ..., X_p$.

$$Y \approx \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + ... + \beta_p X_p$$

RSS se define igual que para la regresión lineal simple:

$$RSS = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y_i})^2$$

- Los coeficientes se estiman en forma análoga.
- TSS, R² también se definen en forma similar.
- ¿Qué pasa si hay variables categóricas? (Ejercicio de la guía.)