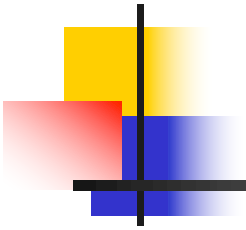
Aprendizaje de Máquina

ITAM

Semestre agosto-diciembre 2017

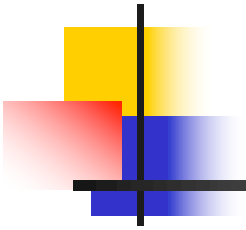


Menú

- Métodos Lineales
  - Regularización

Ajuste de Conjuntos No-lineales

- La clase pasada hablamos de cómo utilizar la regresión lineal para ajustar conjuntos de datos que no son lineales mediante la adición de atributos
- Qué atributos agregar?
  - Por ahora no resolveremos esto
- Al agregar demasiados atributos podemos sobre ajustar nuestro modelo
- Hoy hablaremos de una manera en la que podemos disminuir “automáticamente” la influencia de atributos irrelevantes



Regularización

- Cuando tenemos demasiados atributos que agregan poca información
  - Atributos poco correlacionados con el valor de la función objetivo
  - Atributos muy correlacionados entre si (como en el caso de agregar x^2 x^3 x^4)
  - Cuando se usan la eq. Normales esto ocasiona que el inverso no exista
- La regularización es un técnica que nos ayuda mantener los valores de los coeficientes (w´s) bajos y a reducir el valor de los que poco aportan

Regularización: Ridge y Lasso

- Agregamos un término a nuestra función costo (error) de manera que penalice valores de w altos
- Tenemos entonces que minimizar
  - Ridge

$$Costo(W) = \sum_{i=1}^{N} \left(y_i - w_0 - \sum_{j=1}^{p} x_{i,j} w_j \right)^2 + \sum_{i=1}^{p} \lambda w_i^{\ 2}$$

  - Lasso

$$Costo(W) = \sum_{i=1}^{N} \left(y_i - w_0 - \sum_{j=1}^{p} x_{i,j} w_j \right)^2 + \sum_{i=1}^{p} \lambda |w_i|$$

Regularización

- Diferencias
  - Ridge: el término es $\sum_{i=1}^{p} \lambda w_i^2$
    - La función a minimizar sigue siendo convexa y por tanto fácil de encontrar el óptimo global
  - Lasso: el término es $\sum_{i=1}^{p} \lambda \left| w_i \right|$
    - No hay algoritmos muy eficientes (hay uno reciente…)
    - Obliga que algunos de los coeficientes se vuelvan cero. Esto es deseable

Regularización: Intuición

- Si Lambda es muy grande entonces el término $\sum_{i=1}^{p} \lambda w_i^2$ o $\sum_{i=1}^{p} \lambda |w_i|$ es muy grande y lo que sucederá es que las W tenderán a ser cero y el modelo ignora los datos (bajo-ajuste o underfit)
- Si Lambda es demasiado chica entonces es como si no regularizaramos (sobre-ajuste o overfit)
- Lambda controla la complejidad del modelos

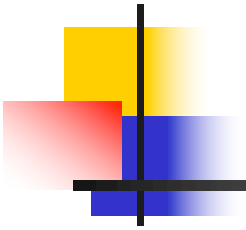
Algoritmo de Entrenamiento On-line
(Gradient Descent regularización de Ridge)

$$w_0 <- -w_0 + \eta\left(y^i - \hat{V}^i_{ent} \right)$$

$$w_j <- -w_j + \eta\left[\left(y^i - \hat{V}^i_{ent} \right) x^i_j \right] - \lambda w_j$$

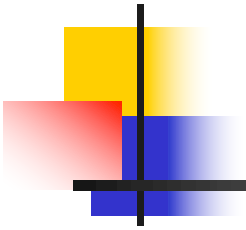
Regularización: Intuición

- El valor justo de Lambda es aquel que ayuda a distinguir entre los valores (o combinaciones) que si aportan en realidad y los que no. Una lambda que es chica en relación a los atributos de importancia y grande en relación a los irrelevantes



Ejercicio

- Ejercicio
  - Baje el archivo regLinPoli.xls
  - Programe la regresión lineal iterativa regularizada
  - Escale los datos usando el StandardScaler
  - Compare el error y los pesos resultantes para una lambda =0 y una lambda =0.01
- Ejercicio extra (para los que acaben antes). Programe el minibatch para la regresion lineal iterativa



Regularización: Uso

- Ahora tenemos un parámetro más a aprender. La Lambda.
  - Esto implica que tenemos que seleccionar lambda por separado de las w´s
    - Usando bootstrapping
    - Usando validación cruzada
    - Eso lo revisaremos la clase siguiente