# Estadística no paramétrica & Bayesiana

#### VMO

#### 19 de mayo 2019

# Contents

1.	Ejercicio ([1] Introducción)	1
	Ejercicio ([4] NonLinearLS)	
3.	Ejercicio ([6] GAM & [7] MARS & [10] RegBayes)	3
4.	Ejercicio: Bootstrap	4

# 1. Ejercicio ([1] Introducción)

- 1. Teniendo en cuenta los datos de Maggie Simpson, responde las siguientes preguntas:
- a. ¿Cuál fue su puntuación media?
- b. ¿Cuáles fueron el primer y tercer cuartil de sus puntuaciones?
- c. De acuerdo con la prueba de rango con signo de Wilcoxon de una muestra, ¿son sus puntajes significativamente diferentes de un puntaje neutral de 3?
- d. ¿Es útil el resultado del intervalo de confianza de la prueba para responder la pregunta anterior?
- e. En general, ¿cómo resumiría sus resultados? Asegúrese de abordar la implicación práctica de sus puntuaciones en comparación con una puntuación neutral de 3.
- f. ¿Estos resultados reflejan lo que usted esperaría de ver el gráfico de barras?

```
Input =("
  Speaker
                    Rater Likert
 'Maggie Simpson'
                                3
 'Maggie Simpson'
                                4
 'Maggie Simpson'
                     3
                                5
 'Maggie Simpson'
                     4
 'Maggie Simpson'
 'Maggie Simpson'
                     6
                                4
                     7
 'Maggie Simpson'
 'Maggie Simpson'
                     8
                                3
                                2
 'Maggie Simpson'
                                5
 'Maggie Simpson'
datos <- read.table(textConnection(Input),header=TRUE)</pre>
```

2. Brian Griffin quiere evaluar el nivel de educación de los estudiantes en su curso de escritura creativa para adultos. Quiere saber el nivel de educación medio de su clase, y si el nivel de educación de su clase es diferente del nivel de licenciatura típico.

Brian usó la siguiente tabla para codificar sus datos.

Instructor	Student	Education
Brian Griffin	a	3

Instructor	Student	Education
Brian Griffin	b	2
Brian Griffin	$\mathbf{c}$	3
Brian Griffin	d	3
Brian Griffin	e	3
Brian Griffin	f	3
Brian Griffin	g	4
Brian Griffin	h	5
Brian Griffin	i	3
Brian Griffin	j	4
Brian Griffin	k	3
Brian Griffin	1	2

Para cada uno de los siguientes, responda la pregunta y muestre el resultado de los análisis que usó para responder la pregunta.

- a. ¿Cuál era el nivel medio de educación? (¡Asegúrese de informar el nivel de educación, no solo el código numérico!)
- b. ¿Cuáles fueron el primer y tercer cuartil para el nivel educativo?
- c. De acuerdo con la prueba de Wilcoxon de una muestra, ¿son los niveles de educación significativamente diferentes de los niveles de un bachiller típico?
- d. ¿Es útil el resultado del intervalo de confianza de la prueba para responder la pregunta anterior?
- e. En general, ¿cómo resumiría los resultados? Asegúrese de abordar las implicaciones prácticas.
- f. Grafica los datos de Brian tal que te ayude a visualizar los datos.
- g. ¿Los resultados reflejan lo que usted esperaría de mirar el gráfico?

# 2. Ejercicio ([4] NonLinearLS)

Considere la siguiente ecuación:

$$Y = \frac{\epsilon}{1 + e^{\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2}}$$

$$log(Y) = -log(1 + e^{\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2}) + log(\epsilon)$$

La segunda ecuación es la versión transformada que usaremos para la estimación.

- Usando como semilla =1, simule 100 valores de  $X_1$  y  $X_2$  con distribución uniforme entre 0 y 1.
- Usando el modelo propuesto, simule valores de Y donde a=0.8 y b=0.5.
- El ruido tiene distribución normal con media cero y varianza 1.

Aplicando estimación de mínimos cuadrados no lineales paraestimar el modelo con los datos simulados. Debe obtener los siguientes resultados:

```
##
## Formula: log(Y) ~ -log(1 + exp(a * X1 + b * X2))
##
## Parameters:
## Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## a 0.8470 0.2697 3.141 0.00223 **
```

```
## b 0.5962 0.2718 2.193 0.03065 *
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.6517 on 98 degrees of freedom
##
## Number of iterations to convergence: 3
## Achieved convergence tolerance: 2.299e-06
```

# 3. Ejercicio ([6] GAM & [7] MARS & [10] RegBayes)

Usando los datos (dataRegExp.dta) que se encuentran en DataLectures, debes estimar el modelo:

```
ly2 = female + age + age + eyears + e_pos + white + black + casado + public
```

#### Donde

ly2: logaritmo del ingreso female: 1 si es mujer age: edad age2: edad al cuadrado eyears: años de educación e\_pos: 1 si tiene postgrado white: blanco black: indígena, negro o mulato casado: si está casado (hombre o mujer) public: si trabaja en el sector público.

Para la estimación recuerda filtrar los datos para asalariados (datos\$pe28 >=6500 & datos\$pe28 <= 9900).

El modelo de regresión lineal múltiple, debe arrojar los siguientes resultados:

```
##
## Call:
## lm(formula = ly2 ~ female + age + age2 + eyears + e_pos + white +
##
       black + casado + public, data = datos)
##
## Residuals:
##
       Min
                1Q Median
                                3Q
                                       Max
  -1.9132 -0.3295 -0.0404
                            0.3086
                                    2.2487
##
##
## Coefficients:
##
                 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 2.414e-01
                          9.270e-02
                                       2.605 0.009244 **
## female
               -8.205e-02 1.983e-02
                                     -4.138 3.61e-05 ***
## age
                2.052e-02 4.670e-03
                                       4.393 1.16e-05 ***
## age2
               -1.095e-04
                           5.447e-05
                                      -2.010 0.044501 *
                6.779e-02
                           2.518e-03
                                      26.920 < 2e-16 ***
## eyears
## e_pos
                2.937e-01
                          5.546e-02
                                       5.297 1.27e-07 ***
## white
                1.188e-01
                           3.269e-02
                                       3.632 0.000286 ***
## black
               -1.088e-01
                           5.154e-02
                                      -2.110 0.034925 *
                1.299e-01
                           2.026e-02
                                       6.411 1.69e-10 ***
## casado
## public
                1.740e-01 2.046e-02
                                       8.508 < 2e-16 ***
## ---
                  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Signif. codes:
## Residual standard error: 0.4977 on 2802 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.373, Adjusted R-squared: 0.371
## F-statistic: 185.2 on 9 and 2802 DF, p-value: < 2.2e-16
```

1. Replique la estimación del modelo de regresión lineal múltiple. Interprete los resultados de cada coeficiente.

- 2. Estime un modelo GAM con grados de libertad 4 y 5 (Por ejemplo, s(age,df = 4)). Interprete el resultado del coeficiente con suavizamiento.
- 3. Ahora, ¿es el modelo planteado el mejor posible?
- Usa la estimación MARS para obtener el mejor modelo usando este enfoque, escribe el modelo de resultado.
- ¿Qué variables quedaron fuera?
- Analiza la gráfica de resultados (usando plotmo).
- 4. Contrastemos los resultados del ejercico anterior. Usando regresión bayesiana, ¿cuál es el mejor modelo? (asume una apriori BIC para los parámetros y una auniforme para la selección del modelo)
- Usa la estimación bas.lm para obtener el *mejor* modelo usando este enfoque, escribe el modelo de resultado.
- ¿Qué variables quedaron fuera? (comaprado con la regresión lineal múltiple)

# 4. Ejercicio: Bootstrap

Usaremos la base de datos iris que tiene características de plantas. Usaremos el algoritmo kmeans para generar tres grupos de la siguiente manera:

```
library(datasets)
head(iris)
   Sepal.Length Sepal.Width Petal.Length Petal.Width Species
##
## 1
          5.1
                   3.5
                            1.4
                                     0.2
                                        setosa
## 2
          4.9
                   3.0
                            1.4
                                     0.2
                                        setosa
## 3
          4.7
                   3.2
                                     0.2
                            1.3
                                        setosa
## 4
          4.6
                   3.1
                            1.5
                                     0.2
                                        setosa
## 5
          5.0
                   3.6
                            1.4
                                     0.2 setosa
## 6
          5.4
                   3.9
                            1.7
                                     0.4 setosa
set.seed(20)
irisCluster <- kmeans(iris[, 3:4], 3, nstart = 20)</pre>
irisCluster
## K-means clustering with 3 clusters of sizes 50, 52, 48
##
## Cluster means:
##
   Petal.Length Petal.Width
## 1
      1.462000
               0.246000
## 2
      4.269231
               1.342308
## 3
      5.595833
               2.037500
##
## Clustering vector:
##
   ##
  ## [141] 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3
##
## Within cluster sum of squares by cluster:
     2.02200 13.05769 16.29167
  (between_SS / total_SS = 94.3 %)
##
##
## Available components:
```

Como puedes ver, los promedios de cada grupo generado es:

#### irisCluster\$centers

##		Petal.Length	Petal.Width
##	1	1.462000	0.246000
##	2	4.269231	1.342308
##	3	5.595833	2.037500

Usa bootstrap para obtener la distribución de probabilidad de los centroides. La configuración es: el tamño de la muestra en cada iteración es 500. Además, fija 1000 muestras bootstrap. Debes obtener resultados como los siguientes:

#### Centroide 2 del largo del pétalo Centroide 1 del largo del pétalo Density Density 0 2 3 5 6 7 0 2 3 5 6 N = 1000 Bandwidth = 0.3867 N = 1000 Bandwidth = 0.3909 Centroide 3 del largo del pétalo Centroide 1 del ancho del pétalo 0.0 0.8 Density Density 0.00 2 3 5 6 7 0.0 0.5 0 4 1.0 1.5 2.0 2.5 N = 1000 Bandwidth = 0.3935 N = 1000 Bandwidth = 0.1661 Centroide 2 del ancho del pétalo Centroide 3 del ancho del pétalo 0.0 0.8 Density Density 0.0 0.0 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 0.0 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 N = 1000 Bandwidth = 0.1661 N = 1000 Bandwidth = 0.1686

interpreta los resultados obtenidos, ¿puedes confiar en la primera estimación? (la de irisCluster\$centers)