Act5

Eliezer Cavazos

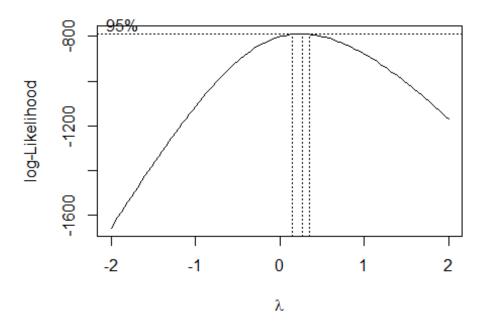
2024-08-14

oMcDonalds =
read.csv("C:\\Users\\eliez\\OneDrive\\Desktop\\Clases\\mc-donalds-menu.csv")
#Leer La base de datos

Box-Cox

M1 = oMcDonalds\$Sugars

library(MASS)
bc<-boxcox((M1+1)~1)# agarra calorias</pre>



lambdaSugar=bc\$x[which.max(bc\$y)]

lambdaSugar #Lambda

[1] 0.2626263

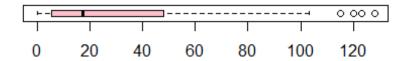
2. Ecuaciones de los modelos

Cal1 =
$$\sqrt{x + 1}$$
 Cal2 = $\frac{(x+1)^{.2626263} - 1}{0.2626263}$

3. Analisis Normalidad

```
#M2=subset(M1,M1>0)
par(mfrow=c(2,1))
boxplot(M1, horizontal = TRUE,col="pink", main="Azucares de los alimentos en
McDonalds")
#boxplot(M2, horizontal = TRUE,col="green", main="Calorias de los alimentos
en
#McDonalds sin ceros")
```

Azucares de los alimentos en McDonalds



3.1 Comparar las medidas

```
library(nortest)
library(e1071)

cal1=sqrt(M1+1)
cal2=((M1+1)^lambdaSugar-1)/lambdaSugar

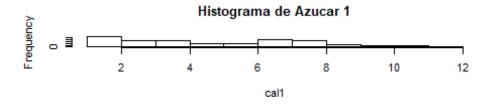
D0=ad.test(M1)
D1=ad.test(cal1)
D2=ad.test(cal2)

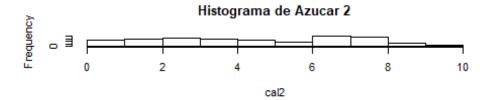
m0=round(c(as.numeric(summary(M1)),kurtosis(M1),skewness(M1),D0$p.value),3)
```

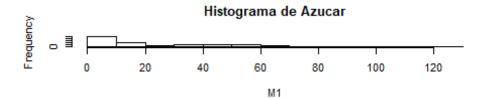
```
m1=round(c(as.numeric(summary(cal1)),kurtosis(cal1),skewness(cal1),D1$p.value
),3)
m2=round(c(as.numeric(summary(cal2)),kurtosis(cal2),skewness(cal2),D2$p.value
),3)
m<-as.data.frame(rbind(m0, m1, m2))</pre>
row.names(m)=c("Original", "Primer modelo", "Segundo Modelo")
names(m)=c("Minimo","Q1","Mediana","Media","Q3","Máximo","Curtosis","Sesgo","
Valor p")
m
##
                  Minimo
                             Q1 Mediana
                                         Media
                                                    Q3 Máximo Curtosis
                                                                         Sesgo
## Original
                                 17.500 29.423 48.000 128.000
                        0 5.750
                                                                  0.461
                                                                         1.020
## Primer modelo
                        1 2.597
                                  4.301
                                         4.825
                                                7.000
                                                        11.358
                                                                 -1.014
                                                                         0.279
## Segundo Modelo
                        0 2.477
                                                6.774
                                  4.385 4.519
                                                         9.837
                                                                 -1.113 -0.106
                  Valor p
##
## Original
                        0
## Primer modelo
                        0
## Segundo Modelo
                        0
```

3.2 Histograma

```
par(mfrow=c(3,1))
hist(cal1,col=0,main="Histograma de Azucar 1")
hist(cal2,col=0,main="Histograma de Azucar 2")
hist(M1,col=0,main="Histograma de Azucar")
```



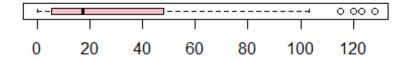




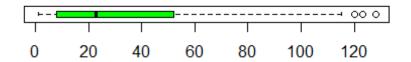
3.3 Prueba Normalidad Anderson-Darling

```
print("Transformacion 1")
## [1] "Transformacion 1"
ad.test(cal1)
##
##
   Anderson-Darling normality test
##
## data: cal1
## A = 4.0816, p-value = 3.531e-10
print("Transformacion 2")
## [1] "Transformacion 2"
ad.test(cal2)
##
## Anderson-Darling normality test
##
## data: cal2
## A = 3.3722, p-value = 1.857e-08
print("Original")
## [1] "Original"
ad.test(M1)
##
   Anderson-Darling normality test
##
##
## data: M1
## A = 9.9899, p-value < 2.2e-16
4 Anomalias
M2=subset(M1,M1>0)
par(mfrow=c(2,1))
boxplot(M1, horizontal = TRUE,col="pink", main="Azucares de los alimentos en
McDonalds")
boxplot(M2, horizontal = TRUE, col="green", main="Azucares de los alimentos en
McDonalds sin ceros")
```

Azucares de los alimentos en McDonalds

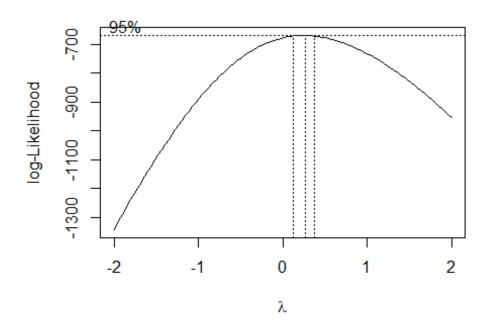


Azucares de los alimentos en McDonalds sin ceros



5. Encuentra Valor Lambda

bc<-boxcox(M2~1)# agarra calorias</pre>

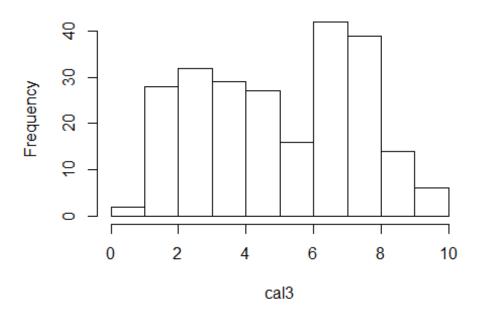


```
lambdaSugar=bc$x[which.max(bc$y)]
lambdaSugar #Lambda
## [1] 0.2626263

5. Yeo Johnson
library(VGAM)
## Loading required package: stats4
## Loading required package: splines
cal1=sqrt(M2+1)

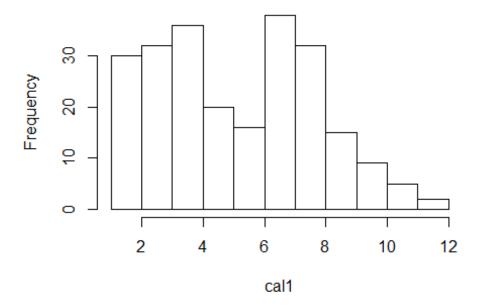
cal3<- yeo.johnson(M2, lambda = lambdaSugar)
hist(cal3,col=0,main="Histograma de Yeo Johnson")</pre>
```

Histograma de Yeo Johnson



hist(cal1,col=0,main="Histograma Original")

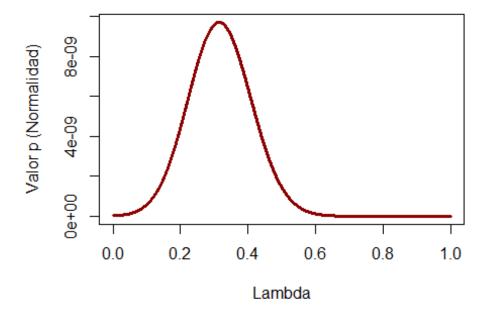
Histograma Original



```
library(VGAM)
lp <- seq(0,1,0.001) # Valores de Lambda propuestos
nlp <- length(lp)
n=length(M2)
D <- matrix(as.numeric(NA),ncol=2,nrow=nlp)
d <-NA
for (i in 1:nlp){
d= yeo.johnson(M2, lambda = lp[i])
p=ad.test(d)
D[i,]=c(lp[i],p$p.value)}

N=as.data.frame(D)

plot(N$V1,N$V2, type="l",
col="darkred", lwd=3,
xlab="Lambda",
ylab="Valor p (Normalidad)")</pre>
```



Lambda que maximiza el valor de P

6. Escribe la ecuación del modelo encontrado.

Cal2 =
$$\frac{(x+1)^{.314}-1}{0.314}$$

7.1 Comparar Medidas

```
lambdaSugar = 0.314

cal1=sqrt(M2+1)
cal3=((M2+1)^lambdaSugar-1)/lambdaSugar

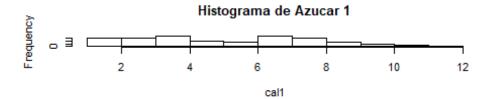
D0=ad.test(M2)
D1=ad.test(cal1)
D3=ad.test(cal3)

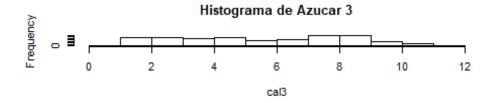
m0=round(c(as.numeric(summary(M2)),kurtosis(M2),skewness(M2),D0$p.value),3)
m1=round(c(as.numeric(summary(cal1)),kurtosis(cal1),skewness(cal1),D1$p.value),3)
m3=round(c(as.numeric(summary(cal3)),kurtosis(cal3),skewness(cal3),D1$p.value
```

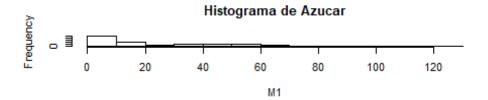
```
),3)
m<-as.data.frame(rbind(m0, m1, m2))</pre>
row.names(m)=c("Original", "Primer modelo", "Nuevo modelo")
names(m)=c("Minimo","Q1","Mediana","Media","Q3","Máximo","Curtosis","Sesgo","
Valor p")
m
##
                 Minimo
                            O1 Mediana Media
                                                                        Sesgo
                                                  Q3 Máximo Curtosis
## Original
                  1.000 8.000
                               23.000 32.553 52.000 128.000
                                                                 0.356
                                                                        0.947
                                                       11.358
## Primer modelo 1.414 3.000
                                 4.899
                                                                -1.001 0.277
                                        5.232
                                              7.280
## Nuevo modelo
                  0.000 2.477
                                 4.385 4.519
                                               6.774
                                                        9.837
                                                                -1.113 -0.106
##
                 Valor p
## Original
                        0
## Primer modelo
                       0
## Nuevo modelo
                        0
```

7.2 Histograma Modelos Obtenidos

```
par(mfrow=c(3,1))
hist(cal1,col=0,main="Histograma de Azucar 1")
hist(cal3,col=0,main="Histograma de Azucar 3")
hist(M1,col=0,main="Histograma de Azucar")
```







7.3 Prueba de Normalidad de Anderson-Darling

```
print("Transformacion 1")
```

```
## [1] "Transformacion 1"
ad.test(cal1)
##
   Anderson-Darling normality test
##
##
## data: cal1
## A = 3.826, p-value = 1.459e-09
print("Transformacion 3")
## [1] "Transformacion 3"
ad.test(cal3)
##
   Anderson-Darling normality test
##
##
## data: cal3
## A = 3.4867, p-value = 9.726e-09
print("Original")
## [1] "Original"
ad.test(M2)
##
##
   Anderson-Darling normality test
##
## data: M2
## A = 7.4424, p-value < 2.2e-16
```

8. Definir mejor transoformacion

Pude identificar que la mejor transformación para el caso de los datos que hay de McDonald's es la transformación de Box-Cox, ya que con base en las necesidades y que los datos de la columna de Azúcares no contienen valores negativos hace que no se necesite una transformación tan Robusta como la de Yeo Johnson y quede mejor usar Box-Cox, aunque en este caso en los dos casos salio un valor P muy pequeño despues de las transformaciones eso significa que tal vez se necesite una diferente transformación para este caso

9. Ventajas y Desventajes de los modelos de Box Cox y de Yeo Johnson.

Ventajas Box-Cox: - Cuando no se tiene un valor de lambda - Útil cuando la variabilidad de Y cambia como una función de X. Desventajas Box-Cox: - Solo acepta numeros positivos

Ventajas Yeo Johnson: - Mas robusto que Box-Cox - Acepta valores positivos, negativos y Cero Desventajas Yeo Johnson: - Es una extension de Box-Cox

10.1 3 diferencias entre lo que es la transformación y el escalamiento de los datos

- 1. El escalamiento de datos se encarga de que cada variable de nuestro set tenga el mismo rango de valores
- 2. La transformación cambia la distribución de los datos
- 3. La transformación es utilizada para corregir sesgos o estabilizar la varianza

10.2 Indica cuando es necesario utilizar cada uno

La transformacion se usa cuando queremos cambiar la distribucion de los datos por ejemplo de una no normalizada a una distribucion normalizada, mientra que el escalamiento de los datos se encarga de mantener el mismo rango de valores en nuestro set de datos