UNIVERSIDAD ORT
Uruguay

O B L I G A T O R I O

Analítica de Negocios y Big Data

Lic. En Gerencia y Administración
Docente: Mag. Guillermo Magnou

Machado Cecilia – N° 213640

Fecha de entrega: 13 de Julio de 2020

Índice

1 – Introducción

1.1 - Descripción de la base de datos

La base de datos utilizada en el siguiente informe se llama "*base.cvs*". La muestra tiene información sobre los integrantes de un hogar promedio en Montevideo y en la investigación realizada se obtuvo una muestra de 150 observaciones con 6 variables distintas. Estas son:

- *ID*: Identificador único de las observaciones.
- *Ant.Lab*: Antigüedad laboral promedio de los hogares.
- *Hab:* Cantidad de habitantes promedio de los hogares.
- *Edu.Ter:* Cantidad de años de Educación Terciaria en el hogar.
- *Ingreso:* Ingreso promedio de los hogares (valores cada 10.000 pesos)
- *Nivel.SE:* Nivel Socioeconómico, en tres categorías: Alto, Medio, Bajo.

2 – Parte 1

El objetivo de la primer parte del presente informe es comprobar si es posible predecir valores de la variable Ingreso mediante el análisis de estimaciones puntuales y elaboración de modelos estadísticos.

2.1 - Análisis descriptivo

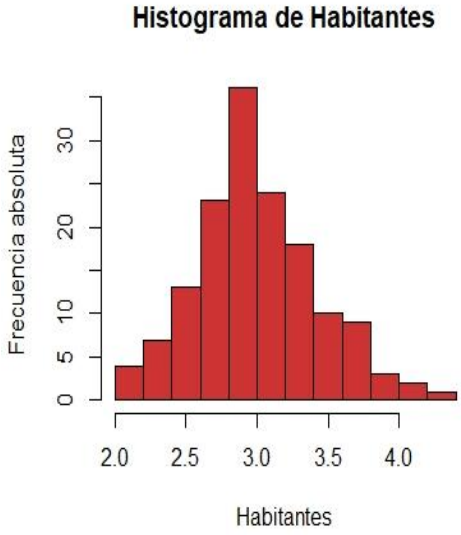
2.1.1 Medidas de tendencia, dispersión y separación de las variables:

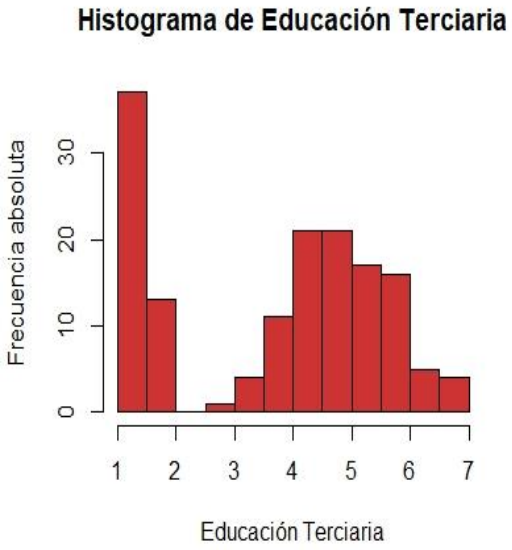
Ant.Lab	Hab	Edu.Ter	Ingreso	Nivel.SE
Min. :4.300	Min. :2.000	Min. :1.000	Min. :0.100	Length:150
1st Qu.:5.100	1st Qu.:2.800	1st Qu.:1.600	1st Qu.:0.300	Class :character
Median :5.800	Median :3.000	Median :4.350	Median :1.300	Mode :character
Mean :5.843	Mean :3.057	Mean :3.758	Mean :1.199	
3rd Qu.:6.400	3rd Qu.:3.300	3rd Qu.:5.100	3rd Qu.:1.800	
Max. :7.900	Max. :4.400	Max. :6.900	Max. :2.500	

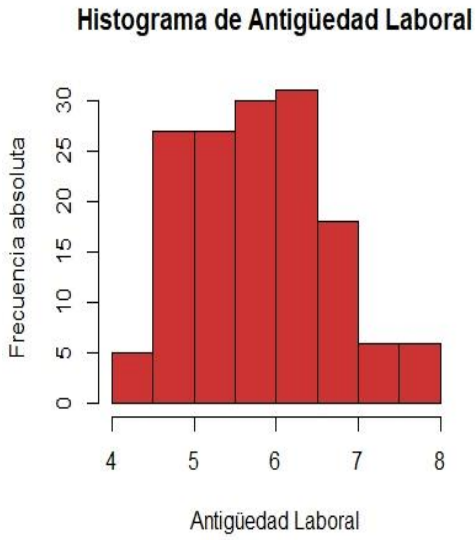
	Ant.Lab	Edu.Ter	Hab	Ingreso
Varianza	0.6856935	3.1162779	0.1899794	0.5810063
Desviación Estándar	0.8280661	1.7652982	0.4358663	0.7622377
Coef. Variación	14.1711260	46.9744075	14.2564201	63.5551141
Rango	1.3000000	3.5000000	0.5000000	1.5000000
RIC	3.6000000	5.9000000	2.4000000	2.4000000

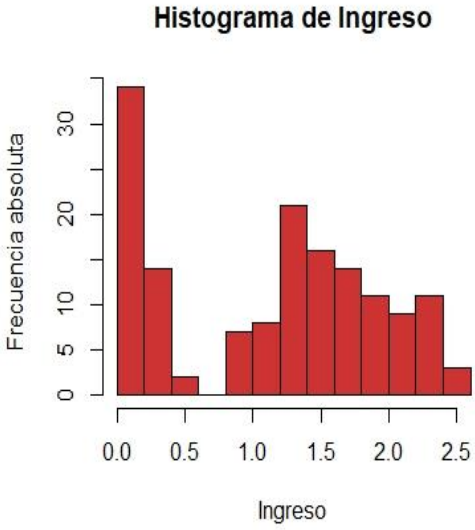
2.1.2 - Gráficos

2.1.2.1 - Histogramas

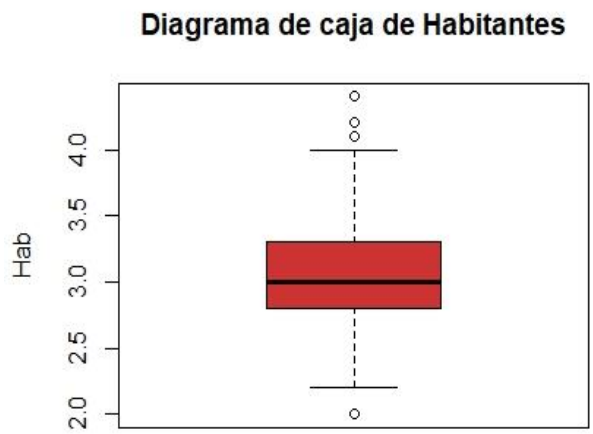


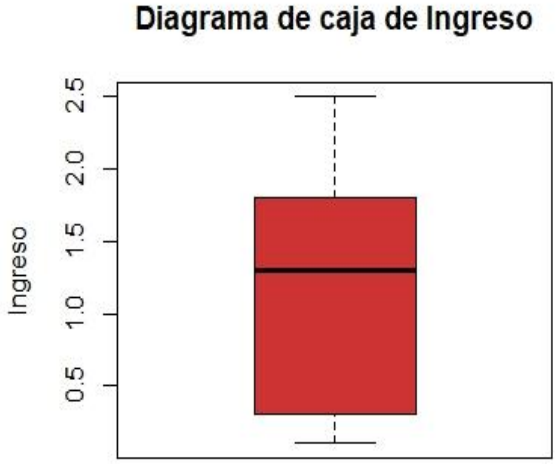


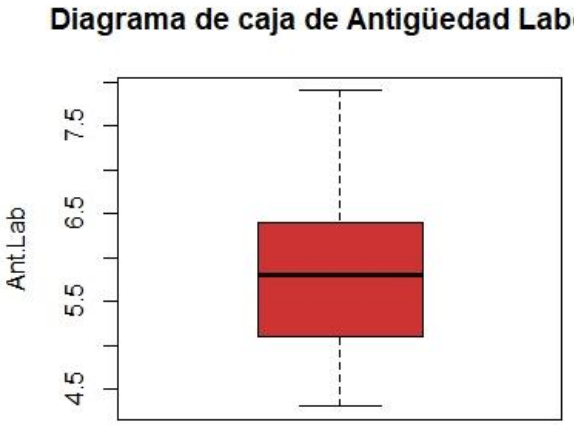


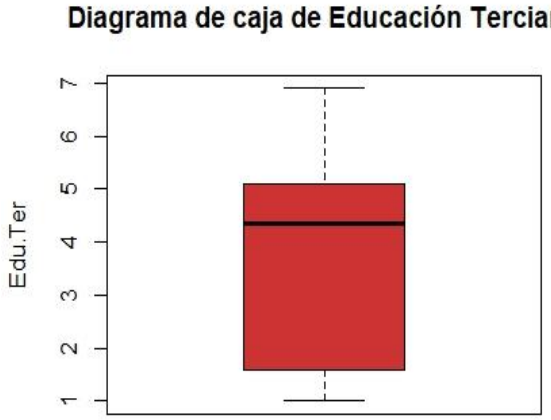


2.1.2.2 – Diagrama de caja









2.1.3 Tabla de frecuencias de variable Ingreso

	clases_Ingreso	Freq	Frec_rel_Ingreso	Frec_por_Ingreso
1	(0.1,0.9]	45	0.3103448	31.03448
2	(0.9,1.7]	54	0.3724138	37.24138
3	(1.7,2.5]	46	0.3172414	31.72414

2.1.4 Conclusiones finales del análisis descriptivo

A continuación, se detallan observaciones generales de cada variable con respecto a los datos y gráficos obtenidos en los puntos anteriores.
La Antigüedad laboral promedio de la muestra es de 5,843 años. Posee una leve distribución asimétrica con sesgo hacia la derecha, esto confirma que el valor de la media se encuentre a la derecha de la mediana (5,8).
La mayor diferencia de antigüedad laboral de la muestra es de 1,3 años, asimismo, el 50% central de los datos tiene una diferencia máxima de 3,6 años.
En cuanto a la dispersión de los datos con respecto a la media se afirma que es baja debido al valor del coeficiente de variación (14,17%). Esta tendencia también se puede observar en el histograma al ver que la frecuencia absoluta de los intervalos está distribuida uniformemente. No obstante, al ver el diagrama de caja de la Antigüedad laboral, se constata que poseer su límite inferior y superior lejos de la media, ocasiona la dispersión ya mencionada, aunque no tenga valores atípicos.

La educación terciaria promedio de la muestra es de 3,758 años. Posee una distribución asimétrica con sesgo hacia la izquierda, lo que confirma que el valor de la media se encuentre a la izquierda de la mediana (4,35).
La mayor diferencia de educación terciaria de la muestra es de 3,5 años, asimismo, el 50% central de los datos tiene una diferencia máxima de 5,9 años.
En cuanto a la dispersión de los datos con respecto a la media se afirma que es media debido al valor del coeficiente de variación (46,97%). Al observar el histograma se constata dicha dispersión y sesgo debido a la presencia de una concentración alta de frecuencias absolutas en el primer intervalo del gráfico. El diagrama de caja también verifica una mayor concentración de los datos por debajo de la media, observando que hay más observaciones del lado del límite inferior. En otras palabras, hay más personas con bajo nivel educativo con respecto al promedio de la muestra.

La cantidad promedio de habitantes en los 150 hogares es de 3,057 habitantes. Posee una distribución casi normal con un muy leve sesgo hacia la derecha, esto lo confirma la baja diferencia que hay entre la media y la mediana (3,0).
La mayor diferencia de cantidad de habitantes por hogar es de menos de una persona (exactamente 0,5), asimismo, el 50% central de los datos tiene una diferencia máxima de 2,4 personas.
En cuanto a la dispersión de los datos con respecto a la media se afirma que es baja debido al valor del coeficiente de variación (14,26%). Al observar el histograma se constata dicha dispersión debido a la alta concentración de frecuencias absolutas en los intervalos centrales del gráfico, así como también la baja concentración de observaciones en los intervalos extremos. El diagrama de caja de Habitantes constata lo dicho anteriormente, observando que hay cantidades uniformes de observaciones en

torno a la media de la muestra. Y también que existe un leve sesgo debido a la existencia de valores atípicos evidenciados fuera de ambos límites.

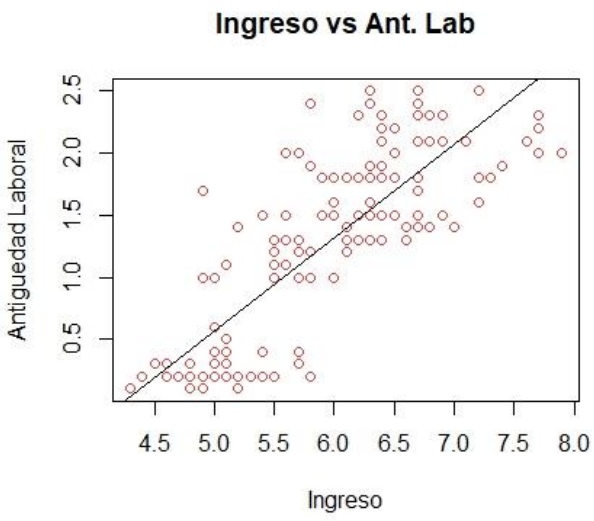
El Ingreso promedio de las observaciones del dataset es de $11.990. En cuanto a la mayor diferencia de Ingreso la misma es de $15.000, asimismo, el 50% central de los datos tiene una diferencia máxima de $24.000.
Posee una distribución muy similar a la variable Educación terciaria, es por esto que los histogramas y diagramas de caja también coinciden en su representación. De todas formas, la variable Ingreso tiene más personas representadas por encima de la media, es por esto que su coeficiente de variación es mayor (63,56%).
Si se observa la tabla de frecuencias de la variable Ingreso, también se ve que, si se divide a la variable en 3 partes iguales, el intervalo central (de $9.000 a $17.000) es el que tiene mayor representación con un 37,24% de los 150 ingresos observados. No obstante, las apariciones de algunos ingresos altos ratifican que haya una leve mayor concentración en el tercio superior con una representación de un 31,72%, mientras que el tercio inferior es representado por un 31,03%.

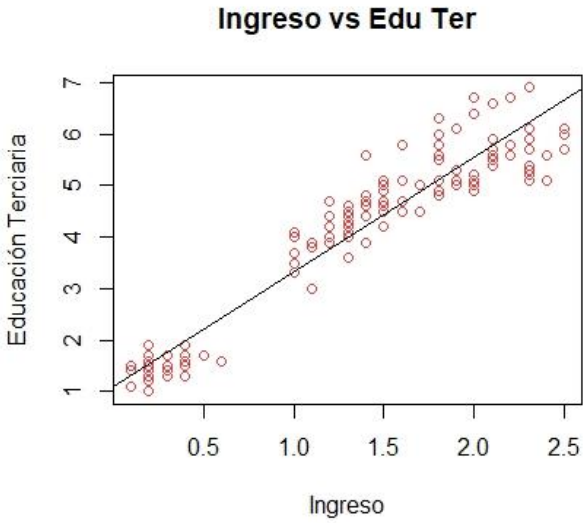
2.2 Análisis de correlación

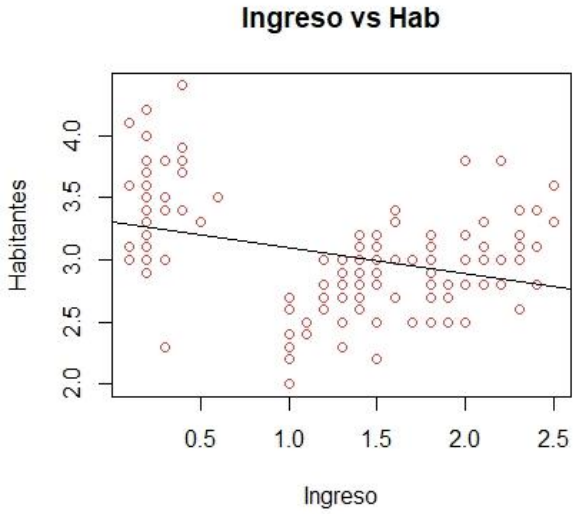
2.2.1 Tabla con coeficientes de correlación entre variables cuantitativas

	Ant.Lab	Hab	Edu.Ter	Ingreso
Ant.Lab	1.0000000	-0.1175698	0.8717538	0.8179411
Hab	-0.1175698	1.0000000	-0.4284401	-0.3661259
Edu.Ter	0.8717538	-0.4284401	1.0000000	0.9628654
Ingreso	0.8179411	-0.3661259	0.9628654	1.0000000

2.2.2 Gráficos de dispersión







2.2.3 Conclusiones finales del análisis de correlación

A continuación, se detallan observaciones generales de la relación que hay entre la variable Ingreso y las restantes variables cuantitativas.

En la muestra de observaciones hay una correlación lineal positiva entre la variable Ingreso y Antigüedad Laboral, la misma está representada en el gráfico de dispersión con una recta de pendiente positiva que pasa por el centro de los datos. Esta relación también es comprobada con el valor obtenido en la tabla de correlación, el coeficiente tiene un valor de 0,818.

En otras palabras, es probable que una persona que tenga más años de Antigüedad laboral obtenga un Ingreso mayor con respecto a una persona que tenga menor Antigüedad laboral.

Las variables Ingreso y Educación Terciaria también tienen una correlación lineal positiva, pero es más intensa que la de Ingreso y Antigüedad Laboral, ya que los datos representados en el gráfico de dispersión se ubican en coordenadas muy similares y están más alineados con la recta central. El coeficiente de correlación obtenido de la tabla de correlación es de 0,963.

En resumen, cuantos más años de educación terciaria tenga una persona la probabilidad de que aumente su Ingreso es alta.

En lo que respecta a la relación entre Ingreso y Habitantes, se considera que hay puntos dispuestos alrededor de una recta, es decir, hay correlación lineal, pero la pendiente de dicha recta es negativa. Asimismo, se observa que el coeficiente de la pendiente de la recta es bajo debido a que hay una gran dispersión de las observaciones. Si se observa la tabla de coeficientes de correlación, el valor para la dicha relación es de -0,366, confirmando también lo comentado anteriormente.

Por lo cual, se puede explicar que si hay más habitantes promedio en un hogar el Ingreso del mismo va a ser menor que el de un hogar que tiene menos habitantes.

2.3 – Análisis de la variable categórica

2.3.1 - Tabla de frecuencias absolutas relacionando Ingreso y NivelS.E

	Alto	Bajo	Medio	Sum
Entre 1 y 2	27	0	50	77
Mayor a 2	23	0	0	23
Menor a 1	0	50	0	50
Sum	50	50	50	150

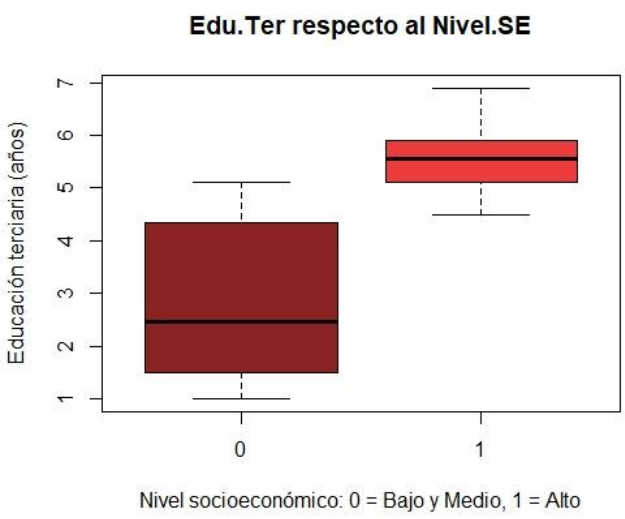
2.3.2 - Tabla de frecuencias porcentuales relacionando Ingreso y NivelS.E

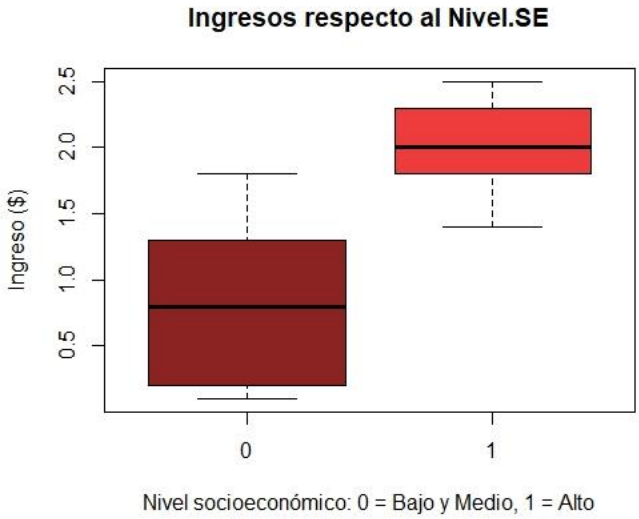
	Alto	Bajo	Medio	Sum
Entre 1 y 2	35	0	65	100
Mayor a 2	100	0	0	100
Menor a 1	0	100	0	100

2.3.3 - Tabla de frecuencias absolutas para Nivel S.E Alto y las que no son de Nivel S.E Alto

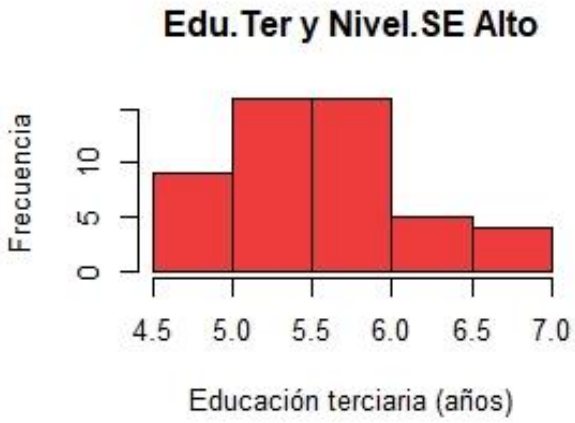
	Alto	Bajo	Medio	Sum
0	0	50	50	100
1	50	0	0	50
Sum	50	50	50	150

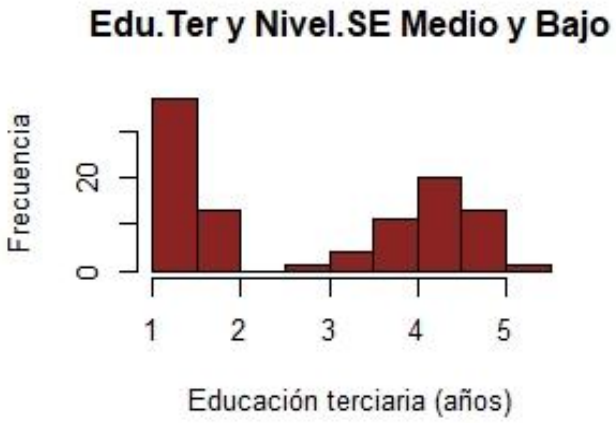
2.3.4 Diagramas de cajas

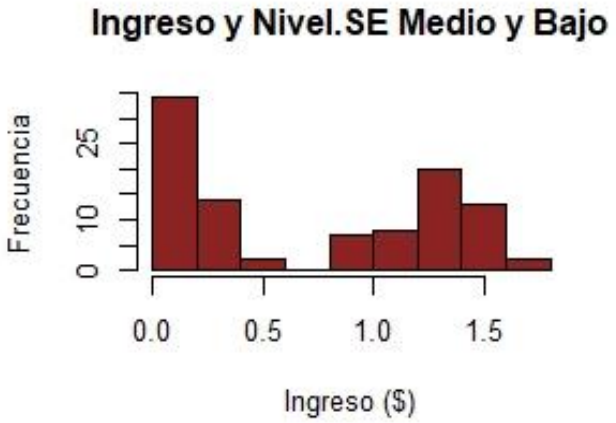




2.3.5 Histogramas







2.3.6 - Conclusiones finales de los datos obtenidos

A continuación, se realizan observaciones de los datos obtenidos en las tablas y los gráficos representados en los puntos anteriores.

Cuando se contrastan las variables Ingreso y Nivel socioeconómico, se observa que el 100% de las personas que tienen un Ingreso mayor a $20.000 pertenecen al Nivel socioeconómico Alto, y que el 100% de las personas que perciben un Ingreso menor a $10.000 pertenecen al Nivel socioeconómico Bajo. En cambio, cuando los ingresos son entre $10.000 y $20.000, el 35% son de Nivel socioeconómico Alto y el restante 65% son de Nivel socioeconómico Medio. Es decir, que existe más probabilidad de que las personas pertenezcan a un Nivel socioeconómico Medio o Bajo que al Alto.

En lo que respecta a la distribución de los datos, hay una mayor concentración de frecuencias dentro del grupo que es de Nivel socioeconómico Medio o Bajo ya que representan a 100 observaciones de las 150 del dataset. Asimismo, dentro dicho grupo también se constata la proporción mencionada anteriormente observando las áreas de los diagramas de caja de Ingreso respecto al Nivel.SE. Al ver los histogramas se visualiza la existencia de una asimetría hacia la derecha, lo cual confirma que haya más observaciones por encima de la media.

En cuanto al contraste de la variable Educación terciaria y Nivel socioeconómico se observa que hay un comportamiento similar al análisis anterior con respecto a la distribución de los datos. De todas formas, se constata mediante la observación del área del diagrama de caja que hay una mayor ausencia de frecuencias absolutas dentro del Nivel socioeconómico Alto con respecto al Ingreso. Es decir, que una persona que tiene un Ingreso y Nivel socioeconómico Alto, no siempre tiene un nivel de Educación terciaria alta.

2.4 – Regresión Lineal

Dada la ciencia en la que estamos abordando el análisis decidimos trabajar con un nivel de α=0,10.

Con la finalidad de observar el modelo con todas las variables del dataset decidimos correr la siguiente regresión la cual denominamos *reg1*.

2.4.1 - Comentarios reg1:

```
> reg1   <- lm(Ingreso ~ Ant.Lab+Hab+Edu.Ter+Bajo_dum+Alto_dum , data = datos,subset = train)
>
> summary(reg1)

Call:
lm(formula = Ingreso ~ Ant.Lab + Hab + Edu.Ter + Bajo_dum + Alto_dum,
    data = datos, subset = train)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.64158 -0.06973  0.00941  0.07924  0.42620

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  0.12670    0.21172   0.598 0.550933
Ant.Lab     -0.08490    0.05306  -1.600 0.112775
Hab          0.20481    0.05851   3.500 0.000698 ***
Edu.Ter      0.26843    0.06057   4.432 2.42e-05 ***
Bajo_dum    -0.55894    0.15464  -3.615 0.000475 ***
Alto_dum     0.39708    0.06924   5.735 1.06e-07 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 0.1747 on 99 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9508,    Adjusted R-squared:  0.9483
F-statistic: 382.9 on 5 and 99 DF,  p-value: < 2.2e-16

>
> vif(reg1)
  Ant.Lab       Hab   Edu.Ter  Bajo_dum  Alto_dum
 6.372053  2.033599 36.517994 17.426013  3.763281
>
```

- Prueba F-statistic: Esta prueba de hipótesis nos plantea si los coeficientes de la regresión son 0, la cual rechaza y nos indica que al menos un coeficiente es distinto de 0. Como vemos en la salida de RStudio, todos los coeficientes de las variables explicativas son ≠0
- Variables no significativas a un nivel de α=0,10.
- Problemas de multicolinealidad[1].
  Variables predictoras: Ant.Lab, Edu.Ter y Bajo_dum con VIF > 5.

[1] Hay multicolinealidad cuando existe una alta correlación entre las variables explicativas. Se calcula a través del factor de inflación de la varianza

Dado los comentarios de Reg.1 y lo ineficiente[2] que sería correr manualmente otras regresiones hasta llegar a una versión óptima, decidimos llegar a la regresión final aplicando un método automático de selección de atributos: Backward selection.

Aplicar el método automático en RSTUDIO nos otorga exactamente el mismo modelo que reg1.
Dada esta situación generamos la regresión número 2, llamada reg2 en la cual descartamos aquellas variables no significativas a un α=0,10, las mismas son: Ant.Lab y Edu.Ter.

```
> reg2  <- lm(Ingreso ~ Hab+Bajo_dum+Alto_dum , data = datos,subset = train)
>
> summary(reg2)

Call:
lm(formula = Ingreso ~ Hab + Bajo_dum + Alto_dum, data = datos,
    subset = train)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.54861 -0.10304 -0.00304  0.09656  0.39696

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  0.57806    0.15989   3.615  0.00047 ***
Hab          0.27217    0.05645   4.822 5.04e-06 ***
Bajo_dum    -1.26481    0.05806 -21.785  < 2e-16 ***
Alto_dum     0.66290    0.04636  14.299  < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 0.1925 on 101 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9391,    Adjusted R-squared:  0.9373
F-statistic: 519.2 on 3 and 101 DF,  p-value: < 2.2e-16

>
> vif(reg2)
     Hab Bajo_dum Alto_dum
1.559165 2.023532 1.389625
>
```

[2] 5 ^2 = 100 combinaciones diferentes de modelos.

2.4.2 - Comentarios Reg2

Análisis Summary Reg2

- Sintaxis

$$Y = \beta 0 + \beta 1.X1 + \beta 2.X2 + \beta 3.X3 + \beta 4.\ X4$$

- Función

$$Ingreso = 0{,}57806 + 0{,}27217 * Hab - 1{,}26481 * Bajo\_dum + 0{,}66290 * Alto\_dum$$

- Prueba F-statistic: El estadístico F tomó un valor cercano a 0, esto nos indica que existe relación entre la respuesta y los predictores.

- t value s. Nos muestra los valores del estadístico (t-student) para cada variable explicativa la cual nos sirve como dato para la prueba de hipótesis.

- Pr(>| t |)

  Los pvalues individuales son menores a 0,10 la cual nos indica que todas las variables predictoras están relacionados a nuestra variable Y=Ingreso.

  Esto indica que todas las variables son significativas a un nivel de α=0,10.

- R2 reg1 0,9508 Vs. R2 reg2= 0,9391.
  Habiendo quitado 2 variables explicativas no se advierte una diferencia significativa, es decir la bondad de ajuste de un modelo con 5 variables difiere muy poco respecto al modelo con 3 variables.
  Concluimos que es aceptable perder bondad de ajuste para que en nuestro modelo todas nuestras variables sean significativas.

- R2 ajustado reg1 =0,9483 Vs. R2 ajustado reg2= 0,9373
  Este dato sirve para comparar dos modelos y observamos que tampoco presenta una diferencia significativa.

- Sin problemas de multicolinealidad.
  En todas las variables predictoras VIF < 5

- ECM en Train = 0.03564802
  ECM en Test = 0.02409314

  El error cuadrático medio disminuye en test, es decir el modelo tiene menos error en la base de test.

- r2 Es la proporción de la variabilidad de la variable explicada que el modelo logra explicar.

  r2 en Train = 0.9391004
  r2 en Test = 0.9594645

  r2 en Test mejora respecto a la base de Train, con este dato podríamos concluir que nuestro modelo no presenta problemas de overfitting.

2.4.3 Interpretación y conclusiones del modelo.

Ejemplo de predicción

- ¿Cuál es el ingreso de una persona con una cantidad de 3 Habitantes, y un NSE Alto?

Ingreso = 0,57806 + 0,27217 ∗ Hab -1,26481 ∗ Bajo_dum + 0,66290 ∗Alto_dum

Ingreso= 0.57806 + 0.27217*(3) -1.26481*(0) + 0.66290*(1)
Ingreso= 2.05747 x (10.000) = $20.574,7

Interpretaciones

- Alto_dum=1

Ingreso = 0,57806 + 0,27217∗ Hab -1,26481∗ Bajo_dum + 0,66290 ∗(1)

Una persona de NSE alto tiene + 0.66290 de ingreso respecto a una persona de NSE medio dejando todo lo demás constante.

- Variable Hab = 0,27217*Hab

El aumento en una unidad en la variable Hab, dejando las demás variables constantes provoca un aumento en el ingreso.

2.4.4 - Conclusiones finales de Regresión Lineal:

El modelo de regresión lineal generado apela al principio de parsimonia, el cual hace relación a que un modelo sencillo como este, puede explicar la realidad relativamente bien.
Esto es consecuencia de:

- La bondad de ajuste que presenta nuestro modelo con un r2 en nuestra base de test de 0,96 aproximadamente.
- El uso de 3 variables explicativas.

3 - Parte 2

3.1 Regresión Logística

Con la finalidad de observar el modelo con todas las variables del dataset decidimos correr la siguiente regresión la cual denominamos, glm.fit.

```
>
> summary(glm.fit)

Call:
glm(formula = Alto_dum ~ Ingreso + Ant.Lab + Hab + Edu.Ter, family = binomial,
    data = datos[train, ])

Deviance Residuals:
     Min        1Q    Median        3Q       Max
-1.84565  -0.00216   0.00000   0.00459   1.72877

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  -36.642     22.079  -1.660   0.0970 .
Ingreso       14.959      8.912   1.679   0.0932 .
Ant.Lab       -2.433      2.276  -1.069   0.2851
Hab           -5.165      4.657  -1.109   0.2674
Edu.Ter        8.383      4.284   1.957   0.0503 .
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 136.271  on 104  degrees of freedom
Residual deviance:  10.918  on 100  degrees of freedom
AIC: 20.918

Number of Fisher Scoring iterations: 11

>
> vif(glm.fit)
 Ingreso  Ant.Lab      Hab  Edu.Ter
2.550366 1.866868 2.365468 2.230165
>
```

Comentarios Glm.fit:

- Variables no significativas a un nivel de α=0,10.
- Sin problemas de multicolinealidad.
  En todas las variables predictoras VIF < 5

Por las mimas razones que en regresión lineal, corremos método automático de selección de atributos: Backward selection la cual nos otorga la siguiente regresión logística, denominada: glm.fit.back

```
> summary(glm.fit.back)

Call:
glm(formula = Alto_dum ~ Ingreso + Hab + Edu.Ter, family = binomial,
    data = datos[train, ])

Deviance Residuals:
     Min        1Q    Median        3Q       Max
-1.61562  -0.00181   0.00000   0.00220   1.81319

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  -42.224     22.313  -1.892   0.0584 .
Ingreso       17.350     10.187   1.703   0.0885 .
Hab           -6.829      4.798  -1.423   0.1546
Edu.Ter        6.646      3.597   1.848   0.0647 .
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 136.271  on 104  degrees of freedom
Residual deviance:  12.377  on 101  degrees of freedom
AIC: 20.377

Number of Fisher Scoring iterations: 11

> vif(glm.fit.back)
 Ingreso      Hab  Edu.Ter
4.050255 3.741474 2.458211
```

Comentarios Glm.fit.back:

- Variables Hab no significativas a un nivel de α=0,10.
- Sin problemas de multicolinealidad.
  En todas las variables predictoras VIF < 5

Dado que tenemos una variable predictora, Hab no significativa a un nivel de α=0,10 decidimos quitarla y realizar una nueva regresión logística la cual denominamos: glm.fit2

```
> summary(glm.fit2)

Call:
glm(formula = Alto_dum ~ Ingreso + Edu.Ter, family = binomial,
    data = datos[train, ])

Deviance Residuals:
     Min        1Q    Median        3Q       Max
-1.58094  -0.02472   0.00000   0.01654   1.89091

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  -41.134     13.667  -3.010  0.00261 **
Ingreso        9.929      3.973   2.499  0.01244 *
Edu.Ter        5.033      2.166   2.324  0.02015 *
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 136.271  on 104  degrees of freedom
Residual deviance:  16.105  on 102  degrees of freedom
AIC: 22.105

Number of Fisher Scoring iterations: 10

> vif(glm.fit2)
 Ingreso  Edu.Ter
1.046157 1.046157
```

Comentarios Glm.fit2:

- Todas las variables predictoras son significativas a un nivel de α=0,10.
- Sin problemas de multicolinealidad.
  En todas las variables predictoras VIF < 5
- Sintaxis

$$p\,(X) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 . X_1 + \beta_2 . X_2}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 . X_1 + \beta_2 . X_2}}$$

- Función

$$p\,(\text{Alto\_dum}\,) = \frac{e^{-41.134+9.929*Ingreso\,+\,5.033*Edu.Ter}}{1\,+\;e^{-41.134+9.929*Ingreso\,+\,5.033*Edu.Ter}}$$

- Null deviance: Nos indica cuanto nuestro modelo está explicando.

- Residual deviance: Nos indica cuanto nuestro modelo no está explicando.

Observamos que es relativamente poco lo que no puede explicar nuestro modelo.

Si comparamos glm.fit y glm.fit2 la variación de Residual Deviance es relativamente pequeña, pasó de 10,918 a 16,105.
Dicho en otras palabras, sacrificamos capacidad explicativa para que nuestro modelo trabaje con menos variables, es decir, le quitamos complejidad.

Una vez llegado al nuestro modelo optimo realizamos la predicción en nuestra base de test.

Interpretación:

En el modelo de regresión logística, los efectos de las variables explicativas sobre la variable dependiente no son lineales, pero podemos concluir lo siguiente:
Como el signo es positivo el aumento de nuestra X1, Ingreso, se asociará a un aumento de que la probabilidad suba.
Pasa lo mismo con nuestra X2, Edu.Ter.

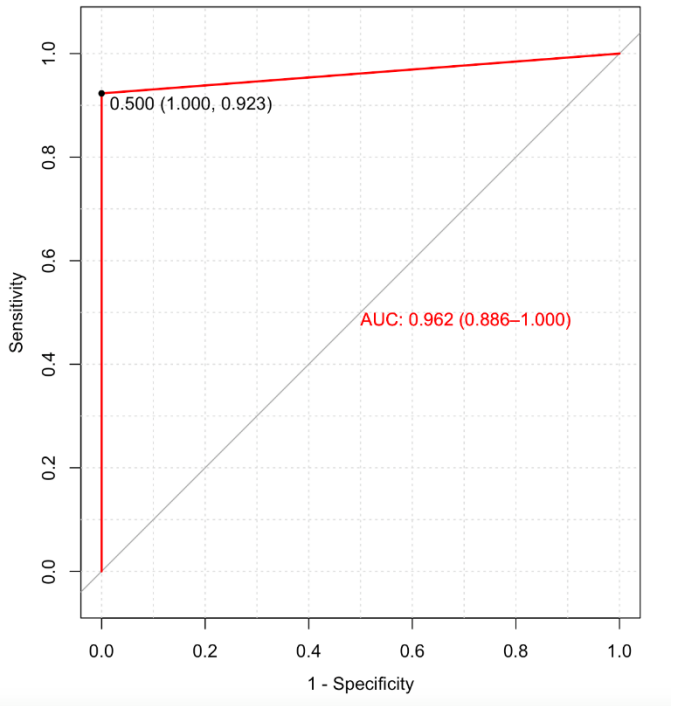
Evaluación del modelo en Test.

```
> datos$Alto_dum_pred_test <- ifelse(datos$Alto_dum_pred > 0.5, 1, 0)
> table(datos$Alto_dum_pred_test[test])

 0  1
33 12
> addmargins(table(datos$Alto_dum_pred_test[test], datos$Alto_dum[test]))

       0  1 Sum
  0   32  1  33
  1    0 12  12
  Sum 32 13  45
> # Precisión
> (12+32)/45
[1] 0.9777778
> # Especificidad
> 32/32
[1] 1
> # Sensitividad
> 12/13
[1] 0.9230769
> # Tasa de error
> (0+1)/45
[1] 0.02222222
>
```

Curva ROC – Punto de corte 0,5



Comentarios Finales:

Bondad de ajuste:

Especificidad= 1
Es la probabilidad de predecir un fracaso entre los fracasos.

Sensitividad = 0,9230769
Es la probabilidad de predecir un éxito entre los éxitos.

Observamos que contamos con un modelo relativamente bueno ya que la Especificidad es igual a uno y la sensitividad es muy cercana a 1.

Otro dato importante es el AUC= 0,962 que presenta nuestra curva ROC, considerando que un modelo perfecto tendría que tener un área bajo la curva de 1.

3.2 Modelo de Árbol de clasificación

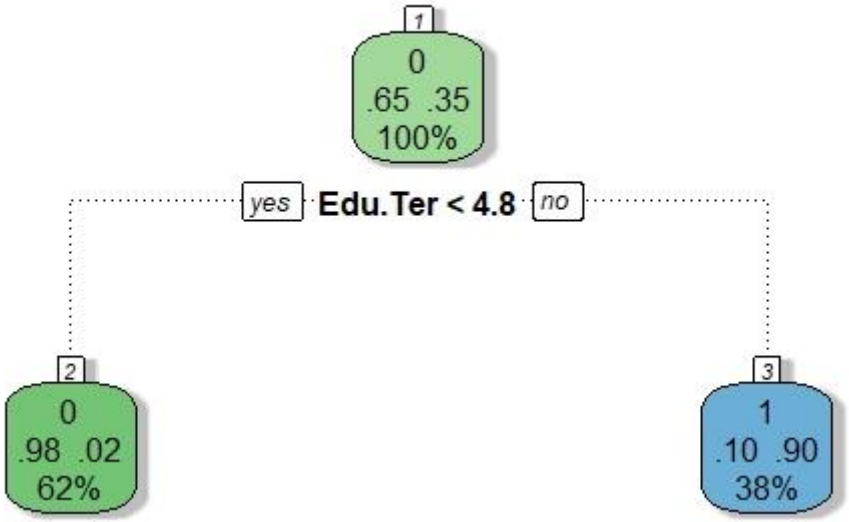
El objetivo de la elaboración del modelo de árbol es predecir cuándo un hogar es de nivel socioeconómico Alto.

Para ello, luego de realizar el correspondiente preámbulo, creamos la variable dummy que deseamos predecir: Alto_dum para la variable categórica Nivel S.E.

Luego creamos el dataset de training y testing, eliminando las variables individuales ID y Nivel S.E, teniendo en cuenta que la variable ID no aporta ningún dato relevante y la variable Nivel Socioeconómico la que deseamos predecir.

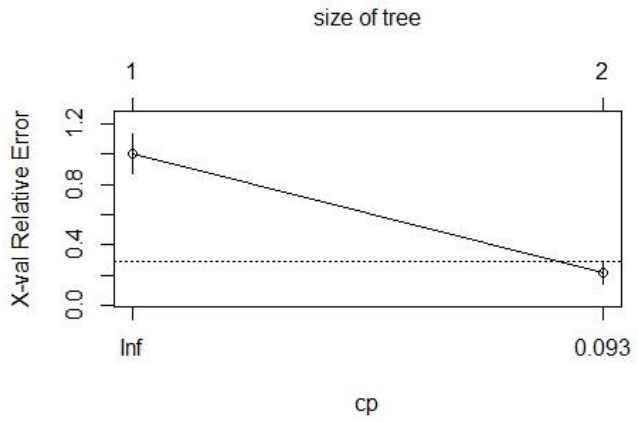
Posteriormente separamos el dataset en 70% de los datos para train y el 30% restante para test, con el fin de lograr un modelo de árbol de clasificación comparable con el modelo de regresión logística.

A continuación, estimamos nuestro primer modelo en training, bajo el método "class" correspondiente a clasificación, obteniendo el siguiente gráfico del árbol de clasificación:



De dicho árbol podemos concluir que el 38% de los hogares de la muestra tienen un nivel de educación terciaria mayor a 4,8 años y pertenecen al nivel socioeconómico alto, con un 10% de probabilidad de error. El 62 % de los hogares de la muestra presentan una educación terciaria menor a 4,8 años y pertenecen a un nivel socioeconómico bajo o medio, con un 2% de error.

Graficamos y analizamos la performance del modelo vs la complejidad:



Del gráfico concluimos que el mejor modelo de árbol debe contener 2 nodos,

cp= 0,093 ya que presente una tasa de error similar al mejor error, por lo tanto, comprendemos que nuestro árbol no debe continuar podándose.

Determinamos las reglas inducidas por el árbol:

Rule number: 3 [Alto_dum=1 cover=40 (38%) prob=0.90]

Edu.Ter>=4.75

Rule number: 2 [Alto_dum=0 cover=65 (62%) prob=0.02]

Edu.Ter< 4.75

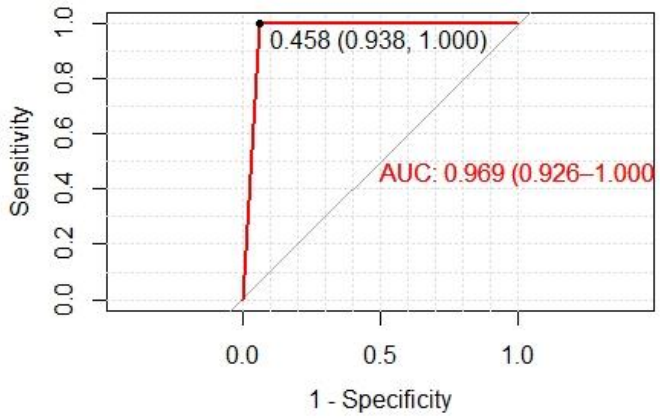
Las reglas extraídas del árbol inicial concuerdan con la lectura realizada del mismo.

El 38% del total de observaciones en train, correspondiente a 40 observaciones, tienen una educación terciaria mayor a 4,75 años y representan hogares con NSE Alto, con un error del 10%.

El 62% del total de observaciones en train, correspondiente a 65 observaciones, tienen una educación terciaria menor a 4,75 años y no son hogares con NSE Alto, con un error del 2%

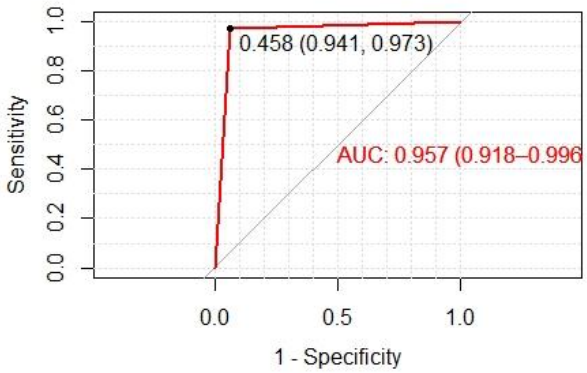
Teniendo nuestro árbol definido, procedemos a realizar la predicción del modelo sobre todo el dataset, graficamos la curva ROC en test y en train y hallamos las áreas debajo de sus respectivas curvas con el fin de evaluar la bondad de ajuste.

Curva ROC en Test:



El valor es aceptable, el modelo tiene buena bondad de ajuste.

Curva ROC en Train:



Comparando las AUC obtenidas en train y test, observamos que no hay indicio de overfitting, no habría sobreajuste de datos.

Realizamos la matriz de confusión utilizando como punto de corte la probabilidad 0,5 y obtenemos los siguientes resultados:

	0	1	Sum
FALSE	30	0	30
TRUE	2	13	15
Sum	32	13	45

De acuerdo a la tabla de confusión obtenida observamos que:
El modelo predijo que 30 hogares no tenían NSE alto, y efectivamente no lo tenían.
El modelo predijo correctamente los hogares que no tenían NSE alto, no se encuentran valores falsos negativos.
El modelo predijo que 13 hogares tenían NSE alto, y efectivamente lo tenían.
El modelo predijo que 2 hogares tenían NSE alto, pero en realidad no lo tenían.

A partir de la tabla realizamos los cálculos correspondientes:
Precisión = (13+30)/45 = 0,9555556

Sensibilidad = 13/13 = 1

El modelo logra un valor perfecto de sensibilidad, lo cual nos indica la excelente capaci dad del modelo de estimar hogares de Nivel Socioeconómico alto a los hogares que rea lmente cumplen con esta condición, la proporción de hogares con alto nivel socioeconó mico está correctamente identificada.

Especificidad = 30/32 = 0,9375

El modelo logra una alta especificidad, lo cual nos indica la buena capacidad del model o de estimar hogares que no tienen Nivel Socioeconómico Alto a los hogares que realm ente tienen niveles SE inferiores; proporción de niveles socioeconómicos inferiores cor rectamente identificados.

Tasa de error = (0+2)/45 = 0,04444444

Se encuentra una tasa de error de clasificación minimizada.

3.3 Conclusión sobre los resultados y selección del mejor modelo

Para llevar adelante la selección del mejor modelo entre Regresión Logística vs. Árbol de clasificación, no deseamos realizarlo de manera absoluta ya que entendemos que podría haber causas que relativicen nuestra decisión. Estas radican en la explicación estadística-matemática que tiene cada algoritmo de fondo y a quien se la tengamos que explicar.
Comentado esto, realizamos la selección del mejor modelo considerando dos dimensiones:

1) Complejidad del algoritmo: Independiente del resultado en la bondad de ajuste es más sencillo explicar el modelo de Clasificación de Árboles.
2) Bondad de ajuste de cada modelo.

2.a) Bondad de ajuste la Regresión Logística

AUC Curva Roc Regresión Logística Test = 0,962
Especificidad= 1
Sensitividad = 0,9230769
Tasa de error= 0,02222222

2.b) Bondad de ajuste la Clasificación de Arboles

AUC Curva Roc Clasificación de Arboles Test = 0,969
Especificidad= 0,9375
Sensitividad = 1
Tasa de error = 0,04444444

Si bien el modelo de Regresión Logística presenta menos tasa de error y mayor especificidad, el modelo de Clasificación de Arboles presenta mayor AUC y mejor sensitividad.
Realizando un trade-off, entre la complejidad de modelo y bondad de ajuste nos parece lo más acertado seleccionar el modelo de Clasificación de Árboles.

4 – Parte 3

4.1 Modelo K-MEANS

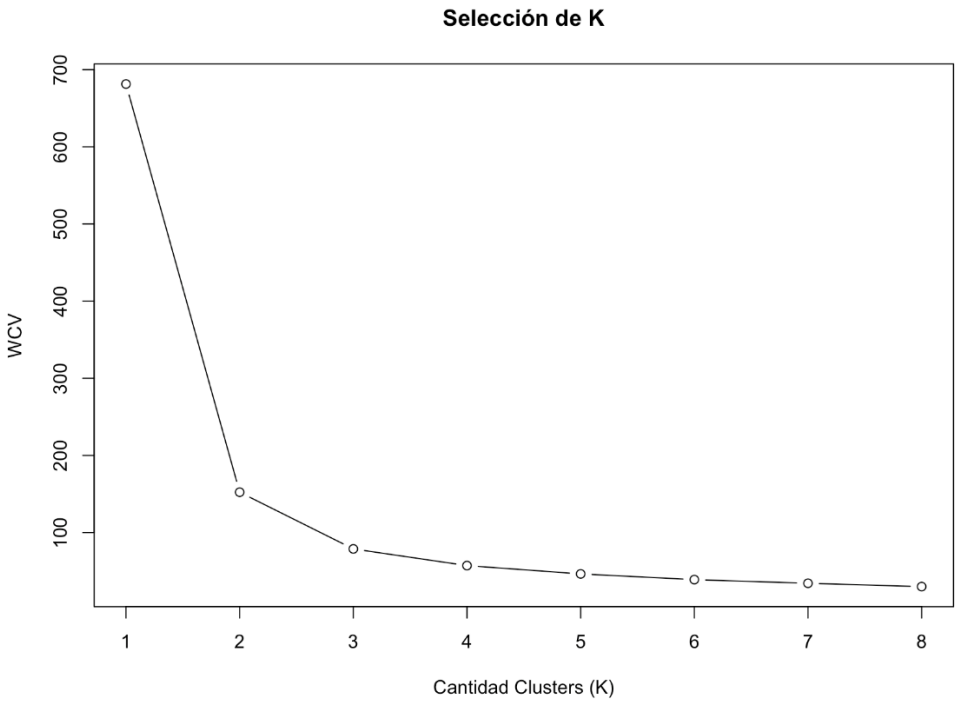
- Estandarización

En este caso observamos que todas nuestras variables presentan diferente unidad de medida y escalas. Dada esta situación estandarizamos las variables para evitar la influencia de la unidad de medida.

- Selección de K (contexto y WCV)

Contexto, dada la ciencia en la que estamos trabajando, en este caso el desarrollo de un modelo que clasifique el NSE, intuimos que una discriminación básica para esta variable derivara en al menos 3 conjuntos: NSE Alto, Medio y Bajo.

Teniendo esta percepción tratamos de validarlo con el apoyo de Rstudio realizando un gráfico que nos indique la variación del WCV al agregar un cluster adicional.




```
> wcv <- sapply(1:8 , function(k){kmeans(datoskm,k,nstart=25, iter.max=8)$tot.withinss})
> wcv
[1] 681.37060 152.34795  78.85144  57.22847  46.44618  39.03999  34.29823  29.98894
>
```

El grafico “Selección de K” nos valida nuestra percepción por lo que avanzamos el modelo con K=3.
El trade off entre el WCV y agregar un conjunto adicional no es relevante.

- Interpretación de los clusters.

```
> km_3_NSE <- kmeans(scale(datoskm), 3, nstart = 25)
> km_3_NSE
K-means clustering with 3 clusters of sizes 50, 53, 47

Cluster means:
      Ant.Lab         Hab    Edu.Ter    Ingreso
1 -1.01119138  0.85041372 -1.3006301 -1.2507035
2 -0.05005221 -0.88042696  0.3465767  0.2805873
3  1.13217737  0.08812645  0.9928284  1.0141287

Clustering vector:
  1   2   3   4   5   6   7   8   9  10  11  12  13  14  15  16  17  18  19  20  21  22
  1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1
 23  24  25  26  27  28  29  30  31  32  33  34  35  36  37  38  39  40  41  42  43  44
  1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   1
 45  46  47  48  49  50  51  52  53  54  55  56  57  58  59  60  61  62  63  64  65  66
  1   1   1   1   1   1   3   3   3   2   2   2   3   2   2   2   2   2   2   2   2   3
 67  68  69  70  71  72  73  74  75  76  77  78  79  80  81  82  83  84  85  86  87  88
  2   2   2   2   3   2   2   2   2   3   3   3   2   2   2   2   2   2   2   3   3   2
 89  90  91  92  93  94  95  96  97  98  99 100 101 102 103 104 105 106 107 108 109 110
  2   2   2   2   2   2   2   2   2   2   2   2   3   2   3   3   3   3   2   3   3   3
111 112 113 114 115 116 117 118 119 120 121 122 123 124 125 126 127 128 129 130 131 132
  3   3   3   2   2   3   3   3   3   2   3   2   3   2   3   3   2   3   3   3   3   3
133 134 135 136 137 138 139 140 141 142 143 144 145 146 147 148 149 150
  3   2   2   3   3   3   2   3   3   3   2   3   3   3   2   3   3   2

Within cluster sum of squares by cluster:
[1] 47.35062 44.08754 47.45019
 (between_SS / total_SS =  76.7 %)

Available components:

[1] "cluster"      "centers"      "totss"        "withinss"     "tot.withinss"
[6] "betweenss"    "size"         "iter"         "ifault"
>
```

```
> aggregate(datoskm, by=list(cluster=km_3_NSE$cluster), mean)
  cluster  Ant.Lab      Hab  Edu.Ter  Ingreso
1       1 5.006000 3.428000 1.462000 0.246000
2       2 5.801887 2.673585 4.369811 1.413208
3       3 6.780851 3.095745 5.510638 1.972340
>
```

Comentarios:

- Cluster 1, 50 observaciones – WCV 47,35062
  Cluster 2, 53 observaciones – WCV 44,08754
  Cluster 3, 47 observaciones – WCV 47,45019
  WCV entre Clusters no presenta variaciones significativas.

- El mejor cluster es el número 3 y el peor el 2. Esto lo determinamos en relación al WCV.

- Con k=3 explicamos el 76.7 de la volatilidad en los datos.

- Nombramiento de Clusters
  Cluster 1 - NSE Bajo
  Cluster 2 - NSE Medio
  Cluster 3 - NSE Alto

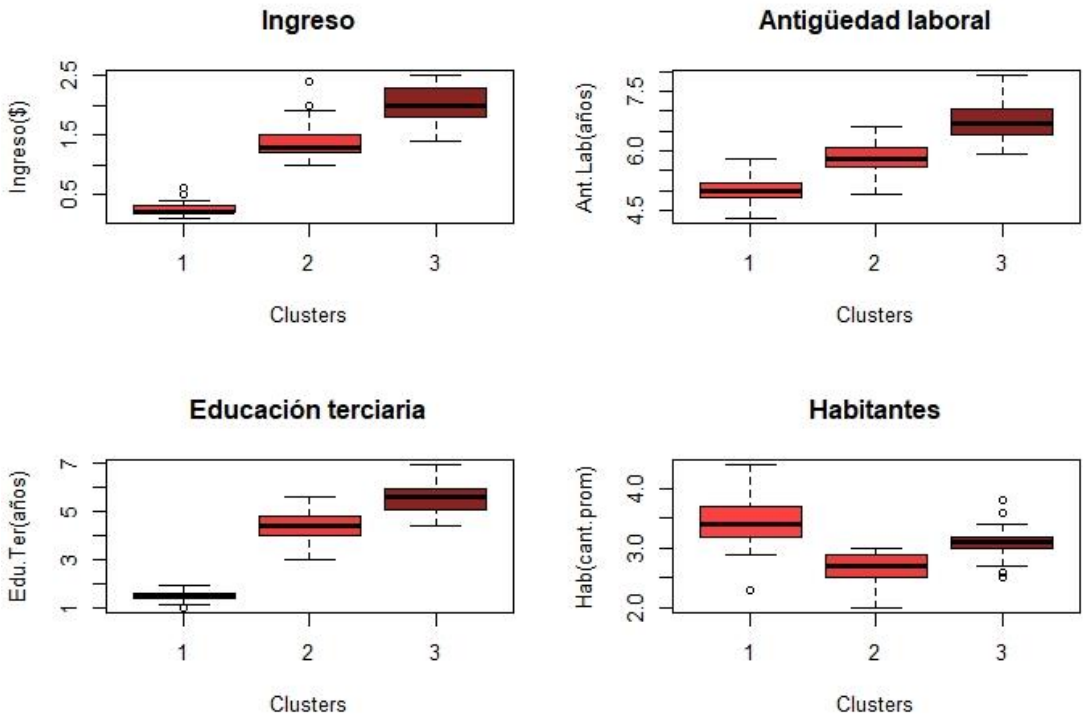
Justificación:

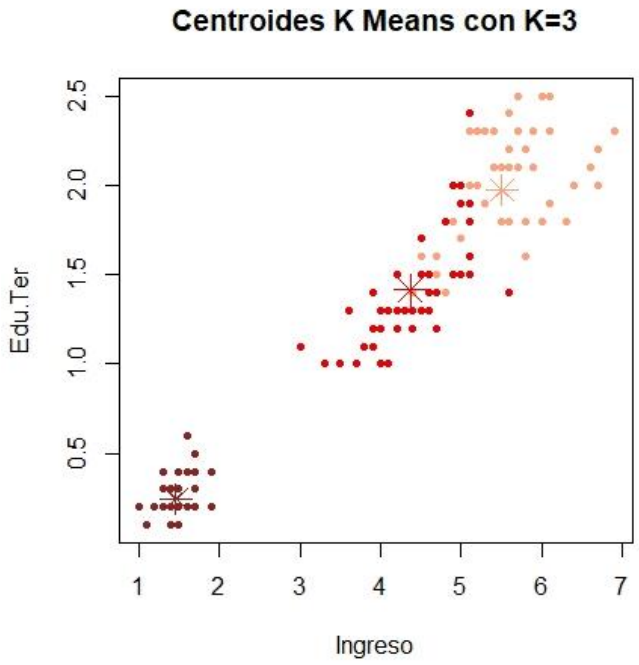
Como punto de partida notamos que el conjunto que presenta valores superiores o en el entorno al promedio en todas las variables es el grupo 3, el cual nos sugiere que el conjunto 3 es el NSE alto.
Quedando dos conjuntos 1 y 2, entendemos que el que tenga mejores promedios de ambos clusters determinara ser el NSE Medio

Para leerlo con mayor facilidad desnormalizamos los datos y notamos que nuestra lectura inicial esta correcta.

El conjunto 3 representa valores superiores en todas las variables, esto nos indica que es conjunto de NSE Alto, el que lo sigue es el conjunto 2, el cual denominamos NSE Medio y como último el conjunto 1 lo denominamos NSE Bajo

Diagramas de caja





4.1.1 - Conclusión final:

Los diagramas de caja refuerzan nuestro nombramiento a los conjuntos, es la misma información con una visualización diferente.

La caja de Ingresos y Educación Terciaria nos otorga una información que parece ser intuitiva Mayor Nivel SE, mayor ingreso. Mayor cantidad de años de estudio en educación terciaria, mayor nivel SE.

Antigüedad laboral no parecía ser tan intuitiva pero valida la misma tendencia, a mayor promedio en cantidad de años trabajados en el hogar, mayor NSE.
La variable Cantidad de habitantes promedio en el hogar parece contrastar correctamente con los datos demográficos y tendencias en que los hogares con NSE bajo son los que tienen en promedio mayor cantidad de habitantes.

En su conjunto observamos que el NSE Alto en 3 variables: Ingreso, Edu. Ter y Ant. Lab está por encima del resto, lo contrario sucede con el NSE bajo.

5 – Script

```
#=====================================================================
# Universidad ORT Uruguay
# Facultad de Administración y Ciencias Sociales
# Obligatorio de Analítica de Negocios y Big Data
# Docente: Mag. Guillermo Magnou
# Estudiantes: Cinthia Amorin - Nº 188817, Guillermo Trifoglio - Nº 162229, Cecilia Machado - N°213640
#=====================================================================
#************
# PARTE UNO
#************
#=====================================================================
# Inicio de preámbulo

# Borrar toda al memoria de trabajo
rm(list=ls())

# Cargamos librerías
library(rio)
library(tidyverse)
library(ggplot2)
library(AppliedPredictiveModeling)
library(caret)
library(Hmisc)
library(funModeling)
library(fastDummies)
library(ISLR)

# Establecemos el directorio de trabajo
setwd('C:/Users/Cecilia Machado/Desktop/Obligatorio Analitica de Negocios y Big Data')

#Chequeamos que haya sido correctamente ejecutado
getwd()

# Cargamos base de datos
datos <- import('base.csv')
```

```
# Chequeamos que la cantidad de filas y columnas sean los correctos
dim(datos)
# Visualizamos base de datos
View(datos)
# Visualizamos tipo de datos
str(datos)
head(datos)

#Fin de preámbulo
#=====================================================================

#**********************
# Análisis descriptivo
#**********************

# Histogramas

hist(datos$Ingreso, col = "brown3", main = "Histograma de Ingreso", xlab = "Ingreso",
ylab = "Frecuencia absoluta" )
hist(datos$Ant.Lab, col = "brown3", main = "Histograma de Antigüedad Laboral", xlab =
"Antigüedad Laboral", ylab = "Frecuencia absoluta" )
hist(datos$Hab, col = "brown3", main = "Histograma de Habitantes", xlab =
"Habitantes", ylab = "Frecuencia absoluta" )
hist(datos$Edu.Ter, col = "brown3", main = "Histograma de Educación Terciaria", xlab =
"Educación Terciaria", ylab = "Frecuencia absoluta" )

# Diagrama de cajas

boxplot(datos$Ingreso, col = "brown3", main = "Diagrama de caja de Ingreso",
ylab="Ingreso" )
boxplot(datos$Ant.Lab,col = "brown3", main = "Diagrama de caja de Antigüedad
Laboral", ylab="Ant.Lab" )
boxplot(datos$Hab, col = "brown3",main = "Diagrama de caja de Habitantes",
ylab="Hab" )
boxplot(datos$Edu.Ter,col = "brown3", main = "Diagrama de caja de Educación
Terciaria", ylab="Edu.Ter" )

# Medidas de Resumen, separación y dispersión:

# Resumen de las variables del archivo
```

```
summary(datos[,2:6])

# Varianza de variables cuantitativas

Varianza_Ant.Lab <- var(datos$Ant.Lab)
Varianza_Ant.Lab

Varianza_Hab <- var(datos$Hab)
Varianza_Hab

Varianza_Edu.Ter <- var(datos$Edu.Ter)
Varianza_Edu.Ter

Varianza_Ingreso <- var(datos$Ingreso)
Varianza_Ingreso

lista_varianza <- matrix(c(Varianza_Ant.Lab, Varianza_Edu.Ter, Varianza_Hab, Varianza_Ingreso),ncol=4,byrow=TRUE)
colnames(lista_varianza) <- c("Ant.Lab","Edu.Ter","Hab", "Ingreso")
rownames(lista_varianza) <- c("Varianza")
lista_varianza <- as.table(lista_varianza)
lista_varianza

# Desviación estándar

Desviación_Ant.Lab <- sd(datos$Ant.Lab)
Desviación_Ant.Lab

Desviación_Edu.Ter <- sd(datos$Edu.Ter)
Desviación_Edu.Ter

Desviación_Hab <- sd(datos$Hab)
Desviación_Hab

Desviación_Ingreso <- sd(datos$Ingreso)
Desviación_Ingreso

lista_desvio <- matrix(c(Desviación_Ant.Lab, Desviación_Edu.Ter, Desviación_Hab, Desviación_Ingreso),ncol=4,byrow=TRUE)
colnames(lista_desvio) <- c("Ant.Lab","Edu.Ter","Hab", "Ingreso")
rownames(lista_desvio) <- c("Desviación estándar")
```

```
lista_desvio <- as.table(lista_desvio)
lista_desvio

# Coeficiente de variación

CoefVariacion_Ant.Lab <- (Desviación_Ant.Lab /mean(datos$Ant.Lab ))*100
CoefVariacion_Ant.Lab

CoefVariacion_Edu.Ter <- (Desviación_Edu.Ter/mean(datos$Edu.Ter))*100
CoefVariacion_Edu.Ter

CoefVariacion_Hab <- (Desviación_Hab/mean(datos$Hab))*100
CoefVariacion_Hab

CoefVariacion_Ingreso <- (Desviación_Ingreso/mean(datos$Ingreso))*100
CoefVariacion_Ingreso

lista_cv <- matrix(c(CoefVariacion_Ant.Lab, CoefVariacion_Edu.Ter, CoefVariacion_Hab,
CoefVariacion_Ingreso),ncol=4,byrow=TRUE)
colnames(lista_cv) <- c("Ant.Lab","Edu.Ter","Hab", "Ingreso")
rownames(lista_cv) <- c("Desviación estándar")
lista_cv <- as.table(lista_cv)
lista_cv

# Rango

Rango_Ant.Lab <- (max(datos$Ant.Lab))-(min(datos$Ant.Lab))
Rango_Ant.Lab

Rango_Edu.Ter <- (max(datos$Edu.Ter))-(min(datos$Edu.Ter))
Rango_Edu.Ter

Rango_Hab <- (max(datos$Hab))-(min(datos$Hab))
Rango_Hab

Rango_Ingreso <- (max(datos$Ingreso))-(min(datos$Ingreso))
Rango_Ingreso

lista_Rango <- matrix(c(Rango_Ant.Lab, Rango_Edu.Ter, Rango_Hab,
Rango_Ingreso),ncol=4,byrow=TRUE)
colnames(lista_Rango) <- c("Ant.Lab","Edu.Ter","Hab", "Ingreso")
```

```
rownames(lista_Rango) <- c("Rango")
lista_Rango <- as.table(lista_Rango)
lista_Rango

# Rango Intercualtílico

RIC_Ant.Lab <- IQR(datos$Ant.Lab)
RIC_Ant.Lab

RIC_Edu.Ter <- IQR(datos$Edu.Ter)
RIC_Edu.Ter

RIC_Hab <- IQR(datos$Hab)
RIC_Hab

RIC_Ingreso <- IQR(datos$Ingreso)
RIC_Ingreso

lista_RIC <- matrix(c(RIC_Ant.Lab, RIC_Edu.Ter, RIC_Hab, RIC_Ingreso),ncol=4,byrow=TRUE)
colnames(lista_RIC) <- c("Ant.Lab","Edu.Ter","Hab", "Ingreso")
rownames(lista_RIC) <- c("RIC")
lista_RIC <- as.table(lista_RIC)
lista_RIC


# Lista final con datos obtenidos

lista_final <- matrix(c(lista_varianza, lista_desvio, lista_cv, lista_RIC, lista_Rango),ncol=4,byrow=TRUE)
colnames(lista_final) <- c("Ant.Lab","Edu.Ter","Hab", "Ingreso")
rownames(lista_final) <- c("Varianza", "Desviación Estándar", "Coef. Variación","Rango", "RIC")
lista_final <- as.table(lista_final)
lista_final

# Creación de tabla de frecuencias de clases de la variable Ingreso

# Ancho de clases = (max - min)/Número de clases

(2.5-0.1)/3
```

```
# Ancho de clases = 0.8

val_ini_Ingreso <- 0.1
val_fin_Ingreso <- 2.5
salto_Ingreso   <-  0.8
clasesIngreso   <- seq(val_ini_Ingreso,val_fin_Ingreso,salto_Ingreso)
clasesIngreso

# Se genera una variable tal que cada valor sea a qué clase pertenece cada observación
de Ingreso
clases_Ingreso  <- cut(datos$Ingreso, breaks = clasesIngreso)
print(clases_Ingreso)

# A esa nueva variable, calcularle las frecuencias absolutas:
Frec_Abs_Clases_Ingreso      <- table(clases_Ingreso)
Frec_Abs_Clases_Ingreso

# Expresarlo como un "data frame" que es nuestra tabla deseada a la que le vamos a ir
# agregando columnas

tabla_frecuencia_clases_Ingreso <- data.frame(Frec_Abs_Clases_Ingreso)
tabla_frecuencia_clases_Ingreso

# Agregar al data frame una columna de Frecuencias relativas

Frec_rel_Ingreso                                                                    <-
tabla_frecuencia_clases_Ingreso$Freq/sum(tabla_frecuencia_clases_Ingreso$Freq)
tabla_frecuencia_clases_Ingreso$Frec_rel_Ingreso <- Frec_rel_Ingreso
tabla_frecuencia_clases_Ingreso

# Agregar al data frame una columna de Frecuencias porcentuales

Frec_por_Ingreso                                                                    <-
tabla_frecuencia_clases_Ingreso$Freq/sum(tabla_frecuencia_clases_Ingreso$Freq)*10
0
tabla_frecuencia_clases_Ingreso$Frec_por_Ingreso <- Frec_por_Ingreso
tabla_frecuencia_clases_Ingreso

#**********************
#Análisis de correlación.
```

```
#***********************

tabla_correlación <- cor(datos[,2:5])
tabla_correlación

#Gráficos de dispersión.

Graf_Ingreso_vs_AntLab <- plot(datos$Ant.Lab, datos$Ingreso, col = "brown2", main =
'Ingreso vs Ant. Lab', xlab = 'Ingreso', ylab = 'Antiguedad Laboral')
abline(lm(Ingreso~Ant.Lab, data = datos))

Graf_Ingreso_vs_Hab <- plot(datos$Ingreso, datos$Hab , col = 'brown2', main = 'Ingreso
vs Hab', xlab = 'Ingreso', ylab = 'Habitantes')
abline(lm(Hab~Ingreso, data = datos))

Graf_Ingreso_vs_EduTer <- plot(datos$Ingreso, datos$Edu.Ter , col = 'brown2', main =
'Ingreso vs Edu Ter', xlab = 'Ingreso', ylab = 'Educación Terciaria')
abline(lm(Edu.Ter~Ingreso, data = datos))

#************************
#Regresión lineal múltiple
#************************

#Creamos las variables dummies para la variable categórica Nivel S.E

datos$Bajo_dum <- ifelse(datos$Nivel.SE == 'Bajo', 1, 0)
table(datos$Bajo_dum, datos$Nivel.SE)

datos$Alto_dum <- ifelse(datos$Nivel.SE == 'Alto', 1, 0)
table(datos$Alto_dum, datos$Nivel.SE)

#Creamos el dataset de traininig y testing

set.seed(1111)

#Separamos el dataset en 70% para train y 30% para test

train <- sample(nrow(datos), nrow(datos)*0.7)
test <- (-train)

#Creamos regresión lineal con todas las variables
```

```
reg1   <- lm(Ingreso ~ Ant.Lab+Hab+Edu.Ter+Bajo_dum+Alto_dum , data = datos,subset
= train)

summary(reg1)

vif(reg1)

#Trabajamos con un nivel de significancia, ?? = 0.10

#Regresión lineal aplicando método automático
reg1.step <- step(reg1, direction = "backward")

#Creamos regresión lineal sin las variables: Ant.Lab y Edu.Ter

reg2  <- lm(Ingreso ~ Hab+Bajo_dum+Alto_dum , data = datos,subset = train)

summary(reg2)

vif(reg2)

#ECM en testing

mean((datos$Ingreso[test] - predict(reg2, datos[test, ]))**2)

# R-cuadrado en testing

corel <- cor(datos$Ingreso[test], predict(reg2, datos[test, ]))
corel**2

#ECM en train

mean((datos$Ingreso[train] - predict(reg2, datos[train, ]))**2)

# R-cuadrado en train

corel <- cor(datos$Ingreso[train], predict(reg2, datos[train, ]))
corel**2

# Interpretación del modelo
```

```
# Predecimos el ingreso de una persona con una cantidad de 3 Habitantes, y nivel socioeconómico Alto

0.57806+0.27217*3-1.26481*0+0.66290*1

# Predecimos que una persona con las características mencionadas anteriormente tendría un ingreso de $20.574,7

#=========================================================================

#************
#PARTE DOS
#************

#=========================================================================
# Inicio de preámbulo

# Borrar toda al memoria de trabajo
rm(list=ls())

# Cargamos librerías
library(rio)
library(tidyverse)
library(ggplot2)
library(AppliedPredictiveModeling)
library(caret)
library(Hmisc)
library(funModeling)
library(fastDummies)
library(ISLR)

# Establecemos el directorio de trabajo
setwd('C:/Users/Cecilia Machado/Desktop/Obligatorio Analitica de Negocios y Big Data')
#Chequeamos que haya sido correctamente ejecutado
getwd()
# Cargamos base de datos
datos <- import('base.csv')
# Chequeamos que la cantidad de filas y columnas sean los correctos
dim(datos)
# Visualizamos base de datos
```

```
View(datos)
# Visualizamos tipo de datos
str(datos)
head(datos)

#Fin de preámbulo
#=============================================================================

#*****************************
#Modelo de Regresión Logística
#*****************************

#Tabla de frecuencias absolutas de variable categórica Nivel S.E Vs Ingreso

datos$Ing_cat = ifelse(datos$Ingreso <1 , "Menor a 1", ifelse(datos$Ingreso >2, "Mayor
a 2", "Entre 1 y 2"))

tabla_frec_abs_IngVSNivelSE <- table(datos$Ing_cat, datos$Nivel.SE)
tabla_frec_abs_IngVSNivelSE

tabla_frec_abs_IngVSNivelSE_marg <- addmargins(tabla_frec_abs_IngVSNivelSE)
tabla_frec_abs_IngVSNivelSE_marg

#Tabla de frecuencias porcentuales de la variable categórica Nivel S.E Vs Ingreso

tabla_frec_relPor_IngVSNivelSE <- addmargins(prop.table(table(datos$Ing_cat,
datos$Nivel.SE), 1), 2)*100
tabla_frec_relPor_IngVSNivelSE

tabla_frec_relPor_IngVSNivelSE_red <- round(tabla_frec_relPor_IngVSNivelSE)
tabla_frec_relPor_IngVSNivelSE_red


#Creamos la variable dummy para la variable categórica Nivel S.E

datos$Alto_dum <- ifelse(datos$Nivel.SE == 'Alto', 1, 0)
table(datos$Alto_dum, datos$Nivel.SE)
addmargins(table(datos$Alto_dum, datos$Nivel.SE))


# Diagrama de caja e histograma
```

```
boxplot(datos$Edu.Ter~datos$Alto_dum, xlab = 'Nivel socioeconómico: 0 = Bajo y Medio, 1 = Alto',
ylab = 'Educación terciaria (años)',main = 'Edu.Ter respecto al Nivel.SE',col= c("brown4", "brown2"))

boxplot(datos$Ingreso~datos$Alto_dum, xlab = 'Nivel socioeconómico: 0 = Bajo y Medio, 1 = Alto',
    ylab = 'Ingreso ($)',main = 'Ingresos respecto al Nivel.SE',col= c("brown4", "brown2"))

par(mfrow = c(2, 2))
hist(datos$Edu.Ter[datos$Alto_dum == 1], col = 'brown2', main = 'Edu.Ter y Nivel.SE Alto', ylab = "Frecuencia", xlab = "Educación terciaria (años)")
hist(datos$Edu.Ter[datos$Alto_dum == 0], col = 'brown4', main = 'Edu.Ter y Nivel.SE Medio y Bajo', ylab = "Frecuencia", xlab = "Educación terciaria (años)")

hist(datos$Ingreso[datos$Alto_dum == 1], col = 'brown2', main = 'Ingreso y Nivel.SE Alto', ylab = "Frecuencia", xlab = "Ingreso ($)")
hist(datos$Ingreso[datos$Alto_dum == 0], col = 'brown4', main = 'Ingreso y Nivel.SE Medio y Bajo', ylab = "Frecuencia", xlab = "Ingreso ($)")


#Creamos el dataset de traininig y testing

set.seed(1111)

#Separamos el dataset en 70% para train y 30% para test

train <- sample(nrow(datos), nrow(datos)*0.7)
test <- (-train)


# Regresión Logística con todas las variables

glm.fit <- glm(Alto_dum ~ Ingreso + Ant.Lab + Hab + Edu.Ter , datos[train, ], family=binomial)

summary(glm.fit)

# Regresión Logística aplicando método atutomático
```

```
glm.fit.back <- step(glm.fit, direction = 'backward')

summary(glm.fit.back)


# Regresión logística final sin Hab (nivel de significancia mayor que 0.10)

glm.fit2 <- glm(Alto_dum ~ Ingreso + Edu.Ter , datos[train, ], family=binomial)

summary(glm.fit2)

vif(glm.fit2)

#Predicción en toda la base de datos

datos$Alto_dum_pred <- predict(glm.fit2, datos, type ="response")

summary(datos$Alto_dum_pred)

#Predicción en test

datos$Alto_dum_pred_test <- ifelse(datos$Alto_dum_pred > 0.5, 1, 0)
table(datos$Alto_dum_pred_test[test])
addmargins(table(datos$Alto_dum_pred_test[test], datos$Alto_dum[test]))

#Evaluación en test - VER VALORES

# Precisión
(12+32)/45
# Especificidad
32/32
# Sensivilidad
12/13
# Tasa de error
(0+1)/45

# Curva ROC

rocobj <- roc( datos$Alto_dum[test], datos$Alto_dum_pred_test[test], auc = TRUE, ci =
TRUE  )
```

```
print(rocobj)

plot.roc( rocobj, legacy.axes = TRUE, print.thres = "best", print.auc = TRUE,
      auc.polygon = FALSE, max.auc.polygon = FALSE, auc.polygon.col = "gainsboro",
      col = 2, grid = TRUE )

# Multicolinealidad

cor(datos$Ingreso,datos$Edu.Ter)

vif(glm.fit2)


#=====================================================================
# Inicio de preámbulo

# Borrar toda al memoria de trabajo
rm(list=ls())

# Cargamos librerías

library(rio)
library(rpart)
library(rattle)
library(corrplot)
library(pROC)


# Establecemos el directorio de trabajo
setwd('C:/Users/Cecilia Machado/Desktop/Obligatorio Analitica de Negocios y Big Data')
#Chequeamos que haya sido correctamente ejecutado
getwd()
# Cargamos base de datos
datos <- import('base.csv')
# Chequeamos nombre de las variables
names(datos)
# Chequeamos que la cantidad de filas y columnas sean los correctos
dim(datos)
# Visualizamos base de datos
View(datos)
```

```
# Visualizamos tipo de datos
str(datos)
head(datos)

#Resumen de los datos
summary(datos)

#Fin de preámbulo
#=============================================================================

#*******************************
#Modelo de Árbol de clasificación
#*******************************

#Creamos las variables dummies para la variable categórica Nivel S.E

datos$Alto_dum <- ifelse(datos$Nivel.SE == 'Alto', 1, 0)
table(datos$Alto_dum, datos$Nivel.SE)

#Creamos el dataset de traininig y testing

set.seed(1111)

#Sacamos las variables individuales ID y Nivel S.E

datos2 <- datos [,-c(1,6)]

#Separamos el dataset en 70% para train y 30% para test

train <- sample(nrow(datos2), nrow(datos2)*0.7)
test <- (-train)

#Estimamos nuestro primer modelo en training, con el método "class"

arbol.inicial <- rpart(Alto_dum ~ Ant.Lab + Hab + Edu.Ter + Ingreso , datos2[train, ],
method = 'class')
arbol.inicial

#Graficamos nuestro arbol inicial
fancyRpartPlot(arbol.inicial)
```

```
#Graficamos la performance del modelo vs. la complejidad
plotcp(arbol.inicial)

#Ver reglas
asRules(arbol.inicial)

#Hacemos la prediccion del modelo sobre todo el dataset

datos2$pred_arbol_NSEAlto = predict(arbol.inicial, datos2)[,2]
summary(datos2$pred_arbol_NSEAlto)


# Curva ROC en test

roc_test <- roc(datos2$Alto_dum[test], datos2$pred_arbol_NSEAlto [test], auc = TRUE,
ci = TRUE  )
print(roc_test)

plot.roc( roc_test, legacy.axes = TRUE, print.thres = "best", print.auc = TRUE,
      auc.polygon = FALSE, max.auc.polygon = FALSE, auc.polygon.col = "gainsboro",
      col = 2, grid = TRUE )

# Curva ROC en train

roc_train <- roc(datos2$Alto_dum[train], datos2$pred_arbol_NSEAlto [train], auc =
TRUE, ci = TRUE  )
print(roc_train)

plot.roc( roc_train, legacy.axes = TRUE, print.thres = "best", print.auc = TRUE,
      auc.polygon = FALSE, max.auc.polygon = FALSE, auc.polygon.col = "gainsboro",
      col = 2, grid = TRUE )

# Tabla de confusion con probabilidad > 0.5 como 'punto de corte'
addmargins(table(datos2$pred_arbol_NSEAlto[test] > 0.5, datos2$Alto_dum[test]))

# Precisión
(13+30)/45
# Sensibilidad
13/13
# Especificidad
30/32
```

```
# Tasa de error
(0+2)/45

#=====================================================================

#************
#PARTE TRES
#************

#=====================================================================

# Inicio de preámbulo

# Borrar toda al memoria de trabajo
rm(list=ls())

library(rio)
library(tidyverse)
library(ggplot2)
library(AppliedPredictiveModeling)
library(caret)
library(Hmisc)
library(funModeling)
library(fastDummies)
library(ISLR)

# Establecemos el directorio de trabajo
setwd('C:/Users/Cecilia Machado/Desktop/Obligatorio Analitica de Negocios y Big Data')
#Chequeamos que haya sido correctamente ejecutado
getwd()
# Cargamos base de datos
datos <- import('base.csv')
# Chequeamos nombre de las variables
names(datos)
# Chequeamos que la cantidad de filas y columnas sean los correctos
dim(datos)
# Visualizamos base de datos
View(datos)
# Visualizamos tipo de datos
str(datos)
```

```
head(datos)

#Resumen de los datos
summary(datos)

#Fin de preámbulo
#=============================================================================

#**************
#Modelo K-Means
#**************

# Sacamos las variables ID y NivelSE del dataset

datoskm <- datos[,2:5]
view(datoskm)
summary(datoskm)

# Justificación de cantidad de clusters
# Calculamos el WSS para distintos valores de K desde 1 hasta 8

wcv <- sapply(1:8 , function(k){kmeans(datoskm,k,nstart=25, iter.max=8)$tot.withinss})
wcv

plot(1:8, wcv, type="b", main = 'Seleccionar K', xlab = "Cantidad Clusters (K)", ylab =
"WCV")

# Cluster con K=3
set.seed(123)

km_3_NSE <- kmeans(scale(datoskm), 3, nstart = 25)
km_3_NSE

# Cantidad de observaciones por clusters

table(km_3_NSE$cluster)

# Centroides con K=3
Centroides <- aggregate(datoskm, by=list(cluster=km_3_NSE$cluster), mean)

# Incorporo los cluster a los datos
```

```
NSE_c <- cbind(datoskm, cluster = km_3_NSE$cluster)

# Visualizamos la información de cada cluster

NSE_c[NSE_c$cluster==1,]
NSE_c[NSE_c$cluster==2,]
NSE_c[NSE_c$cluster==3,]


# Interpretación gráfica de los clusters
par(mfrow = c(2, 2))

boxplot(Ingreso~km_3_NSE$cluster,data = datos,main = 'Ingreso',xlab = "Clusters",ylab
= "Ingreso($)",col = c('brown1', 'brown2', 'brown4'))
boxplot(Ant.Lab~km_3_NSE$cluster,data = datos,main = 'Antigüedad laboral',xlab =
"Clusters",ylab = "Ant.Lab(años)",col = c('brown1', 'brown2', 'brown4'))
boxplot(Edu.Ter~km_3_NSE$cluster,data = datos,main = 'Educación terciaria',xlab =
"Clusters",ylab = "Edu.Ter(años)",col = c('brown1', 'brown2', 'brown4'))
boxplot(Hab~km_3_NSE$cluster,data = datos,main = 'Habitantes',xlab = "Clusters",ylab
= "Hab(cant.prom)",col = c('brown1', 'brown2', 'brown4'))


# Gráfico con centroides

vcol <- c('brown4', 'red2', "lightsalmon")

plot(datoskm$Edu.Ter, datoskm$Ingreso, main = "Centroides K Means con K=3", xlab =
"Ingreso", ylab = "Edu.Ter",
    col= vcol[km_3_NSE$cluster], pch = 20, cex = 1)
points(Centroides$Edu.Ter, Centroides$Ingreso, col= vcol , pch = 8, cex = 2)

plot(datoskm$Ant.Lab, datoskm$Ingreso, main = "Centroides K Means con K=3", xlab =
"Ingreso", ylab = "Ant.Lab",
   col= vcol[km_3_NSE$cluster], pch = 20, cex = 1)
points(Centroides$Ant.Lab, Centroides$Ingreso, col= vcol, pch = 8, cex = 2)

plot(datoskm$Hab, datoskm$Ingreso, main = "Centroides K Means con K=3", xlab =
"Ingreso", ylab = "Hab",
    col= vcol[km_3_NSE$cluster], pch = 20, cex = 1)
points(Centroides$Hab, Centroides$Ingreso, col = vcol , pch = 8, cex = 2)
```