```
title: "Trabajo final datos friabilidad"
author: "Beltran Ruiz Logan Daniel"
date: '2022-06-30'
output: html document
```{r setup, include=FALSE}
knitr::opts chunk$set(echo = TRUE)
library(faux)
## Evalucación de friabilidad (compactado 1 o no compactado 0)
```{r}
###SE USARON LOS ULTIMOS 3 DIGITOS DE LA CEDULA
###1000382874
df < - rnorm multi(n = 874,
            mu = c(0.5, 300, 30, 35, 0.6),
            sd = c(0.2, 20, 5, 8, 0.15),
            r = c(0.8, 0.7, 0.5, 0.6, 0.8, 0.4, 0.3, 0.4, 0.4, 0.5),
            ## Correlación de pares de variables
            varnames = c('Compact', 'Labranza', 'Arena',
'Arcilla', 'Mecanizado'))
df$Compact <- round(df$Compact)</pre>
df
## PASO 1:
              Análisis univariado para CADA VARIABLE
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
univariable labr <- glm(Compact ~ Labranza, family = binomial, data = df)
summary(univariable labr)
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
univariable arcll <- qlm(Compact ~ Arcilla, family = binomial, data = df)
summary(univariable arcll)
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
univariable mec <- glm(Compact ~ Mecanizado, family = binomial, data = df)
summary(univariable mec)
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
univariable labr <- glm(Compact ~ Labranza, family = binomial, data = df)
summary(univariable labr)
## PASO 2: COMPARACION de modelos MULTIVARIABLES
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
model1 <- glm(Compact ~ Labranza + Arena + Arcilla + Mecanizado, family =</pre>
binomial, data = df)
summary(model1)
```

. . .

```
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
# Elimiando las variablse con el pvalue más alto, que seria el
estadisticamente mas insignificante
model2 <- glm(Compact ~ Labranza + Arcilla + Mecanizado, family = binomial,</pre>
data = df
summary(model2)
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
# Elimiando las variablse con el pvalue más alto, que seria el
estadisticamente mas insignificante
model3 <- glm(Compact ~ Labranza + Mecanizado, family = binomial, data =</pre>
df)
summary(model3)
##Se observa que las variables restantes son significantes, por lo que se
comparan los cambios en los coeficientes para cada variable restante en el
modelo
##Delta beta
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
delta.coef \leftarrow abs((coef(model3)-coef(model2)[-c(3)])/coef(model2)[-c(3)])
round(delta.coef, 3)
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
delta.coef <- abs((coef(model3)-coef(model1)[-c(3,4)])/coef(model1)[-</pre>
c(3,4)])
round(delta.coef, 3)
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
delta.coef \leftarrow abs((coef(model2)-coef(model1)[-c(3)])/coef(model1)[-c(3)])
round(delta.coef, 3)
##La función coef() extrae coeficientes estimados de modelo ajustado, por
lo que podemos observar que hay un menor impacto en la variables comparadas
##entre el modelo 2 y el modelo 1; aunque igualmente NO se observa que LOS
CAMBIOS SEAN IMPORTANTES ya que los valores de los coeficientes no superan
el 20%
##entre el modelo 3 y el modelo 2.
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
##COMPARACION DE LOS MODELOS FINALES
library(lmtest)
lrtest(model3, model2)
##El resultado muestra que los dos modelos no son significativamente
diferentes en sus ajustes de datos. En otras palabras, el modelo 3 es tan
bueno como el modelo 2
##en el ajuste de datos. Elegimos el modelo 3
```{r}
anova(model1, model3, test = 'Chisq')
```

```
## PASO 3:
              Suposición de linealidad
##USANDO PREDICCION PARA CONSTRUIR LOS GRAFICOS
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
pred <- (model3$fitted.values)</pre>
scatter.smooth(df$Labranza, log(pred/(1-pred)), cex = 0.5)
scatter.smooth(dfArena, log(pred/(1-pred)), cex = 0.5)
scatter.smooth(df$Arcilla, log(pred/(1-pred)), cex = 0.5)
scatter.smooth(df$Mecanizado, log(pred/(1-pred)), cex = 0.5)
##PASO 4: Interacciones entre COVARIABLES
 ``{r, warning = FALSE, message=FALSE}
model.interaction1<-glm(Compact ~ Labranza + Arena + Arcilla + Mecanizado +</pre>
Labranza:Arena
                         + Labranza:Arcilla + Labranza:Mecanizado +
Arena:Arcilla + Arena:Mecanizado
                         + Arcilla: Mecanizado, data=df , family = binomial)
summary(model.interaction1)
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
model.interaction2<-glm(Compact ~ Labranza + Arena + Arcilla + Mecanizado</pre>
                         + Arcilla:Mecanizado + Arena:Arcilla
                         , data=df ,family = binomial)
summary(model.interaction2)
. . .
```{r}
lrtest(model3, model.interaction2)
. . .
```{r}
library(dplyr)
data <- df |>
 mutate(lab c = ifelse(Labranza > mean(Labranza), 'mayor', 'menor'),
         arn c = ifelse(Arena < mean(Arena), 'bajo', 'alto'),</pre>
         arc c = ifelse(Arcilla < mean(Arcilla), 'bajo', 'alto'),</pre>
         mec c = ifelse(Mecanizado < mean(Mecanizado), 'baja', 'alta'))</pre>
print('Afeccion Labranza en la Compactacion')
lab comp <- table(data$lab c, df$Compact); lab comp</pre>
print('Afeccion Arena en la Compactacion')
arn_comp <- table(data$arn_c, df$Compact);arn_comp</pre>
print('Afeccion Arcilla en la Compactacion')
arc_comp <- table(data$arc_c, df$Compact); arc_comp</pre>
print('Afeccion Mecanizacion en la Compactacion')
mec comp <- table(data$mec c, df$Compact);mec comp</pre>
```

```
## probabilidades cercanas a 1 es más probabilidad de supervivencia ##
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
mean(df$cloA)
library(lmtest)
lrtest(model3, model1)
```{r}
##pred son las probabilidades
prob <- ifelse(pred < 0.5, 1, 0)</pre>
table(prob, df$Compact)
##MODELOS AJUSTADOS POR VARIABLES
```{r}
##LABRANZA
media 1 <- mean(df$Labranza)</pre>
colores <- ifelse(df$Labranza < media 1, 'blue', 'green')</pre>
plot(pred, cex = (df$Labranza * 0.015), pch = 20, col = colores)
abline (h = 0.5, cex = 1.2, col = 'red')
```{r}
##ARENA
media a <- mean(df$Arena)</pre>
colores a <- ifelse(df$Arena < media a, 'blue', 'green')</pre>
plot(pred, cex = (df$Arena * 0.1), pch = 19, col = colores a)
abline(h = 0.5, cex = 1.2, col = 'red')
```{r}
##ARCILLA
media ar <- mean(df$Arcilla)</pre>
colores b <- ifelse(df$Arcilla < media ar, 'blue', 'green')</pre>
plot(pred, cex = (df\$Arcilla * 0.05), pch = 19, col = colores b)
abline(h = 0.5, cex = 1.2, col = 'red')
```{r}
##MECANIZADO
media m <- mean(df$Mecanizado)</pre>
colores c <- ifelse(df$Mecanizado < media m, 'blue', 'green')</pre>
plot(pred, cex = (df$Mecanizado * 2), pch = 19, col = colores_c)
abline(h = 0.5, cex = 1.2, col = 'red')
## Se extraen las predicciones del suelo PARA OBSERVAR SI SE CUMPLE EL
SUPUESTO DE LINEALIDAD
model_interaction3=glm(Compact ~ Labranza + Mecanizado
                         , data=df ,family = binomial)
summary(model interaction3)
lrtest(model_interaction3, model.interaction2)
```

```
```{r, warning = FALSE, message=FALSE}
rta= model interaction3$fitted.values
prop ab <- rta*100</pre>
cat lab <- cut(df$Labranza,breaks = 4)</pre>
cat mec <- cut(df$Mecanizado,breaks=4)</pre>
data 2 <- data.frame(cat lab, cat mec, prop ab)</pre>
tips2 <- data 2 %>%
  group_by(cat_mec, cat lab) %>%
  summarise(media prop co = mean(prop ab))
# Graficando las dos variables
library(ggplot2)
tips2$tip groups
ggplot(data = tips2) +
  aes (x = cat lab, y = media prop co, color = cat mec) +
  geom line(aes(group = cat mec))
#Se observa que no hay señal de interaccion y hay no hay completa
linealidad
## Matriz de confusión valores observados de compactacion con valores
predichos de compactacion
```{r}
library(ResourceSelection)
cut prob <- ifelse(fitted(model interaction3) > 0.5, 1, 0)
table (model interaction 3 $ y, cut prob)
hoslem.test(model_interaction3$y, fitted(model_interaction3))
## Como el p value es mayor a 0.05 no hay diferencias significativas entre
valores observados y predichos ##
##PASO 5:
          Evaluación del ajuste del modelo
```{r}
Predprob<-predict(model.interaction2, type="response")</pre>
plot(Predprob, jitter(as.numeric(df$Compact), 0.5), cex=0.5,
ylab="Compactacion")
abline(v = 0.5, col = 'red')
text(x = 0.8, y = 0.8, 'alta probabilidad de compactacion, \n predicha y
observada')
text(x = 0.2, y = 0.2, 'alta probabilidad de no compactacion, \n predicha y
observada')
. . .
```