SOC3070 Análisis de Datos Categóricos

Tarea corta 5

Ponderación: 6% de la nota final del curso. Entrega: Desde el momento de entrega, los estudiantes tienen 1 semana exacta de plazo para completar esta tarea.



Figure 1: NO

Problema:

En esta tarea usarás los datos de una encuesta realizada por FLACSO/Chile en Abril y Mayo de 1988 sobre intención de voto en el plebiscito de 1989, junto con otras variables socio-demográficas.

```
datos_chile <- datos_chile %>% mutate(vote = case_when(vote=="Y" ~ 0, vote=="N" ~ 1))
datos_chile %>% glimpse()
```

Rows: 2,700

En particular, trabajarás con el siguiente modelo de regresión logística que estima la probabilidad de votar NO en función de los ingresos, género (M=Hombre, F=Mujer) y el apoyo al status-quo (valores más altos indican mayor apoyo al régimen de Pinochet).

```
mymodel <- glm(vote ~ income + sex*statusquo, family=binomial, data = datos_chile )
summary(mymodel)</pre>
```

```
##
## Call:
  glm(formula = vote ~ income + sex * statusquo, family = binomial,
       data = datos_chile)
##
## Deviance Residuals:
##
      Min
                10
                    Median
                                  30
                                          Max
## -2.8454 -0.1965
                     0.1516
                              0.2754
                                        3.2390
##
## Coefficients:
                   Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
##
## (Intercept)
                 -8.026e-01 1.761e-01 -4.556 5.21e-06 ***
## income
                   6.251e-06 2.416e-06
                                         2.588 0.00966 **
## sexM
                  6.506e-01 2.067e-01
                                         3.147
                                                0.00165 **
                 -3.252e+00 2.153e-01 -15.101 < 2e-16 ***
## statusquo
## sexM:statusquo 5.507e-02 2.900e-01
                                         0.190
                                                0.84940
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##
      Null deviance: 2368.68 on 1708 degrees of freedom
## Residual deviance: 719.63 on 1704 degrees of freedom
     (991 observations deleted due to missingness)
## AIC: 729.63
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 6
```

1. Calcula el efecto marginal sobre la probabilida de votar por el NO de la variable "statusquo" para hombres y mujeres (por separado), fijando ingresos y apoyo al status-quo a sus respectivos valores medianos (en la muestra completa).

Nota: recuerda que dado la interacción sex*statusquo, el modelo contiene 2 efectos de statusquo.

```
median_income = median(datos_chile$income, na.rm = T)
median_sq = median(datos_chile$statusquo, na.rm = T)

beta_sq_F = mymodel$coefficients["statusquo"]
beta_sq_M = mymodel$coefficients["statusquo"] + mymodel$coefficients["sexM:statusquo"]
```

```
grid <- datos_chile %>% data_grid(sex,income=median_income, statusquo = median_sq, .model=mymodel)
newx <- grid %>% mutate(logit = predict(mymodel, newdata = grid), p_hat = 1/(1 + exp(-logit))) %>%
  mutate(beta_sq = if_else(sex=="F",beta_sq_F,beta_sq_M)) %>%
  mutate(marginal_effect = beta_sq*p_hat*(1-p_hat))
print(newx %>% select(sex,income,statusquo,marginal_effect))
## # A tibble: 2 x 4
##
    sex
           income statusquo marginal_effect
##
     <fct> <dbl>
                      <dbl>
                                       <dbl>
## 1 F
            15000
                    -0.0456
                                      -0.752
## 2 M
            15000
                    -0.0456
                                      -0.798
  2. Usa el método de Bootstrap para crear un intervalo de confianza al 95% para la diferencia entre los
    efectos marginales para hombres y mujeres reportados en la pregunta 1.
# Escribir una función que ejecute re-sampling y la estimación
bs_diff <- function(x) {</pre>
  data_b <- sample_n(datos_chile,size=nrow(datos_chile), replace=TRUE)</pre>
  logit_b <- glm(mymodel$formula, family=binomial(link="logit"), data=data_b)</pre>
  beta_sq_F_b = logit_b$coefficients["statusquo"]
  beta_sq_M_b = logit_b$coefficients["statusquo"] + logit_b$coefficients["sexM:statusquo"]
  newx <- grid %>% mutate(logit = predict( logit_b, newdata = grid), p_hat = 1/(1 + exp(-logit))) %>%
    mutate(beta_sq = if_else(sex=="F",beta_sq_F_b,beta_sq_M_b)) %>%
    mutate(marginal_effect = beta_sq*p_hat*(1-p_hat))
  diff_b = newx$marginal_effect[1] - newx$marginal_effect[2]
 return(diff_FM_b = diff_b)
```

```
2.5%
                    97.5%
## -0.09244943 0.18684214
diffs_bs %>% ggplot(aes(x=value)) + geom_density() + labs(x= "Dif. ME apoyo status-quo entre mujer y
```

Iterar función y almacenar resultados

diffs_bs <- replicate(nreps,bs_diff()) %>% as_tibble()

ci_diffs_bs <- quantile(diffs_bs\$value, p=c(0.025,0.975)); ci_diffs_bs

nreps = 1000

##

