

Modelagem a partir de Regressão Logística Binomial —

Análise de Deputados Migrantes Entre Eleições

- Em todos os casos foram retirados da análise aqueles que aparecem em **Primeiro mandato** ou que estão em partidos à **Esquerda**.
- O primeiro caso é para considerar apenas os **Migrantes e Não Migrantes** possibilitando usar a **Regressão Logística**
- O segundo caso é porque identificamos que parlamentares em partidos de **Esquerda** migram pouco ou quase nada, de modo que sem estes o ajuste do modelo (sua capacidade preditiva) aumenta
- É importante notar que quando falo de interação entre variáveis se trata de ponderar uma pela outra. O modelo, sem isso, considera a influência de todas de maneira independente, mas somadas, para influenciar a variável dependente. Quando adiciono a interação é como se eu multiplicasse os valores.

Um exemplo seria o seguinte: eu sei que parlamentares de direita são mais velhos (hipotéticamente), portanto irei considerar que o melhor modelo é representado por ideologia * idade, enquanto tamanho de partido é um fator a parte, de modo que temos Migrações ~ Ideologia * Idade + Tamanho.

Caso restem dúvidas creio que o chat consiga explicar de maneira mais didática com exemplos práticos, mas, em suma, devemos decidir o modelo de maneira teóricamente orientada, de modo que os testes servem apenas para adiantar trabalho.

1) Modelagem com Gênero (binário)

1.1) Preparação dos Dados

```
modelo_gênero <- banco_arrumado %>%
  filter(Migrantes != "Primeiro mandato" & Ideologia != "Esquerda")
modelo_gênero$Migrantes <- as.factor(modelo_gênero$Migrantes)
```

1.2) Modelos de Regressão Logística — Gênero

Modelo 1: Interação Gênero × Ideologia

```
regressão_gênero_ideo <- glm(
  Migrantes ~ Gênero * Ideologia + Tamanho,
  data = modelo_gênero,
  family = "binomial"
)
summary(regressão_gênero_ideo)
```

```
##  
## Call:
```

```

## glm(formula = Migrantes ~ Gênero * Ideologia + Tamanho, family = "binomial",
##      data = modelo_gênero)
##
## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)                 1.75922   0.45807   3.841 0.000123 ***
## GêneroMasculino            -0.02306   0.47598  -0.048 0.961366
## IdeologiaDireita           -0.67904   0.56474  -1.202 0.229209
## TamanhoMédio               -0.09490   0.13737  -0.691 0.489650
## TamanhoNanico              -0.86434   0.49139  -1.759 0.078581 .
## TamanhoPequeno             -0.97999   0.22114  -4.431 9.36e-06 ***
## GêneroMasculino:IdeologiaDireita -0.14285   0.58989  -0.242 0.808649
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 1523.1 on 1291 degrees of freedom
## Residual deviance: 1474.2 on 1285 degrees of freedom
## AIC: 1488.2
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4

```

- Neste modelo temos que apenas parlamentares de partidos pequenos apresentam chance estatisticamente significativa de migrar.
- A interpretação é: **há menor chance de parlamentares migrarem para partidos pequenos**

Modelo 2: Interação Gênero × Tamanho

```

regressão_gênero_tam <- glm(
  Migrantes ~ Gênero * Tamanho + Ideologia,
  data = modelo_gênero,
  family = "binomial"
)
summary(regressão_gênero_tam)

```

```

##
## Call:
## glm(formula = Migrantes ~ Gênero * Tamanho + Ideologia, family = "binomial",
##      data = modelo_gênero)
##
## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)                 1.2346    0.3877   3.185 0.00145 **
## GêneroMasculino            0.5231    0.3866   1.353 0.17600
## TamanhoMédio                0.8248    0.5608   1.471 0.14134
## TamanhoNanico              13.3314   882.7435   0.015 0.98795
## TamanhoPequeno             13.7683   432.8778   0.032 0.97463
## IdeologiaDireita           -0.7967    0.1632  -4.881 1.05e-06 ***
## GêneroMasculino:TamanhoMédio -0.9819    0.5784  -1.698 0.08959 .
## GêneroMasculino:TamanhoNanico -14.3088   882.7436  -0.016 0.98707

```

```

## GêneroMasculino:TamanhoPequeno -14.8502   432.8779  -0.034  0.97263
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 1523.1  on 1291  degrees of freedom
## Residual deviance: 1466.2  on 1283  degrees of freedom
## AIC: 1484.2
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 13

```

- Já neste modelo temos que apenas parlamentares em partidos de direita apresentam chance estatisticamente significativa de migrar
- A interpretação é: **há menor chance de parlamentares irem para partidos a direita**

Modelo 3: Efeitos Principais (sem interação)

```

regressão_gênero <- glm(
  Migrantes ~ Gênero + Tamanho + Ideologia,
  data = modelo_gênero,
  family = "binomial"
)
summary(regressão_gênero)

```

```

##
## Call:
## glm(formula = Migrantes ~ Gênero + Tamanho + Ideologia, family = "binomial",
##      data = modelo_gênero)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept) 1.84487   0.29892   6.172 6.75e-10 ***
## GêneroMasculino -0.11723   0.28144  -0.417  0.6770
## TamanhoMédio   -0.09679   0.13715  -0.706  0.4803
## TamanhoNanico  -0.86969   0.49107  -1.771  0.0766 .
## TamanhoPequeno -0.97992   0.22109  -4.432 9.33e-06 ***
## IdeologiaDireita -0.81018   0.16254  -4.985 6.21e-07 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 1523.1  on 1291  degrees of freedom
## Residual deviance: 1474.2  on 1286  degrees of freedom
## AIC: 1486.2
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4

```

- Neste modelo, sem as interações com gênero, temos o efeito verificado nos dois anteriores de maneira combinada, tamanho e ideologia como significativos para a chance de migrar
- A interpretação é: **há menor chance de migrar para partidos pequenos e partidos de direita**

Modelo 4: Interação Tripla (Modelo Completo)

```

regressão_gênero_final <- glm(
  Migrantes ~ Gênero * Tamanho * Ideologia,
  data = modelo_gênero,
  family = "binomial"
)
summary(regressão_gênero_final)

## 
## Call:
## glm(formula = Migrantes ~ Gênero * Tamanho * Ideologia, family = "binomial",
##       data = modelo_gênero)
## 
## Coefficients: (1 not defined because of singularities)
##                                     Estimate Std. Error z value
## Pr(>|z|)
## (Intercept)                    1.2993    0.6513   1.995
## 0.0461 *
## GêneroMasculino                0.3558    0.6811   0.522
## 0.6015
## TamanhoMédio                   0.3747    0.9056   0.414
## 0.6790
## TamanhoNanico                  13.2668   882.7436   0.015
## 0.9880
## TamanhoPequeno                 13.2668   624.1942   0.021
## 0.9830
## IdeologiaDireita               -0.8938    0.7953  -1.124
## 0.2611
## GêneroMasculino:TamanhoMédio   -0.5257    0.9676  -0.543
## 0.5869
## GêneroMasculino:TamanhoNanico  -29.4879  1019.3045  -0.029
## 0.9769
## GêneroMasculino:TamanhoPequeno -13.2796   624.1944  -0.021
## 0.9830
## GêneroMasculino:IdeologiaDireita 0.2351    0.8286   0.284
## 0.7766
## TamanhoMédio:IdeologiaDireita  0.7239    1.1550   0.627
## 0.5308
## TamanhoNanico:IdeologiaDireita 15.8126   509.6525   0.031
## 0.9752
## TamanhoPequeno:IdeologiaDireita 0.8938   882.7437   0.001
## 0.9992
## GêneroMasculino:TamanhoMédio:IdeologiaDireita -0.7529   1.2143  -0.620
## 0.5353
## GêneroMasculino:TamanhoNanico:IdeologiaDireita NA        NA        NA
## NA

```

```

## GêneroMasculino:TamanhoPequeno:IdeologiaDireita -2.3961 882.7439 -0.003
0.9978
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 1523.1 on 1291 degrees of freedom
## Residual deviance: 1448.7 on 1277 degrees of freedom
## AIC: 1478.7
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 13

```

- Aqui, com a interação de gênero com todas as variáveis, não temos significância estatística.
- O mais próximo foi com **partidos a direita**, porém ainda longe da significância.
- Ainda, se olhamos o AIC, vemos que o modelo sem gênero interagindo teve menor explicabilidade (1.478.7 no modelo **com interação**, e 1.486.2 no modelo **sem interação**).
- A variável aparenta baixa correlação por si só. Isso pode se dar pela **baixa presença de mulheres no geral**, além do **olhar apenas para as migrações entre eleições**.

2) Modelagem com Raça/Cor

- Foram retiradas as categorias de **Nan**, que representam os casos em que a raça não foi declarada, pois só começa a ser registrado o dado após **2006**, de maneira que as eleições anteriores foram desconsideradas.
- Da mesma maneira, foi desconsiderada a categoria **Amarela**, pois haviam poucos casos e poderia poluir o modelo.

2.1) Preparação dos Dados

```

modelo_raça <- banco_arrumado %>%
  filter(Migrantes != "Primeiro mandato" & Ideologia != "Esquerda" &
         (Cor_Raça_TSE == "Branca" | Cor_Raça_TSE == "Preta" | Cor_Raça_TSE ==
  "Parda") & Ano_Eleição > 2006)
modelo_raça$Migrantes <- as.factor(modelo_raça$Migrantes)

```

2.2) Modelos de Regressão Logística — Raça/Cor

Modelo 1: Interação Cor/Raça × Ideologia

```

regressão_raça_ideo <- glm(
  Migrantes ~ Cor_Raça_TSE * Ideologia + Tamanho,
  data = modelo_raça,
  family = "binomial"

```

```
)
summary(regressão_raça_ideo)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Migrantes ~ Cor_Raça_TSE * Ideologia + Tamanho,
##       family = "binomial", data = modelo_raça)
##
## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)                 1.9034    0.2990   6.366 1.94e-10 ***
## Cor_Raça_TSEParda          -0.3891    0.6963  -0.559  0.5763
## Cor_Raça_TSEPreta          -1.9034    1.4455  -1.317  0.1879
## IdeologiaDireita           -1.4095    0.2989  -4.716 2.40e-06 ***
## TamanhoMédio                  0.3474    0.1920   1.810  0.0703 .
## TamanhoNanico                -0.4939    0.6370  -0.775  0.4381
## TamanhoPequeno               -0.6024    0.2880  -2.092  0.0365 *
## Cor_Raça_TSEParda:IdeologiaDireita  0.1009    0.7367   0.137  0.8910
## Cor_Raça_TSEPreta:IdeologiaDireita  1.5444    1.5480   0.998  0.3184
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 808.06 on 644 degrees of freedom
## Residual deviance: 760.29 on 636 degrees of freedom
## AIC: 778.29
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

- Neste modelo, temos que o **tamanho dos partidos**, assim como **ideologia** apresentam, cada um, chances estatisticamente significativas de migrar.
- O que temos é que: **há menor chance de migrar para partidos pequenos e partidos de direita**

Modelo 2: Interação Cor/Raça × Tamanho

```
regressão_raça_tam <- glm(
  Migrantes ~ Cor_Raça_TSE * Tamanho + Ideologia,
  data = modelo_raça,
  family = "binomial"
)
summary(regressão_raça_tam)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Migrantes ~ Cor_Raça_TSE * Tamanho + Ideologia,
##       family = "binomial", data = modelo_raça)
##
## Coefficients: (1 not defined because of singularities)
##                               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
```

```

## (Intercept)           1.90377   0.28394   6.705 2.02e-11 ***
## Cor_Raça_TSEParda -0.23939   0.36628  -0.654   0.5134
## Cor_Raça_TSEPreta -1.90645   0.89456  -2.131   0.0331 *
## TamanhoMédio        0.29836   0.21744   1.372   0.1700
## TamanhoNanico       -0.35884   0.76062  -0.472   0.6371
## TamanhoPequeno      -0.62381   0.31687  -1.969   0.0490 *
## IdeologiaDireita   -1.38194   0.27001  -5.118 3.09e-07 ***
## Cor_Raça_TSEParda:TamanhoMédio -0.10675   0.48680  -0.219   0.8264
## Cor_Raça_TSEPreta:TamanhoMédio  3.03217   1.40254   2.162   0.0306 *
## Cor_Raça_TSEParda:TamanhoNanico -0.61674   1.47913  -0.417   0.6767
## Cor_Raça_TSEPreta:TamanhoNanico NA         NA        NA        NA
## Cor_Raça_TSEParda:TamanhoPequeno  0.08496   0.79689   0.107   0.9151
## Cor_Raça_TSEPreta:TamanhoPequeno -11.55764  535.41199 -0.022   0.9828
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 808.06 on 644 degrees of freedom
## Residual deviance: 753.97 on 633 degrees of freedom
## AIC: 777.97
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 12

```

- Neste modelo, temos que as variáveis **raça**, **tamanho** e **ideologia**, assim como a interação entre **raça** e **tamanho**, apresentam, cada um, chances estatisticamente significativas de migrar.
- O que temos é que:
 - parlamentares com declaração racial “Preta”** tem menores chances de migrar
 - há menor chance de migrar para partidos pequenos e de direita**
 - quando interagimos parlamentares com declaração racial “Preta” e tamanho de partido temos um aumento na chance de migração de parlamentares pretos para partidos médios**

Modelo 3: Efeitos Principais (sem interação)

```

regressão_raça <- glm(
  Migrantes ~ Cor_Raça_TSE + Tamanho + Ideologia,
  data = modelo_raça,
  family = "binomial"
)
summary(regressão_raça)

```

```

##
## Call:
## glm(formula = Migrantes ~ Cor_Raça_TSE + Tamanho + Ideologia,
##       family = "binomial", data = modelo_raça)
##
## Coefficients:
##                   Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)      1.8462    0.2738   6.742 1.57e-11 ***
## Cor_Raça_TSEParda -0.2996    0.2258  -1.327   0.1845

```

```

## Cor_Raça_TSEPreta -0.5354 0.5256 -1.019 0.3084
## TamanhoMédio 0.3580 0.1914 1.870 0.0614 .
## TamanhoNanico -0.4773 0.6341 -0.753 0.4517
## TamanhoPequeno -0.5921 0.2873 -2.061 0.0393 *
## IdeologiaDireita -1.3516 0.2671 -5.061 4.17e-07 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 808.06 on 644 degrees of freedom
## Residual deviance: 761.24 on 638 degrees of freedom
## AIC: 775.24
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4

```

- Neste modelo, sem as interações com raça, verificamos que apenas tamanho de partido e ideologia tiveram chances estatisticamente significativas de migrar
- O que temos é: **há menor chance de migrar para partidos pequenos e partidos de direita**

Modelo 4: Interação Tripla (Modelo Completo)

```

regressão_raça_final <- glm(
  Migrantes ~ Cor_Raça_TSE * Tamanho * Ideologia,
  data = modelo_raça,
  family = "binomial"
)
summary(regressão_raça_final)

```

```

##
## Call:
## glm(formula = Migrantes ~ Cor_Raça_TSE * Tamanho * Ideologia,
##      family = "binomial", data = modelo_raça)
##
## Coefficients: (5 not defined because of singularities)
##                                     Estimate Std. Error z value
Pr(>|z|)
## (Intercept) 2.6856 0.5967 4.501
6.77e-06 ***
## Cor_Raça_TSEParda -1.0761 1.2474 -0.863
0.388307
## Cor_Raça_TSEPreta -2.6856 1.5349 -1.750
0.080183 .
## TamanhoMédio -0.8938 0.7084 -1.262
0.207070
## TamanhoNanico -3.7842 1.2998 -2.911
0.003598 **
## TamanhoPequeno -0.2007 1.1997 -0.167
0.867165
## IdeologiaDireita -2.2614 0.6223 -3.634
0.000279 ***

```

```

## Cor_Raça_TSEParda:TamanhoMédio          0.6707   1.5254   0.440
0.660179
## Cor_Raça_TSEPreta:TamanhoMédio         2.8822   1.5642   1.843
0.065377 .
## Cor_Raça_TSEParda:TamanhoNanico       -16.1227  650.8748 -0.025
0.980238
## Cor_Raça_TSEPreta:TamanhoNanico        NA       NA       NA
NA
## Cor_Raça_TSEParda:TamanhoPequeno      14.1573  1029.1227  0.014
0.989024
## Cor_Raça_TSEPreta:TamanhoPequeno      -13.4933  1455.3980 -0.009
0.992603
## Cor_Raça_TSEParda:IdeologiaDireita    0.9397   1.3054   0.720
0.471614
## Cor_Raça_TSEPreta:IdeologiaDireita    0.8751   1.9072   0.459
0.646333
## TamanhoMédio:IdeologiaDireita        1.3438   0.7454   1.803
0.071415 .
## TamanhoNanico:IdeologiaDireita       18.9261  650.8749  0.029
0.976802
## TamanhoPequeno:IdeologiaDireita      -0.4859   1.2486  -0.389
0.697196
## Cor_Raça_TSEParda:TamanhoMédio:IdeologiaDireita -0.8743   1.6095  -0.543
0.587006
## Cor_Raça_TSEPreta:TamanhoMédio:IdeologiaDireita NA       NA       NA
NA
## Cor_Raça_TSEParda:TamanhoNanico:IdeologiaDireita NA       NA       NA
NA
## Cor_Raça_TSEPreta:TamanhoNanico:IdeologiaDireita NA       NA       NA
NA
## Cor_Raça_TSEParda:TamanhoPequeno:IdeologiaDireita -14.2693  1029.1231 -0.014
0.988937
## Cor_Raça_TSEPreta:TamanhoPequeno:IdeologiaDireita NA       NA       NA
NA
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 808.06 on 644 degrees of freedom
## Residual deviance: 734.06 on 626 degrees of freedom
## AIC: 772.06
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 14

```

- Aqui, na interação de raça com todas as variáveis verificamos resultado semelhante ao modelo anterior,
- É importante, no entanto, verificar que o **AIC** indica que o modelo é o mais preditivo de todos os **testados** para essa variável, de modo que a **interação simultânea pareceu favorecer a explicação das migrações** inclusive mudando a significância da variável de tamanho dos partidos, provavelmente exercendo uma função de ajuste.

- Assim, tivemos que há menores chances de migrar para partidos pequenos e nanicos.
- Talvez o que se conclua dos dados é que, **devido à distribuição desigual de raça pelas categorias**, sua presença em alguns modelos gera um certo viés de enquadramento, apesar de se mostrar uma variável com maior significância que gênero.

3) Modelagem com Idade

3.1) Preparação dos Dados

```
modelo_idade <- banco_arrumado %>%
  filter(Migrantes != "Primeiro mandato" & Ideologia != "Esquerda")
modelo_idade$Migrantes <- as.factor(modelo_idade$Migrantes)
```

3.2) Modelos de Regressão Logística — Idade

Modelo 1: Interação Idade × Ideologia

```
regressão_idade_ideo <- glm(
  Migrantes ~ Idade_Posse * Ideologia + Tamanho,
  data = modelo_idade,
  family = "binomial"
)
summary(regressão_idade_ideo)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Migrantes ~ Idade_Posse * Ideologia + Tamanho,
##       family = "binomial", data = modelo_idade)
##
## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)                 0.13601   0.70813   0.192   0.8477
## Idade_Posse                  0.02978   0.01312   2.269   0.0232 *
## IdeologiaDireita              0.33689   0.78221   0.431   0.6667
## TamanhoMédio                -0.08810   0.13734  -0.642   0.5212
## TamanhoNanico                -0.74806   0.49227  -1.520   0.1286
## TamanhoPequeno               -0.97575   0.22251  -4.385  1.16e-05 ***
## Idade_Posse:IdeologiaDireita -0.02141   0.01458  -1.468   0.1421
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Dispersion parameter for binomial family taken to be 1
##
## Null deviance: 1523.1 on 1291 degrees of freedom
## Residual deviance: 1467.5 on 1285 degrees of freedom
## AIC: 1481.5
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

- Neste modelo, temos que as variáveis de tamanho e idade de posse apresentaram chances estatisticamente significativas de migrar
- Temos que: 1. quanto maior a idade de posse, maior a chance de migrar 2. há menor chance de migrar para partidos pequenos

Modelo 2: Interação Idade × Tamanho

```
regressão_idade_tam <- glm(
  Migrantes ~ Idade_Posse * Tamanho + Ideologia,
  data = modelo_idade,
  family = "binomial"
)
summary(regressão_idade_tam)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Migrantes ~ Idade_Posse * Tamanho + Ideologia,
##       family = "binomial", data = modelo_idade)
##
## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)                1.041499   0.515185   2.022   0.0432 *
## Idade_Posse                 0.012972   0.009123   1.422   0.1551
## TamanhoMédio              -0.255164   0.666041  -0.383   0.7016
## TamanhoNanico              -0.859847   1.791465  -0.480   0.6312
## TamanhoPequeno              0.207471   1.126870   0.184   0.8539
## IdeologiaDireita           -0.812897   0.163015  -4.987 6.14e-07 ***
## Idade_Posse:TamanhoMédio    0.003089   0.012315   0.251   0.8019
## Idade_Posse:TamanhoNanico   0.002365   0.038306   0.062   0.9508
## Idade_Posse:TamanhoPequeno -0.022468   0.021112  -1.064   0.2872
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Dispersion parameter for binomial family taken to be 1
##
## Null deviance: 1523.1 on 1291 degrees of freedom
## Residual deviance: 1468.1 on 1283 degrees of freedom
## AIC: 1486.1
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

- Neste modelo, temos que apenas a variável ideologia apresentou chances estatisticamente significativas de migrar.
- Temos que: há menor chance de migrar para partidos à direita

Modelo 3: Efeitos Principais (sem interação)

```
regressão_idade <- glm(
  Migrantes ~ Idade_Posse + Tamanho + Ideologia,
```

```

    data = modelo_idade,
    family = "binomial"
)
summary(regressão_idade)

## 
## Call:
## glm(formula = Migrantes ~ Idade_Posse + Tamanho + Ideologia,
##      family = "binomial", data = modelo_idade)
##
## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)           1.054171   0.349517  3.016  0.00256 ***
## Idade_Posse          0.012509   0.005761  2.171  0.02991 *
## TamanhoMédio        -0.094109   0.137280 -0.686  0.49301
## TamanhoNanico       -0.759608   0.494290 -1.537  0.12435
## TamanhoPequeno      -0.962337   0.221853 -4.338 1.44e-05 ***
## IdeologiaDireita   -0.797009   0.162034 -4.919 8.71e-07 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 1523.1 on 1291 degrees of freedom
## Residual deviance: 1469.7 on 1286 degrees of freedom
## AIC: 1481.7
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4

```

- Neste modelo, sem interação da variável idade com as demais variáveis preditoras, temos que as três apresentaram chances estatisticamente significativas de migrar.
- Temos que: 1. quanto maior a idade de posse, maior a chance de migrar 2. há menores chances de migrar para partidos pequenos 3. há menores chances de migrar para partidos de direita

Modelo 4: Interação Tripla (Modelo Completo)

```

regressão_idade_final <- glm(
  Migrantes ~ Idade_Posse * Tamanho * Ideologia,
  data = modelo_idade,
  family = "binomial"
)
summary(regressão_idade_final)

```

```

## 
## Call:
## glm(formula = Migrantes ~ Idade_Posse * Tamanho * Ideologia,
##      family = "binomial", data = modelo_idade)
##
## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## 
```

```

## (Intercept)          0.948555  1.022290  0.928  0.353
## Idade_Posse         0.012372  0.018451  0.671  0.503
## TamanhoMédio        -1.580308  1.486124 -1.063  0.288
## TamanhoNanico       -1.676116  4.334248 -0.387  0.699
## TamanhoPequeno      -1.481307  2.933053 -0.505  0.614
## IdeologiaDireita    -0.716756  1.167746 -0.614  0.539
## Idade_Posse:TamanhoMédio 0.029198  0.027867  1.048  0.295
## Idade_Posse:TamanhoNanico -0.020872  0.095322 -0.219  0.827
## Idade_Posse:TamanhoPequeno 0.028854  0.054235  0.532  0.595
## Idade_Posse:IdeologiaDireita 0.001368  0.021219  0.064  0.949
## TamanhoMédio:IdeologiaDireita 1.601018  1.662553  0.963  0.336
## TamanhoNanico:IdeologiaDireita 1.166061  4.807971  0.243  0.808
## TamanhoPequeno:IdeologiaDireita 2.839846  3.226940  0.880  0.379
## Idade_Posse:TamanhoMédio:IdeologiaDireita -0.031848  0.031100 -1.024  0.306
## Idade_Posse:TamanhoNanico:IdeologiaDireita 0.026631  0.105434  0.253  0.801
## Idade_Posse:TamanhoPequeno:IdeologiaDireita -0.083197  0.060250 -1.381  0.167
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 1523.1 on 1291 degrees of freedom
## Residual deviance: 1449.5 on 1276 degrees of freedom
## AIC: 1481.5
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4

```

- Aqui, na interação da variável idade com todas as demais, não verificamos nenhuma chance estatisticamente significativa de migrar, de modo que a variável, aparentemente, serviu de desajuste quando mediada pelas demais.
- **O AIC dos modelos foi muito próximo**, tendo um **ganho maior apenas na interação entre idade e ideologia** ou quando **não havia interações entre nenhuma das variáveis preditoras**.
- Importante ponderar que **a idade média é elevada**, de modo que se espera que exista alguma significância nessa variável.

Considerações finais

- De todos os modelos testados, o com maior ajuste foi aquele que considera **raça** como variável preditora, no entanto, todos os modelos tiveram alguma significância quando aplicada a interação correta.
- Devem ser explorados os dados de maneira a entender de que forma essa interação dos modelos pode favorecer determinados viéses nos dados antes de partir para inferências.