

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 (hipoteticamente), 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 teoricamente 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_Leiçã > 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 vieses nos dados antes de partir para inferências.