

# APS2 - Microeconomia IV - Grupo 10

Antonio Ehlers, Bruno Weber, Mel Alencastro

2023-03-12

## Introdução

A presente APS tem como objetivo analisar casos práticos de aplicação das teorias aprendidas no bloco de Economia do Gênero em Microeconomia.

Para a Pergunta 1, foram utilizados como referência adicionais aos conteúdos em aula os estudos “Gender imbalance in housework allocation: a question of time?”, “Terror as a bargaining instrument: A case study of dowry violence in rural India” e “Gender effects in the battle of the sexes: A tale of two countries”.

Na Pergunta 2, foi feita uma análise de dados da Wave 7 da World Values Survey, que compreende dados coletados entre os anos de 2017-2022, para tentar identificar os impactos causados pela percepção da participação da mulher em questões políticas no bem-estar dos indivíduos.

## Pergunta 1

### Questão A

O artigo “*Gender imbalance in housework allocation: a question of time?*” escrito por Begoña Álvarez e Daniel Miles-Touya tenta compreender a questão de gênero relacionada a convivência e os trabalhos domésticos entre homens e mulheres que convivem no mesmo ambiente. Para isso, os autores apoiaram seus estudos em dados coletados em duas amostras que seguem o padrão *cross-section*, os resultados foram coletados pela *Spanish Time Use Survey (STUS)* em 2002-03 e 2009-10. Além do estudo empírico, foi realizado também, uma aplicação de teorias que buscam compreender como é dada a utilidade dada uma relação entre tempo de trabalho doméstico, preferências individuais e normas sociais. O modelo teórico aplicado foi o de Akerlof Kranton (2000) que utiliza como base as preferências individuais.

A principal teoria microeconômica utilizada pelo artigo foi a estipulada por Akerlof Kranton, este modelo propõe que a identidade de uma pessoa influencia de forma direta a utilidade dela, ao passo que, suas ir contra as preferências individuais acabará com uma diminuição da sua utilidade. Esse modelo, com a finalidade de determinar a utilidade, estipula que as ações individuais assim como a dos outros possuem influência, como pode ser visto na equação abaixo:

$$U_j = U_j(a_j, a_{-j}, I_j)$$

Onde  $a_j$  representa as ações, enquanto  $a_{-j}$  determina as ações dos outros. A identidade  $I_j$  é modelada da seguinte maneira:

$$I_j = I_j(a_j, a_{-j}, c_j, \varepsilon_j, P)$$

Na equação acima, a identidade ( $I_j$ ) depende da carga social  $c_j$  atribuída ao indivíduo  $j$ , além das características próprias ( $\varepsilon_j$ ) e, por fim, às precepções gerais da sociedade ( $P$ ).

A implicação desse modelo no artigo é de que alocações de tempos similares em trabalhos domésticos resultam em diferentes níveis de bem-estar, isso é dado graças às percepções individuais acerca de determinado afazer. O modelo de utilidade proposto pelo artigo é:

$$U_i = U_i(C, H(h_m, h_f, z), l_i, h_i, x), \text{ com } i = (m, f)$$

onde  $z$  representa o vetor de *shifters* de produção doméstica e  $x$  representa os gostos que podem sobrepor o valor de  $\$z\$$ . O artigo também propõe que cada um contribui um determinado tempo ( $T$ ) para seus trabalhos pagos ou domésticos, de tal forma que:

$$h_m + I_m + \overline{t_m} = h_f + I_f + \overline{t_f} = T$$

Por fim, o consumo  $C$  é dado através da seguinte equação:

$$C = y = Y + w_m \overline{t_m} + w_f \overline{t_f}$$

onde  $w_m$  e  $w_f$  determinam os salários do homem e da mulher, respectivamente, e  $Y$  é o que foi chamado de *nonlabor income*.

Posto isso, o artigo propõe que, com o propósito de maximizar suas preferências, o tempo que os indivíduos estão dispostos a participar de tarefas domésticas será dado por:

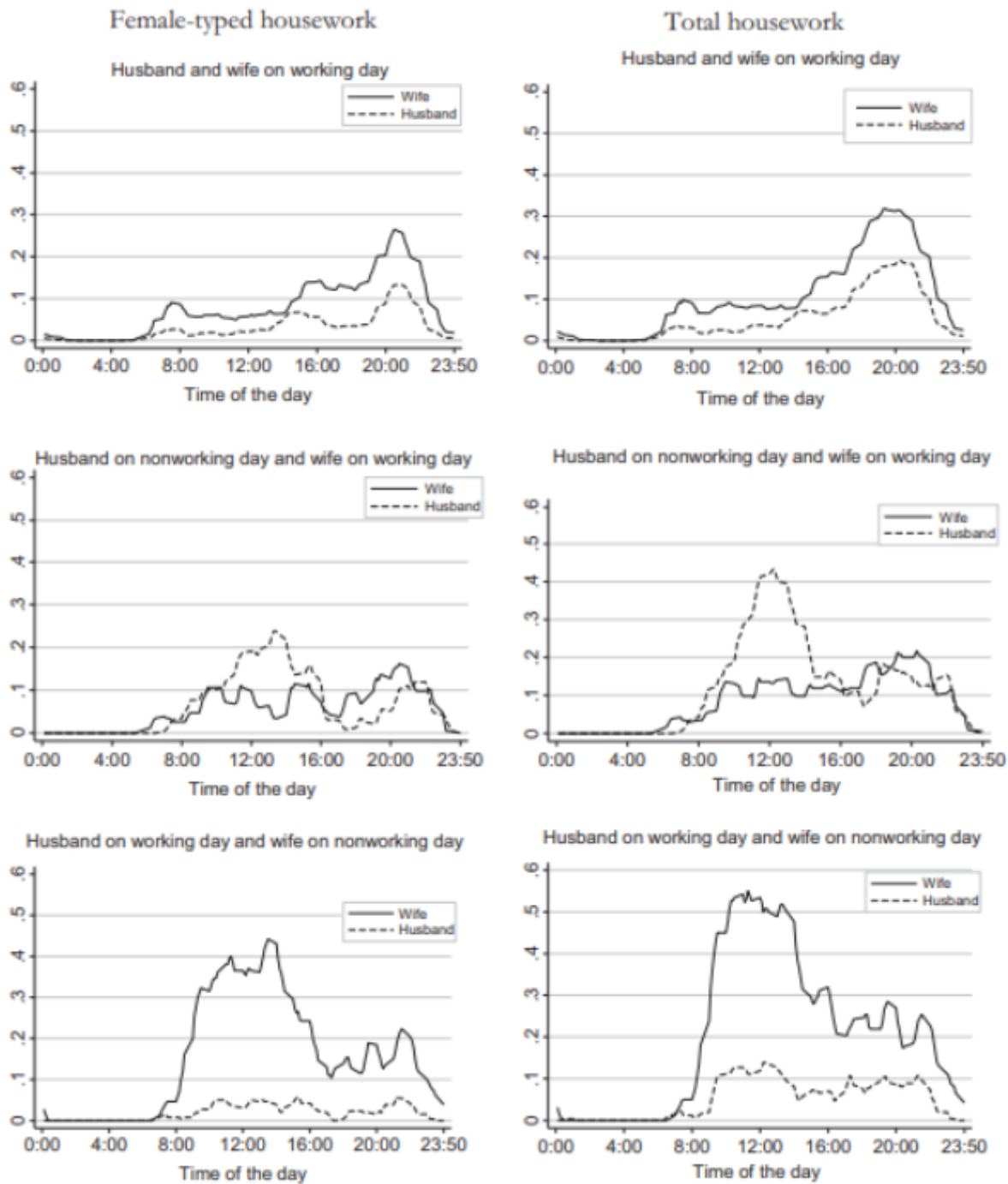
$$h_f^* = h(w_f, w_m, \overline{t_f}, \overline{t_m}, d, z, x)$$

$$h_m^* = h(w_m, w_f, \overline{t_m}, \overline{t_f}, d, z, x)$$

Com essa estruturação é possível observar como uma variação das horas aplicadas ao trabalho, seja ele qual for, pode alterar o bem-estar de cada um dos indivíduos. Além disso, esse modelo é capaz de ilustrar o quanto da variável resposta é dado por uma alteração do tempo aplicado e quanto é dado por preferências individuais.

Com as preferências modeladas, pode-se começar a observar as conclusões obtidas pelos pesquisadores. Foi ilustrado um comparativo entre homens e mulheres quanto ao tempo aplicado a tarefas domésticas, que, por sua vez, foram divididas em "*Female-Typed housework*" e "*Total housework*".

Figura 1 - Proporção de Maridos e Esposas Participando das Tarefas Diárias



Fonte: STUS para 2002-2003 e para 2009-2010

Analisando a Figura 1, é possível observar a demonstração das preferências e, por consequência, a ilustração das normas culturais. Olhando para os gráficos da coluna “Total housework”, ao comparar “Husband on nonworking day and wife on working day” com “Husband on working day and wife on nonworking day”, é possível observar que o volume de tarefas realizadas quando a esposa não está trabalhando é muito superior ao volume quando o homem não está trabalhando. Pode-se inferir, com base nesses gráficos, que a alocação de tempo ocorre de forma assimétrica.

O artigo propõe mais uma forma exploratória utilizando uma regressão com a variável resposta  $h_c$ , que tenta ilustrar o resultado para o casal  $c$  de alocação do trabalho doméstico. A regressão foi modelada da seguinte maneira:

$$h_c = \alpha_1 + \alpha_2 I_{wn_c} + X_c' \beta + \varepsilon_c$$

Os resultados obtidos por essa regressão confirmam o que foi inferido da observação dos gráficos da Figura 1. Foi constatado que, em dias em que ambos estão trabalhando, homens realizam 29,4% do total das tarefas domésticas, valor que muda para 50% quando o homem não trabalha. Na perspectiva das mulheres, tem-se que, em dias que ambos trabalham, 70,6% do trabalho doméstico é realizado por elas. Outro resultado importante ocorre quando somente as mulheres não estão trabalhando, nessa ocasião o percentual de contribuição dos homens cai em 17,2 pontos.

Pode-se, assim, analisar a conclusão para a hipótese econômica. Demonstrou-se de forma gráfica e por regressão que, de fato, homens e mulheres aparentam distribuir de forma assimétrica o tempo em que realizam atividades domésticas.

## Questão B

O artigo "Terror as a Bargaining Instrument: A Case Study of Dowry Violence in Rural India" de Francis Bloch e Vijayendra Rao tem como motivação de estudo a forma como a violência é utilizada em algumas partes e instituições da Índia como um instrumento de barganha. Esse estudo tem como foco como os maridos buscam proteger seus interesses, sejam eles financeiros ou sociais, com base no uso da violência contra suas esposas. Segundo o autor, um dos fatores que possibilita essa situação é a falta de posse por parte das mulheres de seus próprios recursos e propriedades. O artigo também propõe uma intervenção através de políticas que podem ajudar a combater a violência doméstica através de novas leis que protejam os interesses das mulheres.

O artigo inicia introduzindo algumas teorias microeconômicas. A primeira delas foi criada por Helen V. Tauchen (1991), que desenvolveu um teste que obteve como resultados que, uma mulher com rendas mais altas possui uma probabilidade menor de sofrer violência doméstica. Já o segundo modelo econômico apresentado é o de Amy Farmer e Jill Tiefenthaler (1996), que tem como foco compreender como abrigos podem servir como um sinal de tolerância de uma mulher à violência.

O modelo apresentado ilustra a relação entre homens e mulheres como uma relação não cooperativa, tem como premissa um homem agressor e uma mulher que é colocada no papel de vítima. Dado os agentes, o modelo prevê que dentro de um matrimônio cada parceiro irá maximizar sua utilidade sujeito a limitação de que o casamento perdure com base nessa maximização, esse nível de utilidade é determinado pelo agressor:

$$U^M = U^M(S(v), C^M, \eta)$$

Onde  $S(v)$  é o controle do homem,  $C^M$  é o consumo do homem e  $\eta$  é o capital matrimonial, que pode ser definido como algo que deixa de existir se não há casamento.

A utilidade da mulher é determinada através da seguinte fórmula:

$$U^W = U^W(V, C^W, \eta, U^M)$$

Sendo  $V$ , a violência.

O modelo utiliza como input a restrição orçamentária do casal, nesse caso, o homem irá maximizar a sua utilidade com base nessa restrição e no limite relacionado à permanência de sua esposa no casamento.

$$I^M - T^W = P_c * C^M$$

$$I^W + T^W = P_c * C^W$$

Dado que  $I^M$  é a renda do homem,  $T^W$  é a transferência monetária para a mulher e  $P_c$  é o preço total de consumo.

A maximização da utilidade é dada por:

$$\max_{v,t} U^M(S(v), \frac{I^M - T^W}{P_c}, \eta) \text{ sujeito a } \overline{U^W} = U^W$$

Esse modelo implica que a utilidade da mulher deve ser pelo menos  $\overline{U^W}(C_s^W)$ , esse ponto é dado caso a esposa esteja sob ponto de ameaça ou solteira. Outra demonstração importante é que sobre a pressão de divórcio, sua renda dada externa pode depender do homem, de tal forma que:

$$C_s^W = \frac{\alpha I^M + I^W + X}{P_c}$$

Para aplicar o modelo descrito acima, o artigo introduz o ambiente cultura da Índia. O casamento indiano possui uma série de restrições: Restrito a grupos endogâmicos; podem apenas ocorrer dentro do grupo de famílias que compõe a mesma subcasta; Casamento é considerado final; Casamento patrilocal; e outros. O grupo de estudo foi composto por indivíduos da subcasta que reside o "The South Indian State of Karnataka", todos indivíduos estudados fazem parte da subcasta de ceramistas.

Figura 2 - Estágios do Modelo

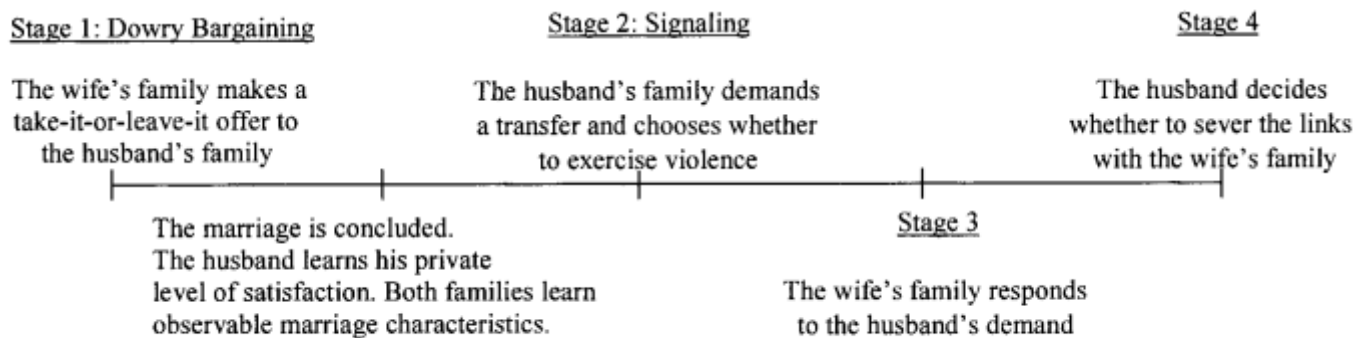


FIGURE 1. TIMING OF THE MODEL

Fonte: *Terror as a Bargaining Instrument: A Case Study of Dowry Violence in Rural India*

Os estudos são voltados as etapas do casamento (Figura 2), desde de a oferta realizada pela família da esposa ao futuro noivo, até o momento que o marido decide se deve ou não cortar os vínculos com a família da esposa: O objetivo de observar todas as etapas é compreender como a distribuição dos recursos acontece entre as duas famílias. Ao manter o matrimônio, as duas famílias possuem um fluxo contínuo de utilidades que o valor com desconto é dado por:  $U_h$  e  $U_w$  que são definidas através das seguintes fórmulas:

$$U_h = U_h(I_h, x_h, x_w, \theta)$$

$$U_w = U_w(I_w, x_h, x_w, \theta)$$

Onde  $i = h, w$ ,  $x_i$  representa o salário da família de  $i$ ,  $I_i$  o vetor de capital humano e  $\theta$  o nível de satisfação do homem com o casamento.

Para o desenvolvimento do modelo são utilizadas as seguintes suposições:

1. A primeira suposição é dada graças ao contexto da cultura indiana, denotando a renda da família da esposa como  $Y_w$ , as rendas das duas famílias podem ser decompostas como:  
 $I_h = Y_h + D + t$ ;  $I_w = Y_w - D - t$ . Assim, se o casamento acontece, tem-se:  
 $I_h = Y_h + D$ ;  $I_w = Y_w - D$
2. A segunda suposição indica que os maridos insatisfeitos são os únicos que possuem incentivo para se separar de suas esposas e podem, crivelmente, ameaçar cortar os vínculos com a família da esposa.
3. A terceira suposição é que, quando a esposa acredita que o marido está insatisfeito com o casamento, ela está disposta a dissuadi-lo.

Podemos, então, calcular a probabilidade de violência:

$$Pr(V|\theta = 0) = F_k(K^*) = F_k(U_h(Y_h + D + t^w(1), x_h, x_w, 0) - U_h(Y_h + D, x_h, m_2))$$

Para testar as premissas do modelo foram coletadas as na subcasta descrita no início desta resposta. A coleta dos dados foi dada através de entrevista onde 149 famílias responderam o questionário, as perguntas estavam relacionadas ao casamento e violência. Dada as suposições apresentadas acima será utilizado a equação de dote e probabilidade de violência:

$$D = D(Y_h, Y_w, x_h, x_w, m_1)$$

$$Pr(V) = B(Y_h, D, Y_w, x_h, x_w, z, m_2)$$

Os resultados encontrados pelos pesquisados demonstraram um nível muito baixo de educação entre os entrevistados de 1.14 anos para as mulheres e 1.46 para os homens, esses dados apresentaram muito desvio padrão por conta de 90 por cento dos entrevistados não possuírem nenhum tipo de educação. O salário anual das mulheres é 5,506 rupees, enquanto os dos homens é 6440.

Uma vez geradas as regressões, foi constatado que um aumento de 10.000 na renda familiar da noiva causa um incremento em 3.3 por cento, o que indica que quanto mais rica for a família da noiva, maior os riscos dela sofrer violência durante seu matrimônio. Ou dado importante encontrado durante a pesquisa foi que, ter um filho homem diminui em 10 por cento a violência, enquanto uma filha mulher não possui um impacto significativo.

Quanto a teoria de Amy Farmer e Jill Tiefenthaler, podemos estabelecer uma relação ao empoderamento feminino proposto pela teoria. O artigo argumenta que para acabar com a cultura do dote e da violência é necessário que haja um aumento da educação da mulher, portanto, há uma relação positiva em com a variável resposta, uma vez que da a ela um maior poder de barganha.

*Figura 3 - Médias e Desvios Padrão*

TABLE 1—MEANS AND STANDARD DEVIATIONS ( $N = 137$ )

Variable	Mean	Standard Deviation
Marriage squeeze ratio at the time of the wedding ( $m_1$ )	1.060	0.04
Marriage squeeze ratio ten years after the wedding ( $m_2$ )	1.071	0.02
Net dowry in 1992 rupees	11,840.44	72,861.06
Beedu village	0.39	
Ooru village	0.37	
Year of marriage (0 = 1900)	74.39	12.17
Wife's age at marriage	14.71	2.98
Husband's age at marriage	24.46	5.05
Wife's education (years)	1.14	2.56
Husband's education (years)	1.46	3.03
Husband's family's income/1,000 (in 1992 rupees)	6,440.98	784.90
Wife's family's income/1,000 (in 1992 rupees)	5,506.73	6,572.05
Number of male children alive	1.18	1.11
Number of female children alive	1.20	1.08
Incidence of violence (percent)	22.63	

Fonte: *Terror as a Bargaining Instrument: A Case Study of Dowry Violence in Rural India*

# Questão C

O artigo de Adriani, Pompeo e Sonderegger (2022) realiza um Experimento baseado no famoso jogo de Batalha dos Sexos. Explique a estrutura do jogo e analise a existência de seus possíveis equilíbrios (equilíbrio em estratégias dominantes, equilíbrio de Nash e equilíbrio em estratégias mistas). Com as suas palavras, explique como as normas sociais de gênero podem guiar as escolhas dos jogadores deste jogo.

## Estrutura do jogo

O jogo representado na tabela é conhecido como “Batalha dos Sexos” e nesse jogo dois jogadores devem escolher simultaneamente uma das duas ações, A ou B. Se ambos os jogadores selecionarem A, o Jogador 1 ganha 1000 pontos e o Jogador 2 ganha 500, enquanto se ambos selecionarem B, o Jogador 1 ganha 500 e o Jogador 2 ganha 1000 pontos. Em seguida, utilizando a terminologia de Holm (2000) dizem que o jogador i ‘joga de forma agressiva’ (ou “hawkish”) se escolher a ação que, se ambos os jogadores coordenarem nela, daria 1000 pontos a i, enquanto o jogador i ‘joga de forma moderada’ (ou “dovish”) se escolher a ação que daria 500 pontos a i. Se um jogador escolher A e o outro escolher B, ambos ganham 0 pontos. A estrutura do jogo é resumida na Figura 4:

Figura 4 - Equilíbrio de Nash

		Player 1	
		A	B
Player 2	A	(1000, 500)	(0,0)
	B	(0,0)	(500, 1000)

Fonte: *Gender effects in the battle of the sexes: A tale of two countries*

O experimento online dos autores envolveu uma série de tratamentos nos quais os participantes foram informados ou não sobre o gênero de seu oponente, bem como sobre o país de origem do oponente (Índia ou Noruega). Os autores usaram um design entre participantes nos quais cada um jogou apenas uma vez. Os resultados foram usados para examinar como a informação sobre o gênero e a origem do país do oponente afeta a coordenação em situações de conflito de interesses.

No tratamento Gender Unknown, os jogadores foram informados de que seu oponente era do mesmo país, mas não foram informados sobre o gênero (eles só sabiam que ele ou ela era do sexo masculino ou feminino com igual probabilidade). Nos tratamentos Gender Known, os jogadores foram informados sobre o gênero de seu oponente e que ele ou ela era do mesmo país. Isso gerou um total de três casos, dependendo do gênero de ambos os jogadores: (i) jogos de mulher-mulher, (ii) jogos de homem-homem e (iii) jogos mistos (mulher-homem). Em todos os tratamentos, os participantes foram informados de que seu oponente havia recebido as mesmas informações que eles (ou seja, a localização do país e, nos tratamentos Gender Known, também o gênero do outro jogador). Para garantir que os sujeitos prestassem atenção suficiente ao gênero de seu oponente, as informações sobre gênero e país de localização foram exibidas com alguns segundos de atraso, e os sujeitos foram solicitados a esperar até que as informações aparecessem.

O experimento começou com uma série de perguntas demográficas, nomeadamente, gênero, idade, nível de educação (primário, secundário ou universitário), lugar de residência (vila, cidade pequena ou cidade grande) e religiosidade. A informação sobre gênero foi usada mais tarde para designar os sujeitos aos diferentes tratamentos. Também usamos a informação sobre a educação para garantir variação suficiente dentro dos níveis de educação dos sujeitos. Isso foi feito para ser capaz de isolar os efeitos de gênero dentro de diferentes subpopulações (baixa/alta educação) em cada país.

Na próxima fase, os participantes foram informados sobre a tarefa principal e tiveram que responder a uma série de perguntas de controle para verificar se eles entendiam a estrutura de incentivos do estudo. Os sujeitos tiveram apenas três tentativas para responder a essas perguntas - aqueles que não conseguiram

fornecer a resposta correta mais de três vezes foram excluídos do experimento. Uma vez que os jogadores passaram pelas perguntas de controle, e depois de terem sido informados sobre as características do seu oponente (gênero + localização do país ou apenas localização do país, dependendo do tratamento), eles foram solicitados a declarar qual ação eles esperavam que seu oponente escolhesse. Se eles adivinhassem corretamente, os sujeitos recebiam um pequeno bônus além do pagamento final.

Após as expectativas terem sido obtidas, os participantes foram apresentados com a tarefa principal. Depois que eles escolheram sua ação, uma série de perguntas de acompanhamento foram feitas, incluindo porque escolheram uma opção em vez da outra, se lembravam do gênero do oponente - a fim de verificar que, nos tratamentos com o conhecimento de gênero, os sujeitos de fato prestaram atenção ao gênero de seu oponente - e qual eles pensavam que era o objetivo do estudo. Finalmente, os sujeitos foram solicitados a expressar seu grau de concordância com uma série de declarações sobre papéis de gênero e a posição das mulheres na família, com base na World Value Survey Inglehart et al. (2014).

## Equilíbrios no jogo

Para analisar os possíveis equilíbrios desse jogo, é necessário avaliar as estratégias dominantes, o equilíbrio de Nash e o equilíbrio em estratégias mistas.

### Estratégias dominantes

Uma estratégia dominante é aquela que é melhor para um jogador, independentemente do que o outro jogador escolha. Nesse jogo, não há estratégias dominantes puras, ou seja, não há uma opção que seja a melhor escolha para um jogador independentemente da escolha do outro jogador. Isso ocorre porque o melhor resultado para um jogador depende da escolha do outro jogador.

### Equilíbrio de Nash

O equilíbrio de Nash é uma situação em que ambos os jogadores escolhem suas melhores respostas à escolha do outro jogador. Nesse jogo, existem dois possíveis equilíbrios de Nash: (A, A) e (B, B).

Se um jogador escolher a opção A, a melhor resposta do outro jogador é escolher A também, já que o resultado para ambos seria (1000,500). Da mesma forma, se um jogador escolher a opção B, a melhor resposta do outro jogador é escolher B também, já que o resultado para ambos seria (500,1000).

### Equilíbrio em estratégias mistas

Para encontrar o equilíbrio em estratégias mistas, precisamos determinar a probabilidade com que cada jogador deve jogar A ou B, dada a estratégia do outro jogador. Supomos que ambos os jogadores são racionais e buscam maximizar seu retorno esperado.

Seja  $p$  a probabilidade de o Jogador 1 jogar A e  $(1 - p)$  a probabilidade de o Jogador 1 jogar B. Da mesma forma, seja  $q$  a probabilidade de o Jogador 2 jogar A e  $(1 - q)$  a probabilidade de o Jogador 2 jogar B. Então, o retorno esperado para o Jogador 1 e o Jogador 2 são dados por:

$$E(1) = 1000pq + 500p(1 - q) + 500(1 - p)q + 0(1 - p)(1 - q)$$

$$E(2) = 500pq + 0p(1 - q) + 0(1 - p)q + 1000(1 - p)(1 - q)$$

Para encontrar o equilíbrio em estratégias mistas, precisamos encontrar valores de  $p$  e  $q$  de tal forma que nenhum jogador possa aumentar seu retorno esperado mudando sua estratégia. Isso significa que cada jogador é indiferente entre jogar A ou B, dada a estratégia do outro jogador.

Definindo  $E(1)(A) = E(1)(B)$  e resolvendo para  $p$ , obtemos:

$$1000q - 500 = 500q$$

$$p = 1/2$$

Da mesma forma, definindo  $E(2)(A) = E(2)(B)$  e resolvendo para  $q$ , obtemos:



$$1000p - 500 = 500p$$

$$q = 1/2$$

Portanto, o equilíbrio em estratégias mistas é para cada jogador jogar A e B com igual probabilidade, ou seja, ambos os jogadores jogam A com probabilidade 1/2 e jogam B com probabilidade 1/2. Este é um equilíbrio simétrico onde cada jogador é indiferente entre jogar hawkish (A) ou dovish (B), independentemente da estratégia do outro jogador. O estudo busca descobrir se pode ser mais provável que o homem escolha a estratégia "hawkish" (A) e a mulher escolha a estratégia "dovish" (B), mesmo que essa não seja a estratégia ótima do ponto de vista puramente racional devido a papéis de gênero de cada um dos países analisados.

## Normas sociais

As normas sociais de gênero são as expectativas e regras implícitas ou explícitas que a sociedade impõe em relação aos comportamentos, papéis e atributos atribuídos a homens e mulheres. Essas normas podem influenciar as escolhas e decisões dos jogadores em um jogo como o da batalha dos sexos, que envolve uma escolha entre duas opções que são associadas a traços de personalidade considerados masculinos ou femininos.

No jogo da batalha dos sexos, as escolhas A e B são associadas a traços de personalidade considerados masculinos e femininos, respectivamente. Assim, as normas sociais de gênero podem influenciar as escolhas dos jogadores, especialmente se eles se identificam com seu gênero e tentam agir de acordo com as expectativas associadas a ele.

Por exemplo, um homem pode sentir uma pressão social para agir de forma "masculina" e escolher a opção A, que é associada a um comportamento mais agressivo e competitivo. Da mesma forma, uma mulher pode sentir uma pressão social para agir de forma "feminina" e escolher a opção B, que é associada a um comportamento mais cooperativo e cuidadoso.

Além disso, as normas sociais de gênero também podem influenciar a interpretação dos resultados do jogo. Se um homem escolhe a opção A e ganha mais pontos, isso pode reforçar a ideia de que a agressividade e a competição são comportamentos mais adequados para homens. Da mesma forma, se uma mulher escolhe a opção B e ganha mais pontos, isso pode reforçar a ideia de que a cooperação e o cuidado são comportamentos mais adequados para mulheres.

Baseado na conclusão do artigo, é importante destacar que os efeitos de gênero no jogo variam significativamente entre os dois países analisados, Noruega e Índia. Isso sugere que o comportamento dos jogadores neste jogo pode ser um indicador do nível de desigualdade de gênero em cada país e que é importante considerar sujeitos de diferentes origens e níveis de educação para obter uma imagem mais abrangente dos efeitos de gênero na sociedade.

A análise também indica que a cultura de gênero pode variar dentro de diferentes estratos da população e que os efeitos de gênero podem se manifestar de maneiras diferentes do que se esperava. Por exemplo, os homens noruegueses altamente educados podem ser menos agressivos ao jogar contra uma oponente feminina, possivelmente devido a uma aversão a comportamentos que possam ser interpretados como sexistas. Isso pode indicar a existência de diferentes subculturas dentro da população.

Além disso, a análise mostra que, na Índia, o efeito de gênero é mais forte entre as mulheres menos educadas, que são mais propensas a se adaptar ao gênero de seu parceiro de jogo. Isso pode não ser necessariamente devido às mulheres esperarem que seus oponentes masculinos sejam mais agressivos, mas sim porque elas são menos avessas à desigualdade quando enfrentam um homem. Isso destaca a importância de considerar as normas sociais de gênero em diferentes sociedades e grupos socioeconômicos ao projetar políticas destinadas a empoderar grupos desfavorecidos.

Em resumo, as normas sociais de gênero podem guiar as escolhas dos jogadores na Batalha dos Sexos de maneiras diferentes em diferentes países e estratos socioeconômicos da população. Essas normas podem afetar a agressividade dos jogadores e sua propensão a se adaptar ao gênero de seus parceiros de jogo. É

importante levar em consideração essas diferenças culturais para entender os efeitos de gênero na sociedade e projetar políticas mais eficazes para enfrentar a desigualdade de gênero.

## Pergunta 2

### Questão A

O modelo econométrico de Akerlof e Kranton diz que a identidade individual - determinada por fatores como as características intrínsecas do indivíduo e as prescrições da sociedade - influencia o bem-estar do indivíduo. Assim, visando entender o impacto das percepções acerca da participação da mulher na política, pode-se estabelecer como pergunta de pesquisa:

“Como as características pessoais e o posicionamento sobre a participação de mulheres em questões políticas afeta o bem-estar de um indivíduo?”

### Questão B

O modelo proposto por Akerlof e Kranton no artigo “Economics and Identity” (2000) propõe que as diferenças de gênero podem ser explicadas por normas sociais. Assim, eles desenvolvem um sistema que considera que um fator denominado “identidade” entra diretamente na função de utilidade do indivíduo, de modo que:

$$U_j = U_j(a_j, a_{-j}, I_j)$$

Nesse modelo,  $a_j$  são as ações do indivíduo e  $a_{-j}$  as ações dos outros, sendo que ambas podem ou não seguir as prescrições gerais da sociedade ( $\$P\$$ ) e  $I_j$  é a identidade do indivíduo  $j$ , que pode ser definida por:

$$I_j = I_j(a_j, a_{-j}, c_j, \varepsilon_j, P)$$

Sendo  $c_j$  a categoria social do indivíduo e  $\varepsilon_j$  as características próprias deste.

No modelo, o indivíduo escolhe suas ações ( $a_j$ ) de forma a maximizar sua utilidade, sendo que  $a_{-j}$ ,  $c_j$ ,  $\varepsilon_j$  e  $P$  variáveis exógenas.

Adaptando o modelo para a pergunta em questão, pode-se definir a função identidade do indivíduo  $i$  como sendo:

$$I_i = I_i(a_i, a_{-i}, \varepsilon_i, c_i, P)$$

Sendo:

$a_i$ : a visão do indivíduo  $i$  sobre a participação da mulher em questões políticas

$a_{-i}$ : a visão dos outros indivíduos, excluindo  $i$ , sobre a participação da mulher em questões políticas

$\varepsilon_i$ : as características próprias do indivíduo  $i$

$c_i$ : sexo do indivíduo  $i$

$P$ : a percepção da sociedade acerca da participação de mulheres em questões políticas

Com a função identidade definida, pode-se medir o bem-estar do indivíduo através da seguinte função:

$$Happy_i = Happy_i(a_i, a_{-i}, I_i)$$

Hipótese econômica: a visão do indivíduo acerca da participação feminina na política afeta diretamente seu bem-estar.

# Questão C

## Dados

Para a condução da análise, foram extraídos dados da World Values Survey (“WVS”), mais especificamente da Wave 7, que compreende os anos de 2017 a 2022. Os países incluídos no estudo assim como o tamanho das amostras podem ser observados na Figura 5.

Figura 5 - World Values Survey Wave 7: Tamanho das Amostras

World Values Survey & European Values Study (2017-2022)								
N	Country/ter.	Sample	N	Country/ter.	Sample	N	Country/ter.	Sample
1	Albania	1454	31	Greece	1200	61	North Macedonia	1117
2	Andorra	1004	32	Guatemala	1229	62	Northern Ireland	447
3	Argentina	1003	33	Hong Kong SAR	2075	63	Norway	1118
4	Armenia	2723	34	Hungary	1519	64	Pakistan	1995
5	Australia	1813	35	Iceland	1633	65	Peru	1400
6	Austria	1651	36	Indonesia	3200	66	Philippines	1200
7	Azerbaijan	1817	37	Iran	1499	67	Poland	1352
8	Bangladesh	1200	38	Iraq	1200	68	Portugal	1215
9	Belarus	1548	39	Italy	2282	69	Puerto Rico	1127
10	Bolivia	2067	40	Japan	1353	70	Romania	2870
11	Bosnia Herzegovina	1735	41	Jordan	1203	71	Russia	3635
12	Brazil	1762	42	Kazakhstan	1276	72	Serbia	2545
13	Bulgaria	1566	43	Kenya	1266	73	Singapore	2012
14	Canada	4018	44	Kyrgyzstan	1200	74	Slovakia	1432
15	Chile	1000	45	Latvia	1335	75	Slovenia	1075
16	China	3036	46	Lebanon	1200	76	South Korea	1245
17	Colombia	1520	47	Libya	1196	77	Spain	1209
18	Croatia	1493	48	Lithuania	1448	78	Sweden	1194
19	Cyprus	1000	49	Macau SAR	1023	79	Switzerland	3174
20	Czechia	1829	50	Malaysia	1313	80	Taiwan ROC	1223
21	Denmark	3369	51	Maldives	1039	81	Tajikistan	1200
22	Ecuador	1200	52	Mexico	1741	82	Thailand	1500
23	Egypt	1200	53	Mongolia	1638	83	Tunisia	1208
24	Estonia	1304	54	Montenegro	1004	84	Turkey	2415
25	Ethiopia	1230	55	Morocco	1200	85	Ukraine	2901
26	Finland	1220	56	Myanmar	1200	86	United States	2596
27	France	1880	57	Netherlands	4554	87	Uruguay	1000
28	Georgia	2212	58	New Zealand	1057	88	Venezuela	1190
29	Germany	3706	59	Nicaragua	1200	89	Vietnam	1200
30	Great Britain	1794	60	Nigeria	1237	90	Zimbabwe	1215



The World Values Survey (<http://www.worldvaluessurvey.org/>) and the European Values Study (<https://europeanvaluesstudy.eu/>) are conducting a joint survey round in 2017-2022. Survey methods: PAPI, CATI, CATI, CAWI, postal survey. National-wide random representative samples of the adult population (residents) 18-99 years are interviewed in every country/ territory. Data collected in the period of 2017-2022.

Fonte: World Values Survey

Também foram utilizados dados da Timeseries, que compreende dados de todas as 7 Waves, com equivalência das perguntas para se poder realizar comparativos entre os anos. Por fim, criou-se uma planilha “states” com os códigos dos países no questionário e seus códigos.

## Seleção dos Dados

Os dados da WVS foram importados para o RStudio por csv e a planilha “states” por meio de:

```
WVS_Wave7 <- read.csv("C:/Users/Lenovo/Desktop/Inspir/5º SEM/Micro IV/APS2/WVS_Wave7.csv")
WVS_TimeSeries_4_0 <- read.csv("C:/Users/Lenovo/Desktop/Inspir/5º SEM/Micro IV/APS2/WVS_TimeSeries_4_0.csv")

library(readxl)
states <- read_excel("C:/Users/Lenovo/Desktop/Inspir/5º SEM/Micro IV/APS2/states.xlsx")
```

As perguntas da Wave 7 utilizadas para a análise foram:

- Q29: “On the whole, man make better political leaders than women do: {Strongly agree, Agree, Disagree, Strongly Disagree}”
- Q46: “Taking all things together, would you say you are: {Very happy, Rather happy, Not very happy, Not at all happy}”
- Q119: “Can you tell me how strongly you agree or disagree with the following statement: ‘on the whole, women are less corrupt than men’? {Strongly agree, Agree, Disagree, Strongly disagree, Hard to say}”
- Q233: “[In your view, how often do] Women have equal opportunities to run the office [in this country’s elections]? {Very often, Fairly often, Not often, Not at all often}”

Com essas perguntas estabelecidas, filtrou-se a base de dados de forma que ela contivesse apenas características demográficas (país, sexo, idade, IDH, tamanho da cidade, urbano/rural) e as perguntas acima mencionadas:

```
df <- WVS_Wave7
df9822 <- WVS_TimeSeries_4_0
df2 <- data.frame(df$B_COUNTRY,df$Q260, df$Q261, df$Q262, df$G_TOWNSIZE, df$hdi, df$H_URBRURAL,df$Q4, df$Q98, df$I_WOMPOL, df$Q29, df$Q46, df$Q119, df$Q233, df$S007, df$S018, df$Q275)
colnames(df2) <- c("codPais","Sex","Year of Birth","Age","tamCidade","IDH", "Urban/Rural","InLPolitics","AC/INAC in Political Party", "womPol","Q29", "Q46", "Q119", "Q233","id","S018", "Escolaridade")
df9822_clean <- data.frame(df9822$S007,df9822$S024)
names(df9822_clean)<- c("id","Strata")
```

## Bibliotecas

Após esse processo, importou-se as bibliotecas que serão utilizadas tanto para a elaboração das estatísticas descritivas quanto para se testar o modelo posteriormente.

```
library(writexl)
library(pROC)
```

```
## Type 'citation("pROC")' for a citation.
```

```
##
## Attaching package: 'pROC'
```

```
## The following objects are masked from 'package:stats':
##
##     cov, smooth, var
```

```
library(tidyverse)
```

```
## — Attaching core tidyverse packages ————— tidyverse 2.0.0 —
## ✓ dplyr      1.1.0      ✓ readr      2.1.4
## ✓ forcats    1.0.0      ✓ stringr    1.5.0
## ✓ ggplot2    3.4.1      ✓ tibble     3.1.8
## ✓ lubridate  1.9.2      ✓ tidyr      1.3.0
## ✓ purrr      1.0.1
```

```
## — Conflicts ————— tidyverse_conflicts() —
## ✖ dplyr::filter() masks stats::filter()
## ✖ dplyr::lag() masks stats::lag()
## ⓘ Use the http://conflicted.r-lib.org/ conflicted package ⓘ to force all conflicts to become errors
```

```
library(plotly)
```

```
##
## Attaching package: 'plotly'
##
## The following object is masked from 'package:ggplot2':
##
##   last_plot
##
## The following object is masked from 'package:stats':
##
##   filter
##
## The following object is masked from 'package:graphics':
##
##   layout
```

```
library(dplyr)
library(ggplot2)
library(glmnet)
```

```
## Carregando pacotes exigidos: Matrix
##
## Attaching package: 'Matrix'
##
## The following objects are masked from 'package:tidyr':
##
##   expand, pack, unpack
##
## Loaded glmnet 4.1-6
```

```
library(margins)
library(lmtest)
```

```
## Carregando pacotes exigidos: zoo
##
## Attaching package: 'zoo'
##
## The following objects are masked from 'package:base':
##
##   as.Date, as.Date.numeric
```

```
library(ResourceSelection)
```

```
## ResourceSelection 0.3-5    2019-07-22
```

```
library(car)
```

```
## Carregando pacotes exigidos: carData
##
## Attaching package: 'car'
##
## The following object is masked from 'package:dplyr':
##
##     recode
##
## The following object is masked from 'package:purrr':
##
##     some
```

```
library(pastecs)
```

```
##
## Attaching package: 'pastecs'
##
## The following objects are masked from 'package:dplyr':
##
##     first, last
##
## The following object is masked from 'package:tidyr':
##
##     extract
```

```
# Utilizando df originais por que a ordem do trabalho foi feita diferente do escopo
df2 <- data.frame(df$B_COUNTRY,df$Q260, df$Q261, df$Q262, df$G_TOWNSIZE, df$hdi, df$H_URBRURA
L,df$Q4, df$Q98,df$I_WOMJOB, df$I_WOMPOL, df$Q29, df$Q46, df$Q71, df$Q80, df$Q119, df$Q199, d
f$Q233, df$Q249, df$S007, df$S018, df$Q275)
colnames(df2) <- c("codPais","Sex","Year of Birth","Age","tamCidade","IDH", "Urban/Rural","In
LPolitics","AC/INAC in Political Party", "womJob", "womPol","Q29", "Q46", "Q71", "Q80", "Q11
9", "Q199", "Q233", "Q249","id","S018", "Escolaridade")
```

## Estatísticas Descritivas

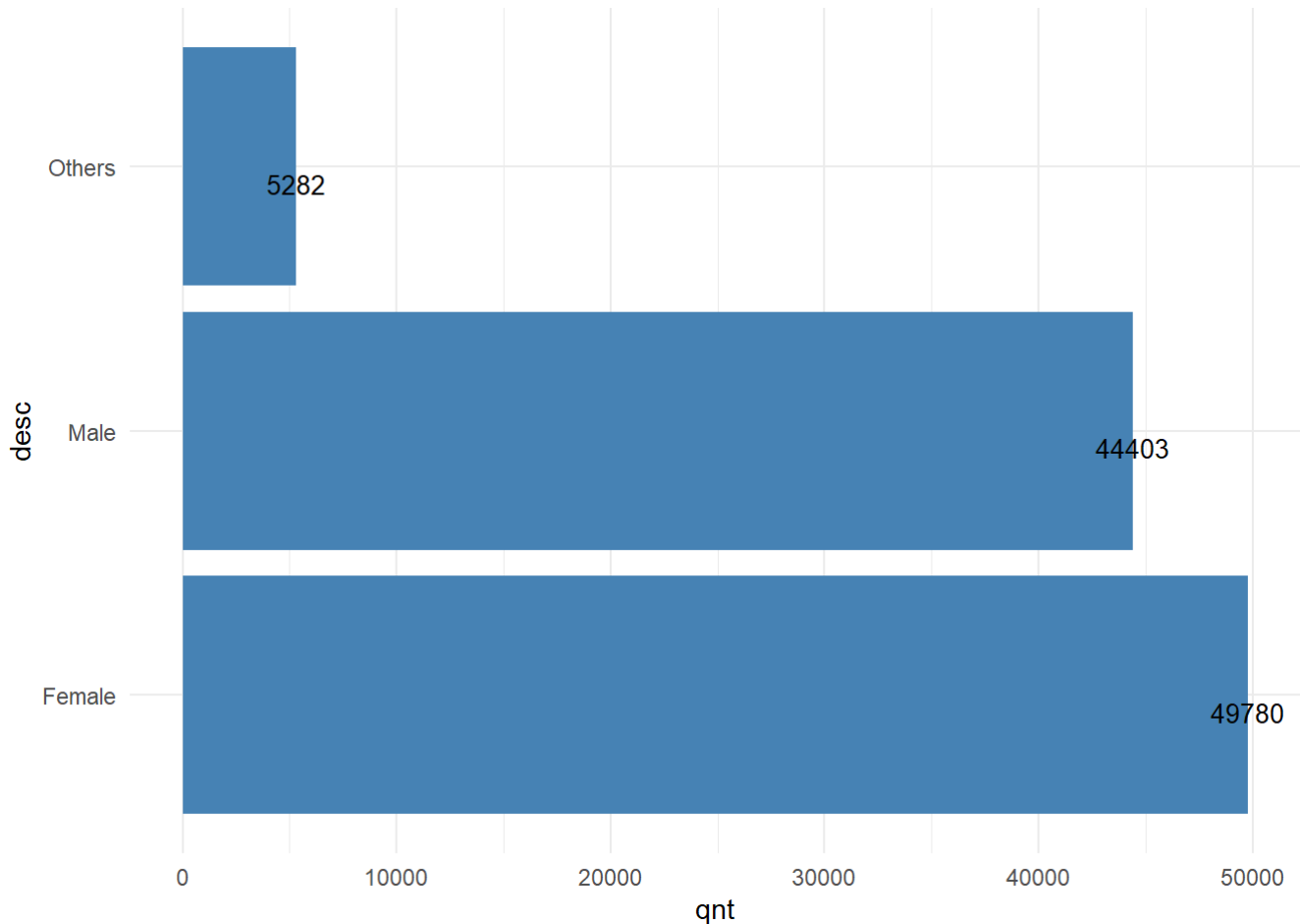
Com isso, foi possível elaborar as estatísticas descritivas:

### Sexo

```
dataSex <- data.frame(qnt=c(length(df2$Sex[df2$Sex == "2"]),length(df2$Sex[df2$Sex == "1"]),-
length(df2$Sex)+length(df2$Sex[df2$Sex == "2"])+length(df2$Sex[df2$Sex == "2])), desc = c("F
emale", "Male", "Others") )
print(dataSex)
```

```
##      qnt  desc
## 1 49780 Female
## 2 44403  Male
## 3  5282 Others
```

```
ggplot(data=dataSex, aes(x=qnt, y=desc)) +
  geom_bar(stat="identity", fill="steelblue")+
  geom_text(aes(label=qnt), vjust=1.3, color="black", size=3.5)+
  theme_minimal()
```



A pesquisa conta com 5.377 mulheres a mais que homens e 5.282 pessoas de sexo não identificado.

## Países

```
states <- data.frame(codPais = states$cod, Name = states$Name)
df2 <- merge(x = states, y = df2, by="codPais")
country_groups <- df2 %>%
  count(Name) %>%
  print()
```

##	Name	n
## 1	Andorra	1004
## 2	Argentina	1003
## 3	Armenia	1223
## 4	Australia	1813
## 5	Bangladesh	1200
## 6	Bolivia	2067
## 7	Brazil	1762
## 8	Canada	4018
## 9	Chile	1000
## 10	China	3036
## 11	Colombia	1520
## 12	Cyprus	1000
## 13	CzechRepublic	1200
## 14	Ecuador	1200
## 15	Egypt	1200
## 16	Ethiopia	1230
## 17	Germany	1528
## 18	GreatBritain	2609
## 19	Greece	1200
## 20	Guatemala	1229
## 21	HongKong	2075
## 22	Indonesia	3200
## 23	Iran	1499
## 24	Iraq	1200
## 25	Japan	1353
## 26	Jordan	1203
## 27	Kazakhstan	1276
## 28	Kenya	1266
## 29	Kyrgyzstan	1200
## 30	Lebanon	1200
## 31	Libya	1196
## 32	Malaysia	1313
## 33	Mexico	1741
## 34	Mongolia	1638
## 35	Morocco	1200
## 36	Myanmar	1200
## 37	Netherlands	2145
## 38	NewZealand	1057
## 39	Nicaragua	1200
## 40	Nigeria	1237
## 41	Pakistan	1995
## 42	Peru	1400
## 43	Philippines	1200
## 44	PuertoRico	1127
## 45	Romania	1257
## 46	Russia	1810
## 47	Singapore	2012
## 48	Slovakia	1200
## 49	SouthKorea	1245
## 50	Taiwan	1223
## 51	Tajikistan	1200
## 52	Thailand	1500
## 53	Tunisia	1208
## 54	Turkey	2415



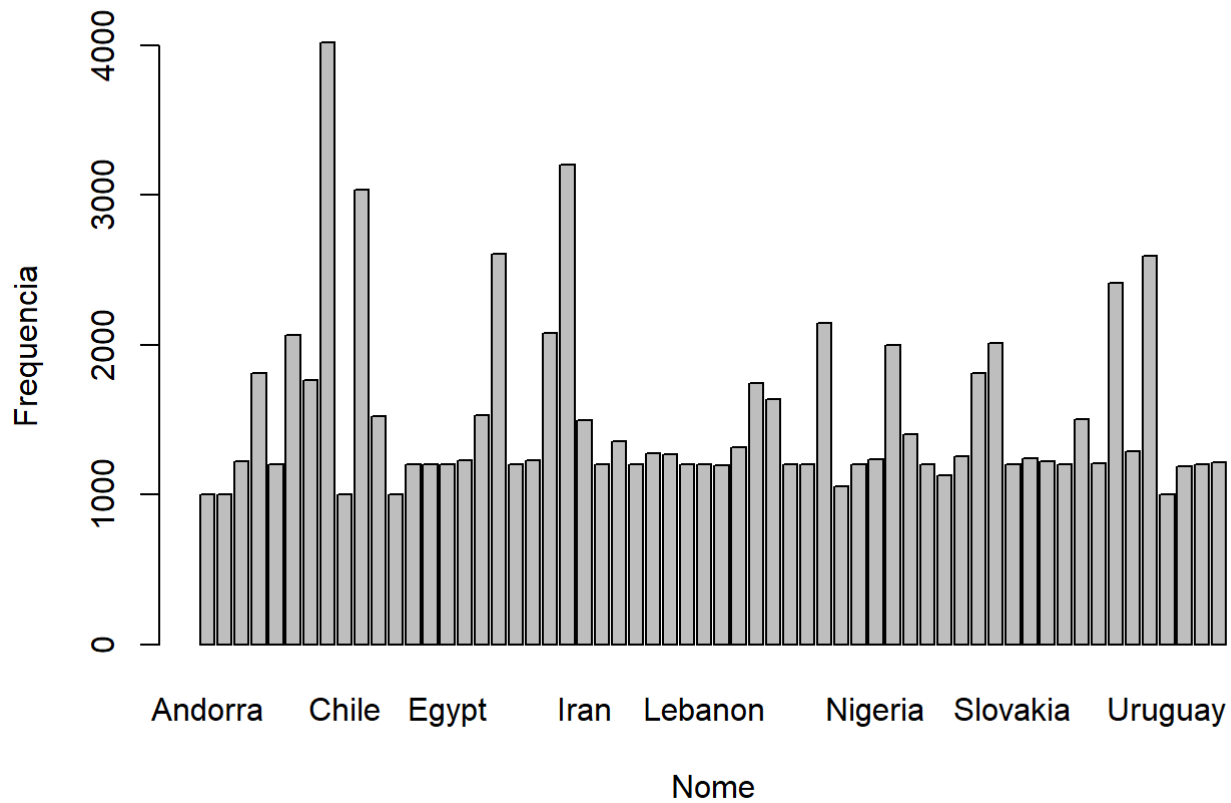
```
## 55      Ukraine 1289
## 56 UnitedStates 2596
## 57      Uruguay 1000
## 58      Venezuela 1190
## 59      VietNam 1200
## 60      Zimbabwe 1215
```

```
freq_names <- table(df2$Name)
freq_names
```

```
##
##      Andorra      Argentina      Armenia      Australia      Bangladesh
##      1004          1003          1223          1813          1200
##      Bolivia      Brazil      Canada      Chile      China
##      2067          1762          4018          1000          3036
##      Colombia      Cyprus CzechRepublic      Ecuador      Egypt
##      1520          1000          1200          1200          1200
##      Ethiopia      Germany GreatBritain      Greece      Guatemala
##      1230          1528          2609          1200          1229
##      HongKong      Indonesia      Iran      Iraq      Japan
##      2075          3200          1499          1200          1353
##      Jordan      Kazakhstan      Kenya      Kyrgyzstan      Lebanon
##      1203          1276          1266          1200          1200
##      Libya      Malaysia      Mexico      Mongolia      Morocco
##      1196          1313          1741          1638          1200
##      Myanmar      Netherlands      NewZealand      Nicaragua      Nigeria
##      1200          2145          1057          1200          1237
##      Pakistan      Peru      Philippines      PuertoRico      Romania
##      1995          1400          1200          1127          1257
##      Russia      Singapore      Slovakia      SouthKorea      Taiwan
##      1810          2012          1200          1245          1223
##      Tajikistan      Thailand      Tunisia      Turkey      Ukraine
##      1200          1500          1208          2415          1289
##      UnitedStates      Uruguay      Venezuela      VietNam      Zimbabwe
##      2596          1000          1190          1200          1215
```

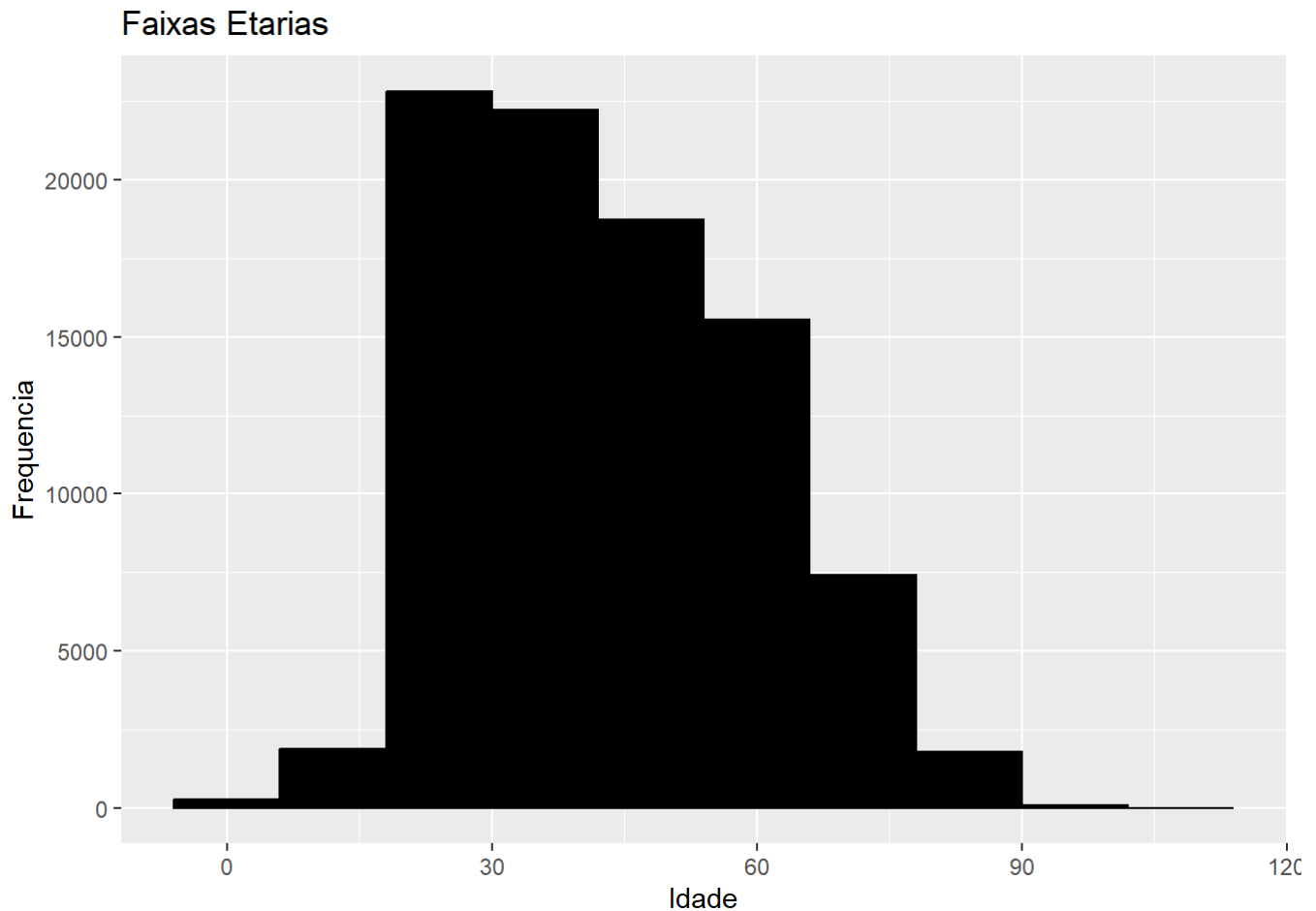
```
barplot(freq_names, main="Frequencia de nomes", xlab="Nome", ylab="Frequencia")
```

## Frequencia de nomes



## Idade

```
ggplot(df2, aes(x=Age)) +
  geom_histogram(bins=10, color="black", fill="black") +
  labs(title="Faixas Etarias", x="Idade", y="Frequencia")
```



É possível observar que a maioria dos respondentes tem entre 20 e 40 anos.

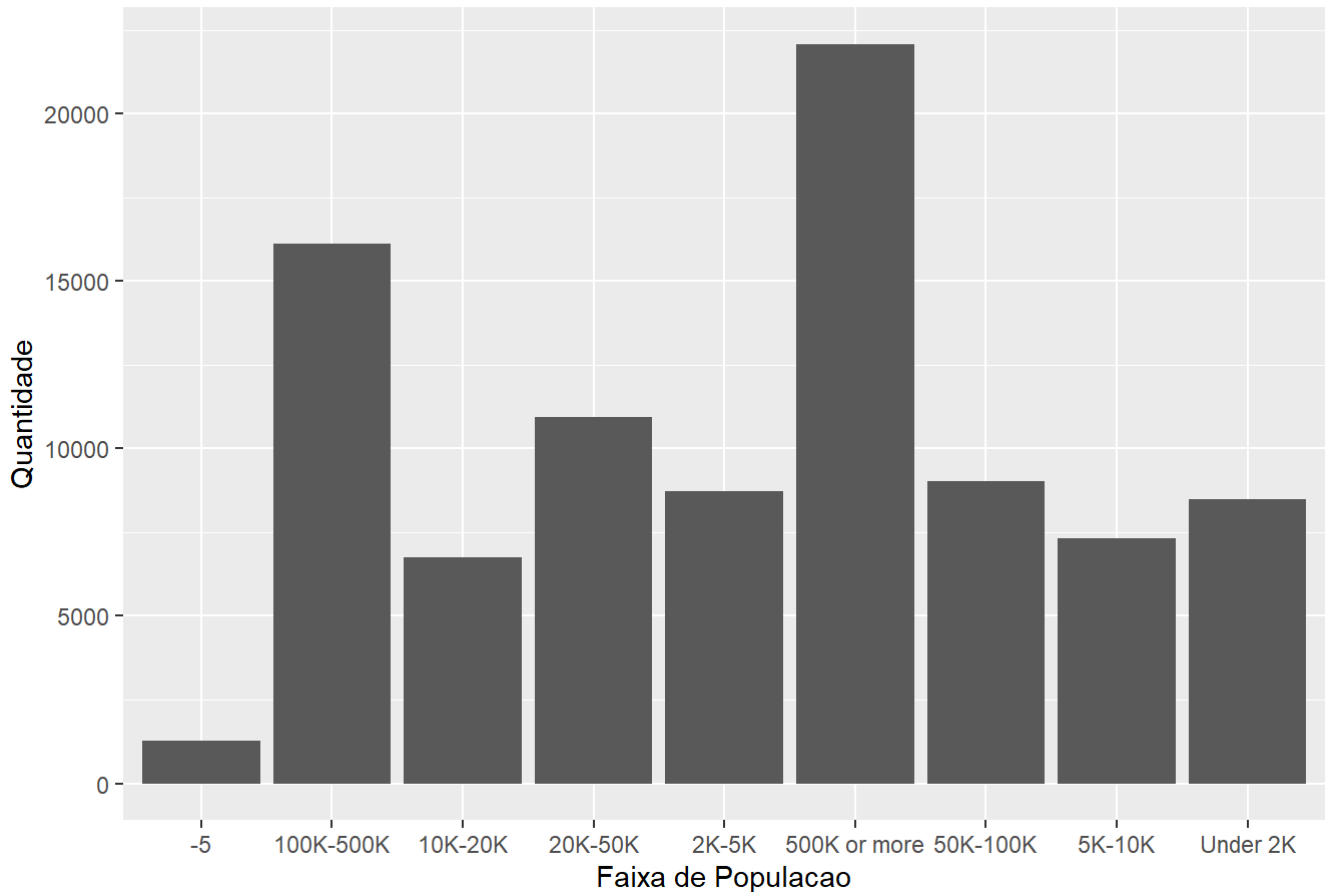
### Tamanho da Cidade

```
# Nomeando as Categorias
df2$tamCidade[df2$tamCidade == 1] <- "Under 2K"
df2$tamCidade[df2$tamCidade == 2] <- "2K-5K"
df2$tamCidade[df2$tamCidade == 3] <- "5K-10K"
df2$tamCidade[df2$tamCidade == 4] <- "10K-20K"
df2$tamCidade[df2$tamCidade == 5] <- "20K-50K"
df2$tamCidade[df2$tamCidade == 6] <- "50K-100K"
df2$tamCidade[df2$tamCidade == 7] <- "100K-500K"
df2$tamCidade[df2$tamCidade == 8] <- "500K or more"
summary(df2$tamCidade)
```

```
##      Length      Class    Mode 
##    90723 character character
```

```
# Criando o grafico
ggplot(df2, aes(x = tamCidade)) +
  geom_bar() +
  xlab("Faixa de Populacao") +
  ylab("Quantidade") +
  ggtitle("Distribuicao de Cidades por Populacao")
```

## Distribuicao de Cidades por Populacao



Percebe-se que a maioria dos respondentes era de cidades com 500 mil ou mais habitantes ou de cidades com entre 100 e 500 mil habitantes. Sendo assim, pode-se dizer que a maioria dos respondentes vivia em cidades grandes.

## Urbano/Rural

```
summary(df2$`Urban/Rural`)
```

```
##      Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
## -5.000   1.000   1.000   1.311   2.000   2.000
```

```
df2 <- subset(df2, `Urban/Rural` >= 0)
counts <- table(df2$`Urban/Rural`)
counts
```

```
##
##      1      2
## 62271 28416
```

```
# vetor de categorias
categorias <- c("Urban", "Rural")
categorias
```

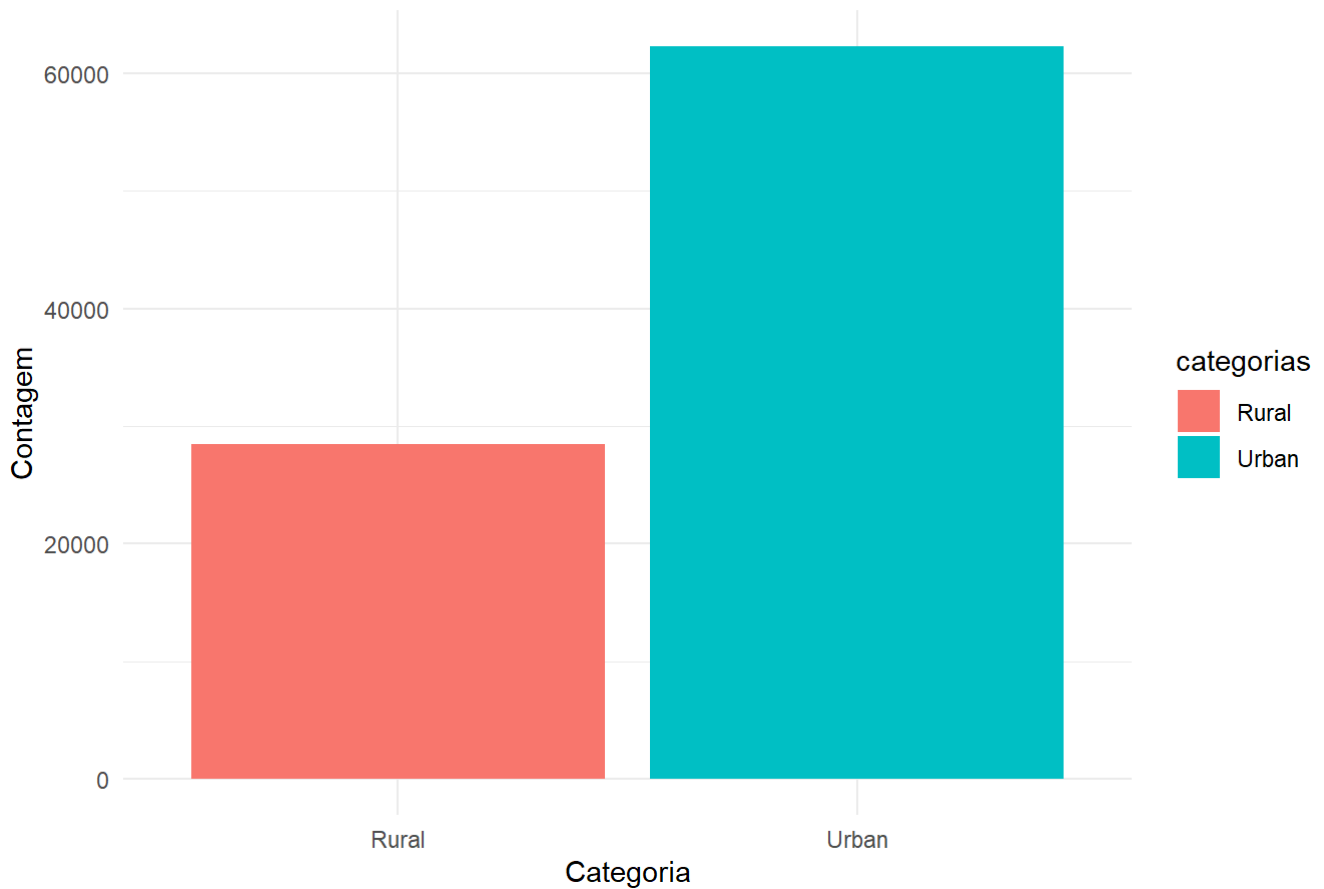
```
## [1] "Urban" "Rural"
```

```
df_urban_rural <- data.frame(categorias, counts)
```

```
ggplot(df_urban_rural, aes(x=categorias, y=counts, fill=categorias)) +  
  geom_bar(stat="identity") +  
  xlab("Categoria") +  
  ylab("Contagem") +  
  ggtitle("Distribuicao das categorias Urban, Rural e Outros") +  
  theme_minimal() +  
  theme(plot.title = element_text(size=16, face="bold"))
```

```
## Don't know how to automatically pick scale for object of type <table>.  
## Defaulting to continuous.
```

## Distribuicao das categorias Urban, Rural e Outros

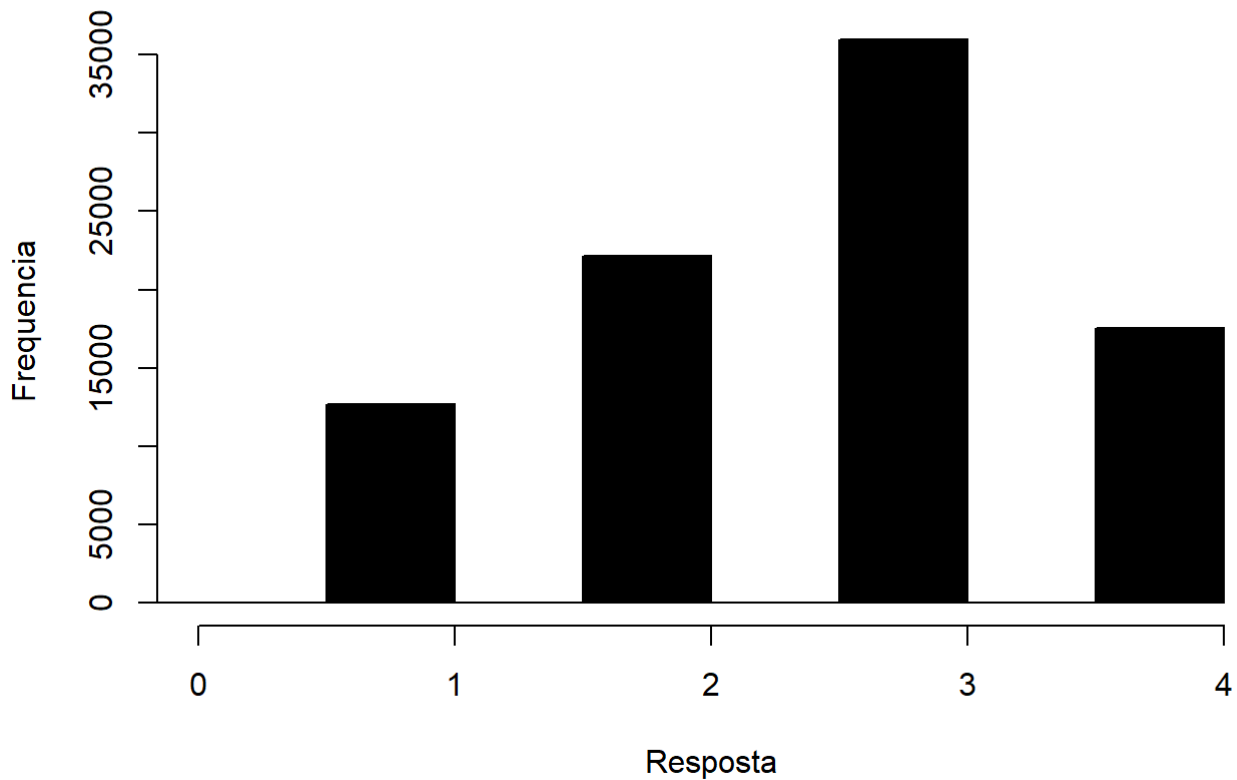


Como pode ser observado, a maioria das pessoas morava em centros urbanos quando a pesquisa ocorreu.

### Q29

```
hist(df2$Q29, col="black", prob=FALSE, xlab="Resposta", ylab="Frequencia", xlim=c(0,4))
```

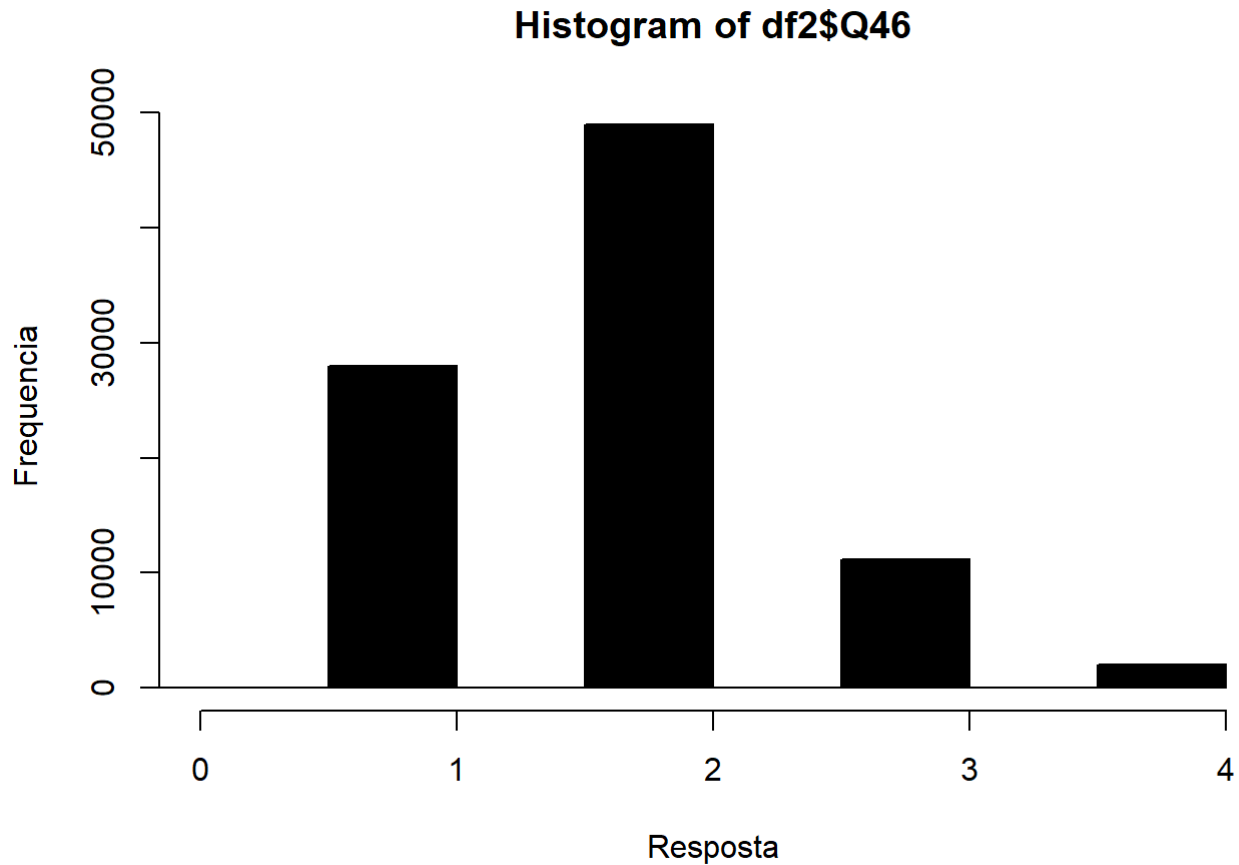
### Histogram of df2\$Q29



Com esses dados, é possível observar que a maioria dos respondentes discorda que homens são melhores líderes políticos que mulheres, porém, em segundo lugar, tem-se que os respondentes concordam com essa afirmação. Portanto, é possível dizer que, enquanto há mais pessoas que discordam dessa afirmação, há uma quantidade considerável que concorda, fazendo a opinião ser dividida.

#### Q46

```
hist(df2$Q46, col="black", prob=FALSE, xlab="Resposta", ylab="Frequencia", xlim=c(0,4))
```

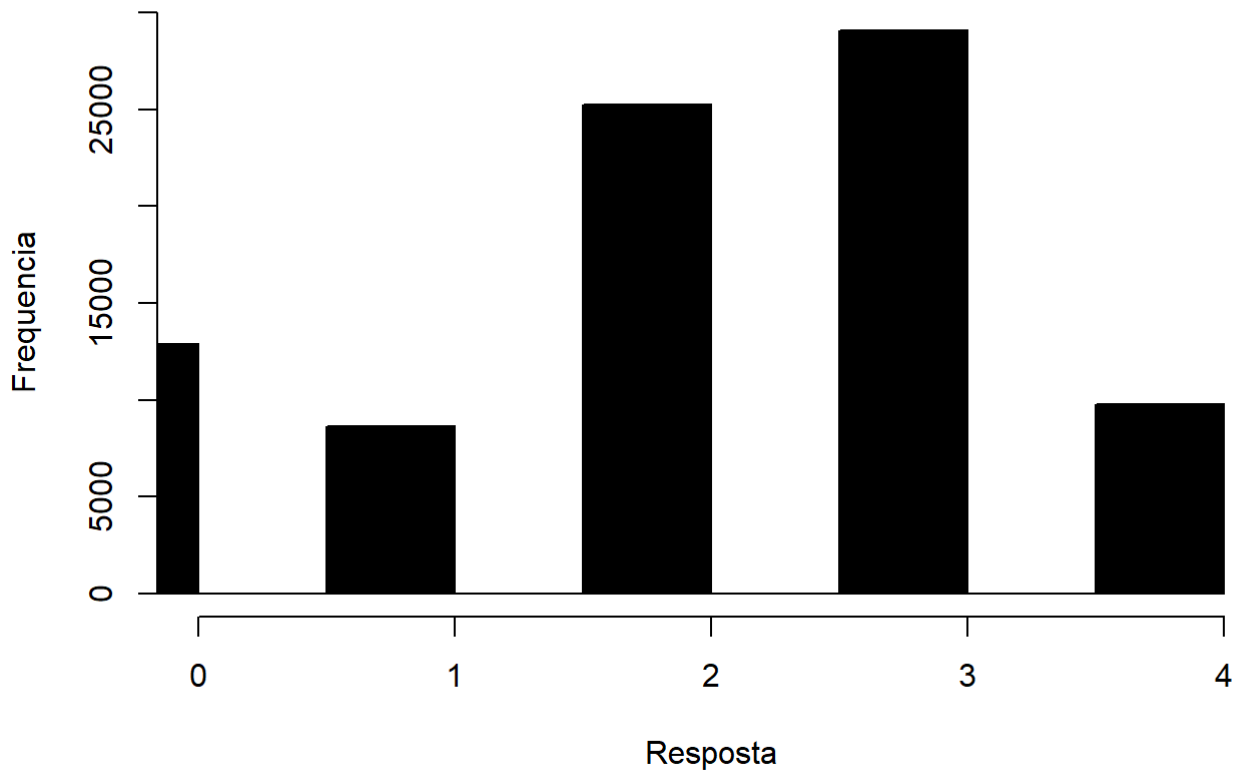


Com base na distribuição dessa pergunta, é possível afirmar que a maioria dos respondentes se considera feliz ou muito feliz.

Q119

```
hist(df2$Q119, col="black", prob=FALSE, xlab="Resposta", ylab="Frequencia", xlim=c(0,4))
```

### Histogram of df2\$Q119

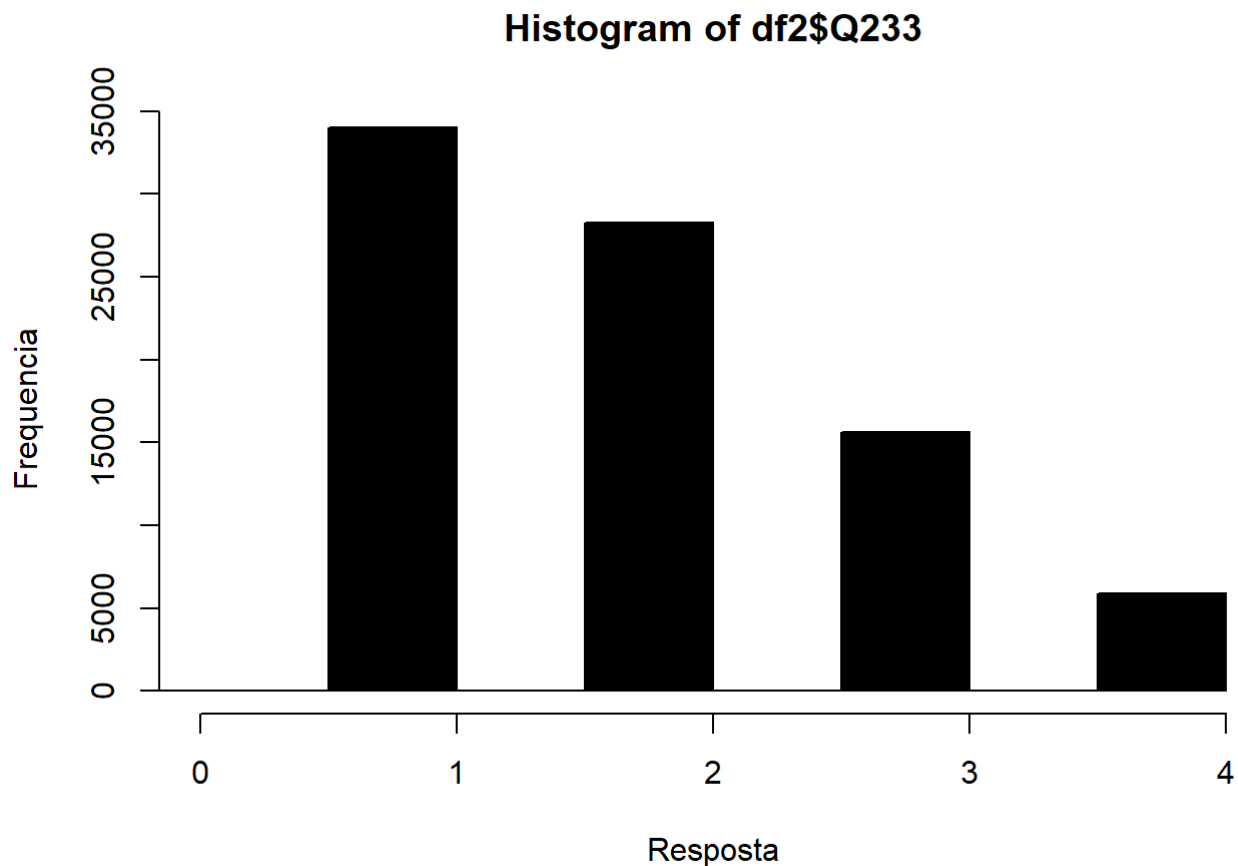


Analizando a questão Q119, é possível observar que a maioria dos respondentes discorda que mulheres são menos corruptas que homens, mas, assim como na questão Q29, a segunda maior fração dos respondentes concorda com a afirmação. Dessa forma, pode-se dizer, também, que a opinião foi dividida nesse assunto.

### Q233

```
hist(df2$Q233, col="black", prob=FALSE, xlab="Resposta", ylab="Frequencia", xlim=c(0,4))
```





Acerca da pergunta Q233, é possível observar que a maioria dos respondentes acredita que em seus países mulheres tem oportunidades iguais de se candidatar para cargos políticos frequentemente ou com certa frequência.

## Questão D

Para testar a Hipótese Econômica, será primeiro necessário a criação de algumas variáveis, limpeza das bases de dados e estabelecimento dos modelos de regressão.

## Resetando as bases de dados

```
df <- WVS_Wave7
df9822 <- WVS_TimeSeries_4_0
df2 <- data.frame(df$B_COUNTRY, df$Q260, df$Q261, df$Q262, df$G_TOWNSIZE, df$hdi, df$H_URBRURAL, df$Q4, df$Q98, df$I_WOMPOL, df$Q29, df$Q46, df$Q119, df$Q233, df$S007, df$S018, df$Q275)
colnames(df2) <- c("codPais", "Sex", "Year of Birth", "Age", "tamCidade", "IDH", "Urban/Rural", "InLPolitics", "AC/INAC in Political Party", "womPol", "Q29", "Q46", "Q119", "Q233", "id", "S018", "Escolaridade")
df9822_clean <- data.frame(df9822$S007, df9822$S024)
names(df9822_clean) <- c("id", "Strata")
states <- data.frame(codPais = states$cod, Name = states$Name)
df2 <- merge(x = states, y = df2, by="codPais")
```

## Criação da *dummy* de bem-estar

```
df2$Q46[df2$Q46 < 0] <- NA
typeof(df2$Q46)
```

```
## [1] "integer"
```

```
df2<-na.omit(df2)

df2$Q46Bool <- ifelse(df2$Q46 <= 2,1,0)
typeof(df2$Q46Bool)
```

```
## [1] "double"
```

```
df2$Q46Bool <- as.logical(df2$Q46Bool)

summary(df2$Q46Bool)
```

```
##      Mode   FALSE    TRUE
## logical  12706   75106
```

```
df2 %>% count(df2$Q46Bool == 1)
```

```
##      df2$Q46Bool == 1      n
## 1                FALSE 12706
## 2                TRUE  75106
```

## Limpeza das bases de dados

Removendo valores não respondidos, valores outros ou desconhecidos

```
df2 <- na.omit(df2)
df2 <- df2[complete.cases(df2), ]
```

## Identidade

Codificando os questionários para peso

```
df2$treated_Q29 <- ifelse(df2$Q29 == 1, 0,
                        ifelse(df2$Q29 == 2, 0.25,
                              ifelse(df2$Q29 == 3, 0.75,
                                    ifelse(df2$Q29 == 5, 1, 0))))

action_Mean <- (sum(df2$treated_Q29)/(length(df2$treated_Q29)-1))

df2$treated_Q119 <- ifelse(df2$Q119 == 0, 0,
                          ifelse(df2$Q119 == 1, 0.25,
                                ifelse(df2$Q119 == 2, 0.5,
                                      ifelse(df2$Q119 == 3, 0.75,
                                            ifelse(df2$Q119 == 4, 0.1, 0)))))

df2$treated_Q233 <- ifelse(df2$Q29 == 4, 0,
                          ifelse(df2$Q29 == 3, 0.25,
                                ifelse(df2$Q29 == 2, 0.75,
                                      ifelse(df2$Q29 == 1, 1, 0))))

df2$treated_Q275 <- ifelse(df2$Escolaridade > 0, df2$Escolaridade * 0.125,
                          ifelse(df2$Escolaridade == 0, 0.125, 0))
summary(df2$treated_Q275)
```

```
##      Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
## 0.0000 0.2500 0.3750 0.4461 0.6250 1.0000
```

```
P <- (mean(df2$treated_Q119) + mean(df2$treated_Q233))/2
```

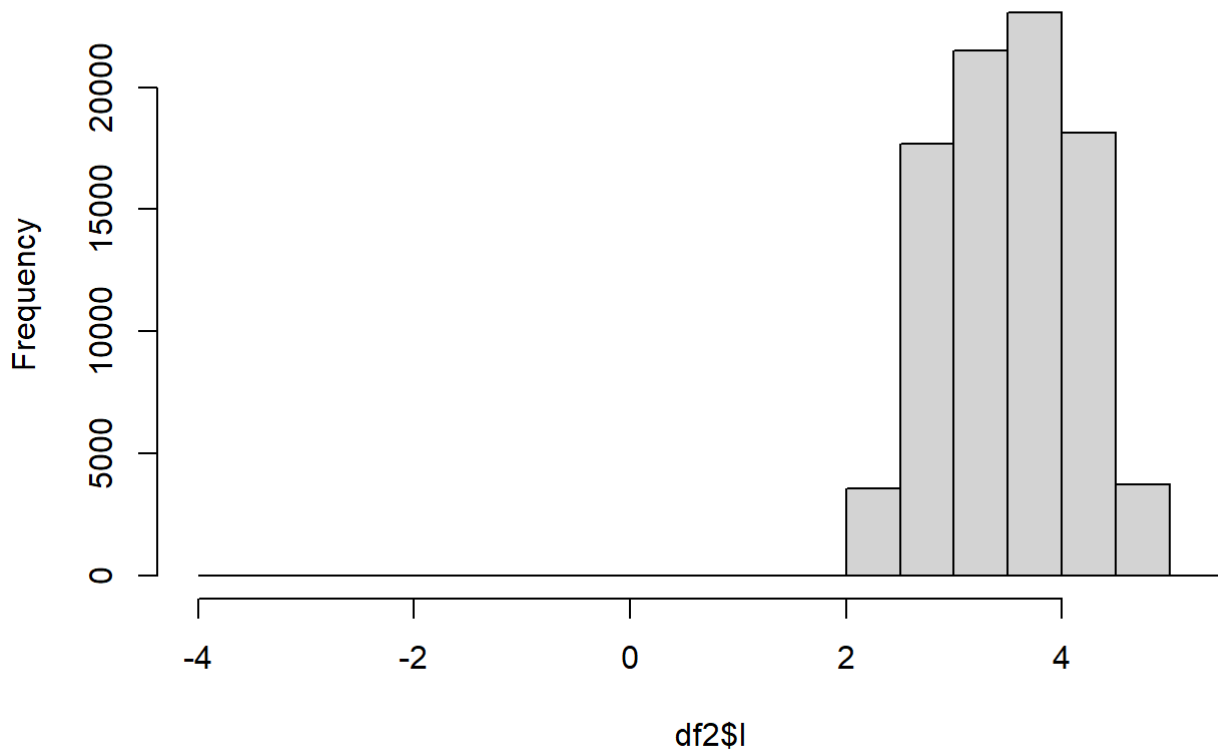
## Criando a variável média womPOL

```
dfwomPOL_country <- aggregate(df2$womPol, by = list(df2$Name), FUN = mean)
colnames(dfwomPOL_country) <- c("Name", "Media_womPol")
df2 <- merge(x = dfwomPOL_country, y = df2, by="Name")
```

## Calculando I

```
df2$I <- df2$treated_Q29 - (df2$treated_Q29) + df2$Sex + P + df2$Media_womPol + (1-(df2$Age/
100)) + df2$treated_Q275
hist(df2$I)
```

## Histogram of df2\$I



Retirando valores negativos e NA

```
df2 <- df2[df2$I >= 0, ]  
df2 <- na.omit(df2)
```

# Transformando variáveis

```
df2 <- df2 %>%
  mutate(Sex = factor(Sex, levels = c(1,2,-2,-4,-5),
    labels = c("Male","Female","No answer","Not asked","Missing")))

df2$tamCidade<-ifelse(df2$tamCidade == "No answer" | df2$tamCidade == "Not asked", -1 , df2$tamCidade)
df2 <- df2 %>%
  mutate(tamCidade = factor(tamCidade, levels = c(1,2,3,4,5,6,7,8,-1),
    labels = c("Under 2,000", "2,000-5,000", "5,000-10,000", "10,000-20,000", "20,000-50,000", "50,000-100,000", "100,000-500,000", "500,000 or more", NA)))

df2$`Urban/Rural`<-ifelse(df2$`Urban/Rural` == "No answer" | df2$`Urban/Rural` == "Not asked", -1 , df2$`Urban/Rural`)
df2 <- df2 %>%
  mutate(`Urban/Rural` = factor(`Urban/Rural`, levels = c(1,2,-1),
    labels = c("Urban","Rural",NA)))

df2$`InLPolitics`<-ifelse(df2$`InLPolitics` == "No answer" | df2$`InLPolitics` == "Not asked" | df2$`InLPolitics` == "Don't know" | df2$`InLPolitics` == "Missing", -1 , df2$`InLPolitics`)
df2 <- df2 %>%
  mutate(`InLPolitics` = factor(`InLPolitics`, levels = c(1,2,3,4,-1),
    labels = c("Very Important","Rather Important", "Not Very Important","Not at all important",NA)))

df2$`AC/INAC in Political Party`<-ifelse(df2$`AC/INAC in Political Party` == "No answer" | df2$`AC/INAC in Political Party` == "Not asked" | df2$`AC/INAC in Political Party` == "Don't know" | df2$`AC/INAC in Political Party` == "Missing", -1 , df2$`AC/INAC in Political Party`)
df2 <- df2 %>%
  mutate(`AC/INAC in Political Party` = factor(`AC/INAC in Political Party`, levels = c(0,1,2,-1),
    labels = c("Not a Member", "Inactive member","Active Member",NA)))

df2$Q29<-ifelse(df2$Q29 == "No answer" | df2$Q29 == "Not asked" | df2$Q29 == "Don't know" | df2$Q29 == "Missing", -1 , df2$Q29)
df2 <- df2 %>%
  mutate(Q29 = factor(Q29, levels = c(1,2,3,4,-1),
    labels = c("Agree Strongly", "Agree","Disagree","Strongly Disagree",NA)))

df2$Q46<-ifelse(df2$Q46 == "No answer" | df2$Q46 == "Not asked" | df2$Q46 == "Don't know" | df2$Q46 == "Missing", -1 , df2$Q46)
df2 <- df2 %>%
  mutate(Q46 = factor(Q46, levels = c(1,2,3,4,-1),
    labels = c("Very Happy","Quite Happy","Not Very Happy","Not at all happy",NA)))

df2$Q119<-ifelse(df2$Q119 == "No answer" & df2$Q119 == "Not asked" & df2$Q119 == "Don't know" & df2$Q119 == "Missing", -1 , df2$Q119)
df2 <- df2 %>%
  mutate(Q119 = factor(Q119, levels = c(0,1,2,3,4,-1),
    labels = c("Hard to say", "Strongly agree","Agree","Disagree","Strongly Disagree",NA)))
```

```
df2$Q233<-ifelse(df2$Q233 == "No answer" | df2$Q233 == "Not asked" | df2$Q233 == "Don't know"
| df2$Q233 == "Missing", -1 , df2$Q233)
df2 <- df2 %>%
  mutate(Q233 = factor(Q233, levels = c(1,2,3,4,-1),
                                labels = c("Very Often","Fairly often","Not Often","Not at all often",N
A)))

df2<- na.omit(df2)
```

## Survey

Foi necessário baixar a df que abrange todas as waves, importar as variaveis de ID e strata e por fim dar merge nas duas

```
library(survey)
```

```
## Carregando pacotes exigidos: grid
```

```
## Carregando pacotes exigidos: survival
```

```
##
## Attaching package: 'survey'
```

```
## The following object is masked from 'package:graphics':
##
##      dotchart
```

```
svy <- svydesign(id = ~1, strata = df2$Strata, weights = df2$S018, data = df2, keep.names = T
RUE)
summary(svy)
```

```
## Independent Sampling design (with replacement)
## svydesign(id = ~1, strata = df2$Strata, weights = df2$S018, data = df2,
##   keep.names = TRUE)
## Probabilities:
##   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##   1.000  1.200   1.277   1.671   2.000   4.018
## Data variables:
## [1] "Name"                "Media_womPol"
## [3] "codPais"              "Sex"
## [5] "Year of Birth"        "Age"
## [7] "tamCidade"            "IDH"
## [9] "Urban/Rural"          "InLPolitics"
## [11] "AC/INAC in Political Party" "womPol"
## [13] "Q29"                  "Q46"
## [15] "Q119"                  "Q233"
## [17] "id"                    "S018"
## [19] "Escolaridade"         "Q46Bool"
## [21] "treated_Q29"          "treated_Q119"
## [23] "treated_Q233"         "treated_Q275"
## [25] "I"
```

```
stats_mean <- svymean(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + InLPolitics + `AC/INAC in Political Party` + Q46 + Q119 + Q233 + I,
                      design = svy,
                      na.rm = TRUE, parms = NA)

print(stats_mean)
```

##	mean	SE
## Q46BoolFALSE	1.4986e-01	0.0013
## Q46BoolTRUE	8.5014e-01	0.0013
## NameAndorra	1.6837e-02	0.0005
## NameArgentina	1.7037e-02	0.0006
## NameArmenia	1.7323e-02	0.0005
## NameAustralia	1.6013e-02	0.0004
## NameBangladesh	1.7242e-02	0.0005
## NameBolivia	1.7761e-02	0.0004
## NameBrazil	1.6800e-02	0.0004
## NameCanada	1.8375e-02	0.0003
## NameChile	1.7199e-02	0.0006
## NameColombia	1.8375e-02	0.0005
## NameCyprus	1.6335e-02	0.0005
## NameCzechRepublic	1.7778e-02	0.0005
## NameEcuador	1.7594e-02	0.0005
## NameEgypt	1.7487e-02	0.0005
## NameEthiopia	1.7912e-02	0.0005
## NameGermany	1.7713e-02	0.0005
## NameGreece	1.7502e-02	0.0005
## NameGuatemala	1.7672e-02	0.0005
## NameHongKong	1.8162e-02	0.0004
## NameIndonesia	1.8243e-02	0.0003
## NameIran	1.7884e-02	0.0005
## NameIraq	1.7471e-02	0.0005
## NameJapan	1.3486e-02	0.0004
## NameJordan	1.8054e-02	0.0005
## NameKazakhstan	1.6360e-02	0.0005
## NameKenya	1.4369e-02	0.0005
## NameKyrgyzstan	1.7441e-02	0.0005
## NameLebanon	1.8130e-02	0.0005
## NameLibya	1.7699e-02	0.0005
## NameMalaysia	1.8375e-02	0.0005
## NameMexico	1.7984e-02	0.0004
## NameMongolia	1.8375e-02	0.0005
## NameMorocco	1.8375e-02	0.0005
## NameMyanmar	1.8375e-02	0.0005
## NameNetherlands	1.5094e-02	0.0004
## NameNewZealand	1.3525e-02	0.0005
## NameNicaragua	1.8375e-02	0.0005
## NameNigeria	1.8033e-02	0.0005
## NamePakistan	1.7667e-02	0.0004
## NamePeru	1.7745e-02	0.0005
## NamePhilippines	1.8283e-02	0.0005
## NamePuertoRico	1.7559e-02	0.0005
## NameRomania	1.6343e-02	0.0005
## NameRussia	1.6923e-02	0.0004
## NameSingapore	1.7781e-02	0.0004
## NameSlovakia	1.7732e-02	0.0005
## NameSouthKorea	1.8375e-02	0.0005
## NameTaiwan	1.7984e-02	0.0005
## NameTajikistan	1.8375e-02	0.0005
## NameThailand	1.5961e-02	0.0004
## NameTunisia	1.7401e-02	0.0005
## NameTurkey	1.7264e-02	0.0004



```
## NameUkraine 1.5609e-02 0.0005
## NameUnitedStates 1.2394e-02 0.0003
## NameUruguay 1.5141e-02 0.0005
## NameVenezuela 1.8375e-02 0.0005
## NameVietNam 1.8375e-02 0.0005
## NameZimbabwe 1.7951e-02 0.0005
## `Year of Birth` 1.9556e+03 0.6127
## tamCidadeUnder 2,000 1.0107e-01 0.0011
## tamCidade2,000-5,000 1.0800e-01 0.0012
## tamCidade5,000-10,000 8.9907e-02 0.0011
## tamCidade10,000-20,000 8.0007e-02 0.0010
## tamCidade20,000-50,000 1.1968e-01 0.0012
## tamCidade50,000-100,000 8.8736e-02 0.0011
## tamCidade100,000-500,000 1.6584e-01 0.0014
## tamCidade500,000 or more 2.4676e-01 0.0016
## tamCidadeNA 0.0000e+00 0.0000
## `Urban/Rural`Urban 6.7968e-01 0.0017
## `Urban/Rural`Rural 3.2032e-01 0.0017
## `Urban/Rural`NA 0.0000e+00 0.0000
## InLPoliticsVery Important 1.5072e-01 0.0013
## InLPoliticsRather Important 2.9112e-01 0.0017
## InLPoliticsNot Very Important 3.3340e-01 0.0017
## InLPoliticsNot at all important 2.1979e-01 0.0016
## InLPoliticsNA 4.9704e-03 0.0003
## `AC/INAC in Political Party`Not a Member 8.5100e-01 0.0013
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member 9.0685e-02 0.0011
## `AC/INAC in Political Party`Active Member 5.1437e-02 0.0008
## `AC/INAC in Political Party`NA 6.8748e-03 0.0003
## Q46Very Happy 3.1692e-01 0.0017
## Q46Quite Happy 5.3322e-01 0.0018
## Q46Not Very Happy 1.2576e-01 0.0012
## Q46Not at all happy 2.4096e-02 0.0006
## Q46NA 0.0000e+00 0.0000
## Q119Hard to say 1.3155e-01 0.0012
## Q119Strongly agree 1.0782e-01 0.0012
## Q119Agree 2.9554e-01 0.0017
## Q119Disagree 3.2609e-01 0.0017
## Q119Strongly Disagree 1.1770e-01 0.0012
## Q119NA 2.1295e-02 0.0005
## Q233Very Often 3.9603e-01 0.0018
## Q233Fairly often 3.1631e-01 0.0017
## Q233Not Often 1.8244e-01 0.0014
## Q233Not at all often 7.2805e-02 0.0010
## Q233NA 3.2412e-02 0.0007
## I 3.4961e+00 0.0022
```

## Modelo linear

```
mpl <- svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + InLPolitics + `A
C/INAC in Political Party` + Q119 + Q233 + I,
             design = svy,
             family = stats::gaussian(link = "identity"))
```

summary(mp1)

```
##
## Call:
## svyglm(formula = Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade +
##   `Urban/Rural` + InLPolitics + `AC/INAC in Political Party` +
##   Q119 + Q233 + I, design = svy, family = stats::gaussian(link = "identity"))
##
## Survey design:
## svydesign(id = ~1, strata = df2$Strata, weights = df2$S018, data = df2,
##   keep.names = TRUE)
##
## Coefficients:
##
##               Estimate Std. Error t value
## (Intercept)      7.352e-01  2.076e-02  35.422
## NameArgentina   -4.767e-02  1.302e-02  -3.663
## NameArmenia     -6.653e-02  1.218e-02  -5.463
## NameAustralia   -3.400e-02  1.039e-02  -3.271
## NameBangladesh  -3.360e-02  1.161e-02  -2.894
## NameBolivia     -2.156e-01  1.265e-02 -17.043
## NameBrazil      -3.450e-02  1.098e-02  -3.142
## NameCanada      -9.489e-02  9.632e-03  -9.852
## NameChile       -7.415e-02  1.380e-02  -5.374
## NameColombia    -4.900e-02  1.129e-02  -4.339
## NameCyprus       -1.230e-01  1.473e-02  -8.349
## NameCzechRepublic -9.618e-02  1.304e-02  -7.378
## NameEcuador     -5.682e-02  1.202e-02  -4.729
## NameEgypt       -2.113e-01  1.567e-02 -13.481
## NameEthiopia    -7.459e-02  1.262e-02  -5.909
## NameGermany     -6.715e-02  1.117e-02  -6.013
## NameGreece      -2.314e-01  1.538e-02 -15.051
## NameGuatemala   -3.776e-02  1.182e-02  -3.196
## NameHongKong    -7.533e-02  1.369e-02  -5.504
## NameIndonesia   -1.262e-02  8.927e-03  -1.414
## NameIran        -2.406e-01  1.438e-02 -16.732
## NameIraq        -2.168e-01  1.568e-02 -13.830
## NameJapan       -4.285e-02  1.246e-02  -3.440
## NameJordan      -6.101e-02  1.271e-02  -4.802
## NameKazakhstan  -5.012e-02  1.195e-02  -4.194
## NameKenya       -1.072e-01  1.409e-02  -7.612
## NameKyrgyzstan   5.689e-03  9.689e-03   0.587
## NameLebanon     -7.745e-02  1.261e-02  -6.143
## NameLibya       -1.242e-02  1.115e-02  -1.113
## NameMalaysia    -9.444e-02  1.245e-02  -7.588
## NameMexico      -2.005e-02  1.022e-02  -1.961
## NameMongolia    -2.489e-01  1.388e-02 -17.939
## NameMorocco     -1.157e-01  1.351e-02  -8.560
## NameMyanmar     -7.032e-02  1.240e-02  -5.669
## NameNetherlands -3.585e-02  1.043e-02  -3.435
## NameNewZealand  -1.591e-02  1.118e-02  -1.423
## NameNicaragua   -9.076e-02  1.299e-02  -6.987
## NameNigeria    -2.097e-01  1.503e-02 -13.954
## NamePakistan    -4.484e-02  1.097e-02  -4.087
## NamePeru        -1.280e-01  1.319e-02  -9.709
## NamePhilippines -4.117e-02  1.121e-02  -3.674
## NamePuertoRico  -4.304e-02  1.177e-02  -3.656
## NameRomania     -1.406e-01  1.427e-02  -9.857
```

```

## NameRussia -1.063e-01 1.197e-02 -8.881
## NameSingapore -4.666e-02 1.112e-02 -4.196
## NameSlovakia -2.758e-01 1.575e-02 -17.513
## NameSouthKorea -4.582e-02 1.216e-02 -3.769
## NameTaiwan -5.923e-02 1.187e-02 -4.991
## NameTajikistan -1.580e-02 1.054e-02 -1.499
## NameThailand -1.102e-01 1.301e-02 -8.469
## NameTunisia -1.572e-01 1.463e-02 -10.743
## NameTurkey -8.569e-02 1.112e-02 -7.709
## NameUkraine -1.327e-01 1.427e-02 -9.299
## NameUnitedStates -7.926e-02 1.143e-02 -6.931
## NameUruguay -2.419e-02 1.221e-02 -1.981
## NameVenezuela -1.474e-01 1.420e-02 -10.376
## NameVietNam 1.499e-02 1.038e-02 1.444
## NameZimbabwe -4.403e-01 1.653e-02 -26.635
## `Year of Birth` 6.170e-05 8.263e-06 7.467
## tamCidade2,000-5,000 2.228e-03 5.941e-03 0.375
## tamCidade5,000-10,000 -1.950e-04 6.290e-03 -0.031
## tamCidade10,000-20,000 -1.385e-02 6.725e-03 -2.059
## tamCidade20,000-50,000 3.309e-04 6.435e-03 0.051
## tamCidade50,000-100,000 7.089e-04 7.000e-03 0.101
## tamCidade100,000-500,000 -3.100e-03 6.664e-03 -0.465
## tamCidade500,000 or more -1.820e-02 6.593e-03 -2.760
## `Urban/Rural` Rural 1.550e-02 3.989e-03 3.886
## InLPoliticsRather Important 4.973e-03 4.087e-03 1.217
## InLPoliticsNot Very Important 3.379e-04 4.069e-03 0.083
## InLPoliticsNot at all important -2.448e-02 4.602e-03 -5.320
## InLPoliticsNA -3.873e-02 2.050e-02 -1.889
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member 9.705e-05 4.660e-03 0.021
## `AC/INAC in Political Party`Active Member -1.239e-02 6.249e-03 -1.982
## `AC/INAC in Political Party`NA 2.795e-03 1.598e-02 0.175
## Q119Strongly agree 9.955e-04 5.666e-03 0.176
## Q119Agree 6.766e-03 4.341e-03 1.559
## Q119Disagree 1.172e-02 4.208e-03 2.784
## Q119Strongly Disagree -1.506e-02 5.351e-03 -2.815
## Q119NA -1.719e-02 1.049e-02 -1.638
## Q233Fairly often -8.723e-03 3.039e-03 -2.870
## Q233Not Often -2.998e-02 3.853e-03 -7.779
## Q233Not at all often -4.696e-02 5.665e-03 -8.290
## Q233NA -2.877e-02 8.278e-03 -3.475
## I 2.958e-02 2.206e-03 13.406
## Pr(>|t|)
## (Intercept) < 2e-16 ***
## NameArgentina 0.000250 ***
## NameArmenia 4.70e-08 ***
## NameAustralia 0.001070 **
## NameBangladesh 0.003809 **
## NameBolivia < 2e-16 ***
## NameBrazil 0.001677 **
## NameCanada < 2e-16 ***
## NameChile 7.70e-08 ***
## NameColombia 1.43e-05 ***
## NameCyprus < 2e-16 ***
## NameCzechRepublic 1.62e-13 ***
## NameEcuador 2.26e-06 ***
## NameEgypt < 2e-16 ***

```

## NameEthiopia	3.45e-09 ***
## NameGermany	1.83e-09 ***
## NameGreece	< 2e-16 ***
## NameGuatemala	0.001394 **
## NameHongKong	3.73e-08 ***
## NameIndonesia	0.157321
## NameIran	< 2e-16 ***
## NameIraq	< 2e-16 ***
## NameJapan	0.000582 ***
## NameJordan	1.58e-06 ***
## NameKazakhstan	2.74e-05 ***
## NameKenya	2.73e-14 ***
## NameKyrgyzstan	0.557115
## NameLebanon	8.16e-10 ***
## NameLibya	0.265520
## NameMalaysia	3.29e-14 ***
## NameMexico	0.049871 *
## NameMongolia	< 2e-16 ***
## NameMorocco	< 2e-16 ***
## NameMyanmar	1.44e-08 ***
## NameNetherlands	0.000592 ***
## NameNewZealand	0.154797
## NameNicaragua	2.84e-12 ***
## NameNigeria	< 2e-16 ***
## NamePakistan	4.38e-05 ***
## NamePeru	< 2e-16 ***
## NamePhilippines	0.000239 ***
## NamePuertoRico	0.000256 ***
## NameRomania	< 2e-16 ***
## NameRussia	< 2e-16 ***
## NameSingapore	2.73e-05 ***
## NameSlovakia	< 2e-16 ***
## NameSouthKorea	0.000164 ***
## NameTaiwan	6.01e-07 ***
## NameTajikistan	0.133971
## NameThailand	< 2e-16 ***
## NameTunisia	< 2e-16 ***
## NameTurkey	1.28e-14 ***
## NameUkraine	< 2e-16 ***
## NameUnitedStates	4.20e-12 ***
## NameUruguay	0.047619 *
## NameVenezuela	< 2e-16 ***
## NameVietNam	0.148844
## NameZimbabwe	< 2e-16 ***
## `Year of Birth`	8.28e-14 ***
## tamCidade2,000-5,000	0.707632
## tamCidade5,000-10,000	0.975264
## tamCidade10,000-20,000	0.039487 *
## tamCidade20,000-50,000	0.958989
## tamCidade50,000-100,000	0.919332
## tamCidade100,000-500,000	0.641808
## tamCidade500,000 or more	0.005783 **
## `Urban/Rural` Rural	0.000102 ***
## InLPoliticsRather Important	0.223650
## InLPoliticsNot Very Important	0.933816
## InLPoliticsNot at all important	1.04e-07 ***

```
## InLPoliticsNA 0.058853 .
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member 0.983384
## `AC/INAC in Political Party`Active Member 0.047472 *
## `AC/INAC in Political Party`NA 0.861167
## Q119Strongly agree 0.860526
## Q119Agree 0.119062
## Q119Disagree 0.005368 **
## Q119Strongly Disagree 0.004886 **
## Q119NA 0.101354
## Q233Fairly often 0.004104 **
## Q233Not Often 7.37e-15 ***
## Q233Not at all often < 2e-16 ***
## Q233NA 0.000511 ***
## I < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for gaussian family taken to be 0.1190509)
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 2
```

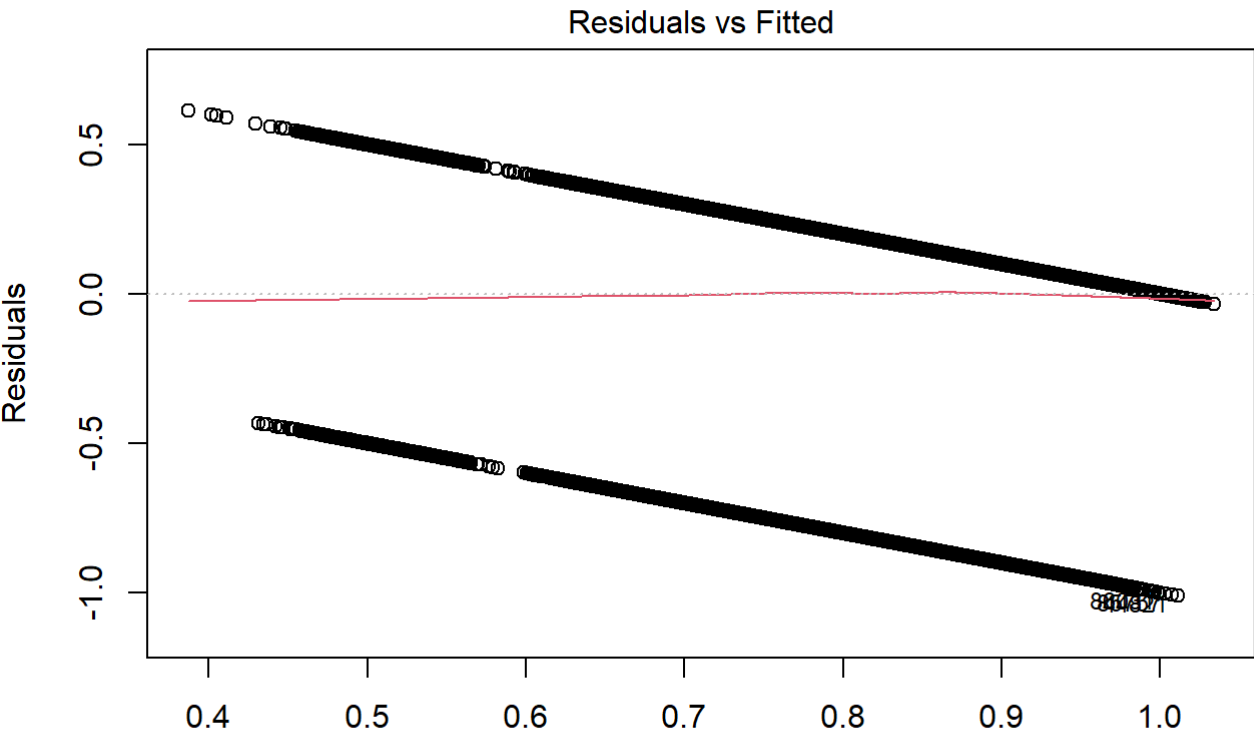
O intercepto do modelo MPL é  $7,352e^{-01}$ , o que significa que, quando todas as outras variáveis forem iguais, esse será o valor estimado do bem-estar do indivíduo.

Cada país possui seu diferente beta nessa equação, tirando o país Vietman que interfere de forma positiva com a variável *Happy* (na regressão, Q46Bool), todos os países contribuem de forma negativa ao bem-estar da pessoa.

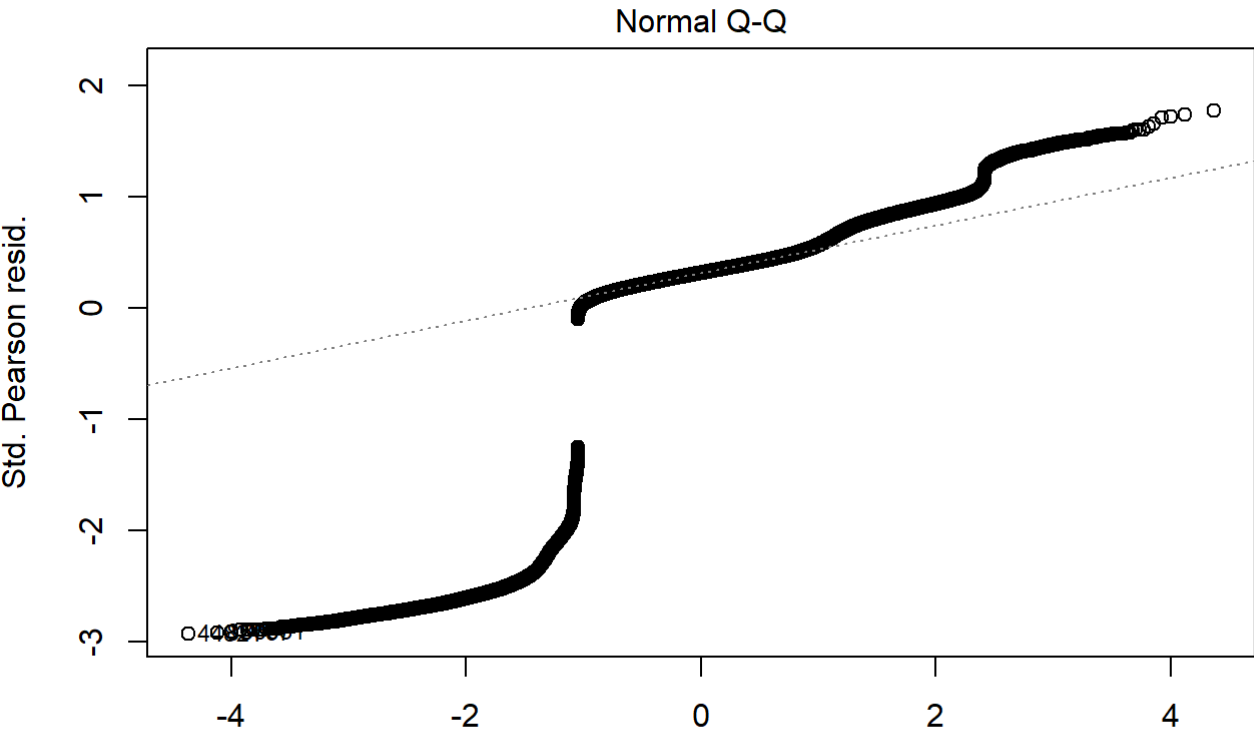
O ano em que a pessoa nasceu influencia de forma positiva com a variável resposta, agregando  $6,170e^{-05}$  à variável resposta. Em relação ao tamanho da cidade, cidades pequenas (2.000 - 50.000 habitantes) contribuem positivamente com a variável *Happy*.

A Identidade apresenta uma grande influência, tendo o maior valor estimado, de 13,406.

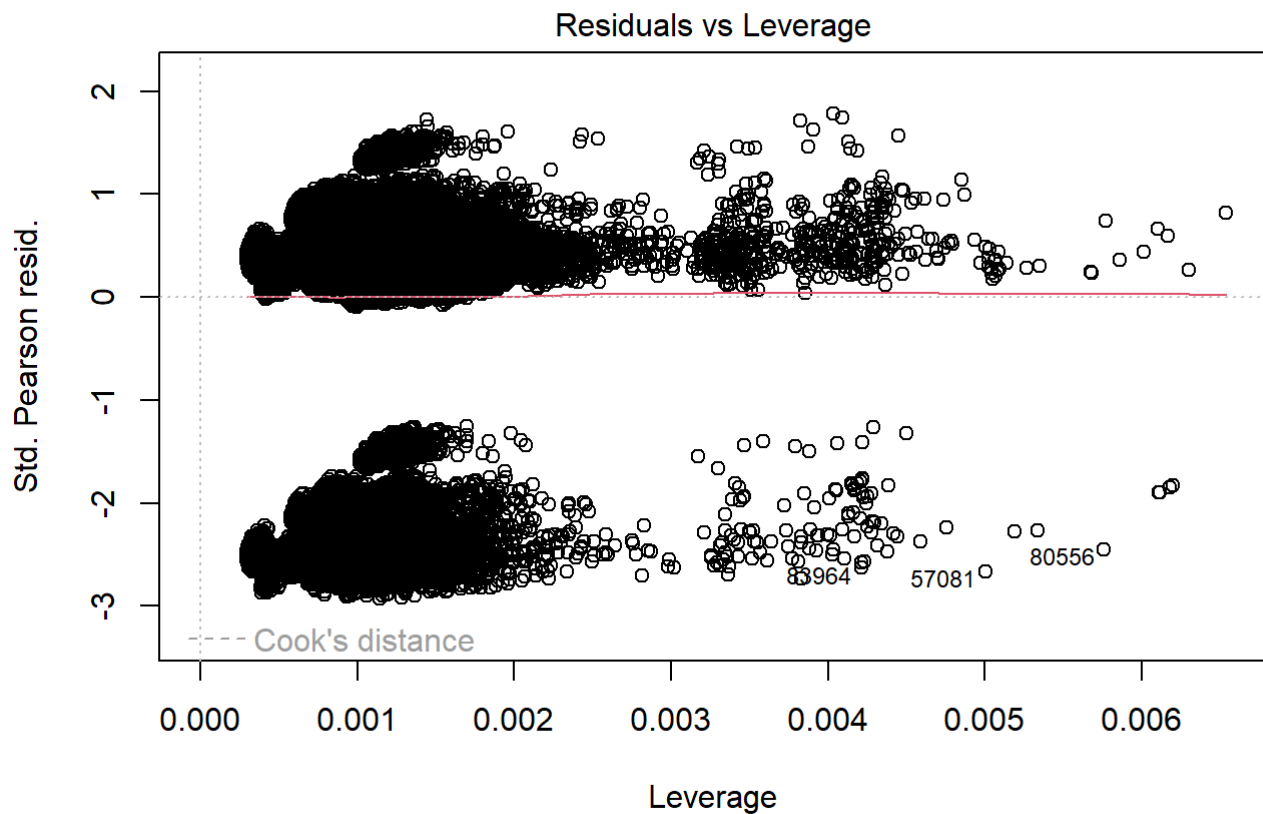
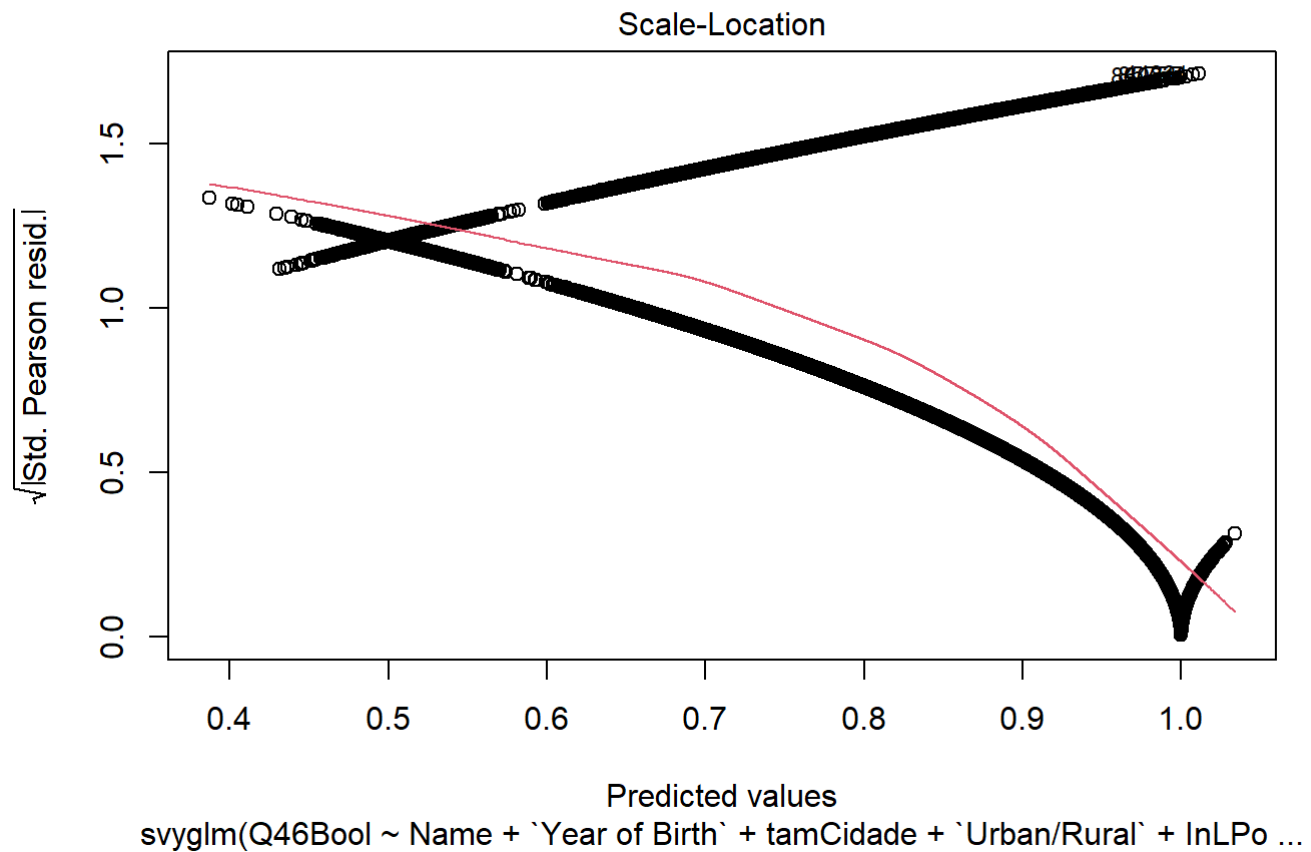
```
plot(mpl)
```



svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + lnLPo ...



svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + lnLPo ...

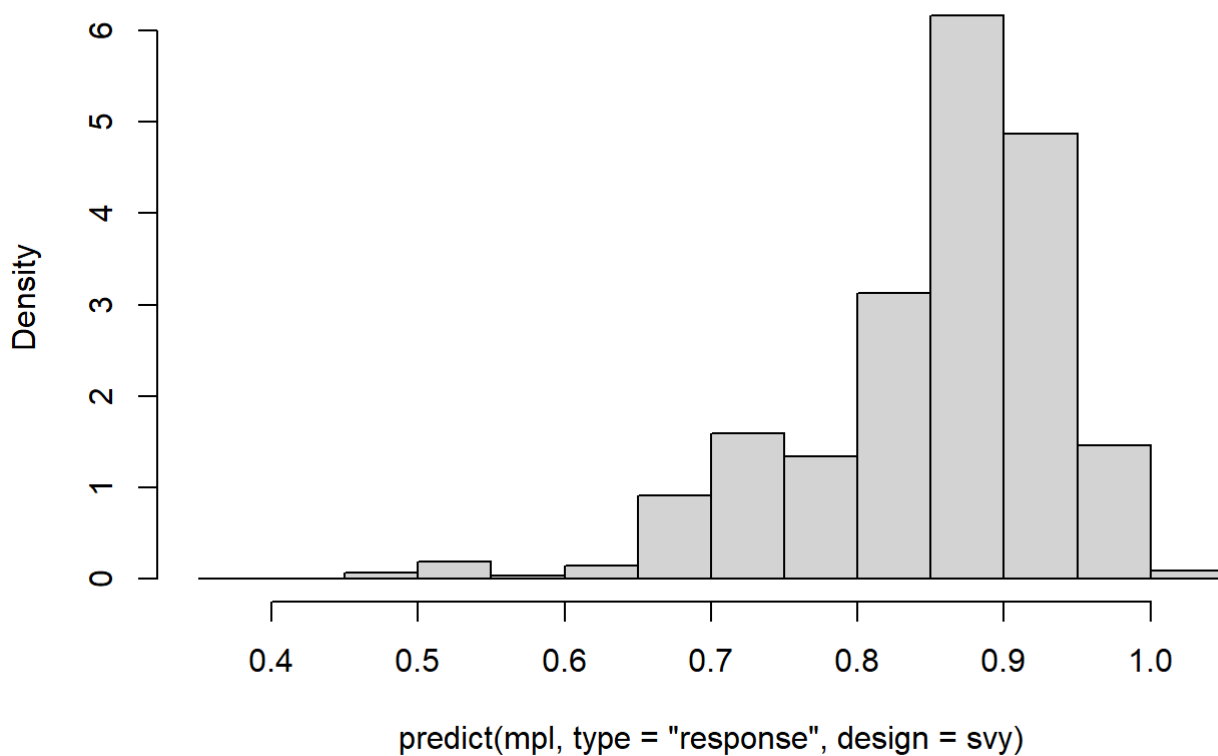


Histograma do predict

```
hist(predict(mpl, type = 'response', design=svy), freq= FALSE)
```



## Histogram of predict(mpl, type = "response", design = svy)



### Probabilidades que não fazem sentido

```
sum(count_mpl=ifelse(predict(mpl,
                             type='response', design=svy)<0 |
                             predict(mpl,type='response', design=svy)>1,1,0),
    na.rm=TRUE)
```

```
## [1] 371
```

### Efeitos marginais

```
#margins_mpl <- margins(mpl, design = svy)

#length(coef(mpl))
#length(attributes(mpl)$names)
#length(attributes(svy)$variables)
```

Não podemos calcular as margens do modelo utilizando o método MPL pois as dimensões são diferentes, para ajustar isso é necessário uma reestruturação do modelo ou do design utilizado

### Modelo probit

```
typeof(df2$Q46Bool)
```

```
## [1] "logical"
```

```
probit <- svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + InLPolitics +  
`AC/INAC in Political Party` + Q46+ Q119 + Q233 + I, design = svy, family=quasibinomial(link  
="probit"))
```

```
## Warning: glm.fit: algoritmo não convergiu
```

```
summary(probit)
```

```
##
## Call:
## svyglm(formula = Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade +
##   `Urban/Rural` + InLPolitics + `AC/INAC in Political Party` +
##   Q46 + Q119 + Q233 + I, design = svy, family = quasibinomial(link = "probit"))
##
## Survey design:
## svydesign(id = ~1, strata = df2$Strata, weights = df2$S018, data = df2,
##   keep.names = TRUE)
##
## Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	t value
## (Intercept)	7.014e+00	8.684e-03	807.680
## NameArgentina	-1.903e-03	6.657e-03	-0.286
## NameArmenia	-1.105e-02	6.310e-03	-1.752
## NameAustralia	-2.680e-02	5.952e-03	-4.503
## NameBangladesh	-9.961e-03	6.360e-03	-1.566
## NameBolivia	-2.447e-02	5.728e-03	-4.271
## NameBrazil	-2.523e-02	5.965e-03	-4.230
## NameCanada	-4.264e-02	5.287e-03	-8.064
## NameChile	-2.792e-03	6.663e-03	-0.419
## NameColombia	-1.982e-02	6.025e-03	-3.289
## NameCyprus	-3.928e-03	6.687e-03	-0.587
## NameCzechRepublic	-1.090e-02	6.254e-03	-1.742
## NameEcuador	-1.013e-02	6.344e-03	-1.598
## NameEgypt	-1.264e-02	6.449e-03	-1.960
## NameEthiopia	-1.148e-02	6.307e-03	-1.821
## NameGermany	-1.994e-02	5.982e-03	-3.333
## NameGreece	-1.259e-02	6.338e-03	-1.986
## NameGuatemala	-1.106e-02	6.354e-03	-1.740
## NameHongKong	-2.884e-02	6.613e-03	-4.361
## NameIndonesia	-4.367e-02	5.398e-03	-8.091
## NameIran	-1.742e-02	6.054e-03	-2.878
## NameIraq	-1.262e-02	6.415e-03	-1.968
## NameJapan	-1.508e-02	6.618e-03	-2.279
## NameJordan	-1.052e-02	6.310e-03	-1.668
## NameKazakhstan	-1.274e-02	6.368e-03	-2.000
## NameKenya	-1.303e-02	6.552e-03	-1.988
## NameKyrgyzstan	-9.162e-03	6.360e-03	-1.440
## NameLebanon	-1.065e-02	6.228e-03	-1.709
## NameLibya	-9.509e-03	6.317e-03	-1.505
## NameMalaysia	-1.421e-02	6.126e-03	-2.320
## NameMexico	-2.529e-02	5.840e-03	-4.330
## NameMongolia	-1.927e-02	5.980e-03	-3.222
## NameMorocco	-1.113e-02	6.282e-03	-1.771
## NameMyanmar	-1.045e-02	6.277e-03	-1.664
## NameNetherlands	-3.220e-02	5.904e-03	-5.454
## NameNewZealand	-2.761e-03	6.904e-03	-0.400
## NameNicaragua	-1.078e-02	6.290e-03	-1.713
## NameNigeria	-1.330e-02	6.282e-03	-2.117
## NamePakistan	-2.911e-02	5.854e-03	-4.974
## NamePeru	-1.650e-02	6.147e-03	-2.683
## NamePhilippines	-9.949e-03	6.240e-03	-1.594
## NamePuertoRico	-7.048e-03	6.404e-03	-1.101
## NameRomania	-1.311e-02	6.353e-03	-2.063

```

## NameRussia -2.460e-02 5.892e-03 -4.176
## NameSingapore -2.922e-02 5.907e-03 -4.947
## NameSlovakia -1.338e-02 6.290e-03 -2.127
## NameSouthKorea -1.173e-02 6.324e-03 -1.855
## NameTaiwan -1.076e-02 6.329e-03 -1.701
## NameTajikistan -9.542e-03 6.329e-03 -1.508
## NameThailand -1.899e-02 6.233e-03 -3.046
## NameTunisia -1.209e-02 6.327e-03 -1.910
## NameTurkey -3.264e-02 5.715e-03 -5.711
## NameUkraine -1.375e-02 6.410e-03 -2.145
## NameUnitedStates -3.528e-02 5.916e-03 -5.963
## NameUruguay -7.996e-04 6.818e-03 -0.117
## NameVenezuela -1.133e-02 6.280e-03 -1.804
## NameVietNam -8.842e-03 6.562e-03 -1.348
## NameZimbabwe -1.551e-02 6.346e-03 -2.444
## `Year of Birth` -1.808e-06 2.994e-06 -0.604
## tamCidade2,000-5,000 -6.411e-05 2.373e-03 -0.027
## tamCidade5,000-10,000 -5.782e-07 2.551e-03 0.000
## tamCidade10,000-20,000 -1.574e-04 2.697e-03 -0.058
## tamCidade20,000-50,000 -9.044e-05 2.616e-03 -0.035
## tamCidade50,000-100,000 2.533e-05 2.844e-03 0.009
## tamCidade100,000-500,000 -3.110e-04 2.689e-03 -0.116
## tamCidade500,000 or more -1.137e-04 2.664e-03 -0.043
## `Urban/Rural` Rural 1.341e-04 1.643e-03 0.082
## InLPoliticsRather Important -2.311e-04 1.656e-03 -0.140
## InLPoliticsNot Very Important -2.036e-04 1.642e-03 -0.124
## InLPoliticsNot at all important -1.518e-04 1.797e-03 -0.084
## InLPoliticsNA -3.162e-04 7.343e-03 -0.043
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member 6.989e-05 1.850e-03 0.038
## `AC/INAC in Political Party`Active Member 1.312e-04 2.422e-03 0.054
## `AC/INAC in Political Party`NA -2.311e-04 6.192e-03 -0.037
## Q46Quite Happy -9.475e-05 1.215e-03 -0.078
## Q46Not Very Happy -1.399e+01 1.510e-03 -9263.646
## Q46Not at all happy -1.399e+01 3.492e-03 -4006.362
## Q119Strongly agree -1.834e-05 2.226e-03 -0.008
## Q119Agree -5.473e-07 1.748e-03 0.000
## Q119Disagree 3.091e-05 1.709e-03 0.018
## Q119Strongly Disagree 2.490e-04 2.117e-03 0.118
## Q119NA -1.943e-04 3.966e-03 -0.049
## Q233Fairly often 1.455e-05 1.257e-03 0.012
## Q233Not Often 1.484e-04 1.512e-03 0.098
## Q233Not at all often 2.975e-05 2.143e-03 0.014
## Q233NA -2.594e-04 3.095e-03 -0.084
## I 7.634e-05 9.009e-04 0.085
## Pr(>|t|)
## (Intercept) < 2e-16 ***
## NameArgentina 0.775019
## NameArmenia 0.079819 .
## NameAustralia 6.71e-06 ***
## NameBangladesh 0.117348
## NameBolivia 1.95e-05 ***
## NameBrazil 2.34e-05 ***
## NameCanada 7.49e-16 ***
## NameChile 0.675228
## NameColombia 0.001007 **
## NameCyprus 0.556932

```

## NameCzechRepublic	0.081448 .
## NameEcuador	0.110123
## NameEgypt	0.049971 *
## NameEthiopia	0.068629 .
## NameGermany	0.000861 ***
## NameGreece	0.046999 *
## NameGuatemala	0.081811 .
## NameHongKong	1.29e-05 ***
## NameIndonesia	6.02e-16 ***
## NameIran	0.004000 **
## NameIraq	0.049102 *
## NameJapan	0.022688 *
## NameJordan	0.095375 .
## NameKazakhstan	0.045454 *
## NameKenya	0.046765 *
## NameKyrgyzstan	0.149733
## NameLebanon	0.087396 .
## NameLibya	0.132235
## NameMalaysia	0.020318 *
## NameMexico	1.49e-05 ***
## NameMongolia	0.001274 **
## NameMorocco	0.076534 .
## NameMyanmar	0.096031 .
## NameNetherlands	4.94e-08 ***
## NameNewZealand	0.689247
## NameNicaragua	0.086625 .
## NameNigeria	0.034297 *
## NamePakistan	6.59e-07 ***
## NamePeru	0.007293 **
## NamePhilippines	0.110839
## NamePuertoRico	0.271075
## NameRomania	0.039107 *
## NameRussia	2.97e-05 ***
## NameSingapore	7.56e-07 ***
## NameSlovakia	0.033426 *
## NameSouthKorea	0.063562 .
## NameTaiwan	0.089033 .
## NameTajikistan	0.131657
## NameThailand	0.002319 **
## NameTunisia	0.056107 .
## NameTurkey	1.13e-08 ***
## NameUkraine	0.031931 *
## NameUnitedStates	2.48e-09 ***
## NameUruguay	0.906629
## NameVenezuela	0.071164 .
## NameVietNam	0.177794
## NameZimbabwe	0.014533 *
## `Year of Birth`	0.545832
## tamCidade2,000-5,000	0.978448
## tamCidade5,000-10,000	0.999819
## tamCidade10,000-20,000	0.953456
## tamCidade20,000-50,000	0.972427
## tamCidade50,000-100,000	0.992894
## tamCidade100,000-500,000	0.907900
## tamCidade500,000 or more	0.965963
## `Urban/Rural` Rural	0.934942

```
## InLPoliticsRather Important      0.889000
## InLPoliticsNot Very Important    0.901285
## InLPoliticsNot at all important  0.932682
## InLPoliticsNA                    0.965648
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member 0.969858
## `AC/INAC in Political Party`Active Member  0.956795
## `AC/INAC in Political Party`NA           0.970232
## Q46Quite Happy                   0.937834
## Q46Not Very Happy                < 2e-16 ***
## Q46Not at all happy              < 2e-16 ***
## Q119Strongly agree               0.993428
## Q119Agree                        0.999750
## Q119Disagree                    0.985572
## Q119Strongly Disagree            0.906360
## Q119NA                           0.960932
## Q233Fairly often                 0.990766
## Q233Not Often                    0.921812
## Q233Not at all often             0.988924
## Q233NA                           0.933183
## I                                0.932476
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for quasibinomial family taken to be 6.80451e-13)
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 25
```

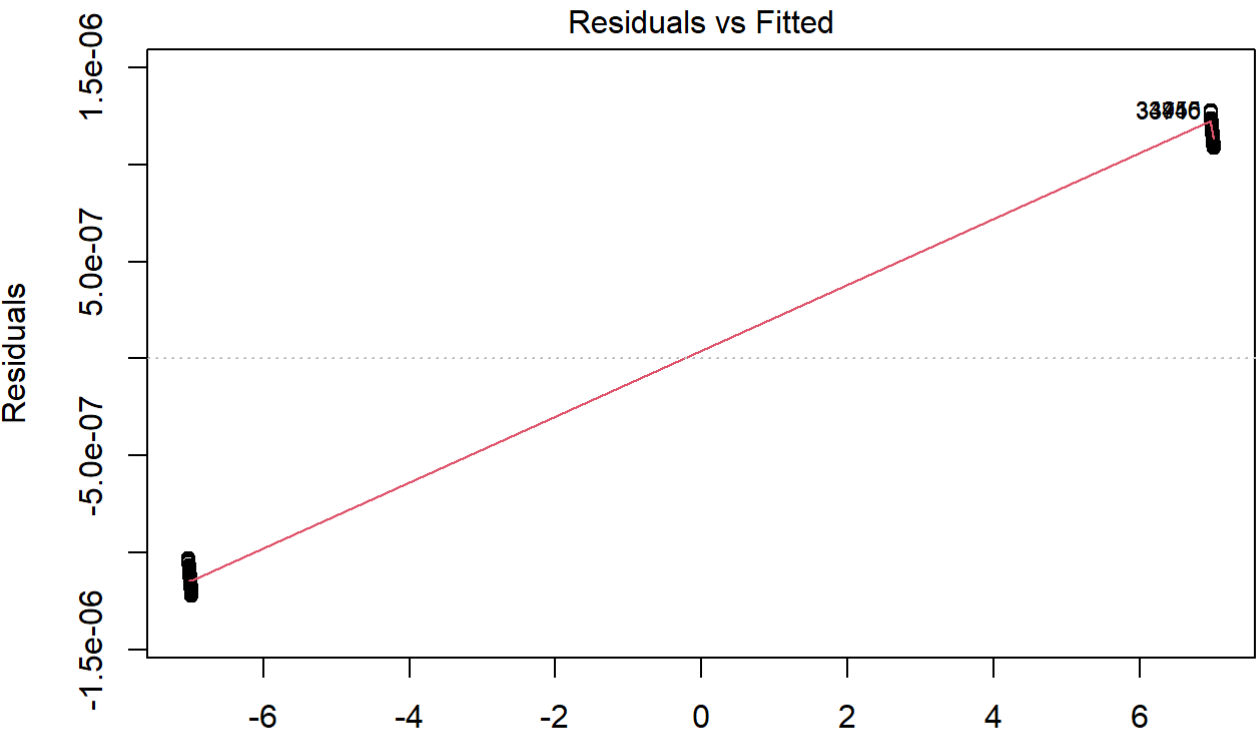
O intercepto do modelo probit é  $7,0,14e^{-00}$ , o que significa que, quando todas as outras variáveis forem iguais, esse será o valor estimado do bem-estar do indivíduo.

Cada país possui seu diferente beta nessa equação, mas todos contribuem de forma negativa ao bem-estar da pessoa.

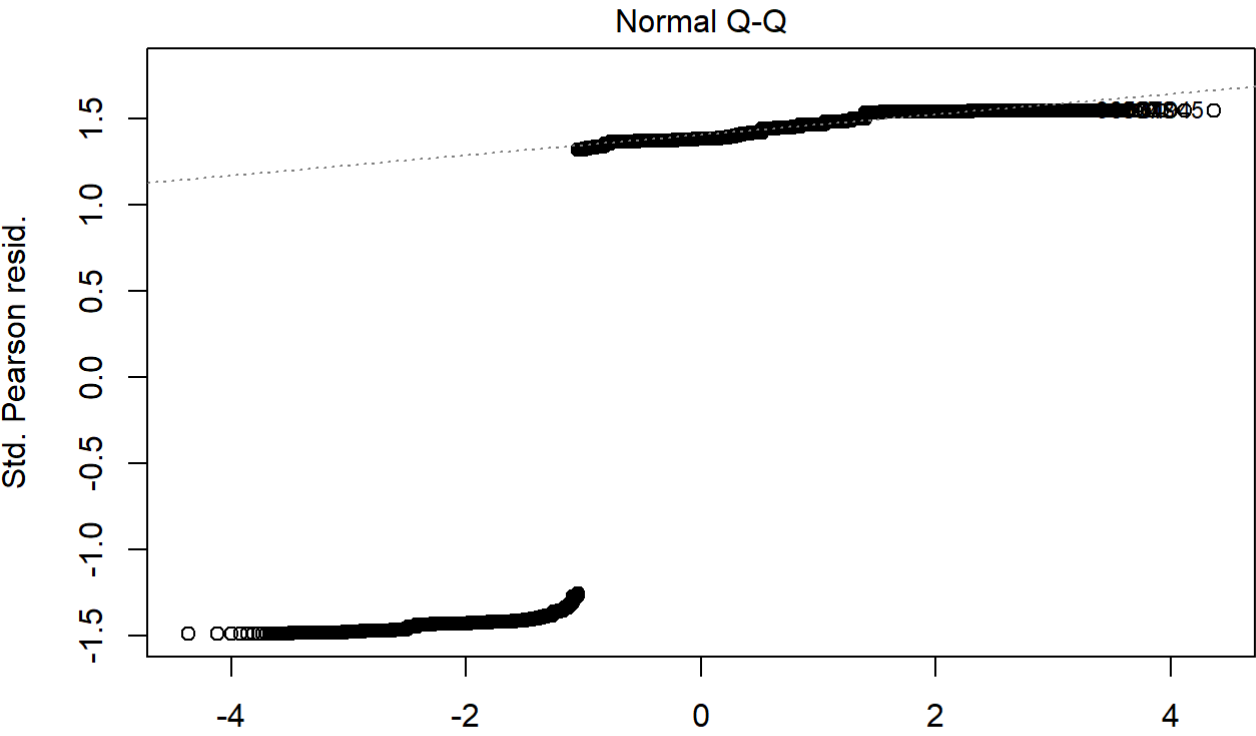
O ano em que a pessoa nasceu influencia a variável resposta de forma negativa.

A Identidade apresenta um valor de 0,085.

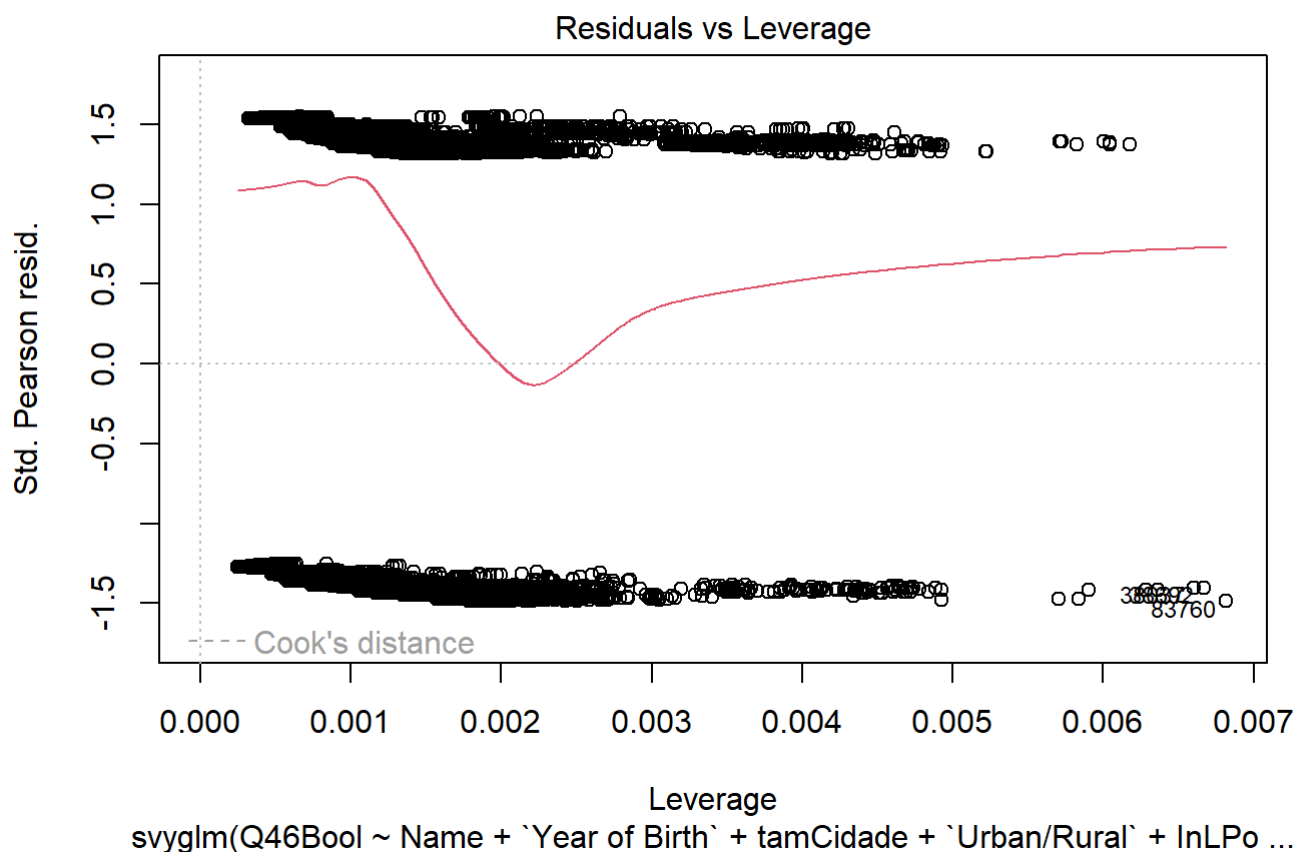
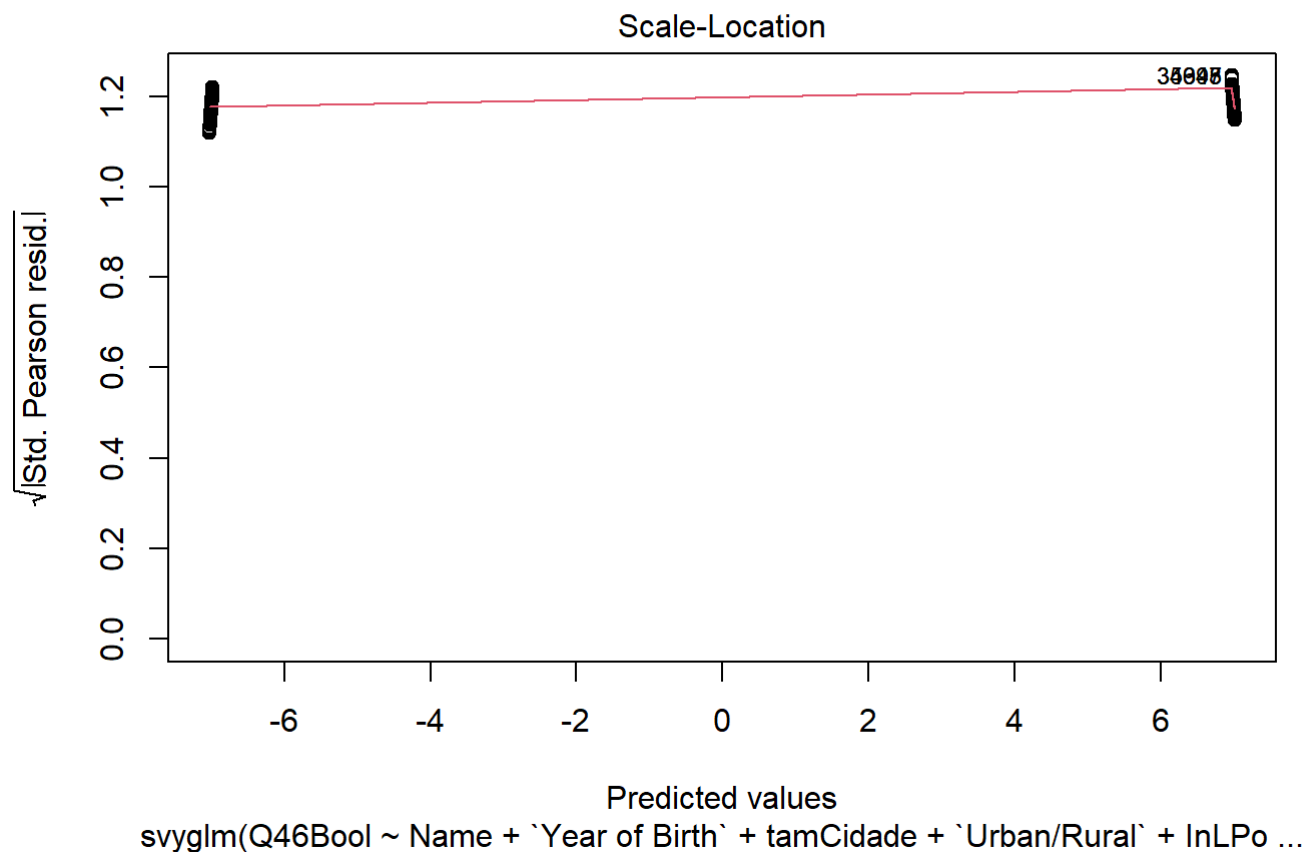
```
plot(probit)
```



Predicted values  
svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + lnLPo ...



Theoretical Quantiles  
svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + lnLPo ...

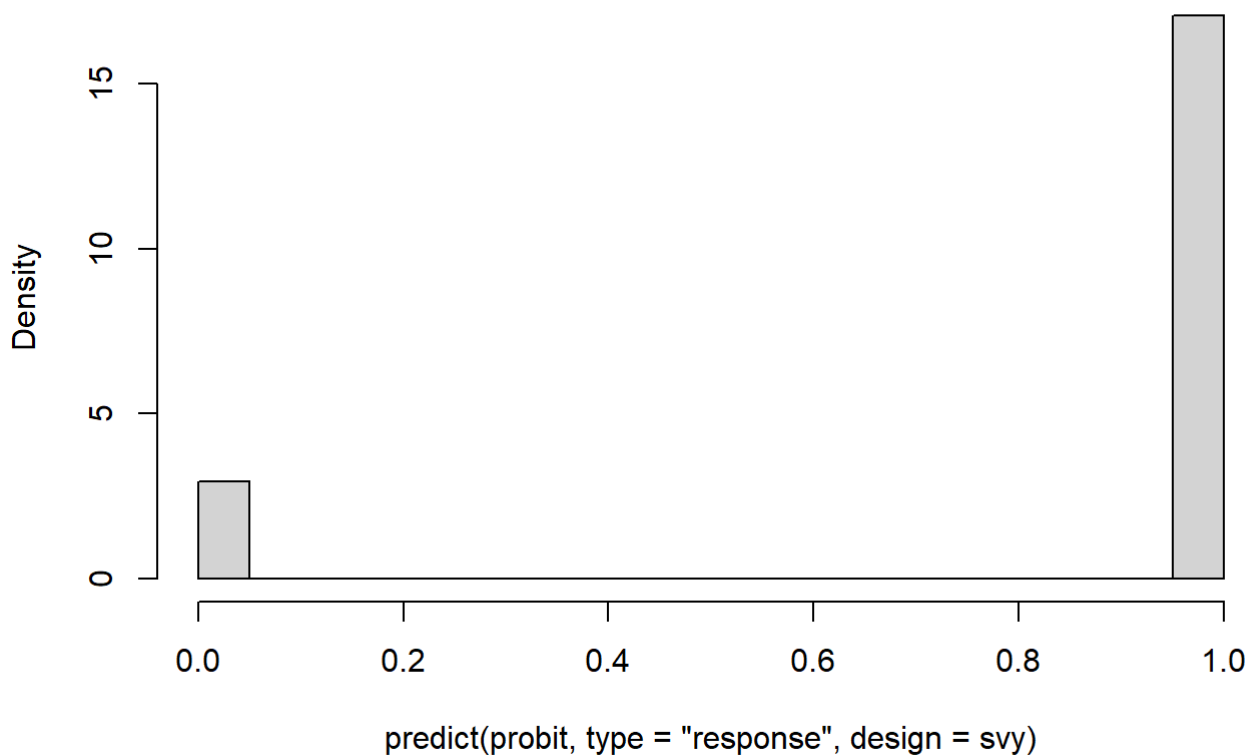


### Histograma probit

```
hist(predict(probit, type = 'response', design=svy), freq=FALSE)
```



## Histogram of predict(probit, type = "response", design = svy)



### Probabilidades

```
sum(count_probit=ifelse(predict(probit,
                              type='response', design=svy)<0 |
                              predict(probit,type='response', design=svy)>1,1,0),
    na.rm=TRUE)
```

```
## [1] 0
```

Essas probabilidades não dizem nada útil para o modelo.

### Modelo logit

```
logit <- svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + InLPolitics +
`AC/INAC in Political Party` + Q46+ Q119 + Q233 + I, design = svy, family=quasibinomial(link
="logit"))
```

```
## Warning: glm.fit: algoritmo não convergiu
```

```
summary(logit)
```

```
##
## Call:
## svyglm(formula = Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade +
##   `Urban/Rural` + InLPolitics + `AC/INAC in Political Party` +
##   Q46 + Q119 + Q233 + I, design = svy, family = quasibinomial(link = "logit"))
##
## Survey design:
## svydesign(id = ~1, strata = df2$Strata, weights = df2$S018, data = df2,
##   keep.names = TRUE)
##
## Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	t value
## (Intercept)	2.674e+01	6.192e-02	431.896
## NameArgentina	-1.519e-02	4.759e-02	-0.319
## NameArmenia	-8.800e-02	4.508e-02	-1.952
## NameAustralia	-2.122e-01	4.249e-02	-4.994
## NameBangladesh	-7.923e-02	4.544e-02	-1.744
## NameBolivia	-1.945e-01	4.091e-02	-4.755
## NameBrazil	-1.999e-01	4.259e-02	-4.694
## NameCanada	-3.362e-01	3.777e-02	-8.901
## NameChile	-2.232e-02	4.762e-02	-0.469
## NameColombia	-1.573e-01	4.303e-02	-3.655
## NameCyprus	-3.148e-02	4.779e-02	-0.659
## NameCzechRepublic	-8.697e-02	4.467e-02	-1.947
## NameEcuador	-8.068e-02	4.532e-02	-1.780
## NameEgypt	-1.015e-01	4.606e-02	-2.204
## NameEthiopia	-9.149e-02	4.505e-02	-2.031
## NameGermany	-1.582e-01	4.272e-02	-3.703
## NameGreece	-1.010e-01	4.527e-02	-2.232
## NameGuatemala	-8.793e-02	4.538e-02	-1.937
## NameHongKong	-2.285e-01	4.719e-02	-4.842
## NameIndonesia	-3.450e-01	3.854e-02	-8.952
## NameIran	-1.394e-01	4.324e-02	-3.225
## NameIraq	-1.014e-01	4.582e-02	-2.213
## NameJapan	-1.197e-01	4.726e-02	-2.534
## NameJordan	-8.386e-02	4.507e-02	-1.861
## NameKazakhstan	-1.013e-01	4.548e-02	-2.227
## NameKenya	-1.039e-01	4.680e-02	-2.221
## NameKyrgyzstan	-7.264e-02	4.544e-02	-1.599
## NameLebanon	-8.489e-02	4.449e-02	-1.908
## NameLibya	-7.554e-02	4.513e-02	-1.674
## NameMalaysia	-1.132e-01	4.375e-02	-2.588
## NameMexico	-2.004e-01	4.170e-02	-4.804
## NameMongolia	-1.541e-01	4.271e-02	-3.607
## NameMorocco	-8.888e-02	4.487e-02	-1.981
## NameMyanmar	-8.329e-02	4.484e-02	-1.857
## NameNetherlands	-2.547e-01	4.215e-02	-6.043
## NameNewZealand	-2.188e-02	4.935e-02	-0.443
## NameNicaragua	-8.599e-02	4.493e-02	-1.914
## NameNigeria	-1.067e-01	4.486e-02	-2.378
## NamePakistan	-2.305e-01	4.179e-02	-5.516
## NamePeru	-1.315e-01	4.390e-02	-2.995
## NamePhilippines	-7.913e-02	4.458e-02	-1.775
## NamePuertoRico	-5.609e-02	4.576e-02	-1.226
## NameRomania	-1.048e-01	4.538e-02	-2.309

```

## NameRussia -1.952e-01 4.207e-02 -4.640
## NameSingapore -2.313e-01 4.217e-02 -5.484
## NameSlovakia -1.076e-01 4.493e-02 -2.395
## NameSouthKorea -9.333e-02 4.517e-02 -2.066
## NameTaiwan -8.555e-02 4.521e-02 -1.892
## NameTajikistan -7.576e-02 4.522e-02 -1.676
## NameThailand -1.510e-01 4.451e-02 -3.393
## NameTunisia -9.681e-02 4.519e-02 -2.142
## NameTurkey -2.581e-01 4.081e-02 -6.325
## NameUkraine -1.098e-01 4.578e-02 -2.398
## NameUnitedStates -2.788e-01 4.223e-02 -6.602
## NameUruguay -6.378e-03 4.874e-02 -0.131
## NameVenezuela -9.070e-02 4.486e-02 -2.022
## NameVietNam -7.003e-02 4.687e-02 -1.494
## NameZimbabwe -1.254e-01 4.532e-02 -2.767
## `Year of Birth` -1.413e-05 2.133e-05 -0.663
## tamCidade2,000-5,000 -4.521e-04 1.691e-02 -0.027
## tamCidade5,000-10,000 -4.246e-05 1.817e-02 -0.002
## tamCidade10,000-20,000 -1.261e-03 1.921e-02 -0.066
## tamCidade20,000-50,000 -7.051e-04 1.864e-02 -0.038
## tamCidade50,000-100,000 2.021e-04 2.026e-02 0.010
## tamCidade100,000-500,000 -2.512e-03 1.915e-02 -0.131
## tamCidade500,000 or more -9.160e-04 1.897e-02 -0.048
## `Urban/Rural` Rural 1.141e-03 1.170e-02 0.098
## InLPoliticsRather Important -1.932e-03 1.179e-02 -0.164
## InLPoliticsNot Very Important -1.686e-03 1.169e-02 -0.144
## InLPoliticsNot at all important -1.269e-03 1.281e-02 -0.099
## InLPoliticsNA -2.595e-03 5.230e-02 -0.050
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member 5.193e-04 1.317e-02 0.039
## `AC/INAC in Political Party`Active Member 9.729e-04 1.726e-02 0.056
## `AC/INAC in Political Party`NA -1.888e-03 4.411e-02 -0.043
## Q46Quite Happy -7.965e-04 8.649e-03 -0.092
## Q46Not Very Happy -5.317e+01 1.078e-02 -4932.499
## Q46Not at all happy -5.320e+01 2.494e-02 -2132.992
## Q119Strongly agree -1.483e-04 1.586e-02 -0.009
## Q119Agree -2.404e-05 1.245e-02 -0.002
## Q119Disagree 2.460e-04 1.217e-02 0.020
## Q119Strongly Disagree 1.990e-03 1.508e-02 0.132
## Q119NA -1.564e-03 2.826e-02 -0.055
## Q233Fairly often 1.403e-04 8.952e-03 0.016
## Q233Not Often 1.258e-03 1.077e-02 0.117
## Q233Not at all often 2.650e-04 1.527e-02 0.017
## Q233NA -2.162e-03 2.205e-02 -0.098
## I 6.215e-04 6.418e-03 0.097
## Pr(>|t|)
## (Intercept) < 2e-16 ***
## NameArgentina 0.749566
## NameArmenia 0.050915 .
## NameAustralia 5.93e-07 ***
## NameBangladesh 0.081192 .
## NameBolivia 1.99e-06 ***
## NameBrazil 2.68e-06 ***
## NameCanada < 2e-16 ***
## NameChile 0.639315
## NameColombia 0.000257 ***
## NameCyprus 0.510098

```

## NameCzechRepublic	0.051549 .
## NameEcuador	0.075011 .
## NameEgypt	0.027522 *
## NameEthiopia	0.042257 *
## NameGermany	0.000213 ***
## NameGreece	0.025607 *
## NameGuatemala	0.052690 .
## NameHongKong	1.29e-06 ***
## NameIndonesia	< 2e-16 ***
## NameIran	0.001260 **
## NameIraq	0.026925 *
## NameJapan	0.011288 *
## NameJordan	0.062798 .
## NameKazakhstan	0.025974 *
## NameKenya	0.026329 *
## NameKyrgyzstan	0.109856
## NameLebanon	0.056387 .
## NameLibya	0.094135 .
## NameMalaysia	0.009656 **
## NameMexico	1.56e-06 ***
## NameMongolia	0.000309 ***
## NameMorocco	0.047614 *
## NameMyanmar	0.063255 .
## NameNetherlands	1.52e-09 ***
## NameNewZealand	0.657530
## NameNicaragua	0.055638 .
## NameNigeria	0.017431 *
## NamePakistan	3.49e-08 ***
## NamePeru	0.002742 **
## NamePhilippines	0.075890 .
## NamePuertoRico	0.220228
## NameRomania	0.020934 *
## NameRussia	3.49e-06 ***
## NameSingapore	4.16e-08 ***
## NameSlovakia	0.016602 *
## NameSouthKorea	0.038820 *
## NameTaiwan	0.058428 .
## NameTajikistan	0.093813 .
## NameThailand	0.000691 ***
## NameTunisia	0.032193 *
## NameTurkey	2.55e-10 ***
## NameUkraine	0.016478 *
## NameUnitedStates	4.09e-11 ***
## NameUruguay	0.895884
## NameVenezuela	0.043180 *
## NameVietNam	0.135138
## NameZimbabwe	0.005664 **
## `Year of Birth`	0.507487
## tamCidade2,000-5,000	0.978668
## tamCidade5,000-10,000	0.998135
## tamCidade10,000-20,000	0.947645
## tamCidade20,000-50,000	0.969822
## tamCidade50,000-100,000	0.992043
## tamCidade100,000-500,000	0.895649
## tamCidade500,000 or more	0.961497
## `Urban/Rural` Rural	0.922327

```
## InLPoliticsRather Important      0.869864
## InLPoliticsNot Very Important    0.885368
## InLPoliticsNot at all important  0.921092
## InLPoliticsNA                    0.960425
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member 0.968560
## `AC/INAC in Political Party`Active Member  0.955034
## `AC/INAC in Political Party`NA            0.965857
## Q46Quite Happy                   0.926625
## Q46Not Very Happy                 < 2e-16 ***
## Q46Not at all happy               < 2e-16 ***
## Q119Strongly agree                0.992541
## Q119Agree                        0.998459
## Q119Disagree                     0.983874
## Q119Strongly Disagree             0.895051
## Q119NA                           0.955873
## Q233Fairly often                  0.987497
## Q233Not Often                     0.907075
## Q233Not at all often              0.986156
## Q233NA                           0.921897
## I                                 0.922848
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for quasibinomial family taken to be 1.450023e-12)
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 25
```

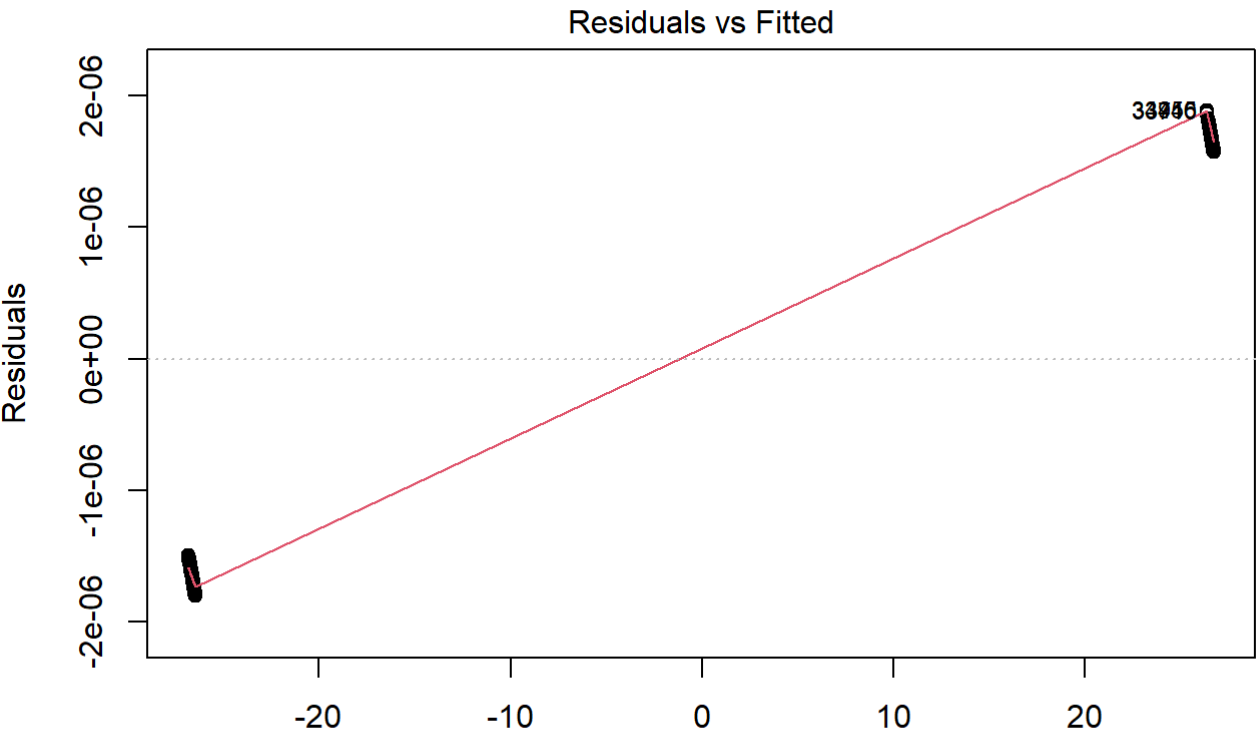
O intercepto do modelo logit é  $2,674e^{+01}$ , o que significa que, quando todas as outras variáveis forem iguais, esse será o valor estimado do bem-estar do indivíduo.

Cada país possui seu diferente beta nessa equação, mas todos contribuem de forma negativa ao bem-estar da pessoa.

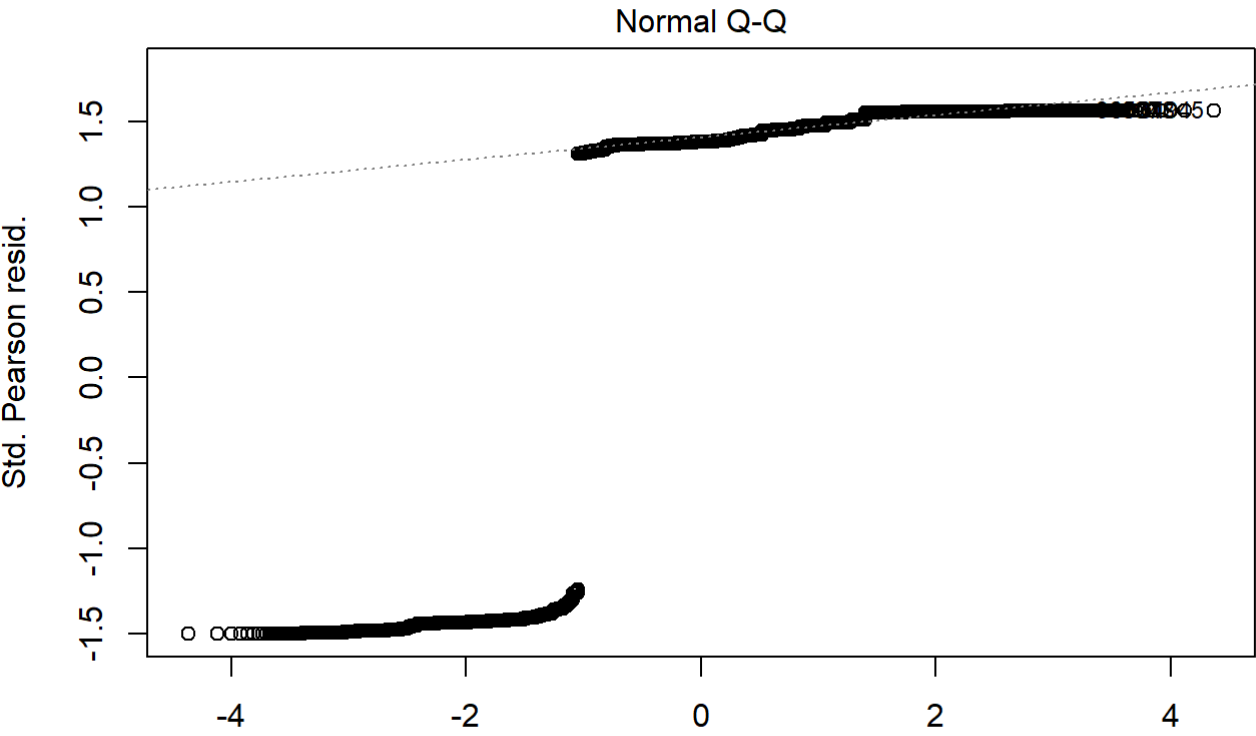
O ano em que a pessoa nasceu influencia a variável resposta de forma negativa.

A Identidade apresenta um valor de 0,097.

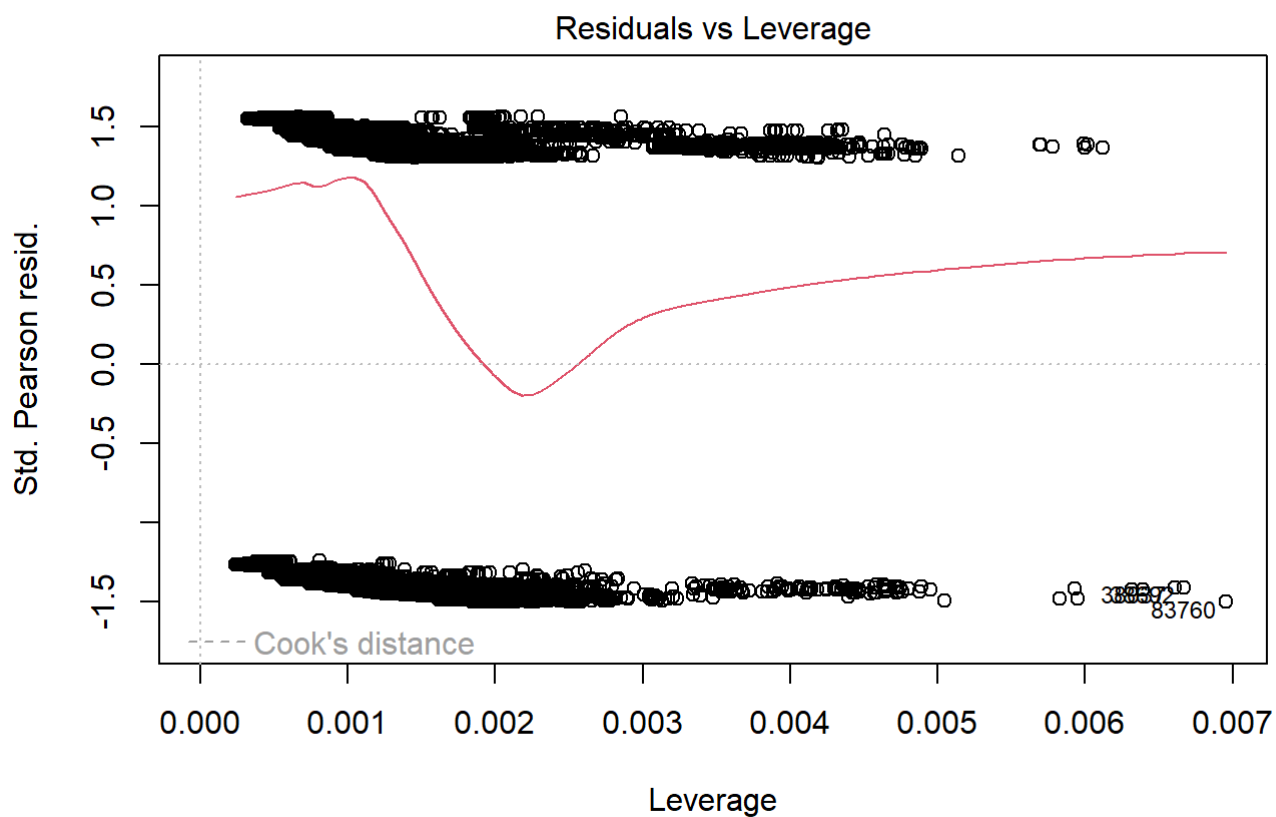
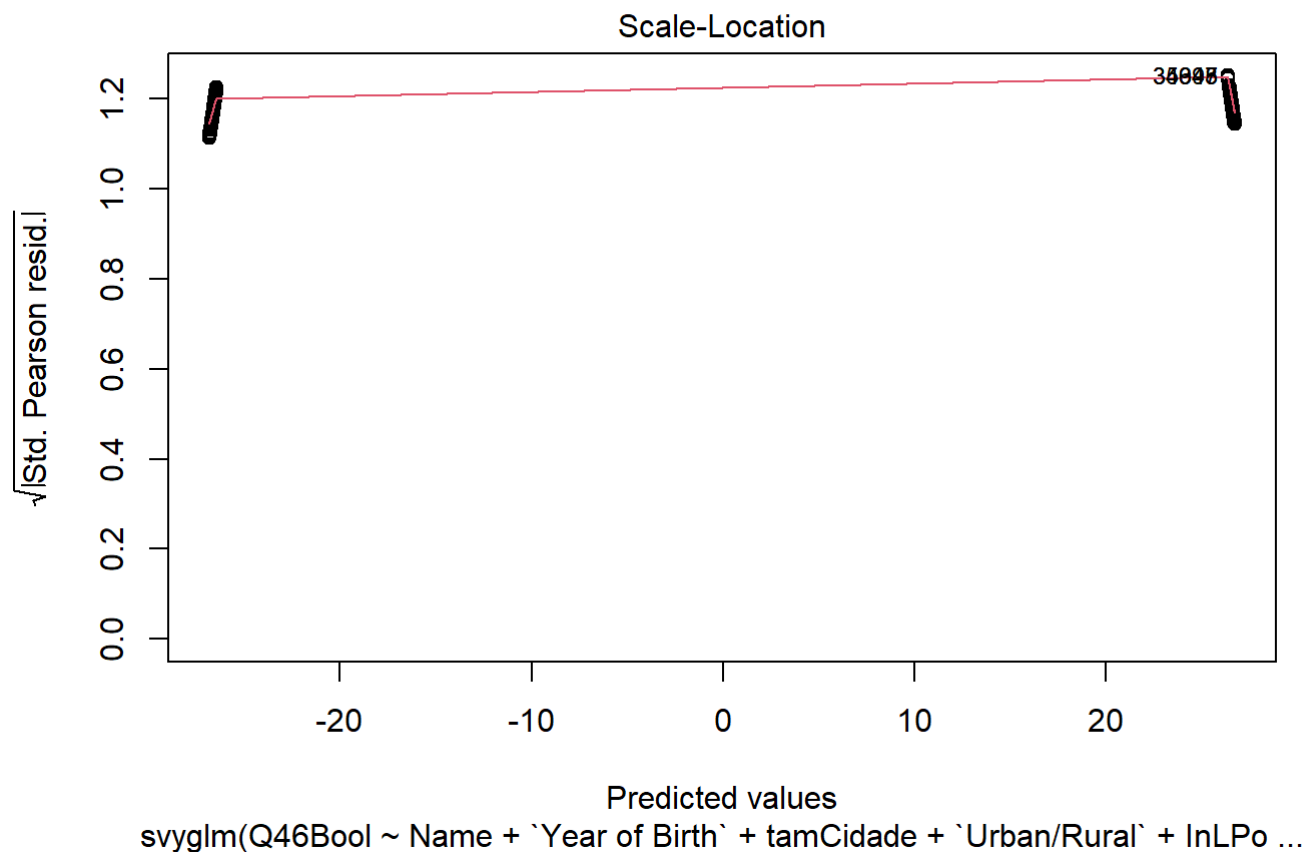
```
plot(logit)
```



svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + lnLPo ...



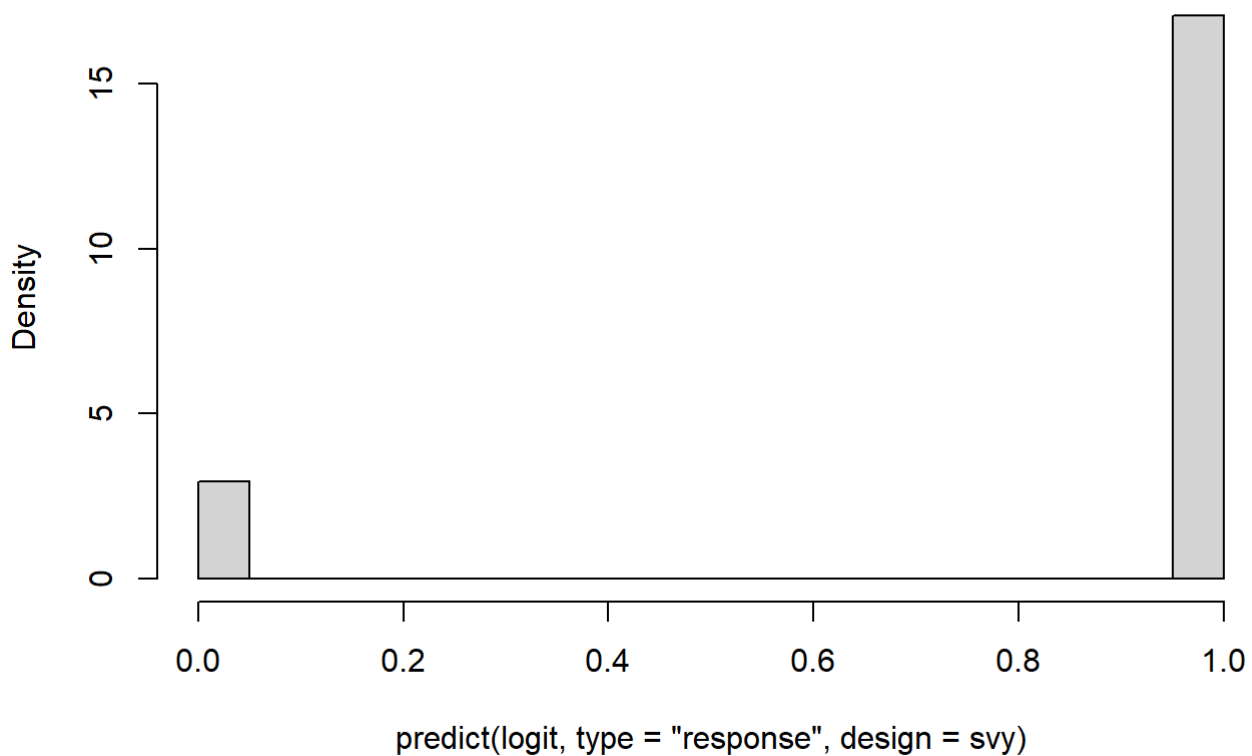
svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + lnLPo ...



### Histograma logit

```
hist(predict(logit, type = 'response', design=svy), freq= FALSE)
```

## Histogram of predict(logit, type = "response", design = svy)



### Probabilidades

```
#sum(count_logit = ifelse(predict(logit, type = 'response', newdata = as.data.frame(svy)) < 0
/
#                               predict(logit, type = 'response', newdata = as.data.frame(svy)) >
1, 1, 0),
#   na.rm = TRUE)
```

Probabilidade não roda.

## Testes de hipótese

### Variância/Covariância probit

```
coeftest(probit)
```

```
## Warning in logLik.svyglm(x): svyglm not fitted by maximum likelihood.
```



```
##
## z test of coefficients:
##
##               Estimate Std. Error   z value
## (Intercept)      7.0138e+00  8.6839e-03  807.6803
## NameArgentina    -1.9028e-03  6.6574e-03   -0.2858
## NameArmenia      -1.1054e-02  6.3105e-03   -1.7518
## NameAustralia    -2.6800e-02  5.9518e-03   -4.5029
## NameBangladesh   -9.9607e-03  6.3605e-03   -1.5660
## NameBolivia      -2.4467e-02  5.7281e-03   -4.2713
## NameBrazil       -2.5232e-02  5.9650e-03   -4.2299
## NameCanada       -4.2636e-02  5.2873e-03   -8.0638
## NameChile        -2.7915e-03  6.6625e-03   -0.4190
## NameColombia     -1.9816e-02  6.0252e-03   -3.2888
## NameCyprus        -3.9280e-03  6.6871e-03   -0.5874
## NameCzechRepublic -1.0896e-02  6.2536e-03   -1.7424
## NameEcuador      -1.0135e-02  6.3436e-03   -1.5977
## NameEgypt        -1.2642e-02  6.4491e-03   -1.9602
## NameEthiopia     -1.1484e-02  6.3067e-03   -1.8209
## NameGermany      -1.9935e-02  5.9819e-03   -3.3326
## NameGreece       -1.2589e-02  6.3379e-03   -1.9863
## NameGuatemala    -1.1057e-02  6.3538e-03   -1.7403
## NameHongKong     -2.8841e-02  6.6127e-03   -4.3614
## NameIndonesia    -4.3674e-02  5.3981e-03   -8.0905
## NameIran         -1.7425e-02  6.0541e-03   -2.8782
## NameIraq         -1.2623e-02  6.4151e-03   -1.9677
## NameJapan        -1.5081e-02  6.6182e-03   -2.2787
## NameJordan       -1.0523e-02  6.3095e-03   -1.6677
## NameKazakhstan   -1.2739e-02  6.3679e-03   -2.0005
## NameKenya        -1.3029e-02  6.5523e-03   -1.9885
## NameKyrgyzstan   -9.1616e-03  6.3601e-03   -1.4405
## NameLebanon      -1.0645e-02  6.2279e-03   -1.7093
## NameLibya        -9.5092e-03  6.3169e-03   -1.5054
## NameMalaysia     -1.4215e-02  6.1258e-03   -2.3205
## NameMexico       -2.5288e-02  5.8402e-03   -4.3301
## NameMongolia     -1.9266e-02  5.9798e-03   -3.2218
## NameMorocco      -1.1127e-02  6.2820e-03   -1.7712
## NameMyanmar      -1.0448e-02  6.2773e-03   -1.6644
## NameNetherlands  -3.2201e-02  5.9041e-03   -5.4540
## NameNewZealand   -2.7608e-03  6.9040e-03   -0.3999
## NameNicaragua    -1.0778e-02  6.2901e-03   -1.7135
## NameNigeria     -1.3296e-02  6.2816e-03   -2.1166
## NamePakistan     -2.9113e-02  5.8536e-03   -4.9736
## NamePeru         -1.6495e-02  6.1475e-03   -2.6832
## NamePhilippines  -9.9490e-03  6.2398e-03   -1.5945
## NamePuertoRico   -7.0480e-03  6.4038e-03   -1.1006
## NameRomania      -1.3108e-02  6.3535e-03   -2.0631
## NameRussia       -2.4604e-02  5.8919e-03   -4.1759
## NameSingapore    -2.9220e-02  5.9069e-03   -4.9469
## NameSlovakia     -1.3379e-02  6.2903e-03   -2.1270
## NameSouthKorea   -1.1733e-02  6.3243e-03   -1.8553
## NameTaiwan       -1.0762e-02  6.3288e-03   -1.7005
## NameTajikistan   -9.5424e-03  6.3295e-03   -1.5076
## NameThailand     -1.8987e-02  6.2330e-03   -3.0462
## NameTunisia      -1.2087e-02  6.3273e-03   -1.9102
```

```

## NameTurkey -3.2640e-02 5.7154e-03 -5.7108
## NameUkraine -1.3751e-02 6.4098e-03 -2.1453
## NameUnitedStates -3.5277e-02 5.9156e-03 -5.9635
## NameUruguay -7.9965e-04 6.8176e-03 -0.1173
## NameVenezuela -1.1332e-02 6.2799e-03 -1.8045
## NameVietNam -8.8424e-03 6.5616e-03 -1.3476
## NameZimbabwe -1.5508e-02 6.3455e-03 -2.4439
## `Year of Birth` -1.8082e-06 2.9936e-06 -0.6040
## tamCidade2,000-5,000 -6.4113e-05 2.3732e-03 -0.0270
## tamCidade5,000-10,000 -5.7818e-07 2.5510e-03 -0.0002
## tamCidade10,000-20,000 -1.5740e-04 2.6966e-03 -0.0584
## tamCidade20,000-50,000 -9.0437e-05 2.6165e-03 -0.0346
## tamCidade50,000-100,000 2.5331e-05 2.8440e-03 0.0089
## tamCidade100,000-500,000 -3.1103e-04 2.6886e-03 -0.1157
## tamCidade500,000 or more -1.1367e-04 2.6639e-03 -0.0427
## `Urban/Rural` Rural 1.3413e-04 1.6432e-03 0.0816
## InLPoliticsRather Important -2.3108e-04 1.6556e-03 -0.1396
## InLPoliticsNot Very Important -2.0363e-04 1.6417e-03 -0.1240
## InLPoliticsNot at all important -1.5182e-04 1.7973e-03 -0.0845
## InLPoliticsNA -3.1622e-04 7.3425e-03 -0.0431
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member 6.9891e-05 1.8496e-03 0.0378
## `AC/INAC in Political Party`Active Member 1.3122e-04 2.4222e-03 0.0542
## `AC/INAC in Political Party`NA -2.3108e-04 6.1923e-03 -0.0373
## Q46Quite Happy -9.4745e-05 1.2148e-03 -0.0780
## Q46Not Very Happy -1.3988e+01 1.5100e-03 -9263.6459
## Q46Not at all happy -1.3991e+01 3.4923e-03 -4006.3617
## Q119Strongly agree -1.8337e-05 2.2262e-03 -0.0082
## Q119Agree -5.4731e-07 1.7480e-03 -0.0003
## Q119Disagree 3.0911e-05 1.7093e-03 0.0181
## Q119Strongly Disagree 2.4905e-04 2.1172e-03 0.1176
## Q119NA -1.9429e-04 3.9664e-03 -0.0490
## Q233Fairly often 1.4547e-05 1.2570e-03 0.0116
## Q233Not Often 1.4844e-04 1.5123e-03 0.0982
## Q233Not at all often 2.9746e-05 2.1428e-03 0.0139
## Q233NA -2.5945e-04 3.0945e-03 -0.0838
## I 7.6336e-05 9.0093e-04 0.0847
## Pr(>|z|)
## (Intercept) < 2.2e-16 ***
## NameArgentina 0.7750186
## NameArmenia 0.0798156 .
## NameAustralia 6.703e-06 ***
## NameBangladesh 0.1173438
## NameBolivia 1.943e-05 ***
## NameBrazil 2.338e-05 ***
## NameCanada 7.393e-16 ***
## NameChile 0.6752265
## NameColombia 0.0010062 **
## NameCyprus 0.5569307
## NameCzechRepublic 0.0814444 .
## NameEcuador 0.1101187
## NameEgypt 0.0499671 *
## NameEthiopia 0.0686257 .
## NameGermany 0.0008605 ***
## NameGreece 0.0469961 *
## NameGuatemala 0.0818073 .
## NameHongKong 1.292e-05 ***

```

## NameIndonesia	5.940e-16	***
## NameIran	0.0039991	**
## NameIraq	0.0490986	*
## NameJapan	0.0226853	*
## NameJordan	0.0953713	.
## NameKazakhstan	0.0454510	*
## NameKenya	0.0467619	*
## NameKyrgyzstan	0.1497286	
## NameLebanon	0.0873917	.
## NameLibya	0.1322315	
## NameMalaysia	0.0203160	*
## NameMexico	1.491e-05	***
## NameMongolia	0.0012739	**
## NameMorocco	0.0765303	.
## NameMyanmar	0.0960267	.
## NameNetherlands	4.925e-08	***
## NameNewZealand	0.6892456	
## NameNicaragua	0.0866206	.
## NameNigeria	0.0342938	*
## NamePakistan	6.573e-07	***
## NamePeru	0.0072911	**
## NamePhilippines	0.1108351	
## NamePuertoRico	0.2710720	
## NameRomania	0.0391039	*
## NameRussia	2.968e-05	***
## NameSingapore	7.542e-07	***
## NameSlovakia	0.0334229	*
## NameSouthKorea	0.0635585	.
## NameTaiwan	0.0890296	.
## NameTajikistan	0.1316533	
## NameThailand	0.0023179	**
## NameTunisia	0.0561032	.
## NameTurkey	1.124e-08	***
## NameUkraine	0.0319285	*
## NameUnitedStates	2.469e-09	***
## NameUruguay	0.9066288	
## NameVenezuela	0.0711598	.
## NameVietNam	0.1777901	
## NameZimbabwe	0.0145308	*
## `Year of Birth`	0.5458303	
## tamCidade2,000-5,000	0.9784475	
## tamCidade5,000-10,000	0.9998192	
## tamCidade10,000-20,000	0.9534558	
## tamCidade20,000-50,000	0.9724273	
## tamCidade50,000-100,000	0.9928935	
## tamCidade100,000-500,000	0.9078996	
## tamCidade500,000 or more	0.9659633	
## `Urban/Rural` Rural	0.9349421	
## InLPoliticsRather Important	0.8889999	
## InLPoliticsNot Very Important	0.9012847	
## InLPoliticsNot at all important	0.9326816	
## InLPoliticsNA	0.9656484	
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member	0.9698580	
## `AC/INAC in Political Party`Active Member	0.9567945	
## `AC/INAC in Political Party`NA	0.9702315	
## Q46Quite Happy	0.9378342	

```
## Q46Not Very Happy < 2.2e-16 ***
## Q46Not at all happy < 2.2e-16 ***
## Q119Strongly agree 0.9934280
## Q119Agree 0.9997502
## Q119Disagree 0.9855720
## Q119Strongly Disagree 0.9063600
## Q119NA 0.9609321
## Q233Fairly often 0.9907664
## Q233Not Often 0.9218116
## Q233Not at all often 0.9889244
## Q233NA 0.9331827
## I 0.9324758
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

## Curva ROC

```
# Bibliotecas
library(pROC)
library(ROCit)
```

```
##
## Attaching package: 'ROCit'
```

```
## The following object is masked from 'package:car':
##
##      logit
```

```
# Metodo 1
probs <- predict(mpl, type = "response")
df2$Q46Bool <- as.numeric(df2$Q46Bool)

roc_curva <- roc(df2$Q46Bool, probs)
```

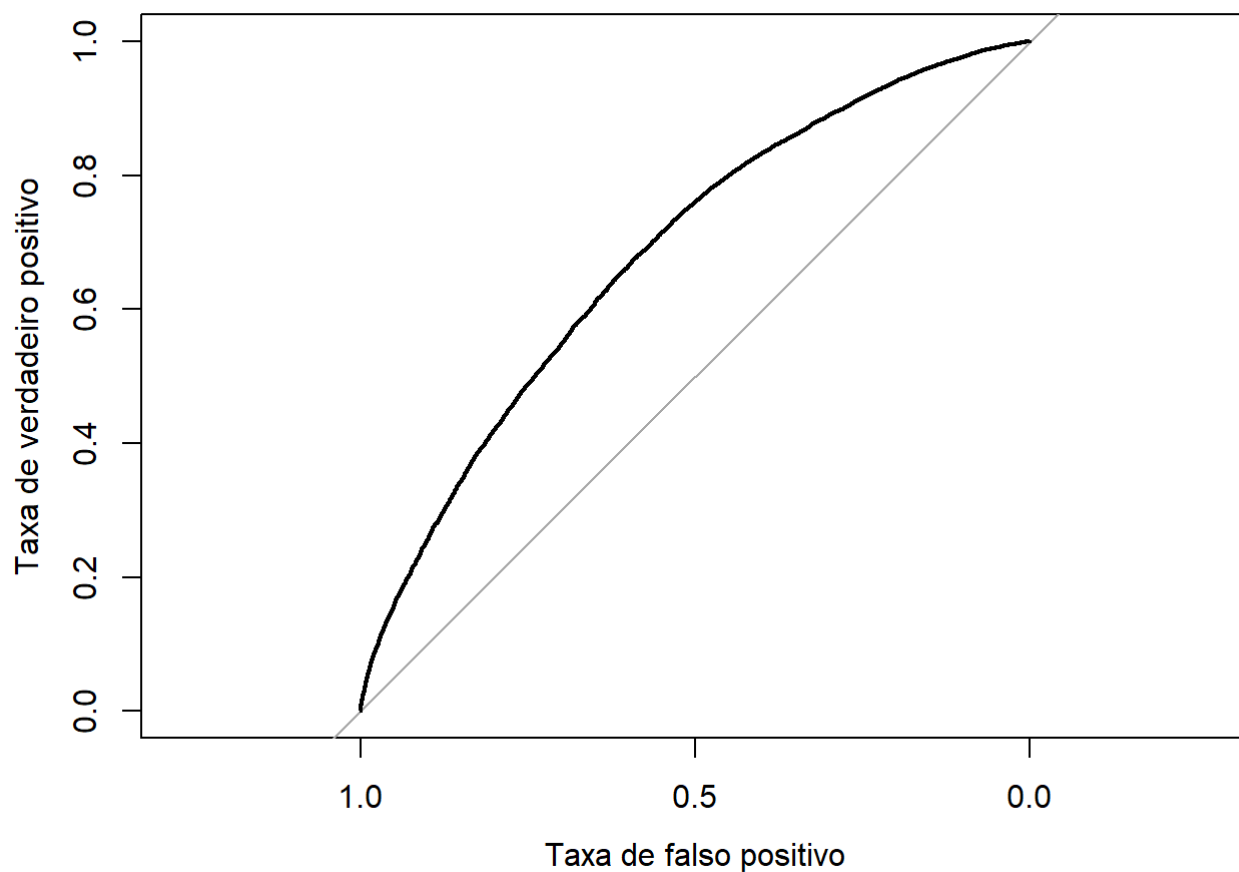
```
## Setting levels: control = 0, case = 1
```

```
## Setting direction: controls < cases
```

```
auc <- auc(roc_curva)

plot(roc_curva, main = "Curva ROC", xlab = "Taxa de falso positivo", ylab = "Taxa de verdadei
ro positivo")
```

## Curva ROC

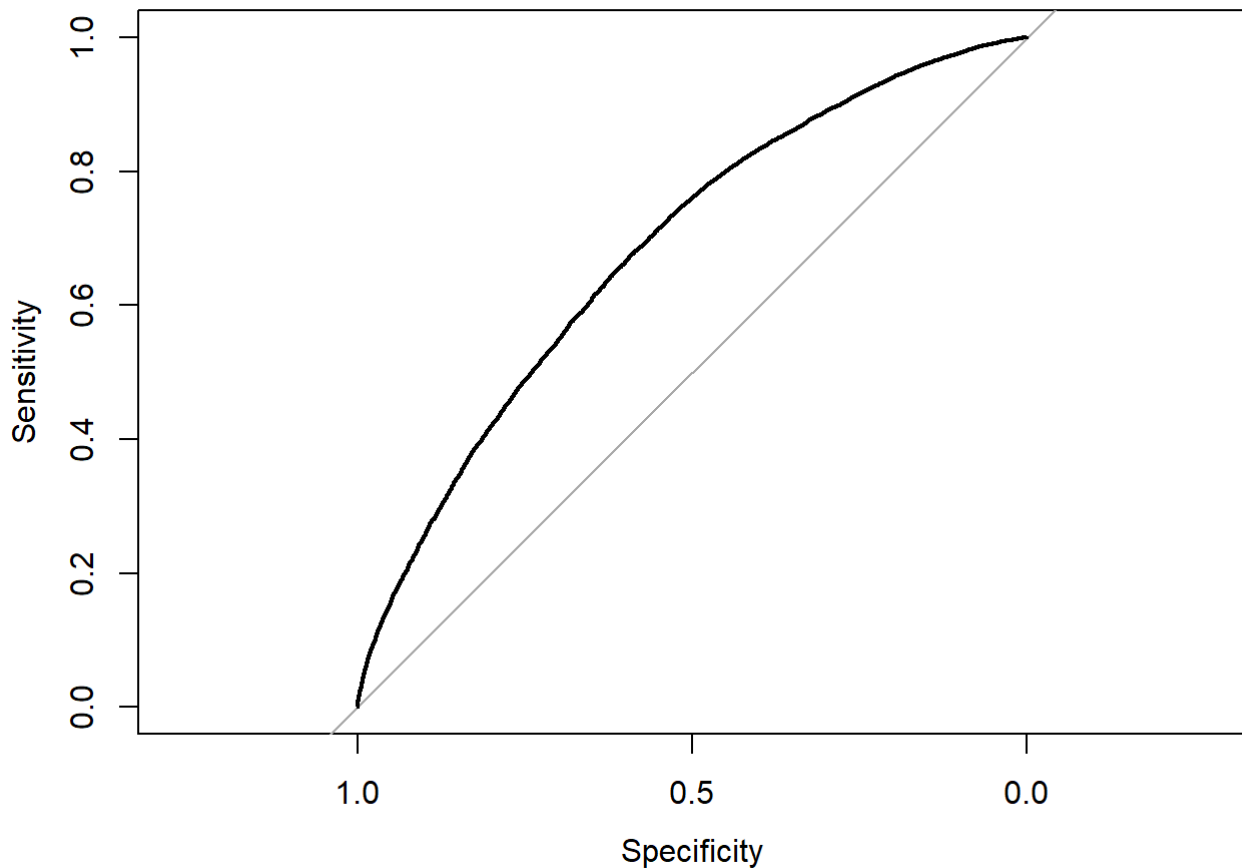


```
# Metodo 2  
roc <- roc(df2$Q46Bool, probs)
```

```
## Setting levels: control = 0, case = 1
```

```
## Setting direction: controls < cases
```

```
plot(roc)
```



A curva ROC indica que o modelo apresenta pouca utilidade para explicar a variável resposta, tendo em vista que se aproxima da reta de 45 graus.

## Acurácia

```
roc <- roc(df2$Q46Bool, probs)
```

```
## Setting levels: control = 0, case = 1
```

```
## Setting direction: controls < cases
```

```
score <- roc$predictions
class <- factor(df2$Q46Bool, levels = c(0, 1))
class <- as.numeric(levels(class))[class]
score <- score[order(class)]
class <- class[order(class)]
```

```
#measure <- measureit(roc, measure = c("ACC", "SENS", "SPEC"), class = class, score = score)
```

Não foi possível utilizar o comando `measure` com a curva ROC, tendo em vista que o modelo possui um nível diferente de `score` e `class`, que são inputs necessários para utilizar esse comando.

## Total

```
#plot(measure$Cutoff, measure$ACC)
```

## Sensibilidade

```
#plot(measure$Cutoff,measure$SENS)
```

## Especificidade

```
#plot(measure$Cutoff,measure$SPEC)
```

## Teste Hoslem

```
probs_logit <- predict(logit, type = "response")
HL_tab <- cbind(fitted.values = probs_logit, obs = df2$Q46Bool, strata = df2$Strata)
hoslem.test(x=probs_logit,y = df2$Q46Bool, g = 10 )
```

```
##
## Hosmer and Lemeshow goodness of fit (GOF) test
##
## data: probs_logit, df2$Q46Bool
## X-squared = 2.7167e-18, df = 8, p-value = 1
```

O p-valor indica que o modelo é não significante.

## Modelo com regressão limpa

Como sabemos que os questionários com falta de informação podem causar influência na avaliação dos regressores utilizados para o cálculo da variável Happy, criamos também uma regressão sem esses valores.

## Bibliotecas

```
library(writexl)
library(pROC)
library(tidyverse)
library(plotly)
library(dplyr)
library(ggplot2)
library(glmnet)
library(margins)
library(lmtest)
library(ResourceSelection)
library(car)
library(lfe)
```

```
##
## Attaching package: 'lfe'
```

```
## The following object is masked from 'package:lmtest':
##
## waldtest
```

## Aumentando o tamanho do view

```
rstudioapi::writeRStudioPreference("data_viewer_max_columns", 1000L)
```

```
## NULL
```

## Manipulação dos data frames base

```
df <- WVS_Wave7
df9822 <- WVS_TimeSeries_4_0
df2 <- data.frame(df$B_COUNTRY,df$Q260, df$Q261, df$Q262, df$G_TOWNSIZE, df$hdi, df$H_URBRURAL,df$Q4, df$Q98, df$I_WOMPOL, df$Q29, df$Q46, df$Q119, df$Q233, df$S007, df$S018, df$Q275)
colnames(df2) <- c("codPais","Sex","Year of Birth","Age","tamCidade","IDH", "Urban/Rural","InLPolitics","AC/INAC in Political Party", "womPol","Q29", "Q46", "Q119", "Q233","id","S018", "Escolaridade")
df9822_clean <- data.frame(df9822$S007,df9822$S024)
names(df9822_clean)<- c("id","Strata")
```

## Booleana Q46

```
df2$Q46[df2$Q46 < 0] <- NA
typeof(df2$Q46)
```

```
## [1] "integer"
```

```
df2<-na.omit(df2)
```

```
df2$Q46Bool <- ifelse(df2$Q46 <= 2,1,0)
typeof(df2$Q46Bool)
```

```
## [1] "double"
```

```
df2$Q46Bool <- as.logical(df2$Q46Bool)

summary(df2$Q46Bool)
```

```
##      Mode   FALSE    TRUE
## logical  13114   77730
```

```
df2 %>% count(df2$Q46Bool == 1)
```

```
##      df2$Q46Bool == 1      n
## 1                FALSE 13114
## 2                 TRUE  77730
```

## Transformando COD em Nome

```
names(states) <- c("codPais", "Name")
df2 <- merge(x = states, y = df2, by="codPais")

df2 <- merge(x=df2, y = df9822_clean, by="id")
```

## Limpeza básica



```
#Removendo valores n?o respondidos, valores outros ou desconhecidos
df2 <- na.omit(df2)
df2 <- df2[complete.cases(df2), ]
```

## Identidade

```
#Codificando os questionarios para peso
df2$treated_Q29 <- ifelse(df2$Q29 == 1, 0,
                        ifelse(df2$Q29 == 2, 0.25,
                              ifelse(df2$Q29 == 3, 0.75,
                                    ifelse(df2$Q29 == 5, 1, 0))))

action_Mean <- (sum(df2$treated_Q29)/(length(df2$treated_Q29)-1))

df2$treated_Q119 <- ifelse(df2$Q119 == 0, 0,
                          ifelse(df2$Q119 == 1, 0.25,
                                ifelse(df2$Q119 == 2, 0.5,
                                      ifelse(df2$Q119 == 3, 0.75,
                                            ifelse(df2$Q119 == 4, 0.1, 0))))))

df2$treated_Q233 <- ifelse(df2$Q29 == 4, 0,
                          ifelse(df2$Q29 == 3, 0.25,
                                ifelse(df2$Q29 == 2, 0.75,
                                      ifelse(df2$Q29 == 1, 1, 0))))

df2$treated_Q275 <- ifelse(df2$Escolaridade > 0, df2$Escolaridade * 0.125,
                          ifelse(df2$Escolaridade == 0, 0.125, 0))
summary(df2$treated_Q275)
```

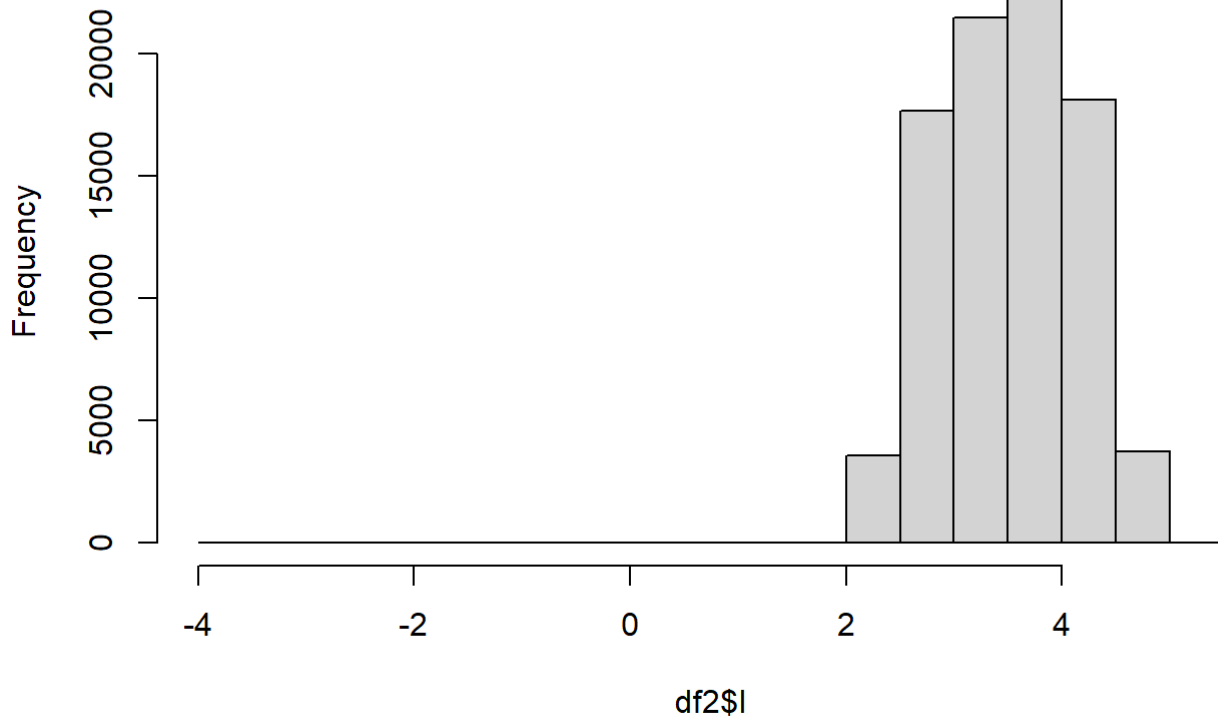
```
##      Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
## 0.0000 0.2500 0.3750 0.4461 0.6250 1.0000
```

```
P <- (mean(df2$treated_Q119) + mean(df2$treated_Q233))/2

#Criando a variavel media wom pool
dfwomPOL_country <- aggregate(df2$womPol, by = list(df2$Name), FUN = mean)
colnames(dfwomPOL_country) <- c("Name", "Media_womPol")
df2 <- merge(x = dfwomPOL_country, y = df2, by="Name")

#Calculando I
df2$I <- df2$treated_Q29 - (df2$treated_Q29) + df2$Sex + P + df2$Media_womPol + (1-(df2$Age/
100)) + df2$treated_Q275
hist(df2$I)
```

## Histogram of df2\$I



```
#Retirando valores negativos e NA  
df2 <- df2[df2$I >= 0, ]  
df2 <- na.omit(df2)
```

Transformando variáveis

```

df2 <- df2 %>%
  mutate(Sex = factor(Sex, levels = c(1,2,-2,-4,-5),
    labels = c("Male","Female","No answer","Not asked","Missing")))

df2 <- df2 %>%
  mutate(tamCidade = factor(tamCidade, levels = c(1,2,3,4,5,6,7,8,-5),
    labels = c("Under 2,000", "2,000-5,000", "5,000-10,000", "10,000-20,000", "20,000-50,000", "50,000-100,000", "100,000-500,000", "500,000 or more", FALSE)))

df2 <- df2 %>%
  mutate(`Urban/Rural` = factor(`Urban/Rural`, levels = c(1,2,-5),
    labels = c("Urban","Rural",FALSE)))

df2 <- df2 %>%
  mutate(`InLPolitics` = factor(`InLPolitics`, levels = c(1,2,3,4,-1, -2, -5),
    labels = c("Very Important","Rather Important", "Not Very Important","Not at all important",FALSE,FALSE,FALSE)))

df2 <- df2 %>%
  mutate(`AC/INAC in Political Party` = factor(`AC/INAC in Political Party`, levels = c(0,1,2,-1,-2,-5),
    labels = c("Not a Member", "Inactive member","Active Member",FALSE,FALSE,FALSE)))

df2 <- df2 %>%
  mutate(Q29 = factor(Q29, levels = c(1,2,3,4,-1,-2,-5),
    labels = c("Agree Strongly", "Agree","Disagree","Strongly Disagree",FALSE,FALSE,FALSE)))

df2 <- df2 %>%
  mutate(Q46 = factor(Q46, levels = c(1,2,3,4,-1),
    labels = c("Very Happy","Quite Happy","Not Very Happy","Not at all happy",FALSE)))

df2 <- df2 %>%
  mutate(Q119 = factor(Q119, levels = c(0,1,2,3,4,-1,-2,-4,-5),
    labels = c("Hard to say", "Strongly agree","Agree","Disagree","Strongly Disagree",FALSE,FALSE,FALSE,FALSE)))

df2 <- df2 %>%
  mutate(Q233 = factor(Q233, levels = c(1,2,3,4,-1,-2,-3,-4,-5),
    labels = c("Very Often","Fairly often","Not Often","Not at all often",FALSE,FALSE,FALSE,FALSE,FALSE)))

df2 <- df2[!apply(df2==FALSE,1,any), ]
summary(df2$InLPolitics)

```

##	Very Important	Rather Important	Not Very Important
##	4243	9867	11474
##	Not at all important	FALSE	
##	5712	0	

## Survey

*#Foi necessario baixar a df que abrange todas as waves, importar as variaveis de ID e strata e por fim dar merge nas duas*

```
library(survey)
```

```
svy <- svydesign(id = ~1, strata = df2$Strata, weights = df2$S018, data = df2, keep.names = TRUE)
```

```
summary(svy)
```

```
## Stratified Independent Sampling design (with replacement)
```

```
## svydesign(id = ~1, strata = df2$Strata, weights = df2$S018, data = df2,
```

```
## keep.names = TRUE)
```

```
## Probabilities:
```

```
##   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
```

```
##  1.000  1.200   1.289   1.661   2.000   4.018
```

```
## Stratum Sizes:
```

```
##           207 327 367 507 517  687 767 1047 1247 1527 1587 1707 1967 2037 2187
```

```
## obs           332 301 434 485 561 1015 789  392 1136  345  765  800  398  484  685
```

```
## design.PSU 332 301 434 485 561 1015 789  392 1136  345  765  800  398  484  685
```

```
## actual.PSU 332 301 434 485 561 1015 789  392 1136  345  765  800  398  484  685
```

```
##           2317 2767 3007 3207 3447 3607 3647 3687 3927 3987 4007 4047 4107
```

```
## obs           383 461 413 393 1112 1776  515  231  317  521  346  373  736
```

```
## design.PSU 383 461 413 393 1112 1776  515  231  317  521  346  373  736
```

```
## actual.PSU 383 461 413 393 1112 1776  515  231  317  521  346  373  736
```

```
##           4177 4227 4347 4587 4847 4967 5047 5287 5547 5587 5667 5867 6047
```

```
## obs           503 543 384 561  694  576  374  332  252  563  286  362  660
```

```
## design.PSU 503 543 384 561  694  576  374  332  252  563  286  362  660
```

```
## actual.PSU 503 543 384 561  694  576  374  332  252  563  286  362  660
```

```
##           6087 6307 6427 6437 7027 7037 7047 7167 7627 7647 7887 7927 8047
```

```
## obs           635 244 280 716  784  386  819  319  393  637  383 1006  457
```

```
## design.PSU 635 244 280 716  784  386  819  319  393  637  383 1006  457
```

```
## actual.PSU 635 244 280 716  784  386  819  319  393  637  383 1006  457
```

```
##           8187 8407 8587 8627
```

```
## obs           240 561 415 432
```

```
## design.PSU 240 561 415 432
```

```
## actual.PSU 240 561 415 432
```

```
## Data variables:
```

```
## [1] "Name" "Media_womPol"
```

```
## [3] "id" "codPais"
```

```
## [5] "Sex" "Year of Birth"
```

```
## [7] "Age" "tamCidade"
```

```
## [9] "IDH" "Urban/Rural"
```

```
## [11] "InLPolitics" "AC/INAC in Political Party"
```

```
## [13] "womPol" "Q29"
```

```
## [15] "Q46" "Q119"
```

```
## [17] "Q233" "S018"
```

```
## [19] "Escolaridade" "Q46Bool"
```

```
## [21] "Strata" "treated_Q29"
```

```
## [23] "treated_Q119" "treated_Q233"
```

```
## [25] "treated_Q275" "I"
```

```
stats_mean <- svymean(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + InLPolitics + `AC/INAC in Political Party` + Q46+ Q119 + Q233 + I,
                      design = svy,
                      na.rm = TRUE, parms = NA)

print(stats_mean)
```

##	mean	SE
## Q46BoolFALSE	0.0000e+00	0.0000
## Q46BoolTRUE	1.0000e+00	0.0000
## NameAndorra	1.5486e-02	0.0000
## NameArgentina	1.4054e-02	0.0000
## NameArmenia	2.1482e-02	0.0000
## NameAustralia	1.1211e-02	0.0000
## NameBangladesh	1.8928e-02	0.0000
## NameBolivia	2.2997e-02	0.0000
## NameBrazil	2.0971e-02	0.0000
## NameCanada	1.3241e-02	0.0000
## NameChile	1.6157e-02	0.0000
## NameColombia	2.4649e-02	0.0000
## NameCyprus	1.8639e-02	0.0000
## NameCzechRepublic	1.8889e-02	0.0000
## NameEcuador	2.6734e-02	0.0000
## NameEgypt	9.3665e-03	0.0000
## NameEthiopia	1.4583e-02	0.0000
## NameGermany	1.4129e-02	0.0000
## NameGreece	1.6118e-02	0.0000
## NameGuatemala	1.4976e-02	0.0000
## NameHongKong	2.5098e-02	0.0000
## NameIndonesia	2.5992e-02	0.0000
## NameIran	1.6090e-02	0.0000
## NameIraq	9.0153e-03	0.0000
## NameJapan	1.0973e-02	0.0000
## NameJordan	1.3470e-02	0.0000
## NameKazakhstan	1.9107e-02	0.0000
## NameKenya	1.3798e-02	0.0000
## NameKyrgyzstan	1.9631e-02	0.0000
## NameLebanon	2.1192e-02	0.0000
## NameLibya	1.5036e-02	0.0000
## NameMalaysia	2.0010e-02	0.0000
## NameMexico	1.8668e-02	0.0000
## NameMongolia	1.6469e-02	0.0000
## NameMorocco	1.4596e-02	0.0000
## NameMyanmar	1.5299e-02	0.0000
## NameNetherlands	7.2487e-03	0.0000
## NameNewZealand	1.1165e-02	0.0000
## NameNicaragua	2.1972e-02	0.0000
## NameNigeria	1.0828e-02	0.0000
## NamePakistan	8.4767e-03	0.0000
## NamePeru	2.2078e-02	0.0000
## NamePhilippines	2.4782e-02	0.0000
## NamePuertoRico	1.0139e-02	0.0000
## NameRomania	1.0432e-02	0.0000
## NameRussia	1.8526e-02	0.0000
## NameSingapore	1.8249e-02	0.0000
## NameSlovakia	1.5064e-02	0.0000
## NameSouthKorea	2.7686e-02	0.0000
## NameTaiwan	2.9294e-02	0.0000
## NameTajikistan	1.5338e-02	0.0000
## NameThailand	1.9888e-02	0.0000
## NameTunisia	1.4848e-02	0.0000
## NameTurkey	1.9509e-02	0.0000

```
## NameUkraine 1.6604e-02 0.0000
## NameUnitedStates 1.0121e-02 0.0000
## NameUruguay 1.9436e-02 0.0000
## NameVenezuela 1.7001e-02 0.0000
## NameVietNam 3.1963e-02 0.0000
## NameZimbabwe 1.2296e-02 0.0000
## `Year of Birth` 1.9539e+03 0.8044
## tamCidadeUnder 2,000 1.0118e-01 0.0016
## tamCidade2,000-5,000 1.0022e-01 0.0017
## tamCidade5,000-10,000 8.7998e-02 0.0016
## tamCidade10,000-20,000 7.4470e-02 0.0015
## tamCidade20,000-50,000 1.1752e-01 0.0018
## tamCidade50,000FALSE,000 8.9864e-02 0.0017
## tamCidade100,000-500,000 1.7801e-01 0.0020
## tamCidade500,000 or more 2.5074e-01 0.0021
## tamCidadeFALSE 0.0000e+00 0.0000
## `Urban/Rural`Urban 6.8466e-01 0.0024
## `Urban/Rural`Rural 3.1534e-01 0.0024
## `Urban/Rural`FALSE 0.0000e+00 0.0000
## InLPoliticsVery Important 1.3601e-01 0.0020
## InLPoliticsRather Important 3.0835e-01 0.0026
## InLPoliticsNot Very Important 3.6182e-01 0.0028
## InLPoliticsNot at all important 1.9382e-01 0.0023
## InLPoliticsFALSE 0.0000e+00 0.0000
## `AC/INAC in Political Party`Not a Member 8.6042e-01 0.0020
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member 9.1791e-02 0.0016
## `AC/INAC in Political Party`Active Member 4.7785e-02 0.0012
## `AC/INAC in Political Party`FALSE 0.0000e+00 0.0000
## Q46Very Happy 3.5883e-01 0.0026
## Q46Quite Happy 6.4117e-01 0.0026
## Q46Not Very Happy 0.0000e+00 0.0000
## Q46Not at all happy 0.0000e+00 0.0000
## Q46FALSE 0.0000e+00 0.0000
## Q119Hard to say 0.0000e+00 0.0000
## Q119Strongly agree 1.0430e-01 0.0018
## Q119Agree 4.0424e-01 0.0028
## Q119Disagree 4.7547e-01 0.0028
## Q119Strongly Disagree 1.5976e-02 0.0008
## Q119FALSE 0.0000e+00 0.0000
## Q233Very Often 3.9584e-01 0.0027
## Q233Fairly often 3.5510e-01 0.0028
## Q233Not Often 1.8518e-01 0.0022
## Q233Not at all often 6.3884e-02 0.0014
## Q233FALSE 0.0000e+00 0.0000
## I 3.5060e+00 0.0034
```

## Modelo linear

```
mpl <- svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + InLPolitics + `A
C/INAC in Political Party` + Q119 + Q233 + I,
             design = svy,
             family = stats::gaussian(link = "identity"))

summary(mpl)
```

```
##
## Call:
## svyglm(formula = Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade +
##   `Urban/Rural` + InLPolitics + `AC/INAC in Political Party` +
##   Q119 + Q233 + I, design = svy, family = stats::gaussian(link = "identity"))
##
## Survey design:
## svydesign(id = ~1, strata = df2$Strata, weights = df2$S018, data = df2,
##   keep.names = TRUE)
##
## Coefficients:
##
##               Estimate Std. Error   t value
## (Intercept)    1.000e+00  1.980e-14  5.050e+13
## NameArgentina -1.120e-13  3.851e-15 -2.909e+01
## NameArmenia    -1.110e-13  3.654e-15 -3.037e+01
## NameAustralia  -1.126e-13  3.743e-15 -3.007e+01
## NameBangladesh -1.101e-13  3.827e-15 -2.876e+01
## NameBolivia    -1.141e-13  3.728e-15 -3.060e+01
## NameBrazil     -1.136e-13  4.297e-15 -2.644e+01
## NameCanada     -1.125e-13  3.863e-15 -2.913e+01
## NameChile      -1.124e-13  4.205e-15 -2.674e+01
## NameColombia   -1.138e-13  4.111e-15 -2.769e+01
## NameCyprus      -1.109e-13  3.388e-15 -3.275e+01
## NameCzechRepublic -1.133e-13  2.765e-15 -4.097e+01
## NameEcuador    -1.129e-13  3.867e-15 -2.921e+01
## NameEgypt      -1.148e-13  4.476e-15 -2.564e+01
## NameEthiopia   -1.125e-13  4.167e-15 -2.700e+01
## NameGermany    -1.105e-13  3.434e-15 -3.219e+01
## NameGreece     -1.102e-13  3.501e-15 -3.148e+01
## NameGuatemala  -1.158e-13  4.687e-15 -2.470e+01
## NameHongKong   -1.123e-13  8.239e-15 -1.363e+01
## NameIndonesia  -1.106e-13  3.547e-15 -3.117e+01
## NameIran       -1.140e-13  3.843e-15 -2.965e+01
## NameIraq       -1.121e-13  4.470e-15 -2.509e+01
## NameJapan      -1.148e-13  4.799e-15 -2.392e+01
## NameJordan     -1.119e-13  4.060e-15 -2.755e+01
## NameKazakhstan -1.130e-13  4.210e-15 -2.683e+01
## NameKenya      -1.130e-13  3.946e-15 -2.865e+01
## NameKyrgyzstan -1.127e-13  3.972e-15 -2.837e+01
## NameLebanon    -1.167e-13  3.027e-15 -3.855e+01
## NameLibya      -1.127e-13  3.677e-15 -3.064e+01
## NameMalaysia   -1.117e-13  3.388e-15 -3.298e+01
## NameMexico     -1.114e-13  3.419e-15 -3.258e+01
## NameMongolia   -1.155e-13  4.370e-15 -2.644e+01
## NameMorocco    -1.137e-13  3.941e-15 -2.886e+01
## NameMyanmar    -1.086e-13  3.637e-15 -2.985e+01
## NameNetherlands -1.167e-13  4.243e-15 -2.750e+01
## NameNewZealand -1.097e-13  3.326e-15 -3.297e+01
## NameNicaragua  -1.145e-13  3.831e-15 -2.990e+01
## NameNigeria   -1.127e-13  3.873e-15 -2.911e+01
## NamePakistan   -1.113e-13  4.510e-15 -2.468e+01
## NamePeru       -1.148e-13  4.129e-15 -2.782e+01
## NamePhilippines -1.107e-13  3.200e-15 -3.460e+01
## NamePuertoRico -1.188e-13  3.865e-15 -3.075e+01
## NameRomania    -1.115e-13  3.326e-15 -3.353e+01
```



```

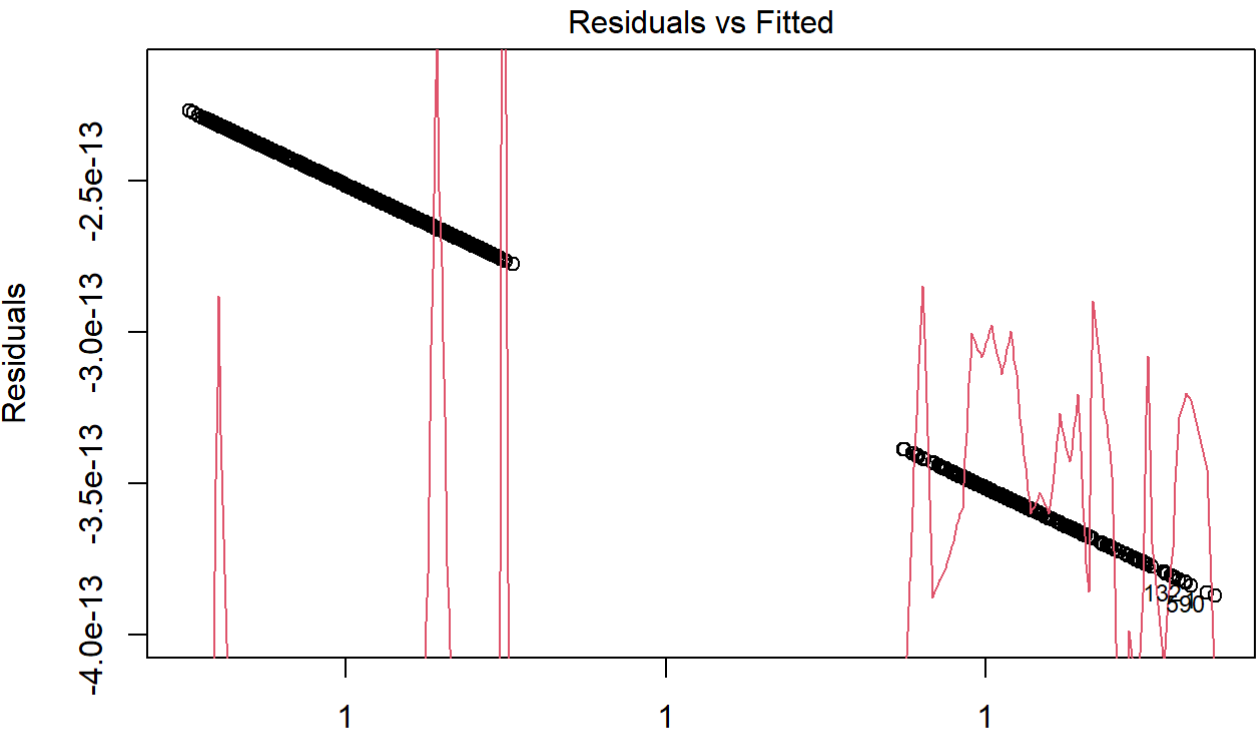
## NameRussia -1.136e-13 3.816e-15 -2.976e+01
## NameSingapore -1.117e-13 5.391e-15 -2.071e+01
## NameSlovakia -1.123e-13 3.276e-15 -3.429e+01
## NameSouthKorea -1.142e-13 4.964e-15 -2.301e+01
## NameTaiwan -1.139e-13 4.555e-15 -2.501e+01
## NameTajikistan -1.116e-13 4.671e-15 -2.389e+01
## NameThailand -1.106e-13 4.718e-15 -2.343e+01
## NameTunisia -1.146e-13 3.702e-15 -3.096e+01
## NameTurkey -1.151e-13 4.703e-15 -2.448e+01
## NameUkraine -1.112e-13 3.749e-15 -2.967e+01
## NameUnitedStates -1.168e-13 4.530e-15 -2.578e+01
## NameUruguay -1.124e-13 3.435e-15 -3.271e+01
## NameVenezuela -1.133e-13 3.916e-15 -2.894e+01
## NameVietNam -1.142e-13 6.694e-15 -1.707e+01
## NameZimbabwe -1.106e-13 4.257e-15 -2.599e+01
## `Year of Birth` -5.074e-19 7.487e-18 -6.800e-02
## tamCidade2,000-5,000 -1.230e-15 6.947e-15 -1.770e-01
## tamCidade5,000-10,000 -6.513e-15 7.428e-15 -8.770e-01
## tamCidade10,000-20,000 -2.883e-15 7.893e-15 -3.650e-01
## tamCidade20,000-50,000 1.319e-14 7.688e-15 1.716e+00
## tamCidade50,000FALSE,000 3.406e-15 8.143e-15 4.180e-01
## tamCidade100,000-500,000 3.465e-15 7.680e-15 4.510e-01
## tamCidade500,000 or more 2.925e-15 7.608e-15 3.840e-01
## `Urban/Rural` Rural 2.477e-15 4.656e-15 5.320e-01
## InLPoliticsRather Important -2.369e-16 4.879e-15 -4.900e-02
## InLPoliticsNot Very Important 3.531e-15 4.843e-15 7.290e-01
## InLPoliticsNot at all important -2.082e-15 5.422e-15 -3.840e-01
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member -2.321e-16 5.301e-15 -4.400e-02
## `AC/INAC in Political Party`Active Member 4.220e-16 7.209e-15 5.900e-02
## Q119Agree 3.398e-15 5.269e-15 6.450e-01
## Q119Disagree -2.054e-15 5.267e-15 -3.900e-01
## Q119Strongly Disagree -8.020e-15 1.315e-14 -6.100e-01
## Q233Fairly often 2.103e-16 3.527e-15 6.000e-02
## Q233Not Often 9.560e-15 4.460e-15 2.143e+00
## Q233Not at all often 8.698e-17 6.531e-15 1.300e-02
## I 1.633e-15 2.619e-15 6.230e-01
## Pr(>|t|)
## (Intercept) <2e-16 ***
## NameArgentina <2e-16 ***
## NameArmenia <2e-16 ***
## NameAustralia <2e-16 ***
## NameBangladesh <2e-16 ***
## NameBolivia <2e-16 ***
## NameBrazil <2e-16 ***
## NameCanada <2e-16 ***
## NameChile <2e-16 ***
## NameColombia <2e-16 ***
## NameCyprus <2e-16 ***
## NameCzechRepublic <2e-16 ***
## NameEcuador <2e-16 ***
## NameEgypt <2e-16 ***
## NameEthiopia <2e-16 ***
## NameGermany <2e-16 ***
## NameGreece <2e-16 ***
## NameGuatemala <2e-16 ***
## NameHongKong <2e-16 ***

```

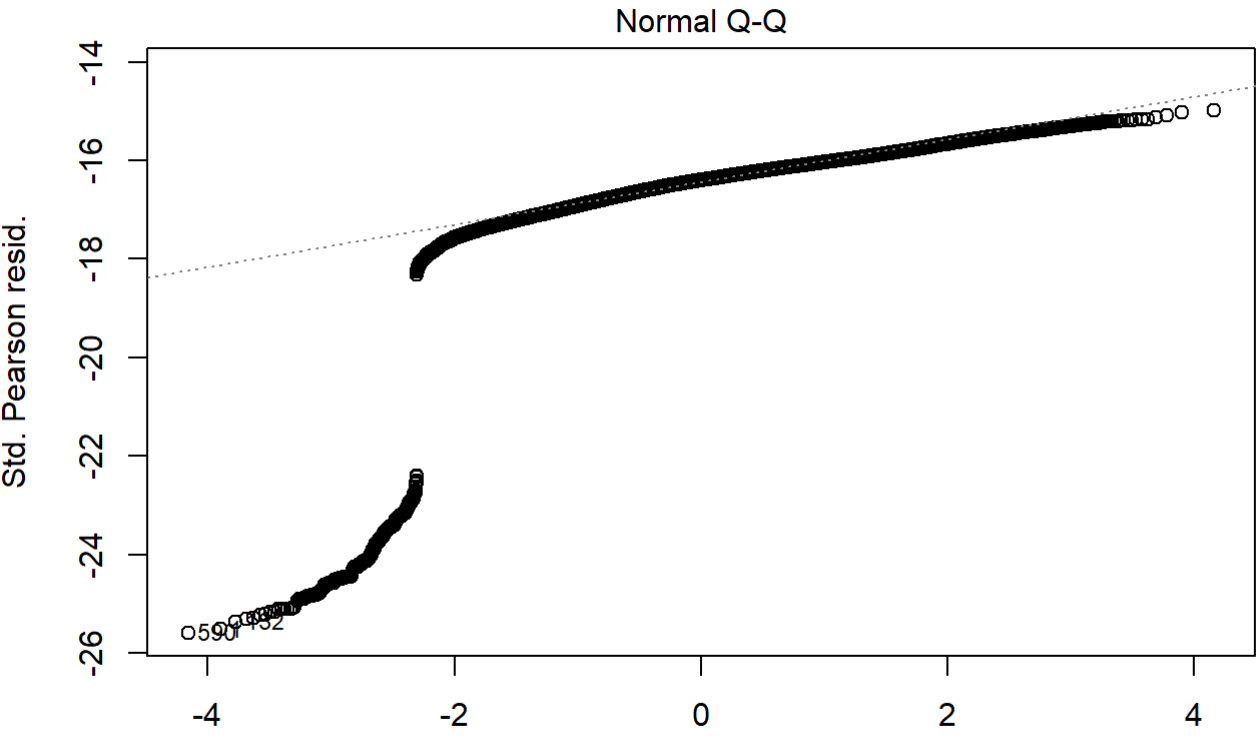
## NameIndonesia	<2e-16 ***
## NameIran	<2e-16 ***
## NameIraq	<2e-16 ***
## NameJapan	<2e-16 ***
## NameJordan	<2e-16 ***
## NameKazakhstan	<2e-16 ***
## NameKenya	<2e-16 ***
## NameKyrgyzstan	<2e-16 ***
## NameLebanon	<2e-16 ***
## NameLibya	<2e-16 ***
## NameMalaysia	<2e-16 ***
## NameMexico	<2e-16 ***
## NameMongolia	<2e-16 ***
## NameMorocco	<2e-16 ***
## NameMyanmar	<2e-16 ***
## NameNetherlands	<2e-16 ***
## NameNewZealand	<2e-16 ***
## NameNicaragua	<2e-16 ***
## NameNigeria	<2e-16 ***
## NamePakistan	<2e-16 ***
## NamePeru	<2e-16 ***
## NamePhilippines	<2e-16 ***
## NamePuertoRico	<2e-16 ***
## NameRomania	<2e-16 ***
## NameRussia	<2e-16 ***
## NameSingapore	<2e-16 ***
## NameSlovakia	<2e-16 ***
## NameSouthKorea	<2e-16 ***
## NameTaiwan	<2e-16 ***
## NameTajikistan	<2e-16 ***
## NameThailand	<2e-16 ***
## NameTunisia	<2e-16 ***
## NameTurkey	<2e-16 ***
## NameUkraine	<2e-16 ***
## NameUnitedStates	<2e-16 ***
## NameUruguay	<2e-16 ***
## NameVenezuela	<2e-16 ***
## NameVietNam	<2e-16 ***
## NameZimbabwe	<2e-16 ***
## `Year of Birth`	0.9460
## tamCidade2,000-5,000	0.8595
## tamCidade5,000-10,000	0.3806
## tamCidade10,000-20,000	0.7149
## tamCidade20,000-50,000	0.0863 .
## tamCidade50,000FALSE,000	0.6757
## tamCidade100,000-500,000	0.6518
## tamCidade500,000 or more	0.7006
## `Urban/Rural` Rural	0.5947
## InLPoliticsRather Important	0.9613
## InLPoliticsNot Very Important	0.4660
## InLPoliticsNot at all important	0.7010
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member	0.9651
## `AC/INAC in Political Party`Active Member	0.9533
## Q119Agree	0.5190
## Q119Disagree	0.6965
## Q119Strongly Disagree	0.5420

```
## Q233Fairly often          0.9524
## Q233Not Often            0.0321 *
## Q233Not at all often     0.9894
## I                        0.5330
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for gaussian family taken to be 2.29731e-28)
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 1
```

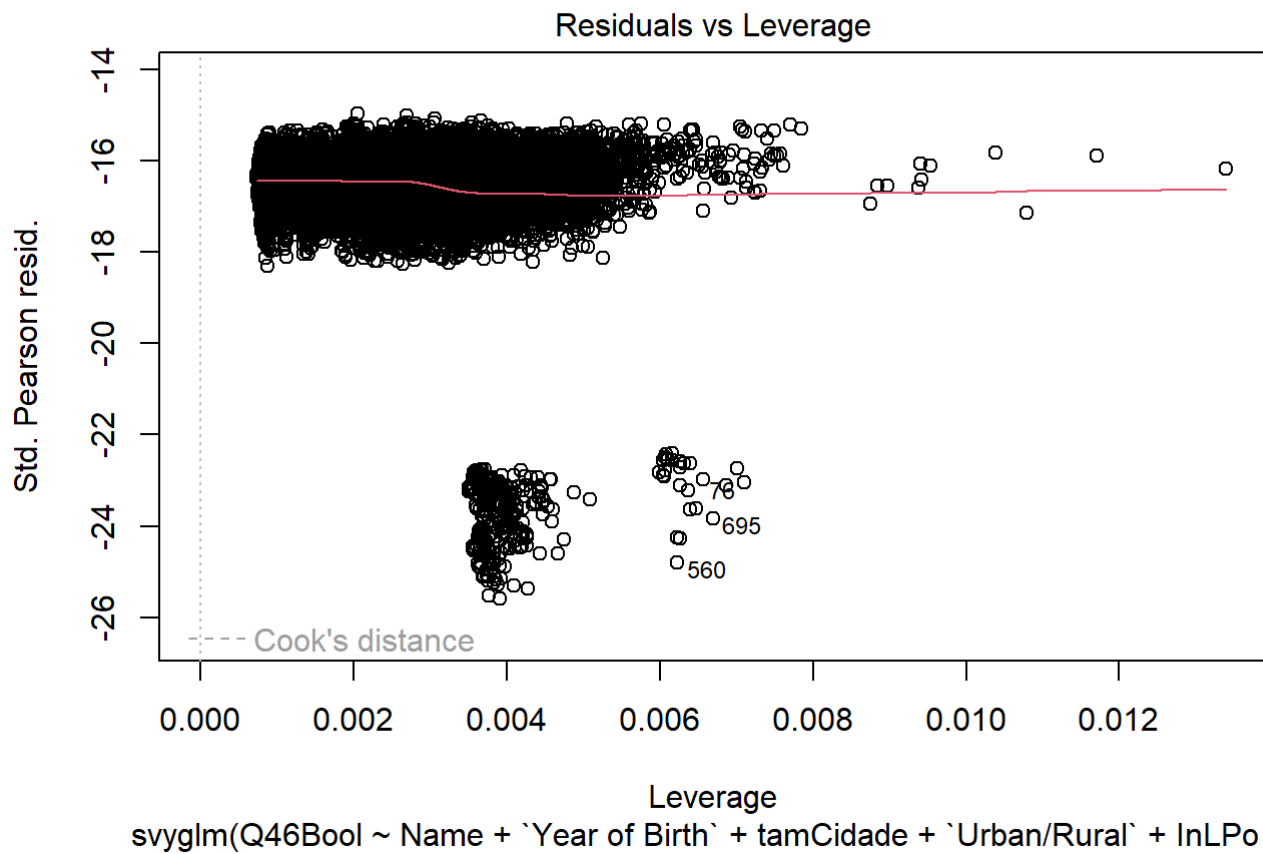
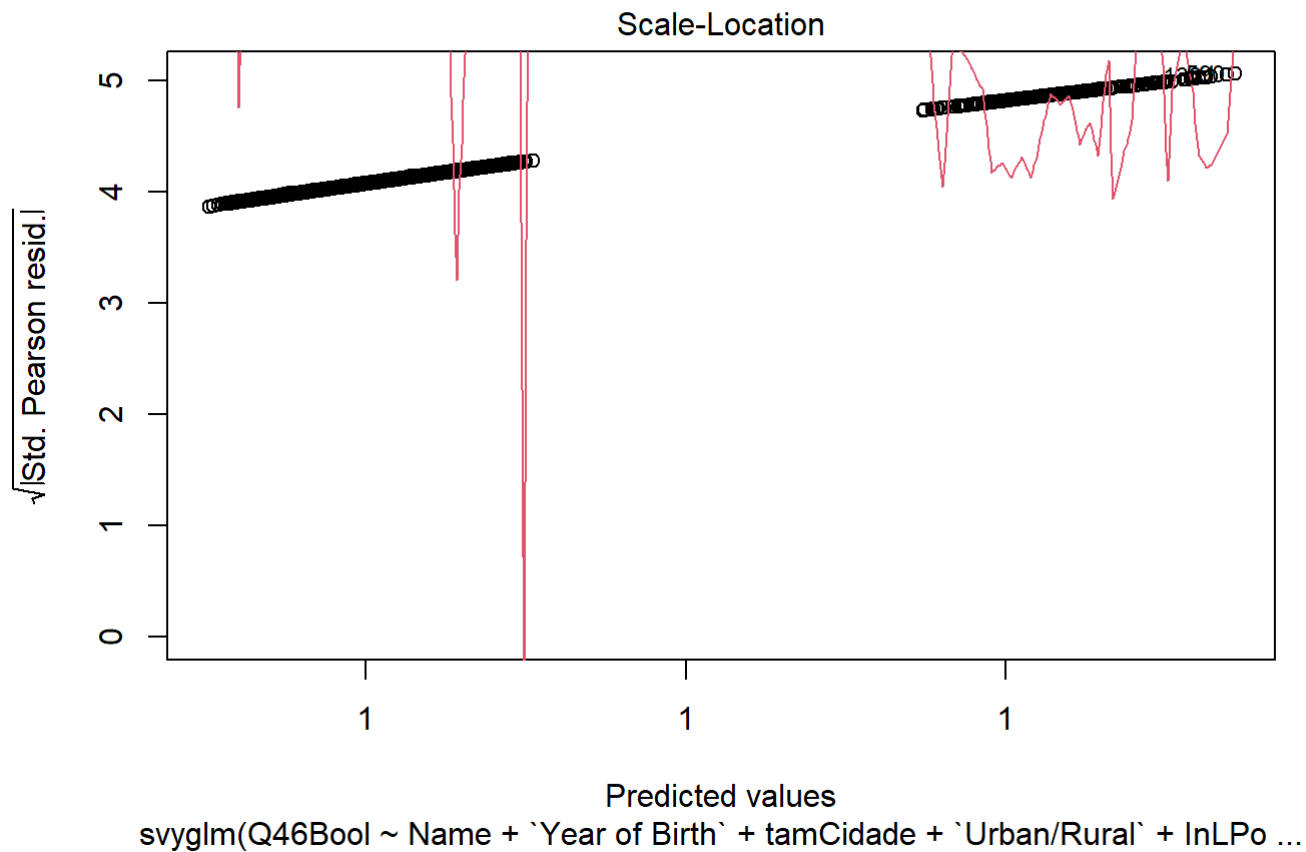
```
plot(mpl)
```



svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + lnLPo ...

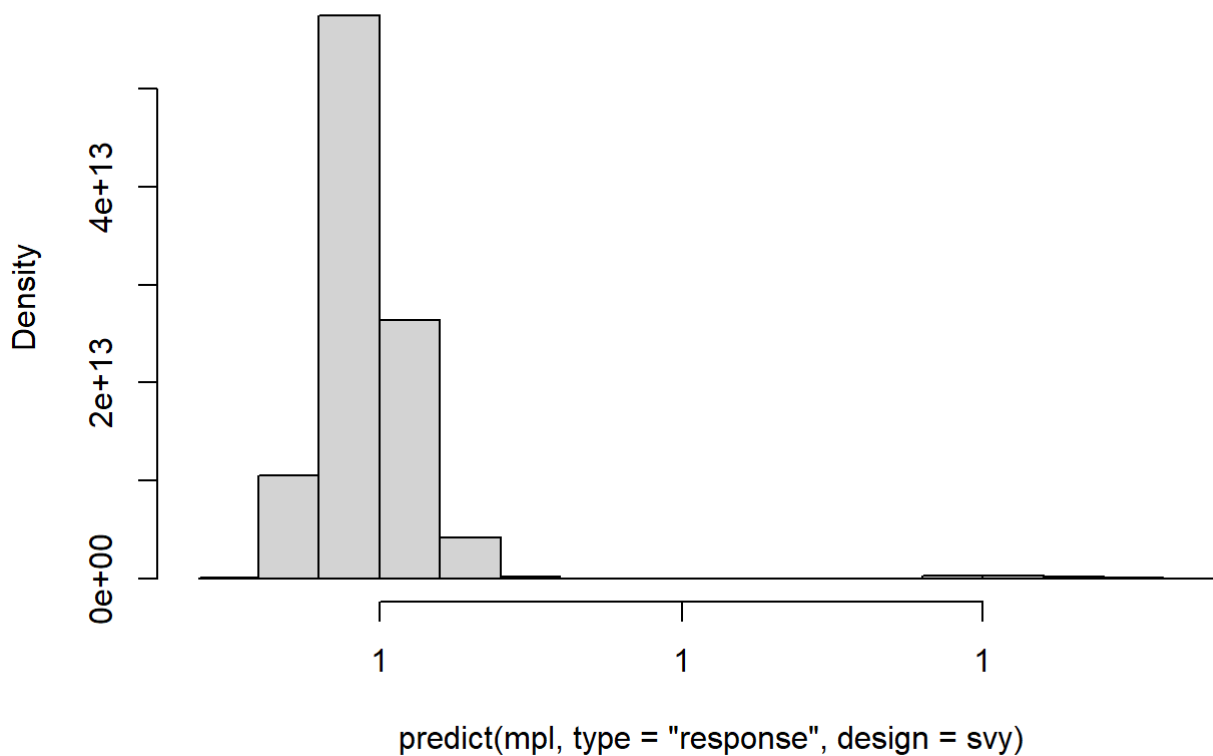


svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + lnLPo ...



```
#Histograma do predict
hist(predict(mpl, type = 'response', design=svy), freq= FALSE)
```

## Histogram of predict(mpl, type = "response", design = svy)



```
#Probabilidades que nao fazem sentido
sum(count_mpl=ifelse(predict(mpl,
                           type='response', design=svy)<0 |
                           predict(mpl,type='response', design=svy)>1,1,0),
     na.rm=TRUE)
```

```
## [1] 31296
```

```
#Efeitos marginais
library(margins)

#margins_mpl <- margins(mpl, design = svy)

#Length(coef(mpl))
#Length(attributes(mpl)$names)
#Length(attributes(svy)$variables)

#Nao podemos calcular as margens do modelo utilizando todo mpl pois as dimensoes sao diferentes, para ajustar isso e necessario uma reestruturação do modelo ou do design utilizado
```

## MPL com pais como efeito fixo

```
library(stargazer)
```

```
##
## Please cite as:
```

```
## Hlavac, Marek (2022). stargazer: Well-Formatted Regression and Summary Statistics Tables.
```

```
## R package version 5.2.3. https://CRAN.R-project.org/package=stargazer
```

```
mpl_lfe <- lfe::felm(Q46Bool ~ `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + InLPolitics + `A  
C/INAC in Political Party` + Q119 + Q233 + I |Name,  
weights = df2$s018, data = df2)  
summary(mpl_lfe)
```

```
##
## Call:
##   lfe::felm(formula = Q46Bool ~ `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + InLPolitics + `AC/INAC in Political Party` + Q119 + Q233 + I | Name, data = df2, weights = df2$s018)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## 0.00e+00 0.00e+00 0.00e+00 1.11e-16 1.11e-16
##
## Coefficients:
##                                Estimate Std. Error t value
## `Year of Birth`                1.364e-34  1.739e-21      0
## tamCidade2,000-5,000           6.369e-32  1.561e-18      0
## tamCidade5,000-10,000          6.914e-32  1.659e-18      0
## tamCidade10,000-20,000         9.128e-32  1.765e-18      0
## tamCidade20,000-50,000        1.152e-31  1.688e-18      0
## tamCidade50,000FALSE,000      1.300e-31  1.837e-18      0
## tamCidade100,000-500,000      1.249e-31  1.728e-18      0
## tamCidade500,000 or more      1.690e-31  1.710e-18      0
## `Urban/Rural` Rural           7.965e-32  1.047e-18      0
## InLPoliticsRather Important   1.271e-32  1.097e-18      0
## InLPoliticsNot Very Important 1.433e-32  1.083e-18      0
## InLPoliticsNot at all important 1.900e-32  1.224e-18      0
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member 2.400e-32  1.190e-18      0
## `AC/INAC in Political Party`Active Member 2.242e-32  1.619e-18      0
## Q119Agree                     3.445e-32  1.188e-18      0
## Q119Disagree                  3.014e-32  1.190e-18      0
## Q119Strongly Disagree         6.400e-32  2.952e-18      0
## Q233Fairly often             -9.180e-33  7.883e-19      0
## Q233Not Often                -2.236e-32  9.784e-19      0
## Q233Not at all often         -2.977e-32  1.478e-18      0
## I                             6.969e-32  5.842e-19      0
##                                Pr(>|t|)
## `Year of Birth`                1
## tamCidade2,000-5,000           1
## tamCidade5,000-10,000          1
## tamCidade10,000-20,000         1
## tamCidade20,000-50,000        1
## tamCidade50,000FALSE,000      1
## tamCidade100,000-500,000      1
## tamCidade500,000 or more      1
## `Urban/Rural` Rural           1
## InLPoliticsRather Important   1
## InLPoliticsNot Very Important 1
## InLPoliticsNot at all important 1
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member 1
## `AC/INAC in Political Party`Active Member 1
## Q119Agree                     1
## Q119Disagree                  1
## Q119Strongly Disagree         1
## Q233Fairly often             1
## Q233Not Often                1
## Q233Not at all often         1
## I                             1
```



```
##  
## Residual standard error: 5.858e-17 on 31217 degrees of freedom  
## Multiple R-squared(full model): -Inf    Adjusted R-squared: -Inf  
## Multiple R-squared(proj model): -0.3844    Adjusted R-squared: -0.3879  
## F-statistic(full model):-400.2 on 78 and 31217 DF, p-value: 1  
## F-statistic(proj model): 1.565e-27 on 21 and 31217 DF, p-value: 1
```

```
stargazer(mpl_lfe, type = 'text')
```

```

##
## =====
##                               Dependent variable:
##                               -----
##                               Q46Bool
## -----
## `Year of Birth`                0.000
##                               (0.000)
##
## tamCidade2,000-5,000          0.000
##                               (0.000)
##
## tamCidade5,000-10,000         0.000
##                               (0.000)
##
## tamCidade10,000-20,000        0.000
##                               (0.000)
##
## tamCidade20,000-50,000        0.000
##                               (0.000)
##
## tamCidade50,000FALSE,000      0.000
##                               (0.000)
##
## tamCidade100,000-500,000      0.000
##                               (0.000)
##
## tamCidade500,000 or more      0.000
##                               (0.000)
##
## `Urban/Rural` Rural           0.000
##                               (0.000)
##
## InLPoliticsRather Important    0.000
##                               (0.000)
##
## InLPoliticsNot Very Important  0.000
##                               (0.000)
##
## InLPoliticsNot at all important 0.000
##                               (0.000)
##
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member 0.000
##                               (0.000)
##
## `AC/INAC in Political Party`Active Member 0.000
##                               (0.000)
##
## Q119Agree                     0.000
##                               (0.000)
##
## Q119Disagree                  0.000
##                               (0.000)
##
## Q119Strongly Disagree         0.000

```

```
## (0.000)
##
## Q233Fairly often -0.000
## (0.000)
##
## Q233Not Often -0.000
## (0.000)
##
## Q233Not at all often -0.000
## (0.000)
##
## I 0.000
## (0.000)
##
## -----
## Observations 31,296
## R2 -Inf.000
## Adjusted R2 -Inf.000
## Residual Std. Error 0.000 (df = 31217)
## =====
## Note: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01
```

## Modelo probit

```
typeof(df2$Q46Bool)
```

```
## [1] "logical"
```

```
probit <- svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + InLPolitics +
`AC/INAC in Political Party` + Q46+ Q119 + Q233 + I, design = svy, family=quasibinomial(link
="probit"))
```

```
## Warning: glm.fit: algoritmo não convergiu
```

```
summary(probit)
```

```
##
## Call:
## svyglm(formula = Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade +
##   `Urban/Rural` + InLPolitics + `AC/INAC in Political Party` +
##   Q46 + Q119 + Q233 + I, design = svy, family = quasibinomial(link = "probit"))
##
## Survey design:
## svydesign(id = ~1, strata = df2$Strata, weights = df2$S018, data = df2,
##   keep.names = TRUE)
##
## Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	t value
## (Intercept)	7.012e+00	1.105e-02	634.729
## NameArgentina	6.559e-05	2.068e-03	0.032
## NameArmenia	-1.164e-02	1.964e-03	-5.924
## NameAustralia	-3.068e-02	1.997e-03	-15.360
## NameBangladesh	-1.058e-02	2.067e-03	-5.117
## NameBolivia	-3.583e-02	1.999e-03	-17.927
## NameBrazil	-2.948e-02	2.313e-03	-12.748
## NameCanada	-5.396e-02	2.083e-03	-25.909
## NameChile	2.542e-04	2.263e-03	0.112
## NameColombia	-2.283e-02	2.255e-03	-10.125
## NameCyprus	2.543e-04	1.821e-03	0.140
## NameCzechRepublic	-1.058e-02	1.485e-03	-7.124
## NameEcuador	-1.058e-02	2.137e-03	-4.949
## NameEgypt	-1.058e-02	2.449e-03	-4.318
## NameEthiopia	-1.195e-02	2.241e-03	-5.334
## NameGermany	-2.308e-02	1.807e-03	-12.773
## NameGreece	-1.058e-02	1.892e-03	-5.590
## NameGuatemala	-1.191e-02	2.538e-03	-4.691
## NameHongKong	-3.597e-02	4.589e-03	-7.839
## NameIndonesia	-4.911e-02	1.907e-03	-25.754
## NameIran	-2.216e-02	2.057e-03	-10.775
## NameIraq	-1.058e-02	2.431e-03	-4.350
## NameJapan	-1.705e-02	2.583e-03	-6.599
## NameJordan	-1.072e-02	2.193e-03	-4.888
## NameKazakhstan	-1.400e-02	2.257e-03	-6.202
## NameKenya	-1.353e-02	2.153e-03	-6.283
## NameKyrgyzstan	-1.058e-02	2.177e-03	-4.858
## NameLebanon	-1.058e-02	1.622e-03	-6.521
## NameLibya	-1.039e-02	1.958e-03	-5.308
## NameMalaysia	-1.548e-02	1.833e-03	-8.442
## NameMexico	-2.897e-02	1.885e-03	-15.373
## NameMongolia	-2.629e-02	2.342e-03	-11.224
## NameMorocco	-1.058e-02	2.145e-03	-4.929
## NameMyanmar	-1.058e-02	1.967e-03	-5.376
## NameNetherlands	-3.718e-02	2.244e-03	-16.571
## NameNewZealand	-3.168e-03	1.773e-03	-1.787
## NameNicaragua	-1.058e-02	2.071e-03	-5.107
## NameNigeria	-1.226e-02	2.110e-03	-5.812
## NamePakistan	-3.459e-02	2.441e-03	-14.170
## NamePeru	-1.879e-02	2.210e-03	-8.504
## NamePhilippines	-1.058e-02	1.718e-03	-6.157
## NamePuertoRico	-6.985e-03	1.985e-03	-3.519
## NameRomania	-1.314e-02	1.804e-03	-7.285

```

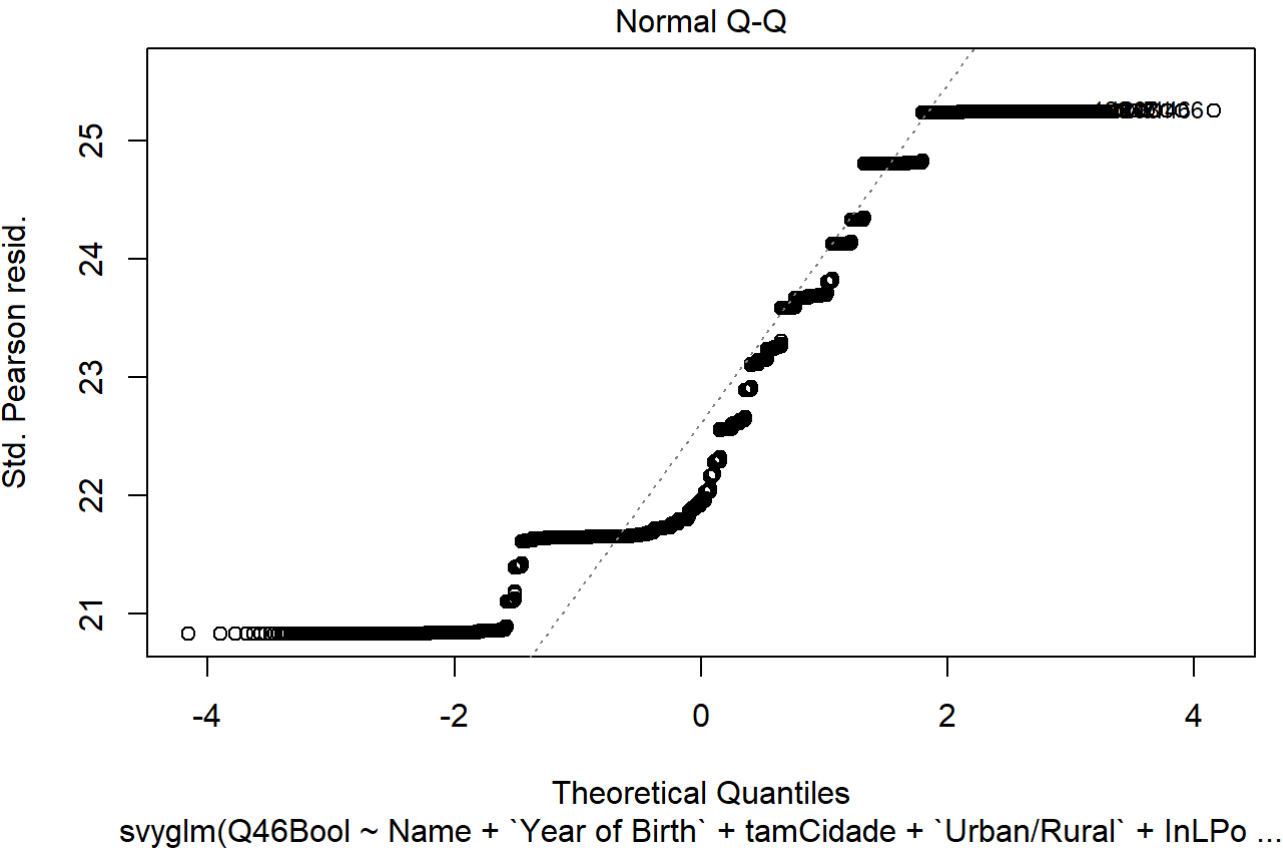
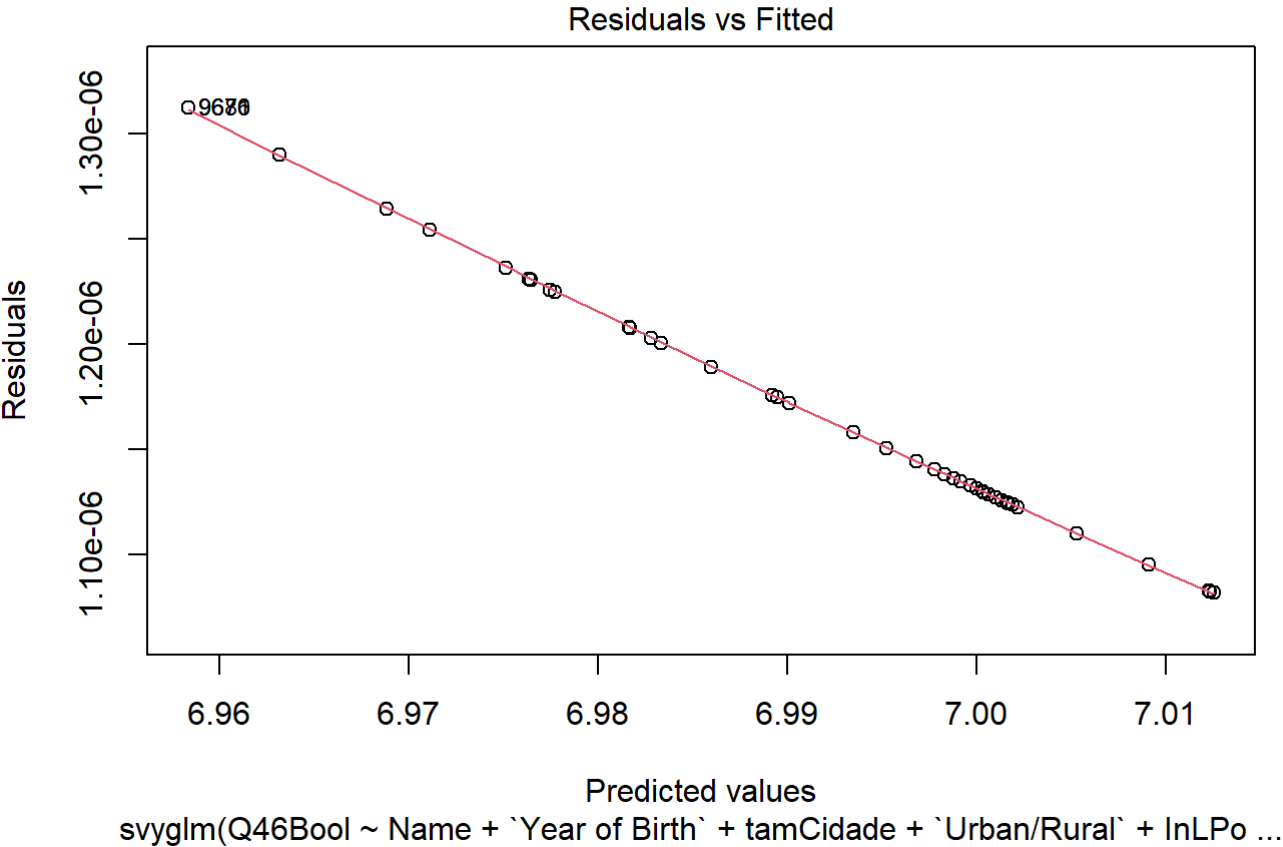
## NameRussia -3.061e-02 2.073e-03 -14.768
## NameSingapore -3.482e-02 2.938e-03 -11.850
## NameSlovakia -1.058e-02 1.793e-03 -5.899
## NameSouthKorea -1.262e-02 2.744e-03 -4.598
## NameTaiwan -1.163e-02 2.448e-03 -4.753
## NameTajikistan -1.058e-02 2.547e-03 -4.151
## NameThailand -2.220e-02 2.554e-03 -8.692
## NameTunisia -1.095e-02 2.001e-03 -5.474
## NameTurkey -4.121e-02 2.541e-03 -16.221
## NameUkraine -1.450e-02 2.026e-03 -7.153
## NameUnitedStates -4.346e-02 2.414e-03 -17.999
## NameUruguay 2.543e-04 1.831e-03 0.139
## NameVenezuela -1.011e-02 2.097e-03 -4.820
## NameVietNam -1.058e-02 3.666e-03 -2.884
## NameZimbabwe -1.127e-02 2.297e-03 -4.906
## `Year of Birth` -5.830e-13 4.196e-06 0.000
## tamCidade2,000-5,000 -4.235e-09 3.836e-03 0.000
## tamCidade5,000-10,000 -2.408e-09 4.090e-03 0.000
## tamCidade10,000-20,000 -2.834e-09 4.343e-03 0.000
## tamCidade20,000-50,000 -2.393e-09 4.140e-03 0.000
## tamCidade50,000FALSE,000 -7.500e-09 4.504e-03 0.000
## tamCidade100,000-500,000 -4.506e-09 4.242e-03 0.000
## tamCidade500,000 or more -5.488e-09 4.201e-03 0.000
## `Urban/Rural`Rural -2.474e-09 2.570e-03 0.000
## InLPoliticsRather Important -1.580e-09 2.693e-03 0.000
## InLPoliticsNot Very Important 2.915e-10 2.659e-03 0.000
## InLPoliticsNot at all important -2.087e-10 2.991e-03 0.000
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member -2.476e-09 2.926e-03 0.000
## `AC/INAC in Political Party`Active Member -3.343e-09 3.979e-03 0.000
## Q46Quite Happy -5.547e-09 1.826e-03 0.000
## Q119Agree 3.866e-09 2.908e-03 0.000
## Q119Disagree 4.983e-10 2.915e-03 0.000
## Q119Strongly Disagree 4.343e-09 7.198e-03 0.000
## Q233Fairly often 1.553e-09 1.939e-03 0.000
## Q233Not Often 1.233e-09 2.398e-03 0.000
## Q233Not at all often 2.607e-09 3.603e-03 0.000
## I 2.095e-10 1.433e-03 0.000
## Pr(>|t|)
## (Intercept) < 2e-16 ***
## NameArgentina 0.974693
## NameArmenia 3.17e-09 ***
## NameAustralia < 2e-16 ***
## NameBangladesh 3.13e-07 ***
## NameBolivia < 2e-16 ***
## NameBrazil < 2e-16 ***
## NameCanada < 2e-16 ***
## NameChile 0.910552
## NameColombia < 2e-16 ***
## NameCyprus 0.888918
## NameCzechRepublic 1.07e-12 ***
## NameEcuador 7.49e-07 ***
## NameEgypt 1.58e-05 ***
## NameEthiopia 9.67e-08 ***
## NameGermany < 2e-16 ***
## NameGreece 2.29e-08 ***
## NameGuatemala 2.73e-06 ***

```

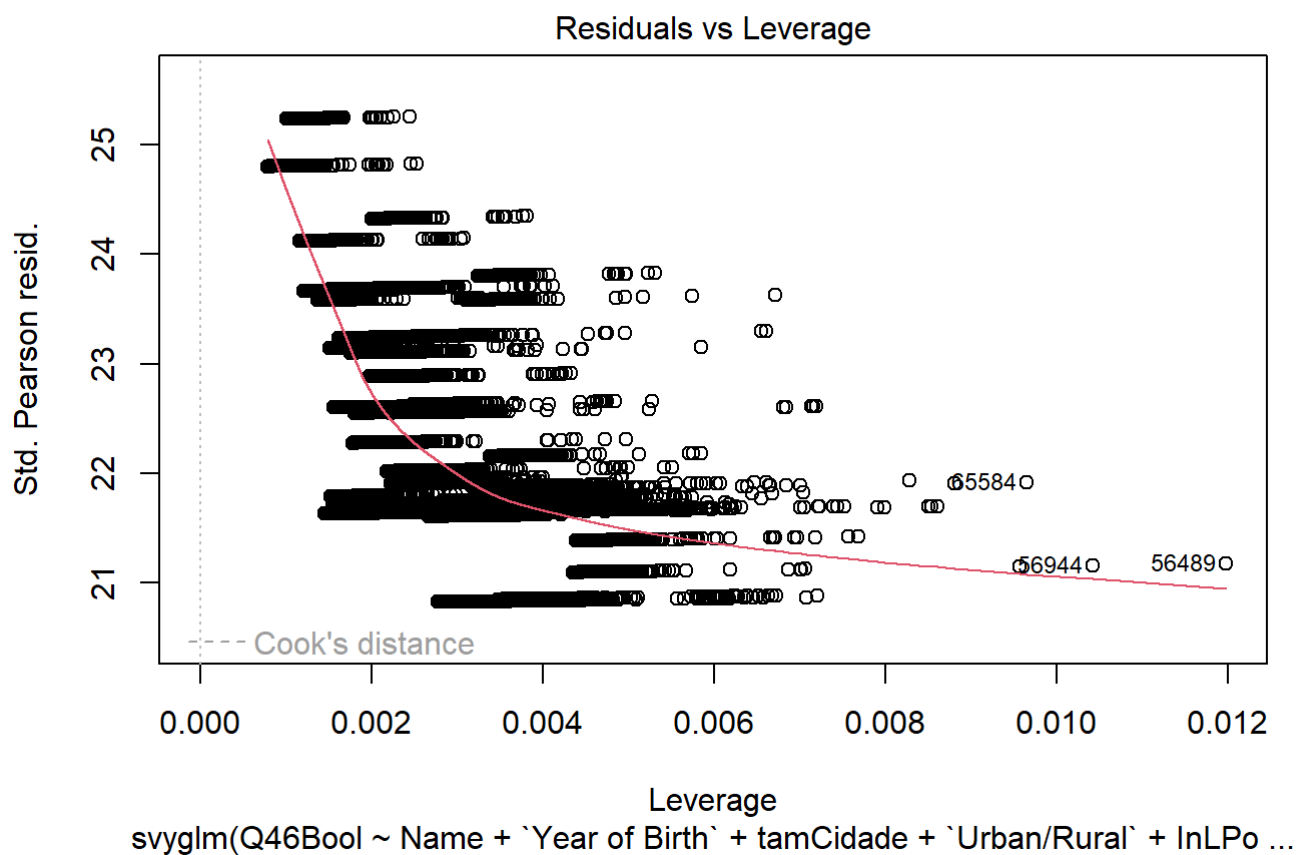
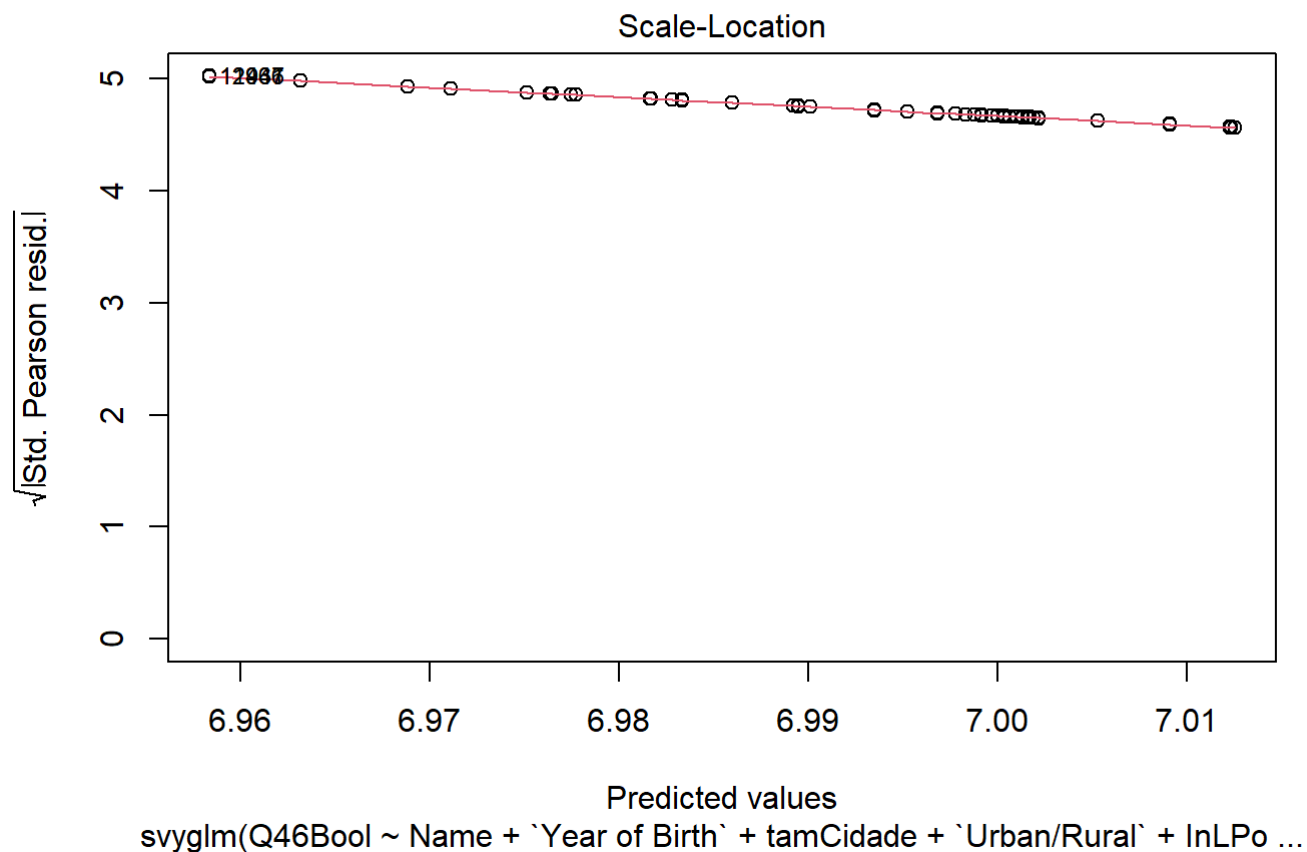
## NameHongKong	4.69e-15	***
## NameIndonesia	< 2e-16	***
## NameIran	< 2e-16	***
## NameIraq	1.37e-05	***
## NameJapan	4.21e-11	***
## NameJordan	1.02e-06	***
## NameKazakhstan	5.64e-10	***
## NameKenya	3.35e-10	***
## NameKyrgyzstan	1.19e-06	***
## NameLebanon	7.10e-11	***
## NameLibya	1.11e-07	***
## NameMalaysia	< 2e-16	***
## NameMexico	< 2e-16	***
## NameMongolia	< 2e-16	***
## NameMorocco	8.30e-07	***
## NameMyanmar	7.67e-08	***
## NameNetherlands	< 2e-16	***
## NameNewZealand	0.073903	.
## NameNicaragua	3.29e-07	***
## NameNigeria	6.23e-09	***
## NamePakistan	< 2e-16	***
## NamePeru	< 2e-16	***
## NamePhilippines	7.50e-10	***
## NamePuertoRico	0.000433	***
## NameRomania	3.29e-13	***
## NameRussia	< 2e-16	***
## NameSingapore	< 2e-16	***
## NameSlovakia	3.68e-09	***
## NameSouthKorea	4.27e-06	***
## NameTaiwan	2.01e-06	***
## NameTajikistan	3.31e-05	***
## NameThailand	< 2e-16	***
## NameTunisia	4.44e-08	***
## NameTurkey	< 2e-16	***
## NameUkraine	8.67e-13	***
## NameUnitedStates	< 2e-16	***
## NameUruguay	0.889553	
## NameVenezuela	1.44e-06	***
## NameVietNam	0.003926	**
## NameZimbabwe	9.33e-07	***
## `Year of Birth`	1.000000	
## tamCidade2,000-5,000	0.999999	
## tamCidade5,000-10,000	1.000000	
## tamCidade10,000-20,000	0.999999	
## tamCidade20,000-50,000	1.000000	
## tamCidade50,000FALSE,000	0.999999	
## tamCidade100,000-500,000	0.999999	
## tamCidade500,000 or more	0.999999	
## `Urban/Rural` Rural	0.999999	
## InLPoliticsRather Important	1.000000	
## InLPoliticsNot Very Important	1.000000	
## InLPoliticsNot at all important	1.000000	
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member	0.999999	
## `AC/INAC in Political Party`Active Member	0.999999	
## Q46Quite Happy	0.999998	
## Q119Agree	0.999999	

```
## Q119Disagree 1.000000
## Q119Strongly Disagree 1.000000
## Q233Fairly often 0.999999
## Q233Not Often 1.000000
## Q233Not at all often 0.999999
## I 1.000000
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for quasibinomial family taken to be 2.705539e-15)
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 25
```

```
plot(probit)
```

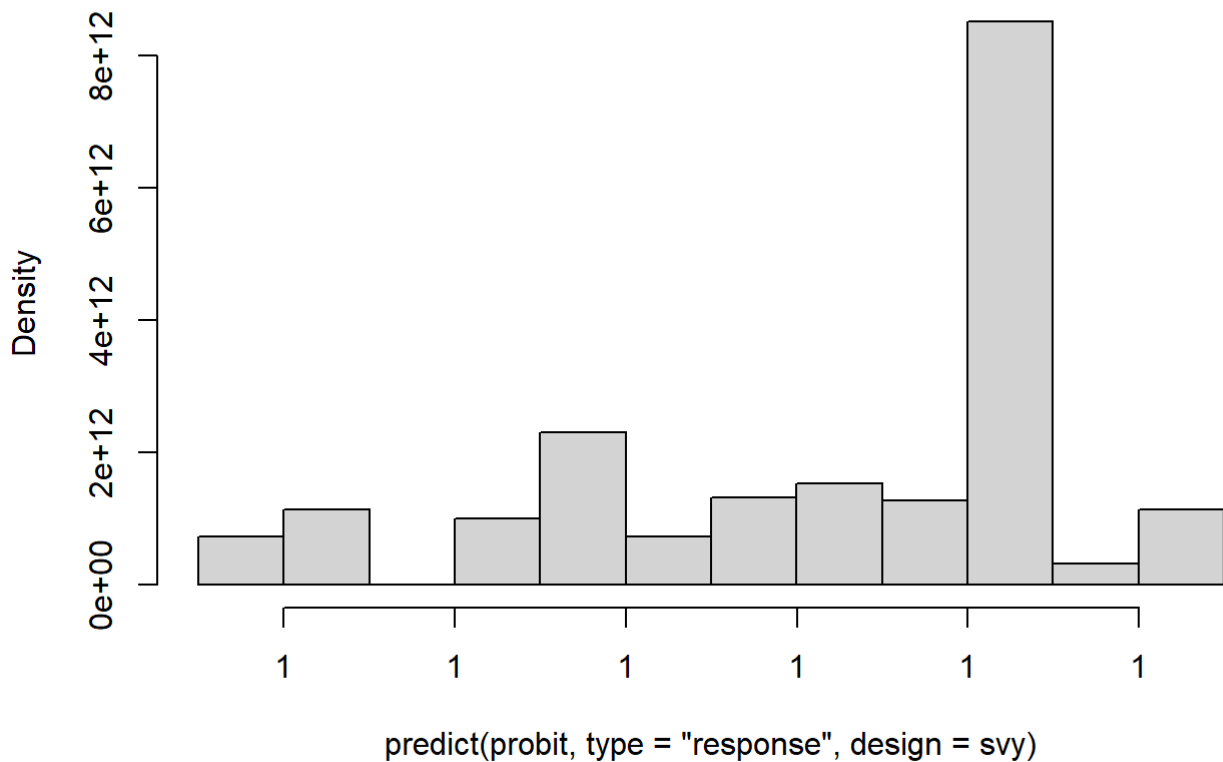






```
#Histograma Probit
hist(predict(probit, type = 'response', design=svy), freq=FALSE)
```

## Histogram of predict(probit, type = "response", design = svy)



## Modelo logit

```
logit <- svyglm(Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade + `Urban/Rural` + InLPolitics +
`AC/INAC in Political Party` + Q46+ Q119 + Q233 + I, design = svy, family=quasibinomial(link
="logit"))
```

```
## Warning: glm.fit: algoritmo não convergiu
```

```
summary(logit)
```

```
##
## Call:
## svyglm(formula = Q46Bool ~ Name + `Year of Birth` + tamCidade +
##   `Urban/Rural` + InLPolitics + `AC/INAC in Political Party` +
##   Q46 + Q119 + Q233 + I, design = svy, family = quasibinomial(link = "logit"))
##
## Survey design:
## svydesign(id = ~1, strata = df2$Strata, weights = df2$S018, data = df2,
##   keep.names = TRUE)
##
## Coefficients:
```

	Estimate	Std. Error	t value
## (Intercept)	2.673e+01	7.859e-02	340.158
## NameArgentina	4.974e-04	1.472e-02	0.034
## NameArmenia	-9.206e-02	1.398e-02	-6.586
## NameAustralia	-2.427e-01	1.422e-02	-17.071
## NameBangladesh	-8.369e-02	1.471e-02	-5.689
## NameBolivia	-2.834e-01	1.423e-02	-19.923
## NameBrazil	-2.332e-01	1.646e-02	-14.170
## NameCanada	-4.268e-01	1.482e-02	-28.793
## NameChile	1.984e-03	1.611e-02	0.123
## NameColombia	-1.806e-01	1.605e-02	-11.254
## NameCyprus	1.983e-03	1.296e-02	0.153
## NameCzechRepublic	-8.369e-02	1.057e-02	-7.921
## NameEcuador	-8.369e-02	1.521e-02	-5.502
## NameEgypt	-8.369e-02	1.743e-02	-4.801
## NameEthiopia	-9.455e-02	1.595e-02	-5.928
## NameGermany	-1.826e-01	1.286e-02	-14.199
## NameGreece	-8.369e-02	1.347e-02	-6.215
## NameGuatemala	-9.420e-02	1.807e-02	-5.214
## NameHongKong	-2.846e-01	3.264e-02	-8.717
## NameIndonesia	-3.884e-01	1.357e-02	-28.621
## NameIran	-1.754e-01	1.464e-02	-11.978
## NameIraq	-8.369e-02	1.730e-02	-4.837
## NameJapan	-1.349e-01	1.839e-02	-7.335
## NameJordan	-8.479e-02	1.561e-02	-5.432
## NameKazakhstan	-1.107e-01	1.606e-02	-6.894
## NameKenya	-1.070e-01	1.532e-02	-6.984
## NameKyrgyzstan	-8.369e-02	1.549e-02	-5.402
## NameLebanon	-8.369e-02	1.155e-02	-7.249
## NameLibya	-8.221e-02	1.393e-02	-5.900
## NameMalaysia	-1.225e-01	1.305e-02	-9.385
## NameMexico	-2.292e-01	1.341e-02	-17.088
## NameMongolia	-2.080e-01	1.667e-02	-12.476
## NameMorocco	-8.369e-02	1.527e-02	-5.481
## NameMyanmar	-8.369e-02	1.400e-02	-5.977
## NameNetherlands	-2.941e-01	1.597e-02	-18.413
## NameNewZealand	-2.507e-02	1.262e-02	-1.987
## NameNicaragua	-8.369e-02	1.474e-02	-5.678
## NameNigeria	-9.703e-02	1.502e-02	-6.461
## NamePakistan	-2.736e-01	1.737e-02	-15.751
## NamePeru	-1.487e-01	1.573e-02	-9.452
## NamePhilippines	-8.369e-02	1.223e-02	-6.845
## NamePuertoRico	-5.527e-02	1.413e-02	-3.911
## NameRomania	-1.040e-01	1.284e-02	-8.098

```

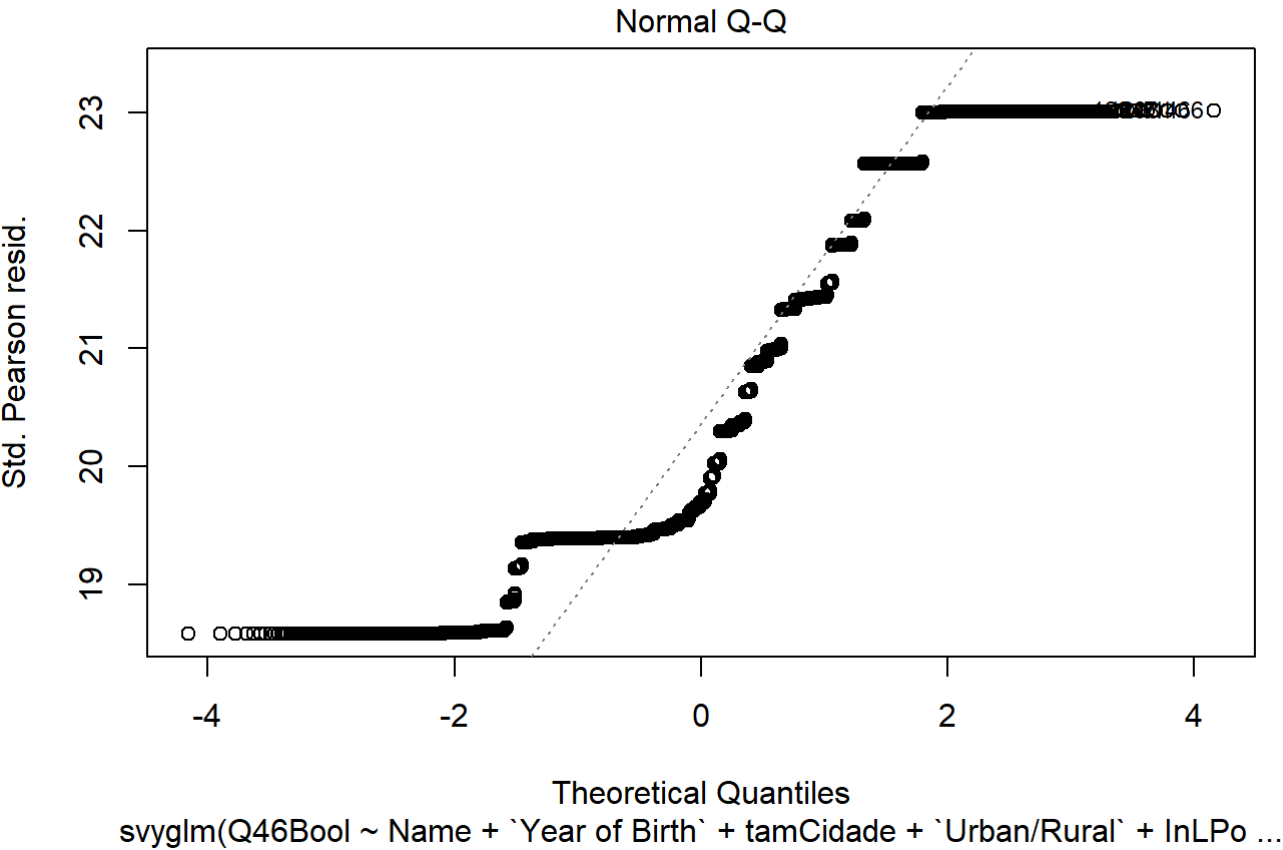
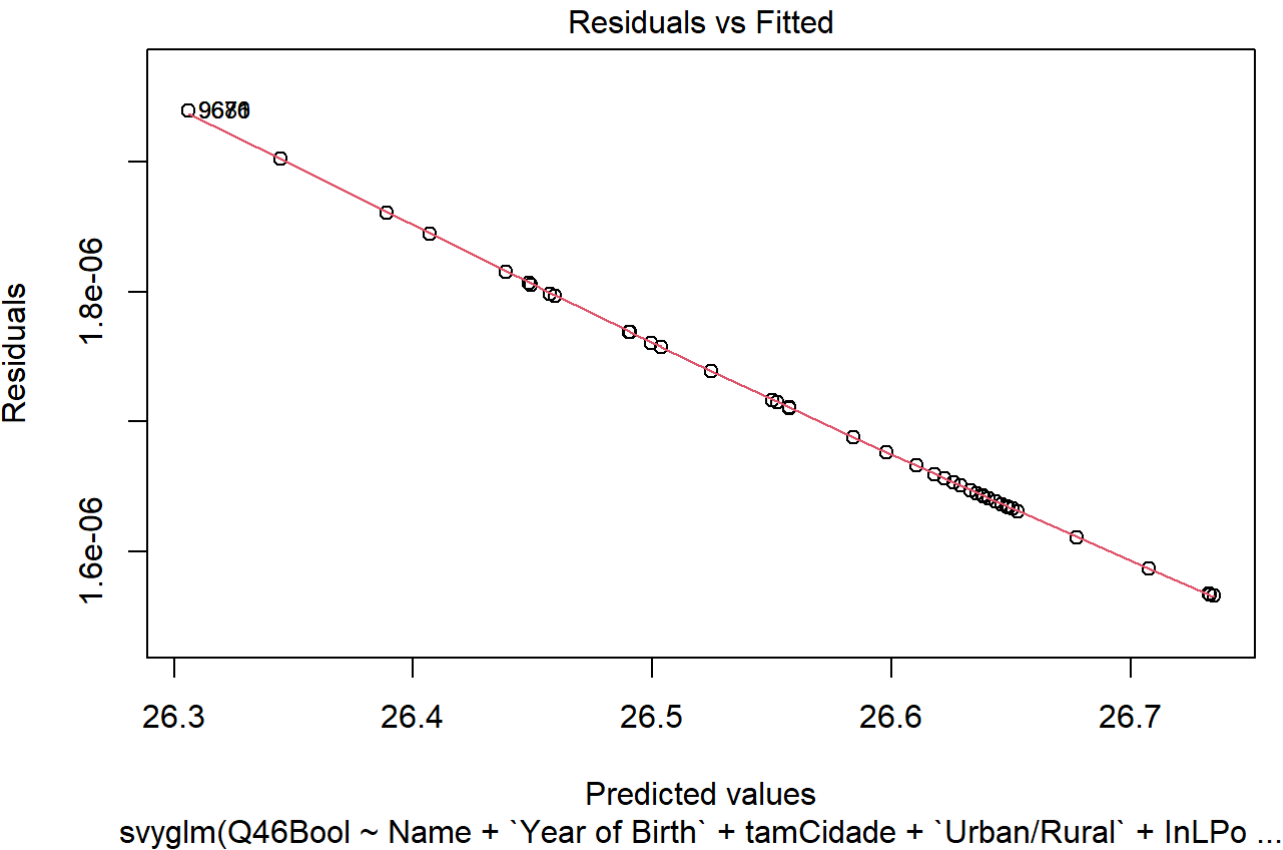
## NameRussia -2.422e-01 1.475e-02 -16.413
## NameSingapore -2.754e-01 2.091e-02 -13.172
## NameSlovakia -8.369e-02 1.276e-02 -6.559
## NameSouthKorea -9.983e-02 1.953e-02 -5.112
## NameTaiwan -9.206e-02 1.743e-02 -5.283
## NameTajikistan -8.369e-02 1.813e-02 -4.616
## NameThailand -1.756e-01 1.817e-02 -9.662
## NameTunisia -8.662e-02 1.424e-02 -6.083
## NameTurkey -3.260e-01 1.808e-02 -18.028
## NameUkraine -1.147e-01 1.442e-02 -7.953
## NameUnitedStates -3.438e-01 1.719e-02 -20.001
## NameUruguay 1.983e-03 1.303e-02 0.152
## NameVenezuela -7.996e-02 1.492e-02 -5.358
## NameVietNam -8.369e-02 2.609e-02 -3.207
## NameZimbabwe -8.917e-02 1.635e-02 -5.453
## `Year of Birth` -4.797e-11 2.984e-05 0.000
## tamCidade2,000-5,000 -6.813e-08 2.730e-02 0.000
## tamCidade5,000-10,000 5.068e-06 2.910e-02 0.000
## tamCidade10,000-20,000 2.468e-08 3.090e-02 0.000
## tamCidade20,000-50,000 5.339e-07 2.947e-02 0.000
## tamCidade50,000FALSE,000 1.562e-08 3.205e-02 0.000
## tamCidade100,000-500,000 7.484e-08 3.018e-02 0.000
## tamCidade500,000 or more 4.551e-08 2.989e-02 0.000
## `Urban/Rural`Rural -7.648e-08 1.829e-02 0.000
## InLPoliticsRather Important 1.374e-07 1.917e-02 0.000
## InLPoliticsNot Very Important 5.337e-08 1.892e-02 0.000
## InLPoliticsNot at all important 1.044e-07 2.129e-02 0.000
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member 4.031e-08 2.082e-02 0.000
## `AC/INAC in Political Party`Active Member -5.521e-08 2.831e-02 0.000
## Q46Quite Happy -7.200e-08 1.299e-02 0.000
## Q119Agree 7.326e-08 2.070e-02 0.000
## Q119Disagree 9.598e-08 2.075e-02 0.000
## Q119Strongly Disagree 4.638e-08 5.127e-02 0.000
## Q233Fairly often -8.503e-08 1.380e-02 0.000
## Q233Not Often -1.648e-07 1.707e-02 0.000
## Q233Not at all often -7.426e-07 2.566e-02 0.000
## I -4.803e-08 1.020e-02 0.000
## Pr(>|t|)
## (Intercept) < 2e-16 ***
## NameArgentina 0.97304
## NameArmenia 4.58e-11 ***
## NameAustralia < 2e-16 ***
## NameBangladesh 1.29e-08 ***
## NameBolivia < 2e-16 ***
## NameBrazil < 2e-16 ***
## NameCanada < 2e-16 ***
## NameChile 0.90198
## NameColombia < 2e-16 ***
## NameCyprus 0.87838
## NameCzechRepublic 2.43e-15 ***
## NameEcuador 3.79e-08 ***
## NameEgypt 1.59e-06 ***
## NameEthiopia 3.09e-09 ***
## NameGermany < 2e-16 ***
## NameGreece 5.19e-10 ***
## NameGuatemala 1.86e-07 ***

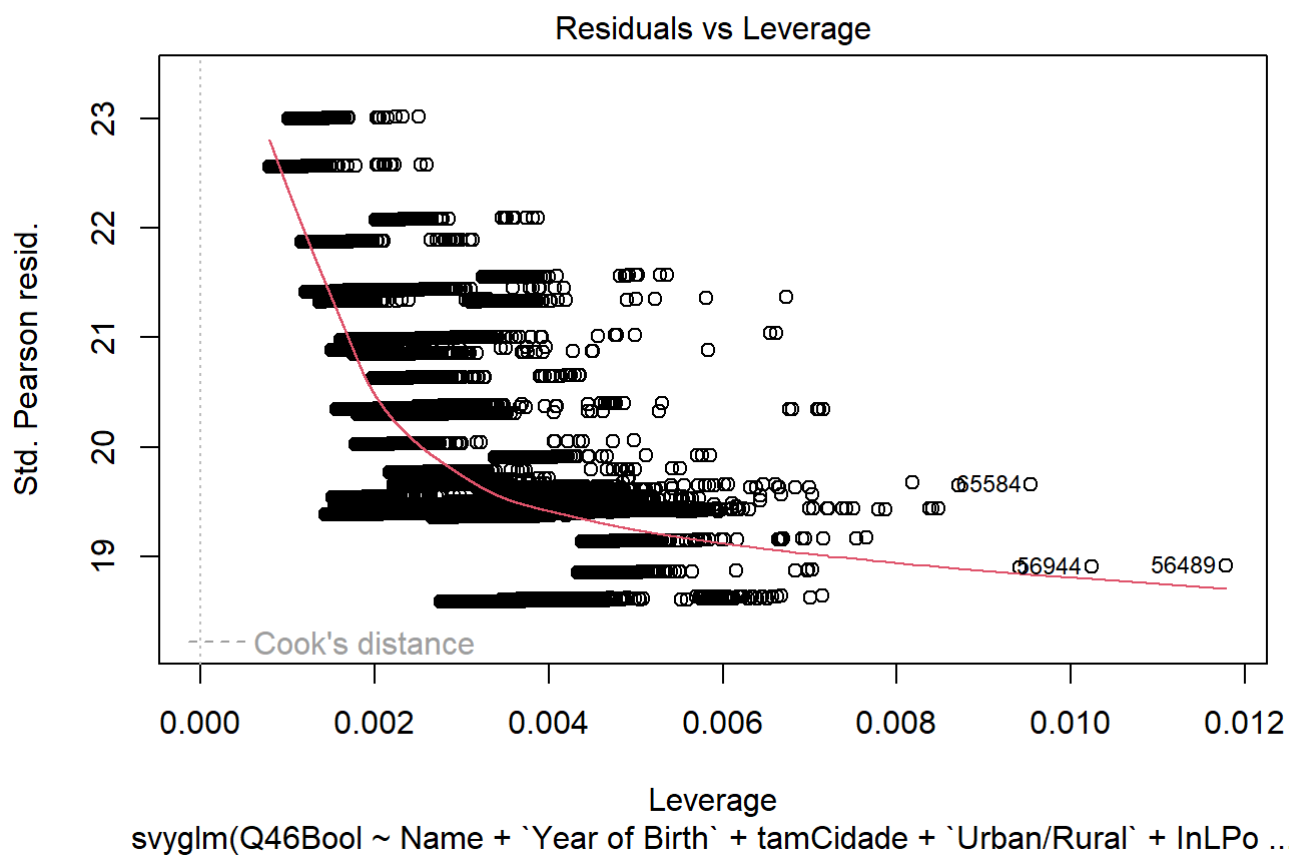
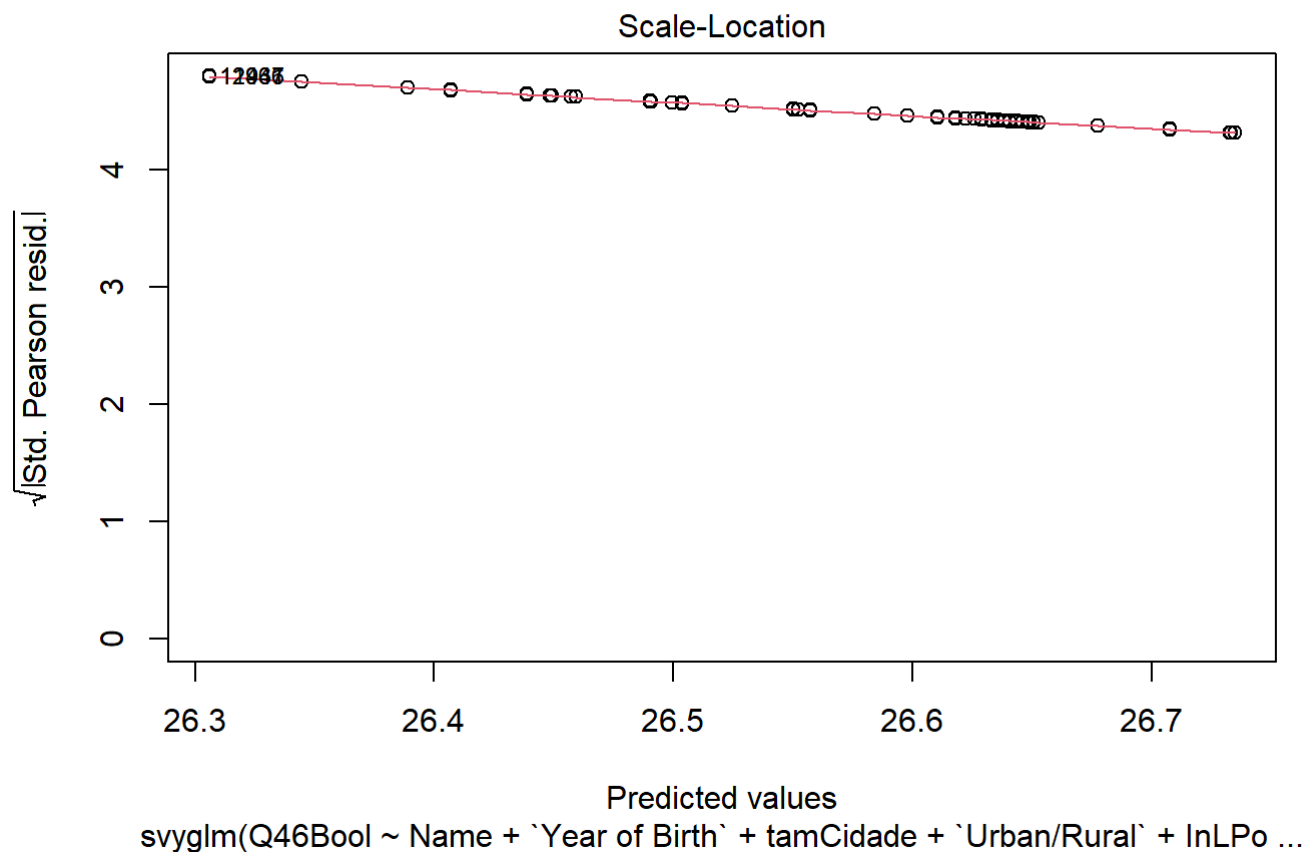
```

## NameHongKong	< 2e-16 ***
## NameIndonesia	< 2e-16 ***
## NameIran	< 2e-16 ***
## NameIraq	1.33e-06 ***
## NameJapan	2.27e-13 ***
## NameJordan	5.60e-08 ***
## NameKazakhstan	5.51e-12 ***
## NameKenya	2.93e-12 ***
## NameKyrgyzstan	6.64e-08 ***
## NameLebanon	4.30e-13 ***
## NameLibya	3.67e-09 ***
## NameMalaysia	< 2e-16 ***
## NameMexico	< 2e-16 ***
## NameMongolia	< 2e-16 ***
## NameMorocco	4.27e-08 ***
## NameMyanmar	2.29e-09 ***
## NameNetherlands	< 2e-16 ***
## NameNewZealand	0.04690 *
## NameNicaragua	1.38e-08 ***
## NameNigeria	1.05e-10 ***
## NamePakistan	< 2e-16 ***
## NamePeru	< 2e-16 ***
## NamePhilippines	7.77e-12 ***
## NamePuertoRico	9.20e-05 ***
## NameRomania	5.80e-16 ***
## NameRussia	< 2e-16 ***
## NameSingapore	< 2e-16 ***
## NameSlovakia	5.49e-11 ***
## NameSouthKorea	3.21e-07 ***
## NameTaiwan	1.28e-07 ***
## NameTajikistan	3.93e-06 ***
## NameThailand	< 2e-16 ***
## NameTunisia	1.19e-09 ***
## NameTurkey	< 2e-16 ***
## NameUkraine	1.89e-15 ***
## NameUnitedStates	< 2e-16 ***
## NameUruguay	0.87905
## NameVenezuela	8.49e-08 ***
## NameVietNam	0.00134 **
## NameZimbabwe	4.99e-08 ***
## `Year of Birth`	1.00000
## tamCidade2,000-5,000	1.00000
## tamCidade5,000-10,000	0.99986
## tamCidade10,000-20,000	1.00000
## tamCidade20,000-50,000	0.99999
## tamCidade50,000FALSE,000	1.00000
## tamCidade100,000-500,000	1.00000
## tamCidade500,000 or more	1.00000
## `Urban/Rural` Rural	1.00000
## InLPoliticsRather Important	0.99999
## InLPoliticsNot Very Important	1.00000
## InLPoliticsNot at all important	1.00000
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member	1.00000
## `AC/INAC in Political Party`Active Member	1.00000
## Q46Quite Happy	1.00000
## Q119Agree	1.00000

```
## Q119Disagree 1.00000
## Q119Strongly Disagree 1.00000
## Q233Fairly often 1.00000
## Q233Not Often 0.99999
## Q233Not at all often 0.99998
## I 1.00000
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for quasibinomial family taken to be 7.118008e-15)
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 25
```

```
plot(logit)
```

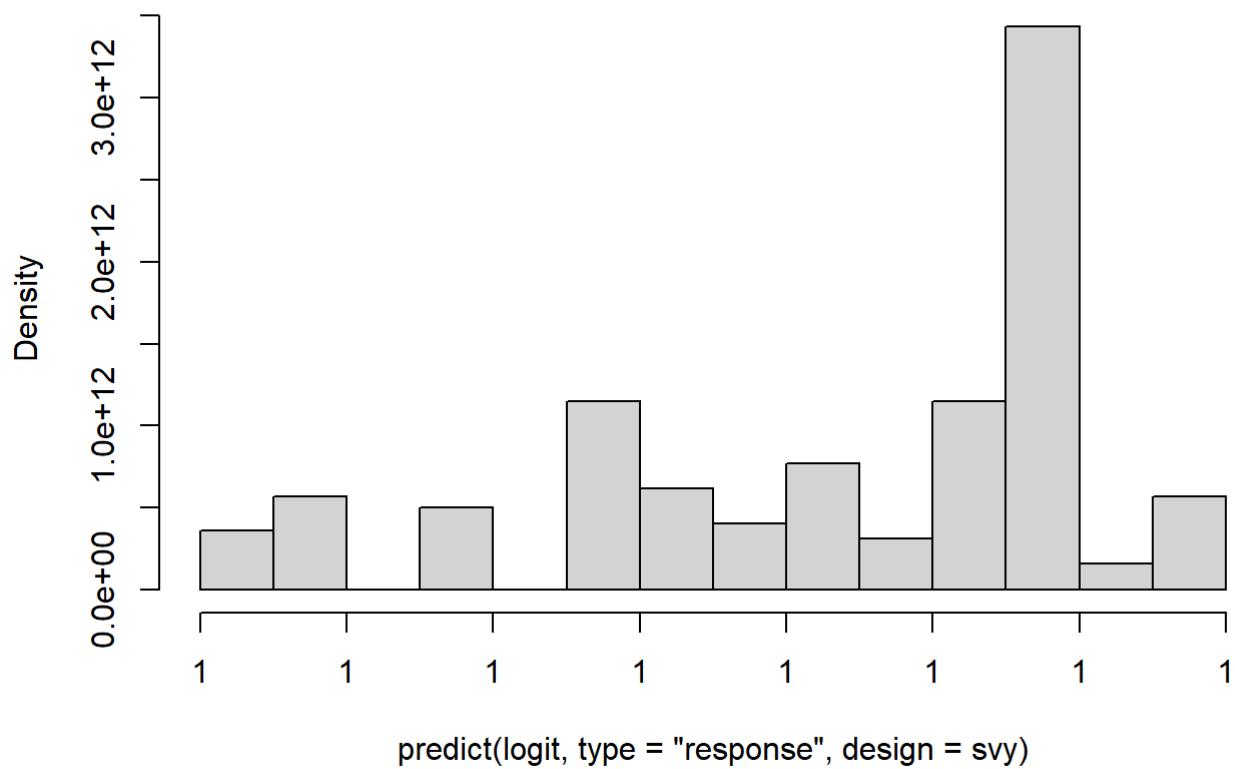




```
#Histograma Logit
hist(predict(logit, type = 'response', design=svy), freq= FALSE)
```



## Histogram of predict(logit, type = "response", design = svy)



## Teste de hipótese

```
#Variância/Covariância probit  
coeftest(probit)
```

```
## Warning in logLik.svyglm(x): svyglm not fitted by maximum likelihood.
```

```
##
## z test of coefficients:
##
##               Estimate Std. Error z value
## (Intercept)      7.0123e+00  1.1048e-02 634.7292
## NameArgentina      6.5593e-05  2.0677e-03   0.0317
## NameArmenia     -1.1635e-02  1.9640e-03  -5.9243
## NameAustralia     -3.0681e-02  1.9975e-03 -15.3599
## NameBangladesh   -1.0575e-02  2.0668e-03  -5.1167
## NameBolivia      -3.5830e-02  1.9987e-03 -17.9268
## NameBrazil       -2.9481e-02  2.3126e-03 -12.7480
## NameCanada       -5.3957e-02  2.0826e-03 -25.9090
## NameChile         2.5425e-04  2.2631e-03   0.1123
## NameColombia     -2.2832e-02  2.2550e-03 -10.1251
## NameCyprus         2.5429e-04  1.8206e-03   0.1397
## NameCzechRepublic -1.0575e-02  1.4845e-03  -7.1238
## NameEcuador      -1.0578e-02  2.1374e-03  -4.9492
## NameEgypt        -1.0575e-02  2.4492e-03  -4.3179
## NameEthiopia     -1.1953e-02  2.2408e-03  -5.3341
## NameGermany      -2.3080e-02  1.8070e-03 -12.7726
## NameGreece       -1.0575e-02  1.8918e-03  -5.5902
## NameGuatemala    -1.1907e-02  2.5382e-03  -4.6910
## NameHongKong     -3.5970e-02  4.5887e-03  -7.8389
## NameIndonesia    -4.9108e-02  1.9068e-03 -25.7539
## NameIran         -2.2163e-02  2.0568e-03 -10.7755
## NameIraq         -1.0575e-02  2.4313e-03  -4.3496
## NameJapan        -1.7047e-02  2.5833e-03  -6.5988
## NameJordan       -1.0719e-02  2.1929e-03  -4.8880
## NameKazakhstan   -1.3997e-02  2.2568e-03  -6.2022
## NameKenya        -1.3530e-02  2.1532e-03  -6.2835
## NameKyrgyzstan   -1.0575e-02  2.1769e-03  -4.8580
## NameLebanon      -1.0575e-02  1.6218e-03  -6.5207
## NameLibya        -1.0391e-02  1.9575e-03  -5.3083
## NameMalaysia     -1.5478e-02  1.8333e-03  -8.4423
## NameMexico       -2.8970e-02  1.8845e-03 -15.3728
## NameMongolia     -2.6292e-02  2.3424e-03 -11.2243
## NameMorocco      -1.0575e-02  2.1455e-03  -4.9291
## NameMyanmar      -1.0575e-02  1.9671e-03  -5.3761
## NameNetherlands  -3.7183e-02  2.2439e-03 -16.5709
## NameNewZealand   -3.1683e-03  1.7727e-03  -1.7873
## NameNicaragua    -1.0575e-02  2.0708e-03  -5.1069
## NameNigeria     -1.2264e-02  2.1101e-03  -5.8121
## NamePakistan     -3.4588e-02  2.4409e-03 -14.1704
## NamePeru         -1.8795e-02  2.2101e-03  -8.5040
## NamePhilippines  -1.0575e-02  1.7176e-03  -6.1571
## NamePuertoRico   -6.9849e-03  1.9847e-03  -3.5194
## NameRomania      -1.3142e-02  1.8039e-03  -7.2851
## NameRussia       -3.0613e-02  2.0729e-03 -14.7680
## NameSingapore    -3.4815e-02  2.9379e-03 -11.8503
## NameSlovakia     -1.0575e-02  1.7926e-03  -5.8995
## NameSouthKorea   -1.2617e-02  2.7438e-03  -4.5985
## NameTaiwan       -1.1635e-02  2.4479e-03  -4.7530
## NameTajikistan   -1.0575e-02  2.5473e-03  -4.1515
## NameThailand     -2.2196e-02  2.5535e-03  -8.6924
## NameTunisia      -1.0950e-02  2.0006e-03  -5.4736
```

```

## NameTurkey -4.1213e-02 2.5407e-03 -16.2212
## NameUkraine -1.4495e-02 2.0265e-03 -7.1531
## NameUnitedStates -4.3457e-02 2.4144e-03 -17.9991
## NameUruguay 2.5429e-04 1.8311e-03 0.1389
## NameVenezuela -1.0108e-02 2.0969e-03 -4.8203
## NameVietNam -1.0575e-02 3.6665e-03 -2.8843
## NameZimbabwe -1.1271e-02 2.2973e-03 -4.9063
## `Year of Birth` -5.8300e-13 4.1962e-06 0.0000
## tamCidade2,000-5,000 -4.2349e-09 3.8362e-03 0.0000
## tamCidade5,000-10,000 -2.4076e-09 4.0903e-03 0.0000
## tamCidade10,000-20,000 -2.8342e-09 4.3428e-03 0.0000
## tamCidade20,000-50,000 -2.3930e-09 4.1404e-03 0.0000
## tamCidade50,000FALSE,000 -7.5000e-09 4.5035e-03 0.0000
## tamCidade100,000-500,000 -4.5056e-09 4.2420e-03 0.0000
## tamCidade500,000 or more -5.4881e-09 4.2009e-03 0.0000
## `Urban/Rural` Rural -2.4739e-09 2.5701e-03 0.0000
## InLPoliticsRather Important -1.5795e-09 2.6933e-03 0.0000
## InLPoliticsNot Very Important 2.9148e-10 2.6591e-03 0.0000
## InLPoliticsNot at all important -2.0869e-10 2.9909e-03 0.0000
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member -2.4761e-09 2.9261e-03 0.0000
## `AC/INAC in Political Party`Active Member -3.3428e-09 3.9788e-03 0.0000
## Q46Quite Happy -5.5466e-09 1.8258e-03 0.0000
## Q119Agree 3.8660e-09 2.9082e-03 0.0000
## Q119Disagree 4.9832e-10 2.9152e-03 0.0000
## Q119Strongly Disagree 4.3433e-09 7.1984e-03 0.0000
## Q233Fairly often 1.5528e-09 1.9394e-03 0.0000
## Q233Not Often 1.2327e-09 2.3983e-03 0.0000
## Q233Not at all often 2.6073e-09 3.6032e-03 0.0000
## I 2.0947e-10 1.4328e-03 0.0000
## Pr(>|z|)
## (Intercept) < 2.2e-16 ***
## NameArgentina 0.9746933
## NameArmenia 3.137e-09 ***
## NameAustralia < 2.2e-16 ***
## NameBangladesh 3.109e-07 ***
## NameBolivia < 2.2e-16 ***
## NameBrazil < 2.2e-16 ***
## NameCanada < 2.2e-16 ***
## NameChile 0.9105515
## NameColombia < 2.2e-16 ***
## NameCyprus 0.8889174
## NameCzechRepublic 1.050e-12 ***
## NameEcuador 7.454e-07 ***
## NameEgypt 1.575e-05 ***
## NameEthiopia 9.603e-08 ***
## NameGermany < 2.2e-16 ***
## NameGreece 2.269e-08 ***
## NameGuatemala 2.718e-06 ***
## NameHongKong 4.546e-15 ***
## NameIndonesia < 2.2e-16 ***
## NameIran < 2.2e-16 ***
## NameIraq 1.364e-05 ***
## NameJapan 4.145e-11 ***
## NameJordan 1.019e-06 ***
## NameKazakhstan 5.570e-10 ***
## NameKenya 3.311e-10 ***

```

## NameKyrgyzstan	1.186e-06 ***
## NameLebanon	6.997e-11 ***
## NameLibya	1.107e-07 ***
## NameMalaysia	< 2.2e-16 ***
## NameMexico	< 2.2e-16 ***
## NameMongolia	< 2.2e-16 ***
## NameMorocco	8.260e-07 ***
## NameMyanmar	7.612e-08 ***
## NameNetherlands	< 2.2e-16 ***
## NameNewZealand	0.0738929 .
## NameNicaragua	3.274e-07 ***
## NameNigeria	6.170e-09 ***
## NamePakistan	< 2.2e-16 ***
## NamePeru	< 2.2e-16 ***
## NamePhilippines	7.408e-10 ***
## NamePuertoRico	0.0004325 ***
## NameRomania	3.215e-13 ***
## NameRussia	< 2.2e-16 ***
## NameSingapore	< 2.2e-16 ***
## NameSlovakia	3.647e-09 ***
## NameSouthKorea	4.256e-06 ***
## NameTaiwan	2.005e-06 ***
## NameTajikistan	3.303e-05 ***
## NameThailand	< 2.2e-16 ***
## NameTunisia	4.410e-08 ***
## NameTurkey	< 2.2e-16 ***
## NameUkraine	8.483e-13 ***
## NameUnitedStates	< 2.2e-16 ***
## NameUruguay	0.8895523
## NameVenezuela	1.433e-06 ***
## NameVietNam	0.0039228 **
## NameZimbabwe	9.281e-07 ***
## `Year of Birth`	0.9999999
## tamCidade2,000-5,000	0.9999991
## tamCidade5,000-10,000	0.9999995
## tamCidade10,000-20,000	0.9999995
## tamCidade20,000-50,000	0.9999995
## tamCidade50,000FALSE,000	0.9999987
## tamCidade100,000-500,000	0.9999992
## tamCidade500,000 or more	0.9999990
## `Urban/Rural` Rural	0.9999992
## InLPoliticsRather Important	0.9999995
## InLPoliticsNot Very Important	0.9999999
## InLPoliticsNot at all important	0.9999999
## `AC/INAC in Political Party`Inactive member	0.9999993
## `AC/INAC in Political Party`Active Member	0.9999993
## Q46Quite Happy	0.9999976
## Q119Agree	0.9999989
## Q119Disagree	0.9999999
## Q119Strongly Disagree	0.9999995
## Q233Fairly often	0.9999994
## Q233Not Often	0.9999996
## Q233Not at all often	0.9999994
## I	0.9999999

```
## ---
```

```
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
library(pROC)
library(ROCit)

#Curva ROC
#Metodo 1

probs <- predict(mpl, type = "response")
df2$Q46Bool <- as.numeric(df2$Q46Bool)

#roc_curva <- roc(df2$Q46Bool, probs)
#auc <- auc(roc_curva)

#plot(roc_curva, main = "Curva ROC", xlab = "Taxa de falso positivo", ylab = "Taxa de verdade
iro positivo")

#Metodo 2
#roc <- roc(df2$Q46Bool, probs)

#plot(roc)

#Acuracia
#roc <- roc(df2$Q46Bool, probs)
#score <- roc$predictions
#class <- factor(df2$Q46Bool, levels = c(0, 1))
#class <- as.numeric(levels(class))[class]
#score <- score[order(class)]
#class <- class[order(class)]

#measure <- measureit(roc, measure = c("ACC", "SENS", "SPEC"), class = class, score = score)

#Total
#plot(measure$Cutoff, measure$ACC)
#Sensibilidade
#plot(measure$Cutoff, measure$SENS)
#Especificidade
#plot(measure$Cutoff, measure$SPEC)

#Teste hoslem
probs_logit <- predict(logit, type = "response")
HL_tab <- cbind(fitted.values = probs_logit, obs = df2$Q46Bool, strata = df2$Strata)
#hoslem.test(x=probs_logit,y = df2$Q46Bool, g = 10 )
```

## Referências

Adriani, F., Pompeo, M., & Sonderegger, S. (2022). Gender effects in the battle of the sexes: A tale of two countries. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 197, 165-178.

Akerlof, G. A., & Kranton, R. E. (2000). Economics and Identity. *The Quarterly Journal of Economics*, 115(3), 715–753. <http://www.jstor.org/stable/2586894> (<http://www.jstor.org/stable/2586894>)

- Álvarez, B., & Miles-Touya, D. (2019). Gender imbalance in housework allocation: a question of time?. *Review of Economics of the Household*, 17, 1257-1287.
- Bloch, F., & Rao, V. (2002). Terror as a bargaining instrument: A case study of dowry violence in rural India. *American Economic Review*, 92(4), 1029-1043.
- Chang, W. C. (2011). Identity, Gender, and Subjective Well-being. *Review of Social Economy*, 69(1), 97-121.
- EVS/WVS (2022). European Values Study and World Values Survey: Joint EVS/WVS 2017-2022 Dataset (Joint EVS/WVS). JD Systems Institute & WVSA. Dataset Version 4.0.0, doi:10.14281/18241.21 (<https://doi.org/10.14281/18241.21>)