## Trabalho 3 - Modelos Lineares Generalizados

## Vítor Pereira

## 1 Modelando o banco de dados

Modelares o banco de dados de um experimento para avaliar o desempenho de cinco tipos de turbinas de alta velocidade, levando em consideração 10 motores dos 5 tipos avaliados, analisando o tempo (em unidades de milhões de ciclos) até a perda da velocidade.

## 1.1 Utilizando a Distribuição Gamma

Começaremos com a Distribuição Gamma, que é utilizada para modelar valores de dados positivos que são assimétricos à direita e maiores que 0.

### 1.1.1 Primeiro Ajuste

Então começaremos a análise da Distribuição Gamma, considerando todos os tipos variáveis dummies e analisaremos sua significância:

Estimativa Desvio padrão Estatística t P.valor 2.3700.144 16.422 < 0.001\* (Intercept) tipo2 -0.5700.204 -2.7910.008\* -0.2140.204 tipo3 -1.0470.301 -0.0870.204 -0.4280.67 tipo4 tipo5 0.319 0.204 1.562 0.125

Tabela 1: Primeiro Ajuste - Gamma

Notamos, que os tipos não são completamente significativos, assim realizaremos junções buscando que as variáveis dummies sejam significativas.

#### 1.1.2 Segundo Ajuste

Iremos aglutinar os grupos 3 e 4 em um só, visto que foram os grupos que obtiveram maior p-valor na tabela anterior, assim temos:

Tabela 2: Segundo Ajuste - Gamma

	Estimativa	Desvio padrão	Estatística t	P.valor
(Intercept)	2.370	0.145	16.318	<0.001*
tipo2	-0.570	0.205	-2.773	0.008*
tipo4	-0.149	0.178	-0.835	0.408
tipo5	0.319	0.205	1.552	0.128

Percebe-se que ainda não obtivemos significância em todos os tipos.

#### 1.1.3 Terceiro Ajuste

Agora iremos juntar os tipos 3 e 4 com o tipo 1, logo obtêm-se:

Tabela 3: Terceiro Ajuste - Gamma

	Estimativa	Desvio padrão	Estatística t	P.valor
(Intercept)	2.273	0.083	27.31	<0.001*
tipo2	-0.473	0.166	-2.84	0.007*
tipo5	0.415	0.166	2.49	0.016*

Desse modo conseguimos significância em todas as variáveis e ficamos com 3 grupos, sendo 1 aglomerados, os grupos são: Tipo 1, 3 e 4, Tipo 2 e Tipo 5.

## 1.2 Utilizando a Distribuição Normal Inversa

Agora utilizaremos a Distribuição Normal Inversa (NI), que também é utilizada para modelar valores de dados positivos e maiores que 0.

#### 1.2.1 Primeiro ajuste

Considerando todos os tipos variáveis dummies, a significância fica:

Tabela 4: Primeiro Ajuste - NI - Canônica

	Estimativa	Desvio padrão	Estatística t	P.valor
(Intercept)	0.009	0.003	3.155	0.003*
tipo2	0.019	0.007	2.624	0.012*
tipo3	0.005	0.005	0.988	0.328
tipo4	0.002	0.004	0.397	0.693
tipo5	-0.004	0.003	-1.264	0.213

Tabela 5: Primeiro Ajuste - NI - log

	Estimativa	Desvio padrão	Estatística t	P.valor
(Intercept)	2.370	0.158	14.951	<0.001*
tipo2	-0.570	0.198	-2.872	0.006*
tipo3	-0.214	0.213	-1.003	0.321
tipo4	-0.087	0.219	-0.398	0.692
tipo5	0.319	0.244	1.305	0.199

Notamos, que os tipos não são completamente significativos, assim realizaremos agregações em ambos modelos, buscando que as variáveis dummies sejam significativas.

## 1.2.2 Segundo Ajuste

Iremos unir os grupos 3 e 4 em um só, visto que foram os grupos que obtiveram maior p-valor na tabela anterior, assim temos:

Tabela 6: Segundo Ajuste - NI - Canônica

	Estimativa	Desvio padrão	Estatística t	P.valor
(Intercept)	0.009	0.003	3.121	0.003*
tipo2	0.019	0.007	2.596	0.013*
tipo4	0.003	0.004	0.809	0.423
tipo5	-0.004	0.003	-1.250	0.218

Tabela 7: Segundo Ajuste - NI - log

	Estimativa	Desvio padrão	Estatística t	P.valor
(Intercept)	2.370	0.160	14.793	<0.001*
tipo2	-0.570	0.200	-2.841	0.007*
tipo4	-0.149	0.192	-0.775	0.442
tipo5	0.319	0.247	1.291	0.203

Nota-se que ainda não obtivemos significância em todos os tipos, em nenhuma das distribuições NI.

## 1.2.3 Terceiro Ajuste

Agora iremos juntar os tipos 3 e 4 com o tipo 1, logo obtêm-se:

Tabela 8: Terceiro Ajuste - NI - Canônica

	Estimativa	Desvio padrão	Estatística t	P.valor
(Intercept)	0.011	0.002	5.74	<0.001*
tipo2	0.017	0.007	2.47	0.017*
tipo5	-0.006	0.003	-2.37	0.022*

Tabela 9: Terceiro Ajuste - NI - log

	Estimativa	Desvio padrão	Estatística t	P.valor
(Intercept)	2.273	0.087	26.09	<0.001*
tipo2	-0.473	0.148	-3.21	0.002*
tipo5	0.415	0.205	2.02	0.049*

Desse modo conseguimos significância em todas as variáveis e ficamos com 3 grupos, sendo 1 aglomerados, os grupos são: Tipo 1, 3 e 4, Tipo 2 e Tipo 5, tanto na Normal Inversa com ligação canônica, quanto na com ligação log.

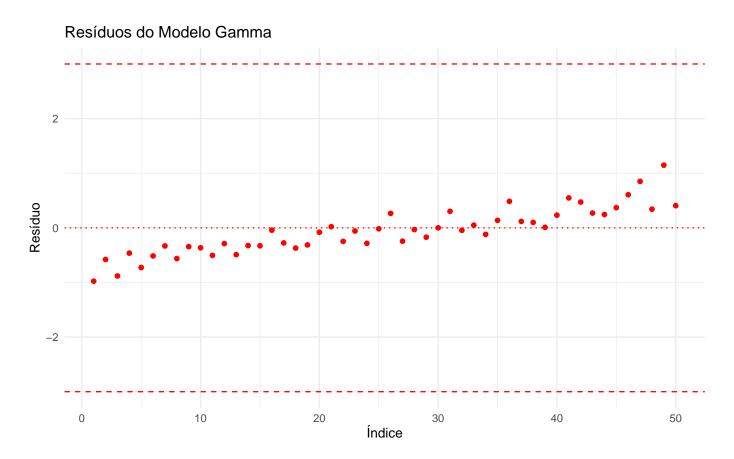
## 2 Análise de Influência

Nesta seção será realizada uma busca de observações atípicas no banco de dados, que assim possam estar influenciado a análise, também influenciado pelas junções de tipos realizados anteriomente, assim utilizaremos 5 análises para a verificação de pontos de influência: Análise de Resíduos Deviance, Envelope Simulado, Distância de Cook, Alavancagem e DFFits.

## 2.1 Ajuste com a Gamma

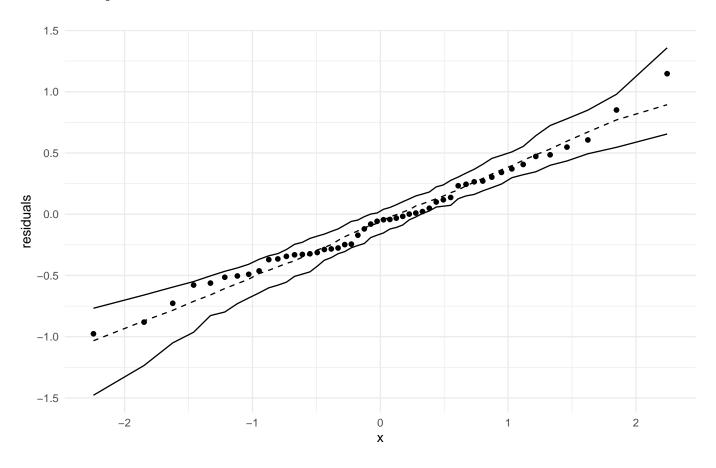
Começaremos a análise de influência com a distribuição Gamma.

## 2.1.1 Resíduos deviances vs indices



Não observa-se algum resíduo fora dos limites especificados, indicando que não exista pontos de influência.

## 2.1.2 Envelope Simulado



Todos os pontos estão dentro das bandas simuladas, indicando que a distribuição é adequada.

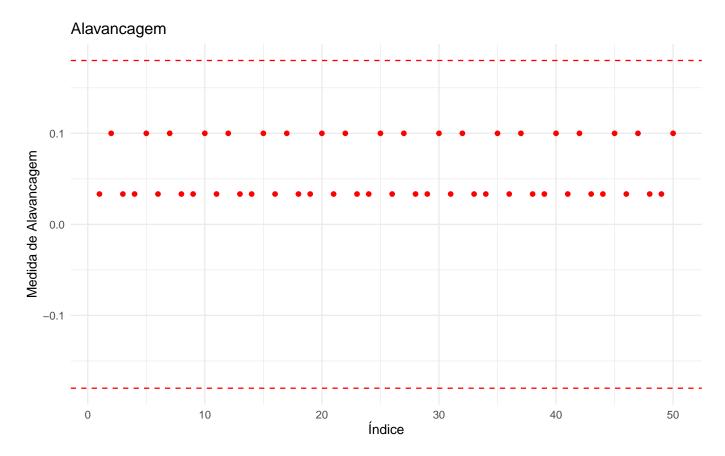
## 2.1.3 Distância de Cook

## Distância do Modelo Gamma



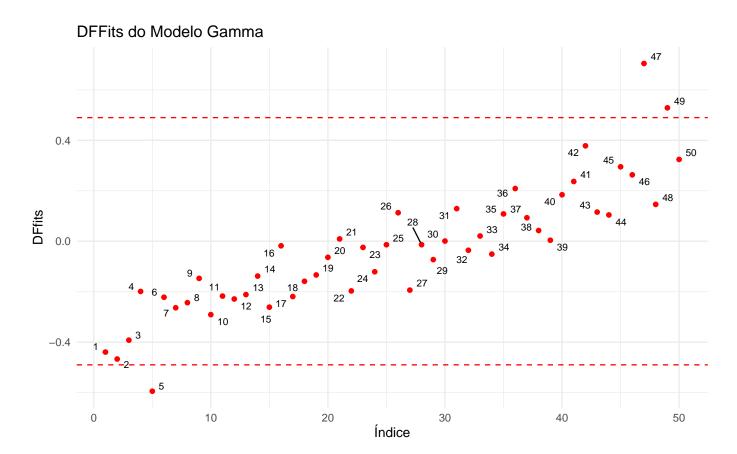
Nota-se que as observações 47 e 49 ficam fora dos limites estipulados, mas sem achatar o gráfico da distância de cook, indicam que são potenciais pontos de influência, assim iremos tomar a decisão sobre a sua remoção posteriomente.

## 2.1.4 Alavancagem



Observamos basicamente duas retas para a medida de alavancagem, mas nenhum delas fora dos limites estipulados, então não indicando pontos de influência.

## **2.1.5** DFFits



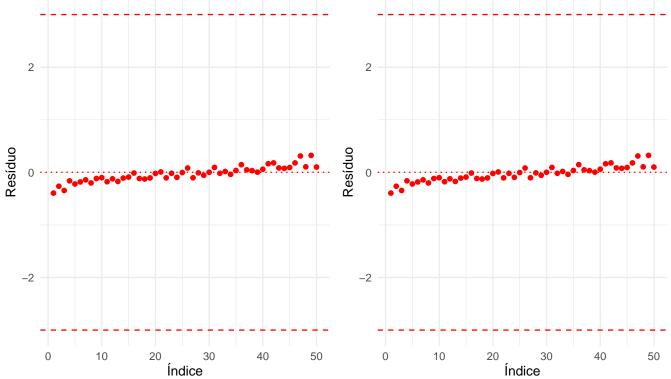
Observamos que os pontos 5, 47 e 49 ficam fora dos limites estipulados, assim são candidatos a pontos de influência.

## 2.1.6 Conclusão

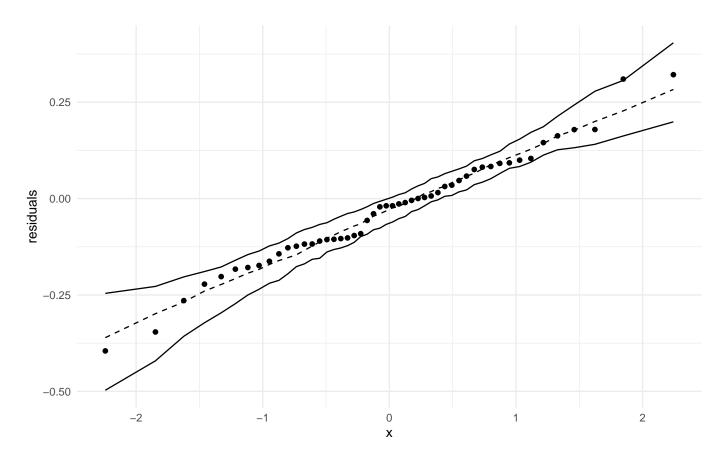
# Ajuste com a Normal inversa com link $\frac{1}{\mu^2}$ e link $\log$

#### 2.2.1Resíduos deviances vs indices

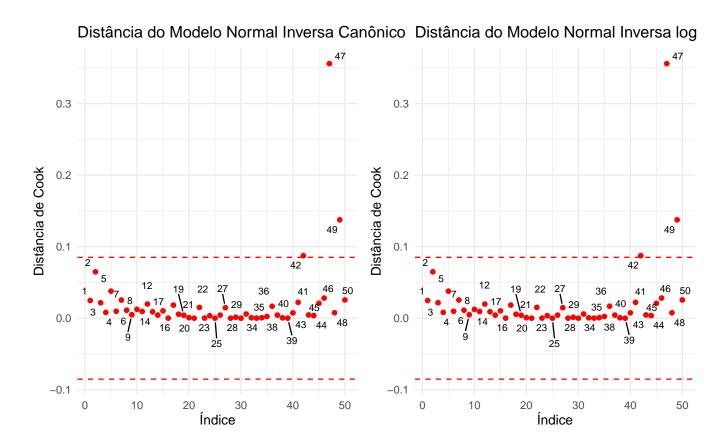
Resíduos do Modelo Normal Inversa Canônico Resíduos do Modelo Normal Inversa log



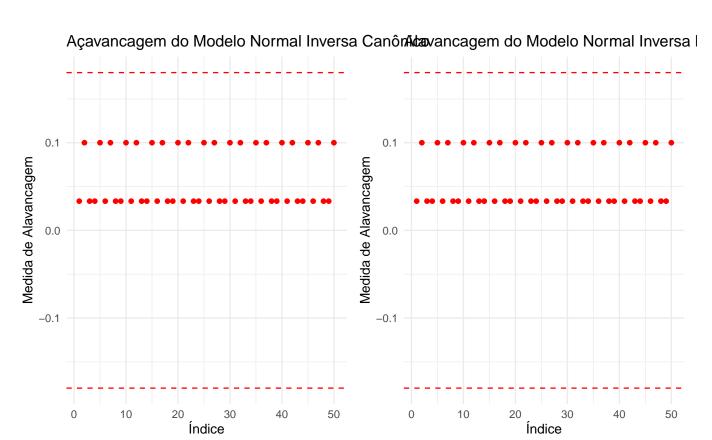
## 2.2.2 Envelope Simulado



## 2.2.3 Distância de Cook



## 2.2.4 Alavancagem



## 2.2.5 Conclusão