This is a title and this is too

Paulo Henrique Brasil Ribeiro
UFSCar, ICMC

Milene Regina dos Santos
UFSCar, ICMC

Resumo Na atualidade, o volume de dados existentes sobre as pessoas como um todo tem sido cada vez maior. Essas informações podem ser utilizadas entre outras coisas para construir informações e posteriormente análises e ilações sobre os indivíduos estudados. Dados mais "completos" podem ser utilizados para captação de padrões, possibilitam deduzir sobre os demais. No presente trabalho, utilizando técnicas de Regressão Logística num banco de treinamento no intuito de inferir se a renda das pessoas no banco de validação excede 50 mil doláres. Também faremos a apuração de precisão destas predições e demais métricas referentes ao modelo ajustado.

Keywords: stylesheet, glossa, article

1 Introdução

Seção 1

As presentes informações foram extraídas por Barry Becker no banco de dados Censo de 1994 e um dos locais onde está disponível disponibilizada em University of California, School of Information and Computer Science - Machine Learning Repository [1].

Os dados de treinamento são compostos inicialmente de 32561 observações e 13 variáveis:

- Idade
- Trabalho
- Escolaridade
- Anos de estudo
- Estado civil
- Profissição
- Raça
- Sexo
- Ganho de capital
- Perda de capital
- Horas trabalhadas (por semana)
- Nacionalidade
- Renda anual
- Grupo (<=50k, >50k)

Enquanto os dados de teste ou validação compõe as mesma variáveis porém com 16282 observações. Considerado uma quantidade relativamente grande de observações em ambos as partições, decidiu-se manter essa proporção de 67% e 33%

Sendo variável resposta uma variável binária categória (relacionada ao evento de interesse a Renda anual ser maior do que \$50.000), decidiu-se efetuar a modelagem com o através de regressão logística. Para os aspectos inferenciais a seguir, admitiu o nível de significância ($\alpha = 0,01$) visto a quantidade de expressiva observações.

[1] Acessado em 09/jul/2022 - 11h40m

1.1 Regressão Logística

Assim como as demais distribuições abrangidas pelas técnicas de MLG, a distribuição binomial pertence a família exponencial conforme as equações (1),

$$f(y;\pi) = \binom{m}{n}\pi^y(1-\pi)^{m-y}, \quad \pi \in [0;1], \quad y = 0,1,\ldots,m \tag{1}$$

$$\phi = 1, \;\; \theta = log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right) = \left(\frac{\mu}{m-\mu}\right) \implies \mu = \frac{me^{\theta}}{1+e^{\theta}}$$
$$b(\theta) = -m\, log(1-\pi) = m\, log(1+e^{\theta}), \;\; c(y,\phi) = log\binom{m}{y}$$

Utilizar a função de ligação canônica "logit" possue como principais vantagens ser vastamente difundida nas mais diversas áreas devido à fácil interpretação de seus coeficientes. O comportamento dessa função, vide Figura 1.

Aplicada a função logit ao modelo tem-se,

$$\text{logit}(Y) = log\left(\frac{p}{1-p}\right) = X\beta \tag{2}$$

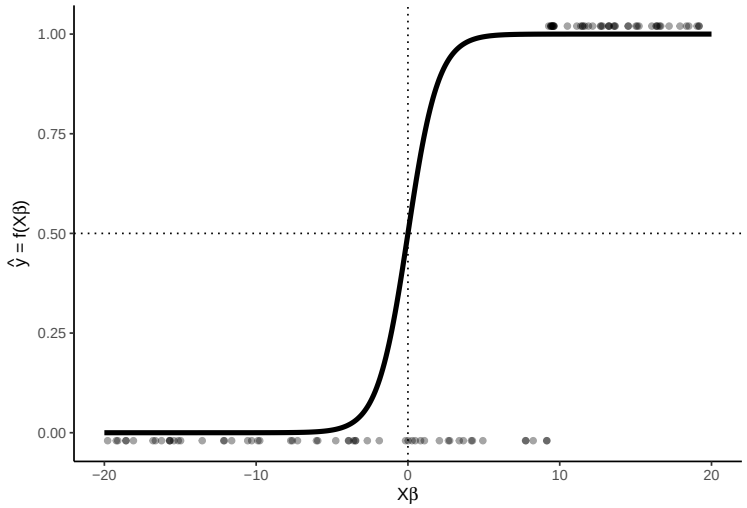


Figura 1: Função Logística (sigmoide)

A interpretabilidade facilitada por este tipo de modelo vem da maneira em que podem ler lidos os coeficientes do ajuste, razão de chances ($e^{\beta_i}, i = 1,\ldots,p$), . A razão de chances quando vista numa variável regressora categórica é uma medida de associação que mensura a proporção em que o indivíduo detentor de uma certa característica possue em estar no grupo do evento de interesse, i.e. y=1, quando comparada com característica de referência desta mesma variável categórica.

De forma similar, para uma variável explicativa contínua a interpretação se dá como para cada acréscimo na variável (ε)o indíviduo possuem um acréscimo de $\dfrac{e^{\beta_i(x_i+\varepsilon)}}{e^{\beta_i x_i}} = e^{\beta_i \cdot \varepsilon}$ em estar no grupo do evento de interesse. Logo tem-se as seguintes alternativas de interpretação para cada β_i:

- Para $\beta_i > 0 \implies e^{\beta_i} > 1$, conforme a variável x_i aumentar o probabilidade de evento tende a aumentar,
- Para $\beta_i = 0 \implies e^{\beta_i} = 1$, conforme a variável x_i aumentar o probabilidade de evento tende a permanecer a mesma,
- Para $\beta_i < 0 \implies e^{\beta_i} < 1$, conforme a variável x_i aumentar o probabilidade de evento tende a diminuir.

Essas interpretações tem ampla exploração na Seção 3.

1.2 Motivação

Na atualidade, o volume de dados existentes sobre as pessoas como um todo tem sido cada vez maior. Essas informações podem ser utilizadas entre outras coisas para construir informações e posteriormente análises e ilações sobre os indivíduos estudados. Dados mais "completos" podem ser utilizados para captação de padrões, possibilitam deduzir sobre os demais.

No presente trabalho, utilizando técnicas de Regressão Logística num banco de treinamento no intuito de inferir se a renda das pessoas no banco de validação excede 50 mil doláres. Também faremos a apuração de precisão destas predições e demais métricas referentes ao modelo ajustado.

2 Análise inicial e Tratamento dos dados

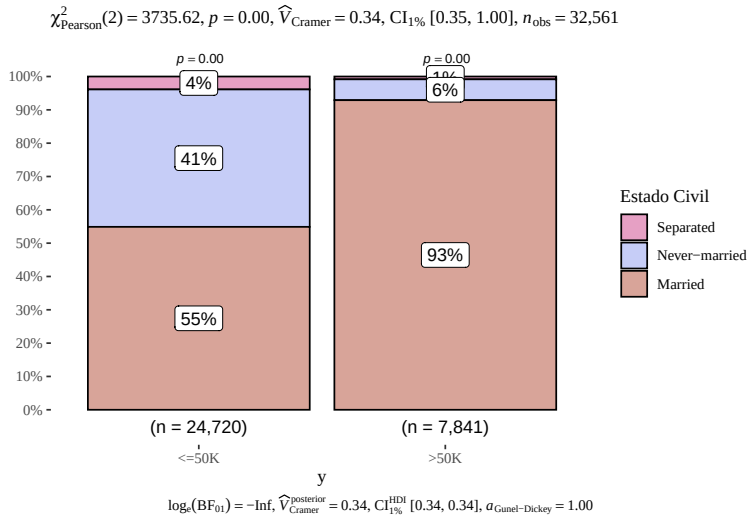
2.1 Transformação e Seleção de variáveis

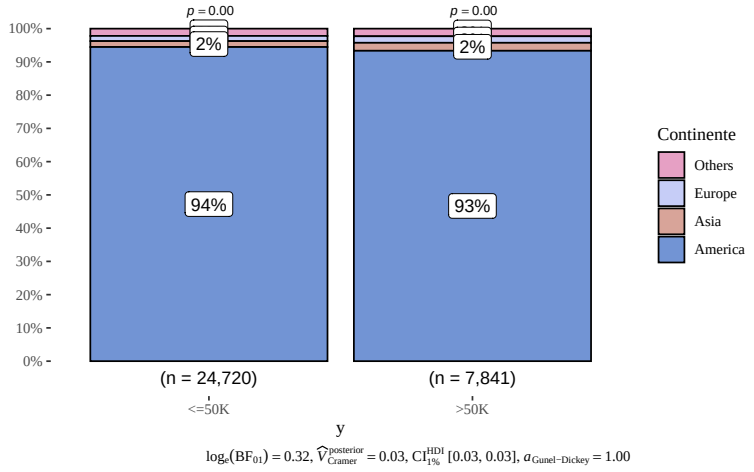
Reduziu-se a capilaridade de muitas das variáveis categóricas para que a estimação fosse possível e além do que diminui uma quantidade de parâmetro que poderia impossibilitar o bom entendimento do modelo, além do que algumas das categóricas pouco ou nada acrescentavam na elucidação das relações entre as covariáveis entre si e delas com a variável resposta.

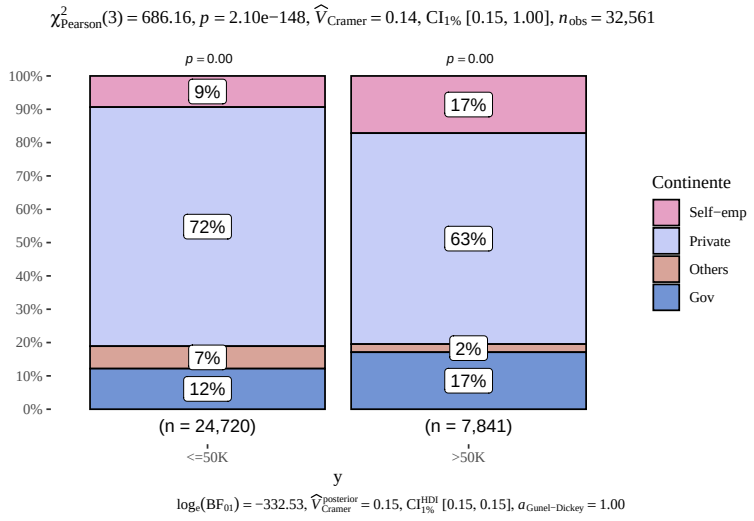
Essa transformação ocorreu com a ajuda da técnica CHAID (Chi-Squared Automatic Interaction Detector) já bem estabelecida na literatura, porém o maior peso para as decisões foi proveniente do bom senso na aglomeração dos atributos, por exemplo a variáveis "países" foi sumarizada em "continentes" (cntl), a variável profissão resumiu-se na área de atuação do profissional (administrativo, serviço, etc) e outros agrupamentos similares.

2.2 Associação

Os coeficientes do modelo também podem ser calculados de forma simples através de uma tabela de contingência dos dados onde $\frac{P(Y=1|X=x_i)}{1-P(Y=1|X=x_i)}$, consequência direta da equação (2).







2.3 Modelo encaixados - Aula 21 - 45

Para seleção do modelo utilizou-se a estratégia com uma sequência de modelos encaixados nas duas “direções”:

- Começar do modelo nulo e adicionar uma nova variável categórica, que é escolhida por ser aquela que mais aumenta a 'Deviance' [vide equação (2.3)]entre os os modelos, efetuado isso repetidas vezes até que a adição de nenhuma variável seja significativa através do teste de F para um dado nivel de significância e após isso avalia-se as variáveis quantitavias,
- A partir do modelo saturado e remover uma nova variável categórica, que é escolhida por ser aquela que menos aumenta 'Deviance' entre os modelos, efetuado isso repetidas vezes até que a remoção nenhuma variável seja significativa através do teste de F para um dado nivel de significância, após isso avalia-se as variáveis quantitavias.

Onde a estatística de teste se dá por:

$$D^* = -2\sum_{i=1}^{n}\left[y_i\left(\frac{\hat{\pi}_i}{y_i}\right) + (1-y_1)\log\left(\frac{1-\hat{\pi}_i}{1-y_i}\right)\right]$$

Outro método similar de seleção método de variáveis regressoras muito utilizado que também aplicou-se nesse estudo foi o stepwise AIC. Este método possibilita a determinação de um conjunto de vari´aveis estatisticamente significantes ao utilizar os critérios de AIC num conjunto de ajustes avaliados.

Estes três procedimentos foram aplicados aos modelos de primeira e segunda ordem (com termos quadráticas e interações das covariáveis 2 a 2).

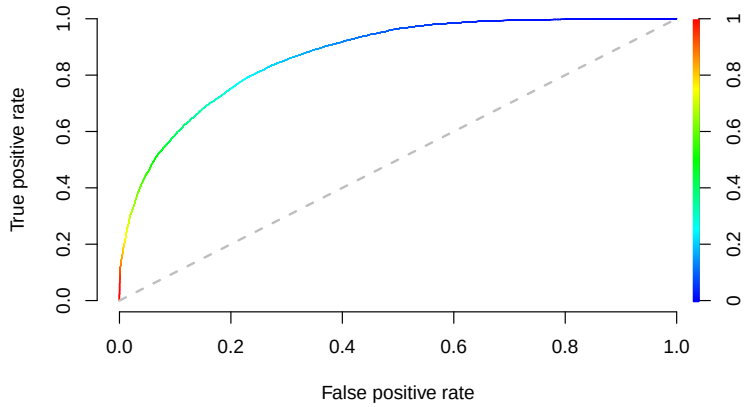
Tabela 1: dnaokl

Resid. Df	Resid. Dev	Df	Deviance
32543	23953.69	NA	NA
32517	23801.39	26	152.3037

2.4 Modelo Final

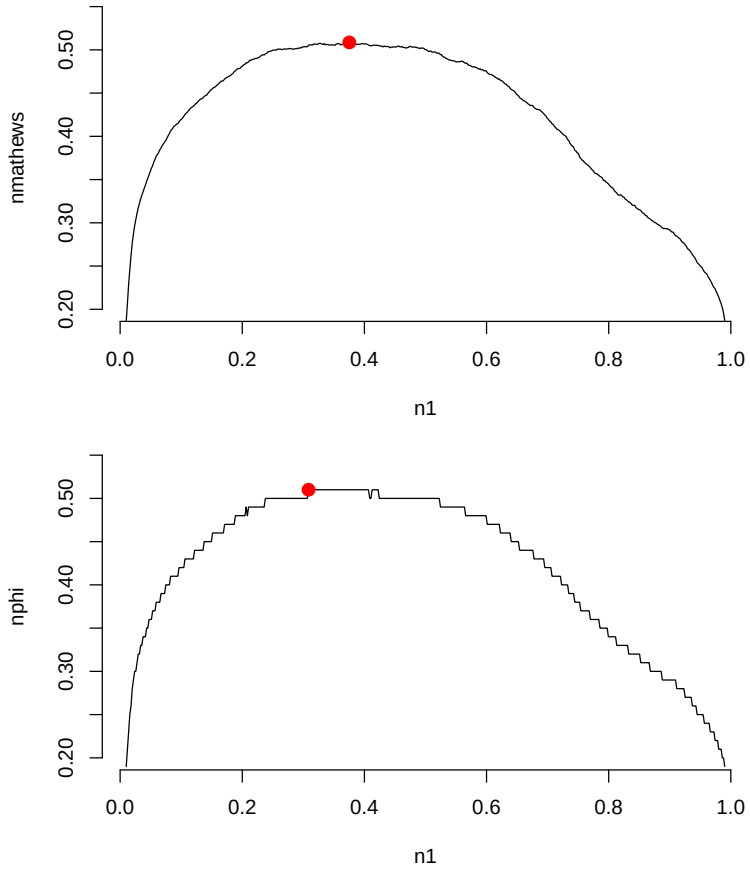
$$\hat{Y} = X\beta$$

2.5 Curva Receiver Operating Characteristic (ROC)

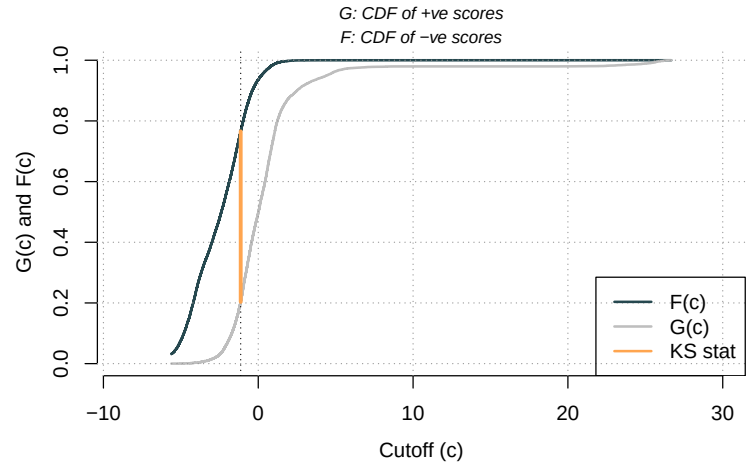


2.6 Ponto de corte

```
##     18853
## 0.497095
```



2.7 Demais métricas

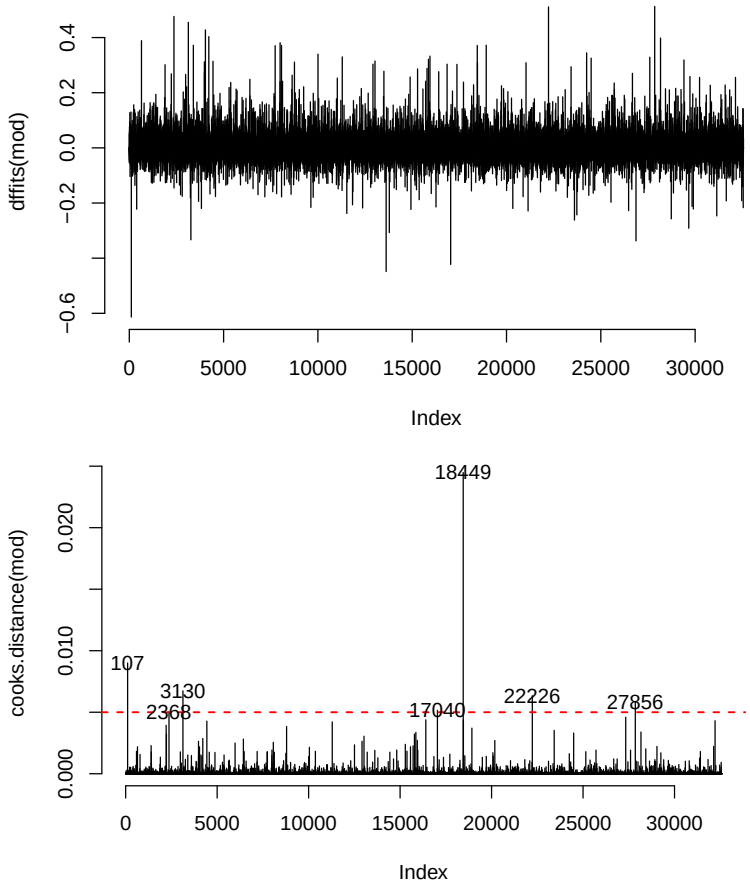



```
## KS: 0.5624863
```

KS: 0.5624863
Segundo Louzada, Diniz et al:

- KS $<$ 10%: indica que n˜ao h´a discrimina¸c˜ao entre os perfis de bons e maus clientes;
- 10% $<$ KS $<$ 20%: indica que a discrimina¸c˜ao ´e baixa;
- KS $>$ 20%: indica que o modelo discrimina o perfil de bons e maus.

2.8 Outliers e Pontos de influência



2.9 Resíduo - Aula 22 50min

2.10 Comparação nas estimativas com a retirada dos pontos influentes

Tabela 2: eopvno

	Modelo Final	Modelo sem pontos influentes	Diferença (%)
(Intercept)	-7,937	-7,936	0
est_Never-married	-1,795	-1,789	0,003
est_Separated	-1,94	-2,25	-0,16
ans_	0,351	0,351	0
cptl	0	0	-0,015
sexMale	1,369	1,375	-0,005
hr___	0,029	0,029	0,002
classeOthers	-0,227	-0,232	-0,022
classeProduction	-0,141	-0,143	-0,01
classeService	-0,562	-0,564	-0,002
idad	0,021	0,021	0,005
trblOthers	-0,112	-0,093	0,169
trblPrivate	0,037	0,042	-0,125
trblSelf-emp	0,143	0,135	0,055

	Modelo Final	Modelo sem pontos influentes	Diferença (%)
raceAsian-Pac-Islander	0,556	0,554	0,004
raceBlack	0,411	0,418	-0,016
raceOther	-0,028	-0,025	0,116
raceWhite	0,713	0,717	-0,006
edccLiberal	-0,254	-0,28	-0,104
edccNon-Grad	-0,019	-0,021	-0,113
est_Never-married:trblOthers	-0,834	-0,679	0,186
est_Separated:trblOthers	-9,764	-10,332	-0,058
est_Never-married:trblPrivate	-0,172	-0,177	-0,032
est_Separated:trblPrivate	0,074	0,269	-2,645
est_Never-married:trblSelf-emp	0,634	0,632	0,004
est_Separated:trblSelf-emp	-0,233	-0,177	0,243
est_Never-married:sexMale	-0,534	-0,541	-0,013
est_Separated:sexMale	0,407	0,612	-0,502
sexMale:trblOthers	-0,708	-0,735	-0,039
sexMale:trblPrivate	-0,036	-0,045	-0,268
sexMale:trblSelf-emp	-0,54	-0,535	0,009
sexMale:classeOthers	-0,162	-0,158	0,027
sexMale:classeProduction	-0,667	-0,668	-0,003
sexMale:classeService	0,027	0,027	0
trblOthers:edccLiberal	-0,208	-0,312	-0,501
trblPrivate:edccLiberal	-0,188	-0,151	0,198
trblSelf-emp:edccLiberal	0,562	0,604	-0,076
trblOthers:edccNon-Grad	-0,546	-0,417	0,236
trblPrivate:edccNon-Grad	0,023	0,02	0,16
trblSelf-emp:edccNon-Grad	0,904	0,905	0
est_Never-married:edccLiberal	0,684	0,656	0,041
est_Separated:edccLiberal	0,735	0,374	0,491
est_Never-married:edccNon-Grad	0,721	0,782	-0,084
est_Separated:edccNon-Grad	-0,713	-10,933	-14,34

2.11 Matriz de confusão e predições

Com o aux´ılio da curva ROC podemos escolher um ponto de corte igual a 0,29. Assim, as medidas relacionadas ‘a capacidade preditiva do modelo s˜ao: SENS = 0, 75, SP EC = 0, 76, V P P = 0, 58, V P N = 0, 87, CAT = 0, 76 e MCC = 0, 48, o que ´e indicativo de uma boa capacidade preditiva. Esta conclus˜ao ´e corroborada pela curva ROC apresentada na Figura 2.1.

3 Conclusões e interpretações dos parâmetros (razão de chances)

[2]

[2] Examples in footnotes are numbered with lower case Roman numerals enclosed between brackets:

(i) a. Colorless green ideas sleep furiously.
b. *The child seems sleeping.

More text can follow the example.