



SÉRIE DE NOTAS TÉCNICAS EM ECONOMIA DA UFG
NT N. 10

**NOTA TÉCNICA EM ECONOMIA
n. 010**

Publicação cujo objetivo é auxiliar na elaboração de aulas e de pesquisas do Curso de Ciências Econômicas da UFG, divulgando demonstrações técnicas e metodológicas ou rotinas computacionais voltadas para a economia.

As opiniões contidas nesta publicação não representam o ponto de vista do NEPEC ou da FACE/UFG, sendo de inteira responsabilidade de seu(s) autor(es).

Reprodução permitida, desde que citada a fonte.

**FACE – Faculdade de Administração, Ciências
Contábeis e Ciências Econômicas
Curso de Ciências Econômicas**

Direção FACE

Prof. Moisés Ferreira da Cunha

Vice-Direção FACE

Prof. Sérgio Barroca

Coordenação do Curso de Ciências Econômicas

Prof^a. Andrea Freire de Lucena

**NEPEC – Núcleo de Estudos e Pesquisas
Econômicas
Coordenação**

Sérgio Fornazier Meyrelles Filho

Endereço

Campus Samambaia, Prédio da FACE – Rodovia
Goiânia/Nova Veneza, km. 0, CEP 74690-900,
Goiânia – GO. Tel. (62) 3521 – 1390

URL

<http://www.face.ufg.br/economia>

Variáveis Binárias em R

Bruno Holanda

FACE/UFG

NEPEC/FACE/UFG

Goiânia – Junho de 2017

Versão 1.0



Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
GPT/BC/UFG

Holanda, Bruno
Variáveis Binárias em R. - 2017.
8 f.: il.

Universidade Federal de Goiás, Goiânia, 2016. Bibliografia. Anexos. 1.
Variável Binária. 2. Logit. 3. Probit. 4. R I. Título.

Variáveis Binárias em R

Bruno Holanda *

Resumo

O objetivo desta nota é fornecer um rotina em R para reproduzir uma análise de escolha entre duas marcas de ketchup que utiliza modelos de variáveis independentes binárias. Este estudo está melhor detalhado no quarto capítulo do livro de [Franses and Paap \(2001\)](#).

Palavras chave: Variável Binária · Probit · Logit · R

1 Introdução

Modelos de variável binária são necessários quando a variável independente do modelo só pode assumir um entre dois possíveis valores que são geralmente normalizados como constantes 0 ou 1. Por exemplo, um pesquisador pode estar interessado em explicar como o nível educacional e a experiência laboral afetam a condição de o indivíduo estar ou não empregado.

Neste tipo de modelo, não podemos assumir a hipótese de lineariedade. De fato, ao assumirmos uma regressão do tipo

$$Y|X = X\beta + u$$

o lado esquerdo pode facilmente gerar valores fora do conjunto $\{0, 1\}$. Ao invés disso, podemos utilizar a regressão:

$$Prob(Y = 1|X) = F(X\beta),$$

onde $F(\cdot)$ representa alguma função de probabilidade acumulada. Com essa abordagem, garantimos que os dois lados da equação sejam compatíveis. Em geral, escolhemos F como sendo uma das seguintes alternativas:

*Professor Adjunto, Universidade Federal de Goiás, Faculdade de Administração, Contabilidade e Economia (FACE-UFG). e-mail: bholanda@ufg.br

(i) **Função Logística:**

$$F(x) = \Lambda(x) = \frac{\exp(x)}{1 + \exp(x)}$$

(ii) **Função Normal:**

$$F(x) = \Phi(x) = \int_{-\infty}^x \phi(z) dz,$$

onde $\phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{z^2}{2})$ é a distribuição normal.

Na primeira opção, chamamos o modelo de regressão logística. Na segunda, de modelo probit.

Para estes modelos, não faz sentido utilizar o método de mínimos quadrados para estimar os parâmetros β . Utilizaremos, portanto, o método de máxima verossimilhança. Além disso, diferentemente do que ocorre no modelo linear, não é possível achar analiticamente o ponto que maximiza a função de verossimilhança para este modelo. Para obter os pontos críticos, devemos recorrer a algum método computacional iterativo. Em geral, os pacotes estatísticos utilizam o método de Newton–Raphson.

Para medir a qualidade de ajuste (goodness of fit) dos modelos estimados, utilizaremos as medidas de Pseudo- R^2_{MF} de McFadden e R^2 -contado.

O R^2_{MF} de McFadden é definido como

$$R^2_{MF} = 1 - \frac{\log(L_{UR})}{\log(L_R)},$$

onde L_{UR} é o máximo da função de verossimilhança da regressão não restrita e L_R é o máximo da função de verossimilhança da regressão restrita quando $\beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k$.

Para calcular o R^2 -contado temos que inicialmente considerar os valores estimados das variáveis explicadas definidos pela seguinte regra:

$$Se \begin{cases} F(X_i\hat{\beta}) > 0.5 \Rightarrow \hat{y}_i = 1 \\ F(X_i\hat{\beta}) \leq 0.5 \Rightarrow \hat{y}_i = 0 \end{cases}$$

Então,

$$R^2_{contado} = \frac{\#\{i|\hat{y}_i = y_i\}}{n}.$$

Ou seja, é o número de previsões corretas dividido pelo número de observações. Em geral, dizemos que o modelo tem um bom ajuste se $R^2_{contado} > 0.75$.

Além disso, os coeficientes β 's não mostram uma relação direta dos efeitos marginais das variáveis explicativas sob a variável explicada. Para calcular os efeitos

marginais derivamos a função $p = \text{Prob}(Y|X)$ parcialmente em relação à variável x_i . Através da regra da cadeia obtemos:

$$\frac{\partial p}{\partial x_i} = F'(X\beta)\beta_i.$$

Portanto, o efeito marginal sob a probabilidade de sucesso da variável explicada ($\text{prob}(y = 1|X)$) devido a uma mudança marginal da variável explicativa x_i depende dos valores fixados para todas as variáveis explicativas estatisticamente relevantes. Dessa forma, alguns pesquisadores preferem reportar a chamada média dos efeitos amostrais definida por

$$\overline{\left(\frac{\partial p}{\partial x_i}\right)} := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n F'(X\hat{\beta})\hat{\beta}_i$$

2 Os Dados

Os dados correspondem a um total de 2798 observações sobre a decisão de 300 indivíduos sobre a escolha entre duas marcas de ketchup: Heinz e Hunts. Os dados podem ser facilmente obtidos no site people.few.eur.nl. As variáveis coletadas são:

"OBS": indica o número da observação.

"HOUSEHOLDID": indicador dos indivíduos.

"LASTPURCHASE": indica se é a última compra do indivíduo.

"HEINZ": indica se escolha foi pela marca Heinz.

"HUNTS": indica se escolha foi pela marca Hunts.

"PRICEHEINZ": preço da marca Heinz.

"PRICEHUNTS": preço da marca Hunts.

"DISPLHEINZ": marca presença de display da marca Heinz

"DISPLHUNTS": marca presença de display da marca Huntz

"FEATHEINZ": marca presença de "features" da marca Heinz

"FEATHUNTS": marca presença de "features" da marca Hunts

"FEATDISPLHEINZ": marca presença de display e "features" da marca Heinz

"FEATDISPLHUNTS": marca presença de display e "features" da marca Hunts

O modelo a ser estimado é

$$\text{Prob}(Y|X) = F(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_7 X_7 + u),$$

onde $Y = \text{HEINZ}$, $X_1 = \log\left(\frac{\text{PRICEHEINZ}}{\text{PRICEHUNTS}}\right)$ e $X_2, \dots, X_7$ representam as variáveis DISPLHEINZ, DISPLHUNTS, FEATHEINZ, FEATHUNTS, FEATDISPLHEINZ, FEATDISPLHUNTS.

3 Rotina em R

Antes de elaborarmos qualquer rotina em R devemos instalar os pacotes que serão utilizados em nossa análise. No caso particular desta nota, devem estar instalados os pacotes `readxl` para ler dados no formato `xlsx` e `lmtest` para realizar testes estatísticos. O próximo passo é indicar que os pacotes serão utilizados. Faça isso através dos comandos:

```
library(readxl) #para ler dados em excel
library(lmtest) #para testes estatísticos
library(stargazer) #para criar tabelas em LaTeX
```

Agora iremos ler o banco de dados¹ e separá-los em dois. No primeiro, guarde todas as observações de todos os indivíduos, retirando a última observação de cada um. Chame este banco de *subd* e guarde as observações não utilizadas em *subd2*. Utilize o banco de dados *subd*.

```
d <- read_excel("seu diretorio/paap4.xlsx",
               sheet = 1, col_names=TRUE)

subd <- subset(d, LASTPURCHASE==0)
subd2 <- subset(d, LASTPURCHASE==1)

attach(subd)
```

Agora já podemos rodar nosso modelo de variável binária. Faremos um para regressão logit e outra probit.

```
Y <- HEINZ
logPHEPHU <- log(PRICEHEINZ/PRICEHUNTS)
X <- cbind(logPHEPHU , DISPLHEINZ , DISPLHUNTS ,
          FEATHEINZ , FEATHUNTS , FEATDISPLHEINZ , FEATDISPLHUNTS)
#####

logit<- glm(Y ~ X, family=binomial (link = "logit"))

summary(logit)

MX <- cbind((rep(1,length(Y))),X)
```

¹Disponível em [repositório github](#)

```

ZZ <- MX %*% coefficients(logit)

probit <- glm(Y ~ X,family=binomial (link = "probit"))

## Warning: glm.fit: fitted probabilities numerically 0 or 1 occurred

summary(probit)

```

As funções `summary` criam uma tabela de resultados como mostramos no apêndice. Como os resultados foram próximos, iremos nos dedicar de agora em diante ao modelo logit. Para calcular o R^2 de McFadden, faça:

```

logit0<-update(logit, formula= Y ~ 1)
McFadden<- 1-as.vector(logLik(logit)/logLik(logit0))

```

O resultado é 0.301 que nos parece razoável para um painel com tantas observações. Para a medida R^2 -contado, faremos uma tabela Booleana que verifica quando os valores estimados para a variável independente são iguais aos valores apresentados nos dados.

```

Y <- HEINZ
table(true = Y, pred = round(fitted(logit)))

##      pred
## true    0    1
##    0   71  201
##    1   28 2198

```

Assim,

$$R^2_{\text{contado}} = \frac{2198 + 71}{2498} = 0.908$$

Agora verificaremos se o modelo é capaz de prever razoavelmente as observações colecionadas em *subd2* que corresponde a última compra para cada indivíduo.

```

attach(subd2)
Y <- HEINZ
X <- cbind(log(PRICEHEINZ/PRICEHUNTS) , DISPLHEINZ , DISPLHUNTS ,
           FEATHEINZ , FEATHUNTS , FEATDISPLHEINZ , FEATDISPLHUNTS)
MX <- cbind((rep(1,length(Y))),X)
Z <- MX %*% coefficients(logit)
fitZ <- round(exp(Z)/(1+exp(Z)))
table(true = Y, pred = fitZ)

```

```
##      pred
## true    0    1
##      0    4   31
##      1    1  264
```

Neste caso,

$$R_{contado}^2 = \frac{264 + 4}{300} = 0.893$$

que corresponde a uma boa capacidade preditiva.

Para finalizar, vamos calcular a média dos efeitos marginais amostrais para a variável X_1 . Mas antes vamos construir manualmente a função logística:

```
lal <- function(x) {exp(x)/(1+exp(x))}
```

Agora utilizaremos o vetor ZZ criado anteriormente:

```
MarEff <- mean(lal(ZZ)*(1-lal(ZZ)))*coefficients(logit)[2]
```

O valor encontrado é -0.426. Isso significa que o aumento de 1 ponto na variável X_1 diminui em (em média) -42.6% a probabilidade do consumidor optar pela marca Heinz. Portanto, temos um mercado que é muito sensível à uma mudança de preços relativos.

4 Observações

Além de [Franses and Paap \(2001\)](#), estas notas também foram inspiradas em [Maddala \(2001\)](#) e [Johnston et al. \(1997\)](#). A programação em R foi baseada nos exemplos encontrados no site [Econometric Academy](#) mantido por Ani Katchova. Para aprender mais sobre esta linguagem computacional, direcionamos o leitor ao repositório [R-Bloggers](#). Também indicamos dois livros para consulta: [Sheather \(2009\)](#) e [Christian Kleiber \(2008\)](#).

Referências

- Christian Kleiber, A. Z. a. (2008). *Applied Econometrics with R*. Use R. Springer-Verlag New York, 1 edition.
- Franses, P. H. and Paap, R. (2001). *Quantitative Models in Marketing Research*. Cambridge University Press.
- Johnston, J., Johnston, J., and DiNardo, J. (1997). *Econometric Methods*. Economics series. McGraw-Hill.

Maddala, G. (2001). *Introduction to Econometrics*. Wiley.

Sheather, S. (2009). *A Modern Approach to Regression with R*. Springer Texts in Statistics. Springer New York.

5 Apêndice:

Tabela 1: Resultado das regressões

	<i>Dependent variable:</i>	
	Y	
	<i>logistic</i>	<i>probit</i>
	(1)	(2)
log (price heinz/hunts)	−5.987*** (0.401)	−3.274*** (0.212)
display heinz only	0.526** (0.254)	0.271** (0.129)
display hunts only	−0.651** (0.254)	−0.376** (0.150)
feat. heinz only	0.474 (0.320)	0.188 (0.158)
feat. hunts only	−1.033*** (0.361)	−0.573*** (0.199)
feat. and display heinz	0.473 (0.489)	0.255 (0.248)
feat. and display hunts	−1.981*** (0.479)	−1.094*** (0.275)
Constante	3.290*** (0.151)	1.846*** (0.075)
Observations	2,498	2,498
Log Likelihood	−601.238	−598.528
Akaike Inf. Crit.	1,218.477	1,213.057

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01