

# Trabalho IV: Testes uniformemente mais poderosos.

Disciplina: Inferência Estatística

Aluno: Rener de Souza Oliveira

18 de Novembro de 2020

## Introdução

Vimos que os testes de hipótese fornecem uma abordagem matematicamente sólida para traduzir hipóteses científicas sobre o processo gerador dos dados em decisões sobre os dados – isto é, traduzir afirmações sobre partições do espaço de parâmetros,  $\Omega$ , em afirmações testáveis sobre o espaço amostral  $\mathcal{X}^n$ .

Um teste  $\delta(\mathbf{X})$  é uma decisão (binária) de rejeitar ou não uma hipótese nula ( $H_0$ ) sobre  $\theta \in \Omega$  com base em uma amostra  $\mathbf{X}$ . A capacidade de um teste de rejeitar  $H_0$  quando ela é falsa é medida pela função poder,  $\pi(\theta|\delta)$ . Nem todos os testes, no entanto, são criados iguais. Em certas situações, é possível mostrar que um procedimento  $\delta_A$  é *uniformemente* mais poderoso que outro procedimento  $\delta_B$  para testar a mesma hipótese.

Neste trabalho, vamos definir e aplicar o conceito de **teste uniformemente mais poderoso**.

## 1 - Motivação e Definição

Sejam:

$$\begin{aligned} H_0 : \theta \in \Omega_0 \subset \Omega, \\ H_1 : \theta \in \Omega_1 \subset \Omega, \end{aligned} \tag{1}$$

onde  $\Omega_1 = \Omega \setminus \Omega_0$

Ao realizar um procedimento de teste  $\delta(\mathbf{X})$ , é desejável que a função poder  $\pi(\theta|\delta) \stackrel{\text{def}}{=} \Pr(\text{Rejeitar } H_0 | \theta)$  seja menor ou igual à um nível de significância  $\alpha_0 \in (0, 1)$ , quando  $\theta \in \Omega_0$ , limitando superiormente a probabilidade de erro do tipo I (rejeitar  $H_0$  quando ela é verdadeira). Podemos expressar tal propriedade da seguinte forma:

$$\alpha(\delta) \leq \alpha_0$$

Onde  $\alpha(\delta) \stackrel{\text{def}}{=} \sup_{\theta \in \Omega_0} \pi(\theta|\delta)$  é o tamanho do teste.

Além disso, queremos também ter algum controle sobre a probabilidade de erro do tipo II (não rejeitar  $H_0$  quando ela é falsa). Como a probabilidade de tal erro quando  $\theta \in \Omega_1$  é igual a  $1 - \pi(\theta|\delta)$ , queremos que, na região onde  $H_0$  é falsa ( $\Omega_1$ ) a função poder  $\pi(\theta|\delta)$  seja máxima, para todo  $\theta$  em tal região. Tal maximização, minimiza a probabilidade de erro do tipo II quando  $\theta \in \Omega_1$ , isso nem sempre é possível, mas quando for, temos um nome especial para esse teste, que segue abaixo sua definição:

**Definição 1 (*Teste Uniformemente mais poderoso*)** Seja  $\mathcal{C}$  uma classe de teste para as hipóteses (1);  $\delta^* \in \mathcal{C}$  é chamado de uniformemente mais poderoso ( $UMP^1$ ) da classe  $\mathcal{C}$ , se:

$$\pi(\theta|\delta^*) \geq \pi(\theta|\delta) \quad \forall \theta \in \Omega_1,$$

para qualquer teste  $\delta \in \mathcal{C}$ .

Seguindo a motivação dada acima, podemos definir  $\mathcal{C}$  como o conjunto de todos dos testes de tamanho menor ou igual a  $\alpha_0$ , limitando o erro tipo I. Neste caso, chamamos  $\delta^*$  de UMP para (1) ao nível  $\alpha_0$ .

## 2 - Razão de Verossimilhança Monótona

**Definição 2 (*Razão de Verossimilhanças Monótona*)** Seja  $f_n(\mathbf{x}|\theta)$  a função de verossimilhança das observações  $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ , e  $T = r(\mathbf{X})$  uma estatística. Dizemos que a distribuição dos dados tem **razão de verossimilhanças monótona** sob  $T$ , quando,  $\forall \theta_1, \theta_2 \in \Omega; \theta_1 < \theta_2$ , a razão  $\frac{f(\mathbf{x}|\theta_2)}{f(\mathbf{x}|\theta_1)}$  depende dos dados através de  $r(\mathbf{x})$  somente, e é uma função monótona de  $r(\mathbf{x})$  sob seu espaço de definição.

## 3 - UMP para $H_0$ simples

Considere uma hipótese nula simples,  $H_0 : \theta = \theta_0, \theta_0 \in \Omega$ . Mostraremos que, se vale o Teorema da Fatorização, e existem  $c$  e  $\alpha_0$  tais que

$$\Pr(r(\mathbf{X}) \geq c \mid \theta = \theta_0) = \alpha_0,$$

então o procedimento  $\delta^*$  que rejeita  $H_0$  se  $r(\mathbf{X}) \geq c$  é UMP para  $H_0$  ao nível  $\alpha_0$ .

Mas antes, vamos enunciar alguns teoremas:

**Teorema 1 (*Teorema da Fatorização*)[3]** Sejam  $X_1, X_2, \dots, X_n$  amostra aleatória de uma distribuição de densidade ou massa  $f(x|\theta)$ , onde  $\theta \in \Omega$ . Uma estatística  $T = r(X_1, X_2, \dots, X_n)$  é suficiente para  $\theta$ , se, e somente se a distribuição conjunta dos dados  $f_n(\mathbf{x}|\theta)$  pode ser fatorizada como:

$$f_n(\mathbf{x}|\theta) = u(\mathbf{x})v[r(\mathbf{x}), \theta],$$

para todo  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ , e  $\forall \theta \in \Omega$ .  $u$  e  $v$  são funções não negativas.

---

<sup>1</sup>Uniformly Most Powerful Test

A demonstração pode ser encontrada em [3].

**Teorema 2 (Lema de Neyman-Pearson)[1]** Seja  $(X_1, X_2, \dots, X_n) \in \mathbb{R}^n$  uma amostra indexada por  $\theta$ . Considere as hipóteses

$$\begin{aligned} H_0 : \theta &= \theta_0, \\ H_1 : \theta &= \theta_1, \end{aligned} \quad (2)$$

e seja  $f_n(\mathbf{x}|\theta_i)$ , com  $i = 0, 1$  a função de densidade ou massa dos dados. Seja  $R \in \mathbb{R}^n$  uma região de rejeição que satisfaça:

$$\mathbf{x} \in R \text{ se } f(\mathbf{x}|\theta_1) \geq k f(\mathbf{x}|\theta_0) \quad (3)$$

$$\text{e } \mathbf{x} \in R^C \text{ se } f(\mathbf{x}|\theta_1) \leq k f(\mathbf{x}|\theta_0),$$

para algum  $k \geq 0$  e

$$\Pr(\mathbf{X} \in R | \theta = \theta_0) = \alpha_0. \quad (4)$$

Então, todo teste que satisfaz (3) e (4) é UMP ao nível  $\alpha_0$ .

A demonstração será omitida pois pode ser encontrada em [1].

**Corolário 1** Considere as hipóteses (2). Seja  $T(\mathbf{X})$  uma estatística suficiente para  $\theta$  e  $g(t|\theta_i)$   $i = 0, 1$ , uma função de  $t = T(\mathbf{x})$  tal que fatoriza a verossimilhança dos dados em  $f_n(\mathbf{x}|\theta_i) = g(t|\theta_i)u(\mathbf{x})$ , para alguma função  $u(\mathbf{x}) \geq 0$ . Seja  $\delta$  um teste que rejeite  $H_0$  se  $T$  pertence a uma região de rejeição  $S$  (subconjunto do espaço de definição de  $T$ ). Assim,  $\delta$  será UMP ao nível  $\alpha_0$  se satisfizer:

$$g(t|\theta_1) \geq k g(t|\theta_0) \implies t \in S \quad (5)$$

$$\text{e } g(t|\theta_1) \leq k g(t|\theta_0) \implies t \in S^C,$$

para algum  $k \geq 0$  e

$$\Pr[T(\mathbf{X}) \in S | \theta = \theta_0] = \alpha_0. \quad (6)$$

**Demonstração:** Definindo  $R = \{\mathbf{x} | T(\mathbf{x}) \in S\}$ , rejeitaremos  $H_0$  se  $\mathbf{x} \in R$ . Pelo Teorema da Fatorização, dado que  $T(\mathbf{X})$  é suficiente, a verossimilhança de  $\mathbf{X}$  pode ser escrita como  $f_n(\mathbf{x}|\theta_i) = g(T(\mathbf{x})|\theta_i)u(\mathbf{x})$ ,  $i = 0, 1$ , para alguma função  $u(\mathbf{x}) \geq 0$ .

Multiplicando tal função nas desigualdades (5) temos:

$$\begin{aligned} g(T(\mathbf{x})|\theta_1) &\geq k g(T(\mathbf{x})|\theta_0) \\ \Leftrightarrow g(T(\mathbf{x})|\theta_1)u(\mathbf{x}) &\geq k g(T(\mathbf{x})|\theta_0)u(\mathbf{x}) \\ \Leftrightarrow f_n(\mathbf{x}|\theta_1) &\geq k f_n(\mathbf{x}|\theta_0) \end{aligned}$$

Assim, tem-se:  $f_n(\mathbf{x}|\theta_1) \geq k f_n(\mathbf{x}|\theta_0) \implies T(\mathbf{x}) \in S \implies \mathbf{x} \in R$ .  
 Analogamente,  $f_n(\mathbf{x}|\theta_1) \leq k f_n(\mathbf{x}|\theta_0) \implies \mathbf{x} \in R^C$ .  
 De (6), tem-se:

$$\Pr(\mathbf{X} \in R|\theta = \theta_0) = \Pr[T(\mathbf{X}) \in S|\theta = \theta_0] = \alpha_0$$

Pelo **Lema de Neyman-Pearson** concluímos que o teste  $\delta$  é UMP ao nível  $\alpha_0$ .

Voltando agora ao problema inicial da seção, queremos provar que  $\delta^*$  é UMP ao nível  $\alpha_0$  para  $H_0 : \theta = \theta_0$ .

Primeiramente precisamos provar que  $\alpha(\delta^*) = \alpha_0$ .

$$\begin{aligned} \alpha(\delta^*) &= \sup_{\theta \in \Omega_0} \pi(\theta|\delta^*) \\ &= \sup_{\theta \in \Omega_0} \Pr[r(\mathbf{X}) \geq c|\theta] \end{aligned}$$

Como  $\Omega_0 = \{\theta_0\}$ , o supremo ocorre em  $\theta_0$  o que implica que  $\alpha(\delta^*) = \alpha_0$ .

Agora precisamos provar que  $\delta^*$  é UMP.

Façamos  $\theta'$  arbitrário, com  $\theta' \neq \theta_0$ , testaremos  $H_0 : \theta = \theta_0$  contra  $H_1' : \theta = \theta'$ . No problema em questão, vale o **Teorema da Fatorização** para  $r(\mathbf{X})$ , logo assumindo sua suficiência, temos que a verossimilhança pode ser escrita como  $f_n(\mathbf{x}|\theta) = g(r(\mathbf{x})|\theta)u(\mathbf{x})$ , para alguma função  $u(\mathbf{x}) \geq 0$ .

Seja  $t = r(\mathbf{x})$ ; Definamos:

$$k = \inf_{t \in \mathcal{T}} \frac{f_n(\mathbf{x}|\theta')}{f_n(\mathbf{x}|\theta_0)} = \frac{g(t|\theta')}{g(t|\theta_0)}$$

Com  $\mathcal{T} \stackrel{\text{def}}{=} \{t|t \geq c\}$

Tal ínfimo existe, pois pelo Teorema da Fatorização, a função  $g$  é não-negativa, logo, o conjunto na qual estamos tomando ínfimo é limitado inferiormente por 0. Pelo análogo do Axioma do Supremo para ínfimos,  $k$  está bem definido.

Pela definição de ínfimo segue que:

$$r(\mathbf{x}) \geq c \Leftrightarrow \frac{g(r(\mathbf{x})|\theta')}{g(r(\mathbf{x})|\theta_0)} \geq k.$$

Pelo Corolário 1 do Lema de Neyman-Pearson, temos que  $\delta^*$  é UMP para as hipóteses  $H_0 : \theta = \theta_0$  e  $H_1' : \theta = \theta'$ , ou seja,  $\pi(\theta|\delta^*) \geq \pi(\theta'|\delta)$ , para qualquer teste  $\delta$  de tamanho  $\alpha_0$ . Como  $\theta'$  foi escolhido arbitrariamente diferente de  $\theta_0$ , temos que  $\delta^*$  satisfaz  $\pi(\theta|\delta^*) \geq \pi(\theta'|\delta) \forall \theta' \neq \theta_0$ , o que prova nossa afirmação inicial. ■

## 4 - Duas-Caras e UMP para Bernoulli

Suponha que você encontra o Duas-Caras na rua e ele não vai com a sua... cara. Ele decide jogar a sua famosa moeda para o alto para decidir se te dá um cascudo. Se der cara ( $C$ ), você toma um cascudo. Você, que sabe bem Estatística, pede que ele pelo menos jogue a moeda umas  $n = 10$  vezes antes de tomar a decisão derradeira.

Surpreendentemente, ele concorda. Lança a moeda e obtém

KCKCKCCKKK

Você agora deve decidir se foge, se arriscando a tomar dois cascudos ao invés de um, ou se fica e possivelmente não toma cascudo nenhum. Se  $p$  é a probabilidade de dar cara, estamos interessados em testar a hipótese

$$\begin{aligned} H_0 : p &\leq \frac{1}{2}, \\ H_1 : p &> \frac{1}{2}. \end{aligned}$$

1. Escreva a razão de verossimilhanças para esta situação;

Sejam  $p_0$  e  $p_1$ , tais que  $0 < p_0 \leq \frac{1}{2} < p_1 < 1$ . Seja  $X_i$  a variável indicadora de cara no  $i$ -ésimo lançamento do Duas-Caras; Assumindo que os 10 lançamentos são independentes, temos  $X_1, X_2, \dots, X_{10} \stackrel{iid}{\sim} \text{Bernoulli}(p)$ , na qual  $f(x_i|p) = p^{x_i}(1-p)^{1-x_i}$ .

A verossimilhança será então:

$$f_n(\mathbf{x}|p) = \prod_{i=1}^{10} p^{x_i}(1-p)^{1-x_i} = p^y(1-p)^{10-y},$$

$$\text{onde } y = \sum_{i=1}^{10} x_i.$$

Assim, a razão de verossimilhança será:

$$\begin{aligned} \frac{f_n(\mathbf{x}|p_1)}{f_n(\mathbf{x}|p_0)} &= \frac{p_1^y(1-p_1)^{10-y}}{p_0^y(1-p_0)^{10-y}} \\ &= \left[ \frac{p_1(1-p_0)}{p_0(1-p_1)} \right]^y \left( \frac{1-p_1}{1-p_0} \right)^{10} \end{aligned} \quad (7)$$

Podemos ver que a razão depende dos dados somente através da estatística suficiente  $y$ , e que a expressão é monótona em  $y$ , pois  $p_0 < p_1 \Rightarrow \frac{p_1(1-p_0)}{p_0(1-p_1)} > 1$ , que mostra que a razão é estritamente crescente neste caso. Por definição, dizemos que a distribuição dos dados tem razão de verossimilhança monótona crescente sob  $y$  (MLR<sup>2</sup> crescente).

2. Nesta situação, é do seu interesse encontrar um teste UMP. Faça isso e aplique o teste desenvolvido aos dados que conseguiu arrancar do Duas-Caras.

Existe uma generalização dos resultados da seção anterior, que estende a noção de existência de UMP para  $H_0$  composta, e inclui a hipótese de distribuição com MLR. Vamos enunciá-lo e demonstrá-lo brevemente, pois basta algumas adaptações da demonstração da seção anterior para  $H_0$  simples.

---

<sup>2</sup>Monotone Likelihood Ratio

**Teorema 3 (Teorema de Karlin-Rubin)[2]** *Sejam as hipóteses:*

$$\begin{aligned} H_0 : \theta &\leq \theta_0 \\ H_1 : \theta &> \theta_0 \end{aligned} \tag{8}$$

Seja  $T = r(\mathbf{X})$  uma estatística suficiente para  $\theta$  e suponha que a família de distribuições dos dados  $\{f(\mathbf{x}|\theta)|\theta \in \Omega\}$  tem razão de verossimilhança monótona não-decrescente sob  $T$ . Assim, para qualquer  $c$ , o teste  $\delta^*$  que rejeita  $H_0$  se  $T \geq c$  é um teste UMP ao nível  $\alpha_0$ , onde  $\alpha_0 = \Pr[T \geq c | \theta = \theta_0]$ .

**Demonstração:** Devemos mostrar que o tamanho do teste é  $\alpha_0$  e que  $\delta^*$  é UMP. O fluxo da demonstração será parecido com a do Corolário (1).

Para a primeira parte, queremos que,

$$\sup_{\theta \leq \theta_0} \Pr[T \geq c | \theta] = \alpha_0$$

Na última demonstração o supremo era trivial pois era tomado em um conjunto unitário, agora a situação se complica. Se a função poder for não-decrescente, o supremo ocorrerá em  $\theta_0$  e fica provada essa parte, pois foi suposto que  $\Pr[T \geq c | \theta = \theta_0] = \alpha_0$ . Provaremos isso ao longo deste texto.

Fixemos  $\theta'$  arbitrário tal que  $\theta' > \theta_0$ , testaremos  $H'_0 : \theta = \theta_0$  contra  $H'_1 : \theta = \theta'$ . Como  $T = r(\mathbf{X})$  é suficiente, pelo **Teorema da Fatorização**, temos que a verossimilhança pode ser escrita como  $f_n(\mathbf{x}|\theta) = g(t|\theta)u(\mathbf{x})$ , para alguma função  $u(\mathbf{x}) \geq 0$ , com  $t = r(\mathbf{x})$ .

Definamos:

$$k = \inf_{t \in \mathcal{T}} \frac{f_n(\mathbf{x}|\theta')}{f_n(\mathbf{x}|\theta_0)} = \frac{g(t|\theta')}{g(t|\theta_0)}$$

Com  $\mathcal{T} \stackrel{\text{def}}{=} \{t | t \geq c\}$ . A existência de tal ínfimo já foi justificada.

Segue que:

$$t \geq c \Leftrightarrow \frac{g(t|\theta')}{g(t|\theta_0)} \geq k.$$

[5] Pelo Corolário (1), temos que  $\delta^*$  é UMP para a hipótese simples  $H'_0$ , ou seja,  $\pi(\theta'|\delta^*) \leq \pi(\theta'|\delta_2)$ , onde  $\delta_2$  é um teste qualquer de nível  $\alpha_0$  para  $H'_0$ . Como o processo não depende de  $\theta'$ ,  $\delta^*$  é UMP considerando  $H_1 : \theta > \theta_0$ .

O poder de  $\delta^*$  avaliado em  $\theta = \theta_0$  é igual a  $\alpha_0$  pelo enunciado do teorema. Para qualquer  $\theta' > \theta_0$ , temos  $\pi(\theta'|\delta^*) \leq \alpha_0$ , pelo fato de ser mais poderoso que um teste de tamanho igual a  $\alpha_0$  por exemplo.

Tomando um  $\theta_2 < \theta_0$ , e testando  $H''_0 : \theta = \theta_2$  contra  $H''_1 : \theta > \theta_2$ . O teste  $\delta^*$  terá um certo tamanho  $\alpha''$ . por argumentos similares aos apresentados acima, tal teste é mais poderoso (UMP) que qualquer outro de

nível  $\alpha''$ , como o poder avaliado em  $\theta = \theta_0$  é  $\alpha_0$ , conclui-se que  $\alpha'' \leq \alpha_0$ . Dessa forma, vemos que a função poder é não-decrescente em  $\theta$ . Assim concluímos o argumento inicial, de que  $\sup_{\theta \leq \theta_0} \pi(\theta|\delta^*)$ .

A conclusão de que  $\delta^*$  é UMP para as hipóteses (8) segue do argumento de que, dado um teste  $\delta$  de tamanho  $\alpha(\delta) \leq \alpha_0$  e seu poder não excede  $\pi(\theta|\delta^*)$ , pois  $\delta$  tem poder menor ou igual a  $\alpha_0$ , quando avaliado em  $\theta = \theta_0$ , por continuidade e monotonicidade, o poder de  $\delta$  será menor que o de  $\delta^*$ , o que finaliza a prova. ■

Voltando ao problema do duas caras, temos todas as condições satisfeitas para aplicar **Karlin-Rubin**: As hipóteses são do mesmo formato,  $y$  é estatística suficiente, a razão de verossimilhança é crescente sob  $y$ . Assim escolheremos um limiar  $c$  de forma forçada para que  $\Pr(y \geq c|p = 1/2) = \alpha_0$ , ou seja  $1 - F(c|p = 1/2) = \alpha_0 \Rightarrow F(c|p = 1/2) = 1 - \alpha_0$ , onde  $F(x|p)$  é a distribuição acumulada da Binomial(10,  $p$ ).

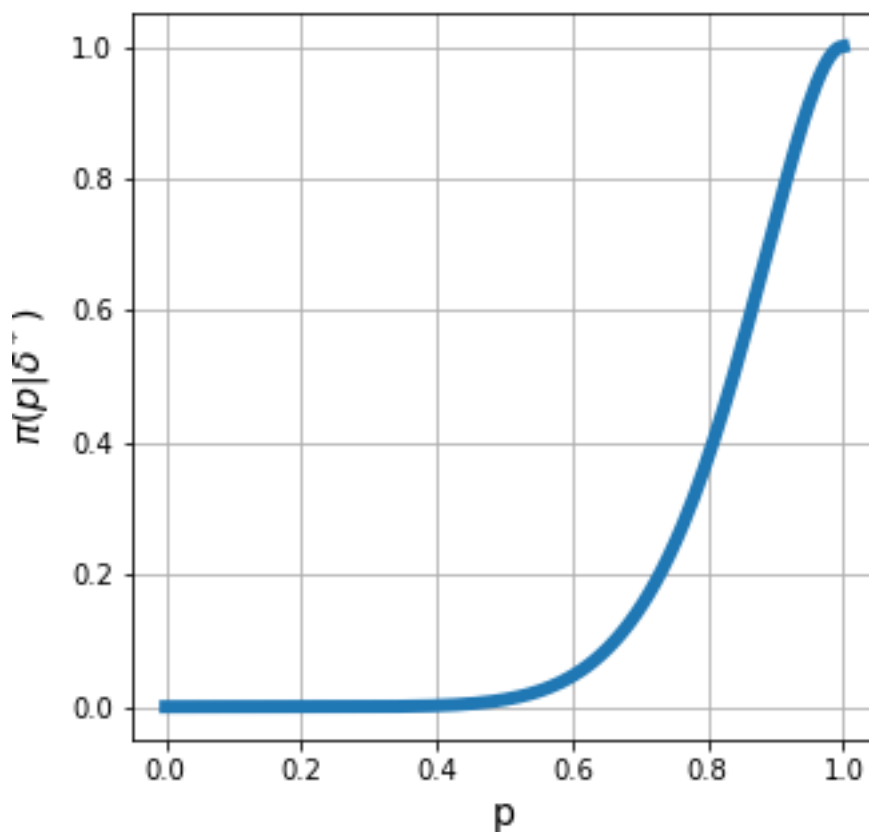
$c$	$F(c p = 1/2)$
0	0.000977
1	0.010742
2	0.054688
3	0.171875
4	0.376953
5	0.623047
6	0.828125
7	0.945312
8	0.989258
9	0.999023
10	1.000000

Tabela 1: Tabela gerada com Python 3.7

Vamos tomar  $\alpha_0 = 0.05$ , assim  $1 - \alpha_0 = 0.95$ . Como a distribuição é discreta, esses valores são atingíveis nessa formulação, escolhemos então  $c$  tal que o poder é  $\leq \alpha_0$ , ou seja  $F(c) \geq 0.95$ . No caso faremos  $c = 8$  pela Tabela 1.

No nosso caso o  $y$  observado foi  $y = 5$  caras. Como  $y < c$ , falhamos em rejeitar a hipótese nula  $p \leq 1/2$ , o que empresta credibilidade para tal. Sendo assim, é razoável aceitar a proposta do Duas-Caras de lançar a moeda, pois no pior dos casos, tomaremos um cascudo apenas, ao invés de dois, caso fugíssemos.

Veja abaixo um gráfico da função poder quando  $c = 8$  em função de  $p$ . Veja que realmente é uma função não-decrescente como havíamos demonstrado.



3. (Bônus) Mostre que, no item anterior, não é possível atingir qualquer nível  $\alpha_0$ , isto é, que  $\alpha_0$  toma um número finito de valores. Proponha uma solução para que seja possível atingir qualquer nível em  $(0, 1)$ .

[4] Como vimos pela tabela, o fato da distribuição binomial ser discreta, impede que seja possível atingir qualquer  $\alpha_0$ . Uma solução alternativa, soluciona isso facilmente:

No teste modificado, se  $y < c$ , rejeita-se  $H_0$ , se  $y > c$  falha-se em rejeitar  $H_0$ , mas se  $y = c$ , rejeitamos  $H_0$  com probabilidade  $q$  de tal forma que:

$$\Pr(y > c | p = 1/2) + q \Pr(y = c | p = 1/2) = \alpha_0$$

Assim, fazendo  $q = \frac{\alpha_0 - \Pr(y > c | p = 1/2)}{\Pr(y = c | p = 1/2)}$  chegamos ao nível desejado.

No caso acima, com  $c = 8$ ,  $\alpha_0 = 0.05$ , temos  $q = 0.89\bar{3}$  (Python 3.7).



# Bibliografia

- [1] George Casella and Roger Berger. *Statistical Inference*, pages 388–389. Duxbury Resource Center, June 2001.
- [2] George Casella and Roger Berger. *Statistical Inference, Theorem 8.3.7*, pages 391–392. Duxbury Resource Center, June 2001.
- [3] M.H. DeGroot and M.J. Schervish. *Probability and Statistics, 4th ed.*, pages 444–446. Addison-Wesley, 2012.
- [4] M.H. DeGroot and M.J. Schervish. *Probability and Statistics, 4th ed.*, pages 556–557. Addison-Wesley, 2012.
- [5] L.L. Scharf and C. Demeure. *Statistical Signal Processing: Detection, Estimation, and Time Series Analysis*, pages 124–126. Addison-Wesley series in electrical and computer engineering. Addison-Wesley Publishing Company, 1991.