

# **Geração de Números Pseudo-Aleatórios**

Carlos M. Fonseca  
Departamento de Engenharia Informática  
Universidade de Coimbra

MEI 2020/2021

# Bibliografia

- Ronald T. Kneusel, *Random Numbers and Computers*, Springer, 2018.
- Pierre L'Ecuyer, "Efficient and portable combined random number generators," *Communications of the ACM*, vol. 31, no. 6, June 1988. <https://doi.org/10.1145/62959.62969>

# Aleatoriedade

- Muitos sistemas exibem comportamentos imprevisíveis
  - Por exemplo, o tempo de serviço numa cantina
- Simular esses sistemas obriga à modelação desses comportamentos
  - Por exemplo, para prever o tempo de espera numa fila
- Modelos probabilísticos (ou estocásticos)

# Sequências Aleatórias

- O que é uma experiência aleatória?
  - Experiência cujo resultado é imprevisível
- O que é uma sequência aleatória?
  - “Sequência de números numa dada gama de valores tal que não é possível prever o próximo valor com base nos valores que o precedem”
  - Normalmente considera-se uma distribuição *uniforme*.

# Sequências Aleatórias

- Geração de sequências aleatórias
  - Atirar uma moeda ao ar
  - Lançar um dado (justo)
  - Decaimento radioativo
  - “Estática” apanhada por um recetor de rádio ou televisão não sintonizado
  - Outros?

# Sequências Aleatórias

- Moeda ao ar

1. T T T T H T H T T T H H T H H T H T T T T  
H H H T H

2. H T T T H H H T T H T T T H H H T T H T H  
H T H H T

- 1ª sequência – 11 caras (H) e 15 coroas (T) ( $p = 0.2786$ )
- 2ª sequência – 13 caras (H) e 13 coroas (T) ( $p = 1.0$ )

# Sequências Aleatórias

- Gerar números de 0 a 7

– T T T T H T H T T T H H T H H T H T T T  
T H H H T H

– 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 1 1 0 1 1 0 1 0 0 0  
0 1 1 1 0 1

– 000 010 100 011 011 010 000 111 01

– 0 2 4 3 3 2 0 7 ...

# Sequências Aleatórias

- A aleatoriedade dos humanos não é em geral muito boa...
- Experiência
  - Pedir a cada estudante da turma para escolher um número à sorte entre 0 e 255
  - O que deveria acontecer?
  - O que se pode esperar que aconteça?



# Sequências Pseudo-Aleatórias

- O que é uma sequência pseudo-aleatória?
  - “Sequência de números gerada deterministicamente que é indistinguível de uma verdadeira sequência de números aleatórios”
- Indistinguível?
  - Qualquer procedimento aritmético *nunca* pode gerar números aleatórios!

# Sequências Pseudo-Aleatórias

- Gerador de números pseudo-aleatórios
  - Geração de bytes pseudo-aleatórios (p.ex.)
  - Agrupando esses bytes, pode-se obter inteiros de qualquer tamanho, ou mesmo números de vírgula flutuante (p.ex., usando apenas a mantissa)
  - Dado um valor  $r \in [0,1[$ , um inteiro em  $[a,b[$  pode ser facilmente obtido como  $i = \text{floor}(r \cdot (b-a)) + a$

# Sequências Pseudo-Aleatórias

- O método “Middle Square”
  - Tomar um inteiro de 32 bits
  - Elevá-lo ao quadrado e guardá-lo como um inteiro de 64 bits
  - Retornar os 32 bits do meio...
  - Usar esse resultado como valor inicial para gerar o próximo número

# Método “Middle Square”

```
def middle_square(seed=0xfedcb2ed):  
    while True:  
        seed *= seed  
        seed = (seed >> 16) & 0xffffffff  
        yield seed # 32 bits  
  
rng = middle_square()  
x = next(rng)
```

# Método “Middle Square”

- Foi uma das primeiras tentativas de gerar uma sequência de números pseudo-aleatórios (von Neumann, 1951)
- Ilustra bem a ideia por trás destes geradores
- Não é um bom método
  - Uma vez encontrado um zero, a sequência passa a ser zero daí em diante
- A ideia foi recentemente retomada com modificações simples mas importantes

# Método “Middle Weyl”

- Modificação do método Middle Square
- Simples e muito rápido
  - A implementação em C compila para apenas 4 instruções máquina
- Período maior ou igual a  $2^{64}$  (bastante respeitável)
- Distribuição uniforme (discreta)
- Escolha da *seed* permite gerar sequências diferentes (mesmo em paralelo!)
- Excelentes resultados em testes de aleatoriedade

# Método “Middle Weyl”

# Ver também <https://arxiv.org/abs/1704.00358>

```
def middle_weyl(seed=0xb5ad4eceda1ce2a9):  
    x = w = 0  
    while True:  
        x = x * x  
        w = w + seed % (2**64) # 64 bits  
        x = (x + w) % (2**64) # 64 bits  
        x = ((x >> 32) | (x << 32)) % (2**64)  
        yield x % (2**32) # yield only 32 bits  
  
rng = middle_weyl()  
x = next(rng)
```

# Geração de números pseudo-aleatórios

- Dado um valor  $r \in [0,1[$ , um inteiro em  $[a,b[$  pode ser facilmente obtido como  $i = \text{floor}(r \cdot (b-a)) + a$
- Do mesmo modo, dado um valor inteiro  $P \in [0,m[$ , um valor real  $w \in [0,1[$  pode ser facilmente obtido como  $w = P / m$



# Gerador Congruencial Linear

- Gerador congruencial linear (LCG) misto

$$x_{n+1} = (a x_n + c) \bmod m$$

onde  $a$  é o multiplicador ( $0 < a < m$ ),  $c$  é o incremento ( $0 \leq c < m$ ) e  $m$  é o módulo.

- Qualidade da sequência depende da escolha dos parâmetros  $a$ ,  $c$  e  $m$ .
  - Período necessariamente menor ou igual a  $m$

# Gerador Congruencial Linear

# Exemplo simples

```
def lcg_10(seed=7):  
    m = 10  
    a = 3  
    c = 9  
    while True:  
        seed = (a * seed + c) % m  
        yield seed
```

# Gerador Congruencial Linear

- Diferentes escolhas de  $a$  e  $c$ , bem como do valor inicial, influenciam o período do gerador
  - No exemplo anterior, o período só será máximo (10) se  $a = 1$  e  $c \in \{1,3,7,9\}$ .
- No entanto, não basta o período ser longo
  - Para  $a = c = 1$ , a sequência é “0 1 2 3 4 5 6 7 8 9”

# Gerador Congruencial Linear

- Regras para a escolha de  $m$ ,  $a$  e  $c \neq 0$ :
  - $m$  e  $c$  serem primos entre si
  - $a-1$  ser divisível pelo fatores primos de  $m$
  - $a-1$  ser divisível por 4 se  $m$  for divisível por 4
- Se todas as condições forem satisfeitas, o período será igual a  $m$  para todos os valores iniciais (seed).
- $m$  deve ser tão grande quanto possível. É comum ser uma potência de 2.

# Gerador Congruencial Linear

- Para  $c = 0$  (LCG multiplicativo),  $m$  é normalmente um primo ou uma potência de 2 e a escolha de  $a$  segue outras regras. O valor inicial (seed) tem que ser diferente de zero.
- Exemplos de LCGs “clássicos”
  - 1) MINSTD Apple CarbonLib C++ ( $a = 16807$ ,  $c = 0$ ,  $m = 2^{31}-1$ )
  - 2) MINSTD C++ ( $a = 48271$ ,  $c = 0$ ,  $m = 2^{31}-1$ )
  - 3) RANDU ( $a = 65539$ ,  $c = 0$ ,  $m = 2^{31}$ ) – NÃO USAR!!!
- Período igual a  $m$  ( $\approx 10^9$ ) é hoje em dia insuficiente

# Gerador Congruencial Linear

- Análise do gerador RANDU

$$x_{n+1} = ((2^{16}+3) x_n) \bmod 2^{31}$$

$$x_{n+2} = ((2^{16}+3)^2 x_n) \bmod 2^{31}$$

$$= ((2^{32} + 6 (2^{16}) + 9) x_n) \bmod 2^{31}$$

$$= (6 (2^{16} + 3) - 9) x_n \bmod 2^{31}$$

$$= (6 x_{n+1} - 9 x_n) \bmod 2^{31}$$

- É fácil ver que cada valor está relacionado linearmente com os dois valores anteriores

# Gerador Congruencial Linear

- Em estudos de simulação, é muitas vezes necessário gerar sequências pseudo-aleatórias independentes
- Dividir o período de um LCG em várias partes disjuntas *sem* ter que iterar
- No caso dos LCGs multiplicativos ( $c = 0$ )

$$x_{i+j} = (a^j x_i) \bmod m = ((a^j \bmod m) x_i) \bmod m$$

onde  $(a^j \bmod m)$  pode ser facilmente pré-calculado

# Implementação de LCGs

- Supondo que  $a$  e  $x_n$  são ambos inteiros de 32 bits, o seu produto irá ocupar até 64 bits
- A decomposição de Schrage permite calcular o produto  $ax$  sem overflow

$$(ax) \bmod m = A(x) + B(x)m$$

onde, usando sempre divisão inteira,

$$A(x) = a(x \bmod q) - r(x / q) \quad \text{com} \quad q = m / a \quad \text{e} \quad r = m \bmod a$$

$$B(x) = 1 \text{ se } A(x) < 0 \text{ e } 0 \text{ caso contrário}$$

- Notar que  $m = aq + r$  e que  $x < m$ .



# Combinação de Geradores

- Geradores diferentes podem ser combinados de modo a obter novos geradores com período mais longo
  - 1) Sejam  $W_1, \dots, W_l$  variáveis aleatórias independentes (inteiras) tais que  $W_1$  é uniformemente distribuída entre 0 e  $d-1$ , onde  $d$  é um inteiro positivo. Então,  $W = (W_1 + \dots + W_l) \bmod d$  também segue uma distribuição uniforme entre 0 e  $d-1$ .
  - 2) Dada uma família de  $l$  geradores com períodos  $p_j, j = 1, \dots, l$ , o período  $p$  da sequência  $\{x_i = (x_{i,1}, \dots, x_{i,l}), i = 1, 2, \dots\}$  é o menor múltiplo comum de  $p_1, \dots, p_l$ .

# Combinação de Geradores

- Então, dados  $l$  geradores

$$x_{j,i} = f_j(x_{j,i-1})$$

com período  $p_j$ , se  $x_{1,i} \bmod p_1$  for uniformemente distribuída entre 0 e  $p_1-1$ ,

$$Z_i = (x_{1,i} - x_{2,i} + x_{3,i} - \dots + (-1)^{l-1} x_{l,i}) \bmod p_1$$

é uma sequência pseudo-aleatória uniformemente distribuída entre 0 e  $p_1 - 1$

- Para que o período seja o mais longo possível, os valores de  $p_j$  devem ser primos entre si. No caso de geradores congruenciais lineares multiplicativos, onde  $m_j$  é primo e portanto o período  $p_j = (m_j - 1)$  é par, os valores de  $p_j / 2$  devem ser primos entre si

# **Teste de Geradores Pseudo-Aleatórios**

Carlos M. Fonseca  
Departamento de Engenharia Informática  
Universidade de Coimbra

MEI 2020/2021

# Bibliografia

- R. T. Kneusel, *Random Numbers and Computers*, Springer, 2018.
- J. Banks and J. S. Carson, *Discrete-Event System Simulation*, Prentice-Hall International, 1984.
- A. M. Law and W. D. Kelton, *Simulation Modeling and Analysis*, McGraw Hill Book Company, 3rd edition, 2000.
- A. Rukhin *et al.*, *A Statistical Test Suite for Random and Pseudorandom Number Generators for Cryptographic Applications*, NIST Special Publication 800-22, Revision 1a, April 2010.
- E. L. Lehman and J. P. Romano, *Testing Statistical Hypothesis*, Springer, 2005.

# Testes de aleatoriedade

- Boas sequências pseudo-aleatórias são “indistinguíveis” de verdadeiras sequências aleatórias (apesar de determinísticas)
  - Uniformidade
  - Independência
- A verificação destas propriedades é feita com recurso a testes empíricos

# Testes empíricos

- Gerar uma sequência de valores  $U_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ , no intervalo  $[0,1]$  (ou  $[0,1[$ , ou  $]0,1[$ , conforme o caso)
- Verificar se esses valores parecem seguir uma distribuição uniforme  $U(0,1)$
- Testes de ajustamento
  - Teste de  $\chi^2$ , teste de Kolmogorov-Smirnov, ...
- Testes de independência
  - Testes de correlação, auto-correlação, ...

# Teste de ajustamento de $\chi^2$

- Dividir o intervalo  $[0,1]$  em  $k$  sub-intervalos de igual comprimento e gerar uma sequência de valores  $U_i, i = 1, \dots, n$ 
  - Regra geral, devemos ter  $k \geq 100$  e  $n / k \geq 5$
- Contar quantos valores caem em cada sub-intervalo, e designar esses números  $f_j, j = 1, \dots, k$
- Para uma distribuição uniforme, a probabilidade de cada valor cair em cada sub-intervalo é  $p_j = 1 / k$  e o número esperado de valores em cada intervalo é  $n p_j = n / k$

# Teste de ajustamento de $\chi^2$

- Calcular

$$\chi^2 = \sum_{j=1}^k \frac{(f_j - n p_j)^2}{n p_j} = \frac{k}{n} \sum_{j=1}^k \left( f_j - \frac{n}{k} \right)^2$$

- Rejeitar a hipótese nula de uniformidade dos  $U_i$  se  $\chi^2 > \chi^2_{k-1, 1-\alpha}$ , onde  $\chi^2_{k-1, 1-\alpha}$  representa o quantil  $1-\alpha$  da distribuição de  $\chi^2$  com  $k-1$  graus de liberdade
- Valores típicos de  $\alpha$  incluem 0.05, 0.10, ou mesmo valores maiores
- Alguns autores consideram que  $\chi^2 < \chi^2_{k-1, \alpha}$  também é indicativo de não aleatoriedade



# Teste de ajustamento de $\chi^2$

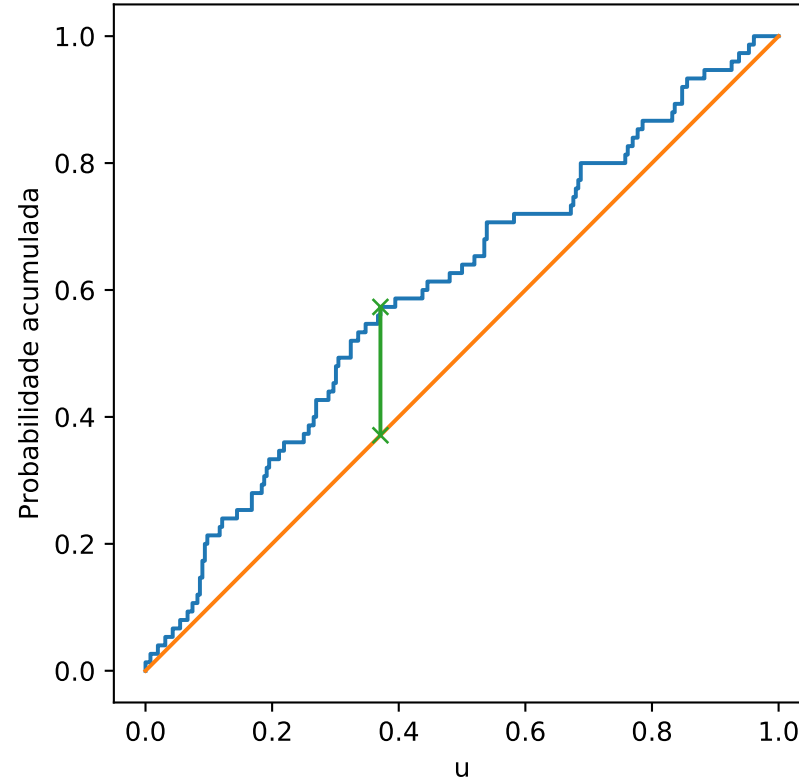
- Exemplo:

- $x = (19, 172, 244, 47, 2, 22, 43, 175, 5, 76, 137, 240, 50, 138, 213, 123, 21, 77, 14, 137, 24, 128, 31, 23, 74, 138, 201, 149, 174, 37, 83, 22, 69, 246, 43, 133, 30, 95, 176, 114, 101, 94, 86, 226, 214, 8, 66, 217, 217, 23, 197, 0, 199, 112, 219, 173, 83, 77, 78, 194, 17, 25, 195, 68, 54, 237, 89, 56, 176, 49, 48, 64, 11, 24, 69)$
- $n = 75, U_i = x_i / 256$
- $k = 8$  intervalos  $[(j-1)/k, j/k[, \quad j = 1, \dots, k$
- $f = (18, 9, 16, 4, 7, 6, 10, 5)$
- $\chi^2 = 19.613 > \chi^2_{7,0.99} = 18.475 > \chi^2_{7,0.95} = 14.067$  (muito longe de ser uniforme)

# Teste de Kolmogorov-Smirnov

- Compara a função de distribuição cumulativa  $F_U(u) = u$ ,  $0 \leq u \leq 1$ , da distribuição  $U(0,1)$  com a função de distribuição cumulativa empírica  $S_n(u)$  calculada a partir dos dados
- A estatística de teste é  $D = \max |F_U(u) - S_n(u)|$
- Rejeitar a hipótese de uniformidade se  $D$  exceder o valor crítico do teste para o número de pontos  $n$  e nível de significância  $\alpha$  considerados

# Teste de Kolmogorov-Smirnov



# Teste série

- Generalização do teste de  $\chi^2$  para mais dimensões,  $d$
- Por exemplo, para  $d = 2$ , proceder como anteriormente, mas considerando a sequência de pares  $(U_1, U_2)$ ,  $(U_3, U_4)$ ,  $(U_5, U_6)$ , ..., e dividindo o quadrado unitário em  $k^2$  sub-regiões
- Aplicar o teste de  $\chi^2$  tendo em conta que agora  $p_j = 1 / k^2$ ,  $j = 1, \dots, k^2$ , e que o número de graus de liberdade é  $k^2 - 1$

# Teste série

- Exemplo: sequência anterior
  - $\mathbf{X} = ((19, 172), (244, 47), (2, 22), (43, 175), (5, 76), (137, 240), (50, 138), (213, 123), (21, 77), (14, 137), (24, 128), (31, 23), (74, 138), (201, 149), (174, 37), (83, 22), (69, 246), (43, 133), (30, 95), (176, 114), (101, 94), (86, 226), (214, 8), (66, 217), (217, 23), (197, 0), (199, 112), (219, 173), (83, 77), (78, 194), (17, 25), (195, 68), (54, 237), (89, 56), (176, 49), (48, 64), (11, 24), (69, \dots))$
  - $n = 37, \mathbf{U}_i = \mathbf{x}_i / 256$
  - $k = 8$  daria origem a  $k^2 = 64$  intervalos e a  $n / k^2 = 0.578$  (muito menor que 5, dever-se-ia considerar um valor de  $k$  menor, como 3 ou mesmo 2)

# Teste de separação (*gap test*)

- Em vez da frequência com que os valores (ou tuplos de valores) ocorrem numa sequência, este teste conta o comprimento das sub-sequências de valores fora de um dado intervalo
- Este teste requer uma sequência muito longa ( $n > 10^8$  valores) para ser fiável
- Considerando novamente a distribuição  $U(0,1)$  e o intervalo  $[\alpha, \beta[$ , é possível calcular as probabilidades de cada comprimento ocorrer.

# Gap test

- Probabilidades de ocorrência de cada comprimento

$$p_0 = \beta - \alpha$$

$$p_i = p_0 (1 - p_0)^i, \text{ para } 0 < i < t$$

$$p_{\geq t} = (1 - p_0)^t = 1 - p_0 - p_1 - \dots - p_{t-1}$$

- Aplicar o teste de  $\chi^2$  tendo em conta que agora há diferentes valores de  $p_j$ ,  $j = 0, \dots, t$ . O número de graus de liberdade é  $t$ , porque há  $t + 1$  classes

# Gap test

- Exemplo: sequência anterior (valores arredondados por simplicidade de visualização,  $\alpha = 0$ ,  $\beta = 0.5$ )

–  $x = (0.07, 0.67, 0.95, 0.18, 0.01, 0.09, 0.17, 0.68, 0.02, 0.30, 0.54, 0.94, 0.20, 0.54, 0.83, 0.48, 0.08, 0.30, 0.05, 0.54, 0.09, 0.50, 0.12, 0.09, 0.29, 0.54, 0.79, 0.58, 0.68, 0.14, 0.32, 0.09, 0.27, 0.96, 0.17, 0.52, 0.12, 0.37, 0.69, 0.45, 0.39, 0.37, 0.34, 0.88, 0.84, 0.03, 0.26, 0.85, 0.85, 0.09, 0.77, 0.00, 0.78, 0.44, 0.86, 0.68, 0.32, 0.30, 0.30, 0.76, 0.07, 0.10, 0.76, 0.27, 0.21, 0.93, 0.35, 0.22, 0.69, 0.19, 0.19, 0.25, 0.04, 0.09, 0.27)$



# Teste do máximo de $t$

- Teste de frequência para o máximo de  $t$  amostras
- Dividir a sequência em sub-sequências de comprimento  $t$ , tomar o máximo de cada uma e elevar esse valor a  $t$
- A distribuição dos valores resultantes deverá ser uniforme (porquê?)
- Aplicar o teste de  $\chi^2$  tendo em conta que agora o número de amostras é  $n / t$ . O número de graus de liberdade depende do número de intervalos usados para testar a uniformidade.

# Teste do máximo de $t$

- Exemplo: sequência anterior (valores arredondados por simplicidade de visualização,  $t = 5$ )
  - $X = ((0.07, 0.67, 0.95, 0.18, 0.01), (0.09, 0.17, 0.68, 0.02, 0.30), (0.54, 0.94, 0.20, 0.54, 0.83), (0.48, 0.08, 0.30, 0.05, 0.54), (0.09, 0.50, 0.12, 0.09, 0.29), (0.54, 0.79, 0.58, 0.68, 0.14), (0.32, 0.09, 0.27, 0.96, 0.17), (0.52, 0.12, 0.37, 0.69, 0.45), (0.39, 0.37, 0.34, 0.88, 0.84), (0.03, 0.26, 0.85, 0.85, 0.09), (0.77, 0.00, 0.78, 0.44, 0.86), (0.68, 0.32, 0.30, 0.30, 0.76), (0.07, 0.10, 0.76, 0.27, 0.21), (0.93, 0.35, 0.22, 0.69, 0.19), (0.19, 0.25, 0.04, 0.09, 0.27))$
- $n / t$  deverá ser pelo menos  $10^6$

# Teste de correlação série

- Calcula o coeficiente de correlação entre cada valor na sequência e o valor seguinte

$$C = \frac{n(U_0U_1 + U_1U_2 + \dots + U_{n-2}U_{n-1} + U_{n-1}U_0) - (U_0 + U_1 + \dots + U_{n-1})^2}{(U_0^2 + U_1^2 + \dots + U_{n-1}^2) - (U_0 + U_1 + \dots + U_{n-1})^2}$$

- Para  $U_i$  uniformes,  $C$  deverá estar no intervalo  $[m - 2\sigma, m + 2\sigma]$ , com  $m = -1 / (n - 1)$  e

$$\sigma = \frac{1}{n-1} \sqrt{\frac{n(n-3)}{n+1}}, \text{ para } \alpha \approx 0.05.$$

# Teste de permutação

- Dividir a sequência em sub-sequências de comprimento  $t \leq 5$ , e tomar as permutações que ordenariam cada sub-sequência
- Há  $t!$  permutações possíveis
- Aplicar o teste de  $\chi^2$  notando que o número de amostras é  $n / t$ , e que o número de classes é  $t!$

# Teste de permutação

- Exemplo: sequência anterior (valores arredondados por simplicidade de visualização,  $t = 5$ )
  - $X = ((0.07, 0.67, 0.95, 0.18, 0.01), (0.09, 0.17, 0.68, 0.02, 0.30), (0.54, 0.94, 0.20, 0.54, 0.83), (0.48, 0.08, 0.30, 0.05, 0.54), \dots)$
  - $P = ((5, 1, 4, 2, 3), (4, 1, 2, 5, 3), (3, 1, 4, 5, 2), (4, 2, 3, 1, 5), \dots)$
- Para  $t = 4$  ou  $t = 5$ ,  $n$  deverá ser pelo menos  $10^8$

# Aplicação de testes de aleatoriedade

- Testes de hipóteses
  - Hipótese de investigação
  - Hipótese nula,  $H_0$
  - Hipótese alternativa,  $H_1$
  - Pressupostos subjacentes ao processo de amostragem
  - Estatística de teste
  - Distribuição da estatística de teste sob a hipótese nula

# Aplicação de testes de aleatoriedade

- Aplicação de um teste de hipóteses
  - Nível de significância,  $\alpha$
  - Região crítica
  - Valor observado da estatística de teste
  - Decisão
    - Rejeitar  $H_0$  em favor de  $H_1$  quando o valor observado da estatística de teste pertence à região crítica
    - Caso contrário, *não rejeitar*  $H_0$  por falta de evidência nesse sentido

# Aplicação de testes de aleatoriedade

- Aplicação de um teste de hipóteses (em alternativa)
  - Nível de significância,  $\alpha$
  - Valor observado da estatística de teste
  - Cálculo do  $p$ -valor
  - Decisão
    - Rejeitar  $H_0$  em favor de  $H_1$  quando o  $p$ -valor é *menor ou igual* que o nível de significância  $\alpha$
    - Caso contrário, *não rejeitar*  $H_0$  por falta de evidência nesse sentido



# Aplicação de testes de aleatoriedade

- $p$ -valor
  - É o menor valor de significância  $\alpha$  que conduziria à rejeição da hipótese nula
  - Sugere quão fortemente os dados contradizem a hipótese nula
  - **Não é** a probabilidade de alguma das hipóteses estar correta ou incorreta!!!
  - Hoje em dia pode ser calculado (ou aproximado) facilmente para cada conjunto de observações (usando o computador)

# Aplicação de testes de aleatoriedade

- Tipos de erro
  - Tipo I: Rejeitar  $H_0$  quando ela é de facto verdadeira
  - Tipo II: Não rejeitar  $H_0$  quando ela é de facto falsa
- A probabilidade de cometer um erro de Tipo I é menor ou igual a  $\alpha$
- A probabilidade de cometer um erro de Tipo II está relacionada com a potência do teste

# Aplicação de testes de aleatoriedade

- Experiência 1
  - Gerar uma sequência pseudo-aleatória de um dado comprimento,  $n$
  - Aplicar o teste de uniformidade de  $\chi^2$  considerando  $\alpha = 0.05$
  - O  $p$ -valor é  $p = 0.032$
  - O que é que isto diz sobre o gerador?

# Aplicação de testes de aleatoriedade

- Experiência 2
  - Gerar 100 sequências pseudo-aleatórias de um dado comprimento,  $n$
  - Aplicar o teste de uniformidade de  $\chi^2$  considerando  $\alpha = 0.05$
  - Há 4  $p$ -valores menores ou iguais a 0.05
  - O que é que isto diz sobre o gerador?

# Aplicação de testes de aleatoriedade

- Experiência 3
  - Gerar 100 sequências pseudo-aleatórias de um dado comprimento,  $n$
  - Aplicar todos os testes referidos a cada sequência
  - Como é que podemos decidir se o gerador é bom ou mau?

# Aplicação de testes de aleatoriedade

- Recordar que todos os testes podem falhar mesmo que a sequência seja verdadeiramente aleatória
  - A probabilidade de um dado teste falhar nas condições da hipótese nula é menor ou igual que  $\alpha$
  - Uma possibilidade é comparar a proporção de testes falhados de cada tipo com o que acontece com (uma realização de) uma sequência verdadeiramente aleatória, enquanto estimativa das probabilidades de erro de Tipo I

# Aplicação de testes de aleatoriedade

- Comparação de geradores
  - Calcular a proporção de testes falhados de cada tipo para cada gerador e para uma sequência verdadeiramente aleatória
  - Calcular a diferença absoluta entre essas proporções e considerar a norma do vetor resultante
  - Ordenar os diversos geradores em conformidade
  - Resultados são relativos, mas não absolutos

# Aplicação de testes de aleatoriedade

- Observações finais
  - Considerar que um teste de aleatoriedade falha quando  $p < 0.05$  ou  $p > 0.95$  leva a que o teste deva falhar em média até 1/10 das vezes mesmo para um gerador ideal
  - Importa distinguir entre testes para geradores pseudo-aleatórios e os testes estatísticos subjacentes