### Geração de Números Randômicos na Simulação ADS29009-Avaliação de Desempenho de Sistemas

Eraldo Silveira e Silva

24 de junho de 2025



### Outline

- Introdução
- 2 Método Congruente Linear (LCM)
- 3 Linear-feedback shift register
- Geração de Números Randômicos a partir de uma Distribuição Uniforme
- 5 Validação de Sequências de Números Randômicos



# Bibliografia para esta aula

- William J.Stewart. Probability, Markov Chains, Queues and Simulation.
- David J.Lilja. Measuring Computer Performance. A practitioner's guide.
- Michael K.Molly. Fundamentals of Performance Modeling.
- The Art Of Systems Performance Analysis. Raj Jain.1991.



### Outline

- Introdução



### Introdução

### Simulação de um PE

Para simular um processo estocástico em um programa de computador tem-se que que gerar sequências de valores (realizações) associados a uma variável randômica que possui determinadas propriedades.

### Exemplo

Para simular o lançamento de dois dados (soma dos dois) tem-se que gerar os valores 2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12 em uma sequência imprevisível com frequência de 1/36,1/18,1/12,1/9,5/36,1/6,5/36,1/9,1/12,1/18,1/36.





### **ATENÇÃO**

É impossível gerar números randômicos de forma perfeita através de um programa de computador. O programa sempre será determinístico. O que se tem é PSEUDOGERADORES (PRNGs)que geram sequências que apresentam propriedades estatísticas. Quando executados na mesma condição inicial (semente), SEMPRE geram a mesma sequência.



Os PRNGS são, no entanto, interessantes para uma **simulação**: Pode-se repetir o experimento obtendo-se os mesmos resultados desde que se use as mesmas sementes.



# Está necessitando de um verdadeiro gerador de número randômico(TRNG)?

Veja o "free service" de www.random.org Gera números a partir de ruídos atmosféricos...



### Abordagem na geração PRNG

- gerar "pseudorandomicamente" sequências uniformemente distribuídas (usando alguma função). Pode ser U(0,1) pois a partir desta pode-se gerar outras distribuições;
- validar a uniformidade da sequência aplicando alguma técnica;
- verificar a independência;
- usar a sequência para gerar outras distribuições;



24 de junho de 2025

### Abordagem histórica: Método Midsquare (Von Neumann)

Inicia-se a geração escolhendo um número (semente) e eleva-se ao quadrado. Seleciona-se os dígitos do meio e repete-se-se o processo.

#### Exemplo

Toma-se o número 12. O quadrado é 0144. Toma-se 14 com quadrado 0196. Toma-se 19 e obtém-se 0361. Obtém-se portanto uma sequência como 12, 14, 19, 36, 29, 84, ...

#### **Problemas**

Pode aparecer um 00 na seleção...



### Características de um bom pseudogerador

- eficiente em termos computacionais;
- período longo: a sequência gerada é finita. Então o ciclo k deve ser longo:  $x_{n+k} = x_n, x_{n+k+1} = x_{n+1}...$
- independente e uniformemente distribuído;
- reproduzível (que pode ser repetido);

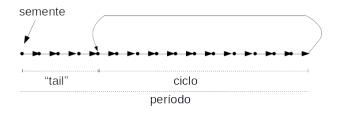


Figura: Modificado de (Jain,91)



### Outline

- Introdução
- 2 Método Congruente Linear (LCM)
- 3 Linear-feedback shift register
- Geração de Números Randômicos a partir de uma Distribuição Uniforme
- Validação de Sequências de Números Randômicos



### Método Congruente Linear

### Função Geradora

$$z_{n+1} = (az_n + c) mod m$$

- a,b e m são constantes a serem cuidadosamente escolhidas: a é o multiplicador, c é o incremento. O tamanho máximo (possível) de uma sequência é determinado por m.
- z<sub>0</sub> é a **semente** geradora.
- Se c > 0 o método é chamado misto congruente.
- Se c = 0 o método é chamado congruente multiplicativo.
- geração periódica garantida: quando a semente for reproduzida o ciclo se repete.

# Método Congruente Linear

#### Tarefa em sala

- Implementar em C++ uma classe geradora de números randômicos usando o método congruente linear. Fazer uma função para setar a semente e outra para gerar (similar ao srnd e rnd)
- Testar com diferentes seeds (sementes) e parâmetros. Gerar com a=1103515245, c=12345, m=2147483648, seed =0 e comparar com outras equipes.
- Implementar uma função para descobrir o período (ciclo) do gerador.



### Método Congruente Aditivo

### Função Geradora

$$z_n = (z_{n-1} + z_{n-k}) mod m$$

Ou seja,  $z_n$  a base de geração é a soma do valor prévio de  $z_n$  com o kth valor.



### Outline

- Introdução
- 2 Método Congruente Linear (LCM)
- 3 Linear-feedback shift register
- Geração de Números Randômicos a partir de uma Distribuição Uniforme
- Validação de Sequências de Números Randômicos



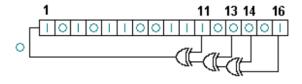
### Linear-feedback shift register

- Baseado em um registrador de deslocamento cujo bit de entrada é uma função do estado atual do registro;
- Função normalmente usada é um XOR;
- Facilmente implementado em hardware.



24 de junho de 2025

# Linear-feedback shift register



Fonte: Wikipedia



### Mersenne Twister

- Baseado em um registrador de deslocamento;
- Longo período;
- Baixa correlação entre números sucessivos;
- Maior complexidade de implementação;
- Proposto por Matsumoto, Nishimura 1997.



### Outline

- Geração de Números Randômicos a partir de uma Distribuição Uniforme



### Outline

- Geração de Números Randômicos a partir de uma Distribuição Uniforme
  - Método da Função Inversa



Um problema que surge na simulação de modelos estocásticos é o da geração randômica de números com distribuição qualquer. Por exemplo como gerar números a partir de uma distribuição exponencial? Uma possibilidade é aplicar o método da função inversa da CDF:

#### Método da Inversão da CDF

Baseia-se no fato de que a a **variável aleatória** Y computada como  $Y = F_x(X)$  a partir de uma CDF de uma **variável aleatória** X qualquer, é **uniforme** no intervalo [0,1]. Pode-se ter observações de X usando a inversa de sua CDF:

$$X = F_{\times}^{-1}(Y)$$

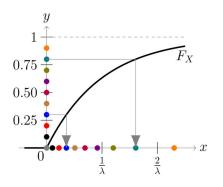


Figura: Mapeamento inverso de observações

[Fonte: By LarsWinterfeld - Own work, CC BY-SA 4.0, https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=50228282]



### Demonstração

Sabe-se que podemos construir variáveis aleatórias como função de outras variáveis. Imagine que X é uma V.A. com CDF  $F_X(x)$ . Seja Y uma V.A. elaborada a partir da CDF de X:

$$Y = F_X(X)$$

Por definição da CDF tem-se:

$$F_Y(y) = Prob\{Y \leq y\}$$

Se  $F_X(.)$  possui inversa e sendo estritamente crescente tem-se que:

$$Prob\{Y \le y\} = Prob\{F_X(X) \le y\} = Prob\{F_X^{-1}(F_X(X)) \le F_X^{-1}(y)\}$$

### Cont. da Demonstração

Portanto:

$$F_Y(y) = Prob\{Y \le y\} = Prob\{X \le F_X^{-1}(y)\} \text{ para } 0 \le y \le 1$$

Mas  $Prob\{X \leq x\} = F_X(x)$ , então:

$$F_{Y}(y) = F_{X}(F_{X}^{-1}(y)) = y \text{ para } 0 \le y \le 1$$

O que caracteriza uma distribuição uniforme!!!



#### Problemas associados ao método

Pode ser difícil ou impossível obter a inversa da função... Felizmente não é o caso de uma distribuição exponencial



# Gerando Números Randômicos com Distribuição Exponencial com método da Inversa

### Lembrando a PDF da Distribuição Exponencial:

$$f_X(x) = Pr[X = x] = \lambda e^{-\lambda x} \quad \lambda, x \ge 0$$
 (1)

### E a CDF da Distribuição Exponencial:

$$F_X(x) = \int_0^x \lambda e^{-\lambda t} dt = 1 - e^{-\lambda x}$$
 (2)



Invertendo a  $F_X(x)$  da exponencial tem-se

$$x = \frac{\ln(1 - F_X(x))}{-\lambda} \tag{3}$$



Observar que  $1 - F_X(x)$  também é uniformemente distribuída então também pode-se também usar:

Invertendo a  $F_X(x) = da exponencial tem-se$ 

$$x = \frac{\ln(y)}{-\lambda} \tag{4}$$

Ou seja, pode-se gerar uma sequência uniformemente distribuída entre [0,1] e aplicar a equação acima para gerar números randômicos com distribuição exponencial.



24 de junho de 2025

#### Tarefa em sala

 Acrescentar na classe criada anteriormente para geração de números randômicos, um gerador de números que seguem uma distribuição exponencial;



### Outline

- Introdução
- Método Congruente Linear (LCM)
- 3 Linear-feedback shift register
- Geração de Números Randômicos a partir de uma Distribuição Uniforme
- 5 Validação de Sequências de Números Randômicos



# Validação de Sequências de Números Randômicos

- abordagem empírica: testes envolvendo várias gerações e aplicando testes estatísticos sobre os dados gerados;
- análise matemática das funções geradas (não será visto aqui);



24 de junho de 2025

# Abordagem Empírica

### Se enquadram em duas ctegorias:

- testes com objetivo de validar sequências distribuídas uniformemente em [0, 1]:
  - Teste Chi-square "goodness-of-fit";
  - Teste de Komolgorov-Smirnov, entre outras;
- testes com objetivo de verificar a independência na sequência: run test, gap test e poker test



# Abordagem Empírica

### testes para validar sequências distribuídas

• Utilizam-se de um nível de significância  $\alpha$  (normalmente entre 0.01 e 0.05 que é a probabilidade de rejeitar a hipótese nula dado que ela é na realidade verdadeira:

$$\alpha = Prob\{H_0 \text{ ser rejeitada}|H_0 \text{ \'e verdadeira}\}$$

- Exemplo: Para  $\alpha = 0.05$  tem-se:
  - Em 20 sequências espera-se rejeitar 1;
  - Em 100 sequências espera-se rejeitar 5;



24 de junho de 2025

# Teste Chi-Square "Goodness-of-Fit"

Compara uma amostra de uma distribuição gerada com uma teórica (resultado teórico);

Particiona-se (binning) um intervalo de n números pseudorandômicos em k subintervalos iguais e compara-se a contagem de números em cada intervalo com contagem teórica n/k

Para ser significativo tem-se:

- k >> 10
- n >> 10k



### Teste Chi-Square "Goodness-of-Fit"

### A variável Chi-Square

Pode -se usar uma variável randômica definida da forma:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(n_i - \bar{n}_i)}{\bar{n}_i}$$

Onde  $n_i$  e  $\bar{n_i}$  são respectivamente a quantidade de números pesudorandômicos no  $bin\ i$  e a quantidade teórica no  $bin\ i$ ; A hipótese de que a sequência é uniformemente distribuída é provada quando:

$$Prob\{\chi^2 \le \chi^2_\alpha\} = 1 - \alpha$$



### Teste Chi-Square "Goodness-of-Fit"

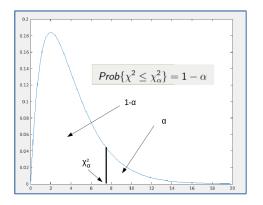


Figura: Significado do teste Chi-Square "Goodness-of-Fit"

