

Universidade Federal do Rio de Janeiro  
Instituto Alberto Luiz Coimbra de  
Pós-Graduação e Pesquisa de Engenharia



Programa de Engenharia de Sistemas e  
Computação

CPS767 - Algoritmos de Monte Carlo e Cadeias de Markov  
Prof. Daniel Ratton Figueiredo

***4<sup>a</sup> Lista de Exercícios***

Luiz Henrique Souza Caldas  
email: lhscaldas@cos.ufrj.br

27 de maio de 2025

## Questão 1: Sequências binárias restritas

Considere uma sequência de dígitos binários (0s e 1s) de comprimento  $s$ . Uma sequência é dita válida se ela não possui 1s adjacentes. Considerando a distribuição uniforme, queremos determinar o valor esperado do número de 1s de uma sequência válida, denotado por  $\mu_s$ .

- Considerando  $s = 4$ , determine todas as sequências válidas e calcule  $\mu_4$ .

As sequências válidas de comprimento 4 são: 0000, 0001, 0010, 0100, 1000, 0101, 1010, 1001. Portanto, temos um total de 8 sequências válidas. O valor esperado de 1s nessas sequências é dado por:

$$\mu_4 = \frac{1}{8} \times 0 + \frac{4}{8} \times 1 + \frac{3}{8} \times 2 = \frac{10}{8}$$

Assim,

$$\mu_4 = \frac{10}{8} \approx 1.25$$

- Construa uma cadeia de Markov sobre o conjunto de sequências válidas, deixando claro como funcionam as transições de estado. Argumente que a cadeia é irredutível.

A cadeia de Markov pode ser construída considerando os estados como as sequências válidas (ou seja, aquelas de comprimento  $s = 4$  que não possuem dígitos 1 adjacentes). As transições entre estados ocorrem ao flipar um único dígito da sequência, desde que o resultado continue sendo uma sequência válida.

Por exemplo, a sequência 0010 pode transitar para 0000 (flipando o terceiro dígito) ou para 1010 (flipando o primeiro dígito), pois ambas são válidas. Por outro lado, flipar o segundo dígito resultaria em 0110, que não é válida (pois possui 1s adjacentes), portanto essa transição não é permitida.

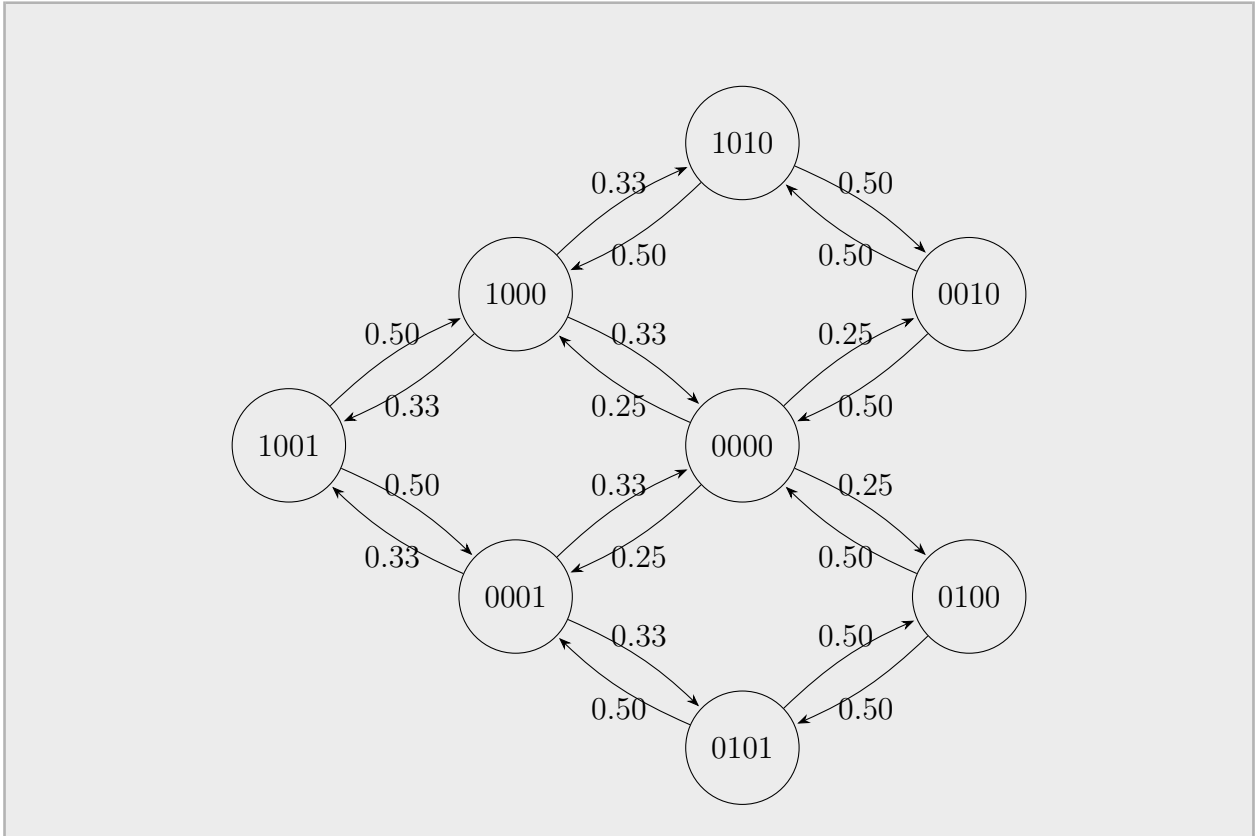
A probabilidade de transição do estado  $i$  para  $j$  é dada por:

$$P_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{d_i} & \text{se } j \text{ é obtido de } i \text{ por flip válido de um dígito} \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

onde  $d_i$  é o número total de transições válidas a partir do estado  $i$ .

A cadeia é irredutível porque, para qualquer par de estados válidos, é possível transformar um no outro através de uma sequência finita de flips de dígitos (desde que se respeite a restrição de não criar 1s adjacentes). Como todas as sequências válidas estão conectadas por essas transições, a cadeia é conexa e, portanto, irredutível.

- Desenhe a cadeia de Markov para o caso de  $s = 4$ , mostrando todas as transições.



- Mostre como aplicar Metropolis-Hastings para resolver o problema de estimar  $\mu_s$ . Deixe claro as probabilidades de aceite e o funcionamento do estimador.

Partindo da cadeia de Markov construída anteriormente, podemos aplicar o algoritmo de Metropolis-Hastings para modificar suas probabilidades de transição, de modo que a nova cadeia tenha como distribuição estacionária a distribuição uniforme sobre o conjunto de sequências válidas. A nova matriz de probabilidade de transição  $P'$  é dada por:

$$P'_{ij} = \begin{cases} P_{ij}a(i, j) & \text{se } j \text{ é obtido de } i \text{ por flip válido de um dígito} \\ 1 - \sum_{k:k \neq i} P_{ik}a(i, k) & \text{se } i = j \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

onde  $a(i, j)$  é a probabilidade de aceitar a transição de  $i$  para  $j$ . Essa probabilidade pode ser encontrada pela equação da condição de reversibilidade:

$$\pi_i P_{ij} a(i, j) = \pi_j P_{ji} a(j, i)$$

Como temos uma equação com duas incógnitas ( $a(i, j)$  e  $a(j, i)$ ), precisamos arbitrar um valor para uma delas. Arbitrando  $a(i, j) = 1$  se  $\pi_i P_{ij} \leq \pi_j P_{ji}$  e, consequentemente,  $a(i, j) = \frac{\pi_j P_{ji}}{\pi_i P_{ij}}$  se  $\pi_i P_{ij} > \pi_j P_{ji}$ , temos que:

$$a(i, j) = \min\{1, \frac{\pi_j P_{ji}}{\pi_i P_{ij}}\}$$

Como a distribuição estacionária é uniforme ( $\pi_i = \pi_j$ ) podemos simplificar a equação para:

$$a(i, j) = \min\{1, \frac{P_{ji}}{P_{ij}}\} = \min\{1, \frac{\frac{1}{d_j}}{\frac{1}{d_i}}\} = \min\{1, \frac{d_i}{d_j}\}$$

A nova matriz de probabilidade de transição  $P'$  fica:

$$P'_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{d_i} \min\{1, \frac{d_i}{d_j}\} & \text{se } j \text{ é obtido de } i \text{ por flip válido de um dígito} \\ 1 - \sum_{k:k \neq i} P_{ik} a(i, k) & \text{se } i = j \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Assim, podemos amostrar de forma uniforme as sequências válidas seguindo o seguinte procedimento:

1. Descobrir os  $d_i$  vizinhos do estado atual  $i$ ;
2. Escolher de forma uniforme um vizinho  $j$  e contar os seus  $d_j$  vizinhos;
3. Gerar um número aleatório  $u$  entre 0 e 1;
4. Aceitar a transição se  $u < a(i, j) = \min\{1, \frac{d_i}{d_j}\}$ . Caso contrário, repetir estado  $i$ ;
5. Repetir o processo a partir do novo estado.

Após gerar um número suficiente de amostras, o teorema de ergodicidade garante que a média das amostras converge para o valor esperado  $\mu_s$ . Assim, podemos estimar  $\mu_s$  como:

$$\hat{\mu}_s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$$

onde  $X_i$  é o número de 1s na amostra  $i$  e  $N$  é o número total de amostras geradas.

Implementando o procedimento acima em Python ([link para o código no final do relatório](#)), obtemos os seguintes resultados para  $N = 10^5$  e diferentes valores de  $s$ :

$s$	n° estados	$\hat{\mu}_s$
4	8	1.2479
8	55	2.3695
12	377	3.4821
16	2584	4.5997

## Questão 2: Amostras de Modelos de Mistura

Considere a seguinte função de probabilidade:

$$p(x) = \alpha p_B(x; n, p_1) + (1 - \alpha) p_B(x; n, p_2),$$

onde  $p_B(x; n, p)$  é a probabilidade associada ao valor  $x$  da binomial com parâmetros  $n$  e  $p$ , e  $\alpha \in [0, 1]$  é um peso. Trata-se de um modelo de mistura de duas binomiais com diferentes valores de  $p$ , com pesos dados por  $\alpha$  e  $1 - \alpha$ . Considere duas variáveis aleatórias  $X$  e  $K$ , representando o valor de  $X \in [0, n]$  e a binomial utilizada  $K \in \{1, 2\}$ . Queremos gerar amostras de acordo com  $p(x)$ .

- Determine as distribuições de probabilidade condicionais  $P(X|K)$  e  $P(K|X)$ . Dica: utilize a regra de Bayes no segundo caso.

A distribuição de  $X$  dado  $K$  é simplesmente uma binomial com parâmetro  $p_k$ , para  $k \in \{1, 2\}$ :

$$P(X = x|K = k) = p_B(x; n, p_k)$$

$$P(X = x|K = k) = \binom{n}{x} p_k^x (1 - p_k)^{n-x}$$

A distribuição de  $K$  dado  $X$  é obtida pela regra de Bayes:

$$P(K = k|X = x) = \frac{P(X = x|K = k) \cdot P(K = k)}{p(x)}$$

Como  $P(K = 1) = \alpha$  e  $P(K = 2) = 1 - \alpha$ , temos:

$$P(K = k|X = x) = \frac{p_B(x; n, p_k) \cdot p(K = k)}{\alpha p_B(x; n, p_1) + (1 - \alpha) p_B(x; n, p_2)}$$

- Determine a distribuição de probabilidade conjunta  $P(X, K)$ .

A distribuição conjunta é dada pela regra do produto:

$$P(X = x, K = k) = P(X = x|K = k) \cdot P(K = k)$$

Como  $P(X = x|K = k) = p_B(x; n, p_k)$ ,  $P(K = 1) = \alpha$ ,  $P(K = 2) = 1 - \alpha$ , temos:

$$P(X = x, K = k) = p_B(x; n, p_k) \cdot P(K = k)$$

- Utilize a técnica de Gibbs Sampling para gerar amostras de  $X$ . Mostre como construir a cadeia de Markov e determine a transição entre os estados.

Cada estado da cadeia de Markov é representado por um par  $V = (X, K)$ , onde  $X \in [0, n]$  é o valor da variável aleatória e  $K \in \{1, 2\}$  indica qual das duas binomiais foi utilizada.

As transições entre os estados ocorrem por meio da atualização de uma única variável por vez, mantendo a outra fixa:

- Para transições em que apenas  $X$  é atualizado (com  $K$  fixo), a probabilidade de transição para o novo estado  $(X', K)$  é dada por:

$$P_{(X,K),(X',K)} = \frac{1}{2} \cdot p_B(X'; n, p_K)$$

- Para transições em que apenas  $K$  é atualizado (com  $X$  fixo), a probabilidade de transição para o novo estado  $(X, K')$  é dada por:

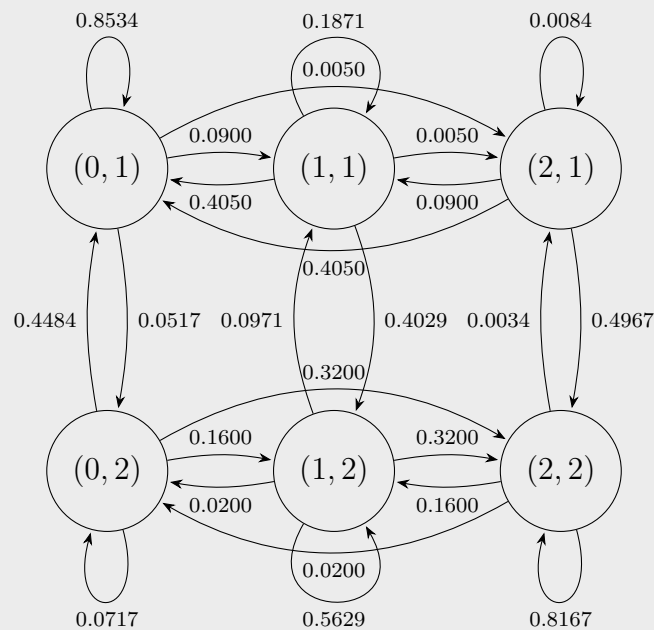
$$P_{(X,K),(X,K')} = \frac{1}{2} \cdot \frac{p_B(X; n, p_{K'}) \cdot P(K')}{\alpha \cdot p_B(X; n, p_1) + (1 - \alpha) \cdot p_B(X; n, p_2)}$$

onde  $P(K' = 1) = \alpha$  e  $P(K' = 2) = 1 - \alpha$ .

Dessa forma, a cadeia se move no espaço de pares  $(X, K)$ , com transições definidas pelas distribuições condicionais do modelo de mistura. A estrutura garante que a cadeia seja reversível e tenha como distribuição estacionária a distribuição conjunta  $P(X, K)$ .

- Para  $n = 2$ ,  $p_1 = 0,1$ ,  $p_2 = 0,8$ ,  $\alpha = 0,3$ , desenhe a cadeia de Markov com todas as transições.

Probabilidade	Valor	Valor/2
$P(X = 0   K = 1)$	0.8100	0.4050
$P(X = 1   K = 1)$	0.1800	0.0900
$P(X = 2   K = 1)$	0.0100	0.0050
$P(X = 0   K = 2)$	0.0400	0.0200
$P(X = 1   K = 2)$	0.3200	0.1600
$P(X = 2   K = 2)$	0.6400	0.3200
$P(K = 1   X = 0)$	0.8967	0.4484
$P(K = 2   X = 0)$	0.1033	0.0517
$P(K = 1   X = 1)$	0.1942	0.0971
$P(K = 2   X = 1)$	0.8058	0.4029
$P(K = 1   X = 2)$	0.0067	0.0034
$P(K = 2   X = 2)$	0.9933	0.4967



OBS: os valores das probabilidades dos selfloops são a soma das probabilidades de transição mantendo  $X$  fixo e mantendo  $K$  fixo, ou seja,  $P(X = x|K = k) + P(K = k|X = x)$ .

- Descreva como utilizar a cadeia de Markov para gerar amostras.

1. Inicializar a cadeia em um estado arbitrário  $(X, K)$ , por exemplo  $(0, 1)$ .
2. Escolher aleatoriamente qual variável será atualizada:
  - Com probabilidade  $\frac{1}{2}$ , atualizar  $X$ ;
  - Com probabilidade  $\frac{1}{2}$ , atualizar  $K$ .
3. Atualizar a variável escolhida:
  - Se for  $X$ , sorteie  $X'$  da distribuição binomial  $P(X | K)$  com parâmetro  $p_K$ ;
  - Se for  $K$ , sorteie  $K'$  da distribuição  $P(K | X)$ , calculada pela regra de Bayes.

A variável não escolhida permanece inalterada.
4. Atualizar o estado da cadeia para o novo par  $(X', K')$ .
5. Repetir o processo. Após  $\tau_\epsilon$  passos (tempo de mistura), o valor de  $X$  pode ser considerado uma amostra da distribuição desejada.
6. Repetir os passos acima para obter quantas amostras forem necessárias, aguardando sempre pelo menos  $\tau_\epsilon$  passos entre duas amostras consecutivas.

O tempo de mistura  $\tau_\epsilon$  pode ser limitado superiormente por:

$$\tau_\epsilon \leq \frac{\log 1/(\pi_o \epsilon)}{\delta}$$

onde  $\pi_o$  é a probabilidade do estado menos provável na distribuição estacionária da cadeia de Markov,  $\epsilon$  é a tolerância desejada e  $\delta$  é o vão espectral, definido por:

$$\delta = 1 - |\lambda_2|$$

onde  $\lambda_2$  é o segundo maior autovalor da matriz de transição da cadeia de Markov.



### Questão 3: Amostrando triângulos

Considere um grafo conexo qualquer. Desejamos gerar amostras de triângulos deste grafo (cliques de tamanho 3), tal que todo triângulo tenha igual probabilidade de ser amostrado – ou seja, uma distribuição uniforme sobre o conjunto de triângulos do grafo.

- Mostre como gerar amostras de forma direta, utilizando a distribuição uniforme. Dica: pense em amostragem por rejeição. Determine a eficiência desse método.

O procedimento de amostragem por rejeição consiste em gerar amostras de um espaço amostral maior e, em seguida, rejeitar aquelas que não atendem a um critério específico. Neste caso, o espaço amostral maior é o conjunto de todas as combinações possíveis de 3 vértices do grafo. Para cada combinação, verificamos se os 3 vértices formam um triângulo (ou seja, se estão todos conectados entre si). Se formarem um triângulo, aceitamos a amostra; caso contrário, rejeitamos.

O procedimento pode ser descrito da seguinte forma:

1. Escolher três vértices distintos  $u, v, w \in V$  uniformemente ao acaso.
2. Verificar se o conjunto  $\{u, v, w\}$  forma um triângulo, ou seja, se as três arestas  $(u, v)$ ,  $(v, w)$  e  $(u, w)$  pertencem ao conjunto de arestas  $E$ .
3. Se os vértices formam um triângulo, aceitar a amostra e registrar o triângulo  $\{u, v, w\}$ .
4. Caso contrário, rejeitar e voltar ao passo 1.
5. Repetir o processo até obter o número desejado de amostras.

A eficiência do método é dada por:

$$e = \frac{T}{\binom{|V|}{3}}$$

onde  $T$  é o número de triângulos no grafo,  $|V|$  é a quantidade de vértices e  $\binom{|V|}{3}$  representa o número total de trios possíveis de vértices. Assim, a eficiência do método depende da densidade do grafo e do número de triângulos presentes: se o grafo for esparsa, a eficiência será baixa; se o grafo for denso, a eficiência será maior.

- Mostre como gerar amostras utilizando Metropolis-Hastings. Determine os estados da cadeia de Markov, as transições da cadeia base (que deve ser irredutível) e a probabilidade de aceitação na cadeia modificada pelo método Metropolis-Hastings.

Podemos criar uma Cadeia de Markov na qual os estados são caminhos de tamanho 3, ou seja, conjuntos de 3 vértices  $\{u, v, w\}$ , onde, pelo menos  $uv$  e  $vw$  são arestas do

grafo.

A regra de transição da cadeia base pode ser definida como a remoção de um dos vértices da ponta ( $u$  ou  $w$ ) e a adição de um novo vértice que esteja conectado ao vértice da outra ponta. Assim, um estado  $\{u, v, w\}$  pode transicionar para  $\{v, w, x\}$  se escolhermos remover  $u$  e escolher  $x$  tal que é vizinho de  $w$ , ou pode transicionar para  $\{x, u, v\}$ , se escolhermos remover  $w$  e escolher  $x$  tal que é vizinho de  $u$ . A cadeia é irredutível porque, a partir de qualquer caminho de comprimento 3, podemos alcançar qualquer outro caminho de comprimento 3 removendo um vértice de uma ponta e adicionando outro conectado na outra ponta.

A probabilidade de transição entre dois estados é dada por:

$$P_{s \rightarrow s'} = \frac{1}{d-1}$$

onde  $d$  é o grau do vértice da ponta contrária a que foi removida ( $u$  ou  $w$ ) do estado atual menos 1 (pois não podemos escolher o vértice  $v$  que já está no meio do caminho de comprimento 2 e irá para uma das pontas no próximo estado).

A probabilidade de transição na cadeia modificada pelo método Metropolis-Hastings é dada por:

$$P'_{s \rightarrow s'} = \frac{1}{d-1} \min \left( 1, \frac{d-1}{d'} \right)$$

onde  $d'$  é o grau do novo vértice que será adicionado ao caminho no estado  $s'$ .

É fácil ver que nem todos os estados da Cadeia de Markov são necessariamente triângulos, mas todos os triângulos são alcançados a partir de algum estado da cadeia. Então podemos condicionar o processo de amostragem para que apenas triângulos sejam aceitos. Como a Cadeia de Markov modificada possui distribuição estacionária uniforme, a distribuição dessa amostragem condicional também será uniforme.

O procedimento de amostragem pode ser descrito da seguinte forma:

1. Escolher um caminho de comprimento 2 inicial  $s = \{u, v, w\}$  uniformemente ao acaso.
2. Executar o procedimento abaixo:
  - (a) Escolher com probabilidade  $\frac{1}{2}$  remover o primeiro vértice ( $u$ ) ou o terceiro vértice ( $w$ ).
  - (b) Escolher com probabilidade uniforme  $\frac{1}{d-1}$  um novo vértice  $x$  que seja vizinho do vértice da outra ponta (ou seja,  $u$  se  $w$  foi removido ou  $w$  se  $u$  foi removido).
  - (c) Gerar um número aleatório  $r$  uniformemente no intervalo  $[0, 1]$ .
  - (d) Se  $r < \min \left( 1, \frac{d-1}{d'} \right)$ , aceitar a amostra e registrar  $s'$ , senão, repetir o estado anterior fazendo  $s' = s$ .
3. Repetir os passos  $a - d$  por  $\tau_\epsilon$  iterações, onde  $\tau_\epsilon$  é o tempo de mistura da Cadeia de Markov.

4. Verificar se o último estado  $s'$  é um triângulo, ou seja, se as arestas  $(u', v')$ ,  $(v', w')$  e  $(u', w')$  pertencem ao conjunto de arestas  $E$ . Caso sim, aceitar a amostra e registrar o triângulo  $s'$ , caso o contrário, continuar repetindo os passos  $a - d$  até obter um triângulo.
5. Repetir os passos 2 – 4 até obter o número desejado de amostras de triângulos.

- Intuitivamente, discuta quando a abordagem via Metropolis-Hastings é mais eficiente (do ponto de vista computacional) do que a abordagem via amostragem por rejeição.

A abordagem via Metropolis-Hastings tende a ser mais eficiente que a amostragem por rejeição quando o grafo é esparso, ou seja, quando o número de triângulos  $T$  é pequeno em relação ao número total de combinações de 3 vértices  $\binom{|V|}{3}$ . Nesse cenário, a amostragem por rejeição desperdiça muitas tentativas, pois a chance de um trio aleatório de vértices formar um triângulo é muito baixa. Como resultado, o número de rejeições cresce rapidamente, tornando o método ineficiente em tempo de execução.

Por outro lado, a abordagem via Metropolis-Hastings opera sobre caminhos de comprimento 2, ou seja, trios de vértices onde duas das três conexões já existem por construção. Isso significa que, em cada iteração, a cadeia considera apenas trios parcialmente conectados, nos quais falta apenas uma aresta para formar um triângulo. Assim, a chance de o trio atual ser um triângulo é muito maior do que na amostragem por rejeição, que escolhe vértices completamente ao acaso. Dessa forma, mesmo rejeitando trios que não formam triângulos, o processo explora mais eficientemente o espaço de triângulos do grafo.

## Questão 4: Quebrando o código

Você encontrou uma mensagem cifrada com o código de substituição (neste código, cada letra é mapeada em outra letra de forma bijetiva). Você deseja encontrar a chave do código para ler a mensagem. Repare que a chave é um mapeamento  $\sigma$  entre as letras, por exemplo  $\sigma(a) = x$ ,  $\sigma(b) = h$ ,  $\sigma(c) = e$ , etc. Considere uma função  $f : \Omega \rightarrow [0, 1]$  que avalia a capacidade de uma pessoa entender a mensagem cifrada dado um mapeamento  $\sigma \in \Omega$ . Repare que  $f(\sigma) = 1$  significa que é possível entender por completo a mensagem decifrada com o mapeamento  $\sigma$ , e  $f(\sigma) = 0$  se o mapeamento não revela nenhuma informação sobre a mensagem. Mostre como a técnica de Simulated Annealing pode ser utilizada para ler a mensagem cifrada. Mostre todos os passos necessários para aplicar a técnica neste problema (não é necessário implementar).

O mapeamento  $\sigma$  pode ser representado como uma permutação das letras do alfabeto. No exemplo do enunciado, se temos  $\sigma(a) = x$ ,  $\sigma(b) = h$ ,  $\sigma(c) = e$ . Se o alfabeto é  $\{a, b, c, \dots\}$ , podemos representar  $\sigma = \{x, h, e, \dots\}$ .

Seja  $f : \Omega \rightarrow [0, 1]$  a função que avalia a capacidade de entender a mensagem cifrada com o mapeamento  $\sigma$ . Esta função pode ser implementada como a saída de um modelo de linguagem, que atribui uma pontuação à legibilidade da mensagem decifrada. Por exemplo, se a mensagem decifrada com o mapeamento  $\sigma$  é gramaticalmente correta e faz sentido,  $f(\sigma)$  será próximo de 1; caso contrário, será próximo de 0.

O algoritmo de Simulated Annealing pode ser aplicado criando-se uma Cadeia de Markov base na qual cada estado será uma permutação do alfabeto, ou seja, um mapeamento  $\sigma$  que associa cada letra a outra letra. Considerando o alfabeto com 26 letras, o espaço de estados  $\Omega$  terá  $26!$  permutações possíveis.

As transições entre os estados da cadeia base podem ser feitas invertendo partes da permutação, escolhendo índices aleatórios  $i$  e  $j$  em  $\{1, 2, \dots, 26\}$ , com  $i < j$  e invertendo a ordem das letras entre esses índices. A inversão de letras entre  $i$  e  $j$  permite alterar várias posições da permutação ao mesmo tempo, o que ajuda a escapar de máximos locais. A probabilidade de transição independe da permutação atual, pois é uma escolha sem repetição entre  $\{1, 2, \dots, 26\}$ , ou seja,  $n(n-1)/2 = 325$  possibilidades uniformes de transição, com  $n = 26$ . Como todos os estados têm o mesmo grau de saída e as mesmas probabilidades de transição, a cadeia é simétrica.

A distribuição estacionária da cadeia deve ser definida pela distribuição de Boltzmann, que é dada por:

$$\pi_\sigma = \frac{e^{\frac{f(\sigma)}{T}}}{Z}$$

onde  $T$  é um parâmetro, chamado de temperatura, e  $Z = \sum_{\sigma \in \Omega} e^{\frac{f(\sigma)}{T}}$  é a constante de normalização, que garante que a soma das probabilidades seja 1.

Utilizando agora o algoritmo de Metropolis-Hastings para modificar a cadeia base, podemos definir a probabilidade de transição entre dois estados  $\sigma$  e  $\sigma'$  como:

$$P(\sigma \rightarrow \sigma') = \frac{1}{325} \min \left( 1, e^{\frac{f(\sigma') - f(\sigma)}{T}} \right)$$

onde o termo  $\frac{1}{325}$  é a probabilidade de transição uniforme entre os estados, e o termo  $\min\left(1, e^{\frac{f(\sigma') - f(\sigma)}{T}}\right)$  é a probabilidade de aceitação da transição.

Para definir a agenda de resfriamento (*annealing*), devemos testar diferentes estratégias e escolher a que melhor se adapta ao problema. Uma boa estratégia para começar é definir apenas um passo para cada temperatura ( $N_t = 1$ ) e reduzir a temperatura de forma logarítmica, com  $T_t = a / \log(t + b)$ , onde  $a$  e  $b$  são parâmetros a serem ajustados, pois esta estratégia possui uma prova de convergência global se  $a$  for alta o suficiente e  $b$  for constante.

O algoritmo de Simulated Annealing para decifrar a mensagem cifrada pode ser descrito da seguinte forma:

1. Inicializar a temperatura  $T_0$  e escolher uma permutação inicial  $\sigma_0$  aleatória.
2. Calcular  $f(\sigma_0)$ .
3. Para cada iteração  $t$ :
  - (a) Escolher  $i$  e  $j$  aleatórios em  $\{1, 2, \dots, 26\}$  com  $i < j$ .
  - (b) Gerar uma nova permutação  $\sigma'$  invertendo as letras entre os índices  $i$  e  $j$  em  $\sigma_t$ .
  - (c) Calcular  $f(\sigma')$ .
  - (d) Se  $f(\sigma') > f(\sigma_t)$ , aceitar a transição com probabilidade 1. Caso o contrário, aceitar a transição com probabilidade  $e^{\frac{f(\sigma') - f(\sigma_t)}{T_t}}$ .
  - (e) Se aceitar, atualizar  $\sigma_{t+1} = \sigma'$ ; caso contrário, manter  $\sigma_{t+1} = \sigma_t$ .
  - (f) Atualizar a temperatura  $T_{t+1} = a / \log(t + b)$ .
4. Repetir (a) – (f) até que a temperatura atinja um valor mínimo ou até que um outro critério de parada seja atingido (por exemplo, um número máximo de iterações ou um valor de  $f(\sigma_t)$  próximo o suficiente de 1).

## Códigos

Os códigos utilizados para a resolução dos exercícios estão disponíveis no repositório do GitHub:  
[https://github.com/lhscaldas/CPS767\\_MCMC/](https://github.com/lhscaldas/CPS767_MCMC/)