Estatísticas & Aquicultura.

Com: Carlos Antônio Zarzar

carlos.zarzar@ufopa.edu.br

Estatísticas & Aquicultura.

Com: Carlos Antônio Zarzar

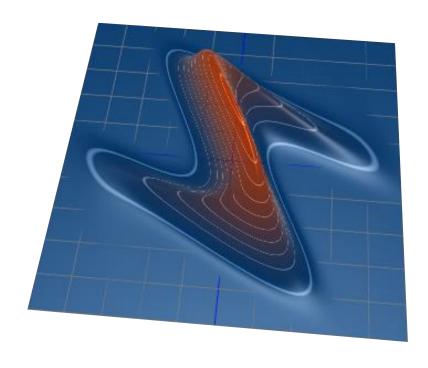
carlos.zarzar@ufopa.edu.br

Apresenta: Métodos computacionais



- Método de Monte Carlo;
- Método de Monte Carlo via Cadeia de Markov;
- Algoritmo de amostragem;
 - Gibbs;
 - Metropolis-Hasting;

Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori*

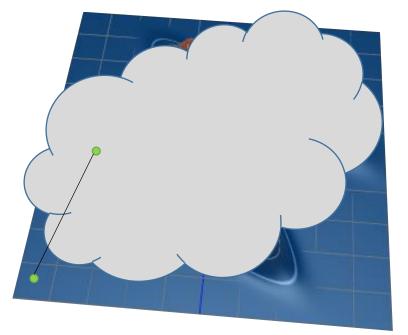


Desconhecido

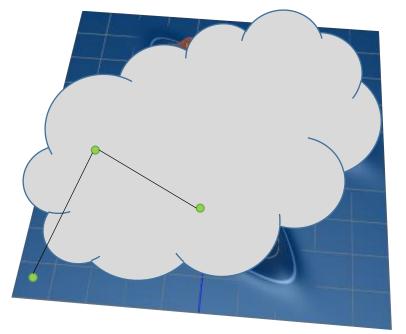




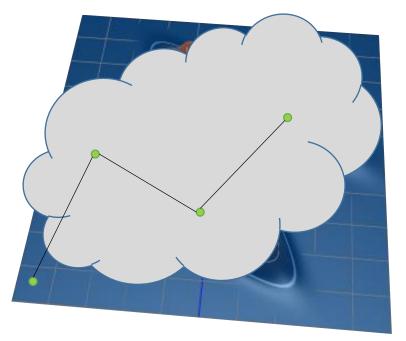
• Random walk MCMC



• Random walk MCMC



• Random walk MCMC

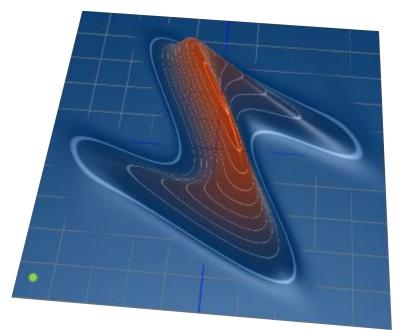


• Random walk MCMC

Custo computacional muito grande para amostrar todo o espaço paramétrico.

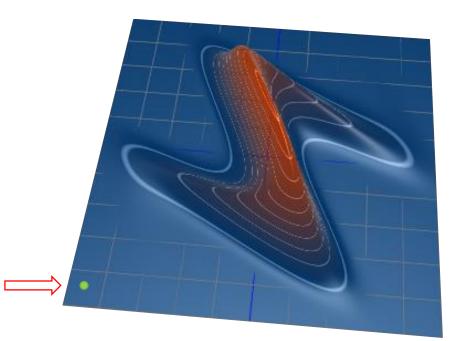






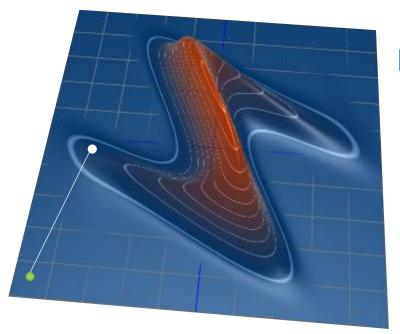
• Random walk MCMC

- - Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;



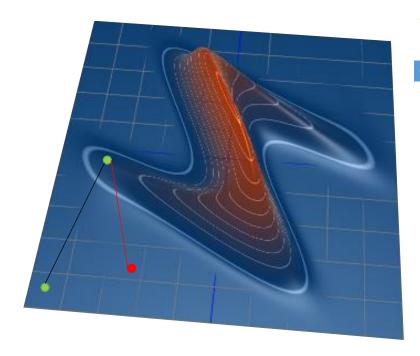
• Random walk MCMC

- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;



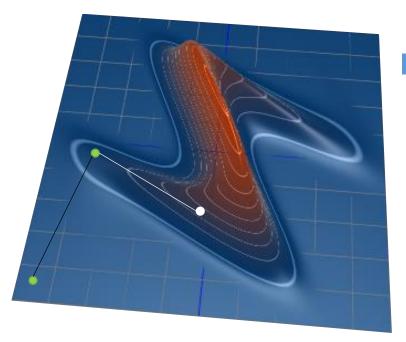
- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;

- - Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;



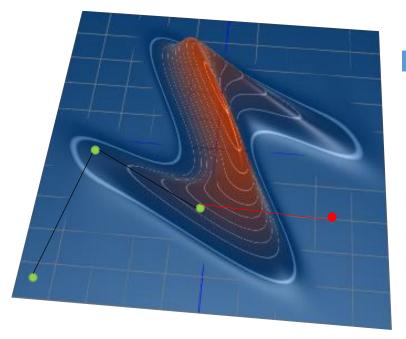
- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;



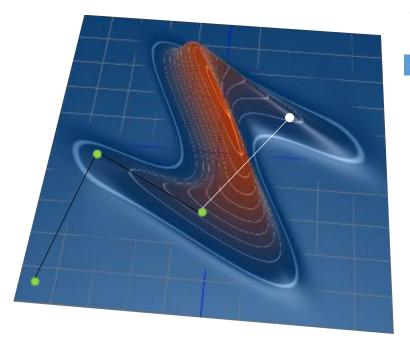
- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

- - Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;



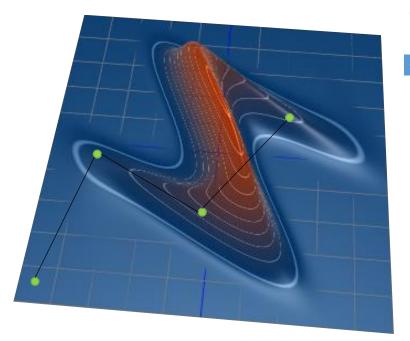
- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

- - Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;

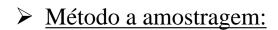


- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

- - Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;



- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;



- Metropolis-Hasting;
- 1. Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:

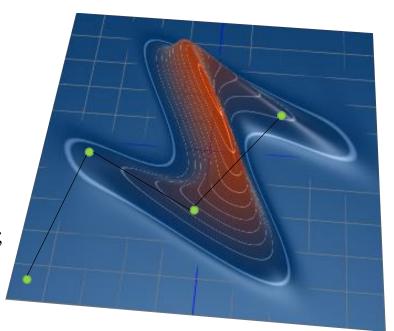
 $\bullet \quad \alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = r;$

a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \cdot \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a <u>Prob. Aceitabilidade</u>:
- aceita a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ com α *Prob. Aceitabilidade;* rejeita a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$ com 1α *Prob. Aceitabilidade.*

Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori*

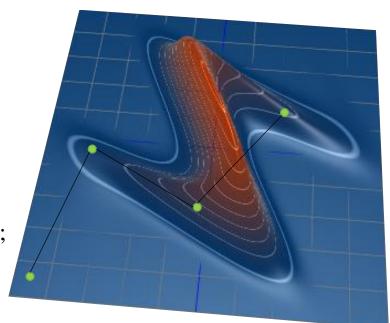


- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;
- 1. Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \cdot \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a <u>Prob. Aceitabilidade</u>:
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenbe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.



- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

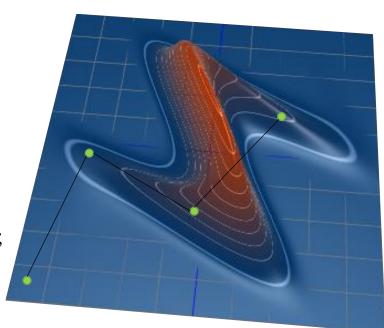
- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;
- Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \cdot \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a <u>Prob. Aceitabilidade</u>:
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenhe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.



Estatísticas & Aquicultura

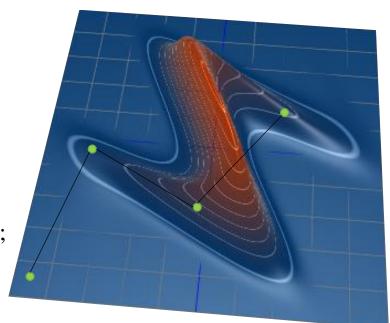


- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;
- 1. Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \cdot \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a <u>Prob. Aceitabilidade</u>:
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenbe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.



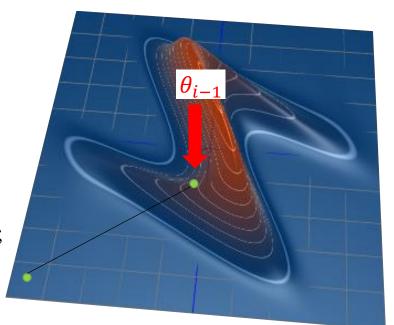
- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;



- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;
- 1. Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \cdot \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a <u>Prob. Aceitabilidade</u>:
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenbe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.



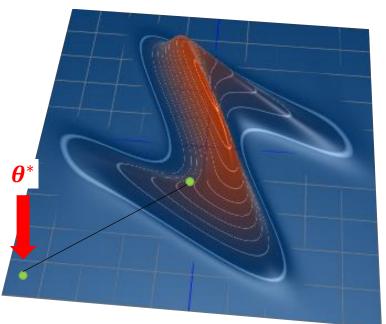
- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;



- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;
- 1. Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \cdot \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a <u>Prob. Aceitabilidade</u>:
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenbe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.



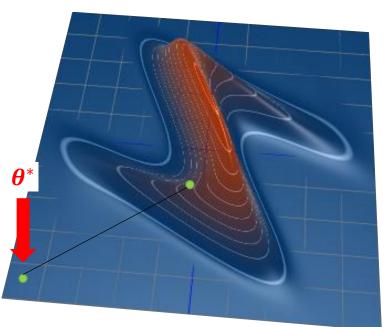
- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;



- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;
- 1. Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

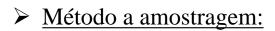
b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \cdot \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a <u>Prob. Aceitabilidade</u>:
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenbe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.



- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

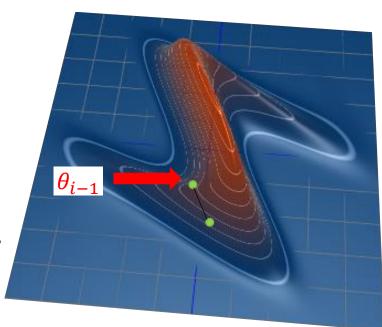




- Metropolis-Hasting;
- 1. Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \cdot \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a <u>Prob. Aceitabilidade</u>:
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenbe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.



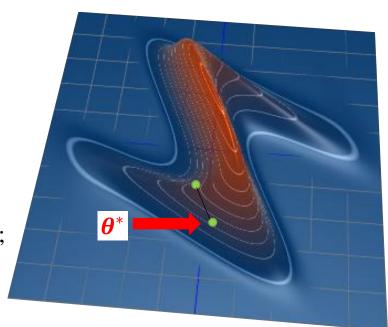
- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;



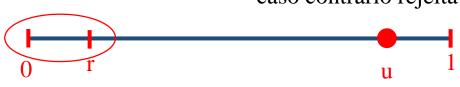
- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;
- 1. Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \cdot \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a <u>Prob. Aceitabilidade</u>:
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenbe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.



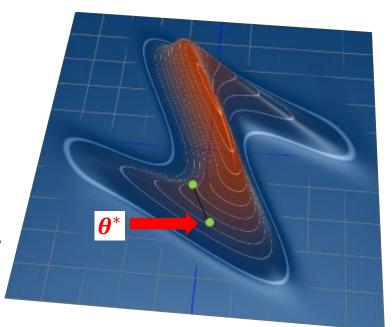
- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;



- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;
- 1. Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \cdot \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a *Prob. Aceitabilidade:*
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenbe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.



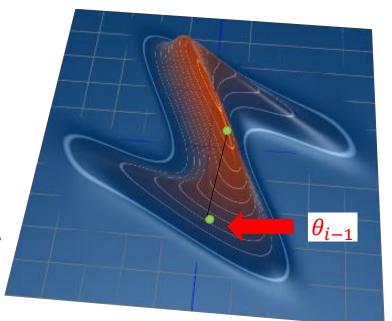
- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;



- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;
- 1. Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \cdot \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a *Prob. Aceitabilidade:*
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenbe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.



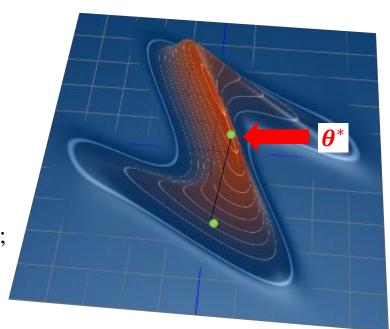
- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;



- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;
- 1. Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

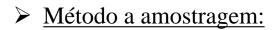
b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \cdot \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a *Prob. Aceitabilidade:*
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenbe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.



- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

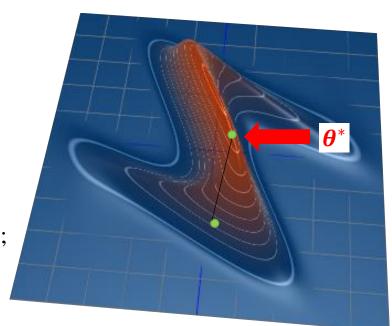




- Metropolis-Hasting;
- 1. Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \cdot \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

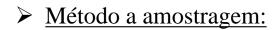
- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a *Prob. Aceitabilidade:*
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenbe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.



- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;



MC

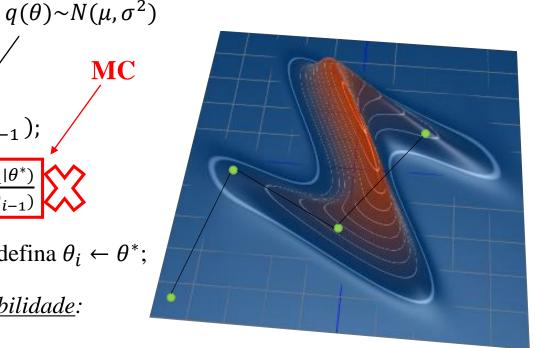


- Metropolis Hasting;
- Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1})$;

b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}$$

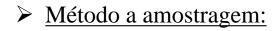
- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a <u>Prob. Aceitabilidade</u>:
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenhe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.

Espaço paramétrico da distribuição a posteriori



- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

 $q(\theta) \sim N(\mu \sigma)$

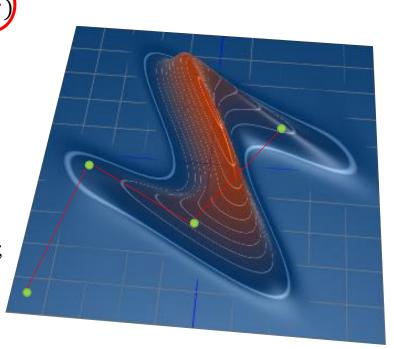


- Metropolis-Hasting;
- 1. Selecione um valor inicial θ_0 ;
- 2. Para $i = 1, \dots, n$ repita:
 - a) Encontrar o candidato $\theta^* \sim q(\theta^* \mid \theta_{i-1});$

b)
$$r = \frac{\pi(\theta^*)/q(\theta^*|\theta_{i-1})}{\pi(\theta_{i-1})/q(\theta_{i-1}|\theta^*)} = \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_{i-1})} \boxed{\frac{q(\theta_{i-1}|\theta^*)}{q(\theta^*|\theta_{i-1})}}$$

- c) Se $r \ge 1$ aceite o valor proposto θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$;
- d) Se $0 \le r < 1$, Calcule a <u>Prob. Aceitabilidade</u>:
 - $\alpha(\theta^*, \theta_{i-1}) = min\{r, 1\};$
 - Desenbe $u \sim Unif(0,1)$;
 - Se $u < \alpha(\theta^*, \theta_{i-1})$, aceite a proposta θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta^*$ caso contrário rejeita θ^* e defina $\theta_i \leftarrow \theta_{i-1}$.

Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori*

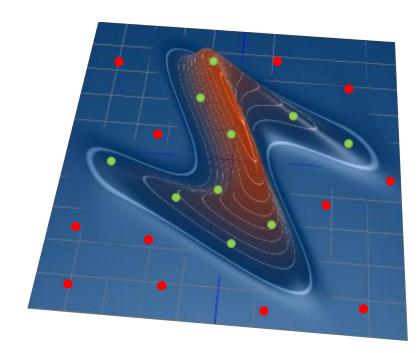


- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

- - Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;

Se a maioria da iteração (amostras) for aceita e conseguirmos uma convergência para a distribuição alvo, teremos relativamente um processo mais rápida.

Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori*



- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

1.000 iteração

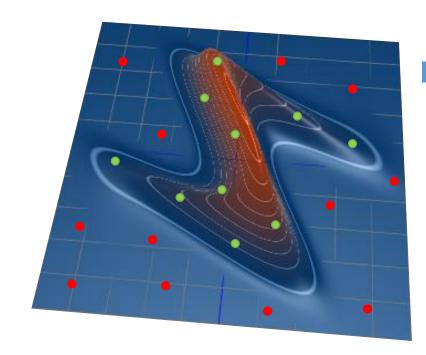
600 iteração atingirmos convergência

- Algoritmo de a
 - Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;

Se a maioria da iteração (amostras) for aceita e conseguirmos uma convergência para a distribuição alvo, teremos relativamente um processo mais rápida.

Portanto o algoritmo Metropolis-Hastings tem essa informação (índice de aceitação e rejeição) como uma ferramenta de eficiência da algoritmo e consequentemente qualidade da convergência.

Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori*



- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

1.000 iteração

600 iteração atingirmos convergência

Taxa de aceitabilidade

$$T_{\bullet} = \frac{\bullet}{\bullet + \bullet}$$

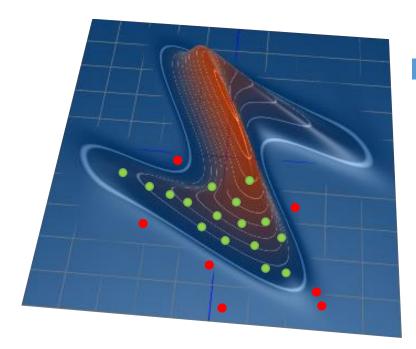
Taxa de rejeitabilidade

$$T_{\bullet} = \frac{\bullet}{\bullet + \bullet}$$

• Metropolis-Hasting;

Porém não adianta ter uma maior proporção de amostras aceitas pois pode haver algum problema na qualidade da amostragem e uma equivocada convergência rápida.

Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori*



- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

Taxa de aceitabilidade Taxa de rejeitabilidade

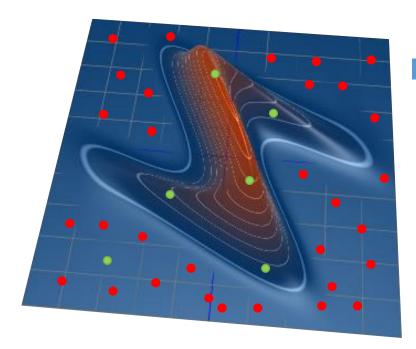
$$T_{\bullet} = \frac{\bullet}{\bullet + \bullet}$$

$$T_{\bullet} = \frac{\bullet}{\bullet + \bullet}$$

- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;

E caso tenhamos mais rejeição do que aceite, o custo computacional e o tempo da convergência serão muito altos.

Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori*



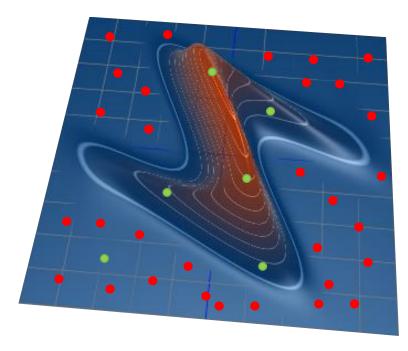
- Random walk MCMC
- Amostrador em avaliação;
- Amostrador rejeitado;

Taxa de aceitabilidade Taxa de rejeitabilidade

$$T_{\bullet} = \frac{\bullet}{\bullet + \bullet}$$

$$T_{\bullet} = \frac{\bullet}{\bullet}$$

- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;
 - Resumo:
- É uma amostragem com etapas de aceitação/rejeição aplicada MC;



Taxa de aceitabilidade

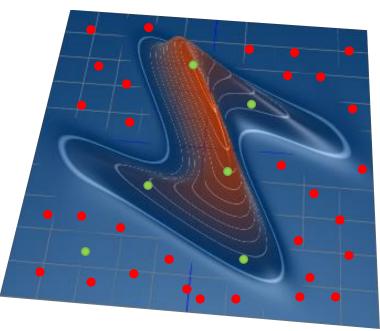
$$T_{\bullet} = \frac{\bullet}{\bullet + \bullet}$$

Taxa de rejeitabilidade

$$T_{\bullet} = \frac{\bullet}{\bullet + \bullet}$$

- Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;
 - Resumo:
- É uma amostragem com etapas de aceitação/rejeição aplicada MC;
- > Prós:
- Dentre a família do método MC, pode escolher a mais conveniente;
- Funciona para distribuições não normalizadas;
- Fácil implementar;
- Amostragem da *a posteriori* já é uma distribuição conjunta de todos os parâmetros;

Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori*



Taxa de aceitabilidade

$$T_{\bullet} = \frac{\bullet}{\bullet + \bullet}$$

<u>Taxa de rejeitabilidade</u>

$$T_{\bullet} = \frac{\bullet}{\bullet + \bullet}$$

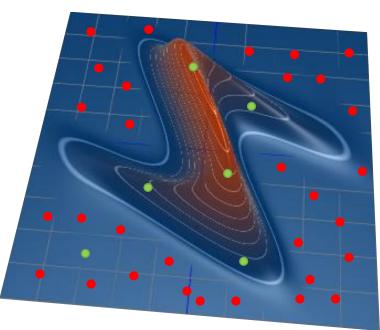
Método a amostragem:

• Metropolis-Hasting;

Resumo:

- É uma amostragem com etapas de aceitação/rejeição aplicada MC;
- > Prós:
- Dentre a família do método MC, pode escolher a mais conveniente;
- Funciona para distribuições não normalizadas;
- Fácil implementar;
- Amostragem da *a posteriori* já é uma distribuição conjunta de todos os parâmetros;
- ➤ Contras:
- Amostras são correlacionadas;
- Lenta convergência.

Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori*



Taxa de aceitabilidade

$$T_{\bullet} = \frac{\bullet}{\bullet + \bullet}$$

<u>Taxa de rejeitabilidade</u>

$$T_{\bullet} = \frac{\bullet}{\bullet + \bullet}$$

Estatísticas & Aquicultura.

Com: Carlos Antônio Zarzar

carloszarzar_@hotmail.com

Obrigado! Bons estudos!

"Onde é que está o amor? Diga...
Alguém me diga porque
A vida deve estar em outro lugar
Porque na selva de pedra não está
A vida é difícil."

Cidade Negra Selva de Pedra

Estatísticas & Aquicultura.

Com: Carlos Antônio Zarzar

carloszarzar_@hotmail.com

Obrigado! Bons estudos!

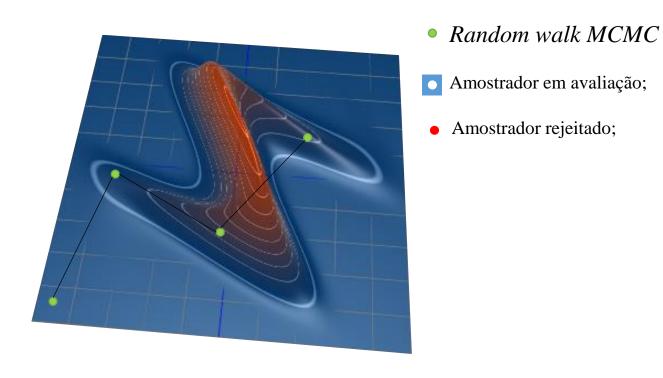
"Onde é que está o amor? Diga...
Alguém me diga porque
A vida deve estar em outro lugar
Porque na selva de pedra não está
A vida é difícil."

Metropolis

Cidade Negra Selva de Pedra

- - Método a amostragem:
 - Metropolis-Hasting;

Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori*



- Método a amostragem:
 - Gibbs
 - Metropolis-Hasting

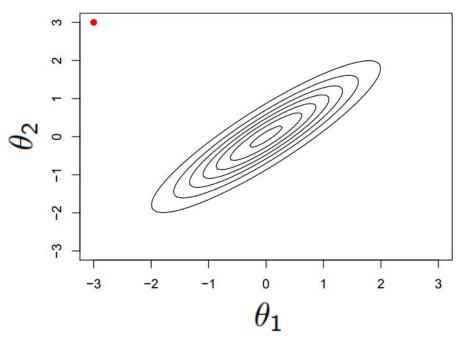
atenção

- Amostragem a posteriori é marginal por parâmetro;
- Lenta convergência;

(Principalmente espaços paramétricos de alta dimensão).

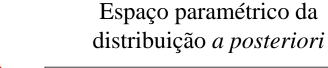
Etapa de aceitação ou rejeição de cada iteração do passeio aleatório.

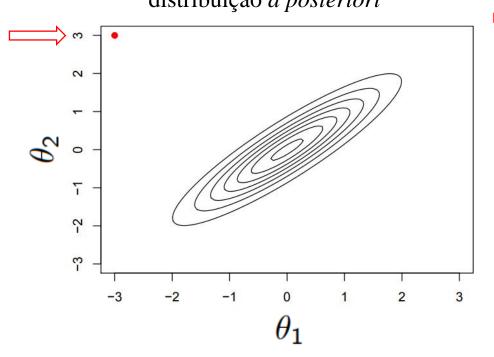
Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori*



- Método a amostragem:
 - Gibbs atenção
 - Metropolis-Hasting

$$p(\theta|y) \xrightarrow{\text{com}} \theta = (\theta_1, \theta_2) \xrightarrow{\text{amostrar}} p(\theta_1|\theta_2, y)$$
Distribuição Alvo





$$\Longrightarrow \left(\theta_1^{(0)}, \theta_2^{(0)}\right)$$

$$heta_1^{(t)} \sim p\left(\theta_1 | \theta_2^{(t-1)}, y\right)$$
 $heta_2^{(t)} \sim p\left(\theta_2 | \theta_1^{(t)}, y\right)$

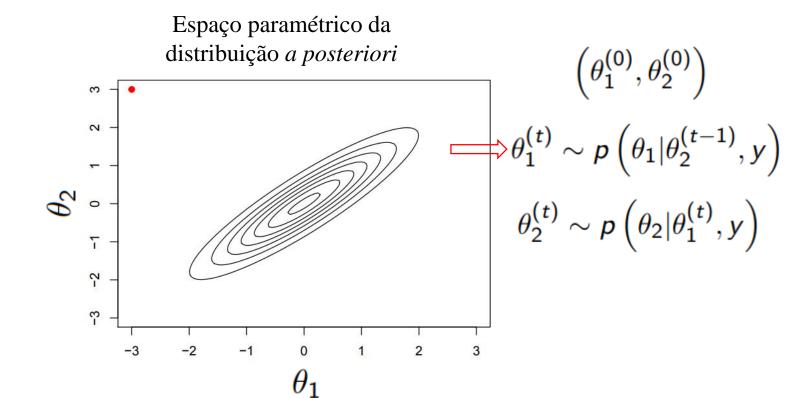
$$p_2^{(t)} \sim p\left(\theta_2|\theta_1^{(t)}, y\right)$$

Método a amostragem:

Gibbs atenção

Metropolis-Hasting

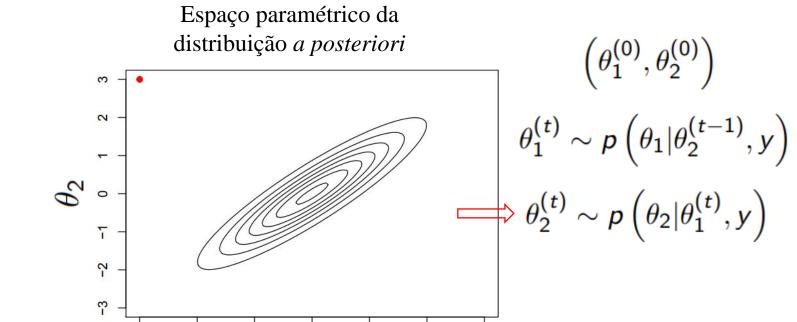
$$p(\theta|y) \xrightarrow{\text{com}} \theta = (\theta_1, \theta_2) \xrightarrow{\text{amostrar}} \begin{cases} p(\theta_1|\theta_2, \theta_2) & \text{otherwise} \\ p(\theta_2|\theta_1, \theta_2) & \text{otherwise} \end{cases}$$



- <u>Método a amostragem:</u>
 - Gibbs atenção
 - Metropolis-Hasting

$$\begin{array}{ccc}
p(\theta|y) & \xrightarrow{\text{com}} & \theta = (\theta_1, \theta_2) & \xrightarrow{\text{amostrar}} & \begin{bmatrix}
p(\theta_1|\theta_2, y) \\
p(\theta_2|\theta_1, y)
\end{bmatrix}$$
Distribuição Alvo

-3



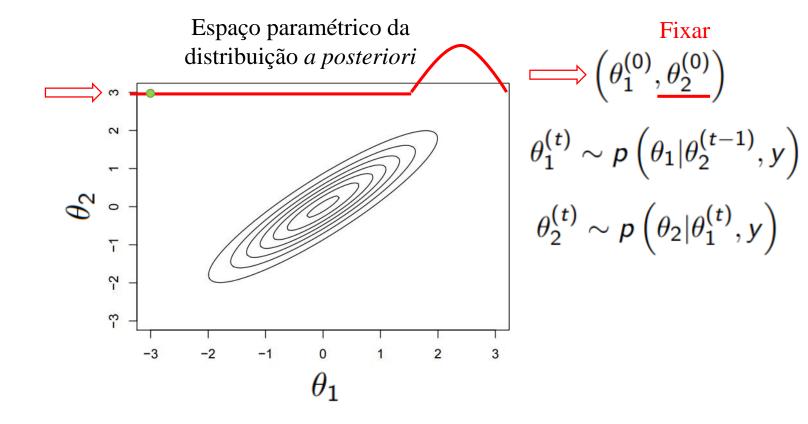
2

- <u>Método a amostragem:</u>
 - Gibbs atenção
 - Metropolis-Hasting

• Amostragem *a posteriori* é marginal por parâmetro;

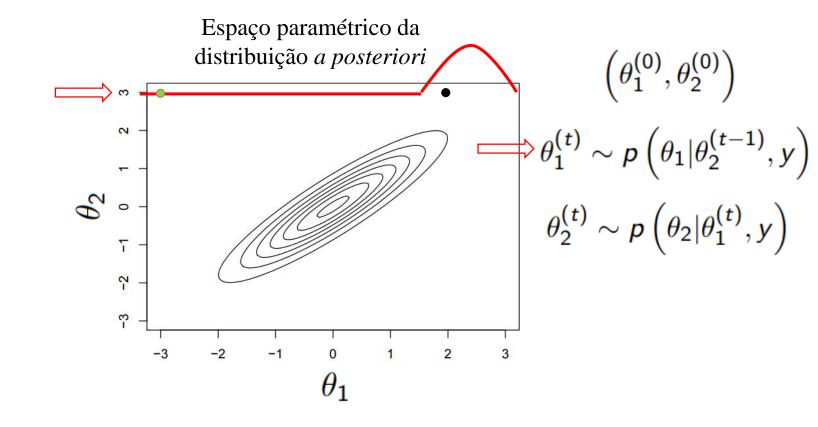
 θ_1

$$\begin{array}{ccc}
p(\theta|y) & \xrightarrow{\text{com}} & \theta = (\theta_1, \theta_2) & \xrightarrow{\text{amostrar}} & \begin{bmatrix}
p(\theta_1|\theta_2, y) \\
p(\theta_2|\theta_1, y)
\end{bmatrix}$$
Distribuição Alvo



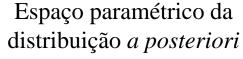
- <u>Método a amostragem:</u>
 - Gibbs atenção
 - Metropolis-Hasting

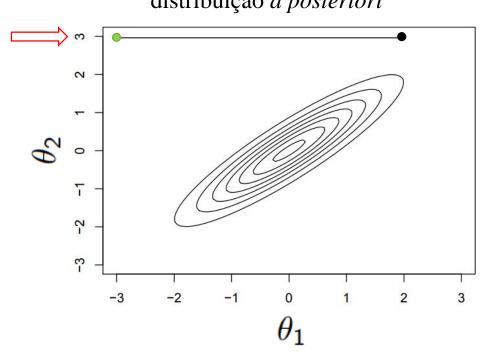
$$p(\theta|y) \xrightarrow{\text{com}} \theta = (\theta_1, \theta_2) \xrightarrow{\text{amostrar}} p(\theta_1)$$
Distribuição Alvo



- <u>Método a amostragem:</u>
 - Gibbs atenção
 - Metropolis-Hasting

$$p(\theta|y) \xrightarrow{\text{com}} \theta = (\theta_1, \theta_2) \xrightarrow{\text{amostrar}} \int p(\theta_1|\theta_2|\theta_2)$$
Distribuição Alvo





$$\left(\theta_1^{(0)}, \theta_2^{(0)}\right)$$

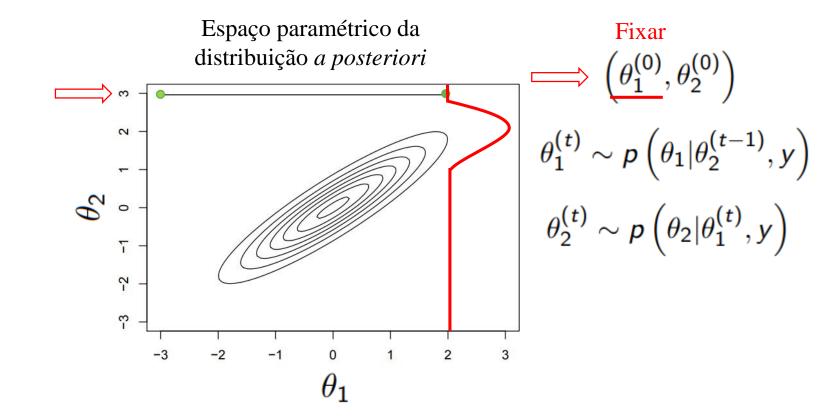
$$\theta_2^{(t)} \sim p\left(\theta_2|\theta_1^{(t)}, y\right)$$

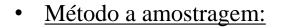
• <u>Método a amostragem:</u>

Gibbs atenção

• Metropolis-Hasting

$$\begin{array}{ccc}
p(\theta|y) & \xrightarrow{\text{com}} & \theta = (\theta_1, \theta_2) & \xrightarrow{\text{amostrar}} & \begin{bmatrix}
p(\theta_1|\theta_2, y) \\
p(\theta_2|\theta_1, y)
\end{bmatrix}$$
Distribuição Alvo

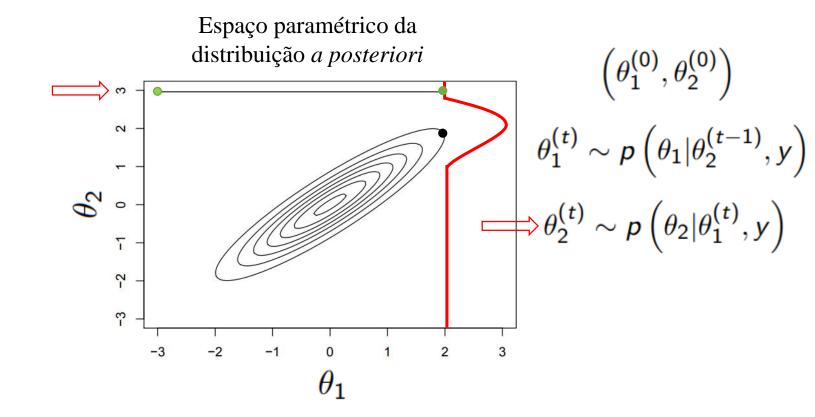




Gibbs atenção

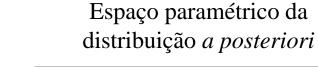
• Metropolis-Hasting

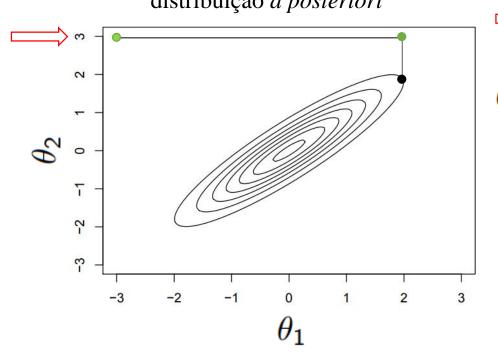
$$p(\theta|y) \xrightarrow{\text{com}} \theta = (\theta_1, \theta_2) \xrightarrow{\text{amostrar}} \begin{cases} p(\theta_1|\theta_2, \theta_2) & \text{otherwise} \\ p(\theta_2|\theta_1, \theta_2) & \text{otherwise} \end{cases}$$
Distribuição Alvo

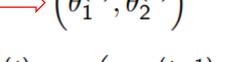


- <u>Método a amostragem:</u>
 - Gibbs atenção
 - Metropolis-Hasting

$$\begin{array}{ccc}
p(\theta|y) & \xrightarrow{\text{com}} & \theta = (\theta_1, \theta_2) & \xrightarrow{\text{amostrar}} & \begin{bmatrix}
p(\theta_1|\theta_2, y) \\
p(\theta_2|\theta_1, y)
\end{bmatrix}$$
Distribuição Alvo





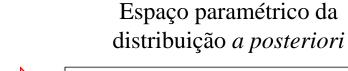


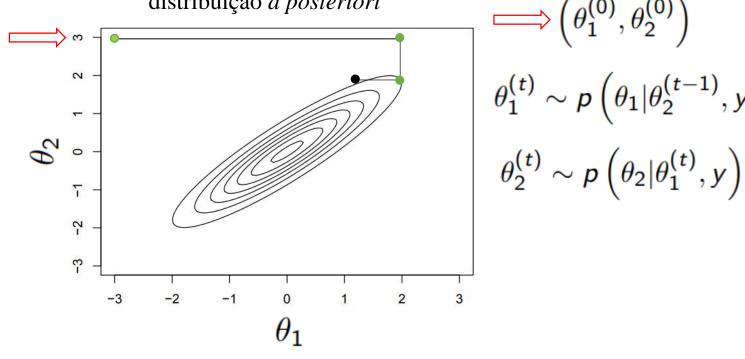
$$^{t)} \sim p\left(\theta_1|\theta_2^{(t-1)}, y\right)$$

$$\theta_2^{(t)} \sim p\left(\theta_2|\theta_1^{(t)}, y\right)$$

- <u>Método a amostragem:</u>
 - Gibbs atenção
 - Metropolis-Hasting

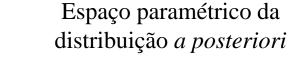
$$p(\theta|y) \xrightarrow{\text{com}} \theta = (\theta_1, \theta_2) \xrightarrow{\text{amostrar}} \sqrt{\frac{p(\theta_1|\theta_2, y_1)}{p(\theta_2|\theta_1, y_2)}}$$
Distribuição Alvo

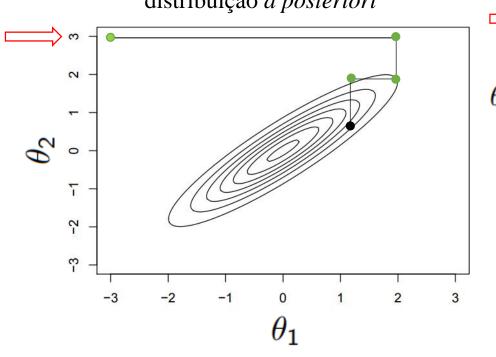




- <u>Método a amostragem:</u>
 - Gibbs atenção
 - Metropolis-Hasting

$$p(\theta|y) \xrightarrow{\text{com}} \theta = (\theta_1, \theta_2) \xrightarrow{\text{amostrar}} \frac{p(\theta_1)}{p(\theta_2)}$$
Distribuição Alvo





$$\Longrightarrow \left(\theta_1^{(0)}, \theta_2^{(0)}\right)$$

$$egin{aligned} egin{pmatrix} egin{pmatrix} (t) \ \lambda \end{bmatrix} \sim p\left(heta_1 | heta_2^{(t-1)}, y
ight) \end{aligned}$$

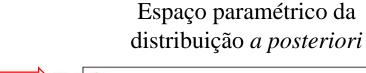
$$\theta_2^{(t)} \sim p\left(\theta_2|\theta_1^{(t)}, y\right)$$

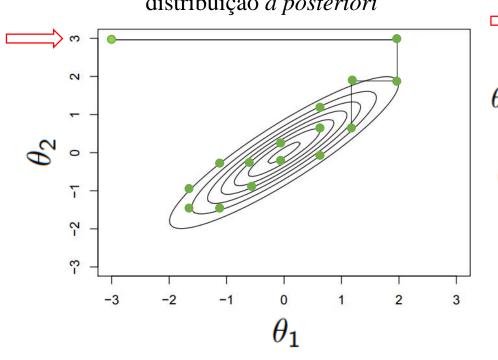
• <u>Método a amostragem:</u>

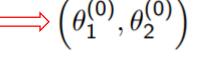
Gibbs atenção

• Metropolis-Hasting

$$p(\theta|y) \xrightarrow{\text{com}} \theta = (\theta_1, \theta_2) \xrightarrow{\text{amostrar}} \begin{bmatrix} p(\theta_1|\theta_2) \\ p(\theta_2|\theta_1) \end{bmatrix}$$
Distribuição Alvo







$$egin{aligned} egin{pmatrix} egin{pmatrix} (t) \ 1 \end{pmatrix} &\sim p\left(heta_1 | heta_2^{(t-1)}, y
ight) \end{aligned}$$

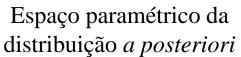
$$\theta_2^{(t)} \sim p\left(\theta_2|\theta_1^{(t)}, y\right)$$

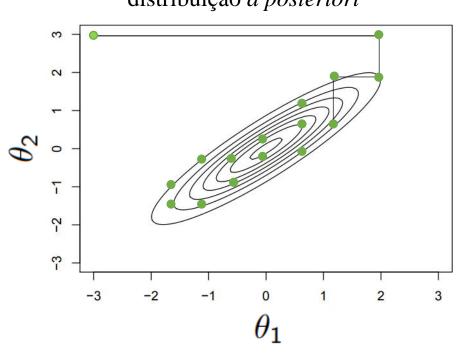
• <u>Método a amostragem:</u>

Gibbs atenção

• Metropolis-Hasting

$$\begin{array}{ccc}
p(\theta|y) & \xrightarrow{\text{com}} & \theta = (\theta_1, \theta_2) & \xrightarrow{\text{amostrar}} & \begin{bmatrix} p(\theta_1|\theta_2) & & & \\ p(\theta_2|\theta_2) & & & \end{bmatrix}$$
Distribuição Alvo





$$\left(\theta_{1}^{(0)}, \theta_{2}^{(0)}\right)$$

$$egin{aligned} heta_1^{(t)} &\sim p\left(heta_1| heta_2^{(t-1)},y
ight) \ heta_2^{(t)} &\sim p\left(heta_2| heta_1^{(t)},y
ight) \end{aligned}$$

- Método a amostragem:
 - Gibbs

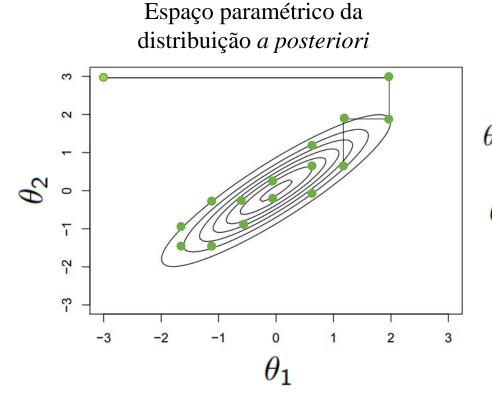
atenção

• Metropolis-Hasting

- Amostragem *a posteriori* é marginal por parâmetro;
- Lenta convergência;

(Principalmente espaços paramétricos de alta dimensão).





$$egin{align} \left(heta_1^{(0)}, heta_2^{(0)}
ight) \ &\sim p\left(heta_1| heta_2^{(t-1)},y
ight) \ \end{pmatrix}$$

$$heta_1^{(t)} \sim p\left(\theta_1 | \theta_2^{(t-1)}, y\right)$$
 $heta_2^{(t)} \sim p\left(\theta_2 | \theta_1^{(t)}, y\right)$

- Método a amostragem:
 - Gibbs
 - Metropolis-Hasting

atenção

- Amostragem a posteriori conjunta;
- Lenta convergência;

Proporção de teste

(aceitação/rejeição) por

iteração ainda é muito alta.

Estatísticas & Aquicultura.

Com: Carlos Antônio Zarzar

carloszarzar_@hotmail.com

Obrigado! Bons estudos!

"Como minha avó dizia, menino larga esse CMPUTADOIDO e viva a vida."

Aldenir Nóbrega Aranha