# 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;

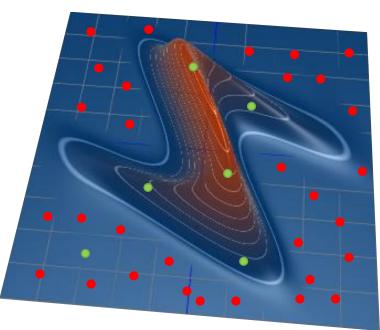


• Metropolis-Hasting;

#### 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* 



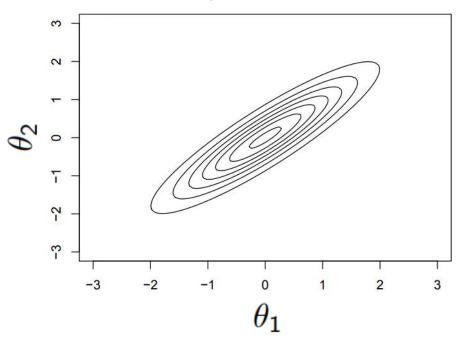
Taxa de aceitabilidade

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

<u>Taxa de rejeitabilidade</u>

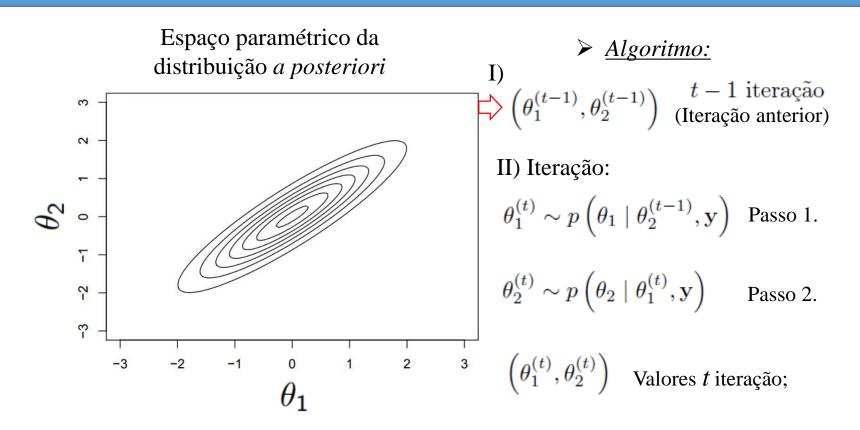
$$T_{\bullet} = \frac{\bullet}{\bullet + \bullet}$$

- - Método a amostragem:
    - Gibbs;



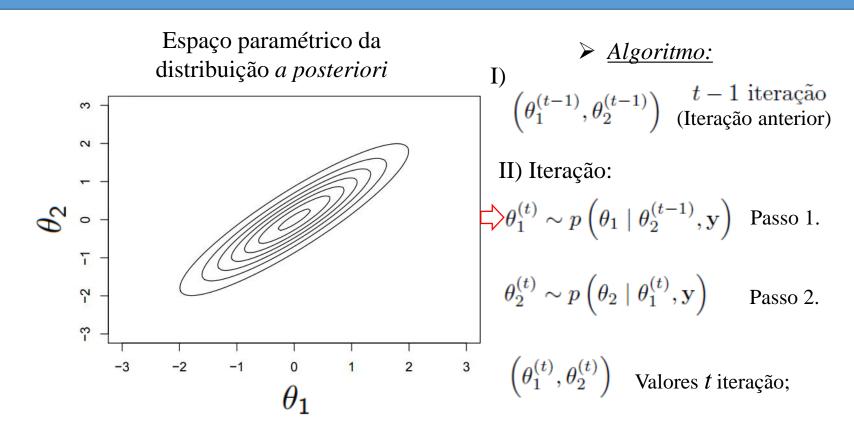
$$p(\theta|y) \xrightarrow{\text{com}} \theta = (\theta_1, \theta_2) \xrightarrow{\text{amostrar}} \begin{bmatrix} p(\theta_1|\theta_2, y) \\ p(\theta_2|\theta_1, y) \end{bmatrix}$$
Distribuição Alvo

• Gibbs;



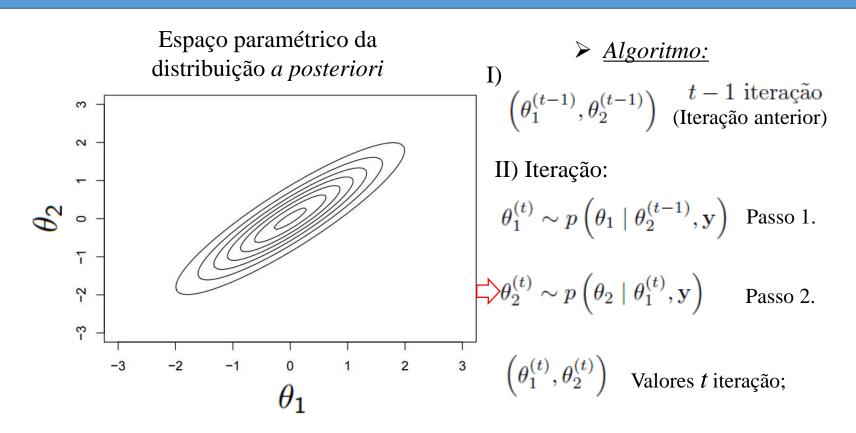
$$\begin{array}{ccc}
p(\theta|y) & \xrightarrow{\text{com}} & \theta = (\theta_1, \theta_2) & \xrightarrow{\text{amostrar}} & \begin{bmatrix} p(\theta_1|\theta_2, y) \\ p(\theta_2|\theta_1, y) \end{bmatrix}
\end{array}$$
Distribuição Alvo

- • A
  - Método a amostragem:
    - Gibbs;



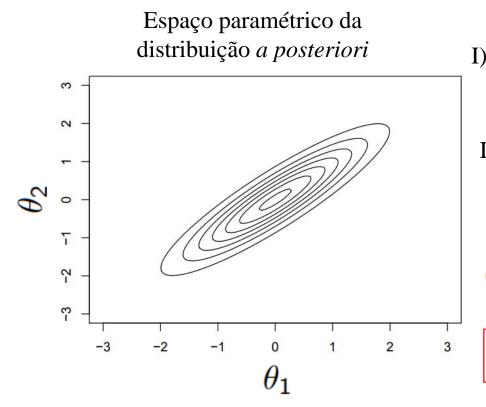
$$\begin{array}{ccc} p(\theta|y) & \xrightarrow{\text{com}} & \theta = (\theta_1, \theta_2) & \xrightarrow{\text{amostrar}} & \begin{bmatrix} p(\theta_1|\theta_2, y) \\ p(\theta_2|\theta_1, y) \end{bmatrix} \end{array}$$
 Distribuição Alvo

• Gibbs;



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

- Método a amostragem:
  - Gibbs;



#### > Algoritmo:

 $\left(\theta_1^{(t-1)}, \theta_2^{(t-1)}\right) \ \ t-1 \ \mathrm{iteração}$  (Iteração anterior)

II) Iteração:

$$\theta_1^{(t)} \sim p\left(\theta_1 \mid \theta_2^{(t-1)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 1.

$$\theta_2^{(t)} \sim p\left(\theta_2 \mid \theta_1^{(t)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 2.

$$\left(\theta_1^{(t)}, \theta_2^{(t)}\right)$$
 Valores  $t$  iteração;

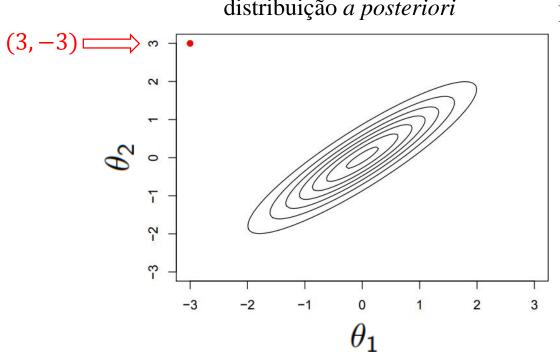
Amostragem a posteriori é marginal por parâmetro;

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

Distribuição Alvo

Gibbs;

Espaço paramétrico da distribuição a posteriori



> Algoritmo:

Amostragem a posteriori é marginal por parâmetro;

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

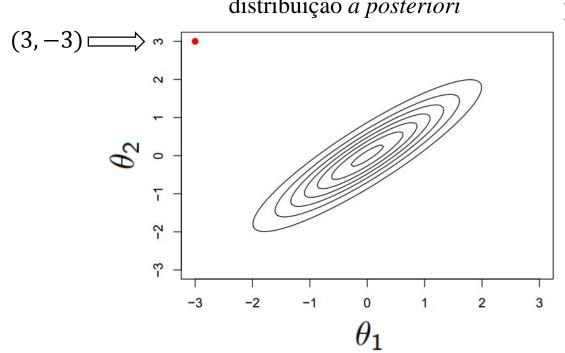
Distribuição Alvo

- - Método a amostragem:

Algoritmo de amostragem;

• Gibbs;

Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori* 



> Algoritmo:

 $\left(\theta_1^{(0)}, \theta_2^{(0)}\right)$  Valor inicial (aleatório);

II) Iteração:

$$\theta_1^{(1)} \sim p\left(\theta_1 \mid \theta_2^{(0)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 1.

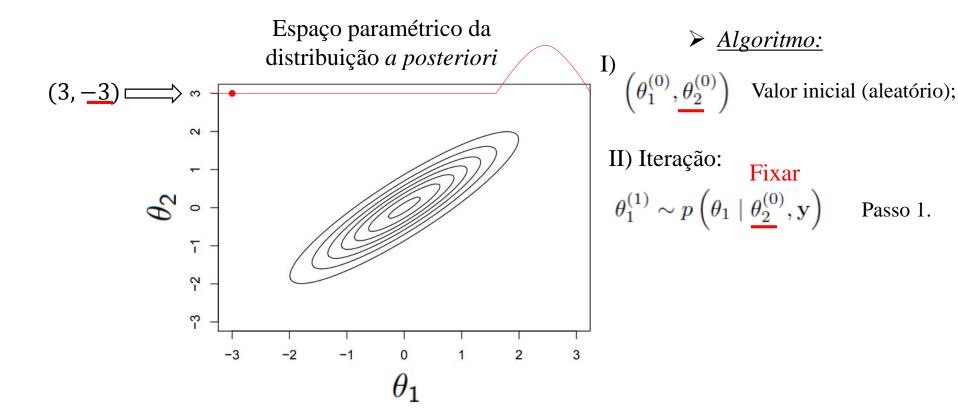
$$\begin{array}{ccc}
p(\theta|y) & \xrightarrow{\text{com}} & \theta = (\theta_1, \theta_2) & \xrightarrow{\text{amostrar}} & \begin{bmatrix} p(\theta_1|\theta_2, y) \\ p(\theta_2|\theta_1, y) \end{bmatrix}
\end{array}$$
Distribuição Alvo

Passo 1.

## Método a amostragem:

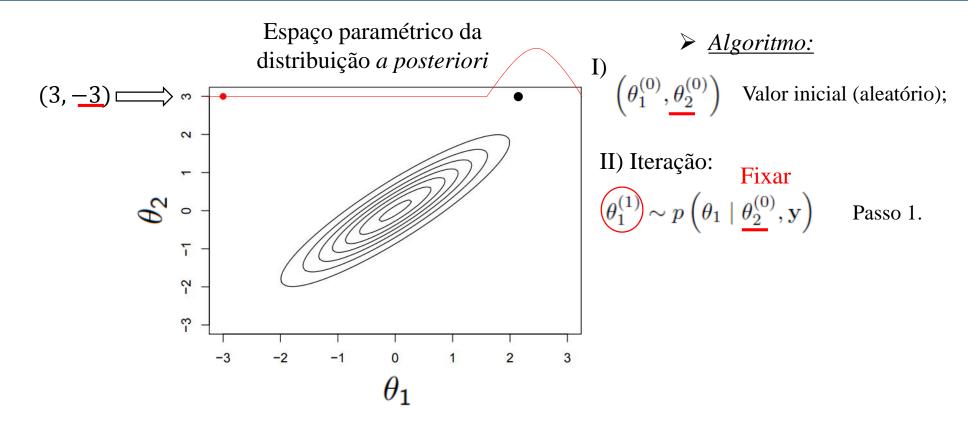
Algoritmo de amostragem;

Gibbs;



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

Gibbs;

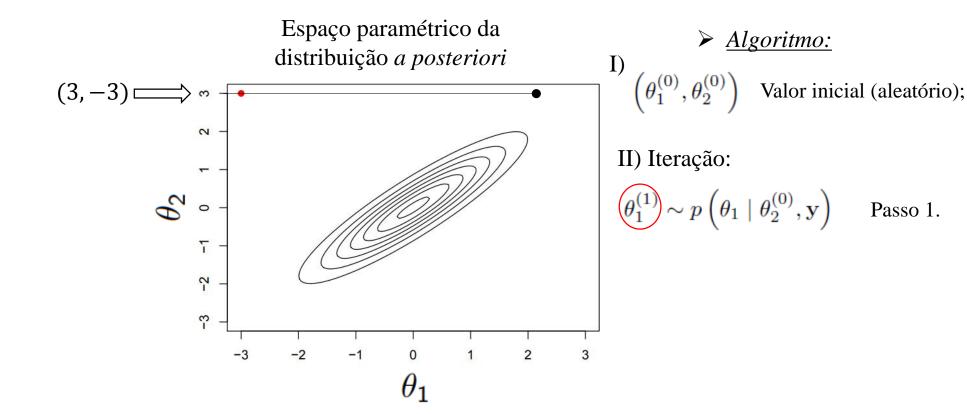


Amostragem a posteriori é marginal por parâmetro;

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

Distribuição Alvo

- Método a amostragem:
  - Gibbs;



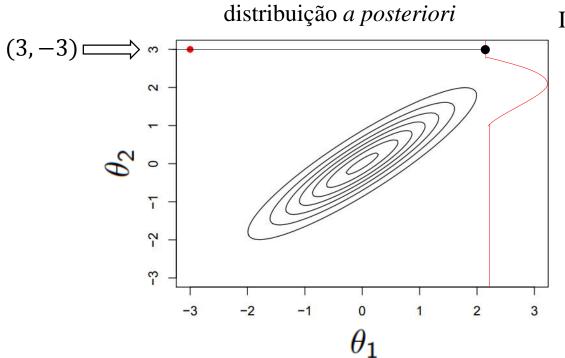
Amostragem a posteriori é marginal por parâmetro;

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

Distribuição Alvo

- Método a amostragem:
  - Gibbs;

Espaço paramétrico da



#### > Algoritmo:

Valor inicial (aleatório);

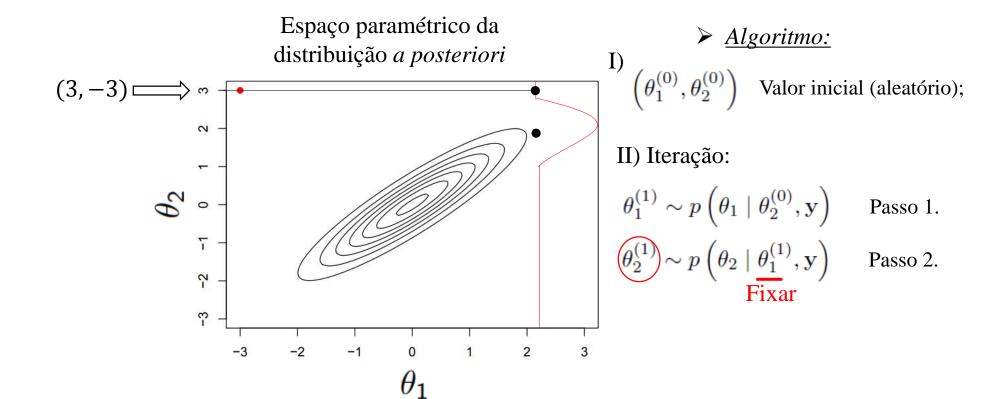
II) Iteração:

$$\theta_1^{(1)} \sim p\left(\theta_1 \mid \theta_2^{(0)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 1.

$$\theta_1^{(1)} \sim p\left(\theta_1 \mid \theta_2^{(0)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 1.  
 $\theta_2^{(1)} \sim p\left(\theta_2 \mid \underline{\theta_1^{(1)}}, \mathbf{y}\right)$  Passo 2.  
Fixar

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

- Método a amostragem:
  - Gibbs;

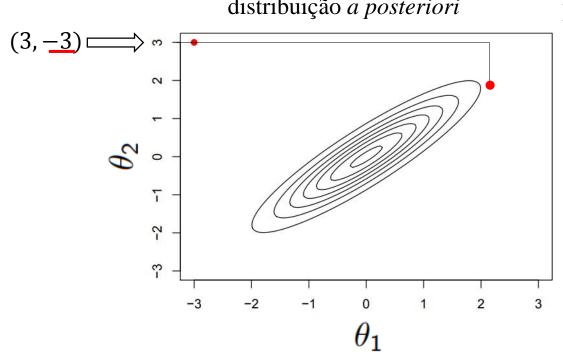


$$\begin{array}{ccc}
p(\theta|y) & \xrightarrow{\text{com}} & \theta = (\theta_1, \theta_2) & \xrightarrow{\text{amostrar}} & \begin{bmatrix} p(\theta_1|\theta_2, y) \\ p(\theta_2|\theta_1, y) \end{bmatrix}
\end{array}$$
Distribuição Alvo

Algoritmo de amostragem;

• Gibbs;

Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori* 



#### > Algoritmo:

 $\left(\theta_1^{(0)}, \theta_2^{(0)}\right)$  Valor inicial (aleatório);

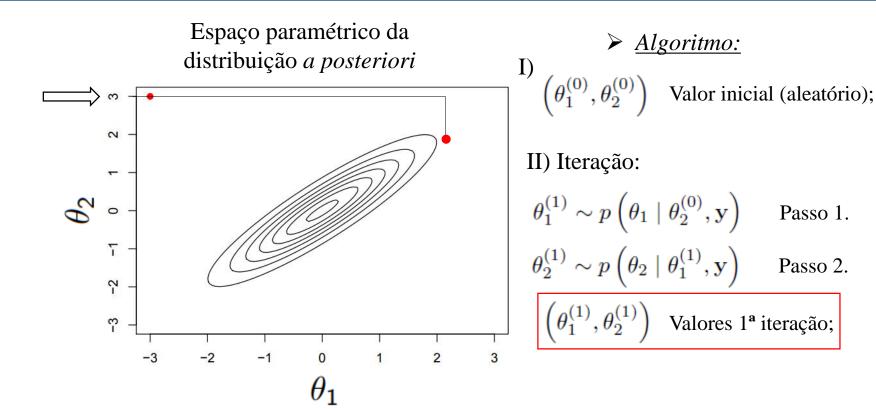
II) Iteração:

$$\theta_1^{(1)} \sim p\left(\theta_1 \mid \theta_2^{(0)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 1.

$$\theta_2^{(1)} \sim p\left(\theta_2 \mid \theta_1^{(1)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 2

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

- - Método a amostragem:
    - Gibbs;

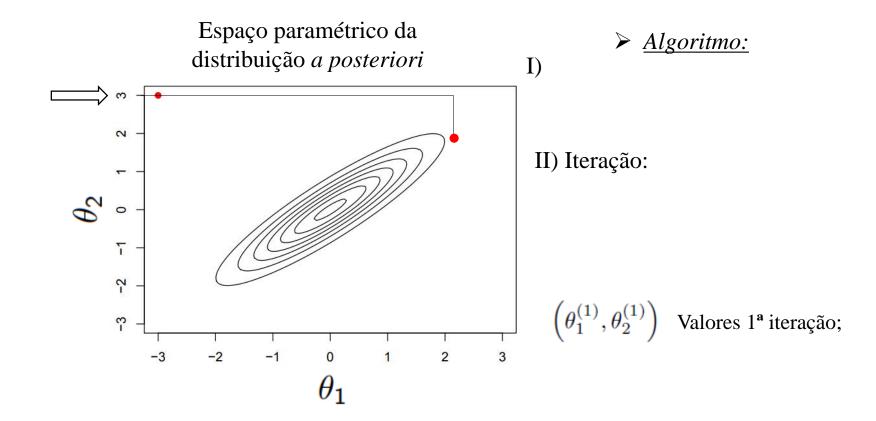


Amostragem a posteriori é marginal por parâmetro;

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

Distribuição Alvo

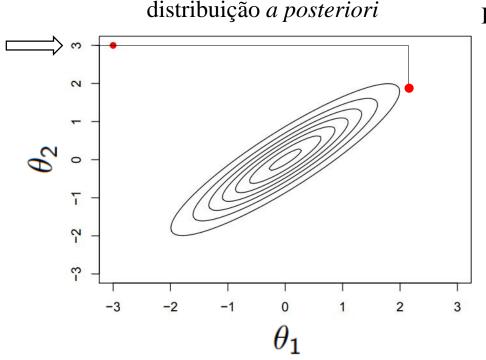
- Método a amostragem:
  - Gibbs;



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

• Gibbs;

Espaço paramétrico da distribuição *a posteriori* 



> Algoritmo:

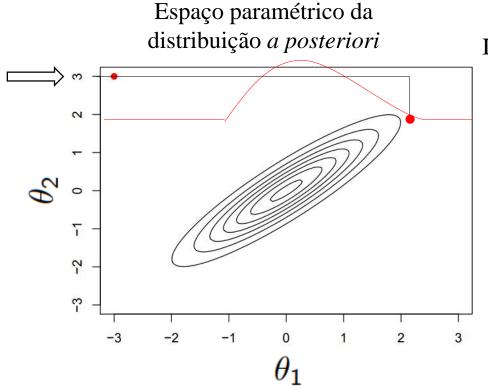
 $\left(\theta_1^{(1)}, \underline{\theta_2^{(1)}}\right)$  Valores 1ª iteração;

II) Iteração:

$$\theta_1^{(2)} \sim p\left(\theta_1 \mid \underline{\theta_2^{(1)}}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 1.

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

• Gibbs;



> Algoritmo:

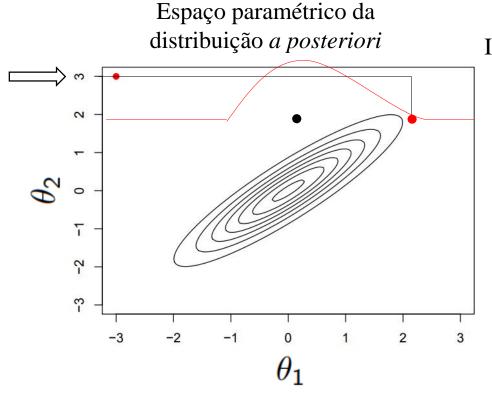
 $\left( heta_1^{(1)}, \underline{ heta_2^{(1)}} \right)$  Valores 1ª iteração

II) Iteração:

$$\theta_1^{(2)} \sim p\left(\theta_1 \mid \underline{\theta_2^{(1)}}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 1. Fixar

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

- Método a amostragem:
  - Gibbs;



> Algoritmo:

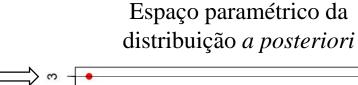
 $\left( heta_1^{(1)}, heta_2^{(1)}
ight)$  Valores 1ª iteração;

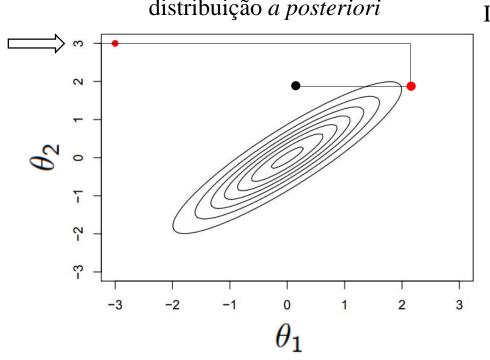
II) Iteração:

 $\theta_1^{(2)} \sim p\left(\theta_1 \mid \theta_2^{(1)}, \mathbf{y}\right)$  Passo 1.

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

- Método a amostragem:
  - Gibbs;





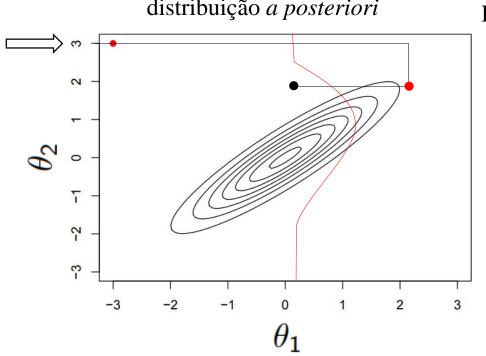
#### > Algoritmo:

II) Iteração:

$$\theta_1^{(2)} \sim p\left(\theta_1 \mid \theta_2^{(1)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 1.

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

- Método a amostragem:
  - Gibbs;



> Algoritmo:

 $\left(\theta_1^{(1)}, \theta_2^{(1)}\right)$  Valores 1ª iteração;

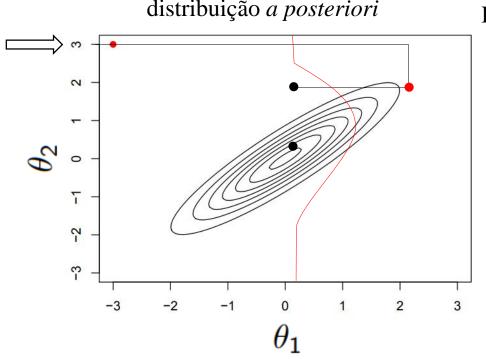
II) Iteração:

$$\theta_1^{(2)} \sim p\left(\theta_1 \mid \theta_2^{(1)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 1.

$$\theta_2^{(2)} \sim p\left(\theta_2 \mid \underline{\theta_1^{(2)}}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 2.

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

- Método a amostragem:
  - Gibbs;



> Algoritmo:

 $\left(\theta_1^{(1)}, \theta_2^{(1)}\right)$  Valores 1ª iteração;

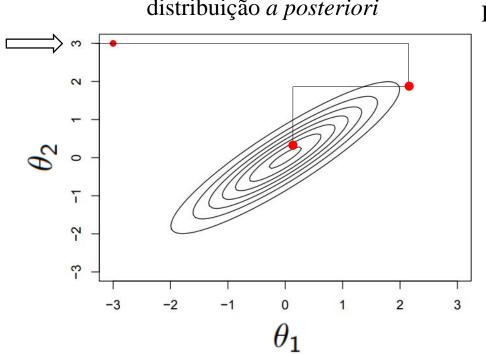
II) Iteração:

$$\theta_1^{(2)} \sim p\left(\theta_1 \mid \theta_2^{(1)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 1.

$$\theta_2^{(2)} \sim p\left(\theta_2 \mid \underline{\theta_1^{(2)}}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 2.

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

- Método a amostragem:
  - Gibbs;



> <u>Algoritmo:</u>

( $\theta_1^{(1)}, \theta_2^{(1)}$ ) Valores 1ª iteração;

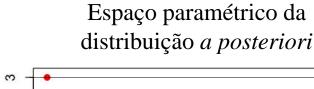
II) Iteração:

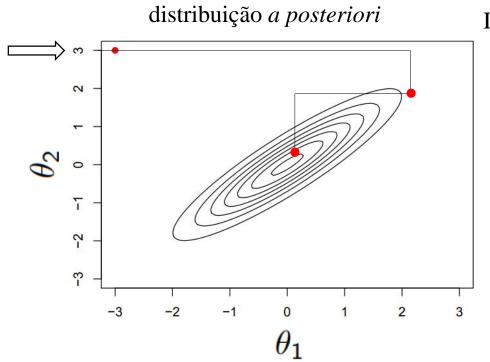
$$\theta_1^{(2)} \sim p\left(\theta_1 \mid \theta_2^{(1)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 1.

$$(\theta_2^{(2)}) \sim p\left(\theta_2 \mid \theta_1^{(2)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 2.

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

Gibbs;





#### > Algoritmo:

Valores 1ª iteração;

II) Iteração:

$$\theta_1^{(2)} \sim p\left(\theta_1 \mid \theta_2^{(1)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 1.

$$\theta_2^{(2)} \sim p\left(\theta_2 \mid \theta_1^{(2)}, \mathbf{y}\right)$$
 Passo 2

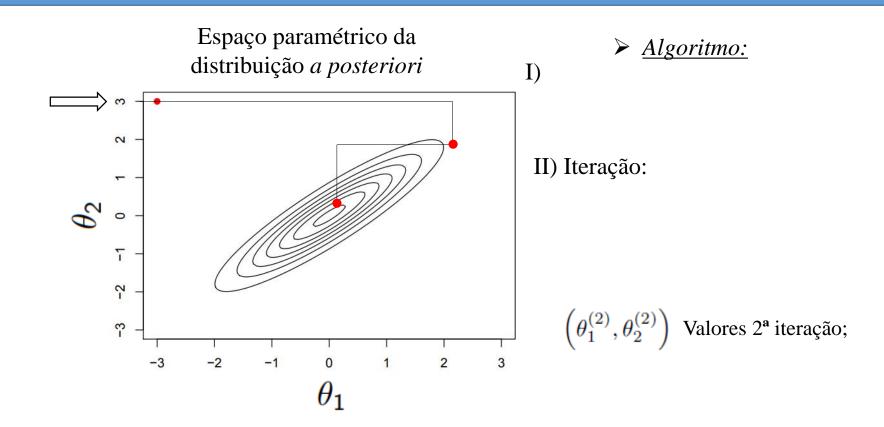
$$\left(\theta_1^{(2)}, \theta_2^{(2)}\right)$$
 Valores 2ª iteração;

Amostragem a posteriori é marginal por parâmetro;

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

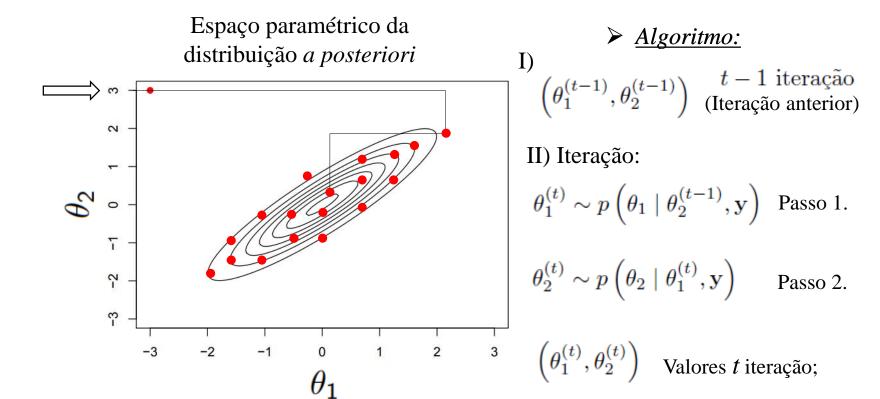
Distribuição Alvo

- Método a amostragem:
  - Gibbs;



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

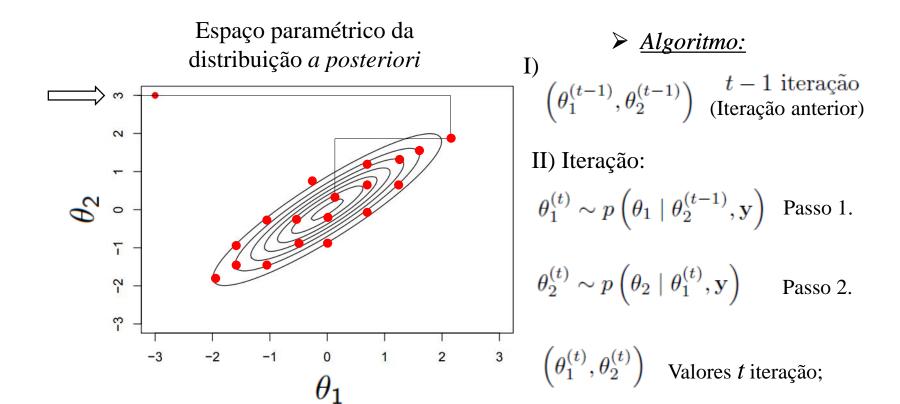
- Alg
  - Método a amostragem:
    - Gibbs;



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

Algoritmo de amostragem;

• Gibbs;

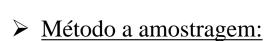


• Amostragem *a posteriori* é marginal por parâmetro;

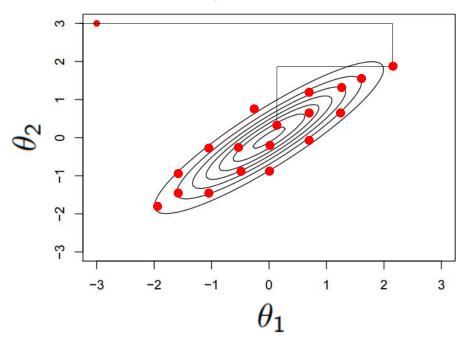
$$\begin{array}{ccc} p(\theta|y) & \xrightarrow{\text{com}} & \theta = (\theta_1, \theta_2) & \xrightarrow{\text{amostrar}} & \begin{bmatrix} p(\theta_1|\theta_2, y) \\ p(\theta_2|\theta_1, y) \end{bmatrix} \end{array}$$
Distribuição Alvo

• Lenta convergência;

(Principalmente espaços paramétricos de alta dimensão).



- Gibbs;
- > Resumo:
- Amostragem a posteriori é marginal por parâmetro;
- Prós:
- Reduz complexas amostragem multidimensional para sequencias unidimensionais;
- Fácil implementação (linhas de código);
- **Contras:**
- Alta correlação nas amostras;
- Lenta convergência também (alta dimensão);
- Não permite programação paralela;



# Estatísticas & Aquicultura.

Com: Carlos Antônio Zarzar

carloszarzar\_@hotmail.com

# Obrigado! Bons estudos!

"Apesar de eu não poder me movimentar e ter que falar através de um computador, em minha mente sou livre."

Stephen Hawking