

# 【計量ファイナンスA】

## 7. ベイズ推定と マルコフ連鎖モンテカルロ法 (3)

中島 上智  
(経済研究所)

## MCMC 法でよく使う分布: 切断正規分布

$$\theta \sim TN_{[a,b]}(\mu, \sigma^2)$$

$$\begin{aligned}\pi(\theta) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{(\theta - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\} I[a < \theta < b] \\ &\propto \exp\left\{-\frac{(\theta - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\} I[a < \theta < b]\end{aligned}$$

## ギブスサンプラーの例: 混合正規モデル

次の混合正規モデルのベイズ推定を考える.

$$y_i = \alpha_i + \beta x_i + \epsilon_i, \quad \epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$$

$$\alpha_i = \begin{cases} \mu_1 & (\text{w.p. } 0.5) \\ \mu_2 & (\text{w.p. } 0.5), \end{cases} \quad \mu_1 < \mu_2$$

- ▶ 定数項  $\alpha_i$  は確率 0.5 で  $\mu_1$  か  $\mu_2$  のいずれかを取り得る.
- ▶ 推定するパラメータは  $\theta = (\beta, \sigma^2, \mu_1, \mu_2)$ .
- ▶ 事前分布を以下のように設定する.

$$\beta \sim N(\beta_0, v_0^2), \quad \sigma^2 \sim IG(n_0/2, S_0/2)$$

$$\mu_1 \sim TN_{[\infty, \mu_2]}(\mu_{01}, w_{01}^2), \quad \mu_2 \sim TN_{[\mu_1, \infty]}(\mu_{02}, w_{02}^2)$$

## ギブスサンプラーの例: 混合正規モデル

- ▶ それぞれの観測値  $y_i$  について, 状態変数  $s_i \in (1, 2)$  を導入する.
- ▶  $s_i$  を条件付けた場合の  $y_i$  のモデルを, 次のように書く.

$$y_i = \begin{cases} \mu_1 + \beta x_i + \epsilon_i & (\text{if } s_i = 1) \\ \mu_2 + \beta x_i + \epsilon_i & (\text{if } s_i = 2) \end{cases}$$

- ▶  $s_i$  の事前分布は,  $\pi(s_i = 1) = 0.5, \pi(s_i = 2) = 0.5$ .
- ▶ データを  $y = (y_1, \dots, y_n)$ , 状態変数を  $s = (s_1, \dots, s_n)$  と書く.

## ギブスサンプラーの例: 混合正規モデル

パラメータ  $\theta$  および状態変数  $s$  の (同時) 事後分布は,

$$\begin{aligned} \pi(\theta, s|y) &\propto \exp \left\{ -\frac{(\beta - \beta_0)^2}{2v_0^2} \right\} \cdot (\sigma^2)^{-n_0/2-1} \exp \left( -\frac{S_0}{2\sigma^2} \right) \\ &\times \exp \left\{ -\frac{(\mu_1 - \mu_{01})^2}{2w_{01}^2} \right\} \cdot \exp \left\{ -\frac{(\mu_2 - \mu_{02})^2}{2w_{02}^2} \right\} \\ &\times \prod_{i=1}^n \left[ I[s_i = 1] \cdot (\sigma^2)^{1/2} \exp \left\{ -\frac{(y_i - \mu_1 - \beta x_t)^2}{2\sigma^2} \right\} \right. \\ &\quad \left. + I[s_i = 2] \cdot (\sigma^2)^{1/2} \exp \left\{ -\frac{(y_i - \mu_2 - \beta x_t)^2}{2\sigma^2} \right\} \right] \\ &\times \prod_{i=1}^n \left\{ \frac{1}{2} I[s_i = 1] + \frac{1}{2} I[s_i = 2] \right\} \cdot I[\mu_1 < \mu_2] \end{aligned}$$

## ギブスサンプラーの例: 混合正規モデル

$\beta$  の条件付き事後分布は,

$$\begin{aligned} \pi(\beta | \sigma^2, \mu_1, \mu_2, s, y) \\ &\propto \exp \left\{ -\frac{(\beta - \beta_0)^2}{2v_0^2} \right\} \\ &\quad \times \prod_{i=1}^n \left[ I[s_i = 1] \cdot (\sigma^2)^{1/2} \exp \left\{ -\frac{(y_i - \mu_1 - \beta x_t)^2}{2\sigma^2} \right\} \right. \\ &\quad \left. + I[s_i = 2] \cdot (\sigma^2)^{1/2} \exp \left\{ -\frac{(y_i - \mu_2 - \beta x_t)^2}{2\sigma^2} \right\} \right] \\ &\propto \exp \left\{ -\frac{(\beta - \hat{\beta})^2}{2\hat{v}^2} \right\} \end{aligned}$$

## ギブスサンプラーの例: 混合正規モデル

ただし,

$$\hat{v}^2 = \left( \frac{1}{v_0^2} + \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{\sigma^2} \right)^{-1}$$
$$\hat{\beta} = \hat{v}^2 \left\{ \frac{\beta_0}{v_0^2} + \frac{\sum_{s_i=1} (y_i - \mu_1)x_i + \sum_{s_i=2} (y_i - \mu_2)x_i}{\sigma^2} \right\}$$

すなわち,

$$\beta \mid \sigma^2, \mu_1, \mu_2, s, y \sim N(\hat{\beta}, \hat{v}^2)$$

## ギブスサンプラーの例: 混合正規モデル

$\sigma^2$  の条件付き事後分布は,

$$\begin{aligned} \pi(\sigma^2 | \beta, \mu_1, \mu_2, s, y) \\ &\propto (\sigma^2)^{-n_0/2-1} \exp\left(-\frac{S_0}{2\sigma^2}\right) \\ &\quad \times \prod_{i=1}^n \left[ I[s_i = 1] \cdot (\sigma^2)^{1/2} \exp\left\{-\frac{(y_i - \mu_1 - \beta x_t)^2}{2\sigma^2}\right\} \right. \\ &\quad \left. + I[s_i = 2] \cdot (\sigma^2)^{1/2} \exp\left\{-\frac{(y_i - \mu_2 - \beta x_t)^2}{2\sigma^2}\right\} \right] \\ &\propto (\sigma^2)^{-\hat{n}/2-1} \exp\left(-\frac{\hat{S}}{2\sigma^2}\right) \end{aligned}$$



## ギブスサンプラーの例: 混合正規モデル

ただし,

$$\hat{n} = n_0 + n$$

$$\hat{S} = S_0 + \sum_{s_i=1} (y_i - \mu_1 - \beta x_i)^2 + \sum_{s_i=2} (y_i - \mu_1 - \beta x_i)^2$$

すなわち,

$$\sigma^2 \mid \beta, \mu_1, \mu_2, s, y \sim IG(\hat{n}/2, \hat{S}/2)$$

## ギブスサンプラーの例: 混合正規モデル

$\mu_1$  の条件付き事後分布は,

$$\begin{aligned}\pi(\mu_1 | \beta, \sigma^2, \mu_2, s, y) &\propto \exp \left\{ -\frac{(\mu_1 - \mu_{01})^2}{2w_{01}^2} \right\} \cdot I[\mu_1 < \mu_2] \\ &\quad \times \prod_{i=1}^n I[s_i = 1] \cdot \exp \left\{ -\frac{(y_i - \mu_1 - \beta x_t)^2}{2\sigma^2} \right\} \\ &\propto \exp \left\{ -\frac{(\mu_1 - \hat{\mu}_1)^2}{2\hat{w}_1^2} \right\} \cdot I[\mu_1 < \mu_2]\end{aligned}$$

## ギブスサンプラーの例: 混合正規モデル

ただし,  $n_1 = \sum_{i=1}^n I[s_i = 1]$  として,

$$\begin{aligned}\hat{w}_1^2 &= \left( \frac{1}{w_{01}^2} + \frac{n_1}{\sigma^2} \right)^{-1} \\ \hat{\mu}_1 &= \hat{w}_1^2 \left\{ \frac{\mu_{01}}{w_{01}^2} + \frac{\sum_{s_i=1} (y_i - \beta x_i)}{\sigma^2} \right\}\end{aligned}$$

すなわち,

$$\mu_1 \mid \beta, \sigma^2, \mu_2, s, y \sim TN_{[\infty, \mu_2]}(\hat{\mu}_1, \hat{w}_1^2)$$

- ▶  $\mu_2$  の条件付き事後分布も同様に求められる.

## ギブスサンプラーの例: 混合正規モデル

$s_i$  の条件付き事後分布は,

$$\begin{aligned} \pi(s_i | \theta, y) & \propto \left[ I[s_i = 1] \cdot \exp \left\{ -\frac{(y_i - \mu_1 - \beta x_t)^2}{2\sigma^2} \right\} \right. \\ & \quad \left. + I[s_i = 2] \cdot \exp \left\{ -\frac{(y_i - \mu_2 - \beta x_t)^2}{2\sigma^2} \right\} \right] \\ & \quad \times \left( \frac{1}{2} I[s_i = 1] + \frac{1}{2} I[s_i = 2] \right) \end{aligned}$$

よって,

$$\begin{aligned} \pi(s_i = 1 | \theta, y) &= c \cdot \exp \left\{ -\frac{(y_i - \mu_1 - \beta x_t)^2}{2\sigma^2} \right\} \equiv a_{1i} \\ \pi(s_i = 2 | \theta, y) &= c \cdot \exp \left\{ -\frac{(y_i - \mu_2 - \beta x_t)^2}{2\sigma^2} \right\} \equiv a_{2i} \end{aligned}$$

## ギブスサンプラーの例: 混合正規モデル

すなわち,

$$p_i = \frac{a_{1i}}{a_{1i} + a_{2i}}$$

とおき,

$$s_i | \theta, y = \begin{cases} 1 & (\text{w.p. } p_i) \\ 2 & (\text{w.p. } 1 - p_i) \end{cases}$$

## ギブスサンプラーの例: 混合正規モデル

$(\theta, s)$  のギブスサンプラーは以下のとおりとなる.

1.  $(\theta, s)$  の初期値を設定する.
2. 次のサンプリングを順に繰り返す.
  - 2.1  $\beta$  を  $N(\hat{\beta}, \hat{v}^2)$  から発生させる.
  - 2.2  $\sigma^2$  を  $IG(\hat{n}/2, \hat{S}/2)$  から発生させる.
  - 2.3  $\mu_1$  を  $TN(\hat{\mu}_1, \hat{w}_1^2)$  から発生させる.
  - 2.4  $\mu_2$  を  $TN(\hat{\mu}_2, \hat{w}_2^2)$  から発生させる.
  - 2.5  $s_i$  を  $p_i$  の確率で 1, それ以外は 2 とする ( $i = 1, \dots, n$ ).