

混合分布モデルにおけるモンテカルロ法の非正則な振る舞い

東京大学 大学院数理科学研究科 鎌谷研吾

序

本講演では、混合分布モデルについて、ギブスサンプラーの幾つかの非正則なふるまいを研究し、その対処法を考察する。[Kamatani(2009)] は正則なギブスサンプラーの漸近的な収束等の振る舞いを調べた。とくに正則なパラメトリック族については、ギブスサンプラーの振る舞いは AR 過程の分布に収束する事を示した。しかし、非正則なパラメトリック族では必ずしも AR 過程の分布には収束せず、以下の三つの場合がある。a) ギブスサンプラーの振る舞いはタイトネスを持ち、極限はエルゴード性を持つが、AR 過程ではない、b) タイトネスを持ち、極限はエルゴード性を持たない、c) タイトネスを持たない。強い識別条件のもと混合分布モデルであっても、真値がパラメータ空間の境界上にある場合、ギブスサンプラーは正則なパラメトリック族と異なるふるまいをする事がある。識別条件の強さによって a) および b) の二つの場合が現れる。本講演ではこれらの収束、および b) の場合の対処法として、Metropolis-Hastings アルゴリズムを用いた方法について検討する。

1 ギブスサンプラーの空間と距離

本項目ではギブスサンプラーや Metropolis-Hastings algorithm の動く空間を考える。まず (S, d) は完備可分の距離空間で、 $d(a, b) \leq 1$ となるとする。可算個の S の直積を S^∞ と書き、その上での距離 d_∞ を

$$d_\infty(s, t) = \sum_{i=1}^{\infty} 2^{-i} d(s(i), t(i)) \quad (1)$$

とさだめる。ただし $s = (s(1), s(2), \dots)$ および $t = (t(1), t(2), \dots)$ は S^∞ の元である。完備可分な距離空間 (S^∞, d_∞) 上の確率分布全体の集合を $\mathcal{P}(S^\infty)$ と書き、その上での Prohorov 距離を ρ と書く事にする。本論文で考える確率測度は、完備可分な距離空間 $(\mathcal{P}(S^\infty), \rho)$ の上の確率測度であり、その全体を $\mathcal{P}^*(S^\infty)$ と書き、またその上の Prohorov 距離を ρ^* とかく事にする。すると再び $(\mathcal{P}^*(S^\infty), \rho^*)$ 完備可分な距離空間である。ギブスサンプラーの振る舞いは $(\mathcal{P}^*(S^\infty), \rho^*)$ の元として表現できる。

Example 1.1 ギブスサンプラーのふるまいは $\mathcal{P}^*(\Theta^\infty)$ の元で表される。ただし、 Θ はパラメータ空間である。ここで X および Y は状態空間で、 X は観測の空間、 Y はギブスサンプラーのための人工的な空間とする。 $\Theta \times X \times Y$ 上の σ -有限な測度 p は分解

$$p(d\theta, dx, dy) = p_{X,Y}(dx, dy)p_{\Theta|X,Y}(d\theta|x, y) = p_{X,\Theta}(dx, d\theta)p_{Y|X,\Theta}(dy|x, \theta) \quad (2)$$

をもつとする。ただし、 $p_{\Theta|X,Y}$ および $p_{Y|X,\Theta}$ は確率トランジションカーネルである。与えられた観測 $x \in X$ のもと、状態空間が $\Theta \times Y$ であるようなマルコフチェインが、ルール $y(i) \sim p_{Y|X,\Theta}(dy|x, \theta(i))$ および $\theta(i+1) \sim p_{\Theta|X,Y}(d\theta|x, y(i))$ かつ出発点 $\theta(1) \sim \nu_{\Theta|X}(d\theta|x)$ のもと生成されるとする。すると Θ へのマージナル $\theta(1), \theta(2), \dots$ もやはりマルコフチェインで、その分布を、 x に依存する事を明示して、 $\omega(x)$ と書く。これは $\mathcal{P}(\Theta^\infty)$ の元である。さらに、 $\omega(x)$ の法則は $\mathcal{P}^*(\Theta^\infty)$ の元である。

2 非正則なギブスサンプラーのふるまい

非正則なギブスサンプラーの一例を見る。まず $\Theta = [0, 1]$, $X = \mathbf{R}^d$, $Y = \{0, 1\}$ とし, \mathcal{X} は X のボレル σ -代数で, $\mathcal{Y} = 2^{\{0,1\}}$. また p_Θ は $\mathcal{P}(\Theta)$ の元であり, $F_0, F_1 \in \mathcal{P}(X)$ を固定すると $p_{X|Y,\Theta}(\cdot|y, \theta) = F_y$ ($y = 0, 1$) および $p_{Y|\Theta}(\{y\}|\theta) = (1 - \theta)^{1-y}\theta^y$ であるものとする. 独立同分布を考え, $p^n \in \mathcal{P}(\Theta \times X_n \times Y_n)$ を次のように定めるが, ここで X_n および Y_n は X および Y の n 回コピーである.

$$p^n(d\theta, dx_n, dy_n) = p_{X_n|Y_n,\Theta}^n(dx_n|y_n, \theta) p_{Y_n|\Theta}^n(dy_n|\theta) p_\Theta(d\theta) \quad (3)$$

ただし $x_n = (x^1, \dots, x^n)$, $y_n = (y^1, \dots, y^n)$ であり, $p_{X_n|Y_n,\Theta}^n(dx_n|y_n, \theta) = \prod_{i=1}^n p_{X|Y,\Theta}(dx^i|y^i, \theta)$, $p_{Y_n|\Theta}^n(dy_n|\theta) = \prod_{i=1}^n p_{Y|\Theta}(dy^i|\theta)$ である.

ここで

$$I := \int (f_1(x)/f_0(x) - 1)^2 F_0(dx), \quad (4)$$

とする.

Proposition 2.1 真値が $\theta = 0$ のとき, $p^n \in \mathcal{P}(\Theta \times X_n \times Y_n)$ から生成されたギブスサンプラーは, 以下の条件のもと, 一点にとどまり, 動かないギブスサンプラーに収束する.

1. 強い識別条件を持つ: $\alpha = F_1((\text{supp} F_0)^c) = 0$ かつ $I \in (0, \infty)$.
2. 事前分布 p_Θ は正則である.

3 Metropolis-Hastings algorithm

前節の p^n および人工的に作られた $\bar{p}_{\Theta|X_n}^n$ により生成される Metropolis-Hastings アルゴリズムについて, 一般に次の命題が成り立つ. ここで, 最尤推定量 $\hat{\theta}_n$ にたいして, $\varphi_S^n(\theta, x_n) = n^{1/2}(\theta - \hat{\theta}_n)$ とし, $p_{\Theta|X_n}^n(\cdot|x_n)$ および $\bar{p}_{\Theta|X_n}^n(\cdot|x_n)$ による φ_S^n の分布を $p_{S|X_n}^n(\cdot|x_n)$ および $\bar{p}_{S|X_n}^n(\cdot|x_n)$ と書く. また $q \in \mathcal{P}(S \times T)$ および $\bar{q} \in \mathcal{P}(S \times T)$ は disintegration を持つとする.

Proposition 3.1 ある可測関数の列 $\varphi_T^n : X_n \rightarrow T$ があって以下を満たすとき, Metropolis-Hastings アルゴリズムのふるまいは, ある Metropolis-Hastings アルゴリズムのふるまいに収束し, エルゴード性を持つ.

1. 以下の収束が成立する

$$\|p_{S|X_n}^n(\cdot|x_n) - q_{S|T}(\cdot|\varphi_T^n(x_n))\| = o_{p_{X_n}^n}(1), \quad \|\bar{p}_{S|X_n}^n(\cdot|x_n) - \bar{q}_{S|T}(\cdot|\varphi_T^n(x_n))\| = o_{p_{X_n}^n}(1). \quad (5)$$

2. $\varphi_T^n(x_n)$ の $p_{X_n}^n$ による分布は r_T へ収束する.
3. $q_{S|T}(\cdot|t)$ および $\bar{q}_{S|T}(\cdot|t)$ は t について全変動ノルムに関して連続.

上の命題より, ギブスサンプラーが degenerate であっても, うまく $\bar{p}_{\Theta|X_n}^n$ を取れば良い収束をする事がわかる. 本講演では適当な $\bar{p}_{\Theta|X_n}^n$ の取り方について検討する.

参考文献

[Kamatani(2009)] Kengo Kamatani. On Some Asymptotic Properties of the Gibbs Sampler (submitted). 2009.