

抽出法と計算代数

Samplers and Computational Algebra

数理・推論研究系 間野 修平 (Shuheï Mano)

要 旨

Diaconis と Sturmfels は, Markov chain Monte Carlo について, Markov 連鎖の推移の基底である Markov 基底を導入し, それが十分統計量が定める多項式環のトーリックイデアルの Gröbner 基底により与えられることを示した. 筆者は, 微分作用素環の考察により, 標本経路が目的の分布に従う Markov 連鎖を構成することで, 直接抽出が可能であることを示した.

キーワード: 代数統計, 抽出法, 計算代数, Gröbner 基底, 超幾何系

1. はじめに

近年の代数統計の研究は, Pistone と Wynn (1996) による実験計画法における母数の識別性に関する研究と, Diaconis と Sturmfels (1998) による Markov chain Monte Carlo (MCMC) における定常分布を目的の分布とする Markov 連鎖の推移の基底である Markov 基底の導入が源流とされる. 後者の周辺の発展については Aoki et al. (2012) を参照. MCMC の長所は正規化定数の計算を要しないこと, 短所は定常分布からの抽出を保証し難いことで, 正規化定数を効率的に計算できるなら MCMC を使う必要はない. 筆者は, 微分作用素環の考察により, 標本経路が目的とする分布に従う Markov 連鎖を構成し, 推移確率に現れる正規化定数を計算すれば, 目的の分布からの直接抽出が可能であることを示した (Mano 2017). 本稿では, その概略を紹介する. 詳細と参考文献については Mano (2018) を参照されたい.

2. Markov 基底

カウントベクトル $c \in \mathbb{N}_0^m$ が従う分布からの MCMC における Markov 連鎖の状態空間は, 十分統計量 $b \in \mathbb{C}^d$ について $\mathcal{F}_b(A) := \{c; Ac = b, c \in \mathbb{N}_0^m\}$ と表せる. A は階数 d の非負整数値 $d \times m$ 配置行列 (行空間に $(1, \dots, 1)$ を含む) とする. 集合 $\mathcal{M}(A) = \text{Ker}A \cap \mathbb{Z}^m$ を A に関する移動という. Markov 基底 $\mathcal{B} \subset \mathcal{M}(A)$ は $\mathcal{F}_b(A)$ に既約な Markov 連鎖を与える移動の集合である. 任意の移動 z は $z = z^+ - z^-$, $z_i^+ := \max\{z_i, 0\}$, $z_i^- := \max\{-z_i, 0\}$ と表され, 多項式環の二項式と 1 対 1 に対応づけられる. 特に, $I_A := \{x^{z^+} - x^{z^-}; z \in \mathcal{M}(A)\}$ はトーリックイデアルである. ここで, $x^z := \prod_{i=1}^m x_i^{z_i}$ とした.

定理 1 (Diaconis, Sturmfels 1998). $\mathcal{B} = \{z_i; i \in \{1, \dots, s\}\} \subset \mathcal{M}(A)$ が Markov 基底であることは, $\{x^{z_j^+} - x^{z_j^-}; j \in \{1, \dots, s\}\}$ が I_A の生成系であることの必要十分条件である.

I_A の Gröbner 基底は生成系だから Markov 基底である. Gröbner 基底を求める一般的なアルゴリズム (Buchberger 1976) があるので, 原理的には任意の A に対し Markov 基底が得られる.

3. A 超幾何系

定義 1 (Gelfand et al. 1990). 2 節で導入した行列 A , 十分統計量 b に対し, 次の消去作用素が定める線形偏微分方程式系を A 超幾何系 $H_A(b)$ とよぶ.

$$\sum_{j=1}^m a_{ij} x_j \frac{\partial}{\partial x_j} - b_i, \quad i \in \{1, \dots, d\}, \quad \partial^{c^+} - \partial^{c^-}, \quad c \in \text{Ker} A \cap \mathbb{Z}^m.$$

$H_A(b)$ は微分作用素環の左イデアルで, A 超幾何イデアルとよばれる.

A 超幾何系 $H_A(b)$ の原点周りの級数解

$$Z_A(b; x) := \sum_{c \in \mathcal{F}_b(A)} \frac{x^c}{c!}, \quad c! := \prod_{i=1}^m c_i!$$

を A 超幾何級数とよぶ. ただし, $b \notin \text{AN}_0^m$ のときは $Z_A(b; x) = 0$ と規約する. m 個の対数アフィンモデルからの長さ n の多項抽出によるカウントベクトル $c \in \mathbb{N}_0^m$ の分布は離散指数型分布族であり, 十分統計量 $b \in \mathbb{N}_0^d$ で $Ac = b$ と条件づけた分布の確率関数は $x^c/c!$ に比例する. 正規化定数が A 超幾何多項式になるので, Takayama et al. (2018) は A 超幾何分布とよんだ. 周辺度数が所与の分割表の分布など, カウントデータ解析における典型的な統計モデルを含む.

4. 直接抽出法

A 超幾何多項式の性質から, A の第 i 列ベクトルを a_i として,

$$p_A(b; i) := \frac{\mathbb{E}(C_i | AC = b)}{n} = \frac{Z_A(b - a_i; x) x_i}{Z_A(b; x) n}, \quad \sum_{i=1}^m p_A(b; i) = 1$$

が従う. $p_A(b; i)$ を, A 超幾何多項式を状態空間とし, 推移ごとに次数が 1 下がる Markov 連鎖において, $Z_A(b; x)$ から $Z_A(b - a_i; x)$ への推移確率とみなすと, 次のアルゴリズムが得られる.

アルゴリズム 1 (Mano 2017). A 超幾何分布からの逐次直接抽出.

1. $t_1 = j$ を確率 $p_A(b; j)$ で抽出.
2. $i = 2, \dots, n$ について, $t_i = j$ を確率 $p_A(b - (a_{t_1} + \dots + a_{t_{i-1}}); j)$ で抽出.

A 超幾何多項式は $H_A(b)$ の標準単項式のベクトル Q が従う Pfaffian 系 $\partial_i Q = P_i Q$ を用いて求める. 有理関数の行列 $P_i, i \in \{1, \dots, m\}$ は標準単項式の Gröbner 基底による標準形として原理的には任意の A に対して得られる (Saito et al. 2010; 日比ら 2011).

5. おわりに

様々な統計モデルについて MCMC による抽出を直接抽出に置き換えていくことは, 代数統計の新しい挑戦のひとつになると期待される.

参 考 文 献

- Mano, S.: Partition structure and the A -hypergeometric distribution associated with the rational normal curve. *Electron. J. Statist.* **11**, 4452–4487 (2017)
- Mano, S.: *Partitions, Hypergeometric Systems, and Dirichlet Processes in Statistics*. JSS Research Series in Statistics, SpringerBriefs in Statistics (2018)