

クレジット:

Mathematics and Informatics Center 数理手法VI 2020 荻原哲平

ライセンス:

利用者は、本講義資料を、教育的な目的に限ってページ単位で利用することができます。特に記載のない限り、本講義資料はページ単位でクリエイティブ・コモンズ 表示-非営利-改変禁止 ライセンスの下に提供されています。

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

本講義資料内には、東京大学が第三者より許諾を得て利用している画像等や、各種ライセンスによって提供されている画像等が含まれています。個々の画像等を本講義資料から切り離して利用することはできません。個々の画像等の利用については、それぞれの権利者の定めるところに従ってください。



数理手法VI

第4回

演習問題の解答

演習問題

$(Z_n)_{n \in \mathbb{N}}$: i.i.d. r.v.s, $Z_1 \in L^4$, $\mu = E[Z_1]$, $v = E[(Z_1 - \mu)^2]$ とする.

$$X_{m,n} = \frac{Z_m - \mu}{\sqrt{nv}}, \quad \mathcal{F}_{m,n} = \sigma(Z_1, \dots, Z_m)$$

とおくと, 定理 1.6 の 1. と 2. が成立.

演習問題の解答

(解答例)

$\sigma(Z_m)$ と $\mathcal{F}_{m-1,n}$ は独立なので,

$$\sum_{m=1}^n E[X_{m,n}^2 | \mathcal{F}_{m-1,n}] = \sum_{m=1}^n E\left[\left(\frac{Z_m - \mu}{\sqrt{nv}}\right)^2\right] = \frac{n \cdot E[(Z_1 - \mu)^2]}{nv} = 1.$$

よって 1. が成り立つ.

また,

$$\sum_{m=1}^n E[X_{m,n}^4] = \frac{\sum_{m=1}^n E[(Z_m - \mu)^4]}{n^2 v^2} = \frac{E[(Z_1 - \mu)^4]}{nv^2} \rightarrow 0 \quad (n \rightarrow \infty)$$

より 2. が成立.

AR 過程の最尤推定

$0 < \theta_0 < 1$, $(Z_n)_{n \in \mathbb{N}}$: i.i.d. 確率変数列で $Z_n \sim N(0, 1)$ とする.
確率変数列 $(X_n)_{n \in \mathbb{Z}_+}$ を

$$X_0 = 0, \quad X_n = \theta_0 X_{n-1} + Z_n \quad (n \in \mathbb{N})$$

と定める.

最尤推定量 $\hat{\theta}_n$ に対して

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta_0) \xrightarrow{d} N(0, 1 - \theta_0^2)$$

を示した.

3. 信頼区間の計算

漸近正規性を使うと、推定量の存在する範囲を表す「信頼区間」を近似的に計算することができる。

$Z \sim N(0, 1)$ の時、 $P(-1.96 \leq Z \leq 1.96) \approx 0.95$ となることが知られている。

$V \sim N(0, 1 - \theta_0^2)$ の時、 $\frac{V}{\sqrt{1 - \theta_0^2}} \sim N(0, 1)$ なので、

$$P(-1.96 \times \sqrt{1 - \theta_0^2} \leq V \leq 1.96 \times \sqrt{1 - \theta_0^2}) \approx 0.95.$$

3. 信頼区間の計算

漸近正規性より, n が十分大きい時,

$$\begin{aligned} P\left(|\hat{\theta}_n - \theta_0| \leq \frac{1.96 \times \sqrt{1 - \theta_0^2}}{\sqrt{n}}\right) \\ = P(\sqrt{n}|\hat{\theta}_n - \theta_0| \leq 1.96 \times \sqrt{1 - \theta_0^2}) \approx 0.95. \end{aligned}$$

よって推定誤差は $1/\sqrt{n}$ に比例して小さくなることがわかる.

3. 信頼区間の計算

また,

$$\begin{aligned} 0.95 &\approx P\left(-1.96 \times \sqrt{1 - \theta_0^2} \leq \sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta_0) \leq 1.96 \times \sqrt{1 - \theta_0^2}\right) \\ &= P\left(\hat{\theta}_n - \frac{1.96 \times \sqrt{1 - \theta_0^2}}{\sqrt{n}} \leq \theta_0 \leq \hat{\theta}_n + \frac{1.96 \times \sqrt{1 - \theta_0^2}}{\sqrt{n}}\right) \\ &\approx P\left(\hat{\theta}_n - \frac{1.96 \times \sqrt{1 - \hat{\theta}_n^2}}{\sqrt{n}} \leq \theta_0 \leq \hat{\theta}_n + \frac{1.96 \times \sqrt{1 - \hat{\theta}_n^2}}{\sqrt{n}}\right). \end{aligned}$$

3. 信頼区間の計算

よって n が大きい時未知パラメータ θ_0 はおよそ 95 % の確率で,

$$\hat{\theta}_n - \frac{1.96 \times \sqrt{1 - \hat{\theta}_n^2}}{\sqrt{n}} \quad \text{から} \quad \hat{\theta}_n + \frac{1.96 \times \sqrt{1 - \hat{\theta}_n^2}}{\sqrt{n}}$$

の範囲に存在することがわかる. (95 % 信頼区間)

第2章 マルコフ連鎖

2.1 マルコフ連鎖の定義

d 次元ボレル集合族

$d \geq 1$ として, d 次元ユークリッド空間 \mathbb{R}^d 上の

$$\{(-\infty, a_1] \times \cdots \times (-\infty, a_d]; a_1, \dots, a_d \in \mathbb{R}\}$$

が生成する σ -加法族を $\mathcal{B}(\mathbb{R}^d)$ と書き, d 次元ボレル集合族と呼ぶ.

d 次元ボレル集合族の元を (d 次元) ボレル集合と呼ぶ.

開集合や閉集合, その可算和集合などが d 次元ボレル集合族に含まれる.

可測関数 $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^d$ を \mathbb{R}^d -値確率変数 (もしくは d 次元確率変数) といひ, $\sigma(X)$ が同様に定義される.

$X = x$ の下での条件付期待値

$X, Y \in L^1$ とする. マルコフ連鎖では「 $X = x$ の下での Y の条件付期待値 (確率)」を考える.

条件付期待値 $E[Y|\sigma(X)]$ は数理手法 IV で定義していて, これは $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$ に対して, $X^{-1}(A)$ 上で

$$E[E[Y|\sigma(X)], X^{-1}(A)] = E[Y, X^{-1}(A)]$$

となるような確率変数であった.

特に $A = \{x\}$ として, $P(X = x) > 0$ の時は, $X^{-1}(\{x\})$ 上, $E[Y|\sigma(X)]$ は定数となり,

$$E[Y|\sigma(X)] \times P(X = x) = E[Y, \{X = x\}].$$

$X = x$ の下での条件付期待値

よって

$$E[Y|\sigma(X)](\omega) = \frac{E[Y, \{X = x\}]}{P(X = x)}. \quad (\omega \in X^{-1}(\{x\})).$$

($X^{-1}(\{x\})$ 上, $E[Y|\sigma(X)]$ は定数となるのは, 数理手法 IV の命題 2.16 の証明と同様に示せる)

上式右辺の形は (高校数学で学ぶような) $X = x$ の下での Y の条件付期待値の形になっている. よって, $X^{-1}(\{x\})$ 上の $E[Y|\sigma(X)]$ の値として, $X = x$ の下での Y の条件付期待値を定義すればよいように思える.

- ▶ このような議論を $P(X = x) = 0$ の場合にも拡張したい.

$\sigma(X)$ -可測関数の性質

命題 2.1

X を \mathbb{R}^d -値確率変数として, T を $\sigma(X)$ -可測確率変数とする. この時, 可測関数 $g: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ が存在して, $T = g(X)$.

▶ $\sigma(X)$ -可測な関数は X の関数の形で書ける.

Proof. まず, ある $B \in \sigma(X)$ に対して, $T = 1_B$ となる場合を考える. この時, ある $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^d)$ に対して, $B = X^{-1}(A)$ となるので,

$$T(\omega) = 1_{X^{-1}(A)}(\omega) = 1_A(X(\omega)).$$

よって $g(x) = 1_A(x)$ に対して, $T = g(X)$ と書けるので OK.

$\sigma(X)$ -可測関数の性質

次に T が $\sigma(X)$ -可測単関数の時も同様にある g に対して $T = g(X)$ と書ける. T が一般の $\sigma(X)$ -可測関数の時は, $\sigma(X)$ -可測な単関数の列 $(T_n)_{n=1}^{\infty}$ があって,

$$T_n(\omega) \rightarrow T(\omega) \quad \text{as } n \rightarrow \infty \quad (\omega \in \Omega)$$

となる. この時, 可測関数列 $g_n : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ があって, $T_n(\omega) = g_n(X(\omega))$ となる. よって

$$\lim_{n \rightarrow \infty} g_n(X(\omega)) = \lim_{n \rightarrow \infty} T_n(\omega) = T(\omega).$$

$\sigma(X)$ -可測関数の性質

$E := \{x \mid \text{有限な } \lim_{n \rightarrow \infty} g_n(x) \text{ が存在する}\}$ とおくと,
 $X(\omega) \in E$ ($\omega \in \Omega$). よって

$$g(x) = \begin{cases} \lim_{n \rightarrow \infty} g_n(x) & \text{if } x \in E \\ 0 & \text{if } x \in E^c \end{cases}$$

とおくと, $T(\omega) = g(X(\omega))$ ($\omega \in \Omega$).



条件付期待値・条件付確率の定義

定義 2.2

1. X を \mathbb{R}^d -値確率変数, $Y \in L^1$ に対し, $E[Y|\sigma(X)] = E[Y|X]$ と書く. 命題 2.1 より,

$$E[Y|X] = g(X)$$

となる可測関数 $g: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ が存在する.
この時 $E[Y|X = x] := g(x)$ と定義する.

2. \mathbb{R}^d -値確率変数 X , $A \in \mathcal{F}$ に対して,

$$P(A|X = x) = E[1_A|X = x], \quad P(A|X) = E[1_A|X]$$

と定め, 条件付確率と呼ぶ.

条件付期待値の一意性

g, g' が上の定義の条件を満たす時, 条件付期待値の a.s. での一意性より

$$g(X) = g'(X) \quad \text{a.s.}$$

よって X の分布を μ_X と書くと,

$$\mu_X(\{x | g(x) = g'(x)\}) = P(\{\omega | g(X(\omega)) = g'(X(\omega))\}) = 1.$$

つまり, $E[Y|X = x]$ は μ_X -a.s. に一意に定まる.

例

例 2.3

Y_1, Y_2 : 独立な確率変数, $P(Y_i = \pm 1) = 1/2$ ($i = 1, 2$) とする.
 $X_1 = Y_1, X_2 = Y_1 + Y_2$ とする. この時 $E[X_2|X_1] = X_1$ なので $g(x) = x$ として, $E[X_2|X_1 = x] = x$ となる. $X_1 = \pm 1$ の下で X_2 の条件付期待値は ± 1 ということ.

マルコフ連鎖の定義

定義 2.4

写像 $p: \mathbb{R} \times \mathcal{B}(\mathbb{R}) \rightarrow [0, 1]$ が推移確率であるとは,

1. 各 $x \in \mathbb{R}$ に対して, $p(x, \cdot)$ は $(\mathbb{R}, \mathcal{B}(\mathbb{R}))$ 上の確率測度
2. 各 $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$ に対して, $p(\cdot, A)$ は可測
をみたす時をいう.

推移確率はマルコフ・カーネルとも呼ばれる.

マルコフ連鎖の定義

定義 2.5

確率過程 $(X_n)_{n \in \mathbb{Z}_+}$ がマルコフ連鎖であるとは、推移確率 p があって、任意の $k \in \mathbb{Z}_+$ と $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$ に対して、

$$P(X_{k+1} \in A | (X_0, \dots, X_k) = (x_0, \dots, x_k)) = p(x_k, A) \quad \mu_{(X_0, \dots, X_k)} - \text{a.s.} \quad (1)$$

(つまり $\mu_{(X_0, \dots, X_k)}(\{(x_0, \dots, x_k) | (1) \text{ が成立}\}) = 1$)

をみたす時をいう。

※ (1) は $P(X_{k+1} \in A | X_0, \dots, X_k) = p(X_k, A)$ a.s. と同値。

※ X_{k+1} の状態が X_0, \dots, X_{k-1} の値に関わらず直前の X_k の値だけで決まるということ。

X_0 の分布 μ_{X_0} を初期分布という。

条件付期待値の性質

命題 2.6

$X: \mathbb{R}^k$ -値確率変数, $Y: \mathbb{R}^l$ -値確率変数, X と Y は独立,
 $\varphi: \mathbb{R}^k \times \mathbb{R}^l \rightarrow \mathbb{R}$ を可測関数で $E[|\varphi(X, Y)|] < \infty$ とする. この時,
 $g(x) := E[\varphi(x, Y)]$ は可測関数で

$$E[\varphi(X, Y)|X] = g(X) \quad \text{a.s.}$$

証明は Durrett 5th ed. の Example 4.1.7 を見よ.

マルコフ連鎖の例

例 2.7

$(Z_n)_{n \in \mathbb{N}}$: *i.i.d.* 確率変数列, $X_0 = 0, X_n = \sum_{k=1}^n Z_k$ ($n \in \mathbb{N}$) とする. この時 $(X_n)_{n \in \mathbb{Z}_+}$ はマルコフ連鎖.

※ $(X_n)_{n \in \mathbb{Z}_+}$ がマルチンゲールになるためには $E[Z_1] = 0$ が必要だったが, マルコフ連鎖では必要ない. (L^1 である必要もない.)

演習問題

命題 2.6 を使って上の $(X_n)_{n \in \mathbb{Z}_+}$ がマルコフ連鎖になることを証明せよ.

マルコフ連鎖の性質

次にマルコフ連鎖の性質をいくつか調べる.

命題 2.8

$(X_n)_{n \in \mathbb{Z}_+}$ をマルコフ連鎖とすると, 任意の $k \in \mathbb{Z}_+$ と可測関数 $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ に対して, $f(X_{k+1}) \in L^1$ なら, $x_k \mapsto \int f(x)p(x_k, dx)$ は可測で,

$$E[f(X_{k+1})|X_0, \dots, X_k] = \int f(x)p(X_k, dx) \quad \text{a.s.}$$

マルコフ連鎖の性質

Proof. $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$ に対し, $f = 1_A$ なら

$$x_k \mapsto \int f(x)p(x_k, dx) = p(x_k, A)$$

は推移確率の定義より可測で, マルコフ連鎖の定義より,

$$E[f(X_{k+1})|X_0, \dots, X_k] = p(X_k, A) = \int f(x)p(X_k, dx) \quad \text{a.s.}$$

より OK.

マルコフ連鎖の性質

(条件付) 期待値の線形性より f が単関数の場合も成立し, 単調収束定理等より f が一般の可測関数の場合も成立.

($f(X_{k+1}) \in L^1$ で f が非負の時

$$\int f(x)p(X_k, dx) = E[f(X_{k+1})|X_0, \dots, X_k] < \infty \quad \text{a.s.}$$

より f が一般でも $\int f(x)p(X_k, dx)$ が定義できる.)

□