

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6回

演習問題の解答

演習問題

$m, n \in \mathbb{N}$, $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$ とすると,

$$\tilde{\nu}_{\mu, m+n}(A) = \int_{\mathbb{R}} \tilde{\nu}_{\delta_z, m}(A) d\tilde{\nu}_{\mu, n}(z)$$

となることを証明せよ.

演習問題の解答

(解答例)

f が非負可測なら

$$E[f(X_n)] = \int_{\mathbb{R}} f(z) \tilde{\nu}_{\mu,n}(dz).$$

よって、マルコフ性より

$$\begin{aligned} \tilde{\nu}_{\mu,m+n}(A) &= E[1_A(X_{m+n})] = E[E[1_A(X_{m+n})|\mathcal{F}_n]] \\ &= E[\tilde{\nu}_{\delta_z,m}(A)|_{z=X_n}] = \int_{\mathbb{R}} \tilde{\nu}_{\delta_z,m}(A) d\tilde{\nu}_{\mu,n}(z). \end{aligned}$$

強マルコフ性

$\mathcal{F}_n = \sigma(X_0, \dots, X_n)$ とする。

定理 2.16 (強マルコフ性)

$n \in \mathbb{N}$, $f : \mathbb{R}^{n+1} \rightarrow \mathbb{R}$, 有界可測, N を有界な $(\mathcal{F}_n)_{n \in \mathbb{Z}_+}$ -停止時刻とすると,

$$E[f(X_N, X_{N+1}, \dots, X_{N+n}) | \mathcal{F}_N] = \int f(y_0, \dots, y_n) d\nu_x(y) \Big|_{x=X_N}.$$

- ▶ マルコフ性が停止時刻に対しても成り立つということ。

強マルコフ性の証明

Proof. $L \in \mathbb{N}$ に対して $N(\omega) \leq L$ ($\omega \in \Omega$) とすると, 任意の $A \in \mathcal{F}_N$ に対して,

$$E[f(X_N, X_{N+1}, \dots, X_{N+n}), A] = \sum_{l=0}^L E[f(X_l, X_{l+1}, \dots, X_{l+n}), A \cap \{N = l\}].$$

$A \cap \{N = l\} \in \mathcal{F}_l$ なのでマルコフ性より

$$\begin{aligned} & E[f(X_N, X_{N+1}, \dots, X_{N+n}), A] \\ &= \sum_{l=0}^L E \left[\int f(y_0, \dots, y_n) d\nu_x(y) \Big|_{x=X_l}, A \cap \{N = l\} \right] \\ &= E \left[\int f(y_0, \dots, y_n) d\nu_x(y) \Big|_{x=X_N}, A \right]. \end{aligned}$$

□

反射原理

強マルコフ性を使うと以下の反射原理を示せる。

$(\mathbb{R}^k, \mathcal{B}(\mathbb{R}^k))$ 上の確率 μ が $x \in \mathbb{R}^k$ に関して対称とは、任意の $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^k)$ に対して、

$$\varphi_x(A) := \{y \mid 2x - y \in A\}$$

が

$$\mu(\varphi_x(A)) = \mu(A)$$

を満たす時をいう。

※ $\varphi_x(A)$ は A を x を中心に反転させたもの。

反射原理

定理 2.17 (反射原理)

$(Y_n)_{n \in \mathbb{N}}$: *i.i.d. r.v.s* で, Y_1 の分布は原点に関して対称として, $X_0 = 0$, $X_n = \sum_{k=1}^n Y_k$ ($n \in \mathbb{N}$) とおく. この時 $a > 0$ に対して,

$$P\left(\max_{0 \leq k \leq n} X_k > a\right) \leq 2P(X_n > a).$$

- ▶ Doob の不等式のように X_0, \dots, X_n の \max の確率を X_n の情報で評価. $Y_1 \in L^1$ は必要ない.

反射原理の証明

Proof. 停止時刻 N を

$$N = \min\{k \mid 1 \leq k \leq n, X_k > a\} \wedge (n+1)$$

とおく ($\min \emptyset = \infty$).

$\{X_n > a\} \subset \{N \leq n\}$ なので,

$$\{X_n > a\} = \cup_{k=1}^n (\{N = k\} \cap \{X_{n-k+N} > a\})$$

と書ける.

反射原理の証明

よって強マルコフ性より,

$$\begin{aligned} E[1_{\{X_n > a\}} | \mathcal{F}_N] &= \sum_{k=0}^n E[1_{\{X_{n-k+N} > a\}} | \mathcal{F}_N] 1_{\{N=k\}} \\ &= \sum_{k=0}^n \int 1_{\{y_{n-k} > a\}} d\nu_x(y) \Big|_{x=X_N} 1_{\{N=k\}} \\ &\geq \sum_{k=0}^n \int 1_{\{y_{n-k} - x \geq 0\}} d\nu_x(y) \Big|_{x=X_N} 1_{\{N=k\}}. \\ &(\because X_N > a \text{ on } \{N \leq n\}) \end{aligned}$$

反射原理の証明

Y_1 の分布が原点对称なので、 ν_x は x に関して対称となり、

$$\int \mathbf{1}_{\{y_{n-k}-x \geq 0\}} d\nu_x = \frac{1}{2} \int (\mathbf{1}_{\{y_{n-k}-x \geq 0\}} + \mathbf{1}_{\{y_{n-k}-x \leq 0\}}) d\nu_x \geq \frac{1}{2}.$$

よって、

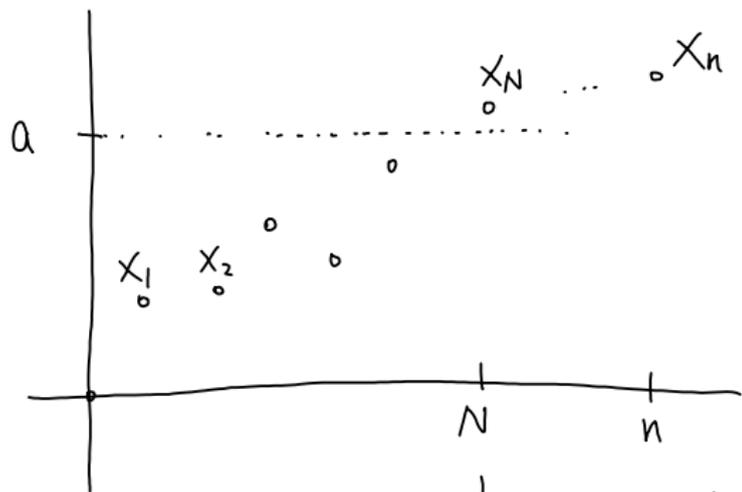
$$E[\mathbf{1}_{\{X_n > a\}} | \mathcal{F}_N] \geq \frac{1}{2} \mathbf{1}_{\{N \leq n\}}.$$

両辺期待値をとると、

$$P(X_n > a) \geq \frac{1}{2} P(N \leq n) = \frac{1}{2} P\left(\max_{1 \leq k \leq n} X_k > a\right).$$

□

反射原理の証明



↳ ここから新しいマルコフ連鎖を考えると対称性から

$$P(X_n - X_N > 0) = P(X_n - X_N < 0) \\ \doteq \frac{1}{2}$$

$X_n - X_N > 0$ の時 $X_n > a$.

単純ランダムウォークの反射原理

$(Y_n)_{n \in \mathbb{N}}$: i.i.d. r.v.s で, $P(Y_1 = \pm 1) = 1/2$ として, $X_0 = 0$,

$X_n = \sum_{k=1}^n Y_k$ ($n \in \mathbb{N}$) とおく.

この時 $(X_n)_{n \in \mathbb{Z}_+}$ を単純ランダムウォークと呼ぶ.

系 2.18

単純ランダムウォーク $(X_n)_{n \in \mathbb{Z}_+}$ と $a, n \in \mathbb{N}$ に対して, $a + n$ が奇数なら

$$P\left(\max_{0 \leq k \leq n} X_k \geq a\right) = 2P(X_n \geq a).$$

Proof.

反射原理の証明において $X_N = a$, $P(X_n - a > 0) = 1/2$ となるので等式が成立. (X_n の偶奇は n の偶奇と同じなので, a の偶奇とは異なるから $X_n - a = 0$ とならない) □

連続時間の反射原理

- ▶ i.i.d. r.v.s の和を連続時間上の連続関数へ拡張したブラウン運動 $(B_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$ を次章で扱う. ($\mathbb{R}_+ := \{x \in \mathbb{R} | x \geq 0\}$)
($t \mapsto B_t$ は連続関数になる)

- ▶ 上の図において, $B_N = a$, $P(B_n - B_N > 0) = 1/2$ となり,

$$P\left(\max_{0 \leq t \leq n} B_t > a\right) = 2P(B_n > a)$$

と 等式が成立する.

- ▶ B_n は正規分布なので $\max_{0 \leq t \leq n} B_t$ の分布が正確に計算できることになる.

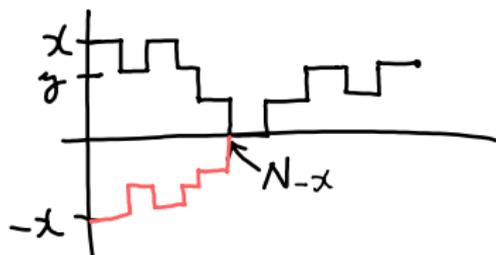
投票定理

$(X_n)_{n \in \mathbb{Z}_+}$ を単純ランダムウォーク, $N_a = \min\{k \in \mathbb{Z}_+; X_k = a\}$ とする.

補題 2.19

$x, y \in \mathbb{N}$ とすると,

$$P(x + X_n = y, N_{-x} < n) = P(-x + X_n = y).$$



投票定理

定理 2.20 (投票定理)

候補 A , B の二者の選挙において, 最終的に A が α 票, B が β 票得たとし, $\beta < \alpha$ とする. この時, 途中経過で A の得票数が B のものを常に上回っていた確率は $\frac{\alpha - \beta}{\alpha + \beta}$ である.

Proof. $n = \alpha + \beta$ (総投票数), $(X_m)_{m \in \mathbb{Z}_+}$: 単純ランダムウォークとする. $0 \leq l \leq n$ に対して, X_l が時点 l での (A の得票数) - (B の得票数) を表していると思えば, 最終的な A, B の得票数がそれぞれ α, β になる確率は,

$$P(X_n = \alpha - \beta)$$

となる.

投票定理の証明

さらに、A の得票数が B の得票数を常に上回っている確率は

$$P(X_1 = 1) \times P(1 + X_{n-1} = \alpha - \beta, N_{-1} > n - 1)$$

で表現される。

よって

$$\frac{(1/2)P(1 + X_{n-1} = \alpha - \beta, N_{-1} > n - 1)}{P(X_n = \alpha - \beta)} = \frac{\alpha - \beta}{\alpha + \beta}$$

を示せばよい。

(単純ランダムウォークでモデル化すると、各投票者が A, B に投票する確率が 1/2 であることを仮定することになるが、ランダムウォークの確率は組み合わせの数え上げに対応しているので、実はそのような仮定は必要ないことがわかる.)

投票定理の証明

Lemma 2.19 より

$$\begin{aligned} & P(1 + X_{n-1} = \alpha - \beta, N_{-1} > n - 1) \\ &= P(1 + X_{n-1} = \alpha - \beta) - P(1 + X_{n-1} = \alpha - \beta, N_{-1} < n - 1) \\ &= P(1 + X_{n-1} = \alpha - \beta) - P(-1 + X_{n-1} = \alpha - \beta). \end{aligned}$$

$X_{n-1} = \alpha - \beta - 1$ となるには, $+1$ が $\alpha - 1$ 回, -1 が β 回,
 $X_{n-1} = \alpha - \beta + 1$ となるには, $+1$ が α 回, -1 が $\beta - 1$ 回
となる必要がある. ($n = \alpha + \beta$ であった)

投票定理の証明

よって

$$\begin{aligned} & P(1 + X_{n-1} = \alpha - \beta, N_{-1} > n - 1) \\ &= \frac{(\alpha + \beta - 1)!}{(\alpha - 1)! \beta!} \cdot \frac{1}{2^{n-1}} - \frac{(\alpha + \beta - 1)!}{\alpha! (\beta - 1)!} \cdot \frac{1}{2^{n-1}} \\ &= \frac{\alpha - \beta}{\alpha + \beta} \frac{(\alpha + \beta)!}{\alpha! \beta!} \cdot \frac{1}{2^{n-1}} \\ &= \frac{\alpha - \beta}{\alpha + \beta} \times 2P(X_n = \alpha - \beta). \end{aligned}$$

□

マルコフ連鎖のその他の話題

その他の話題

- ▶ 極限分布 (Sections 5.3–5.6 in Durrett 5th ed)
マルコフ連鎖の分布収束のための十分条件の話題
- ▶ 最適停止問題 (西尾 8.4 節)
マルコフ連鎖に従うランダムな事象の下での利益の最大化

有限空間のマルコフ連鎖は推移確率行列を求めれば、各状態の確率が計算でき、極限における分布も計算できるため、ランダムなネットワークの時間発展の分析や企業の格付推移等へ応用される。

マルチンゲールと比べて、マルコフ連鎖は（条件付）期待値の条件が必要ないので、期待値が存在しない、または計算しづらい時にも使える。
(ex. 株式の売買注文の到着を整数値確率過程でモデリング)