

11月12日
ここから

§3 確率分布の例

用語 $(\mathbb{R}^d, \mathcal{B}(\mathbb{R}^d))$ 上の確率測度のことを \mathbb{R}^d 上の分布 (確率分布, (probability) distribution) もしくは \mathbb{R}^d 上の法則 (確率法則, (probability) law) ともいう。

3.1 $\mathbb{N} \cup \{0\}$ 上の確率分布

例3.1 $n \in \mathbb{N}, p \in [0, 1]$ とする。
 $B(n, p)(k) := \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}, k \in \{0, 1, \dots, n\}$
 ただし $\binom{n}{k} := nC_k = \frac{n!}{k!(n-k)!}, 0^0 := 1$. (大きな n , 確率 p の二項分布)

二項定理: $\forall x, y \in \mathbb{C}, (x+y)^n = \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} x^k y^{n-k}$
 を思い出すと, $\sum_{k=0}^n B(n, p)(k) = (p+(1-p))^n = 1$,
 従って $B(n, p)$ は $\{0, \dots, n\}$ 上の確率測度。

例3.2 $\lambda \in (0, \infty)$ とする。

$Po(\lambda)(n) := e^{-\lambda} \frac{\lambda^n}{n!}, n \in \mathbb{N} \cup \{0\}$
 (パラメータ λ の Poisson 分布)

例3.3 $\alpha \in [0, 1]$ とする。

$Geom(\alpha)(n) := (1-\alpha)\alpha^n, n \in \mathbb{N} \cup \{0\}$
 (パラメータ α の幾何分布)
 $\sum_{n=1}^{\infty} e^{-\lambda} \frac{\lambda^n}{n!} = e^{-\lambda} \cdot e^{\lambda} = 1 = (1-\alpha)(1-\alpha)^{-1} = \sum_{n=1}^{\infty} (1-\alpha)\alpha^n$,
 従って $Po(\lambda), Geom(\alpha)$ は確かに $\mathbb{N} \cup \{0\}$ 上の確率測度。

注意3.4 $S \subset \mathbb{R}$ が可算集合のとき, $X: \Omega \rightarrow S$ について:
 X が (\mathbb{R} -値関数として) \mathcal{F} -可測 $\iff \forall a \in S, X^{-1}(a) \in \mathcal{F}$.
 ($\odot \implies$) $a \in S$ とする $\{a\}$ 有限 \mathbb{R} なので $\{a\} \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$, よって $X^{-1}(a) \in \mathcal{F}$.
 (\impliedby) $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$ とする $A \cap S$ は可算なので $X^{-1}(A) = X^{-1}(A \cap S) = \bigcup_{a \in A \cap S} X^{-1}(a) \in \mathcal{F}$.

すると X が real r.v. かつ可算集合 S に値をとっているとき,
 X の分布は \mathbb{R} 上の分布とも $(S, 2^S)$ 上の確率測度とも思える。
 そこで以下, 可算集合 $S \subset \mathbb{R}$ に対し $(S, 2^S)$ 上の確率測度 μ は,
 ($\mu(\mathbb{R} \setminus S) := 0$ と考えることにより) \mathbb{R} 上の分布とみなす。
 特に, $B(n, p), Po(\lambda), Geom(\alpha)$ は \mathbb{R} 上の分布とみなせる。

3.2 \mathbb{R} 上の確率分布

例3.4 $a, b \in \mathbb{R}, a < b$ とする。
 $Unif(a, b)(dx) := \frac{1}{b-a} \mathbb{1}_{[a, b]}(x) dx$.
 ($[a, b]$ 上の一様分布) $m_1(dx)$ (1次元 Lebesgue 測度)

例3.5 $\alpha \in (0, \infty)$ とする。

$Exp(\alpha)(dx) := \alpha e^{-\alpha x} \mathbb{1}_{(0, \infty)}(x) dx$
 (パラメータ α の指数分布)
 (注) $\int_0^{\infty} \alpha e^{-\alpha x} dx \stackrel{MCT}{=} \lim_{n \rightarrow \infty} \int_0^n \alpha e^{-\alpha x} dx$
 $\int_{\mathbb{R}} \alpha e^{-\alpha x} \mathbb{1}_{(0, \infty)}(x) dx = \int_{\mathbb{R}} \alpha e^{-\alpha x} \mathbb{1}_{(0, n)}(x) dx$
 $= \lim_{n \rightarrow \infty} [-e^{-\alpha x}]_0^n = 1$.

例3.6 $\alpha, \beta \in (0, \infty)$ とする。

$Gamma(\alpha, \beta)(dx) := \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} |x|^{\alpha-1} e^{-\beta x} \mathbb{1}_{(0, \infty)}(x) dx$
 (パラメータ α, β のガンマ分布)
 (注) $\int_0^{\infty} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\beta x} dx \stackrel{x = \frac{y}{\beta}}{=} \int_0^{\infty} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \frac{y^{\alpha-1}}{\beta^{\alpha-1}} e^{-y} \cdot \frac{1}{\beta} dy$
 (cf. \square Corollary 2.41) $= \int_0^{\infty} \frac{1}{\Gamma(\alpha)} y^{\alpha-1} e^{-y} dy = 1$.
 $\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx, \alpha \in (0, \infty)$ ガンマ関数

例3.7 $m \in \mathbb{R}, \nu \in [0, \infty)$ とする。

$N(m, \nu)(dx) := \frac{1}{\sqrt{2\pi\nu}} \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\nu}\right) dx$ ($\nu > 0$)
 $N(m, 0) := \delta_m$ (m における単位質量; $\delta_m(m) := 1$)
 平均 m , 分散 ν の正規分布 (Gauss 分布)
 特に $N(0, 1)$ は標準正規分布と呼ばれる。

$\nu > 0$ とする。このとき
 $\int_{\mathbb{R}} \frac{1}{\sqrt{2\pi\nu}} \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\nu}\right) dx \stackrel{x = \sqrt{\nu}y + m}{=} \int_{\mathbb{R}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{y^2}{2}} dy = 1$.

従って $N(m, \nu)$ は \mathbb{R} 上の確率分布である。
 (等号 $(*)$ の「証明」:
 $(\int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{y^2}{2}} dy)^2 = \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{x^2}{2}} e^{-\frac{y^2}{2}} dx dy = \int_{\mathbb{R}^2} e^{-\frac{|z|^2}{2}} dz$
 $z = (r \cos \theta, r \sin \theta) \int_0^{\infty} \int_0^{2\pi} r e^{-\frac{r^2}{2}} d\theta dr$ (Riemann 積分論 54)
 $= \int_0^{\infty} 2\pi r e^{-\frac{r^2}{2}} dr \stackrel{MCT}{=} \lim_{n \rightarrow \infty} \int_0^n 2\pi r e^{-\frac{r^2}{2}} dr$
 $= \lim_{n \rightarrow \infty} [-2\pi e^{-\frac{r^2}{2}}]_0^n = 2\pi$.

さて, X は real r.v. で $X \sim N(m, \nu)$ とする。
 claim $E[X] = m, var(X) = \nu$.
 $\odot \nu = 0$ のとき, $P[X = m] = \delta_m(m) = 1$ なので Prop 1.28 より
 $E[X] = E[m] = m, E[X^2] = E[m^2] = m^2 < \infty$,
 $var(X) = E[(X - E[X])^2] = E[0^2] = 0 = \nu$.

この計算の仕方は絶対に忘れないように!

そこで $\nu > 0$ と仮定する. このとき $P_X = N(m, \nu)$ より

$$E[(X-m)^2] \stackrel{\text{Thm 2.10}}{=} \int_{\mathbb{R}} (x-m)^2 N(m, \nu)(dx)$$

$$\stackrel{\text{Thm 2.11(2)}}{=} \int_{\mathbb{R}} (x-m)^2 \frac{1}{\sqrt{2\pi\nu}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\nu}} dx$$

$$x = \sqrt{\nu}y + m \Rightarrow \int_{\mathbb{R}} \nu y^2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} dy$$

$$\stackrel{\text{MCT}}{=} \lim_{n \rightarrow \infty} \int_{-n}^n \nu y^2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} dy$$

$$= \lim_{n \rightarrow \infty} \left[-\nu y \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} \Big|_{-n}^n + \int_{-n}^n \frac{\nu}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} dy \right]$$

$$\stackrel{\text{MCT}}{=} \lim_{n \rightarrow \infty} \left(-2\nu n \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-n^2/2} \right) + \int_{\mathbb{R}} \frac{\nu}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} dy$$

$$\left(\alpha e^{-\frac{\alpha^2}{2}} \leq \frac{1}{\frac{\alpha^2}{2} + 1} \right) = 0 + \nu \int_{\mathbb{R}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} dy = \nu \cdot 1 = \nu.$$

よって $X-m \in L^2(P)$, $X = (X-m) + m \in L^2(P)$ 従って $E[|X|] < \infty$

$$E[X] \stackrel{\text{系 2.10(1)}}{=} \int_{\mathbb{R}} x N(m, \nu)(dx) \stackrel{\text{Thm 2.11(2)}}{=} \int_{\mathbb{R}} \frac{x}{\sqrt{2\pi\nu}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\nu}} dx$$

$$x = \sqrt{\nu}y + m \Rightarrow \int_{\mathbb{R}} (m + \sqrt{\nu}y) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} dy$$

$$\stackrel{\text{DCT}}{=} m \cdot 1 + \lim_{n \rightarrow \infty} \left[-\sqrt{\nu} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} \right]_{-n}^n = m.$$

よって $E[X] = m$, $\text{var}(X) = E[(X-m)^2] = \nu$. // (claim)

例 3.8 $m \in \mathbb{R}$, $\alpha \in (0, \infty)$ とする.

$$\text{Cauchy}(m, \alpha)(dx) := \frac{1}{\pi} \frac{\alpha}{\alpha^2 + (x-m)^2} dx.$$

(パラメータ m, α の Cauchy 分布)

$$\left(\int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\pi} \frac{\alpha}{\alpha^2 + (x-m)^2} dx \stackrel{\text{MCT}}{=} \lim_{n \rightarrow \infty} \int_{m-n}^{m+n} \frac{1}{\pi} \frac{\alpha}{\alpha^2 + (x-m)^2} dx \right)$$

$$= \lim_{n \rightarrow \infty} \left[\frac{1}{\pi} \text{Arctan} \frac{x-m}{\alpha} \Big|_{m-n}^{m+n} \right] = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{2}{\pi} \text{Arctan} \frac{n}{\alpha} = \frac{2}{\pi} \frac{\pi}{2} = 1$$

さて, X は real r.v. で $X \sim \text{Cauchy}(m, \alpha)$ とする.

実はこのとき $E[X]$ は存在しない (⊖ 演習問題 ⊕; ⊖ Problem 3.8)

§4 独立性

● 以下, (Ω, \mathcal{F}, P) を確率空間とし, 特に断らない限り確率変数はこの (Ω, \mathcal{F}, P) 上で定義されているものとする.

Def 4.1 (独立性) $n \in \mathbb{N}$ とし, 各 $k \in \{1, \dots, n\}$ に対し $d_k \in \mathbb{N}$ で X_k は d_k -dim. r.v. であるとする.

$\{X_k\}_{k=1}^n$: 独立 (independent)

$$\Leftrightarrow \forall A_k \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^{d_k}), k \in \{1, \dots, n\},$$

$$P[X_1 \in A_1, \dots, X_n \in A_n] = P[X_1 \in A_1] \cdots P[X_n \in A_n]$$

(11月12日ここまで + Thm 4.12)

独立性の取り扱いのために, 測度論からの2つの定理 (確率測度の一意性定理 (Thm 4.6)・Fubiniの定理 (Thm 4.8)) を準備する. 以下にこれらの定理の証明を与えるが, 講義では証明には触れないので各自で自習されたい.

Def 4.2 (乗法族, Dynkin族) X を集合 \mathcal{X} とし, $A, \mathcal{D} \subset 2^{\mathcal{X}}$ とする.

(1) \mathcal{A} : 乗法族 (π -system) $\Leftrightarrow \forall A, B \in \mathcal{A}, A \cap B \in \mathcal{A}$.

(2) \mathcal{D} : Dynkin族 (Dynkin system) in X

def (D1) $X \in \mathcal{D}$

(D2) $A, B \in \mathcal{D}, A \subset B \Rightarrow B \setminus A \in \mathcal{D}$.

(D3) $\{A_n\}_{n=1}^{\infty} \subset \mathcal{D}$ で $\forall n \in \mathbb{N}, A_n \subset A_{n+1} \Rightarrow \bigcup_{n=1}^{\infty} A_n \in \mathcal{D}$.

Prop 4.3 X を集合とする.

(1) Λ を空でない集合とし, 各 $\lambda \in \Lambda$ に対し \mathcal{D}_λ は X における Dynkin族 であるとする. このとき $\bigcap_{\lambda \in \Lambda} \mathcal{D}_\lambda$ も X における Dynkin族.

(2) $\mathcal{A} \subset 2^{\mathcal{X}}$ とし $\sigma_X(\mathcal{A}) := \bigcap_{\mathcal{D} \text{ は } X \text{ の Dynkin 族}} \mathcal{D}$ (4.1)

とおく. このとき $\sigma_X(\mathcal{A})$ は, X の Dynkin族 で \mathcal{A} を含むものうち最小のものである. ($\sigma_X(\mathcal{A})$ を \mathcal{A} によって生成される X の Dynkin族) また $\sigma_X(\mathcal{A}) \subset \mathcal{O}_X(\mathcal{A})$. (よい, 単に $\sigma(\mathcal{A})$ と書く.)

⊙ Prop 1.7 の証明と同様だが一応詳しく述べておく.

(1) $\mathcal{D} := \bigcap_{\lambda \in \Lambda} \mathcal{D}_\lambda$ が Def 4.2 の (D1), (D2), (D3) を満たすことを示す.

(D1): $\forall \lambda \in \Lambda, X \in \mathcal{D}_\lambda$ (⊙ \mathcal{D}_λ の (D1)) なので $X \in \mathcal{D}$.

(D2): $A, B \in \mathcal{D}, A \subset B$ とすると, $\forall \lambda \in \Lambda$ に対し $A, B \in \mathcal{D}_\lambda, A \subset B$ なので \mathcal{D}_λ の (D2) より $B \setminus A \in \mathcal{D}_\lambda$. $\therefore B \setminus A \in \mathcal{D}$.

(D3): $\{A_n\}_{n=1}^{\infty} \subset \mathcal{D}$ で $\forall n \in \mathbb{N}, A_n \subset A_{n+1}$ とすると, $\forall \lambda \in \Lambda$ に対し $\{A_n\}_{n=1}^{\infty} \subset \mathcal{D}_\lambda$ なので \mathcal{D}_λ の (D3) より $\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n \in \mathcal{D}_\lambda$.

よって $\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n \in \mathcal{D}$.

(2) $2^{\mathcal{X}}$ は X の Dynkin族 で $\mathcal{A} \subset 2^{\mathcal{X}}$ を満たすので, (4.1) における共通部分 \bigcap の添字集合は空でない. よって (4.1) 右辺の \bigcap は定まり, (1) により $\sigma_X(\mathcal{A})$ は X の Dynkin族. (4.1) より明らかに, $\mathcal{A} \subset \sigma_X(\mathcal{A})$ であり, また $\mathcal{A} \subset \mathcal{D}$ なる X の Dynkin族 \mathcal{D} に対し $\sigma_X(\mathcal{A}) \subset \mathcal{D}$. さらに $\sigma_X(\mathcal{A})$ は明らかに X の Dynkin族 で $\mathcal{A} \subset \sigma_X(\mathcal{A})$ を満たすので, $\sigma_X(\mathcal{A}) = \mathcal{O}_X(\mathcal{A})$. ■

Thm 4.4 (Dynkin族定理) X を集合とし, $\mathcal{A} \subset 2^{\mathcal{X}}$ は乗法族 とする. このとき $\sigma_X(\mathcal{A}) = \mathcal{O}_X(\mathcal{A})$.

Lemma 4.5 X を集合とし, \mathcal{D} を X の Dynkin族 とする. このとき \mathcal{D} が乗法族 ならば \mathcal{D} は X の σ -加法族 である.