

確率数理要論 12

◦ Girsanov の定理

Thm

$$- \mu = (\mu_t(\omega))_t \in \mathcal{L}([0, T]), \quad \sigma = (\sigma_t(\omega))_t \in \mathcal{L}^2([0, T])$$

$$- \frac{\mu}{\sigma} = \left(\frac{\mu_t(\omega)}{\sigma_t(\omega)} \right)_t \in \mathcal{L}^2([0, T])$$

とある.

$$dX_t = \mu_t(\omega) dt + \sigma_t(\omega) dB_t \quad : \text{ドリフトあり}$$

$$d\tilde{X}_t = \sigma_t(\omega) dB_t \quad : \text{ドリフトなし}$$

また,

$$M_T(\omega) = \exp \left(- \int_0^T \frac{\mu_t}{\sigma_t^2} dX_t + \frac{1}{2} \int_0^T \frac{\mu_t^2}{\sigma_t^2} dt \right)$$

$$= \exp \left(- \int_0^T \frac{\mu_t}{\sigma_t} dB_t - \frac{1}{2} \int_0^T \frac{\mu_t^2}{\sigma_t^2} dt \right)$$

とある.

$E[M_T] = 1$ であるとき、確率測度 Q を P に対する絶対連続と

$\frac{dQ}{dP}(\omega) = M_T(\omega)$ であるものとする. (この確率測度になることは後述で示す.)

つまり, $Q(A) = E[\mathbb{1}_A M_T]$ ($A \in \mathcal{F}$) とする.

このとき, Q の下での X の分布は P の下での \tilde{X} の分布と等しい.

特に, Q の下で $(X_t)_t$ は 2次元ウィーナーと等しい. //

• M_T は Q が P に対する Radon-Nikodym 微分である.

• 1次元 Gauss 分布における以下の関係を無限次元に拡張したものを考えよう:

$$p(x | \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left(- \frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2} \right) \quad \text{に対する}$$

$$\overset{Q}{\rightarrow} \frac{p(x | 0, \sigma^2)}{p(x | \mu, \sigma^2)} = \exp \left(\frac{\mu^2 - 2\mu x}{2\sigma^2} \right)$$

$$\overset{P}{\rightarrow} = \exp \left(- \frac{\mu^2 + 2\mu(x-\mu)}{2\sigma^2} \right)$$

$$= \exp \left(- \frac{\mu}{\sigma} \frac{(x-\mu)}{\sigma} - \frac{1}{2} \frac{\sigma^2}{\mu^2} \right)$$

↑ P のもとで標準正規分布 $N(0,1)$ に従う.

• $E[M_T] = 1$ であるための条件は

$$E\left[\exp\left(\frac{1}{2}\int_0^T \left(\frac{\mu_t}{\sigma_t}\right)^2 dt\right)\right] < \infty \quad (\text{Novikov条件})$$

が知られる。

Cor

$$h \in L^2([0, T]) \text{ に対し, } M_T(\omega) = \exp\left(\int_0^T h_t(\omega) dB_t - \frac{1}{2}\int_0^T h_t(\omega)^2 dt\right)$$

が $E[M_T] = 1$ を満たす。

$$W_t = B_t - \int_0^t h_s ds \quad (0 \leq t \leq T)$$

は、 $dQ = M_T dP$ に関して Brown 運動となる。

• $E[M_T] = 1$ となる:

$$M_t = \exp\left(\int_0^t h_s dB_s - \frac{1}{2}\int_0^t h_s^2 ds\right) \quad \text{とおくと,}$$

伊藤の補題より

$$\begin{aligned} dM_t &= \exp(X_t) dX_t + \frac{1}{2}\exp(X_t)(dX_t)^2 \\ &= M_t dX_t + \frac{1}{2}M_t h_t^2 dt \\ &= M_t \left(-\frac{1}{2}h_t^2 dt + h_t dB_t + \frac{1}{2}h_t^2 dt\right) \\ &= M_t h_t dB_t \end{aligned}$$

である。 $M_0 = 1$ より

$$M_t = 1 + \int_0^t M_s h_s dB_s$$

は、適当な可積分条件の下で、第2項はマルティンゲールなので、

$(M_t)_t$ もマルティンゲール、特に $E[M_T] = 1$ である。

Girsanovの定理はヨーロッパ・オプションの適性な価格付け
に用いられる。

(複製ポートフォリオ)

⇒ Black-Scholes-Merton の方程式

生成作用素と後向き・前向き方程式

$x \in \mathbb{R}$ に対し、時間的に一様な拡散過程

$$X_t^x = x + \int_0^t b(X_s) ds + \int_0^t \sigma(X_s) dB_s$$

を考える。 b, σ は Lipschitz 連続かつ線形増大と仮定。

Def (生成作用素)

$$Af(x) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{E[f(X_\varepsilon^x)] - f(x)}{\varepsilon}$$

で定まる $A \in \mathbb{R}$ の生成作用素としよう。

* X_t は時間的に一様なので、 A は t に依存しない。

X_t の分布を知りたい \rightarrow 任意の関数 f の期待値の性質を調べる。

(c.f. 特性関数, Portmanteau の定理)

Lem

$$f \in C^2(\mathbb{R})$$

$$\tau: \text{停止時刻} \text{ st. } E_x[\tau] < \infty \quad (x \in \mathbb{R})$$

\uparrow 初期値 $X_0 = x$ の条件付け

$$\Rightarrow E_x[f(X_\tau^x)]$$

$$= f(x) + E_x \left[\int_0^\tau \left(b(X_t) \frac{\partial f}{\partial x}(X_t^x) + \frac{1}{2} \sigma(X_t)^2 \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(X_t^x) \right) dt \right] \quad (x \in \mathbb{R}) \quad //$$

(略証)

$$Y_t = f(X_t) \text{ とおす。}$$

$$dY_t = \frac{\partial f}{\partial x}(X_t) dX_t + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(X_t) \sigma^2(X_t) dt \quad (\text{伊藤の公式})$$

$$\Rightarrow Y_t - \underbrace{Y_0}_{f(x)} = \int_0^t \frac{\partial f}{\partial x}(X_s) b(X_s) ds + \int_0^t \frac{\partial f}{\partial x}(X_s) \sigma(X_s) dB_s + \frac{1}{2} \int_0^t \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(X_s) \sigma^2(X_s) ds$$

\downarrow $E[\int_0^t \dots dB_s] = 0$
期待値 0, 任意抽出定理

$t = \tau$ を代入して期待値をとれば、確率積分の martingale 性と任意抽出定理より右辺第2項 = 0 なので OK. //

Thm

$f \in C^2(\mathbb{R})$ に対し.

$$Af(x) = b(x) \frac{\partial f}{\partial x}(x) + \frac{1}{2} \sigma^2(x) \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(x) //$$

(\because) Lem 8.1 明らか. //

多次元の拡散過程に対しても Lem は成り立ち.

$$Af(x) = \sum_{i=1}^d b_i(x) \frac{\partial f}{\partial x_i}(x) + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^d \sum_{k=1}^m \sigma_{ik}(x) \sigma_{jk}(x) \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(x) \quad (*) //$$

- Dirichlet 境界値問題 1 の応用

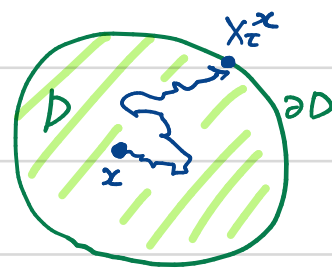
$D = \mathbb{R}^d$ 内の有界で連結な集合, 境界 ∂D は十分なおめらかとする.

偏微分方程式:
$$\begin{cases} Af(x) = 0 & (x \in D) \\ f(x) = \phi(x) & (x \in \partial D) \end{cases} \quad (A \text{ は } (*) \text{ で与えられた形})$$

を考える. X_t^x を対応する拡散過程として

$$\tau(\omega) = \inf \{ t \geq 0 \mid X_t^x(\omega) \in \partial D \}$$

とする.



Thm

$E[\tau] < \infty$ とする. この時, 境界値問題の解 f が存在するから

$$f(x) = E_x[\phi(X_\tau)]$$

で表すことができる. また, この解は一意的である. //

(略証)

例として $u(x) = E_x[\phi(X_\tau^x)]$

先の Lem F). u を $u(x) = \phi(x)$ ($x \in D$) を含む関数とすると,

$$E_x[\phi(X_\tau)] = u(x) + E_x\left[\int_0^\tau Au(x_t) dt\right].$$

x を D の内点とすると,

$$A E_x[\phi(X_\tau)] = Au(x) + A E_x\left[\int_0^\tau Au(x_t) dt\right]$$

$$\stackrel{\substack{\uparrow \\ x \text{ の関数と} \\ \text{異なる。}}}{=} Au(x) + \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{1}{\varepsilon} \left\{ E_x[E_{X_\varepsilon^x}[\int_0^\tau Au(x_t) dt]] - E_x[\int_0^\tau Au(x_t) dt] \right\}$$

$$= Au(x) + \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{1}{\varepsilon} \left\{ E_x\left[\int_\varepsilon^\tau Au(x_t) dt\right] - \int_0^\tau Au(x_t) dt \right\}$$

$$= Au(x) - E_x[Au(x)] = Au(x) - Au(x) = 0 \quad //$$

Kolmogorov の後向き・前向き方程式

$$dX_t = b_t(X_t)dt + \sigma_t(X_t)dB_t \quad (\text{一次元, 時間には非一様})$$

\Rightarrow 対応する生成作用素

$$A_t = b_t(x) \frac{\partial}{\partial x} + \underbrace{\frac{\sigma_t^2(x)}{2}}_{!!} \frac{\partial^2}{\partial x^2}$$

!!
 $q_t(x)$ とする.

$\cdot X_t$ は Markov 過程になる.

$\Rightarrow X_s = x$ の下での X_t の条件付確率密度を

$$p(t, y | s, x) \quad (\text{推移確率密度})$$

とする.

Chapman-Kolmogorov の方程式

$$p(u, z | s, x) = \int p(u, z | t, y) p(t, y | s, x) dy \quad (x, z \in \mathbb{R}, u > t > s \geq 0)$$

Thm

$a_t(x), b_t(x)$ は $t \in \mathbb{R}^+$ 連続で, $\gamma \in \mathbb{R}^+$ Lipschitz 連続かつ線形増大
でないとす。また, $a_t(x) \geq \bar{c} > 0$ ($0 \leq t \leq T, x \in \mathbb{R}$) とす。
さらに, $\frac{\partial b_t}{\partial x}, \frac{\partial a_t}{\partial x}, \frac{\partial^2 a_t}{\partial x^2}$ も Lipschitz 連続かつ線形増大でないとす。

すると, P は以下を満たす唯一の解が存在:

$$\begin{aligned} \text{後向き方程式: } \frac{\partial P}{\partial s}(t, y | s, x) &= -b_s(x) \frac{\partial P}{\partial x}(t, y | s, x) - a_s(x) \frac{\partial^2 P}{\partial x^2}(t, y | s, x) \\ &= -A_s P(t, y | s, \cdot) \Big|_x \\ \text{前向き方程式: } \frac{\partial P}{\partial t}(t, y | s, x) &= -\frac{\partial}{\partial y} \{ b_t(y) P(t, y | s, x) \} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \{ a_t(y) P(t, y | s, x) \} \\ &= A_t^* P(t, \cdot | s, x) \Big|_y \quad (A_t \text{ の共役作用素}) \end{aligned}$$

Fokker-Planck 方程式 とも言う

$$\text{かつ } \lim_{t \rightarrow s} P(t, y | s, x) = \delta_x(y) \quad (\text{Dirac のデルタ関数})$$

(略証)

$$\begin{aligned} \theta(t) &= \int f(y) P(t, y | s, x) dy \quad \text{とす。} \quad (f \in C^2(\mathbb{R}) \text{ は任意}) \\ \theta(t+\varepsilon) &= \int f(y) \left[\int P(t+\varepsilon, y | t, z) P(t, z | s, x) dz \right] dy \\ &= \iint (f(y) - f(z) + f(z)) P(t+\varepsilon, y | t, z) P(t, z | s, x) dz dy \\ &= E \left[E_{X_t} [f(X_{t+\varepsilon})] - f(X_t) + f(X_t) \right] \\ &\cong E \left[\varepsilon A_t^* f(X_t) + f(X_t) \right] \\ &= \theta(t) + \varepsilon \int P(t, y | s, x) A_t^* f(y) dy \\ &= \theta(t) + \varepsilon \int A_t^* P(t, y | s, x) f(y) dy \quad (\because \text{共役作用素の定義より}) \end{aligned}$$

f.z.

$$\theta'(t) = \int f(y) A_t^* P(t, \cdot | s, x) \Big|_y dy.$$

また

$$\theta'(t) = \int f(y) \frac{\partial}{\partial t} P(t, y | s, x) dy$$

f.z. ので, $\frac{\partial}{\partial t} P(t, y | s, x) = A_t^* P(t, y | s, x)$ を得る。 //

* $\theta(t)$ を $u(t, x)$ と書くと、後向き方程式は $\frac{\partial}{\partial t} u = A u$ である。

例

$$dX_t = \mu dt + dB_t \quad (\text{ドリフト付き Brown 運動})$$

$$\Rightarrow \frac{\partial p_t}{\partial t} = -\mu \frac{\partial p_t}{\partial y} + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 p_t}{\partial y^2}$$

$$p(t, y | s, x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(t-s)}} \exp\left[-\frac{(y-x-\mu(t-s))^2}{2(t-s)}\right]$$

例 OU 過程

$$X_t = e^{\mu t} X_0 + \sigma \int_0^t e^{\mu(t-s)} dB_s$$

$$p(t, y | s, x) = \sqrt{\frac{\mu}{\pi \sigma^2 [e^{2\mu(t-s)} - 1]}} \exp\left\{-\frac{\mu [y - x e^{\mu(t-s)}]^2}{\sigma^2 (e^{2\mu(t-s)} - 1)}\right\}$$

→ X_t の周辺分布は正規分布なので、平均と分散を計算すればいい。

実際 $p(t, y | s, x)$ は前向き方程式を満たす。

$$\frac{\partial}{\partial t} p(t, y | s, x) = -\mu \frac{\partial}{\partial y} (y p) + \frac{1}{2} \sigma^2 \frac{\partial^2}{\partial y^2} (p)$$

* $\mu < 0$ のとき、定常分布 (かつ極限分布) は

$$p(y) = \lim_{t \rightarrow \infty} p(t, y | s, x) = \sqrt{\frac{-\mu}{\pi \sigma^2}} \exp\left(-\frac{(-\mu)}{\sigma^2} y^2\right)$$

(初期値 x は指数関数的に忘れる。)

↓
前向き方程式 $\frac{\partial p}{\partial t} = 0$
を満たす。

応用: 勾配ランジュビン力学

$$dX_t = -\nabla f(X_t) dt + dB_t$$



$$\Rightarrow \frac{\partial p_t}{\partial t} = -\nabla \cdot (\nabla f(y) p_t(y)) + \Delta p_t(y) \quad : \text{Fokker-Planck 方程式}$$

「連続の方程式」とも呼ばれる。

$$\Rightarrow p_t(y) \propto \exp(-f(y)) \quad \text{の定常分布} : \frac{\partial p_t}{\partial t} = 0$$

$p(y) \propto \exp(-f(y))$ からサンプリング (右側は: 勾配ランジュビン力学に従って、2粒子をサンプリング) することができる。