

No.8

warab1moch1

<https://github.com/warab1moch1>

Contents

1. 伊藤の補題	1
2. SDE : Stochastic Differential Equation	3
2.1. Black-Scholes 型	3
2.2. Ornstein-Uhlenbeck 型	5
2.3. 1 次元線形 SDE	6

1. 伊藤の補題

No.7 で導入した確率積分により、次を得たことを思い出す。

Lemma 1.1: 伊藤の補題

$$df(X^1, \dots, X^n) = \sum_i \frac{\partial f}{\partial x_i}(X^1, \dots, X^n) dX^i + \frac{1}{2} \sum_i \sum_j \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(X^1, \dots, X^n) dX^i dX^j$$

上の微分形は、積分形を天下りの的に表現したものである。即ち、

$$\begin{aligned} f(X_t^1, \dots, X_t^n) &= f(X_0^1, \dots, X_0^n) \\ &\quad + \sum_i \int_0^t \frac{\partial f}{\partial x_i}(X_s^1, \dots, X_s^n) dX_s^i \\ &\quad + \frac{1}{2} \sum_i \sum_j \int_0^t \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(X_s^1, \dots, X_s^n) d\langle X^i X^j \rangle \end{aligned}$$

が真の姿であることに注意する。

これより、伊藤の補題（公式）を実際に使用してみる。典型的な例としては、

1. $f(x) = x^n$ のとき

$$\begin{aligned} f'(x) &= nx^{n-1} \\ f''(x) &= n(n-1)x^{n-2} \end{aligned}$$

であるから、1 変数の時を考えて

$$\begin{aligned} df(X_t) &= f'(X_t) dX_t + \frac{1}{2} f''(X_t) dX_t dX_t \\ d(X_t^n) &= nX_t^{n-1} dX_t + n(n-1)X_t^{n-2} dX_t dX_t \end{aligned}$$

Example:

$f(x) = x^2$ で $X = W$ のとき (即ち X は Brownian Motion)

$$\begin{aligned}d(W_t^2) &= 2W_t dW_t + \frac{1}{2} \cdot 2 \cdot 1 dW_t dW_t \\&= 2W_t dW_t + 1dt \\&\therefore d(W_t^2 - t) = 2W_t dW_t\end{aligned}$$

これを積分して、

$$\begin{aligned}(W_t^2 - t) &= (W_0^2 - 0) + \int_0^t 2W_s dW_s \\&\therefore W_t^2 - t = 2 \int_0^t W_s dW_s\end{aligned}$$

ここで、左辺がマルチンゲールであることを以前確認したが、確かに右辺が確率積分となっていることから整合的である。

また、そのマルチンゲール性から 2 次変分の形がわかる。

2. $f(x) = e^x$ のとき

$$f'(x) = f''(x) = e^x \quad (= f(x))$$

であるから、

$$\begin{aligned}d(e^{X_t}) &= e^{X_t} dX_t + \frac{1}{2} e^{X_t} dX_t dX_t \\&= e^{X_t} \left(dX_t + \frac{1}{2} dX_t dX_t \right)\end{aligned}$$

3. $f(x) = \log x$ のとき

$$f'(x) = \frac{1}{x}$$

$$f''(x) = -\frac{1}{x^2}$$

であるから、

$$d(\log X_t) = \frac{dX_t}{X_t} - \frac{dX_t dX_t}{2X_t^2}$$

4. $f(x, y) = xy$ のとき

$$f_x(x, y) = y \quad f_y(x, y) = x$$

$$f_{xx}(x, y) = 0 \quad f_{yy}(x, y) = 0$$

$$f_{xy}(x, y) = 1$$

であるから、

$$\begin{aligned}
d(X_t Y_t) &= Y_t dX_t + X_t dY_t \\
&\quad + \frac{1}{2}(0 \cdot dX_t dX_t + 1 dX_t dY_t + 1 dY_t dX_t + 0 \cdot dY_t dY_t) \\
&= Y_t dX_t + X_t dY_t + dX_t + dY_t
\end{aligned}$$

5. $f(x) = \frac{1}{x}$ のとき

$$f'(x) = -\frac{1}{x^2}$$

$$f'' = \frac{2}{x^3}$$

であるから、

$$d\left(\frac{1}{X_t}\right) = -\frac{dX_t}{X_t^2} + \frac{dX_t dX_t}{X_t^3}$$

2. SDE : Stochastic Differential Equation

いま、次のような確率微分方程式 (SDE) の解を考える。

$$dX_t = \mu(t, X_t)dt + \sigma(t, X_t)dW_t \quad (\text{on } \mathbb{P})$$

即ち、 $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P}, (\mathcal{F}_t))$: フィルトレーション付き確率空間 (Filtrated Probability Space)、 $W : \mathcal{F}_t$ - BM の下で¹

$$X_t - X_0 = \int_0^t \mu(s, X_s)ds + \int_0^t \sigma(s, X_s)dW_s$$

が成立する X を考える。

このとき、解には

- (弱い) 解 : \mathcal{F}_t - 適合な解
- (強い) 解 : \mathcal{F}_t^W - 適合な解、即ち W が生成する \mathcal{F} に適合な解

の2種類が存在しており、

以下の Lipschitz 条件を満たすと強い解が一意的に存在することが知られている。

- (t, x) に関して μ, σ : 連続、かつ

$$\begin{aligned}
\exists K : \forall t, x, y \quad &|\mu(t, x) - \mu(t, y)| \leq K|x - y| \\
&|\sigma(t, x) - \sigma(t, y)| \leq K|x - y|
\end{aligned}$$

2.1. Black-Scholes 型

$$\frac{dX_t}{X_t} = \mu_t dt + \sigma_t dt$$

であって、 $X_0 \in \mathbb{R}$ かつ μ_t, σ_t : 決定的、とする。

¹このような設定からわかるように、本当は $dW_t^{\mathbb{P}}$ と記述すべきである。

いま、 $d(\log X_t)$ を考えると

$$\begin{aligned}
d(\log X_t) &= \frac{dX_t}{X_t} - \frac{dX_t dX_t}{2X_t^2} \\
&= \frac{\mu_t X_t dt + \sigma_t X_t dW_t}{X_t} - \frac{1}{2} \frac{(\mu_t X_t dt + \sigma_t X_t dW_t)^2}{X_t^2} \\
&= \mu_t dt + \sigma_t dW_t - \frac{1}{2} (\mu_t dt + \sigma_t dW_t)^2 \\
&= \mu_t dt + \sigma_t dW_t - \frac{1}{2} (\sigma_t^2 dW_t dW_t) \\
&= \left(\mu_t - \frac{1}{2} \sigma_t^2 \right) dt + \sigma_t dW_t
\end{aligned}$$

であるから、

$$\log X_t - \log X_0 = \int_0^t \left(\mu_s - \frac{1}{2} \sigma_s^2 \right) ds + \int_0^t \sigma_s dW_s$$

これより、

$$\begin{aligned}
X_t &= e^{\log X_0} e^{\int_0^t (\mu_s - \frac{1}{2} \sigma_s^2) ds + \int_0^t \sigma_s dW_s} \\
&= X_0 e^{\int_0^t (\mu_s - \frac{1}{2} \sigma_s^2) ds + \int_0^t \sigma_s dW_s}
\end{aligned}$$

今後、株価のモデリングに使用することを踏まえ、この X (幾何ブラウン運動) の性質を簡単に評価する。

– 平均

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}[X_t] &= X_0 \mathbb{E} \left[\exp \left(\underbrace{\int_0^t \left(\mu_s - \frac{1}{2} \sigma_s^2 \right) ds}_{\text{定数}} + \int_0^t \underbrace{\sigma_s}_{\text{決定的な関数}} dW_s \right) \right] \\
&\quad (\because \text{伊藤の等長性から、第二項} \sim \mathcal{N} \left(0, \int_0^t \sigma_s^2 ds \right)) \\
&= X_0 \exp \left(\int_0^t \left(\mu_s - \frac{1}{2} \sigma_s^2 \right) ds + \frac{1}{2} \int_0^t \sigma_s^2 ds \right) \quad (\because \mathbb{E}[e^{\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)}] = e^{\mu + \frac{1}{2} \sigma^2}) \\
&= X_0 \exp \left(\int_0^t \mu_s ds \right)
\end{aligned}$$

– 分散

$$\begin{aligned}
V[X_t] &= \mathbb{E}[X_t^2] - \{\mathbb{E}[X]\}^2 \\
&= \mathbb{E} \left[X_0^2 \exp \left(2 \int_0^t \left(\mu_s - \frac{1}{2} \sigma_s^2 \right) ds + 2 \int_0^t \sigma_s dW_s \right) \right] - X_0^2 \exp \left(2 \int_0^t \mu_s ds \right) \\
&\quad (\because \text{上と同様に考え、下線部は正規分布}) \\
&= X_0^2 \exp \left(2 \int_0^t \left(\mu_s - \frac{1}{2} \sigma_s^2 \right) ds + \frac{1}{2} \cdot 4 \int_0^t \sigma_s^2 ds \right) - X_0^2 \exp \left(2 \int_0^t \mu_s ds \right) \\
&= X_0^2 \exp \left(2 \int_0^t \mu_s ds \right) \left\{ \exp \left(\int_0^t \sigma_s^2 ds \right) - 1 \right\}
\end{aligned}$$

とわかる。

特に、パラメータが時間変動しない場合

$$\begin{aligned}
X_t &= X_0 e^{(\mu - \frac{\sigma^2}{2})t + \sigma W_t} \\
\mathbb{E}[X_t] &= X_0 e^{\mu t} \\
V[X_t] &= X_0^2 e^{2\mu t} (e^{\sigma^2 t} - 1)
\end{aligned}$$

となる。

2.2. Ornstein-Uhlenbeck 型

$$dX_t = \kappa_t(\mu_t - X_t)dt + \sigma_t dW_t$$

であって、 $X_0 \in \mathbb{R}$ かつ $\kappa_t, \mu_t, \sigma_t$: 決定的、とする。

形態からわかるように、 κ は平均回帰速度 (mean reversion speed) である。

いま、この形の X_t を解くために次のような変形を考える。まず、

$$Y_t = \int_0^t \kappa_s ds$$

とする。このとき、

$$dY_t = \kappa_t dt$$

であるから、

$$\begin{aligned}
d(e^{Y_t}) &= e^{Y_t} \left(dY_t + \frac{1}{2} dY_t dY_t \right) \\
&= e^{Y_t} (\kappa_t dt + 0) \\
&= e^{\int_0^t \kappa_s ds} \kappa_t dt
\end{aligned}$$

これより、

$$\begin{aligned}
d\left(e^{\int_0^t \kappa_s ds} X_t\right) &= e^{\int_0^t \kappa_s ds} \kappa_t dt X_t + e^{\int_0^t \kappa_s ds} dX_t + e^{\int_0^t \kappa_s ds} \kappa_t dt dX_t \\
&= e^{\int_0^t \kappa_s ds} \{\kappa_t dt X_t + \kappa_t (\mu_t - X_t) dt + \sigma_t dW_t + 0\} \\
&= e^{\int_0^t \kappa_s ds} (\kappa_t \mu_t dt + \sigma_t dW_t)
\end{aligned}$$

を得る。これを積分して、

$$e^{\int_0^t \kappa_s ds} - 1 \cdot X_0 = \int_0^t \kappa_s \mu_s e^{\int_0^s \kappa_u du} ds + \int_0^t \sigma_s e^{\int_0^s \kappa_u du} dW_s$$

整理して、

$$X_t = X_0 e^{-\int_0^t \kappa_s ds} + \int_0^t \kappa_s \mu_s e^{-\int_s^t \kappa_u du} + \int_0^t \sigma_s e^{-\int_s^t \kappa_u du} dW_s$$

ここで、第二項までは定数、第三項はやはり正規分布となっていることに注意する。

2.3. 1 次元線形 SDE