

VARIACIONES DEL MOVIMIENTO BROWNIANO

Nexus-Probability

CURSO 4 (PROCESOS ESTOCÁSTICOS II)

PARTE 4 / LECCIÓN 3

1. Variaciones del Movimiento Browniano

Movimiento Browniano con Deriva

Definición 1 *Movimiento Browniano con Deriva*

Decimos que $\{X(t), t \geq 0\}$ es un proceso de movimiento browniano con coeficiente de deriva μ y parámetro de varianza σ^2 si:

- (i) $X(0) = 0$;*
- (ii) $\{X(t), t \geq 0\}$ tiene incrementos estacionarios e independientes;*
- (iii) $X(t)$ se distribuye de forma normal con media μt y varianza $t\sigma^2$.*

Una definición equivalente es tomar $\{B(t), t \geq 0\}$ como movimiento browniano estándar y definir

$$X(t) = \sigma B(t) + \mu t.$$

Movimiento Browniano Geométrico

Definición 2 *Movimiento Browniano Geométrico*

Si $\{Y(t), t \geq 0\}$ es un proceso de movimiento browniano con coeficiente de deriva μ y parámetro de varianza σ^2 , entonces el proceso $\{X(t), t \geq 0\}$ definido por

$$X(t) = e^{Y(t)}$$

se denomina movimiento browniano geométrico.

Para un proceso de movimiento browniano geométrico $\{X(t)\}$, calculemos el valor esperado del proceso en el tiempo t dado el historial del proceso hasta el tiempo s . Es decir, para $s < t$, consideramos

$$E[X(t) \mid X(u), 0 \leq u \leq s].$$

Ahora,

$$\begin{aligned} E[X(t) \mid X(u), 0 \leq u \leq s] &= E[e^{Y(t)} \mid Y(u), 0 \leq u \leq s] \\ &= E[e^{Y(s) + (Y(t) - Y(s))} \mid Y(u), 0 \leq u \leq s] \\ &= e^{Y(s)} E[e^{Y(t) - Y(s)} \mid Y(u), 0 \leq u \leq s] \\ &= X(s) E[e^{Y(t) - Y(s)}], \end{aligned}$$

donde la penúltima igualdad se debe a que $Y(s)$ es conocido, y la última igualdad proviene de la propiedad de incrementos independientes del movimiento browniano. Ahora, la función generadora de momentos de una variable aleatoria normal W está dada por

$$E[e^{aW}] = e^{aE[W] + \frac{a^2 \text{Var}(W)}{2}}.$$

Dado que $Y(t) - Y(s)$ es normal con media $\mu(t - s)$ y varianza $(t - s)\sigma^2$, se sigue, al fijar $a = 1$, que

$$E[e^{Y(t) - Y(s)}] = e^{\mu(t-s) + \frac{(t-s)\sigma^2}{2}}.$$

Así, obtenemos

$$E[X(t) \mid X(u), 0 \leq u \leq s] = X(s) e^{(t-s)\left(\mu + \frac{\sigma^2}{2}\right)}.$$

El movimiento browniano geométrico es útil en el modelado de precios de acciones a lo largo del tiempo cuando se considera que los cambios porcentuales son independientes e idénticamente distribuidos. Por ejemplo, supongamos que X_n es el precio de alguna acción en el tiempo n . Entonces, podría ser razonable suponer que

$$\frac{X_n}{X_{n-1}}, \quad n \geq 1,$$

son independientes e idénticamente distribuidos. Sea

$$Y_n = \frac{X_n}{X_{n-1}},$$

de modo que

$$X_n = Y_n X_{n-1}.$$

Iterando esta igualdad se tiene

$$X_n = Y_n Y_{n-1} X_{n-2} = Y_n Y_{n-1} Y_{n-2} X_{n-3} \cdots = Y_n Y_{n-1} \cdots Y_1 X_0.$$

Por lo tanto,

$$\log(X_n) = \sum_{i=1}^n \log(Y_i) + \log(X_0).$$

Dado que $\log(Y_i)$, $i \geq 1$, son independientes e idénticamente distribuidos, la sucesión $\{\log(X_n)\}$ será, cuando se normalice adecuadamente, aproximadamente un movimiento browniano con deriva, y por lo tanto $\{X_n\}$ será aproximadamente un movimiento browniano geométrico.

2. Ejercicios

Ejercicio 1 (Con Deriva) *Simula una trayectoria de movimiento browniano con deriva $\mu = 0.5, \sigma = 1$ en $[0, 1]$ con 500 pasos y grafica la trayectoria.*

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
3
4 T = 1.0
5 N = 500
6 dt = T / N
7 t = np.linspace(0, T, N + 1)
8 np.random.seed(42)
9
10
11 mu = 0.5
12 sigma = 1.0
13 dW = np.sqrt(dt) * np.random.randn(N)
14 W = np.concatenate(([0], np.cumsum(dW)))
15 X = sigma * W + mu * t
16
17 plt.figure(figsize=(10, 5))
18 plt.plot(t, X, label=r'$X(t) = \sigma B(t) + \mu t$')
19 plt.title('Ejercicio 1: Movimiento Browniano con Deriva')
20 plt.xlabel('Tiempo')
21 plt.ylabel('X(t)')
22 plt.grid()
23 plt.legend()
24 plt.show()
```

Ejercicio 2 (Geométrico) *Simula y grafica una trayectoria de movimiento browniano geométrico con $\mu = 0.05$, $\sigma = 0.2$ y $X(0) = 100$ en $[0, 1]$.*

```
1
2 T = 1.0
3 N = 500
4 dt = T / N
5 t = np.linspace(0, T, N + 1)
6 np.random.seed(42)
7
8 mu = 0.05
9 sigma = 0.2
10 X0 = 100
11 dW = np.sqrt(dt) * np.random.randn(N)
12 W = np.concatenate(([0], np.cumsum(dW)))
13 Y = mu * t + sigma * W
14 X_geo = X0 * np.exp(Y)
15
16 plt.figure(figsize=(10, 5))
17 plt.plot(t, X_geo, label='Movimiento Browniano Geométrico')
18 plt.title('Ejercicio 2: Movimiento Browniano Geométrico')
19 plt.xlabel('Tiempo')
20 plt.ylabel('X(t)')
21 plt.grid()
22 plt.legend()
23 plt.show()
```

Ejercicio 3 (Con deriva y geométrico) *Simula 1000 trayectorias de movimiento browniano geométrico con $\mu = 0.1$, $\sigma = 0.3$, $X(0) = 50$ y calcula el valor esperado empírico de $X(1)$. Compara con la fórmula teórica.*

```
1 T = 1.0
2 N = 500
3 dt = T / N
4 t = np.linspace(0, T, N + 1)
5 np.random.seed(42)
6
7 mu = 0.1
8 sigma = 0.3
9 X0 = 50
10 M = 1000
11 X_T = np.zeros(M)
12
13 for i in range(M):
```

```

14     dW = np.sqrt(dt) * np.random.randn(N)
15     W = np.cumsum(dW)
16     Y = mu * T + sigma * W[-1]
17     X_T[i] = X0 * np.exp(Y)
18
19 # Valor esperado emp rico
20 mean_empirical = np.mean(X_T)
21
22 # Valor esperado te rico
23 mean_theoretical = X0 * np.exp(mu * T)
24
25 print(f"Valor esperado emp rico de X(1): {mean_empirical:.4f}")
26 print(f"Valor esperado te rico de X(1): {mean_theoretical:.4f}"
      )

```