

PROCESSO DE DIFUSÃO COM SALTOS

FRANCIS ARAUJO

JUNE 13, 2021



Instituto de Matemática
Pura e Aplicada

1 Introdução

2 Modelo

3 Processo de Discretização

4 Resultados

5 Conclusões

6 References

Empiricamente, os retornos de ativos arriscados apresentam caudas mais pesadas em relação à distribuição normal (excesso de curtose), hipótese adotada pelo modelo de Black & Scholes. Merton (1976) introduz o conceito de processo de difusão com saltos para explicar tais fenômenos.

- 1 Introdução
- 2 Modelo**
- 3 Processo de Discretização
- 4 Resultados
- 5 Conclusões
- 6 References

Dinâmica do preço do ativo subjacente:

$$dX_t = (\mu - \delta)X_t - dt + \sigma X_t dB_t + (J_t - 1) X_t dN_t \quad (1)$$

Sob a medida Q a dinâmica de X_t é determinada por:

$$dX_t = [r - \delta - \lambda(\bar{J} - 1)]X_t - dt + \sigma X_t d\tilde{B}_t + (J_t - 1) X_t dN_t \quad (2)$$

Onde:

(I) B_t é Browniano padrão

(II) $\bar{J} = E^P(J_t) = \exp(\mu_J + \frac{1}{2}\sigma_J^2)$

(III) $\tilde{B}_t = B_t + \theta t$ e $\theta = \frac{\mu - r + \lambda(\bar{J} - 1)}{\sigma}$

(IV) $N_t \sim \text{Poi}(\lambda t)$

(V) $J_i \sim \log N(\mu_J, \sigma_J^2)$, $i = 1, 2, \dots, N_{T-t}$

- 1 Introdução
- 2 Modelo
- 3 Processo de Discretização**
- 4 Resultados
- 5 Conclusões
- 6 References

Defina $y_t = \log(X_t)$; $Z_1 \sim N(0, 1)$; $Z_2 \sim N(\mu_j, \sigma_j^2)$; $n_t = N_{(t+\Delta t)-t}$

$$dX_t = [r - \delta - \lambda(\bar{J} - 1)]X_t dt + \sigma X_t d\tilde{B}_t + (J_t - 1)X_t dN_t$$

$$\frac{dX_t}{X_t} = [r - \delta - \lambda(\bar{J} - 1)]dt + \sigma d\tilde{B}_t + (J_t - 1)dN_t$$

$$d(\log(X_t)) = [r - \delta - \lambda(\bar{J} - 1)]dt + \sigma d\tilde{B}_t + (J_t - 1)dN_t$$

$$= [r - \delta - \lambda(\bar{J} - 1) - \frac{1}{2}\sigma^2]dt + \sigma d\tilde{B}_t + \log(J_t) \cdot dN_t \text{ (Expansão de Taylor)}$$

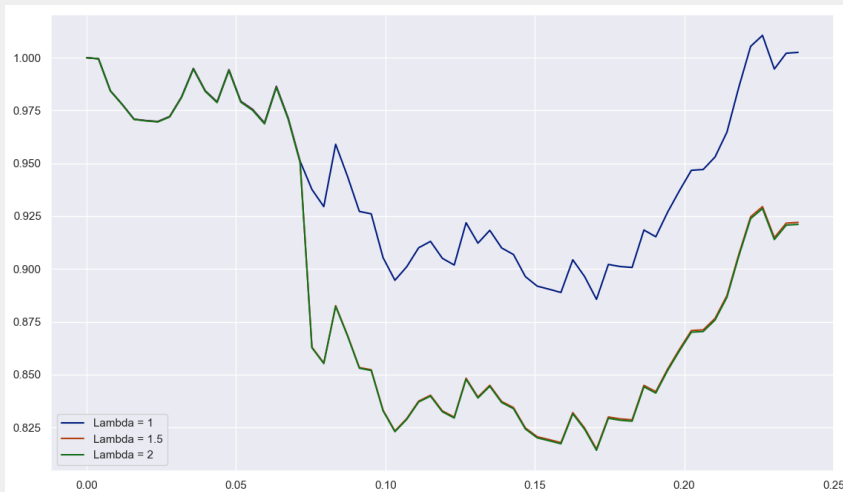
$$= [r - \delta - \lambda(\bar{J} - 1) - \frac{1}{2}\sigma^2]dt + \sigma d\tilde{B}_t + \sum_{i=1}^{n_t} \log(J_t)$$

Portanto,

$$y_{t+\Delta t} = y_t + [r - \delta - \lambda(\bar{J} - 1) - \frac{1}{2}\sigma^2]\Delta t + \sigma\sqrt{\Delta t} \cdot Z_1 + \sum_{i=1}^{n_t} Z_2$$

- 1 Introdução
- 2 Modelo
- 3 Processo de Discretização
- 4 Resultados**
- 5 Conclusões
- 6 References

Fixando as variáveis aleatórias através da função seed. As variações no parâmetro lambda resultam:



Intuitivamente, quanto maior o lambda, maior será a frequência dos saltos.

Média = 0.95; Variância = 0.9%. Gráfico com 5 trajetórias:



Conforme aumento do número de simulações, ocorre redução de variância e convergência da estimação. Características dos valores finais (X_T):

<i>Sample Size</i>	<i>Average</i>	<i>Variance</i>	<i>Lower Bound</i>	<i>Upper Bound</i>
5	0.95675	0.00958	0.92013	1.00337
500	1.00922	0.01113	1.00521	1.01485
5000	1.00914	0.01026	1.00792	1.01083
10000	1.00693	0.01061	1.00605	1.00815

Note que os valores finais seguem assintoticamente a distribuição lognormal. Esse fato foi utilizado para construção dos intervalos de confiança.

Seja $N_{T-t} = n_t$. Pela equação (3) do enunciado:

$$X_T = X_t \exp \left[\left(r - \delta - \lambda(\bar{J} - 1) - \frac{1}{2}\sigma^2 \right) (T - t) + \sigma \tilde{B}_{T-t} \right] \prod_{i=1}^{N_{T-t}} J_i$$

Isto implica que,

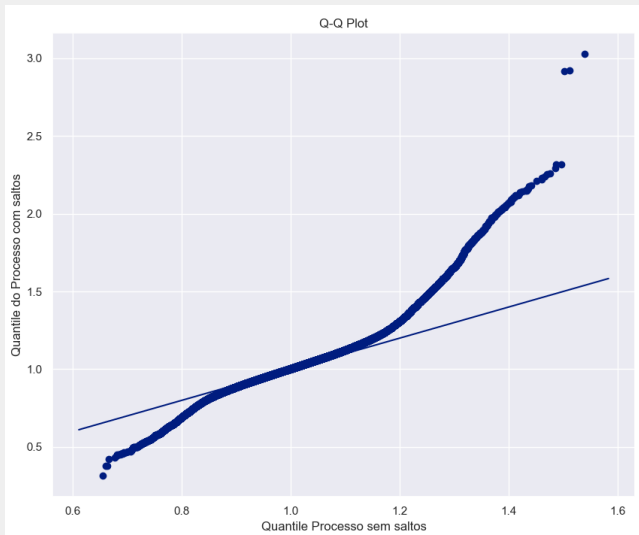
$$\log(X_T) = \log(X_t) + \left(r - \delta - \lambda(\bar{J} - 1) - \frac{1}{2}\sigma^2 \right) (T - t) + \sigma \tilde{B}_{T-t} + \sum_{i=1}^{N_{T-t}} \log(J_i)$$

A variância condicional do processo:

$$Var[\log(X_T)|X_t] = \sigma(T - t) + n_t \cdot \sigma_j^2$$

A variância do processo é amplificada ao adicionar o componente dos saltos.

A distribuição de processos com saltos possui ambas caudas mais pesadas. A dinâmica dos saltos aumenta a probabilidade de eventos extremos.



- 1 Introdução
- 2 Modelo
- 3 Processo de Discretização
- 4 Resultados
- 5 Conclusões**
- 6 References

- Evidência Empírica: Observações extremas nas séries de preços
- Elevado custo computacional
- Método de Monte Carlo permite determinar os intervalos de confiança

- 1 Introdução
- 2 Modelo
- 3 Processo de Discretização
- 4 Resultados
- 5 Conclusões
- 6 References**

- Aiube, F. (2013), Modelos Quantitativos em Finanças: Com Enfoque em Commodities.
- Merton (1976), Option pricing when underlying stock returns are discontinuous

FIM

```
In [ ]: import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

def merton_model(X_0, T, r,delta, sigma, Lambda, mu_j, sigma_j, Time_steps, simulations,seed):

    # Define semente aleatória como parâmetro
    np.random.seed(seed)

    # Computa o tamanho do intervalo de tempo
    dt = T / Time_steps

    # Define a matriz de preços
    price_path = np.zeros([simulations, Time_steps+1])

    # Substitui a primeira coluna pelo vetor de preços iniciais, em versão log
    price_path[:,0] = np.log(X_0)

    # Define variáveis aleatórias
    N1 = np.random.normal(size=[simulations, Time_steps])
    N2 = np.random.normal(mu_j, sigma_j, size=[simulations, Time_steps])
    N_poisson = np.random.poisson(Lambda * dt, size=[simulations, Time_steps])

    # Define parâmetros compostos a serem utilizados
    J_bar = np.exp((mu_j - ((sigma_j ** 2)/ 2)))

    # Define a dinâmica de movimento do preço (formato logarítimo); preenche cada elemento da matriz após t = 0;
    for i in range(Time_steps):

        price_path[:, i + 1] = price_path[:, i] + ((r - delta - (Lambda * (J_bar - 1)) - (0.5 * sigma**2)) * (dt)) +
        (sigma * np.sqrt(dt) * (N1[:, i])) + N_poisson[:,i]*N2[:,i]

    # Aplica exponencial na matriz
    exp_price_path = np.exp(price_path)

    # Delimita os valores para os preços finais
    last_price = exp_price_path[:, -1]

    # Computa a média para simulação de MC
    mean_process = np.mean(last_price)

    # Computa a variância da simulação de MC
    std_hat = np.std(last_price)

    variance_process = std_hat**2

    # Calcula o intervalo de confiança (alpha = 5%)

    CI_upper = mean_process + (np.quantile(last_price,0.95) * std_hat) / np.sqrt(simulations)

    CI_lower = mean_process - (np.quantile(last_price,0.05) * std_hat) / np.sqrt(simulations)

    # Divide o eixo x
    time_grid = np.linspace(0, T, Time_steps + 1)

    return time_grid,exp_price_path, last_price, mean_process, variance_process ,CI_lower,CI_upper,N_poisson

#### Sensibilidade - Lambda ####

lambda_case1 = merton_model(X_0=1, T= 60 / 252, r=0.035, delta=0.01, sigma=0.2, Lambda=1, mu_j=0.01, sigma_j=0.05, T
ime_steps=60, simulations=1, seed=215)

lambda_case2 = merton_model(X_0=1, T=60 / 252, r=0.035, delta=0.01, sigma=0.2, Lambda=1.5, mu_j=0.01, sigma_j=0.05,
Time_steps=60, simulations=1, seed=215)

lambda_case3 = merton_model(X_0=1, T=60 / 252, r=0.035, delta=0.01, sigma=0.2, Lambda=2, mu_j=0.01, sigma_j=0.05, Ti
me_steps=60, simulations=1, seed=215)

sns.set(palette='dark')
plt.figure(figsize=(10, 8))
ax = plt.axes()
ax.plot(lambda_case1[0], lambda_case1[1].transpose(), label='Lambda = 1')
ax.plot(lambda_case2[0], lambda_case2[1].transpose(), label='Lambda = 1.5')
ax.plot(lambda_case3[0], lambda_case3[1].transpose(), label='Lambda = 2')
ax.set_xlabel('# Years')
ax.set_ylabel('Price')
plt.legend()
plt.show()

#####

#### Sensibilidade - Volatilidade Salto #####

volatility_case1 = merton_model(X_0=1, T= 60 / 252,r=0.035, delta=0.01, sigma=0.2, Lambda=1, mu_j=0.01, sigma_j=0.05
, Time_steps=60, simulations=1, seed=219)

volatility_case2 = merton_model(X_0=1, T= 60 / 252, r=0.035, delta=0.01, sigma=0.2, Lambda=1, mu_j=0.01, sigma_j=0.5
, Time_steps=60, simulations=1, seed=219)

sns.set(palette='dark')
plt.figure(figsize=(10, 8))
az = plt.axes()
az.plot(volatility_case1[0], volatility_case1[1].transpose(), label='Volatilidade 5%')
az.plot(volatility_case2[0], volatility_case2[1].transpose(), label='Volatilidade 50%')
plt.legend()
plt.show()

#####

#### Momentos do Processo com Salto - QUESTÃO 2 #####

### Caso com 5 simulações

momentos_case1 = merton_model(X_0=1, T= 60 / 252, r=0.035, delta=0.01, sigma=0.2, Lambda=1, mu_j=0.01, sigma_j=0.05,
Time_steps=60, simulations=5, seed=215)

mean = momentos_case1[3]

variance = momentos_case1[4]

lower_bound = momentos_case1[5]

upper_bound = momentos_case1[6]

sns.set(palette='dark')
plt.figure(figsize=(10, 8))
mc = plt.axes()
mc.plot(momentos_case1[0], momentos_case1[1].transpose())
mc.set_xlabel('# Years')
mc.set_ylabel('Price')
plt.show()

print('Média com 5 simulações: ' + str(mean))

print('Variância com 5 simulações: ' + str(variance))

print('Intervalo inferior com 5 simulações: ' + str(lower_bound))

print('Intervalo superior com 5 simulações: ' + str(upper_bound))

### Caso com 10.000 simulações

momentos_case2 = merton_model(X_0=1, T= 60 / 252, r=0.035, delta=0.01, sigma=0.2, Lambda=1, mu_j=0.01, sigma_j=0.05,
Time_steps=60, simulations=10000, seed=None)

mean_c2 = momentos_case2[3]

variance_c2 = momentos_case2[4]

lower_bound_c2 = momentos_case2[5]

upper_bound_c2 = momentos_case2[6]

print('Média com 10000 simulações: ' + str(mean_c2))

print('Variância com 10000 simulações: ' + str(variance_c2))

print('Intervalo inferior com 10000 simulações: ' + str(lower_bound_c2))

print('Intervalo superior com 10000 simulações: ' + str(upper_bound_c2))

#####

#### Casos Extras

## 500 simulações

momentos_case3 = merton_model(X_0=1, T= 60 / 252, r=0.035, delta=0.01, sigma=0.2, Lambda=1, mu_j=0.01, sigma_j=0.05,
Time_steps=60, simulations=500, seed=None)

mean_c3 = momentos_case3[3]

variance_c3 = momentos_case3[4]

lower_bound_c3 = momentos_case3[5]

upper_bound_c3 = momentos_case3[6]

print('Média com 500 simulações: ' + str(mean_c3))

print('Variância com 500 simulações: ' + str(variance_c3))

print('Intervalo inferior com 500 simulações: ' + str(lower_bound_c3))

print('Intervalo superior com 500 simulações: ' + str(upper_bound_c3))

## 5000 simulações

momentos_case4 = merton_model(X_0=1, T= 60 / 252, r=0.035, delta=0.01, sigma=0.2, Lambda=1, mu_j=0.01, sigma_j=0.05,
Time_steps=60, simulations=5000, seed=None)

mean_c4 = momentos_case4[3]

variance_c4 = momentos_case4[4]

lower_bound_c4 = momentos_case4[5]

upper_bound_c4 = momentos_case4[6]

print('Média com 5000 simulações: ' + str(mean_c4))

print('Variância com 5000 simulações: ' + str(variance_c4))

print('Intervalo inferior com 5000 simulações: ' + str(lower_bound_c4))

print('Intervalo superior com 5000 simulações: ' + str(upper_bound_c4))

#####

### Processo com salto

jump_process = merton_model(X_0=1, T= 60 / 252, r=0.035, delta=0.01, sigma=0.2, Lambda=1, mu_j=0.01, sigma_j=0.2, Ti
me_steps=60, simulations=100000, seed=219)

### Processo sem salto

zero_jumps = merton_model(X_0=1, T= 60 / 252, r=0.035, delta=0.01, sigma=0.2, Lambda=1, mu_j=0, sigma_j=0, Time_step
s=60, simulations=100000, seed=219)

#### Q-Q Plot (Final Price) ####
sns.set(palette='dark')
plt.figure(figsize=(10, 8))
qq_gp = plt.axes()
qq_gp.scatter(np.sort(zero_jumps[2]), np.sort(jump_process[2]))
qq_gp.set_title('Q-Q Plot')
qq_gp.set_ylabel('Quantile do Processo com saltos')
qq_gp.set_xlabel('Quantile Processo sem saltos')
x = np.linspace(qq_gp.get_xlim())
qq_gp.plot(x, x)
plt.show()
#####
```