

역방향확률미분방정식을 리용한 아시아식선택권의 한가지 수치풀이방법

허승룡, 김천을

본문에서는 역방향확률미분방정식을 리용하여 아시아식선택권에 대한 한가지 근사도식을 제기하였다.

각이한 선택권의 가격들은 역방향확률미분방정식의 풀이에 의하여 표시된다.[1-4]

t 시각에서의 무위험자산을 S_t^0 이라고 하고 리자률을 r_t 라고 하면 다음의 식이 성립한다.[1, 2]

$$dS_t^0 = S_t^0 r_t dt$$

또한 다음의 확률미분방정식에 의해 표시되는 d 개의 위험자산 $S_t^i (i = \overline{1, d})$ 가 있다고 하자.

$$dS_t^i = S_t^i \left(b_t^i dt + \sum_{j=1}^d \sigma_t^{i,j} dW_t^j \right)$$

그리고 $b_t = (b_t^1, \dots, b_t^d)$, $\sigma_t = (\sigma_t^{i,j})$ 라고 하고 $b_t - r_t 1 = \sigma_t \lambda_t$ 를 만족시키는 λ_t 가 존재한다고 하자. 이때 t 시각의 전체 자산 Y_t 는

$$\begin{aligned} dY_t &= \sum_{i=1}^d \pi_t^i \frac{dS_t^i}{S_t^i} + \left(Y_t - \sum_{i=1}^d \pi_t^i \right) \frac{dS_t^0}{S_t^0} = \pi_t (\sigma_t dW_t + b_t dt) + (Y_t - \pi_t 1) r_t dt = \\ &= (r_t Y_t + \pi_t \sigma_t \lambda_t) dt + \pi_t \sigma_t dW_t \end{aligned}$$

이다.[1, 2] $Z_t := \pi_t \sigma_t$ 로 놓으면 위의 식은 $-dY_t = -r_t Y_t dt - Z_t \lambda_t dt - Z_t dW_t$ 로 되며 역방향확률미분방정식으로 표현된다.

종점조건은 유럽식선택권인 경우 $Y_T = \varphi(S_T)$ 이고 산수평균아시아식선택권인 경우

$Y_T = \varphi \left(\frac{1}{T} \int_0^T S_t dt \right)$ 이며 회고선택권인 경우 $Y_T = \varphi_2(\min_{0 \leq t \leq T} S_t)$ 또는 $Y_T = \varphi_2(\max_{0 \leq t \leq T} S_t)$ 이다.[1, 2]

아시아식선택권에 대한 수치풀이도식들에 대하여서는 선행연구[1]에서 비교적 상세히 논의되었다.

산수평균아시아식선택권과 관계되는 일반적인 정역방향확률미분방정식은 다음과 같다.[1, 2]

$$\begin{cases} X_t = X_0 + \int_0^t b(s, X_s) ds + \int_0^t \sigma(s, X_s) dW_s \\ Y_t = \varphi \left(\frac{1}{T} \int_0^T X_t dt \right) + \int_t^T f(s, X_s, Y_s, Z_s) ds - \int_t^T Z_s dW_s \end{cases} \quad (1)$$

식 (1)에서 종점조건이 정방향확률미분방정식의 범함수로 표시되므로 비마르코브형정역방향확률

미분방정식으로 볼수 있다.

마르코브형정역방향확률미분방정식인 경우 역방향확률미분방정식의 풀이의 t 시각에서의 값이 정방향풀이의 t 시각에서의 값에만 의존하므로 유한차원공간분할을 리용하여 강근사도식을 얻어낼수 있다.

비마르코브형인 경우에는 공간분할을 리용할수 없으며 역방향성분의 수치풀이가 정방향풀이의 모의에 따라 달라지는 약근사도식[3]을 리용한다. 그러나 식 (1)의 역방향성분에서 종점조건이 정방향성분의 적분에 관계되는 특수한 점을 리용하면 그것과 동등한 마르코브형정역방향확률미분방정식을 얻을수 있다. 이것은 식 (1)에 대하여 강근사도식을 얻을수 있다는것을 말해준다.

$(\Omega, \mathcal{F}, P, (\mathcal{F}))$ 를 완비확률토대, $W = (W_t)_{t \geq 0}$ 를 1차원 (\mathcal{F}) -위너과정이라고 하자.

방정식 (1)에 대하여 다음과 같은 가정을 준다.

① 어떤 상수 $M \geq 0$ 이 있어서

$$|b(t, x) - b(t, y)| + |\sigma(t, x) - \sigma(t, y)| \leq M |x - y|$$

이다.

② f, φ 는 립쉬츠성을 만족시키는 비우연가측함수이며

$$|f(t, 0, 0, 0)| + |\varphi(0)| \leq K$$

이다.

반마르팅계일에 관한 부분적분공식을 리용하면

$$\begin{aligned} \frac{1}{T} \int_0^T X_t dt &= \frac{1}{T} \left(TX_T - \int_0^T t dX_t - [t, X_t]_0^T \right) = \frac{1}{T} \int_0^T (T-t) dX_t + x_0 = \\ &= \int_0^T \frac{T-t}{T} b(t, X_t) dt + \int_0^T \frac{T-t}{T} \sigma(t, X_t) dW_t + x_0 \end{aligned}$$

이다. 일반적으로 $X_t = x_0 + \int_0^t b(s, X_s) ds + \int_0^t \sigma(s, X_s) dW_s$ 의 형태를 가지는 확률미분방정식의 풀이는 마르코브성을 만족시킨다.

방정식 (1)의 종점조건에서 $X_t^2 = \frac{1}{T} \int_0^T X_t dt$ 가 우와 류사한 형태로 표시되므로 변수치

환에 의해 마르코브형으로 바꾸어보자.

다음과 같이 기호약속을 하자.

$$X_t^1 := X_t, \quad X_t^2 := x_0 + \int_0^t \frac{T-s}{T} b(s, X_s) ds + \int_0^t \frac{T-s}{T} \sigma(s, X_s) dW_s$$

$$\bar{X}_t = (X_t^1, X_t^2)^T, \quad x = (x_1, x_2)^T, \quad b_1(t, x) := b(t, x_1), \quad b_2(t, x) := \frac{T-t}{T} b(s, x_1)$$

$$\bar{b}(t, x) := (b_1(t, x), b_2(t, x)), \quad \bar{\sigma}(t, x) := (\sigma_1(t, x), \sigma_2(t, x))$$

$$\tilde{f}(t, x, y, z) := f(t, x_1, y, z), \quad \psi(x) := \varphi(x_2)$$

그러면 식 (1)은 다음과 같은 동등한 마르코브형정역방향확률미분방정식으로 쓸수 있다.

$$\begin{cases} \bar{X}_t = \bar{X}_0 + \int_0^t \bar{b}(s, \bar{X}_s) ds + \int_0^t \bar{\sigma}(s, \bar{X}_s) dW_s \quad (0 \leq t \leq T) \\ Y_t = \psi(\bar{X}_T) + \int_t^T \bar{f}(s, \bar{X}_s, Y_s, Z_s) ds - \int_t^T Z_s dW_s \quad (0 \leq t \leq T) \end{cases} \quad (2)$$

이때 다음의 정리가 성립한다.

정리 1 정역방향확률미분방정식 (2)의 풀이를 $(X_t^1, X_t^2, Y_t, Z_t)_{t \in [0, 1]}$ 라고 하면 $(X_t^1, Y_t, Z_t)_{t \in [0, 1]}$ 은 정역방향확률미분방정식 (1)의 풀이로 된다.

이제 가정 ①, ②를 리용하여 식 (2)의 특징량들에 대하여 성립하는 결과들을 보기로 하자.

정리 2 $\bar{b}, \bar{\sigma}, \bar{f}, \psi$ 는 립쉬츠연속이며 다음의 식

$$|\bar{f}(t, 0, 0, 0)| + |\psi(0)| = |f(t, 0, 0, 0)| + |\varphi(0)| \leq K$$

가 성립한다.

정리 2로부터 마르코브형정역방향확률미분방정식 (2)에 대하여 풀이의 유일존재성을 위한 표준적인 조건들이 성립하며 비선형헤이만-카스공식에 의하여 식 (2)의 풀이는 다음과 같이 표시된다.

$$Y_t = u(t, X_t), \quad Z_t = \nabla u(t, X_t) \sigma(t, X_t)$$

여기서 $u(t, x)$ 는 다음과 같은 반선형포물선형편미분방정식의 풀이이다.

$$\begin{cases} \frac{\partial u(t, x)}{\partial t} + \sum_{i=1}^2 \bar{b}_i(t, x) \frac{\partial u(t, x)}{\partial x_i} + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^2 \bar{\sigma}_i(t, x) \bar{\sigma}_j^T(t, x) \frac{\partial^2 u(t, x)}{\partial x_i \partial x_j} + \bar{f}(t, x, u, \nabla u \cdot \sigma) = 0 \\ u(T, x) = \psi(x) \quad (x \in \mathbf{R}^2) \end{cases}$$

만일 식 (2)에서 확산과정이 시공간점 (t, x) 에서 시작된다면 $Y_s^{t,x} = u(s, X_s^{t,x})$, $Z_t = \nabla u(s, X_s^{t,x}) \sigma(s, X_s^{t,x})$ 로 표시할수 있다.

이제 논문의 기본목적인 수치도식을 유도하자.

시간구간 $[0, T]$ 의 분할 $0 = t_0 < \dots < t_N = T$ 에 대하여 $t_{n+1} - t_n = h = T/N$ 라고 하고 $\Delta t_{n,k} = t_{n+k} - t_n$, $W_{t_n,t} = W_t - W_{t_n}$, $W_{n,k} = W_{t_{n+k}} - W_{t_n}$ 으로 정의하자.

$\mathcal{F}_s^{t,x} (t \leq s \leq T)$ 를 시공간점 (t, x) 로부터 출발한 확산과정 $\{x + X_r - X_t, t \leq r \leq s\}$ 에 의하여 생성된 σ -모임벌이라고 하고 $E_s^{t,x}[X] := E[X | \mathcal{F}_s^{t,x}]$, $E_t^x[X] := E[X | \mathcal{F}_t^{t,x}]$ 로 정의한다.

마르코브형정역방향확률미분방정식에 대한 근사도식으로서 잘 알려진 C-N도식[4]을 리용하자. $Y^N = \psi(\bar{X}^N)$, $Z^N = \psi_x(\bar{X}^N) \bar{\sigma}(t_N, \bar{X}^N)$ 이 주어졌을 때 $n = N-1, \dots, 1, 0$ 에 대하여 \bar{X}^{n+1}, Y^n, Z^n 을 다음과 같이 구한다.

$$\begin{cases} \bar{X}^{n+1} = \bar{X}^n + \rho(t_n, W_{n,1}) \\ Y^n = E_{t_n}^{X^n}[Y^{n+1}] + \frac{1}{2} h \bar{f}(t_n, \bar{X}^n, Y^n, Z^n) + \frac{1}{2} h E_{t_n}^{X^n}[\bar{f}(t_{n+1}, \bar{X}^{n+1}, Y^{n+1}, Z^{n+1})] \\ \frac{1}{2} h Z^n = -\frac{1}{2} h E_{t_n}^{X^n}[Z^{n+1}] + E_{t_n}^{X^n}[Y^{n+1} W_{n,1}] + \frac{1}{2} h E_{t_n}^{X^n}[\bar{f}(t_{n+1}, \bar{X}^{n+1}, Y^{n+1}, Z^{n+1}) W_{n,1}] \end{cases} \quad (3)$$

여기서 정방향근사는 약2차테일러형도식[3]을 리용하였다. 즉

$$\begin{aligned} \rho(t_n, W_{n,1}) &= \bar{b}^n h + \bar{\sigma}^n W_{n,1} + \frac{1}{2} \bar{\sigma}^n \bar{\sigma}_x^n (W_{n,1}^2 - h) + \\ &+ \frac{1}{2} \left[\bar{\sigma}_t^n + \bar{\sigma}^n \bar{b}_x^n + \bar{b}^n \bar{\sigma}_x^n + \frac{1}{2} (\bar{\sigma}^n)^2 \bar{\sigma}_{xx}^n \right] h W_{n,1} + \frac{1}{2} [\bar{b}_t^n + \bar{b}^n \bar{b}_x^n + (\bar{\sigma}^n)^2 \bar{b}_{xx}^n] h^2 \end{aligned}$$

이다. 실지 수치결과를 얻기 위하여서는 공간분할과 조건부수학적기대값근사를 진행하여야 한다.

다음과 같은 공간분할을 도입하자.

$$D_h := D_{1,h} \times D_{2,h}$$

$$D_{j,h} := \{x_i^j \mid x_i^j = il_j, l_j > 0 \ (i=0, \pm 1, \pm 2, \dots)\}$$

가측함수 g 에 대하여

$$E[g(W_{n,1})] = \int_R g \left(x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2h}} \right) dx = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \int_R g(\sqrt{2h} x e^{-x^2}) dx$$

이고 이것을 가우스-에르미트구적법에 의하여 근사시키면

$$E[g(W_{n,1})] \approx \frac{1}{\sqrt{\pi}} \sum_{j=1}^L w_j g(\sqrt{2h} a_j) \quad (4)$$

이다. 여기서 L 은 근사에 리용된 표본점들의 수이고 $a_j (j=1, \overline{L})$ 들은 L 차에르미트다항식 $H_L(x)$ 의 뿌리들이며 $w_j (j=1, \overline{L})$ 들은 대응하는 무게결수들로서 다음과 같이 표시된다.

$$w_j = \frac{2^{L+1} L! \sqrt{\pi}}{(H'_L(a_j))^2}$$

$x = (x_1, x_2) \in D_l$ 에 대하여 비선형헤인만-카스표현을 리용하면 다음과 같은 식들을 얻는다.

$$E_{t_n}^x[Y^{n+1}] = E_{t_n}^x[Y^{n+1}(X^{n+1})] = E[Y^{n+1}(x + \rho(t_n, W_{n,1}))]$$

$$E_{t_n}^x[Y^{n+1}W_{n,1}] = E[Y^{n+1}(x + \rho(t_n, W_{n,1}))W_{n,1}]$$

$$E_{t_n}^x[\bar{f}(t_{n+1}, X^{n+1}, Y^{n+1}, Z^{n+1})] =$$

$$= E_{t_n}^x[\bar{f}(t_{n+1}, x + \rho(t_n, W_{n,1}), Y^{n+1}(x + \rho(t_n, W_{n,1})), Z^{n+1}(x + \rho(t_n, W_{n,1})))]$$

$$E_{t_n}^x[\bar{f}(t_{n+1}, X^{n+1}, Y^{n+1}, Z^{n+1})W_{n,1}] =$$

$$= E_{t_n}^x[\bar{f}(t_{n+1}, x + \rho(t_n, W_{n,1}), Y^{n+1}(x + \rho(t_n, W_{n,1})), Z^{n+1}(x + \rho(t_n, W_{n,1})))W_{n,1}]$$

$\rho = (\rho_1, \rho_2)$ 를 구체적으로 쓰면

$$\begin{aligned} \rho_1(t_n, W_{n,1}) &= b^n h + \sigma^n W_{n,1} + \frac{1}{2} \sigma^n \sigma_x^n (W_{n,1}^2 - h) + \\ &+ \frac{1}{2} \left[\sigma_t^n + \sigma^n b_x^n + b^n \sigma_x^n + \frac{1}{2} (\sigma^n)^2 \sigma_{xx}^n \right] h W_{n,1} + \frac{1}{2} [b_t^n + b^n b_x^n + (\sigma^n)^2 b_{xx}^n] h^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} T\rho_2(t_n, W_{n,1}) = & (T-t_n)b^n h + (T-t_n)\sigma^n W_{n,1} + \frac{1}{2}(T-t_n)^2 \sigma^n \sigma_x^n (W_{n,1}^2 - h) + \\ & + \frac{1}{2} \left[(T-t_n)\sigma_t^n - \sigma^n + (T-t_n)^2 \sigma^n b_x^n + (T-t_n)^2 b^n \sigma_x^n + \frac{1}{2}(T-t_n)^3 (\sigma^n)^2 \sigma_{xx}^n \right] h W_{n,1} + \\ & + \frac{1}{2} [(T-t_n)b_t^n - b^n + (T-t_n)^2 b^n b_x^n + (T-t_n)^3 (\sigma^n)^2 b_{xx}^n] h^2 \end{aligned}$$

이다. 이로부터 $x + \rho(\sqrt{2ha_i})(j=\overline{1, L})$ 에서 (Y^{n+1}, Z^{n+1}) 의 값들을 얻으면 식 (3)에서 조건부수학적기대값들을 식 (4)에 의하여 근사시킬수 있다.

일반적으로 $x + \rho(\sqrt{2ha_i}) \notin D_l$ 이므로 이 점들에서 (Y^{n+1}, Z^{n+1}) 의 값은 공간살창점들에서 (Y^{n+1}, Z^{n+1}) 의 값들에 의한 보간다항식을 구성하는 방법으로 얻는다. 이때 보간다항식의 차수는 $r \geq 3$ 으로 준다. 그리고 에르미트다항식의 차수는 $L \geq 2$ 로 준다.

따라서 반리산도식 (3)과 공간리산화를 통하여 임의의 시공간점 (t_n, x_j^i) 에서 (Y, Z) 의 근사값을 구할수 있다.

반리산도식 (3)에서 정방향성분은 2차의 수렴성을 가지는 약2차테일러형도식을 리용하고 역방향성분도 2차의 수렴성을 가지는 C-N도식을 리용하였다. 이때 정역방향확률미분방정식에 대한 수치도식 (3)도 2차의 수렴성을 가진다.

참 고 문 헌

- [1] P. Boyle et al.; Mathematics and Economics, 42, 189, 2008.
- [2] P. Chol Kyu et al.; arXiv:1808.01564v1 [math.NA], 2018.
- [3] E. Gobet et al.; The Annals of Applied Probability, 15, 3, 2172, 2005.
- [4] W. Zhao et al.; Sci. China Math., 60, 5, 923, 2017.

주체107(2018)년 12월 5일 원고접수

A Numerical Scheme for Asian Option through Backward Stochastic Differential Equation

Ho Sung Ryong, Kim Chon Ul

In this paper, we propose a numerical scheme for Asian option through backward stochastic differential equation and give the error analysis.

Key words: backward stochastic differential equation, Asian option