

## 푸리에코시누스합렬전개와 회귀적방법을 리용한 역방향확률미분방정식의 한가지 수치풀이방법

황호진, 김건군

위대한 령도자 김정일동지께서는 다음과 같이 교시하시였다.

《현시대는 과학과 기술의 시대이며 과학과 기술이 류레없이 빠른 속도로 발전하는것은 현대과학기술발전의 중요한 특징입니다.》(《김정일선집》 증보판 제15권 485페이지)

우리는 금융수학과 편미분방정식, 확률조종리론에서 의의를 가지는 역방향확률미분방정식의 한가지 수치풀이방법에 대하여 연구하였다.

선행연구[1]에서는 푸리에코시누스합렬전개에 의한 조건부기대값근사[3]와 회귀적방법[2]을 결합하여 역방향확률미분방정식의 수치풀이를 위한 도식을 제기하였지만 기초하고있는 정방향방정식이 선형이고 회귀분석의 반복회수에 의한 계산시간이 오랜것으로 하여 도식의 리용에서 일련의 부족점을 가지고있다.

선행연구[4]에서는 구간  $[0, T]$  를  $0=t_0 < t_1 < \dots < t_M = T$  와 같이 분할하고 매 부분구간에서의 조건부기대값근사에 대한 적분값을 양끝점에서의 값들의 1차결합으로 근사시키는 다음과 같은  $\theta$ -도식을 제기하였다.

$$Y_M^\Delta = g(X_M^\Delta), Z_M^\Delta = \sigma(X_M^\Delta)g'(X_M^\Delta) \quad (1)$$

$$Y_{m-1}^\Delta = E_{m-1}^{X_{m-1}^\Delta} [Y_m^\Delta] + \theta_1 \Delta t_m f(t_{m-1}, Y_{m-1}^\Delta, Z_{m-1}^\Delta) + (1-\theta_1) \Delta t_m E_{m-1}^{X_{m-1}^\Delta} [f(t_{m-1}, Y_m^\Delta, Z_m^\Delta)] \quad (2)$$

$$Z_{m-1}^\Delta = -\frac{(1-\theta_2)}{\theta_2} E_{m-1}^{X_{m-1}^\Delta} [Z_m^\Delta] + \frac{1}{\theta_2} E_{m-1}^{X_{m-1}^\Delta} [Y_m^\Delta \Delta W_m] \frac{1}{\Delta t_m} + \frac{1-\theta_2}{\theta_2} E_{m-1}^{X_{m-1}^\Delta} [f(t_m, Y_m^\Delta, Z_m^\Delta) \Delta W_m] \quad (3)$$

선행연구[1]에서는 이  $\theta$ -도식과 푸리에코시누스합렬전개, 근사식

$$(Y_{m-1}^\Delta, Z_{m-1}^\Delta) = \underset{(Y, Z) \in L^2(\sigma(X_{m-1}^\Delta))}{\operatorname{arginf}} E[Y_m^\Delta + (1-\theta)f(t_m, Y_m^\Delta, Z_m^\Delta)\Delta t_m - \\ - Y + \theta f(t_{m-1}, Y, Z)\Delta t_m - \theta Z \Delta W_m - (1-\theta)Z_m^\Delta \Delta W_m]^2 \quad (4)$$

을 리용하여 회귀적방법에 기초한 수치도식을 제기하였다.

논문에서는 부분구간에서의 회귀분석회수를 훨씬 줄이고 조건부기대값근사를 위한 함수토대를 변경시켜 기초하고있는 정방향방정식이 비선형인 경우에도 도식을 확장한다.

우리는 확률토대  $(\Omega, \mathcal{F}, P, \{\mathcal{F}_t\}_{0 \leq t \leq T})$  위에서 정의된 역방향확률미분방정식

$$X_t = X_0 + \int_0^t \mu(X_s) ds + \int_0^t \sigma(X_s) dW_s, \quad X_0 = x_0 \quad (5)$$

$$Y_t = g(X_T) + \int_t^T f(s, Y_s, Z_s) ds - \int_t^T Z_s dW_s, \quad Y_T = g(X_T) \quad (6)$$

의 새로운 수치풀이방법에 대하여 연구한다.

먼저 푸리에코시누스합렬전개에 의한 조건부기대값근사에 대하여 고찰하자.

구간  $[0, T]$  를  $0=t_0 < t_1 < \dots < t_M=T$  와 같이 분할하고  $\Delta t_m = t_m - t_{m-1}$ ,  $X_m = X_{t_m}$ ,  $Y_m = Y_{t_m}$ ,  $Z_m = Z_{t_m}$ ,  $\Delta W_m = W_{t_m} - W_{t_{m-1}}$  이라고 하자.

방정식 (5), (6)에 대한 고전적인 오일러도식은 다음과 같다.

$$X_m^\Delta = X_{m-1}^\Delta + \mu(X_{m-1}^\Delta)\Delta t_m + \sigma(X_{m-1}^\Delta)\Delta W_m$$

$m=1, \dots, M$  에 대하여  $U(x) = E_{m-1}^x[v(X_m^\Delta)] = \int_{\mathbf{R}} v(y)p(y|x)dy$  라고 놓자. 여기서  $p(y|x)$

는  $X_{m-1}^\Delta = x$  라는 조건밑에서의  $X_m^\Delta$  의 조건부밀도함수이다.

한편  $\sum'$  는 첫항의 무계가 1/2 인 합을 의미한다고 하자.

정리 1  $\varphi(w|x)$  를  $p(y|x)$  에 대응하는 조건부특성함수라고 하면 임의의  $[a, b] \subset \mathbf{R}$  에 대하여 조건부기대값  $U(x)$  는 다음과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} U(x) = & \int_{\mathbf{R} \setminus [a, b]} v(y)p(y|x)dy + \sum_{k=0}^{N-1} \beta_k \cos(w_k a) \operatorname{Re}\{\varphi(w_k|x)\} + \sum_{k=0}^{N-1} \beta_k \sin(w_k a) \operatorname{Im}\{\varphi(w_k|x)\} + \\ & + \frac{b-a}{2} \sum_{k=N}^{+\infty} \alpha_k(x) \beta_k - \sum_{k=0}^{N-1} \operatorname{Re} \left\{ \int_{\mathbf{R} \setminus [a, b]} e^{iw_k(y-a)} p(y|x)dy \right\} \beta_k \end{aligned}$$

여기서  $\beta_k = \frac{2}{b-a} \int_a^b v(y) \cos\left(k\pi \frac{y-a}{b-a}\right) dy$  ( $k=0, 1, \dots$ ) 은  $v(y)$  의 푸리에코시누스결수이고  $i = \sqrt{-1}$ ,  $w_k = k\pi/(b-a)$  ( $k=0, 1, \dots$ ) 이다.

증명  $U(x) = \int_{\mathbf{R} \setminus [a, b]} v(y)p(y|x)dy + \int_a^b v(y)p(y|x)dy$  이며  $[a, b]$  에서  $p(y|x)$  를 푸리에코시누

스합렬로 전개하면  $p(y|x) = \sum_{k=0}^{+\infty} \alpha_k(x) \cos\left(k\pi \frac{y-a}{b-a}\right)$  이다.

전개결수는  $\alpha_k(x) = \frac{2}{b-a} \int_a^b p(y|x) \cos\left(k\pi \frac{y-a}{b-a}\right) dy$  ( $k=0, 1, \dots$ ) 이며 따라서

$$\begin{aligned} U(x) - \int_{\mathbf{R} \setminus [a, b]} v(y)p(y|x)dy &= \int_a^b v(y) \sum_{k=0}^{+\infty} \alpha_k(x) \cos\left(k\pi \frac{y-a}{b-a}\right) dy = \frac{b-a}{2} \sum_{k=0}^{+\infty} \alpha_k(x) \beta_k \\ &= \int_a^b p(y|x) \cos\left(k\pi \frac{y-a}{b-a}\right) dy = \operatorname{Re}\{\varphi(w_k|x)e^{-iw_k a}\} - \operatorname{Re} \left\{ \int_{\mathbf{R} \setminus [a, b]} p(y|x) e^{iw_k(y-a)} dy \right\} \end{aligned}$$

$\alpha_k(x)$  를 옷식에 대입하면

$$\begin{aligned} U(x) - \int_{\mathbf{R} \setminus [a, b]} v(y)p(y|x)dy - \frac{b-a}{2} \sum_{k=N}^{+\infty} \alpha_k(x) \beta_k &= \sum_{k=0}^{N-1} \beta_k \cos(w_k a) \operatorname{Re}\{\varphi(w_k|x)\} + \\ &+ \sum_{k=0}^{N-1} \beta_k \sin(w_k a) \operatorname{Im}\{\varphi(w_k|x)\} - \sum_{k=0}^{N-1} \operatorname{Re} \left\{ \int_{\mathbf{R} \setminus [a, b]} e^{iw_k(y-a)} p(y|x)dy \right\} \beta_k \end{aligned}$$

가 성립된다.(증명끝)

$V(x) = E_{m-1}^x[v(X_m^\Delta)\Delta W_m]$ 에 대하여  $X_m^\Delta = \chi_x(\Delta W_m) = x + \mu(x)\Delta t_m + \sigma(x)\Delta W_m$ 이며  $\sigma(x) \neq 0$  이라고 할 때

$$\Delta W_m = \chi_x^{-1}(X_m^\Delta) = \rho_x(X_m^\Delta) = (X_m^\Delta - x - \mu(x)\Delta t_m) / \sigma(x)$$

정리 2 정리 1과 같은 조건밑에서 조건부기대값  $V(x)$ 는 다음과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} V(x) = & \sum_{k=0}^{N-1} \gamma_k(x) \cos(w_k a) \operatorname{Re}\{\varphi(w_k | x)\} + \sum_{k=0}^{N-1} \gamma_k(x) \sin(w_k a) \operatorname{Im}\{\varphi(w_k | x)\} + \\ & + \int_{\mathbf{R}[a, b]} v(y) \rho_x(y) p(y | x) dy + \frac{b-a}{2} \sum_{k=N}^{+\infty} \alpha_k(x) \gamma_k(x) - \sum_{k=0}^{N-1} \operatorname{Re} \left\{ \int_{\mathbf{R}[a, b]} e^{i w_k (y-a)} p(y | x) dy \right\} \gamma_k(x) \end{aligned}$$

여기서  $\gamma_k(x) = \frac{2}{b-a} \int_a^b v(y) \rho_x(y) \cos\left(k\pi \frac{y-a}{b-a}\right) dy$  ( $k=0, 1, \dots$ ) 는  $v(y) \rho_x(y)$ 의 푸리에코시누스결수이다.

정리 1, 2와 식 (2), (3)으로부터 다음의 식들이 성립된다.

$$\begin{aligned} Y_{m-1}^{\Delta, x} - \theta_1 \Delta t_m f(t_{m-1}, Y_{m-1}^{\Delta, x}, Z_{m-1}^{\Delta, x}) &= E_{m-1}^x[v_1(X_m^\Delta)] \approx \sum_{k=0}^{N-1} \beta_{k1} \operatorname{Re}\{\varphi(w_k | x)\} + \sum_{k=0}^{N-1} \beta_{k2} \operatorname{Im}\{\varphi(w_k | x)\} \\ Z_{m-1}^{\Delta, x} &\approx \sum_{k=0}^{N-1} \beta_{k3} \operatorname{Re}\{\varphi(w_k | x)\} + \sum_{k=0}^{N-1} \beta_{k4} \operatorname{Im}\{\varphi(w_k | x)\} + \sum_{k=0}^{N-1} \beta_{k5} \frac{\operatorname{Re}\{\varphi(w_k | x)\}}{\sigma(x)} + \\ &+ \sum_{k=0}^{N-1} \beta_{k6} \frac{\operatorname{Im}\{\varphi(w_k | x)\}}{\sigma(x)} + \sum_{k=0}^{N-1} \beta_{k7} \operatorname{Re}\{\varphi(w_k | x)\} \frac{x + \mu(x)\Delta t_m}{\sigma(x)} + \sum_{k=0}^{N-1} \beta_{k8} \operatorname{Im}\{\varphi(w_k | x)\} \frac{x + \mu(x)\Delta t_m}{\sigma(x)} \end{aligned}$$

$\varphi(w_k | x)$ 의 정의에 의하여  $\varphi(w_k | x) = \exp\{i w_k [x + \mu(x)\Delta t_m]\} \exp\{-w_k^2 \sigma(x)^2 \Delta t_m / 2\}$ 이므로 함수토대들을 구하면 다음과 같다.

$$\Phi_{m, k}(x) = \operatorname{Re}\{\varphi(w_k | x)\} = \cos(\alpha_{m, k}(x)) \exp(\beta_{m, k}(x))$$

$$\Psi_{m, k}(x) = \operatorname{Im}\{\varphi(w_k | x)\} = \sin(\alpha_{m, k}(x)) \exp(\beta_{m, k}(x))$$

$$\tilde{\Phi}_{m, k}(x) = \operatorname{Re}\{\varphi(w_k | x)\} / \sigma(x) = \cos(\alpha_{m, k}(x)) \exp(\beta_{m, k}(x)) / \sigma(x)$$

$$\tilde{\Psi}_{m, k}(x) = \operatorname{Im}\{\varphi(w_k | x)\} / \sigma(x) = \sin(\alpha_{m, k}(x)) \exp(\beta_{m, k}(x)) / \sigma(x)$$

$$\tilde{\tilde{\Phi}}_{m, k}(x) = \operatorname{Re}\{\varphi(w_k | x)\} (x + \mu(x)\Delta t_m) / \sigma(x) = \cos(\alpha_{m, k}(x)) \exp(\beta_{m, k}(x)) (x + \mu(x)\Delta t_m) / \sigma(x)$$

$$\tilde{\tilde{\Psi}}_{m, k}(x) = \operatorname{Im}\{\varphi(w_k | x)\} (x + \mu(x)\Delta t_m) / \sigma(x) = \sin(\alpha_{m, k}(x)) \exp(\beta_{m, k}(x)) (x + \mu(x)\Delta t_m) / \sigma(x)$$

여기서  $\alpha_{m, k}(x) = \frac{k\pi}{b_m - a_m} (x + \mu(x)\Delta t_m)$ ,  $\beta_{m, k}(x) = -\frac{1}{2} \left( \frac{k\pi}{b_m - a_m} \right)^2 (\sigma(x))^2 \Delta t_m$ 이다.

주의 정방향방정식이 선형이거나 방정식이 보통의 역방향인 경우 함수토대는 보다 간단하게 된다. 그러나 선행연구[1]에서는 선형인 경우밖에 해결하지 못하였다.

다음으로 회귀적방법을 리용한 수치풀이도식에 대하여 논의하자.

다음의 근사식에 기초하여 새로운 수치풀이도식을 제기한다.

$$(\tilde{Y}_{m-1}^{\Delta}, Z_{m-1}^{\Delta}) = \underset{(\tilde{Y}, Z) \in L^2(\sigma(X_{m-1}^{\Delta}))}{\operatorname{arginf}} E[|Y_m^{\Delta} + (1-\theta)f(t_m, Y_m^{\Delta}, Z_m^{\Delta})\Delta t_m - \tilde{Y} - \theta Z \Delta W_m - (1-\theta)Z_m^{\Delta} \Delta W_m|^2] \quad (7)$$

정리 3  $(\tilde{Y}_{m-1}^{\Delta}, Z_{m-1}^{\Delta})$ 가 근사식 (7)의 풀이이고  $Y_{m-1}^{\Delta} \in L^2(\sigma(X_{m-1}^{\Delta}))$ 가

$$\tilde{Y}_{m-1}^{\Delta} = Y_{m-1}^{\Delta} - \theta f(t_{m-1}, Y_{m-1}^{\Delta}, Z_{m-1}^{\Delta})\Delta t_m$$

을 만족시킨다고 하면  $(\tilde{Y}_{m-1}^{\Delta}, Z_{m-1}^{\Delta})$ 는 근사식 (4)의 풀이로 된다.

정리 4 넘기기  $h(\bar{Y}): L^2(\sigma(X_{m-1}^{\Delta})) \rightarrow L^2(\sigma(X_{m-1}^{\Delta}))$ ;  $\bar{Y} \mapsto \tilde{Y}_{m-1}^{\Delta} + \theta f(t_{m-1}, \bar{Y}, Z_{m-1}^{\Delta})\Delta t_m$ 은 충분히 작은  $\Delta t_m$ 에 대하여 축소넘기기이다.

회귀적방법에 기초한 수치풀이도식은 다음과 같다.

단계 1(정방향모의) 오일러도식을 리용하여  $L$ 개의 자리길  $(X_{m-1}^{\Delta, l})_{2 \leq m \leq M+1}$ 과  $(W_{m-1}^{\Delta, l})_{1 \leq m \leq M-1}$  ( $l=1, \dots, L$ )을 모의한다.

단계 2(역방향모의)  $m=M, \dots, 1$ 이라고 하자.

$m=M$ 일 때는 종점조건 (2)를 리용하여  $(Y_M, Z_M)$ 을 구한다.

$$Y_M^{\Delta, l} = g(X_M^{\Delta, l}), Z_M^{\Delta, l} = \sigma(X_M^{\Delta, l})g'(X_M^{\Delta, l})$$

$$\begin{aligned} \{\lambda_{m-1, k}^j, k=0, \dots, N-1\} = & \underset{\{\{\lambda_k^j, k=0, \dots, N-1\} \subset \mathbf{R}\}}{\operatorname{arginf}} \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left[ \left| Y_m^{\Delta, l} + (1-\theta)f(t_m, Y_m^{\Delta, l}, Z_m^{\Delta, l})\Delta t_m - \right. \right. \\ & - (1-\theta)Z_m^{\Delta, l} \Delta W_m^{\Delta, l} - \left[ \sum_{k=0}^{N-1} \lambda_k^1 \Phi_{m, k}(X_{m-1}^{\Delta, l}) + \sum_{k=0}^{N-1} \lambda_k^2 \Psi_{m, k}(X_{m-1}^{\Delta, l}) \right] - \\ & - \theta \Delta W_m^l \left[ \sum_{k=0}^{N-1} \lambda_k^3 \Phi_{m, k}(X_{m-1}^{\Delta, l}) + \sum_{k=0}^{N-1} \lambda_k^4 \Psi_{m, k}(X_{m-1}^{\Delta, l}) + \right. \\ & \left. \left. + \sum_{k=0}^{N-1} \lambda_k^5 \tilde{\Phi}_{m, k}(X_{m-1}^{\Delta, l}) + \sum_{k=0}^{N-1} \lambda_k^6 \tilde{\Psi}_{m, k}(X_{m-1}^{\Delta, l}) + \sum_{k=0}^{N-1} \lambda_k^7 \tilde{\tilde{\Phi}}_{m, k}(X_{m-1}^{\Delta, l}) + \sum_{k=0}^{N-1} \lambda_k^8 \tilde{\tilde{\Psi}}_{m, k}(X_{m-1}^{\Delta, l}) \right] \right|^2 \end{aligned}$$

얻어진 결수  $\lambda_{m-1, k}^j$ 들을 리용하여  $(\tilde{Y}_{m-1}^{\Delta, l}, Z_{m-1}^{\Delta, l})$ 을 구한다.

초기값을  $Y_{m-1, 0}^{\Delta} = 0$ 으로 놓고

$$Y_{m-1, p}^{\Delta} = \tilde{Y}_{m-1}^{\Delta} + \theta f(t_{m-1}, Y_{m-1, p-1}^{\Delta}, Z_{m-1}^{\Delta})\Delta t_m \quad (p=1, 2, \dots, P)$$

$$Y_{m-1}^{\Delta} = Y_{m-1, P}^{\Delta}$$

를 계산하는 피카드반복법을 리용하여  $Y_{m-1}^{\Delta, l}$ 을 구한다.

초기값  $(Y_0, Z_0)$ 을 계산한다.

다음으로 수치실험과 계산량평가를 진행하자.

$I=50$ 번 실험을 진행하여 값  $Y_{0, i}^{\Delta, l}$  ( $i=1, \dots, I$ )들을 계산한 다음 이 값들의 평균과 표준편차를 계산한다. 한편  $a_m, b_m$ 은 다음의 식에 의하여 계산한다.

$$a_m = X_{m-1}^1 + \kappa_1^m - 1000\alpha \cdot \sigma(X_{m-1}^2) \sqrt{\Delta t_m}, \quad b_m = X_{m-1}^2 + \kappa_2^m + 1000\alpha \cdot \sigma(X_{m-1}^2) \sqrt{\Delta t_m}$$

$$\kappa_1^m = \mu(X_{m-1}^1)\Delta t_m, \quad \kappa_2^m = \mu(X_{m-1}^2)\Delta t_m, \quad X_{m-1}^1 = \min(X_{m-1}^{\Delta, I}), \quad X_{m-1}^2 = \max(X_{m-1}^{\Delta, I})$$

여기서  $\alpha$  는 적분구간  $[a_m, b_m]$  의 크기를 조종하기 위한 보조변수이다.

실례 다음의 정-역방향확률미분방정식을 논의하자.

$$\begin{cases} dX_t = X_t^2 dt + 2X_t dW_t \\ -dY_t = (2X_t^2 Z_t - X_t Z_t / 2 - Y_t - Z_t)dt - Z_t dW_t \\ X_0 = 1, Y_T = \exp(-X_T^2 + T) \end{cases}$$

$T = 0.01$  로 놓는다.  $t = 0$  에서의 풀이는  $(Y_0, Z_0) = (0.367\ 879, -1.471\ 518)$  이다.

$\theta = 0.5, P = 10, L = 1\ 000$  으로 놓고 실험을 진행하였다.

$M, N$  과  $\alpha$  를 변화시키면서  $\bar{Y}_0^{\Delta, I}, \sigma_{0, Y}^{\Delta, I}, \bar{Z}_0^{\Delta, I}, \sigma_{0, Z}^{\Delta, I}$  를 계산한 결과는 표와 같다.

표. 계산결과

$M$	$N = 5, \alpha = 55$		$N = 10, \alpha = 300$		$N = 20, \alpha = 620$		$N = 30, \alpha = 900$	
	$\bar{Y}_0^{\Delta, I}, \sigma_{0, Y}^{\Delta, I}$	$\bar{Z}_0^{\Delta, I}, \sigma_{0, Z}^{\Delta, I}$	$\bar{Y}_0^{\Delta, I}, \sigma_{0, Y}^{\Delta, I}$	$\bar{Z}_0^{\Delta, I}, \sigma_{0, Z}^{\Delta, I}$	$\bar{Y}_0^{\Delta, I}, \sigma_{0, Y}^{\Delta, I}$	$\bar{Z}_0^{\Delta, I}, \sigma_{0, Z}^{\Delta, I}$	$\bar{Y}_0^{\Delta, I}, \sigma_{0, Y}^{\Delta, I}$	$\bar{Z}_0^{\Delta, I}, \sigma_{0, Z}^{\Delta, I}$
10	0.3684 93	-1.587 529	0.367 529	-1.585 347	0.367 511	-1.567 502	0.367 492	-1.578 038
	3.74E-04	3.88E-02	4.11E-04	4.49E-02	4.16E-04	5.10E-02	3.90E-04	4.48E-02
20	0.368 475	-1.588 636	0.368 336	-1.571 975	0.368 271	-1.577 447	0.368 378	-1.567 611
	3.70E-04	4.80E-02	2.89E-04	4.29E-02	3.02E-04	3.71E-02	3.02E-04	4.09E-02

비교결과 연산시간도 본래의 도식보다 매우 짧았다.

$L \times (6N)$  차원행렬에 대하여 회귀분석을 진행하는데 걸리는 계산량은 반복회수  $L$  과 합렬근사에서의 항의 개수  $N$  이 클 때 아주 크다.

## 참 고 문 헌

- [1] D. Ding et al.; Comput. Stat., **32**, 1357, 2017.
- [2] E. Gobet et al.; Ann. Appl. Probab., **15**, 3, 2172, 2005.
- [3] M. J. Ruijter et al.; SIAM J. Sci. Comput., **37**, 2, 859, 2015.
- [4] W. Zhao et al.; Discrete Contin. Dyn. Syst. Ser., **12**, 4, 905, 2009.

주체108(2019)년 12월 15일 원고접수

## A Numerical Method for Backward Stochastic Differential Equations Using Fourier Cosine Series Expansion and Regression-based Method

Hwang Ho Jin, Kim Kon Gun

We propose a new numerical scheme for backward stochastic differential equations, using the Fourier cosine series expansion to approximate the conditional expectations together with combining a regression-based method and Picard iteration.

Keywords: backward stochastic differential equation, regression-based method