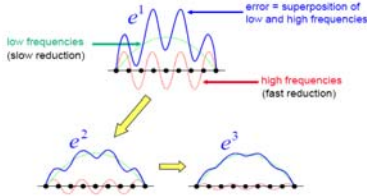


# A Multigrid Method for the Black-Scholes equation

정 다래( [tinayoyoyo@naver.com](mailto:tinayoyoyo@naver.com) ), 김 준석( [junseok\\_kim@yahoo.com](mailto:junseok_kim@yahoo.com) )

## Introduction

기존의 일반적인 반복법(Jacobi, Gauss-Seidel, etc.)은 smoothing 특성을 가지고 있다.



위 그림에서 볼 수 있듯이 High-frequency error를 줄이는데 효과적인 특징을 지니지만 Low-frequency error는 상대적으로 거의 변하지 않는다는 단점을 지니고 있다. 이러한 단점을 보완해갈 수 있는 방법이 바로 Multigrid 방법이다. 이는 효율적으로 error를 줄여가면서 정확한 수치 해를 구할 수 있다.

## The Black-Scholes model

• 두 자산(x,y)에 대한 Black-Scholes 방정식

$$\frac{\partial u}{\partial \tau} = \frac{1}{2}(\sigma_1 x)^2 \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{1}{2}(\sigma_2 y)^2 \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} + \sigma_1 \sigma_2 \rho xy \frac{\partial^2 u}{\partial x \partial y} + rx \frac{\partial u}{\partial x} + ry \frac{\partial u}{\partial y} - ru, \quad \tau = T - t$$

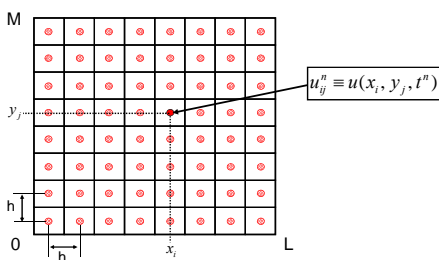
• Linear Boundary condition  
경계에는 다음의 조건을 적용시키자.

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 u}{\partial x^2}(0, y, \tau) &= \frac{\partial^2 u}{\partial x^2}(L, y, \tau) = 0 \\ \frac{\partial^2 u}{\partial y^2}(x, 0, \tau) &= \frac{\partial^2 u}{\partial y^2}(x, M, \tau) = 0 \\ \forall \tau \in [0, T], \quad \text{for } 0 \leq x \leq L, 0 \leq y \leq M. \end{aligned}$$

## Discretization

수치 해는 다음과 같이 정의하자.

$$\begin{aligned} u_{ij}^n &\equiv u(x_i, y_j, t^n) = u((i-0.5)h, (j-0.5)h, n\Delta t) \\ \text{where } \Omega &= [0, L] \times [0, M], \\ h &= L/N_x = M/N_y, \\ \Delta t &= T/N_t, \\ i &= 1, \dots, N_x \quad \text{and} \quad j = 1, \dots, N_y \end{aligned}$$



Black-Scholes 방정식의 공간미분에 대하여는 중앙 차분법(central difference method)을, 시간미분에는 후방 차분법(implicit difference method)을 이용하자.

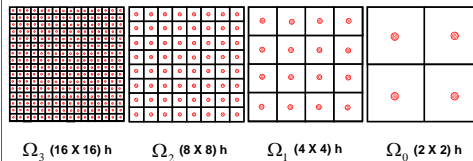
$$\frac{u_{ij}^{n+1} - u_{ij}^n}{\Delta t} = L_{BS} u_{ij}^{n+1},$$

유한차분 연산( $L_{BS}$ )을 다음과 같이 정의하자.

$$\begin{aligned} L_{BS} u_{ij}^{n+1} &= \frac{(\sigma_1 x_i)^2}{2} \frac{u_{i-1,j}^{n+1} - 2u_{ij}^{n+1} + u_{i+1,j}^{n+1}}{h^2} \\ &+ \frac{(\sigma_2 y_j)^2}{2} \frac{u_{i,j-1}^{n+1} - 2u_{ij}^{n+1} + u_{i,j+1}^{n+1}}{h^2} \\ &+ \sigma_1 \sigma_2 \rho x_i y_j \frac{u_{i+1,j+1}^{n+1} - u_{i-1,j+1}^{n+1} - u_{i+1,j-1}^{n+1} - u_{i-1,j-1}^{n+1}}{4h^2} \\ &+ rx_i \frac{u_{i+1,j}^{n+1} - u_{i-1,j}^{n+1}}{2h} + ry_j \frac{u_{i,j+1}^{n+1} - u_{i,j-1}^{n+1}}{2h} - ru_{ij}^{n+1}. \end{aligned}$$

## Multigrid method

가장 fine한 grid 사이즈가 16x16이라고 가정한다면 다음 그림은 v-cycle동안 이용되는 grids이 된다. 오른쪽으로 갈수록 도메인이 그 전보다 coarse하다고 한다.



이제, 위의 2D Black-Scholes 방정식을 다음과 같이 다시 나타내자.

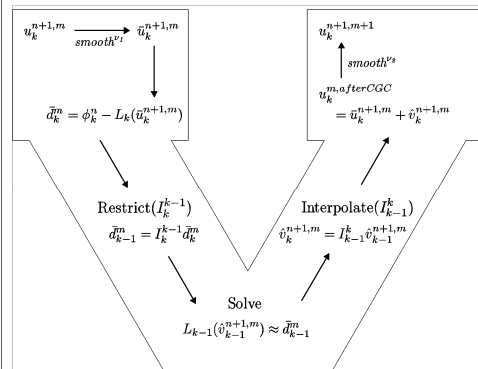
$$L_3(u_{3,ij}^{n+1}) = \phi_{3,ij}^n \quad \text{on } \Omega_3$$

여기서 좌변과 우변은 다음을 나타낸다.

$$L_3(u_{3,ij}^{n+1}) = u_{3,ij}^{n+1} - \Delta t L_{BS3} u_{3,ij}^{n+1}$$

$$\phi_{3,ij}^n = u_{3,ij}^n$$

이제 위의 식을 가지고 Multigrid algorithm을 알아보자. 다음은 이해를 돕기 위해 two grid (k, k-1)에서 Multigrid cycle에 대한 algorithm이다.



## Algorithm 1: The multigrid method.

**Data:** Given  $A_0, \tilde{u}_0, b_0, v_1, v_2$  and  $\gamma$ .  
**Result:** Return  $u_n$  that satisfies  $A_n u_n = b_n$ .

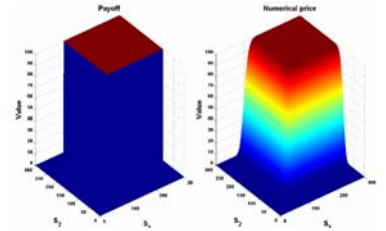
```

Multigrid( $A_0, \tilde{u}_0, b_0, v_1, v_2, \gamma$ )
begin
  if Coarsest Level then
    return  $u_n = \text{Solve}(A_0, b_0)$ ;
  end else
    for  $i = j$  to  $\gamma$  do
       $\tilde{u}_n = \text{Smooth}(A_n, \tilde{u}_n, b_n, v_1)$ ;
       $\Delta b_n = b_n - A_n \tilde{u}_n$ ;
       $\Delta b_{2n} = \text{Restriction}(\Delta b_n)$ ;
      Compute  $A_{2n}$ ;
       $\Delta u_{2n} = \text{Multigrid}(A_{2n}, 0, \Delta b_{2n}, v_1, v_2, \gamma)$ ;
       $\Delta u_n = \text{Prolongation}(\Delta u_{2n})$ ;
       $\tilde{u}_n = \tilde{u}_n + \Delta u_n$ ;
       $u_n = \text{Smooth}(A_n, \tilde{u}_n, b_n, v_2)$ ;
    end
    return  $u_n = \tilde{u}_n$ ;
  end
end
    
```

## Computational results

Multigrid의 수렴성 test를 위해 2D Black-Scholes 방정식에 다음의 cash or nothing option의 payoff를 initial condition으로 적용하자.

$$u(x, y, 0) = \begin{cases} F & \text{if } x \geq K_1 \text{ and } y \geq K_2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$



### 1. Convergence test

다음의 parameter

$$\begin{aligned} \Omega &= [0, 300] \times [0, 300] \\ K &= 100 \quad X_1 = X_2 = 100 \quad T = 0.1 \\ r &= 0.03 \quad \sigma_1 = \sigma_2 = 0.5 \quad \rho = 0.5 \end{aligned}$$

를 적용하여 각 mesh마다 error의 L2 norm을 구해본 결과이다.

Solution grid	$\ e\ _2$	Rate
32 X 32	<b>0.028161</b>	
64 X 64	<b>0.014562</b>	<b>0.95</b>
128 X 128	<b>0.006928</b>	<b>1.07</b>
256 X 256	<b>0.003572</b>	<b>0.96</b>

Error는 Mesh가 fine해 질수록 작아지며 이 scheme이 first order accurate하다.

### 2. Multigrid performance

Solution grid	Ave. no. of iteration per time step	CPU (s)
32 X 32	<b>1.00</b>	<b>0.156</b>
64 X 64	<b>1.00</b>	<b>0.641</b>
128 X 128	<b>2.00</b>	<b>4.922</b>
256 X 256	<b>2.24</b>	<b>21.922</b>

MG method는 mesh가 더 fine해 질수록 각각의 time step당 convergence에 대한 Multigrid iteration의 수가 조금 증가하였지만 이것은 거의 grid independent 하다고 할 수 있다.