

La méthode Monte-Carlo

DeriveXperts

19 mai 2011

1 Introduction

- Définition Générale
- Génération de nombre aléatoires
- Domaines d'application

2 Implémentation théorique en Finance

- Cadre d'application
- Méthodologie générale
- Remarques
- Utilisation pratique

Outline

1 Introduction

- Définition Générale
- Génération de nombre aléatoires
- Domaines d'application

2 Implémentation théorique en Finance

- Cadre d'application
- Méthodologie générale
- Remarques
- Utilisation pratique

Définition

Pas de définition exacte de la méthode Monte-Carlo, seulement un plan général (Wikipédia) :

- 1 Définir un domaine de résultats possibles,
- 2 Générer aléatoirement un certain nombre de résultats en suivant une loi de probabilité,
- 3 Faire un calcul à partir des résultats aléatoires,
- 4 Aggréger les résultats.

Exemple

Calcul du nombre π .

- Dessiner un carré (domaine de résultats),
- Disposer uniformément des objets identiques (grains de riz) sur le carré,
- Compter le nombre d'objets dans le cercle et dans le carré,
- Le ratio des deux décomptes est égal à $\pi/4$, multiplier par 4.

Génération de nombre aléatoires

Deux choix possibles :

- Utilisation de véritables nombres aléatoires → très complexe,
- utilisation de suites de nombres pseudo-aléatoires

Les nombres pseudo-aléatoires

Définition

Une suite de nombres pseudo-aléatoires est suite de nombres qui a l'air aléatoire mais qui ne l'est pas. C'est à dire :

- *à partir d'un indice donné dans la suite, la même séquence se répète toujours,*
- *les séquences de nombres pseudo-aléatoires suivent certaines propriétés statistiques des nombres aléatoires.*

Exemple : nombre pseudo-aléatoires uniformes - Algorithme de Mersenne-Twister.

Domaines d'application

- Biologie,
- Statistiques,
- Telecoms,
- Finance,
- ...

Outline

1 Introduction

- Définition Générale
- Génération de nombre aléatoires
- Domaines d'application

2 Implémentation théorique en Finance

- Cadre d'application
- Méthodologie générale
- Remarques
- Utilisation pratique

Valorisation d'un flux financier

Définition

Soient S_t^i , ($1 \leq i \leq I$) I processus aléatoires (prix d'actions, ...).
Sous une certaine probabilité dite "probabilité risque-neutre" \mathbb{Q} , un flux financier Π_t a une valeur en $t = 0$ égale à :

$$V_0 = \mathbb{E}^{\mathbb{Q}}[DF(0, t) \times \Pi_t]$$

où $DF(0, t)$ est le facteur d'actualisation entre 0 et t .

Valorisation d'un produit dérivé de produits dérivés

Définition

Soient S_t^i , ($1 \leq i \leq I$) I processus aléatoires. Si on définit un produit dérivé comme la somme de J flux financiers Π_j à des instants t_j , pour $1 \leq j \leq J$, alors le produit dérivé a une valeur en $t = 0$ égale à :

$$P_0 = \sum_{j=1}^J \mathbb{E}^{\mathbb{Q}}[DF(0, t_j) \times \Pi_j]$$

où $DF(0, t_j)$ est le facteur d'actualisation entre 0 et t_j .

Définitions

- S_t^i , ($1 \leq i \leq I$) sont I processus aléatoires.
- Il est possible de simuler conjointement les I processus.
- $P_0(\Pi_1, \Pi_2, \dots, \Pi_J)$ est le prix en 0 du produit dérivé égal à la somme des flux P_j aux dates t_j , pour $1 \leq j \leq J$.
- t_c , pour $1 \leq c \leq C$, sont les dates de constatations nécessaires au calcul des flux (Exemple : call asiatique).

Algorithme - Etape 1

K simulations. Pour chaque simulation :

- Simulation jointe des I processus aléatoires,
- à toutes les dates de constatations t_c .

La k -ième simulation de S^i à la date t_c est $S_{t_c}^i(k)$

Algorithme - Etape 2

Pour chaque simulation k :

- calcul de chaque flux aux dates t_j ,
- calcul de chaque facteur d'actualisation aux dates t_j de paiement des flux.

la valeur du j -ième flux pour la k -ième simulation s'écrit $\Pi_j^{(k)}$, la valeur du j -ième facteur d'actualisation pour la k -ième simulation s'écrit $DF^{(k)}(0, t_j)$.

Algorithme - Etape 3

Calcul du prix du dérivé :

- Pour chaque simulation k , prix

$$P_0^{(k)}(\Pi_1^{(k)}, \dots, \Pi_J^{(k)}) = \sum_{i=1}^J \mathbb{E}^{\mathbb{Q}}[DF^{(k)}(0, t_j) \times \Pi_j^{(k)}],$$

- Moyenne sur toutes les simulations :

$$\hat{P}_0 = \sum_{k=1}^K P_0^{(k)}(\Pi_1^{(k)}, \dots, \Pi_J^{(k)})$$

\hat{P}_0 est une approximation de la valeur de P_0 .

Remarques

- Méthodologie très générale,
- Plus le nombre de simus est important, plus la précision est grande (Possibilité d'intervalle de confiance),
- Dès que le nombre de sous-jacents est important → utilisation de Monte-Carlo.

Utilisation Pratique

Call Worst-off ATM sur la pire performance, de maturité t , en EUR, sur 5 sous-jacents en EUR suivant un modèle Black-Scholes.

- Diffusion de S^i sous la probabilité risque-neutre :

$$dS_t^i = rS_t^i dt + \sigma^i S_t^i dW_t^i$$

r : le taux sans risque EUR, σ^i : volatilité, W_t^i : mouvement brownien (loi normale centrée de variance t).

- matrice de corrélation des browniens :

$$M = \begin{pmatrix} 1 & \rho_{1,2} & \rho_{1,3} & \rho_{1,4} & \rho_{1,5} \\ \rho_{2,1} & 1 & \rho_{2,3} & \rho_{2,4} & \rho_{2,5} \\ \rho_{3,1} & \rho_{3,2} & 1 & \rho_{3,4} & \rho_{3,5} \\ \rho_{4,1} & \rho_{4,2} & \rho_{4,3} & 1 & \rho_{4,5} \\ \rho_{5,1} & \rho_{5,2} & \rho_{5,3} & \rho_{5,4} & 1 \end{pmatrix}$$

Implémentation - Etape 1 - Simulation des browniens

Pour chaque simulation k ,

- 1 Simulation de 5 variables uniformes indépendantes (algorithme Mersenne-Twister par exemple) u_1, \dots, u_5
indépendantes de la simulation précédente,
- 2 Transformation des v.a. uniformes en v.a. normales centrées de variance t :
 - 1 si $x \rightarrow \mathbb{P}[S > x]$: probabilité de distribution d'une v.a. S normale centrée de variance 1,
 - 2 $\implies (N_1, \dots, N_5) = (\mathbb{P}^{-1}[u_1], \dots, \mathbb{P}^{-1}[u_5])$ sont 5 v.a. normales centrées de variance 1 indépendantes,
 - 3 $\implies (V_t^1, \dots, V_t^5) = (\sqrt{t} \times N_1, \dots, \sqrt{t} \times N_5)$ sont 5 v.a. normales centrées de variance t indépendantes.

(V_t^1, \dots, V_t^5) sont donc 5 browniens indépendants.

Implémentation - Etape 2 - Corrélation des browniens

pour chaque simulation k , (V_t^1, \dots, V_t^5) 5 browniens indépendants :

- 1 Calcul de la matrice L telle que $M = L \times L^t$ (L^t est la transposée de L) par algorithme de Cholesky.

- 2 $W = \begin{pmatrix} W_t^1 \\ W_t^2 \\ W_t^3 \\ W_t^4 \\ W_t^5 \end{pmatrix} = L \begin{pmatrix} V_t^1 \\ V_t^2 \\ V_t^3 \\ V_t^4 \\ V_t^5 \end{pmatrix}$ est alors le vecteur de browniens corrélés dont nous avons besoin.

Implémentation - Etape 3 - Calcul du flux

pour chaque simulation k , (W_t^1, \dots, W_t^5) 5 browniens corrélés comme souhaités :

- 1 Calcul de $S_t^i = S_0^i e^{(r - (\sigma^i)^2/2) \times t + \sigma_t^i W_t^i}$,
- 2 Calcul de la pire performance
 $WorstPerf = \min_{1 \leq i \leq 5} (S_t^i / S_0^i - 1)$
- 3 Calcul du flux $\Pi_t = \max(0, WorstPerf)$
- 4 Calcul du facteur d'actualisation $DF(0, t) = e^{-rt}$

Implémentation - Etape 4 - Calcul du prix

Le prix du Worst-off call est donné par :

$$\hat{P}_0 = \sum_{k=1}^K e^{-rt} \times P_{i_t}^{(k)}$$

Cocktail

Champagne !