

## Le théorème de Cholesky et les vecteurs gaussiens

### La décomposition d'une matrice symétrique définie positive

Soit  $\Gamma$  une matrice symétrique définie positive. D'après théorème de Choleski, il existe une unique matrice triangulaire  $A$  à diagonale positive telle que  $\Gamma = A^t A$ . On appelle  $A$  la « racine carrée de  $\Gamma$  » et on note (par convention)  $A = \sqrt{\Gamma}$ . On désigne également  $A$  sous le terme de « décomposée de Cholesky de  $\Gamma$  ».

De manière pratique, il existe un mécanisme simple de construction explicite de  $A$  qui comporte 2 étapes :

- Etape 1 : Construction de la première colonne.

On pose  $\Sigma_{1,1} = \sqrt{\Gamma_{1,1}}$  puis  $\forall i=2, \dots, d, \Sigma_{i,1} = \frac{\Gamma_{i,1}}{\Sigma_{1,1}}$ .

- Etape 2 : Construction par récurrence des colonnes  $j \in \{2, \dots, d\}$ . on pose :

$$\forall i=1, \dots, j-1, \Sigma_{i,j} = 0$$

$$\Sigma_{j,j} = \left( \Gamma_{j,j} - \sum_{k=1}^{j-1} \Sigma_{j,k}^2 \right)^{1/2} \quad \forall i=j+1 \dots d, \Sigma_{i,j} = \frac{\Gamma_{i,j} - \sum_{k=1}^{j-1} \Sigma_{j,k} \Sigma_{i,k}}{\Sigma_{j,j}}$$

### Application aux vecteurs gaussiens

En particulier, si on se donne  $\Gamma$  une matrice symétrique, définie positive, et si  $X \sim N(0, \text{Id}_d)$  suit une loi gaussienne centrée  $d$ -dimensionnelle, on dispose d'une construction explicite d'une variable aléatoire de loi  $N(m, \Gamma)$ .

En effet, il existe une (unique) matrice  $A$  triangulaire inférieure à diagonale positive telle que  $\Gamma = A^t A$  : si on pose  $Y = m + AX$ , alors il découle de ce qui précède que  $Y \sim N(m, \Gamma)$ .

#### Démonstration :

Posons  $Y = m + AX$

On a trivialement  $E(Y) = E(m + AX) = m + A \underbrace{E(X)}_{=0} = m$

Par ailleurs,  $\Gamma_Y = E((Y - E(Y))(Y - E(Y))^t) = E(AX^t(AX))$ .

Or,  $AX^t(AX) = AX^t X^t A$  et  $E(AX^t(AX)) = A E(X^t X)^t A = A^t A = \Gamma$ , donc  $\Gamma_Y = \Gamma$ .

Enfin, toute combinaison linéaire des composantes de  $Y$  est combinaison linéaire des composantes de  $X$  qui sont des lois gaussiennes indépendantes, donc  $Y$  suit une loi gaussienne. On a donc bien  $Y \sim N(m, \Gamma)$ .

## Utilisation en finance

Supposons que le titre  $i$  soit convenablement décrit par la dynamique suivante :

$$\frac{dS_t}{S_t} = (\mu_i - q_i)dt + \sigma_i dB_t^i$$

Faisons l'hypothèse réaliste que le cours du titre  $i$  est corrélé avec l'évolution du marché action dans son ensemble, ce que l'on écrira formellement :

$$dB^1 * d\tilde{B}^a = \rho_i dt$$

où  $\tilde{B}^a$  est un mouvement brownien qui régit l'évolution du marché actions. Alors il existe un mouvement brownien  $B^i$ , indépendant de  $\tilde{B}^a$  tel que :

$$\frac{dS_t}{S_t} = (\mu_i - q_i)dt + \sigma_i \rho_i d\tilde{B}_t^a + \sigma_i \sqrt{1 - \rho_i^2} dB_t^i$$

Pour démontrer ce résultat, on remarque que si :

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix}$$

alors la décomposition de Choleski de s'écrit :

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & 0 \\ c & b \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} a & .c \\ 0 & b \end{bmatrix}$$

ce qui conduit aux équations :

$$a^2 = \sigma_1^2, ac = \rho\sigma_1\sigma_2 \text{ et } c^2 + b^2 = \sigma_2^2$$

La résultat découle alors du fait que pour décrire un mouvement brownien, il suffit de décrire les lois conjointes des marginales finies (théorème de Kolmogorov).