GPU平行運算與財務工程實作班

Heston模型應用於結構商品之開發設計

昀騰金融科技

技術長

董夢雲 博士

dongmy@ms5.hinet.net

Part I Heston 模型與結構商品設計開發(15hrs)

一、Heston 模型介紹 案例一

二、蒙地卡羅模擬法 案例二

三、CPU 多線程的實作 案例三

四、結構商品的實例 案例四

五、結構商品的程式實作 案例五

Part II GPU 架構下的結構商品開發(15hrs)

六、GPU與CUDA介紹 案例六

七、C#與 CUDA 的整合開發 案例七

八、CUDA 的變量與記憶體管理 案例八

九、CUDA 下的模擬與 cuRand 程式庫 案例九

十、GPU 版的結構商品模擬 案例十

Part I Heston 模型與結構商品

設計開發

主題二 蒙地卡羅模擬法

- 一、古典資產模型的模擬
- 二、亂數的產生
- 三、相關性的處理
- 四、Heston 模型的模擬
- 五、實作案例二

一、古典資產模型

- (一)Black-Scholes 對資產行為的假設
- ◆ Black-Scholes 模型之下股票價格變化的程序
 - ▶ 金融資產價格的假設是它遵行著所謂的擴散程序(diffusion process)

$$\frac{dS}{S} = \mu \cdot dt + \sigma \cdot dZ$$

- $\checkmark \frac{dS}{S} = \frac{S_{t+dt} S_t}{S_t} = \pm \frac{1}{2} \approx \frac{1}$
- ✓ dt = 單位時間,
- ✓ µ=單位時間內預期金融資產的報酬率,
- ✓ σ=單位時間內預期金融資產的標準差。
- ◆ Z = 隨機變數,為平均數為零,變異數為 t 之常態分配, $Z \sim \Phi(0,t)$ 。
 - ► Z稱之為韋恩程序。
 - ightharpoonup dZ = 單位時間內, Z 的變動量,為一期望值為零,變異數為<math>dt 之常態分配, $dZ \sim \Phi(0,dt)$ 。

(二)資產價格路徑的模擬

- ▶ 現代財務模型大都以連續交易作為分析的架構,亦即,交易是連續進行,兩次交易間的時間 間隔為無限小,因此稱之為連續時間財務。
 - 當我們要進行模擬時,必須將之離散化。
 - ▶ 在實際進行模擬時,只能以有限的步數,模擬期末資產可能的價格。
 - ▶ 每次模擬的時間跨距(Time Interval)是有限的,而非無限小。
- ◆ 這種以有限間隔的模擬實作,取代模型中間隔無限小的假設,稱之為離散化(Discretization)。
 - ▶ 實務最常使用的是尤拉法(Euler Schemes)。
 - ▶ 另外尚有兩個較為精細的方法,分別是 Milstein Schemes 與二階法(Second-Order Method),
 - ✓ 由於效率上的考量,實務上使用的機會不大。

(三)尤拉法

◆ 以傳統的 Black-Scholes 模型為例,

$$dS = r \bullet S \bullet dt + \sigma \bullet S \bullet dZ \tag{1.1}$$

▶ 最簡單的離散化為尤拉法的離散化,

$$\Delta S = r \bullet S \bullet \Delta t + \sigma \bullet S \bullet \Delta Z$$

$$t_2=t_1+\Delta t$$
 , $Z_2=Z_{t_2}$, $Z_2=Z_1+\Delta Z$, $S_2=S_{t_2}$, $S_2=S_1+\Delta S$

▶ 因此,可得下面的迭代模擬方程式。

$$S_2 - S_1 = r \bullet S_1 \bullet (t_2 - t_1) + \sigma \bullet S_1 \bullet (Z_2 - Z_1)$$
 (1.2)

◆ (1.1)式可以改寫如下,

$$\frac{dS}{S} = r \bullet dt + \sigma \bullet dZ \tag{1.3}$$

▶ (1.3)式的隨機微分方程式,在給定期初資產價格 So下,可以求得期末價格 ST的移轉方程式如下,

$$S_T = S_0 \exp\left(\left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right) \bullet T + \sigma\sqrt{T} \bullet \varepsilon\right). \tag{1.4}$$

 $\varepsilon \sim N(0,1)$

▶ 由於,(1.4)式是公式解,因此不論時間跨距長短,都可以直接用來模擬期末價格。

◆ (1.1)式的差分方程式,在給定期初資產價格 S₁下,可以求得期末價格 S₂的移轉方程式如下,

$$S_2 = S_1 \exp\left(\left(r - \frac{1}{2}\sigma^2\right) \bullet \Delta t + \sigma\sqrt{\Delta t} \bullet \varepsilon\right)$$
 (1.5)

- ▶ 通常,我們以一天走一步的方式來進行模擬。
- ▶ 到期時間為一年,則一條模擬的路徑要走 365 步。
- ▶ 十萬條的路徑應該是可以接受的模擬量。

二、亂數的產生

- 程式中,需要亂數時,通常可以由內建程式庫中取得亂數。
 - ▶ 這類亂數可稱之為假亂數(Pseudo-Random Number)。
 - ✓ 這是因為我們是採用確定的方法(Deterministic Method)去模仿產生亂數,
 - ✓ 本質上他們並不是真正的亂數,只是刻意地使其看起來像是亂數而已。
 - ✓ 他們具備了一些亂數該有的性質。
 - ➤ 另一類在程式設計中可充當亂數來源的是所謂的準亂數(Quasi-Random Number),
 - ✓ 這類亂數在本質上就不是以模仿亂數的方式去產生,
 - ✓ 他們是以數論的理論去產生均勻分佈的數列(Low-discrepancy Sequence),

- ◆ 事實上,如果要產生"真正"的亂數,那還是要求助於大自然,
 - ▶ 原子核衰變過程中,放射出來的粒子的方位,便是一個天然的亂數源。
 - ✓ 網路上有網站提供(氪 85)產生的數列,這是一個有趣的網站。http://www.fourmilab.ch/hotbits/
 - ➤ Toshiba 使用半導體上的熱騷動(Thermal Noise),以 PCI 板方式販售 Random Master。
 - ✓ 可相容用於 PC 與超級電腦。
 - ✓ 使用磁碟機轉動產生的空氣亂流(Air Turbulence)。

(一)亂數產生邏輯

◆ 電腦使用的假亂數通常是以迭代的方式去產生,我們可以表示如下,

$$x_{i+1} = f(x_i)$$
, $x_0 = seed$ (2.1)

- ▶ 此假亂數都是以均等分配亂數的方式產生的。
- ▶ 由於電腦的離散性質,上式中的數值 Xi 原則上都是整數,而起始值 Xo 由外生給定。
- ▶ 我們可以 1234 為起始種子,初始化亂數物件。

◆ 以 C#的亂數物件為例,

- ▶ 當我們呼叫 Next()方法,產生的亂數,是介於 0 與 maxValue 之間的整數。
- ▶ maxValue 是 32 位元整數的最大值,2,147,483,647,以十六進位表示為 7FFFFFFF。
- ▶ 將此產生的亂數除以 maxValue 便可產生範圍介於[0, 1]的均等亂數。成為我們產生其他亂數的來源。

◆ 實務上,線性同餘法是最為常見的亂數產生器,其迭代的公式如下,

 $x_{i+1} = (ax_i + c) \mod m \tag{2.2}$

- ▶ 其中,a, c, m 都是正常數, mod 表取餘數運算。
 - ✓ 在著名的 IBM 360 系統中,常數選擇如下,
 - \checkmark $a = 7^5 = 16807, c = 0, m = 2^{31} 1 = 2147483674$
- ▶ 讀者可以根據(2.2)式自行撰寫自己的產生器。

(二)Mersenne Twister 亂數產生器

- ◆ 一個良好的亂數產生器,應該具備下面三項性質,
 - ▶ 產出的亂數要能均勻分佈,
 - ▶ 亂數數列的週期要夠長,
 - ▶ 產生的速度要夠快。

◆ 均匀分佈

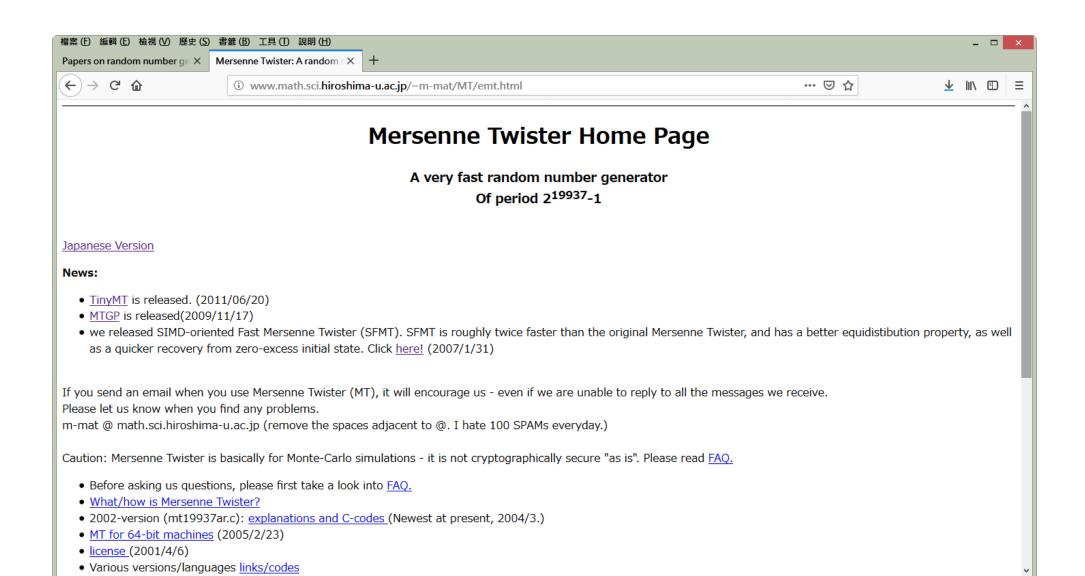
- 理論上的均等分佈亂數,要能均勻的分佈於範圍之內,
 - ✓ 對於一維的亂數,這應該不是太大的問題。
 - ✓ 然而,如果我們要的是 100 維的亂數,則演算法的品質就可能有差異了。
 - ✓ 一些演算法在高維度時,會出現群聚(Clustering)的現象,造成高維空間分佈不均勻的現象。
- ▶ 通過一些統計檢定,我們可以判斷亂數均勻分佈的性質。
 - ✓ 建議有興趣的讀者,可以參考 Knuth Donald 教授的巨著,The Art Of Computer Programming, Vol. 2: Semi-numerical Algorithms, Addison-Wesley, Reading, MA, 2nd Ed, 1981。
 - ✓ 計算機程序設計的藝術,第2卷半數值算法,蘇運霖,國防工業出版社,2002。

◆ 長週期

- ▶ 由(2.1)的迭代式可知,亂數的產生是一個有序的過程,最終將會回到源頭,自我重複。
 - ✓ 然而,重點是多久後會自我重複,也就是亂數的週期有多長。
- ▶ 在現代的商品模擬計算中,抽取上億個亂數是相當常見的。
 - ✓ 如果亂數週期不能達到十億以上的數量級,則模擬的品質自也堪慮。

◆ 速度快

- ▶ 由於抽取上億個亂數是相當常見的,如果演算法的計算效率不高,則實用價值也就不大。
 - ✔ 通常為求加速,可以考慮盡可能使用位元運算的方式,來完成演算法。
 - ✓ 有時使用組合語言來撰寫程式碼,以求性能的要求。

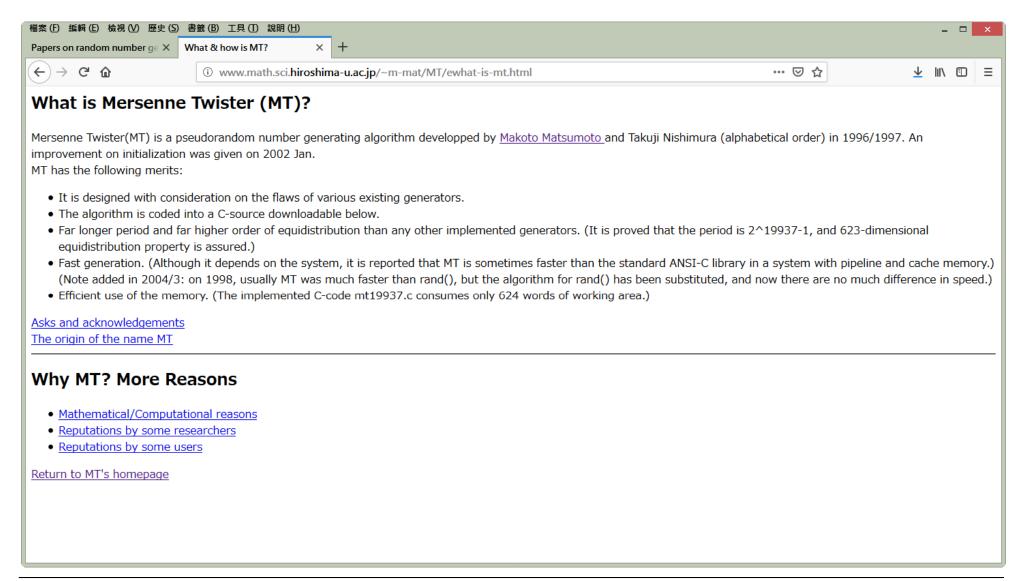


- ◆ 實務上, 一個在過去 20 年頗受歡迎的演算法, 已逐漸為各個主要數值程式庫所採用。
 - ▶ 日本學者 Makoto Matsumoto(松本真)與 Takuji Nishimura(西村拓士)於 1997 年發表的 Mersenne Twister (MT)亂數產生器。
 - ✓ MT 已實作於 SPSS 與 SAS 軟體中,被認為是較可信賴的產生器。
 - ✓ Boost C++ Library, GNU Scientific Library, NAG Numerical Library, Matlab, GAUSS, Python 與其他軟體都已實作 MT。
- ◆ 一般使用的 MT 亂數產生器產生 32 位元的整數數列,它具有下面的優點。
 - ▶ 首先,它具有非常長的周期,2¹⁹⁹³⁷-1,足以滿足一般的使用。
 - ✓ 這也是我們通常稱其為 MT19937 的原因,一般早期的亂數產生器週期多為 2^{32} 。
 - ▶ 其次,MT可以達到 623 維的均勻亂數分佈。
 - ▶ 第三,MT 通過許多隨機性的統計測試。

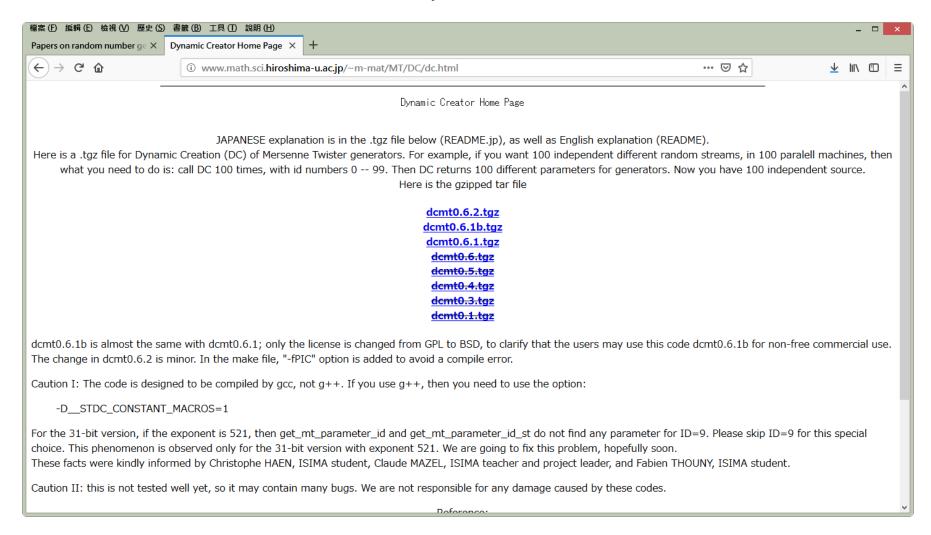
- ◆ MT 的一些缺點,
 - ▶ 首先,演算法中有很大的狀態空間,其狀態變數位元數很長,造成 CPU 快取負荷很大。
 - ▶ 其次,MT的計算速率不高,除非使用平行運算版本 SFMT。
 - ▶ 第三,MT並沒有通過最嚴格的隨機性統計測試,TestU01。
- ◆ MT 已有多個語言的實作版本,下面這個 C#版本是由 Mitil Ooyama 所改寫,網址為

<u>http://www.math.sci.hiroshima-u.ac.jp/~m-mat/MT/VERSIONS/C-LANG/mt19937ar.cs</u> •

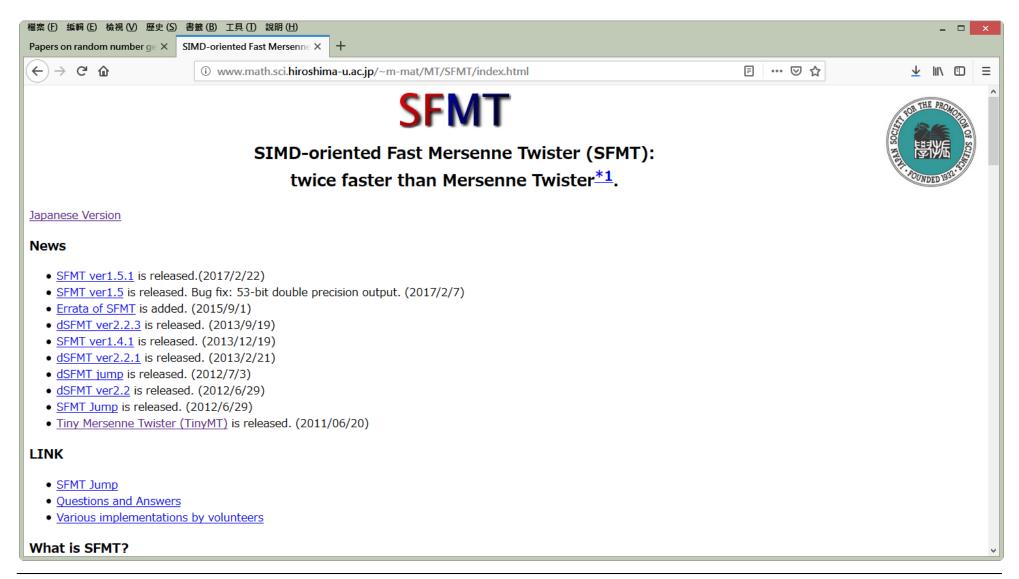
◆ MT19937 Main Page ∘



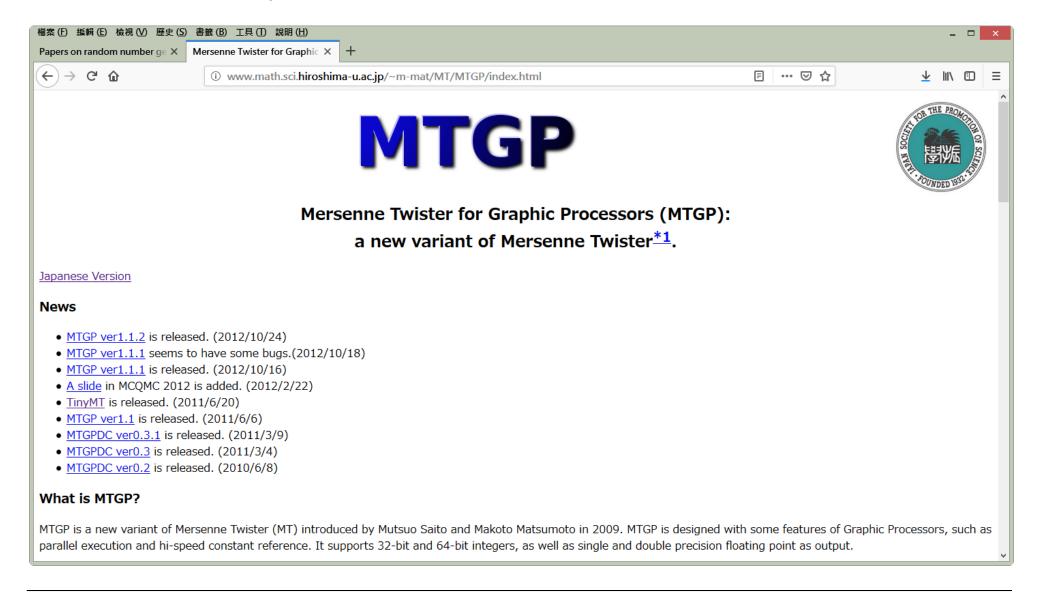
MT19937 有多個進階改良版, DCMT: Dynamic Create MT



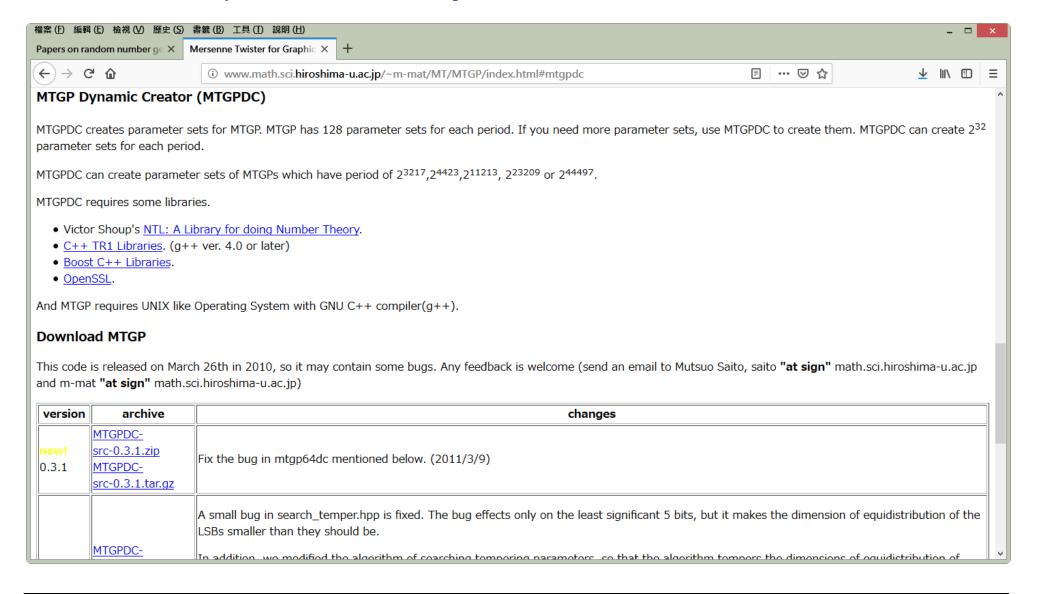
◆ SFMT : SIMD-Fast MT



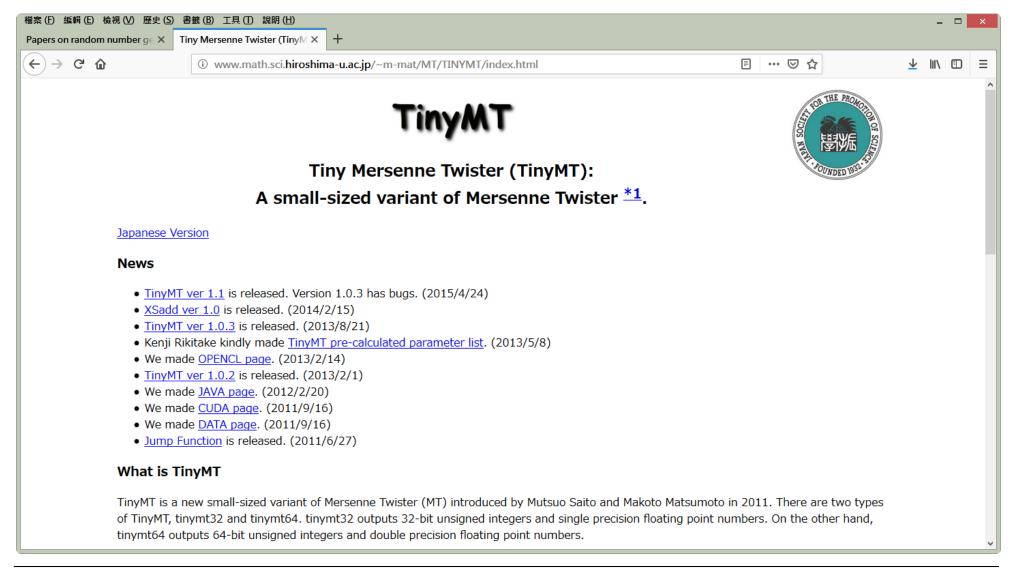
◆ MTGP : MT for Graphic Processor



➤ MTGPDC : Dynamic Create MT for Graphic Processor



◆ TinyMT : Tiny(Small Size) MT



(三)Quasi-Random Number

- ◆ 準亂數又稱之為低差異數列(Low-discrepancy Sequence, LDS),
 - ▶ 此數列中的點,落於特定區域 B 的比率,與該區域 B 的空間測度成正比。
 - ▶ 空間測度可以有不同的定義,
 - ✓ 但在一維空間中,常用測度為距離;
 - ✓ 在二維空間中,常用測度為面積;
 - ✓ 在三維空間中,常用測度為體積。
 - ▶ 此一性質也可見於均勻分佈數列之中。
 - ▶ 產生 LDS 的方法有很多種,下面舉兩種方式為例說明之。

◆ Halton 數列

對任意 k≥1,可以用唯一的方式,如下表示之,

$$k = a_0 + a_1 m + a_2 m^2 + ... + a_r m^r$$

- ✓ 其中, a_i 為整數, $a_i \in [0, m-1]$ 。
- ✓ r 滿足下面條件, $m^r \le k < m^{r+1}$ 。
- ▶ 定義 Radical Inverse Function in Base m 如下,

$$\phi_m(k) \equiv a_0 m^{-1} + a_1 m^{-2} + a_2 m^{-3} + ... + a_r m^{-(r+1)}$$

- ✓ 上式為一個介於[0,1)的有理數,藉由將 k 反射,以 m 為基底之分數而產生之。
- ▶ 我們可以如下定義一個 d 維之 Halton Points,

$$z_k \equiv (\phi_{p1}(k), \phi_{p2}(k), ..., \phi_{pd}(k)), k \ge 1$$

✓ 其中, p₁, p₂,..., p_d 為前 d 個質數。

◆ Halton 範例

▶ 以 2,3,5,7 為質數之四維 Halton 數列,第 37 個點由下產生,

Base	n=37 ₁₀		
2	1001012	0.101001_2	=0.640625
3	1101 ₃	0.1011 ₃	=0.382716
5	122 ₅	0.221 ₅	=0.488000
7	527	0.257	=0.387755

◆ Sobol 數列

- ▶ 首先,針對每一維度,需要一組方向數(direction number) v_i與一個質數多項式。
 - ✓ 令 V_i 為二元分數,可表示為

$$v_i = \frac{m_i}{2^i}, \quad i = 1, 2, ..., \text{MAXBIT}$$

✓ 選擇正確的起始 V_i 是非常重要的。對 m_i 的正式要求只有 mi 為奇數,且

$$0 < m_i < 2^i, i < MAXBIT \sim 30$$

- ✓ 在 Sobol 產生器中 MAXBIT = 30。
- ▶ 每一維度需要一個質數多項式如下,

$$P \equiv x^{q} + a_{1}x^{q-1} + ... + a_{1}x^{q-1} + 1, \quad a_{i} \in \{0,1\}$$

- ▶ 對每一多項式,需要 Q 個起始方向數 Vi。
 - ✓ 一但起始方向數 Vi 選好後, Vi 可由下是遞迴產生。

$$v_{i} = a_{1}v_{i-1} \oplus a_{2}v_{i-2} \oplus ... \oplus a_{q-1}v_{i-q+1} \oplus v_{i-q} \oplus \left[\frac{v_{i-q}}{2^{q}}\right], \quad i > q$$

✓ 其中, ⊕為位元 XOR 運算,上式亦可表示為

$$m_i = 2a_1m_{i-1} \oplus 2^2a_2m_{i-2} \oplus ... \oplus 2^{q-1}a_{q-1}m_{i-q+1} \oplus 2^qm_{i-q} \oplus m_{i-q} \circ$$

▶ 在求得所有的 vi 後,可由下式產生 Sobol 數列,

$$x^{n+1} = x^n \oplus v_c, \quad x^0 = 0$$

✓ c為n以二元表示下,最右方0位元的位置。

◆ Sobol 範例

▶ 以下面質數多項式產生第四維之 Sobol 數列,

$$P(x) = x^3 + x^2 + 1$$
, $q = 3, a_1 = 1, a_2 = 0$

▶ 前三個方向數如下表

i	1	2	3
mi	1	1	5
v _i (Binary)	0.1	0.01	0.101

▶ 可得

$$m_i = 2m_{i-1} \oplus 8m_{i-3} \oplus m_{i-3}$$

$$m_4 = 2m_3 \oplus 8m_1 \oplus m_1 = 10 \oplus 8 \oplus 1 = 1010 \oplus 1000 \oplus 0001 = 0011_2 = 3_{10}$$

$$m_5 = 2m_4 \oplus 8m_2 \oplus m_2 = 6 \oplus 8 \oplus 1 = 0110 \oplus 1000 \oplus 0001 = 1111_2 = 15_{10}$$

$$m_6 = 2m_5 \oplus 8m_3 \oplus m_3 = 30 \oplus 40 \oplus 5 = 11110 \oplus 101000 \oplus 101 = 110011_2 = 51_{10}$$

▶ 可得

i	4	5	6
m_i	3	15	51
v _i (Binary)	0.0011	0.01111	0.110011

▶ 可得

$$x^{0} = 0$$
, $n = 0_{2}$, $c = 1$
 $x^{1} = x^{0} \oplus v_{1} = 0.0 \oplus 0.1 = 0.1_{2} = 0.5$,
 $n = 01_{2}$, $c = 2$
 $x^{2} = x^{1} \oplus v_{2} = 0.1 \oplus 0.01 = 0.11_{2} = 0.75$,
 $n = 10_{2}$, $c = 1$
 $x^{3} = x^{2} \oplus v_{1} = 0.11 \oplus 0.1 = 0.01_{2} = 0.25$,
 $n = 11_{2}$, $c = 3$
 $x^{4} = x^{3} \oplus v_{3} = 0.01 \oplus 0.011 = 0.111_{2} = 0.875$,
 $n = 100_{2}$, $c = 1$
 $x^{5} = 0.375$
 $x^{6} = 0.125$
 $x^{7} = 0.625$

- ◆ 實務上,LDS 數列的主要缺點,
 - ▶ 在高維度時會發生群聚的現象,使的亂數分佈產生不均勻的結果。
 - ▶ 相對 Halton 數列,Sobol 數列的品質較佳。
 - ✓ 至256維皆可均匀分布。

(四)常態分配亂數的產生

Proposition

Let U be a uniform (0,1) random variable. For any continuous distribution function F, the random variable X defined by

$$X = F^{-1}(U)$$

Has distribution F. $[F^{-1}(u)]$ is defined to be the value of x such that F(x)=u.

Proof

Let F_X denote the distribution function of $X=F^1(U)$. Then

$$F_X(x) = P\{X \le x\} = P\{F^{-1}(U) \le x\}$$

Since F(x) is a monotone increasing function.

$$F_{Y}(x) = P\{F(F^{-1}(U)) \le F(x)\} = P\{U \le F(x)\} = F(x)$$

Since $F(F^{-1}(U)) = U$.

$$F_X(x) = P\{U \le F(x)\}$$

Since U is a uniform (0, 1).

$$F_X(x) = P\{U \le F(x)\} = F(x)$$

◆ 常態分配 CDF 的反函數,N⁻¹(),可以多項式來近似,前面講義有提 Glasserman 的近似多項式。

```
Input: u between 0 and 1

Output: x, approximation to \Phi^{-1}(u).

y \leftarrow u - 0.5

if |y| < 0.42

r \leftarrow y * y

x \leftarrow y * (((a_3 * r + a_2) * r + a_1) * r + a_0)/

((((b_3 * r + b_2) * r + b_1) * r + b_0) * r + 1)

else

r \leftarrow u;

if (y > 0) \ r \leftarrow 1 - u

r \leftarrow \log(-\log(r))

x \leftarrow c_0 + r * (c_1 + r * (c_2 + r * (c_3 + r * (c_4 +

r * (c_5 + r * (c_6 + r * (c_7 + r * c_8)))))))

if (y < 0) \ x \leftarrow -x

return x
```

```
2.50662823884
                                     -8.47351093090
                            b_0 =
a_0 =
                            b_1 =
                                   23.08336743743
        -18.61500062529
a_1 =
         41.39119773534
                            b_2 =
                                    -21.06224101826
a_2 =
        -25.44106049637
                            b_3 =
                                      3.13082909833
a_3 =
c_0 = 0.3374754822726147
                            c_5 = 0.0003951896511919
c_1 = 0.9761690190917186
                            c_6 = 0.0000321767881768
c_2 = 0.1607979714918209
                            c_7 = 0.0000002888167364
c_3 = 0.0276438810333863
                            c_8 = 0.0000003960315187
c_4 = 0.0038405729373609
```

◆ DFinMath 程式庫中有實作程式碼,請參考之。

```
36
              public static double N Inv(double x)
37
38
                  //const double SQRT TWO PI = 2.506628274631;
39
                  const double e_1 = -39.6968302866538;
                                                              const double e_2 = 220.946098424521;
40
                  const double e_3 = -275.928510446969;
                                                              const double e_4 = 138.357751867269;
41
                  const double e_5 = -30.6647980661472;
                                                              const double e_6 = 2.50662827745924;
42
43
                  const double f 1 = -54.4760987982241;
                                                              const double f 2 = 161.585836858041;
44
                  const double f_3 = -155.698979859887;
                                                              const double f_4 = 66.8013118877197;
45
                  const double f 5 = -13.2806815528857;
46
                  const double g_1 = -0.00778489400243029;
47
                                                              const double g 2 = -0.322396458041136;
48
                                                              const double g_4 = -2.54973253934373;
                  const double g_3 = -2.40075827716184;
49
                  const double g 5 = 4.37466414146497;
                                                              const double g 6 = 2.93816398269878;
50
51
                  const double h 1 = 0.00778469570904146;
                                                              const double h 2 = 0.32246712907004;
52
                  const double h_3 = 2.445134137143;
                                                              const double h_4 = 3.75440866190742;
53
54
                  const double x l = 0.02425;
                                                              const double x u = 0.97575;
55
                  double z, r;
56
57
58
                  // Lower region: 0 < x < x_1
59
                  if (x < x_1)
60
61
                      z = Math.Sqrt(-2.0 * Math.Log(x));
62
                      z = (((((g_1 * z + g_2) * z + g_3) * z + g_4) * z + g_5) * z + g_6) / ((((h_1 * z + h_2) * z + h_3) * z + h_4) * z + 1.0);
63
64
                  // Central region: x 1 <= x <= x u
65
                  else if (x <= x_u)
66
67
                      z = x - 0.5;
68
                      r = z * z;
69
                      z = (((((e 1 * r + e 2) * r + e 3) * r + e 4) * r + e 5) * r + e 6) * z / ((((f 1 * r + f 2) * r + f 3) * r + f 4) * r + f 5) * r + 1.0);
70
71
                  // Upper region. (x_u < x < 1)
72
                  else
73
74
                      z = Math.Sqrt(-2.0 * Math.Log(1.0 - x));
75
                      z = -(((((g_1 * z + g_2) * z + g_3) * z + g_4) * z + g_5) * z + g_6) / ((((h_1 * z + h_2) * z + h_3) * z + h_4) * z + 1.0);
76
77
78
                  // Now |relative error| < 1.15e-9. One iteration of Halley's third
79
                  // order zero finder gives full machine precision:
80
                  //r = (N(z) - x) * SQRT_TWO_PI * exp( 0.5 * z * z ); // f(z)/df(z)
81
                  //z = r/(1+0.5*z*r);
82
83
                  return z;
84
```

三、相關性的處理

◆ 模擬之標的變數可能不只一個,且變數間有相關性

$$\frac{dS_1}{S_1} = \mu_1 dt + \sigma_1 dZ_1$$

$$\frac{dS_2}{S_2} = \mu_2 dt + \sigma_2 dZ_2$$

- ◆ 兩變數報酬率之相關性為 ρ
 - Φ_1 、 Φ_2 為獨立之常態分配隨機變數 $\Phi_i \sim N(0, dt)$

$$dZ_1 = \Phi_1$$

$$dZ_2 = \sqrt{(1-\rho^2)}\Phi_2 + \rho\Phi_1$$

▶ 矩陣表示為

$$\begin{bmatrix} dZ_1 \\ dZ_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \rho & \sqrt{1-\rho^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Phi_1 \\ \Phi_2 \end{bmatrix}$$

$$\Lambda = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \rho & \sqrt{1 - \rho^2} \end{bmatrix}$$

$$\Lambda \times \Lambda' = \begin{bmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{bmatrix}$$

◆ 考慮 n 種具相關性資產的情況

- \triangleright i,j 資產間相關性為 ρ_{ij}
- Φ_i 為獨立之標準常態分配變數, $1 \le i \le n$,要求

$$dZ_i = \sum_{k=1}^i \alpha_{ik} \Phi_k$$

$$\sum_{k=1}^{i} \alpha_{ik}^2 = 1 , 1 \leq j \leq i$$

$$\sum_{k=1}^{j} lpha_{ik} lpha_{jk} =
ho_{ij}$$
 , $j < i$

◆ 上述步驟即為 Cholesky decomposition。

$$\Lambda = \left[\alpha_{ij}\right]$$

$$\Lambda \times \Lambda' = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \dots & \rho_{1n} \\ \rho_{21} & 1 & \dots & \rho_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho_{n1} & \rho_{n2} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

四、Heston 模型的模擬

(一)資產價格行為

◆ Steven Heston(1993)提出下面模型,

$$dS_{t} = \mu S_{t} dt + \sqrt{V_{t}} S_{t} dW_{t}^{1}$$

$$dV_{t} = \kappa (\theta - V_{t}) dt + \sigma \sqrt{V_{t}} dW_{t}^{2}$$

$$dW_{t}^{1} dW_{t}^{2} = \rho \cdot dt$$

$$(4.1)$$

- \triangleright 其中 $\{S_t\}_{t\geq 0}$ 表價格過程, $\{V_t\}_{t\geq 0}$ 表波動性過程。
- ▶ 以P測度表示此真實世界下的機率測量。
- \triangleright $\{W_t^1\}_{t\geq 0}$ 與 $\{W_t^2\}_{t\geq 0}$ 表真實世界中兩相關的布朗運動過程,相關係數為 ρ 。
- ho $\{V_{\iota}\}_{\iota\geq 0}$ 為一平方根均數回覆過程,長期平均為heta,回覆速率為 κ , σ 稱之為波動性之波動性。
- μ 、 ρ 、 θ 、 κ 、 σ 均 為 常 數。

◆ 在 Q 測度下, (4.1)、(4.2)、(4.3)式成為,

$$dS_t = rS_t dt + \sqrt{V_t} S_t dZ_t^1 \tag{4.4}$$

$$dV_t = \kappa^* (\theta^* - V_t) dt + \sigma \sqrt{V_t} dZ_t^2$$
(4.5)

$$dZ_t^1 dZ_t^2 = \rho \cdot dt \tag{4.6}$$

- \blacktriangleright $\sharp + , \kappa^* = \kappa + \lambda , \theta^* = \frac{\kappa \theta}{\kappa + \lambda} .$
- ▶ 由於我們所在意的為評價問題,因此所處理的測度為Q測度。
 - ✓ 後面的市場校準也是求得Q測度下的參數。
 - ✓ 參數 λ ,的數值並不是重要的,因為已經吸收在 κ *與 θ *中,沒有明白的出現在(4.4)、(4.5)、(4.6)。
- ightharpoons 使用非線性最適化方法,校準出五個模型參數, V_0 、 κ^* 、 θ^* 、 ρ 、 σ 。
 - ✓ QunatLib、Intel MKL、IMSL、Centerspace NMath 程式庫皆有內建最適化模組。
 - ✓ Nelder-Mead 與 Levenberg-Marquardt 演算法是較為被採用的方法。
 - ✓ 此部分因只要執行一次, CPU 端程式執行即可。

- ◆ 在 Heston 93 模型下,大部份的異種選擇權並沒有解析解。
 - ▶ 我們需要根據(4.4)~(4.6)的隨機過程,配合估計的參數,使用蒙地卡羅模擬法來計算權利金。
 - ▶ 此模擬乃在Q測度下進行的,下面重述這些隨機過程。

(二)Euler Scheme

- ◆ 令中間時點 $t_i = i^*h \cdot 0 = t_0 < t_1 < ... < t_m = T \cdot (4.4) \cdot (4.5)$ 在 Euler 法下的近似式可表示為,
 - ▶ 以S為模擬對象,

$$\begin{split} S_{i+1} &= S_i + rS_i[t_{i+1} - t_i] + \sqrt{V_i}S_i\sqrt{t_{i+1} - t_i}Z_{i+1}^1 \\ V_{i+1} &= V_i + \kappa^*(\theta^* - V_i)[t_{i+1} - t_i] + \sigma\sqrt{V_i}\sqrt{t_{i+1} - t_i}Z_{i+1}^2 \end{split}$$

▶ 可以表示為,

$$S_{i+1} = S_i + rS_i h + \sqrt{V_i} S_i \sqrt{h} Z_{i+1}^1$$
(4.7)

$$V_{i+1} = V_i + \kappa^* (\theta^* - V_i) h + \sigma \sqrt{V_i} \sqrt{h} Z_{i+1}^2$$
 (4.8)

◆ 以 In(S)為模擬對象,

$$\ln S_{i+1} = \ln S_i + rh - \frac{1}{2}V_ih + \sqrt{V_i}\sqrt{h}Z_{i+1}^1 \qquad (4.9)$$

$$V_{i+1} = V_i + \kappa^*(\theta^* - V_i)h + \sigma\sqrt{V_i}\sqrt{h}Z_{i+1}^2 \qquad (4.10)$$
可以進一步表示為,
$$\ln S_{i+1} = \ln S_i + rh - \frac{1}{2}V_ih + \sqrt{V_i}\sqrt{h}Z_{i+1}^1 \qquad (4.11)$$

$$V_{i+1} = V_i + \kappa^*(\theta^* - V_i)h + \sigma\sqrt{V_i}\sqrt{h}Z_{i+1}^2 \qquad (4.12)$$

- ◆ 問題:(4.12)的變異數並不保證一定為正數。
 - ightharpoonup 即使 Feller Condition, $2\kappa\theta > \sigma^2$,満足,也不一定確保變異數為正?
 - ✓ (4.5)為一 CIR Process, CIR 指出只要此條件滿足,變異數不會為負。
 - ✓ 實際模擬會產生負值, Why?
 - > 處理方法有二,
 - ✓ Full Truncation Scheme:若變異數為負,以零代之。
 - ✓ Reflection Scheme:若變異數為負,取絕對值代之。
 - ▶ QuantLib 程式庫有詳細說明文件。
 - ✓ \ql\processes\hestonprocess.cpp
 - ✓ 提出四種方法,請回去自行研究。

(二)Milstein Scheme

◆ 針對(4.11)、(4.12)式隨機項進一步修正,可得如下式,

$$\ln S_{i+1} = \ln S_i + rh - \frac{1}{2}V_ih + \sqrt{V_i}\sqrt{h}Z_{i+1}^1 + \frac{1}{2}\sqrt{V_i}\cdot\sqrt{V_i}\cdot h(Z_{i+1}^1)^2 - 1$$
(4.13)

$$V_{i+1} = V_i + \kappa^* (\theta^* - V_i) h + \sigma \sqrt{V_i} \sqrt{h} Z_{i+1}^2 + \frac{1}{2} \sigma \sqrt{V_i} \cdot \sigma \sqrt{V_i} \cdot h \left(\left[Z_{i+1}^2 \right]^2 - 1 \right)$$
(4.14)

(三)Second-Order Method

◆ 將 Heston 模型改寫如下式,

$$dS_{t} = rS_{t}dt + \sqrt{V_{t}}S_{t}dZ_{1}$$

$$dV_{t} = \kappa(\theta - V_{t})dt + \sqrt{V_{t}}(\sigma_{1}dZ_{1} + \sigma_{2}dZ_{2})$$

$$dZ_{1}dZ_{2} = 0$$

◆ 針對(4.7)、(4.8)的二階近似方法,可以下式估計,

$$\begin{split} S_{i+1} &= S_{i}(1 + rh + \sqrt{V_{i}}\Delta Z_{1}) + \frac{1}{2}r^{2}S_{i}h^{2} + \left(\left[r + \frac{\sigma_{1} - \kappa}{4}\right]S_{i}\sqrt{V_{i}} + \left[\frac{\kappa\theta}{4} - \frac{\sigma^{2}}{16}\right]\frac{S_{i}}{\sqrt{V_{i}}}\right)\Delta Z_{1}h \\ &+ \frac{1}{2}S_{i}\left(V_{i} + \frac{\sigma_{1}}{2}\right)(\Delta Z_{1}^{2} - h) + \frac{1}{4}\sigma_{2}S_{i}(\Delta Z_{2}\Delta Z_{1} + \xi) \end{split}$$

$$\begin{split} V_{i+1} &= \kappa \theta h + (1 - \kappa h) V_i + \sqrt{V_i} (\sigma_1 \Delta Z_1 + \sigma_2 \Delta Z_2) - \frac{1}{2} \kappa^2 (\theta - V_i) h^2 \\ &+ \left(\left[\frac{\kappa \theta}{4} - \frac{\sigma^2}{16} \right] \frac{1}{\sqrt{V_i}} - \frac{3\kappa}{2} \sqrt{V_i} \right) (\sigma_1 \Delta Z_1 + \sigma_2 \Delta Z_2) h \\ &+ \frac{1}{4} \sigma_1^2 (\Delta Z_1^2 - h) + \frac{1}{4} \sigma_2^2 (\Delta Z_2^2 - h) + \frac{1}{2} \sigma_1 \sigma_2 \Delta Z_2 \Delta Z_1 \end{split}$$

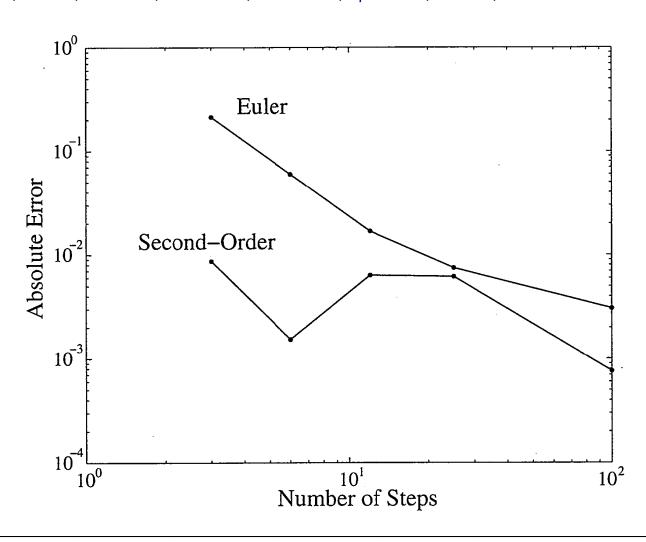
▶ 其中, ξ為獨立於布朗增量之隨機變數,

$$\xi = \begin{cases} h, & p = 0.5 \\ -h, & 1 - p = 0.5 \end{cases}$$

$$\sigma^{2} = \sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2}$$

◆ 下圖為 Euler 法、二階近似法與 Closed-form 的誤差比較圖。

S=100, V=0.04, r=5%, κ =1.2, θ =0.04, σ =0.30, ρ =-0.5, T=1.0, K=100 , C=10.2300 \circ



五、實作案例二

以一個一年期的結構商品契約為例,每個月比價一次,償付與路徑價格過程有關。

- ▶ 令今日為 2014/6/1,到期日為 2015/6/1。
 - ✔ 百慕達式選擇權契約可以在多個日期執行。
 - ✓ 需要每個月的觀察值。
- ◆ 參見實作手冊。