

設計內容

[1] 設計者姓名及連絡電話

學生姓名：張家翔、陳宥辰、陳永縉、莊詠翔

連絡電話：0965397080、0921141598、0917668235、0975720571

Email：b08901062@ntu.edu.tw, b08901048@ntu.edu.tw,
b08901061@ntu.edu.tw, b08901093@ntu.edu.tw

[2] 專題名稱

中文專題名稱：使用蒙地卡羅法進行美式選擇權定價

英文專題名稱：**American Option Pricing Using Monte-Carlo Method**

[3] 全新設計或改版說明

此案件為設計者全新設計。

[4] 原理及架構說明

1. 簡介

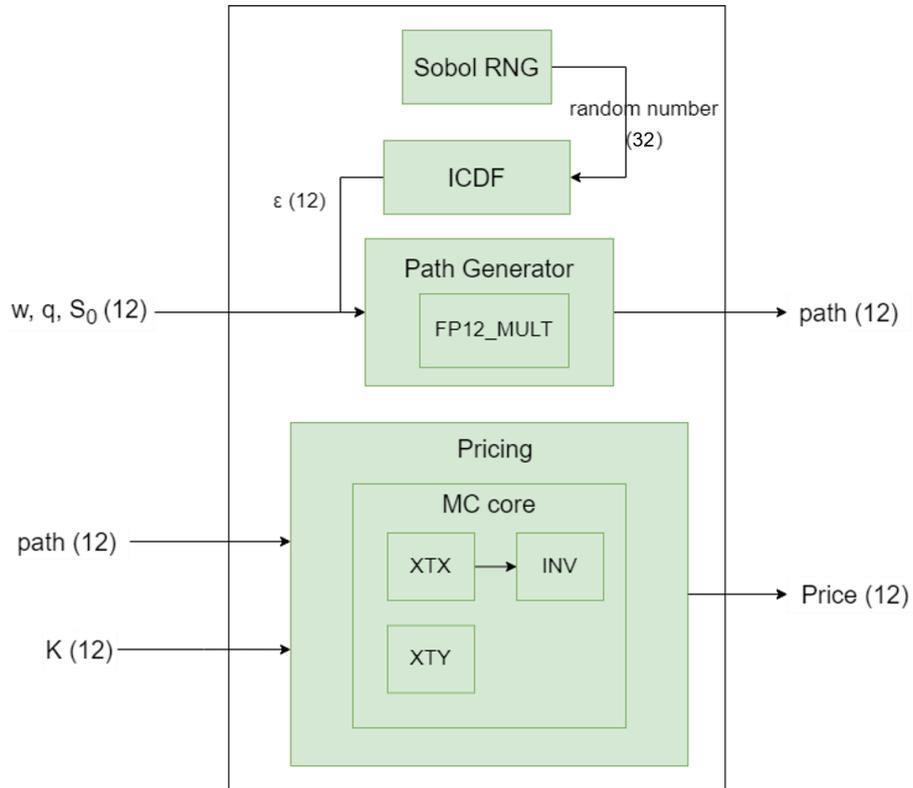
選擇權是一種期權，是一種未來可以購買或販賣某樣特定商品的憑證，而依據履約規定又可以分成美式選擇權及歐式選擇權，美式選擇權的所有權人可以在到期日或到期日前任一日要求履約，而歐式選擇權的所有權人僅可以在到期日當天要求履約。由於美式選擇權可在到期日前的任何時間履約，因此定價時必須考慮從定價當下到到期日之間的所有股價變動可能，計算方式較歐式選擇權複雜。

本設計是用蒙地卡羅演算法解決美式買權的定價問題。依照股價漲跌的隨機過程公式，我們產生多組隨機的選擇權價格路徑 (**Path**)，並利用回歸的方式計算每組路徑下的期望現金流，也就是所有權人的期望報酬，最後將所有路徑計算出的期望現金流做平均，代表該時刻所有權人持有買權的期望收益，同時作為買權之定價。

我們先利用 **Sobol** 隨機變數產生器生成一個 **16 bits** 的隨機變數，將此隨機變數導入 **ICDF** 逆累積分佈函數 (**Inverse Cumulative Distribution Function**) 後生成一個高斯分佈的訊號 ϵ ，將 **w**, **q**, **S₀** 和剛剛生成的 ϵ 一起導入每日股價產生器 (**Path Generator**) 就可以生成具有隨機性的每日股價 (**Path**)，其中 **w** 和 **q** 為與股價及股價波動性有關之常數，**S₀** 為目前股價。接著把每日股價和此美式選擇權的執行價格 (**K**) 一同導入第二部分的蒙地卡羅運算核心 (**Monte-Carlo Core**) 就可以得到一個現金流矩陣 (**Cash Flow Matrix**)，將此現金流矩陣的每一列做算數平均，就可以得到此美式選擇權的定價。

本晶片設計之整體架構如圖一所示，可以分為兩大部分，第一部分是產生每日隨機股

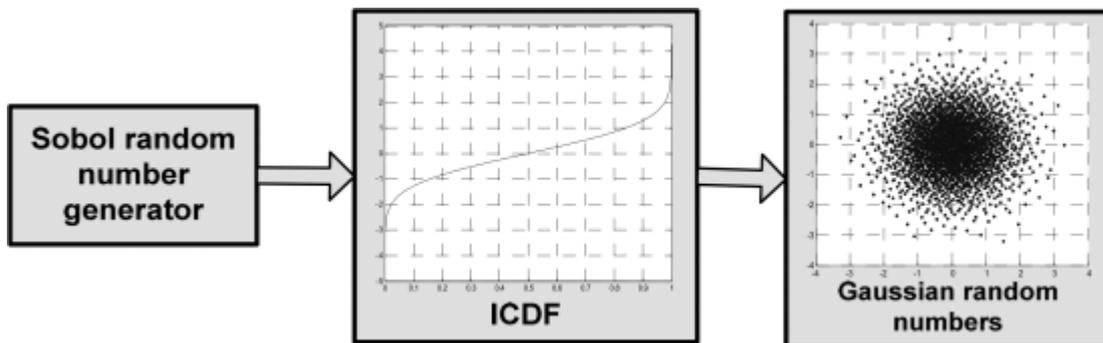
價 (Sobol RNG、ICDF、Path Generator) , 第二部分是美式選擇權定價 (Pricing) , 接下來將依序說明。



圖一、晶片整體架構

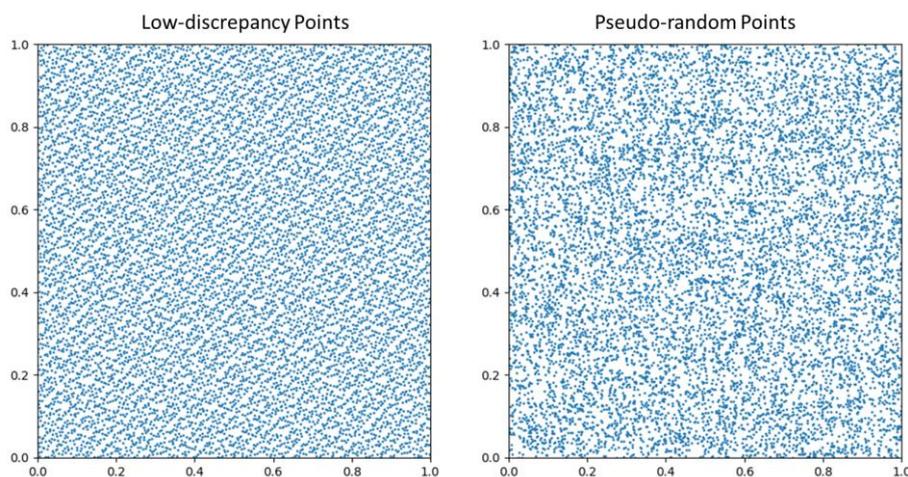
2. 產生隨機股價之原理與架構

在每條價格路徑的產生時，需要使用一個隨機變數 ϵ 來模擬價格變化的隨機性。圖二為 ϵ 的產生方式，本次實驗採用 Sobol 低差異性數列 (Sobol low-discrepancy sequence) 作為產生隨機變數的依據，並透過高斯分布的累積分布函數的反函數 (Inverse Cumulative Distribute Function, ICDF) 來將其轉換成高斯隨機變數，以作為價格路徑生成所需。

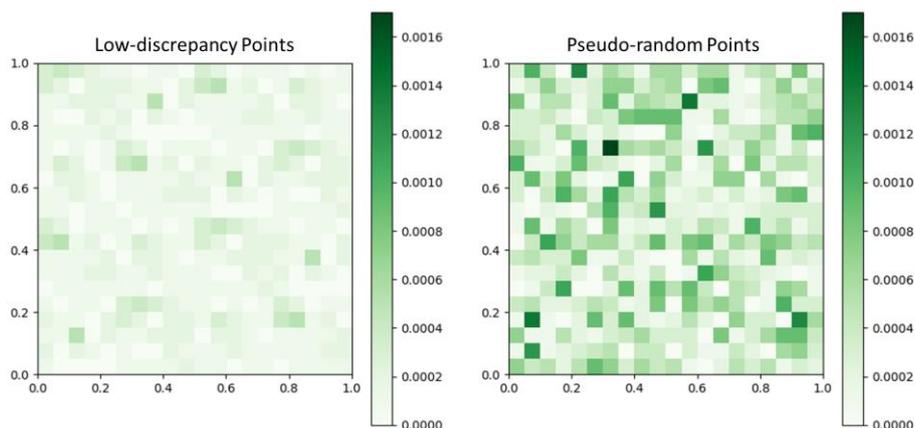


圖二、隨機變數 ϵ 產生流程

Sobol 低差異性數列是一種準隨機亂數 (quasi-random number) , 此種方法給定了一個規則來產生所需數列, 雖然嚴格上來說並不是完全隨機的數字, 但由於其產生速度比真隨機數高, 並且已被證明在蒙地卡羅的模擬上有接近真隨機數的效果, 故被廣泛用於金融財務相關的分析。使用準隨機亂數而非一般偽隨機數 (pseudo-random number) 的目的是為了改善偽隨機數在多維度上的分布不均的問題, 如下圖三所示, 偽隨機數以梅森旋轉算法 (Mersenne Twister random number generator) 產生, 圖四為將分布範圍分割成 20*20 的小方格, 計算每格中點的實際出現比例與平均分布的出現率的差值, 可以發現右圖會有較明顯的叢聚 (Cluster) 現象。

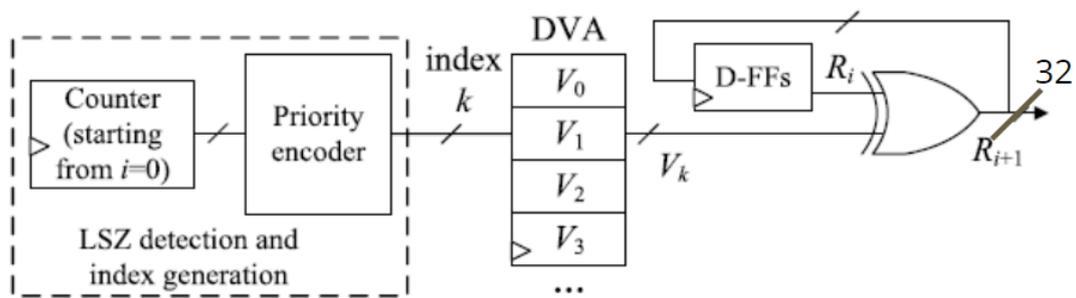


圖三、10000 個低差異性數列及偽隨機數點分布



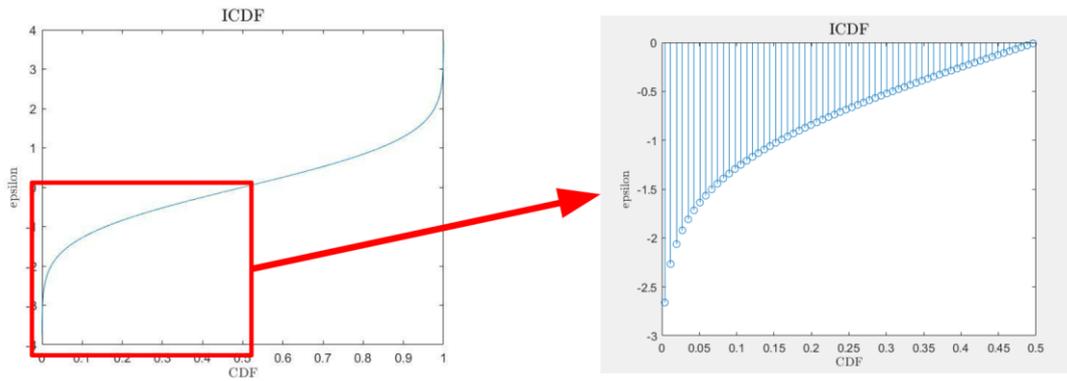
圖四、分割方格中點的出現率與理論差值 (平分面積成 400 個方格)

下圖五是 Sobol 亂數產生器的硬體架構細節。生成演算法主要採用 Antonov-Saleev(1979)提出的 Gray code 遞迴方式。首先使用一計數器 (Counter) 從 0 開始產生 index, 接著將 32bits 的 index 送入 Priority encoder 以偵測最低有效位 0 (Least Significant Zero, LSZ), 即二進位表示下的最低位 0。接著根據 LSZ 的位置, 將當前的亂數 R_i 與對應的 Direction Vector 做互斥或運算, 即可產生下一個亂數 R_{i+1} 。Direction Vector 是透過本質多項式的係數經由遞迴運算產生, 我們使用 Python 程式預先將其全部建立好後, 儲存在晶片上的 Direction Vector Array (DVA) 中, 可以簡化計算的流程並增加計算速度。

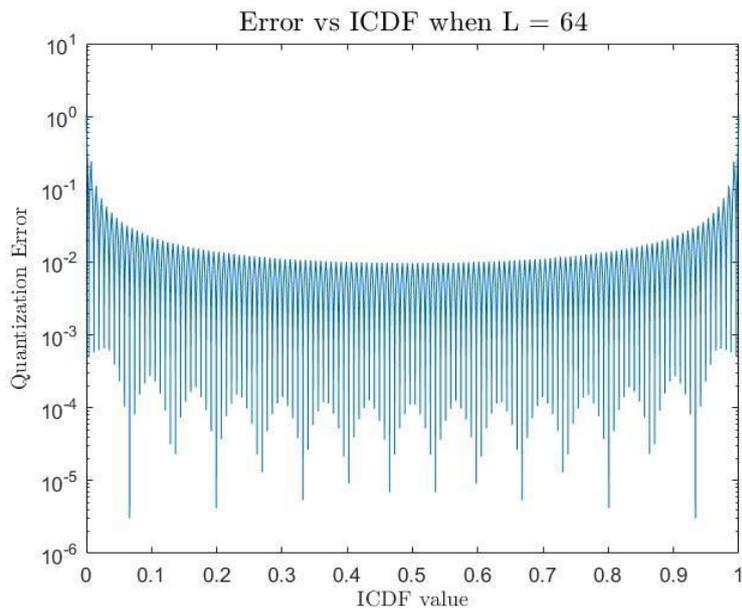


圖五、Sobol 亂數產生器架構圖

為了將 Sobol 亂數產生器得到的亂數轉為高斯分布, 需要將其透過高斯分布的累積分布函數的反函數 (Inverse Cumulative Distribution Function, ICDF) 進行轉換。受限於晶片腳位數量的限制, 在晶片外做轉換是不實際且費時的。但高斯分布的 ICDF 本身不是可解析的 (analytic), 故我們使用一階線性分段逼近來模擬原函式圖。作法是在原函式上解出 64 個點, 並將這些值儲存在晶片上, 以做量化的查表對應所需。由於 ICDF 對 $x=0.5$ 是對稱的, 可以將 $x=0\sim0.5$ 段圖形作為標準來做參照, 如圖六。這種方法可以達成在晶片上的高斯分布轉換, 誤差率平均為 1.27%, 如圖七所示。



圖六、ICDF 量化示意圖



圖七、ICDF 量化點與原函數值誤差

價格路徑的產生是透過下圖八的架構完成。由價格路徑方程式：

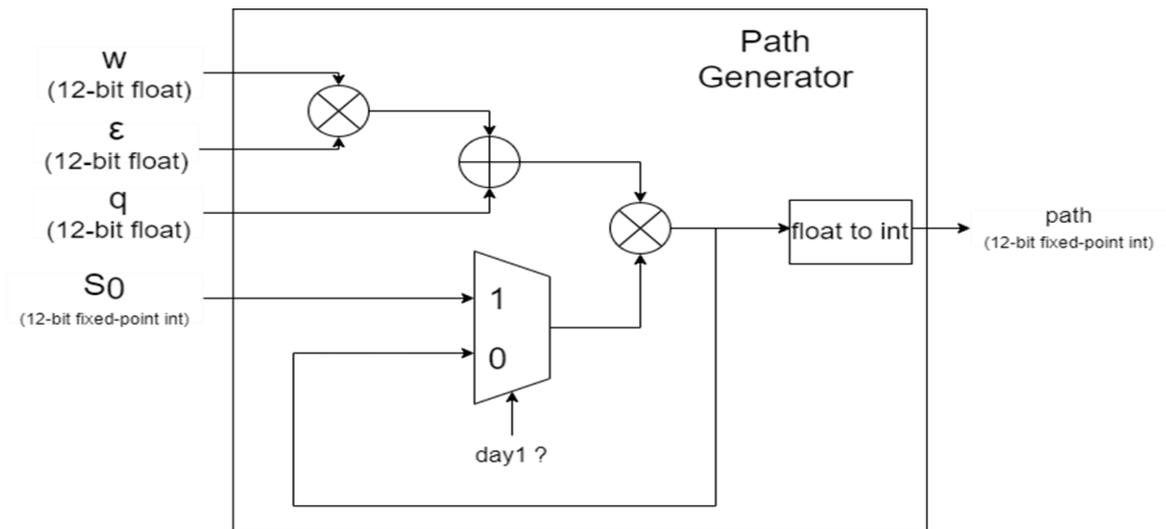
$$S_{\Delta t} = S_0 \left(1 + \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) \delta t + \sigma \varepsilon \sqrt{\delta t} \right)$$

令上式中 $w = \sigma \sqrt{\delta t}$, $q = 1 + \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) \delta t$ 。我們可以改寫成：

$$S_{\Delta t} = S_0 (q + w\varepsilon)$$

其中 ε 為圖二中產生隨機變數， S_0 為選擇權價格初始值， w 和 q 作為參數由晶片外輸入。

計算第 $n+1$ 天的價格時，再使用第 n 天的價格作為 S_0 遞迴求取，即可產生出所需的價格路徑。



圖八、價格路徑產生器架構

3. 美式選擇權定價之原理與架構

在軟體的模擬中，我們發現若考慮的 **path** 數量太少，則預測的結果可能會和市場上的實際定價相差超過 **5%**，因此決定考慮 **1024** 條 **path**，此數量在軟體模擬中都可以得到與實際定價相差小於 **5%** 的結果。在前一階段的隨機股價產生過程中，共會產生 **1024** 條 **path**，每條 **path** 中含有 **8** 個隨機股價，即我們需要使用 **1024** 個股價可能路徑來預測 **8** 天後到期的美式買權。

在每個時間點，選擇權所有人會考量「執行的收益」和「不執行的預期收益」何者較大，決定是否當下執行選擇權，對於美式買權，前者為股價和執行價格的差值，後者為接下來每個時間點的預期股價和執行價格的差值之平均。

以下舉例 **3** 天後到期的美式買權，假設 **T=0** 時股價為 **1** 元，執行價格為 **0.9** 元，考慮 **8** 條 **path** 如下表：

Path	T=0	T=1	T=2	T=3
1	1	0.91	0.92	0.66
2	1	0.84	0.74	0.46
3	1	0.78	0.93	0.97
4	1	1.07	1.03	1.09
5	1	0.89	0.44	0.48
6	1	1.24	1.23	1.1
7	1	1.08	1.16	0.99

8	1	1.12	0.78	0.66
---	---	------	------	------

在 $T=3$ 時，因為選擇權已到期，所以只要股價大於執行價格就會執行，如下表：

Path	T=3	所有權人選擇	Cashflow matrix
1	0.66	不執行	0
2	0.46	不執行	0
3	0.97	執行	0.07
4	1.09	執行	0.19
5	0.48	不執行	0
6	1.1	執行	0.2
7	0.99	執行	0.09
8	0.66	不執行	0

接下來考慮 $T=2$ ，首先計算若此時不執行選擇權，將會有多少預期收益。以 $T=2$ 時的股價為 X ，此時的現金流矩陣為 Y 進行線性回歸，可得 $Y=0.2558X-0.1624$ ，如下表：

Path	T=2 X	T=2 Y	$0.2558X-0.1624$
1	0.92	0	0.07
2	0.74	0	0.03
3	0.93	0.07	0.08
4	1.03	0.19	0.10
5	0.44	0	0
6	1.23	0.2	0.15
7	1.16	0.09	0.13
8	0.78	0	0.04

比較此值和執行收益的大小，決定每個情況下是否要執行選擇權，若要執行則更新現金流矩陣：

Path	T=2 執行收益	T=2 不執行 預期收益	所有權人選擇	Original cashflow matrix	New cashflow matrix
1	0.02	0.07	不執行	0	0

2	0	0.03	不執行	0	0
3	0.03	0.08	不執行	0.07	0.07
4	0.13	0.10	執行	0.19	0.13
5	0	0	不執行	0	0
6	0.33	0.15	執行	0.2	0.33
7	0.26	0.13	執行	0.09	0.26
8	0	0.04	不執行	0	0

相同的，考慮 $T=1$ 不執行選擇權將會有多少預期收益。進行線性回歸後可得

$Y=0.5688X-0.4651$ ，如下表：

Path	T=1 X	T=1 Y	$0.5688X-0.4651$
1	0.91	0	0.05
2	0.84	0	0.01
3	0.78	0.07	0
4	1.07	0.13	0.14
5	0.89	0	0.04
6	1.24	0.33	0.24
7	1.08	0.26	0.15
8	1.12	0	0.17

比較此值和執行收益的大小，決定每個情況下是否要執行選擇權，若要執行則更新現金流矩陣：

Path	T=1 執行收益	T=1 不執行 預期收益	所有權人選擇	Original cashflow matrix	New cashflow matrix
1	0.01	0.05	不執行	0	0
2	0	0.01	不執行	0	0
3	0	0	不執行	0.07	0.07
4	0.17	0.14	執行	0.13	0.17
5	0	0.04	不執行	0	0

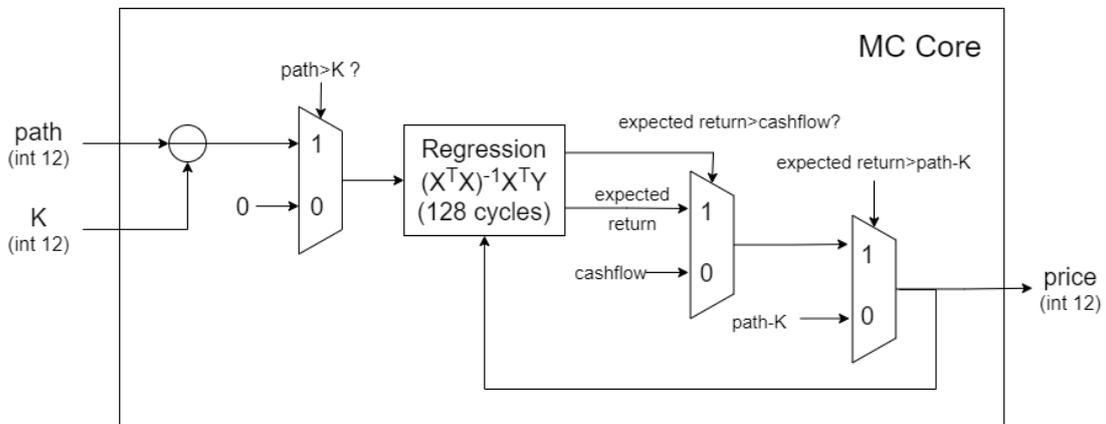
6	0.34	0.24	執行	0.33	0.34
7	0.18	0.15	執行	0.26	0.18
8	0.22	0.17	執行	0	0.22

此時已考慮完 $T=1, 2, 3$ 三個時間點的情況，並算出現金流矩陣(上表最右欄)，將現金留矩陣的所有元素平均得到 **0.1225**，因此此選擇權的定價為 **0.1225** 元。

接下來介紹定價的硬體架構。進行定價時需隨時記錄現金流矩陣，而現金流矩陣的每一項皆為 **12 bits** 的數字，在考量面積的因素後，我們將這 **1024** 條 **path** 分成 **8** 組送進 **Monte-Carlo Core** 分別進行定價，再將這 **8** 個定價結果平均以得到更精確的結果。

Monte-Carlo Core 中的架構如圖九所示。首先比較隨機股價和執行價格的大小，若股價比較大，則進入 **Regression** 模組中進行回歸。回歸的結果為不執行的預計報酬，若此預期報酬比執行後的報酬小，所有權人會選擇執行選擇權，更新現金流值為執行得到的報酬；若此預期報酬比執行價格大，所有權人會選擇不執行選擇權，若預期報酬大於現金流值則更新現金流矩陣。完成 **8** 次回歸之後輸出現金流矩陣的元素平均值。

每送入 **128** 個隨機股價會進行一次回歸，算出一組回歸係數，再利用回歸係數算出 **128** 個預期報酬，更新 **128*1** 的現金流矩陣。此過程會重複 **8** 次。



圖九、Monte-Carlo Core 硬體架構

Regression 模組中分成 $X^T X$ 、 $X^T Y$ 和 **INVERSE** 三個子模組， $X^T X$ 和 $X^T Y$ 為矩陣乘法模組，前者為 $2*128$ 和 $128*2$ 的矩陣相乘，後者為 $2*128$ 和 $128*1$ 的矩陣相乘。**INVERSE** 為 $2*2$ 反矩陣計算模組，必須先算出行列式值的倒數，再乘以各元素：

$$(X^T X)^{-1} = \frac{1}{nb-a^2} \begin{bmatrix} b & -a \\ -a & n \end{bmatrix}$$

其中

$$a = \sum x_i$$
$$b = \sum x_i^2$$
$$X^T X = \begin{pmatrix} 1 & \sum x_i \\ \sum x_i & \sum x_i^2 \end{pmatrix}$$

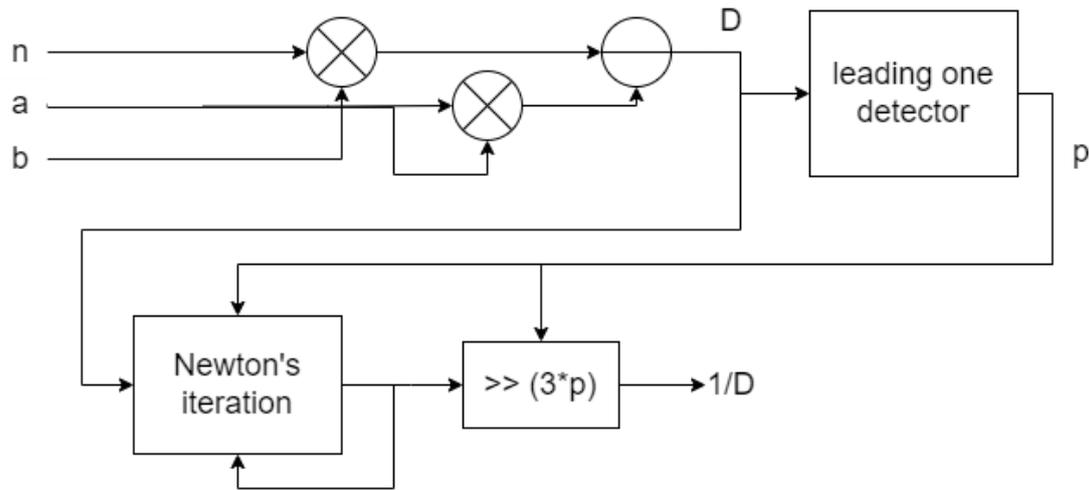
我們使用 **Newton-Raphson iteration** 進行倒數計算：

$$x_{i+1} = x_i(2 - D \cdot x_i)$$

若數列 \mathbf{x} 沒有發散，則在數次迭代後 \mathbf{x} 將會收斂至 $1/D$ ，而 \mathbf{x}_0 的選法是數列是否發散的關鍵。當 \mathbf{x}_0 介於區間 $(0, 2/D)$ 時數列會收斂，因此若先將 D 乘以一個常數 \mathbf{k} ，使得 $\mathbf{k} \cdot D$ 介於區間 $[0.5, 1)$ ，則選取 $\mathbf{x}_0=1$ 必能使數列收斂，且收斂過程為 **quadratically converge**，實驗過後發現重複 2 次迭代(即算出 \mathbf{x}_2)即可得到足夠接近的 $1/(\mathbf{k} \cdot D)$ ，最後再將結果乘以 \mathbf{k} 即可得到 $1/D$ 。

我們設定 $1/\mathbf{k}$ 為比 D 大的最小 2 的次方數，則可以滿足上述要求且硬體實現上只需要進行平移。

行列式值倒數的計算架構如圖十。因為 $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ 的計算結果為 2×2 對稱矩陣，定義左上角元素為 \mathbf{n} ，右上角及左下角元素為 \mathbf{a} ，右下角元素為 \mathbf{b} 。首先計算矩陣行列式值 D ，以 **leading one detector** 找到比 D 大的最小 2 的次方數，其二進位位數為 \mathbf{p} 。接下來進行兩次 **Newton's iteration** 後，將結果向右平移 $3 \cdot \mathbf{p}$ 位後即可得到 $1/D$ 。之所以要平移 $3 \cdot \mathbf{p}$ 位，是因為 \mathbf{n} , \mathbf{a} , \mathbf{b} 皆為 **fixed point variable**，在 **Newton's iteration** 裡計算時會不斷把小數點往左移，因此最後要統一將小數點往右移才可以得到正確的 $1/D$ 值。

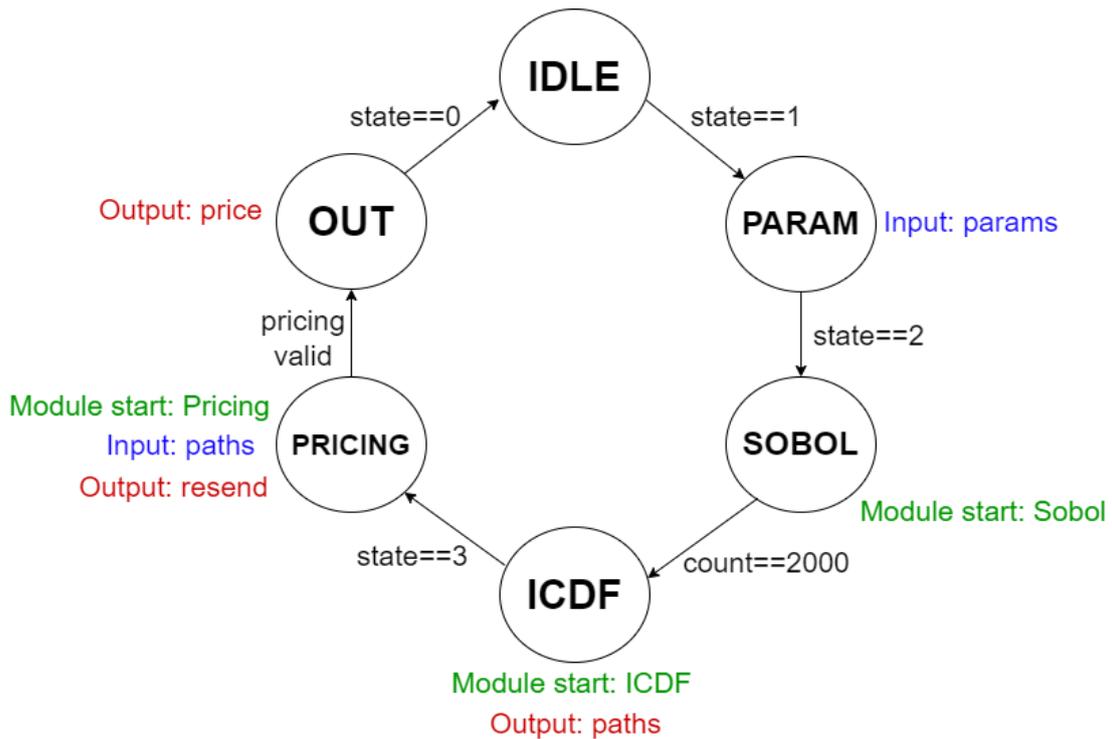


圖十、INVERSE 模組中計算行列式值倒數之架構

將 n , a , b 分別乘以上述之結果並交換順序後，即可得到 $(X^T X)^{-1}$ 。最後將 $(X^T X)^{-1}$ 和 $X^T Y$ 相乘，算出之 2×1 矩陣為 b_0 和 b_1 值，也就是回歸係數。

4. Finite State Machine

晶片控制的 FSM 如圖十一所示。開始時輸入 **state** 為 00，狀態為 IDLE。當輸入 **state** 為 01 時，開始從晶片外輸入 w , q , S_0 , K 等常數，狀態為 PARAM。當輸入 **state** 為 10 時，啟動 Sobol RNG，狀態為 SOBOL，而 Sobol RNG 前 2000 筆輸出為無效輸出，因此經過 2000 個 **cycles** 後進入 ICDF 狀態，此時 Sobol RNG 繼續產生亂數，並將這些亂數查表，代入公式後得到 **path** 並輸出。當輸入 **state** 為 11 時，啟動定價模組，狀態為 PRICING，此時從晶片外輸入 **path**，計算回歸係數，並在計算結束後重新輸入 **path** 以更新現金流矩陣；重複此過程 8 次完成一次定價，可得到一個定價結果，重複 8 次定價並將 8 個定價結果平均後會得到最終定價，此時進入狀態 OUT，將最終定價輸出。



圖十一、晶片整體之 Finite State Machine

5. 硬體實現運算時間

以 **python** 實現此演算法進行定價時，一次定價需花費 **1.84** 秒。而在硬體的實現中，我們使用的 **cycle time** 為 **10ns**，在一次定價過程，各過程所花費的 **cycle** 如下：

Sobol Generator：進行初始化花費 **2000 cycles**

ICDF 及 Path Generator：產生 **paths** 花費 $1024 * 8 = 8192$ **cycles**

Pricing：每次回歸需花費約 **128 cycles**，更新現金流矩陣花費 **128cycles**，以上過程重複 **8** 次完成一次定價，完成 **8** 次定價共需 $(128 + 128) * 8 * 8 = 16384$ **cycles**

總和為 **26576** 個 **cycles**，即 265760 **ns** = **0.00026576 s**，與軟體相比大幅減低需花費的時間。

6. 輸入/輸出腳位配置

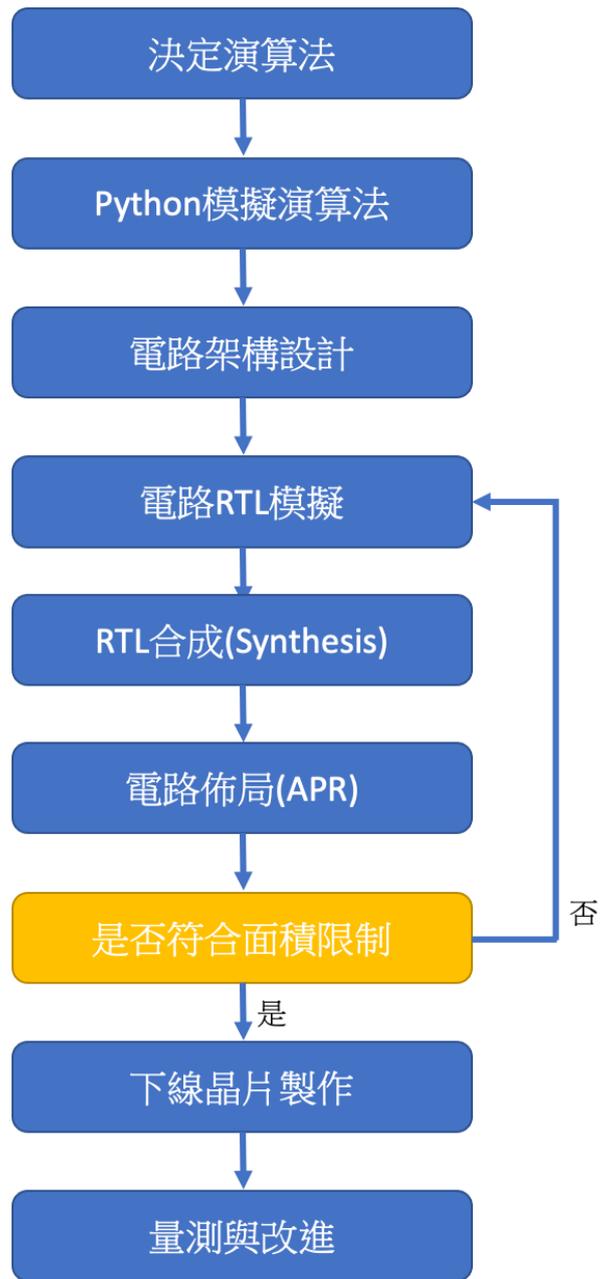
表一為本晶片的輸入及輸出腳位配置。**rst_n** 為 **asynchronous active low**；**state** 控制晶片內部進行哪種運算，當 **state** 為 **00** 時為 **IDLE**，**01** 時為接收股價相關常數，**10** 時為進行 **path generate** 並將 **path** 傳出晶片，**11** 時為進行定價並將股價傳出晶片；**in** 為資料的輸入，股價相關常數及 **path** 的輸入都由這個腳位輸入；**valid** 代表晶

片運算結束，當偵測到 **valid** 為 **positive edge** 時即可進入下個運算階段；**out** 為晶片輸出，**path** 和最後的定價都由這個腳位輸出；而 **resend** 是代表可重新傳入 **path**，在定價過程中，計算回歸係數和更新現金流矩陣都需要用到 **path**，因此 **path** 必須重複傳入晶片，而 **resend** 為 **positive edge** 時則代表要將 **path** 重新傳入。

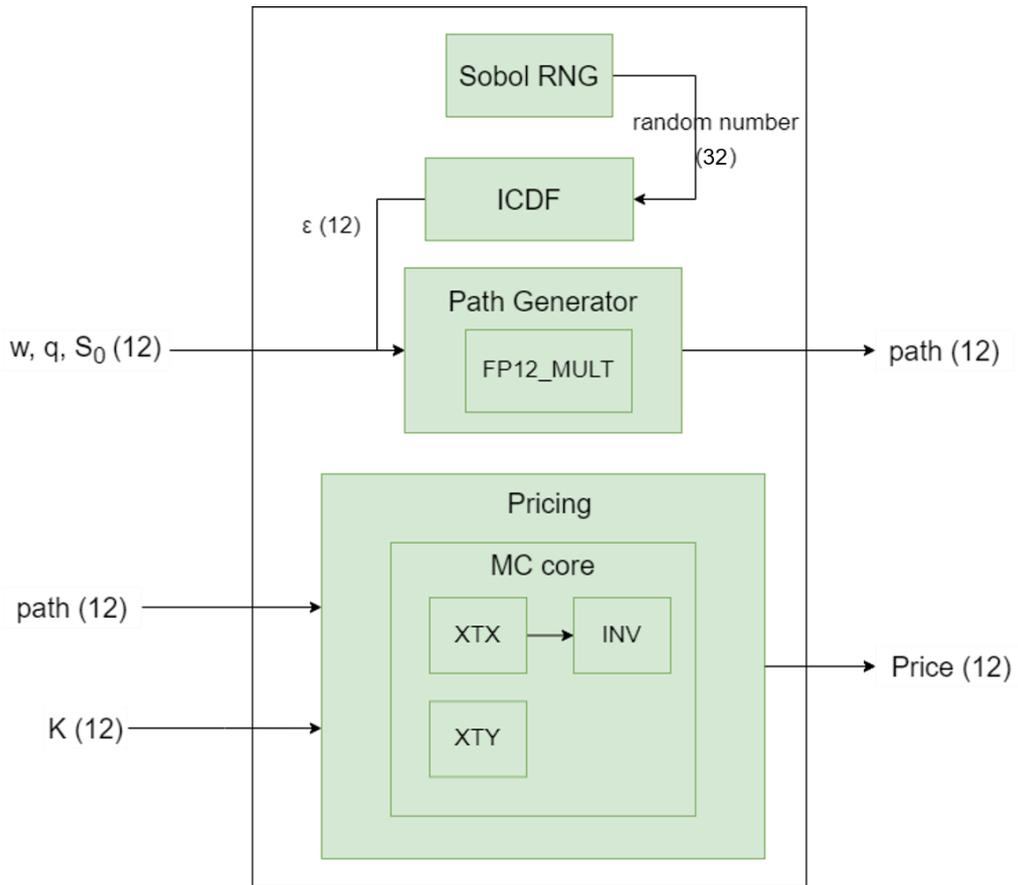
Signal Name	I/O	Width
clk	I	1
rst_n	I	1
state	I	2
in	I	12
valid	O	1
out	O	12
resend	O	1

表一、輸入及輸出腳位

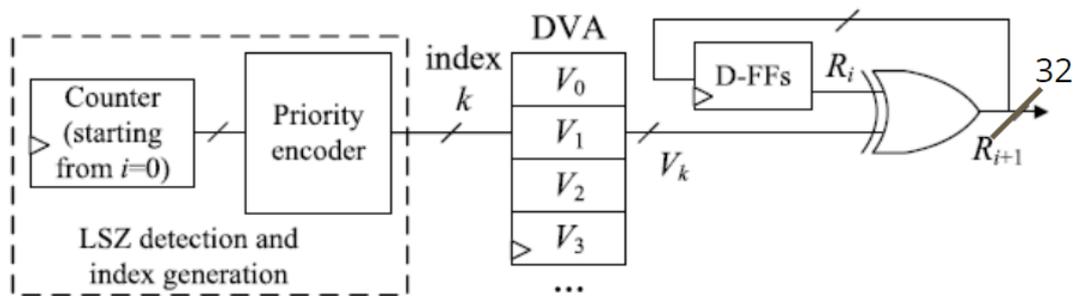
[5] 設計流程



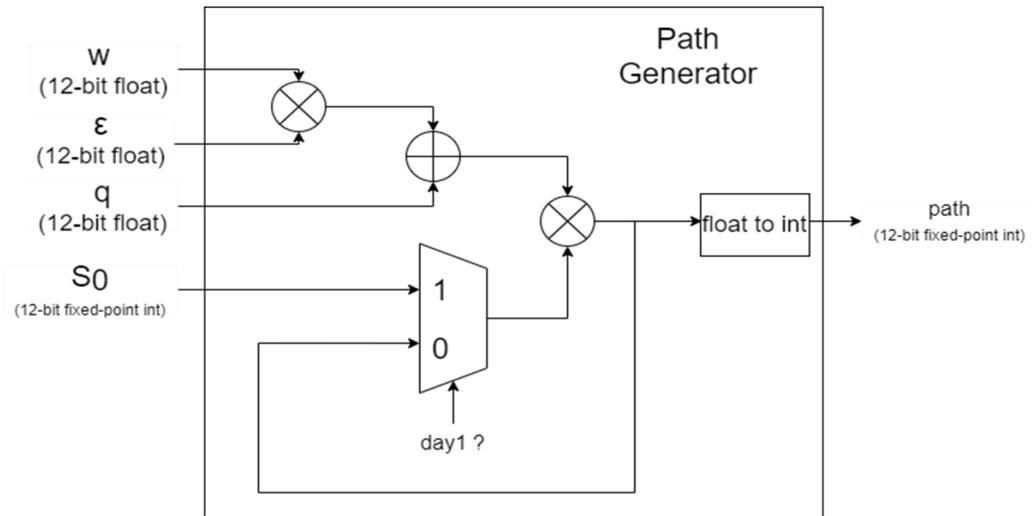
[6] 電路詳圖



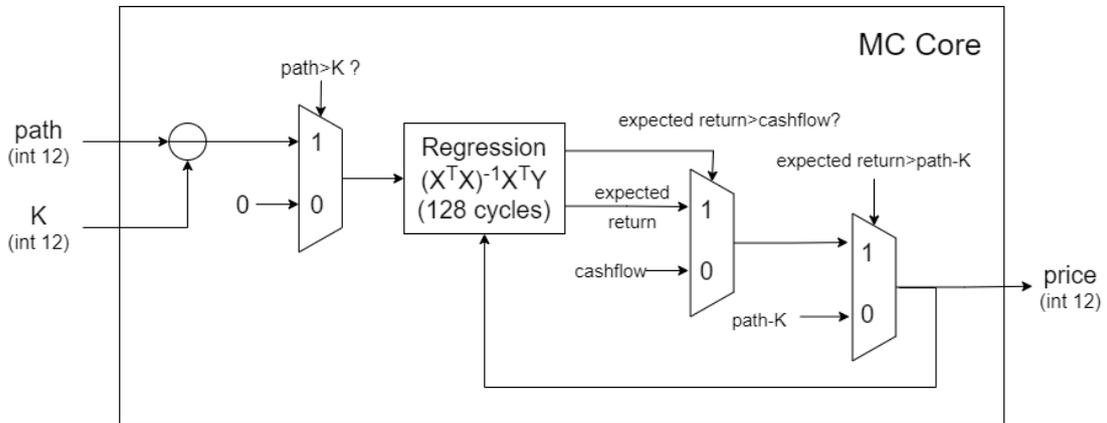
晶片整體架構圖



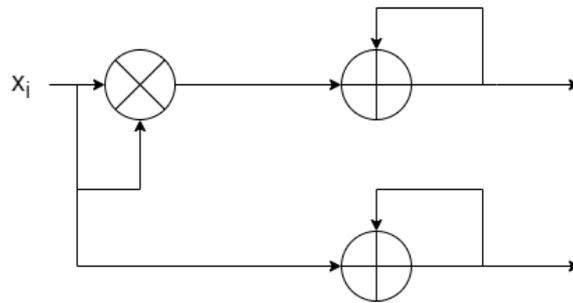
Sobol 亂數產生器架構圖



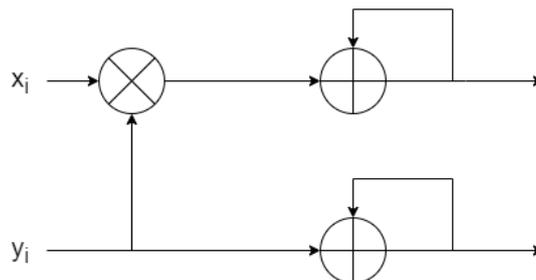
價格路徑產生器架構圖



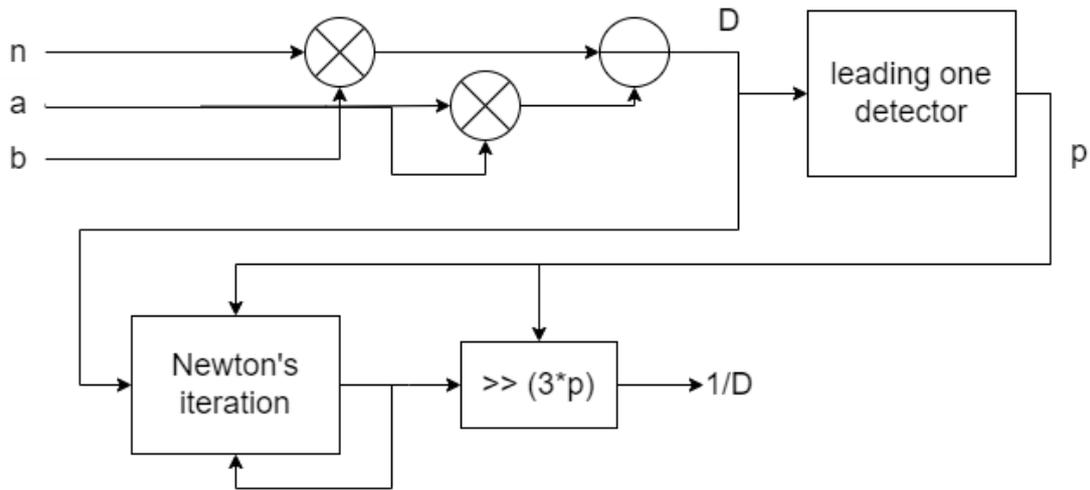
蒙地卡羅法選擇權定價架構圖



$X^T X$ 矩陣相乘架構圖(上方輸出為右下角元素，下方輸出為右上及左下角元素)



$X^T Y$ 矩陣相乘架構圖(上方輸出為第二個元素，下方輸出為第一個元素)

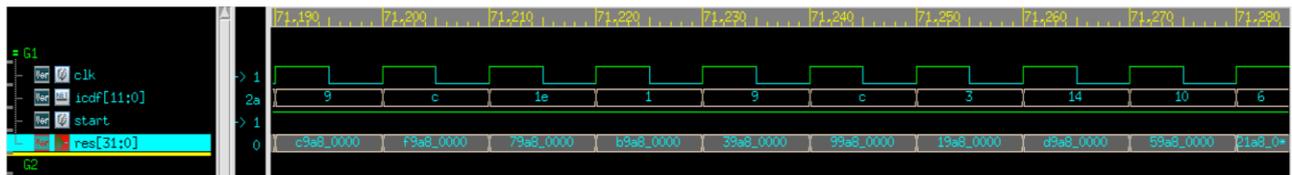


INVERSE 模組中計算行列式值倒數之架構

[7] 模擬結果

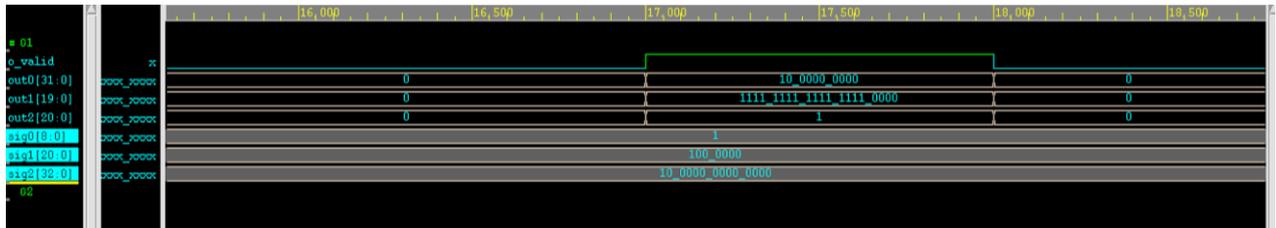
波形圖：(時間單位 ns, 週期 10ns)

1. Sobol RNG 和 ICDF



一個 cycle 會輸出 12bit 的 icdf 對照結果，作為 Path Generator 的 ϵ 。

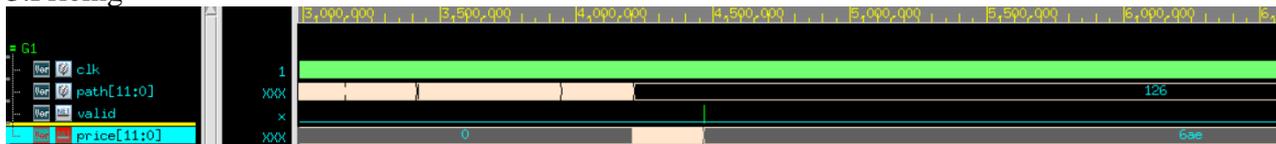
2. INVERSE 模組



此模組計算 2×2 反矩陣，以(整數, 小數)fixed point 表達數字，三個輸入分別為(9, 0)、(17, 4)、(25, 8)，輸出分別為(24, 8)、(14, 6)、(17, 4)。

圖中測資輸入之 2×2 矩陣為 $\begin{bmatrix} 1 & 4 & 4 & 32 \\ 1 & 17 & 4 & 25 \end{bmatrix}$ ，輸出之 2×2 反矩陣為 $\begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 1 \\ 4 & 4 \\ 16 & 16 \end{bmatrix}$ 。

3. Pricing



此模組輸入 path, 輸出選擇權之定價。

[8] 量測考量

預計量測流程

1. 將現有的測試資料進行調整，使其能作為測試晶片之輸入
2. 儀器設置：電源供應器調整為 **3.3V** 直流電，並接上晶片的電源腳位
3. 儀器設置：將訊號產生器接至晶片的輸入腳位，並產生 **100MHz** 的方波，輸入 **clk** 腳位
4. 儀器設置：將邏輯分析儀接至晶片的輸出腳位
5. 使用訊號產生器向晶片輸入計算美式選擇權定價的參數(第一階段所需的測試資料)
6. 將晶片輸出之選擇權價格路徑與軟體生成之資料比對，確認第一階段結果是否正確
7. 使用訊號產生器向晶片輸入擇權價格路徑(第一階段所生成的輸出資料)
8. 將晶片輸出之選擇權定價與原有軟體生成之資料比對，確認晶片結果是否正確

[9] 佈局驗證結果錯誤說明

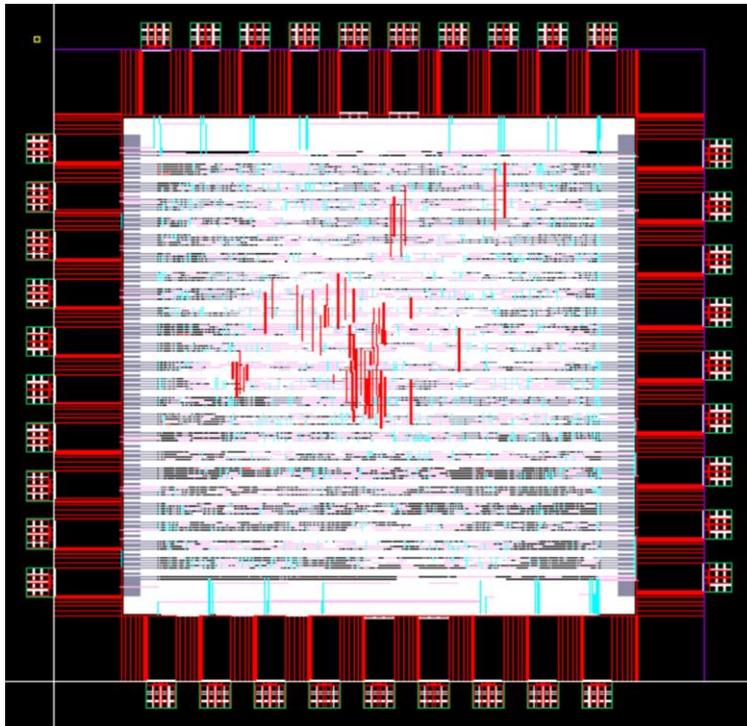
不對外公開而在此省略

[10] 佈局平面圖

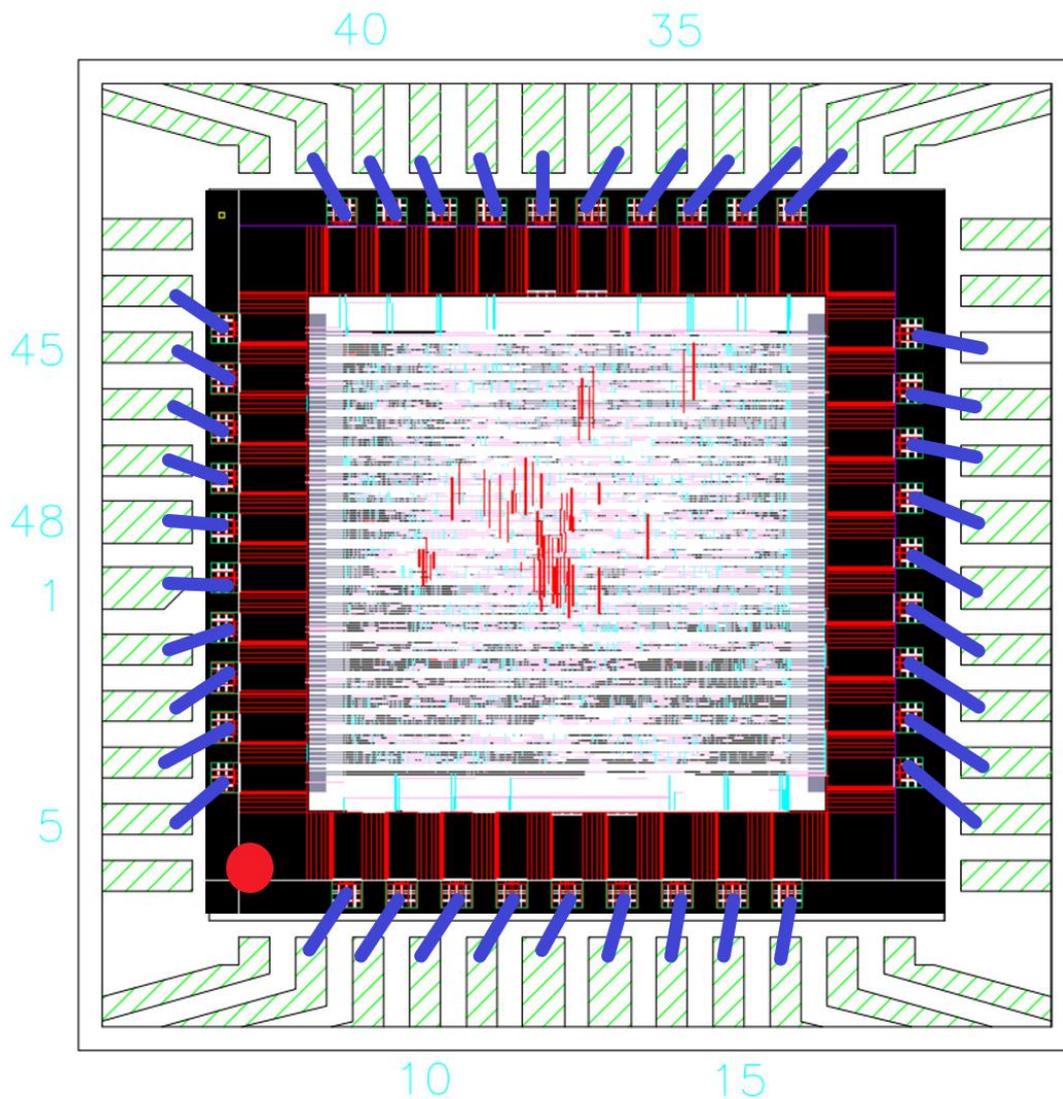
Chip Size: 1463.58x1464.00 μm^2

Power Dissipation: 18.49mW

Max. Frequency: 100MHz



[11] 打線圖



[12] 預計規格列表

Specification	Spec.	Pre-sim(tt)	Post-sim(tt)
Supply Voltage	1.8V	1.8V	
Frequency	100MHz	100MHz	
Chip size (μm^2)	< 1500x1500	1500x1500	
Power	-	23.9mW	
PADs	40	40	

[13] 參考文獻

- [1] X. Tian and K. Benkrid, "American option pricing on reconfigurable hardware using Least-Squares Monte Carlo method," 2009 International Conference on Field-Programmable Technology, 2009, pp. 263-270, doi: 10.1109/FPT.2009.5377662.
- [2] I. L. Dalal, D. Stefan and J. Harwayne-Gidansky, "Low discrepancy sequences for Monte Carlo simulations on reconfigurable platforms," 2008 International Conference on Application-Specific Systems, Architectures and Processors, 2008, pp. 108-113, doi: 10.1109/ASAP.2008.4580163.
- [3] S. Liu and J. Han, "Toward Energy-Efficient Stochastic Circuits Using Parallel Sobol Sequences," in IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, vol. 26, no. 7, pp. 1326-1339, July 2018, doi: 10.1109/TVLSI.2018.2812214.