

計量財務金融 金融科技

國立清華大學 計量財務金融學系/數學系
韓傳祥 著



CHAPTER 4 演算法交易

Outline

第一節 報酬函數圖

第二節 參數估計

第三節 時間序列

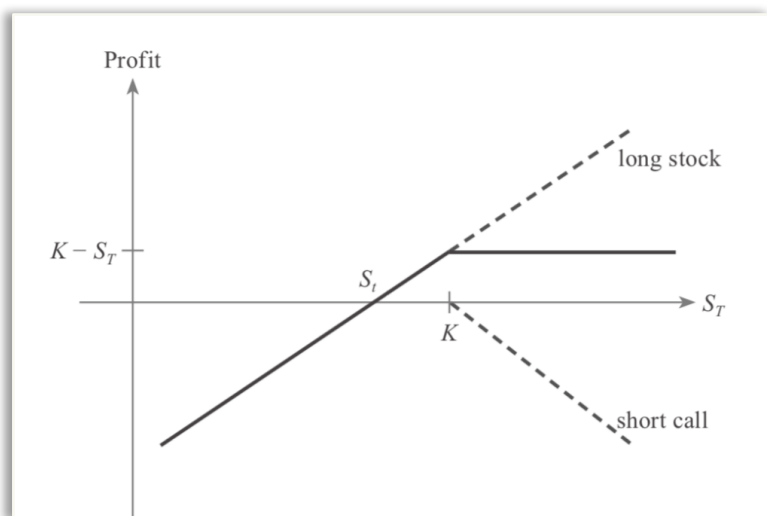
第四節 演算法交易與範例：高頻臺指期回溯測試

第一節 報酬函數圖Payoff Diagrams

專有名詞介紹

- 利用資產的報酬線性性質造成一組能使交易人漲勢與跌勢的某段區間都有報酬的投組。而我們也能靠著分析交易人的投資組合得到交易人對市場期待。
- 本節針對投資標的資產（也稱作現貨，如股票）及其歐式選擇權作探討，這些都是演算法交易中經常使用的策略。收益圖中以虛線代表了買賣資產的報酬函數，以紅色實現代表投資組合的總報酬函數。
- **Long**：買入，long position買入部位；
- **Short**：賣出，short position賣出部位；
- **(Deep) In the money**：（深）價內，意即報酬函數值為（很大的）正數；
- **Out of the money**：價外，意即報酬函數值為 0。

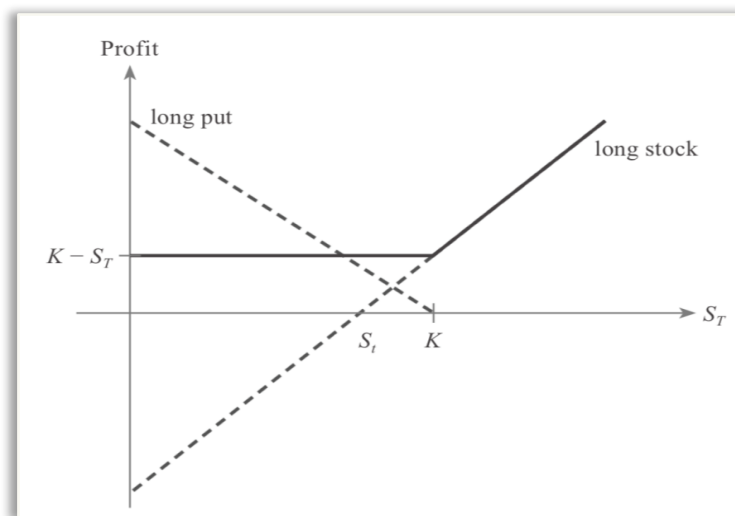
股票與選擇權的策略組合



Covered Call

情境：期初 t 時賣出一買權，但擔心在選擇權到期日 T 時，深價內所引發的重大損失。

策略：買入一現貨



Protected Put

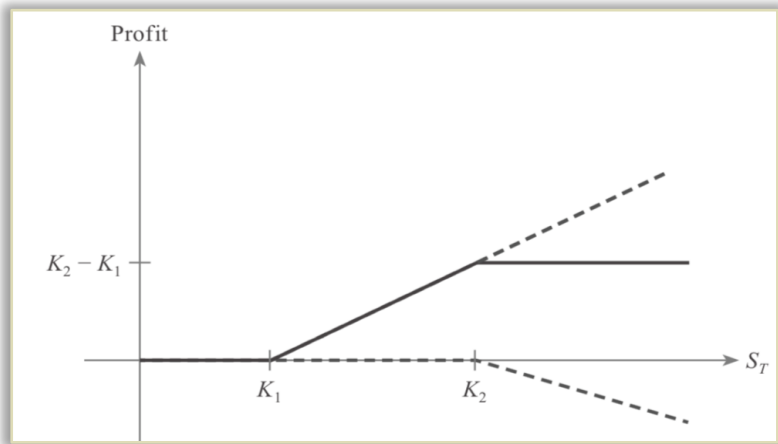
情境：期初 t 時買入一賣權，但擔心在選擇權到期日 T 時，價外所引發的損失。

策略：買入一現貨

選擇權價差組合--Bull and Bear

- **Bull Spreads**：預期市場上漲稱作是牛市(bull market)。當牛市來臨時，買進買權與賣出賣權是常見的交易行為，但卻含有市場不若預期時的價格風險。利用價差買權或價差賣權可以進行有效的風險控管，這些價差選擇權都是由兩個同樣形態的買權或賣權(具有一致的標的物，到期日等)，唯一不同之處在於履約價。
- **Bear Spreads**：預期市場下跌稱作是熊市(bear market)。當熊市來臨時，買進賣權與賣出買權是常見的交易行為，但卻含有市場不若預期時的價格風險。利用價差買權或價差賣權可以進行有效的風險控管，這些價差選擇權都是由兩個同樣形態的買權或賣權(具有一致的標的物，到期日等)，唯一不同之處在於履約價。

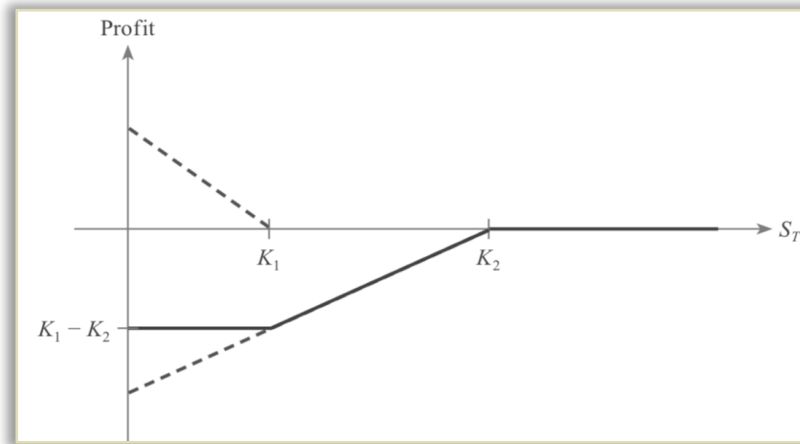
Bull Spreads



Bull Spread Calls

情境：在期初買入一買權，但後市持續升高是有限的，投資人願意放棄在選擇權到期時，由標的資產上漲到深價內所帶來的收益，或者說不願意付出小機率所帶來大漲收益的權利金。

策略：賣出另一個到期日相同，但履約價 K_2 較高 ($K_1 < K_2$) 的買權。

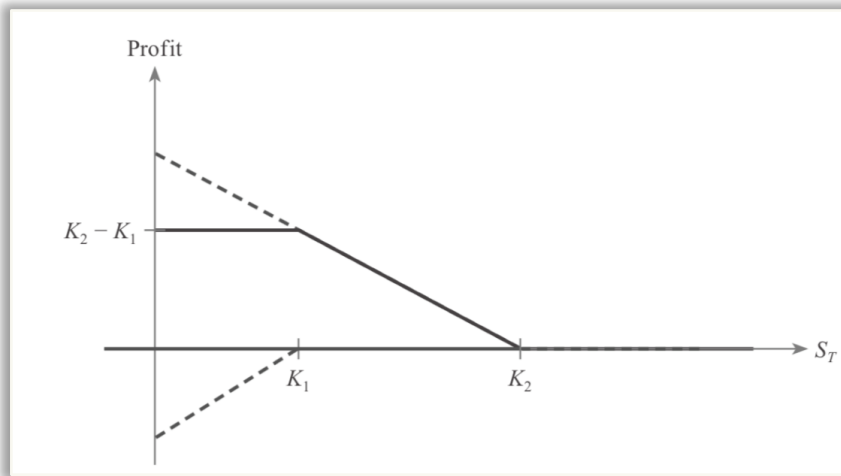


Bull Spread Puts

情境：在期初賣出一賣權，不過擔心在選擇權到期時，標的資產若下跌到深價內所引發的較大損失。

策略：買入另一個到期日相同，但履約價 K_1 較低 ($K_1 < K_2$) 的賣權。

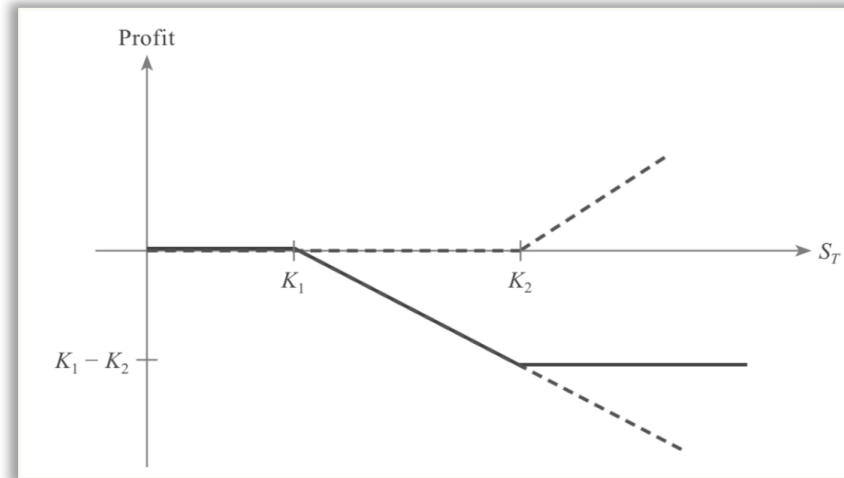
Bear Spreads



Bear Spread Puts

情境：在期初買入一賣權，由於後市下跌是有限的，投資人願意放棄在選擇權到期時，由標的資產下跌到深價內所帶來的收益，或者說不願意付出小機率所帶來大漲收益的權利金。

策略：賣出另一個到期日相同，但履約價 K_1 較低 ($K_1 < K_2$) 的買權。



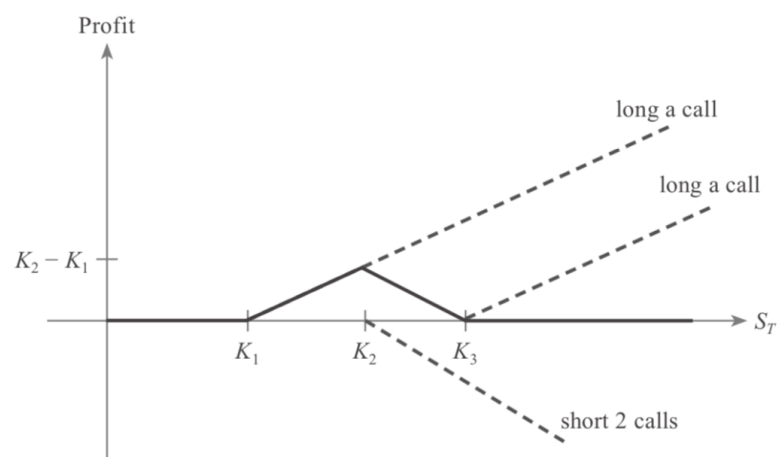
Bull Spread Puts

情境：在期初賣出一買權，不過擔心在選擇權到期時，標的資產若上漲到深價內所引發的極大損失。

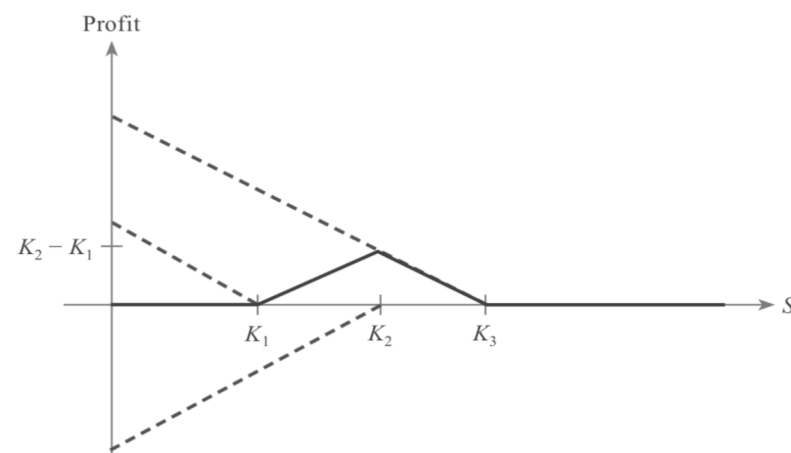
策略：買入另一個到期日相同，但履約價 K_2 較高 ($K_1 < K_2$) 的買權。

選擇權價差組合--Butterfly Spreads

- 預期市場會盤整，也就是標的價格不易大幅改變時，利用蝴蝶價差形成的帳篷報酬函數，有可能在市場盤整時，取得獲利。



Butterfly spread calls



Butterfly spread puts

選擇權價差組合-其他

- **Box Spreads**

- 將相同契約規格的一個 Bull call spread 和一個 Bear put spread 製作成另一個新的投資組合，總報酬函數值會是固定的。它可以視為是一個固定收益的契約如零息債券，面額為 $(K_2 - K_1)$ 。這個簡單的關係，可以成為檢驗選擇權市場是否存在套利的機會。

- **Calendar spreads**

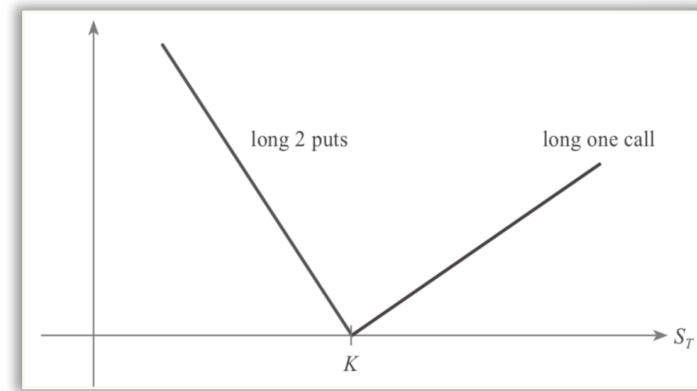
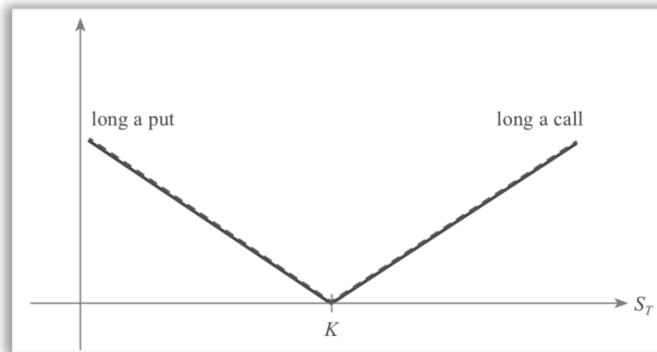
- 具有相同的履約價，但到期日不同的選擇權。

- **Diagonal spreads**

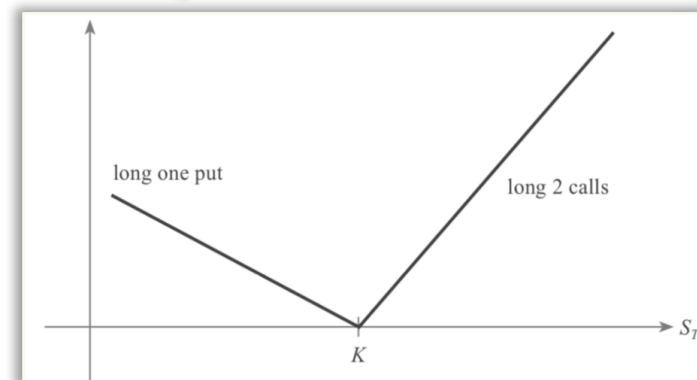
- 履約價和到期日皆不相同的選擇權。

Combination(1/2)

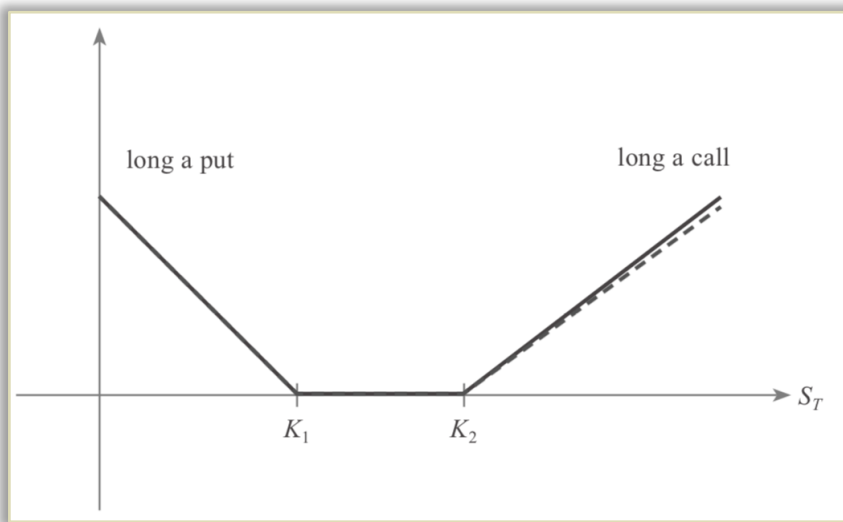
- 將買權以及賣權交互形成交易策略，稱作組合(combination)。
- Straddle
 - 情境：在某個重大政策或是產業消息公布之前，投資人預期標的資產的價格會有**大的波動**，但不確定是利多或利空。
 - 策略：同時買入相同契約形式的買權與賣權，履約價通常選為標的資產在到期日的平均價格。



Strip : 認為比較可能大跌
Strap : 認為比較可能大漲



Combination(2/2)



- **Strangles**

- 情境：在某個重大政策或是產業消息公布之前，投資人預期標的資產價格的分布，會有顯著的移動，但不確定是利多大漲還是利空大跌。
- 策略：同時買入高履約價 K_2 的買權與低履約價 K_1 的賣權。

由以上的範例中可以看出與選擇權相關的交易策略相當的靈活、豐富，甚至可以用來檢驗是否存在套利的空間。

第二節 參數估計Parameter Estimation

參數估計Parameter Estimation

- 本節首先介紹在統計學裡，關於估計母體參數如平均值與變異數等基本結果，然後以幾何布朗運動為例，估計出成長率和波動率兩個參數。
- 何謂統計推論？從母體(population)所抽出的樣本中，取得該母體參數的一些推測。

母體抽出之樣本



母體之參數

估計(estimation)
假設檢定(hypothesis testing)

估計 Estimation

- 針對本章的需要，我們僅僅回顧估計的部分。
- 範例
 - 一般而言，在處理估計母體平均的時候，我們會使用樣本平均做為我們的母體平均的點估計。

$$\bar{x} = \frac{\sum x_i}{n}, \quad x_1, x_2, \dots, x_n$$

- 而我們利用以下三點性質，來分析估計式的優良：
 1. 不偏性(Unbiasedness)
 2. 效率性(Efficiency)
 3. 一致性(Consistency)

成長率與波動率估計

- 本小節提供估計幾何布朗運動的模型參數-成長率與波動率的一種簡便的方法。

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t$$

- 推導過程中，幾件事項是值得注意的：
 1. 在推導過程之初，使用了對隨機微分方程式的離散化，然後才進行估計式的討論。離散的誤差大小當然會影響對母體參數估計的精確程度。不難想見的是，當單位離散時間 t 很小的時候，隨機微分方程式的離散誤差也會變小。因此，這裡所提供的估計式，應該使用在樣本數據資料比較密集的情形之下，金融上稱為高頻資料。
 2. 這些估計式都包含了單位離散時間 t ，當 t 是以年為單位，則估計量如成長率和標準差稱之為年化成長率(growth rate per annum)和年化標準差(volatility per annum 或 annualized volatility)。若 t 是以日為單位，則稱之為日化成長率和日化標準差。

第三節 時間序列Time Series

時間序列(1/3)

- 從時間序列的角度，進一步討論「波動率模型」，及其參數估計辦法。
- 利用時間序列的模型估計歷史波動率平方，也就是變異率(variance rate)。
- 而在之前的公式，也可以理解成利用1/N加權報酬。

$$\sigma_n^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} u_{n-i}^2$$

時間序列(2/3)

- ARCH模型

- 在不同遠近的天數，重要程度應該不一樣，應有不一樣的權重，Engle(1982)提出一修正的估計式，稱作 ARCH 模型，就是將長期平均變異率加入模型。

$$\sigma_n^2 = \sum_{i=1}^N \alpha_i u_{n-i}^2 \quad \sum_{i=1}^N \alpha_i = 1 \quad \longrightarrow \quad \sigma_n^2 = \gamma V_L + \sum_{i=1}^N \alpha_i u_{n-i}^2 \quad \gamma + \sum_{i=1}^N \alpha_i = 1$$

- EWMA 模型

- JP Morgan 在 1994 年率先使用 EWMA 模型（指數加權移動平均），在所屬的 RiskMetrics 資料庫中，用以估計波動率。

單期 $\sigma_n^2 = \lambda \sigma_{n-1}^2 + (1 - \lambda) u_{n-1}^2$

多期 $\sigma_n^2 = \lambda \left[\lambda \sigma_{n-2}^2 + (1 - \lambda) u_{n-2}^2 \right] + (1 - \lambda) u_{n-1}^2$

$$= (1 - \lambda) (u_{n-1}^2 + \lambda u_{n-2}^2) + \lambda^2 \sigma_{n-2}^2$$
$$= (1 - \lambda) \sum_{i=1}^N \lambda^{i-1} u_{n-i}^2 + \lambda^N \sigma_{n-N}^2$$

時間序列(3/3)

- GARCH

- 同如 ARCH 模型將長期平均變異率加入基本模型，GARCH 模型，也是將長期平均變異率加入了 EWMA 模型的架構中。GARCH(p,q)模型的一般形式如下：

$$\sigma_n^2 = \gamma V_L + \sum_{i=1}^p \alpha_i u_{n-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{n-j}^2$$

p=q=1時

$$\sigma_n^2 = \gamma V_L + \alpha u_{n-1}^2 + \beta \sigma_{n-1}^2 \quad \gamma + \alpha + \beta = 1$$

- 如何決定以上模型的參數估計問題？一般經常使用最大概似估計法 (maximum likelihood method)，現在許多財務資料分析的套裝軟體都已經將以上的模型列入，估計上並不成問題。

第四節

演算法交易與範例：高頻臺指期回溯測試

演算法交易

- 演算法交易(algorithmic trading, algo trading)，也稱作自動交易(automated trading)，意指根據電腦程式所產生的訊號，對證券進行交易。
- 演算法交易優勢：
 1. 避免交易時受情緒、心理上的影響，或者人為上的延遲。
 2. 可同時追蹤許多市場以及證券價格的最新狀況，不會錯失任何一個演算法所定義的交易機會。
- 高頻交易(high frequency trading)是一類特別的演算法交易。它經常使用在市場急劇下跌時，以幫助交易員在人所能夠反應的時間之外，及早完成交易行為。

軟體交易平台

- 演算法交易的執行可以在許多的交易軟體上實現，這些軟體平台通常可提供以下的功能：
 1. 市場資料(market data)
 2. 交易策略(trading strategies)
 3. 回溯測試(back test)
 4. 下單(order execution)

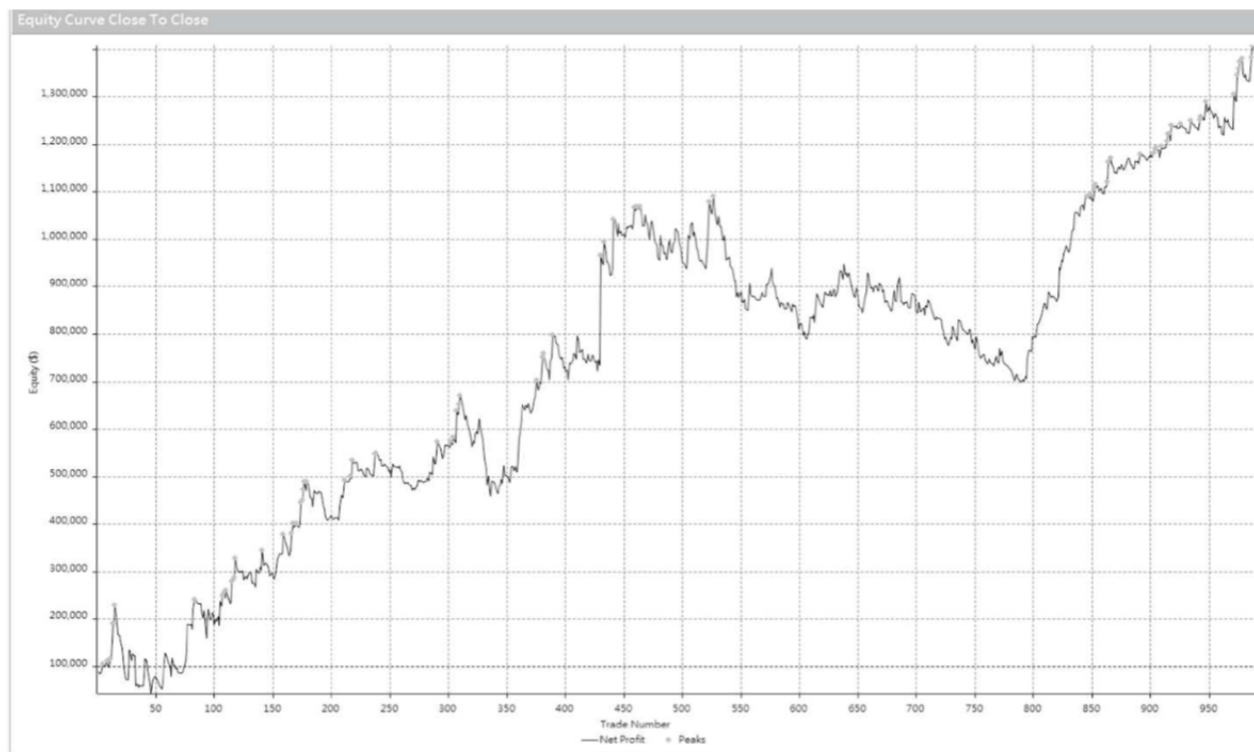
量化交易範例(1/3)

- 本小節旨在發展一種以**夏普比例(Sharpe ratio)**為基礎的交易策略。
- 夏普指數是一種常見的風險指標，它的定義是每單位風險所承受的超額報酬。
- 本章節利用前面估計，建立起運用電腦程式執行的交易訊號(trading signal)，其中包括了買賣訊號的濾網，以及停利停損的出場時機。

量化交易範例(2/3)

1. 演算法交易(algorithmic trading)，這是由於估計式中僅僅需要 資產的價格資訊，交易軟體可在盤中根據市場的數據加以計算。
 2. 高頻交易(high frequency trading)，這是由於估計式適合使用在 樣本數據資料比較密集的情形之下。
- 此範例以台灣指數期貨為標的資產，實施回溯測試，實證交易策略的表現。交易頻率是以每 15 秒為單位，交易成本設定為新台幣 400 元，交易原始金額為新台幣 100,000元，交易最大數量為一口台指期契約。回溯測試期間是從 1/1/2010 到 8/6/2013 中的台指期資料，結果為淨報酬新台幣 1,258,200 元，最大虧損(maximum drawdown)為 410,200 元，總交易次數達到 997 次。
 - 淨值表於下一頁附圖

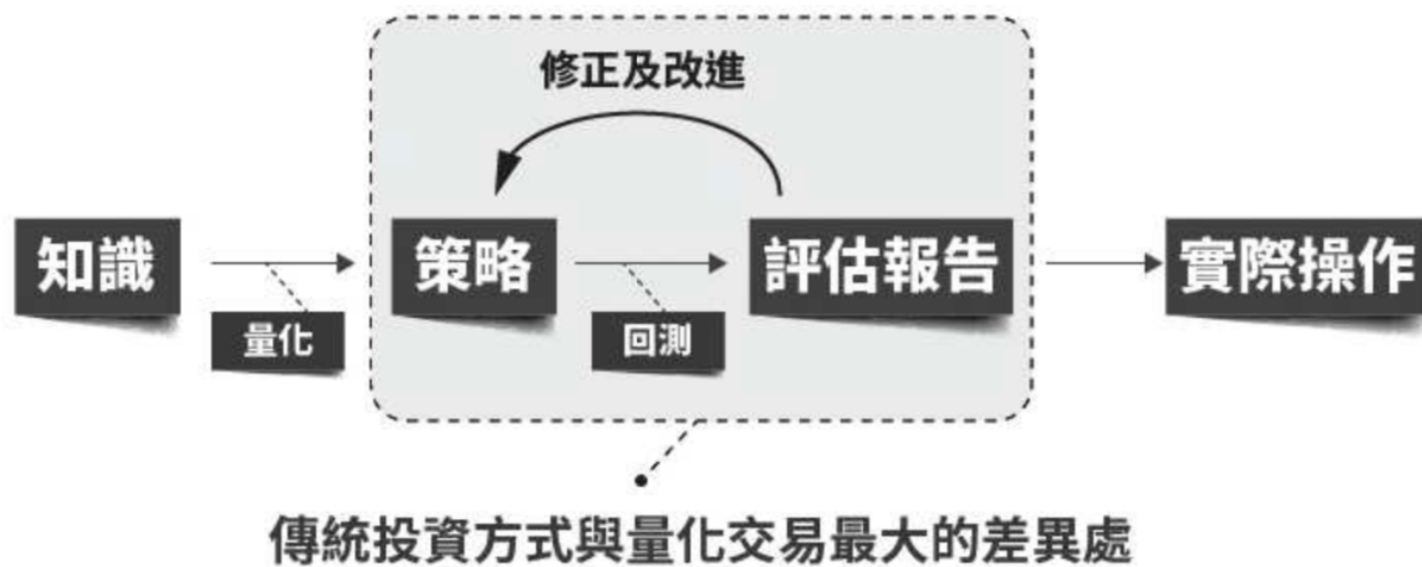
量化交易範例(3/3)



備註：台灣期貨交易所對於臺指期貨的交易規範可見於書中

補充資料--量化交易入門

- 計量交易流程：



關於回測的各種知識

- 常用的程式交易平台：Excel、Matlab、Multicharts
- 選定交易平台後，尋找及使用歷史資料，需要注意：
 1. 標的是否有股票分割以及發股利的情況
 2. 標的的存活偏誤(Survivorship Bias)
 3. 前視偏誤(Look-ahead bias)
 4. 數據窺探偏誤(Data-snooping Bias)
 5. 交易成本考量
- 策略的改進：首先我們需要注意的是所有策略的改進都要有經濟學原理或者市場的現象作支撐，而不是亂套入些反覆試驗的方法，否則會產生數據遷就偏差。