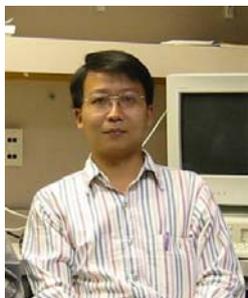


金融時間序列的相位統計分析

文/ 吳明佳



本文介紹我們最近引進的一種研究時間序列的方法。該方法係基於時間序列的瞬時相位包含豐富的資訊，藉由統計相位的分佈可以研究該時間序列之性質的概念。我們應用此一方法研究美國道瓊工業平均 (DJIA) 指數及那斯達克 (NASDAQ) 指數從 1997 年到 2003 年的日內 (intraday) 資料，以及美元/日圓 (USD/JPY) 匯率與美元/馬克 (USD/DEM) 匯率從 1986 年到 1996 年的日 (daily) 資料，發現金融時間序列是一種不同於其他非穩態的 (nonstationary) 時間序列的類別。兩股市指數的獲利率 (return) 時間序列的相位關聯分析顯示在 2001 年 9/11 攻擊事件之後，兩股市的交易活動的關聯性變強；而兩匯率的相位關聯分析則顯示兩者在 1990 年之前的關聯比之後強，此一現象可能與東西德統一及日本的泡沫經濟有關。

簡介

金融市場是一種複雜的動力學系統，其性質可以經由連續的記錄過程來記錄，其特徵可以由所得的時間序列來描述。對於這類動力學系統，大部分基於實驗數據的研究多聚焦於現象上的解釋，因此數據的分

吳明佳

中央大學數據分析方法研究中心助理研究員

中央研究院物理研究所合聘助研究員

中央大學物理學系兼任助理教授

e-mail: mcwu@ncu.edu.tw;

mcwu@phys.sinica.edu.tw

析方法在獲得研究結果與結論的過程中扮演重要的角色，不適當的方法可能導致錯誤的結果。然而，實驗數據通常混著雜訊，且一般是非線性的 (nonlinear) 與非穩態的 (nonstationary)，過去廣泛使用的處理方法是採取某些過濾器從實驗資料中過濾雜訊。由於這些方法多要求原始的時間序列是穩態及/或線性的，在沒有嚴格的限制條件可用來判定資料中哪些是本質的動力學，哪些是外在因素與雜訊的貢獻的情況下，這些過濾器的有效性是值得懷疑的。因此，如何從處理實驗數據中取出重要的分量是這類研究的重要課題。

在本篇文章中，我們將回顧我們最近研究金融時間序列 [1, 2, 3, 4] 與生理信號 [4, 5, 6, 7] 所引進的「相位統計」方法。該方法係基於相位包含豐富的資訊，藉由統計相位的分佈可以研究時間序列之性質的概念。為了實現相位統計，我們採用希爾伯特-黃轉換 (Hilbert-Huang Transform, HHT) [8] 來定義與計算瞬時相位。HHT 將實驗的時間序列分解為若干本質模態函數 (Intrinsic Mode Functions, IMFs)，經由計算這些 IMF 的瞬時相位，並對其做統計分析，從相位與相位差的分佈中，我們可以得到時間序列的特性與關聯。下文中，我們將簡單地介紹這個方法，並以美國道瓊工業平均 (DJIA) 指數與那斯達克 (NASDAQ) 指數 (index) 的日內 (intraday) 資料及美元/日圓 (USD/JPY) 匯率與美元/馬克 (USD/DEM) 匯率的日 (daily) 資料分析為例，說明相位統計方法的應用。

相位統計方法

所謂「相位統計」方法，是對實驗數據的時間序列計算瞬時相位，以獲得瞬時相位的時間序列，然後

對其作統計分析。由於對一般的時間序列計算相位可能會遇到無法計算出正確相位的問題 [8]，在實際計算相位之前通常必須對時間序列做前置處理。上文提到的 HHT 正是一種可以分解實驗時間序列為 IMF，並透過希爾伯特轉換 (Hilbert transform) 得到正確相位的方法。HHT 係由中央研究院黃鐸院士引進，是一種適於分析非線性與非穩態時間序列的方法 [8]。該轉換包含兩個部分，第一個部分是經驗模態分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD)，第二部分是希爾伯特轉換。不同於傳統的濾波器，EMD 是一種從實驗數據中擷取物理韻律的有效方法，此一優點使研究人員較容易對時間序列給出物理的解釋。

HHT 的 EMD 係基於任何時間序列可以由簡單振盪的本質模態組成的假設，其基本概念是以實驗數據本身的特徵時間尺度來分解數據 [8]，如此一來，分解便是適應性的 (adaptive)。EMD 分解的過程是利用篩選 (sifting) 資料的方式來產生 IMF，所得的 IMF 是一組表現良好的本質模態，其相對於平均值是對稱的，並且具有相同的極值與跨零 (zero-crossing) 數目。因此，所有的 IMF 都具有良好的希爾伯特轉換。EMD 產生 IMF 的演算法相當簡單，主要包含兩個步驟 [5, 8]：

步驟一：找出實驗數據 $x(t)$ 中局部的極值，並以立方曲線 (cubic spline line) 連接這些局部的極值，其中局部極大值的連線形成上包絡線 $U(t)$ ，局部極小值的連線形成下包絡線 $L(t)$ 。兩包絡線包住所有資料點。上下包絡線的平均值 $m_1(t)$ 為

$$m_1(t) = \frac{U(t) + L(t)}{2}. \quad (1)$$

將原來的 $x(t)$ 資料減去平均值 $m_1(t)$ ，我們可以得到一個分量 $h_1(t)$ ，

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t). \quad (2)$$

如果所得的分量 $h_1(t)$ 是對稱的，且所有局部極大值均為正值而所有局部極小值均為負值，則其為 IMF。如

果 $h_1(t)$ 不是一個 IMF，則重複上面的步驟直到擷取出來的信號是 IMF。在這個過程中， $h_1(t)$ 將被當作是原始資料並重複步驟

$$h_{11}(t) = h_1(t) - m_{11}(t). \quad (3)$$

如果函數 $h_{11}(t)$ 仍不滿足 IMF 的要求，則重複上述步驟 k 次直到所得之函數滿足某一可以接受的容差，結果

$$h_{1k}(t) = h_{1(k-1)}(t) - m_{1k}(t). \quad (4)$$

步驟二：若所得的時間序列是 IMF，則將其標示為 $c_1 = h_{1k}(t)$ 。接著把原始資料減去第一個 IMF，所得之差 r_1

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (5)$$

係一殘餘值。將殘餘值 $r_1(t)$ 當作原始數據，我們可以再一次運用上述步驟一的程序。按照步驟一與步驟二的程序，我們持續找到更多的 IMF c_i 直到最後一個。最後的殘餘值是一個常數或是單調的趨勢。如此，我們可以得到

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n, \quad (6)$$

$$r_{i-1}(t) - c_i(t) = r_i(t). \quad (7)$$

IMF 的瞬時相位計算可以藉由對其實施希爾伯特轉換來獲得。對於第 r 個分量 $c_r(t)$ ，希爾伯特轉換的程序包括計算 $c_r(t)$ 的共軛對，即

$$y_r(t) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_r(t')}{t-t'} dt', \quad (8)$$

其中 P 指示柯西主值 (Cauchy principal value)。根據此一定義，兩函數 $c_r(t)$ 與 $y_r(t)$ 構成一複數共軛並定義一解析信號 $z_r(t)$

$$z_r(t) = c_r(t) + iy_r(t) \equiv A_r(t)e^{i\phi_r(t)}, \quad (9)$$

其中振幅 $A_r(t)$ 與瞬時相位 $\phi_r(t)$ 定義為

$$A_r(t) = [c_r^2(t) + y_r^2(t)]^{1/2}, \quad (10)$$

$$\phi_r(t) = \tan^{-1} \left(\frac{y_r(t)}{c_r(t)} \right). \quad (11)$$

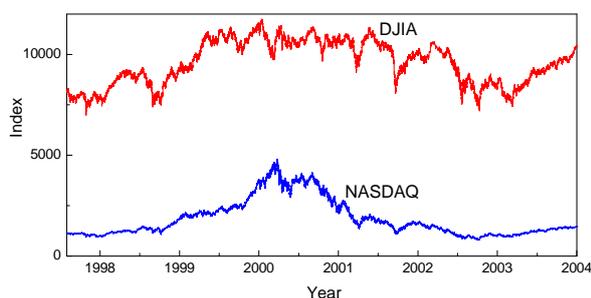
因此，我們可以根據方程式 (8) 與 (11) 來計算瞬時相位。對於統計相位，我們進一步定義機率密度函數 (Probability density function)。我們將機率密度函數 P 定義為一測量量 ρ 的歸一化機率分佈，其滿足

$$\int_{-\infty}^{\infty} P(\rho) d\rho = 1, \quad (12)$$

其中測量量 ρ 可以是相位或稍後定義的相位差。

美國道瓊工業平均與那斯達克指數分析

我們首先介紹 DJIA 與 NASDAQ 指數時間序列的分析 [1]。兩股市的數據係取自 Trade and Quotation (TAQ) 資料庫，使用的日內 10 分鐘取樣週期的數據包含兩股市指數從 1997 年 8 月 1 日至 2003 年 12 月 31 日，從 9:30 至 15:50 共計六個半小時的交易資料，總數包含 60,177 個資料點。圖一是兩股市的指數走勢圖。



圖一：1997 年 8 月 1 日至 2003 年 12 月 31 日期間道瓊工業平均指數與那斯達克指數的變化。

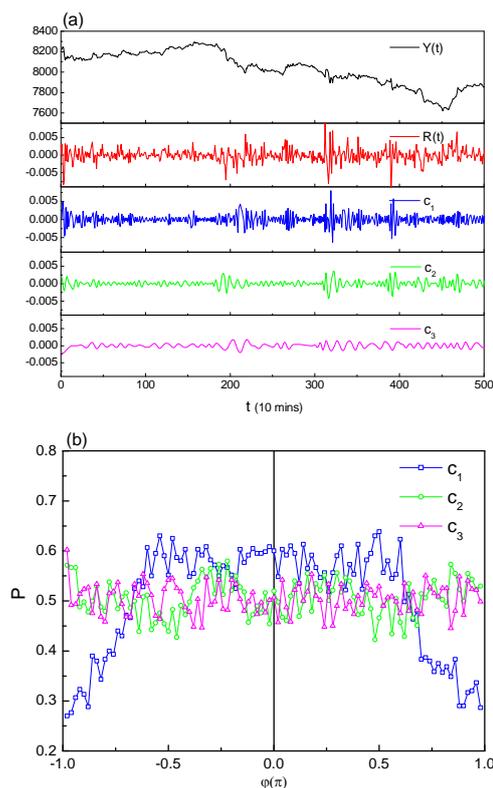
對於金融時間序列，我們可以定義獲利率 (return)。由於股市長期的趨勢變化可能很大，一般使用對數形式的獲利率定義，即對於由時間序列 $Y(t)$ 表示的指數，其於時間 τ 期間的獲利率可定義為

$$R_{\tau}(t) = \ln Y(t) - \ln Y(t - \tau), \quad (13)$$

其中 τ 是原始取樣時間單位 Δt ($=10$ 分鐘) 的複數倍。由於時間尺度 τ (以 Δt 為單位) 是用來取樣獲利率的參數，我們可以對 $R_{\tau}(t)$ 採取不同的 τ 值以檢視日內取

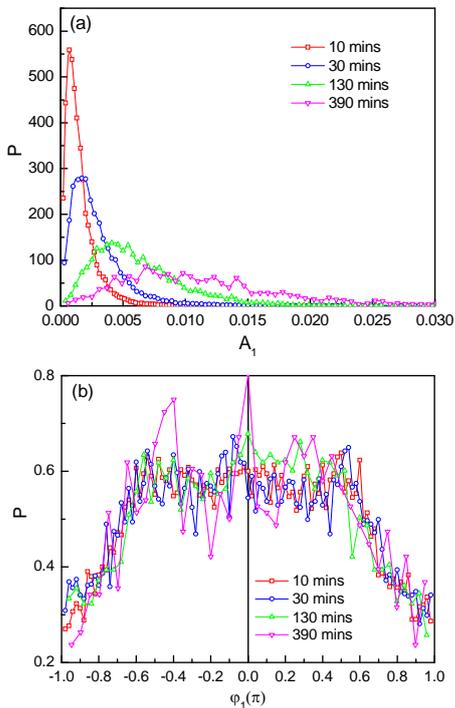
樣頻率的獲利率的特性。因為一天的交易時間有 390 分鐘，為了有整數個取樣資料點，我們採取 $\tau = 10, 30, 130, 390$ 分鐘來取樣獲利率時間序列 $R_{\tau}(t)$ 。

我們首先將 10 分鐘取樣頻率的時間序列 $R_{\tau}(t)$ 當作原始數據，並應用 EMD 將 $R_{\tau}(t)$ 分解成 14 個 IMF，結果如圖二(a)所示，其中僅顯示前 3 個 IMF。應注意的是，經由 EMD 分解的 IMF 的數量與原始時間序列的特性有關。從這些 IMF 的性質，可以了解分解的物理意義。首先我們比較圖二(a)中的時間序列 $R_{\tau}(t)$ 與 IMF c_1 及 c_2 。根據方程式 (6) 與 (7)，從 $R_{\tau}(t)$ 分解出來的每一個 IMF 都是獨立的，且 IMF 之間互相正交。IMF c_1 與 c_2 的主要差異在於其各自的頻率範圍不同： c_1 是在篩選過程中從 $R_{\tau}(t)$ 分離的第一個分量，其具有 14 個 IMF 中最高的頻率範圍。因為時間序列 $R_{\tau}(t)$ 的細部結構是由最高頻率的分量來描述，因此 c_1 抓住了獲利率時間序列 $R_{\tau}(t)$ 的特徵。



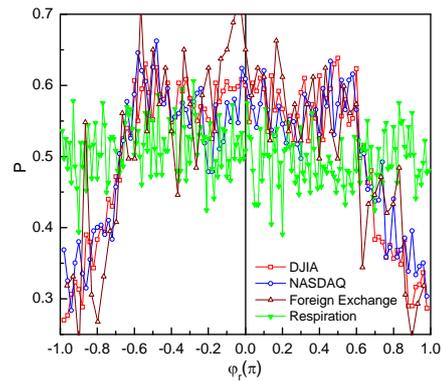
圖二：(a) DJIA 日內指數與其對應之以 10 分鐘為取樣時間間隔的獲利率時間序列，及前 3 個 IMF；(b) 相位的機率密度函數。圖片取自參考資料 [1]。

接下來，我們根據方程式 (8)、(10) 與 (11) 計算 IMF 的振幅與瞬時相位，並統計其相位分佈，結果如圖二(b)所示。我們發現除了這些時間序列的第一個 IMF 以外，其他 IMF 的相位都是隨機分佈的，亦即所有可能的相位 ($-\pi \leq \phi_1 \leq \pi$) 都有相同的機率。第一個 IMF 的振幅的機率密度函數是一般的馬克斯威爾-波茲曼 (Maxwell-Boltzmann) 分佈，而相位分佈則集中於 $-0.5\pi \leq \phi_1 \leq 0.5\pi$ 。這種相位分佈聚集化的現象源自於指數時間序列的突變結構，因而時間序列的振盪週期接近取樣週期 τ [1]。同樣地，我們對取樣頻率為 30, 130, 與 390 分鐘的時間序列應用 EMD，計算振幅變化與瞬時相位，然後統計其振幅與相位分佈。圖三(a)與三(b)分別顯示這些時間序列的第一個 IMF 的振幅與相位分佈。振幅的機率密度函數仍是一般的馬克斯威爾-波茲曼分佈，相位分佈也仍有聚集化的現象。這個現象存在於日內資料的所有取樣時間尺度 (10 分鐘的倍數)，甚至存在於日間 (interday) 的時間週期 (日，週，甚正更低的頻率)，而與股市的組成無關。



圖三：以 10, 30, 130, 390 分鐘取樣之 DJIA 指數之獲利率的第一个 IMF 的 (a) 振幅機率密度函數與 (b) 相位機率密度函數。圖片取自參考資料 [1]。

我們以用相同的方法分析 NASDAQ 指數時間序列，結果發現除了尺度上有些差異外，NASDAQ 指數的獲利率的第一个 IMF 具有相同的相位分佈。值得注意的是，這表示相位分佈的聚集化現象是股市時間序列的特性。從另一個觀點來看，相位聚集化對應的突變的結構隱含著指數不可預測與隨機的性質，這與規則的訊號或準規則的訊號不同。舉例來說，我們比較股市時間序列、匯率時間序列與典型的呼吸訊號的相位分佈，結果如圖四所示。呼吸循環通常不是規則的時間序列，資料記錄過程也可能被身體的動作與雜訊干擾。以 EMD 分解得到的第三個 IMF c_3 抓住呼吸信號的主要結構 [4]，其振幅是馬克斯威爾-波茲曼分佈，但相位分佈是均勻的。因此金融時間序列的獲利率與呼吸信號的時間序列在振幅的分佈上看不出區別，但在相位的分佈上則明顯屬於不同的類別 [1]。



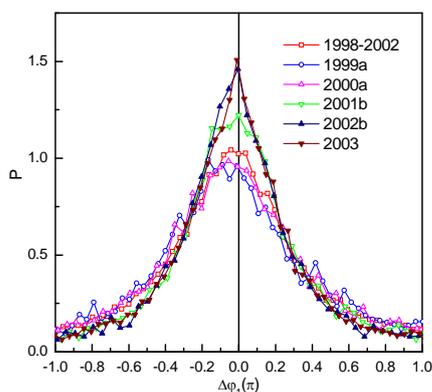
圖四：以 10 分鐘時間間隔取樣之 DJIA 與 NASDAQ 指數之獲利率的第一个模函數的相位機率密度函數，及典型的呼吸信號的第三个 IMF 的機率密度函數。圖片取自參考資料 [1]。

為了進一步研究兩股市之間的關聯行為，我們計算 DJIA 與 NASDAQ 指數的獲利率時間序列在不同時期的相位差的變化。以 DJIA 為參考基準，定義兩指數獲利率時間序列的第一个 IMF 相位差 $\Delta\phi$

$$\Delta\phi = \phi_1(\text{NASDAQ}) - \phi_1(\text{DJIA}), \quad (14)$$

並分析特定時期與事件的機率密度函數。當兩股市指數的變化趨勢接近時，相位差變小，機率密度函數在

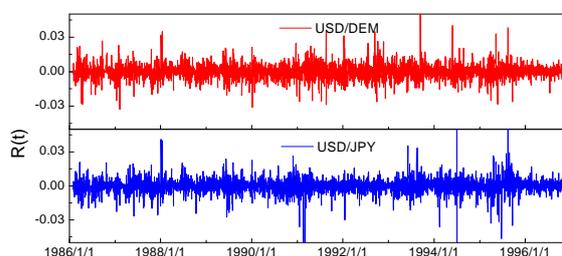
相位差為零的地方會較高，反之則較低。以統計分析來說，這對應於峰度 (kurtosis) 的計算，當兩股市彼此關聯較強時，峰度值較大，反之較小。我們計算並比較 1998-2002 年、1999 年上半年 (標示為 1999a)、2000 年上半年 (標示為 2000a)、2001 與 2002 年下半年 (分別標示為 2001b 與 2002b) 及 2003 年全年之兩指數的獲利率時間序列的第一個 IMF 之間的相位差分佈，結果如圖五所示。統計結果顯示 DJIA 與 NASDAQ 之間的相位差分佈在 2001 年下半年與 2002 年下半年及 2003 年整年的峰度值和 1998-2002 年與 1999 年上半年與 2000 年上半年比較起來相對較大，由於 9/11 攻擊事件發生於 2001 年下半年，因此我們對這個現象的解釋是兩股市在 9/11 攻擊事件之後的交易行為有相對較強的關聯，而 2003 年具有較高的峰度值則表示這種關聯性較強的交易行為持續到後來的交易活動中。這可能是因為於 9/11 攻擊事件之後，投資人受到聯邦政府經濟政策、新聞事件或其他預期心理的影響的情況更明顯，因此在兩股市指數的表現上趨於一致。舉例來說，2002 年 9 月期間，投資人預期在 9/11 攻擊事件滿週年時可能發生類似的攻擊事件，因此兩股市的指數在那段期間都有下跌的趨勢。



圖五：DJIA 與 NASDAQ 指數在 1998 至 2002 年與特定時期之獲利率的第一個 IMF 之間的相位差機率密度函數。圖片取自參考資料 [1]。

美元/日圓與美元/馬克的匯率分析

接下來，我們介紹匯率的時間序列分析 [2]。本文介紹的研究係使用美元/日圓 (USD/JPY) 與美元/馬克 (USD/DEM) 匯率的日資料，資料記錄期間為 1986 年 2 月 1 日至 1996 年 12 月 31 日。USD/DEM 與 USD/JPY 匯率時間序列的原始資料是分開記錄的，且資料長度不一致。在刪除沒有記錄的日期之後，將開盤與收盤價依日期對齊，最後得到總數為 3,843 取樣資料點的時間序列。對一般的標度 (scaling) 分析而言，這樣的資料點太少，但是若以整組資料來做統計的分析則尚可得出可信的估計。



圖六：1986 年 2 月 1 日至 1996 年 12 月 31 日 USD/DEM 與 USD/JPY 匯率的日獲利率時間序列。圖片取自參考資料 [2]。

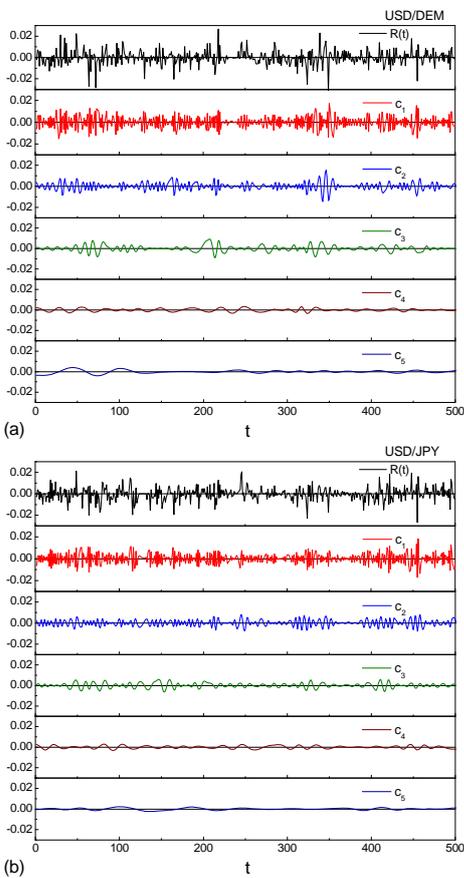
為了研究 USD/DEM 與 USD/JPY 匯率時間序列，我們定義日獲利率 $R(t)$ 為

$$R(t) = \frac{Y_c(t) - Y_o(t)}{Y_o(t)}, \quad (15)$$

其中 $Y(t)$ 是匯率時間序列，下標「o」表示開盤價格，「c」表示收盤價格。圖六顯示 USD/DEM 與 USD/JPY 日獲利率時間序列的特徵。除了在這些時間序列中顯露的本質性隨機行為 (如圖四中的相位分佈) 外，可以發現在整段資料的期間，兩匯率之間有一些不甚明確的關聯，如圖六中兩時間序列在很多時間有類似 (同相) 的漲落。如同對股市指數的獲利率時間序列的分析，在本節中，我們將利用相位統計的方法研究兩匯率之間的關聯。

首先我們對兩匯率的日獲利率時間序列應用

EMD 將其分解成若干 IMF，結果如圖七所示，其中獲利率時間序列被分解成 11 個 IMF，圖中僅顯示前 5 個 IMF。在這些 IMF 中，第一個 IMF c_1 具有最高頻率，其抓住細部結構，而第二個 IMF c_2 則具有第二高的頻率。如在股市時間序列中提到，第一個 IMF c_1 顯露金融時間序列的隨機性質。此外，比較相同階數 (order) 的 IMF，可以更清楚地看到獲利率時間序列的關聯行為。既然 IMF 的平均頻率與其階數成反比 (c_1 的頻率比 c_2 的頻率高)，我們可以對相同階數的 IMF 對分析兩者之間的關聯行為。這有助於了解兩匯率的獲利率的關聯強度與時間尺度之間的關係。



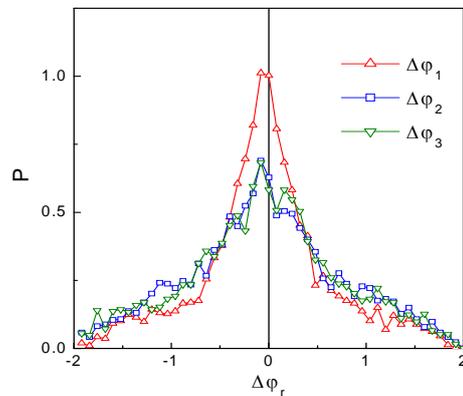
圖七：(a) USD/DEM 與 (b) USD/JPY 匯率之日內獲利率時間序列及使用 EMD 分解得到的前 5 個 IMF。圖片取自參考資料 [2]。

首先根據方程式 (8)、(10) 與 (11) 計算兩匯率之獲利率前 3 個 IMF 的振幅與瞬時相位，結果與股市指

數的獲利率情況一樣，時間序列的振幅是馬克斯威爾—波茲曼分佈，相位分佈方面同樣是第一個 IMF c_1 的相位機率密度函數有聚集化的現象 (如圖四所示)，而第二與第三級 IMF c_2 與 c_3 的相位分佈是均勻的。為了研究 USD/DEM 與 USD/JPY 匯率之間的關聯性，我們定義相同階數的 IMF 對之間的相位差。以 USD/DEM 為參考基準，我們將相對相位差 $\Delta\phi_r$ 定義為

$$\Delta\phi_r = \phi_r(\text{USD/JPY}) - \phi_r(\text{USD/DEM}), \quad (16)$$

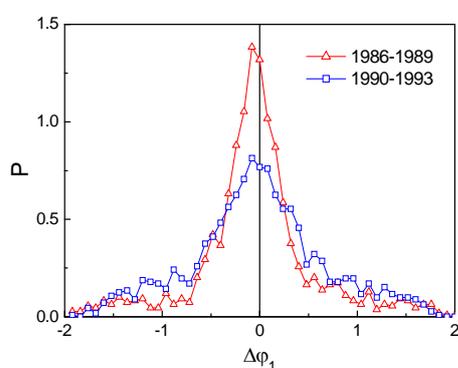
其中 r 為階數。圖八為相位差 $\Delta\phi_1$ 、 $\Delta\phi_2$ 與 $\Delta\phi_3$ 的機率密度函數，其中相位差 $\Delta\phi_1$ 的分佈比 $\Delta\phi_2$ 與 $\Delta\phi_3$ 的分佈窄，且在 $\Delta\phi_1 = 0$ 處頂尖。峰度的計算顯示其變化從 $0.5826(\Delta\phi_1)$ 到 $-0.3373(\Delta\phi_2)$ 再到 $-0.2488(\Delta\phi_3)$ 。



圖八：USD/DEM 與 USD/JPY 匯率時間序列的前三個 IMF 的相位差時間序列 $\Delta\phi_r$ (單位 π) 的機率密度函數。圖片取自參考資料 [2]。

由於 IMF 的階數與時間尺度有關，我們可以根據相位差的峰度變化，對兩匯率之間的關聯給出定性上的描述。 $\Delta\phi_1$ 分佈的峰度較大表示第一個 IMF 貢獻的獲利率變化比其他高階的 IMF 同相。換句話說，兩匯率在日時間尺度上的關聯較強。此外，在 $\Delta\phi_2$ 與 $\Delta\phi_3$ 的分佈上沒有看到明顯的區別，這意味著 USD/DEM 與 USD/JPY 匯率的關聯在比日時間尺度更長的時間週期上是相似的。此一現象可以用美元是強勢貨幣的事實來解釋，即 USD/DEM 與 USD/JPY 是在美元影響下表現出所觀察到的關聯。根據 EMD 的分解，第一個 IMF 抓住振盪 (擾動) 的細部結構，對金融時間序

列而言，這些振盪是不可預測性與隨機性的特徵 [2]。在此一時間尺度下，振盪基本上是由局部（區域性）的交易活動決定，即由個別的買賣效應主導。在開放市場中，更強的交互作用可能導致更強的關聯。相反地，高階的 IMF 可以看成是原來時間序列的局部平均，其中小時間尺度的波動已經被「抹平」了。「抹平」的效果類似於以某一窗口大小對原來的時間序列取平均。在此一情況下，政府的政策與其他平衡機制可能是決定時間序列較大尺度行為的主要因素。由於政府的經濟政策與干預措施基本上是使貨幣市場穩定，其運作會使匯率變化趨於獨立。 $\Delta\phi_2$ 與 $\Delta\phi_3$ 的類似分佈顯示的正是貨幣市場中這種因素的影響，結果，長時間的關聯行為比日時間尺度的弱。



圖九：相位差 $\Delta\phi_1$ （單位 π ）在 1986-1989 與 1990-1993 期間的機率密度函數。圖片取自參考資料 [2]。

爲了說明匯率時間序列之間關聯性的變化情形，我們進一步考慮不同期間的 $\Delta\phi$ 分佈。爲使統計資料有足夠的資料點，我們擷取兩段期間的資料：一個是 1986 年到 1989 年，另一個則是 1990 年到 1993 年。在我們的統計中，1986-1989 年期間包含 1,367 個資料點，而 1990-1993 年期間則包含 1,400 個資料點，這樣的資料點數在我們的統計分析上接近有意義的門檻。我們計算這兩段期間的 $\Delta\phi$ 分佈，其結果顯示於圖九。峰度分析顯示兩匯率時間序列之間的關聯在 1986-1989 年期間比在 1990-1993 年期間強。值得注意的是在 1990-1993 年期間，DEM 與 JPY 的幣值在貨幣市場中受到東西德統一與日本泡沫經濟的影

響，引導 USD/DEM 與 USD/JPY 的買賣價格的因素不是美元，而是統一之後的德國與經歷泡沫經濟的日本的經濟環境及其政府的經濟政策。由於兩政府爲了穩定市場而實施政策性干預，兩貨幣市場在這段期間變得更加獨立，其匯率之間的關聯也變得較弱。

結論

我們已經介紹了相位統計方法，並以 DJIA 與 NASDAQ 指數，及 USD/DEM 與 USD/JPY 匯率的分析爲例，說明此一方法的應用。如上所述，相位統計的方法係基於時間序列的瞬時相位包含豐富的資訊，經由統計瞬時相位的分佈可以研究該時間序列之性質的概念。爲了能夠正確地擷取時間序列的瞬時相位，我們對原始時間序列做前置處理，利用 EMD 的方法，將時間序列分解成若干 IMF，由於 IMF 具有良好的性質，經由希爾伯特轉換可以計算得正確的相位。EMD 分解出來的 IMF 具有大致可區分的頻率範圍，允許我們在時域（time domain）中對時間序列的組成分量進行觀察。

在 DJIA 與 NASDAQ 指數的分析方面，我們分析兩指數之獲利率時間序列的前 3 個 IMF 的相位分佈，發現第一個 IMF 的相位分佈有聚集化的現象，而其他 IMF 的相位則是均勻（隨機）的分佈，此一現象存在於日內資料的所有取樣時間（10 分鐘的倍數）。相位的聚集化現象對應於突變的時間序列結構，隱含指數的不可預測性與隨機性質。比較股市時間序列、匯率時間序列與人類呼吸信號的時間序列，結果明確顯示金融時間序列的獲利率相位分佈不同於呼吸信號，因此兩者係屬於不同的類別 [1]。

我們也以相位差定義 DJIA 與 NASDAQ 指數獲利率時間序列之間的關聯性，並比較不同時期與發生特定事件後的變化，結果顯示 2003 年以後兩股市的獲利率時間序列的相位比早年接近。進一步比對發現兩指數的相位差分佈的峰度值在 2001 年 9/11 攻擊事件之後變得較高，顯示在 9/11 攻擊事件之後，DJIA

與 NASDAQ 的交易行為發生明顯的變化。類似的情況發生於 2002 年下半年及 2003 年全年，顯示此一情況持續存在於後續的交易活動中。這種現象可以從 9/11 攻擊事件之後市場中更快速的資訊傳播與更強的事件依賴來解釋。換句話說，兩個股市變得更加關聯是因為受到相同因素，如新聞報導或事件、系統性風險、大的經濟政策或聯邦政府的管理政策的影響。因此，投資人在 2002 年 9/11 攻擊事件滿週年時，於預期心理下有類似的交易行為。

在 USD/DEM 與 USD/JPY 匯率時間序列的分析方面，我們發現日獲利率時間序列經由 EMD 得到的分量中，第一個 IMF 的相位差分佈的峰度值比第二與第三個 IMF 的相位差分佈峰度值高，顯示兩匯率時間序列在日時間尺度上比更長的時間尺度有著更強的關聯。由於貨幣市場的交易多有政府政策性的調制，該現象可以用短時間尺度是比長時間尺度較不受政府政策干預的情況來解釋。我們也分析兩匯率時間序列在 1986-1989 年與 1990-1993 年期間的獲利率時間序列的第一個 IMF 的相位差分佈，結果顯示 USD/DEM 與 USD/JPY 匯率在 1986-1989 期間的關聯比在 1990-1993 期間的關聯強。1990 年之前，兩貨幣在開放市場中的關聯主要是經由強勢的美元所建立，而 1990 年之後，兩匯率之間較弱關聯則可能是因為東西德在 1990 年統一與日本在 1990 年初期經歷泡沫經濟，兩政府為穩定貨幣交易實施干預，使兩匯率變得較獨立，不若 1990 年之前的關聯。

最後，我們強調雖然現有分析方法中以交叉關聯係數為基礎的方法也可以提供金融時間序列之間關聯行為的訊息，本文介紹的相位統計方法實際上提供一種研究金融時間序列關聯性的新方法。最近，筆者與合作者將相位統計方法運用於人類心室震顫 (ventricular fibrillation) 的研究，發現此一方法可以從心電圖數據中識別致命性心室震顫 [6, 7]。另外，我們也延伸 IMF 在時間尺度上的解釋，用於分析蛋白質的局部疏水性與二級結構之間的關係，發現兩者之間在特定尺度上有良好的關聯 [9]。因此，預期此一方法也可用於生理信號 [5, 6, 7]、生物系統 [9]、地

震資料或其他社會學模型等與時間序列有關的研究。

誌謝

本文所提到的研究係在行政院國家科學委員會研究計畫 (NSC 96-2112-M-008-021-MY3) 補助與中央研究院的支持下完成。筆者感謝合作者一起完成參考資料 [1, 5, 6, 7, 9] 所列舉的論文。

參考資料

- [1] M.-C. Wu, M.-C. Huang, H.-C. Yu, and T. C. Chiang, Phase distribution and phase correlation of financial time series, *Phys. Rev. E* 73, 016118 (2006).
- [2] M.-C. Wu, Phase correlation of foreign exchange time series, *Physica A* 375, 633-642 (2007).
- [3] M.-C. Wu, Phase statistics approach to time series analysis, *J. Korean Phys. Soc.* 50, 304-312 (2007).
- [4] M.-C. Wu, Phase statistics approach to physiological and financial time series, *AAPPS Bulletin* 17, 21-26 (2007).
- [5] M.-C. Wu and C.-K. Hu, Empirical mode decomposition and synchrogram approach to cardiorespiratory synchronization, *Phys. Rev. E* 73, 051917 (2006).
- [6] M.-C. Wu, Z. R. Struzik, E. Watanabe, Y. Yamamoto, and C.-K. Hu, Temporal evolution for the phase histogram of ECG during human ventricular fibrillation, *AIP Conference Proceeding*, 922, 573-576 (2007).
- [7] M.-C. Wu, E. Watanabe, Z. R. Struzik, C.-K. Hu, and Y. Yamamoto, Phase statistics of heart beat signals can be used to identify fatal ventricular fibrillation, submitted for publication (2008).
- [8] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M.-C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C.-C. Tung, and H. H. Liu, The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proc. R. Soc. Lond. A* 454, 903 (1998).
- [9] M.-C. Wu, C.-K. Hu, H.-M. Chen, and T.-Y. Tsong, Local hydrophobicity and protein secondary structure formation: Theoretical model and experimental test, submitted for publication (2008).