

新冠疫情前後的台灣期貨市場避險績效之研究

蔡豐澤¹ 劉心媛² 林秋發^{3*}

¹ 國立虎尾科技大學財務金融系 副教授

² 國立虎尾科技大學財務金融系 碩士生

^{3*} 國立虎尾科技大學財務金融系 教授

摘 要

期貨的主要功能之一，是規避現貨價格變動的風險，而金融市場在 2019 年末因遭遇 COVID-19 疫情的重創，期貨商品是否還能有效地為現貨來規避風險是一個值得研究的議題。本研究探討疫情前後，台灣的期貨市場中有那些期貨商品能保有較佳的避險績效，何種計量模型能為避險提供最佳的預測能力。

本研究之實證結果主要發現如下：(1)在疫情後期貨商品避險績效大多數具有下降的趨勢；(2)疫情前為避險提供最佳預測效能的模型為 GO-GARCH，而疫情後則為 GJR-GARCH；(3)無論是疫情前、後，從整體上升下降的績效排名中可以得知美國標準普爾 500(SPF)，及美國道瓊期貨(UDF)的避險效果都是具有最佳的避險能力。

關鍵詞：GJR-GARCH、GO-GARCH、DCC-GARCH、避險績效

DIO：10.6425/JNHUST.202403_38(1).0002

*聯繫作者：國立虎尾科技大學財金系，雲林縣虎尾鎮文化路 64 號。

Tel: 05-6315767

E-mail: cflin@nfu.edu.tw



A Study on the Hedge Performance of Futures Before and After COVID19 in Taiwan Futures Market

Feng-Tse Tsai¹ Hsin-Yuan Liu² Chiou-Fa Lin^{3*}

¹ Department of Finance, National Formosa University, Associate Professor

² Department of Finance, National Formosa University, Master

^{3*} Department of Finance, National Formosa University, Professor

Abstract

One of the major functions of futures is to hedge the price risk of spot instruments. The financial markets have been mauled badly by the covid-19 until now. Is the hedging function of futures still effective? This is an interesting and valuable issue to investigate. This study examines which futures in Taiwan futures market have better hedging performance and which econometric models have better predictability about hedge pre- and post the covid-19 event.

Our empirical findings are as follows: (1) for most futures, the hedging performances decreased after the covid-19 event; (2) the GO-GARCH model had best predictability before the covid-19, but it was replaced by the GJR-GARCH model after the event; (3) 500SPF and UDF have the best hedging ability pre- and post the covid-19 event.

Keywords: GJR-GARCH 、 GO-GARCH 、 DCC-GARCH 、 hedge performance

DIO : 10.6425/JNHUST.202403_38(1).0002

*Corresponding Author : *Department of Finance, National Formosa University, 64, Wen-Hua Road, Hu-Wei, 63208, Taiwan.

Tel:05-6315767

E-mail: cflin@nfu.edu.tw



壹、緒論

近年來，期貨市場日益活躍，因為越來越多人發現投資的不穩定性，而投資的關鍵在於維持獲利的同時也要做好風險的控管，因此投資者會選擇使用期貨來規避現貨價格變動的風險，而台灣期貨交易所也陸續推出了許多新的期貨商品，以應付投資者的需求。然而 2020 年新冠疫情爆發導致全球股市重挫，如台灣加權股價指數相較 2017 年下跌了 8.6%，美國三大股價指數業均下跌 5% 至 6%，大多數國家的股票市場也皆為負報酬。而在疫情爆發前的 2019 年，全球股市整體增加 17 兆美元，但卻在該年底至 2020 年起，因新冠疫情的爆發導致全球股市下跌，以美國三大股價指數為例，在幾天內就下跌 10% 之多。而在面臨疫情對全球股市帶來極大的衝擊情況下，若投資者在疫情期間使用期貨商品來避險，是否可以在面對重大事件時保有穩定的避險能力呢？在疫情前後各期貨商品較適用何種模型呢？因此本研究挑選出台灣各種期貨商品，採用多變數 GARCH 模型進行新冠疫情前與疫情後之避險能力分析，試圖回答上述所提出之問題。

本文選擇文獻上較為常用之 GARCH 修正的模型，包括 GJR-GARCH 模型、多變量 DCC-GARCH 模型、GO-GARCH 模型，並以最小平方法 (ordinary least square, OLS) 模型作為比較的基準。利用新冠疫情前後 2 年，亦即 2018 年 01 月至 2021 年 12 月，共 4 年的期間的日資料進行分析。本文挑選 8 項期貨商品與對應的標的物作為投資組合，以此得出各項商品之避險比率、避險績效，找出最佳預測效能模型、最佳避險期貨商品排名。

雖然過去實證研究曾用上述模型分析各種市場及事件，然而，就我們所知，目前沒有用這些模型探究台灣期貨市場在新冠疫情前後的避險績效。因此，本研究試圖彌補這個研究上的空缺。新冠疫情不同於以往事件，其影響範圍及層面相當廣泛，甚至改變了許多國家的工作型態，如遠距辦公等。因此，本研究的貢獻在於提供台灣期貨市場的投資人了解，新冠疫情前後各種模型對各項期貨商品的避險效果。

貳、文獻回顧

過去有關期貨避險方面的研究數量相當多 (Working 1953; Figlewski 1984; Myers 1991)，而所使用的計量模型各有不同，所得出的結果並不完全一致。計量模型的發展可從對現貨報酬的時間數列變數之設定開始，Engle (1982) 假設報酬的時間數列變數的變動非固定，具有自我相關及條件變異的特性，稱此模型為自我相關條件異質變異 (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity; ARCH) 模型。Bollerslev (1986) 進一步將時間數列變數過去的條件變異加入模型中，推廣為一般化的 ARCH 模型，稱為 GARCH 模型。後續學者針對 GARCH 模型提出各種修正及改善之模型，本文選用以下較常被採用的模型，說明如下。

首先，Glosten, Jagannathan and Runkle (1993) 提出不對稱 GJR-GARCH 模型。人們普遍認為在給定的時間區間，投資者需要從風險較高的證券中獲得更大的預



期回報，然而對於風險和報酬之間的關係並沒有有一定的規律。作者發現季節性波動模式對報酬率有不同影響，因此他們使用 GJR-GARCH 模型做參數估計，實證結果發現正的報酬將會導致條件波動率向下修正，而負的報酬會導致條件波動率的向上修正，而根據 Rabemananjara and Zakoian (1993) 所提出的理論得知不對稱性可能會因為衝擊程度的大小而有所反轉，而此模型的優點在於配適度極佳，最能掌握不對稱效果，較能捕捉到市場大幅度變動，因此在面對大事件衝擊時績效更加突出。

Engle (2002)提出了 Dynamic Conditional Correlation-GARCH (DCC-GARCH) 動態條件相關係數模型，該模型認為實際情況下，波動之時間序列是隨時間變動的，DCC-GARCH 模型的優點在於解決實務的問題是非常有潛力的，可以有效地捕捉資料的波動性隨時間變動的特性外，並能確保每一期的共變異數矩陣為正定之矩陣，此類模型比較適合運用於在金融市場投資組合的風險管理方面。而後 Weide (2002)提出 Generalized Orthogonal GARCH (GO-GARCH) 模型，修正了 DCC-GARCH 模型所面臨過多的時間變數可能會有難以量化的問題，GO-GARCH 模型優點為考慮每個可逆矩陣作為可能的連接，且在排除任何識別問題的同時不會使估計複雜化，因此更可以捕捉到多筆資料的波動性，我們也可以根據 Lai(2019) 所發表的研究中得知，在穩定期的階段使用 GO-GARCH 模型，通常能提供較佳預測性能。Ripple and Moosa (2007)以 OLS 迴歸模型衡量現貨報酬來決定最適避險比率，可以進行後續的指數期貨避險績效估算。此後也有許多的作者運用 OLS 模型來研究避險比率和避險績效，並與其他 GARCH 模型做績效之比較。

在實證方面，洪熾賢 (2010)運用多變量 DCC-GARCH 模型，探討台股與國際市場之間的波動結構性之相關程度，作者得出台股與國際股市報酬率的波動性與相關性是存在動態相關的，因此是有符合 DCC-GARCH 模型的特性。呂冠誼 (2017) 使用了台灣加權股價指數與台指選擇權收盤價為樣本，樣本期間為 2007 年 1 月到 2016 年 12 月，作者將樣本切為兩個子樣本，分別為 2007 年 1 月到 2008 年 12 月以及 2015 年 1 月至 2016 年 12 月，前者為股價下跌期間，後者為上漲期。使用了 DCC-GARCH、CCC-GARCH、GJR-GARCH 模型作為避險模型，估算出避險比率，避險變異數及避險績效；作者最後的實證結果為無論是上漲期或是下跌期，使用 GJR-GARCH 來評估的避險績效都是優於使用其他模型，其次是 DCC-GARCH，再其次為 CCC-GARCH。曾楹庭(2019)參考了 Glosten, Jagannathan and Runkle (1993)提出的不對稱 GJR-GARCH 模型，探討 2014 年 1 月 2 日至 2019 年 4 月 12 日，美股報酬對台灣上市金控銀行的報酬率與風險之間的傳遞分析。美股為道瓊工業指數，而台灣上市公司共有 16 家，分別為華南金、富邦金、國泰金、開發金、玉山金、元大金、兆豐金、台新金、新光金、國票金、永豐金、中信金、第一金、日盛金、合庫金；作者發現，台灣上市金控銀行的報酬受美股報酬之影響都是為正向的，尤其元大金是受美股報酬正向影響最大的一家金控公司；而變異數方程式估計結果，證實了美股的報酬對台灣上市金



控銀行的報酬存在不對稱傳遞。Lai (2019) 使用了標準普爾 500、DAX 30 和 KOSPI 200 股票指數的日資料做為樣本，而樣本期間為 2003 年 4 月 1 日至 2012 年 4 月 30 日，利用 DCC-GARCH、BEKK-GARCH、GO-GARCH 作為預測效能模型。實證結果顯示，在不同市場之間可以發現各模型的預測能力存在差異，但總體結果來說，相對 BEKK-GARCH 以及 DCC-GARCH，GO-GARCH 模型通常提供了較佳預測性能。總而言之，就目前文獻言，多偏重於各種模型優劣之比較，卻沒有一致之結論。

參、資料來源與研究期間

本研究選用台灣期貨交易所之期貨商品，及其各自相對的標的物作為對應之現貨商品，我們以現貨報酬為應變數，期貨報酬為自變數，進行後續之參數估計及避險績效的研究。首先，台灣期貨商品原先有 17 項商品，但美國那斯達克 100 期貨（UNF）、富櫃 200 期貨（G2F）、臺灣永續期貨（E4F）、臺灣生技期貨（BTF）、英國富時 100 期貨（F1F）、小型電子期貨（ZEF）、小型金融期貨（ZFF），此 7 項商品因上市期間未滿四年，無法使用此 7 項商品於研究疫情前後的避險績效比較，因此將此些商品刪除。其次，由於日股對台股的影响較為有限，故不列入本研究。此外，小台期與大台期幾近完全替代，因此僅選擇大台期來進行後續之參數估計¹。經上述篩選後，研究對象商品共計 8 檔，列示如下表 1，標的資料取自台灣經濟新報日資料。本研究樣本期間從 2018 年 1 月至 2021 年 12 月，共 4 年的期間，本研究將資料分割為 2018 年 1 月至 2019 年 12 月為疫情前，2020 年 1 月至 2021 年 12 月為疫情後共 4 年整²。

表 1 選取之期貨及代號

	期貨名稱	期貨代號
1	台指期貨	TX
2	電子期貨	TE
3	金融期貨	TF
4	台灣 50 期貨	T5F
5	非金電期貨	XIF
6	美國道瓊期貨	UDF
7	美國標準普爾 500 期貨	SPF
8	櫃買期貨	GTF

¹ 感謝審查委員提出期貨商品篩選的建議。

² 美國道瓊期貨及美國標準普爾 500 期貨因其標的為美股現貨，存在交易時間上的落差，本研究不考慮時差因素，僅以台股期貨及美股現貨的相同交易日期為準。



肆、研究方法

本節依序介紹本文所使用的幾種方法，分別為 GJR-GARCH、DCC-GARCH、GO-GARCH 和 OLS 模型，然後說明如何衡量避險績效。

一、GJR-GARCH 模型

Glosten, Jagannathan and Runkle (1993) 所提出的不對稱 GJR-GARCH 模型是針對傳統 GARCH-M 模型作簡單的修正。而 GJR-GARCH 模型公式則分為兩種，第一為原先模型，如下：

$$\sigma_{i,t}^2 = C_i + \sum_{l=1}^q (a_{ii,l} + I_{\varepsilon_{i,t-1} < 0} d_{ii}) \varepsilon_{i,t-l}^2 + \sum_{l=1}^p b_{ii,l} \sigma_{i,t-l}^2 \quad i = 1, \dots, k \quad (1)$$

如果式 (1) 中的 $\varepsilon_{i,t-1}$ 小於 0， $I_{\varepsilon_{i,t-1}}$ 則為 1；如果 $\varepsilon_{i,t-1}$ 是大於等於 0，則 $I_{\varepsilon_{i,t-1}}$ 則為 0。若 $\varepsilon_{i,t-1}$ 小於 0 代表為壞消息， $\varepsilon_{i,t-1}$ 大於等於 0 代表為好消息。

簡單 GJR-GARCH(1,1) 模式如下：

$$H_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 S_{t-1}^- + \beta_1 H_{t-1} \quad (2)$$

參數 α_0 表示內在的不確定水準；參數 α_1 是落後殘差項平方的係數，代表市場上新的正面消息對於市場波動性的影響；參數 γ 為不對稱效果，假使參數 γ 顯著不為零，代表著股票市場對於正面與負面消息的反應是不相同的，也意味著市場中存在著消息不對稱性。 $\alpha_1 + \gamma$ 是代表在市場中壞消息對於波動性的影響。參數 β_1 是落後條件波動性係數，代表前一天市場上的波動性會持續影響當天市場的波動，可以視為市場上的舊消息對於股市之影響。

雙變量 GJR-GARCH 模型如下：

$$S_t = \alpha_{0s} + \varepsilon_{st} \quad (3a)$$

$$f_t = \alpha_{0f} + \varepsilon_{ft} \quad (3b)$$

$$[\varepsilon_{s,t}, \varepsilon_{f,t}] | \Omega_{t-1} \sim N(0, H_t) \quad (3c)$$

$$H_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 S_{t-1}^- + \sum_{j=1}^p \beta_j H_{t-j} \quad (3d)$$

$$H_t = \begin{bmatrix} h_{s,t} & h_{sf,t} \\ h_{sf,t} & h_{f,t} \end{bmatrix} \quad (3e)$$



(3c) Ω_{t-1} 表示到 t-1 期為止，所有資訊的集合。 S_{t-1}^- 為虛擬變數，當 ε_t 為負，則 $S_{t-1}^- = 1$ ；相反的若 ε_t 為正，則 S_{t-1}^- 為 0。而參數的限制為 $\alpha_0 > 0$ ， $\alpha \geq 0$ ， $\beta \geq 0$ 。若 $\gamma > 0$ ，代表好消息與壞消息存在不對稱效果。

二、DCC-GARCH 模型

Engle (2002)對於Bollerslev (1990)所提出的固定條件相關係數Constant Conditional Correlation GARCH模型提出了修正，而提出了動態條件相關係數DCC-GARCH模型，此模型是能夠使資產之間的條件相關係數隨時間而改變，模型表示如下：

$$S_t = \alpha_{0s} + \varepsilon_{st} \quad (4a)$$

$$f_t = \alpha_{0f} + \varepsilon_{ft} \quad (4b)$$

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_{s,t} \\ \varepsilon_{f,t} \end{bmatrix} | \Omega_{t-1} \sim N(\mathbf{0}, H_t) \quad (4c)$$

$$H_t = \begin{bmatrix} h_{s,t} & h_{sf,t} \\ h_{sf,t} & h_{f,t} \end{bmatrix} \quad (4d)$$

$$h_{s,t} = v_{0s} + v_{1s}\varepsilon_{s,t-1}^2 + v_{2s}h_{s,t-1} \quad (4e)$$

$$h_{f,t} = v_{0f} + v_{1f}\varepsilon_{f,t-1}^2 + v_{2f}h_{f,t-1} \quad (4f)$$

$$h_{sf,t} = \bar{\rho}_{sf,t} \sqrt{h_{s,t}} \sqrt{h_{f,t}} \quad (4g)$$

$$\rho_{sf,t} = \frac{q_{sf,t}}{\sqrt{q_{ss,t}q_{ff,t}}} \quad (4h)$$

$$q_{sf,t} = (1 - \alpha - \beta)\mu_{sf} + \alpha \frac{\varepsilon_{s,t-1}}{\sqrt{h_{s,t-1}}} \frac{\varepsilon_{f,t-1}}{\sqrt{h_{f,t-1}}} \quad (4i)$$

$$\omega_{i,t} = \frac{\varepsilon_{i,t}}{\sqrt{h_{ii,t}}} \quad (4j)$$

$$\mu_{sf} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{\varepsilon_{s,t}}{\sqrt{h_{s,t}}} \frac{\varepsilon_{f,t}}{\sqrt{h_{f,t}}} \quad (4k)$$

s_t 和 f_t 分別為現貨指數及期貨指數的報酬率。 ε_{st} 和 ε_{ft} 為 s_t 和 f_t 的殘差。 H_t 為在 t 時點的變異數矩陣。 $h_{s,t}$ 為 t 時點現貨指數報酬率之條件變異數， $h_{f,t}$ 為 t 時點期貨指數報酬率之條件變異數， $h_{sf,t}$ 為 t 時點現貨和期貨報酬率的條件共變異數。由式(4g)中我們可以得知 $\bar{\rho}_{sf,t}$ 為相關係數，為一固定常數，而上述(4h)中的 $\rho_{sf,t}$ 為現貨報酬率和期貨報酬率之間的動態條件相關係數，且 DCC-GARCH 模型的 $\rho_{sf,t}$ 不再是固定的。若 $\bar{\rho}_{sf,t}$ 為固定，會導致模型無法反映實務上變數間之相互影響。



而(4i)中的 $q_{sf,t}$ 則是為 $\omega_{i,t}$ 隨著時間而改變的共變異數矩陣， μ_{sf} 是非條件相關係數。

三、GO-GARCH 模型

Generalized Orthogonal GARCH (GO-GARCH) 模型是由 Weide (2002)所提出，係為修正 DCC-GARCH 模型所面臨過多的時間變數可能會有難以量化的問題。模型如下所示：

$$X_t | F_{t-1} \sim N(0, H_t) \quad (5)$$

$$X_t = Z y_t \quad (6)$$

X_t 為觀察到的經濟過程， y_t 則為受線性組合支配不相關的經濟成分。 Z 代表的是將未觀察到的變量與觀察到的變量連繫起來的線性映射，被假定為隨著時間的推移恆定且是可逆的矩陣。GO-GARCH(1,1) 模型：

$$X_t = Z y_t, y_t \sim N(0, H_t) \quad (7)$$

H_t 為：

$$H_t = \text{diag}(h_{1,t}, \dots, h_{m,t}) \quad (8)$$

$$h_{i,t} = w_i + \alpha_i y_{i,t-1}^2 + \beta_i h_{i,t-1}, i = 1, \dots, m \quad (9)$$

$$w_i > 0, \alpha_i \geq 0, \beta_i \geq 0, \alpha_i + \beta_i < 1, i = 1, \dots, m \quad (10)$$

Z 為：

$$H = \text{cov}(X_t) = Z Z' \quad (11)$$

$$Z = P \Lambda^{1/2} U_0 \quad (12)$$

因此：

$$H_{GO,t} = Z H_t Z' \quad (13)$$

式(10)中的 w_i 是設定為 $1 - \alpha_i - \beta_i$ 。式(12)中的 P 、 Λ 分別是 H 的特徵向量和特徵值矩陣。 U_0 則是一個正交矩陣。而對於 GO-GARCH(1,1)以對數形式可以表示如下：

$$L(\theta, w, \alpha, \beta) = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (n \log(2\pi) + \log |H_{GO,t}| + x_t' H_{GO,t}^{-1} x_t)$$

$$= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (n \log(2\pi) + \log |Z_\theta H_t Z_\theta'| + y_t' Z_\theta' (Z_\theta H_t Z_\theta')^{-1} Z_\theta y_t)$$



$$= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (n \log(2\pi) + \log|Z_{\theta} Z_{\theta}'| + \log|H_t| + y_t' H_t^{-1} y_t) \quad (14)$$

Weide (2002)提出此估計方法是為了避免收斂的困難，因此此公式分為兩個步驟進行。而式(14)中的 θ 表示為是一個可識別、可逆矩陣的旋轉係數，而對於 H_t 的初始值是取單位矩陣，也就是等於 y_t 的隱含無條件共變異數(Covariance)。此模型即使在多變量情況下，當共變異數矩陣非常大，求最大化也不是問題。

四、OLS 迴歸模型

傳統的普通最小平方法迴歸模型是由 Ederington (1979)以簡單線性迴歸去建立現貨與期貨之間的線性關係，模型公式如下所示：

$$S_t = \alpha + \beta * f_t + \varepsilon_t \quad (15)$$

S_t 和 f_t 分別為 t 期現貨及期貨之報酬率，估計迴歸參數 α 、 β ，而 β 則是為 OLS 避險比率。

五、模型優缺點比較

自從 Bollerslev (1990)提出 GARCH 模型後，許多學者對其模型進行各種不同的改良與修正。本研究選取較具代表性的幾個修正模型，並將其模型之優點及其可改進之缺點簡單歸結如下。GJR-GARCH 的模型優點在於配適度極佳、最能掌握不對稱效果，較能捕捉到市場大幅度變動，因此在面對大事件衝擊時效能更加突出。而 DCC-GARCH 模型改善了 CCC-GARCH 模型中對時間序列數據相關性的波動係數為常數的假設條件，認為實際情況下時間序列數據波動是隨時間變動的。其優點為解決實務的問題是非常有潛力的，有效地捕捉資料的波動性隨時間變動的特性外，並確保每一期的共變異數矩陣為正定的矩陣。但其缺點是如有過多的時間變數時可能會有難以量化的問題。因此 Weide (2002)提出 GO-GARCH 修正 DCC-GARCH 模型所面臨過多的時間變數可能會有難以量化的問題，考慮每個可逆矩陣作為可能的連接，且在排除任何識別問題的同時不會使估計複雜化，因此更可以捕捉到多筆資料的波動性，參數過多時運用於避險通常能提供較佳預測性能。

六、避險績效衡量

利用 GJR-GARCH、DCC-GARCH、GO-GARCH 和 OLS 四種不同的模型來估算在疫情前、後期間，現貨與期貨間之避險比率，以此來進行後續的避險變



異數以及避險績效的估算及比較³。避險比率是根據變異數極小化的概念所推導出來，是每一期的條件變異數－共變異數矩陣中的共變異數項與期貨變異數項相除而得出，公式如下：

$$h^* = \hat{h}_{sf,t} / \hat{h}_{f,t} \quad (16)$$

上述(16)式中的 $\hat{h}_{sf,t}$ 與 $\hat{h}_{f,t}$ ，為四種模型中估計出來的條件共變異數及期貨的條件變異數。投資組合變異數公式如下：

$$\begin{aligned} VAR(r_{s,t}) + h^{*2}VAR(r_{f,t}) - 2h^*COV(r_{s,t}, r_{f,t}) \\ = VAR(\hat{r}_{P,t}) \end{aligned} \quad (17)$$

式(17)中的 $r_{s,t}$ 為現貨報酬， $r_{f,t}$ 為期貨報酬， h^* 為避險比率， $\hat{r}_{P,t}$ 代表估測出的避險投資組合報酬。避險績效則是使用未避險的現貨報酬變異數減去避險投資組合報酬變異數再除以未避險的現貨報酬變異數，如下(18)所示。

$$HE = \frac{VAR(r_{s,t}) - VAR(\hat{r}_{P,t} | \psi_{t-1})}{VAR(r_{s,t})} \quad (18)$$

若式(18)中估算得出的 HE 值為正且越大，代表避險績效越好，相反的若 HE 值為負，則表示進行避險的商品績效不佳，且有可能沒辦法有效降低風險。

伍、實證結果與分析

一、單根檢定

本研究之研究標的有 8 個期貨商品，採用期貨及現貨價格之日資料，期間為 2018 年 1 月 1 日至 2019 年 12 月 31 日歸類為疫情前，而 2020 年 1 月 1 日及 2021 年 12 月 31 日則為疫情後，國內標的物在疫情前和後的樣本數各有 489 筆。國外標的物如美國道瓊及標準普爾 500 等的樣本數分別為 450 筆與 475 筆。首先，我們先將樣本資料進行單根檢定 (unit root test)，結果如表 2 所示。

³ 本研究假設市場為完全流動市場，然而在實務上，部分商品可能流動性不佳，導致期結算價格為根據期交所訂定之交易規則產生，因此可能在實際操作避險上無法如理論所述之效果，此點特別感謝審查委員提出的寶貴意見。



表 2 疫情前與後之單根檢定

(Phillips-Perron Test) 結果

		疫情前	疫情後
		estimated	estimated
TX	現	-23.339***	-21.754***
	期	-23.852***	-22.191***
TE	現	-22.038***	-21.782***
	期	-22.993***	-23.365***
TF	現	-22.697***	-22.409***
	期	-22.385***	-25.082***
T5F	現	-23.495***	-22.136***
	期	-24.432***	-23.192***
XIF	現	-24.869***	-20.511***
	期	-27.827***	-21.665***
UDF	現	-21.812***	-21.831***
	期	-21.395***	-22.505***
SPF	現	-22.954***	-29.288***
	期	-23.115***	-24.701***
GTF	現	-21.241***	-21.082***
	期	-22.927***	-22.509***

*** 表 1% ， **表 5% ， *表 10%顯著水準下顯著。

由表 2 的檢定結果得知，在疫情前與疫情後，期貨與現貨均在 1%顯著水準下顯著，拒絕有單根，表示樣本資料為穩定序列，因此我們可以進行下一步之實證工作。

二、參數估計及避險效果

由 GJR-GARCH、DCC-GARCH、GO-GARCH 模型來估計出本文所提之 8 項期貨與相對應之標的現貨的共變異數以及條件變異數，再帶入避險比率公式及避險績效公式，所得出之結果如下：

表 3 大台指避險結果

	避險變異數		避險績效(HE%)	
	疫情前	疫情後	疫情前	疫情後
No-Hedge	7.19e -05	1.48e -04		



OLS	2.64e -06	8.58e -06	96.3359	94.2022
DCC-GARCH	1.77e -06	6.94e -06	97.5451	95.3132
GO-GARCH	1.74e -06	5.76e -06	97.5866	96.1082
GJR-GARCH	1.76e -06	5.62e -06	97.5518	96.2062

參照表 3 四個模型估計出的變異數以及避險績效，彼此之間得差異不大。從避險績效來看，可以發現疫情前的績效排名 GO-GARCH 的表現是最佳的，其次是 GJR-GARCH，再來是 DCC-GARCH，最後則是 OLS，而疫情後 GJR-GARCH 表現優越於 GO-GARCH。因疫情後風險提升，負向報酬導致條件波動向上修正，GJR-GARCH 模型較能捕捉到大幅度的波動，因此 GJR-GARCH 更佳優越於 GO-GARCH。

表 4 電子期貨避險結果

	避險變異數		避險績效(HE%)	
	疫情前	疫情後	疫情前	疫情後
No-Hedge	1.19e-04	1.90e-04		
OLS	5.57e-06	1.11e-05	95.3219	94.1531
DCC-GARCH	3.12e-06	0.62e-05	97.3808	96.7417
GO-GARCH	3.22e-06	0.62e-05	97.2965	96.7224
GJR-GARCH	2.43e-06	0.55e-05	97.9612	97.1214

參照表 4 從避險績效來看，可以發現電子期與前兩項商品不同，在疫情前的績效排名 GJR-GARCH 表現是最佳的，其次是 DCC-GARCH，再來是 GO-GARCH，最後則是 OLS，而疫情後依舊是 GJR-GARCH 表現更優越，OLS 則在疫情前與後都是表現較差的。

表 5 金融期貨避險結果

	避險變異數		避險績效(HE%)	
	疫情前	疫情後	疫情前	疫情後
No-Hedge	4.54e -05	1.32e -04		
OLS	3.06e -06	8.93e -06	93.1951	92.5322
DCC-GARCH	1.28e -06	7.84e -06	97.1607	93.3536
GO-GARCH	0.63e -06	3.04e -06	98.6084	96.9627
GJR-GARCH	0.54e -06	6.57e -06	98.8096	94.3062



參照表 5 從避險績效來看，可以發現疫情前的績效排名 GJR-GARCH 表現最佳，其次是 GO-GARCH，再來是 DCC-GARCH，最後則是 OLS。疫情後 GO-GARCH 表現比 GJR-GARCH 模型更為優越，GJR-GARCH 與 DCC-GARCH 避險績效下降許多，OLS 不論在疫情前與後，其表現皆較差。金融期在疫情後 GJR-GARCH 參數估計結果為不顯著，GJR-GARCH 無法精準捕捉波動的大小，凸顯疫情後 GO-GARCH 表現優越。

表 6 台 50 期貨避險結果

	避險變異數		避險績效(HE%)	
	疫情前	疫情後	疫情前	疫情後
No-Hedge	9.54e -05	1.74e -04		
OLS	6.13e -06	3.21e -05	93.5446	81.5754
DCC-GARCH	3.76e -06	1.50e -05	96.0476	91.3853
GO-GARCH	2.12e -06	0.54e -05	97.7640	96.8956
GJR-GARCH	1.18e -06	0.45e -05	98.7531	97.4250

參照表 6 從避險績效來看，可以發現疫情前 GJR-GARCH 表現是最佳的，其次是 GO-GARCH，再來是 DCC-GARCH，最後則是 OLS，疫情後依舊是 GJR-GARCH 表現最優越。

表 7 非金電期貨避險結果

	避險變異數		避險績效(HE%)	
	疫情前	疫情後	疫情前	疫情後
No-Hedge	5.53e -05	1.68e -04		
OLS	2.88e -06	1.71e -05	94.7580	89.8283
DCC-GARCH	1.91e -06	0.99e -05	96.5257	94.1040
GO-GARCH	0.91e -06	0.61e -05	98.3505	96.3514
GJR-GARCH	1.54e -06	0.76e -05	97.1995	95.4954

參照表 7 從避險績效來看，可以發現疫情前 GO-GARCH 表現是最佳的，而疫情後也是 GO-GARCH 表現最優。非金電類於疫情後 GJR-GARCH 參數估計結果較弱，因 GJR-GARCH 無法精準捕捉波動的大小，凸顯疫情後 GO-GARCH 表現優越。



表 8 美國道瓊期貨避險結果

	避險變異數		避險績效(HE%)	
	疫情前	疫情後	疫情前	疫情後
No-Hedge	1.05e-04	9.45e-03		
OLS	1.19e-06	1.20e-04	98.8609	98.7341
DCC-GARCH	1.01e-06	1.00e-04	99.0311	98.9403
GO-GARCH	0.45e-06	1.05e-04	99.5651	98.8848
GJR-GARCH	0.67e-06	0.89e-04	99.3562	99.0548

參照表 8 從避險績效來看，可以發現疫情前的績效排名 GO-GARCH 表現最佳，其次是 GJR-GARCH，再來是 DCC-GARCH，最後則是 OLS，而疫情後則是 GJR-GARCH 表現最佳，其次是 DCC-GARCH，再來是 GO-GARCH，OLS 則在疫情前與後都是表現最差。因疫情後風險提升，負向報酬導致條件波動向上修正，GJR-GARCH 模型較能捕捉到大幅度的波動，因此 GJR-GARCH 更佳優越於 GO-GARCH。

表 9 標準普爾 500 期貨避險結果

	避險變異數		避險績效(HE%)	
	疫情前	疫情後	疫情前	疫情後
No-Hedge	9.73e -05	2.87e -04		
OLS	1.23e -06	5.19e -06	98.7304	98.1917
DCC-GARCH	0.74e -06	4.37e -06	99.2370	98.4788
GO-GARCH	0.32e -06	1.77e -06	99.6698	99.3834
GJR-GARCH	0.77e -06	0.10e -06	99.2073	99.9661

參照表 9，從避險績效來看，可以發現標準普爾 500 期貨與美國道瓊期貨相似，疫情前的績效排名 GO-GARCH 表現是最佳，其次是 DCC-GARCH，再來是 GJR-GARCH，最後則是 OLS，而疫情後則是 GJR-GARCH 表現最佳，OLS 則在疫情前與後都是表現較差的。因疫情後風險提升，負向報酬導致條件波動向上修正，GJR-GARCH 模型較能捕捉到大幅度的波動，因此 GJR-GARCH 優越於 GO-GARCH。



















表 10 櫃買期貨避險結果

	避險變異數		避險績效(HE%)	
	疫情前	疫情後	疫情前	疫情後
No-Hedge	1.05e -04	1.92e -04		
OLS	6.78e-06	3.17e-05	93.5406	83.5048
DCC-GARCH	5.27e -06	2.34e -05	94.9836	87.8338
GO-GARCH	2.19e-06	0.84e-05	97.9148	95.6241
GJR-GARCH	2.61e -06	0.83e -05	97.5158	95.6706

參照表 10 從避險績效來看，可以觀察到在疫情前的績效排名 GO-GARCH 表現最佳，其次是 GJR-GARCH，再來是 DCC-GARCH，最後則是 OLS，而疫情後則是 GJR-GARCH 表現最佳，OLS 則在疫情前與後都是表現較差的。因疫情後風險提升，負向報酬導致條件波動向上修正，GJR-GARCH 模型較能捕捉到大幅度的波動，因此 GJR-GARCH 優於 GO-GARCH。

三、避險績效排名比較

表 11 疫情前後避險績效排名

	疫情前			疫情後		
	GJR	DCC	GO	GJR	DCC	GO
1	UDF	SPF	SPF	SPF 	UDF 	SPF
2	SPF	UDF	UDF	UDF 	SPF 	UDF
3	TF	TX	TF	T5F 	TE 	TF
4	T5F	TE	XIF	TE 	TX 	T5F 
5	TE	TF	GTF	TX 	XIF 	TE 
6	TX	XIF	T5F	GTF 	TF 	XIF 
7	XIF	T5F	TX	XIF	T5F	TX
8	GTF	GTF	TE	TF 	GTF	GTF

註：箭頭向上為上升，箭頭向下為下降。

單從疫情前後績效排名的上升與下降中比較出三個模型的避險效果，在疫情後 GJR-GARCH 模型對期貨有較佳的避險效果。疫情前後相比，使用 GJR-GARCH



模型有多達五項期貨商品的避險績效在疫情後績效仍是上升的。其次是 DCC-GARCH 有三項商品績效提升但績效下降的商品多於 GJR-GARCH。最後是 GO-GARCH 僅兩項商品績效提升。由表 3 至表 10 避險績效的數值中可以得知 SPF、UDF 的避險效果不論在疫情前後，以及使用任一個 GARCH 模型都有最佳的避險能力。而 TE、T5F 在疫情前的避險表現雖然較為普通，但在疫情後兩項商品避險表現大為進步。

陸、結論

本研究之實證結果主要結論如下：(1)疫情後，大多數期貨商品避險績效有下降的趨勢；(2)疫情前，為避險提供最佳預測效能的模型為 GO-GARCH；而疫情後 GJR-GARCH 因較能捕捉到市場大幅度變動，因此該模型提供較佳預測效能；(3)無論是疫情前或後，美國標準普爾 500(SPF)，美國道瓊期貨(UDF)的避險效果不論在任一 GARCH 模型下都有最佳的避險能力；而 TE、T5F 在疫情後的避險表現有明顯的提升。建議投資人在進行避險前，可先針對自己想利用之避險商品，配合 GO-GARCH 或 GJR-GARCH 模型，找到適合自己之投資組合。

總言之，本研究發現，具有較佳之避險正確率的模型不一定有較好的預測績效。但在經濟不確定時期，例如，全球通膨高漲、疫情影響以及地緣政治局勢等因素下，會使避險資產的需求明顯增加，因此若企業或是一般投資人能夠透過期貨市場並選擇合適的模型以得到較好的避險效果，將使企業更能獲得避險所帶來的經濟效益。

過去文獻多著墨在不同 GARCH 模型之間的預測能力之比較，本研究則利用不同 GARCH 模型去分析台灣各期貨商品在近年發生之國際重大衛生事件—新冠疫情前後的預測及避險績效之差異。由於台灣期貨交易所的美國道瓊期貨及美國標準普爾 500 期貨因其標的為美股現貨，存在交易時間上的落差，本研究限制為不考慮時差因素，僅以台股期貨及美股現貨的相同交易日期為準。此外，研究假設市場為完全流動，然實務上避險操作也應考慮期現貨市場的流動性，此亦為本研究之限制。建議未來研究可進一步考慮跨時區的避險操作及加入流動性因素，也可將本研究延伸至比較更多不同模型、期貨商品及其他重大事件。



參考文獻

1. 洪熾賢 (2010)。台股msci指數與國際股價指數動態波動性研究〔未出版之碩士論文〕。國立中山大學財務管理學系。
2. 呂冠誼 (2017)。台指選擇權避險績效之比較〔未出版之碩士論文〕。國立東華大學財務管理學系。
3. 曾楹庭 (2019)。用GJR-GARCH模型研究美股報酬對台灣上市金控銀行報酬風險之不對稱傳遞〔未出版之碩士論文〕。嶺東科技大學財務金融學系。
4. Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics* 31, 307-327. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0304407686900631>
5. Bollerslev, T. (1990). Modeling the Coherence in Short-run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Model. *Review of Economics and Statistics*, 72(3), 498-505. <https://www.jstor.org/stable/2109358>
6. Ederington, L. (1979). The Hedging Performance of the New Futures Markets, *The Journal of Finance*, 34(1), 157-170. <https://www.jstor.org/stable/2327150>
7. Engle, R.F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica* 50, 987-1007. <http://www.jstor.org/stable/1912773>
8. Engle, R., (2002). Dynamic Conditional Correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models, *Journal of Business and Economic Statistic*, 20(3), 339-350. <https://doi.org/10.1198/073500102288618487>
9. Figlewski, S. (1984). Hedging Performance and Basis Risk in Stock Index Futures. *The Journal of Finance* 39, 657-669. <http://www.jstor.org/stable/2327924>
10. Glosten.L.R., & Jagannathan. R. (1993). On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks, *The Journal of Finance*, 48(5), 1779-1801. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>
11. Lai, Y.S. (2019). Evaluating the hedging performance of multivariate GARCH models, *Asia Pacific Management Review*, 24(1), 86-95. <https://doi.org/10.1016/j.apmrv.2018.07.003>
12. Myers, R.J. (1991). Estimating time-varying optimal hedge ratios on futures markets. *Journal of Futures Markets* 11, 39-53. <https://doi.org/10.1002/fut.3990110105>
13. Ripple, R.D., & Moosa, A. A. (2007). Hedging Effectiveness and Futures Contract Maturity: The Case of NYMEX Crude Oil Futures, *Applied Financial Economics*, 17(5), 683-689. <https://doi.org/10.1080/09603100600722177>
14. Weide, R.V. D. (2002). GO-GARCH: A Multivariate Generalized Orthogonal GARCH Model, *Journal of Applied Econometrics*, 17(5), 549-564.



<https://www.jstor.org/stable/4129271>

15. Working, H. (1953). Futures Trading and Hedging. The American Economic Review 43, 314-343. <http://www.jstor.org/stable/1811346>

附 錄

期貨及代號		基本資料
1	台指期貨 (TX)	標的：臺灣證券交易所發行量加權股價指數。 契約價值：臺股期貨指數乘上新臺幣 200 元。
2	電子期貨 (TE)	標的：臺灣證券交易所電子類股價指數。 契約價值：電子期貨指數乘上新臺幣 4,000 元。
3	金融期貨 (TF)	標的：臺灣證券交易所金融保險類股價指數。 契約價值：金融期貨指數乘上新臺幣 1,000 元。
4	台灣 50 期 貨(T5F)	標的：證交所臺灣 50 指數 契約價值：臺灣 50 期貨指數乘上新臺幣 1,00 元。
5	非金電期貨 (XIF)	標的：臺灣證券交易所未含金融電子股發行量加權股價指數 契約價值：非金電期貨指數乘上新臺幣 100 元。
6	美國道瓊期 貨(UDF)	標的：美國道瓊工業平均股價指數 契約價值：美國道瓊工業平均股價指數乘上新臺幣 20 元。
7	美國標準普 爾 500 期 貨(SPF)	標的：美國 S&P500 股價指數 契約價值：美國 S&P500 股價指乘上新臺幣 2,00 元。
8	櫃買期貨 (GTF)	標的：財團法人中華民國證券櫃檯買賣中心發行量加權股價指數 契約價值：櫃買期貨指數乘上新臺幣 4,000 元。

註：各期貨詳細合約規格請參見台灣期貨交易所網站 (www.taifex.com.tw)

