

國立臺北大學金融與合作經營學系

碩士論文

指導教授：鄭博耕 博士

基於 GARCH、隨機波動模型與人工蜂群優化 BP 神經網路
之選擇權價格預測和交易策略之研究-以台指選擇權為例

**Study on GARCH, Stochastic Volatility and ABC-BP:
Option Volatility Prediction and Trading Strategy**

研究生：翁瑞鴻 撰

中華民國 一百一十三 年 八 月

國立臺北大學碩士學位論文

考試委員會審定書

基於 GARCH、隨機波動模型與人工蜂群優化 BP 神經網路之選擇

權價格預測和交易策略之研究-以台指選擇權為例

Study on GARCH, Stochastic Volatility and ABC-BP:
Option Volatility Prediction and Trading Strategy

本論文係 翁瑞鴻 於國立臺北大學金融與合作經營
學系(所、學位學程)完成之碩士學位論文，於中華民國 113
年 5 月 15 日承下列考試委員審查通過及口試合格，特此
證明

論文考試委員簽名：

委員(召集人) 孫立賓

委員(指導教授) 鄭博耕

委員 孫立賓

委員 林又東

委員 _____

系(所)主任簽名：陳淑玲

謝誌

時間匆匆，驪歌唱響，回首在北大求學的點滴，充滿著難舍難分之情，更多是對無數恩師、同學和家人深深的感激。

首先，我要衷心感謝鄭博耕老師在整個碩士論文過程中的耐心指導和無私支持。同時，也深深感謝柯文乾老師和孫立憲老師在口試中提供寶貴的建議，使我的研究能夠更加完整和豐富。在此，特別感謝系上的陳淑玲主任、詹場老師、盧嘉梧老師、黃啟瑞老師、方珍玲老師和吳雪伶老師在課堂上的悉心教導，讓我在財務與永續金融領域有了更深入的理解和思考。也感謝碩士班的同學們，在兩年的研究所生活中互相陪伴和成長。

此外，我要感謝系辦的助教們在我求學期間的無私協助和支持。也特別感謝康和期貨和群益期貨提供的寶貴實習與工讀機會，使我得以將理論與實踐相結合，並在金融業中不斷成長與進步。

最深摯的感激獻給我最愛的父母和室友們，因為有你們的無私支持和理解，我得以無畏挑戰，堅定向前。

這段旅程充滿了挑戰和收獲，感謝每一位曾經在我人生中留下足跡的人，你們的支持和鼓勵是我不斷前行的動力源泉，未來，我將繼續努力，持續探索新的領域和挑戰，向夢想與目標前進。

翁瑞鴻 2024 年 8 月
謹誌於 國立臺北大學

國立臺北大學 112 學年度 第 2 學期 碩士 學位論文提要

論文題目：基於 GARCH、隨機波動模型與人工蜂群優化 BP 神經網路之選擇權價格預測和交易策略之研究-以台指選擇權為例

論文頁數：110

所組別： 金融與合作經營學系(所) (學號：711134106)

研究生： 翁瑞鴻

指導教授： 鄭博耕

論文提要內容：

本研究針對台指選擇權之 Duan (1995) GARCH、Hull and White (1987) 和 ABC-BP 選擇權定價模型交易策略進行探討。本文發現在單式買權交易策略中，GARCH 表現最佳；單式賣權交易策略則以 Hull and White (1987) 為最佳；而跨式與勒式交易策略在無交易成本下，以 GARCH 效果最佳，但考慮交易成本時，Hull and White (1987) 表現較佳。此外，價格過濾幅度的增加可能會導致部分利潤損失，而交易成本會使得績效和總損益表現變差，特別是在組合交易策略中。在準確度方面，Hull and White (1987) 對買權的估計最精確，GARCH 對賣權估計最精確。

關鍵字：GARCH、隨機波動、ABC-BP 、選擇權、交易策略



ABSTRACT

Study on GARCH, Stochastic Volatility and ABC-BP: Option Volatility Prediction and Trading Strategies

By

Weng, Cheng

AUGUST 2024

ADVISOR(S): Dr. CHENG, PO-KENG

**DEPARTMENT: GRADUATE SCHOOL OF FINANCE AND COOPERATIVE
MANAGEMENT**

MAJOR: FINANCE

DEGREE: MASTER OF BUSINESS ADMINISTRATION

Fewer studies have investigated the effectiveness of trading strategies applying GARCH, stochastic volatility models, and neural network option pricing models. This study examines Duan (1995) GARCH, Hull and White (1987) and ABC-BP option pricing model trading strategies for Taiwan index options. We find that GARCH performs the best for call option trading, while Hull and White (1987) performs the best for put option trading. GARCH performs the best for straddle and strangle strategies without transaction cost, but Hull and White (1987) performs the best when transaction cost is considered.

Keywords: GARCH, stochastic volatility, ABC-BP, options, trading strategy

JEL code: G17, G11, G12

目錄

第一章 緒論.....	1
第一節 研究背景與動機	1
第二節 研究重要性與目的	2
第二章 文獻探討.....	4
第一節 GARCH 期權定價	4
第二節 隨機波動期權定價	5
第三節 ABC-BP 人工蜂群演算法優化 BP 神經網路.....	6
第四節 交易策略.....	7
第五節 GARCH、隨機波動、神經網路之比較與交易策略	9
第三章 研究方法.....	10
第一節 研究架構.....	10
第二節 資料來源.....	10
第三節 分析模型.....	11
壹、 Duan (1995) GARCH 期權定價模型	11
貳、 Hull and White (1987)隨機波動期權定價模型	14
參、 ABC-BP 人工蜂群演算法優化 BP 神經網路	17
第四節 交易策略建構與績效衡量	20
壹、 交易成本	20
貳、 交易策略	22
參、 夏普比率(Sharpe Ratio).....	25
肆、 誤差值與無母數檢定	25
第四章 實證結果.....	27
第一節 價格誤差.....	27
壹、 樣本外之價格表現	27
貳、 樣本外誤差.....	28
第二節 買權交易策略績效與損益	29
壹、 買權交易策略之績效	29
貳、 買權交易策略下之損益	29
第三節 賣權交易策略績效與損益	35
壹、 賣權交易策略之績效	35
貳、 賣權交易策略下之損益	35
第四節 跨式交易策略績效與損益	41
壹、 跨式交易策略之績效	41
貳、 跨式交易策略下之損益	41

第五節 勒式交易策略績效與損益	47
壹、 勒式交易策略之績效	47
貳、 勒式交易策略下之損益。	47
第五章 實證結果分析	53
第一節 疫情前後之分析	53
壹、 買權交易策略於疫情前後之績效與損益圖.....	53
貳、 賣權交易策略於疫情前後之績效與損益圖.....	64
參、 跨式交易策略於疫情前後之績效與損益圖.....	75
肆、 勒式交易策略於疫情前後之績效與損益圖.....	86
伍、 交易策略疫情前後績效與損益之分析	97
第二節 期權定價模型在各交易策略之效能分析	97
第三節 價格過濾下績效與損益分析	99
第四節 交易成本對各策略之影響	100
第五節 價格誤差與績效之關係	100
第六節 研究發現與應用	100
第六章 結論	104
參考文獻	105
附錄	109

圖目錄

【圖 3-1】研究架構圖	10
【圖 4-1】 2016~2022 年不考慮交易成本下買權交易策略之損益圖	33
【圖 4-2】 2016~2022 年考慮交易成本下買權交易策略之損益圖	34
【圖 4-3】 2016~2022 年不考慮交易成本下賣權交易策略之損益圖	39
【圖 4-4】 2016~2022 年考慮交易成本下賣權交易策略之損益圖	40
【圖 4-5】 2016~2022 年不考慮交易成本下跨式交易策略之損益圖	45
【圖 4-6】 2016~2022 年考慮交易成本下跨式交易策略之損益圖	46
【圖 4-7】 2016~2022 年不考慮交易成本下勒式交易策略之損益圖	51
【圖 4-8】 2016~2022 年考慮交易成本下勒式交易策略之損益圖	52
【圖 5-1】 疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下買權交易策略之損益圖	60
【圖 5-2】 疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下買權交易策略之損益圖	61
【圖 5-3】 疫情前(2016 ~ 2019)考慮交易成本下買權交易策略之損益圖	62
【圖 5-4】 疫情後(2021 ~ 2022)考慮交易成本下買權交易策略之損益圖	63
【圖 5-5】 疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下賣權交易策略之損益圖	71
【圖 5-6】 疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下賣權交易策略之損益圖	72
【圖 5-7】 疫情前(2016~2019)考慮交易成本下賣權交易策略之損益圖	73
【圖 5-8】 疫情後(2020~2021)考慮交易成本下賣權交易策略之損益圖	74
【圖 5-9】 疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下跨式交易策略之損益圖	82
【圖 5-10】 疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下跨式交易策略之損益圖	83
【圖 5-11】 疫情前(2016~2019)考慮交易成本下跨式交易策略之損益圖	84
【圖 5-12】 疫情後(2021~2022)考慮交易成本下跨式交易策略之損益圖	85
【圖 5-13】 疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下勒式交易策略之損益圖	93
【圖 5-14】 疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下勒式交易策略之損益圖	94
【圖 5-15】 疫情前(2016~2019)考慮交易成本下勒式交易策略之損益圖	95
【圖 5-16】 疫情後(2021~2022)考慮交易成本下勒式交易策略之損益圖	96
【圖 5-17】 2016 年~2022 年台灣加權指數走勢圖	99

表目錄

【表 3-1】台指選擇權相關費用表	21
【表 3-2】單一部位保證金計算方式	21
【表 4-1】 GARCH、HULL AND WHITE (1987) 、ABC-BP 樣本外之價格表現	27
【表 4-2】 GARCH、Hull and white (1987) 、ABC-BP 之誤差比較	28
【表 4-3】 2016~2022 年不考慮較成本下買權交易策略之績效表現	30
【表 4-4】 2016~2022 年考慮交易成本下買權交易策略之績效表現	31
【表 4-5】 2016~2022 年買權交易策略之報酬率 Mann-Witney U Test 結果	32
【表 4-6】 2016~2022 年不考慮交易成本下賣權交易策略之績效表現	36
【表 4-7】 2016~2022 年考慮交易成本下賣權交易策略之績效表現	37
【表 4-8】 2016~2022 年賣權交易策略之報酬率 Mann-Witney U Test 結果	38
【表 4-9】 2016~2022 年不考慮交易成本下跨式交易策略之績效表現	42
【表 4-10】 2016~2022 年考慮交易成本下跨式交易策略之績效表現	43
【表 4-11】 2016~2022 年跨式交易策略之報酬率 Mann-Witney U Test 結果	44
【表 4-12】 2016~2022 年不考慮交易成本下勒式交易策略之績效表現	48
【表 4-13】 2016~2022 年考慮交易成本下勒式交易策略之績效表現	49
【表 4-14】 2016~2022 年勒式交易策略之報酬率 Mann-Witney U Test 結果	50
【表 5-1】 疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下買權交易策略之績效表現	54
【表 5-2】 疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下買權交易策略之績效表現	55
【表 5-3】 疫情前(2016~2019)考慮交易成本下買權交易策略之績效表現	56
【表 5-4】 疫情後(2021~2022)考慮交易成本下買權交易策略之績效表現	57
【表 5-5】 疫情前(2016~2019)買權交易策略之報酬率 Mann-Witney U Test 結果	58
【表 5-6】 疫情後(2021~2022)買權交易策略之報酬率 Mann-Witney U Test 結果	59
【表 5-7】 疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下賣權交易策略之績效表現	65
【表 5-8】 疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下賣權交易策略之績效表現	66
【表 5-9】 疫情前(2016~2019)考慮交易成本下賣權交易策略之績效表現	67
【表 5-10】 疫情後(2021~2022)考慮交易成本下賣權交易策略之績效表現	68

【表 5-11】疫情前(2016~2019)賣權交易策略之報酬率 Mann-Witney U Test 結果	69
【表 5-12】疫情後(2021~2022)賣權交易策略之報酬率 Mann-Witney U Test 結果	70
【表 5-13】疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下跨式交易策略之績效表現	76
【表 5-14】疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下跨式交易策略之績效表現	77
【表 5-15】疫情前(2016~2019)考慮交易成本下跨式交易策略之績效表現	78
【表 5-16】疫情後(2021~2022)考慮交易成本下跨式交易策略之績效表現	79
【表 5-17】疫情前(2016~2019)跨式交易策略之報酬率 Mann-Witney U Test 結果	80
【表 5-18】疫情後(2021~2022)跨式交易策略之報酬率 Mann-Witney U Test 結果	81
【表 5-19】疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下勒式交易策略之績效表現	87
【表 5-20】疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下勒式交易策略之績效表現	88
【表 5-21】疫情前(2016~2019)考慮交易成本下勒式交易策略之績效表現	89
【表 5-22】疫情後(2021~2022)考慮交易成本下勒式交易策略之績效表現	90
【表 5-23】疫情前(2016~2019)勒式交易策略之報酬率 Mann-Witney U Test 結果	91
【表 5-24】疫情後(2021~2022)勒式交易策略之報酬率 Mann-Witney U Test 結果	92
【表 5-25】不考慮交易成本下各交易策略之績效總表	102
【表 5-26】考慮交易成本下各交易策略之績效總表	103
【表 5-27】各樣本期間下交易策略最佳報酬與獲利之預測方式與價格過濾	104

第一章 緒論

第一節 研究背景與動機

選擇權是一種自帶槓桿的金融商品，其交易成本較其他衍生性商品(例如:期貨)低廉，能夠以小額本金，投資實際金額龐大的資產，槓桿性質強大，而且選擇權能為標的資產提供價格發現的功能，因此許多投資人會將期權用於投機與套利上或者提高避險效率。此外，選擇權組合多元，可以創造出許多的交易策略，滿足不同風險偏好的需求。1973 年，CBOE 芝加哥交易所成立，推行選擇權契約標準化，開啟了有制度的期權交易市場，使全球的選擇權交易發生革命性的變化。2001 年 12 月，台指選擇權在台灣期貨交易所正式上市，年交易量從起初之 5137 口到 2022 年之 200,743,525 口，成長了將近四萬多倍，日平均交易量也從 856 口，來到了 816,031 口，由此可見，選擇權不僅在交易上發展成熟，高槓桿特性與多元的應用方式也讓其成為了熱門的衍生性金融商品。

隨著選擇權日益發展，學者們也紛紛探討選擇權之定價方法，最廣為人知的就是 Black and Scholes (1973)的選擇權定價模型，此模型不僅為日後之期權評價模型打下重要的基礎，也是財務工程史上重要的里程碑。然而，Black-Scholes 模型(以下稱為 BS 模型)在一些假設上與現實情況不相符，比如股價變動服從對數常態分佈、不支付股息、短期無風險利率是固定常數等等，因此，後來學者們不斷地鬆動這些限制條件，並對模型的假設進行修改，以試圖獲得更為合理的定價模型。根據 Lehar(2002)，常見的選擇權定價模型法可分為三大類，分別為 GARCH、隨機波動率與神經網路深度學習。Bollerslev(1986)發表的 GARCH 模型可以描述資產報酬率具有波動率聚集和肥尾的現象，之後以 GARCH 系列模型來做的資產定價也成為眾多學者研究的方向。Duan (1995)以 GARCH(1,1)配合局部風險中立定價理論建立的選擇權定價模型可以捕捉典型的微笑曲線，以及解釋 BS 模型於價外，低波動與短期限定價不足之系統性偏差。Schmitt(1996) EGARCH 選擇權定價模型，將股票價格過程和波動率設為 EGARCH 過程，解釋了微笑曲線的偏度。Heston and Nandi(2000)利用 Duan (1995)的 GARCH 定價模型結合 Heston(1993)的隨機波動模型建立歐式選擇權價格解析解。

在 BS 模型中，假設波動率為固定常數，隨機波動模型修改了此一假設，提出了波動率是隨機之假設為期權做定價，像是 Hull and White (1987)、Scott(1987)、Wiggins(1987)與 Heston(1993)等等。其中 Hull and White (1987)的隨機波動選擇權價格模型，為期權價格導出了一個封閉解析解，提高了相較蒙地卡羅模擬法計算上的效率，Heston(1993)以標的資產與波動率相關性和考慮利率隨機波動所發展出的隨機波動模型，可以應用在更多元的衍生品評價上。

隨著人工智慧的發展逐漸成熟，以神經網路做深度學習去預測資產價格與波動度已成為一種新的金融商品評價方法。此外，用不同演算法優化神經網路，例如:蟻群優化神經網路，人工蜂群優化神經網路等做資產定價也成為學者們感興趣

趣的議題。例如 Yang and Lee(2011)發現用神經網路貝葉斯方法預測隱含波動率分佈並找出期權價格的信賴區間，模擬結果表現良好。Liu et al. (2019) 說明類神經網路預測出的選擇權價格較 BS 模型或 Heston(1993)模型更有效率與精準。Itkin(2019)證明了機器學習在選擇權定價的精確性，Qian et al.(2021)用遺傳演算法優化神經網路(GA-BP, Genetics Algorithm Back propagation)於選擇權定價上，其估計結果優於 BS 模型。

由上述可知，不同的選擇權定價模型有其優勢與盲點，而選擇權評價模型主要的目的之一就是評估市場價格的合理性，理論上，在一個無摩擦的市場中，套利之力量會使市場上選擇權的價格漸漸逼近理論價格，但實際市場中，稅率與手續費等因素造成市場不完美，而市場缺陷對於選擇權的套利影響會有多大？Figlewski(1989)研究在不完美市場中選擇權套利的狀況，作者發現在真實世界中，期權實際交易價格可用套利去靠近 BS 理論價格的可能性低，高成本套利下，理論價格會有一個界線，使市價可以自由波動，因為潛在套利利潤會被成本抵銷，但這界限明顯比實際觀察到的買賣價差要寬得多。儘管造市商使用高頻交易來降低成本，但也無法達到無風險狀態，交易成本使得以理論價格做套利策略變得困難。Hong(2018)以 S&P500 指數選擇權做為研究對象並觀察到波動率交易盈利通常取決於投資人的交易擇時與判斷風險溢價之能力，且在不考慮保證金交易下，做空的交易之利潤往往被高估。Muravyev and Pearson (2020)發現在隱含波動度扣除歷史波動度後越高或者過去報酬率較高時，賣出跨式投組報酬大，那怕扣除成本後仍然有獲利，對於可以選擇執行策略時機並支付演算法價差的交易者來說，考慮交易成本下，期權交易策略還是有利可圖的。

選擇權定價模型發展歷史久遠，在考慮眾多選擇權理論模型以及真實市場中交易策略的可行性下，隨著各家理論模型的建立與改進，是否可以將理論模型的交易策略應用於真實市場中？那些理論模型在實務上有較好的預測性？若是以 GARCH，隨機波動模型與神經網路深度學習三種方法做波動度預測與選擇權理論價格之分析和比較，是否不同模型在不完美市場中交易結果上會有差異，不同交易策略的使用是否會影響其獲利性？

本文欲以 Duan (1995)、Hull and White (1987) 和人工蜂群演算法優化 BP 神經網路(ABC-BP, Artificial Bee Colony-Back Propagation)三種選擇權評價模型，計算台指選擇權的理論價格，並做不同之交易策略，以探討三種模型於各交易策略中估計的準確性與獲利性。

第二節 研究重要性與目的

選擇權評價文獻中，大部分研究多以模型開發(Hajizadeh,2020; Marin-Sanchez et al., 2021; Qian & Xu, 2023) 或是以實證研究年份接近的模型去做比較(Rastogi & Nithya,2018; Nybo,2021)。而且這些過去之研究大多是以 BS 模型與各期權定價模型做績效分析，但結果較多得出 BS 模型在預測價格上準確性不足的狀況，Hung(2011)分析 Duan (1995) GARCH 模型、Hull and White (1987)隨機波動模型和 BS 模型在台指選擇權的預測能力，其發現 GARCH 的表現較其他兩種

模型好，而隨機波動模型又表現較 BS 模型好。也因此，BS 模型以外的選擇權模型評價能力之比較成為一個可以研究的問題，目前較少人探究 GARCH、隨機波動模型和神經網路三種選擇權定價模型的預測精確度與交易策略效果，所以本研究試圖研究這三種主要的期權評價方法對台指選擇權交易之影響，為台灣市場之交易策略之應用做出棉薄之貢獻。

本篇文章以台指選擇權做為主要研究對象，透過 Duan (1995)、Hull and White (1987) 及 ABC-BP 人工蜂群演算法優化 BP 神經網路之模型，分別進行參數估計、波動度預測及計算選擇權理論價格，並進行四種交易策略，比較不同模型下理論價格在執行各交易策略之獲利情況，並考慮交易成本，價格過濾下，分析各交易策略之可行性。本研究目的可歸納為以下四點：

- 一、研究不同交易策略之獲利性與期權評價模型之關連性
- 二、探討考慮交易成本下，交易策略效益之衡量
- 三、評估價格過濾後，交易策略獲利之可能性
- 四、探究三種選擇權理論定價模型預測之準確性



第二章 文獻探討

第一節 GARCH 期權定價

時間序列分析一直是計量金融重要的研究領域，當一個平穩的時間序列，其條件變異數是會隨時間改變時，就會使用自我迴歸條件異質變異數模型(autoregressive conditional heteroskedasticity model, ARCH)去同時分析平均報酬和異質變異數，但當落後期數增加時，使用 ARCH 模型做估計所需參數會變得較為繁雜，所以一個替代方案就是使用廣義自我迴歸條件異質變異數模型(generalized ARCH,GARCH)，此模型不但能夠使用較少參數來達到與多期落後 ARCH 模型相同的效果，也對資料的配適效果佳。此外，GARCH(1,1)模型之當期的波動不僅跟前期的衝擊(e_{t-1}^2)有關還跟實際前一期的波動度(h_{t-1})有關，因此在選擇權市場上，GARCH 模型常常被用以作為選擇權定價的模型。

Duan (1995)的 GARCH(1,1)選擇權價格模型，為 GARCH 期權定價理論奠定重要的基礎。而且，Duan (1995)當中提出之局部風險中立(locally risk-neutral valuation relationship, LRNVR)假設也成為之後做各種衍生品評價的一個重要定理。

實務上選擇權的定價是由市場供需所決定，但以 Duan (1995) GARCH 選擇權定價模型帶入市場價格反推模型的參數，其估計的參數與 BS 模型的隱含波動度有類似的效果，可以衡量選擇權的未來價格。雖然之後許多學者不斷創新不同的 GARCH 期權模型，例如 Duan (1996)雙變量 GARCH 等等，但 Duan (1995)的期權模型還是有著其重要的地位。Hsieh and Ritchken (2005)發現 Duan (1995)之 NGARCH 模型在消除所有期權溢價下的內涵價值與到期日下的價格殘差能力都比 Heston and Nandi (2000)的模型更勝一籌。然而，隨著日後更多統計方法應用於衍生品定價中，Duan (1995)的模型定價效果也開始備受挑戰，Huang et al. (2019)以 BS 模型、平方根(square root)、對數常態奧恩斯坦-烏倫貝克(log-normal Ornstein-Uhlenbeck ,LOU)以及 Duan (1995)GARCH 模型四種方式評估台灣股票指數波動度期權(Taiwan volatility index option)的價格，其結果顯示 BS 模型和 GARCH 模型的選擇權價格總會隨著到期日增加而增加，且 GARCH 的估計之期權波動性較其他模型來得大。

此外，局部風險中立(LRNVR)的假設，也開始紛紛被其他研究探討其可行性。Hong and Zhang (2013)提出 LRNVR 的 GARCH 模型無法捕捉期權波動度溢價，且 GARCH 之波動度指數(VIX)顯著低於 CBOE 波動度指數(VIX)，之後，Papantonis (2016)修改 Hong and Zhang (2013)的最大概式估計(MLE)方法，進一步討論在 GARCH 之下找尋波動性風險溢價的意義，並確定收益率和風險中立波動率之間在同期下之相關係數為-30%。Zhang and Zhang (2020)考慮了在有限時間內，條件變異數(conditional variances)需要納入變異數風險溢價做衡量，修改了 Duan (1995)LRNVR 假設，使條件變異數根據不同的風險中立情況做調整，其發現修正後的局部風險中立假設(mLRNVR)下的 GARCH 選擇權定價模型更能夠精確地估計選擇權價格，而且以 mLRNVR 假設做 VIX 的 GARCH 模型，可以捕捉負的變

異數風險溢酬，所以此模型可以用以做 VIX 的衍生品訂價。

GARCH 模型在真實市場的衡量情況也是近年來學者探求的問題，Oh and Park (2023) 發現基於期限結構的 GARCH 模型，提供的波動率和偏態較能類比真實 SPX 的期權結構，也證實了 GARCH 模型對於估計波動度衍生性商品的重要作用。

綜上所述，GARCH 模型應用於選擇權定價上一直都是值得研究的議題，雖然 Duan (1995) 的期權定價模型有其優勢與缺陷，局部風險中立假設也有其改善之空間，但是廣義來說所有 GARCH 選擇權評價模型的建立皆是在 GARCH(1,1) 及 LRNVR 的基礎上，不斷地做修正並找尋待解決的問題，因此，若是以 Duan (1995) 的選擇權定價模型，來分析 GARCH 模型在選擇權交易上之可能性，並研究一般 GARCH 模型在其優劣勢下與 LRNVR 假設對交易之影響，其結果有利於分析交易策略之後可用於那些改進 GARCH 模型上，以及便於觀察 LRNVR 對於真實市場交易策略之可行性。

第二節 隨機波動期權定價

Black-Scholes 模型已被金融機構和交易者廣泛用於期權定價上，但其假設波動性為固定數較與市場上的情況不貼近，所以開始有學者研究具隨機波動性的資產定價。Hull and White (1987) 考慮資產價格波動度是隨機狀態下計算選擇權定價，雖然此模型下，只能用泰勒展開式求出價格近似值，但其估計結果還是較 Black - Scholes model 來的精確，而且此模型也發現了一個重要結論，當資產波動率相關性為零時，Black-Scholes 模型低估了深度價外和價內期權的價格，並高估了價平期權的價格。

除了傳統的歐式選擇權之外，Hull and White 的模型也被應用到其他衍生性商品中，Huang and Chen (2002) 將 Hull and White (1987) 的模型，應用到台灣的權證市場中，計算權證的價格，並和 Black -Scholes 計算的權證價格做比較，其實證發現 Hull and White 的隨機模型預測的權證價格精準度優於 BS 模型。Park and Lee (2013) 使用幕級數展開法得到在 Hull and White (1987) 模型下雙幣期權價格的近似值，此方法結果較蒙地卡羅法準確。Lin and Cheng (2020) 擴展了 Hull and White (1987) 的模型，並整合了泰勒級數展開技術，以推導出具有隨機波動性的亞洲期權的近似解。

總之，隨機波動模型的應用層面是相當廣泛的。由於欲得到一個便於操作的定價模型，Hull and White (1987) 模型中有資產風險溢價為零的假設，此假設並不符合真實世界的狀況，統計上必然會有誤差產生，但總體來說不影響交易策略的結果，Guo (1996) 用 Hull and White (1987) 模型估計費城證券交易所外匯期權之隱含波動率，其發現 Hull and White (1987) 模型在預測未來方面有良好的統計性能，但還是有偏差，此外季線 MA(60) 和 GARCH 的波動率預測並不包含明顯的資訊增量。因此，以 Hull and White (1987) 模型，從市場選擇權價格中提取未來波動率之市場預期資訊，並使用隱含波動度之預測來提高交易策略之績效，理論上是可行的方法。而未來以隨機波動度模型在各金融商品發展來看，其他商品之隨機波

動交易策略也是可以做進一步研究的。

第三節 ABC-BP 人工蜂群演算法優化 BP 神經網路

隨著計算機科學越來越發達，金融領域上使用機器學習也越來越普及，相關的研究也越被重視。其中神經網路也漸漸被使用在金融領域上。Trippi and Desieno (1992) 使用神經網路建立了一個 S&P500 的期貨自動交易軟體，將幾個神經網路放入一個單一的複合布林決策模型(single composite Boolean decision rule)中，建立交易系統，此研究使神經網路開始被使用於衍生品的交易策略中。Culkin and Das (2017) 訓練一個全連接的前饋深度學習神經網絡高度的重現 Black & Scholes (1973) 期權定價，此作者表明深度學習網路可從市場中學習期權定價模型，並可被訓練成模仿期權定價交易員的模型，專門交易單一股票和指數。

反向傳播(back propagation,BP)神經網路是 1986 年由 Rumelhart 和 McClelland 為首的科學家提出的觀念，是一種依據誤差反向傳播演算法訓練的多層前饋神經網路，是應用最廣泛的神經網路模型之一。在金融領域上，反向傳播神經網路也是常見的神經網路預測模型。Lin (2009) 用隱含波動度、GARCH 等不同方法於 BP 神經網路來預測台指選擇權的價格，其結果發現 GARCH 在預測上優於歷史動度、隱含波動度、灰箱預測等方式，但在價內時，灰箱預測模型之預測精準度最佳。Wang et al. (2012) 研究應用反向傳播神經網絡預測不同波動率下的台指選擇權價格模型，包括歷史波動率、隱含波動率、確定性波動率函數、GARCH 和 GM(grey model)-GARCH 模型。除了 RMSE、MAE 和 MAPE 之外，此研究還引入了最佳預測績效比率 (best forecasting performance ratio ,BFPR) 作為用於期權定價的新績效指標。分析結果表明，預測性能與貨幣性、波動模型和隱藏層神經元數量有關，但與使用之激勵函數沒有顯著相關。而隱含波動率函數模型和確定性波動率函數模型的 BFPR 表現最佳。

除此之外，因為 BP 神經網路有對初始值敏感，且容易陷入局部最小值的問題，所以學者開始以其他演算法優化 BP 神經網路，來試圖解決 BP 神經網路缺陷，最常見的演算法為人工蜂群演算法，此演算法是由 Karaboga 於 2005 年提出的一種基於群智慧的全域優化演算法，其發想源於蜂群的采蜜行為，蜜蜂根據各自的分工進行不同的活動，並實現蜂群資訊的共用和交流，從而找到問題的最優解。Akpinar et al. (2017) 比較人工神經網路通過反向傳播法進行訓練 (ANN-BP) 與以人工蜂演算法訓練人工神經網路 (ANN-ABC) ，兩種方法預測英鎊對美元的匯率，而後者預測準確度較前者佳。Wang et al. (2019) 表明基於人工蜂群優化反向傳播神經網路 (ABC-BP) 的 PM2.5 預測模型提高預估的準確度同時也解決 BP 神經網路對初始值較敏感，容易陷入局部最小值的問題。而之後 ABC-BP 也開始應用於金融領域上，Nourani et al. (2012) 用 ABC-BP 模型來訓練人工神經網路 (ANN) 以預測德黑蘭交易所的股價，而其預測結果較單一演算法好。Brasileiro et al. (2013) 提出了一個歷史收盤價的智慧系統，該系統使用技術分析、人工蜂群演算法 (ABC)、滯後等不同預測法，此作者使用 k-NN (nearest neighbor classification)

和 A-k-NN(Adaptive Classification and Nearest Neighbor)來決定買入點和賣出點，並結合 ABC 演算法來搜索時間序列預測的最佳參數設置，並發現相較於傳統的買進持有策略，本研究採用的交易策略有較佳的表現。Worasuchep (2015) 應用人工蜂群(ABC)結合差分進化演算法(DE)之 ABCDE 模型來預測美元/歐元，美元/日圓的匯率，結果發現改進的 ABCDE 模型較原始 ABC 模型預測效果較好，ABC 模型預設效果較其他傳統類神經網路模型預測效果都好。

如上所述，機器學習模型應用於金融領域預測上有不錯的表現，神經網路在近年來的應用是越來越成熟，但是如何降低誤差並提高預測的精準性是各研究領域在運用深度學習上重要的考量因素，而 ABC-BP 模型相對於 BP 神經網路的確有較高的精準度，因此在需要較小誤差的金融交易市場上，ABC-BP 可以說是不錯的預測模型。

第四節 交易策略

選擇權的交易策略可以分為以下三種：單式策略、價差交易與組合交易策略，其中單式策略與組合交易策略是較多投資人交易時會使用的策略，單式策略也就是單邊策略指的是僅買進或賣出單一類型的選擇權，分為買進買權 (long call) 和賣出買權 (short call)，以及買進賣權 (long put) 和賣出賣權 (short put) 四種情況。買方最大損失為所支付之權利金，收益可能無限，賣方最大損失可能無限，收益為收取的權利金，買權看漲，賣權看跌，所以買進買權 (long call) 是預期標的資產大漲而買進賣權 (long put) 預期標的資產大跌使用的策略。賣出買權 (short call) 是預期標的資產小跌或整理時使用的策略，賣出賣權 (short put) 則為小漲或整理時使用的策略。組合交易策略是投資人同時持有或售出買權與賣權的各種部位，且標的資產需為同種商品，而若是賣部位入或放空的部位具相同履約價和到期日，則為跨式交易(straddle)，預期未來標的資產價格將為盤整則使用賣出跨式(short straddle)，最大獲利為買權和賣權的權利金總和，但損失無限。預期未來標的資產價格將大幅波動，則使用買進跨式(long straddle)，最大獲利與損失與賣出跨式相反。若是賣部位入或放空的部位具相同的到期日，但不同履約價則為勒式交易(strangle)，買進勒式交易策略(long strangle)適用於預期後市多為大漲大跌，有高槓桿的選擇權，獲利為無限，最大損失為買權和賣權的權利金總和，賣出勒式交易策略(short strangle)適用於預期後市盤整，欲賺取時間價值，有高槓桿的選擇權，其最大獲利與損失與買進勒式相反。勒式的成本較跨式低，但賺錢的機率也較跨式低。

Hu et al. (2023) 使用帳戶級別的交易資料來檢查衍生品市場的交易風格跟盈利能力，其發現 66% 的散戶會投資單一期權而機構投資人大多採複雜的策略。然而在變動極大的市場中，怎樣的交易策略可有較好的獲利，以及交易成本與估計方法的精確性能否影響交易策略的績效是套利交易者值得思考的狀況。

Chong (2004) 使用外匯選擇權以指數 GARCH 預測相關性，指數加權移動平均估計波動性，並以估計結果測試跨式交易策略的績效，其發現大部分的跨式交

易策略報酬都為正，但跨式交易策略交易成本高，所以在加入成本後，策略利潤不足以超過成本，所以那怕是預測正確度高，或策略方向正確的情況，交易成本也可能是導致績效不佳的原因。Maris et al. (2007) 以 CAX40，DAX 和希臘 FTSE/ASE 20 股票指數的每周數據，用不同種波動度估計法，像是歷史波動度、GARCH、人工神經網路等來預測多種波動度，並將其用在各種選擇權交易策略，像是跨式，蝶式等，結果顯示閾值為成功波動率預測的 60%，足以在六個月的時間內獲利，而且波動度的預測只能成功做方向性預測並不能保證利潤的最大化，所以好的估計法，可使方向精確度提高並使交易策略之獲利提高。Simon (2010) 以 iShares20 年以上美國公債指數選擇權為研究對象，發現在到期前一個月無條件賣出跨式、勒式交易策略並持有到期，在扣除交易成本後，依然有利可圖。Post et al. (2018) 提出一個線性不等式套利系統來描述了所有風險套利的機會並分析期權定價誤差的經濟意義，其套利系統的主動交易策略會在樣本外為小規模投資組合帶來異常報酬，但若擴大策略規模並將市場深度考慮在內的話，超額收益將難以實現。Shivaprasad et al. (2022) 研究印度市場上多種選擇權交易策略風險收益的關係，其發現多頭跨式與勒式交易策略的風險對報酬率成反向關係，空頭跨式和勒式交易策略的風險對報酬率成正比關係，且雖然空頭勒式與跨式的風險較大，但有超額收益。由上述可知跨式策略在期權市場上是重要的交易策略。Hu et al. (2023) 指出持有單一交易策略的散戶會輸給市場上其他投資人，且不論散戶或是機構投資人，賣出波動性策略，像是跨式與勒式是最好的策略。

從過往的文獻可知，在跨式與勒式交易策略之績效上表現較為突出，尤其是在賣出跨式和勒式上。此外，交易成本、交易規模與交易頻率都是影響交易策略成功與否的原因，組合交易策略較其他策略之交易成本大，在考慮手續費與稅率下，收益可能會由盈轉虧。因此在真實市場上，只能透過提高估計的準確度來增加交易策略的獲利性。

而單一策略在個別投資人操作上獲利性差，可能之原因包含交易速度、手續費多寡以及估計理論模型誤差等等，若是機構投資人使用單一選擇權策略，藉由估計理論價格的精準度來提高判斷正確方向性並配合單一選擇權，策略使用的成功率理論上是能夠提升的。

因此，本文站在機構投資人的角度，採用兩種交易策略來比較各波動度估計方法下的選擇權價格在各策略下的績效表現，第一種策略是以價格低估高估來判斷買入或賣出單式買權與單式賣權，第二種以高低估價格為依據執行買進賣出跨式及勒式交易策略。

第五節 GARCH、隨機波動、神經網路之比較與交易策略

選擇權評價模型中，GARCH、隨機波動和神經網路三種定價模型常被用來比較其估計的精準度與在期權交易策略的應用效果。Lehar et al. (2002) 比較了 Black-Scholes，GARCH(1,1)，以及 Hull and White 隨機波動模型估計的選擇權定價，將三個模型以富時 100 指數作校準，並做樣本外估計值誤差和計算風險值，根據研究結果顯示在定價精準度上，GARCH 模型支配了 B-S 模型與隨機波動模型。此外，此研究也發現三種選擇權定價的方法在風險值預測上並沒有太大的差異，並表明一個模型的性能很大程度取決於其所應用的損失函數，且標的資產價格為條件常態分配的假設在估計風險值上是有缺陷的。

若是比較 GARCH 跟神經網路模型的預測能力，結果可能因使用模型和研究標的而有差異。Hossain and Nasser (2008) 比較 GARCH 和 BP 模型在股票市場金融時間序列預測的可能性，其發現擬合之 GARCH 模型較擬合的 BP 模型預測結果來得好。Liu et al. (2021) 檢驗了隱含波動度可預測性中的人工蜂群改進模型（ABC-BP 模型）並應用在三種流行的期權交易策略模型。其發現 BP 神經網絡模型固有的收斂速度較慢且該模型容易陷入局部最優解，容易過度擬合。實驗結果表明，ABC-BP 神經網絡模型在速度和預測性方面均優於 BP 神經網絡模型，並且優於傳統的 GARCH 模型。

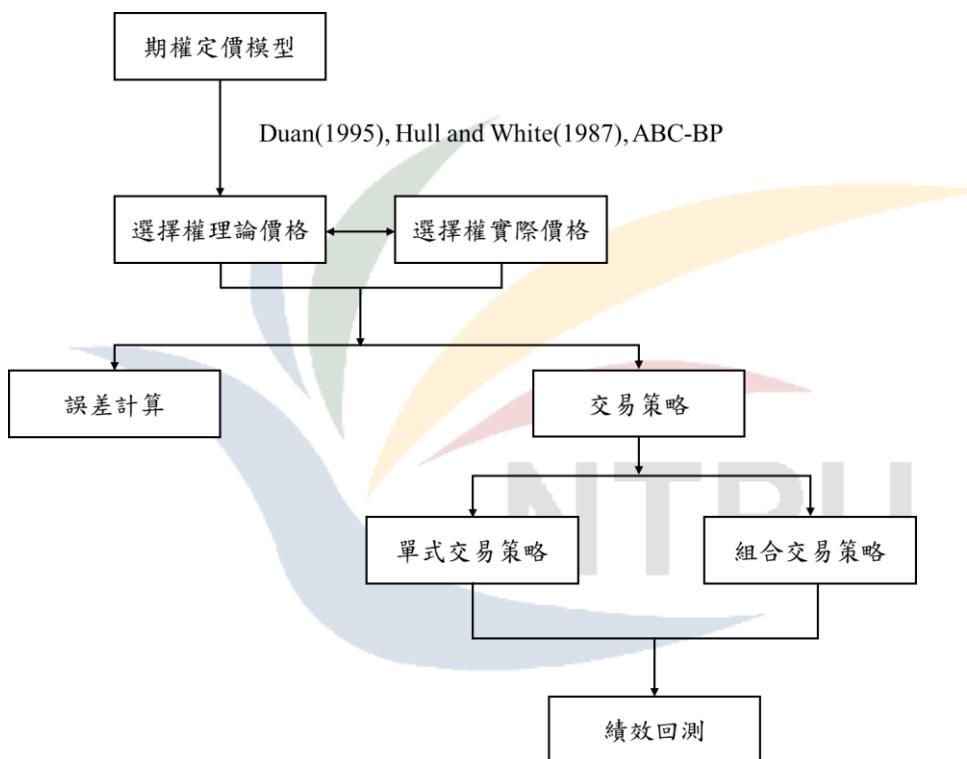
最後以神經網路設立的波動模型也較傳統的隨機波動模型準確度好。Luo et al. (2018) 建立一個用生成式網路模擬隨機波動過程聯合分布模型預測股票的波動度，其表現優於傳統的隨機波動模型。

綜上所述，我們可以推得兩項結論，第一，我們可知理論上選擇權定價模型的預測能力有好有壞且可能會因為其他因素而影響其準確性，第二，交易策略之獲利性可能會跟預測能力成正比關係。故本研究以 GARCH(1,1) 模型、Hull and White 隨機波動模型與 ABC-BP 人工蜂群優化反向傳播神經網路模型為選擇權做波動度估計、理論價格預測以及做交易策略來比較三種模型在各策略績效表現。

第三章 研究方法

第一節 研究架構

本研究以 2016 年至 2022 年臺灣證券交易所股價指數選擇權(簡稱台指選擇權)為研究樣本，探討不同選擇權定價模型運用在交易策略上的可行性，並且比較各個定價模型於不同交易策略上的績效。本研究先以 Duan (1995)GARCH、Hull and White (1987)隨機波動與 ABC-BP 三種期權定價模型，分別計算出台指選擇權的理論價格。接著計算台指選擇權理論價格與實際價格之誤差，並利用理論價格高估或低估實際價格來決定單式與組合交易策略的買進和賣出。根據不同模型的理論價格與套利交易策略，來估量出各模型和策略之績效表現。



【圖 3-1】研究架構圖¹

第二節 資料來源

本研究之台指選擇權交易資料來自於台灣經濟新報(TEJ)²資料庫。此交易資料包含隱含波動度、利率、期權收盤價等。樣本期間為 2016 年至 2022 年。2020 年新型冠狀病毒(COVID-19)在世界各地大流行，全球股市也隨著 COVID-19 的感

¹ 資料來源：本研究自行整理

² 台指選擇權交易資料取自台灣經濟新報(TEJ)資料庫：<https://www.tejwin.com/>

染人數增加而崩塌，COVID-19 之後更是改變了全球的經濟與貨幣政策的走向，本文以 2020 年為分界點，試圖比較 COVID-19 前後對選擇權交易策略之影響。而價平選擇權之交易量大，較不會產生流動性不足的問題，因此本文選擇價平台指選擇權為研究標的。

本研究欲探討不同台指選擇權價平合約之理論模型與其在交易策略上之績效，因此樣本之選擇如下所述：

1. 在每年各月的第一個交易日中，找尋與當日台灣加權指數收盤價最接近的台指月選擇權履約價做為當月份中各日交易的履約價，再根據此履約價得到每月中每日之相關交易資料。
2. 其中，每個月份的月選擇權合約為下個月之月選擇權，也就是說若當月份是 1 月，則 1 月份採用的合約為 2 月份月選擇權合約，以此類推。
3. 依照上述 2 點的操作方式，即可收集各年份所需的台指選擇權日交易資料。

此外，本研究以固定長度滾動窗口來做各個模型的參數估計，Duan (1995) GARCH 模型與 Hull and White (1987)隨機波動模型以 252 個交易日做為窗口大小 (window size=252)，每日理論價格之相關參數由每日的前 252 個交易日估計而來，ABC-BP 的訓練集以窗口大小 1000(window size=1000)來做選擇權隱含波動度的預測。

第三節 分析模型

壹、Duan (1995) GARCH 期權定價模型

本研究採用 Duan (1995)的選擇權定價模型來估計選擇權的價格，其模型和參數估計方式如下所述。

一、GARCH 模型

假設一個離散時間模型，在衡量物理測度 P 之情況下，單一期報酬率服從條件對數常態分配(conditionally lognormally distributed)，公式如下：

$$\ln \left(\frac{S_t}{S_{t-1}} \right) = r + \lambda \sqrt{h_t} - \frac{1}{2} h_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

其中 S_t 為 t 時點下的資產價格， $E(\varepsilon_t) = 0$ ， h_t 為條件變異數， r 為單一期無風險利率(固定常數)， λ 為單位風險溢酬(固定常數)。我們再進一步假設在 P 測度下， ε_t 服從 Bollerslev(1996)的 GARCH(p,q)模型如下：

$$\varepsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (2)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i} \quad (3)$$

其中 Φ_t 為到時間 t 為止 (包括時間 t) 的所有信息集(σ 區域)， $p \geq 0, q \geq 0; \alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0, i = 1 \dots q; \beta_i \geq 0, i = 1 \dots p$ 。為確保 GARCH(p,q)的靜態穩定，需假設下面式子：

$$\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{i=1}^p \beta_i < 1 \quad (4)$$

其中 $p=0, q=0$ ，且式子(1)和式子(2)為化簡成 Black-Scholes 模型標準同質性對數常態分佈的條件，代表 Black-Scholes 模型是一個特例。

接著我們需要導入 Duan (1995)局部風險中立 (locally risk-neutral valuation

relationship LRNVR)假設。局部風險中立為一個廣義的風險中立，LRNVR 規定超前一期條件變異數在風險中立下的定價變化都是不變的，在 GARCH 進程的背景下，非條件變異數或任何超過一個時期的條件變異數對風險中立所引起的測度變化並不具有不變性。以下為 LRNVR 之相關定義與定理。

定義 3.1.1.1 若測度 Q, P 為相互連續的，則測度 Q 滿足局部風險中性估值(locally risk-neutral valuation relationship)， $\frac{S_t}{S_{t-1}} | \phi_{t-1}$ 於測度 Q 之下，服從對數常態配，其公式如下：

$$E^Q\left(\frac{S_t}{S_{t-1}} | \phi_{t-1}\right) = e^r \quad (5)$$

$$\text{Var}^Q(\ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) | \phi_{t-1}) = \text{Var}^P(\ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) | \phi_{t-1}) \quad (6)$$

定理 3.1.1.1 代理人是預期效用最大化者，並且效用函數的時間具有可分離性與可加性。因此依據以下三項條件，LRNVR 成立。

1. 測度 P 下，效用函數的相對風險厭惡程度不變，對數總和消費是一常態。
2. 測度 P 下，效用函數的絕對風險厭惡程度不變，但總消費變化是固定的常態。
3. 效用函數為線性函數。

第一項與第二項條件確保隱含利率是固定的，這樣的假設與前面公式(1)利率為常數的設定一致，雖然可以使用隨機利率來建立模型，但這可能會使模型變得較複雜，所以 Duan (1995) 設定與 Black-Scholes model 一致的利率固定假設，第二項條件允許總和消費為負數。第三項條件成立，是因為邊際效用的比率等於 1。

定理 3.1.1.2 表示在局部風險中立測度 Q 底下，資產報酬率路徑如下：

$$\ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) = r - \frac{1}{2}h_t + \xi_t \quad (7)$$

$$\xi_t | \phi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (8)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i (\xi_{t-i} - \lambda \sqrt{h_{t-i}})^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i} \quad (9)$$

其中， ξ_t 是 Q 測度下之常態隨機變數， $\xi_t = \varepsilon_t - \lambda \sqrt{h_t}$ 。

所以到期日的資產價格(S_T)在 t 時點可以表示成：

$$S_T = S_t e^{[(T-t)r - \frac{1}{2} \sum_{s=t+1}^T h_s + \sum_{s=t+1}^T \xi_s]} \quad (10)$$

在無風險折現利率下，資產價格具有平賭性質(martingale property)，資產折現模型 $S e^{-rt}$ 在 Q 的衡量下具有平賭性質(martingale property)。

因此在 GARCH(p,q) 模型下，歐式買權於 t 期的選擇權價格為

$$C_t^{GH} = e^{-(T-t)r} E^Q[\max(S_T - K, 0) | \phi_t] \quad (11)$$

其中 K 為履約價， T 為到期日。

而歐式賣權的公式，可藉由 Put-Call parity 公式求得：

Put-Call parity 的公式如下：

$$C + Ke^{-rT} = S + P \quad (12)$$

其中 C 為歐式買權價格， P 為歐式賣權價格， Ke^{-rT} 是執行價到期時以無風險利率折現的價值， S 為現貨價格。

所以如果由式(12)得到歐式買權的價格，那我們可以從 Put-Call parity 反解得歐式賣權價格

二、參數估計方法

我們在這使用 GARCH(1,1)的設定及最大概式法來估計參數 $\alpha_0, \alpha_1, \beta_1, \lambda$ ，方法如下。根據式(1)至式(3)在測度 P 下之單一期報酬率 R_t 可表示成：

$$R_t = \ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) = r + \lambda\sqrt{h_t} - \frac{1}{2}h_t + \varepsilon_t \quad (13)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i}, \quad \varepsilon_t | \phi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (14)$$

而 GARCH(1,1)模型下 h_t 為

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \quad (15)$$

ε_t 為

$$\varepsilon_t = R_t - r - \lambda\sqrt{h_t} + \frac{1}{2}h_t \sim N(0, h_t) \quad (16)$$

然後，我們使用最大概式法(maximum likelihood method)去估計參數 $\alpha_0, \alpha_1, \beta_1, \lambda$ 。

最大概式函數， θ 為參數向量，其公式如下：

$$\begin{aligned} f(\varepsilon_0, \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_T; \theta) &= f(\varepsilon_0; \theta) f(\varepsilon_1 | \varepsilon_0; \theta) \dots f(\varepsilon_T | \varepsilon_0, \dots, \varepsilon_{T-1}; \theta) \\ &= f(\varepsilon_0; \theta) \prod_{t=1}^T f(\varepsilon_t | \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \varepsilon_{t-3}, \dots, \varepsilon_0; \theta) \\ &= f(\varepsilon_0; \theta) \prod_{t=1}^T f(\varepsilon_t | \varepsilon_{t-1}; \theta) \\ &= f(\varepsilon_0; \theta) \prod_{t=1}^T \frac{1}{\sqrt{2\pi h_t}} e^{\frac{(\varepsilon_t)^2}{2h_t}} \end{aligned} \quad (17)$$

又因為 $f(\varepsilon_0; \theta)$ ， $\sqrt{2\pi}$ 為常數，可以去掉，(17)式可表示成：

$$= \prod_{t=1}^T \frac{1}{\sqrt{h_t}} e^{\frac{(\varepsilon_t)^2}{2h_t}} \quad (18)$$

之後我們極大化最大概式函數 $f(\varepsilon_0, \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_T; \theta)$ 等同於其對數概式函數，公式如下：

$$\mathcal{L}(\theta) = \sum_{t=1}^T \left[\frac{-1}{2} \ln(h_t) - \frac{1}{2} \frac{\varepsilon_t^2}{h_t} \right] \quad (19)$$

我們極大化對數概似函數，但對數概似函數的計算是極小化函數，所以我們要將 $\mathcal{L}(\theta)$ 取負號將極大化轉成極小化用以計算。

此外在局部風險中立下的選擇權價格估計上我們使用 GARCH(1,1)，並在局部

風險中立下，以蒙地卡羅模擬法計算選擇權的價格，方法如下：

根據定理 3.1.1.2 表示在局部風險中立測度 Q 底下，資產報酬率路徑如下：

$$R_t = \ln\left(\frac{S_t}{S_{t-1}}\right) = r - \frac{1}{2}h_t + \xi_t \quad (20)$$

$$\xi_t | \phi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (21)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i (\xi_{t-i} - \lambda \sqrt{h_{t-i}})^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i} \quad (22)$$

而在 GARCH(1,1) 下， h_t 可以表示成：

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 (\xi_{t-1} - \lambda \sqrt{h_{t-1}})^2 + \beta_1 h_{t-1} \quad (23)$$

其中 R_t 為歷史台灣加權股價指數日資料， r 為無風險利率採銀行一年定期存款利率替代， $\alpha_0, \alpha_1, \beta_1, \lambda$ 為最大概似法估計結果。

首先我們將初始值 $h_0 = \text{var}(R_t)$ ，並計算到期日 T 時現貨的價格，公式如下：

$$S_T = S_t e^{[(T-t)r - \frac{1}{2} \sum_{s=t+1}^T h_s + \sum_{s=t+1}^T \xi_s]} \quad (24)$$

以式(24)產生 50000 次到期日 T 的現貨價格，將其在風險中立下計算期望值，並以無風險利率折現，即可以算出歐式買權的價格， X_t 為標的資產價格。最後再以 Put-Call Parity 公式計算出歐式賣權價格。

貳、Hull and White (1987)隨機波動期權定價模型

一、Hull and White (1987) 模型

Hull and White (1987) 假設資產價格(S)及其變異數($V=\sigma^2$)服從以下隨機過程：

$$dS = \phi S dt + \sigma S dw \quad (25)$$

$$dV = \mu V dt + \xi V dz \quad (26)$$

式中 ϕ 為 S, σ, t 的參數， μ, ξ 為 σ, t 的參數，也就是 $\phi = \phi(S, \sigma, t)$, $\mu = \mu(\sigma, t)$, $\xi = \xi(\sigma, t)$ ， dw, dz 服從布朗運動， $\text{Corr}(dz, dw) = \rho dt$ 。而 S 、 σ^2 是唯一會影響衍生性資產價格 f 的狀態變數(state variable)。

接著使用 Garman (1976) 導出之微分方程式，即衍生性商品 f 之價格由狀態變數 θ_i ($d\theta_i = \mu \theta_i dt + \theta_i \sigma dz$, $i = 1, 2, 3 \dots n$) 決定時，須滿足以下方程：

$$\frac{\partial f}{\partial t} + \frac{1}{2} \sum_{ij} \rho_{ij} \sigma_i \sigma_j \frac{\partial^2 f}{\partial \theta_i \partial \theta_j} - rf = \sum_i \theta_i \frac{\partial f}{\partial \theta_i} [-\mu_i + \beta_i (\mu^* - r)] \quad (27)$$

其中 σ_i, σ_j 各自為變數 θ_i, θ_j 之標準差， ρ_{ij} 是 θ_i 與 θ_j 之相關係數， μ_i 為 θ_i 之成長率， r 為無風險利率， β_i 是對於變量 θ_i 之報酬(即 $(\frac{df}{\theta_i})$)，也就是通過對最相關市場投資組合

做回歸分析後得到的 beta 值， μ^* 表示與市場投資組合最相關的狀態變數的瞬間預期報酬。

當狀態變數是 S 和 V ，且 S 為可交易資產時，可將式(27)之微分方程改寫成：

$$\begin{aligned} \frac{\partial f}{\partial t} + \frac{1}{2} \left[\sigma^2 S^2 \frac{\partial^2 f}{\partial S^2} + 2\rho\sigma^3\xi S \frac{\partial^2 f}{\partial S \partial V} + \xi^2 V^2 \frac{\partial^2 f}{\partial V^2} \right] - rf \\ = -rS \frac{\partial f}{\partial S} - [\mu + \beta_v(\mu^* - r)]\sigma^2 \frac{\partial f}{\partial V} \end{aligned} \quad (28)$$

其中 $\rho = \text{Corr}(S, V)$ ， β_v 為變異數報酬率 $(\frac{dv}{v})$ 對最相關市場投資組合做回歸估計的 Beta 值，也就是波動性風險價格。 $(\mu^* - r)$ 是市場投資組合的超額報酬。

然後假設 $\rho = 0$ ， $\beta_v(\mu^* - r) = 0$ ，或是波動率與總和消費無關，並假設波動率無系統風險，衍生性商品滿足以下方程：

$$\frac{\partial f}{\partial t} + \frac{1}{2} \left[\sigma^2 S^2 \frac{\partial^2 f}{\partial S^2} + 2\rho\sigma^3\xi S \frac{\partial^2 f}{\partial S \partial V} + \xi^2 V^2 \frac{\partial^2 f}{\partial V^2} \right] - rf = -rS \frac{\partial f}{\partial S} - \mu\sigma^2 \frac{\partial f}{\partial V} \quad (29)$$

其中上式假設 $\rho = 0$ ，指的是波動度與股價無關，此外 Geske (1979) 發現此假設是沒有槓桿的，所以公司價值波動率是不變的。

若是欲解開式(29)，可用風險中立評價法來估計，因為式(29)和期權邊界條件都不取決於風險偏好，因此期權價格為：

$$f(S_t, \sigma_t^2, t) = e^{-r(T-t)} \int f(S_T, \sigma_T^2, T) P(S_T | S_t, \sigma_t^2) dS_T \quad (30)$$

其中 T 為選擇權到期日， S_t 為 t 時點的證券價格， σ_t 為 t 時點資產價格瞬時標準差， $P(S_T | S_t, \sigma_t^2)$ 為給定 t 時點證券價格與波動率下 S_T 的條件分配。而且 $E(S_T | S_t) = S_t e^{r(t-T)}$ ， $f(S_T, \sigma_T^2, T) = \text{Max}[0, S - X]$ 。

接著給定任意 3 個隨機變數 x, y, z ，其條件密度函數為：

$$p(x|y) = \int g(x|z) h(z|y) dz \quad (31)$$

並且定義平均變異數 $\bar{V} = \frac{1}{T-t} \int_t^T \sigma_\tau^2 d\tau$ ，根據 \bar{V} 和式(31)可將 S_T 轉換成：

$$P(S_T | \sigma_t^2) = \int g(S_T | \bar{V}) h(\bar{V} | \sigma_t^2) dS_T d\bar{V} \quad (32)$$

將式(32)代入(30)可得：

$$f(S_t, \sigma_t^2, t) = e^{-r(T-t)} \iint f(S_T) g(S_T | \bar{V}) h(\bar{V} | \sigma_t^2) dS_T d\bar{V} \quad (33)$$

而上式可被寫成以下式子：

$$f(S_t, \sigma_t^2, t) = \int [e^{-r(T-t)} \int f(S_T) g(S_T | \bar{V}) dS_T] h(\bar{V} | \sigma_t^2) d\bar{V} \quad (34)$$

一般假設下，模型 $\rho = 0$ ， μ ， ξ 獨立於 S 。然後我們需要將(34)式中的 $e^{-r(T-t)} \int f(S_T) g(S_T | \bar{V}) dS_T$ 做為 Black-Scholes 於變異數平均 \bar{V} 下的歐式看漲期權價格 $C(\bar{V})$ ，因此需要以下之定理：

定理 3.2.1.1 假設一個風險中立的世界，股價 S 和其變異數 σ^2 服從以下隨機過程：

$$dS = rSdt + \sigma Sdz^\sim \quad (35)$$

$$d\sigma^2 = \alpha\sigma^2 dt + \xi\sigma^2 dw^\sim \quad (36)$$

R (為無風險利率， α, ξ 獨立於 S ， dz^\sim, dw^\sim 為獨立的維納過程， \bar{V} 為時間區間 $[0, T]$ 的平均變異數，定義如下：

$$\bar{V} = \frac{1}{T} \int_0^T \sigma^2(t) dt \quad (37)$$

依據(35),(36),(37)，在給定 V 的情況下， $\log(S(T)/S(0))$ 服從以下常態分布：

$$\log(S(T)/S(0)|\bar{V}) \sim N(r - \frac{\bar{V}T}{2}, \bar{V}T) \quad (38)$$

所以根據式(38)，在 S, V 在瞬時不相關時，可推出(34)式中的 $e^{-r(T-t)} \int f(S_T) g(S_T|\bar{V}) dS_T$ 為 B-S 模型在平均變異數下之歐式買權價格 $C(\bar{V})$ 。 $C(\bar{V})$ 的公式如下：

$$C(\bar{V}) = S_t N(d1) - X e^{-r(T-t)} N(d2) \quad (39)$$

其中 X 為執行價

$$d1 = \frac{\log(\frac{S_t}{X}) + (r + \frac{\bar{V}}{2})(T-t)}{\sqrt{\bar{V}(T-t)}} \quad (40)$$

$$d2 = d1 - \sqrt{\bar{V}(T-t)} \quad (41)$$

其中 $T-t$ 為距離到期日期間， S 為股價指數， X 為履約價格， \bar{V} 為股價波動性， r 為無風險利率。

因此當 $\text{Corr}(S_t, \sigma_t^2) = 0$ 時，選擇權之價格為：

$$f(S_t, \sigma_t^2) = \int C(\bar{V}) h(\bar{V}|\sigma_t^2) d\bar{V} \quad (42)$$

之後採用 Boyle and Emannel (1985)的導出方式，計算當 $\mu = 0$ ， ξ 為常數時，各種動差下之 \bar{V}

$$E(\bar{V}) = V_0 \text{(起始值)} \quad (43)$$

$$E(\bar{V}^2) = \frac{2(e^{\xi^2 T} - \xi^2 T - 1)}{\xi^4 T^2} V_0^2 \quad (44)$$

$$E(\bar{V}^3) = \frac{e^{3\xi^2 T} - 9e^{\xi^2 T} + 6\xi^2 T + 8}{3\xi^6 T^3} V_0^3 \quad (45)$$

接著將 $C(\bar{V})$ 在變異數平均的期望值 (\bar{V}) (即 $E(\bar{V})$) 附近作泰勒展開：

$$\begin{aligned} f(S_t, \sigma_t^2) &= C(\bar{V}) + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 C}{\partial \bar{V}^2} \Big|_{\bar{V}} (\bar{V} - \bar{V})^2 h(\bar{V}) d\bar{V} + \dots \\ &= C(\bar{V}) + \frac{1}{2} \frac{\partial^2}{\partial \bar{V}^2} \Big|_{\bar{V}} \text{Var}(\bar{V}) + \frac{1}{6} \frac{\partial^3 C}{\partial \bar{V}^3} \Big|_{\bar{V}} \text{Skew}(\bar{V}) + \dots \end{aligned} \quad (46)$$

最後將 $\mu = 0$ ， $\rho = 0$ ， \bar{V} 之各階動差代入得：

$$\begin{aligned} f(S_t, \sigma_t^2) &= C(\bar{V}) + \frac{1}{2} \frac{S(\sqrt{T-t}) N'(d1)(d1d2 - 1)}{4\sigma^3} \times \\ &\left[\frac{2\sigma^4(e^k - k - 1)}{k^2} - \sigma^4 \right] + \frac{1}{6} \frac{S(\sqrt{T-t}) N'(d1)[(d1d2 - 3)(d1d2 - 1) - (d1^2 + d2^2)]}{8\sigma^5} \times \\ &\sigma^6 \left[\frac{e^{3k} - (9+18k)e^k + (8+24k+18k^2+6k^3)}{3k^3} \right] + \dots \end{aligned} \quad (47)$$

其中 $k = \xi^2(T-t)$

而在 $\mu \neq 0$, $\rho \neq 0$ 的情況下, 請詳見 Hull and White (1987)

二、Hull and White (1987)參數估計之方法

由 Hull and White (1987)之模型可知若是 $\mu = 0$, $\rho = 0$, 則 Hull and White (1987)的歐式買權價格為:

$$C^{HW} = C^{BS}(\sigma^2) + \frac{1}{2} \left[\frac{S(\sqrt{T-t})N'(d_1)(d_1 d_2 - 1)}{4\sigma^3} \right] \times \left[\frac{2\sigma^4(e^k - k - 1)}{k^2} - \sigma^4 \right] + \\ \frac{1}{6} \frac{S((\sqrt{T-t})N'(d_1)[(d_1 d_2 - 3)(d_1 d_2 - 1) - (d_1^2 + d_2^2)])}{8\sigma^5} \times \sigma^6 \left[\frac{e^{3k} - (9 + 18k)e^k + (8 + 24k + 18k^2 + 6k^3)}{3k^3} \right] \quad (48)$$

其中:

$$k = \xi^2(T - t) \quad (49)$$

$$C^{BS}(\sigma^2) = SN(d_1) - Xe^{-r(T-t)}N(d_2) \quad (50)$$

$$d_1 = \frac{\ln(\frac{S}{X}) + (r + \frac{\sigma^2}{2})(T - t)}{\sqrt{\sigma^2(T - t)}} \quad (51)$$

$$d_2 = d_1 - \sqrt{\sigma^2(T - t)} \quad (52)$$

上面各式中, $C^{BS}(\sigma^2)$ 為歐式買權價格, $T-t$ 為距離到期的期間, S 為股價, X 為履約價格, σ 為股價波動性, r 為無風險利率。

我們主要採用 Lehar (2002)的方法以極小化平方相對價格誤差(squared relative pricing error)估計的參數 ξ 和 σ , 首先用台指選擇權的歷史交易資料, 根據式(46)到式(50)計算 Hull and White 理論價格, 再極小化觀察到的期權買權市場價格與 Hull and White 理論價格的差, 求解函數最小值³去估計 Hull and White 模型的參數, 極小化平方相對價格誤差公式如下:

$$\min_{\xi, \sigma} SRPE(\xi, \sigma) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{CP_i^{HW} - CP_i}{CP_i} \right)^2 \quad (53)$$

其中 CP_{ti} 為觀察到的買權市場價格, CP_i^{HW} 為 Hull and White 的理論價格, $i=1,2,\dots,N$ N 為 252 個交易日。

最後再以 Put-Call Parity 公式計算出賣權價格。

參、ABC-BP 人工蜂群演算法優化 BP 神經網路

一、反向傳播神經網路(BP):

反向傳播類神經網路為一種監督式學習的類神經網路, 需要給 BP 一組訓練資料集讓 BP 去學習輸入的特徵和正確結果之間的關係, BP 神經網路模型也是一種按照誤差反向傳播算法訓練的多層前饋網路(feedforward neural network), BP 神經網路由三層前饋網路所組成, 分別為輸入層, 隱藏層, 輸出層, 每層包含幾個不相連的神經元節點, 相鄰節點按照一定的權重連接。傳遞訊息是從輸入層到隱藏層再到輸出層。如果實際輸出與預期之間存在差異且輸出不能滿足要求的誤差, 誤差值會沿著網路路徑逐層反饋, 連接權重與每層的閾值會被校正, 以下是神經元的定義:

輸入層 i 下隱藏層 j 的神經元:

³ 這裡求解多變量函數最小值的方式為 Lagarias et al.(1998)Nelder–Mead 算法

$$net_j = f(\sum_{i=1}^I w_{ij} \times net_i) \quad (54)$$

其中 w_{ij} 是神經元 i 到神經元 j 的連接權重，權重越高重要性越高， f 為活化函數。
隱藏層 j 下輸出層 k 的神經元：

$$net_k = f(\sum_{j=1}^J w_{jk} \times net_j) \quad (55)$$

其中 w_{jk} 為神經元 j 到神經元 k 的連接權重，權重越高重要性越高， f 為活化函數。

類神經網路所需活化函數為非線性可微分的函數，網路是線性模型，只能把輸入線性組合再輸出，但無法學到複雜的映射關係，導致網路的逼近能力就相當有限，因此要使用激活函數這個非線性函數做轉換，增強深層神經網路表達能力。
本研究以 Sigmoid function 為活化函數，Sigmoid function 如下所示：

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (56)$$

所以，某一個神經元是將前一層所有神經元乘上連接權重的總和再經由活化函數所得到的結果，輸入層的神經元是輸入特徵。

BP 是按最小誤差平方來進行權重訓練， $T(k)$ 為輸出層中的第 k 個輸入值的目標輸出值，整個訓練過程就是在不斷調整神經網路的參數。誤差逐漸減小，直到滿足要求的條件。根據神經網路的監督學習原理，訓練誤差可以描述為：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (T(k) - net_k)^2 \quad (57)$$

其中 $T(k)$ 是各訓練集 k^{th} 目標輸出值， net_k 是 k^{th} 輸出結果。有了誤差後，即可調整權重，反向神經網路使用微分的方式調整權重，首先需要計算誤差對於每個權

重的變化 $\frac{\partial E}{\partial W}$ ，使 $\frac{\partial E}{\partial W} = 0$ ，權重調整方式如下：

設權重 $w=w-\eta \frac{\partial E}{\partial W}$ ，權重增加時，誤差降低 ($dE / d W < 0$)，那麼就增加權重；反

之權重增加時，誤差也增加 ($dE / d W > 0$)，那麼就降低權重。

最後推得的公式如下：

$$w_{ij} = w_{ij} + \eta \times \delta_j \times net_i \quad (58)$$

$$w_{jk} = w_{jk} + \eta \times \delta_k \times net_j \quad (59)$$

其中 η 為學習率， δ_j 為 $\sum_{k=1}^K [(T(k) - net_k) * f'(net_k)] \times w_{jk} \times (net_j \times (1 - net_j)) \times net_i$ ，
 δ_k 是 $(T(k) - net_k) \times (net_k \times (1 - net_k))$ 。訓練好神經網路後，任意輸入一個數據，即得到對應的預測數據。

二、ABC-BP 人工蜂群演算法優化 BP 神經網路模型

(一) 人工蜂群演算法(ABC)

一個人工蜂群由 3 部分組成：採蜜蜂，跟隨蜂，偵查蜂。採蜜蜂的數量(N_e)等於跟隨蜂的數量(N_0)且等於解的數(N_s)。每個解都是一個 D 維向量，其中 D 代表了需優化參數的個數。在此算法中，有 3 個控制變數：解的個數(N_s)，極限值(limit)，最大循環次數(MCN)。

首先，隨機產生初始群體 N_s 個解(X_1, X_2, \dots, X_{N_s})，設定極限值和最大循環次數(MCN)。經初始化後，採蜜蜂開始以貪婪演算法進行循環搜索，每個採蜜蜂從解附近搜索新的解，如果新解的適合度比舊解的適合度大，則採蜜蜂會忘掉舊解，記住新解，並計算新解的可能值(P_i)，跟隨蜂再以貪婪演算法根據這些解的可能值和採蜜蜂所記住的解的附近搜索新的解，如果得到最新的某個解不能再被更新，即更新失敗的次數超過極限值(limit)，那這個解就會被偵查蜂遺棄，用新的解替代，如此循環至最大循環次數，每個循環只有一個偵查蜂。

(二) 基於 ABC 算法的 BP 神經網路(ABC-BP)

ABC-BP 將 ABC 算法與 BP 神經網路融合，利用 ABC 算法尋找最優的網路權重與閾值，再以 BP 神經網路做測試，ABC-BP 可兼有神經網路的泛化(generalization)能力與數據擬合效果以及 ABC 算法的全局迭代及局部搜索的特點。以下是 ABC-BP 的建構流程：

步驟 1. 創建一個 BP 神經網路

步驟 2. 初始化 ABC 算法參數， N_c 為蜂群大小， N_e 是採蜜蜂數量， N_o 為跟隨蜂數量， N_s 為解的個數，limit 是極限值，MCN 為最大循環次數，D 是初始解 X_i ($i=1, \dots, N_s$)。而上面參數滿足以下關係：

$$N_c = 2N_s = N_e + N_o, N_e = N_o \quad (60)^4$$

其中 D 維解向量 X_i ($i = 1, \dots, N_s$) 為創建 BP 網路的連接權重與閾值，每個解的維度 D 滿足以下方程：

$$D = N_{\text{input}} \times N_{\text{hidden}} + N_{\text{hidden}} + N_{\text{hidden}} \times N_{\text{output}} + N_{\text{output}} \quad (61)$$

N_{input} , N_{hidden} , N_{output} 為輸入層，隱藏層，輸出層的神經元個數，初始解的值是(-1,1)間隨機產生的

步驟 3. 採用以下函式計算每個解的適合度

$$f(x) \begin{cases} 1, & \text{MSE}_i = 0 \\ \frac{1}{\text{MSE}_i + 1}, & \text{MSE}_i > 0 \end{cases} \quad (62)$$

其中， $i=1, \dots, N_s$ ， MSE_i 為第 i 個解的 BP 網路平方誤差，當適合度達到 1 的時候是最理想的狀態。

步驟 4. 採蜜蜂根據當前記憶解搜索新的解

$$V_{ij} = X_{ij} + \text{rand}(-1,1)(X_{ij} - X_{kj}) \quad (63)$$

i 是解的編號， $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ 和 $k \in \{1, 2, \dots, N_s\}$ 是隨機產生的，且 $k \neq i$ 。採蜜蜂採用貪婪演算法，如果新解的適合度值比舊解的適合度值大，則記下新解，反之舊解的更新失敗次數加 1。

步驟 5. 計算各解的可能值(p_i)

⁴ ABC-BP 參數以隨機數帶入取最小 MSE 值做設定。設定如下：colony size 為 2000, MCN 為 200, limit 為 50, input layer=1, output layer=1, hidden layer=3

$$p_i = \frac{f(X_i)}{\sum_{n=1}^{N_s} f(X_n)} \quad (64)$$

$f(X_i)$ 是第 i 個解的適合度值，跟隨蜂根據這些可能值從現有解的附近中搜索新的解
步驟 6. 如果解 X_i 的更新失敗次數超過了預先設定的極限值，那麼就表示這個解
不能再被優化，需捨棄(64)式改用(65)式找出最優解；

$$X_i = X_{\min} + \text{rand}(0,1)(X_{\max} - X_{\min}) \quad (65)$$

其中 X_{\min} 為最小值 X_{\max} 為最大值，儲存最優的解。

步驟 7. 如果迭代次數大於最大循環次數 MCN 則訓練結束，否則返回第四步。

步驟 8. 將得到的最優解變換成 BP 網路的連接權重和閾值，進行 BP 神經網路做預測。

本研究利用臺灣 VIX(Taiwan VIX) 預測臺灣指數期權的隱含波動率。我們使用滾動視窗法，以每 1000 個交易日的 VIX 和隱含波動率為訓練集，預測距離到期日交易日天數下的每日隱含波動率，由於我們無法用未來時點的 VIX 去預測未來時間點的隱含波動率，因此本文預測 t 時點前距離到期日交易天數的每日隱含波動率然後使用 Monte Carlo 方法計算期權的 ABC-BP 理論價格， C_{MC} 。Monte Carlo 公式如下：

計算相關資產價格在時點 t 的離散形式如下：

$$S(t_{i+1}) = S(t_i) \exp \left[\left(r - \frac{1}{2} \sigma_{t_{i+1}}^2 \right) (t_{i+1} - t_i) + \sigma_{t_{i+1}} \sqrt{t_{i+1} - t_i} \times Z \right], \quad Z \sim N(0,1) \quad (66)$$

其中 $S(t_i)$ 為標的資產在 t_i 時點下的價格， $t = t_i, t_{i+1}, t_{i+2}, \dots, T$ ， $\sigma_{t_{i+1}} = t_{i+1}$ 時點之預測隱含波動率。

接著計算 Monte Carlo 價格，公式如下：

$$C_{MC} = \frac{1}{m} \exp(-r(T-t_i)) \sum_{j=1}^m C^j = \frac{\exp(-r((T-t_i))) \sum_{j=1}^m \max\{0, S_T^j - K\}}{m} \quad (67)$$

其中， r 為無風險利率，以銀行一年定存利率代替， T 為到期日， S_T 為到期日標的資產價格， K 為履約價， m 為蒙地卡羅模擬次數。

第四節 交易策略建構與績效衡量

本研究會分別探討考慮交易成本與不考慮交易成本兩種情況下之交易策略建構，並以夏普比率評量各策略績效和用誤差值衡量模型的優劣，再以無母數檢定法判斷不同理論模型下各交易策略報酬率是否存在差異。此小節前面會先介紹台指選擇權的交易成本，再說明交易策略的建構，最後介紹夏普值、誤差值與無母數檢定方法。

壹、交易成本

本研究根據台灣期貨交易所公布的期貨暨選擇權商品相關費用表公布之費用作為交易手續費⁵，台指選擇權的相關費用如下：

⁵ 本研究假設交易者為法人，故交易手續費直接以期交所公布之基本費用表上之費用為例

【表 3-1】台指選擇權相關費用表⁶

交易經手費	結算手續費	交割手續費	交易稅
NT\$6	NT\$4	NT\$4	0.001

交易稅的計算方式為選擇權權利金乘上千分之一，買賣時皆要付稅金。故買方於合約到期前執行策略時的交易成本如下：

$$\text{買方交易成本} = \text{支付的權利金} + \text{交易經手費} + \text{交易稅}$$

賣方的交易成本包含賣方繳交之保證金和交易稅，選擇權賣方需要先行支付保證金至期貨商的保證金帳戶中，保證金計算方式根據台灣期貨交易所台指選擇權保證金計算公式做計算，各策略的保證金計收方式如【表 3-2】所示。

【表 3-2】單一部位保證金計算方式⁷

部位狀況	保證金計收方式	備註
買進 call	無	
買進 put		
賣出 call	權利金市值 + MAXIMUM (A 值-價外值, B 值)	⁸ A 值及 B 值依公告之標準 計算 1. call 價外值 $\text{MAXIMUM}((\text{履約價格}-\text{標的指數價格}) \times \text{契約乘數}, 0)$ 2. put 價外值： $\text{MAXIMUM}((\text{標的指數價格}-\text{履約價格}) \times \text{契約乘數}, 0)$
賣出 put		
買進 call、買進 put	無	
賣出 call、賣出 put	MAXIMUM(賣出 call 之保證金，賣出 put 之保證金) + 保證金較低方之權利金市值 + 混合部位風險保證金(C 值)	履約價格相同者為跨式 履約價格不同者為勒式 適用混合部位風險保證金 (C 值)

⁶ 表一資料取自台灣期貨交易所

⁷ 表二資料取自台灣期貨交易所

⁸ 依據台灣期貨交易所公布之台指選擇權保證金 A, B, C 值金額計算，詳細資料請見附錄

根據不同之交易策略，將每個交易日之保證金以上述方式做計算，然而一般期貨商所設定之保證金帳戶為虛擬帳戶，所以不會產生利息，故在計算賣方報酬率時，不會考慮利息在報酬內。

貳、交易策略

本研究以三種交易策略，單式交易策略、跨式交易策略與勒式交易策略來做為套利的策略。

一、單式交易策略

在 t 期，以三種方式(GARCH, Stochastic Volatility, ABC-BP)估計波動度，並計算選擇權的買權理論價格(C_t^P)，選擇權的賣權理論價格(P_t^P)，並與 t 期實際收盤價格(C_t^A, P_t^A)比較，當預測的買權價格 $C_t^P >$ 實際的買權價格 C_t^A ，代表買權價格被低估，則買入 t 期買權，在 $t+1$ 期平倉。當預測的賣權價格 $P_t^P >$ 實際的賣權價格 P_t^A ，代表賣權價格被低估，則買入 t 期賣權，在 $t+1$ 期平倉。若預測的買權價格 $C_t^P <$ 實際的買權價格 C_t^A ， C_t^A 代表買權價格被高估，則賣出 t 期買權，在 $t+1$ 期平倉。當預測的賣權價格 $P_t^P <$ 實際的賣權價格 P_t^A ，代表賣權價格被高估，則賣出 t 期賣權，在 $t+1$ 期平倉。買賣的收益在 $t+1$ 期不會進行再投資。因此，在不考慮交易成本下之買賣權報酬率如以下四項：

報酬率一：無交易成本之買入買權報酬率

$$R_{t+1} = n \times (C_{t+1}^A - C_t^A) * 50 / (C_t^A * 50) \quad (68)$$

其中 R_{t+1} 為交易策略的 $t+1$ 期報酬率， n 為交易口數⁹。

報酬率二：無交易成本之賣出買權報酬率

$$R_{t+1} = -n \times [(C_{t+1}^A - C_t^A) * 50] / \text{MARGIN}_t \quad (69)$$

其中 R_{t+1} 為交易策略的 $t+1$ 期報酬率， n 為交易口數， MARGIN_t 為 t 期保證金。

報酬率三：無交易成本之買入賣權報酬率

$$R_{t+1} = n \times (P_{t+1}^A - P_t^A) * 50 / (P_t^A * 50) \quad (70)$$

其中 R_{t+1} 為交易策略的 $t+1$ 期報酬率， n 為交易口數。

報酬率四：無交易成本之賣出賣權報酬率

$$R_{t+1} = -n \times [(P_{t+1}^A - P_t^A) * 50] / \text{MARGIN}_t \quad (71)$$

其中 R_{t+1} 為交易策略的 $t+1$ 期報酬率， n 為交易口數， MARGIN_t 為 t 期保證金。

前面我們提到台指選擇權的交易成本，包含手續費與交易稅，所以考慮交易成本下的買賣權報酬率為如下四項。

報酬率五：有交易成本之買入買權報酬率

$$R_{t+1} = n \times \frac{[(C_{t+1}^A - C_t^A) * 50 - C_{t+1}^A * 50 * 0.001 - C_t^A * 50 * 0.001 - 12]}{C_t^A * 50 + C_t^A * 50 * 0.001 + 6} \quad (72)$$

⁹ 根據台指選擇權契約規定，一點為台幣 50 元

R_{t+1} 為交易策略的 $t+1$ 期報酬率， n 為交易口數。^{10 11}

報酬率六: 有交易成本之賣出買權報酬率

$$\text{profit}_{t+1} = (C_{t+1}^A - C_t^A) * 50 - C_{t+1}^A * 50 * 0.001 - C_t^A * 50 * 0.001 - 12 \quad (73)$$

$$R_{t+1} = -n \times [\text{profit}_{t+1}] / \text{MARGIN}_t \quad (74)$$

其中 profit_{t+1} 為 $t+1$ 期獲利， R_t 為交易策略的 $t+1$ 期報酬率， n 為交易口數， MARGIN_t 為 t 期保證金。¹²

報酬率七: 有交易成本之買入賣權報酬率

$$R_{t+1} = n \times \frac{((P_{t+1}^A - P_t^A) * 50 - P_{t+1}^A * 50 * 0.001 - P_t^A * 50 * 0.001 - 12)}{P_t^A * 50 + P_t^A * 50 * 0.001 + 6} \quad (75)$$

其中 R_{t+1} 為交易策略的 $t+1$ 期報酬率， n 為交易口數。

報酬率八: 有交易成本之賣出賣權報酬率

$$\text{profit}_{t+1} = (P_{t+1}^A - P_t^A) * 50 - P_{t+1}^A * 50 * 0.001 - P_t^A * 50 * 0.001 - 12 \quad (76)$$

$$R_{t+1} = -n \times [\text{profit}_{t+1}] / \text{MARGIN}_t \quad (77)$$

其中 profit_{t+1} 為 t 期獲利， R_{t+1} 為交易策略的 $t+1$ 期報酬率， n 為交易口數， MARGIN_t 為 t 期保證金。

二、跨式交易策略

在 t 期，以三種方式(GARCH, Stochastic Volatility, ABC-BP)估計的波動度，並計算選擇權理論價格，買權理論價格(C_t^P)，賣權理論價格(P_t^P)，與 t 期實際收盤價格(C_t^A , P_t^A)比較，並建立一個跨式，當預期的價格 $C_t^P + P_t^P >$ 實際的價格 $C_t^A + P_t^A$ ，代表跨式的價格被低估，則買入 t 期跨式，在 $t+1$ 期平倉。如果預期的價格 $C_t^P + P_t^P <$ 實際的價格 $C_t^A + P_t^A$ ，代表跨式的價格被高估，則賣出 t 期的跨式，在 $t+1$ 期平倉。買賣的收益在 $t+1$ 期不會進行再投資。因此，跨式策略的報酬率如下四項：

報酬率九:無交易成本之買入跨式選擇權報酬率

$$R_{t+1} = n \times \frac{[(C_{t+1}^A - C_t^A) + (P_{t+1}^A - P_t^A)] * 50}{(C_t^A + P_t^A) * 50} \quad (78)$$

報酬率十:無交易成本之賣出跨式選擇權報酬率

$$\text{profit}_{t+1} = [(C_{t+1}^A - C_t^A) + (P_{t+1}^A - P_t^A)] * 50 \quad (79)$$

$$R_{t+1} = -n \times [\text{profit}_{t+1}] / \text{MARGIN}_t \quad (80)$$

profit_{t+1} 為 $t+1$ 期獲利， R_{t+1} 為交易策略的 $t+1$ 期報酬率， n 為交易口數， MARGIN_t 為 t 期保證金。

報酬十一: 有交易成本之買入跨式報酬率

¹⁰ 交易稅稅率為 0.001，買進賣出皆要課稅

¹¹ 手續費買進賣出皆要計算，此文之手續費以期貨交易所公布之最低手續費 6 元計算

¹² 手續費買進賣出皆要計算，此文之手續費以期貨交易所公布之最低手續費 6 元為例

$$R_{t+1} = n \times \frac{[(C_{t+1}^A - C_t^A) + (P_{t+1}^A - P_t^A)] * 50 - C_{t+1}^A * 50 * 0.001 - C_t^A * 50 * 0.001 - P_{t+1}^A * 50 * 0.001 - P_t^A * 50 * 0.001 - 24}{(C_t^A + P_t^A) * 50 + C_t^A * 50 * 0.001 + P_t^A * 50 * 0.001 + 12} \quad (81)$$

報酬率十二：有交易成本之賣出跨式報酬率

$$\text{profit}_{t+1} = [(C_{t+1}^A - C_t^A) + (P_{t+1}^A - P_t^A)] * 50 - C_{t+1}^A * 50 * 0.001 - C_t^A * 50 * 0.001 - P_{t+1}^A * 50 * 0.001 - P_t^A * 50 * 0.001 - 24 \quad (82)$$

$$R_{t+1} = -n \times [\text{profit}_{t+1}] / \text{MARGIN}_t \quad (83)$$

其中 profit_{t+1} 為 $t+1$ 期獲利， R_{t+1} 為交易策略的 $t+1$ 期報酬率， n 為交易口數， MARGIN_t 為 t 期保證金。

三、勒式交易策略

在 t 期，以三種方式(GARCH, Stochastic Volatility, ABC-BP)估計的波動度，並計算選擇權理論價格，買權理論價格(C_t^P)，賣權理論價格(P_t^P)，與 t 期實際收盤價格(C_t^A , P_t^A)比較，並建立一個勒式，勒式之買權履約價高於賣權履約價。我們採用 Chen et al. (2009) 選擇權價外的定義，選擇每月第一天交易日之加權指數收盤價的 102% 做為買權價外履約價，98% 做為賣權價外履約價。當預期的價格 $C_t^P + P_t^P >$ 實際的價格 $C_t^A + P_t^A$ ，代表勒式的價格被低估，則買入 t 期勒式，在 $t+1$ 期平倉。如果預期的價格 $C_t^P + P_t^P <$ 實際的價格 $C_t^A + P_t^A$ ，代表勒式的價格被高估，則賣出 t 期的勒式，在 $t+1$ 期平倉。買賣的收益在 $t+1$ 期不會進行再投資。因此，勒式策略的報酬率如以下四項：

報酬率十三：無交易成本之買入勒式選擇權報酬率

$$R_{t+1} = n \times \frac{[(C_{t+1}^A - C_t^A) + (P_{t+1}^A - P_t^A)] * 50}{(C_t^A + P_t^A) * 50} \quad (84)$$

報酬率十四：無交易成本之賣出勒式選擇權報酬率

$$\text{profit}_{t+1} = [(C_{t+1}^A - C_t^A) + (P_{t+1}^A - P_t^A)] * 50 \quad (85)$$

$$R_{t+1} = -n \times [\text{profit}_{t+1}] / \text{MARGIN}_t \quad (86)$$

profit_{t+1} 為 $t+1$ 期獲利， R_{t+1} 為交易策略的 $t+1$ 期報酬率， n 為交易口數， MARGIN_t 為 t 期保證金。

報酬十五：有交易成本之買入勒式報酬率

$$R_{t+1} = n \times \frac{[(C_{t+1}^A - C_t^A) + (P_{t+1}^A - P_t^A)] * 50 - C_{t+1}^A * 50 * 0.001 - C_t^A * 50 * 0.001 - P_{t+1}^A * 50 * 0.001 - P_t^A * 50 * 0.001 - 24}{(C_t^A + P_t^A) * 50 + C_t^A * 50 * 0.001 + P_t^A * 50 * 0.001 + 12} \quad (87)$$

報酬率十六：有交易成本之賣出勒式報酬率

$$\text{profit}_{t+1} = [(C_{t+1}^A - C_t^A) + (P_{t+1}^A - P_t^A)] * 50 - C_{t+1}^A * 50 * 0.001 - C_t^A * 50 * 0.001 - P_{t+1}^A * 50 * 0.001 - P_t^A * 50 * 0.001 - 24 \quad (88)$$

$$R_{t+1} = -n \times [\text{profit}_{t+1}] / \text{MARGIN}_t \quad (89)$$

其中 profit_{t+1} 為 $t+1$ 期獲利， R_{t+1} 為交易策略的 $t+1$ 期報酬率， n 為交易口數， MARGIN_t 為 t 期保證金。

此外本研究各交易策略皆會考慮價格過濾，價格過濾的方法為理論價格在實際價格之一定區間內，不進行交易，區間分別是 5%、10%、15%、20%、25%。

參、夏普比率(Sharpe Ratio)

本研究以夏普比率評估交易策略之績效表現。夏普值代表每承受一單位的總風險可以獲得的額外報酬，常被用於投資策略績效評估上，本研究會先將每日報酬率與每日標準差年化，再進行夏普值的計算：

$$\text{Sharpe Ratio} = \frac{(R - rf)}{\sigma} \quad (90)$$

其中 R 為平均報酬率， rf 為無風險利率此以一年期銀行定存利率做代替， σ 為每年報酬率標準差。

肆、誤差值與無母數檢定

統計誤差測量方法可以用來量化期權理論價格與市場真實價格之間的偏差，評估出模型使用的正確性。本研究使用五種誤差測量方法來衡量上述三種選擇權定價模型的好壞，並用無母數檢定法來檢定各預測方法之日報酬率是否存在顯著差異。

\hat{y}_i 為期權理論價格， y_i 為觀察到的期權市場收盤價， N 為交易日天數。

一、絕對相對價格誤差 ARPE (The Absolute Relative Price Error)

本研究採用 Lehar et al.(2002) 的 ARPE 定義。ARPE 是一種用於評估測量或計算精確度的指標。其衡量的是真實值與估計值之間的絕對差值，並以真實值進行標準化。以下為絕對相對價格誤差(ARPE)的公式：

$$ARPE = \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right|, i=1,2,\dots,N \quad (91)$$

其中 \hat{y}_i 為期權理論價格， y_i 為觀察到的期權市場收盤價， N 為交易日天數。而 ARPE 將會以中位數、平均數與標準差表示

二、相對價格誤差 Relative Price Error (RPE)

RPE 是衡量定價模型偏差的一個指標。因此，非零 RPE 可能表明在系統出現誤差。本研究採用 Lehar et al.(2002)的定義，RPE 之公式如下：

$$RPE = \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i}, i=1,2,\dots,N \quad (92)$$

其中 \hat{y}_i 為期權理論價格， y_i 為觀察到的期權市場收盤價， N 為交易日天數。而 RPE 將會以中位數、平均數與標準差表示

三、平均平方誤差 MSE (Mean Square Error)

MSE 主要以平方來避免誤差正負互相抵消，但也因為平方的關係，當每一項誤差較大時，整個 MSE 就會有大幅增加，因此，MSE 對極端值敏感度大。以下是平均平方誤差(MSE)的公式：

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2, i=1,2,\dots,N \quad (93)$$

四、平均絕對誤差 Mean Absolute Error (MAE)

MAE 為一種衡量模型預測準確性之指標，其利用取絕對值來計算平均誤差，對於極端值較不敏感，MAE 越小，代表模型預測越準確。MAE 之公式如下：

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{y}_i - y_i|, i=1,2,\dots,N \quad (94)$$

其中 \hat{y}_i 為期權理論價格， y_i 為觀察到的期權市場收盤價，N 為交易日天數。

五、平均偏差 Mean Bias Error (MBE)

MBE 為真實值與預測值之間的差，不只考慮大小，也需要考慮方向。

MBE 公式如下：

$$MBE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i), i=1,2,\dots,N \quad (95)$$

其中 \hat{y}_i 為期權理論價格， y_i 為觀察到的期權市場收盤價，N 為交易日天數。

六、Mann-Witney U test

本研究採用 Mann-Witney U test 來檢定四個策略中三種預測方法下夏普值最佳的預測方法與夏普值最差的預測方法其每日報酬率是否存在顯著差異。假說檢定如下：

H0: 夏普值最佳的預測方法與夏普值最差的預測方法之報酬率中位數無顯著差異

H1: 夏普值最佳的預測方法與夏普值最差的預測方法之報酬率中位數顯著不同

第四章 實證結果

延續上一章之研究方法，本章分成 5 個小節，將分別呈現價格誤差的結果，樣本期間內單式交易策略買權、單式交易策略賣權與組合交易策略跨式以及勒式於不同預測模型之交易績效與損益結果。

第一節 價格誤差

壹、樣本外之價格表現

【表 4-1】為 Duan (1995)、Hull and White (1987) 及 ABC-BP 三種方法的買權和賣權之絕對相對價格誤差(ARPE)與相對價格誤差(RPE)。

如【表 4-1】所示，若只考慮買權，Hull and White (1987) 的 ARPE 平均值最低，表現最好，Duan (1995) GARCH 模型(以下簡稱 GARCH 模型)的 ARPE 平均值最高(GARCH: 70.46%，Hull and White (1987): 30.20%，ABC-BP: 67.09%)，表現最差。此外可以藉由 RPE 之平均發現 GARCH 模型與 ABC-BP 有價格高估的情況，Hull and White (1987) 有價格低估的現象。

若只考慮賣權，GARCH 模型的 ARPE 平均最低，表現最佳，ABC-BP 的 ARPE 的平均最高，表現最差(GARCH: 29.18 %, Hull and White (1987): 50.41%, ABC-BP: 55.81%)。藉由 RPE 之平均可以發現，GARCH 模型表現較其他兩模型佳，而且 GARCH 模型與 ABC-BP 模型價格被高估，Hull and White (1987) 模型價格是被低估的。

【表 4-1】GARCH、Hull and White (1987)、ABC-BP 樣本外之價格表現

		ARPE			RPE		
Forecast	Mean	Std. Dev.	Median	Mean	Std. Dev.	Median	
methods	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	(%)	
call	GARCH	70.4552	77.7435	45.3761	60.5619	85.6774	38.9944
	H&W	30.2017	26.4571	22.5580	-15.7890	36.9191	-14.8341
	ABC-BP	67.0888	96.1095	33.8026	58.5161	101.5584	28.6418
put	GARCH	29.1792	36.6826	18.1939	11.5006	45.4422	2.1147
	H&W	50.4087	27.2553	51.3475	-50.0633	27.8848	-51.3343
	ABC-BP	55.8145	52.3598	40.5631	48.9503	58.8292	38.6694

貳、樣本外誤差

【表 4-2】為 Duan (1995)、Hull and White (1987) 、ABC-BP 模型下，買權與賣權之誤差值，根據【表 4-2】之結果，買權在 Hull and White (1987) 模型下準確度最佳。賣權在 GARCH 模型下準確度最好。最後，由平均偏差(MBE)可知，GARCH 和 ABC-BP 的買權定價偏高，Hull and White (1987) 的定價偏低。賣權下，GARCH 和 Hull and White (1987) 的定價偏低，ABC-BP 的定價偏高。

【表 4-2】 GARCH、Hull and White (1987)、ABC-BP 之誤差比較

		Forecast methods	MSE	MAE	MBE
call		GARCH	8705.51	72.31	67.21
		H&W	3158.83	38.74	-25.82
		ABC-BP	6178.69	57.26	38.85
put		GARCH	5077.05	44.96	-8.29
		H&W	13890.07	90.62	-89.32
		ABC-BP	15761.99	87.10	54.45

第二節 買權交易策略績效與損益

壹、買權交易策略之績效

【表 4-3】為不考慮交易成本下，單式策略買權之績效，由夏普值可以得知，GARCH 模型之績效表現最佳，Hull and White (1987)之績效表現最差。隨著價格過濾幅度愈大，三種模型在買權交易策略下之績效愈好。而且，不論價格過濾幅度多少，所有預測方法的勝率都接近 50%。

【表 4-4】為考慮交易成本下，單式策略買權之績效，由夏普值可以得知，GARCH 模型之績效表現最佳，Hull and White (1987)之績效表現最差。此外可以發現，各模型在考慮交易成本下之平均報酬率與夏普值比不考慮交易成本下之平均報酬率與夏普值來得低。且不論價格過濾幅度多少，所有預測方法的勝率都接近 50%。

【表 4-5】為 2016~2022 年買權交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果，可以發現不論有無考慮價格過濾或是交易成本，買權交易策略夏普值最大與最小的預測方法其報酬率都無顯著差異。

貳、買權交易策略下之損益

【圖 4-1】是 2016 到 2022 年不考慮交易成本下，買權交易策略之損益圖，GARCH 的總損益最高， Hull and White (1987)的總損益最低。

【圖 4-2】是 2016 到 2022 年考慮交易成本下，買權交易策略之損益圖的結果，在考慮交易成本之後，GARCH 的總損益還是最高， Hull and White (1987)的總損益還是最低。

【表 4-3】 2016~2022 年不考慮較成本下買權交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		433.747	0.259	1.054	49.9	1510	204	1714
Stochastic Volatility¹³	0%	122.521	0.145	0.529	49.3	443	1271	1714
ABC-BP		403.479	0.262	0.968	48.5	1309	405	1714
GARCH		516.595	0.264	1.23	50.4	1420	154	1574
Stochastic Volatility	5%	181.821	0.147	0.775	50.8	303	1088	1391
ABC-BP		470.435	0.274	1.079	49.1	1196	292	1488
GARCH		571.856	0.271	1.328	50.7	1317	124	1441
Stochastic Volatility	10%	209.09	0.155	0.848	51.9	241	906	1147
ABC-BP		485.701	0.287	1.066	48.2	1086	218	1304
GARCH		631.935	0.276	1.442	51	1207	106	1313
Stochastic Volatility	15%	205.818	0.158	0.817	52.5	206	780	986
ABC-BP		647.683	0.303	1.345	49.4	955	146	1101
GARCH		670.601	0.281	1.5	51.3	1105	94	1199
Stochastic Volatility	20%	256.255	0.162	0.995	52.7	179	665	844
ABC-BP		788.595	0.315	1.576	49.8	867	100	967
GARCH		767.531	0.289	1.673	52	971	89	1060
Stochastic Volatility	25%	274.779	0.167	1.036	53.6	158	551	709
ABC-BP		805.182	0.319	1.589	50.1	790	77	867

¹³ Stochastic Volatility 為 Hull and White(1987)模型理論價格預測之結果

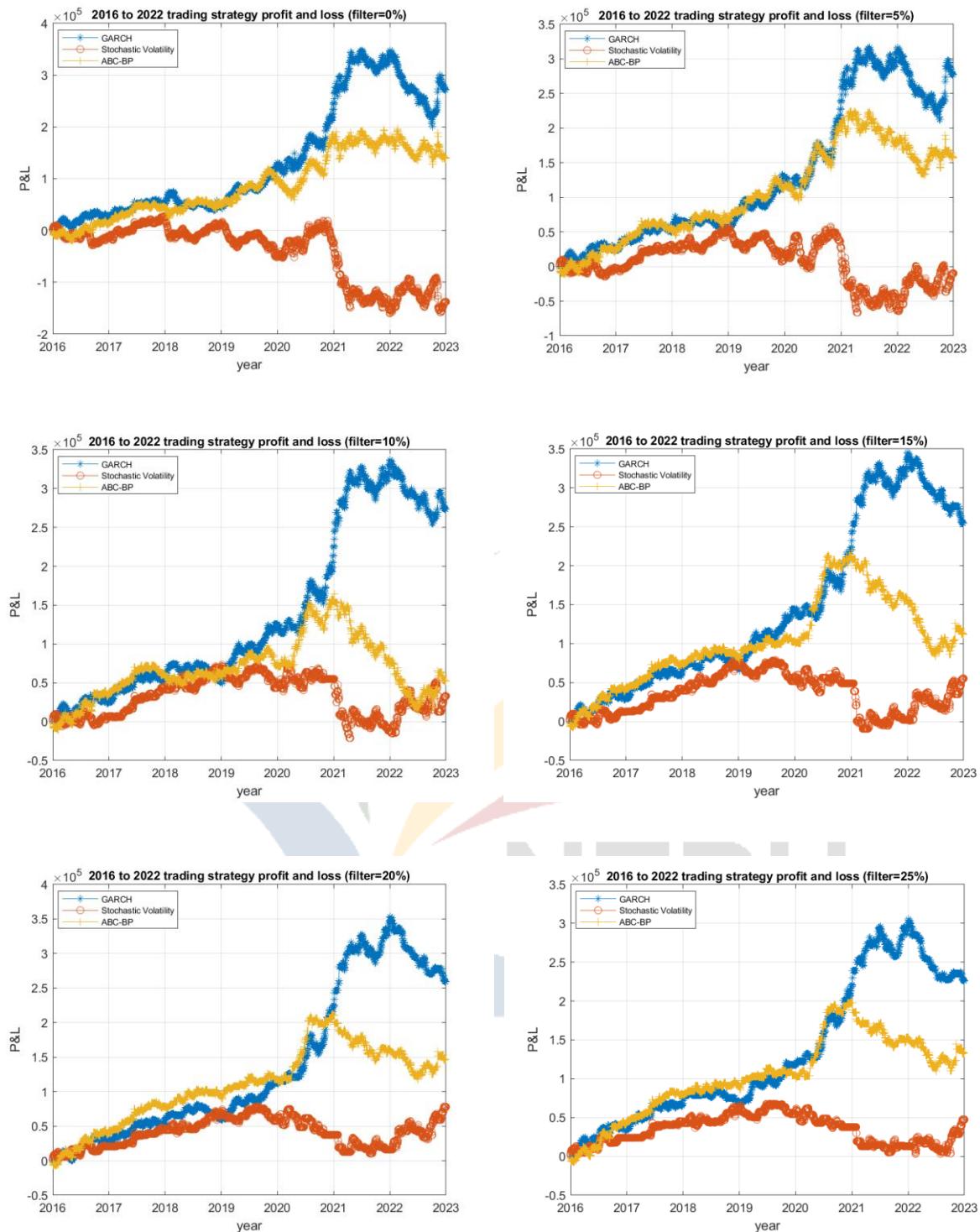
【表 4-4】 2016~2022 年考慮交易成本下買權交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		335.759	0.257	0.819	49.7	1510	204	1714
Stochastic Volatility	0%	76.046	0.144	0.328	49.1	443	1271	1714
ABC-BP		297.086	0.261	0.715	48.3	1309	405	1714
GARCH		415.014	0.263	0.992	50.3	1420	154	1574
Stochastic Volatility	5%	136.332	0.146	0.583	50.5	303	1088	1391
ABC-BP		355.623	0.273	0.819	48.9	1196	292	1488
GARCH		467.004	0.27	1.089	50.5	1317	124	1441
Stochastic Volatility	10%	162.623	0.154	0.662	51.5	241	906	1147
ABC-BP		362.253	0.285	0.798	47.9	1086	218	1304
GARCH		523.856	0.274	1.201	50.8	1207	106	1313
Stochastic Volatility	15%	158.78	0.157	0.633	52.2	206	780	986
ABC-BP		514.593	0.301	1.073	49.1	955	146	1101
GARCH		558.753	0.28	1.256	51	1105	94	1199
Stochastic Volatility	20%	208.435	0.161	0.814	52.4	179	665	844
ABC-BP		645.801	0.313	1.296	49.5	867	100	967
GARCH		651.831	0.287	1.428	51.7	971	89	1060
Stochastic Volatility	25%	224.647	0.165	0.852	53.2	158	551	709
ABC-BP		654.565	0.317	1.297	49.7	790	77	867

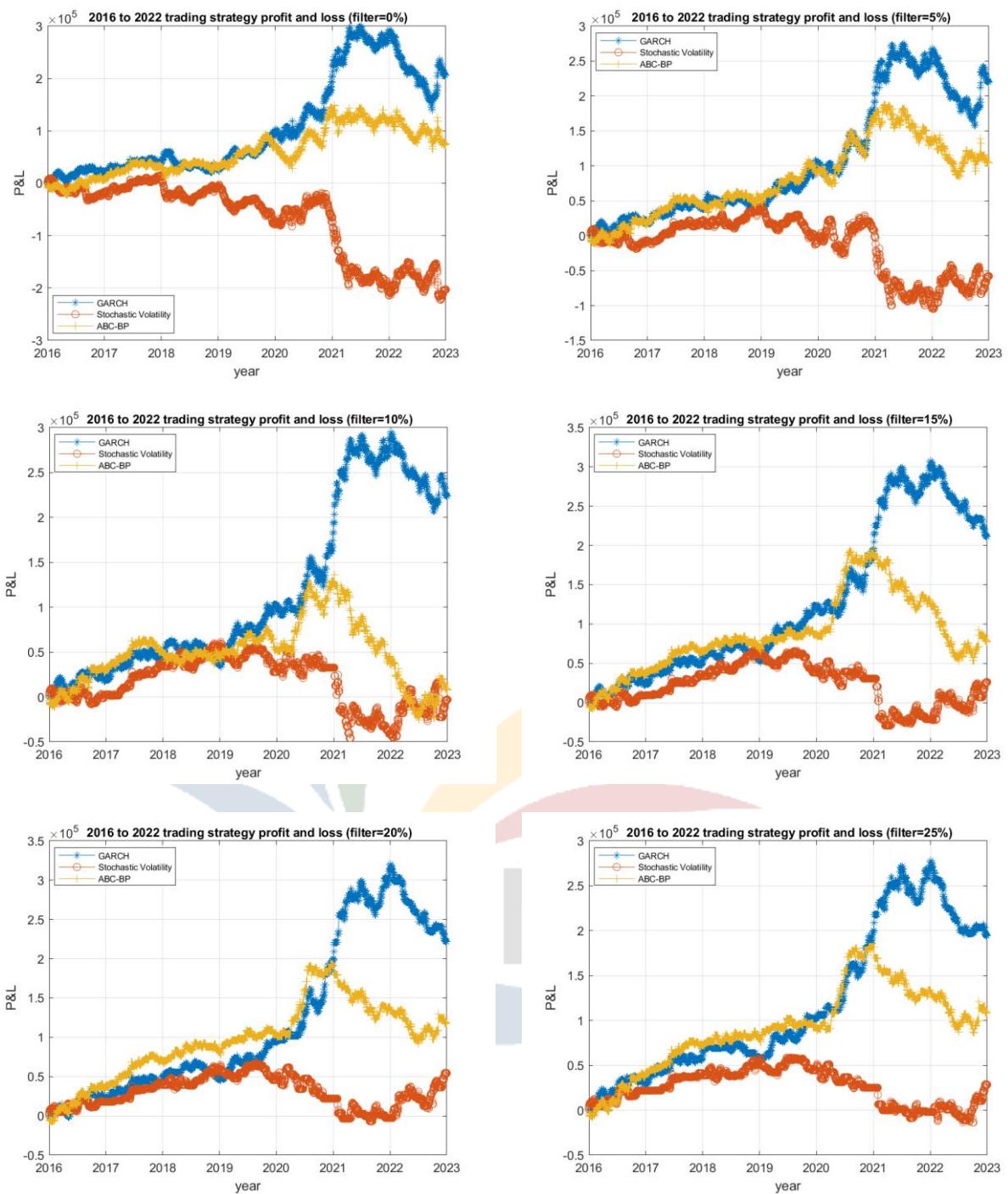
【表 4-5】 2016~2022 年買權交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果

		without transaction cost					with transaction cost				
Filter	selected percentile	25%	50%	75%	95%	p-value ¹⁴	25%	50%	75%	95%	p-value
0%	The best	-0.1183	0.0000	0.1258	0.4499	0.40578	-0.1207	-0.0006	0.1230	0.4443	0.62918
	The worst	-0.0373	0.0000	0.0348	0.2020		-0.0380	-0.0007	0.0335	0.1981	
5%	The best	-0.1208	0.0011	0.1351	0.4737	0.48549	-0.1244	0.0004	0.1311	0.4652	0.72224
	The worst	-0.0342	0.0010	0.0351	0.1911		-0.0349	0.0004	0.0340	0.1833	
10%	The best	-0.1264	0.0016	0.1401	0.4834	0.53177	-0.1293	0.0006	0.1360	0.4768	0.75986
	The worst	-0.0329	0.0016	0.0365	0.2010		-0.0339	0.0009	0.0352	0.1942	
15%	The best	-0.1260	0.0018	0.1437	0.4865	0.48205	-0.1299	0.0010	0.1407	0.4788	0.69639
	The worst	-0.0325	0.0017	0.0362	0.1940		-0.0335	0.0011	0.0348	0.1924	
20%	The best	-0.1533	0.0000	0.1585	0.5503	0.98925	-0.1589	-0.0008	0.1540	0.5452	0.72282
	The worst	-0.0332	0.0017	0.0366	0.2195		-0.0340	0.0011	0.0357	0.2165	
25%	The best	-0.1294	0.0034	0.1518	0.5000	0.40291	-0.1342	0.0022	0.1472	0.4872	0.5747
	The worst	-0.0315	0.0021	0.0375	0.2764		-0.0322	0.0014	0.0367	0.2705	

¹⁴ ‘***’代表 p-value<0.01, ‘**’代表 p-value<0.05, ‘*’代表 p-value<0.1



【圖 4-1】2016~2022 年不考慮交易成本下買權交易策略之損益圖



【圖 4-2】 2016~2022 年考慮交易成本下買權交易策略之損益圖

第三節 賣權交易策略績效與損益

壹、賣權交易策略之績效

【表 4-6】為不考慮交易成本下，單式策略賣權之績效，由夏普值可以得知，Hull and White (1987)模型在各價格過濾下表現最佳，ABC-BP 模型在 0% 到 10% 之價格過濾下表現最差，GARCH 模型在 15% 到 25% 價格過濾下表現最差。GARCH 的勝率大約落在 47%，Hull and White (1987)模型的勝率平均為 60%，ABC-BP 勝率大概落在 40% 左右。

【表 4-7】為考慮交易成本下，單式策略賣權之績效，由夏普值可以得知，Hull and White (1987)模型在各價格過濾下表現最佳，ABC-BP 模型在 0% 到 10% 之價格過濾下表現最差，GARCH 模型在 15% 到 25% 價格過濾下表現最差。但是各模型於考慮交易成本下之平均報酬率與夏普值比不考慮交易成本下之平均報酬率與夏普值來得低。GARCH 的勝率大約落在 47%，Hull and White (1987)模型的勝率平均為 60%，ABC-BP 勝率大概落在 40% 左右。

【表 4-8】為 2016~2022 年賣權交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果，可以發現不論有無考慮價格過濾或是交易成本，賣權交易策略夏普值最大與最小的預測方法其報酬率都存在顯著差異。

貳、賣權交易策略下之損益

【圖 4-3】是 2016 到 2022 年不考慮交易成本下，賣權交易策略之損益圖，總損益表現最佳為 Hull and White (1987)模型，GARCH 模型次佳，最差的是 ABC-BP 模型。【圖 4-4】是 2016 到 2022 年考慮交易成本下，賣權交易策略之損益圖，總損益表現最佳為 Hull and White (1987)模型，最差的是 ABC-BP。

【表 4-6】 2016~2022 年不考慮交易成本下賣權交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		-101.084	0.211	-0.304	48.7	903	811	1714
Stochastic Volatility	0%	100.927	0.083	0.756	58.6	69	1645	1714
ABC-BP		-278.763	0.263	-0.67	42.3	1377	337	1714
GARCH		-112.545	0.216	-0.331	48	728	646	1374
Stochastic Volatility	5%	112.293	0.073	0.96	59.1	25	1577	1602
ABC-BP		-273.66	0.27	-0.64	41.7	1295	263	1558
GARCH		-242.534	0.217	-0.708	48	609	452	1061
Stochastic Volatility	10%	107.25	0.071	0.938	59.5	10	1489	1499
ABC-BP		-347.598	0.274	-0.801	40.7	1224	215	1439
GARCH		-303.737	0.222	-0.865	46.6	526	341	867
Stochastic Volatility	15%	102.995	0.07	0.915	59.5	8	1398	1406
ABC-BP		-371.23	0.281	-0.835	40.2	1142	168	1310
GARCH		-331.641	0.228	-0.92	45.4	455	259	714
Stochastic Volatility	20%	101.074	0.067	0.946	60	5	1308	1313
ABC-BP		-296.195	0.289	-0.648	40.2	1057	133	1190
GARCH		-423.884	0.23	-1.162	44.3	386	198	584
Stochastic Volatility	25%	127.412	0.063	1.263	60.6	4	1218	1222
ABC-BP		-307.139	0.295	-0.659	39.4	969	87	1056

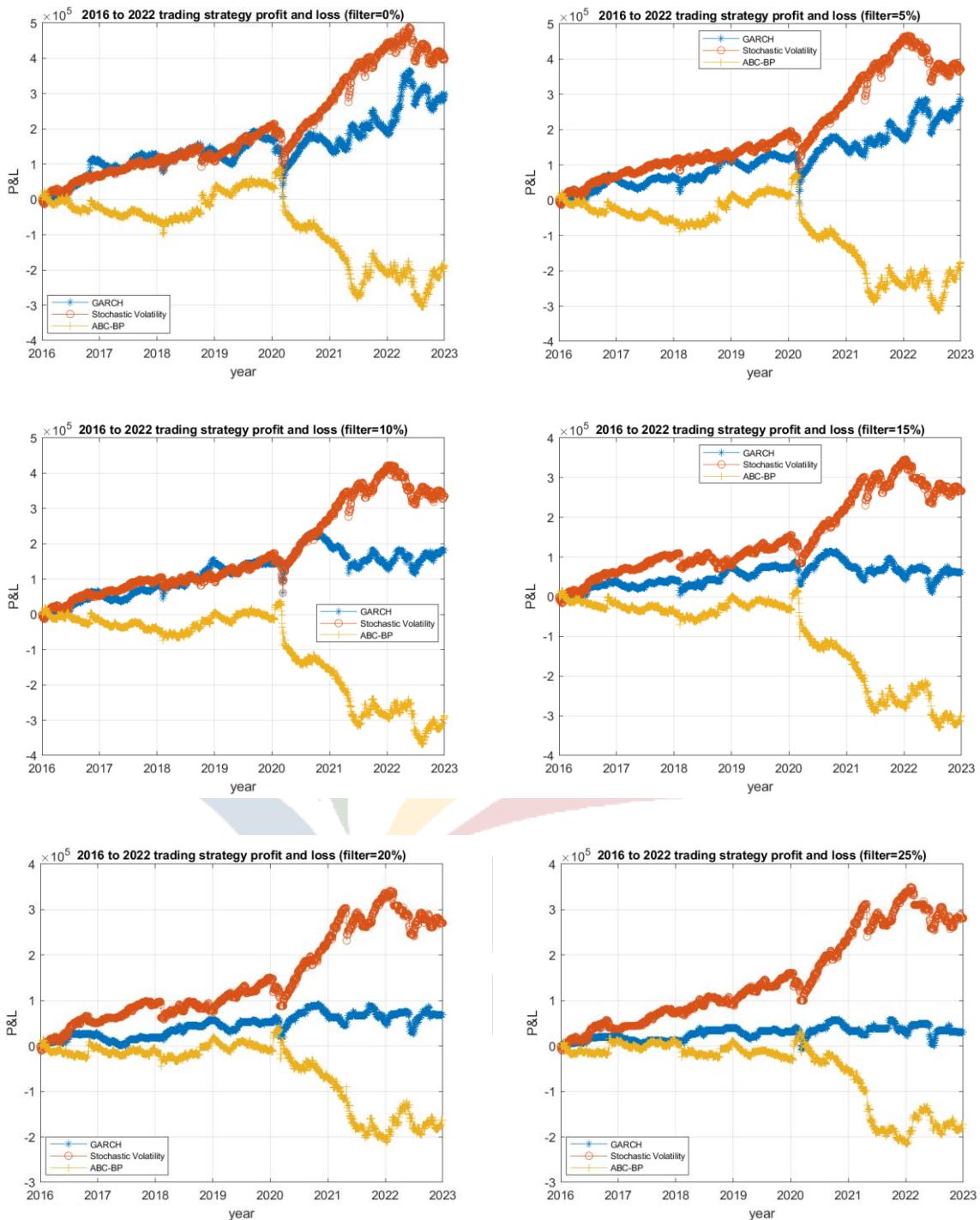
【表 4-7】2016~2022 年考慮交易成本下賣權交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		-172.336	0.211	-0.518	48.6	903	811	1714
Stochastic Volatility	0%	78.464	0.083	0.587	58.6	69	1645	1714
ABC-BP		-367.464	0.262	-0.886	42.2	1377	337	1714
GARCH		-188.455	0.215	-0.554	48	728	646	1374
Stochastic Volatility	5%	91.826	0.073	0.784	59.1	25	1577	1602
ABC-BP		-365.637	0.269	-0.857	41.6	1295	263	1558
GARCH		-326.39	0.216	-0.955	47.9	609	452	1061
Stochastic Volatility	10%	87.841	0.071	0.768	59.4	10	1489	1499
ABC-BP		-442.915	0.273	-1.023	40.6	1224	215	1439
GARCH		-394.546	0.221	-1.126	46.5	526	341	867
Stochastic Volatility	15%	83.85	0.07	0.744	59.4	8	1398	1406
ABC-BP		-470.456	0.28	-1.061	40.1	1142	168	1310
GARCH		-429.884	0.227	-1.196	45.4	455	259	714
Stochastic Volatility	20%	82.431	0.067	0.769	59.9	5	1308	1313
ABC-BP		-399.548	0.288	-0.876	40.1	1057	133	1190
GARCH		-530.099	0.23	-1.457	44.3	386	198	584
Stochastic Volatility	25%	108.817	0.063	1.077	60.5	4	1218	1222
ABC-BP		-416.361	0.294	-0.896	39.3	969	87	1056

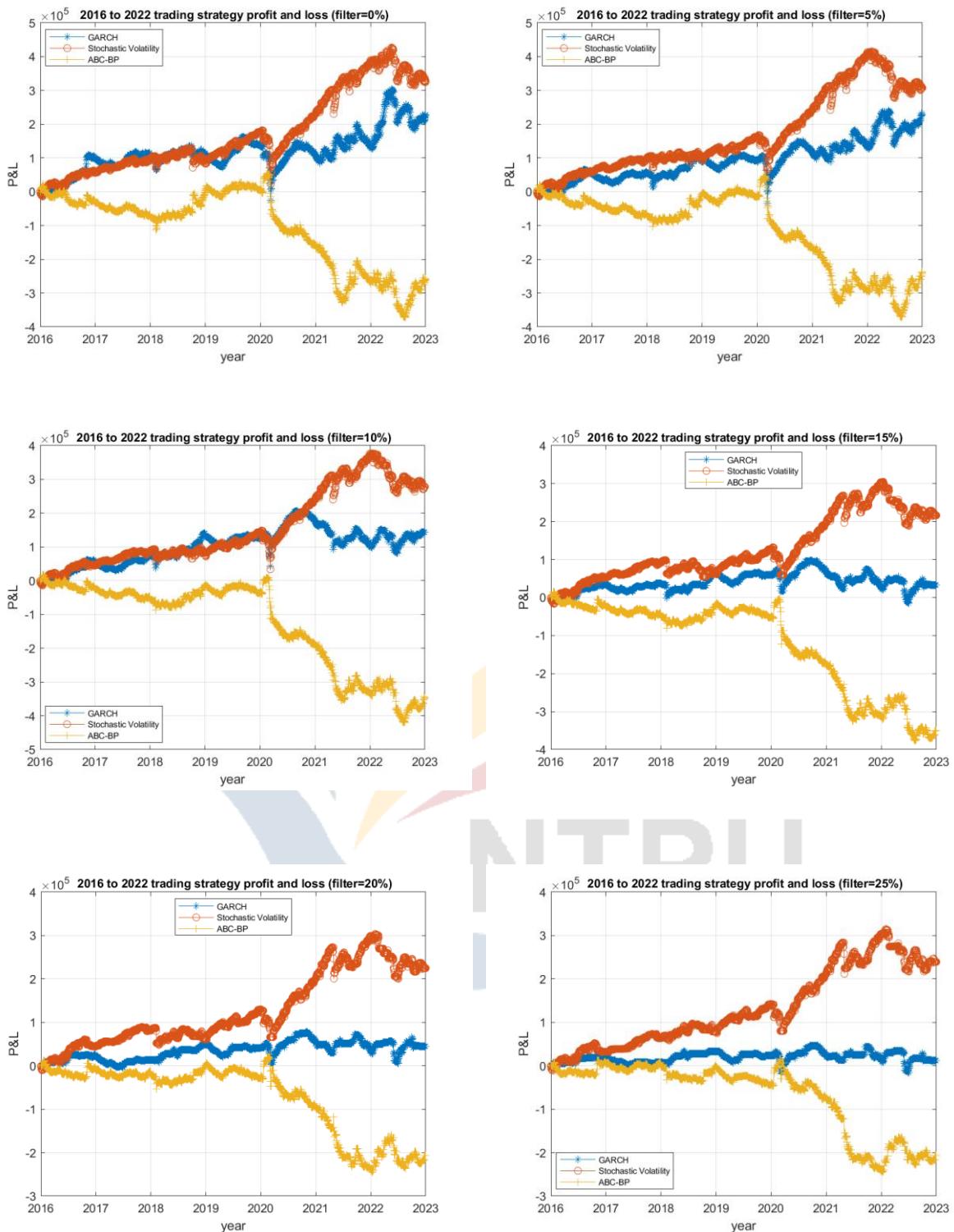
【表 4-8】 2016~2022 年賣權交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果

		without transaction cost					with transaction cost				
Filter	selected percentile	25%	50%	75%	95%	p-value ¹⁵	25%	50%	75%	95%	p-value
0%	The best	-0.0202	0.0096	0.0387	0.1033	<0.01***	-0.0210	0.0088	0.0379	0.1026	<0.01***
	The worst	-0.1560	-0.0225	0.0779	0.3852		-0.1590	-0.0251	0.0759	0.3810	
5%	The best	-0.0198	0.0098	0.0373	0.0991	<0.01***	-0.0205	0.0092	0.0366	0.0983	<0.01***
	The worst	-0.1607	-0.0261	0.0841	0.4048		-0.1650	-0.0284	0.0812	0.4006	
10%	The best	-0.0196	0.0099	0.0364	0.0961	<0.01***	-0.0204	0.0093	0.0358	0.0952	<0.01***
	The worst	-0.1649	-0.0264	0.0843	0.4326		-0.1735	-0.0336	0.0742	0.4193	
15%	The best	-0.0192	0.0100	0.0358	0.0932	<0.01***	-0.0200	0.0093	0.0353	0.0924	<0.01***
	The worst	-0.1245	-0.0047	0.0601	0.3235		-0.1279	-0.0066	0.0584	0.3174	
20%	The best	-0.0180	0.0105	0.0357	0.0905	<0.01***	-0.0188	0.0099	0.0351	0.0898	<0.01***
	The worst	-0.1333	-0.0077	0.0614	0.3323		-0.1381	-0.0107	0.0600	0.3240	
25%	The best	-0.0172	0.0108	0.0362	0.0901	<0.01***	-0.0178	0.0101	0.0354	0.0892	<0.01***
	The worst	-0.1382	-0.0118	0.0648	0.3251		-0.1439	-0.0151	0.0616	0.3176	

¹⁵ ‘***’代表 p-value<0.01, ‘**’代表 p-value<0.05, ‘*’代表 p-value<0.1



【圖 4-3】2016~2022 年不考慮交易成本下賣權交易策略之損益圖



【圖 4-4】 2016~2022 年考慮交易成本下賣權交易策略之損益圖

第四節 跨式交易策略績效與損益

壹、跨式交易策略之績效

【表 4-9】為不考慮交易成本下，跨式策略之績效，由夏普值可知，GARCH 在各價格過濾下績效表現最佳，ABC-BP 模型在各價格過濾下表現最差，GARCH 的勝率平均在 46% 上下，Hull and White (1987) 模型的勝率平均大約為 60%，ABC-BP 勝率落在 40% 左右。

【表 4-10】為考慮交易成本下，跨式策略之績效，由夏普值可知，Hull and White (1987) 的績效表現最佳，ABC-BP 模型在有價格過濾下表現最差。Hull and White (1987) 模型的勝率平均大約為 60%，GARCH 和 ABC-BP 勝率大約落在 40% 左右。

【表 4-11】 2016~2022 年跨式交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果，可以發現不論有無考慮價格過濾或是交易成本，跨式交易策略夏普值最大與最小的預測方法其報酬率都存在顯著差異。

貳、跨式交易策略下之損益

【圖 4-5】是 2016 到 2022 年不考慮交易成本下，跨式交易策略之損益圖，總損益在 10%、25% 價格過濾下表現最佳者為 Hull and White (1987) 模型，表現最差者是 ABC-BP，在 0%、5%、15% 和 20% 價格過濾下，GARCH 表現最佳，ABC-BP 表現最差。

【圖 4-6】是 2016 到 2022 年考慮交易成本下，跨式交易策略之損益圖，總損益在各價格過濾下，Hull and White (1987) 模型表現最佳，ABC-BP 表現最差。

【表 4-9】2016~2022 年不考慮交易成本下跨式交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of Buy	Number of Sell	Trading day
GARCH		89.652	0.095	0.59	48.1	1305	409	1714
Stochastic Volatility	0%	27.902	0.054	0.313	57.6	129	1585	1714
ABC-BP		-1.786	0.106	-0.017	42.7	1521	193	1714
GARCH		106.244	0.096	0.689	47.1	1185	281	1466
Stochastic Volatility	5%	29.576	0.051	0.354	57.9	60	1448	1508
ABC-BP		3.03	0.108	0.012	42.1	1406	123	1529
GARCH		110.082	0.088	0.777	45.6	1036	162	1198
Stochastic Volatility	10%	48.856	0.046	0.658	59.3	26	1255	1281
ABC-BP		-1.397	0.103	-0.015	41.6	1256	72	1328
GARCH		140.695	0.084	1.049	45.5	875	100	975
Stochastic Volatility	15%	40.099	0.044	0.564	60	20	1067	1087
ABC-BP		54.43	0.105	0.321	41.4	1108	43	1151
GARCH		153.338	0.08	1.196	45.8	708	62	770
Stochastic Volatility	20%	36.341	0.043	0.516	60.9	14	882	896
ABC-BP		43.23	0.103	0.258	40.5	950	20	970
GARCH		163.458	0.079	1.301	46.1	563	34	597
Stochastic Volatility	25%	69.13	0.045	0.958	62.6	11	689	700
ABC-BP		48.315	0.102	0.291	40.2	780	11	791

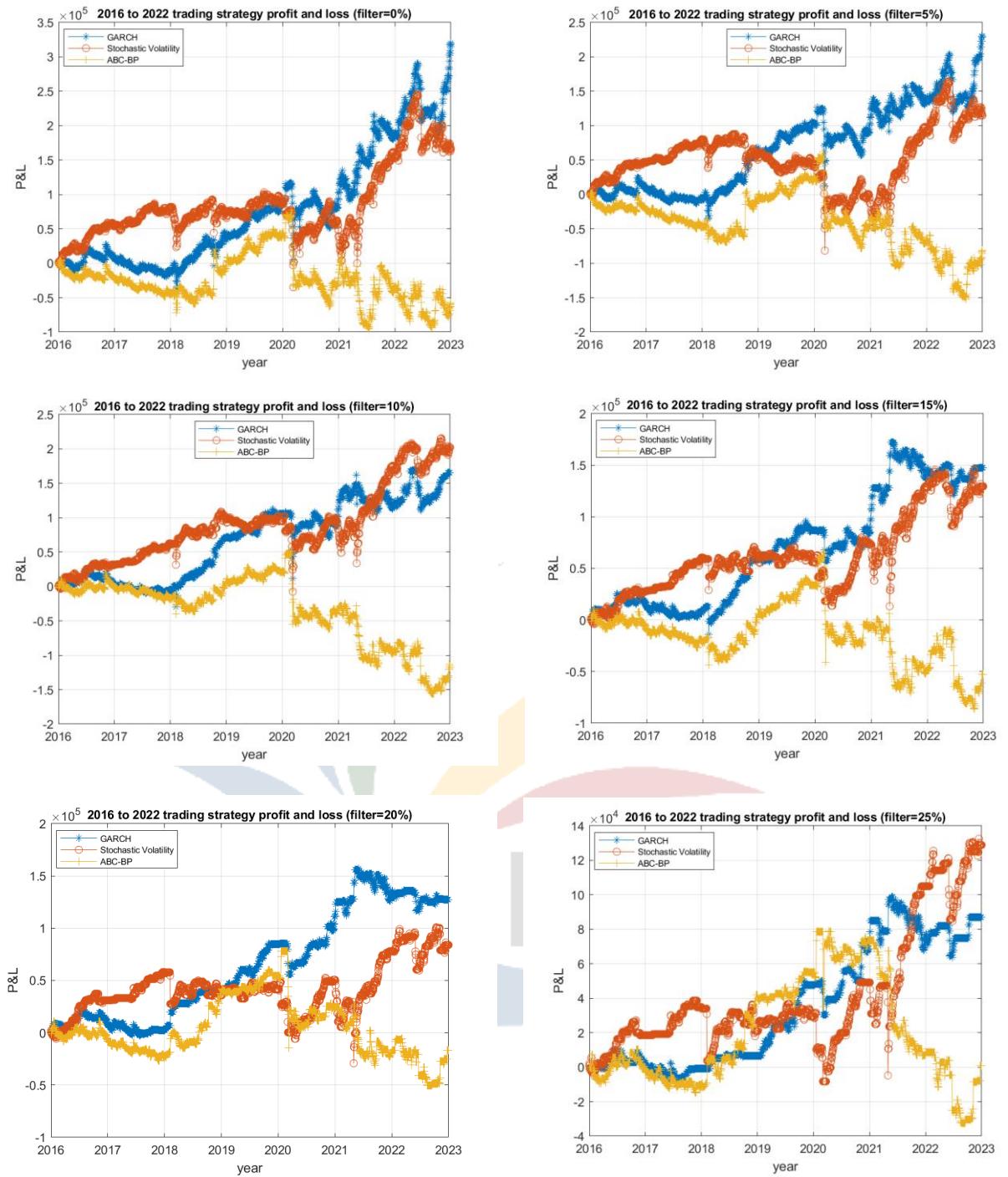
【表 4-10】 2016~2022 年考慮交易成本下跨式交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		-40.192	0.101	-0.257	41.3	1305	409	1714
Stochastic Volatility	0%	45.367	0.054	0.517	60.3	129	1585	1714
ABC-BP		-68.727	0.105	-0.417	41.2	1521	193	1714
GARCH		10.423	0.102	0.058	42	1185	281	1466
Stochastic Volatility	5%	50.778	0.051	0.618	60.7	60	1448	1508
ABC-BP		-68.041	0.107	-0.405	40.4	1406	123	1529
GARCH		27.43	0.093	0.179	41.9	1036	162	1198
Stochastic Volatility	10%	72.335	0.046	0.982	62.4	26	1255	1281
ABC-BP		-76.16	0.103	-0.471	39.7	1256	72	1328
GARCH		39.763	0.087	0.28	42.5	875	100	975
Stochastic Volatility	15%	63.763	0.044	0.907	63	20	1067	1087
ABC-BP		-23.248	0.105	-0.146	39.6	1108	43	1151
GARCH		41.139	0.083	0.303	42.9	708	62	770
Stochastic Volatility	20%	60.376	0.043	0.87	64.1	14	882	896
ABC-BP		-37.088	0.103	-0.233	38.6	950	20	970
GARCH		69.608	0.081	0.532	43	563	34	597
Stochastic Volatility	25%	93.18	0.045	1.3	65.7	11	689	700
ABC-BP		-33.662	0.102	-0.214	38.3	780	11	791

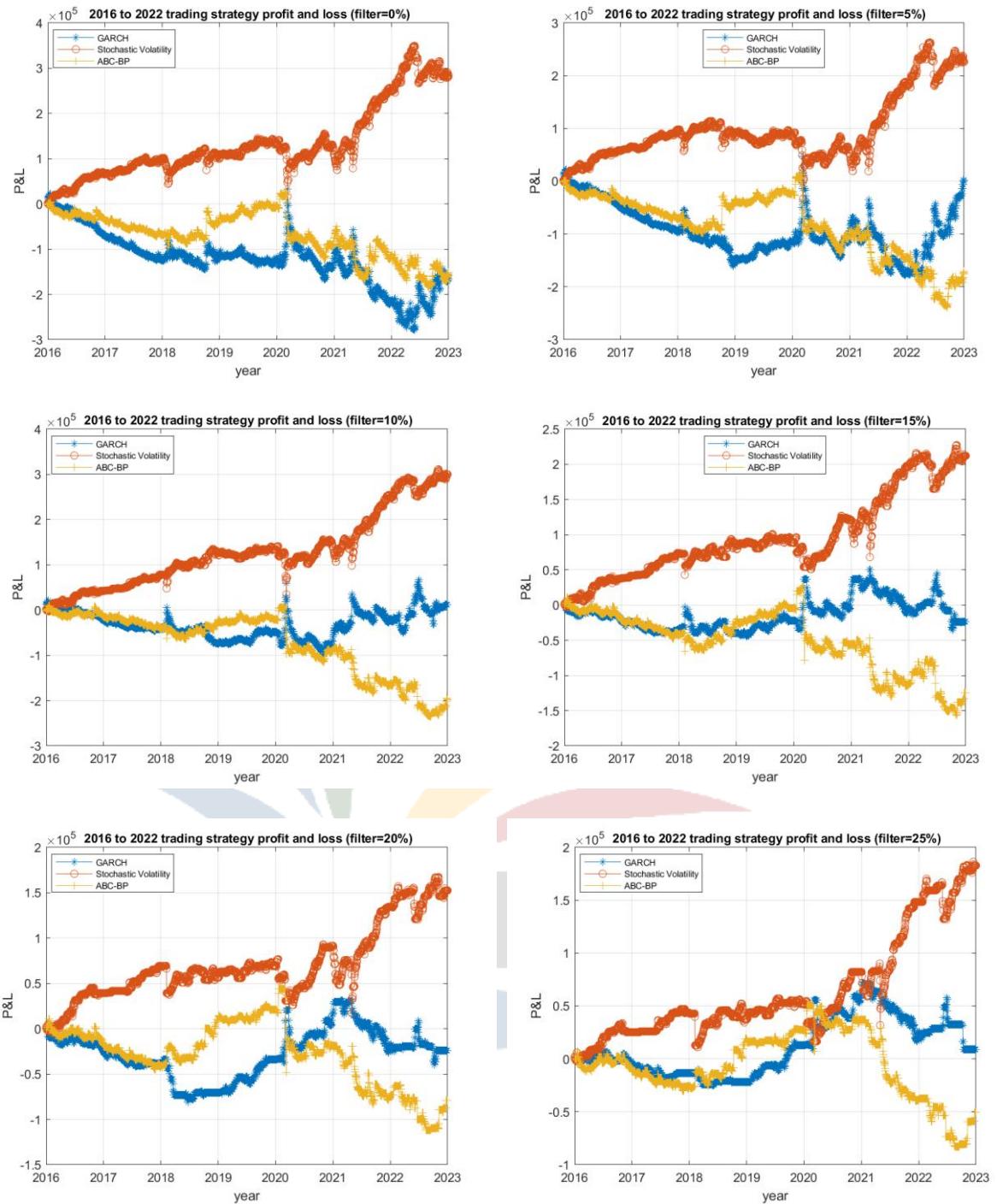
【表 4-11】 2016~2022 年跨式交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果

		without transaction cost					with transaction cost				
Filter	selected percentile	25%	50%	75%	95%	p-value ¹⁶	25%	50%	75%	95%	p-value
0%	The best	-0.0403	0.0096	0.0387	0.1033	<0.01***	-0.0210	0.0088	0.0379	0.1026	<0.01***
	The worst	-0.0476	-0.0225	0.0779	0.3852		-0.1590	-0.0251	0.0759	0.3810	
5%	The best	-0.0406	0.0098	0.0373	0.0991	<0.01***	-0.0205	0.0092	0.0366	0.0983	<0.01***
	The worst	-0.0477	-0.0261	0.0841	0.4048		-0.1650	-0.0284	0.0812	0.4006	
10%	The best	-0.0196	0.0099	0.0364	0.0961	<0.01***	-0.0204	0.0093	0.0358	0.0952	<0.01***
	The worst	-0.1649	-0.0264	0.0843	0.4326		-0.1735	-0.0336	0.0742	0.4193	
15%	The best	-0.0192	0.0100	0.0358	0.0932	<0.01***	-0.0200	0.0093	0.0353	0.0924	<0.01***
	The worst	-0.1245	-0.0047	0.0601	0.3235		-0.1279	-0.0066	0.0584	0.3174	
20%	The best	-0.0180	0.0105	0.0357	0.0905	<0.01***	-0.0188	0.0099	0.0351	0.0898	<0.01***
	The worst	-0.1333	-0.0077	0.0614	0.3323		-0.1381	-0.0107	0.0600	0.3240	
25%	The best	-0.0172	0.0108	0.0362	0.0901	<0.01***	-0.0178	0.0101	0.0354	0.0892	<0.01***
	The worst	-0.1382	-0.0118	0.0648	0.3251		-0.1439	-0.0151	0.0616	0.3176	

¹⁶ '***'代表 p-value<0.01, '**'代表 p-value<0.05, '*'代表 p-value<0.1



【圖 4-5】 2016~2022 年不考慮交易成本下跨式交易策略之損益圖



【圖 4-6】 2016~2022 年考慮交易成本下跨式交易策略之損益圖

第五節 勒式交易策略績效與損益

壹、 勒式交易策略之績效

【表 4-12】為不考慮交易成本下，勒式策略之績效，由夏普值可知，GARCH 在 0% 至 15% 的價格過濾下績效表現最佳，Hull and White (1987) 在 20% 至 25% 的價格過濾績效表現最佳。ABC-BP 模型在各價格過濾下表現最差。GARCH 的勝率平均在 45% 上下，Hull and White (1987) 模型的勝率平均大約為 60%，ABC-BP 勝率大約落在 40% 左右。

【表 4-13】為考慮交易成本下，勒式策略之績效，由夏普值可知，整體來說 Hull and White (1987) 的績效表現最佳，ABC-BP 模型表現最差。Hull and White (1987) 模型的勝率平均大約為 60%，GARCH 勝率大約落在 40% 左右，ABC-BP 勝率大約落在 4%。

【表 4-14】為 2016~2022 年勒式交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果，可以發現不論有無考慮價格過濾或是交易成本，勒式交易策略夏普值最大與最小的預測方法其報酬率都存在顯著差異。

貳、 勒式交易策略下之損益。

【圖 4-7】是 2016 到 2022 年不考慮交易成本下，勒式交易策略之損益圖，總損益在 15% 至 25% 價格過濾下表現最佳者為 Hull and White (1987) 模型，在 0% 至 10% 價格過濾下，GARCH 表現最佳，ABC-BP 在各價格過濾下都表現最差。

【圖 4-8】是 2016 到 2022 年考慮交易成本下，勒式交易策略之損益圖，在價格過濾是 0% 至 5% 時，Hull and White (1987) 表現最佳，GARCH 表現最差。在 10% 至 25% 價格過濾下，Hull and White (1987) 表現最佳，ABC-BP 表現最差。

【表 4-12】2016~2022 年不考慮交易成本下勒式交易策略之績效表現

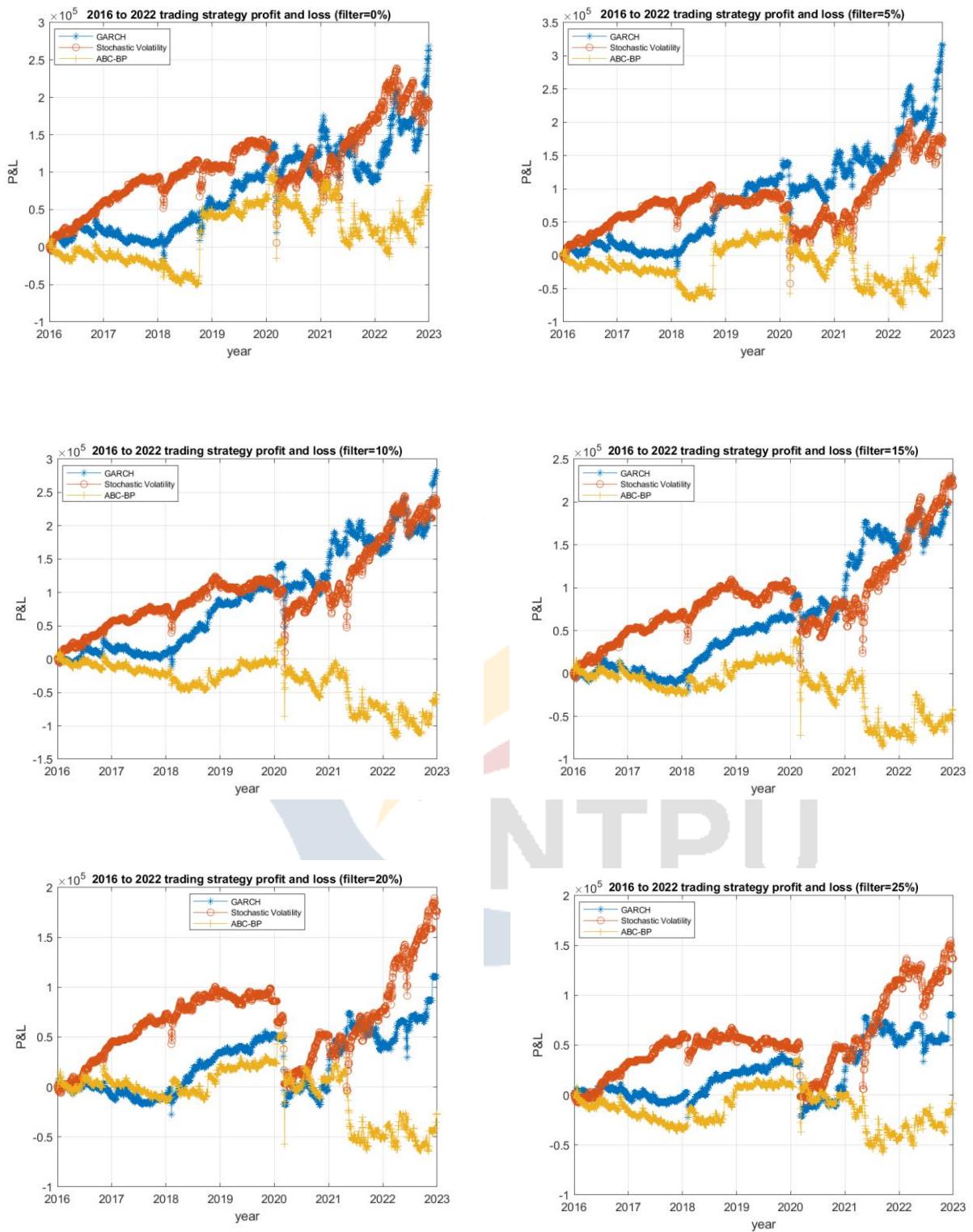
Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of Buy	Number of Sell	Trading day
GARCH		97.013	0.148	0.409	46.8	1289	425	1714
Stochastic Volatility	0%	34.638	0.064	0.332	59.2	61	1653	1714
ABC-BP		-0.072	0.165	-0.004	41.7	1517	197	1714
GARCH		138.876	0.152	0.571	46.5	1224	330	1554
Stochastic Volatility	5%	16.475	0.06	0.162	59.4	29	1598	1627
ABC-BP		-3.024	0.171	-0.015	45	1441	147	1588
GARCH		180.674	0.155	0.732	45.8	1103	245	1348
Stochastic Volatility	10%	54.167	0.055	0.605	59.9	16	1512	1528
ABC-BP		-21.862	0.166	-0.087	40.5	1348	105	1453
GARCH		194.164	0.156	0.779	45.3	1002	170	1172
Stochastic Volatility	15%	59.176	0.055	0.665	60.1	13	1373	1386
ABC-BP		-18.362	0.168	-0.073	40.2	1259	62	1321
GARCH		124.972	0.138	0.566	45.3	918	124	1042
Stochastic Volatility	20%	70.737	0.055	0.803	60.8	11	1225	1236
ABC-BP		13.323	0.171	0.045	40.2	1163	42	1205
GARCH		129.313	0.142	0.569	44.6	837	81	918
Stochastic Volatility	25%	72.261	0.054	0.831	60.7	11	1081	1092
ABC-BP		-4.405	0.171	-0.02	39.3	1061	20	1081

【表 4-13】2016~2022 年考慮交易成本下勒式交易策略之績效表現

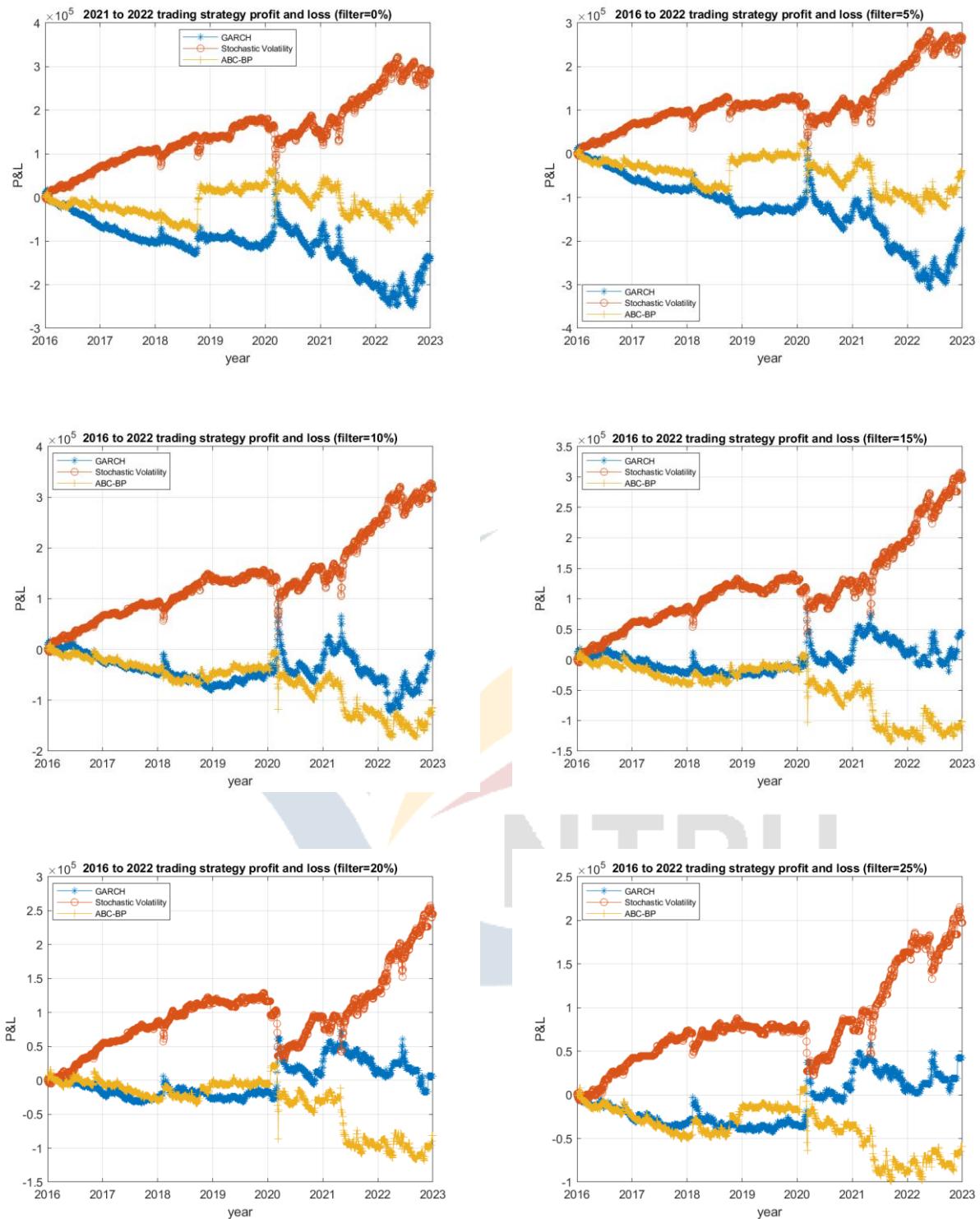
Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of Buy	Number of Sell	Trading day
GARCH		-50.982	0.151	-0.218	40.4	1289	425	1714
Stochastic Volatility	0%	53.062	0.064	0.514	60.9	61	1653	1714
ABC-BP		17.613	0.026	0.401	7	1517	197	1714
GARCH		-34.525	0.154	-0.145	40.2	1224	330	1554
Stochastic Volatility	5%	37.186	0.06	0.378	61.1	29	1598	1627
ABC-BP		0.552	0.025	-0.011	5.4	1441	147	1588
GARCH		40.073	0.157	0.157	40.7	1103	245	1348
Stochastic Volatility	10%	75.818	0.055	0.854	61.6	16	1512	1528
ABC-BP		-6.8	0.025	-0.199	4.1	1348	105	1453
GARCH		68.859	0.158	0.271	41.6	1002	170	1172
Stochastic Volatility	15%	80.973	0.055	0.916	61.9	13	1373	1386
ABC-BP		-2.221	0.022	-0.093	2.7	1259	62	1321
GARCH		0.396	0.139	-0.003	41.9	918	124	1042
Stochastic Volatility	20%	92.705	0.055	1.06	62.7	11	1225	1236
ABC-BP		-7.037	0.022	-0.229	2	1163	42	1205
GARCH		20.961	0.143	0.088	42.3	837	81	918
Stochastic Volatility	25%	94.153	0.054	1.091	62.6	11	1081	1092
ABC-BP		-0.91	0.016	-0.075	1	1061	20	1081

【表 4-14】 2016~2022 年勒式交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果

		without transaction cost					with transaction cost				
Filter	selected percentile	25%	50%	75%	95%	p-value	25%	50%	75%	95%	p-value
0%	The best	-0.0648	-0.0059	0.0476	0.2277	0.027651**	-0.0128	0.0061	0.0211	0.0685	<0.01***
	The worst	-0.0756	-0.0163	0.0514	0.2548		0.0000	0.0000	0.0000	0.0164	
5%	The best	-0.0663	-0.0064	0.0500	0.2399	0.020795**	-0.0117	0.0061	0.0209	0.0632	<0.01***
	The worst	-0.0764	-0.0185	0.0527	0.2582		-0.0760	-0.0220	0.0486	0.2457	
10%	The best	-0.0661	-0.0070	0.0540	0.2443	0.011655**	-0.0111	0.0065	0.0207	0.0626	<0.01***
	The worst	-0.0778	-0.0203	0.0526	0.2594		0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
15%	The best	-0.0655	-0.0103	0.0527	0.2381	0.013687**	-0.0110	0.0065	0.0205	0.0595	<0.01***
	The worst	-0.0781	-0.0213	0.0546	0.2564		0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
20%	The best	-0.0107	0.0061	0.0198	0.0566	<0.01***	-0.0098	0.0069	0.0207	0.0574	<0.01***
	The worst	-0.0783	-0.0221	0.0548	0.2692		0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
25%	The best	-0.0107	0.0059	0.0195	0.0562	<0.01***	-0.0097	0.0067	0.0205	0.0570	<0.01***
	The worst	-0.0785	-0.0240	0.0548	0.2509		0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	



【圖 4-7】 2016~2022 年不考慮交易成本下勒式交易策略之損益圖



【圖 4-8】2016~2022 年考慮交易成本下勒式交易策略之損益圖

第五章 實證結果分析

根據上一章之實證結果，本章分 6 個小節來做實證結果的分析，第一節為疫情前後之分析，第二節為選擇權定價模型在各交易策略之效能分析，第三節為價格過濾下績效與損益分析，第四節為交易成本對各策略之影響，第五節為價格誤差與績效之關係，第六節為研究發現與應用。.

第一節 疫情前後之分析

壹、買權交易策略於疫情前後之績效與損益圖

【表 5-1】為不考慮交易成本下，疫情前單式策略買權之績效，由夏普值可以得知，當價格過濾為 5% 與 10% 時，Hull and White (1987) 之績效表現最佳，ABC-BP 繢效表現最差。在價格過濾為 0%、15%、20% 和 25% 時，ABC-BP 之績效表現最佳，價格過濾為 0% 和 15% 時，Hull and White (1987) 之績效表現最差，而在價格過濾為 20% 和 25% 下，GARCH 之績效表現最差。此外，所有預測方法的勝率都接近 50%。【表 5-2】為不考慮交易成本下，疫情後單式策略買權之績效，由夏普值可以得知，當價格過濾為 0% 與 20% 時，ABC-BP 之績效表現最佳，而在價格過濾為 5%、10%、15% 和 25% 時，GARCH 之績效表現最佳。Hull and White (1987) 之績效在各價格過濾下表現最差，且所有預測方法的勝率都接近 45% 至 50%。

【表 5-3】為考慮交易成本下，疫情前單式策略買權之績效，ABC-BP 模型在價格過濾 0% 和 20% 下績效表現最佳，Hull and White (1987) 之績效表現在 5%、10% 與 25% 過濾情況皆表現最佳。此外不論價格過濾幅度多少，所有預測方法的勝率都接近 50%。【表 5-4】為考慮交易成本下，疫情後單式策略買權之績效，由夏普值可以得知，GARCH 模型在價格過濾 0% 到 15% 和 25% 下績效表現最佳，ABC-BP 在價格過濾 20% 繢效表現最佳，Hull and White (1987) 之績效表現在各過濾情況皆表現最差。GARCH 和 Hull and White (1987) 的勝率大約在 50% 左右，ABC-BP 的勝率大約在 44%。

【表 5-5】與【表 5-6】疫情前後買權交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果，可以發現不論有無考慮價格過濾或是交易成本，買權交易策略夏普值最大與最小的預測方法其報酬率都無顯著差異。

【圖 5-1】與【圖 5-3】是疫情前不考慮交易成本與考慮交易成本下，買權交易策略之損益圖，在價格過濾為 0% 至 15% 以及 25% 的情況下，GARCH 的總損益最高。Hull and White (1987) 的總損益在各價格過濾下皆最低。【圖 5-2】與【圖 5-4】是疫情後不考慮交易成本與考慮交易成本下，買權交易策略之損益圖，在價格過濾為 0% 到 15% 的情況下，GARCH 的總損益最高。在價格過濾為 5% 至 25% 下，ABC-BP 模型的總損益最低。

【表 5-1】疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下買權交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		627.432	0.28	1.408	49.5	897	82	979
Stochastic Volatility	0%	321.604	0.165	1.226	50.4	315	664	979
ABC-BP		647.03	0.275	1.482	49.1	784	195	979
GARCH		720.303	0.284	1.593	50.2	857	58	915
Stochastic Volatility	5%	442.616	0.171	1.626	51.7	222	551	773
ABC-BP		712.527	0.289	1.551	49.9	730	136	866
GARCH		775.619	0.291	1.675	50.2	811	42	853
Stochastic Volatility	10%	491.46	0.181	1.71	53.6	185	466	651
ABC-BP		765.842	0.3	1.604	48.7	676	98	774
GARCH		893.79	0.297	1.894	50.4	756	36	792
Stochastic Volatility	15%	494.822	0.183	1.7	53.9	169	408	577
ABC-BP		957.882	0.315	1.911	50.3	046	64	668
GARCH		879.904	0.304	1.824	49.7	707	31	738
Stochastic Volatility	20%	558.621	0.185	1.902	54.4	151	358	509
ABC-BP		1091.174	0.327	2.098	50.7	559	41	600
GARCH		1015.507	0.312	2.048	50.5	632	28	660
Stochastic Volatility	25%	641.472	0.19	2.124	54.7	133	300	433
ABC-BP		1179.67	0.337	2.204	51	515	30	545

【表 5-2】疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下買權交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		-69.697	0.243	-0.183	46.9	412	78	490
Stochastic Volatility	0%	-346.124	0.115	-1.905	46.5	70	420	490
ABC-BP		-33.214	0.265	-0.081	45.7	350	140	490
GARCH		15.826	0.247	0.038	47.4	390	64	454
Stochastic Volatility	5%	-334.607	0.112	-1.882	48.3	47	377	424
ABC-BP		-29.054	0.276	-0.069	45.9	308	106	414
GARCH		55.998	0.251	0.138	47.7	354	55	409
Stochastic Volatility	10%	-353.163	0.117	-1.91	48.4	37	306	343
ABC-BP		-155.463	0.292	-0.337	44.5	277	78	355
GARCH		-19.858	0.251	-0.052	48	312	46	358
Stochastic Volatility	15%	-388.812	0.119	-2.059	50.5	30	259	289
ABC-BP		-160.328	0.31	-0.328	44.3	245	53	298
GARCH		-73.133	0.259	-0.18	48.7	273	41	314
Stochastic Volatility	20%	-366.052	0.126	-1.841	51	25	214	239
ABC-BP		-28.845	0.32	-0.059	44	220	37	257
GARCH		-150.208	0.265	-0.36	48.4	238	39	277
Stochastic Volatility	25%	-466.913	0.132	-2.228	52	23	175	198
ABC-BP		-225.442	0.301	-0.474	44.1	206	32	238

【表 5-3】疫情前(2016~2019)考慮交易成本下買權交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		508.084	0.279	1.146	49.4	897	82	979
Stochastic Volatility	0%	266.379	0.163	1.023	50.3	315	664	979
ABC-BP		525.154	0.273	1.21	49	784	195	979
GARCH		597.306	0.283	1.327	50.1	857	58	915
Stochastic Volatility	5%	387.731	0.17	1.437	51.6	222	551	773
ABC-BP		581.801	0.287	1.274	49.8	730	136	866
GARCH		649.355	0.29	1.41	50.1	811	42	853
Stochastic Volatility	10%	435.485	0.179	1.527	53.5	185	466	651
ABC-BP		626.27	0.299	1.319	48.6	676	98	774
GARCH		764.437	0.295	1.629	50.3	756	36	792
Stochastic Volatility	15%	438.866	0.181	1.52	53.7	169	408	577
ABC-BP		809.406	0.314	1.624	50.1	604	64	668
GARCH		746.781	0.302	1.556	49.6	707	31	738
Stochastic Volatility	20%	502.851	0.183	1.727	54.2	151	358	509
ABC-BP		934.14	0.325	1.806	50.5	559	41	600
GARCH		877.312	0.31	1.779	50.3	632	28	660
Stochastic Volatility	25%	583.42	0.188	1.951	54.5	133	300	433
ABC-BP		1015.021	0.335	1.907	50.8	515	30	545

【表 5-4】疫情後(2021~2022)考慮交易成本下買權交易策略之績效表現

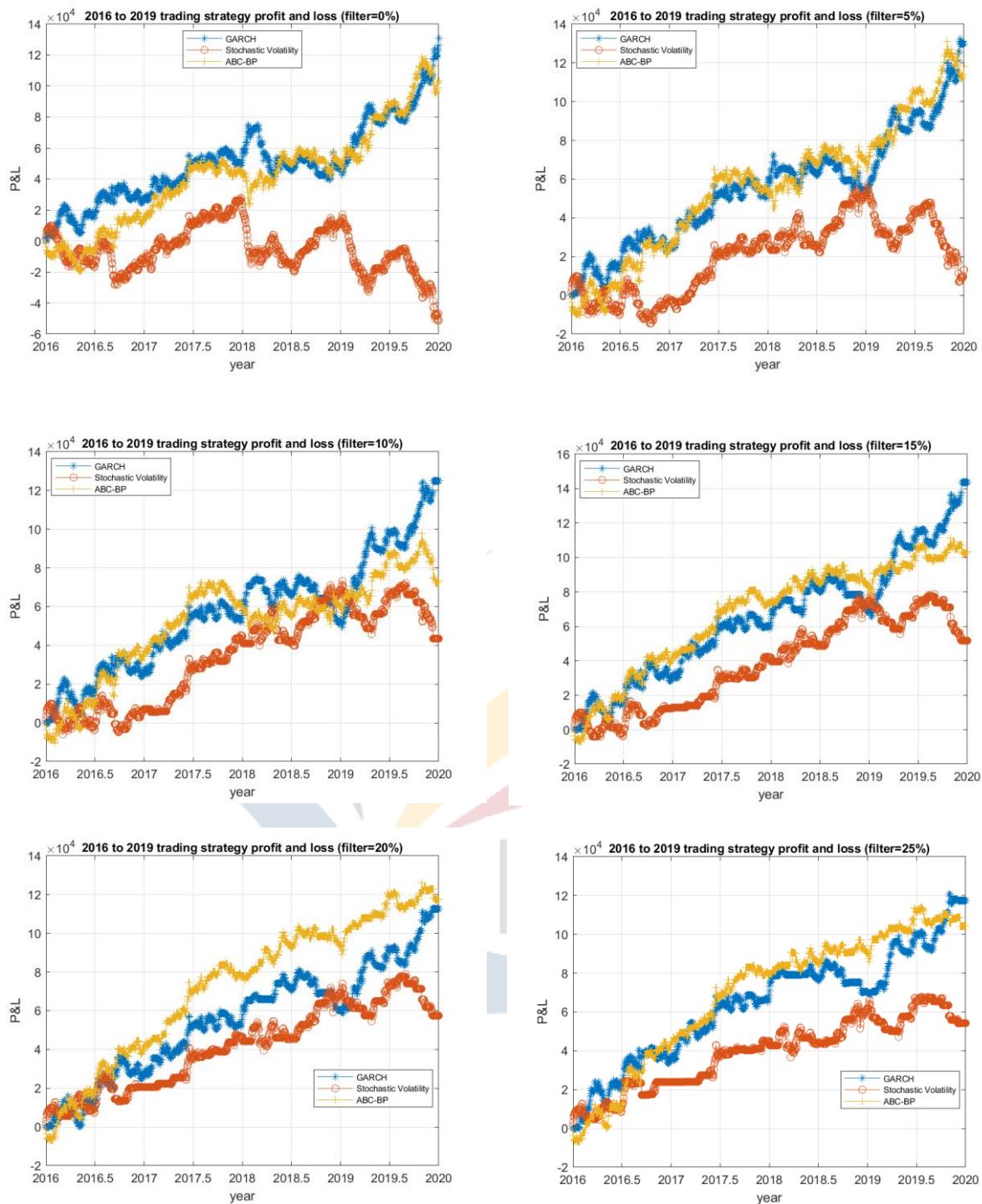
Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		-142.262	0.242	-0.372	46.5	412	78	490
Stochastic Volatility	0%	-382.75	0.115	-2.098	45.9	70	420	490
ABC-BP		-118.253	0.265	-0.284	45.3	350	140	490
GARCH		-58.698	0.247	-0.152	46.9	390	64	454
Stochastic Volatility	5%	-370.918	0.113	-2.074	47.6	47	377	424
ABC-BP		-120.379	0.275	-0.278	45.4	308	106	414
GARCH		-20.508	0.25	-0.054	47.2	354	55	409
Stochastic Volatility	10%	-391.079	0.117	-2.102	47.5	37	306	343
ABC-BP		-254.226	0.291	-0.553	43.9	277	78	355
GARCH		-98.944	0.25	-0.251	47.5	312	46	358
Stochastic Volatility	15%	-428.453	0.12	-2.253	49.8	30	259	289
ABC-BP		-268.185	0.308	-0.55	43.6	245	53	298
GARCH		-154.606	0.258	-0.379	48.1	273	41	314
Stochastic Volatility	20%	-407.887	0.126	-2.036	50.2	25	214	239
ABC-BP		-145.715	0.318	-0.29	43.2	220	37	257
GARCH		-234.159	0.263	-0.562	47.7	238	39	277
Stochastic Volatility	25%	-511.669	0.133	-2.425	51	23	175	198
ABC-BP		-344.861	0.3	-0.727	43.3	206	32	238

【表 5-5】疫情前(2016~2019)買權交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果

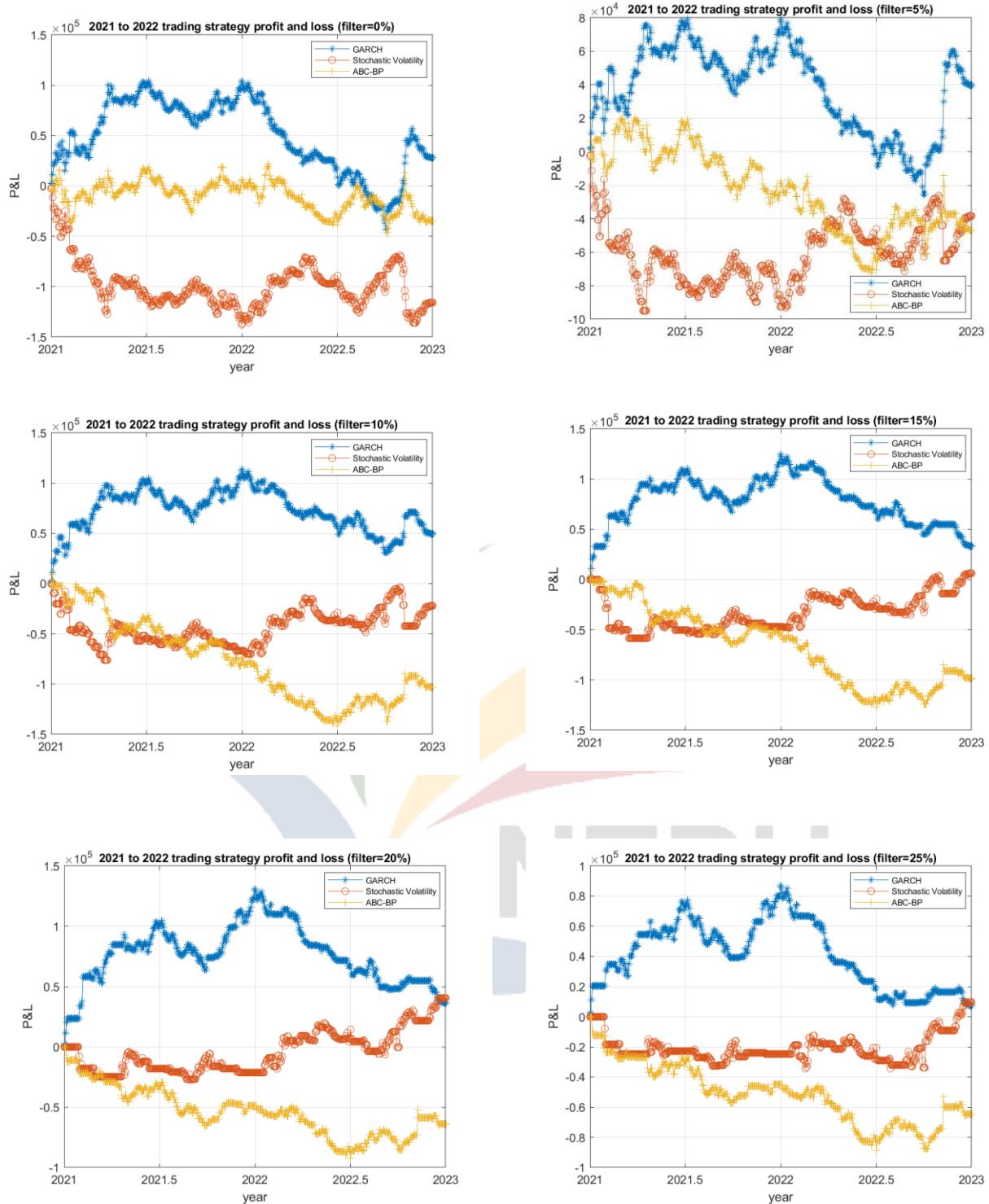
pre-COVID		without transaction cost					with transaction cost				
Filter	selected percentile	25%	50%	75%	95%	p-value	25%	50%	75%	95%	p-value
0%	The best	-0.1066	0.0000	0.1117	0.4888	0.98141	-0.1109	-0.0010	0.1073	0.4793	0.789
	The worst	-0.0306	0.0007	0.0280	0.3012		-0.0317	0.0001	0.0273	0.2910	
5%	The best	-0.0264	0.0013	0.0277	0.3375	0.89491	-0.0276	0.0008	0.0265	0.3303	0.5977
	The worst	-0.1255	0.0007	0.1435	0.4917		-0.1287	-0.0006	0.1318	0.4908	
10%	The best	-0.0252	0.0023	0.0296	0.3636	0.57619	-0.0267	0.0017	0.0279	0.3566	0.29259
	The worst	-0.0102	0.0000	0.0177	0.3025		-0.1363	-0.0027	0.1360	0.5198	
15%	The best	-0.1374	0.0007	0.1629	0.5763	0.95953	-0.1366	0.0003	0.1560	0.5122	0.9044
	The worst	-0.0246	0.0023	0.0293	0.3636		-0.0254	0.0017	0.0279	0.3563	
20%	The best	-0.1480	0.0015	0.1910	0.6044	0.83285	-0.1526	0.0009	0.1837	0.5971	0.87111
	The worst	-0.1343	0.0000	0.1634	0.5360		-0.1415	-0.0007	0.1576	0.5197	
25%	The best	-0.1527	0.0023	0.2028	0.6206	0.86594	-0.0242	0.0030	0.0321	0.3661	0.70447
	The worst	-0.1338	0.0009	0.1656	0.5537		-0.1415	0.0003	0.1616	0.5465	

【表 5-6】疫情後(2021~2022)買權交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果

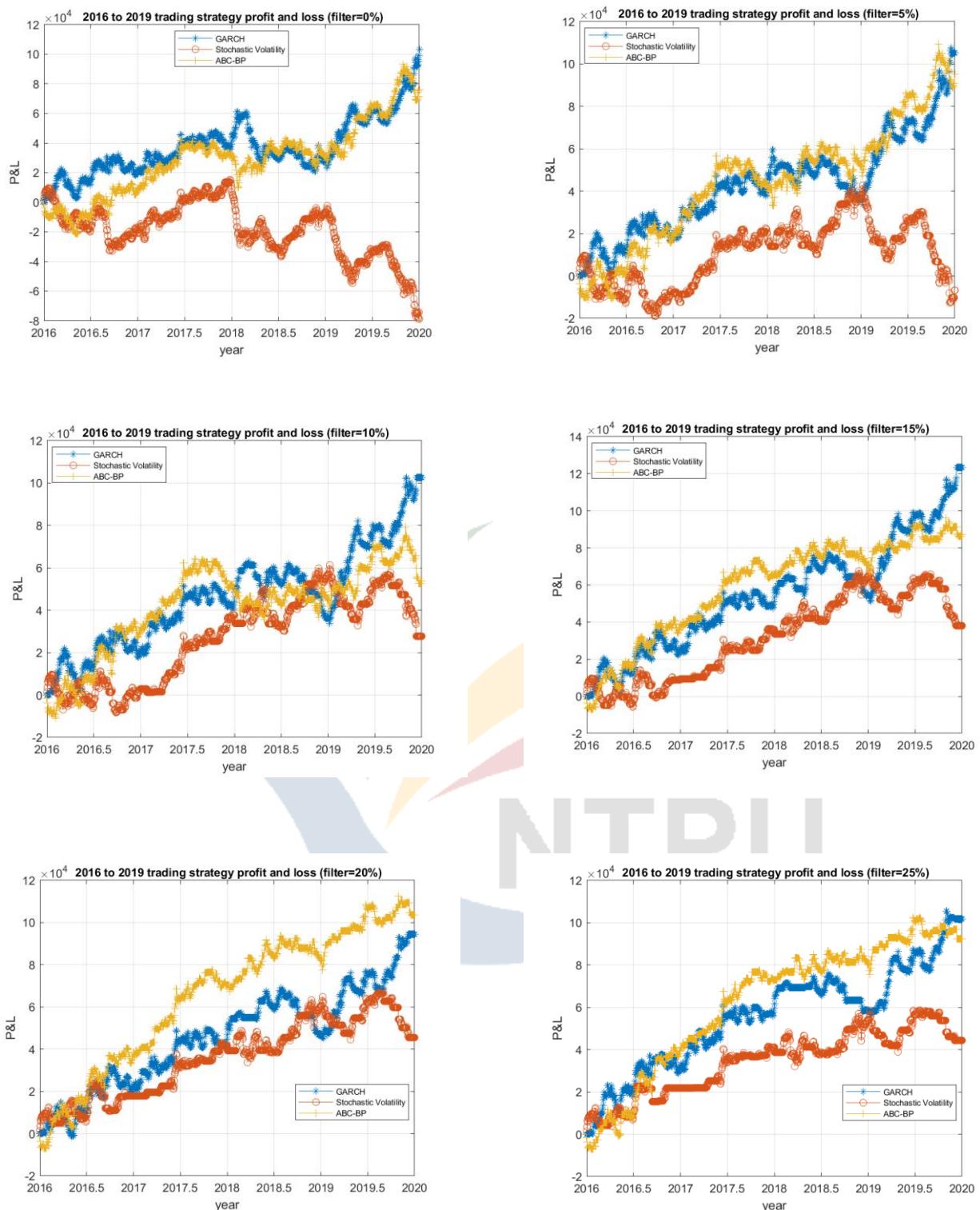
post-COVID		without transaction cost					with transaction cost				
Filter	selected percentile	25%	50%	75%	95%	p-value	25%	50%	75%	95%	p-value
0%	The best	-0.1290	-0.0024	0.0854	0.4385	0.80207	-0.1316	-0.0024	0.0965	0.4174	0.85352
	The worst	-0.0526	0.0000	0.0402	0.1197		-0.0536	-0.0022	0.0393	0.1190	
5%	The best	-0.1331	0.0000	0.1017	0.4392	0.92732	-0.1355	-0.0024	0.1004	0.4348	0.82113
	The worst	-0.0493	0.0000	0.0407	0.1192		-0.0502	-0.0010	0.0396	0.1185	
10%	The best	-0.1333	0.0000	0.1038	0.4413	0.97513	-0.1356	-0.0024	0.1022	0.4367	0.88291
	The worst	-0.0492	0.0000	0.0409	0.1208		-0.0500	-0.0010	0.0400	0.1201	
15%	The best	-0.1373	0.0000	0.1017	0.4400	0.88863	-0.1402	-0.0024	0.1004	0.4354	0.81059
	The worst	-0.0493	0.0011	0.0423	0.1179		-0.0502	-0.0004	0.0415	0.1172	
20%	The best	-0.1798	-0.0224	0.0906	0.5234	0.13087	-0.1849	-0.0279	0.0882	0.5158	0.095305*
	The worst	-0.0496	0.0016	0.0437	0.1231		-0.0504	0.0005	0.0430	0.1224	
25%	The best	-0.1609	0.0000	0.1187	0.4517	0.79303	-0.1632	-0.0025	0.1157	0.4479	0.74486
	The worst	-0.0568	0.0022	0.0429	0.1170		-0.0574	0.0010	0.0421	0.1163	



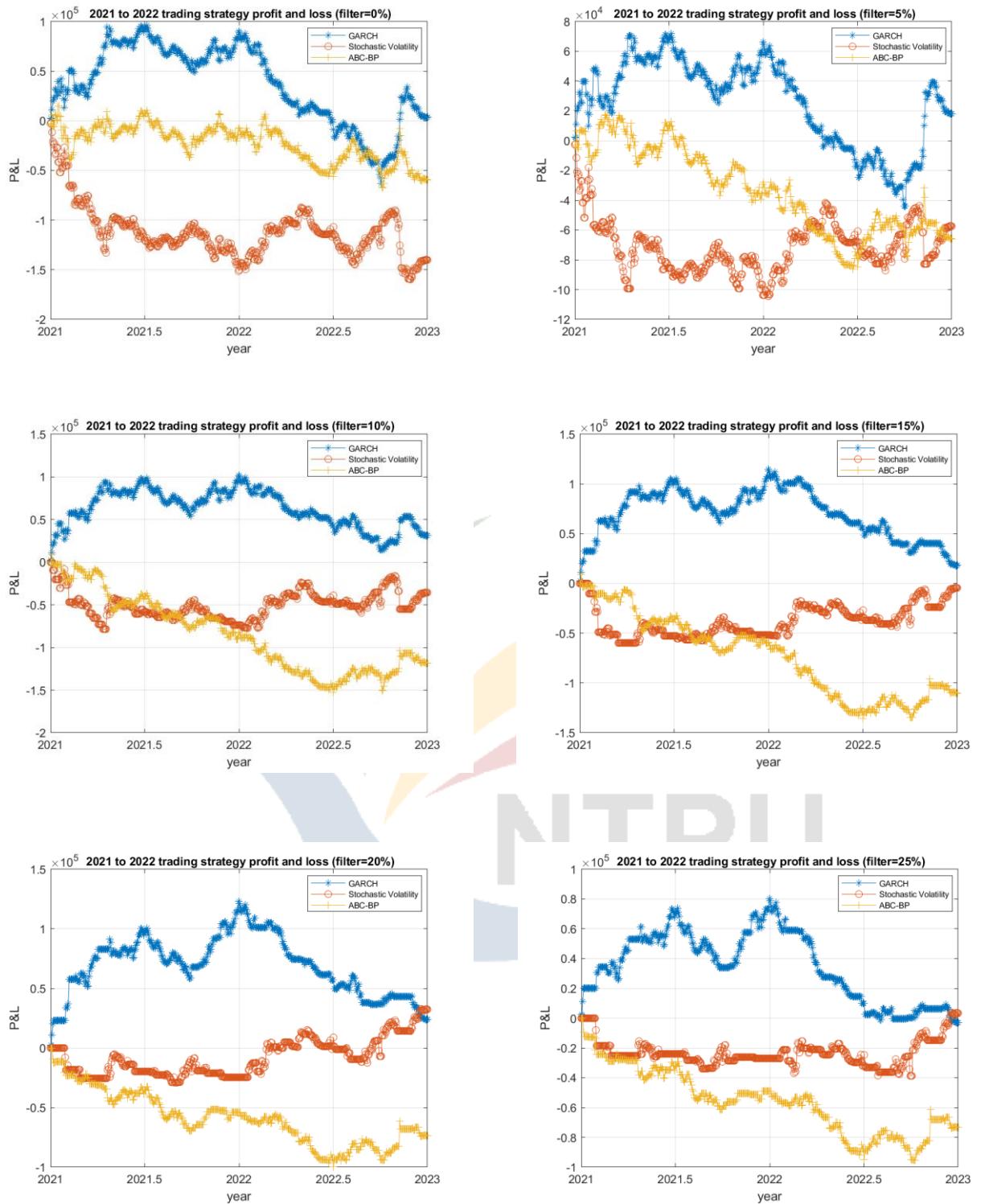
【圖 5-1】疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下買權交易策略之損益圖



【圖 5-2】疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下買權交易策略之損益圖



【圖 5-3】疫情前(2016 ~ 2019)考慮交易成本下買權交易策略之損益圖



【圖 5-4】疫情後(2021 ~ 2022)考慮交易成本下買權交易策略之損益圖

貳、賣權交易策略於疫情前後之績效與損益圖

【表 5-7】與【表 5-9】為不考慮交易成本與考慮交易成本下，疫情前單式策略賣權之績效，由夏普值可以得知，Hull and White (1987)之績效表現最佳，ABC-BP 表現最差，此外 Hull and White (1987)之勝率大約為 60%，GARCH 的勝率大約為 50%，ABC-BP 的勝率大約為 40%。【表 5-8】與【表 5-10】為不考慮交易成本與考慮交易成本下，疫情後單式策略賣權之績效，由夏普值可以得知，在價格過濾為 5% 時，GARCH 的績效表現最佳，在其他價格過濾下，Hull and White (1987)的表現最佳，在價格過濾為 0% 與 5% 時，ABC-BP 的績效表現最差，在價格過濾在 10% 到 25% 時，ABC-BP 的績效表現最差。勝率 GARCH 平均落在 44%，Hull and White (1987)平均落在 60%，ABC-BP 則大約落在 40%。

【表 5-11】與【表 5-12】為疫情前後賣權交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果，可以發現除了價格過濾 5% 的情況下，不論有無考慮交易成本，各賣權交易策略夏普值最大與最小的預測方法其報酬率都有顯著差異。

【圖 5-5】與【圖 5-7】是疫情前不考慮交易成本與考慮交易成本下，賣權交易策略之損益圖，Hull and White (1987)的總損益最高，ABC-BP 的總損益最低。

【圖 5-6】與【圖 5-8】是疫情後不考慮交易成本與考慮交易成本下，賣權交易策略之損益圖，在價格過濾為 0% 和 5% 的情況下，GARCH 的總損益最高，ABC-BP 的總損益最低，在價格過濾為 10% 至 25% 下 Hull and White (1987)的總損益最高，ABC-BP 的總損益最低。

【表 5-7】疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下賣權交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		-186.454	0.202	-0.586	49.6	536	443	979
Stochastic Volatility	0%	82.498	0.078	0.659	58.4	55	924	979
ABC-BP		-417.759	0.236	-1.117	43.6	788	191	979
GARCH		-278.342	0.202	-0.87	48.3	426	347	773
Stochastic Volatility	5%	111.394	0.061	1.142	58.8	19	881	900
ABC-BP		-471.76	0.243	-1.226	42.4	733	144	877
GARCH		-236.329	0.212	-0.705	48.7	357	251	608
Stochastic Volatility	10%	109.872	0.06	1.151	59.3	8	827	835
ABC-BP		-521.804	0.244	-1.351	42.1	694	116	810
GARCH		-287.215	0.218	-0.834	47.6	314	190	504
Stochastic Volatility	15%	108.038	0.059	1.138	59	7	779	786
ABC-BP		-575.716	0.249	-1.461	41.6	647	88	735
GARCH		-434.014	0.217	-1.265	45.5	280	140	420
Stochastic Volatility	20%	99.414	0.052	1.189	59.7	4	720	724
ABC-BP		-529.067	0.255	-1.309	41.8	590	73	663
GARCH		-564.002	0.221	-1.613	44.2	233	97	330
Stochastic Volatility	25%	139.451	0.042	2.069	59.8	3	662	665
ABC-BP		-525.329	0.262	-1.265	41.2	540	47	587

【表 5-8】疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下賣權交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		177.047	0.237	0.468	47.3	259	231	490
Stochastic Volatility	0%	119.267	0.095	0.788	56.7	13	477	490
ABC-BP		-68.882	0.264	-0.167	41.8	380	110	490
GARCH		249.727	0.249	0.63	46.9	218	179	397
Stochastic Volatility	5%	87.58	0.09	0.609	57.2	5	455	460
ABC-BP		18.635	0.271	0.041	42	361	87	448
GARCH		-275.794	0.231	-0.755	44	187	104	291
Stochastic Volatility	10%	60.141	0.086	0.431	56.9	2	427	429
ABC-BP		-134.689	0.276	-0.31	39.9	337	72	409
GARCH		-325.166	0.238	-0.863	42.3	156	71	227
Stochastic Volatility	15%	55.899	0.085	0.406	56.8	1	390	391
ABC-BP		-131.591	0.284	-0.294	39.3	307	57	364
GARCH		-112.424	0.256	-0.279	42.7	127	51	178
Stochastic Volatility	20%	63.463	0.084	0.47	57.4	1	363	364
ABC-BP		-8.947	0.293	-0.021	39	286	40	326
GARCH		-166.776	0.254	-0.416	42.5	106	40	146
Stochastic Volatility	25%	77.387	0.084	0.572	58.9	1	335	336
ABC-BP		-115.537	0.292	-0.252	36.9	258	24	282

【表 5-9】疫情前(2016~2019)考慮交易成本下賣權交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		-265.009	0.201	-0.834	49.6	536	443	979
Stochastic Volatility	0%	60.595	0.078	0.483	58.4	55	924	979
ABC-BP		-515.479	0.235	-1.382	43.6	788	191	979
GARCH		-362.708	0.202	-1.135	48.3	426	347	773
Stochastic Volatility	5%	92.57	0.061	0.951	58.8	19	881	900
ABC-BP		-574.07	0.242	-1.496	42.4	733	144	877
GARCH		-329.239	0.212	-0.984	48.7	357	251	608
Stochastic Volatility	10%	92.558	0.059	0.972	59.3	8	827	835
ABC-BP		-628.216	0.243	-1.632	42.1	694	116	810
GARCH		-388.047	0.217	-1.129	47.6	314	190	504
Stochastic Volatility	15%	90.846	0.059	0.959	59	7	779	786
ABC-BP		-687.28	0.248	-1.75	41.6	647	88	735
GARCH		-543.926	0.216	-1.589	45.5	280	140	420
Stochastic Volatility	20%	83.097	0.052	0.992	59.7	4	720	724
ABC-BP		-645.797	0.254	-1.604	41.8	590	73	663
GARCH		-685.941	0.22	-1.968	44.2	233	97	330
Stochastic Volatility	25%	123.232	0.042	1.832	59.8	3	662	665
ABC-BP		-649.527	0.261	-1.571	41.2	540	47	587

【表 5-10】疫情後(2021~2022)考慮交易成本下賣權交易策略之績效表現

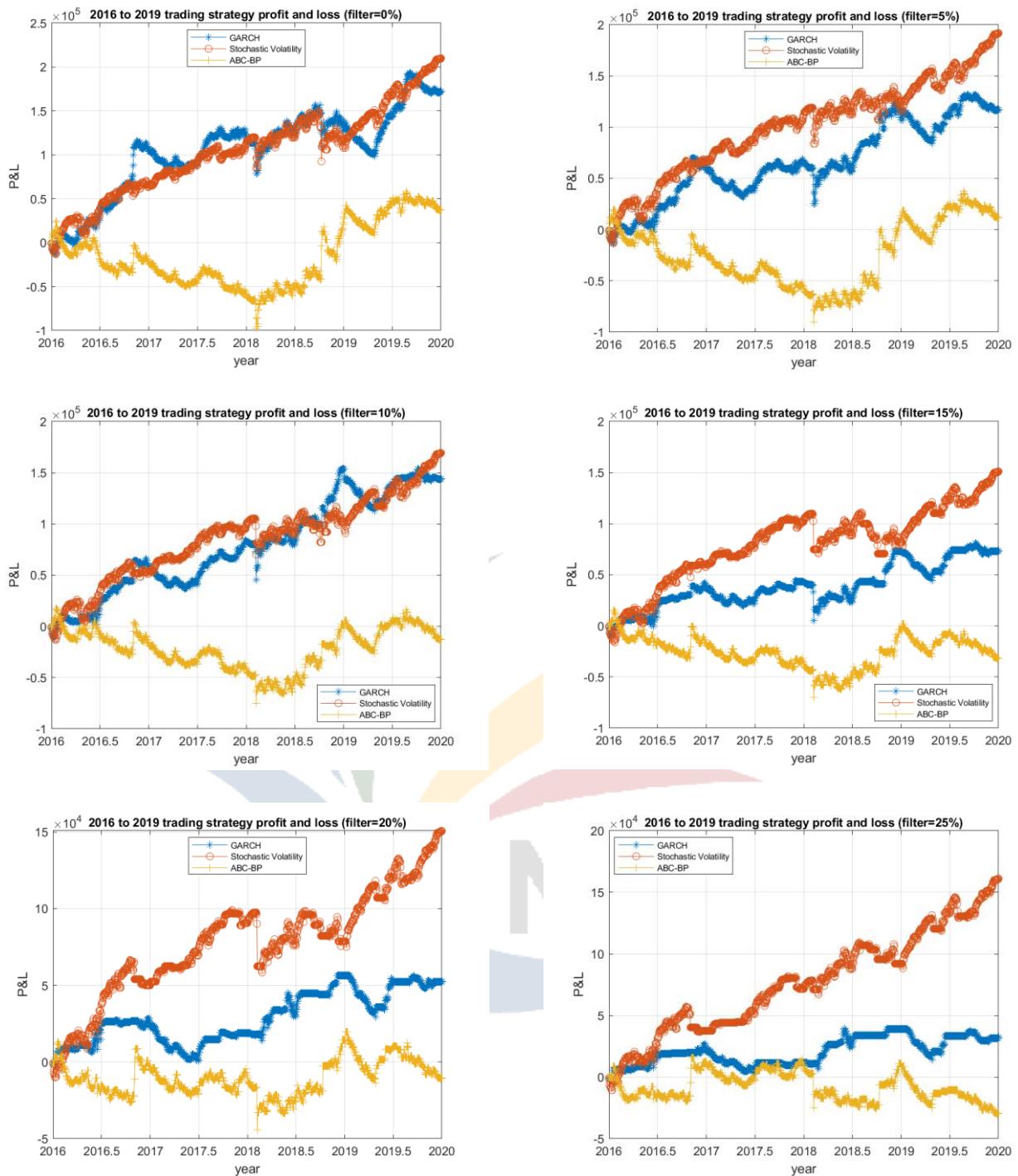
Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		115.108	0.236	0.304	46.9	259	231	490
Stochastic Volatility	0%	95.02	0.095	0.626	56.5	13	477	490
ABC-BP		-140.776	0.263	-0.339	41.6	380	110	490
GARCH		183.02	0.248	0.462	46.6	218	179	397
Stochastic Volatility	5%	64.16	0.09	0.444	57	5	455	460
ABC-BP		-55.06	0.27	-0.131	41.7	361	87	448
GARCH		-350.941	0.23	-0.963	43.6	187	104	291
Stochastic Volatility	10%	37.249	0.087	0.264	56.6	2	427	429
ABC-BP		-210.547	0.275	-0.484	39.6	337	72	409
GARCH		-406.678	0.237	-1.082	41.9	156	71	227
Stochastic Volatility	15%	33.408	0.085	0.239	56.5	1	390	391
ABC-BP		-210.048	0.283	-0.47	39	307	57	364
GARCH		-199.205	0.255	-0.494	42.7	127	51	178
Stochastic Volatility	20%	41.079	0.084	0.301	57.1	1	363	364
ABC-BP		-91.143	0.292	-0.199	38.7	286	40	326
GARCH		-258.9	0.253	-0.648	42.5	106	40	146
Stochastic Volatility	25%	55.083	0.084	0.405	58.6	1	335	336
ABC-BP		-202.121	0.29	-0.441	36.5	258	24	282

【表 5-11】疫情前(2016~2019)賣權交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果

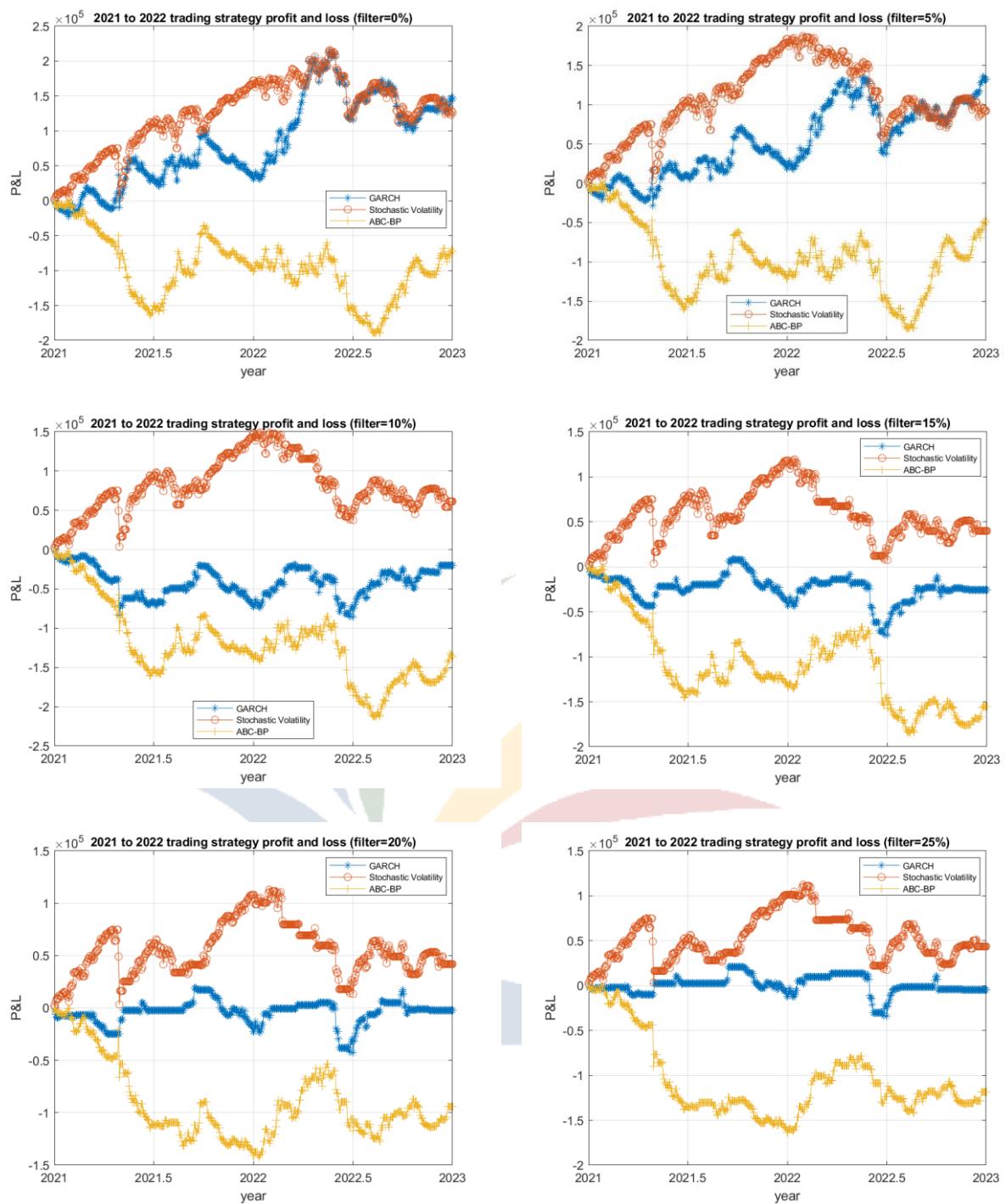
pre-COVID		without transaction cost					with transaction cost				
Filter	selected percentile	25%	50%	75%	95%	p-value	0.25	50%	75%	95%	p-value
0%	The best	-0.0162	0.0073	0.0295	0.0793	<0.01***	-0.0169	0.0068	0.0289	0.0785	<0.01***
	The worst	-0.1511	-0.0178	0.0692	0.3454		-0.1541	-0.0207	0.0670	0.3403	
5%	The best	-0.0159	0.0074	0.0280	0.0715	<0.01***	-0.0167	0.0068	0.0275	0.0709	<0.01***
	The worst	-0.1610	-0.0244	0.0693	0.3568		-0.1654	-0.0269	0.0672	0.3510	
10%	The best	-0.0152	0.0076	0.0279	0.0691	<0.01***	-0.0158	0.0070	0.0274	0.0685	<0.01***
	The worst	-0.1684	-0.0258	0.0716	0.3671		-0.1724	-0.0281	0.0709	0.3608	
15%	The best	-0.0149	0.0077	0.0277	0.0674	<0.01***	-0.0155	0.0071	0.0270	0.0669	<0.01***
	The worst	-0.1754	-0.0273	0.0804	0.3688		-0.1802	-0.0328	0.0780	0.3639	
20%	The best	-0.0144	0.0081	0.0275	0.0655	<0.01***	-0.0149	0.0075	0.0269	0.0649	<0.01***
	The worst	-0.1754	-0.0273	0.0847	0.3770		-0.1802	-0.0328	0.0812	0.3714	
25%	The best	-0.0132	0.0081	0.0276	0.0655	<0.01***	-0.0139	0.0075	0.0270	0.0648	<0.01***
	The worst	-0.1333	-0.0126	0.0654	0.3148		-0.1389	-0.0151	0.0617	0.3044	

【表 5-12】疫情後(2021~2022)賣權交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果

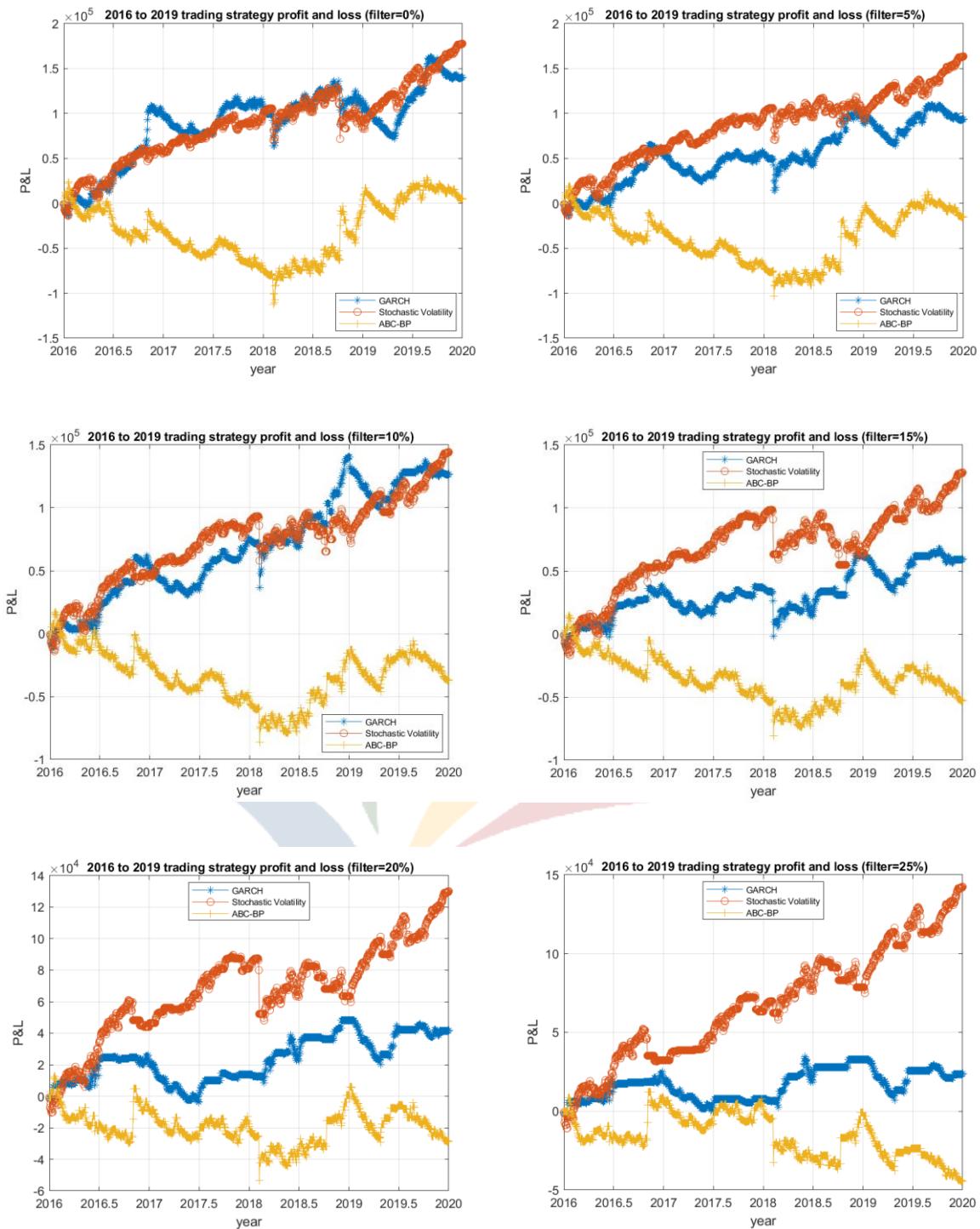
post-COVID		without transaction cost					with transaction cost				
Filter	selected percentile	25%	50%	75%	95%	p-value	0.25	50%	75%	95%	p-value
0%	The best	-0.0309	0.0116	0.0599	0.1288	<0.01***	-0.0321	0.0110	0.0588	0.1279	<0.01***
	The worst	-0.1511	-0.0167	0.0963	0.4602		-0.1555	-0.0193	0.0950	0.4561	
5%	The best	-0.1199	0.0000	0.0855	0.3929	0.25536	-0.1219	-0.0022	0.0846	0.3892	0.23957
	The worst	-0.1572	-0.0167	0.1026	0.4786		-0.1595	-0.0193	0.0999	0.4750	
10%	The best	-0.0315	0.0110	0.0564	0.1100	<0.01***	-0.0323	0.0103	0.0556	0.1093	<0.01***
	The worst	-0.1357	-0.0162	0.0704	0.2999		-0.1382	-0.0173	0.0674	0.2920	
15%	The best	-0.0305	0.0110	0.0540	0.1094	<0.01***	-0.0315	0.0103	0.0532	0.1085	<0.01***
	The worst	-0.1423	-0.0208	0.0642	0.3238		-0.1438	-0.0231	0.0628	0.3202	
20%	The best	-0.0291	0.0123	0.0529	0.1078	<0.01***	-0.0301	0.0114	0.0521	0.1069	<0.01***
	The worst	-0.1507	-0.0217	0.0644	0.4475		-0.1555	-0.0244	0.0635	0.4420	
25%	The best	-0.0262	0.0138	0.0530	0.1051	<0.01***	-0.0272	0.0129	0.0522	0.1044	<0.01***
	The worst	-0.1603	-0.0185	0.0738	0.4649		-0.1626	-0.0205	0.0729	0.4606	



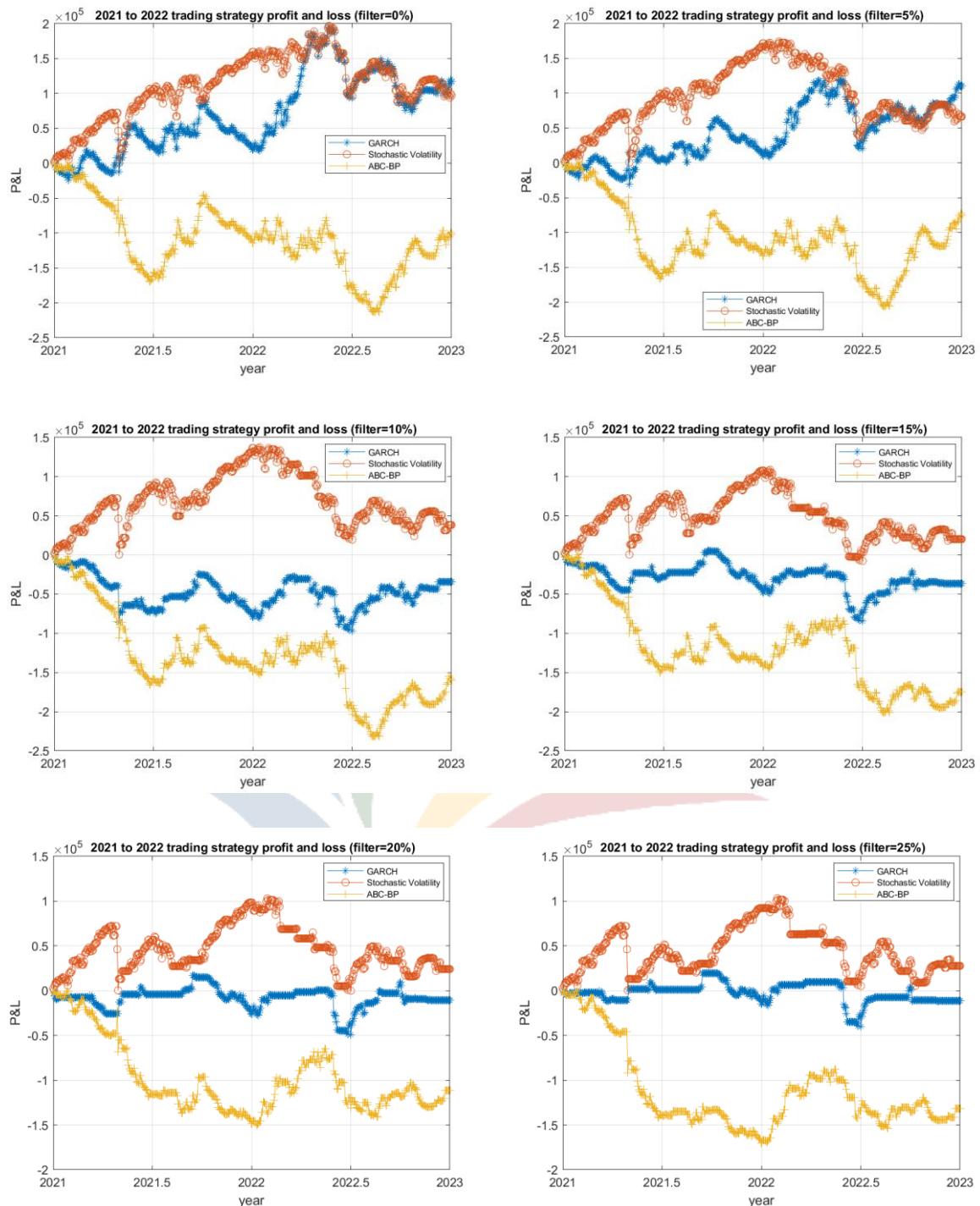
【圖 5-5】疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下賣權交易策略之損益圖



【圖 5-6】疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下賣權交易策略之損益圖



【圖 5-7】疫情前(2016~2019)考慮交易成本下賣權交易策略之損益圖



【圖 5-8】疫情後(2020~2021)考慮交易成本下賣權交易策略之損益圖

參、跨式交易策略於疫情前後之績效與損益圖

【表 5-13】為不考慮交易成本下，疫情前跨式策略之績效，由夏普值可以得知，在價格過濾為 0% 與 10% 時，Hull and White (1987) 之績效表現最佳，GARCH 表現最差，在 5%、15%、20%、25% 價格過濾時，GARCH 表現最佳，ABC-BP 在有價格過濾下表現最差，勝率 GARCH、Hull and White (1987) 和 ABC-BP 分別大約是 46%、60% 和 40%。【表 5-14】為不考慮交易成本下，疫情後跨式策略之績效，由夏普值可以得知，GARCH 的績效表現最佳，ABC-BP 表現最差，勝率 GARCH 平均落在 50%，Hull and White (1987) 平均落在 60%，ABC-BP 則大約落在 40%。

【表 5-15】為考慮交易成本下，疫情前跨式策略之績效，由夏普值可以得之，Hull and White (1987) 的績效表現最佳，ABC-BP 的績效表現最差。Hull and White (1987) 之勝率大約為 60%，GARCH 的勝率大約為 43%，ABC-BP 的勝率大約為 40% 【表 5-16】為考慮交易成本下，疫情後跨式策略之績效，由夏普值可以得知，Hull and White (1987) 之績效表現最佳，ABC-BP 的績效表現最差。GARCH 的勝率大約落在 40%，Hull and White (1987) 的勝率大約在 64% 左右，ABC-BP 的勝率大約在 40%。

【表 5-17】與【表 5-18】是疫情前後跨式交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果，疫情前，不考慮交易成本下，價格過濾為 0% 和 15% 時，報酬率有顯著差異，考慮交易成本下，在各價格過濾下，報酬率皆有顯著差異。疫情後，不考慮交易成本下，價格過濾為 0% 和 25% 時，報酬率有顯著差異，考慮交易成本下，在各價格過濾下，報酬率皆有顯著差異。

【圖 5-9】是疫情前不考慮交易成本下，跨式交易策略之損益圖，在無價格過濾時，Hull and White (1987) 的總損益最高，在 5% 至 25% 價格過濾下，GARCH 的總損益最高，在 25% 價格過濾下，ABC-BP 的總損益最高。【圖 5-10】是疫情後不考慮交易成本下，跨式交易策略之損益圖，在無價格過濾時，GARCH 的總損益最高，ABC-BP 的總損益最低，在價格過濾為 5% 至 25% 下 Hull and White (1987) 的總損益最高，ABC-BP 的總損益最低。【圖 5-11】是疫情前考慮交易成本下，跨式交易策略之損益圖的結果，在各價格過濾下 Hull and White (1987) 的總損益最高，GARCH 的總損益最低。【圖 5-12】是疫情後考慮交易成本下，跨式交易策略之損益圖，在各價格過濾下 Hull and White (1987) 的總損益最高，而 ABC-BP 總損益最低。

【表 5-13】疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下跨式交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of Buy	Number of Sell	Trading day
GARCH		25.949	0.091	0.173	46.2	801	178	979
Stochastic Volatility	0%	19.734	0.051	0.231	55.6	102	877	979
ABC-BP		-0.651	0.104	-0.01	44.1	899	80	979
GARCH		59.3	0.091	0.403	46	736	123	859
Stochastic Volatility	5%	22.437	0.045	0.298	55.5	49	781	830
ABC-BP		8.263	0.106	0.043	43.3	838	45	883
GARCH		112.662	0.09	0.784	45.4	658	67	725
Stochastic Volatility	10%	55.919	0.041	0.853	57	21	653	674
ABC-BP		-1.246	0.098	0.001	42.6	767	21	788
GARCH		159.201	0.09	1.103	45.9	561	36	597
Stochastic Volatility	15%	44.195	0.041	0.67	57.9	18	557	575
ABC-BP		43.102	0.099	0.268	42.2	698	10	708
GARCH		170.086	0.087	1.227	46	451	19	470
Stochastic Volatility	20%	53.431	0.041	0.8	58	13	466	479
ABC-BP		54.554	0.098	0.346	42.1	614	3	617
GARCH		185.36	0.086	1.351	45.6	367	4	371
Stochastic Volatility	25%	57.515	0.044	0.809	57.9	10	375	385
ABC-BP		87.279	0.097	0.558	42.4	507	2	509

【表 5-14】疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下跨式交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		199.914	0.092	1.361	51.6	336	154	490
Stochastic Volatility	0%	87.913	0.061	0.896	60	23	467	490
ABC-BP		-23.283	0.103	-0.148	42.7	414	76	490
GARCH		190.241	0.094	1.27	49.4	298	97	395
Stochastic Volatility	5%	97.908	0.06	1.01	60.1	10	444	454
ABC-BP		-9.203	0.103	-0.062	42.9	369	53	422
GARCH		155.774	0.091	1.077	46	246	56	302
Stochastic Volatility	10%	82.375	0.052	0.986	60.7	5	402	407
ABC-BP		-30.024	0.102	-0.192	41.8	314	35	349
GARCH		91.452	0.071	0.807	45.2	199	40	239
Stochastic Volatility	15%	45.107	0.05	0.552	60.7	2	336	338
ABC-BP		47.023	0.103	0.283	41.9	262	22	284
GARCH		37.656	0.066	0.352	43.3	176	25	201
Stochastic Volatility	20%	24.839	0.047	0.317	62.5	1	263	264
ABC-BP		-71.375	0.092	-0.497	39	213	10	223
GARCH		33.432	0.059	0.347	44.4	142	18	160
Stochastic Volatility	25%	113.747	0.049	1.452	67.4	1	192	193
ABC-BP		-213.186	0.082	-1.646	36.3	164	4	168

【表 5-15】疫情前(2016~2019)考慮交易成本下跨式交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		-96.839	0.093	-0.66	41.6	801	178	979
Stochastic Volatility	0%	30.688	0.051	0.367	58.6	102	877	979
ABC-BP		-78.823	0.103	-0.487	42.4	899	80	979
GARCH		-77.552	0.093	-0.533	42.4	736	123	859
Stochastic Volatility	5%	38.194	0.045	0.52	58.9	49	781	830
ABC-BP		-74.186	0.106	-0.447	41.4	838	45	883
GARCH		-8.648	0.091	-0.067	42.6	658	67	725
Stochastic Volatility	10%	74.921	0.04	1.152	60.7	21	653	674
ABC-BP		-84.669	0.098	-0.55	40.6	767	21	788
GARCH		37.88	0.091	0.255	43	561	36	597
Stochastic Volatility	15%	63.263	0.04	0.97	61.6	18	557	575
ABC-BP		-45.03	0.098	-0.295	40.1	698	10	708
GARCH		16.229	0.087	0.11	42.8	451	19	470
Stochastic Volatility	20%	73.187	0.041	1.107	61.8	13	466	479
ABC-BP		-35.375	0.097	-0.236	40	614	3	617
GARCH		79.056	0.086	0.571	43.1	367	4	371
Stochastic Volatility	25%	77.562	0.044	1.103	62.1	10	375	385
ABC-BP		-3.887	0.097	-0.032	40.5	507	2	509

【表 5-16】疫情後(2021~2022)考慮交易成本下跨式交易策略之績效表現

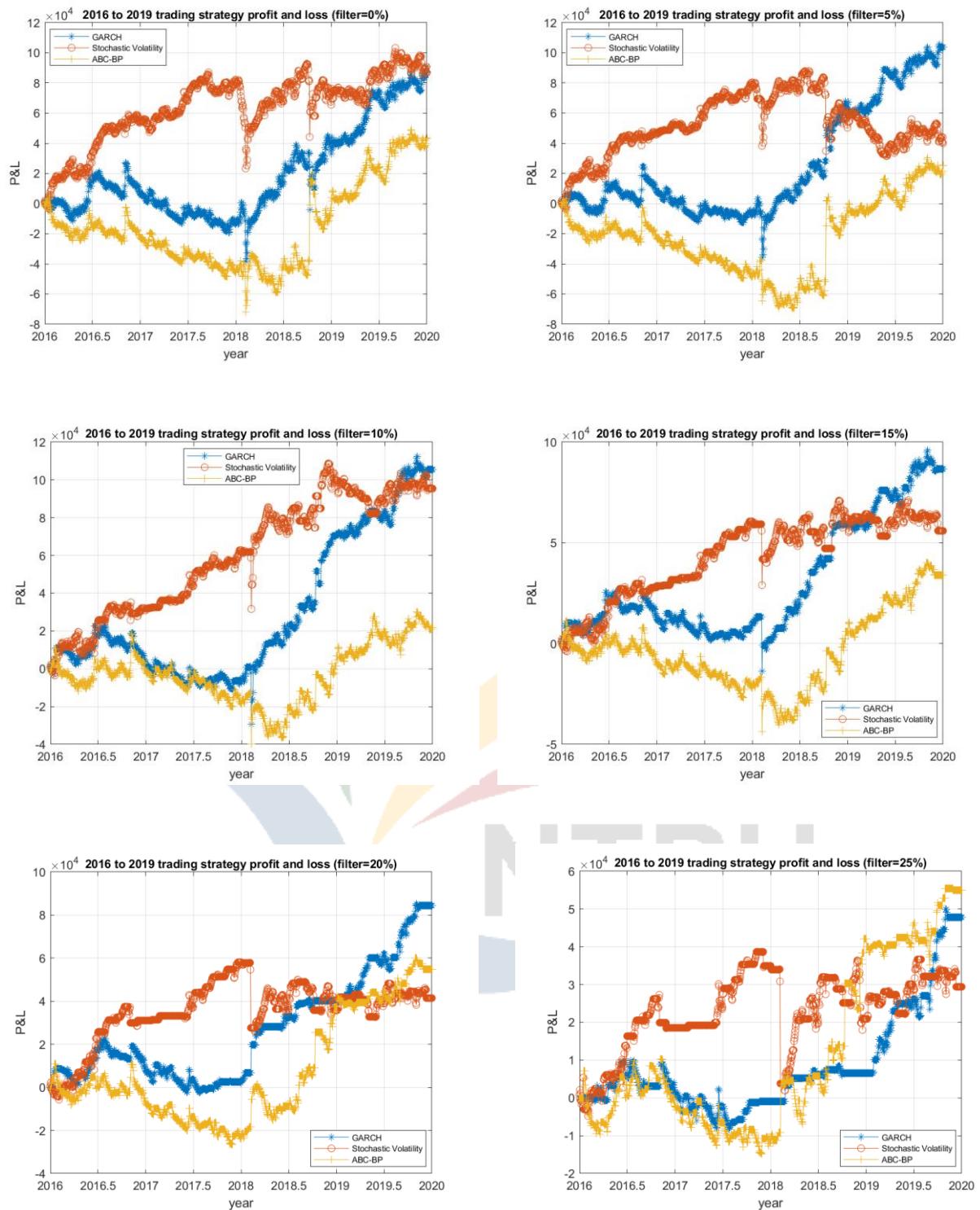
Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		13.985	0.105	0.078	42	336	154	490
Stochastic Volatility	0%	113.546	0.061	1.163	62.2	23	467	490
ABC-BP		-73.947	0.103	-0.459	41.6	414	76	490
GARCH		135.803	0.105	0.806	43.3	298	97	395
Stochastic Volatility	5%	125.764	0.06	1.304	62.6	10	444	454
ABC-BP		-63.143	0.103	-0.392	41.7	369	53	422
GARCH		131.141	0.1	0.822	42.1	246	56	302
Stochastic Volatility	10%	111.092	0.052	1.335	63.4	5	402	407
ABC-BP		-86.68	0.102	-0.543	40.4	314	35	349
GARCH		-28.582	0.078	-0.24	41.8	199	40	239
Stochastic Volatility	15%	74.623	0.05	0.922	63	2	336	338
ABC-BP		-12.48	0.102	-0.083	40.8	262	22	284
GARCH		-59.95	0.072	-0.53	41.3	176	25	201
Stochastic Volatility	20%	54.625	0.047	0.713	65.2	1	263	264
ABC-BP		-133.976	0.092	-0.928	37.2	213	10	223
GARCH		-105.248	0.065	-1.03	41.3	142	18	160
Stochastic Volatility	25%	143.651	0.049	1.84	69.4	1	192	193
ABC-BP		-277.756	0.082	-2.148	34.5	164	4	168

【表 5-17】疫情前(2016~2019)跨式交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果

pre-COVID		without transaction cost					with transaction cost				
Filter	selected percentile	25%	50%	75%	95%	p-value	25%	50%	75%	95%	p-value
0%	The best	-0.0125	0.0029	0.0148	0.0556	<0.01***	-0.0118	0.0035	0.0155	0.0561	<0.01***
	The worst	-0.0480	-0.0093	0.0354	0.1688		-0.0516	-0.0128	0.0334	0.1587	
5%	The best	-0.0409	-0.0039	0.0343	0.1615	0.16984	-0.0114	0.0037	0.0145	0.0489	<0.01***
	The worst	-0.0489	-0.0104	0.0357	0.1761		-0.0520	-0.0138	0.0335	0.1724	
10%	The best	-0.0373	0.0000	0.0254	0.1569	0.24903	-0.0087	0.0040	0.0145	0.0477	<0.01***
	The worst	-0.0478	-0.0104	0.0356	0.1764		-0.0514	-0.0139	0.0319	0.1727	
15%	The best	-0.0381	-0.0031	0.0379	0.1627	0.048602**	-0.0086	0.0040	0.0145	0.0465	<0.01***
	The worst	-0.0096	0.0032	0.0141	0.0456		-0.0488	-0.0139	0.0333	0.1761	
20%	The best	-0.0375	-0.0029	0.0357	0.1626	0.1031	-0.0085	0.0047	0.0157	0.0451	<0.01***
	The worst	-0.0447	-0.0102	0.0342	0.1705		-0.0482	-0.0138	0.0305	0.1663	
25%	The best	-0.0374	-0.0031	0.0387	0.1549	0.22693	-0.0069	0.0047	0.0148	0.0471	<0.01***
	The worst	-0.0417	-0.0077	0.0334	0.1713		-0.0453	-0.0113	0.0298	0.1665	

【表 5-18】疫情後(2021~2022)跨式交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果

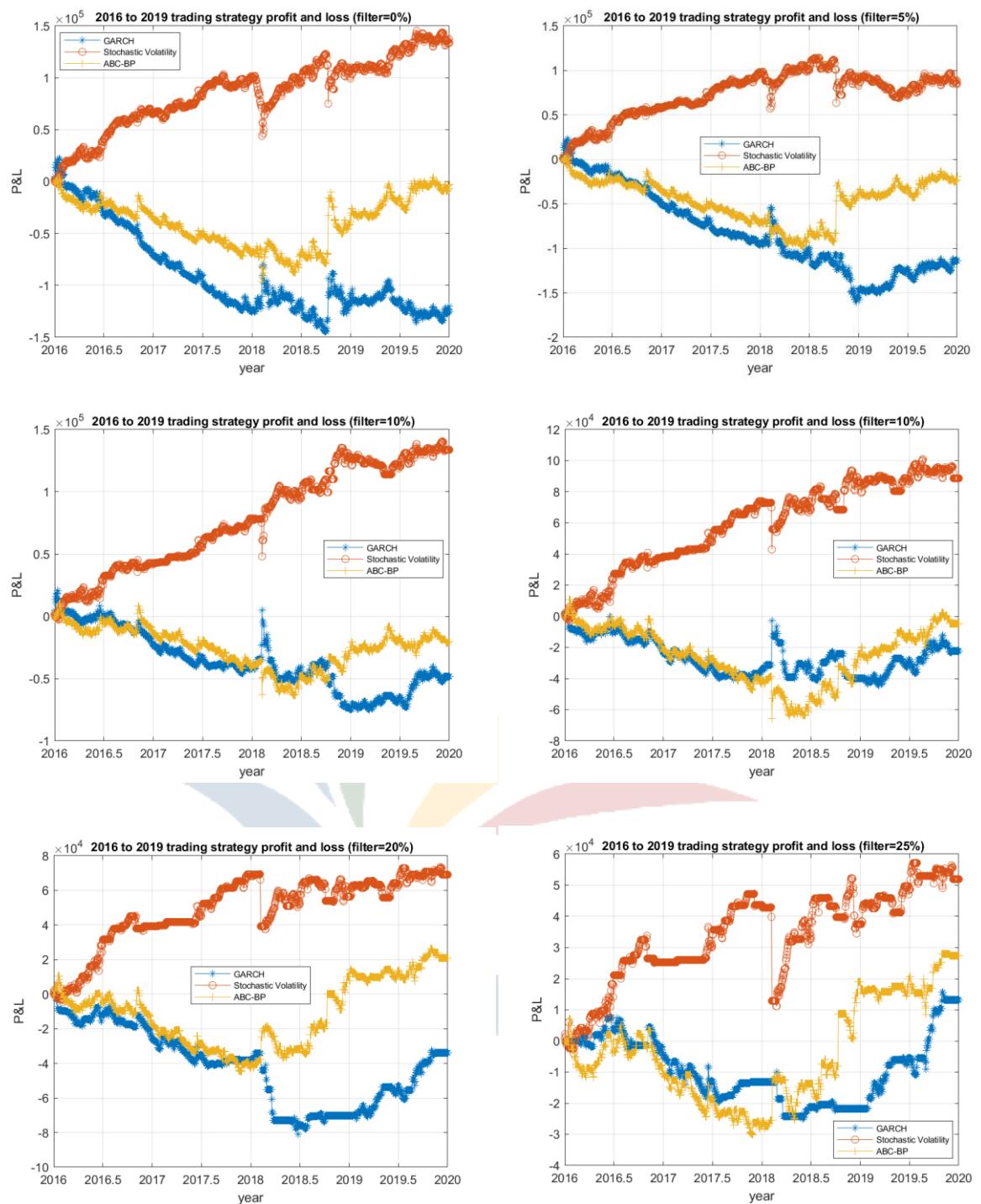
post-COVID		without transaction cost					with transaction cost				
Filter	selected percentile	25%	50%	75%	95%	p-value	25%	50%	75%	95%	p-value
0%	The best	-0.0395	0.0017	0.0423	0.1569	0.024945**	-0.0159	0.0091	0.0306	0.0738	<0.01***
	The worst	-0.0513	-0.0068	0.0398	0.1702		-0.0539	-0.0094	0.0375	0.1671	
5%	The best	-0.0404	0.0000	0.0436	0.1601	0.11557	-0.0153	0.0091	0.0298	0.0737	<0.01***
	The worst	-0.0488	-0.0063	0.0397	0.1517		-0.0514	-0.0088	0.0371	0.1488	
10%	The best	-0.0403	-0.0029	0.0398	0.1258	0.16248	-0.0147	0.0102	0.0286	0.0690	<0.01***
	The worst	-0.0490	-0.0077	0.0316	0.1472		-0.0514	-0.0103	0.0296	0.1442	
15%	The best	-0.0398	0.0000	0.0402	0.1155	0.12974	-0.0129	0.0102	0.0255	0.0611	<0.01***
	The worst	-0.0488	-0.0086	0.0333	0.1541		-0.0447	-0.0100	0.0373	0.1187	
20%	The best	-0.0399	-0.0071	0.0351	0.1084	0.16019	-0.0124	0.0107	0.0237	0.0500	<0.01***
	The worst	-0.0521	-0.0139	0.0266	0.1328		-0.0546	-0.0166	0.0239	0.1298	
25%	The best	-0.0087	0.0126	0.0287	0.0539	<0.01***	-0.0075	0.0138	0.0299	0.0549	<0.01***
	The worst	-0.0549	-0.0205	0.0183	0.1274		-0.0576	-0.0231	0.0156	0.1243	



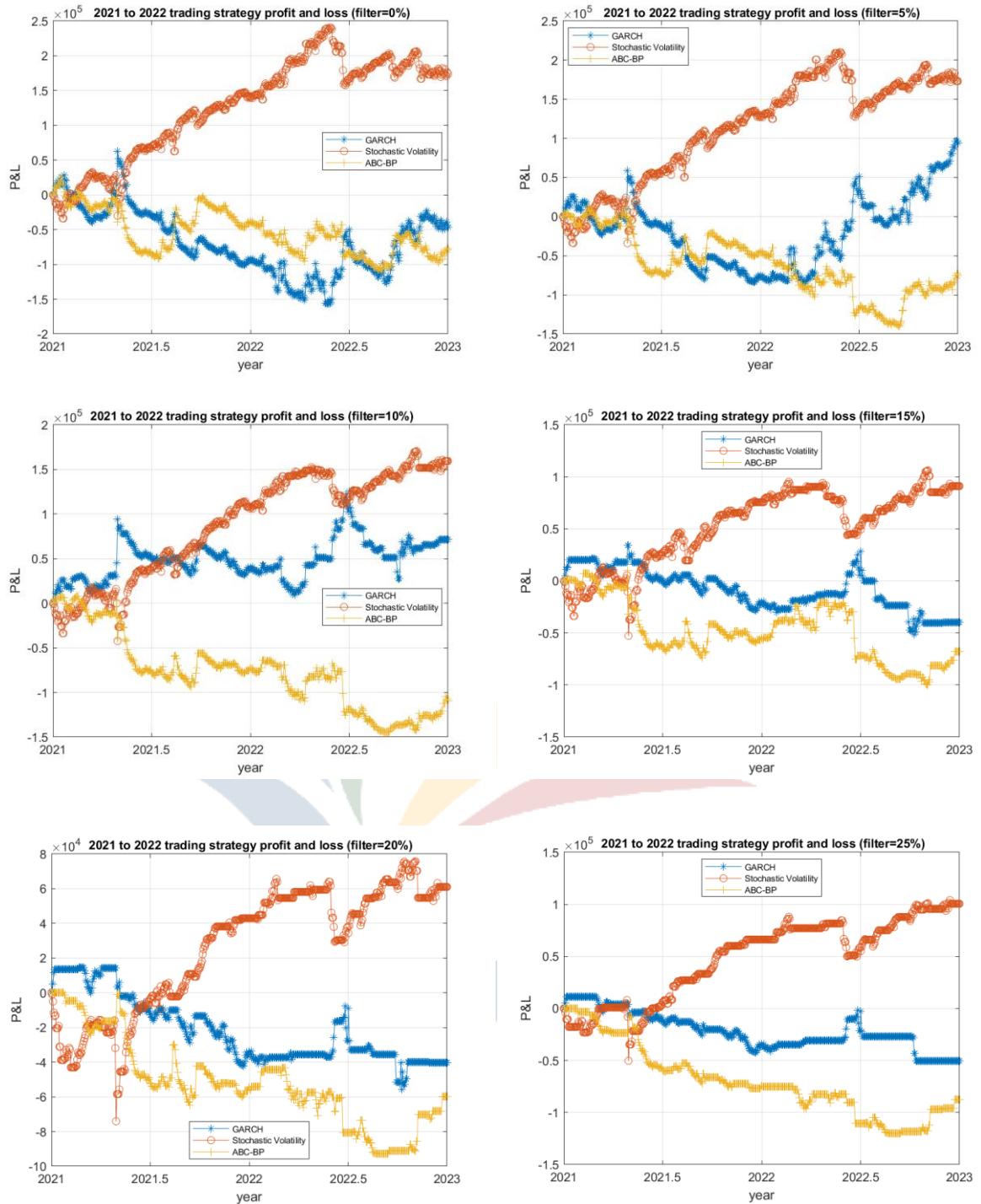
【圖 5-9】疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下跨式交易策略之損益圖



【圖 5-10】疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下跨式交易策略之損益圖



【圖 5-11】疫情前(2016~2019)考慮交易成本下跨式交易策略之損益圖



【圖 5-12】疫情後(2021~2022)考慮交易成本下跨式交易策略之損益圖

肆、勒式交易策略於疫情前後之績效與損益圖

【表 5-19】為不考慮交易成本下，疫情前勒式策略之績效，由夏普值可以得知，總體來說，Hull and White (1987)表現最好，ABC-BP 表現最差，勝率 GARCH、Hull and White (1987)和 ABC-BP 分別大約是 45%、60% 和 40%。【表 5-20】為不考慮交易成本下，疫情後勒式策略之績效，由夏普值可以得知，GARCH 的績效表現最佳，ABC-BP 表現最差，勝率 GARCH 平均落在 46%，Hull and White (1987)平均落在 60%，ABC-BP 則大約落在 40%。【表 5-21】為考慮交易成本下，疫情前勒式策略之績效，由夏普值可以得之，ABC-BP 的績效表現最佳，GARCH 表現最差。Hull and White (1987)之勝率大約為 60%，GARCH 的勝率大約為 40%，ABC-BP 的勝率大約是 3%。【表 5-22】為考慮交易成本下，疫情後勒式策略之績效，由夏普值可以得知，Hull and White (1987)之績效表現最佳，ABC-BP 表現最差。Hull and White (1987)的勝率大約在 60% 左右，GARCH 的勝率大約為 40%，ABC-BP 的勝率大約是 5%。

【表 5-23】與【表 5-24】是疫情前後勒式交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果，疫情前，不考慮交易成本下，除了價格過濾為 5% 時，其他價格過濾下之報酬率有顯著差異，考慮交易成本下，在各價格過濾下，報酬率皆有顯著差異。疫情後，不考慮交易成本下，各價格過濾下之報酬率不存在顯著差異，考慮交易成本下，在各價格過濾下，報酬率皆有顯著差異。

【圖 5-13】是疫情前不考慮交易成本下，勒式交易策略之損益圖，在 5% 與價格過濾時，GARCH 的總損益最高，在其他價格過濾下，Hull and White (1987)的總損益最高。【圖 5-14】是疫情後不考慮交易成本下，勒式交易策略之損益圖，在所有價格過濾下，ABC-BP 的總損益最低，在價格過濾為 0% 至 10% 時，GARCH 的總損益最高，在價格過濾為 15% 至 25% 下 Hull and White (1987)的總損益最高。

【圖 5-15】是疫情前考慮交易成本下，勒式交易策略之損益圖的結果，Hull and White (1987)的總損益最高，GARCH 總損益最低。【圖 5-16】是疫情後考慮交易成本下，勒式交易策略之損益圖，在各價格過濾下 Hull and White (1987)的總損益最高，在價格過濾為 10% 至 25% 下 ABC-BP 的總損益最低。

【表 5-19】疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下勒式交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		9.15	0.145	0.035	45.6	789	190	979
Stochastic Volatility	0%	40.227	0.063	0.39	58.4	44	935	979
ABC-BP		-51.401	0.164	-0.201	42.5	900	79	979
GARCH		46.122	0.149	0.191	45.1	756	138	894
Stochastic Volatility	5%	3.744	0.059	0.029	58.2	24	901	925
ABC-BP		-56.271	0.167	-0.216	42.1	864	52	916
GARCH		125.304	0.151	0.519	45.2	701	100	801
Stochastic Volatility	10%	58.083	0.05	0.717	58.5	14	852	866
ABC-BP		-79.239	0.159	-0.317	41.3	820	34	854
GARCH		92.739	0.151	0.382	45	649	75	724
Stochastic Volatility	15%	62.517	0.051	0.756	59	12	780	792
ABC-BP		-77.369	0.161	-0.306	40.6	778	17	795
GARCH		106.395	0.153	0.434	45.6	593	52	645
Stochastic Volatility	20%	78.468	0.051	0.965	59.3	10	703	713
ABC-BP		-52.142	0.164	-0.204	40.6	735	7	742
GARCH		84.043	0.157	0.332	44.2	547	28	575
Stochastic Volatility	25%	65.348	0.053	0.771	58.8	10	621	631
ABC-BP		-91.158	0.163	-0.357	40	691	4	695

【表 5-20】疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下勒式交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		170.648	0.128	0.837	48.2	333	157	490
Stochastic Volatility	0%	61.773	0.066	0.577	59.8	11	479	490
ABC-BP		20.553	0.149	0.083	41.8	410	80	490
GARCH		266.826	0.13	1.284	49.2	309	126	435
Stochastic Volatility	5%	81.734	0.064	0.792	60.5	4	469	473
ABC-BP		69.807	0.152	0.286	41.5	379	62	441
GARCH		216.31	0.124	1.091	47.6	261	92	353
Stochastic Volatility	10%	85.626	0.063	0.844	60.9	2	446	448
ABC-BP		19.217	0.155	0.074	40.5	342	46	388
GARCH		297.993	0.117	1.603	46.2	227	59	286
Stochastic Volatility	15%	103.712	0.063	1.027	61.2	1	401	402
ABC-BP		55.196	0.152	0.225	40.9	309	28	337
GARCH		247.087	0.113	1.376	45.5	208	45	253
Stochastic Volatility	20%	115.311	0.064	1.123	62.2	1	348	349
ABC-BP		50.053	0.154	0.201	40.7	277	20	297
GARCH		221.552	0.113	1.23	43.8	191	33	224
Stochastic Volatility	25%	108.809	0.064	1.066	62.2	1	295	296
ABC-BP		77.15	0.151	0.317	38.6	244	7	251

【表 5-21】疫情前(2016~2019)考慮交易成本下勒式交易策略之績效表現

Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		-159.862	0.146	-0.696	40.1	789	190	979
Stochastic Volatility	0%	53.488	0.063	0.523	60.4	44	935	979
ABC-BP		27.545	0.019	0.876	5.7	900	79	979
GARCH		-146.349	0.149	-0.623	40.3	756	138	894
Stochastic Volatility	5%	19.91	0.059	0.203	60.3	24	901	925
ABC-BP		14.649	0.018	0.474	3.9	864	52	916
GARCH		-48.175	0.151	-0.206	41.4	701	100	801
Stochastic Volatility	10%	75.658	0.05	0.941	60.7	14	852	866
ABC-BP		9.999	0.018	0.318	2.9	820	34	854
GARCH		-53.731	0.151	-0.229	42.1	649	75	724
Stochastic Volatility	15%	80.307	0.051	0.979	61.2	12	780	792
ABC-BP		18.596	0.01	1.112	1.6	778	17	795
GARCH		-47.186	0.153	-0.199	42.5	593	52	645
Stochastic Volatility	20%	96.563	0.05	1.199	61.9	10	703	713
ABC-BP		18.208	0.009	1.168	0.8	735	7	742
GARCH		-82.34	0.157	-0.335	41.4	547	28	575
Stochastic Volatility	25%	83.25	0.052	0.992	61.3	10	621	631
ABC-BP		14.14	0.008	1.019	0.6	691	4	695

【表 5-22】疫情後(2021~2022)考慮交易成本下勒式交易策略之績效表現

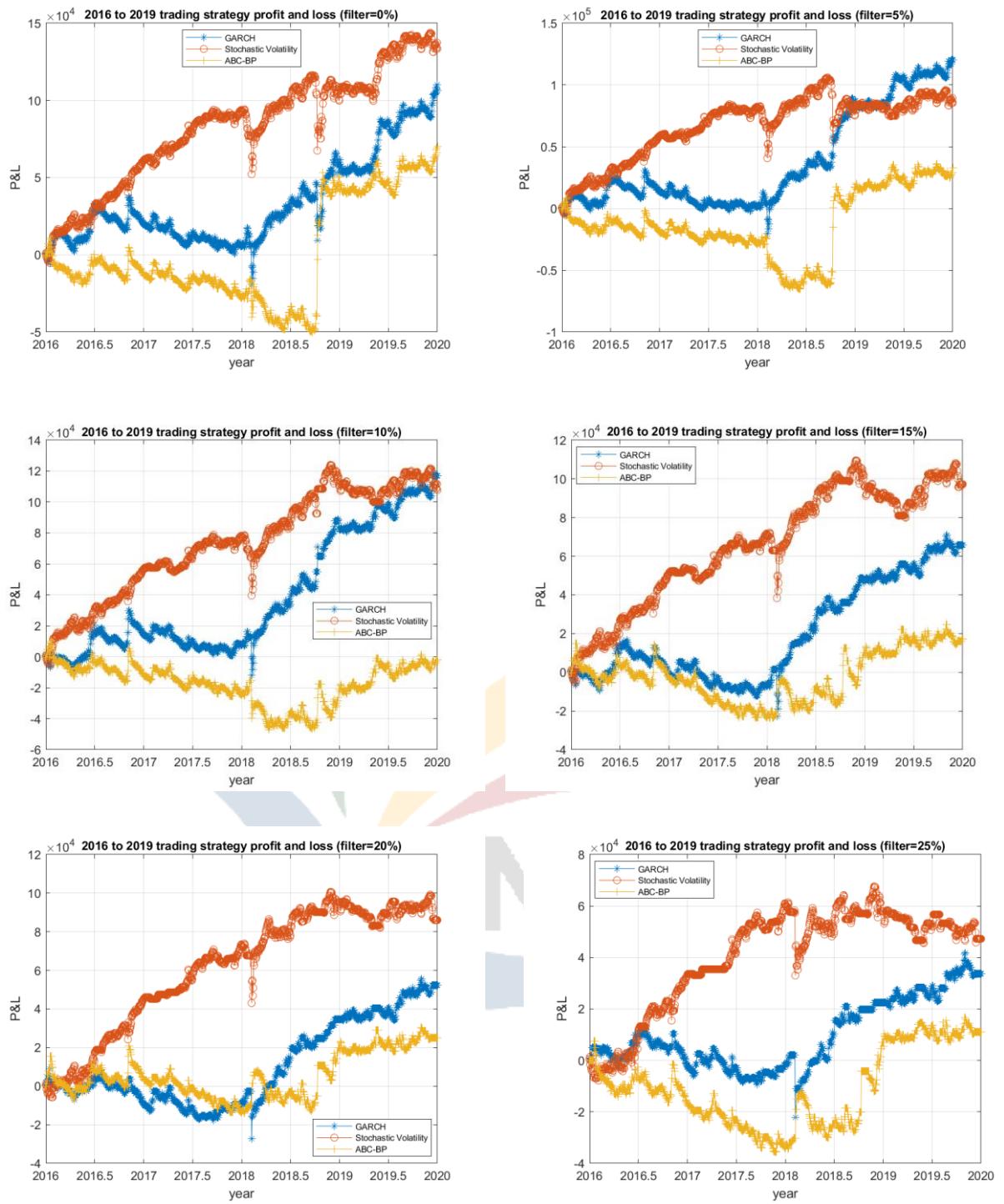
Forecast methods	Filter	Annual return(%)	Standard deviation	Sharpe ratio	Winning rate(%)	Number of buys	Number of sells	Trading day
GARCH		25.685	0.135	0.115	40.8	333	157	490
Stochastic Volatility	0%	87.876	0.066	0.825	61.2	11	479	490
ABC-BP		27.958	0.032	0.535	9.2	410	80	490
GARCH		72.465	0.137	0.328	40.7	309	126	435
Stochastic Volatility	5%	109.014	0.064	1.061	61.7	4	469	473
ABC-BP		1.419	0.031	0.009	7.3	379	62	441
GARCH		86.777	0.131	0.413	40.2	261	92	353
Stochastic Volatility	10%	113.252	0.063	1.121	62.1	2	446	448
ABC-BP		-14.944	0.029	-0.351	5.9	342	46	388
GARCH		164.408	0.123	0.84	40.9	227	59	286
Stochastic Volatility	15%	131.659	0.063	1.309	62.4	1	401	402
ABC-BP		-18.688	0.028	-0.436	4.2	309	28	337
GARCH		77.499	0.117	0.413	41.1	208	45	253
Stochastic Volatility	20%	143.48	0.064	1.402	63.3	1	348	349
ABC-BP		-36.966	0.029	-0.834	3.4	277	20	297
GARCH		135.831	0.117	0.728	42	191	33	224
Stochastic Volatility	25%	137.264	0.064	1.35	63.2	1	295	296
ABC-BP		-3.946	0.014	-0.213	1.2	244	7	251

【表 5-23】疫情前(2016~2019)勒式交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果

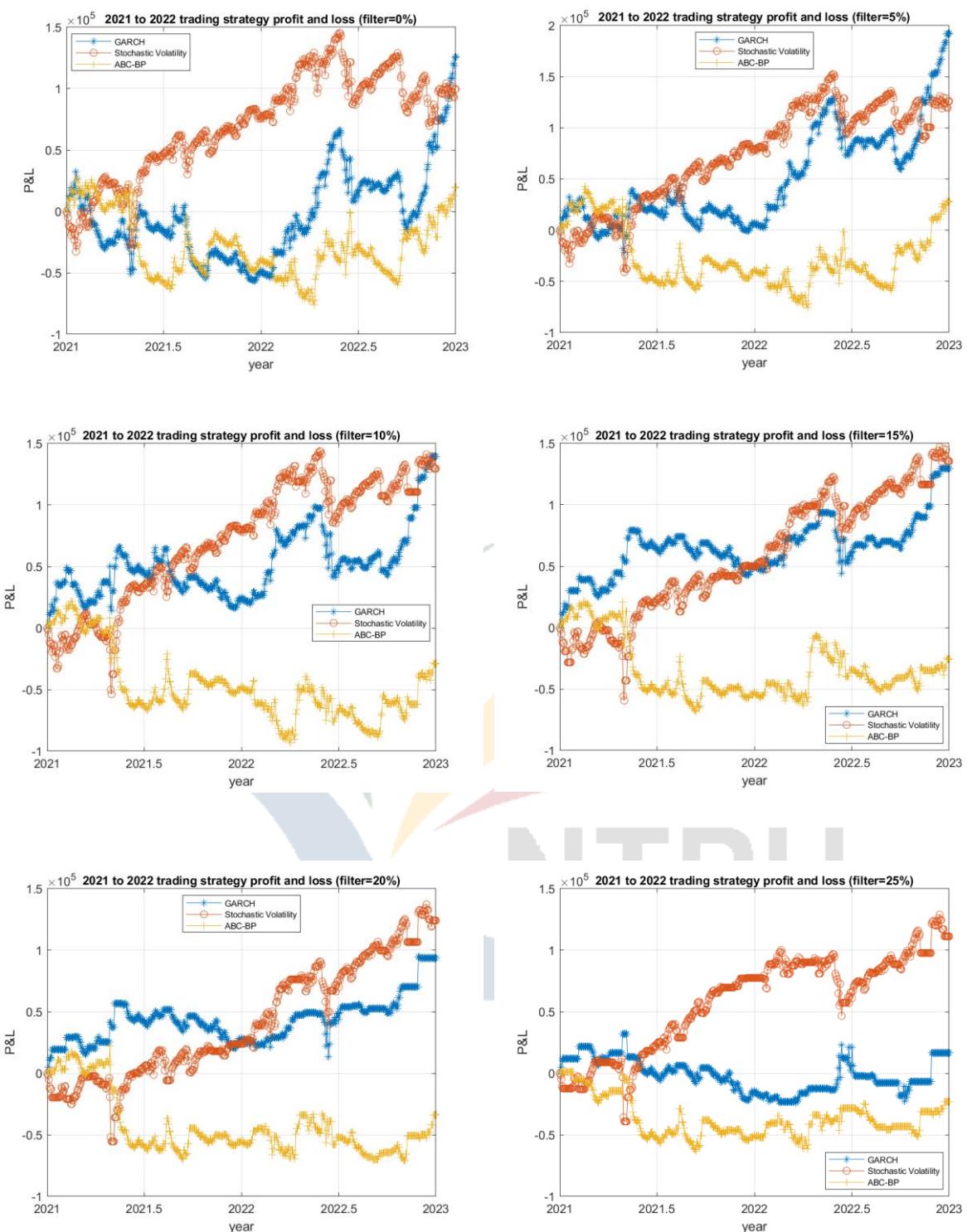
pre-COVID		without transaction cost					with transaction cost				
Filter	selected percentile	25%	50%	75%	95%	p-value	25%	50%	75%	95%	p-value
0%	The best	-0.0105	0.0041	0.0154	0.0507	<0.01***	0.0000	0.0000	0.0000	0.0043	<0.01***
	The worst	-0.0819	-0.0145	0.0543	0.2589		-0.0791	-0.0200	0.0434	0.2432	
5%	The best	-0.0721	-0.0090	0.0500	0.2504	0.18144	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	<0.01***
	The worst	-0.0838	-0.0182	0.0563	0.2616		-0.0807	-0.0228	0.0464	0.2502	
10%	The best	-0.0097	0.0043	0.0153	0.0451	<0.01***	-0.0089	0.0050	0.0161	0.0457	<0.01***
	The worst	-0.0840	-0.0200	0.0577	0.2671		-0.0801	-0.0190	0.0487	0.2537	
15%	The best	-0.0095	0.0047	0.0153	0.0444	<0.01***	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	<0.01***
	The worst	-0.0843	-0.0221	0.0580	0.2710		-0.0797	-0.0178	0.0488	0.2474	
20%	The best	-0.0090	0.0048	0.0153	0.0431	<0.01***	-0.0083	0.0056	0.0160	0.0439	<0.01***
	The worst	-0.0861	-0.0225	0.0613	0.2849		-0.0801	-0.0171	0.0490	0.2519	
25%	The best	-0.0095	0.0042	0.0148	0.0430	<0.01***	-0.0087	0.0050	0.0157	0.0439	<0.01***
	The worst	-0.0841	-0.0240	0.0589	0.2710		-0.0821	-0.0220	0.0487	0.2578	

【表 5-24】疫情後(2021~2022)勒式交易策略之報酬率 Mann-Witney U test 結果

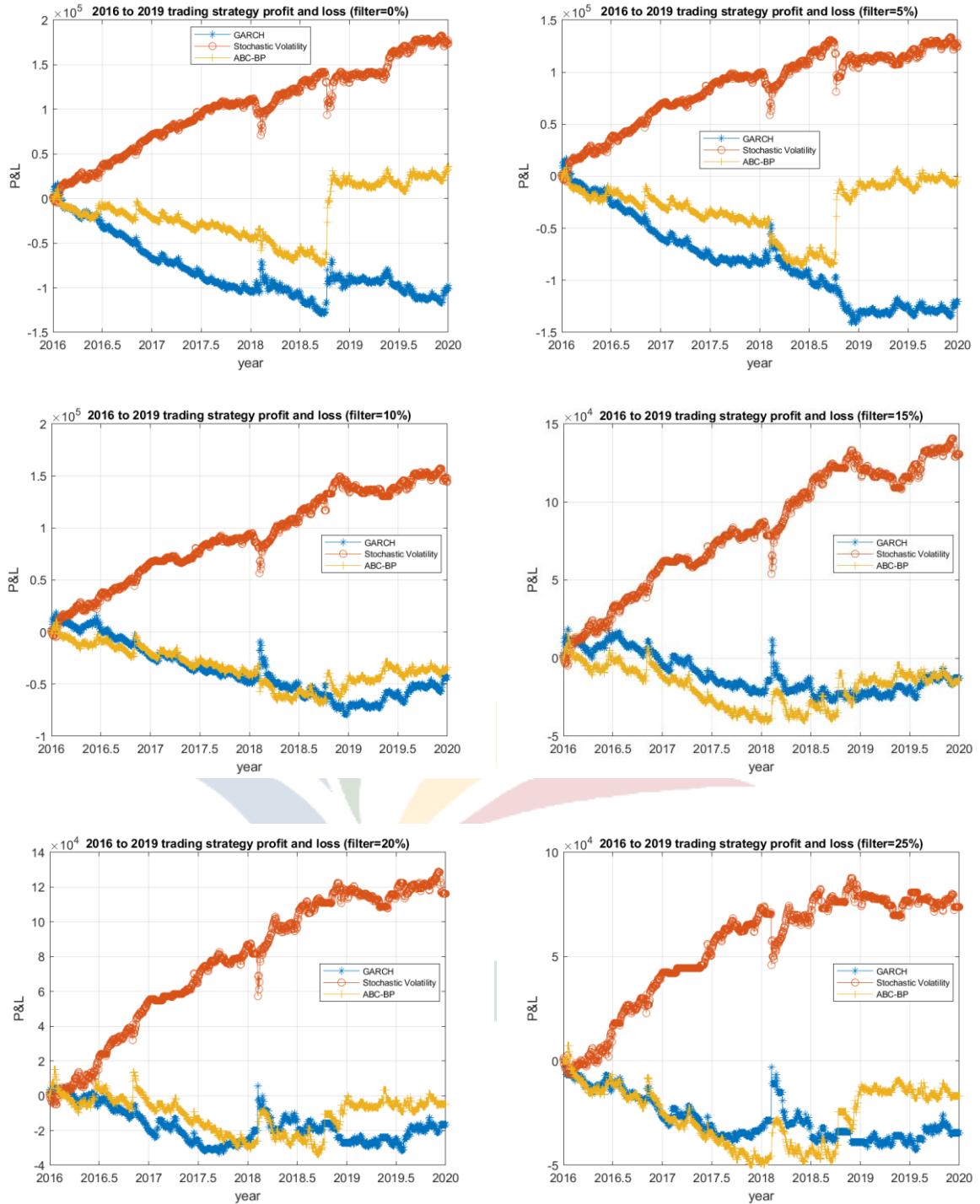
post-COVID		without transaction cost					with transaction cost				
Filter	selected percentile	25%	50%	75%	95%	p-value	25%	50%	75%	95%	p-value
0%	The best	-0.0557	-0.0051	0.0559	0.2146	0.16925	-0.0217	0.0109	0.0360	0.0861	<0.01***
	The worst	-0.0713	-0.0158	0.0562	0.2852		-0.0754	-0.0228	0.0531	0.2338	
5%	The best	-0.0531	-0.0021	0.0596	0.2246	0.11574	-0.0215	0.0111	0.0361	0.0855	<0.01***
	The worst	-0.0683	-0.0188	0.0569	0.3059		0.0000	0.0000	0.0000	0.0260	
10%	The best	-0.0566	-0.0062	0.0625	0.2172	0.13098	-0.0200	0.0111	0.0360	0.0850	<0.01***
	The worst	-0.0683	-0.0206	0.0509	0.3058		0.0000	0.0000	0.0000	0.0214	
15%	The best	-0.0530	-0.0103	0.0590	0.2118	0.15941	-0.0196	0.0112	0.0361	0.0855	<0.01***
	The worst	-0.0692	-0.0208	0.0560	0.2361		0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
20%	The best	-0.0503	-0.0121	0.0563	0.2102	0.16151	-0.0191	0.0123	0.0367	0.0835	<0.01***
	The worst	-0.0722	-0.0226	0.0554	0.2826		0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	
25%	The best	-0.0519	-0.0134	0.0561	0.1995	0.15573	-0.0199	0.0131	0.0364	0.0788	<0.01***
	The worst	-0.0729	-0.0257	0.0557	0.2264		0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	



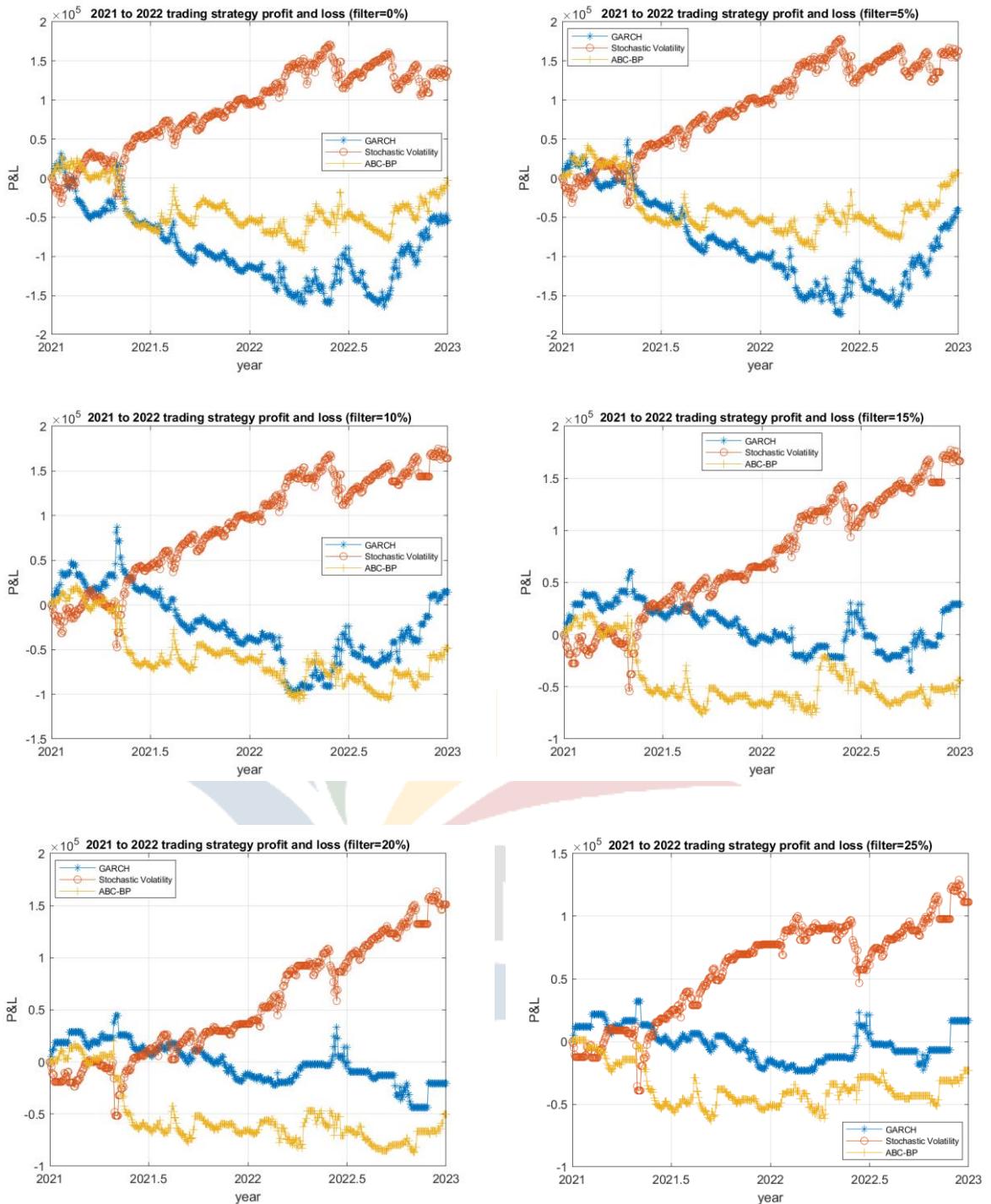
【圖 5-13】疫情前(2016~2019)不考慮交易成本下勒式交易策略之損益圖



【圖 5-14】疫情後(2021~2022)不考慮交易成本下勒式交易策略之損益圖



【圖 5-15】疫情前(2016~2019)考慮交易成本下勒式交易策略之損益圖



【圖 5-16】疫情後(2021~2022)考慮交易成本下勒式交易策略之損益圖

伍、交易策略疫情前後績效與損益之分析

根據上述各交易策略於疫情前後的績效結果，可以發現總體來看，不論是否考慮交易成本，疫情前 Hull and White (1987) 的表現較好，而 ABC-BP 的表現則較差。疫情後，雖然無交易成本下 GARCH 表現較佳，但考慮交易成本後，Hull and White (1987) 的表現仍較佳。然而，根據 Mann-Whitney U test 的結果，在無交易成本下，GARCH 策略（包括單式買權、跨式與勒式）的夏普值表現最佳，但與夏普值表現最差的預測方法相比，其報酬率中位數並無顯著差異。不論是否考慮交易成本，ABC-BP 的績效均顯著不如其他預測方法。各策略之勝率於疫情前後較無差異。

而造成疫情前後績效結果之可能原因為市場環境適應力與數據質量不足，Hull and White (1987) 隨機波動模型設計上可能更可以捕捉到不同市場環境下的價格變動模式，使得該模型在疫情前後的市場波動中保持較為穩定的表現，能夠更好地預測市場走勢，因此績效表現較好。市場波動增加時，導致選擇權的價格上升，獲利機率會提高，而 ABC-BP 模型可能在面對高波動市場時的風險處理能力不足，加上 ABC-BP 模型可能在特定情況下的適應能力較差造成某些市場條件下的表現不如預期，所以獲利表現不佳。此外，台指選擇權交易量還在成長當中，每日成交量並未如現貨來得大，加上高質量數據取得困難，這些原因也可能影響人工智慧模型的預測表現。

由前面各交易策略於疫情前後的損益結果，我們可以發現，總的來說，疫情前 Hull and White (1987) 的總損益表現較好，ABC-BP 的總損益表現較差。疫情後 GARCH 與 Hull and White (1987) 的總損益表現較好，ABC-BP 的總損益表現也較差，其原因有可能是市場波動性增加造成 GARCH 模型對疫情後市場環境有良好的適應性，GARCH 模型在面對高度不確定性和波動性的市場環境時表現較好，因為其能夠考慮到市場波動的時間序列特性，Hull and White (1987) 的模型若是能夠在特定時間內捕捉到標的資產的隨機波動性，就可能使總損益表現較好。而相比之下，ABC-BP 模型可能對市場波動性的變化反應較弱，在某特定時間預測錯誤而導致了最後總損益表現較差的情況。

第二節 期權定價模型在各交易策略之效能分析

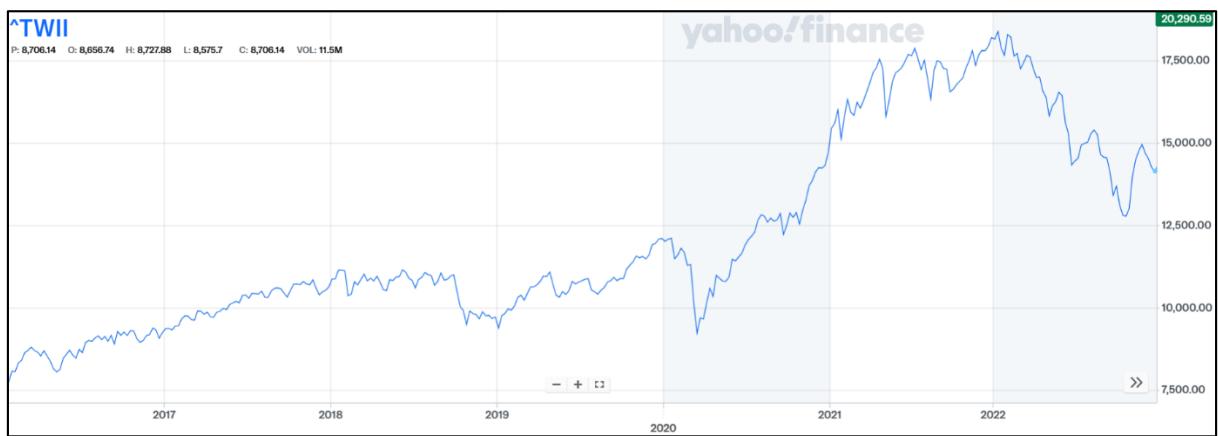
根據本研究結果可以發現，在全期樣本期間與疫情後，單式買權交易策略下，GARCH 獲得最佳的夏普值和總損益。而疫情前，不考慮交易成本下，ABC-BP 有最高的績效，但考慮交易成本下，Hull and White (1987) 的績效較佳。而在單式賣權交易策略中，在各樣本期間下，Hull and White (1987) 之夏普值與總損益均表現最佳，而 ABC-BP 的總損益表現最差。在不考慮交易成本的情況下，GARCH 在跨式交易策略中績效與總損益表現最佳，而考慮交易成本後，Hull and White (1987)

的跨式交易策略取得最佳績效表現與總損益。在不考慮交易成本的情況下，GARCH 在全期樣本期間與疫情後勒式交易策略中績效表現最佳，Hull and White (1987) 於疫情前有最佳績效表現。而考慮交易成本後，Hull and White (1987) 在全期樣本期間與疫情後勒式交易策略中績效表現最佳，ABC-BP 則在疫情前績效表現最佳。

從 2016 年到 2022 年，台灣加權指數是呈現穩定上升的趨勢，也因此在此期間，保持盤整看多為主的方向去交易會有較好的報酬，GARCH 在單式買權交易策略的買進賣出次數比率最符合看多的交易方向，所以有最好的績效表現(GARCH: buy 1255 times versus sell 129 times, Hull and White (1987): buy 255 times versus sell 877 times, ABC-BP: buy 1034 times versus sell 206 times)，Hull and White (1987)在單式賣權交易策略的買進賣出次數比率最符合盤整的交易方向，所以有最好的績效表現(GARCH: buy 601 times versus sell 451 times, Hull and White (1987): buy 20 times versus sell 1439 times, ABC-BP: buy 1177 times versus sell 201 times)。GARCH 與 Hull and White (1987)在跨式交易策略小量買進跨式或大量賣出跨式的策略符合盤整看多的方向，所以有最好的績效表現(GARCH: buy 945 times versus sell 175 times, Hull and White (1987): buy 43 times versus sell 1154 times, ABC-BP: buy 1170 times versus sell 77 times)。GARCH 與 Hull and White (1987)在勒式交易策略的小量買進與大量賣出勒式符合盤整看多的方向而有最好的績效表現(GARCH: buy 1062 times versus sell 229 times, Hull and White (1987): buy 24 times versus sell 1407 times, ABC-BP: buy 1298 times versus sell 96 times)。

疫情前，台灣加權指數為緩慢上升的趨勢，策略上保持盤整做多的方向，ABC-BP 在單式買權交易策略的買進賣出次數比率(GARCH: buy 777 times versus sell 46 times, Hull and White (1987): buy 196 times versus sell 458 times, ABC-BP: buy 552 times versus sell 94 times)最符合做多的交易方向，所以有最高績效，但考慮交易成本後，雖然 ABC-BP 有較高報酬率，但其標準差也較高，所以導致其夏普比率低於 Hull and White (1987)。Hull and White (1987)在單式賣權交易策略的買進賣出次數比(GARCH: buy 375 times versus sell 245 times, Hull and White (1987): buy 16 times versus sell 799 times, ABC-BP: buy 665 times versus sell 109 times)較符合盤整的交易策略，因此有最佳的績效與總損益。GARCH 與 Hull and White (1987)在跨式交易策略的買進賣出次數比較符合盤整做多的方向(GARCH: buy 596 times versus sell 71 times, Hull and White (1987): buy 36 times versus sell 618 times, ABC-BP: buy 721 times versus sell 27 times)，因此有最好的績效與總損益。GARCH 與 Hull and White (1987)在勒式交易策略的買進賣出次數比較符合盤整做多的方向(GARCH: buy 673 times versus sell 97 times, Hull and White (1987): buy 19 times versus sell 799 times, ABC-BP: buy 798 times versus sell 32 times)，因此有最好的夏普值與總損益，而考慮交易成本後雖然的 Hull and White (1987)報酬率高於 ABC-BP 但其標準差較高，所以其夏普比率會低於 ABC-BP。2021 年至 2022 年疫情爆發後，台灣加權指數先升後降，呈現波動大的狀態，因此選擇單一方向去交易可

能會有較好的表現。GARCH 在單式買權策略下，買進次數遠高於賣出次數，導致其有最高的績效與總損益，而 Hull and White (1987)在單式賣權策略下，賣出次數遠高於買進次數，導致其有最高的績效與總損益。在跨式策略下，GARCH 買進次數較高與 Hull and White (1987) 賣出次數較高導致其有最高的績效與總損益。GARCH 與 Hull and White (1987)在勒式交易策略下，做單一方向的交易策略導致其有最高的績效。此外，雖然疫情後 ABC-BP 在跨式與勒式交易策略上與 GARCH 一樣為買進次數較高的狀態，但根據上一截的分析可知 ABC-BP 的預測適應力可能不如傳統的隨機定價模型好，因此績效與總損益未能較 GARCH 與 Hull and White (1987)來得好。



17

【圖 5-17】2016 年~2022 年台灣加權指數走勢圖

第三節 價格過濾下績效與損益分析

藉由前面各交易策略的績效與損益結果，可以觀察到三種買權交易策略在價格過濾越大時，其夏普值越高。而 GARCH 之總損益會隨價格過濾愈大而愈低，Hull and White (1987) 之總損益則會隨價格過濾愈大愈高。若單就疫情後做分析，價格過濾越大，GARCH 與 Hull and White (1987)的夏普值越低。賣權交易策略，在價格過濾越多時，GARCH 的夏普值越低，Hull and White (1987)總損益越低，ABC-BP 的總損益越高。如果單純就疫情前來分析，當價格過濾越大，GARCH 的夏普值與總損益越低，Hull and White (1987)的夏普值越高，總損益越低。跨式交易策略，價格過濾越大時，GARCH 夏普值越高。若單就疫情前做分析，當價格過濾越大，GARCH 的夏普值越高，ABC-BP 的夏普值也越高。疫情後，當價格過濾越大，GARCH 的夏普值越低，Hull and White (1987)總損益越低。

直觀上，價格過濾幅度應該會與夏普值績效和總損益成正比關係，然而，上述分析表明過濾幅度與績效損益並無正向關係。此外，我們可以觀察到總損益之高點不一定出現在價格過濾最大的時候，其可能原因是因為價格過濾太大会篩掉一些有利可圖的套利空間，導致最終總損益下降。

¹⁷ 資料來源:Yahoo Finance

第四節 交易成本對各策略之影響

藉由上面各交易策略的績效與損益結果，可以觀察到，不管在哪種樣本期間下，有考慮交易成本的策略其平均報酬與夏普比率都較不考慮交易成本的策略來的低。組合交易策略跨式與勒式在無交易成本下，總的來說，GARCH 的績效表現最佳，但是有交易成本後，變成 Hull and White (1987) 表現最佳。

綜上所述，我們可以觀察到，交易成本會使各交易策略之績效與總損益變得較無交易成本時來的低。此外，由於跨式與勒式交易策略的成本較單式買權與單式賣權之交易策略來的高，所以其績效與總損益較容易受交易成本影響，有考慮交易成本時，原來績效與總損益可能會較差。

第五節 價格誤差與績效之關係

根據第四章的實證結果，買權的 Hull and White (1987) 在 ARPE 與 MAE 等價格誤差最小，但是買權交易策略總體來說，GARCH 的績效表現最佳。賣權的 GARCH 在 ARPE 與 MAE 等價格誤差最小，但是賣權交易策略總體來說，Hull and White (1987) 的績效表現最佳。因此綜上所述，我們可以發現，價格誤差與績效無一定之關係，價格誤差表現較好的策略其績效表現不一定會比較好。

第六節 研究發現與應用

本研究探討了在不同市場條件下(包括交易成本的有無、不同期間、價格過濾)三期權定價模型在四種交易策略中的表現。結果顯示，在全期樣本(2016~2022 年)中，當不考慮交易成本時，GARCH 模型在單式買權策略中展現出最佳的績效和總損益表現，特別是在 COVID 疫情後(2021~2022 年)的樣本中。單式賣權策略中，Hull and White (1987) 模型通常表現較為穩定。跨式和勒式交易策略中，GARCH 模型在不考慮成本情況下通常表現較佳，Hull and White (1987) 模型在考慮成本情況下表現最好。而且，考慮到實際的交易成本後，所有策略的績效表現均會受到影響，尤其是對於交易成本較高的跨式和勒式策略。

在 COVID 疫情前樣本(2016~2019 年)中，模型表現的變化也值得注意。例如，ABC-BP 模型在買權策略中顯示出較好的績效，若考慮交易成本下，ABC-BP 模型在跨式策略中有較好的績效表現。

此外，本研究發現價格誤差對於四個交易策略的獲利並無太大幫助，因此價格預測的越準確的模型其交易策略之績效不一定會越高。

綜上研究分析，本研究歸類出幾項運用此研究結果於台指選擇權交易策略之方法，為投資者提供交易上些許的可用之處。若是預測未來行情為小漲與盤整看多的情況，像是疫情前或是全期樣本期間的走勢，可利用 ABC-BP 配合 25% 價格過濾或是 GARCH 模型配合 25% 價格過濾在單式買權交易策略上，會有較好的績效與總損益。又或者是使用 Hull and White (1987) 模型配上 25% 的價格過濾於單式

賣權、跨式與勒式交易策略會有較好的績效與總損益，也可以在無價格過濾下使用 ABC-BP 或在 Hull and White (1987) 模型下加入價格過濾 20% 於勒式交易策略上，也可以有不錯的獲利表現。如果預測未來行情波動較大，可能受到特殊事件影響機率大時，例如疫情，可以利用 10% 價格過濾的 GARCH 於單式買權，或是用 5% 價格過濾的 GARCH 在單式賣權上，會有較好的績效與總損益。除此之外，也可以使用價格過濾較大的 Hull and White (1987) 模型在跨式與勒式交易策略上，會創造出較佳的獲利。



【表 5-25】不考慮交易成本下各交易策略之績效總表

	without transaction cost							
	call				put			
	Sharpe ratio		P&L		Sharpe ratio		P&L	
	The best	The worst	The best	The worst	The best	The worst	The best	The worst
Whole period	GARCH	Hull and White	GARCH	Hull and White	Hull and White	GARCH/ ABC-BP	Hull and White	ABC-BP
Pre-COVID	ABC-BP	GARCH/ Hull and White	GARCH	Hull and White	Hull and White	ABC-BP	Hull and White	ABC-BP
Post-COVID	GARCH	Hull and White	GARCH	ABC-BP	Hull and White	GARCH	Hull and White	ABC-BP
	straddle				strangle			
	Sharpe ratio		P&L		Sharpe ratio		P&L	
	The best	The worst	The best	The worst	The best	The worst	The best	The worst
Whole period	GARCH	ABC-BP	GARCH	ABC-BP	GARCH	ABC-BP	GARCH/ Hull and White	ABC-BP
Pre-COVID	GARCH	ABC-BP	GARCH	ABC-BP	Hull and White	ABC-BP	Hull and White	ABC-BP
Post-COVID	GARCH	ABC-BP	Hull and White	ABC-BP	GARCH	ABC-BP	GARCH/Hull and White	ABC-BP

【表 5-26】考慮交易成本下各交易策略之績效總表¹⁸

with transaction cost								
	call				put			
	Sharpe ratio		P&L		Sharpe ratio		P&L	
	The best	The worst	The best	The worst	The best	The worst	The best	The worst
Whole period	GARCH	Hull and White	GARCH	Hull and White	Hull and White	GARCH/ ABC-BP	Hull and White	ABC-BP
Pre-COVID	Hull and White	GARCH/ ABC-BP	GARCH	Hull and White	Hull and White	ABC-BP	Hull and White	ABC-BP
Post-COVID	GARCH	Hull and White	GARCH	ABC-BP	Hull and White	GARCH	Hull and White	ABC-BP
straddle					strangle			
	Sharpe ratio		P&L		Sharpe ratio		P&L	
	The best	The worst	The best	The worst	The best	The worst	The best	The worst
	Hull and White	ABC-BP	Hull and White	ABC-BP	Hull and White	ABC-BP	Hull and White	ABC-BP
Pre-COVID	Hull and White	ABC-BP	Hull and White	GARCH	ABC-BP	GARCH	Hull and White	GARCH
Post-COVID	Hull and White	ABC-BP	Hull and White	ABC-BP	Hull and White	ABC-BP	Hull and White	ABC-BP

【表 5-27】各樣本期間下交易策略最佳報酬與獲利之預測方式與價格過濾¹⁹

Whole period	Call	Put	Straddle	Strangle	
Filter	25%	25%	25%	25%	
Methods	GARCH	H&W	H&W	H&W	
Pre-Covid	Call	Put	Straddle	Strangle	
Filter	25%	25%	25%	0%	20%
Methods	ABC-BP	H&W	H&W	ABC-BP	H&W
Post-Covid	Call	Put	Straddle	Strangle	
Filter	10%	5%	25%	20%	
Methods	GARCH	GARCH	H&W	H&W	

第六章 結論

本文以台指選擇權為研究對象，選取 2016 年至 2022 年，總共 1714 個交易日為樣本區間，並使用 Duan (1995) GARCH、Hull and White (1987) 與 ABC-BP 三種選擇權定價模型做單式交易策略與組合交易策略的套利，就其績效與損益結果可以發現單式買權交易策略於 GARCH 表現最好，單式賣權交易策略於 Hull and White (1987) 表現最好，跨式與勒式交易策略在 GARCH 表現最好，但若有交易成本時，則是 Hull and White (1987) 表現最好。Hull and White (1987) 在單式賣權與組合交易策略的勝率最高，而單式買權交易策略下所有模型的勝率皆是 50%。

接著本研究以 2020 年為 COVID-19 爆發的分界點，將樣本期間分為疫情前與疫情後，來試圖探究期權定價模型在疫情前後之執行交易策略結果之差異。本文發現，總的來說，Hull and White (1987) 在疫情前夏普值與績效較佳，而不考慮交易成本下，GARCH 在疫情後夏普值最高，績效表現好，若考慮交易成本下，則是 Hull and White (1987) 表現較佳。

此外，本研究發現，價格過濾幅度過大可能會造成些許利潤被篩掉，導致總損益減少。因此價格過濾幅度越大，績效卻不一定越好。而考慮交易成本會使績效與總損益的表現變差，尤其是在組合交易策略與價格過濾較大時。準確度方面，本文用 ARPE、RPE、MSE、MAE 和 MBE 來衡量三種期權定價模型的價格誤差，其結果發現，Hull and White (1987) 於買權的估計最準確。GARCH 於賣權的誤差最小，估計最精確。而且誤差越小不一定在交易策略上的表現就越佳。

未來也可以延伸不同的 GARCH、隨機波動與人工神經網路的定價模型，來進行交易策略之研究。

¹⁹ 本表歸類方法為於每個交易策略中，找出各預測方法有最大報酬率與最高損益的價格過濾，再選擇有最高夏普值的預測方法作為各交易策略的最佳策略。

參考文獻

- Akpınar, M., Adak, M. F., & Yumusak, N. (2017). Time series forecasting using artificial bee colony based neural networks. In *2017 International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)* (pp. 554-558). IEEE.
- Black, F., & Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of political economy*, 81(3), 637-654.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of econometrics*, 31(3), 307-327.
- Boyle, P. P., & Emanuel, D. (1985). Mean Dependent Options. working paper, Accounting group, University of Waterloo.
- Brasileiro, R. C., Souza, V. L., Fernandes, B. J., & Oliveira, A. L. (2013). Automatic method for stock trading combining technical analysis and the artificial bee colony algorithm. In *2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation* (pp. 1810-1817). IEEE.
- Chan, K. C., Chang, Y., & Lung, P. P. (2009). Informed trading under different market conditions and moneyness: Evidence from TXO options. *Pacific-Basin Finance Journal*, 17(2), 189-208.
- Chong, J. (2004). Options trading profits from correlation forecasts. *Applied Financial Economics*, 14(15), 1075-1085.
- Culkin, R., & Das, S. R. (2017). Machine learning in finance: the case of deep learning for option pricing. *Journal of Investment Management*, 15(4), 92-100.
- Duan, J. C. (1995). The GARCH option pricing model. *Mathematical finance*, 5(1), 13-32.
- Duan, J. C. (1996). A unified theory of option pricing under stochastic volatility-from GARCH to diffusion. *Hong Kong University of Science and Technology*.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 987-1007.
- Figlewski, S. (1989). Options arbitrage in imperfect markets. *The journal of Finance*, 44(5), 1289-1311.
- Garman, M. B. (1976). A general theory of asset valuation under diffusion state processes (No. 50). University of California at Berkeley.
- Geske, R. (1979). The valuation of compound options. *Journal of financial economics*, 7(1), 63-81.
- Guo, D. (1996). The predictive power of implied stochastic variance from currency options. *Journal of Futures Markets*, 16(8), 915-942.
- Hajizadeh, E. (2020). Developing an optimized artificial intelligence model for S&P

- 500 option pricing: A hybrid GARCH model. *International Journal of Financial Engineering*, 7(03), 2050025.
- Hao, J., & Zhang, J. E. (2013). GARCH option pricing models, the CBOE VIX, and variance risk premium. *Journal of Financial Econometrics*, 11(3), 556-580.
- Heston, S. L. (1993). A closed-form solution for options with stochastic volatility with applications to bond and currency options. *The review of financial studies*, 6(2), 327-343.
- Heston, S. L., & Nandi, S. (2000). A closed-form GARCH option valuation model. *The review of financial studies*, 13(3), 585-625.
- Hong, H., Sung, H. C., & Yang, J. (2018). On profitability of volatility trading on S&P 500 equity index options: The role of trading frictions. *International Review of Economics & Finance*, 55, 295-307.
- Hossain, A., & Nasser, M. (2008). Comparison of GARCH and neural network methods in financial time series prediction. In *2008 11th International Conference on Computer and Information Technology* (pp. 729-734). IEEE.
- Hsieh, K. C., & Ritchken, P. (2005). An empirical comparison of GARCH option pricing models. *Review of derivatives research*, 8, 129-150.
- Hu, J., Kirilova, A., Park, S., & Ryu, D. (2023). Who profits from trading options?. *Management Science*.
- Huang, H. H., Lin, S. H., & Wang, C. P. (2019). Reasonable evaluation of VIX options for the Taiwan stock index. *The North American Journal of Economics and Finance*, 48, 111-130.
- Huang, H. H., Wang, C. P., & Chen, S. H. (2011). Pricing Taiwan option market with GARCH and stochastic volatility. *Applied financial economics*, 21(10), 747-754.
- Huang, Y. C., & Chen, S. C. (2002). Warrants pricing: stochastic volatility vs. Black–Scholes. *Pacific-Basin Finance Journal*, 10(4), 393-409.
- Hull, J., & White, A. (1987). The pricing of options on assets with stochastic volatilities. *The journal of finance*, 42(2), 281-300.
- Itkin, A. (2019). Deep learning calibration of option pricing models: some pitfalls and solutions. *arXiv preprint arXiv:1906.03507*.
- Lagarias, J. C., Reeds, J. A., Wright, M. H., & Wright, P. E. (1998). Convergence properties of the Nelder–Mead simplex method in low dimensions. *SIAM Journal on optimization*, 9(1), 112-147.
- Lehar, A., Scheicher, M., & Schittenkopf, C. (2002). GARCH vs. stochastic volatility: Option pricing and risk management. *Journal of banking & finance*, 26(2-3), 323-345.
- Li, B. (2020). Option-implied filtering: evidence from the GARCH option pricing model. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 54(3), 1037-1057.

- Lin, C. G., & Chang, C. C. (2020). Approximate analytic solution for Asian options with stochastic volatility. *The North American Journal of Economics and Finance*, 54, 100949.
- Lin, C. T., & Yeh, H. Y. (2009). Empirical of the Taiwan stock index option price forecasting model—applied artificial neural network. *Applied Economics*, 41(15), 1965-1972.
- Liu, D., Liang, Y., Zhang, L., Lung, P., & Ullah, R. (2021). Implied volatility forecast and option trading strategy. *International Review of Economics & Finance*, 71, 943-954.
- Liu, S., Oosterlee, C. W., & Bohte, S. M. (2019). Pricing options and computing implied volatilities using neural networks. *Risks*, 7(1), 16.
- Luo, R., Zhang, W., Xu, X., & Wang, J. (2018). A neural stochastic volatility model. In *proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence* (Vol. 32, No. 1).
- Marin-Sanchez, F. H., Pareja-Vasseur, J. A., & Manzur, D. (2021). Quadrinomial trees with stochastic volatility to value real options. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 26(52), 282-299.
- Muravyev, D., & Pearson, N. D. (2020). Options trading costs are lower than you think. *The Review of Financial Studies*, 33(11), 4973-5014.
- Nourani, E., Rahmani, A. M., & Navin, A. H. (2012). Forecasting stock prices using a hybrid artificial bee colony based neural network. In *2012 International Conference on Innovation Management and Technology Research* (pp. 486-490). IEEE.
- Nybo, C. (2021). Sector Volatility Prediction Performance Using GARCH Models and Artificial Neural Networks. *arXiv preprint arXiv:2110.09489*.
- Oh, D. H., & Park, Y. H. (2023). GARCH option pricing with volatility derivatives. *Journal of Banking & Finance*, 146, 106718.
- Papantonis, I. (2016). Volatility risk premium implications of GARCH option pricing models. *Economic modelling*, 58, 104-115.
- Post, T., & Rodríguez-Longarela, I. (2018). Risk Arbitrage Opportunities for Stock Index Options. Available at SSRN 3174068.
- Qian, L., Zhao, J., & Ma, Y. (2022). Option Pricing Based on GA-BP neural network. *Procedia Computer Science*, 199, 1340-1354.
- Qian, Z., & Xu, X. (2023). An Option Valuation Formula for Stochastic Volatility Driven by GARCH Processes. *Journal of Mathematical Finance*, 13(2), 221-247.
- Rastogi, S., Don, J., & Nithya, V. (2018). Volatility estimation using GARCH family of models: Comparison with option pricing. *Pacific Business Review International*, 10(8), 54-60.
- Schmitt, C. (1996). *Option pricing using EGARCH models* (No. 96-20). ZEW

Discussion Papers.

- Scott, L. O. (1987). Option pricing when the variance changes randomly: Theory, estimation, and an application. *Journal of Financial and Quantitative analysis*, 22(4), 419-438.
- Shivaprasad, S. P., Geetha, E., Raghavendra, K. L., & Rajeev, M. (2022). Choosing the right options trading strategy: Riskreturn trade-off and performance in different market conditions. *Investment Management and Financial Innovations*, 19(2), 37-50.
- Simon, D. P. (2010). Examination of long-term bond iShare option selling strategies. *Journal of Futures Markets: Futures, Options, and Other Derivative Products*, 30(5), 465-489.
- Trippi, R. R., & DeSieno, D. (1992). Trading equity index futures with a neural network. *Journal of Portfolio management*, 19, 27-27.
- Wang, Q., Xu, Z., Xu, Z., Shi, Y., Wu, H., & Shen, G. (2019). PM2. 5 prediction model based on ABC-BP. In *2019 International conference on communications, information system and computer engineering (CISCE)* (pp. 140-143). IEEE.
- Wiggins, J. B. (1987). Option values under stochastic volatility: Theory and empirical estimates. *Journal of financial economics*, 19(2), 351-372.
- Worasucheep, C. (2015). Forecasting currency exchange rates with an Artificial Bee Colony-optimized neural network. In *2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)* (pp. 3319-3326). IEEE.
- Yang, S. H., & Lee, J. (2011). Predicting a distribution of implied volatilities for option pricing. *Expert Systems with Applications*, 38(3), 1702-1708.
- Zhang, W., & Zhang, J. E. (2020). GARCH option pricing models and the variance risk premium. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(3), 51.

附錄

表 3-2-2 台指選擇權保證金 A,B,C 值金額

單位：元

商品別	結算保證金	維持保證金	原始保證金
TXO_A	32,000	34,000	44,000
TXO_B	16,000	17,000	22,000
TXO_C	3,200	3,400	4,400

資料來源：台灣期貨交易所



著作權聲明

論文題目：基於 GARCH、隨機波動模型與人工蜂群優化 BP 神經網路之選擇權價格預測和交易策略之研究-以台指選擇權為例

論文頁數：110 頁

系所組別：金融與合作經營學系

研究生： 翁瑞鴻

指導教授： 鄭博耕

畢業年月：中華民國一一三年八月

本論文著作權為翁瑞鴻所有，並受中華民國著作權法保護。

