



生成式 AI 科技執法意願之初探

A Study on the Factors to Influence Police's Usage of Generative AI

莊振華¹

Jhen-Hua Zhuang

周玲儀²

Ling-Yi Chou

胡亞平³

Ya-Ping Hu

邱紹群^{4*}

Shao-Chun Chiu

摘要

ChatGPT 自 2022 年 11 月底推出 3.5 版後，短短不到 2 個月的時間用戶累計超過 1 億人。由於其可與人類進行複雜對話、寫報告、寫程式和通過專業考試等，讓人們爭相成為會員下載使用，且留下深刻體驗。然而我們對於人們使用 ChatGPT 等生成式 AI 的動機與可能帶來的知覺利益與風險之理解至今仍然有限，特別是需用 AI 科技執法的警察人員。為解決此一實務問題，本文使用行為推理理論進行延伸建構實證模型，然後以偏最小平方結構方程模型(PLS-SEM)，進行生成式 AI 應用程式的使用動機與阻礙因素之實務數據檢測與結果驗證。為測試警察人員生成式 AI 使用意願模型，我們採便利抽樣，共取得 157 份有效參與者資料。調查結果表明，科技樂觀、創新先驅、有用知覺、趨勢知覺與智慧知覺會顯著影響員警生成式 AI 科技執法的使用態度。此外，科技樂觀、科技不安、易用知覺、趨勢知覺與使用態度會直接對於 AI 科技執法的員警意願扮演關鍵作用。因此，本文可補充相關文獻的不足與提供實務建議。

關鍵詞：生成式 AI、行為推理理論、科技準備、產業創新、ChatGPT

Abstract

Since ChatGPT launched version 3.5 at the end of November 2022, the number of users has exceeded 100 million in less than 2 months. Because it can finish a lot of tasks in daily life and work like human being, people rush to be membership. However, our understanding of people's motivations, the perceived benefits and risks for using generative AI such as ChatGPT are still vague, especially for police officers who need to use AI technology to do their job well. For solving this problem, this study based on behavioral reasoning theory to construct an empirical model and use PLS-SEM to test hypotheses. We adopted convenience sampling and obtained a total of 157 valid participants' data. The results show that optimism, innovativeness, perceived usefulness, perceived trendiness and perceived informativeness will significantly affect the attitude of police officers towards the use of generative AI technology. In addition, optimism, insecurity, perceived ease of use, perceived trendiness and attitude will directly play important roles in the police's intention to use generative AI technology. Therefore, this article can supplement the shortcomings of relevant literature and provide practical suggestions.

¹新北市政府警察局保防科警務正 amdboy761277@gmail.com

²亞洲大學會計與資訊學系副教授 ling-yi@asia.edu.tw

³亞洲大學會計與資訊學系助理教授 yapinghu@asia.edu.tw

⁴亞洲大學會計與資訊學系助理教授 danielcc@asia.edu.tw *通訊作者

Keywords: Generative AI, Behavioral Reasoning Theory, Technology Readiness, Industrial Innovation, ChatGPT

1. 前言

人工智慧(Artificial intelligence, 簡稱 AI)客服助理是近年服務業與消費者互動的最重要管道之一。具體言之, AI 聊天對話機器人(Chatbots)是業者透過機器與深度學習演算法, 讓 AI 客服助理可模仿人類以自然語言和顧客進行即時對話, 並能 24 小時不間斷地解決消費者的產品服務問題(楊亨利、李博逸, 2021)。24 小時線上客服人員是服務業顧客關係管理最重要的一環, 過往服務業嘗試運用各種可行策略, 包括三班制服務、跨國外包服務等, 讓客戶可以即時獲得業者的回應及解決問題。然而這些策略無論是在服務品質一致性或人員培訓專業性等挑戰上, 都讓業者絞盡腦汁希冀能夠克服。而 AI 聊天機器人 ChatGPT 3.5 的出現為服務業者帶來一線曙光。業者非常期待聊天機器人可以突破圖靈測試, 仿真人般的以自然語言透過文本書面或口頭聊天方式與客戶溝通及互動, 並順利解決顧客產品問題(邱紹群、廖宏騰, 2021)。根據 Market Research Future (2022)的預測, 至 2030 年聊天機器人市場將超過 250 億美元, 複合年增長率(CAGR)為 24.2%。因此, 聊天機器人的基礎技術 ChatGPT 及類似的生成式 AI 之用戶認知、態度與使用意願未來將引起學術與實務從業人員的極大關注(Jan, Ji & Kim, 2023)。

在當今蓬勃發展的 AI 文本&語音對話科技(聊天機器人)競賽中, google、微軟、百度與臉書等網路資訊科技巨頭, 一直努力探索新的演算法, 以發展出能夠突破圖靈測試的聊天機器人。生成式人工智慧(generative artificial intelligence, 簡稱 GAI)的出現, 為 AI 產業帶來革命性的發展, 使各行各業得以藉此創造融合虛擬和物理環境的新穎體驗行銷。例如, GAI 應用程序能夠協助消費者制訂旅行計畫、網路預訂旅館、餐廳與交通票券, 並大幅提高顧客參與度和忠誠度(謝瓊竹, 2023)。ChatGPT 3.5 的上市, 打開了「強 AI 時代」潘多拉盒子, 此項跨時代的 AI 科技突破, 在於 Open AI 以自我生成的大型語言模型(LLM)加上神經網絡深度學習, 讓超級電腦的運算參數數量逼近人腦的神經元數量, 而可以從多元數據中自我學習。且經由巨量文本數據訓練後, 可自動生成複雜且看似人類智慧的寫作成果, 並解決許多傳統對話式 AI 助理的缺陷(楊欣穎, 2023), 包括其擁有超乎人們期待的通用人工智慧和自然語言的對話處理回應能力。未來醫療保健、教育培訓、科學研究、論文寫作等學術與實務專業領域, 將大大受益而推升產業發展效率與成果(童恒新、吳昆家, 2023)。

ChatGPT 自從 2022 年 11 月底推出 3.5 版後, 短短不到 2 個月用戶累計超過 1 億人。由於其可與人類進行複雜對話、寫報告、寫程式和通過專業考試等, 讓人們爭相申請會員、嘗試下載使用, 且留下深刻體驗, 並爭相走告(陳冠名, 2023)。然而我們對於人們使用 ChatGPT 等生成式 AI 的動機與可能帶來的知覺利益與風險之理解至今仍然有限, 特別是需用 AI 科技執法的警察人員。為解決此一實務課題, 本文嘗試使用行為推理理論(behavioral reasoning theory, 簡稱 BRT)進行延伸建構實證模型, 然後以偏最小平方結構方程模型(PLS-SEM)進行 ChatGPT 的使用動機與阻礙因素之數據檢測與結果驗證。

本文挑選 BRT 理論作為研究基礎的延伸, 在於其同時考慮人們對於創新科技的心理知覺促進與抑制因素, 因而比其他創新擴散理論對於新科技應用的使用態度與行為意願有更高的解釋預測力(Sahu, Padhy & Dhir, 2020)。此理論的二元影響因子特性, 使其成為研究人員探索創新科技使用的誘因與阻礙因素之最佳選擇。然而儘管

BRT 理論有此優點，但過往以 BRT 理論為基礎，探索用戶傾向使用與心理拒絕創新科技的相關研究仍然明顯不足。首先，BRT 理論雖提供一個可同時驗證新科技採用的促進與阻礙因子之整合性框架，但卻少有文獻以實際數據來檢驗支持或反對用戶使用某新科技的特定背景原因(Claudy, Garcia & O'Driscoll, 2015)。因此，我們有必要考量生成式 AI 的發展背景與科技功用，通過整合和實證測試相關的用戶促進與抑制因子，來延伸 BRT 的理論範圍，並創建一個專屬 GAI 使用態度與行為意願的整合性架構。

其次，Westaby (2005)指出，BRT 理論特別強調用戶個人的價值觀對於預測創新科技使用行為的重要性。而後續學者以 BRT 理論為基礎的新科技採用調查，也分別納入一些個人價值觀的影響變數，包括有價值觀一致、普世價值、風險安全以及開放性變革等個人產品價值知覺(劉廷毅，2017；鄧詩瑀，2016；廖珮臻，2015；蘇品綺，2015)。然而，前述這些價值觀通常只是全球一般用戶對創新科技的通用價值觀，並非針對特定的創新產品與科技服務。因此，我們有必要在原有的 BRT 理論架構中納入 GAI 潛在用戶特有的個人價值觀，以解釋用戶支持或抗拒使用 GAI 的原因。科技準備度 (technology readiness) 是一個包含科技樂觀 (Optimism)、創新先驅 (Innovativeness)、科技不適 (Discomfort) 和科技不安 (Insecurity) 等多元構面的個人科技價值觀 (Parasuraman & Colby, 2015)，相信可為 GAI 的使用態度與行為意願提供更為精準的預測與解釋。先前文獻研究者常將科技樂觀和創新先驅構念歸類為科技使用促進因素，並同時將科技不適和科技不安歸於抑制使用因素 (Blut & Wang, 2020)。因此，本調查的擴展式 BRT 理論架構中，同時將 GAI 用戶的促進與抑制心理知覺納入影響支持或反對此科技使用的前置因子。

再者，鑑於現有文獻的局限性，本文的研究主要想回答以下問題：對於 GAI 的使用態度與行為意願，哪些個人的科技促進與抑制知覺因素可能扮演關鍵角色？為解決此項課題，我們先從相關文獻找出適合用以探索 GAI 的個人態度與使用意願之促進與抑制知覺因子，並擴展 BRT 的理論架構。然後透過邏輯行為推理方式確認這些正向與負面知覺因素有可能對於用戶的 GAI 態度與行為意圖有所影響。最後，我們透過蒐集科技執法習以為常的警察人員之實際數據進行分析與假說驗證，以瞭解實務場域的真實情況是否與我們所推論的用戶行為意圖相符。

經由此項文獻補充過程，我們希冀能夠增加人們對於跨時代的 GAI 應用行為之促進與阻礙知覺因素有所瞭解，並提供對於 GAI 應用有高度興趣的學術研究者與廣泛的社會大眾一些啟發與想像空間。此項調查結果也呼應 Sahu et al. (2020) 對學術界的期待，能增添與擴展 BRT 理論應用的相關文獻而做出貢獻。因此我們納入科技準備度的四個子構念，以提升 BRT 理論實證架構能更深入詳盡瞭解人們對於創新科技 GAI 的使用意願與抗拒之心理知覺因素。同樣地，本文也參考過往科技使用文獻納入合適的科技背景因素，包括易用知覺、有用知覺、趨勢知覺與智慧知覺等，而能對 GAI 的個人態度與使用意願有更廣泛的理解。

本文其餘部分整理如後。包括第二部分的 GAI 科技、理論架構與假說發展等文獻探討。接者是調查對象與步驟等研究設計。第四部份則介紹本調查蒐集數據的分析結果呈現。最後，則針對實證結果提出說明討論和結論建議。

2. 文獻探討

2.1 生成式人工智慧

生成式人工智慧是 AI 科技的一種進階演算法，旨在開發能夠像人類一樣進行推

理和行動的機器人(黃仁志, 2023)。現階段人工智慧技術的應用方方面面,但都是基於機器學習(machine learning)、深度學習(deep learning)和自然語言處理(natural language processing)等演算與應用工具。機器學習是利用先進演算法來分析數據,並辨識出合適與有效的特定預測模式。深度學習是機器學習的一個分支,主要利用神經網絡來分析和學習大量數據,進而產生高預測率的決策模式。自然語言處理則是一種人工智慧的高階應用,主要利用各種演算法以理解和生成人類日常可以溝通的單詞和對話,從而模擬與取代真人的對話(謝瓊竹, 2023)。

2022 年 11 月,創新一代的 GAI 應用技術 ChatGPT(Chat Generative Pre-training Transformer) 3.5 版正式發佈上線,且短短兩個月內就有超過 1 億活躍用戶註冊,並引發全球跨領域學者的廣泛討論(李沃牆, 2023)。ChatGPT 是 OpenAI 企業以仿人類對話的自然語言處理技術所生成的一般使用目的之聊天機器人。由於其能夠以人類的自然對話與書寫模式產生文本,因此被稱為創世紀的生成式 AI。ChatGPT 是一個建立在 Open AI 大型自然語言模型的使用者對話視窗 API 界面,可協助使用者依據自己的需求與命令,協助生成想要的文本(對話、文件、報告)內容或圖像(高文忠, 2023)。

過往各種 GPT 模型主要利用巨量文本數據進行標註與訓練,並採用無監督學習演算法,讓系統自動檢測與找出符合自然語言對話與書寫的規律與模式。隨後, GPT 模型則利用這些演算模式,接續使用者提供的對話、文本或要求,來生成可連貫上下文的自然語言對話(黃仁志, 2023)。意即只要用戶依據規則在 ChatGPT 對話視窗中,輸入相關資訊及問題, GPT 自然語言模型就會從巨量知識當中根據輸入的內容,生成用戶所期待的個性化回應文本(陳冠名, 2023)。其次, ChatGPT 4 作為領先的 AI 自然語言模型,其可以同時處理用戶的文本和圖像資訊輸入與任務要求,且產出的報告與圖像在專業度方面都大幅超越 80% 的學術界與實務界人士水準。更令人驚艷的是,它能夠進行準確的語言邏輯推理,且能修正文本推理過程中的邏輯錯誤,從而產生及時且有價值的報告(李沃牆, 2023)。

有鑑於生成式 AI 還處於起步階段,各領域專家與產業巨擘無不摩拳擦掌,投入資源準備大展身手。因而探索 ChatGPT 潛在用戶的使用意願,瞭解此種憑空而出的創新科技可帶來的未來商機,並將調查發現提供給相關業者與未來研究者參考是至關重要的(Carvalho & Ivanov, 2023)。

2.2 理論模型與假說發展

2.2.1 行為推理理論

行為推理理論(BRT)是 Westaby (2005)所提出並通過實證的一個較為新穎的科技接受模型,可讓研究者對於使用者行為背後信念、價值觀、動機和可能的行為後果有所理解。Westaby (2005)參酌理性行動理論(theory of reasoned action)和計劃行為理論(theory of planned behavior)將人們使用某項新產品或新科技的信念、動機、行為意圖和實際行為間的關係建立新的實證模型。其主要是將促進或者抑制使用者行為意圖的相關構念,納入整個行為動機預測模型中。而影響行為意願背後的促進與抑制因子變數,可從諸多特定的研究場域中受到啟發而獲得(劉廷毅, 2017)。行為推理從根本而言是一種主觀認知,有助於證明個人的實際行動存在理性思維(Westaby, 2005)。換言之,行為背後的動機在個人的行動決策中發揮著自信關鍵作用。其次,許多研究者認為 BRT 理論與其他行為意圖理論之不同在於,此理論可在一個整體實證架構中同時討論行為促進與抑制等影響因素,並且直覺提出用戶對於新科技的拒絕態度與

應用阻力往往來自行為背後的抑制因子(鄧詩瑀, 2016)。這也為何在行動意願研究架構中, 我們不僅應著重探討促進行為態度的因子, 亦應對於抑制行為意願的原因給予相當的重視。

再者, Westaby (2005)認為人們的信念與對於行動結果的價值預期, 在整個行為動機促進過程中扮演者顯著影響角色。因此, BRT 理論強調個人的信念和價值觀對於行動意願的解釋與預測同樣具有影響力(廖珮臻, 2015)。且在過去諸多以 BRT 理論為基礎的行為意圖研究中, 對於個人價值觀與信念的相關調查, 包括將產品價值理念一致、普世價值和安全、擁抱變革、價值誘發驗證等構念納入實證架構中(Jan et al., 2023)。上述這些個人價值觀在各種科技接受與採用研究中被反覆的驗證, 且是足以代表影響全球一般公民行為動機和預期意願的普世價值觀。Sahu et al. (2020)對於 BRT 理論實務應用文獻進行系統性的整理回顧, 並認為未來相關研究應針對不同調查場域背景添加合適的外生變數來強化實證研究架構。因此, 我們認為對於 GAI 使用意願的研究架構顯然需要納入特定的個人科技信念和價值資訊, 才足以預測促進或者抑制警察人員使用此項創新技術的背後原由。為解決此種實務背景可能產生的預測落差, 我們進一步挑選個人對於科技準備(technology readiness)的相關促進與抑制因子, 來擴展原有的 BRT 理論架構, 試圖對於警政同仁的 GAI 採用態度與使用意願預測有探索性的理解, 也對於警察機關未來的 GAI 科技執法與資訊安全方面提出相關的建議。

2.2.2 科技準備度

科技準備度(technology readiness)是關於個人是否已經準備或使用新科技來完成日常活動之心理意向程度。換言之, 科技準備度主要探索新科技得以被接受和使用來實現個人的生活和工作目標之傾向(Parasuraman & Colby, 2015)。研究學者認為, 科技準備度是一種從個人層面傾向探索新科技的人格特徵, 無法透過外界行銷活動予以短暫改變或影響(Blut & Wang, 2020)。而在 Parasuraman (2000)的先驅研究中, 科技準備度被操作概念化為一個多元構念, 包括創新先驅(Innovativeness)、科技樂觀(Optimism)、科技不適(Discomfort)和科技不安(Insecurity)等四個子構念。詳言之, 創新先驅、科技樂觀兩構念被歸類於可提升個人科技準備度的促進因子。反之, 對於科技的不適應和不安全感則會是抑制個人準備使用新科技的因素(張翠芬、趙正敏, 2023)。

其次, 部份學者進一步認為, 科技準備度可透過兩種不同管道來影響與預測個人對於新科技的使用意願。首先, 科技準備度的促進因素(創新先驅、科技樂觀)會對新科技的品質、價值和滿意度以正向角度進行評估, 最終提升使用新科技的意願(余陳瑋、趙正敏、葉柏材、林敬堂, 2021)。換言之, 具備創新先驅和科技樂觀人格特質的人們, 對於新科技的設計品質、功能價值與整體滿意度會給予較高的評價, 進而影響科技態度與使用意願。反之, 對於創新科技存在不適應與不安全感的個人在擁抱新科技的過程中, 總會處於觀望與檢視新科技可能帶來的風險, 進而抑制先驅使用新科技的態度與行為。另一方面, 科技準備度越高的個人, 有時也會增強科技有用性和易用性的個人知覺評估, 而強化新科技的使用動機, 進而積極影響新科技使用者的態度與意圖(柴康偉、歐瑋明、李煌惟, 2021)。

基於以上論點以及 BRT 理論的支持, 科技準備個人促進動機很可能會影響警察人員使用 GAI 的態度與意願; 相對地, 科技準備抑制因子亦可能讓警察人員有拒絕使用 GAI 的理由, 而對使用的態度與意願產生抑制效果。因此, 我們提出以下假設

- H1a：警察人員的科技樂觀程度會正向影響其使用生成式 AI 的態度。
 H2a：警察人員的創新先驅程度會正向影響其使用生成式 AI 的態度。
 H3a：警察人員的科技不適程度會負向影響其使用生成式 AI 的態度。
 H4a：警察人員的科技不安程度會負向影響其使用生成式 AI 的態度。
 H1b：警察人員的科技樂觀程度會正向影響其使用生成式 AI 的意願。
 H2b：警察人員的創新先驅程度會正向影響其使用生成式 AI 的意願。
 H3b：警察人員的科技不適程度會負向影響其使用生成式 AI 的意願。
 H4b：警察人員的科技不安程度會負向影響其使用生成式 AI 的意願。

2.2.3 相關推理變數

Westaby (2005)研究認為，特定背景推理(context-specific reasons)變數對於人們使用新科技的態度與行為意願可提供較高的解釋與預測力。而從 BRT 理論的假設前提可看出，推理是人們消費信念、動機、態度與行為意願間的重要橋樑。具體言之，該理論認為推理變數會影響消費者使用創新科技或產品的態度和意願，因為其有助於理解個人為何實踐與維護他們的消費行為，藉此提高產品消費與使用的個人自我價值(劉廷毅，2017)。由此知，本文將推理變數用於預測消費行為態度與意願之研究方向是正確的。先前相關調查將推理變數概分為兩個子構面：促進行為變數(reasons for behavior)和抑制行為變數(reasons against behavior)。具體言之，推理變數不僅僅代表個人內心支持和反對某行為的原因，而且還蘊含促進和抑制行為的態度與動機(鄧詩瑀，2016)。因此，推理變數在解釋個人行為意願過程中，須考慮一系列的特定背景因素。因此，推理需局限在對當前行為的認知過程。Claudy et al. (2015)認為，企業應考慮推理變數來理解客戶的消費決策選擇背後之信念與動機、以及想追求達到的特定目標。

部份學者進一步以 BRT 理論為基礎進行調查證實，採用新科技的推理促進變數會顯著提高使用態度與行為意願。反之，推理抑制變數會對使用態度與意願產生負面影響(廖珮臻，2015)。態度(Attitude)定義是指個人對於展現某特定行為的喜愛或不喜愛之知覺衡量(柴康偉等，2021)。換言之，用戶採用某科技產品的偏好態度分數越高，代表其對使用此產品的態度越積極正向。蘇品綺(2015)針對消費者行為決策影響因素之調查認為，假如個人對於創新產品採用的動機理由更為強烈時，就會積極地看待創新並成為創新產品的先驅使用者。同樣地，個人對於科技產品創新存在強烈抗拒動機與理由，自然導致消極的嘗試態度與行為意願。其次，以價值為基礎的科技採用模型亦支持上述觀點，意即個人對於任何科技所感知到的價值，都是透過有用知覺、易用知覺、趨勢知覺與智慧知覺等科技帶給人們的益處，進而得以正向預測後續的使用態度與意願。同樣地，新科技採用必須付出的成本與風險知覺，會對使用態度與意願產生抑制效果(Jan et al., 2023)。本文定義的易用知覺是指警察同仁認為使用 GAI 將不費吹灰之力；其次，有用知覺主要提及個人認為 GAI 科技可提高生活效率與工作成效；再者，趨勢知覺則指個人認為 GAI 科技的使用與應用是一種時代流行趨勢，自己必須跟上潮流；最後，智慧知覺是指個人認為 GAI 所提供的資訊完整性及內容與人類相差無幾，而值得信賴。

基於這些論點，針對警察人員對於 GAI 的使用態度與意願，本文推斷除科技準備度相關變數外，仍有易用知覺、有用知覺、趨勢知覺與智慧知覺等四項其他推理變數會影響其對於 GAI 的態度與使用意願。因此，我們提出以下假設：

- H5a：警察人員的易用知覺程度會正向影響其使用生成式 AI 的態度。

- H6a：警察人員的有用知覺程度會正向影響其使用生成式 AI 的態度。
 H7a：警察人員的趨勢知覺程度會正向影響其使用生成式 AI 的態度。
 H8a：警察人員的智慧知覺程度會正向影響其使用生成式 AI 的態度。
 H5b：警察人員的易用知覺程度會正向影響其使用生成式 AI 的意願。
 H6b：警察人員的有用知覺程度會正向影響其使用生成式 AI 的意願。
 H7b：警察人員的趨勢知覺程度會正向影響其使用生成式 AI 的意願。
 H8b：警察人員的智慧知覺程度會正向影響其使用生成式 AI 的意願。

2.2.4 使用態度與意願

創新科技的使用態度和意願在諸多文獻中已得到廣泛的研究。一些整合性分析(Meta-analytic)研究亦提供大量實證結果與數據，並證實態度和使用意願之間存在非常密切的關聯性(Armitage & Conner, 2001)。而許多知名理論，包括理性行為理論(TRA)、計畫行為理論(TPB)、科技接受模式(TAM)及行為推理理論(BRT)，都被研究者廣泛應用於檢驗創新科技的使用態度和意願之間關係(Jan et al., 2023)。

其次，過往相關研究已經分別證實在不同的時空背景與科技應用場域中，使用者對創新科技的態度，對於後續的使用意願與實際行為皆具備不同程度的解釋與預測能力。例如，行動電話語音助理(楊亨利、李博逸，2021)、綠色消費(蘇品綺，2015)以及增強實境(AR)試穿科技(Lorente-Martinez et al., 2020)等。近期邱紹群、廖宏騰(2021)調查智慧手機 AI 聊天機器人的用戶使用情況，發現消費者對新科技的正面態度會顯著影響其使用意願。因此，我們提出以下假說：

- H9：警察人員對生成式 AI 的態度會正向影響其使用的意願。

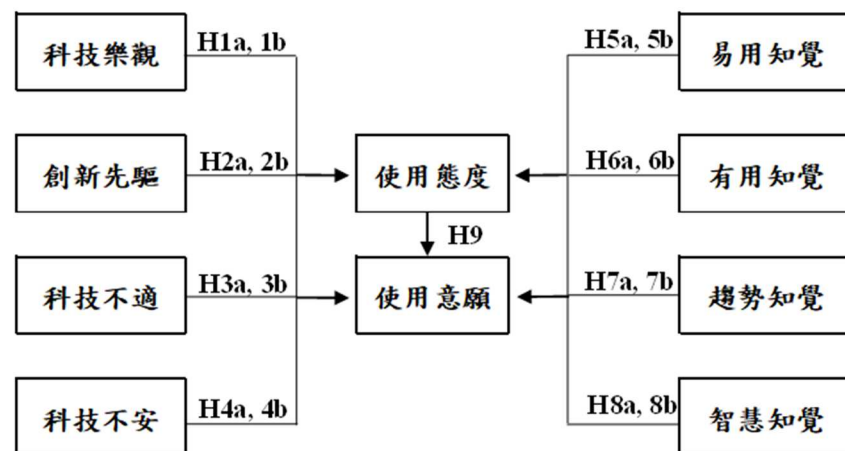


圖 1. 本研究架構圖

3. 研究方法

本調查量表主要以五個步驟產生。首先，理論架構變數的操作性定義與所有測量題項均從已發表的文獻當中蒐集、篩選與翻譯而成。其次，研究人員將所有構念定義與測量題項，均以 ChatGPT 的實務應用場景進行文字敘述調整。再者，邀請三位創新科技管理領域學者及實務專家協助檢視與修訂變數定義與衡量題項，以符合量表所需的專家與表面效度。此外，邀請五位潛在研究對象試填量表問卷，確保題項描述能簡要、明確表達所設定之意涵。最後，我們利用 ChatGPT 進行反向翻譯，並與原文意涵相比較，以確保題項翻譯的準確性(Brislin, 1970)。

執行上述第一步驟時，我們先對已實際驗證有效之文獻量表進行蒐集與調整。包

括參考 Parasuraman and Colby (2015)用以衡量科技準備度的四個子構面(科技樂觀、創新先驅、科技不適、科技不安)12 個題項，以及從柴康偉等(2021)篩選適當的 6 個題項以衡量易用知覺與有用知覺構念並進行修改。而趨勢知覺與智慧知覺變數題項主要來自 Jan et al. (2023)的調查量表。最後，我們參酌楊亨利、李博逸(2021)的智慧手機語音助理調查量表用以衡量 ChatGPT 的個人態度與使用意願之程度。本實證架構的所有構念題項均採李克特五點量表進行測量與編碼，其中 1 表示「非常不同意」~5 表示「非常同意」。

表 1. 人口敘述統計分析結果

人口變項		次數	百分比	累積%
性別	男	126	80.3	80.3
	女	31	19.7	100.0
年齡	30 歲及以下	62	39.5	39.5
	31-40 歲	82	52.2	91.7
	41 歲及以上	13	8.3	100.0
工作性質	內勤為主	50	31.8	31.8
	外勤為主	107	68.2	100.0
工作領域	行政警察	109	69.4	69.4
	刑事警察	43	27.4	96.8
	保安&交通警察	5	3.2	100.0
工作單位	分駐所與派出所	71	45.2	45.2
	分局與警備隊	40	25.5	70.7
	總局與警察大隊	46	29.3	100.0
工作區域	北部地區	134	85.4	85.4
	中部地區	13	8.3	93.6
	南部&東部地區	10	6.4	100.0
工作職位	主管職	25	15.9	15.9
	非主管職	132	84.1	100.0

從研究人員所屬的組織機構內部社群總共隨機便利抽樣蒐集到 170 份警察同仁的問卷回覆。在刪除我們評估的 13 份缺值與異常值無效問卷後，針對 157 份(92%)有效問卷進行人口背景敘述統計分析。表 1 顯示填答者的個人特色數據分佈，其中性別以男性居多佔 80.3%、年齡介於 31-40 歲之間為 52.2%、從事外勤工作的居 68.2% 比重、隸屬行政警察部門的為 69.4%、多數工作場所在第一線的分駐所與派出所 45.2%、工作地區以臺灣北部居多(85.4%)且非主管職(84.1%)。

4. 資料統計分析

本文使用 SmartPLS 軟體的 4.0 版本執行偏最小平方結構方程模型(partial least squares structural equation modelling,簡稱 PLS-SEM)的統計分析。包括測量模型與結構模型評估兩部份。PLS-SEM 量化分析模型是一種用於檢測多層次因果關係模型構念之間的複雜統計分析法，且經由多年管理學界的實務文獻驗證，是現階段成熟與受歡迎的假說驗證法(Hair et al., 2019)。具體言之，當理論模型的結構與層次複雜時，PLS-SEM 是研究人員預測研究構念間關係的最佳選擇。如同本調查的情況亦是如此。

其次，本文為最大限度地降低調查數據的共同方法偏差(common method bias,簡

稱 CMB)情況，在研究過程中同時採用一些統計補救措施。包括 Podsakoff et al. (2003) 的建議告知填答者他們的身份會受到匿名保護且個人數據僅供學術目的使用，並鼓勵真誠的回覆問卷，問卷並不存在對錯等價值觀的判斷。另一方面，我們進一步以 Harman's 單因子因素檢測統計診斷檢驗來評估實證資料是否存在顯著的 CMB 缺失。意即透過探索性因素分析(EFA)同時檢測所有構念題項所萃取出的未旋轉因素解，其中發現第 1 個解說總變異量為 48%，低於 50%的可接受門檻，此顯示所蒐集數據不存在嚴重的 CMB 情況。

表 2. 測量模型評估結果

科技樂觀 (Cronbach's $\alpha=0.933$, CR=0.957, AVE=0.883)	平均值	標準差	負荷量
AI 科技可提高工作效率	4.31	1.011	0.966
AI 科技可節省工作時間	4.41	0.960	0.955
AI 科技可提高生活品質	4.29	1.013	0.896
創新先驅 (Cronbach's $\alpha=0.860$, CR=0.915, AVE=0.781)	平均值	標準差	負荷量
自己是新科技的使用先驅者	3.50	1.090	0.881
好友使用新科技會詢問我的意見	3.32	1.156	0.896
我自行摸索即會使用新科技產品	3.79	1.056	0.875
科技不適 (Cronbach's $\alpha=0.727$, CR=0.823, AVE=0.612)	平均值	標準差	負荷量
AI 科技操作手冊非一般人能理解	3.51	1.119	0.912
AI 軟體非為普通人使用而設計	3.17	1.161	0.741
AI 軟體免費使用以獲取個人資料	3.12	1.268	0.714
科技不安 (Cronbach's $\alpha=0.776$, CR=0.797, AVE=0.585)	平均值	標準差	負荷量
AI 科技快速發展會影響身心健康	3.31	1.239	0.793
AI 科技快速發展會造成失業問題	3.17	1.236	0.956
AI 快速發展會威脅人類生命安全	2.94	1.247	0.711
易用知覺 (Cronbach's $\alpha=0.932$, CR=0.957, AVE=0.880)	平均值	標準差	負荷量
ChatGPT 操作過程簡單易學	3.75	1.006	0.935
我可快速熟練使用 ChatGPT	3.79	1.032	0.942
使用 ChatGPT 並沒想像中的困難	3.86	1.003	0.937
有用知覺 (Cronbach's $\alpha=0.892$, CR=0.933, AVE=0.822)	平均值	標準差	負荷量
ChatGPT 改善資料蒐集整合能力	4.03	0.967	0.881
ChatGPT 可提高報告書寫能力	3.79	1.166	0.936
ChatGPT 可提高外語書寫能力	3.92	1.029	0.901
趨勢知覺 (Cronbach's $\alpha=0.891$, CR=0.932, AVE=0.821)	平均值	標準差	負荷量
ChatGPT 最近受人們關注與使用	4.06	0.922	0.907
很多人都在談論與使用 ChatGPT	3.93	0.981	0.884
使用 ChatGPT 是無法抵擋的趨勢	4.14	0.916	0.927
智慧知覺 (Cronbach's $\alpha=0.857$, CR=0.912, AVE=0.778)	平均值	標準差	負荷量
ChatGPT 可撰寫特定主題的報告	3.82	0.977	0.920
ChatGPT 已接近人類書寫的能力	3.69	0.991	0.950
ChatGPT 的回應與人類相差無幾	3.51	1.066	0.765
使用態度 (Cronbach's $\alpha=0.900$, CR=0.937, AVE=0.833)	平均值	標準差	負荷量
使用 ChatGPT 是有趣的	4.01	0.971	0.924
使用 ChatGPT 是明智的	3.89	0.974	0.898
使用 ChatGPT 抱持正面肯定態度	4.00	0.934	0.915
使用意願 (Cronbach's $\alpha=0.952$, CR=0.969, AVE=0.913)	平均值	標準差	負荷量
未來我會嘗試使用 ChatGPT	4.14	0.902	0.962
我會鼓勵他人嘗試使用 ChatGPT	3.97	0.920	0.947
我會使用類似 ChatGPT 的 AI 軟體	4.14	0.880	0.958

4.1 測量模型評估

根據 Hair et al. (2019)的建議，測試研究構念關係假說之前，需以驗證性因素分析(CFA)法評估變數的測量模型，包括信度(reliability)、收斂效度(convergent validity)

和判別效度(discriminant validity)等。計算驗證結果(表 2)發現所有題項的因素載荷值均高於 0.70，而所萃取的平均變異值(AVE)亦高於建議的 0.50 截止值，從而證實研究變數具備收斂效度。其次，針對構念信度指標 Cronbach's α 和組合信度(composite reliability, 簡稱 CR)值進行可靠性分析。結果表明所有變數的相關指標皆高於可接受門檻值 0.70，證實本研究構念擁有良好的信度與收斂效度。

表 3. 判別效度評估結果

變數名稱	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A.科技樂觀	0.939									
B.創新先驅	0.568	0.884								
C.科技不適	0.371	0.380	0.782							
D.科技不安	0.221	0.131	0.233	0.765						
E.易用知覺	0.543	0.630	0.182	0.087	0.938					
F.有用知覺	0.571	0.626	0.365	0.133	0.639	0.907				
G.趨勢知覺	0.536	0.600	0.354	0.242	0.679	0.650	0.906			
H.智慧知覺	0.461	0.597	0.392	0.235	0.517	0.715	0.678	0.882		
I.使用態度	0.614	0.715	0.343	0.116	0.685	0.733	0.720	0.713	0.913	
J.使用意願	0.619	0.693	0.276	0.065	0.769	0.692	0.807	0.681	0.848	0.956

註：對角線的值為該構念的AVE平方根

接著，為評估構念間的判別效度，本文遵循 Fornell and Larcker (1981)的驗證法。計算整理結果(表 3)顯示，每個潛在構念的 AVE 值平方根高於變量兩兩之間的相關係數，證實測量模型內的構念意涵彼此不同，具備區別有效性。此外，我們還進行異值-單值(HTMT)指標測試，以檢測判別效度的穩健性。而所有 HTMT 分數(表 4)均低於最高可接受門檻值 0.85(Henseler et al., 2015)。至此，我們可以安心進行下一階段結構模型評估。

表 4. 判別效度 HTMT 穩健性測試

變數名稱	A	B	C	D	E	F	G	H	I
A.科技樂觀									
B.創新先驅	0.63								
C.科技不適	0.37	0.44							
D.科技不安	0.22	0.14	0.39						
E.易用知覺	0.58	0.70	0.19	0.11					
F.有用知覺	0.62	0.70	0.40	0.14	0.69				
G.趨勢知覺	0.58	0.68	0.41	0.27	0.74	0.71			
H.智慧知覺	0.50	0.68	0.48	0.23	0.56	0.80	0.75		
I.使用態度	0.67	0.81	0.35	0.10	0.74	0.81	0.80	0.80	
J.使用意願	0.66	0.77	0.28	0.05	0.81	0.74	0.81	0.73	0.82

4.2 模型假說檢測

經由測量模型填答者心理知覺的評估和驗證後，我們使用拔靴法(bootstrapping)反覆抽樣 5000 次的偏最小結構方程模式(PLS-SEM)來測試結構模型的實證假說。結果表明(表 5)，科技樂觀($\beta=0.144$, $p<0.05$)、創新先驅($\beta=0.215$, $p<0.05$)、有用知覺($\beta=0.160$, $p<0.05$)、趨勢知覺($\beta=0.185$, $p<0.05$)、智慧知覺($\beta=0.233$, $p<0.01$)五大構念是現階段影響警政人員對於 ChatGPT 等 GAI 科技有正向態度的影響因子，意即假說 H1a、H2a、H6a、H7a、H8a 獲得實證數據支持。其次，在警察人員使用 GAI 科

技意願的探索方面，分析結果顯示科技樂觀 ($\beta=0.103, p<0.05$)、科技不安 ($\beta=-0.107, p<0.05$)、易用知覺 ($\beta=0.203, p<0.001$)、趨勢知覺 ($\beta=0.329, p<0.001$) 及使用態度 ($\beta=0.373, p<0.001$) 等變數都存在對其顯著影響。至此，我們獲得假說 H1b、H4b、H5b、H7b、H9 成立的結論。

表 5. 研究假說檢定結果

假設	路徑自變數	依變數 使用態度 ($R^2=73.6\%$)		使用意願 ($R^2=84.5\%$)	
		β 值	T 值	β 值	T 值
H1a, 1b	科技樂觀 →	0.144	2.541*	0.103	2.041*
H2a, 2b	創新先驅 →	0.215	2.138*	0.055	1.008
H3a, 3b	科技不適 →	-0.015	0.326	-0.057	1.433
H4a, 4b	科技不安 →	-0.073	1.287	-0.107	2.113*
H5a, 5b	易用知覺 →	0.131	1.691	0.203	3.425***
H6a, 6b	有用知覺 →	0.160	2.203*	-0.044	0.793
H7a, 7b	趨勢知覺 →	0.185	2.531*	0.329	5.043***
H8a, 8b	智慧知覺 →	0.233	2.601**	0.085	1.287
H9	使用態度 →			0.373	4.595***

註：*** $p<0.001$; ** $p<0.01$; * $p<0.05$

表 6. 中介穩健性測試結果

中介關係	直接效果	間接效果	整體效果	VAF	結果
趨勢知覺→使用態度→使用意願	0.329	0.069	0.398	17%	無中介效果
	5.043***	2.192*			
智慧知覺→使用態度→使用意願	0.085	0.087	0.172	51%	部份中介效果
	1.287	1.959*			
創新先驅→使用態度→使用意願	0.055	0.080	0.135	59%	部份中介效果
	1.008	2.081*			
科技樂觀→使用態度→使用意願	0.103	0.054	0.157	34%	部份中介效果
	2.041*	2.264*			

註：*** $p<0.001$; ** $p<0.01$; * $p<0.05$

接著，我們針對結構模型的八個自變數是否會透過 GAI 科技使用態度的中介而間接影響 GAI 科技使用意願進行額外的穩健性檢測。此部份，我們同樣透過拔靴法 (bootstrapping) 5,000 次取樣過程進行解釋變異量比例 (variance accounted for, VAF) 值的中介效果估計，發現有趨勢知覺 ($\beta=0.069$, VAF=17%)、智慧知覺 ($\beta=0.087$, VAF=51%)、創新先驅 ($\beta=0.080$, VAF=59%) 與科技樂觀 ($\beta=0.054$, VAF=34%) 等四構念存在顯著間接影響作用。然而，根據 Hair et al. (2019) 建議的判斷準則，VAF 值 < 20% 時，表示無中介效果；20% < VAF 值 < 80%，則存在部份間接效果。因此，最終僅有智慧知覺、創新先驅與科技樂觀三構念會透過使用態度的中介而顯著間接影響警察人員的 GAI 使用意願。

表 7. 研究變數 T 檢定結果

變數	性別	工作性質	工作職位
科技樂觀	$t=-0.499$ 無差異	$t=0.610$ 無差異	$t=0.000$ 無差異
創新先驅	$t=0.284$ 無差異	$t=-1.108$ 無差異	$t=0.562$ 無差異
科技不適	$t=-0.780$ 無差異	$t=1.991^*$ 內勤 > 外勤	$t=-0.921$ 無差異
科技不安	$t=-1.035$ 無差異	$t=0.828$ 無差異	$t=0.828$ 無差異
易用知覺	$t=-0.473$ 無差異	$t=0.915$ 無差異	$t=1.003$ 無差異
有用知覺	$t=-0.284$ 無差異	$t=1.256$ 無差異	$t=-0.413$ 無差異
趨勢知覺	$t=-0.788$ 無差異	$t=2.569^{**}$ 內勤 > 外勤	$t=-0.356$ 無差異
智慧知覺	$t=0.358$ 無差異	$t=0.814$ 無差異	$t=-0.703$ 無差異
使用態度	$t=0.048$ 無差異	$t=0.873$ 無差異	$t=-0.024$ 無差異
使用意願	$t=0.923$ 無差異	$t=0.945$ 無差異	$t=0.053$ 無差異

註：*** $p<0.001$; ** $p<0.01$; * $p<0.05$

此外，本文也針對填答者的人口背景對模型構念進行 T 檢定與單因子變異數 (ANOVA) 差異檢測分析。性別、工作性質、工作職位背景資料的 T 檢定驗證結果(表 7)顯示，除工作性質對於科技不適與趨勢知覺(內勤高於外勤)有所影響外，其餘兩兩差異分析不存在統計顯著性。接下來，針對研究構念的年齡、工作領域、工作單位、工作區域背景進行 ANOVA 檢測，部份的整體差異 F 值達到 $p<0.05$ 些微顯著，然而接續執行事後多重比較 Scheffe 法卻顯示不存在兩兩之間的顯著差異。至此，雖然本文無法從參與的警察人員問卷當中，獲得更多人口背景差異的研究構念資訊，但也間接證實本研究所收集的樣本，有一定的母體代表性。

5. 結論與建議

近年由於 COVID-19 疫情的突如其來肆虐，讓全球民眾的日常生活與工作移動受到極大化的限制，但也讓新興科技得以一展長才的機會，例如視訊會議、虛擬實境、擴增實境、雲端計算、餐飲外送、共享汽車、線上團購等，讓傳統與電子商務行銷活動得以順利進階轉型為線上線下(O2O)同步智能化，並得到學術界關注，而進行一連串的科技接受與消費者行為意願之實證。然而，ChatGPT 3.5 在疫情尾聲橫空出世，讓全球科技及產業界為之震撼，隨後以此為基礎或標竿的生成式 AI 應用程式也爭相恐後的上市，希冀在人工智慧通用科技商業化初期搶下市場份額。此外，從 2010 年開始特定功能的人工智慧技術(視覺辨識、聽覺辨識、感應監測、擴增實境等)逐漸成熟，我國警政單位也陸續應用相關科技提高執勤效率與維護民眾生命財產安全。例如，在高速公路及匝道口設置高解析攝影機，嚴格取締強行插隊、跨越槽化線與雙白實線的車輛，且能捕捉駕駛人在高速公路雙白線上任意變換車道或違規行駛路肩等情況，經由 AI 快速運算，搭配 ETC 標籤有效辨識車種與車牌，及行經位置與時間，AI 系統即能判斷違規行為與路徑，經警員採證確認後即可輕鬆舉發，大幅降低交通

維安成本與風險。因此本文以行為推論理論為基礎建構行為實證模型，想瞭解習慣科技執法的警政單位人員，對於生成式 AI 時代的來臨，所持有的態度與使用意願及其影響因素是否有其特殊性，並補充相關文獻的不足與提供實務建議。

經由模型實證結果發現，擁有科技樂觀、創新先驅、有用知覺、趨勢知覺與智慧知覺等個人特質的員警，對於生成式 AI 的正向態度有顯著影響。意即過往認同特定 AI 科技會提高個人工作成效與生活品質、及對於新科技或新產品會先於他人擁有相關知識與優先使用、且認為 ChatGPT 等生成式 AI 所提供的資訊完整性及內容與多數人類相差無幾，是未來時代人們生活不可或缺的趨勢等特性的警政人員，對於未來執法科技納入生成式 AI 演算法的態度較為正向。然而，值得我們注意的是警政人員在實際使用意向方面，除上述個人知覺特質有直接或間接影響外，個人擔心生成式 AI 科技的快速發展可能會影響人們健康、工作或生命安全(科技不安)，以及以生成式 AI 演算法為基礎設計的相關執法工具在使用上是否輕而易舉(易用知覺)，更是未來警政機關在設計生成式 AI 科技執法系統時，能夠讓系統實際用戶(警政人員)順利安心使用，並發揮執勤功效，此為本調查的重要發現與建議。茲將本研究的理論貢獻、實務意涵、研究限制與建議詳述如下：

5.1 理論貢獻

此項研究對於學術理論有以下貢獻。首先，ChatGPT 從 2022 年底開始掀起生成式 AI 成熟應用的旋風，但臺灣至今仍有少文獻進行用戶使用態度與意願預測模型進行建構與實證。本調查以行為推理理論(BRT)為基礎，嘗試建構與測試此行為意圖理論模型，進而拋磚引玉讓未來研究人員可接續研究，以彌補現階段的文獻不足。其次，先前關注人工智慧應用裝置文獻，多數著眼於促進接受態度或採用行為意願的因子探索，然而我們認為生成式 AI 科技的特色在於產出結果經常無法讓用戶預期的到，甚至橫空出世，有必要將個人科技準備的激勵與阻礙構念納入模型考量。而調查結果發現填答者對於生成式 AI 科技的應用存在不安、擔心與些許抗拒，並顯著影響用戶的使用意願。因此，本文同時考量創新科技的促進與抑制因素，有助於未來研究方向的豐富度。

再者，除針對 ChatGPT 等劃時代影響的生成式 AI 創新與應用的用戶行為意圖有理論貢獻外，亦想瞭解此項新興科技應用的創新擴散範圍與速度，對於每日以科技執法習以為常的國家警政人員的使用意願現況描述是否有特別之處值得關注。檢視模型主要構念的衡量平均數前三名分別為科技樂觀(M=4.33)、使用意願(M=4.08)與趨勢知覺(M=4.04)，此代表我國的警政人員普遍認為生成式 AI 新科技的使用與應用會提高工作成效與生活品質，是未來無可抵擋的科技應用趨勢，因而來意或鼓勵他人使用 ChatGPT 或類似生成式的 AI 工具。此豐富警政人員科技接受行為的相關文獻。

最後，本調查豐富了科技準備的相關個人科技素養概念與知識體系數據。之前科技準備文獻的探索多數侷限於瞭解此概念的子構面對於個人科技功能知覺的影響，例如易用知覺、有用知覺等。然而，經過二十年的網路、通訊、人工智慧等新科技的發展與普及化，新興科技的易用與有用知覺對於用戶態度與行為意願的影響逐漸弱化，科技準備的部份構念也跨越上述功能知覺變數的中介作用，直接影響生成式 AI 的用戶態度與使用意圖。此外，參與者的智慧知覺對於生成式 AI 的態度解釋力最高，此顯示此項新興人工智慧科技與工具所提供的資訊內容與完整性，已被警察同仁認可與人類相差無幾。亦代表人工智慧與人機協同社會已經看到曙光準備來臨。未來學者可將科技準備概念提升至人工智慧素養(AI literacy)的探索方向開始前進。

5.2 實務意涵

去年市場所推出的 ChatGPT 4.0、Bard、Copilot 等生成式 AI，都是基於大型語言模型(LLM)訓練並提供多功能服務的通用型聊天機器人。就我們所知，警政署為提升服務品質，建立與民眾溝通管道，於勤務指揮中心成立「民眾服務中心」，24 小時全天候受理人民陳情案件。未來服務中心可考慮運用這些聊天生成式 AI 技術，同步立即定位陳情民眾所在地理位置，提供更為即時、更有智慧的線上 Q&A 問答及蒐集狀況資訊，並進行分類與轉接可協助的相關單位與人員，不僅大幅減少執勤員警的工作負擔，且能有效與迅速的解決民眾所面臨的問題與困境。

其次，作為顛覆性的智慧科技創新，ChatGPT 等生成式 AI 已經帶給各行各業經營模式的衝擊，加上台灣是個高等教育普及與網路資訊通訊發達的社會，民眾受惠於科技所帶來的工作成效與生活品質，對於顛覆時代且易用性高的生成式 AI 技術具備高度接受性。然而我們也預期此種生成式 AI 可能帶來的社會與組織運作風險，包括有機密資料外洩、網路詐欺、捏造事實、內容侵權等等。因此，警政署可依據歐盟 AI 高級專家小組(High-Level Expert Group on AI)所列出可信賴(trustworthy)的生成式 AI 之七個關鍵要件(包括監督、安全、隱私、透明、包容、福祉與權責等管控機制)來規劃與引導警察人員得以使用安全可靠之生成式 AI 工具。

再者，ChatGPT 等聊天生成型 AI 對於國際通用語言的轉換更是得心應手，依據內政部統計資料顯示長期居留臺灣的外籍人士高達 80 萬人，加上每年有 600 萬海外人士來台旅遊，其在台期間的人身與財務安全，自然應受到我國警政單位的全力保護。因此未來警政單位可指引或訓練警察人員能夠善用特定強大的跨語言溝通聊天 AI，對於外籍人士的隨時求助，能夠自動語音翻譯與順暢交流，即能即時有效給予安全指引與協助，而提昇我國的國際友善美好形象。

5.3 研究限制與建議

針對本調查結論，未來研究者需注意一些結果引用限制。首先，本用應用行為推論理論來探索警察人員使用生成式 AI 工具在日常生活工作上的意願。然而因為 ChatGPT 發佈的刺激，各類型生成式 AI 工具也雨後春筍般的上市讓消費者免費試用，相信經過一年半載網路用戶市場的競爭淘汰，不同功能領域的生成式 AI 終將形成寡佔市場，僅剩前三名可以存活。而未來警察機構的資訊安全部門可以經由篩選這些功能強大的生成式 AI，透過組織間的合作強化科技執法能力，屆時應用本模型來探索員警的特定生成式 AI 執法工具的態度與意願，應審慎為之。

其次，我們擴展 BRT 理論，並針對已熟練人工智慧科技執法的警政人員為研究對象，想瞭解與預測他們未來使用生成式 AI 應用裝置的態度與意願。而調查模型與成果未來要適用於臺灣普羅大眾的行為模式仍須謹慎為之，且各種行業的商業機密風險程度不同，即使付費使用生成式 AI 工具提高生活與工作效率，仍須注意個人或組織重要數據被竊取或盜用的可能後果。未來學者可針對個人實際使用時的組織資訊安全配套措施進行探索，應可發現更多潛在用戶的行為模式細節，而讓各類型生成式 AI 能夠有序發展，並帶給人類更為便利與幸福的社會。

此外，本文是針對我國警政人員所進行的一項量化問卷自我填答的橫斷面研究，而我國在全球高科技產業鏈當中一直以來皆扮演重要的研發與生產角色，其中警政機關為遏止交通違規行為，降低交通傷亡事故，已高度使用智慧科技進行執法，不僅可保障民眾用路安全，還可降低員警工作負擔、攔檢風險和執法成本。然而，現階段生成式 AI 的應用發展仍屬於初期階段，警政機關如何應用這樣的創新智慧科技於工

作(執勤、執法)方面,且需避免民眾與組織資料外洩風險,相信都在瞭解與研擬當中。因此,未來調查可參考本模型與警政機關合作,運用實驗設計或縱斷面研究,而讓警察單位有更多、更詳細的數據支持,並善用生成式 AI 技術事先預防犯罪與違規,讓臺灣社會更加祥和與安定。

參考文獻

1. 余陳瑋、趙正敏、葉柏材、林敬堂(2021)。從科技準備度觀點探討病患對於醫療應用程式採用行為意圖之研究。管理資訊計算, 10(1), 133-147。 doi: 10.6285/MIC.202103_10(1).0013
2. 李沃牆(2023)。ChatGPT 熱潮下的 AI 產業商機。會計研究月刊, 449, 14-19。
3. 邱紹群、廖宏騰(2021)。智慧手機語音助理人機社交關係之研究。管理資訊計算, 10(2), 227-243。 doi: 10.6285/MIC.202109_10(2).0018
4. 柴康偉、歐瑋明、李煌惟(2021)。探討科技準備度對使用態度與行為意圖之調節效果—以餐飲平台 foodpanda 為例。觀光與休閒管理期刊, 9(特刊), 11-22。 doi: 10.6510/JTLM.202108/SP_9.0002
5. 高文忠(2023)。AI 與 ChatGPT 對教育的影響與因應之道。臺灣教育評論月刊, 12(7), 68-71。
6. 張翠芬、趙正敏(2023)。影響醫療人員持續採用電子病歷之實證研究: 結合後接受模式與科技準備和接受模式。醫院雜誌, 56(1), 10-25。
7. 陳冠名(2023)。以 ChatGPT 協助學術論文寫作之初探。實踐博雅學報, 34, 85-99。
8. 童恒新、吳昆家(2023)。ChatGPT 於醫護教育之應用。源遠護理, 17(2), 17-21。
9. 黃仁志(2023)。生成式 AI 的應用、風險與對應政策。經濟前瞻, 208, 80-86。
10. 楊亨利、李博逸(2021)。手機語音助理持續使用影響因素之探討。資訊管理學報, 28(2), 215-246。
11. 楊欣穎(2023)。近期人工智慧的發展與監理。證券服務, 696, 103-106。
12. 廖珮臻(2015)。以行為推理理論探討使用 HCE 手機信用卡之意願(未出版之碩士論文)。淡江大學。新北市。
13. 鄭詩瑀(2016)。醫療旅館住宿之行為意圖: 行為推理理論觀點(未出版之碩士論文)。輔仁大學。新北市。
14. 劉廷毅(2017)。以行為推理理論探討公共自行車之使用意圖—以 YouBike 為例(未出版之碩士論文)。國立成功大學。臺南市。
15. 謝瓊竹(2023)。不可不知的 ChatGPT—生成式 AI 的產業革命。禪天下, 217, 56-60。
16. 蘇品綺(2015)。以行為推理理論探討綠色消費行為: 現行機車使用者轉換至電動機車之使用意願(未出版之碩士論文)。國立成功大學。臺南市。
17. Armitage, C. J., & Conner, M. (2001). Efficacy of the theory of planned behavior: a meta-analytic review. *British Journal of Social Psychology*, 40(4), 471-499. doi: 10.1348/014466601164939
18. Blut, M., & Wang, C. (2020). Technology readiness: a meta-analysis of conceptualizations of the construct and its impact on technology usage. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(4), 649-669. doi: 10.1007/s11747-019-00680-8
19. Brislin, R. W. (1970). Back-translation for cross-cultural research. *Journal of Cross-*

- Cultural Psychology, 1(3), 185-216. doi: 10.1177/135910457000100301
20. Claudy, M. C., Garcia, R., & O'Driscoll, A. (2015). Consumer resistance to innovation- a behavioral reasoning perspective. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(4), 528-544. doi: 10.1007/s11747-014-0399-0
 21. Fornell, C., & Larcker, D. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50. doi: 10.2307/3151312
 22. Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2-24. doi: 10.1108/EBR-11-2018-0203
 23. Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135. doi: 10.1007/s11747-014-0403-8
 24. Jan, I. U., Ji, S., & Kim, C. (2023). What (de) motivates customers to use AI-powered conversational agents for shopping? The extended behavioral reasoning perspective. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 75, 103440. doi: 10.1016/j.jretconser.2022.103177
 25. Lorente-Martinez, J., Navio-Marco, J., & Rodrigo-Moya, B. (2020). Analysis of the adoption of customer facing InStore technologies in retail SMEs. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 57, 102225. doi: 10.1016/j.jretconser.2020.102225
 26. Parasuraman, A., & Colby, C. L. (2015). An updated and streamlined technology readiness index: TRI 2.0. *Journal of Service Research*, 18(1), 59-74. doi: 10.1177/1094670514539730
 27. Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J. Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of Applied Psychology*, 88(5), 879-903. doi: 10.1037/0021-9010.88.5.879
 28. Sahu, A. K., Padhy, R. K., & Dhir, A. (2020). Envisioning the future of behavioral decision-making: s systematic literature review of behavioral reasoning theory. *Australasian Marketing Journal*, 28(4), 145-159. doi: 10.1016/j.ausmj.2020.05.001
 29. Westaby, J. D. (2005). Behavioral reasoning theory: identifying new linkages underlying intentions and behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 98(2), 97-120. doi: 10.1016/j.obhdp.2005.07.003