

機器學習應用於公共政策決策實務需求之探討

張世賢

(中華民國公共行政學會 理事長)

摘要

對於公共政策決策實務，從市場的觀點，就有供給方與需求方。本文專注需求方。誰需要將機器學習應用於公共政策決策？1.政策決策人員，需要應用機器學習，產生決策知識的合理性、可信任性，據以決策、2. 政策執行人員，需要應用機器學習，獲得執行知識的合理性、可信任性，據以執行；並在特定情況，據以決定是否介入、如何妥適介入。3. 受政策影響之民眾，最主要的是政策的監督者、民意代表，需要應用機器學習，獲得政策監督的知識合理性、可信任性，據以評論政策缺失。

本文採用次級資料分析法，蒐集最新機器學習應用於公共政策決策實務需求之論文，加以彙總分析：這些需求者是否達成其需求之具體目標，有否落實，有否差距，差距之原因，以及如何改善。

本論文貢獻在1.實務言，提供對政策決策者、政策執行人員和受影響的民眾。包括政策監督人員，提供有效利用機器學習達成政策決策需求目標之改善。2.學理言，提供改善機器學習應用於公共決策效果之創見；強調數據與預測之重要性。

關鍵詞：機器學習、公共政策決策、公共政策執行、公共政策評估、公共政策監督

壹、前言

一、研究目的

政策制定運用數據驅動，可以幫助政府各部門做出更明智、更有效的決策。然而，雖然使用數據的好處是顯而易見，但在分析複雜數據集和有效實施數據驅動策略方面仍然存在挑戰。誰需要將機器學習應用於公共政策實務決策？1.政策決策人員，需要決策知識的合理性、可信任性，據以決策、2. 政策執行人員，需要政策執行的知識合理性、可信任性，據以執行；並在特定情況，據以決定執行的決策、以妥適執行。3. 受政策影響之民眾，包括代表受政策影響的民眾，監督政策決策與執行的監督人員，據以評論並求改善政策缺失。本文探討機器學習應用於公共政策決策實務需求之貢獻、挑戰與創見。

二、研究問題

本文探討：機器學習如何透過提供、及改善資料分析，以增強：1.政策決策人員，

所需決策知識的合理性、可信任性。2. 政策執行人員，需要執行的動態環境情勢、執行的標的人口、的現實知識的準確性、合理性、可信任性，據以執行。3. 受政策影響之民眾、民意代表、監督人員，獲得充分、完整資訊，據以訴求政府機關改善政策績效。本文探討機器學習如何為公共政策實務需求者：機器學習研發人員、政策決策人員、政策執行人員、以及受政策影響之民眾、民意代表、監督人員，展示機器學習應用的功效及改善。

三、名詞界定

1. 機器學習

機器學習 (Machine Learning, ML) 是人工智慧 (AI) 的子集，使用專門的軟體演算法，反覆進行「學習」，成為資料集程式，作為組織探索模式、深入解析和呈現趨勢，並採取動作，產生更完善的結果，無需人為介入。學習推動各式各樣現實世界應用的電腦：IoT 資料分析、電腦伺服器監控、目標式廣告、影像辨識、基因序列、自動駕駛車輛、能源勘探、臉部辨識等眾多應用。機器學習會從極大型資料集產生資料導向，深入解析，且可做為決策。其比人工分析、傳統 BI 或其他 AI 方法更加快速且可靠。機器學習促進公共政策決策效率提升、改善安全性，並激發由資料推動的創新，提供專為行為量身打造公共決策與公共服務 (Chy & Buadi, 2024a)。

機器學習的設計、分析與改進，讓電腦可以自動「學習」的演算法，更為周全、迅速、效益、方便、實用；須不斷改進。機器學習演算法從資料中自動分析獲得規律，並利用規律對未知資料進行預測；其中涉及大量的統計學理論，含推論統計學、非程式化的推論決策，須嚴謹開發 (Marsland, 2009)。

2. 政策知識

現代政策知識是人與機器的結合體，用以處理政策問題，包括專業知識、普通常識、在地知識 (local knowledge)、以及俗知識 (lay knowledge) (Innes & Booher, 2018, pp. 137-187)；其中有硬知識 (hard knowledge)、軟知識 (soft knowledge)、巧知識 (smart knowledge)、明顯知識 (explicit knowledge)、默會知識 (tacit knowledge) 等等，用時方恨少，為「可用知識」 (usable knowledge) (Lindblom & Cohen, 1979)。

3. 公共政策決策實務人員

公共政策決策實務人員，包括公共政策制定過程以及制定之後，政策執行與政策評估需要政策知識，用以決策的人員，涵蓋：決策、執行、評估、監督、改進等等人員。即公共政策決策，無所不在，政策決策人員、政策執行人員、受政策影響之民眾、及其代言人(監督人員、民意代表)等等，都需要政策知識，用以決策。

貳、理論與文獻探討

一、理論基礎

機器學習 (ML) 是人工智慧 (AI) 的一個子集，屬於運算科學領域，著重於分析和解譯資料中的模型與結構，以實現人類互動之外的學習、推理和決策。機器學習可讓使用者為電腦演算法，提供大量資料，並讓電腦只根據輸入資料，分析並做出資料導向的建議和決策。如果決策需要修正，演算法也可整合相關資訊，改善未來的決策品質 (Athey, 2017)。

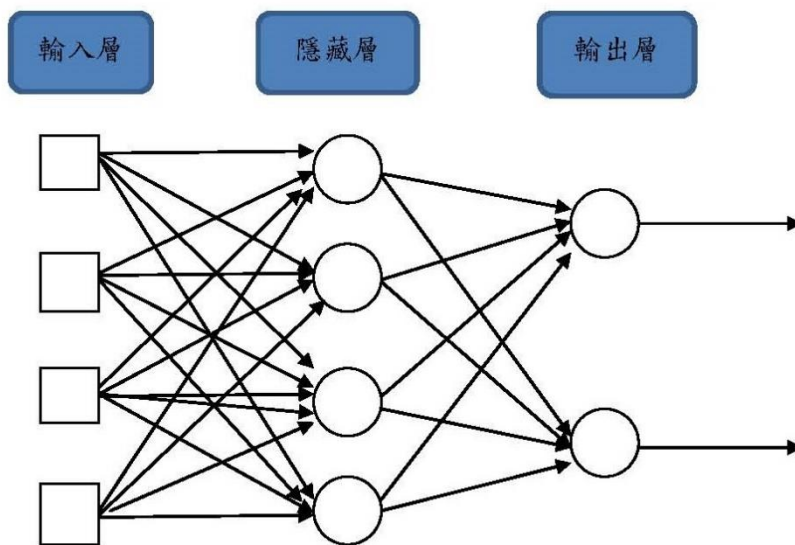
機器學習由三個部分組成：1.運算演算法是做確定判斷的核心。2.做出決定的變數和功能。3.已知答案的基礎知識，以便「訓練」系統學習。一開始，系統會將已知答案的參數資料饋送給模型，然後執行演算法並進行調整，直到演算法的輸出「學習結果」與已知答案一致為止。機器學習過程中，增加輸入的資料量是為了幫助系統學習和處理更高階的運算決策。機器學習和資料分析有助於讓組織變得更具智慧、更快速、更有效率且更具有創新能力。更完善且更快速的即時決策可促進改善營運和新產品及業務模式，提供真正的競爭優勢。無論是剛開始使用機器學習試行方案，或已實行更具發展力且進階的分析專案，機器學習之技術人員均可提供各種資源與技術，協助建立機器學習技術所需的穩健的建構架構 (Amarasinghe et al., 2023)。

例如，Intel以最佳化產品組合和豐富的解決方案生態系統，支援機器學習不斷進展 (Ackermann et al, 2018)；其方式是與頂尖系統整合商和技術廠商合作，提供分散式儲存和大數據處理的架構。Intel的專家以及經驗豐富的合作夥伴，在公部門，根據機器學習技術和實作需求，協助做出最佳決策。Intel的績效已經證明，無論是對於其自身企業或其客戶和合作夥伴，機器學習都能發揮極大的價值，將決策當成預測的標的；透過統計建模與機器學習，從數據學習輸入預測因子和最佳決策方案的關係；將統計建模、機器學習、決策制定，三者環環相扣，具有整體思維，提供最佳決策 (Ackermann et al, 2018)。

機器學習演算法，特別是基於「神經網路」和「深度學習」的演算法，透過利用其從數據中學習並發現模式和關係的能力 (Marsland, 2009)。研究人員使用深度神經網路來建模和預測行為，可以實現更準確的模擬和預測 (van Cranenburgh, 2022)。「機器學習」的「多層前饋式類神經網路」(multilayer feedforward networks)，包含三個層次：1.輸入層(input layer)：外界刺激訊息、2.隱藏層(hidden layer)：大腦判讀功能、3.輸出層(output layer)：認知反應。隱藏層學習過程可以是1層到100層等，極其複雜，因此又稱為深度學習(deep learning)，如圖1，多層前饋式類神經網路，前一層的神經元都與下一層的神經元完全連結 (fully connected)，進行回想(call)、推演(generalization)、學習(learning)功能 (Marsland, 2009, p. 5)。見圖1。

圖1

多層前饋式類神經網路



資料來源：Machine Learning: An Algorithmic Perspective (p.5) , Marsland, 2009, CRC..

二、文獻探討

公共政策決策實務人員可以應用機器學習為政策決策過程提供政策知識並更準確地評估政策結果 (Amarasinghe et al., 2023)，並遭受挑戰 (Chy & Buadi, 2024b)。以下就相關文獻逐一探討。

1. 機器學習係不斷學習

Samala等 (2020) 指出：在政策制定中，機器學習模型通常依賴歷史資料來預測未來事件或評估當前需求。然而，許多政策環境的非平穩性（經濟、社會或環境條件隨著時間的推移而變化），意味著用於訓練模型的數據可能會過時。機器學習透過不斷學習新數據、調整預測並隨著時間的推移進行改進，幫助政策制定者應對這些動態環境。實務上，就醫療保健政策而言，機器學習可以根據歷史數據預測疾病爆發，而且還可以隨著新的健康數據的出現而改善其預測。這種適應性使得機器學習模型對於制定能夠應對不斷變化的環境的政策非常有價值，確保政策決策即使在環境發生變化時也保持相關性和有效性 (Samala et al., 2020)。在政策評估方面，機器學習即時追蹤這些變化的能力使政策制定者能夠根據當前數據調整政策，而不是僅僅依賴靜態的、過去的信息，從而最大限度地降低政策過時的風險 (Samala et al., 2020)。

2. 機器學習具有整合多種資料的功能

在公共政策決策實務中，應用機器學習的主要好處之一是它能夠整合和分析來自多個來源的異質數據 (Bauman et al., 2018)。這是制定明智的數據驅動政策的關鍵因素。實務上，公共政策通常依賴從刑事司法記錄到醫療保健數據的

各種數據類型，每種數據類型都為決策過程提供了寶貴的資訊。機器學習在組合這些不同的資料集、識別透過傳統方法不易辨別的模式方面特別有效。舉例，在制定減少再犯的政策時，機器學習可以分析刑事司法記錄、社會服務互動，甚至住房數據，以全面了解影響個人再犯可能性的因素 (Bauman et al., 2018)。此類資料的時空性質（地理和時間模式都很重要）進一步增強了機器學習可以提供的見解。透過分析不同時間段和地點的數據，機器學習可以為政策提供資訊，這些政策不僅可以響應當前的情況，還可以預測未來的趨勢。這種全面的數據分析對於政策評估同樣有價值，因為它使政策決策人員能夠追蹤不同領域和時間範圍內政策的有效性，確保不斷改進。

機器學習 (ML) 大大增強了自動分析大量結構化和非結構化資料的能力 (Chen et al., 2012)；這對於政策決策人員來說，非常寶貴。透過自動化數據分析，機器學習可以識別模式並提取人類分析師難以檢測到的見解。例如，在公共衛生領域，機器學習模型可以分析醫院記錄、社群媒體和環境數據，以檢測疾病爆發的早期跡象，從而及時實施預防政策。這種自動化加快了決策速度並提高了資料處理效率，幫助政府更快地應對新出現的危機 (Chen et al., 2012)。並且，機器學習已成功用於處理來自線上公眾諮詢和新聞報導的非結構化數據，使政府能夠更清楚地了解公眾對擬議改革的意見 (Kamateri et al., 2015)。這個過程不僅減少了人類分析師的工作量，而且使政策制定更加數據驅動和準確。

3.機器學習具有預測與分配資源的功能

用於政策制定的機器學習模型必須根據考慮政策制定者面臨的實際限制（例如預算、人員和時間限制）的指標進行評估。在現實世界的政策應用中，資源往往是稀缺的。這表示機器學習模型不僅必須預測結果，還必須有效地優先分配有限的資源 (Chy & Buadi, 2024a)。實務上，在心理健康介入中，政策制定者可能一次只能支持 200 人。在這種情況下，機器學習可以識別最需要支援的前 200 名個人，而不僅僅是優化整體準確性。同樣，在住房檢查中，每月只能檢查有限數量的建築物，機器學習模型可以幫助優先考慮風險最大的房產。這些現實世界的限制使得準確性或 AUC-ROC 等標準指標不足以用於政策制定。相反，ML 模型必須關注前 k 個案例中的精確度，確保最關鍵的案例在可用資源內得到關注。此外，對於政策評估，機器學習可以監控資源的利用情況，並就是否需要進行調整以最大限度地提高效率 and 影響向政策制定者提供回饋 (Chy & Buadi, 2024a)。

預測分析是機器學習在政策制定上最具變革性的應用之一。透過利用大型資料集和歷史資訊，機器學習模型可以預測未來趨勢，幫助政策決策人員預測挑戰並做出主動決策。舉例，機器學習模型可以預測失業率飆升或衰退等經濟變化，使政府能夠提前調整財政政策或實施職業培訓計劃 (Davenport, 2014)。

同樣，在醫療保健領域，機器學習可用於預測未來對醫療資源的需求，使醫院和政府能夠為疾病爆發期間增加的醫療保健需求做好準備 (Ash, 2015)。在環境政策中，預測模型可以預測氣候變遷對特定地區的影響，幫助政府設計長期永續發展策略 (Manyika, 2011)。這種預見未來潛在事件的能力為政策制定者提供了實施預防措施所需的工具，從而降低了因突然變化而措手不及的風險。

4. 機器學習具有場景模擬和建模功能

機器學習改變政策決策人員的最有影響力的方式之一是透過場景模擬和建模。機器學習模型讓政策制定者模擬不同條件下各種政策決策的結果，為這些決策的長期影響提供重要的見解。舉例，機器學習可以模擬稅收政策的變化如何影響收入分配，使政府能夠設計更好地解決不平等問題的政策 (Mackenzie, 2015)。此外，機器學習模擬提供了一種複雜的方法來對環境政策中的複雜關係進行建模，例如預測碳排放法規對氣候變遷的影響。這些模擬為政策制定者提供了所需的數據，以便他們就減少溫室氣體排放做出更明智的決策 (Choudhury et al., 2020)。

透過在虛擬環境中測試不同的政策場景，機器學習模型可以幫助政府避免意外後果。它們允許分析各種結果，提供更準確的政策隨時間推移如何執行的情況 (Lipton, 2017)。並且，機器學習模擬提供了根據條件變化納入新數據和調整政策的靈活性，這對於公共衛生和環境監管等領域至關重要，因為這些領域不斷變化的條件可能會極大地影響政策有效性 (Mol et al., 2017)。這種能力顯著提高了政策決策的質量，並確保政策能夠適應並回應未來的挑戰。

5. 機器學習具有分析公眾情緒的功能

機器學習正在徹底改變政府評估公眾情緒的方式，特別是透過使用自然語言處理 (NLP) 技術。這些先進的模型分析來自各種來源的數據，包括社交媒體平台、公眾調查和新聞文章，從而可以即時評估公眾對建議政策的看法。透過利用 NLP 和機器學習，政策制定者可以更有效地追蹤公眾情緒的變化，例如在醫療改革期間，使他們能夠制定政策以更好地滿足公民不斷變化的需求 (Ash, 2016)。同時，該技術允許政府按不同人口群體或地區細分情緒數據，並識別特定社區可能特有的擔憂。這確保了政策可以適應人口的多樣性 (Kamateri et al., 2015)。基於機器學習的情緒分析得出的即時回饋也使政府能夠動態調整策略，確保它們與公眾偏好保持一致。這種方法不僅增強了政策制定的民主性質，而且還提高了透明度，因為它表明決策是直接由人民的聲音決定的 (Alfaro et al., 2013)。機器學習在多元社會有效促成公共政策「協力理性」(collaborative rationality)、「誠摯對話」(authentic dialogue)很有貢獻 (Innes & Booher, 2018)。

6. 機器學習具有增強政策決策能力的功能

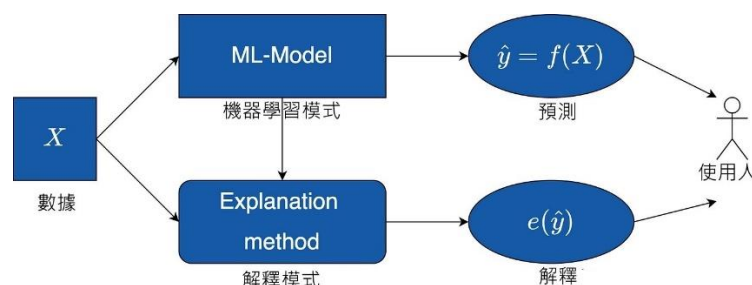
以上，總之，機器學習具有增強政策決策能力 (Chy & Buadi, 2024b)。機器學習 (ML) 透過增強數據分析、預測分析、情境模擬和公眾情緒分析，正在改變政府制定政策的方式 (Chy & Buadi, 2024b)。透過資料處理的自動化，機器學習使政策制定者能夠更有效地處理大量資料集，從而實現即時決策。它還提供預測分析，幫助政府預測未來的挑戰，而情境模擬則提供不同政策的潛在結果的見解。此外，機器學習的「自然語言處理」 (NLP) 功能可以分析公眾情緒，確保政策既是數據驅動的又是對公民需求的回應。機器學習也可以根據最新數據對政策進行持續監控和調整，從而支援持續的政策評估 (Chy & Buadi, 2024b)。

7.機器學習仍面臨挑戰

雖然機器學習具有變革潛力，但必須解決與透明度、偏見和資料隱私相關的挑戰 (Chy & Buadi, 2024b)，以確保其在政策制定中的應用符合道德和公平。強調了提高機器學習模型可解釋性和建立強有力的法律和監管框架以最大限度地提高其治理有效性的重要性 (Chy & Buadi, 2024b)。但進入「可解釋機器學習」(explainable machine learning, 簡稱 XML) 時代，便有所改善。見圖 2。

圖 2

可解釋機器學習



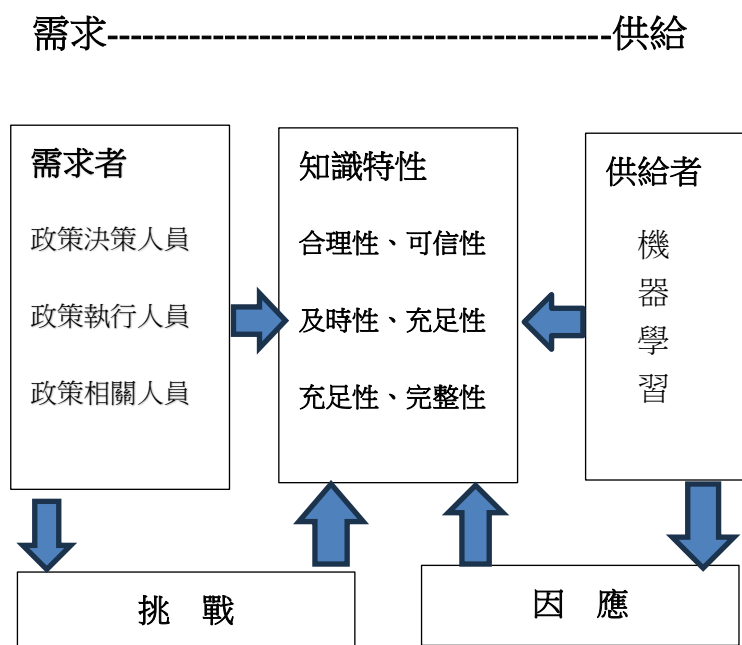
資料來源：作者自製

叁、研究方法

一、分析架構

本論文在2025年4月26日TASPAA年會暨國際學術論文研討會 (東華大學)論文宣讀，感謝與談人廖洲棚建議增加分析架構，以統攝研究結果與討論，較為清楚明晰。本論文分析架構即：從公共政策相關資訊的需求者分析，討論其所需政策知識特性、來源以及透過機器學習演算法，供給政策資訊的狀況，以制定運用策略。其中舉若干最新政策實務個案做為研究之循證基礎，並歸結其所遭受之挑戰，及提出因應之道。見圖3。

圖 3
分析架構圖



資料來源：作者自製。

二、採用次級資料分析法

機器學習（ML）是一種人工智慧的應用，透過演算法分類、解析與吸收資料，再加上不斷的訓練與學習，進而達到預測結果的 AI 機器學習模式。本文採用次級資料分析法，從Google網站，蒐集最新機器學習應用於公共政策決策實務需求之論文〔見本論文參考文獻〕，加以彙總分析：這些需求者是否達成其需求之具體目標，有否落實，有否差距，差距之原因，以及如何改善。本研究不採用問卷調查法，深度訪問法。

三、以「循證」為研究基礎

政策制定以數據驅動，已成為各領域日益重要的方法，包括醫療保健、教育、環境監管和經濟發展。大型數據集的不斷增加，使政府和組織能夠根據具體證據而不是假設來制定政策。研究方法是「循證」(evidence-based)研究法，不能只在學理與邏輯上推演與陳述，需同時引證相關實務事證。並且舉證，要有普遍性，不能只舉某一領域。本論文舉證，含蓋公共衛生政策、經濟政策、環境政策、教育政策、刑事政策等等。透過分析現實世界的數據，政策制定者可以做出更有針對性、更有效、更能滿足公眾需求的決策。實務上，在醫療保健領域，數據驅動的政策可以透過分析與患者結果和公共衛生趨勢相關的數

據，來幫助預測疾病爆發、管理醫療保健資源，以及改善患者護理 (Cheng et al., 2020)。在教育領域，數據可以幫助確定學生表現的差距，從而採取干預措施。改善學習成果並解決不平等問題。隨著越來越多的數據可用，數據驅動的政策制定可以做出更明智的決策，確保政策與當前的社會需求相關 (Ackermann et al., 2018)。

四、循證舉最迫切的政策需求

在研究實例，聚焦在最迫切的政策需求上。本論文研究期間 (2025年1月至4月)，正逢醫院急診室病床一位難求。即資源分配問題。機器學習 (ML) 透過優化資源分配，幫助醫療保健系統更有效地預測和滿足需求，大大改善了醫療保健政策。機器學習模型透過分析來自醫院和公共衛生資料庫的大型資料集，可以預測醫療保健需求；例如醫院床位、醫務人員和資源的需求。這在大流行病期間尤其重要；預測模型可以幫助確保資源有效分配，並降低短缺風險。例如，緊急情況下使用的機器學習模型可以有效預測資源短缺並促進及時干預 (Buchanan & Miller, 2017)。並且，這些模型透過確保資源被引導到最需要的地方，來幫助減少浪費，從而提高醫療保健系統的整體效率 (Ingrams, 2020)。資源分配問題也出現在學校基礎設施、教師人數和學生需求，可以機器學習模式及早處理 (Ackermann et al., 2018)。

五、資料蒐集要求充足、正確、新穎、快速

研究方法必須依據充足正確的資訊蒐集。Asquer (2013) 指出：在政策決策中使用數據已經帶來了更有效的結果，因為政策制定者可以根據反映即時情況的可靠資訊來做出決策。Davenport (2014) 也強調資料在塑造透明和負責任的治理方面日益重要的作用，使政策制定者不僅能夠了解當前的情況，還能預測未來的挑戰 (Davenport, 2014)。透過將數據納入決策過程，政府可以製定更符合社會需求的政策，並可以在新資訊出現時調整這些政策，從而使治理隨著時間的推移變得更具適應性和有效性。

在研究法上，研究機器學習的論文著重資料蒐集的既新穎、快速又正確。研究方法係與研究對象相互呼應的。既然公共政策決策實務人員在追求及時、充足的政策知識；研究資料的蒐集，也應既快速又正確。本文參考文獻蒐集到2025年。正如Davenport (2014) 所指出，許多政府機關仍然難以充分利用大數據分析，係由於資訊基礎設施過時且缺乏數據科學專業知識。張世賢與陳夢琨研究社子島土地開發案，須自己重新以問卷調查蒐集最新當地民意，才能以機器學習處理 (Chang & Chen, 2024)。

六、研究態度避免偏見

任何科學研究都要避免偏見。尤其在AI機器學習的研究態度，須特別強調

研究過程中必須避免偏見，導致「garbage in, garbage out」。資料蒐集和分析中的偏見會導致結果出現偏差。實務上，尤其在刑事司法和社會服務等領域，偏見的資料會導致政策不公平或無效 (Chang & Chen, 2024)。

肆、研究結果與討論

本文探討：機器學習如何透過提供、及改善資料分析，以增強：**1. 公共政策實務**所需要的可用知識。**2. 政策決策人員**，所需決策知識的合理性、可信任性。**3. 政策執行人員**，需要執行的動態環境情勢、執行的標的人口、的現實知識的準確性、合理性、可信任性，據以執行。**4. 受政策影響之民眾**，及其代表，或評估者、或監督者，從機器學習，獲得充分、完整資訊，據以訴求政府機關改善政策績效。可是，**5. 機器學習**所提供之政策知識，也遭受挑戰，須提出因應之道。

一、公共政策實務需要可用的知識

在當今快速發展的世界中，由於需要處理和分析政策問題，如醫療保健、環境監管、教育和刑事司法等的大量數據，政策制定變得越來越複雜。隨著政策制定者面臨緊迫的資料密集型挑戰。實務上，管理公共衛生危機或解決環境退化問題，對處理複雜資料環境的創新工具的需求變得至關重要，以產生「可用的知識」(usable knowledge) (Lindblom & Cohen, 1979)。機器學習 (ML) 以自動化資料分析和提供可行的見解，來應對這些挑戰的方法。機器學習能夠發現資料中隱藏的模式和關係，從而實現**新穎、快速、準確**的決策，這對於現代治理至關重要 (Caruana et al., 2015)。

機器學習 (ML) 正在透過一系列更精確、數據驅動的方法來改變政策制定的格局。實務上，在醫療保健領域，機器學習增強了**預測**需求和有效管理資源的能力，尤其是在危機期間。對於經濟政策，機器學習有助於識別趨勢、偵測詐欺等異常現象，並優化公共資金的分配。機器學習 (ML) 預測氣候影響和永續管理自然資源的能力為環境政策提供了支持。在教育領域，機器學習推動了學生表現監控和公平資源分配的改進。同樣，刑事司法也受益於機器學習在預測再犯和提高執法效率的應用。在網路安全方面，機器學習透過即時偵測漏洞和異常來確保針對網路威脅的強大保護。透過整合機器學習，政策制定變得更加敏捷、主動和基於證據，從而在各個領域帶來更好的結果。

並且，機器學習可以幫助減輕人類決策固有的**偏見和限制**，為更客觀的政策制定和評估鋪平道路 (Lipton, 2018)。機器學習透過自動化資料處理，識別傳統分析所不易辨別的資訊模式和趨勢，在現代政策制定中發揮關鍵作用。機器學習系統能夠即時處理來自不同來源的大量資料集，為政策制定者提供可行的**見解**，並提供**預測**。例如，在醫療保健領域，機器學習已被用於透過分析環境和公共衛生數據來預測疾病爆發，幫助政策制定者更有效地進行規劃。在刑事司法中，機器學習模型已被用來預測再犯、指導資源分配和預防措施 (Bauman

et al., 2018)。除了預測功能之外，機器學習還**支援模擬和情境建模**，使政策制定者能夠評估不同條件下不同政策決策的潛在結果。這種預測遠見有助於做出主動、明智的決策，並且隨著機器學習系統利用新數據不斷改進，它們提供了最新、準確的見解，這些見解可以隨著新資訊的出現而不斷發展 (Goodman & Flaxman 2017)。這種動態能力使得機器學習在決策和持續政策評估中都具有無價的價值，可以根據情況的變化來監控和調整政策的有效性。

二、政策決策人員所需決策知識的合理性、可信任性，由機器學習提供

政策決策人員，所需決策知識的合理性、可信任性，由機器學習提供。機器學習 (ML) 在政策制定方面具有變革潛力，但必須解決數據品質和可用性問題。機器學習模型需要大量準確的資料集，來產生可靠的預測，但在許多情況下，決策中使用的資料可能不完整或不一致。這可能會破壞機器學習驅動決策的有效性 (Höchtel et al., 2016)。此外，偏見和公平也是持續存在的問題。機器學習系統經常從可能反映社會偏見的歷史資料中學習。這可能會導致有偏見的結果，特別是在刑事司法或社會服務等領域(de Sousa et al., 2019)。確保演算法決策的公平性需要仔細考慮輸入資料並持續監控模型效能以避免強化歧視 (Chalfin et al., 2016)。

機器學習對於政策決策人員解決政策問題，不是萬靈丹。許多機器學習模型的可解釋性和透明度問題，尤其是神經網路等複雜模型，都以「黑盒子」的方式運行，無法深入了解決策的制定方式 (Adadi & Berrada, 2018)。機器學習缺乏透明度，可能導致政策決策人員和公眾缺乏信任，他們需要了解某些決定是如何以及為何做出的。他們對可解釋的人工智慧的需求至為重要，尤其是在「問責制」至關重要的公共部門 (Gunning et al., 2019)。政策決策人員使用機器學習所提供的資訊，在即時監控或隱私問題，仍有其不足之處 (Kuziemski & Misuraca, 2020)。

三、政策執行人員所需執行知識的及時性與充足性，由機器學習提供

政策執行人員應「依計而行」；但是現實環境，計畫往往趕不上變化，重新規劃與政策調整，也趕不及環境瞬息萬化；於是，政策執行人員在執行過程中，便有了決策的機會。政策執行從來不是容易的事，經常與當初的意圖大相逕庭。在早期有「執行研究」(Pressman & Wildavsky, 1984)，探討執行為什麼會失敗。最近，美國醫療界，興起「執行科學」(或譯為「實施科學」) (implementation science)，指「實施科學是研究促進將循證實務、干預措施和政策採用並整合到常規醫療保健和公共衛生環境中，以改善對大眾健康影響的方法。」(Implementation science is the study of methods to promote the adoption and integration of evidence-based practices, interventions, and policies into routine health care and public health settings to improve the impact on population health.) (美國國立衛生研

究院 (National Institutes of Health, NIH)、國家癌症研究所 (National Cancer Institute, NCI) 的定義), 美國華盛頓大學全球健康系的實施科學計畫認為「實施科學的基本問題是: 我們如何以更快的速度、更高的盡責、更高的效率、更好的品質和更相關的覆蓋範圍, 將「何工作」提供給需要的人?」(The Implementation Science Program in the UW Department of Global Health sees the fundamental question of implementation science as: How do we get "what works" to the people who need it, with greater speed, fidelity, efficiency, quality, and relevant coverage?) (該系網站)。

由此可見, 政策執行並非易事, 也要由機器學習提供政策執行人員所需執行知識的及時性與充足性。現實情況是將機器學習融入政策執行所需的專業知識仍有障礙。許多公共機構缺乏開發和維護機器學習系統所需的基礎設施和技術專業知識 (Sun & Medaglia, 2019)。有關法律規範也仍不足, 造成政策執行應用機器學習, 困難重重 (Moss et al., 2020)。克服這些困難需要跨學科的合作, 包括資訊科學、政策科學和法學, 以確保機器學習能夠負責任且有效地用於政策執行。

機器學習 (ML) 處理政策執行的難題, 可以預先設定各種不同的情境遭遇、不同的標的對象、不同的資源狀況, 模擬出政策執行的各種版本; 提供給政策執行人員, 隨時因應採行, 促使政策執行快速、準確、適應不斷變化的情境 (Chy & Buadi, 2024a)。實例, 在醫療保健和經濟規劃等領域, 機器學習可用於分析大型資料集, 以預測醫療保健需求的變化、有效分配資源並確保及時調整預算或服務。隨著科技的不斷發展, 機器學習對於政策執行的需求, 也可根據不同群體或個人、不同情況的特定需求, 提供不同的干預措施。政策執行因客製化、差異化, 情境化, 適時、合適處理不同人群、不同情境所面臨的獨特挑戰, 使得教育或醫療保健等公共服務更為有效 (Veale et al., 2018)。

四、政策相關之人員, 獲得充分、完整政策知識, 由機器學習提供

受政策影響之民眾, 及其代表, 或民意代表、或評估者、或監督者, 從機器學習, 獲得充分、完整資訊, 據以訴求政府機關改善政策績效。未來機器學習, 在操作上, 愈來愈方便、簡易; 關心政策得失的人員, 在政策制定中的一個關鍵發展是「可解釋人工智慧」(Explainable AI, 簡稱 XAI) 的進步, 與「可解釋機器學習」(explainable machine learning, 簡稱 XML) 重疊, 旨在關注人工智慧演算法所做的決策或預測背後的推理, 使其更易於理解和透明, 滿足了使用者評估安全性和審查應用程式中自動決策的需求。XAI 打破了機器學習的「黑盒子」傾向, 使機器學習系統更加透明、更容易理解、更容易應用, 對於政策相關之人員, 貢獻很大 (Wikipedia, Explainable AI)。

機器學習模型的「黑盒子」, 在做出決策時不會提供有關如何做出這些決策的明確解釋。然而, 隨著政策相關之人員和公眾越來越依賴機器學習系統, 了解決策背後的邏輯非常重要, 特別是在刑事司法或社會福利等領域, 公平和偏

見是關鍵問題。**XAI** 將使政策相關之人員相信他們使用的機器學習模型不僅有效，而且公平透明，最大限度地減少偏見或歧視性結果的風險 (Gunning et al., 2019)。這在刑事司法等領域尤其重要，機器學習模型已被用於累犯預測和量刑建議等領域 (Gunning et al., 2019)。

機器學習也有助於政策評估，並且可以即時監控政策實施情況。透過分析各種干預措施的結果，機器學習模型可以提供及時的回饋，從而實現持續改進並確保政策能夠適應並回應政策利害關係人不斷變化的需求(Bauman et al., 2018)。

五、機器學習所提供政策知識之挑戰

儘管機器學習在政策制定方面前景廣闊，但仍存在需要解決的挑戰。最大的問題之一是**資料隱私**。由於機器學習系統需要大量資料才能正常運行，政府必須確保他們收集的資料得到合乎道德的使用，並且個人隱私受到尊重。此外，還需要強而有力的法律和監管框架來引導機器學習在政策制定中的使用。必須建立明確的規則和保障措施，以防止機器學習技術的濫用，並確保它們用於公共利益。另一個關鍵考慮因素是機器學習模型的**透明度**，因為政策制定者和公眾需要了解決策是如何制定的。數據視覺化可以在這方面發揮至關重要的作用，有助於使複雜的數據驅動的見解更容易解釋和訪問，特別是在金融等領域，可視化技術已經被用來為決策者澄清財務數據 (Chy & Buadi, 2023)。解決這些挑戰對於充分發揮機器學習在政策制定方面的潛力至關重要。如果做得好，機器學習可以帶來反應更靈敏、更聰明、更適應性的政策，從而更好地滿足公民的需求並提高政府服務的有效性。

Peled (2014)指出，政府部門內部不同資料來源之間缺乏整合，為綜合資料分析帶來了額外的挑戰，使得難以全面了解影響政策結果的因素 (Peled, 2014)。為了應對這些挑戰，政府需要投資先進的數據分析技術，改善跨部門的數據集成，並確保政策制定者接受數據科學和分析方面的培訓。透過克服這些障礙，政府可以充分利用數據驅動決策的力量，做出更有效、及時和公平的決策，更好地為公眾服務。

伍、結論

對於公共政策決策實務，誰需要應用機器學習？本論文貢獻在：1. 實務言，對政策決策人員、政策執行人員和受政策影響而需充分政策知識的人而言，提供有效利用機器學習，達成政策需求之作為。2. 學理言，提供改善機器學習應用於公共決策效果之創見。

一、實務貢獻

機器學習 (ML) 為政府提供了先進的工具來處理龐大而複雜的資料集，從

而實現更明智、高效和適應性強的決策。在政策制定過程中，機器學習提供了即時分析大型資料集的能力，揭示了透過傳統方法很難（如果不是不可能的話）檢測到的趨勢和關係。這種處理不同資料來源的能力有助於政府超越直覺或歷史先例，從而做出數據驅動的決策，既滿足眼前的需求，也滿足長期目標。實務上，在醫療保健領域，機器學習模型可以預測疾病爆發、優化醫療資源分配以及針對特定人口群體或地區設計干預措施。在經濟領域，機器學習驅動的政策可以透過預測市場趨勢或資源需求來改善預算分配，確保公共資金得到更有效的使用。此外，機器學習支援多種政策情境的模擬，使政策決策人員能夠在實施之前，預見不同策略的潛在結果。這種積極主動的方法可以降低政策失敗的風險，並幫助政府從一開始就制定更有效的政策。

機器學習除了協助政策決策之外，在政策執行、政策評估、政策監督中也扮演關鍵角色。傳統的政策執行、政策評估、政策監督方法通常依賴靜態資料並以離散的時間間隔實施，無法捕捉即時變化和不斷變化的條件。機器學習透過實現持續監控和回饋循環來解決這些缺點，從而可以即時評估政策績效、改變政策執行。這種動態方法確保了政策可以隨著新數據的出現而進行微調和調整，從而在快速變化的環境中，保持政策的相關性和有效性。例如，在公共衛生領域，機器學習模型可以持續評估正在進行的醫療干預措施的有效性，從而能夠進行調整以最大限度地發揮其影響。同樣，在環境政策領域，機器學習驅動的評估可以持續洞察旨在減少碳排放的政策的有效性，確保根據需要調整法規以實現永續發展目標。這種持續評估能力使政府能夠參與即時政策調整，最大限度地減少效率低下並提高所實施政策的長期成功率。並且，由於機器學習科技的進步，即將消除「黑箱作業」，應用「可解釋機器學習」（XML），使機器學習系統更加透明、更容易理解、更容易應用。

二、學理創見

機器學習是數位化資訊科學，需要大量數據，因此在平素，事件的隨時記錄、整理、保存、維護，就非常重要。資料本身要正確、公平、記錄現實狀況，並維護個人隱私權。這是機器學習應用的基礎，非常重要；本文特別強調。學理的創見，來自實務；此即「循證」(evidence-based)研究方法的精髓。實務上，舉例，醫院的**紀錄**是非常重要的。機器學習透過實現傳染病的早期發現和追蹤來改變公共衛生監測。透過分析來自醫院記錄、社交媒體和環境感測器等不同來源的即時數據。機器學習模型可以識別表明疾病爆發的模式。這使得可以採取更及時的干預措施，例如檢疫措施或疫苗接種運動，從而可以顯著減輕疾病的傳播。例如，在 COVID-19 大流行期間，機器學習被用來追蹤病毒的傳播並**預測**哪些地區可能會出現感染激增，使政府能夠實施有針對性的應對措施 (Ingrams, 2020)。隨時有充分的數據，才能運用機器學習進行預測，隨時能夠**預先處理問題**。機器學習模型持續監控公共衛生干預措施的有效性，為政策制定者提供有價值的回饋，幫助完善策略，隨著時間的推移獲得更好的結果

(Young, 2019)。

再以經濟政策實務說明，機器學習透過實現即時數據分析並提供**預測**性見解，從而實現更明智和數據驅動的決策，在加強經濟政策方面發揮變革性作用。在金融監管中，機器學習有助於偵測詐欺、市場操縱和其他違規活動，透過即時處理大量交易資料來確保更大的市場穩定性和完整性 (Höchtel et al., 2016)。機器學習透過使用過去的支出模式和預測未來的需求來優化資源分配，從而實現更有效的預算並確保公共資金得到有效利用。這種方法不僅可以實現更精確的分配，還可以促進基於結果的預算，將資金用於具有最大潛在影響的領域 (Manyika et al., 2011)。

再次舉環境政策實務說明，機器學習 (ML) 正在成為透過提供先進的數據分析和**預測**功能來提高環境政策效率和有效性的關鍵工具。在減緩氣候變遷方面，機器學習用於模擬不同環境政策對碳排放的潛在影響，幫助政府確定最有效的減排策略。透過利用各種來源的大型數據集，機器學習能夠準確預測環境變化並支持數據驅動的氣候政策的制定 (Choudhury et al., 2020)。此外，機器學習透過分析複雜的資料集（包括天氣模式、地震活動和海洋資料）來預測颶風、洪水和野火等事件，從而增強自然災害預測。這些預測使政策制定者能夠制定備災計畫並更有效地分配資源，減少此類災害的不利影響 (Hendershott et al., 2011)。在永續資源管理領域，機器學習優化了水、能源和生物多樣性等資源的使用，提供對資源消耗和環境健康的即時洞察。這允許更有效的資源管理和更具適應性的政策幹預，確保在不斷變化的環境中的可持續性和彈性 (Choudhury et al., 2020)。

又舉教育政策實務說明，機器學習 (ML) 透過提供數據驅動的見解來增強各個教育領域的決策，正在徹底改變教育政策。其關鍵應用之一是學生表現**預測**，其中機器學習模型分析人口統計、學術歷史和社會經濟條件等因素，以識別有表現不佳風險的學生。這些見解使政策制定者能夠設計有針對性的干預措施，幫助提高學生的成績並縮小成績差距 (Albreiki et al., 2022)。除了表現預測之外，機器學習還協助課程開發，幫助教育工作者和政策制定者根據表現數據調整課程，以確保教育內容與學生的需求和未來的勞動力需求保持相關性。

再舉刑事政策實務說明，機器學習 (ML) 透過提供增強決策的數據驅動工具，在改善刑事司法政策方面發揮越來越重要的作用。在累犯**預測**中，機器學習模型分析犯罪史、人口統計和行為模式等多種因素，以估計再犯的可能性。這使得政策制定者能夠更有效地設計干預措施和分配資源，並專注於減少重複犯罪的康復計畫 (Kleinberg et al., 2015)。此外，機器學習透過分析過去的犯罪數據來識別熱點並預測未來的犯罪趨勢，從而有助於資源分配。這使得執法機構能夠更有效地部署資源，確保警務工作既具有主動性又具有預防性 (Mullainathan & Spiess, 2017)。機器學習在**預測**性警務中也發揮著關鍵作用，其中演算法分析歷史犯罪數據以識別潛在的犯罪活動和罪犯。藉由這樣做，執

法部門可以採取先發制人的行動，減少犯罪的可能性 (Athey, 2017)。

又舉司法決策，機器學習模型透過分析歷史量刑數據來幫助減少偏見，幫助法官在不同人口群體中做出更一致和公平的裁決(Mullainathan & Spiess, 2017)。這些應用程式展示了機器學習如何重塑刑事司法政策，使其更加有效、公平和數據驅動，最終有助於建立更公正和高效的系統。再舉勞工政策實務，機器學習模型對於勞動力發展至關重要，因為它們可以分析勞動力市場趨勢並預測未來的技能需求，使政府能夠實施有針對性的教育和職業培訓計劃，以縮小技能差距並促進經濟穩定 (Höchtel et al., 2016)。

總之，本文強調機器學習在政策制定和政策評估過程中的變革潛力。透過利用機器學習，政府可以根據即時數據和預測洞察做出更明智、反應更迅速、更有效率的決策。這是William N. Dunn (August 17, 1938 – May 16, 2022)在他的公共政策教科書所強調的(Dunn, 2018, pp.118-188)，因機器學習的應用，而發揚光大。機器學習處理大型資料集、識別關鍵模式和提供持續回饋的能力使其成為制定和完善公共政策的強大工具。並且由於機器學習科技的進步，已進入「可解釋機器學習」(XML)時代，解決與資料隱私、透明度和公平相關的挑戰。最終機器學習應用到公共政策決策實務為整個社會帶來更好的政策績效。

參考文獻

- Ackermann, K., Walsh, J., De Unánue, A., et al. (2018). Deploying Machine Learning Models for Public Policy: A Framework. ACM SIGKDD International. Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 15-22.
- Albreiki, B., Habuza, T., & Zaki, N. (2022). Framework for automatically suggesting remedial actions to help students at risk based on explainable ML and rule-based models., *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 19(1),1-26.
- Adadi, A. & Berrada, M. (2018). Peeking Inside the Black-Box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI), *IEEE Access*, 6, 52138-52160.
- Alfaro, C., Cano-Montero, J., Gómez, J., et al. (2013). A multi-stage method for content classification and opinion mining on weblog comments. *Annals of Operations Research*, 236(1), 1-17.
- Athey, S. (2017). Beyond prediction: Using big data for policy problems. *Science*, 355(6324), 483–485.
- Amarasinghe, K., Rodolfa, K., Lamba, H., & Ghani, R. (2023). Explainable machine

- learning for public policy: Use cases, gaps, and research directions. *Data & Policy* 5. DOI:10.1017/dap.2023.2
- Ash, T. G. (2016). Free speech : ten principles for a connected world. Atlantic Books.
- Asquer, A. (2013). The Governance of Big Data: Perspectives and Issues. Available at SSRN 2272608.
- Bauman, M J., Sullivan, R., Schneweis, C., et al,. (2018). Reducing Incarceration through Prioritized Interventions. in *Proceedings of the 1st ACM SIGCAS Conference on Computing and Sustainable Societies (COMPASS) - COMPASS '18*.
- Buchanan, B. & Miller, T. (2017). *Machine Learning for Policymakers:: What it is and why it Matters*. Belfer Center for Science and International Affairs, Harvard Kennedy School.
- Caruana, R., Lou, Y., Gehrke, J., Koch, P., Sturm, M., & Elhadad, N. (2015). Intelligible Models for HealthCare. n *Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*.
- Chalfin, A., O. Danieli, O., A. Hillis, A., et al. (2016). Productivity and Selection of Human Capital with Machine Learning. *American Economic Review*,106 (5), 124–127.
- Chang, S.-H. & Chen, M.-K.(2024). *Machine Learning for Taipei Shezidao Development Project Decision Making*. 2024 AAPA Conference [Conference presentation] , 5-7 November 2024, at the Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia.
- Chen, H., Chiang, R. H. L., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*. 36 (4), 1165-1188.
- Cheng, H.Y., Wu. Y. C., Lin. M. H., et al. (2020). Applying Machine Learning Models with An Ensemble Approach for Accurate Real-Time Influenza Forecasting in Taiwan: Development and Validation Study. *Journal of Medical Internet Research* 22(8): e15394.
- Choudhury, P., Starr, E., & Agarwal, R. (2020). Machine learning and human capital complementarities: Experimental evidence on bias mitigation. *Strategic Management Journal*, 41(8), 1381–1411.
- Chowdhury, M., Buadi, O., Xie, F., & Chy, M., (2024). Do Powerful Cfos Affect Investment Efficiency? Available at SSRN 4757311, 2024•papers.ssrn.com.
- Chy, M. (2024). Securing the Web: Machine Learning's Role in Predicting and Preventing Phishing Attacks, *International Journal of Science and Research Archive*,15(1), 1004-1011.
- Chy, M. (2024). Proactive Fraud Defense: Machine Learning’s Evolving Role in

- Protecting Against Online Fraud, *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 23 (03), 1580-1589.
- Chy, M., & Buadi, O. N. (2023). Role of Data Visualization in Finance. *American Journal of Industrial and Business Management*, 13 (8), 841-856.
- Chy, M. & Buadi, O. N. (2024a). Role of Machine Learning in Policy Making and Evaluation. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, 9 (10), 456-463.
- Chy, M. & Buadi, O. N. (2024b). Machine Learning-Driven Website Platform and Browser Extension for Real-Time Risk Scoring and Fraud Detection for Website Legitimacy Verification and Consumer Protection, October 01. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4975174>.
- Committee of Public Accounts, House of Commons, UK (2025). *Use of AI in Government*. Eighteenth Report of Session 2024–25 HC 356.
- Coyle, D. & Weller, A. What needs explaining about ML use in public policy? *Sciences*, 368 (6498), 1433-1434.
- de Sousa, W. G., de Melo, E. R. P., Bermejo, P. H. D. S., et al., (2019), How and where is artificial intelligence in the public sector going? A literature review and research agenda. *Government Information Quarterly*, 36(4). 101392.
- Davenport, T. H. (2014) *Big data at work: Dispelling the myths, uncovering the opportunities*. Harvard Business.
- Dunn, W. (2018). *Public Policy Analysis: An Integrated Approach* (6th ed.). Routledge.
- Goodman, B., & Flaxman, S. (2017). European Union Regulations on Algorithmic Decision-Making and a Right to Explanation. *AI Magazine*, 38(3), 50-57.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Gunning, D., Stefik, M., Choi, J., Miller, T., Stumpf, S., & Yang, G.-Z. (2019). XAI—Explainable artificial intelligence," *Science Robotics*, 4(37),
- Hendershott, T., Jones, M. C., & Menkveld, A. J. (2011). Does Algorithmic Trading Improve Liquidity? *The Journal of Finance*, 66(1), DOI:10.1111/j.1540-6261.2010.01624.x
- Höchtel, J., Parycek, P., & Schöllhammer, R. (2016). Big Data in the Policy cycle: Policy Decision Making in the Digital Era. *Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce*. 26(1-2),
- Ingrams, A. (2020). A machine learning approach to open public comments for policymaking. *Information Polity*, 25(4), 433-448.
- Innes, J. E. & Booher, D. E. (2018). Planning with Complexity: An Introduction to Collaborative Rationality for Public Policy (2nd ed.). Routledge.

- Kamateri, E., Panopoulou, E., Tambouris, E., Tarabanis, K., Ojo, A., Lee, D., & Price, D. (2015). A Comparative Analysis of Tools and Technologies for Policy Making. In M. Janssen, M. A. Wimmer, & A. Deljoo (Eds.). *Policy Practice and Digital Science: Integrating Complex Systems, Social Simulation and Public Administration in Policy Research* (pp. 125-156). Springer.
- Kleinberg, J., Ludwig, J., Mullainathan, S., & Obermeyer, Z. (2015). Prediction Policy Problems, *American Economic Review*, 105(5), 491-495.
- Kuziemski, M., & Misuraca, G. (2020). AI governance in the public sector: Three tales from the frontiers of automated decision-making in democratic settings. *Telecommunications Policy*, 44 (6), 101976.
- Lindblom, C. E. & Cohen, D. K. (1979). *Usable Knowledge*. Yale University Press.
- Lipton, Z. C. (2018). The Mythos of Model Interpretability. In machine learning, the concept of interpretability is both important and slippery. *Queue*, 16(3), 31-57.
- Mackenzie, A. (2015). The production of prediction: What does machine learning want? *European Journal of Cultural Studies*, 18(4-5), 429-445.
- Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh C., & Byers, A. H. (2011). *Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity*, McKinsey Global Institute.
- Marsland, S. (2009). *Machine Learning: An Algorithmic Perspective*. CRC.
- Marsland, S., & Buchan, I. (2004). Clinical quality needs complex adaptive systems and machine learning. *Stud Health Technol Inform.*;107(Pt 1):644-7. PMID: 15360892.
- Marsland, S., & Buchan, I. (2004). Clinical quality needs complex adaptive systems and machine learning. *Stud Health Technol Inform.*;107(Pt 1):644-7. PMID: 15360892.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill.
- Mol, C. D., Reichlin, L., Gautier, E., et al., (2017). Big Data in Economics: Evolution or Revolution? Economics without Borders.
- Moss, E., Watkins, E., Metcalf, J., & Elish, M. C. (2020). Governing with Algorithmic Impact Assessments: Six Observations. *SSRN Electronic Journal*,
- Mullainathan, S., & Spiess, J. (2017). Machine Learning: an Applied Econometric Approach. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2), 87-106.
- Peled, A. (2014). *Traversing Digital Babel*. MIT Press.
- Pressman, J. & Wildavsky, A. (1984). *Implementation* (3rd ed.). University of California Press.
- Reichstein, M., Baghirov, Z., Jung, M., & Kraft, B. (2019). Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science. *Nature* 566 (7743),195.

- Samala, R. K., Chan, H., Hadjiiski, L. M., & S. Koneru, S. (2020). Hazards of data leakage in machine learning: a study on classification of breast cancer using deep neural networks. *Proceedings of the SPIE*, Volume 11314, id. 131416 6 pp. 279-284.
- Schütt, K. T., Arbabzadah, F., Chmiela, S., Müller, K. R., & Tkatchenko, A. (2017). Quantum-chemical Insights from Deep Tensor Neural Networks. *Nature Communications*, 8(1), 1-8.
- Sun, T. Q. & Medaglia, R. (2019). Mapping the Challenges of Artificial Intelligence in the Public sector: Evidence from Public Healthcare. *Government Information Quarterly*, 36 (2), 368-383.
- Taherdoost, H. (2023). Deep Learning and Neural Networks: Decision-Making Implications. *Symmetry*, 15, 1723. <https://doi.org/10.3390/sym15091723>
- Thompson, J., Schlatter, K., Sprague, P., & Perlin, K. (2016). Accelerating Eulerian Fluid Simulation with Convolutional Networks. *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*.
- van Cranenburgh, S., Wang, S., Akshay Vij, A., Pereira, F., & Joan Walker, J. (2022). Choice modelling in the age of machine learning - Discussion paper. *Journal of Choice Modelling*, 42 (March), 100340.
- Veale, M., Van Kleek, M., & Binns, R. (2018). Fairness and Accountability Design Needs for Algorithmic Support in High-Stakes Public Sector Decision-Making. in *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, New York, NY, USA.
- Ye, T., Johnson, R., Fu, S., et al. (2019). Using machine learning to help vulnerable tenants in New York city, in *COMPASS '19: Proceedings of the 2nd ACM SIGCAS Conference on Computing and Sustainable Societies*.
- Young, M., Katell, M., & Krafft, P. M. (2019). Municipal surveillance regulation and algorithmic accountability. *Big Data & Society*. 6 (2), 2053951719868492.

A Study on the Application of Machine Learning for Public Policy Decision-Making

Shih-Hsien Chang

(President, Chinese Public Administration Association)

Abstract

In the practice of public policy decision-making, from the market perspective, there are supply sides and demand sides. This article focuses on the demand side. Who needs to apply machine learning to public policy decisions? 1. Policy decision-makers need to apply machine learning to generate rational and credible decision-making knowledge for decision-making; 2. Policy implementers need to apply machine learning to obtain timely and sufficient implementation knowledge for implementation; and in specific situations, decide whether to intervene and how to intervene appropriately. 3. The people affected by the policy, most importantly the policy supervisors and representatives of public opinion, need to apply machine learning to obtain the knowledge rationality and credibility of policy supervision and use it to comment on policy deficiencies.

This article uses secondary data analysis to collect the latest papers on the application of machine learning to the practical needs of public policy decision-making, and summarizes and analyzes them: whether these demanders have achieved the specific goals of their needs, whether they have been implemented, whether there are gaps, the reasons for the gaps, and how to improve them.

The contributions of this paper are: 1. Practical advice to policy makers, policy implementers and affected people including policy supervisors, providing improvements in the effective use of machine learning to achieve policy decision-making goals. 2. Theoretical analysis: provide insights to improve the effectiveness of machine learning in public decision-making; emphasize the importance of data and prediction.

Keywords: machine learning, public policy decision-making, public policy implementation, public policy evaluation, public policy supervision