

## 數據分析與人工智慧： 定義、區別與選擇

孔令傑\*

在 2024 年 9 月 9 日，筆者受邀於國科會人社中心主辦的「金融科技與財務創新：AI 時代的衝擊與策略」跨領域論壇演講，任務是對「人工智慧」(Artificial Intelligence, AI) 進行科普介紹。由於 AI 是當今的熱門話題，對 AI 做科普介紹的學術論文、報章雜誌文章、網路文章甚至 YouTube 影片都相當多，介紹的角度涵蓋歷史、技術、社群、應用、文化，甚至國家間的競爭以及對產業的預測，讓筆者對於該介紹什麼感到十分苦惱。

考慮到論壇的聽眾以學界從業人員為主，且多為人文社會科學領域的學者、學生，這個群族應該都有或多或少的學術研究經驗，且很多都學過和使用過統計學、計量經濟學等可被納入廣義之「資料分析」範疇的研究方法。由於現代的 AI 本質上是資料驅動 (data-driven) 的，或許大家也跟約十年前的筆者一樣，在機器學習 (machine learning) 浪潮襲來時，對於這些方法的內涵一知半解，對於各種方法之間的相同相異之處也說不上來。於是筆者便決定不說歷史故事，也不預測未來，而是「把事情講清楚」，用自己的理解跟大家說明四個概念間的差別：傳統統計學與機器學習的差別、機器學習與判別式人工智慧的差別，以及判別式人工智慧與生成式人工智慧的差別。

這顯然是個困難的任務，因為單是「傳統統計學」、「機器學習」、「判別式人工智慧」和「生成式人工智慧」這四個概念中的任何一個，在不同的人心中就都有許多不同的定義，如果連個別概念都定義不清楚，就更遑論要說明彼此的差別了。雖然如此，心中有一套自己能接受的定義和區隔，總比完全沒有好。如果筆者的分享能幫上人文社科領域朋友的忙，也是美事一樁。

筆者本身大學、碩士都是念資訊管理，博士念的是工業工程與作業研究，現在在資訊管理學系任教，對於 AI 並非絕對專業，但若考慮到資訊管理屬於管理學院，而管理學院又屬於人文社科，那筆者在人文社科族群中，可能也算是

---

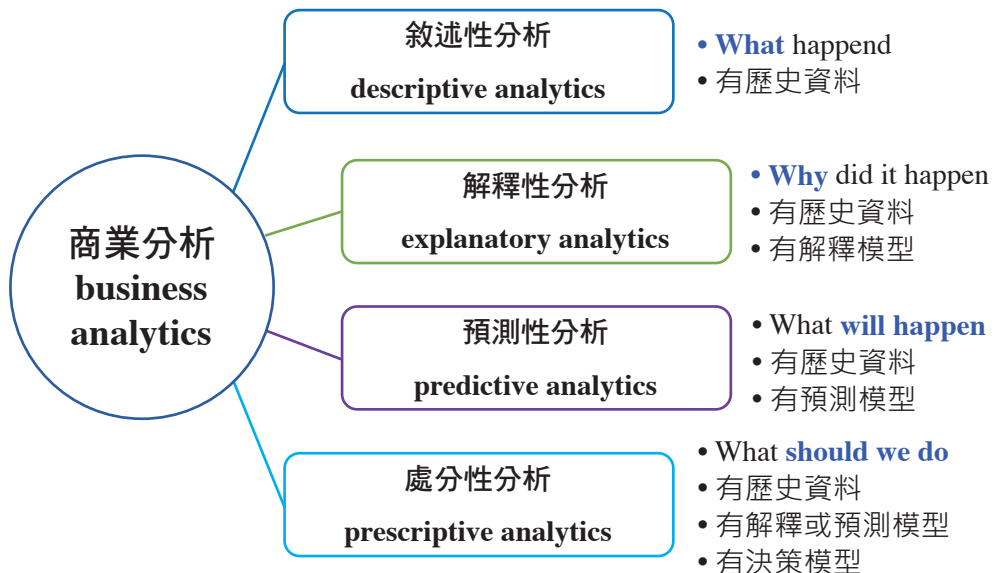
\* 國立臺灣大學資訊管理學系暨研究所副教授

對 AI 相對有經驗的。任教十二年至今，和許多企業、組織合作過研究或開發專案，遇過許多說自己想做 AI、大數據，但其實做的跟二十年前的統計學無異的公司；也遇過許多宣稱自己在做機器學習和 AI，並且爽快地把相關性當成因果關係的公司；也遇過把生成式 AI 當成水晶球，不管什麼問題都丟進去問的公司；當然，也遇過能正確地理解自己的任務、尋找合適的方向與專家，最終成功解決問題的公司。對各種方法有清楚的認知，顯然是很有用的。

但，即使沒有用，也沒關係。不論是當時的聽眾，還是這次《人文與社會科學簡訊》的讀者，大部分都是學術從業者。對我們來說，學習不見得是為了什麼有用不有用，可能單純就是因為好奇而已。由於篇幅限制，在這篇文章中，我會將機器學習、判別式人工智慧統稱為人工智慧，去介紹傳統統計學與人工智慧的區別，至於生成式 AI 則不在討論範圍。如果您也對傳統統計學與人工智慧的區隔感到好奇，就請往下讀吧！

## 一、數據分析的四種面向

從管理學的角度來看，商業分析可以分為四個主要的面向，分別是敘述性分析、解釋性分析、預測性分析以及處方性分析（圖一）。這四種類型的分析方法各自有其適用的情境與目的。



圖一：商業分析的四種面向

敘述性分析與解釋性分析已經在過去幾十年的人文社會科學研究中發展得相當成熟，這兩種方法的主要作用是對過去的數據進行整理、歸納與探討，藉此產生具體的「結論」或「洞察」，幫助決策者理解過去發生了什麼事情，以及其背後可能的原因。舉例來說，一間路邊的珍珠奶茶店如果分析過往歷史銷售資料，可以算出週六的日銷售量平均是 102.8 杯，這個分析結果（平均 102.8）敘述了這批原始資料，這就是敘述性分析。進一步的分析可能會發現同樣是週六，有些週六可以賣遠超過 102.8 杯，有些卻遠低於 102.8 杯，為什麼呢？如果將其他影響因子例如當日天氣、週五是否放假、值班職員是誰等等納入分析，可能可以解釋為什麼同為週六生意卻有好壞之分，這就是解釋性分析。這類分析方式的核心在於數據的蒐集與整理，最終提供決策者一個清楚的圖像，幫助他們做出更合理的決策。

與此同時，預測性分析與處方性分析則在近年來隨著人工智慧（AI）技術的進步而變得更加重要，這兩種分析方法的重點在於透過數據建構出可以自己做判斷、決策的「模型」，藉由模型的運算來協助決策，甚至讓模型自己決策。預測性分析主要是讓模型做判斷或猜測，諸如判斷一張照片中的車牌號碼、判斷一張 X 光片中的肺是否有肺癌、猜測明天的來客人數、猜測哪一個員工下個月會提離職等等，都是預測性分析的範疇。雖然巧妙各有不同，但顯然這些判斷和猜測都是模型做的，而用大量歷史資料建構這個模型的過程被稱為「訓練」（training），將新的資料放入模型讓模型做判斷和猜測則是「預測」（prediction）或「推論」（inference）。而處方性分析則更進一步，根據不同情境提供最佳的決策建議與行動方案，甚至自動採取行動，例如智慧投資系統根據市場趨勢與風險評估買進或賣出某些股票、航空公司的動態定價系統自動依照供需狀況調整票價、自駕車根據即時環境數據決定是否變換車道、生產系統自動依照訂單緊急程度決定生產排程等。

顯然我們已經發現，前述的四個面向都是在做數據分析，並且都需要仰賴品質良好的歷史資料，但根據四種分析任務的「目標」的不同，可以再進一步將四種面向歸類為兩大類別。敘述性和解釋性分析追求的是結論或洞察，人們在做完敘述性和解釋性分析後，自身會增加對領域的理解，自身的知識會增長，然後人們會成為「更厲害的人」，去作出更好的判斷和決策。預測性和處方性分析則不然，這裡的分析追求的產出是模型，這些模型會自己做判斷、做決策，很多時候甚至可以比人做得更快更好。圖二揭示了這兩者之間的核心差別，以及在四種面向中機器與人如何協作。

分析任務	資訊呈現	洞察產生	預測	決策建議	
敘述	模型/電腦	人	人	人	} 用數據分析的 <b>結論</b> 輔助決策
解釋	模型/電腦	模型/電腦	人	人	
預測	模型/電腦	模型/電腦	模型/電腦	人	} 用數據分析的 <b>模型</b> 輔助決策
處方	模型/電腦	模型/電腦	模型/電腦	模型/電腦	

圖二：四種分析的目標以及機器與人的協作

當我們對於四種分析任務各追求什麼目標、各讓電腦負責哪些任務有具體理解後，要談論傳統統計學與人工智慧的差別，就變得容易多了。

## 二、傳統統計學與人工智慧的差別

想像你經營一家連鎖旅館品牌，在全美國有 100 家旅館。如果你現在要新建第 101 家，而你有三個候選地點，有的離市中心近，有的旁邊有知名大學，有的則是附近沒有競爭者。你該如何分析這三個地點，以判斷哪個最有機會讓你賺大錢？

對於一個受過傳統統計學或計量經濟學訓練的學者，很直覺的想法就是做迴歸分析（或更高級的統計分析）。透過分析過往 100 家旅館離市中心的距離、離知名大學的距離、離競爭者的距離，以這些影響因子為自變數、業績為應變數，尋找它們之間的關係，過程中可能還要看看 p-value、刪刪變數、加加平方項、做做殘差分析等等，最終得到一個迴歸模型，R 平方值可能不低。最後就可以把三個地點的屬性代入迴歸分析，看看哪個地點能算出最大的預期業績，旅館蓋在那裡就對了！

但仔細一想就會發現，上述的做法其實搞混了「解釋」和「預測」。透過迴歸分析來探討營運績效與各種因素之間的關係，其核心在於「解釋」，真正做到的是找出影響旅館成功與否的關鍵因素，並且量化其影響力。但這類方法雖然有助於解釋某些旅館為什麼比其他旅館業績更好，卻未必能幫助企業選擇更好的地點，因為旅館經營者真正關心的是「哪個地點未來會帶來最大收益」，而不僅僅是「過去表現好的旅館為何成功」；真正要做的是「預測」而不是「解釋」。所以我們應該把 100 間旅館切分成 80 間和 20 間，分別作為訓練資料集和測試資料集，用訓練資料集建立一大堆迴歸模型或其他模型，然後用測試資料集測試這一大堆模型，得到預測（判斷）最準的模型，最後用這個模型去評估這三個地點。

前述的流程就是用機器學習或人工智慧技術建構預測模型做預測的典型流程，過程中不需要人去決定哪個自變數要留哪個自變數要刪、要不要加平方項或交乘項、要不要取 log 或開根號。更重要的是，不論最終最準的模型是哪一個，決策者都沒有必要知道這個模型裡有什麼自變數、長什麼樣子，更不需要能對著得到的自變數說出一番經濟直覺或管理意涵；模型只要「準」就好了。傳統的統計分析方法強調樣本推論，試圖確認變數之間的關聯性是否具有因果關係，並且最終產出一個人類可理解的模型，以便決策者能夠根據分析結果做出判斷。在這樣的框架下，研究者更注重「為什麼某個現象會發生」，而非單純預測「未來會發生什麼」。這類方法的優勢在於能夠提供具有理論支持的解釋，但其缺點是有時候對於未來的預測能力有限，尤其是在涉及大量變數或非線性關係時，模型的準確度可能不夠高。而人工智慧則提供了另一種方法，專注於「預測」與「模式辨識」，它的目標不是去理解變數之間的因果關係，而是透過大量數據與複雜的運算模型來提升預測的準確性。對人工智慧而言，「解釋」並非最重要的事情，反之，重點在於「能否做出精準的預測」。

當然大家想必也都發現了，靠 80 筆資料能建立的模型不可能多複雜，用 20 筆資料測試也給人很不可靠的感覺。這基本上可以說明為什麼人們總是說要做人工智慧就需要大量的資料，畢竟這樣訓練和測試出來的模型才比較可信。人工智慧的精神是在大量的資料中（由電腦和演算法）歸納出關聯性，過程中人的智慧可以輔助，但機器是主角；大量且高品質的資料是必須的，而老師傅的經驗、前輩的見解、領域知識則並非必要。相較之下，在使用傳統統計學做解釋性分析時，由於目標是說出個道理、產出因果關係，領域知識就是必要的了。

### 三、先決定目的，再認清環境，最終選擇方法

在學術環境中，特別是人文社科的領域中，大部分時候學者們都在嘗試回答「為什麼」，並且希望找到的原因可以帶來政策意涵，或者讓人們更瞭解人為什麼做某件事、社會為什麼變成某個樣子。在探討因果關係時，重要的是結論，不是模型，因此傳統統計學、計量經濟學等通常是比人工智慧更好的數據分析方法。然而在商業實務中，企業更關心如何獲得準確的決策建議，而不一定需要非常清楚背後的因果機制。因此，人工智慧逐漸成為企業決策的重要工具，因為它能夠利用大量數據來建立高度精確的模型，即使使用者無法完全理解模型的內部結構，也能透過演算法得到可靠的預測結果。電子商務平臺利用

推薦系統來預測消費者的購買行為，金融機構利用風險評估模型來預測貸款違約率，甚至是醫療領域中透過影像辨識技術來協助診斷疾病，都是同樣的道理。

由於傳統的統計方法在某些情境下無法提供足夠精確的預測結果，因此企業逐漸轉向更先進的數據分析技術，運用人工智慧來建構更準確的決策模型。這並不表示統計學與計量經濟學變得不再重要，而是兩者的應用場景不同，統計學仍然是理解數據結構與驗證理論的關鍵工具，而人工智慧則更適合應用於需要快速決策且重視預測準確度的商業環境。隨著大數據時代的到來，企業將更仰賴人工智慧來進行決策，並將統計分析作為補充，以確保決策的合理性與可靠性。

但在本文最後，筆者還是想強調，傳統統計學絕對不是「學術限定」的工具，即使在實務上的商業決策範疇中，傳統的「以結論為目標」的數據分析以及領域知識，依然是人們做實務決策的好幫手。這是因為真實世界中還是有太多決策場景，是缺乏足夠的歷史資料去建構人工智慧模型的。前述的旅館是個好例子，畢竟我們再怎麼開旅館，全世界也頂多開個幾萬間，但幾萬這個資料量對人工智慧來說還是不夠，更不用說西亞地區的旅館資料對北美的候選地點選擇是否有參考價值了。另一個例子是實務界都很需要的「預測下一季或下一年的營業表現」，以便公司可以做長遠布局、預算編排、資源配置等。但以季或年為單位的話，歷史資料不可能多，再加上太久以前的資料也不適合被使用，這些都讓「建立人工智慧模型以預測下一季或下一年的業績」成為一個緣木求魚的任務。在人工智慧很適合資料量大、影響範圍小的作業層級決策（operational decision）時，資料量小、影響深遠的策略層級決策（strategic decision）還是要靠人，而人們還是需要領域知識，並且在一天一天的工作中用傳統統計學累積結論與知識，讓自己成為更好的決策者。

只有努力讓自己變得更有知識的人，才會變得有知識，才能勝任更高等級的工作。把所有要動腦的事情都交給人工智慧的話，終究會讓一個人失去思考能力。衷心希望未來不是一個人們放棄思考的世界，而是人們把精力花去做更高更遠更深思考的世界。