

經濟學的幾個新玩具

陳恭平*

經濟學是一個異常沉迷於研究方法 (methodology) 的學門。對所研究的議題，經濟學者總是孜孜不倦地尋求或發明新的分析方法，來做更精確而合理的研究。現今在某些社會科學裡廣受使用的分析工具，包括計量方法、賽局分析、最適化 (optimization) 技巧，甚至田野實驗 (field experiments) 等的發展，經濟學者都曾留下深刻的腳印。

然而到了二十一世紀，這個方法上的主導角色，似乎有稍受挑戰。眾所周知，二十一世紀初人類社會最大的變化之一，就是數位化，以及隨之出現的巨量訊息及資料。不論是自然科學家或人文社會科學家，在面對巨量資料時，共同遭遇的困擾是如何將大量的資訊整理出頭緒，並從中取得真正所需要的正確資訊。但一方面，由於數量龐大，過去某些用人工所記錄或處理資料的方式，成本已太高；另一方面，由於數位時代的資料，有相當多來自網路，而網路上的資料常是紛雜甚至有時候互相矛盾。因此，一個能用電腦來處理、判別、篩選並編碼的收集及處理資訊的方法或技巧，在數位時代就非常重要。一個最能清楚彰顯這個重要性的例子，就是法院判決書。很多國家或地區 (包括臺灣) 的法院判決書，現都已上網。這對研究實證法學的學者，本是一個大好消息；然而判決書上網的數量極大 (以臺灣而言，每年上百萬筆)，而且其內容並沒有固定的格式及邏輯，加上人工判讀的成本極高，因此機器判讀幾乎成為大量收集、篩選，並編碼巨量判決資料的唯一方法。然而，對判決書的精確機器判讀，在法學界被認為 (至少以今天的技術) 是不太可能的事。

上述的巨量資料，在經濟學的領域裡，更是無處不在。雖然其中有極多是被廠商視為商業機密，不肯輕易釋出的 (例如，手機流動資料，Apple、Google、Amazon 及 Facebook 對使用者所收集的大量資訊)，但還是有相當多是被釋出或可以自行收集到的。前者如臺灣高速公路上 ETC 所記錄的車流，鐵路或捷運各站的出入人數等；後者如 eBay 或其他交易網站上 (如臺灣的 Yahoo! 及

* 中央研究院經濟研究所特聘研究員兼所長

露天)大量可以觀察(並收集到)的商品、買賣雙方,以及交易過程和結果的資訊。

如何收集及分析這些資料?這一波發展在方法上最重要的開創者,並非經濟學家,而是資訊科學學者及統計學者。其中比較重要的發展之一,就是現在大家熟知的機器學習及深度學習。資訊學門是一個強烈工具性的學門,它的主要任務,並非解釋社會或自然現象(那是自然及社會科學家的事),而在於尋求並提供最有效率的方法來收集整理並運算資料,同時幫助其他學門的學者分析這些資料,尤其是做「預測」。然而,統計或計量分析本包括兩個步驟:一為估計,一為檢測。換句話說,學者除了估計所要了解的參數外,也想知道所估計出來的數值,對其信任程度有多高。然而較早期的機器學習,對前者的關心遠超過後者。事實上,很多使用機器學習的人,只是想利用它來預測事件或消費者偏好,並不在乎各因素是通過了什麼管道來影響事件。這讓經濟學者有疑慮,這種疑慮是可以理解的,因為經濟學(或社會科學)關心的是「故事」。在學術上,我們的目的並不全然是預測未來事件,更重要的是必須有解釋,否則落於算命之譏。也許是這個原因,經濟學門早期對機器學習,反應比較冷淡。¹然而,在筆者的研究過程裡,卻發現許多相當有用的機器學習技巧。

本文的目的,是根據自己的經驗,向讀者介紹幾個在數據時代,筆者曾使用過,並覺得可能對同行學者有參考價值的簡單實證技巧,包括機器學習、爬蟲及地理資訊。在做介紹的時候,都將用筆者自己的論文當作例子。但必須特別說明的是,這絕非是在推銷自己,純粹只是因為自己在走過這些過程後,對於使用這些技巧的甘苦或優缺點可以有一手經驗做分享。另外,這些方法絕非在學術前沿上,有些甚至在該學門已是老掉牙。然而本文的目的並不在報導學術前沿的新技巧,而是向有興趣的讀者,介紹一些可能會對研究有幫助的跨領域的資料收集和分析方式。

筆者曾和周建富、陳忠榮及黃景沂(Chen et al., 2013)及賴宏彬和游雅婷(Chen et al., 2018)諸位教授,利用 eBay(或 Yahoo!)的資料做過有關網路交易的實證研究。網路上的 B2C 交易興起之後,創造出許多前所未有的交易方式及制度(如 proxy bid、buy-it-now 等),也凸顯了許多以往便已存在,但在虛擬世界裡更具決定性的影響交易的因素(如訊息不對稱、付費方式等)。這當然提供學者無窮的研究題材。但實證研究者也同時發現許多交易資料都是廠商的商業

¹ 這個現象,最近已改變。許多著名的經濟學家都已投入這個領域,也開始想把機器學習匯入計量的主流中。像 Alberto Abadie 及他的合作者所開創的方法(如 synthetic control),近來極受矚目。有興趣的讀者可參閱 Athey & Imbens (2019)。

機密，除非有極特殊的原因，否則不輕易釋出。²但平臺交易由於其公開性，其實提供了研究者取得部分資料的可能性。以 eBay 為例，各待售物品（不論是用定價還是拍賣）都有專屬的頁面。其中除了物品的描述外，也列了賣方的各類資訊（最重要者為買方的原始評價）。另外，對拍賣出售的物品，頁面也詳列了投標過程、部分投標者的訊息，以及拍賣結果。最後，頁面上的連結，也可以再登入其他頁面去了解更多的買賣雙方及物品的訊息。最重要的一點，是這些訊息在頁面上的呈現，有固定格式及位置。換句話說，相關的訊息在頁面上的位置「是固定的」。這幫了資料收集者一個大忙，因為收集者可以寫下 Python 程式，要求它在每一物品的頁面的某個特定位置下載該項訊息，並由此建構包含：(1) 物品特性；(2) 賣家身分及屬性；(3) 買家身分及屬性；以及 (4) 交易過程及結果的資料庫。

然而，上述操作過程並沒有理論上這麼容易。首先，一個廣受使用的交易平臺像 eBay（或甚至只是 Yahoo!），上架物品不但數目驚人，而且性質差異極大。因此在收集之前，必須根據自己的研究需要，仔細考慮選擇所要收集的商品。³其次，為了得到足夠數目的同一商品，收集的時間通常長達數個月，這表示電腦必須在這幾個月內日夜開機。最後，交易平臺在遇到大量收集資料的時候，通常會有反應，比如會強制退出連線，或稍調整頁面格式，這時收集者就要有處理（比如製造假 IP 或修改程式）。

除了公開平臺的交易外，網路上的資料無所不在，端視研究者有沒有能力在茫茫大海中篩選出及收集到自己在研究上所需要的資料。而 Python 及相似的爬蟲軟體，也漸漸成為實證研究者的必備技巧。

在資料的分析上，筆者也因一個研究上的需要，接觸了機器學習的技巧。該研究所要探討的，是網路拍賣中常見的誘標行為（shill bidding）。誘標是一種介乎合法和不合法之間灰色地帶的賣方行為。一個物品在競標中，有些賣方會為了增加競爭強度以拉高成交價，而假扮為投標人入場競標，然而這種行為卻很難證明及認定。文獻上用了很多方法來試圖找出誘標者及其影響，像檢查投標者是否和賣方有同一 IP，但這種檢驗方式太原始，因為誘標者可以用另一臺電腦進場。事實上，市場上有一群專業的人專門收費替賣方做誘標的。有的文獻，是研究者自行將物品上架並化身誘標者，以比較自己的物品和其他賣家相同物品在交易結果的差異，但其缺點是研究者能上架的物品數量太少，並不具

² 當然有例外，見 Einav et al. (2018)。

³ 筆者曾收集過汽車、相機，以及 iPod 的資料。

代表性。筆者和梁定澎、游雅婷、殷壽鏞、劉羿君和張毓天等諸位（Chen et al., 2022），利用 eBay 二手車拍賣資料，來認定（identify）誘標者及其行為對拍賣結果的影響。但這個研究首先必須解決兩個問題。第一是買方可以選擇匿名。例如，假設他的 ID 是 Johnsonbig，但在下標資料上他可以選擇只顯示第一和最後一碼：j***g。換句話說，資料裡可能有很多買家的 ID 為 j***g，但是不同的人（如果有另一買家叫 Josephking，他的下標身分也將是 j***g），我們必須有一個合理的方法，將匿名投標人區分出來。其次，誘標行為如何定義？由於我們無法觀察到賣方進場作弊的行為，因此必須由投標過程中，因誘標而產生的某些規律性來得到一個操作型定義。

上述這兩個問題，我們求助於簡單的機器學習技巧。由於投標人投標時常會依循某些習慣（比如通常早下標或晚下標），我們利用有完全揭露自己 ID 的投標者的行為，歸納出一些下標的習慣模式，據此來區分隱匿 ID 的投標者是否為同一人。我們使用了廣義機器學習的一個方法，貝氏訊息量準則（Bayesian information criterion, BIC）來做這個認定。這個方法的確有文前所提到的機器學習短於檢測的缺點，因為我們無法像一般的計量方法，可計算出 BIC 所區分出來的投標者，其可信任程度（degree of confidence）有多少。但我們將它用在有揭露自己 ID 的投標者上，發現其準確率超過 8 成。由於網路上所收集的資料和一般訪談資料最大的差別，在於前者幾乎不可能得到當事人的真實身分及背景（這也是為什麼像 Google、Facebook 及 Amazon、Apple 所擁有的資料價值連城的原因）。但在資料限制下，BIC 不失是一個在準確度上可以接受，並可以滿足研究者需要的一個方法。

至於如何定義誘標的問題，事實上非常難以回答，因為我們即便知道一個賣家在自己的上架物品上投標，也無法「證明」他作弊，因為他可以辯稱自己不小心按進了數字。換句話說，除非能證明賣家入場的「目的」或「意圖」是拉高物品的結標價，否則誘標的認定，只能說是一個信心程度的問題。據此，我們尋找了在現實及文獻上，誘標者通常會表現幾種規律（比如在現有最高標出現後，立刻用最小增額加碼；又例如，他是某一賣家的常客，但幾乎不曾得標等），並根據這些規律性，我們利用無監督機器學習（unsupervised machine learning）裡極常用的一個方法，即主成分分析（principal component analysis, PAC）來幫助我們認定資料裡，哪些商品曾受誘標的影響。在比較有受誘標影響及沒有受誘標影響的相同物品的交易結果後，我們發現誘標並不增加成交率，但增加成交價。總和而論，在我們的 eBay 二手車拍賣資料裡，誘標增加了 0.055

的（汽車成交價／汽車 Bluebook 價）比值。⁴ 這個研究，由於網路上可獲得的資訊缺少了研究誘標所需要的兩樣訊息（個人身分及誘標的認定），如果沒有機器學習技巧的幫助是不可能完成。

筆者另外一個刻正和幾位共同合作者的計畫，是研究臺灣便利商店的空間競爭。空間及地理位置型塑了人類文明，自然也包括了經濟文明。經濟學家當然非常早就了解到地理及區位對貿易及產業的重大影響。在產業經濟方面，Hotelling 近一世紀之前所提出來的競爭模型，仍是某些研究的基本模型。但利用 Hotelling 模型做產業研究，尤其是現實世界的實證的研究，卻往往讓研究者覺得力不從心。從實證的觀點，Hotelling 模型有許多重大缺陷。首先，它是一個單維模型，然而現實世界的空間關係，卻至少是雙維的。而且 Hotelling 模型假設競爭產生於兩端有端點的線條上；然而在現實世界裡，空間競爭可以四面八方無窮延伸。而二維空間競爭的研究，不論在理論或實證上，所遭遇的最大困難是計算。比如在便利超商或大賣場競爭的實證文獻裡，雖然都利用了某些技巧來減低計算上的負擔，但運算上仍極複雜（如 Jia, 2008; Holmes, 2011; Ellickson et al., 2013; Nishida, 2015; Igami & Yang, 2016 等）。其次，傳統實證方法的限制，是無法將資料視覺化（visualization）。這對一般的資料並不重要，但對空間資料就非常重要。某些地形（如地表高度）或地物（如山川）的存在，對研究的結論（例如交通）會有很大的影響。此外，距離的計算如利用一般的直線距離，對某些研究（例如，便利商店的競爭）就不適合，而必須改用路網距離。

這些重要的限制，在地理資訊（geographic information science, GIS）逐漸發展成熟之際，就得到應有的處理，而 QGIS（或 Arc GIS）這種軟體，就漸漸成為區位競爭的實證研究的重要工具。⁵ 這個軟體，可以將資料作「套疊」（overlay）後，在地圖上視覺化並做運算。另外一個和區位競爭的實證研究有關的問題，是在空間裡如何定義一個「市場」。現實世界裡，除非特殊情況，並無一個在空間上對市場範圍的自然定義，因此以往的實證文獻在定義市場範圍時，不是用行政區（Jia, 2008; Holmes, 2011），就是在地圖上用垂直及平行線交叉而成的網格（grids）來定義市場（如 Nishida, 2015），然而這明顯和現實並不相符。機器學習裡的集群（clustering）技巧，可以幫助我們內生化市場範圍或分店的營業範圍（Zheng, 2006）。最後，筆者和楊子霆及楊睿中教授的一份研究新冠肺炎對臺灣交通量（以及衍生的商業活動）的影響時，也利用到了夜間光度的空照資料

⁴ Bluebook 為美國出版的各類及各年分二手車建議售價手冊。

⁵ 事實上，對政治競爭也是如此。本地在這方面的資料建構，請見「黃紀教授台灣政治地緣資訊系統」，政治大學選舉研究中心（ESC NCCU）（<https://esc.nccu.edu.tw/>）。

(Chen et al. forthcoming)。這個資料在以往被使用在較大的區域的研究，但隨著光度資料解析度的提高，已可做較細的研究。

最後再次強調的是，上文所談的工具，不論是機器學習、爬蟲或是 GIS，早就是很多研究者的工具之一。本文的目的只是分享一些自身經驗，希望能對還對這些工具不熟悉的讀者有參考價值。

參考文獻

- Athey, S., & Imbens, G. (2019). Machine Learning Methods Economists Should Know About. *Annual Review of Economics*, 11, 685-725.
- Chen, K.-P., H.-P. Lai, & Y. T. Yu. (2018). The Seller's Listing Strategy in Online Auctions: Evidence from Ebay. *International Journal of Industrial Organization*, 56, 107-44.
- Chen, K.-P., H.-P. Lai, & Y. T. Yu. (2014). Do Consumers Discount Parallel Imports? *Asia-Pacific Journal of Accounting and Economics*, 21, 58-77.
- Chen, K.-P., J.-C. Yang, & T. -T. Yang. JUE Insight: Demand for Transportation and Spatial Pattern Economic Activity during the Pandemic. *Journal of Urban Economics*, forthcoming.
- Chen, K.-P., Ting-Peng Liang, Ted Chang, Yi-Chun Liu, Shou-Yung Yin, & Y. T. Yu. (2022). How Serious is Shill Bidding in Online Auctions? Evidence from eBay Motors. (Working Paper)
- Chen, J.-R., K.-P. Chen, C.-F. Chou, & C.-I. Huang. (2013). A Dynamic Model of Auctions with Buy-it-now: Theory and Evidence. *Journal of Industrial Economics*, 61, 393-429.
- Einav L., Farronato C., Levin J., & Sundaresan N. (2018). Auctions versus Posted Prices in Online Markets. *Journal of Political Economy*, 126(1), 178-215.
- Ellickson, Paul, Houghton, Stephanie, & Timmins, Christopher. (2013). Estimating Network Economies in Retail Chains: A Revealed Preference Approach. *The RAND Journal of Economics*, 44(2), 169-193.
- Holmes, Thomas. (2011). The Diffusion of Wal-Mart and Economies of Density. *Econometrica*, 79(1), 253-302.
- Jia, Panle. (2008). What Happens When Wal-Mart Comes to Town: An Empirical Analysis of Discount Retailing Industry. *Econometrica*, 76(6), 1263-1316.
- Igami M., & Yang N. (2016). Unobserved Heterogeneity in Dynamic Games: Cannibalization and Preemptive Entry of Hamburger Chains in Canada. *Quantitative Economics*, 7, 483-521.
- Nishida, Mitsukuni. (2015). Estimating a Model of Strategic Network Choice: The Convenience-Store Industry in Okinawa. *Marketing Science*, 34(1), 20-38.
- Seim, Katja. (2006). An Empirical Model of Firm Entry with Endogenous Product-Type Choices. *The RAND Journal of Economics*, 37(3), 619-640.
- Zheng, Fanyin. (2016). Spatial Competition and Preemptive Entry in the Discount Retail Industry. Working Paper, Columbia University.