

112 年委託研究報告 5

# 數位經濟下事業定價策略涉及聯合行為實證分析法之研究

公平交易委員會  
中華民國 112 年 10 月

112 年委託研究報告 5

(PG11205-0076)

# 數位經濟下事業定價策略涉及聯合 行為實證分析法之研究

受委託單位：國立成功大學經濟學系

研究主持人：林常青

協同主持人：胡偉民、蔡炎龍

研究人員：吳莉雯、黃乾唐、林宇哲、李佳芳

研究期程：中華民國 112 年 3 月至 112 年 10 月

研究經費：新臺幣 98 萬 5 仟元

公平交易委員會委託研究  
中華民國 112 年 10 月

(本報告內容純係作者個人之觀點，不應引申為本機關之意見)

# 目次

表	次	V
圖	次	VI
提	要	IX
第一章	研究主旨	1
第二章	背景分析	3
第一節	回顧國內外學術文獻及實務案例有關事業定價策略涉及聯合行為之相關經濟分析理論、實務案例、實證分析工具及方法	3
一、	非演算法的定價策略所涉及之聯合行為	3
二、	演算法定價所涉及的聯合行為	9
第二節	數位經濟下運用相關經濟分析工具偵測聯合行為之實務操作及其分析方法	11
第三章	默式聯合行為文獻與法院判例	17
第一節	與默式聯合行為有關的理論性文獻	17
第二節	與默式聯合行為有關的實證性文獻	26
一、	機制：多市場接觸	28
二、	機制：公開資料披露或空談博弈 (Cheap Talk)	35
三、	機制：結合一降低廠商數量	41
四、	機制：領導與跟隨	48

五、機制：貿易協會 .....	57
第三節 與默式聯合行為有關的法院案例 .....	60
一、案例一：U.S. V. Airline Tariff Publishing Company, Et Al. ...	60
二、案例二：American Tobacco Co. v. United States 328 U.S. 781, 809-10 (1946).....	61
三、. 案例三：Brooke Group Ltd. v. Brown and Williamson Tobacco Corp., 509 U.S. 209 (1993).....	62
<b>第四章 演算法定價相關文獻 .....</b>	<b>64</b>
第一節 與演算法定價相關的實證性文獻 .....	64
第二節 與演算法定價有關的模擬方法 .....	68
一、粒子群最佳法 .....	68
二、 $Q$ 學習法 .....	70
三、深度 $Q$ 學習法 .....	72
第三節 利用演算法進行模擬的相關文獻 .....	74
一、Brown and McKay (2021).....	75
二、Calvano et al. (2021).....	77
三、Werner (2022).....	81
四、Klein (2021).....	84
五、Asker et al. (2022) .....	87
六、Meylahn (2022) .....	88

七、 Sanchez and Katsamakos (2022b) .....	91
八、 小結.....	94
第四節 辨識賣家是否採用演算法與辨識價格變化的相關模式.....	94
一、 辨識賣家是否採用演算法的方法 .....	94
二、 辨識使用演算法的商品價格變化的相關模式 .....	96
<b>第五章 我國電商演算法定價初探.....</b>	<b>99</b>
第一節 資料來源.....	99
第二節 商品挑選.....	100
第三節 資料蒐集流程 .....	102
一、 電腦商品 (附電腦配件二型號甲、乙、丙，B 平台) .....	102
二、 電腦配件二型號乙與型號甲 (C 平台) .....	103
三、 電腦配件三與某電子商品 (C 平台) .....	103
四、 電腦配件四型號 1 (B 平台).....	103
五、 某民生商品 (B 平台) .....	104
第四節 平台商品調價與演算法調價的可能.....	104
一、 某電子商品 .....	104
二、 電腦商品.....	106
三、 某民生商品 .....	118
第五節 本章小結.....	122
<b>第六章 利用演算法模擬市場定價.....</b>	<b>126</b>

第一節 市場結構相關設定 .....	126
第二節 模擬使用的資料 .....	128
第三節 成本設算估計 .....	129
一、最低價格成本法 .....	129
二、組裝成本法 .....	130
第四節 執行方法 .....	131
第五節 模擬結果 .....	133
第六節 三家廠商模擬結果 (領導與跟隨模式) .....	143
一、相關設定 .....	143
二、模型選擇 .....	145
三、演算法學習與模擬的相關設定 .....	146
四、模擬結果 .....	146
第七節 本章小結 .....	155
<b>第七章 結論 .....</b>	<b>157</b>
<b>參考書目 .....</b>	<b>163</b>
一、中文部份 .....	163
二、英文部份 .....	163
三、網路資料來源 .....	176
<b>摘 要 .....</b>	<b>179</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>184</b>

## 表 次

表 3-1 近十年默式聯合行為有關的經濟與會計領域論文 .....	26
表 4-1 演算法定價的實驗性文獻的彙整 .....	74
表 4-2 不完善監測的影響 .....	80
表 4-3 模擬的步驟 .....	85
表 5-1 電腦商品 1 黑虛線與黑實線廠商各個階段價格變動情形 .....	112
表 5-2 黑虛線廠商價格跟隨情形 .....	112
表 5-3 各個商品競爭階段、價格跟隨及演算法價格調價行為表 .....	123

## 圖 次

圖 3-1 聯合行為各自所需的要件 (樹狀的結構).....	19
圖 3-2 醫院在兩市場競爭.....	48
圖 4-1 本圖取自 Meylahn (2022) 的 Figure 2。.....	90
圖 4-2 廠商間價格跟隨與重設策略。.....	96
圖 5-1 某電子商品各廠價格走勢圖.....	105
圖 5-2 電腦商品一各廠價格走勢圖.....	107
圖 5-3 電腦商品二各廠價格走勢圖.....	110
圖 5-4 電腦商品三各廠價格走勢圖.....	114
圖 5-5 某民生商品價格走勢圖.....	118
圖 6-1 電腦商品四各廠價格走勢圖.....	129
圖 6-2 兩家廠商勾結和競爭價格.....	135
圖 6-3 $p_1$ 和 $p_2$ 之間的差距.....	135
圖 6-4 價格調整後兩家廠商勾結和競爭價格.....	135
圖 6-5 $p_1$ 模型在訓練資料的結果 $\xi=0$ .....	136
圖 6-6 $p_2$ 模型在訓練資料的結果 $\xi=0$ .....	137
圖 6-7 兩種模型在測試資料的結果 $\xi=0$ .....	137

圖 6-8	$\xi=0.1$ 之下， $p_1$ 模型在訓練資料的結果.....	138
圖 6-9	$\xi=0.1$ 之下， $p_2$ 模型在訓練資料的結果.....	138
圖 6-10	$\xi=0.1$ 之下，兩種模型在測試資料的結果.....	139
圖 6-11	單一模型 $p_1$ 在訓練資料的結果.....	140
圖 6-12	單一模型 $p_2$ 在訓練資料的結果.....	140
圖 6-13	單一模型兩家在測試資料的結果.....	141
圖 6-14	單一模型測試資料的結果.....	142
圖 6-15	三家廠商 Monopoly 和 Nash 價格圖表.....	148
圖 6-16	三家廠商 Monopoly 和 Leader & Followers 價格圖表.....	149
圖 6-17	三家廠商使用 Leader & Followers 估計的模型訓練和測試價格 .....	150
圖 6-18	使用 Leader & Followers 公式估計下廠商 1 的模型預測價格.....	151
圖 6-19	使用 Leader & Followers 公式估計下廠商 2 的模型預測價格.....	151
圖 6-20	使用 Leader & Followers 公式估計下廠商 3 (領導者) 的模型預測 價格.....	152
圖 6-21	Leader & Followers 公式下三家廠商同時考量模型預測之訓練和測 試價格.....	153
圖 6-22	Leader & Followers 公式下三家廠商同時考量模型預測下廠商 1(跟隨者)之訓練和測試價格.....	154

圖 6-23 Leader & Followers 公式下三家廠商同時考量模型預測下廠商 2(跟隨者)之訓練和測試價格.....	154
圖 6-24 Leader & Followers 公式下三家廠商同時考量模型預測下廠商 3(領 導者)之訓練和測試價格.....	155

# 提 要

關鍵詞：演算法定價、默式聯合行為、定價行為、深度 Q 學習法

## 一、研究緣起

資訊科技與人工智慧的發展改變了商業運作，對廠商帶來正面影響，並提高效率和利潤。然而，也伴隨著一些負面的社會影響，如可能的結構性失業與構成參進障礙特別是演算法定價可能促進數位零售市場的隱性聯合行為，進而損害消費者權益和市場效率。

探究演算法定價是否涉及聯合行為的研究是近期學界與實務上新興的議題。本計畫的目標是了解人工智慧演算法對數位零售市場定價的影響。我們彙整近期有關人工智慧輔助定價和市場價格趨勢相關的理論、實證性與實驗性等論文。同時，也蒐集臺灣線上零售市場的價格資料，以判斷是否採用演算法定價。此外，研究也將使用實際市場資料，以深度 Q 學習法進行模擬，探究演算法定價下價格的走向，進而深化對演算法定價和合作行為之間關聯的理解，並對競爭法主管機關提出實務的建議。

## 二、研究方法及過程

在回顧國內外學術文獻及實務案例有關事業定價策略涉及聯合行為之相關經濟分析理論、實務案例、實證分析工具及方法上，我們首先回顧非演算法與演算的定價策略所涉及之聯合行為。其次，我們整理數位經濟下運用相關經濟分析工具偵測聯合行為之實務操作及其分析方法。特別是探討與默式聯合行為相關的議題上我們將文獻區分為理論和實證文獻兩部分。理論部分簡略介紹價格領導賽局、群體理論以及默式聯合行為之間的關聯，並使用 Green et al. (2014) 的框架解釋默式聯合行為中溝通的角色，以及群

體理論中實現默式聯合行為所需的條件。在實證部分，研究選取了 2014 年至今關於默式聯合行為的 15 篇實證論文。另也在法院案例方面，提出了 3 個與默式聯合行為相關的案例，並依據產業和聯合行為機制進行分類，以供相關單位參考。

與演算法定價和默式聯合行為相關的文獻回顧上亦分為兩類：第一類使用實證估計方法檢驗演算法定價與市場價格（作為默式聯合行為是否成立的指標）的關聯。第二類以模擬方式檢視演算法定價如何實現默式聯合行為；這兩種方法相輔相成：模擬方法視為理論性研究，探討演算法定價在不同情境下的價格演進；實證估計方法則關注實際市場，評估廠商應用演算法對價格的實際影響，以及對經濟效率的可能影響。特別是針對後者亦提供辨識賣家是否採用演算法與辨識價格變化的相關模式，以及演算法下之產品價格變動的主要模式。

在了解文獻上如何利用演算法進行相關定價模擬，以及辨識賣家是否採用演算法與了解常見的價格變化模式後，本研究利用我國電商平台的價格資料進行初探。除了辨別我國電商平台的廠商是否採用演算法定價，並瞭解目前所採用的模式。由於商品繁多，我們僅針對部分調價較大的商品進行分析，共挑選了 1 個電腦週邊電子商品、3 個電腦產品以及 1 個民生商品為例。我們也以商品的實際價格與對應的市場結構，利用效能更強的深度 Q-Learning 進行模擬廠商定價，以研究是否存在可能達成聯合行為的情況，同時比較實際定價的狀況。由於模擬需要設定相關市場結構和成本計算，而不同的設定可能導致不同的模擬結果，我們也將介紹本研究中的模擬相關設定並說明相關模擬結果。最後，我們統合前述內容而提出建議事項。

### 三、重要發現

由於人工演算法的商業運用仍處於新興階段，因此有關的文獻相對較多，實務案例相對較少，且皆與演算法定價無關，然而這也可以說明本計畫

的前瞻性價值。再者，雖然本研究的議題很重要，但由於所需的資料龐大且難得，因此與演算法定價相關的實證性文獻很少，本研究整理僅有 3 篇，分別為 Assad et al. (2020)，Musloff (2022) 與 Wieting and Sapi (2022)。從這些研究也得知：目前並沒有可以顯示賣家是否採用演算法的直接證據，文獻多以 (1) 在一定的期間內改變定價的次數、(2) 賣家的價格與其他價格間的關聯性以及 (3) 競爭對手的反應時間等三種常用準則，來判定賣家是否採用演算法定價的嫌疑。在確認商品採用演算法定價後作者歸納出演算法賣家的五種價格變化模式，包括：(1) 上下抖動、(2) 突升但緩降、(3) 緩升而突降，(4) 區間跳動 (5) 隨機跳躍等方式。

演算法定價的實驗性文獻總結了近期 7 篇研究，主要以模擬資料進行沙盒實驗，競爭分析多集中在雙占或三個廠商。由於模擬演算法是複雜且耗時，大多數實驗研究選擇較簡單的設定。這些研究也發現，當市場上廠商數較少，廠商採演算法定價達成默契聯合行為的可能較高，但即使市場中存在演算法，也無法直接斷言價格會趨向壟斷性競爭。此外，演算法定價除了提高價格，也有可能降價，但與 Maskin and Tirole (1988) 用於懲罰背叛聯合行為的價格變動模式較不相同，且因重置效果，使兩零售商同時落於競爭價格的期間較短。因此，在制定與演算法定價相關的政策要考慮持潛在效率與聯合行為的風險間的權衡；從政策角度評估壟斷法對競爭的影響時，也最好以個案處理。

我們以臺灣電腦商品價格初步探索演算法定價，選取高同質性、統一規格、價格變動頻率高、價格具真實性與透明性的商品進行分析。發現電腦相關產品的定價模式主要經歷三階段，包括同時調整價格或保持相同價差、隨機價格變化、相互試探，最終回到第一階段，但會因商品略有不同而有些微調整。然而，這樣的模式在民生商品價格上並不適用，因為一些廠商價格調整雖頻繁但呈現區間跳動現象，並不像電腦相關廠商那樣即時。電腦相關廠商呈現價格跟隨現象，領導廠商價格改變後，跟隨廠商會迅速跟進。然

而，如果有人破壞規律或新廠商進入市場，定價模式會改變。整體而言，所選電腦相關商品廠商有使用演算法定價的可能。但電腦商品和民生商品價格變動頻率最多大約每天 2-3 次，與文獻中高頻率變動的情況不同。因此，若以回應對手價格變動所需時間觀察，可能更適合推斷演算法定價。此外，觀察價格樣本長達 1 年半，發現不同商品的定價模式可能在不同時期有較大的調整，故也可能使用半人工、半演算法的價格調整方式。

在模擬上我們也使用我國電商平台廠商販售電腦主機與民生商品的實際資料，進一步利用效能更強的深度 Q-Learning 模擬廠商定價。在兩家廠商的狀態下，透過訓練期價格推導各廠商需求曲線，再讓深度 Q 學習產生價格，可以模擬接近聯合行為的價格，但與實際價格資料可能有差異。亦即未經合意下單使用演算法定價仍有產生默契聯合行為的可能。但在市場結構為一大兩小廠（共三家）的情境下，領導與跟隨模型能較好刻畫市場狀況。此時深度 Q 學習產生的模擬價格，使一家跟隨廠商採用產生聯合行為之價格，另一家則採介於聯合行為與跟隨者的價格，但領導廠商仍採用原模型下的領導價格。結果顯示，所有廠商考量對方決策時，未必全部形成聯合行為價格，且受市場結構影響。實驗模擬呼應文獻中指出不同模型和情境設定導致不同結果，但有機會趨向聯合行為價格。因此，在管制演算法定價的設定上，不應一視同仁，應視情況逐案處理。模擬結果也有限制，特別是需求函數形式和競爭狀態的假設有待更多市場資訊推論，成本估計和資料取得也有挑戰。

#### 四、主要建議事項

##### （一）立即可行之建議

從前述文獻、我國電商平台的價格資料初探，及後續的模擬中，本研究建議如下：

1. 針對具高度聯合行為嫌疑的電商，競爭法主管機關可利用公開價格資料，分析價格競爭模式。由於我國商品調價頻率不如外國頻繁，回應對手

價格變動所需時間可能更適合推斷演算法定價。原則上，當特定產品市場賣家數量不多，甚至形成雙占狀態時，相關業者若採行演算法定價，能有效提高產品價格形成類似聯合行為之結果。即使有價格跟隨現象，仍建議以實際商品價格為基礎，模擬廠商間價格是否有達成默式聯合行為的可能。

2. 針對具高度聯合行為嫌疑的電商，競爭法主管機關可逐步收集相關成本資訊。根據目前模擬結果研究，廠商的價格有可能在演算法下存在超競爭定價，但判斷定價樣態是否有礙市場效率仍需注意：模擬時若缺乏估算生產成本的適切資料，可能導致偏誤。但生產成本的相關資料需要長時間收集，不同產業的成本結構也有所不同。故若能適當地收集相關成本資訊，可有助於後續相關判斷。

3. 不同情境下即使演算法相同也可能導致不同結果，因此在管制演算法定價上應逐案處理。特別是演算法定價是默式聯合行為的輔助工具，但無法直接偵測定價過程是否有主導的人類代理人。在現行法律框架下，演算法定價若非由人類代理人主導，難以與「合意」連結。探討演算法定價是否合謀，可注意陳和全 (2023) 所提出訊息交換的六種訊息類型。

4. 若觀察到價格變動呈現 Edgeworth 循環，尤其在谷底維持時間較長時，可能與懲罰背叛聯合行為有關。若谷底維持時間較短時，可能與演算法價格重置有關，此時需警惕 Edgeworth 循環導致價格上升可能損害消費者權益和經濟效率。

## (二) 長期性建議

人工演算法在商業應用尚屬新興，凸顯本計畫的前瞻性價值，也面臨著挑戰。故有以下長期性建議：

1. 演算法日新月異，若出現更有效率的定價演算法，也會影響模擬結果。建議競爭法主管機定期檢視相關定價演算法的發展，並定期了解業界所採用的可能方法。

2. 目前模擬情境較為簡單，未來研究可能發現在更複雜的市場情境下，演算法定價的結果將更加多樣，因此演算法對市場競爭的影響之不確定性將提高。相關單位應持續探討這些問題，以深入了解競爭問題並制定適當的政策工具。

# 第一章 研究主旨

近年來因為資訊科技，特別是人工智慧<sup>1</sup>的發展，商業的運行面貌也有了多方面的改變，例如人工智慧對廠商的勞動力、生產力、技能構成 (Skill Composition)<sup>2</sup>、需求辨識<sup>3</sup>和創新等方面都有正面影響，節省了廠家人力的使用以及改善了廠商的運營效率與利潤。但人工智慧就像兩面刃，在廠商享受資訊科技的便利時，對經濟和社會層面造成了諸多不利的後果。例如，人工智慧可替代部分的日常重複性工作，而這也意味著結構性失業以及收入不均的兩極分化 (Agrawal et al. 2019<sup>4</sup>)；配合網路效果、規模經濟或範疇經濟，人工智慧在數位商品市場中可能強化在位優勢 (Incumbency Advantage)，使市場結構趨向集中，損害市場效率 (例如：Abradi et al., 2022<sup>5</sup>; Varian, 2019<sup>6</sup>)；人工智慧在數位零售市場可能促進默式聯合行為 (Tacit Conclusion) 傷害消費者權益與市場效率 (例如：Wieting and Sapi, 2022<sup>7</sup>)；人工智慧也可能在壯大數位廠商的市占率的同時構成參進障礙 (例如：Cremer et al., 2019<sup>8</sup>)。

---

<sup>1</sup> 根據 OECD. (2019). Recommendation of the Council on Artificial Intelligence. (<https://legalinstruments.oecd.org/en/instruments/oecd-legal-0449>)(最後瀏覽日期：2022/11/27)的定義「人工智慧系統是一種基於機器的系統，可以針對一組給定的人類定義目標做出預測、建議或影響真實或虛擬環境的決策」。

<sup>2</sup> 通常所指為利用電腦或電腦控制的機器人執行原先由人類執行的解決問題、學習、推理和決策制定等工作。

<sup>3</sup> 亦即差別取價，其中包括利用人口統計變數的特質 Milgrom and Tadelis (2019) 與基於行為表現進行的差別取價 Ezrachi and Stucke (2016)。

<sup>4</sup> Agrawal, A., Gans, J., and Goldfarb, A. (2019). "Economic Policy for Artificial Intelligence," *Innovation Policy and the Economy*, 19, 139-159.

<sup>5</sup> Abrardi, L., Cambini, C., and Rondi, L. (2022). "Artificial Intelligence, Firms and Consumer Behavior : A Survey," *Journal of Economic Surveys*, 36(4), 969-991. (<https://doi.org/10.1111/joes.12455>)(last viewed on date: 2022/11/27)

<sup>6</sup> Varian, H. (2019). "Artificial Intelligence, Economics, and Industrial Organization," *The Economics of Artificial Intelligence*. 399-422.

<sup>7</sup> Wieting, M. and Sapi, G. (2022). "Algorithms in the Marketplace : An Empirical Analysis of Automated Pricing in E-Commerce," *NET Institute Working Paper*, 21-06.

<sup>8</sup> Cremer, J., De Montjoye, Y. A., and Schweitzer, H. (2019). "Competition Policy for the Digital Era.

人工智慧對於廠商與數位市場的發展影響廣泛，雖然各類的應用現在多仍處於發軔階段，但人工智慧爆炸性的快速成長軌跡，使產、官、學各界都對其未來將如何改變政治、經濟與社會各面向的運行感到好奇與擔憂。本計畫的主旨目的即在探索有關的議題：研究人工智慧演算法 (Artificial Intelligence Algorithm, 以下簡稱 AIA) 對數位零售市場定價行為的影響，關注的重點則包括如何辨識零售廠商是否有採用演算法定價、如何辨識演算法是否促進了聯合行為，以及了解演算法如何協助聯合行為。

為達成上述目標，本研究擬藉由蒐集近期有關於人工智慧輔助定價與市場價格趨向的理論及實證性的論文，以統整文獻中的計量與實驗 (模擬) 方法；蒐集線上零售市場的價格資料，依照文獻中所示方法，檢視價格變動的模式以判定產品賣家採用演算法定價的可能性；在認定其已採用演算法的條件下，用計量方法檢驗演算法對於數位零售市場商品價格的影響。此外，本研究亦將採用數位零售市場資料，以人工智慧演算法進行訓練，並在不同的產品結構下，預測價格的走向，希望能以此加深競爭法主管機關與學界對演算法定價及聯合行為間的關聯。

---

Final Report for the European Commission," Directorate-General for Competition. 所指為利用資料的壟斷使用對其他新進廠商造成參進障礙。

## 第二章 背景分析

### 第一節 回顧國內外學術文獻及實務案例有關事業定價策略涉及聯合行為之相關經濟分析理論、實務案例、實證分析工具及方法

如前節所述，本計畫所關注的問題是演算法定價與聯合行為間的關聯，從事業經營的角度，事業選擇定價策略的主要誘因在於對利潤的追逐（逐利），因此，選擇演算法作為定價工具，也是因其能為廠商創造最大的利潤。然而，廠商在創造最大利潤的過程中，除了產品的優劣、製造成本的高低、消費者偏好等基本面考量外，廠商採用的定價策略所隱含的互動模式可能也會為逐利創造條件，而競爭主管機關所關注在於廠商間的互動是否不公平將潛在競爭者或產品優異者排除在競爭之外（例如濫用獨占權力）或者事業是否違反了效率創造的精神，在增加利潤的同時使消費者受損（例如各種的聯合行為）。因此，本節主要探討在經濟學的文獻中涉及聯合行為的事業定價策略。首先，我們將先討論文獻中的非演算法定價策略，而後，討論與演算法定價策略所涉及的聯合行為。需特別注意的是演算法定價策略除了較人為定價機敏之外，其定價的決策多不需人為下令就能使價格達到高於競爭價格的水準，也因此，演算法定價所涉及的聯合行為主要屬於默式聯合行為，是故在本節後段與下節的文獻探討，主要關注默式聯合行為。

#### 一、非演算法的定價策略所涉及之聯合行為

經濟學的文獻中討論到的定價策略種類繁多，依據生產基本面，可以發現有「生產成本加成定價」（也稱為 Cost-based Pricing）；根據消費基本面，有「消費者評價定價」（也稱為 Value-based Pricing）。由於廠商逐利和多元的市場環境，產生了各種定價策略。例如，為了初入市場和搶占市占率的「滲透性定價」（Penetration Pricing）、針對不同消費者評價分群，逐步分批

降價，將消費者剩餘轉換為最大化利潤的「撇脂定價」(Skimming Pricing)、新商品上市時的「促銷定價」(Promotional Pricing)、產品清倉時的「折扣定價」(Discount Pricing)、以「母雞帶小雞」策略鼓勵消費者購買更多的「套餐定價」(Bundle Pricing)，以及利用產品的主附關係進行的「綑綁銷售」(Tying Pricing) 等。然而，雖然有諸多的定價策略，並非所有策略都會引起聯合行為的疑慮。例如 Farm (2020)<sup>9</sup> 指出，「生產成本加成定價」和「消費者評價定價」都不能解釋在競爭狀態下市場價格的形成，也因此沒有聯合行為的疑慮、「促銷定價」可能會對利潤產生負面影響，因此無法長期維持。而「折扣定價」可能帶來價格合謀的疑慮，因供應商可以公佈價格，隨後與個別買家協商清單外的折扣。但是，這些秘密的折扣可能瓦解卡特爾協議，進而減少合謀的疑慮。

在經濟文獻中所關注的可能涉及聯合行為的定價策略，主要包括領導與追隨定價 (Leader-follower)、分割定價 (Portioned Price)、差別取價 (Price Discrimination)、與價格匹配保證 (Price-matching Guarantees, PMG) 的定價策略。以下我們依序概述各定價策略與聯合行為間的關聯。

#### (一) 領導與跟隨

領導與追隨的定價策略 (在文獻中也被稱為 Stackelberg 模型) 是理論上寡占市場設定中常見的企業之間策略相依的一種形式，而有關的實務中，例如零售業與電信業 (Sinitsyn, 2022<sup>10</sup>)、雜貨業，鐵路與航空貨運 (Bergantino et al., 2018<sup>11</sup>) 在默契合謀的討論中 (例如 Rotemberg and Saloner, 1990<sup>12</sup>) 領導與跟隨也是一種常見的互動模式。在領導與跟隨模型

---

<sup>9</sup> Farm, A. (2020). "Pricing in practice in consumer markets," *Journal of Post Keynesian Economics*, 43 : 4, pages 634-639.

<sup>10</sup> Sinitsyn, M. (2022). "Price leadership with promotions," *International Journal of Industrial Organization*, 82.

<sup>11</sup> Bergantino, A. S., Capozza, C., and Capurso, M. (2018). "Pricing strategies : who leads and who follows in the air and rail passenger markets in Italy," *Applied Economics*, 50(46), 4973-4953.

<sup>12</sup> Rotemberg, J. J. and Saloner G. (1990). "Collusive Price Leadership," *The Journal of Industrial Economics*, 39(1), 93-111.

中，產業中的領頭（領導者）企業設定價格或引領價格變化，其他企業（追隨者）就會則採用相同或類似的價格變化。就像領導者掀起了上漲的浪潮，導致所有的船隻都上升（有時也被稱為「雨傘效果」：一人撐傘，眾人庇蔭）。雖然跟隨者實際上是被迫跟隨領導者所發起的價格變化，但最終會從超競爭價格中獲利。在領導與跟隨模型中，領導者會比追隨者賺取更高的利潤，且這個現象在進入成本高且生產成本已知的行業中最常見，有關領導與跟隨的更多討論可見於本文的後面章節。需要注意的是，在多數的領導與跟隨的案例中，皆視其為自發性的平行行為，亦即，在產業中有類似的定價行為發生時，如果事業間並沒有合意的事證被發現，也就未達違法的構成要件，但即使如此，領導與跟隨的行為無論在理論或法律執行的實務上，都具有提供借鏡的價值。

## （二）分割定價

分割定價是將產品價格劃分為基本價格及一或多項強制附加費的策略。例如，消費者購買新車需支付購車的價格，以及諸如文件費和目的地費用的附加費。此外航空公司會對旅客和航空貨運服務徵收燃油附加費、拍賣的競標得主除了商品的「落槌價」，也需要支付「買家溢價」、線上零售商品的顧客出了商品價格外，也需支付運費和手續費等。根據 Voester et al. (2017)<sup>13</sup>，在 2012 年，全球航空公司在基本機票費用之外收取了大約 360 億美元的附加費，佔 2012 年總收入的約 6%。Young (2016)<sup>14</sup> 發現，在 2015 年，美國的旅館估計收取了 20 億美元的強制性渡假村費用，低於總收入的 1%；Greenleaf et al. (2016)<sup>15</sup> 發現拍賣的買家溢價從 1980 年的

---

<sup>13</sup> Voester, J., Ivens, B. and Leischnig, A. (2017). "Partitioned pricing : revuew of the literature and directions for further research," *Review of Managerial Science*, 11, 879-931.

<sup>14</sup> Young, R. J. C. (2016). *Postcolonialism : An historical introduction*, America : John Wiley & Sons.

<sup>15</sup> Greenleaf, E. A., Johnson, E. J., Morwitz, V. G., and Shalev, E. (2016). "The price does not include additional taxes, fees, and surcharges : A review of research on partitioned pricing," *Journal of Consumer Psychology*, 26(1), 105-124.

10% 增加到現今的約 32%。Monticello (2021)<sup>16</sup> 發現美國主要汽車製造商的目的地費用 (Destination Fee) 從 2011 年的平均 839 美元增加到 2020 年的 1,244 美元，約佔車價的 5%。而美國司法部與歐盟發現從 1999 年到 2006 年，全球超過 20 家航空公司在國際航空貨運的燃油和其他附加費的定價和實施上進行了合謀，並使這些航空公司在美國支付 18 億美元的刑事罰款 (美國司法部, 2020<sup>17</sup>)，且有八名高級管理人員被監禁，以及在歐盟支付 7.4 億歐元的罰款 (歐盟, 2017<sup>18</sup>; 歐盟法院, 2022<sup>19</sup>)。

討論分割定價和價格合謀的文獻主要有 Garrod (2006)<sup>20</sup>、Ross and Shadarevian (2021)<sup>21</sup>，以及 Chen (2023)<sup>22</sup>。Garrod (2006) 發現當公司成本受到暫時性衝擊時，附加費可以被公司用來促進基礎價格的共謀。在其模型中，假設企業會在有廠商違反協議時，用匹配違反者的價格方式進行懲罰。這種定價模式在企業的邊際成本因為暫時性衝擊而上升時，可能不足以阻擋廠商違反協議。在這種情況下，如果採取暫時的附加費可以使公司間維持一個更高的卡特爾價格，並在成本衝擊結束後降低附加費，從而在衝擊結束後可以更嚴厲的懲罰作為威脅。Ross and Shadarevian (2021) 指出，藉附加費共謀能夠增強價格上升的可持續性，因為它能阻礙消費者的搜索行為：在消費者需要付出搜索成本才能找到價格的環境中，公司嘗試提高價

---

<sup>16</sup> Monticello. (2021). *Sticker Shock : The Truth About Destination Fees*.

(<https://www.consumerreports.org/cars/buying-a-car/the-truth-about-destination-fees-a1615480982/>)(last viewed on date: 2022/11/27).

<sup>17</sup> US Department of Justice. (2020). "Extradited former air cargo executive pleads guilty for participating in a worldwide price-fixing conspiracy," United States Department of Justice News Release. 23 January.

<sup>18</sup> European Commission. (2017). "Antitrust : Commission re-adopts decision and fines air cargo carriers €776 million for price-fixing cartel," European Commission News Release IP/17/661, 17 March.

<sup>19</sup> Court of Justice of the European Union. (2022). "Cartel on the airfreight market : The General Court rules on actions brought by multiple airlines," Press Release No 53/22, 30 March.

<sup>20</sup> Garrod, L. (2006). "Surcharging as a Facilitating Practice," CCP Working Paper, No. 06-17.

<sup>21</sup> Ross, T. W. and Shadarevian, V. (2021). "Partitioned pricing and collusion," University of British Columbia.

<sup>22</sup> Chen, Z. (2023). "Partitioned Pricing and Collusion on Surcharges," *The Economic Journal*, 133(655), 2614–2639.

格可能會使某些消費者加強搜索，而使企業不願意提高價格；如果所有企業同時以附加費的形式提高價格，消費者就不會從搜索更低價格得到好處，因此減少了消費者的搜索，並使企業減少違背協議的動機，而增強價格上升的可持續性。

Chen (2023) 在雙占 (Duopoly) 的架構下，假設公司的所有者設定附加費，而基本價格則由管理者決定。並發現相對於單一定價，兩家公司都會偏好分割定價，因為這帶來更高的整體定價與利潤。作者也發現，當企業僅在附加費上串通而不協調基本價格時，獲利能力與在單一價格上串通的獲利能力相同。

### (三) 差別取價

差別取價和非線性定價 (Non-linear Pricing) 是反壟斷關切的重要特徵，但相關的定價策略對合謀的影響探討不多。Colombo (2010) 用線性空間模型設定產品差異性並研究第一級差別取價。在完全差別取價下，若能按客戶的所在位置對客戶量身定價 (也就是一級差別取價) 且在差別取價的合謀會比統一價格的合謀要來的困難之假設下，若運輸成本越低，合謀越容易維持。Gössl and Rasch (2020) 研究非線性定價 (包括固定與線性的兩階段定價，常見的例子像是遊樂園、天然氣、媒體市場、移動通信和電力) 的合謀意涵。在本質上，非線性定價即為二級差別取價。他們發現，訂定線性價格合謀容易維持，且對經濟福利有不良的影響。而如果政策介入禁止差別取價且廠商主要採取固定費用，則共謀的空間最大；但當企業只設置線性價格時，共謀最難維持。這是因為在線性定價下，廠商降價得到的好處更高，除了可以擴大企業的市場份額，也可以增加邊際需求。相對來說，若缺乏這兩個要素，則固定費用下的合謀最容易維持。但無論如何，禁止差別取價都是正確的做法。Liu and Serfes (2007) 研究三級差別取價和共謀之間的關係，並使用線性空間模型討論客戶的特定位置與市場區分對合謀可持續性的影響。他們發現隨著客戶資訊品質的提高，可產生更細緻的市場區分

與更多元化的價格結構，導致合謀更難以維持。Helfrich and Herweg (2016) 則補強 Liu and Serfes (2007) 的研究，並發現差別取價不僅在非對稱的最佳反應下有助於打擊合謀，在對稱的最佳反應下也是如此。Fong and Liu (2011) 分析時間間隔 (Intertemporal) 的差別取價，作者在假設企業只能進行線性定價的條件下，相較於統一定價，提供不同形式的忠誠回報 (Loyalty Rewards) 有利於促進合謀。

#### (四) 價格匹配保證

價格匹配保證是超市或零售商中常見的價格策略，其所保證的是自己商品為市場上最低的價格。在資訊經濟學的文獻中 (例如 Biswas et al., 2002<sup>23</sup>) 認為如果給予價格匹配保證但無法維持承諾會遭到退款所導致的利潤損失和因為失信的負面口碑而導致的聲譽損失，除非賣方確定自己的商品在市場上確實為最低的價格，否則不太可能保證 PMGs，因此 PMGs 會促進競爭並導致較低的價格，而有助於提高消費者福利。但也有研究發現 (例如 Chatterjee et al., 2003<sup>24</sup>)，精明的賣家可能會把 PMGs 的後果推向相反的方向。舉例來說，假如賣家都保證匹配最低價，但價格都比邊際價格高的多，則賣家可能就都沒有降價的動機：當其中一個賣家通過降價來擴大市場份額，其他廠商會自動調價來降低損失，也因此所有賣家都會受到利潤率降低的影響。相對來說，如果賣家都制定了 PMGs，精明的賣家可能會發現，相對於減價，如果賣家慢慢地提高價格，也可能使賣家發現具合謀性質的解決方案，而導致超競爭價格解決方案。

在實證研究中 Hess and Gerstner (1991)<sup>25</sup> 用 114 種超市產品的每週價

---

<sup>23</sup> Biswas, A., Pullig, C., Yagci, M. I., and Dean, D. H. (2002). "Consumer Evaluation of Low Price Guarantees : The Moderating Role of Reference Price and Store Image," *Journal of Consumer Psychology*, 12(2), 107-118.

<sup>24</sup> Chatterjee, P., Hoffman, D. L., and Novak, T. P. (2003). "Modeling the Clickstream : Implications for Web-Based Advertising Efforts," *Marketing Science*, 22(4), 520-541.

<sup>25</sup> Hess, J. D. and Gerstner, E. (1991). "Price-matching policies : An empirical case," *Managerial and Decision Economics*, 12(4), 305-315.

格資料，其中 79 種採用 PMGs，35 種沒有，並發現被 PMGs 包括的商品價格成長的速度比沒採用 PMGs 的商品價格快。Jain and Srivastava (2000)<sup>26</sup> 與 Srivastava and Lurie (2001)<sup>27</sup> 的實驗室實驗結果也有相同的發現。

## 二、演算法定價所涉及的聯合行為

雖然有些演算法的定價方法 (例如 Ezrachi and Stucke, 2016<sup>28</sup> 中所指之信使 Messenger 情境) 是以人類代理人為主導，且因為此類的定價方式是以人類代理人主導，競爭機關相對容易在定價存在聯合行為的疑慮時，辨認主導價格的對象，並以反壟斷的法律與規則予以回應。相對的，對反壟斷政策執行造成重大挑戰的是由非人類主導的演算法定價分類 (例如 Ezrachi and Stucke, 2016 中提出的 Hub and Spoke, The Predictable Agent 與 Digital Eye 等情境)，而演算法定價所形成者市場價格若高於競爭市場下的結果 (也就是形成了超競爭價格)，則構成了聯合行為的嫌疑，而此聯合行為在本質上屬於默式聯合行為。因此，競爭機關對於有關行為的適法性認定，多須依據默式聯合行為的理論與實證研究以及實務案例的指引。

關於默式聯合行為的理論與案例，國內方面可見有馬泰成 (2005)<sup>29</sup> 的理論與案例彙整與張雅涵 (2010)<sup>30</sup> 關於國內油品市場廠商行為的探討。聯合行為的國內案例分析另有廖義男 (2009)<sup>31</sup> 等所著的公平會研究，但其所

---

<sup>26</sup> Jain, S. and Srivastava, J. (2000). "An Experimental and Theoretical Analysis of Price-Matching Refund Policies," *Journal of Marketing Research*, 37(3), 351-362.

<sup>27</sup> Srivastava, J. and Lurie, N. (2001). "A Consumer Perspective on Price-Matching Refund Policies: Effect on Price Perceptions and Search Behavior," *Journal of Consumer Research*, 28(2), 296-307.

<sup>28</sup> Ezrachi, A., and Stucke, M. E. (2016). "How Pricing Bots Could Form Cartels and Make Things More Expensive," *Virtual Competition. Journal of European Competition Law and Practice*, 7(9), 585-586.

<sup>29</sup> 馬泰成 (2005)。默契性聯合行為與相關案例研析。公平交易季刊，第 13 卷第 1 期，頁 89-112。

<sup>30</sup> 張雅涵 (2010)。我國油品市場結構、廠商行為與政府管制之研究。國立成功大學資源工程學系碩士班碩士論文，臺南市。

<sup>31</sup> 廖義男、黃銘傑、石世豪、王立達、楊宏暉、顏雅倫 (2019)。公平交易法國內重要案例

探討的案例並不限於默式聯合行為。近期陳和全與陳志民 (2019)<sup>32</sup> 則討論演算法對聯合行為等重大限制競爭議題之影響，亦對默式聯合行為有所著墨。

就國外的論著而言，Ivaldi et al. (2003)<sup>33</sup> 提供默式聯合行為的整合性理論分析：其針對默式聯合行為的背景、形成要素、影響因素以及價格以外的聯合行為面相彙整了完整的解說與數學分析的指引。關於默式聯合行為的國外案例，包括有 2022 年美國 FTC 針對汽車租賃產業在兼併與交易中的聯合行為所授權的強程序決議 (Compulsory Process Resolutions)、1954 年的 Theatre Enterprises v. Paramount Film Distribution Corp 案件中一家郊區劇院對派拉蒙提起訴訟，指控其與二十世紀福克斯、華納兄弟等電影製片和發行商密謀，將首映電影限制在巴爾的摩市中心，而讓郊區劇院則只能二輪放映。1993 年的 In re Text Messaging Antitrust Litig 案件中，原告代表所有在美國按使用量付費購買短信的消費者控告 AT and T、Sprint、T-Mobile 和 Verizon Wireless 及其產業協會聯合行為為短信定價。1972 年，美國 FTC 指控 Kellogg Co., General Mills, Inc., and General Foods Corp 三家穀物製造商違反了聯邦貿易委員會法案第 5 條，指控其在即食穀物市場上存在反競爭行為，並從間接證據推斷其有默式聯合行為。2006 年美國司法部向 FCC 提交了一份關於在 Advanced Wireless Service 的頻譜拍賣中的單方意見書，理由是擔心拍賣的期間如果投標的訊息中披露了投標人的訊息則可能促使默式聯合行為。

---

分析-以聯合行為為例。第 26 屆競爭政策與公平交易法學術研討會論文集，頁 113-143。

<sup>32</sup> 陳和全、陳志民 (2019)。演算法與聯合行為等重大限制競爭議題之研究。公平交易委員會委託研究報告，PG10806-0043，台北市。

<sup>33</sup> Ivaldi, M., Jullien, B., Rey, P., Seabright, P., and Tirole, J. (2003). "The Economics of Tacit Collusion," *IDEI Working Papers*. NO. 186.

## 第二節 數位經濟下運用相關經濟分析工具偵測聯合行為之實務操作及其分析方法

由於人工演算法的商業運用仍處於新興階段，因此有關的文獻相對較多，實務案例相對較少，且皆與演算法定價無關，然而這也因此可以說明本計畫的前瞻性價值。

近年來，文獻中已紀錄許多使用演算法促進明示或默式聯合行為的政策性（即演算法定價與聯合行為間之關聯的文獻、相關案例與政策建議彙整，例如 OECD, 2017; Competition Bureau, 2018; CMA 2018, 2021; UK Digital Competition Expert Panel, 2019; Ezrachi and Stucke, 2015, 2016, 2017; Lancieri and Sakowski, 2021）、實驗性（亦即用演算法進行模擬定價，並檢視其價格變化的軌跡的文獻，例如 Calvano et al., 2020; Hettich, 2021; Sanchez-Cartas and Katsamakos, 2022a; Asker et al., 2022, Klein, 2021）與實證性的研究（亦即用資料判別演算法對於價格的影響的文獻，例如 Chen et al., 2016; Assad et al., 2020; Musloff, 2022; Wieting and Sapi, 2022）。其中，Wieting and Sapi (2022) 指出演算法可能經由三種途徑促進聯合行為：首先，市場訊息的透明方便人工智慧在自動化與大規模監控下快速的發現是否有賣家偏離了明示或默式聯合行為的協議，而因此有助於維持聯合行為 (Albæk et al., 1997<sup>34</sup>; Albano et al., 2006<sup>35</sup>)。其次，賣家採用演算法進行定價可以提高賣家間互動的頻率，因此如果有賣家偏離了聯合行為的價格，其他賣家可以快速的反應，且因此會降低叛離協議的賣家利潤，從而漸少偏

---

<sup>34</sup> Albæk, S., Mollgaard, P., and Overgaard, P. B. (1997). "Government-Assisted Oligopoly Coordination? A Concrete Case," *The Journal of Industrial Economics*, 45(4), 429-443.

<sup>35</sup> Albano, G., Buccirosi, P., Spagnolo, G., and Zanza, M. (2006). "Preventing Collusion in Procurement: A Primer," *Handbook of Procurement*.

離，並使聯合行為呈現穩定 (Ezrachi and Stucke, 2016<sup>36</sup>; Mehra, 2015<sup>37</sup>; Bigoni et al., 2019<sup>38</sup>; Kuhn and Tadelis, 2017<sup>39</sup>; Brown and MacKay, 2020<sup>40</sup>)。第三，當競爭廠商將定價決定委託給相同的定價軟體供應商，並由這些機構充當中心以促進軸輻式 (Hub-and-Spoke) 規劃中的輻條 (Spoke) 協調賣家的價格，這可以降低賣家的反壟斷風險 (Bernheim and Whinston, 1985<sup>41</sup>; Decarolis and Rovigatti, 2019<sup>42</sup>) 因此鼓勵商品賣家採用演算法定價。此外，也有研究發現 (例如，Abradi et al., 2022; Asker et al., 2022; Cavalno et al., 2020)，即使商品賣家將定價託付給不同的演算法供應商，演算法也可以在定價的過程中有意的進行價格試驗，並經過反復的試驗學習到超過競爭水準價格 (Supracompetitive Price, 或稱超競爭價格或超越競爭結構的價格，指的是演算法定價後的價格超過了競爭性市場的價格) 的最優策略。

雖然文獻上對於演算法促進聯合行為的可能性殆無疑義，但實際上演算法是否促進聯合行為，在理論上尚未有共識：(例如 Calvano et al., 2020; Mikliefos-Thal and Tucker, 2019; Brown and MacKay 2020)。Klein (2019) 發現，只需簡單的演算法代理就可以在依序移動 (Sequential Move, 指在賽局理論中，參與者依照某種規則依序 (相對於同時性) 進行操作或決策的過程。每一參與者時序上輪到其作決定時，可以採取特定的行動，然後等待其他參與者依序進行操作。) 的賽局中達成超過競爭水準價格之聯合行為。

---

<sup>36</sup> Ezrachi, A., and Stucke, M. E. (2016). "How Pricing Bots Could Form Cartels and Make Things More Expensive," *Virtual Competition. Journal of European Competition Law and Practice*, 7(9), 585—586.

<sup>37</sup> Mehra, S. K. (2015). "Antitrust and the Robo-Seller : Competition in the Time of Algorithms," *Minnesota. Law Review*, 100.

<sup>38</sup> Bigoni, M., Potters, J., and Spagnolo, G. (2019). "Frequency of Interaction, Communication and Collusion : An Experiment," *Economic Theory*, 68(4), 827–844.

<sup>39</sup> Kuhn, K. U. and Tadelis, S. (2017). "Algorithmic Collusion," *Presentation Prepared for CRESSE*.

<sup>40</sup> Brown, Z. and MacKay, A. (2020). "Competition in Pricing Algorithms," *Working Paper. SSRN 3485024*.

<sup>41</sup> Bernheim, B. D. and Whinston, M. D. (1985). "Common Marketing Agency as a Device for Facilitating Collusion," *The RAND Journal of Economics*, 269–281.

<sup>42</sup> Decarolis, F. and Rovigatti, G. (2019). "From Mad Men to Maths Men : Concentration and Buyer Power in Online Advertising," *American Economic Review*, 111(10), 3299-3327.

Calvano et al. (2020)，則在更嚴格的受控環境下對 AI 代理系統的定價進行模擬，即使賣家間不相互交流（亦即，同時移動—Simultaneous Move—的設定），AI 代理也會使用複雜的聯合行為策略，使最終市場價格會趨向超過競爭水準價格，且此結果不受成本、需求、參與者數量、不對稱性或不確定性的形式的影響。然而相對的，Miklos-Thal and Tucker (2019) 發現，如果演算法能協助廠商準確地預測需求，並根據需求變動調整價格。則演算法會促使廠商在預測需求正向變動的期間降低價格，以吸引更多的買家。亦即，當演算法能更快並更準確地進行預測並快速對應地降低價格而增加消費者剩餘。

從政策的角度來看，因為演算法系統漸趨複雜，識別演算法何時會造成傷害的成本與困難度都大幅增加 (CMA, 2021)，因此為反壟斷的執行增加了挑戰性。從執法的角度來看，關鍵問題是機器學習的演算法定價如果沒有留下人為指導的協同痕跡，也就是不須經過指示，它們也能僅經由反覆試驗就得到聯合行為的效果。這對當下的競爭政策是重大的挑戰，原因是目前所有的國家所設定的聯合行為標準針對的都是人類代理人，因此，如果要確定廠商參與聯合行為，需要有廠商間具有限制競爭之明確意圖或溝通的證據<sup>43</sup>。因此，在大量賣家採用演算法定價軟體的條件下，即使有也不容易找到廠商進行聯合行為的證據 (Rab, 2019)。此外運用演算法軟體定價說明有爭議的定價決策是由機器使用軟體而非人類所決定，因此如何歸責亦不明確，當前的競爭管理方法尚沒有清楚的規定 (OECD, 2017)，亦即，如果認定演算法定價後的價格同於聯合行為後的水準，是否可以向人工智慧系統的設計人、使用該系統的廠商或從系統決定中受益廠商（或個人）追究消費者受害的責任，仍處於莫衷一是的狀況。而這或許也是在對既有問題的本質已有了解，但現實上尚未出現有關的反壟斷案例的原因。

針對政策應對的問題，Gautier et al. (2020) 認為，現實中的技術和市場

---

<sup>43</sup> 例如，美國的執法機構要求得到各方間的溝通證據才能確定是否存在協議。目前也未  
有單純只憑數位演算法之默契性聯合行為跡象構成廠商進行聯合行為的證據。

障礙會阻礙實驗室中確定的演算法默式聯合行為，因此我們可能永遠不需真的面對這個問題。相對地 Frachi and Stucke (2019)<sup>44</sup> 則對此不表樂觀，他們提出案例解釋演算法默式聯合行為為何不僅可能，而且值得執法者加強關注。Sanchez-Cartas and Katsamakos (2022a) 從實驗性的證據發現，不同的演算法會導致不同的結果，因此如果要設置管制演算法定價的規定，也不該一視同仁設定通用的管制規定，而應該逐案處理。從本計畫的文獻調查中則發現人工智慧造成的演算法聯合行為在現實上已有實證研究上的支持(例如 Assad et al., 2020 ; Musloff, 2022 ; Wieting and Sapi, 2022)。雖然這並不代表人工智慧已被普遍的用於默式聯合行為，或演算法一定會促成默式聯合行為。Wieting and Sapi (2022) 與 Hettich (2022) 都指出當線上零售商的數量夠多時，即便使用演算法定價也難以促使市價趨向超競爭價格。然而相關的現象已不僅止於可能，因此需要相關執法單位的警惕。

雖然實例中尚未與演算法定價有關的案件，但在各國的反壟斷案例中可看到各個國家對於數位經濟中演算法應用的警惕。Akhgar et al. (2016) 建議可以應用機器學習的演算法來識別投標廠商間的隱藏關係 (Hidden Relationship)，作為聯合行為的指標<sup>45</sup>。OECD (2017) 提供了利用大量的數據檢測投標異常和可疑投標模式的指引<sup>46</sup>。在 2020 年韓國的公平交易委員會 (KFTC) 指控該國第二大搜尋網站 Naver Corp. 操縱搜尋演算法，優先推薦其旗下的線上購物商品，並責以罰鍰<sup>47</sup>。在 2021 年 KFTC 指控 Coupang 篡改影片和購物平台搜尋的演算法，優先推薦自己的服務，並依此處以罰

---

<sup>44</sup> Frachi, A., and Stucke, M. E. (2019). "Sustainable and Unchallenged Algorithmic Tacit Collusion," *Working Paper*, No. 366.

<sup>45</sup> Akhgar, B., Bayerl, P. S., and Sampson, F. (2016). "Open Source Intelligence Investigation : From Strategy to Implementation," *Springer International Publishing*.

<sup>46</sup> OECD. (2017). *Algorithms and Collusion : Competition Policy in the Digital Age*. (<https://www.oecd.org/competition/algorithms-collusion-competition-policy-in-the-digital-age.htm>) (last viewed on date: 2022/11/27).

<sup>47</sup> Yonhap. (2020). Naver Faces 26.7b-Won Fine, Accused of Manipulating Algorithms. (<https://m.koreaherald.com/view.php?ud=20201006000715>) (last viewed on date: 2022/11/27).

緩<sup>48</sup>。美國的 FTC 在 2019 年就 Facebook 在未告知消費者的情況下蒐集面部識別資料予以處罰。2008 年指控次級信貸營銷商 Compu Credit 在未披露使用者的使用行為評分模型之條件下，欺詐性地降低消費者信用額度。在 2018 年指控 RealPage, Inc. (提供住房申請人與犯罪紀錄實時資料的軟體) 未能採取合理措施確保其所提供給房東和租宅管理業者的訊息準確性<sup>49</sup>。

值得注意的是，如前所述，實例中尚未見到與演算法定價，特別是利用演算法遂行聯合行為的案件，而前述的案件多屬利用數位工具的優勢而進行的獨占力的濫用，並非數位經濟聯合行為。在我國公平交易法第十四條有關聯合行為的規定：「本法所稱聯合行為，指...以契約、協議或其他方式之合意，共同...前項所稱其他方式之合意，指契約、協議以外之意思聯絡...聯合行為之合意，得依市場狀況、商品或服務特性、成本及利潤考量、事業行為之經濟合理性等相當依據之因素推定之。」由於本研究所提供的偵測步驟與操作流程皆不涉及偵測定價過程是否存在主導的人類代理人 (亦即信使—Messenger—情境)，因此只能間接推定演算法定價是否具有聯合行為的嫌疑。也因此本計畫從實證與模擬中，依市場、商品或服務特性、成本及利潤與經濟合理性，若能找到 (默式或明示) 聯合行為的跡象 (嫌疑)，則可作為依據，並提供主管機關進行後續調查。本計畫也將據此提出相關提醒，供未來修法參考。

本研究將彙整現有的理論與實證性文獻所得到的模擬與估計結果，並參考有關結果整合出一套檢視人工智慧是否促進默式聯合行為的程序。因此，本研究除主旨與研究背景外，將在第三章介紹默式聯合行為經濟理論、

---

<sup>48</sup> Pymnts. (2021). Korea Fair Trade Commission Probes Coupang's Algorithm Use. (<https://www.pymnts.com/news/ecommerce/2021/korea-fair-trade-commission-probes-coupangs-algorithm-use>) (last viewed on date: 2022/11/27).

<sup>49</sup> Smith, A. (2020). "Using Artificial Intelligence and Algorithms," Business Blog. (<https://www.ftc.gov/business-guidance/blog/2020/04/using-artificial-intelligence-and-algorithms>) (last viewed on date: 2022/11/27).

實證文獻與法院判例，第四章介紹演算法定價實證與模擬相關文獻，第五章將採用我國電商平台的實際案例說明採用演算法定價的可能，第六章將繼續介紹如何利用模型及演算法模擬默式聯合行為並比較實際狀況。

### 第三章 默式聯合行為文獻與法院判例

本章將與默式聯合行為相關的文獻部分區分為理論與實證文獻。理論部分主要簡略的說明關於價格領導賽局與群體理論 (Folk Theory) 與默式聯合行為的關聯，並以 Green et al. (2014) 所提供的架構默式聯合行為說明溝通在聯合行為中所扮演的角色，以及群體理論中所推導的默式聯合行為達成時所需的條件。實證的部分，本研究選取最近 10 年 (2014 年迄今) 與默式聯合行為的運作有關的實證性論文 15 篇。法院案例則提出、與默式聯合行為有關的案例 3 個並依據產業與聯合行為運作的機制予以分類，以供競爭法相關單位參考。

#### 第一節 與默式聯合行為有關的理論性文獻

根據競爭法，顯式聯合行為指的是一組廠商間為了達到避免競爭的目的，而相互溝通以協調與監控彼此的行為<sup>50</sup> (Garrod and Olczak, 2018)。默式聯合行為，相對來說則是廠商間不經過溝通，達成行為上的一致性或同步性 (Coordination of Conduct) (Harrington, 2012)<sup>51</sup>。美、歐的司法體系對於顯式聯合行為與默式聯合行為有截然不同的態度，顯式聯合行為在歐盟受 101 法案 (TFEU Art 101) 的約制，而在美國由謝爾曼反壟斷法禁止 (Sherman Antitrust Act)，只要廠商行為符合顯式聯合行為的要件，就須承受嚴厲的處罰，甚至監禁，然而法律對於默式聯合行為的規範態度則明顯的模糊不清，雖然在許多經濟與法律文件中都對默式聯合行為表現了擔憂，但美國最高法院在 1993 年對 Brooke Group v. Brown and Williamson<sup>52</sup> 反壟斷案件的裁

---

<sup>50</sup> Garrod, L., and Olczak, M. (2018). "Explicit vs Tacit Collusion : The Effects of Firm Numbers and Asymmetries," *International Journal of Industrial Organization*, 56, 1-25.

<sup>51</sup> Harrington, J. E. (2012). "A Theory of Tacit Collusion," *Working paper*, No. 588.

<sup>52</sup> Brooke Group v. Brown and Williamson, 509 US 209, US Supreme Court, June 21, 1993.

決中，卻明確指出默式聯合行為在沒有聯合行為證據的情況下設定超競爭價格本身並不違法。

在經濟與法律的概念中，廠商間的溝通與否是區分顯式聯合行為與默式聯合行為的最重要概念。Green et al. (2014)<sup>53</sup> 整合了經濟與法律領域關於默式聯合行為的定義，對顯式聯合行為與默式聯合行為進行了更細緻的分類。他們認為廠商間的溝通與訊息交換(Communications and Transfer, 以下本文將統稱以溝通)依照時序可以存在兩個階段--發起 (Initiation) 與執行 (Implementation)。所謂的「發起」階段是就聯合行為在事前達成共識，並就阻止暗中背棄協議所需的聯合行為結構 (或機制) 達成共識，其中可能包括提高價格的機制、廠商間如何分配聯合行為的利潤以及如何監視廠商是否有悖離協議的行為。「執行」階段所涉及的問題主要在於使聯合行為如原計畫持續執行的機制 (例如協調價格的上漲)，如何在廠商間分配聯合行為的收益，以確保參與聯合行為的廠商持續參與而非背離。為了保持聯合行為之不墜—使廠商間行為同步且遵守協議，可能需要大量的資訊交換。若參與聯合行為的廠商間在「執行」階段缺乏溝通，則參與聯合行為廠商在「發起」階段就必須建立一種或多種規定，說明在「執行」期間對可觀察到的結果進行具體的反應。特別是要指出哪些結果將使市場回歸競爭狀態，或者可能採取臨時性的嚴厲報復 (例如價格戰)。

Green et al. (2014) 依據「發起」與「執行」階段溝通地有、無，將經濟學中的聯合行為分類--顯式聯合行為 (Explicit Collusion) 與默式聯合行為 (Tacit Collusion)，與法律概念中的分類--默契合意 (Tacit Agreement)、顯式聯合行為 (Explicit Collusion) 和默契協調 (Tacit Coordination) 整合，而將聯合行為更細膩的分成弱顯式聯合行為 (Weak Explicit Collusion)、強顯式聯合行為 (Strong Explicit Collusion) 以及默契協調 (Tacit Coordination) 三

---

<sup>53</sup> Green, E. J., Marshall, R. C., and Marx, L. M. (2014). "Tacit Collusion in Oligopoly," *The Oxford Handbook of International Antitrust Economics*, 2, 464-497.

類。

依據下圖 3-1，我們可以用樹狀的結構說明三類的聯合行為各自所需的要件。在經濟學的領域，只要廠商在發起階段有溝通的行為 (Initiation=yes)，或執行期間有進行溝通(Implementation=yes)，都被歸類為顯式聯合行為 (Explicit Collusion)。而在法律領域的概念中，無論發起階段是否有溝通的行為，只要在執行階段有溝通，就可以稱為顯式聯合行為。而如果在發起階段有溝通的行為但執行期間缺乏溝通，則稱為默契合意。而無論在經濟或法律的範疇，廠商之間的默式聯合行為 (協調) 都必須符合發起階段與執行階段都缺乏溝通的條件。如圖所述，在經濟與法律的範疇中，對於顯式聯合行為的歧異發生在廠商間在發起階段有溝通，但在執行期間沒有溝通時，此類情況在經濟學的範疇中被歸為顯式聯合行為，但在法律的範疇中則被歸類為默契合意。而 Green et al. (2014) 則把這種情況重新命名為「弱顯式聯合行為」，而只要執行期間有進行溝通則被稱為「強顯式聯合行為」。缺乏發起溝通的行為以及執行期間缺乏溝通的情況則被稱為「默契協議」。

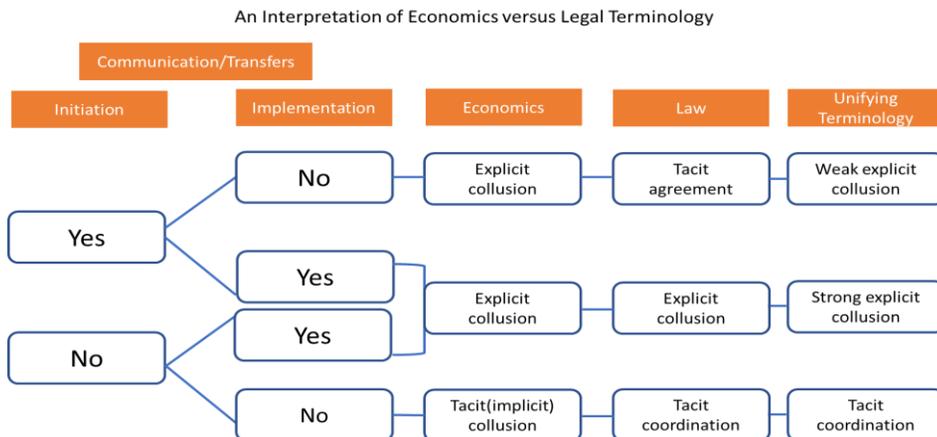


圖 3-1 聯合行為各自所需的要件 (樹狀的結構) 圖片來源：Green et al. (2014)

Green et al. (2014) 指出，在經濟學和法律領域都採用「顯式聯合行為」來表示競爭對手之間透過廠商間的溝通來壓抑競爭的協議。通常，這類聯合行為架構的建立和施行需要透過溝通與資訊交換，而只要發現有關的行為就會被歸入顯式聯合行為的範疇。相較下，默式聯合行為（協議）發生的條件在於，寡頭壟斷廠商是否認識到它們在市場中的相互依賴性—特別是廠商知道自身的利潤同時取決於自身與其競爭對手的行為。而當這種洞察力是一種常識 (Common Knowledge)<sup>54</sup> 時，廠商間就可能在兩階段皆缺乏溝通的情況下，建立與執行聯合行為。目前，在經濟學文獻中已達成的共識，包括了壟斷行為可以在高度集中的市場中，經由滿足一些其他（可能是限制性的）條件時，自發產生。

需要特別注意的是，由於在高度集中且廠商相互依存的市場中，可以透過觀察競爭對手的行動並做出反應來協調他們的行為，而這種行為所產生的結果（例如平行的價格移動）可能與傳統定義下的「經過協議而設定價格、產出水準或其他貿易條件的結果」不同。但是，如果沒有「額外的成分」(Extra Ingredient) 可以指涉及廠商間具有組織協調工作，則難以說服上述的行為須受反壟斷機構的審視。

與默式聯合行為有關的兩個主要賽局理論架構是價格領導理論 (Price Leadership) 與群體理論。價格領導模型是討論寡占模型時常見的一種分析架構，通常是指市場中的價格（或其他變數）水準或變化先由一個廠商（稱為領導者）決定，而後其他的廠商（稱為追隨者）則採用相同或相似的價格水準或價格變化的情況。價格領導模型通常展現的是寡頭壟斷市場中廠商間(定價或數量)的策略相互依賴的一種形式--其中一個廠商設定的價格會影響其他廠商設定的價格。在分析價格領導的協定和協議時，Bain (1968,

---

<sup>54</sup> 在賽局理論中，常識是指賽局中的所有玩家都知道某個條特定訊息，並且他們也知道所有其他玩家都知道該訊息，依此類推。也因此，「常識」意味著參與遊戲的所有玩家之間的理解。

p.312)<sup>55</sup>認為價格領導可能純粹是一種廠商間不需協議的相互依賴的定價行為，因為不需要明確的協商，故可以視為一種默式聯合行為的形式。

群體理論是賽局理論中的一個概念，其主要敘述在重複賽局中可能出現的 Nash 均衡收益集合，特別是群體理論認為在重複賽局中，只要參與者有足夠的耐心(用折現因子表示)，階段賽局的任何可行且個體理性 (Feasible and Individual Rational, FIR) 的回報都可以在均衡狀態下實現。群體理論與默式聯合行為間最早的關聯應是由 Schelling 在 1960 年提出<sup>56</sup>，其論著主要說明在衝突可能發生的情況下，玩家間產生默契合作的合理性。而早在 Scherer (1970, p192)<sup>57</sup> 就看出群體理論在定價上的可能應用，特別是他觀察到價格可能僅因為被反覆的使用就可能成為焦點 (Focal Point)<sup>58</sup>。以群體理論解釋寡頭壟斷聯合行為均衡的早期理論 (例如 Friedman, 1977) 則在假設廠商具有完全的耐心 (折現因子為 1)，以及完整的市場訊息 (也因此不須監督) 的條件下所可能產生的均衡集合 (Set of Equilibrium)--其中包括了壟斷性均衡。隨著時間的推移，不同的理論沿著鬆綁訊息的完整度 (例如 Fudenberg and Maskin, 1986 與 Radner, 1986) 或鬆綁耐心的完全性 (例如 Mailath and Samuelson, 2006) 兩個象限而開展。經過理論的推演，某些研究們發現只要生產者有足夠的耐心<sup>59</sup>，寡頭市場可以在廠商間不須 (或至少鮮少) 溝通的環境下產生聯合行為。

由於價格領導理論與群體理論都沒有特別強調溝通的重要性，也因此成為了默式聯合行為理論的主要雛形。然而在 Stigler (1964) 的開創性論文指出了廠商間採取聯合行為的關鍵在於「如何阻止參與聯合行為的廠商暗

---

<sup>55</sup> Bain, J. (1968). *Industrial Organization*. John Wiley & Sons.

<sup>56</sup> Schelling, T. C. (1960). *The Strategy of Conflict*. Harvard University Press.

<sup>57</sup> Scherer F. M. (1970). *Industrial Market Structure and Economic Performance*. Houghton Mifflin Company.

<sup>58</sup> 在賽局理論中，焦點是玩家在缺乏溝通的情況下傾向選擇的解決方案。

<sup>59</sup> Porter (1983) 對於美國鐵路運輸 Cartel 進行的實證研究也發現 有關的廠商確實有足夠的耐心以致 Cartel 可以持續的運作。

中背離協議」而這是因為成功的聯合行為導致（相對於競爭性均衡）價格較高、產量較低，是故廠商有誘因經由降價以換取更高的市占率及其所帶來的利潤。Bagwell and Staiger (1997)<sup>60</sup> 則利用重複賽局與價格領導的理論架構為基礎，分析聯合行為時指出「聯合行為是一種平衡的行動。每一個參與聯合行為的廠商都必須權衡降價帶來的短期利益和可能觸發價格戰的預期長期成本。」亦即無論是靜態或動態模型都體認到，對偏離行為的懲罰(例如價格戰)是促使聯合行為的關鍵力量。而 Sugaya (2022) 也指出，群體理論的驅動力是「互惠」：如果一個賽局的玩家今天偏離了默契的協議，它將來就會受到懲罰。為了使這種機制發揮作用，每一個玩家都需要將自己的行動與其他玩家的過去行動相互協調。玩家如何實現協調則取決於監控結構。

對此，Stigler 認為，為了成功地維持聯合行為，廠商間必須有一個能輔助聯合行為的架構 (Structure) 來管控參與聯合行為的廠商間以及參與聯合行為的廠商與其他市場參與者之間的互動。而架構的內涵則包括了定價、資源配置和執行機制 (Enforcement Structure) 等。而在默式聯合行為 (廠商間不進行溝通) 的前提下，如何維持 Stigler 所述的聯合行為架構則是個大哉問。

Friedman (1977) 是第一篇在重複賽局的理論架構中納入收益貼現 (Revenue Discount) 的設定，並強調了短期和長期的成本與收益間權衡的關鍵作用。雖然 Friedman 假設廠商在默式聯合行為執行的期間並不存在溝通，但他假設廠商的行為 (訊息) 是完全透明的。Ivaldi et al. (2003) 也考慮了在聯合行為執行期間缺乏溝通的賽局：由於廠商之間可以重複互動，允許他們維持較高的價格但同時也隱含如果有降價將引發報復。Ivaldi 等人指出，報復機制必須既可信又充分。充分是指，報復造成的利潤減縮必須夠大，才

---

<sup>60</sup> Bagwell, K. and Staiger R. W. (1997). "Collusion Over the Business Cycle," *RAND Journal of Economics*, 28, 82-106.

能阻止背離。可信則是指在觀察到偏差時所採取報復行動必須符合廠商的最佳利益 (亦即, 誘因相容的, Incentive Compatible)。

Fudenberg and Maskin (1986) 假設廠商間沒有溝通但有各類充分的公開訊息可以讓廠商完美的監控—廠商可以直接觀察對手的行動; 各廠商的過去行動是常識<sup>61</sup>, 因此每個玩家都可以根據自己的策略以及其他玩家過去的行動來協調自己後續的策略。Fudenberg、Levine and Maskin (1994) 放鬆了「充分訊息—完美監控」的假設, 而假設在不完整地公共資訊下—參與者無法直接觀察對手的行動, 但確實觀察到有關行動的共同 (嘈雜) 信號, 合作在均衡中仍可以持續存在, 亦即, 賽局的持續僅需依賴於過去的公共信號來協調。

由於完美監控的假設相對來說或許太過強烈, 因此在理論上開展出在「不完整訊息—不完美監控」條件下的群體理論, 也就是從廠商間缺乏溝通且訊息不完整的角度上, 探索群體理論均衡存在所需的 (訊息) 條件邊界。除了上述不完整的公共資訊外, 研究者也開始探索給予私人訊息 (Private Information)<sup>62</sup> 下的群體理論 (有關理論的彙整可參見 Mailath and Samuelson, 2006<sup>63</sup>)。Sugaya (2022) 認為, 由於隨著時間的推移, 僅依靠私人訊息進行協調會變得困難, 也因此私人監督下進行合作的可能性一直是長期被探索的問題。Piccione (2002)<sup>64</sup> 以及 Ely and Välimäki (2002)<sup>65</sup> 利

---

<sup>61</sup> 在賽局理論中, 常識指的是所有賽局的參與者都知道的訊息, 以及所有參與者都知道的這個訊息所有人都知道, 等等。換句話說, 常識不僅是簡單地說某件事是眾所周知的, 而且還意味著它是眾所周知的事實也是眾所周知的, 等等。常識在賽局理論中很重要, 因為它有助於在參與者間建立信任並協調他們的行動

<sup>62</sup> 賽局中的某些參與者可能擁有其他人不知道的私人信息, 包括參與者的效用函數、商品的估值或影響其決策的任何其他有關訊息。

<sup>63</sup> Mailath, G. J. and Samuelson, L. (2006). *Repeated Games and Reputations : Long-run Relationships*. Oxford University Press.

<sup>64</sup> Piccione, M. (2002). "The Repeated Prisoner's Dilemma with Imperfect Private Monitoring," *Journal of Economic Theory*, 102, 70–83.

<sup>65</sup> Ely, J. C. and Välimäki, J. (2002). "A Robust Folk Theorem for the Prisoner's Dilemma," *Journal of Economic Theory*, 102, 84–105.

用無置信均衡 (Belief Free Equilibrium ; BEF)<sup>66</sup> 的概念在囚犯兩難的設定下呈現出群體理論—在幾乎完美的監控 (Almost Perfect Monitoring)下，兩人的囚犯兩難中可以維持一組可行且個體理性的收益。Matsushima (2004)<sup>67</sup> 將 BFE 所代表的不完美監控弱化為噪音監控 (Noisy Monitoring)—假設監控是條件獨立的 (Conditional Independent)，也就是說，在參與者選擇了他們的行動之後，所觀察到的訊號在統計角度來看是相互獨立的，並且證明在囚犯兩難的設定下，群體理論成立。Yamamoto (2012)<sup>68</sup> 則進一步把兩人推廣到多 (N) 人的情境；Kandori (2011) 把 BEF 的條件一般化並發展出「弱 BEF 均衡」的概念。Sugaya (2022) 在兩人賽局的設定下，將私人訊息加上利益折現 (Discounting)，並發現了群體理論成立的充要條件<sup>69</sup>；充要條件在私人監控中可以普遍成立，亦即在沒有任何顯式溝通情況下，群體理論仍然是可以成立，且只要有充足的時間，對於群體理論來說，顯示溝通並不是必需的。

在上述 Green et al. (2014) 的架構下，如果廠商的聯合行為形式符合發起期有溝通，實施期沒有溝通的條件，則被稱為弱顯式聯合行為，弱顯式聯合行為相較於條件為實施期有進行溝通的強顯式聯合行為，較不容易被發現，因此研究者對於群體理論也進行了探討 Fudenberg and Maskin (1986)<sup>70</sup> 認為即使在實施階段缺乏溝通，在 Nash 均衡中，每個參與者都選擇對其他人的策略做出最佳反應 (Best Response)，這意味著如果廠商實施階段協調支持該結果的策略，則該 Nash 均衡集實質上確定了在啟動階段可能出現的

---

<sup>66</sup> 一個策略如果是無置信的，給定任何的過去行為(也可以稱歷史紀錄)，每個參與者的後續策略都會是在給定其他參與者的過去行為下最適的。

<sup>67</sup> Matsushima, H. (2004). "Repeated Games with Private Monitoring : Two Players," *Econometrica*, 72, 823–852.

<sup>68</sup> Yamamoto, Y. (2012). "Characterizing Belief-free Review-strategy Equilibrium Payoffs under Conditional Independence," *Journal of Economic Theory*, 147, 1998–2027.

<sup>69</sup> 充要條件包括：Self-generation, promise keeping, full dimensionality, and incentive compatibility。詳細說明請見 Sugaya (2022)。

<sup>70</sup> Fudenberg, D. and Maskin E. (1986). "The Folk Theorem in Repeated Games with Discounting or Incomplete Information," *Econometrica*, 54, 533-554.

結果。例如 Carlton, Gertner, and Rosenfield (1997)<sup>71</sup> 中用加油站作為例子--兩家公司採取 Bertrand 競爭、價格完全可觀察且可立即調整，以及每家公司的利潤取決於兩造的價格和固定的需求曲線。其中，在這種環境下，任何偏離壟斷定價的行為都會被另一家公司立即觀察到並且做出回應，因此經由默式聯合行為而得到壟斷價格應不出人意料。

Green and Porter (1984) 所提出的「寡頭壟斷定價」(Oligopoly Pricing) 中將賽局設定為 Cournot 設定下的超級賽局 (Supergame)<sup>72</sup>，並發現在少數掌控市場的賣家都能通過對其價格決定後果的理性計算，並考慮其競爭對手可能的反應，就可以在沒有公開溝通或協定的情況下，維持相同的超競爭價格。但如果需求具有不確定性，廠商無法完全監控對手的產量選擇，則可能觸發均衡中的懲罰階段。在這樣的情況下，如果缺乏實施階段的溝通，最佳的聯合行為機制中，也會存在利潤較低的懲罰階段，而且最高利潤也會低於顯式聯合行為的利潤。

Marshall and Marx (2012, Chapter 1.4)<sup>73</sup> 則補充了上述的看法，認為當購買量大但交易頻率不高 (或稱塊狀 -Lumpy- 需求)、或者需求存在較大的不確定性 (或隨機性)，或者買家的行為具有策略性時，如果僅在發起期間溝通而執行期間缺乏溝通，即使廠商間長期進行互動，個別廠商因為追求利益的誘因，也容易採取秘密背離協議的行為，因此，也無法實現最大化利潤的聯合行為。

Abreu (1986)<sup>74</sup> 藉由參與聯合行為的廠商可能對彼此背叛施加最適的懲罰 (Optimal Punishment) 說明在聯合行為實施階段缺乏溝通，但可以完

---

<sup>71</sup> Carlton, D. W., Gertner R. H., and Rosenfield A. M. (1997). "Communications Among Competitors : Game Theory and Antitrust," *George Mason Law Review*, 5, 423-440

<sup>72</sup> 在此所指為無折現的無限重複賽局 (An infinitely-repeated game without discounting)

<sup>73</sup> Marshall, R. C. and Marx L. M. (2012). *The Economics of Collusion : Cartels and Bidding Rings*. Cambridge, MA : MIT Press.

<sup>74</sup> Abreu, D. (1986). "Extremal Equilibria of Oligopolistic Supergames," *Journal of Economic Theory*, 39, 191-225.

全監控的情況下能夠維持最大的利潤。Abreu, Pearce, and Stacchetti (1986)<sup>75</sup> 研究與 Abreu (1986) 相同的問題，但將完全監控的條件改為不完全監控。Brock 和 Scheinkman (1985)<sup>76</sup> 研究 Bertrand 設定的超級賽局中弱顯式聯合的行為。其中發現在聯合行為實施階段可以實現某種程度的價格上漲，並探究產業中的廠商數量如何影響價格上漲。Lambson (1994)<sup>77</sup> 則研究透過弱顯式聯合行為可實現最大的利潤，並顯示最適的懲罰結構在 Bertrand 設定的超級賽局中比在 Cournot 設定的超級賽局中簡單得多。

## 第二節 與默式聯合行為有關的實證性文獻

本計畫蒐羅有近十年，共 15 篇與默式聯合行為有關的經濟與會計領域論文，並將論文分類如下表 3-1。由表可知，可能涉及默式聯合行為的產業包括航空、製藥、保險、金融、汽車、維他命、醫療、汽油零售與啤酒等。涉及聯合行為的機制則包括多市場接觸、公開市場披露、結合、領導與跟隨、共同所有權與產業協會等。

表 3-1 近十年默式聯合行為有關的經濟與會計領域論文

產業	促進聯合行為的機制	作者(年分)
美國航空業	多市場接觸	Ciliberto, & Williams (2014)
美國航空業	多市場接觸/連結 (multi-market contact); 代碼共享協議 (Code-sharing)	Ciliberto, Watkins, & Williams (2019)

<sup>75</sup> Abreu, D., Pearce D., and Stacchetti E. (1986). "Optimal Cartel Equilibria with Imperfect Monitoring," *Journal of Economic Theory*, 39(1), 251-69.

<sup>76</sup> Brock, W. A. and Scheinkman J. A. (1985). "Price Setting Supergames with Capacity Constraints," *Review of Economic Studies*, 52, 371-382.

<sup>77</sup> Lambson, V. E. (1994). "Some Results on Optimal Penal Codes in Asymmetric Bertrand Supergames," *Journal of Economic Theory*, 62, 444-468.

智利的製藥業	多市場接觸	Chilet (2017)
美國保險業	多市場接觸	Lin and McCarthy (2018)
美國金融市場	公開資料披露	Bourveau, She, & Žaldokas, A. (2020)
美國大型傳統航空公司	季度財報電話會議 (quarterly earnings calls)	Aryal, Ciliberto, & Leyden (2022).
美國汽車市場	公開資訊披露	Bertomeu, Evans III, Feng, & Tseng (2021)
歐洲的維他命市場	結合	Igami & Sugaya (2022)
航空與化學品製造	結合	Porter (2020)
美國醫療市場	結合；多市場接觸	Schmit (2018)
澳大利亞汽油零售業	領導與跟隨	Byrne, & De Roos (2019)
西班牙銀行市場	領導與跟隨；多市場接觸	Cruz-García, de Guevara, & Maudos (2021)
啤酒市場	領導與跟隨	Miller, Sheu, Weinberg (2021)
多種產業	共同所有權	Pawliczek, Skinner, & Zechman (2022)
智利婦產醫療	產業協會	Alé-Chilet & Atal (2020)

雖然經濟文獻對於這些個案進行了研究，但有關研究主要僅能說明在這些產業中有關的運營模式具有默式聯合行為的嫌疑，至於是否真的屬於默式聯合行為或是未發現聯合行為證據的顯式聯合行為則需要經濟與法律相關領域進一步的探討。以下謹就上表中所列示之各研究論文進行簡述。

## 一、機制：多市場接觸

### (一) 美國航空市場

Ciliberto (2014)<sup>78</sup> 主要以美國航空業為例，探究多市場連結 (Multimarket Contact) 是否促進了默式聯合行為。多市場接觸的定義為廠商互為競爭對手的市場數量。根據 Bernheim and Whinston (1990)<sup>79</sup> 的說法，多市場接觸有助於將競爭廠商所服務的市場整合起來，當廠商供貨的市場重疊程度越高，聯合行為所帶來的好處越大，違反聯合行為協議的成本也就越高。

在實證分析 (Empirical Analysis) 的部分，作者以 Evans and Kessides (1994)<sup>80</sup> 中的研究方法 (以下簡稱 EK) 為基礎，研究市場中公司的平均多市場接觸和其價格之間的相關性。使用數據為美國各機場中每家航空公司所擁有的登機口 (Hub) 數量，以作為多市場接觸的工具變數 (Ciliberto and Williams, 2010<sup>81</sup>; Williams, 2012<sup>82</sup>)。該工具變量的有效性在於航空公司在機場上所擁有的登機口數量與該航空公司選擇服務市場的決策有相關。研究結果發現多市場接觸的增加與較高的票價間有顯著的相關性，然而卻無法直接推論得出多市場接觸實際上促進了聯合行為，而必須也考慮其他造成此結果的可能性，例如廠商的成本間可能具有相關性但並未被觀察到或者市場接觸次數高的廠商間有未觀察到的市場衝擊。因此，為了評估美國航空業中的聯合行為，作者進行兩個篩選測試 (Two Screening Tests)，第一，

---

<sup>78</sup> Ciliberto, F., & Williams, J. W. (2014). "Does Multimarket Contact Facilitate Tacit Collusion? Inference on Conduct Parameters in the Airline Industry," *The RAND journal of economics*, 45(4), 764-791.

<sup>79</sup> Bernheim, D. B. and Whinston M. D. (1990). "Multimarket Contact and Collusive Behavior," *RAND Journal of Economics*, 21(1), 1-26.

<sup>80</sup> Evans, W. N. and Kessides I. N. (1994). "Living by the Golden Rule : Multimarket Contact in the U.S. Airline Industry," *Quarterly Journal of Economics*, 109(2), 341-366.

<sup>81</sup> Ciliberto, F. and Williams J. W. (2010). "Limited Access to Airport Facilities and Market Power in the Airline Industry," *Journal of Law and Economics*, 53(3), 467-495.

<sup>82</sup> Williams, J. W. (2012). "Capacity Investments, Exclusionary Behavior, and Welfare : A Dynamic Model of Competition in the Airline Industry", *Working Paper*.

利用聯合行為公司會內化其定價決策對競爭對手利潤的影響，進一步檢視在市場中提供差異化產品的廠商所收取的價格之間的差異 (Werden and Froeb, 1994<sup>83</sup>)。第二，已知價格僵固性 (Price Rigidity) 為參與聯合行為的特徵，檢視市場中兩家公司隨著時間所收取的價格變化 (Athey、Bagwell and Sanchirico, 2004<sup>84</sup>)。作者發現這兩個測試的結果都呈現了市場接觸與採取聯合行為間的顯著相關性。

在結構性模型分析 (Structural Analysis) 的部分，作者以 Nevo (1998)<sup>85</sup> 為基礎，開發了一種新的測試方法來判斷美國航空業中的聯合行為--將行為參數 (Conduct Parameters) 加入寡占壟斷模型中，利用不同地方航空市場中的多市場接觸變化來估計行為參數，並透過估計出的行為參數來判定參與聯合行為。這些行為參數代表了公司是透過價格還是數量進行競爭，而本研究得出了航空公司是以價格競爭並提供差異化商品的結論。此外，研究結果也發現傳統航空公司在票價制定上會有很大程度的合作，然而大多數低成本航空公司和傳統航空公司間幾乎沒有合作，此結果與 Ciliberto and Tamer (2009)<sup>86</sup> 的研究結果一致，即航空公司的競爭效應存在異質性。作者又發現在多市場接觸程度高的情況下，航空公司已幾近完全協調定價，若再增加多市場接觸的程度對票價幾乎沒有影響，然而，如果多市場接觸的情況屬於中低程度，接觸的程度增加會讓票價顯著上漲，範圍約從 1% 到 6%。根據作者的模型，這種差異是源自於交叉價格彈性，如果同一市場中的產品間交叉彈性高 (替代性高)，廠商間才有合作的理由，也因此多市場接觸增加所造成的合作效果會使票價上漲幅度較大，特別對於中低程度多

---

<sup>83</sup> Werden, G. and Froeb L. (1994). "The Effects of Mergers in Differentiated Products Industries : Logit Demand and Merger Policy," *Journal of Law, Economics, & Organization*, 10(2), 407-426.

<sup>84</sup> Athey, S., Bagwell K., and Sanchirico C. (2004). "Collusion and Price Rigidity," *Review of Economic Studies*, 71(2), 317-349.

<sup>85</sup> Nevo, A. (1998). "Identification of the Oligopoly Solution Concept in a Differentiated Product Industry," *Economics Letters*, 59(3), 391-395.

<sup>86</sup> Ciliberto, F. and Tamer E. T. (2009). "Market Structure and Multiple Equilibria in the Airline Industry," *Econometrica*, 77(6), 1791-1828.

市場接觸來說，影響範圍從 2% 到 5%，而對於高程度多市場接觸的情況則無論交叉價格彈性如何，票價幾乎沒有變化，因航空公司已經幾近完全合作。除此之外，若廠商為 Bertrand-Nash 競爭者，會導致邊際成本比使用上述更具有彈性的行為模型高出 40%，而這可能存在偏誤，應該行為模型允許公司根據多市場接觸程度表現出不同的行為。

## （二）美國航空市場--共享航班編號 (Code-Share)

Ciliberto et al. (2019)<sup>87</sup> 使用美國航空業的追蹤資料來探討多市場的連結 (Multimarket Contact) 和共享航班編號 (Code-share) 是否與聯合行為理論所預測出的定價模式一致。作者基於 Werden and Froeb (1994)<sup>88</sup> 以及 Athey et al. (2004)<sup>89</sup> 的理論，進行兩個實證預測。首先，根據 Werden and Froeb (1994) 提出的理論，公司的結合 (Mergers) 會改變異質性產品市場中廠商間價格的差異，即公司之間若有多市場連結而促進了聯合行為，應該觀察到產品價格之間的差異減少。如果是代碼共享協議促進了聯合行為，合作夥伴的航空公司之間的产品價格差異應該較小；第二根據 Athey et al. (2004) 的理論，進行聯合行為的公司將犧牲生產效率，透過增加票價的僵固性來避免與執行聯合行為協議有關的訊息成本。

在實證分析中，作者採用 1993 年至 2016 年的航空路線起訖點調查數據 (DB1B)，並結合代碼共享協議資訊<sup>90</sup>。DB1B 是美國國內行程的 10%

---

<sup>87</sup> Ciliberto, F., Watkins, E., and Williams, J. W. (2019). "Collusive Pricing Patterns in the US Airline Industry," *International Journal of Industrial Organization*, 62, 136-157.

<sup>88</sup> Werden, G. J., Froeb, L. M. (1994). "The Effects of Mergers in Differentiated Products Industries: Logit Demand and Merger Policy," *Journal of Law, Economics, & Organization*, 10 (2), 407-426.

<sup>89</sup> Athey, S., Bagwell, K., Sanchirico, C. (2004). "Collusion and Price Rigidity," *Review of Economic Studies*, 71 (2), 317-349.

<sup>90</sup> 代碼共享 (Code-sharing) 是航空業中一種常見的經營模式。這種模式是多家航空公司共同經營某一航線的方式。簡單來說，代碼共享就是航空公司之間的「買位」制度，允許未開設該航線的航空公司通過購買其他航空公司航班的機票，然後再出售給顧客，這種安排可以給未開設接駁航線但有飛往鄰近城市的航空公司方便，將接駁航班的機票與轉機機票合併出售給顧客。

等距抽樣樣本，其中包括支付的票價、轉機情況和票務承運人的訊息。作者使用兩家航空公司在給定時期（即年季度）同時服務的市場總數來衡量多市場的連結，例如美國航空（American Airline）和達美航空（Delta Airline）共同服務 200 個市場，則對於美國航空與達美航空的多市場連結為 200 個市場。

在第一個預測中，作者將對應的一對航空公司對應的價格差異與多市場連結和代碼共享協議指標進行迴歸分析，其觀察單位是市場年-季度-運營。第二個預測則是以市場-運營商為單位，並根據對應的一對航空公司的多市場連結和代碼共享協議指標的平均值對票價隨時間變異數在同時控制固定效果和時間效果的條件下進行回歸分析。實證結果發現航空公司的多市場連結與票價差異和票價波動性呈顯著的負相關；而代碼共享協議與票價波動性呈顯著負相關，但對票價之間的差異則沒有影響。因此本研究結果提供了具有高度多市場連結的航空公司之間聯合行為的證據，並為代碼共享協議可能促進聯合行為的假設提供了一定的支持。且為美國司法部（DOJ）近期指控航空公司協調限制並提高價格的案件提供實證上支持。

綜上所述，本研究的貢獻有以下幾點：首先，對航空業現有缺乏聯合行為的實證文獻進行補充。其次，現有中文文獻多採用產品的平均價格而不是本研究中使用的聯合行為定價模式。此外，本研究的實證分析為未來的產業分析提供了一個分析架構，在該架構中，可以識別聯合行為，例如多市場聯繫或代碼共享協議，並且可以使用數據來研究其行為與價格的關係。

### （三）智利的製藥業

Chilet (2017)<sup>91</sup> 以智利的三大連鎖藥廠 Cruz verde、Fasa and Salcobrand 為例研究如何在漸進的情況下產生聯合行為。三間廠商合計占總銷售額的

---

<sup>91</sup> Chilet J. A. (2017). "Gradually Rebuilding a Relationship : The Emergence of Collusion in Retail Pharmacies in Chile," *working paper*. ([https://sites.google.com/site/jorgealechilet/research.](https://sites.google.com/site/jorgealechilet/research)) (last viewed on date: 2022/11/27).

92%，其中以 Cruz verde 的規模為最大。然而在 2007 年 8 月 Cruz 以「處方藥」發起價格競爭，與此同時它仍有其他非藥廠產品作為收入來源，而這也促使其他藥廠跟進，使每家廠商皆以低於邊際成本定價，該「降價之亂」歷經了三個月，由智利國務院下令停止而告終，但這也間接地開啟三間廠商協調聯合行為，逐步擴大價格壟斷的範圍，並透過交錯、大幅提價的步驟提高每種產品的價格，儘管引起有關單位的警惕並進行調查，但廠商仍未停止提高價格的步伐。

為解釋上述的現象，Chilet 將理論模型設定為兩個對稱的廠商進行重複賽局，而廠商可以將未來收益的折現值區分為高低兩種水準，並假設只有高水準廠商能永久維持聯合行為，而這是由於低折現值的廠商較有誘因當前的利益背叛協議。假設廠商在兩個不同的產品市場中競爭（不同產品的消費者不會重疊），且廠商間有同質和異質的商品；假設異質的藥品只能在該藥局才能買到。作者的分析結果發現如果兩個高（折現值）水準廠商先從異質商品合作（調高售價），他們之間的合作會更容易維持；另一方面，從異質商品開始合作，在賽局第一階段會減少低水準廠商模仿高水準廠商的機率；若廠商對競爭者抱持懷疑態度，先從異質商品開始合作較能達成漸進均衡。

作者使用智利法庭 2006-2008 的藥品交易數據進行實證研究，變數包括了名稱、類別、價格等，並利用這些數據估計出需求函數。為了處理價格的內生性問題，作者根據聯合行為漲價期間三間連鎖店的價格，對其中廠商的銷售數量進行估計；假設需求模型為 Circular City Model<sup>92</sup>，並設定了三家廠商的需求函數、用三條方程式透過 OLS 估計出交叉彈性。有了交叉彈性後，作者發現隨著時間的推移，產品交叉彈性（替代性）越高，協調價

---

<sup>92</sup> Salop 的 Circular City model 是 Hotelling 線性城市模型的變體。由 Steven C.開發，Salop 在 1979 年的文章《與外部商品的壟斷競爭》中提出，這種定位模式與其前身相似，但引入了兩個主要區別：公司位於一個圓圈而不是線上，消費者可以選擇第二種商品。消費者必須在購買一種或更多差異化商品與將剩餘收入用於第二種非差異化商品之間做出選擇。

格上漲的風險越高；產品市場份額差異越高，協調價格上漲的風險越低。這是由於差異化賦予廠商市場力量，合作廠商背叛帶來的損失會較小。

在監控和關係建立方面，作者利用泊松 (Poisson) 迴歸發現協調價格上漲的一週內，監控報價明顯上升；且隨著時間的推移，監控的規模逐漸縮小，這也代表廠商增加了對彼此的信任。在價格上漲的分析當中發現，交叉彈性較低的產品在協調前期上漲幅度較大，在協調後期雖也有上漲但不顯著，代表後期廠商間建立信任後，不再只是提高異質產品的售價。根據 Bresnahan (1987)<sup>93</sup> 的結果，產品差異化程度越大時，從競爭均衡到聯合行為均衡過程中價格的漲幅會較低；這和本篇得出的結果大相逕庭，這也表明了儘管藥廠間進行了明確溝通，被合作廠商背叛的不確定性使他們無法達到最適聯合行為價格。

全文紀錄了廠商如何利用多市場聯繫來消除資訊不對稱，並隨著時間推移逐步建立信任。一方面建議了公平會等監管機構可以更關注價格競爭中的產業，因為廠商在經歷一段時間虧損後往往會採取明確的協調措施，作者也建議透過「寬恕政策」來瓦解卡特爾組織。另一方面在前期藥廠的價格競爭中發現廣告可以提高消費者剩餘。

#### (四) 美國保險市場

Lin and McCarthy (2018)<sup>94</sup> 探討了 2008 年至 2015 年間多市場接觸對聯邦醫療保險優勢計劃 (MA) 市場中的醫療保險價格和品質在的影響。多市場接觸衡量的是在多個市場中競爭的大型廠商之間的重疊程度，文獻中認為這可能是能促進默式聯合行為並減少競爭的可能條件，這種由於多市場接觸而可能導致競爭減弱的情況被稱為「相互容忍假設」。亦即在此研究

---

<sup>93</sup> Bresnahan, T. F. (1987). "Competition and Collusion in the American Automobile Industry: The 1955 Price War," *The Journal of Industrial Economics*, 35(4), 457-482.

<sup>94</sup> Lin, H., and McCarthy, I. M. (2018). "Multimarket contact in Health Insurance: Evidence from Medicare Advantage," *NBER Working Paper* (No. w24486).

中，作者將相互容忍假設應用在對醫療保險的價格和品質的影響上。

MA 市場提供了一個檢驗相互容忍假設的理想環境，原因有二：(1) 相互容忍的關鍵條件是廠商能夠檢測出偏離聯合的行為，如果未能滿足此條件可能會低估多市場接觸的效應，或者（錯誤地）未能檢測到相互容忍。相較於現有的研究，作者的設定具有明顯的優勢，因為價格與品質的相關資訊是可經由公開透明地管道獲得的，而這種透明性有助於聯合行為持續發生，並提供了一個更清晰的機會來研究多市場接觸的效應。(2) MA 市場具有豐富的可用數據，使作者能夠將相互容忍假設應用到產品品質，這在考慮廠商的非價格行為和對消費者福利的影響非常重要。

在此研究的實證方法中，作者遵循相關文獻的做法，考慮一個 Bertrand-Nash 框架，並將多市場接觸應用在一個給定的市場中，所有競爭廠商之間，計算任一廠商與其競爭對手在市場上重疊的平均數量。量化多市場接觸的程度是實證分析的關鍵步驟，在任一給定市場的條件下，廠商與其競爭對手在市場上的重疊存在一定的差異，藉由比較這些重疊程度，來代表廠商與其競爭對手在市場中協調 (Coordination) 的程度，從而影響任何聯合的行為發生。

本研究的價格是由競爭性招標過程中所確定的，並使用投標價 (Bids) 和每月的保險支付 (Monthly Premiums) 兩種方式來衡量價格，投標價是指單一個體對保險支付的總金額，每月的保險支付是指單一個體對保險支付的部分金額，而品質則是採用美國醫療保險和醫療補助服務中心 (CMS) 於 2009 年引入評分系統來衡量。在估計部分，作者採用 Fixed Effect (FE) 的方法，使用多市場接觸的變數分別對價格和品質做迴歸，考慮到多市場接觸變數可能有內生性的問題，作者建構了兩個工具變數，(1) 市場外的結合：其中一家廠商由於競爭對手與另一家在市場之外的保險公司合併而面臨額外的市場重疊，該變數衡量了因結合引起的兩家廠商在市場上重疊的變化。(2) MA 的補償政策變化：CMS 對 MA 的支付率產生變化，而這些

政策變化會間接影響到多市場接觸。

實證的結果發現，根據作者的首選規格 (Part C)，當多市場接觸程度上升一個標準差，Part C 的價格會增加 16 至 18 美元 (2.2%至 2.5%)，Part C 是指 MA 中負責住院和門診護理的部分。而品質的部分，當多市場接觸程度上升一個標準差，會使保險契約獲得高總體評級 (4 星以上) 的概率降低約 12 個百分點。總得來說，隨著多市場接觸的增加，醫療保險的價格顯著上升，而醫療保險的品質則是下降的，這些都符合默式聯合行為所預測的結果。

## 二、機制：公開資料披露或空談博弈 (Cheap Talk)

### (一) 美國金融市場

隨著金融市場監管不斷增強，如 FD 法規和 Sarbanes–Oxley 法案，要求上市公司提升透明度，公開更多財務信息以降低資訊成本，並通過減少訊息不對稱，讓投資者能夠更有效地監督管理 (Leuz and Wysocki, 2016<sup>95</sup>; Goldstein and Yang, 2017<sup>96</sup>)。然而，這類增加的披露也可能被廠商用作在產品市場中協調聯合行為的策略。有鑑於 Bourveau et al. (2020)<sup>97</sup> 用實證研究探討了廠商是否使用這些原因針對投資者進行的訊息披露來在產品市場中進行協調，本研究揭示了一種先前未被探索市場透明度的成本，主要對於如何利用訊息交換使 Cartel 維持穩定且在文獻上有所增益，並進一步確定了產品市場的結構與訊息披露間的關聯性。

---

<sup>95</sup> Leuz, C., and Wysocki, P. (2016). "The Economics of Disclosure and Financial Reporting Regulation: Evidence and Suggestions for Future Research," *Journal of Accounting Research*, 54, 525-622.

<sup>96</sup> Goldstein, I., and Yang, L. (2017). "Information Disclosure in Financial Markets," *Annual Reviews of Financial Economics*, 9, 101-25.

<sup>97</sup> Bourveau, T., She, G., and Žaldokas, A. (2020). "Corporate Disclosure as a Tacit Coordination Mechanism: Evidence from Cartel Enforcement Regulations," *Journal of Accounting Research*, 58(2), 295-332.

在 Bourveau et al. (2020) 的估計過程中發現產品市場和披露的選擇可能屬於內生性的決定。因此，實證研究的一大挑戰在於區分「促使聯合行為的披露」和「投資者提供訊息的披露」，而作者的識別 (Identification) 策略是尋找能夠引發默式聯合行為的外生變數。作者設定了一種情境，即反壟斷機構提高了偵查價格壟斷活動的能力，這會使廠商面臨更高的顯式聯合行為成本，也因此使默式聯合行為成為一種更有利的策略，而這也意味著本文探討了廠商在市場中進行默式聯合行為的情況下，是否會選擇在財務披露中公開更多有關其產品及市場策略的訊息。

考慮到跨國 Cartel 日益增強的影響力以及美國反壟斷當局對非美國聯合行為參與者的關注 (Ghosal and Sokol, 2014)<sup>98</sup>，本文著重於 1993 年開始在全球範疇內實行或強化的寬大處理法 (Leniency Law)，並對這類法規在各國的實施情況進行了平均性的評估，依據美國與特定國家間的產業貿易份額來計算其權重。這成為了顯式聯合行為成本的外生衡量標準，並用於分析廠商聯合行為的誘因。

研究結果顯示，隨著對 Cartel 的執法力度加強，美國上市公司在財務披露中公開了更多關於客戶、合約和產品的詳細訊息，這有助於默式聯合行為的行動，並使競爭對手受益。這些訊息披露的變化與未來的高收入息息相關，也突顯了證券法的規定和反壟斷法之間的潛在衝突。受理論性橫斷面預測 (Theoretical Cross-sectional Predictions) 的影響，研究顯示，更可能參與聯合行為的產業包括那些集中度更高、產品同質性更高、進入門檻更高、銷售增長較低，以及最近被認定為 Cartel 和更易於透過單方面披露來保持協調的產業。大型工業更有可能成為這種單邊披露的先驅。

在各國實行寬大處理法後，調整披露策略並強化與產品市場相關溝通的公司之營利能力只是略有下降。相對來說，未變更披露策略的公司則出

---

<sup>98</sup> Ghosal, V., and Sokol, D. (2014). "The Evolution of U.S. Cartel Enforcement," *Journal of Law & Economics*, 57, S51-S65.

現了大幅度下降。這些結果與訊息披露變化使得廠商能夠協調並維持高於競爭市場均衡盈利能力的觀點是一致的。

最後，作者建議，當顯式聯合行為的成本增加時，現有公司不會轉向競爭並減少實際揭露。反之，他們更多地依賴公開共享資訊和默式聯合行為來減輕反壟斷措施的影響。然而，對於金融市場參與者，監管者需要在促進市場透明度和防止潛在的聯合行為之間取得平衡。

## （二）美國大型航空公司--季度財報電話會議

Aryal et al. (2022)<sup>99</sup> 研究美國傳統大型航空公司<sup>100</sup> 的高層管理人員是否利用季度財報電話會議 (Quarterly Earnings Calls) 與其他航空公司進行溝通。

Awaya and Krishna (2016)<sup>101</sup> 提出航空公司的特點是隨機需求、私人監測和噪音檢測<sup>102</sup> (the airline industry is characterized by stochastic demand as well as private and noisy monitoring)，他們認為只要各個航空公司的銷售具有關聯性，則可以透過無法驗證且不具約束力的溝通來維持聯合行為。本文的實證分析是建立於 Awaya and Krishna (2016) 的理論，假設航空公司能夠使用財報電話向他人傳達他們願意減少銷售的信號。這種溝通策略是航空公司在協調運營時所面臨的困難，如天氣或機場等無法預期的事件（稱

---

<sup>99</sup> Aryal, G., Ciliberto, F., and Leyden, B. T. (2022). "Coordinated Capacity Reductions and Public Communication in the Airline Industry," *Review of Economic Studies*, 89(6), 3055-3084.

<sup>100</sup> 在 1993 年，有八家完全獨立的傳統航空公司 (美國航空、美國西部航空、大陸航空、達美航空、西北航空、美國轉世航空、聯合航空、美國航空)，還有一些非常地區化的航空公司，如阿拉斯加航空和夏威夷航空，以及一些小型的低成本航空公司。這些傳統航空公司服務於美國最大的城市，但主要在地區層面運營。

<sup>101</sup> Awaya, Y., and Krishna, V. (2016). "On Communication and Collusion," *American Economic Review*, 106(2), 285–315. 本文的溝通機制主要是允許廠商在聯合行為的實施期間採取空談博奕 (Cheap Talk)—非正式的溝通，嚴格的來說是一種走在法律邊緣的溝通，如果法律不將此溝通形式視為正式的溝通與資訊傳輸，那麼有關形式的溝通所致的聯合行為可以視為默式聯合行為。

<sup>102</sup> 隨機需求是指需求變動大且原因不確定，私人監控與噪音檢測是指沒有公開機制可以監控個別廠商的行為，噪音檢測則是指對於價格偏離的行為僅能進行不精確地監控。

為本地外生事件)，以及如油價震盪或政治的跨市場事件。

作者首先根據財報電話會議的內容構建了一個原創且新穎的數據集，並借由對航空公司高管財報電話會議的文本進行解析和編碼，來衡量各航空公司的溝通情形。此外，作者收集了 11 家航空公司從 2002 年第四季度到 2016 年第四季度的通話紀錄，根據電話會議中的高管是否聲明了參與「產能紀律」(Capacity Discipline)，將每次財報電話會議分類為與「產能紀律」相關或不相關，並使用美國航空公司 T-100 國內段的月度和直飛航線數據來估計通信對航空公司市場及產能決策的影響。

實證結果發現，當所有在相同市場的航空公司在同一季度都表明參與產能紀律，該市場的平均座位數在下一季度將減少 1.45%；若是將航空公司按照傳統航空公司和低成本的航空公司分類 (Legacy or LCC)，則沒有發現低成本航空公司限制產能的證據，並且所有影響都是由傳統航空公司造成的，傳統航空公司的變化下降 3.78%，這佔使用產能紀律估計結果的三分之一以上，其效果顯然具有顯著的經濟意義。

作者也提出平均座位數受著市場規模影響的可能。一方面，因小型市場更容易受到監控且波動性較小，則聯合行為更加容易，但另一面，若是較小的市場比較大的市場更具競爭性，則聯合行為發生的可能性大幅下降。而 Berry et al. (2006)<sup>103</sup>、Berry and Jia (2010)<sup>104</sup>、Ciliberto and Williams (2014)<sup>105</sup> 以及 Aryal et al. (2017)<sup>106</sup> 均提出，如果是對價格較不敏感的商務旅客，較大的市場可能更有利於聯合行為的發生。

---

<sup>103</sup> Berry, S., Carnall, M., and Spiller, P. T. (2006). "Airline Hubs : Costs, Markups and the Implications of Consumer Heterogeneity," in *Advances in Airline Economics : Competition Policy and Antitrust*, ed. by D. Lee, vol. 1, pp. 183–214. Amsterdam : Elsevier.

<sup>104</sup> Berry, S., and Jia, P. (2010). "Tracing the Woes : An Empirical Analysis of the Airline Industry," *American Economic Journal : Microeconomics*, 2, 1–43.

<sup>105</sup> Ciliberto, F., and Williams, J. W. (2014). "Does Multimarket Contact Facilitate Tacit Collusion? Inference on Conduct Parameters in the Airline Industry," *RAND Journal of Economics*, 45(4), 764–791.

<sup>106</sup> Aryal, G., Ciliberto, F., Murry, C., and Williams, J. (2017). "Price Discrimination in International Airline Markets," *Mimeo*.

因此，作者也分析了市場規模對溝通效果的影響，結果顯示，傳統航空公司在小市場進行溝通時，平均座位數(代表載客容量的變數)會下降 4.21%，而在中型和大型市場裡，平均座位數則分別下降 1.95% 和 1.25%。若加上商務旅客的比例變化，在小型商務市場中溝通的效果為 -2.74%，並且與中型商務市場的效果在統計上沒有顯著差異。因此，在商務旅客比例較高的市場中，溝通對所提供的座位數量有積極影響；對於傳統運營商之間的聯合行為，監控的容易程度和進入的威脅比需求的斜率更重要。

### (三) 美國汽車市場

Bertomeu et al. (2021)<sup>107</sup> 研究廠商如何利用公開披露資訊來達成聯合行為，本文主要分為兩部份，前半部份提供理論架構，後半部份則利用美國汽車市場做實證分析。其設定的理論架構為雙占市場、廠商參與重複的 Cournot 競爭。在每個時期，廠商會觀察公共資訊(總體經濟情勢)和私人資訊(其他公司的資訊)作為決策依據。由於是重複賽局，廠商會考慮到產業間的聲譽，若選擇了不合作(隱匿資訊)，不僅會引發廠商間競爭，其未來的聲譽價值也會有所下降。作者將重複賽局分為四期：T1 時廠商制定披露策略，決定其本身的資訊是否要向同業公會披露；T2 時，廠商按 T1 時所設定的規則向同業公會披露或隱匿訊息；T3 時，若廠商有披露自身的資訊，則可以藉由公會的預測報告得到其他廠商的資訊；T4 時，廠商實現當前的利潤並觀察到對手實際銷售產量。

作者也證明了四個命題，命題一說明了廠商在隱匿資訊時的均衡量和每期利潤，並且也發現當產品與對手產品間越接近完全替代時，廠商越有誘因隱匿訊息。命題二則發現與 Rotemberg and Saloner (1986)<sup>108</sup> 的結果相

---

<sup>107</sup> Bertomeu, J., Evans III, J. H., Feng, M., and Tseng, A. (2021). "Tacit Collusion and Voluntary Disclosure: Theory and Evidence from the US Automotive Industry," *Management science*, 67(3), 1851-1875.

<sup>108</sup> Rotemberg, Julio J., and Garth Saloner (1986). "A Supergame-Theoretic Model of Price Wars during Booms," *American Economic Review*, 76(3), 390-407.

符—當市場總需求越大，廠商會越沒有誘因選擇聯合利潤極大的產量，因為聯合利潤極大化下的產量遠小於單一階段賽局下的均衡產量，因此默式聯合行為下的數量會因為為了個別廠商偏離而調高，但須付出利潤下滑的代價。命題三中作者發現市場需求較低時，廠商會優先選擇披露資訊，但當市場需求較高時，廠商則會優先選擇隱匿資訊，這是由於聲譽價值相較潛在利潤低許多。在利弊權衡下，廠商可能會放棄聲譽而追求當前的利益。命題四則證明在最適默式聯合行為的協議中，存在兩種制度：當市場需求較低時，可以通過聲譽價值作為限制機制以實現產業的極大化利潤；當市場需求較高時，通過隱匿或披露有關需求衝擊的資訊來減緩競爭。

在實證研究的部份，由於通用汽車、福特、克萊斯勒在 1965 年至 1989 年期間占美國新車銷售的 70% 至 98%，作者懷疑三間廠商利用沃德 (Wald) 汽車報告中所披露的資訊達到默式聯合行為，因此取用沃德報告中有關期間的資料，計算聯合行為指標—包括預測頻率、預測範圍和預測準確性作為被解釋變數，再根據 Sivak and Schoettle (2009)<sup>109</sup> 的建議將失業率作為市場需求指標--失業率越高，購車需求越低；而廠商決策視野的長短則以 CEO 更替作為指標，若 CEO 即將進行更替，那麼廠商會比較短視近利，可能傾向不披露資訊。結果驗證出當失業率上升時，廠商會更頻繁的披露資訊，而 CEO 的更替，也確實使披露資訊的頻率降低。但其中以預測準確性作為聯合行為指標時發現結果並不顯著，作者認為這可能因其容易受外部衝擊--例如石油價格的影響。最後作者發現沒有證據顯示當市場需求較大時，會將同行披露資訊納入，但在同行預測和廠商本身預測的關係中驗證了當廠商的決策視野越短，會較小程度的將同行披露資訊納入。綜括前言，有三大重點：

- 1.當市場需求越低，廠商會越傾向披露資訊。
- 2.當廠商越短視近利，廠

---

<sup>109</sup> Sivak M., and Schoettle B. (2009). "Economic Indicators as Predictors of the Number and Fuel Economy of Purchased New Vehicles," *Report*, The University of Michigan Transportation Research Institute, Ann Arbor.

商越傾向隱匿資訊。3.當市場需求下降且廠商擁有較長的決策視野，廠商會較大程度將同行披露資訊納入。最終作者認為其估計結果說明了有證據顯示默式聯合行為的存在。

除了上述結果，作者也做了延伸的測試，先是檢視 1990 年後國際競爭的加劇是否會降低汽車廠商間的默式聯合行為，再研究受到美國重點保護的卡車市場是否存在默式聯合行為。由於各項變數相較於 1990 年以前的係數可相互抵銷或不顯著，因此有證據顯示汽車廠商間的聯合行為降低了。而卡車類別的銷售結果也和 1965 年至 1989 年的汽車銷售結果類似，表示卡車類的生產也存在默式聯合行為。

最後，雖然早期法律案件均認為，僅憑披露資訊並不足以證明違反競爭法，但它仍然可以視為評估產業競爭的指標之一。並非所有的披露資訊代表有聯合行為的嫌疑，但在作者所設定的模型範圍內，驗證了當市場存在負面衝擊時，更願意披露資訊的產業可能存在聯合行為，公開披露資訊雖可能使消費者承擔較高的價格，但也促使供應鏈更有效地評估市場需求。

### 三、機制：結合一降低廠商數量

#### (一) 維他命市場

Igami and Sugaya (2022)<sup>110</sup> 主要探討廠商合併是有助於還是能防止聯合行為的發生。作者以 1990 年代維生素的 Cartel 案作為研究對象。該案件是指在 1990 年代，瑞士藥品公司羅式與其他 20 家維生素製造商之間的聯合行為，其間形成了 16 個不同產品類別的 Cartel，而發生 Cartel 的主因為控制維生素的供應與價格。

作者首先引入一個重複賽局理論以研究維生素的案件中，Cartel 的穩

---

<sup>110</sup> Igami, M., and Sugaya, T. (2022). "Measuring the Incentive to Collude : The Vitamin Cartels, 1990–99," *Review of Economic Studies*, 89(3), 1460-1494.

定性與結合對聯合行為的協調效應 (Coordination Effects)。重複賽局理論中最基本的觀念之一是，合作只有在自我執行或具有誘因相容性的情況下才能持續下去，也就是說，長期的合作利益必須大於短期的背叛利益。其中自我執行是指在重複賽局中，參與者能透過其自身行為或機制來確保合作的執行和遵守，這種自我執行的特性對於確保合作的穩定性非常重要，因為參與者不依賴外部執行機制 (如法律制裁或第三方監督)，而是通過內部機制來維持合作關係，誘因相容是指當短期的背叛利益小於遵守協議而放棄的未來利潤的折現值，聯合行為協議就具有誘因相容。

另外，作者也列出了影響聯合行為持續性的相關因素，包含競爭者的數量、廠商之間的對稱程度 (成本結構、市場份額和其他相關方面的相似程度)、需求成長、邊緣供給 (Fringe Supply；Cartel 之外的廠商在市場上與 Cartel 廠商競爭的產出) 等。然而，僅僅基於這些因素來預測聯合行為的可能性是困難的，因為一個給定的市場既有促使聯合行為的特點，也有阻礙聯合行為的特點，特別是結合，因為它同時影響這些因素，例如減少競爭者數量可能有助於聯合行為，但合併也可能使剩餘的廠商更不對稱，這將阻礙聯合行為，使得其影響在理論上是有衝突的。基於這些原因，學者們意識到，有必要對協調效應進行量化分析，即合併對於聯合行為的可能性和持續性的影響。

作者使用美國哥倫比亞特區的聯邦地方法院和歐盟的相關數據與證據，量化了卡特爾廠商聯合行為的誘因。根據這些證據可知，每家廠商都遵循了一份配額協議，他們每三個月開會，驗證彼此的銷售數量，他們的溝通紀錄也表明，違反配額將終止協議並在可預見的未來恢復競爭價格。另外，作者也根據證據，將每種維生素市場描述為一個 Cournot 賽局，且將研究特別專注在資料品質最高的四個市場：維生素 A、C、E 和  $\beta$ -胡蘿蔔素，並使

用 Bernheim (2002)<sup>111</sup> 中的量化資料來估計關鍵參數。再根據歐盟報告 (EC, 2003)<sup>112</sup> 中的細節，將上述配額協議建模為一個配額系統，在給定需求曲線、邊緣供給和領導廠商的成本條件下，最大化集體利潤。

假設卡特爾中的廠商採用觸發策略 (Trigger Strategy)，意味著他們可以根據卡特爾中其他廠商的行動來採取具體行動；如果有人偏離了聯合行為協議，其他廠商將以非合作策略回應，而這種偏離可以在每季度的會議上通過貿易統計數據得到確認。然而，獲取和分析這些貿易數據存在三個月的延遲，意味著廠商不會立即意識到任何協議的偏離。這種延遲監控提供了一定程度的保密性，並為 Cartel 成員提供了繼續聯合行為而不會立即被發現的機會。另外，作者還對邊緣供給、配額、卡特爾定價、延遲監控、預期、需求和長期協議等替代模型進行敏感性分析。

最後作者提出了三個結果，1.短期存在的 Cartel (維生素 C，該 Cartel 於 1995 年解散) 具有聯合行為的負面誘因，長期存在的 Cartel (維生素 A 和 E 以及  $\beta$ -胡蘿蔔素) 在 1999 年被起訴前存在聯合行為的正面誘因 2.結合產生效率增益時，協調效應可能是負面的，因為協調效應使結合的聯合行為誘因與低成本競爭對手更加一致，但與高成本競爭對手的一致性較差 3.成本不對稱通常會破壞聯合行為，即使某些廠商有較高的聯合行為誘因，但其他廠商最終的誘因也會減少 (相對於廠商對稱的情況)；只要有一個成員的聯合行為誘因較低意味著整個聯合行為架構會變得不太穩定。因此，協調效應的方向和大小在很大程度上取決於成本不對稱。

總而言之，結合對於聯合行為的影響並非普遍正面或負面，而是需取決於廠商的具體情況，包含影響聯合行為誘因的相關因素和參與廠商的成本結構等，所以結合既可能有助於聯合行為，也可能破壞聯合行為。

---

<sup>111</sup> Bernheim, B. D. (2002b). "Rebuttal Expert Report of B. Douglas Bernheim," in Re : Vitamins Antitrust Litigation, MDL No. 1285, Misc 99-0197.

<sup>112</sup> EUROPEAN COMMISSION. (2003). "Case COMP/E-1/37.512 – Vitamins," *Official Journal of the European Communities*, L6, 1-18.

## （二）航空與化學品製造

Porter (2020)<sup>113</sup> 主要研究產業之間合併可能造成的影響，而本文著重分析認為合併會引起對協調效應或集體支配市場的擔憂，即合併可能導致競爭行為低於靜態 Nash 均衡，故協調效應可能涉及廠商如何競爭或不競爭達成共識進行談判，且特別關注的是默式聯合行為，當產業公司間有合併或併購的行為產生時，會使市場上的競爭程度降低，而剩餘的公司可能會互相協調應對措施，導致對消費者造成損害或降低整體市場的效率，進而產生協調效應。

相關研究的理論發現，為何執行聯合行為首先必須確定參與者，特別是聯合行為可能不涉及所有相關廠商；其次聯合行為者必須透過涉及明確溝通或間接信號的談判過程達成一致，也就是靜態的 Nash 均衡結果通常需要符合 Pareto 改善 (Improvement)--如果所有廠商同意改變他們的行為，意味著所有廠商都可以獲得更高的利潤；第三因為協議涉及改變靜態 Nash 均衡，所以聯合行為者在短期內有可能單方面改變自己的行為；第四，參與者廠商必須防止非參與者的進入來保護他們的利益；最後，參與聯合行為者必須對新的情況作出反應，例如需求變化或生產技術變化。

Porter 列舉了以下幾個反壟斷的案例：首先是美國航空公司之間，市場主要的航空有以下四家：聯合、達美、美國與全美，而在 2013 年美國航空與全美航空提出合併，遭美國司法部提出質疑，指稱航空市場有兩個不尋常的特點，這使它們容易受到聯合行為的影響：第一，廠商幾乎可以持續監測競爭對手的價格和座位；第二，廠商之間存在多市場接觸，透過 ATPCO<sup>114</sup>

---

<sup>113</sup> Porter, R. H. (2020). "Mergers and Coordinated Effects," *International Journal of Industrial Organization*, 73, 102583.

<sup>114</sup> Borenstein (2004) 的 Airline Tariff Publishing Company (ATPCO) 案件建立了一個重要的先例，航空公司通過 ATPCO 平台進行提前價格公告的溝通，表明了改變價格的意圖，當其他航空公司也表示願意改變價格，該價格才會被統一適用在各航空公司。而實際上公告的低廉售價並非實際有機票可供出售，故根據和解協議的條款，對消息實施限制，部分是為了使溝通成本增加，例如強迫航空公司以公告價格出售機票，由此可知，價格變動的溝

可以監測到公佈的票價變動，快速的價格反應意味著可執行協議的範圍可能很大。且兩家合併後的航空公司還將終止針對達美航空和聯合航空的非直達市場的優勢票價計劃，相對於獨立的全美航空公司相比，該計劃對合併後的航空公司之好處和成本如下：首先，它只會降低達美航空和聯合航空直飛航班的票價，因此它將削弱美國直飛航班收入的機會；其次，如果美國航空公司的轉機服務比全美航空公司更好，例如較少迂迴，那麼該計劃將吸引更多乘客。第三，合併後的航空公司將失去在美國直飛航線上的乘客，這是由於競爭對手提供互惠競爭的轉機票價折扣。雖然現在還不清楚結合對消費者的長期影響是什麼，但結合後燃料成本大幅下降，平均票價僅略有下降，附加費用持續增加。

第二是 Tronox 和 Cristal 兩家廠商都是顏料的工業化學品製造商，但該兩家廠商在美國市場與歐洲市場的占比不大相同，在美國這兩家廠商原本互為競爭對手，而在歐洲市場上兩家分別為排名第三和第五的大公司，故這個案例引人注目的原因在於美國聯邦交易委員會和歐盟在協調效應方面得出了不同的結論，而此不同的結論可以解釋為北美和歐洲市場結構的差異。氯化法二氧化鈦的生產在北美市場較歐洲市場更為集中，該結合案將導致市場份額占比過高，相比之下歐洲市場剩下的四家大公司在成本和生產能力方面存在不對稱性，故歐盟得出結論稱沒有證據表明有明確的聯合行為。

故協調效應在合併審查中仍然是一個重要的關注點，協調效應並不適用於標準化的定量結合審查程序，具體的情況指出如果結合擴大了自我執行協議的範圍或結合增加了參與者達成更有利可圖協議的可能性，那麼就應該關注協調效應。此外極端的例子是，當結合導致具有同質產品的對稱公司在結合前公司的成本是非對稱的話，靜態的 Nash 均衡的利潤率可能下

---

通對潛在客戶（及其旅行社）有潛在的價值，但廉價的溝通可能促進了勾結。

降，但是在具有對稱公司的情況下聯合行為更容易維持，故協調效應利潤率可能會增加，此外默式聯合行為受到的法律約束較少，參與可以更靈活，因此參與的約束更具相關性，協調效應審查應該考慮結合是否可能導致聯合行為公司的集合發生變化。

### （三）美國醫療市場

美國的醫療保險主要通過不同的 Hospital Referral Regions (HRRs) 區分。2000 年以來，醫院越來越廣泛的加入醫療系統，2000~2010 年僅有 60 件急性護理類型的醫院結合案，在 2011~2014 年則增加到接近 100 件。當互相競爭的醫院合併之後，除了醫院對保險公司有更大的議價能力、醫療價格提高外，醫院系統也藉由在不同地區擴張加強聯盟連結，不同聯盟在不同地區的涵蓋範圍越來越大，導致聯盟間採醫院系統的機會增加。過去研究醫院合併案的文章中與結構模型相關的如 Capps, Dranove, and Satterthwaite (2003)<sup>115</sup>、Gowrisankaran, Nevo, and Town (2015)<sup>116</sup> 就發現互相競爭的醫院合併之後會提高醫療價格，Reduced Form Model 文章如 Dafny (2009)<sup>117</sup> 則預測醫療費用會因醫院合併而增加 40%。故 Schmitt (2018)<sup>118</sup> 研究同地區競爭的醫院是否會因為市場外 (Out-of-Market) 合併帶來市場內不同聯盟間的協調效果增加，讓市場內的競爭減少，文章估計市場外合併對市場內醫療價格的效果，也探討醫院合併對醫療市場集中度的影響。

過去的文獻在討論醫院合併案時，皆強調這些合併案對於新市場醫療價格的影響，這樣的角​​度可能產生以下問題：1.醫院合併案可能受其他與多市場連結獨立之因素影響，例如醫院合併並非只想透過增加多市場連結達

---

<sup>115</sup> Capps, C., Dranove, D., and Satterthwaite, M. (2003). "Competition and Market Power in Option Demand Markets," *RAND Journal of Economics*, 737-763.

<sup>116</sup> Gowrisankaran, G., Nevo, A., and Town, R. (2015). "Mergers When Prices are Negotiated : Evidence from the Hospital Industry," *American Economic Review*, 105(1), 172-203.

<sup>117</sup> Dafny, L. (2009). "Estimation and Identification of Merger Effects : An Application to Hospital Mergers," *Journal of Law and Economics*, 52(3), 523-550.

<sup>118</sup> Schmitt, M. (2018). "Multimarket Contact in the Hospital Industry," *American Economic Journal : Economic Policy*, 10(3), 361-387.

到聯合行為或哄抬價格，也可能是預期被合併醫院未來醫療價格上漲，或想要透過資源整合提升醫療品質與效率。2.如果合併的動機僅是為了提高新市場的醫療價格，那麼 2000~2010 年間有 63%合併案轉診區域重疊、87%合併案在州區域上重疊，對於這些沒增加多市場連結的合併案中又是透過什麼機制去影響市場的呢？Schmitt (2018) 透過醫院合併案估計 2000~2010 年間 **Multimarket Contact** (多市場連結) 增加對醫療價格的影響，將合併後該醫院因轉診區域擴大加入不同市場競爭定義為多市場連結程度增加的事件。主要關注增加多市場連結後原市場醫療價格改變，這樣的方法可以避免其他因素之影響，將前述之忽略變數 (**Omitted Variables**) 的問題消除，並探討過去許多相似文章所提到的相互寬容假說 (**Mutual Forbearance Hypothesis**) 是否存在，即多市場連結是否造成公司或聯盟間聯合行為可能性增加，協調效果讓聯盟間競爭程度下降、價格提高。

Schmitt (2018) 的分析架構以 Figure 1 說明如下：起初，A、B 兩醫院在市場競爭，且只有 A 與市場 2 有連結，而後 B 將 C 合併，此時 A 與 B 兩醫院同時在市場 1 與市場 2 競爭，文章將這樣的合併案定義為多市場連結增加事件 (**Out-of-Market Coalition**)。多市場連結事件的價格效果藉由評估市場醫療價格在合併前後的變化得到，因多市場連結增加同時會讓兩醫院在兩市場的醫療價格上升  $s$ ，市場 1 自始至終狀態沒有改變，市場 2 因為合併可能產生無法辨識出的忽略偏誤 (**Omitted Bias**)，作者則巧妙地評估市場 1 在合併前後醫療價格與競爭狀況變化，並能適當的將多市場連結帶來的效果抽取出來，也可將遺漏變數問題解決。

作者在實證上利用 **Difference-in-Differences (DID)** 進行估計，將合併案發生的醫院做為實驗組，將合併案發生 20 公里內的醫院與其他估計期間內發生過合併案的醫院排除後，用其他沒有受到合併案影響的醫院設定為控制組，並將實驗組與控制組進行 1 對 1 傾向分數配對法 (**Propensity Score Matching**)，多市場連結的價格效果就可利用比較某市場的市場外 (**Out-of-**

Market) 合併後原市場醫療價格改變取得。作者的估計結果發現多市場連結與價格有正向且顯著的效果，當發生市場外結合時（增加多市場連結）時，醫療價格會上升 6%~7%。

針對主要估計結果，文章還針對兩個部分進行延伸：1. 周邊醫院的間接價格效果。將發生合併案醫院周邊 20 英里內的醫院納入實驗組再次進行估計，發現周圍醫院的價格效果為負且不顯著，作者認為這可能來源於資料本身過於雜亂。2. 利用赫芬達爾—赫希曼指數<sup>119</sup> (Herfindahl-Hirschman index, 以下簡稱 HHI) 估計結合案對該市場集中度的影響。文章發現 HHI 與價格效果呈現倒 U 型，可能因為集中度不高的市場議價能力低，市場集中度高度的市場已經充分利用其市場優勢，所以合併的價格效果低，市場集中中度的醫院反而在價格上有更多的調整空間。

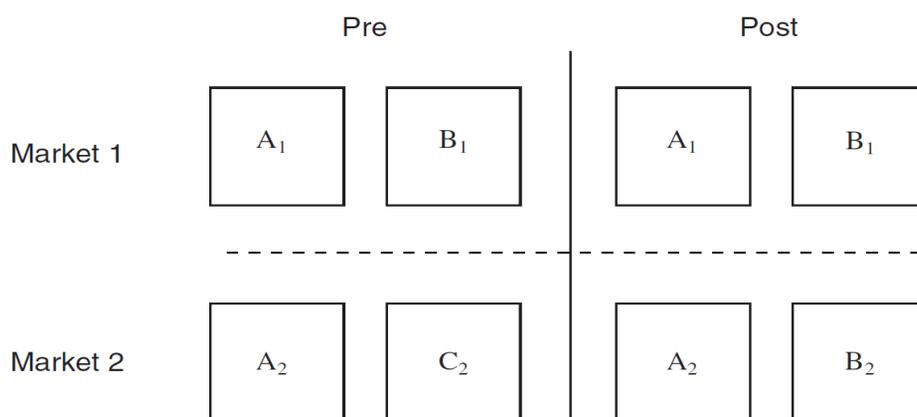


圖 3-2 醫院在兩市場競爭 (圖片來源：Schmitt (2018) Figure 1)

#### 四、機制：領導與跟隨

##### (一) 澳洲零售汽油市場

<sup>119</sup> 赫芬達爾—赫希曼指數(Herfindahl-Hirschman Index, 簡稱 HHI) 簡稱赫芬達爾指數，是一種測量產業集中度的綜合指數。

Byrne and de Roos (2019)<sup>120</sup> 主要研究探討在沒有經過溝通的情況下，聯合行為是如何產生的，並以零售汽油市場為例，來研究價格領導及實驗如何用於默式聯合行為。

作者採用的研究背景是在澳洲的珀斯，資料期間為 2001 年到 2016 年間所有加油站的價格數據。珀斯的零售汽油市場具有集中度較高的特點，也就是只有少數幾家主要的零售商控制著大部分的市場，主要為四家石油公司 (BP、Caltex、Mobil 和 Shell) 主導著市場，其中又以英國石油公司 (BP) 為主要領導者。在本篇研究架構下作者允許英國石油公司使用一系列的價格實驗 (Price Experiments) 以創造焦點 (Focal Points)，並傳達合謀意圖給其他公司，促使競爭對手去學習協調聯合行為。其中焦點的是在協調過程中所被選擇的特定價格或行動，使得在沒有明確溝通情況下也能夠讓各方共同遵循，焦點可用於協調加油站的每日價格變動，讓各方能夠預測和調整自己的行為，從而實現默式聯合行為。

此外，在珀斯的零售汽油市場中有一個名為 Fuelwatch 的汽油價格透明計畫，該計畫要求廠商必須在每天下午兩點前向政府提交其加油站的定價數據，並根據法律規定，隔天早上六點開門時以提交時的價格為販售價格。這代表廠商在同一時間就設定好隔天的價格，且在整個市場進行競爭，該計畫還允許廠商隨時完全監控彼此的價格。這些市場特點讓本研究能在同時進行完全監控的 Bertrand 價格競爭情況下研究默式聯合行為。

研究結果紀錄了 2001 年至 2015 年的利潤變化。在 2001 年至 2010 年這段期間珀斯零售汽油市場總共發生了四次負向衝擊，2010 年初 BP 在爭奪市場領導者的價格戰中勝出，成為主要領導者，並從 2010 年起實施價格實驗來得到兩個焦點：第一，市場上加油站的石油價格在每週四共同上漲，每公升上漲 15-20 美分 (或大約 20%)。第二，在每週四價格上漲之後，其

---

<sup>120</sup> Byrne, D. P., and de Roos, N. (2019). "Learning to Coordinate : A Study in Retail Gasoline," *American Economic Review*, 109(2), 591-619.

他所有日子每天降價 2 美分。作者認為這兩個焦點有助於各零售商去學習共同協調每日價格變動，導致利潤從 2010 年開始有顯著增長，最終零售利潤在 2010 年至 2015 年間比 2001 年至 2009 年間增長了 75%。在價格實驗的基礎上，BP 進行價格領導，確立焦點來協調價格上漲和下跌，隨著時間的推移，廠商遵循這些焦點定價規則來顯著提高其零售利潤。

最後值得注意的研究觀點是：BP 採用的聯合行為定價結構是一種簡單的結構，也就是除了在週四讓價格上漲外，其他日子都降價。在作者所採用的實證數據中，廠商可以完全監控彼此的價格和成本波動，因此在完全監控的情況下，一般會期望應該出現更複雜的聯合行為結構，但研究表明，儘管能完全監控競爭對手的行為，廠商仍可能採用簡單的默式聯合行為定價結構，因這樣的結構更易於進行價格實驗並能與競爭對手進行溝通。簡單而標準化的定價結構提高了價格的透明度，減少了誤傳訊息的可能性，最終使得廠商能夠識別出焦點的位置，增強聯合行為定價結構的穩定性。

## （二）西班牙銀行市場

在 2008 年的金融危機爆發後，歐洲銀行業的競爭發生了變化，其中又以西班牙銀行業的合併和收購最為嚴重，導致金融業傾向由大型銀行主導，少數銀行就可能主宰國內市場，因此 Cruz-García et al. (2021)<sup>121</sup> 以銀行業為例，分析了多市場接觸對競爭的影響，用以評估銀行在其經營市場的位置—壟斷銀行或邊緣銀行，並發現若為壟斷銀行則會透過競爭行為激烈捍衛其在市場中的地位，而邊緣銀行則僅是扮演著跟隨者的角色，追隨壟斷銀行的步調進行調整。

因為金融危機導致分行數量減少，使銀行在各個地理市場中的重疊程度--多市場接觸的數量發生了變化，當廠商在不同的地理市場同時經營時就存在多市場接觸，而廠商在不同市場中反覆接觸可能會影響它們的行為和

---

<sup>121</sup> Cruz-García, P., De Guevara, J. F., and Maudos, J. (2021). "Bank Competition and Multimarket Contact Intensity," *Journal of International Money and Finance*, 113, 102338.

競爭方式。文獻中的主要假設是 Edwards (1955)<sup>122</sup> 提出廠商之間的多市場聯繫會減少競爭，表示它們之間可能存在默式聯合行為，也就是說如果廠商擔心在某個市場以及所有重疊市場中受到競爭對手的報復，那麼在特定市場中經營的廠商可能就缺乏競爭的動力；然而 Solomon (1970)<sup>123</sup> 等其他研究發現多市場接觸並非只有導入聯合行為的可能，對競爭也可能具有正面影響。除了銀行在各個地理市場中的重疊程度的變化外，銀行重組的另一個影響是由於重疊的銀行分支機構數量變化會進而導致接觸強度的變化，因此除了有必要研究銀行的平均接觸數量是增加還是減少，也需要研究接觸的強度是否發生了變化，特別是近年來銀行分支機構的關閉在各家銀行和市場之間存在很大的不均衡情況下，這可能使競爭對手之間產生競爭。因此在這種情況下，作者首先提出了一個新的多市場接觸強度指標，而後考慮了以下兩個問題--銀行在分支機構方面相對於競爭對手的強弱位置，以及指標與銀行市場份額的關聯。而這也是本文研究的主要貢獻之一：考慮銀行在分支機構方面相對於競爭對手的強弱位置。

由於這個新指標衡量了銀行在其經營市場中的強主導或弱邊緣地位，可以用來檢驗產業組織文獻中關於壟斷性市場的 Stackelberg (領導-跟隨)。一方面意味著邊緣銀行對主導銀行的策略變化做出反應，另一方面，主導銀行預期在聯合行為破裂的情況下，其他主導銀行會有強烈報復，但邊緣銀行會與其達成共識；邊緣銀行則預期在其策略發生變化時，只會受到主導銀行較小的報復，而其他邊緣銀行則不會做出任何反應。因此，主導銀行會彼此競爭以捍衛其在市場中的地位，而邊緣銀行僅是追隨或適應主導銀行的行動。

---

<sup>122</sup> Edwards, C.D. (1955). "Conglomerate Bigness as a Source of Power," In : Stigler, G. (Ed.), *Business Concentration and Price Policy*. National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA, pp. 331-359.

<sup>123</sup> Solomon, E.H. (1970). "Bank Merger Policy and Problems : A Linkage Theory of Oligopoly," *Journal of Money, Credit, and Banking*, 2(3), 323-336.

作者用 2006-2017 年間的資料評估其所建構的指標在解釋銀行市場份額差異方面的能力，實證結果發現以下兩個重點：第一，西班牙銀行之間多市場接觸的減少與市場份額呈負相關，並且這種關係是非線性的--呈現 U 型曲線。鑑於本文樣本中絕大多數觀察值位於 U 型函數的下降部分，可以假設多市場接觸和市場份額之間存在負相關，而這個結果不支持西班牙銀行產業存在聯合行為的假設，因為銀行之間的接觸越高，市場份額就越低，代表市場力量下降，即多市場的接觸並沒有構成西班牙銀行產業之間的勾結；第二，當考慮接觸強度的新多市場接觸指標時，出現了相反的情況，隨著強度的加大，銀行之間的合作跡象加強，結果表明存在默式聯合行為，也就是說，如果一家銀行在重疊市場中的分支機構比競爭對手少，其聯合行為的動機就增加了。因此，重要的不僅是考慮多市場接觸的數量，還要考慮他們的強度，故西班牙銀行產業中多市場接觸數量的減少和接觸強度的增加將增加銀行的市場份額，但實證分析表示其影響並不是非常顯著。

### （三）美國啤酒市場

Miller, Sheu and Weinberg (2021)<sup>124</sup> 研究重複賽局中領先者 (Leader) 如何利用寡占下的 Bertrand 價格與競爭對手合謀以獲得超額利潤。

其模型假設市場內廠商在不同地區進行無限重複的完全資訊賽局；每一期的競爭包含兩階段，第一階段為領導者在利潤極大化與誘因結合性限制 (Incentive Compatibility Constraints)<sup>125</sup> 下宣布不同地區的 Bertrand Prices 和超額利潤，為鞏固領導者的權威地位 (或信用)，領導者在制定價格與超額利潤的同時必須考量市場中的邊緣廠商 (Fringe Firms)，以確保所有結盟的廠商會遵循領導者的價格制定策略，第二階段跟隨者利用領導者所制定

---

<sup>124</sup> Miller, N. H., Sheu, G., and Weinberg, M. C. (2021). "Oligopolistic Price Leadership and Mergers: The United States Beer Industry," *American Economic Review*, 111(10), 3123-3159.

<sup>125</sup> 誘因相容限制是指提供誘因對群體中個體行為的進行限制，以確保他們的符合群體所制定的規則。本研究中 IC Constraint 限制了市場領導者(ABI)在價格領先的重複賽局中可以向其聯盟夥伴 (Miller-Coors) 提出的超額報酬範圍。

的價格配合自身利潤極大化一階條件導出該期的均衡價格。如果有任何公司背叛了聯盟的策略，則所有地區將回到 Bertrand 競爭，因此不會有超額報酬。

實證操作上，超競爭 (Supra Competitive) 的邊際成本是利用靜態利潤最大化下的一階條件取得。超額利潤則引用 Miller and Weinberg (2017)<sup>126</sup> 提出的需求估計方法，透過領導者在誘因相容限制下的極大化一階條件取得，超額報酬在實證上還需要先對某些市場資訊進行假設，例如作者對時間參數(廠商的耐心；時間參數越大代表更大的超額報酬與更低的邊際成本)、對背叛回應以價格戰的時間長度等。在本文中的實證案例就假設領導者 (ABI) 和其他競爭者 (Modelo and Heineken, Miller-Coors Merger) 的邊際成本變動是相同。

作者的實證研究選擇美國啤酒市場在 2001 到 2011 年的零售資料作為研究對象，主因是美國啤酒市場為高度集中的產業，前六大公司 (ABI、Miller、Coors、Modelo、Heineken) 在此期間的市場份額約 80%，且這段時間內有兩項合併與收購案，分別為 Miller 與 Coors 公司的合併 (Miller-Coors Merger) 與 ABI 對 Modelo 的收購。Miller 跟 Coors 在合併前為市場中第二與第三名的啤酒供應商，合併後為第二大供應商，市場份額約為 30%，Modelo 在收購前為第四大啤酒供應商，收購後市場份額約為 45%，可見在合併案之後，啤酒市場比過去更加集中。在市場中，ABI 作為第一大啤酒供應商，因此由其擔任價格領導者，會在各年度宣布建議售價作為給其他競爭者的信號，而後跟隨者會依照該建議售價制定價格。

與過去的研究不同，本研究將價格領導模型延伸到超競爭市場的加成 (Markups)、福利分析與反事實 (Counterfactual Effects) 分析，讓這個策略能在應用與政策上提供更多的洞見，該方法還可利用 Market Level Data (Price

---

<sup>126</sup> Miller, N. H., and Weinberg, M. C. (2017). "Understanding the Price Effects of the MillerCoors Joint Venture," *Econometrica*, 85(6), 1763-1791.

and Quantities) 與價格領導模型衡量結合發生時協調效應 (Coordinated Effects) 的改變。作者實證結果與均衡分析分為四個部分予以說明，分別是超競爭加成 (Supra Competitive Markups)、福利分析、反事實分析、協調效應。在超競爭加成部分，研究結果發現在 2007 年 Miller-Coors 結合之前，平均超額報酬為\$1.2，而 Miller-Coors 合併之後 (2010)，平均超額報酬為 \$1.8，雖然還須考慮合併後的成本跟需求的結構改變，但結合的確放寬了誘因相容性限制也讓結盟公司制定策略時有更高的對稱性，增加廠商間結盟的可能與聯合行為效果；福利分析方面將價格領導模型與靜態 Bertrand 下的市場利潤差異與消費者剩餘差異做比較——市場利潤在結合前差異為 17%，結合後為 22%，市場利潤在結合案之後有所上升，亦即聯合行為讓市場內廠商的利潤增加；消費者剩餘方面，結合前年差異為 154%，結合後年差異為 170%，消費者剩餘在結合後與市場利潤差異加大，亦即結合案對消費者的福利是減損的。實證結果也發現，ABI 公司在不同地區的市場份額與超額利潤有正向關係，換句話說，ABI 在該地區的市場份額越大，獲利就越大。另外，當 Coors 和 Miller-Coors 的市場份額越大，對於誘因相容性限制的放寬程度也會越大；反事實分析方面，文章中在模擬不同區域間市場連結對聯合行為的影響時發現市場間連結會影響超額利潤的空間分散程度，但在 Miller-Coors 合併後，結盟廠商之間對稱性增強後影響較小；利用模型分析 Miller-Coors 合併與 ABI 對 Modelo 的收購造成的協調效應，發現兩個案例都會將誘因相容機制放寬，本國啤酒的超額報酬在 Miller-Coors 合併中上升\$0.5，ABI 的收購中上升\$0.4，特別在 ABI-Modelo 的結合中，由於 ABI 將產業第三的公司加入聯盟，讓啤酒產業的競爭程度下降。

綜合上述，本研究提供了一個寡占市場內公司結合對定價協調均衡影響的分析方法，並發現市場內的超額報酬、邊際成本、壟斷行為都會在結合後對市場帶來的負面影響，但作者也特別提醒該分析方法並不適合分析是否因為結合會使原先的 Bertrand 分析價格轉換為協調均衡的情況。

#### (四) 共同所有權

基於近期的經濟合作與發展組織 (OECD) 圓桌會議表達「廠商透明度可能促進競爭者達成聯合行為均衡或導致非協調的反競爭效果」的擔憂 (OECD, 2010)<sup>127</sup>，許多研究發現共同所有權 (Common Ownership) 會降低競爭誘因。儘管過去文獻的證據支持該主張，但目前有關證據所呈現出的結果則莫衷一是 (e.g., Azar, Schmalz, and Tecu, 2018<sup>128</sup>, Kini, Lee, and Shen, 2021<sup>129</sup>)。緣此，Pawliczek et al. (2022)<sup>130</sup> 以共同所有權為指標，驗證共同所有權與廠商反競爭強度間的關聯，揭露廠商的聯合行為，特別是當廠商間存在充分的協調與監控，可能會促使共同所有廠商的管理層進行默式聯合行為，並預測共同所有權會鼓勵默式聯合行為，而公開揭露則是私下協調違法行為的合法替代管道。

本研究的分析使用三項共同所有權的代理變數與四項揭露的代理變數衡量「共同所有權」與「揭露」間的關係，並對兩類變數正相關結果列出三種可能的解釋：

其一，共同所有權透過管理層單方面行動減少競爭，進而降低揭露的私有成本，致使公開揭露增加。接著，利用兩組分析評估私有成本的降低是否能解釋“共同所有權與揭露”間的正相關。第一組驗證只有某些揭露會在默式聯合行為下增加；第二組則是假設廠商間溝通機會的增加，並不影響私有成本解釋下的「共同所有權與揭露」間的關係，並預期溝通管道的存在將

---

<sup>127</sup> OECD. (2010). Information Exchanges between Competitors under Competition Law. (<http://www.oecd.org/competition/cartels/48379006.pdf>) (last visited on date: 2022/11/27).

<sup>128</sup> Azar, J., Schmalz, M. C., and Tecu, I. (2018). "Anticompetitive Effects of Common Ownership," *The Journal of Finance*, 73, 1513–65.

<sup>129</sup> Kini, O., Lee, S., and Shen, M. (2021). "Common Institutional Ownership and Product Market Threats," *Working Paper*, Georgia State University California State Polytechnic University, Pomona Harbert College of Business, Auburn University. Available Here : ([https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3301998](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3301998)) (last visited on date: 2022/11/27).

<sup>130</sup> Pawliczek, A., Skinner, A. N., and Zechman, S. L. (2022). "Facilitating Tacit Collusion through Voluntary Disclosure : Evidence from Common Ownership," *Journal of Accounting Research*, 60(5), 1651-1693.

減少公開揭露對聯合行為之好處，降低「共同所有權與揭露」間的關係。

其二，參與共同所有權的廠商對其共同擁有的廠商施加壓力，迫使其採用革新的揭露 (Jung, 2013)<sup>131</sup>。根據過往的研究，對於該預期結果有兩種解釋，首先是因為投資者的施壓，在消費者需求不確定的條件下，應該會導致更高的訊息透明度，意即更多的披露，以使投資者了解需求狀況並預測現金流量 (Jung, 2013)。其次，對於未來需求的不確定性降低了持續反競爭的能力，並限制了廠商默式聯合行為的可能，從而減少了投資者對披露的需求 (Green and Porter, 1984; Rotemberg and Saloner, 1986; Levenstein and Suslow, 2006)，也因此有相反的預期結果－需求的變異性較大時應該會減少披露。

其三、先前的研究提供理論和實證，顯示一家產業中某個公司更多的資訊揭露可能對該產業中其他公司的流動性和資本成本產生外溢效應 (Admati and Pfleiderer, 2000; Bushee and Leuz, 2005; Shroff et al., 2017)。因此 Jung (2013) 認為共同所有權會激勵廠商將這些積極的外部性內部化，透過揭露改善該公司的流動性和降低資本成本，增加共同所有者的投資組合價值。同時，當需求不確定性增加時，投資者更加重視流動性 (Lang and Maffett, 2011)<sup>132</sup>。綜合前述的說明，作者預期當投資者面對更高的不確定需求時，共同所有者會透過揭露增加資訊透明度，以改善廠商的流動性。

本研究的實證結果發現，四項揭露的衡量指標至少與一項共同所有權代理變數呈正相關，此發現與管理層利用公開揭露來促進共同所有權較高之廠商間的默式聯合行為一致。作者進而發現共同所有權－揭露關係在廠商較少的產業中更強，四項揭露指標皆存在正相關，因此印證了市場越集中更容易實現和維持聯合行為的發生 (OECD, 2010)。此外，在評估私有成

---

<sup>131</sup> Jung, M. J. (2013). "Investor Overlap and Diffusion of Disclosure Practice," *Review of Accounting Studies*, 18, 167-206.

<sup>132</sup> Lang, M., and Maffett, M. (2011). "Transparency and Liquidity Uncertainty in Crisis Periods," *Journal of Accounting and Economics*, 52, 101-25.

本的降低是否能解釋「共同所有權與揭露」的關係中，作者發現共同所有權與揭露之間並不存在顯著正相關，反而更符合揭露是為了促進聯合行為的解釋。增加廠商溝通的管道，也減少共同所有權與揭露間的關係，亦無法透過私有成本解釋，仍與默式聯合行為的預期解釋一致。最後，需求不確定性增加時，降低了「共同所有權與揭露」間關係，但與默式共同行為的預期相符。

## 五、機制：貿易協會

### （一）智利的婦產醫療市場

在 2011 年間由智利的婦科醫生所組成的貿易協會進行了看診價格 (Visit Prices) 的聯合定價--該協會在與保險公司進行談判後，由於未能成功提高看診價格，因此協會成員同時終止了與保險公司的合約，並協議將看診的收費設定在指定的最低價格以上，此舉導致病人支付的看診價格平均上漲了近 200%。經歷了 28 個月的運作之後，該協會的聯合行為最終被最高法院廢止。基於此，Alé-Chilet and Atal (2020) 的研究主旨即在研究大量代理人試圖通過貿易協會在消費者價格和垂直談判之間協調的策略，而「貿易協會」的運作是作者想要探究的重點，雖然貿易協會在資訊交流與標準制定上扮演著重要的角色，但同時也因為設定進入障礙以及從事削弱競爭的行為而存在著壟斷的隱憂，特別在異質產品市場中，貿易協會的身影時常存在於成功的聯合行為案例中。

Alé-Chilet and Atal (2020) 首先呈現了該協會帶來高額且非預期的自付價格上升，導致病人在醫生之間轉換的比率增加，再使用需求模型來估計病人看診的價格彈性，並且校準 (Calibrate) 由隱含的價格彈性作為供給模型的投入以求得最符合協會成員所設定價格的價格調漲程度。結構模型的分析顯示協會成員的看診價格與 Bertrand-Nash 的價格一致，而 Bertrand-

Nash 價格使價格下限幾乎沒有約束力，但也並未因此導致超競爭的價格水準 (Supra-competitive Price Levels)。另外作者透過估計模型研究協會策略的誘因相容性 (Incentive Compatibility)—在每位協會成員仍是會員的情況下，假設所有人都離開協會，並估計反事實利潤 (Counterfactual Profits)。結果發現幾乎每位協會成員醫生的偏離利潤(Deviation Profits) 都是負的，這說明了協會的定價設定在競爭水準之上，是故醫生有離開保險公司網絡的動機，因此網絡外 (Out-of-Network)<sup>133</sup> 階段的 Nash–Bertrand 定價解釋了協會的穩定性。

需求和供給模型使得作者能夠研究協會在談判過程中起到的作用--從共同離開網絡的利潤與單方面離開網絡的反事實利潤進行比較，可以得出大多數醫生原本能夠從單方面終止與保險公司的合約中受益，但事實上醫生們卻沒有這樣做，代表醫生的最終目標是與保險公司達成更好的協議。對於醫生來說共同離開保險公司將使利潤增加 2.5 倍。這個巨大差距能夠解釋醫生和保險公司之間談判破裂的原因，創造並加入協會為醫師大幅改善了利潤。

作者的發現對於垂直談判當中貿易協會的反壟斷分析有重要的增益，分析結果顯示在協會成立之前醫生與保險公司的談判顯著地壓制了醫生的價格，協會的組成是為了幫助醫生提高利潤，但與此同時也掠奪了消費者的福利。本文最後對聯合行為提出了幾點看法：第一，作者發現在一個龐大且異質的廠商群體中實現價格協調是困難的，其和 Motta (2004)<sup>134</sup>、Levenstein and Suslow (2006)<sup>135</sup> 的觀點一致，認為儘管有持續的溝通，貿易協會仍未能使價格提高到競爭水準以上，雖如此，協會成功的讓成員與保

---

<sup>133</sup> 加入協會的醫生被稱為非網絡提供者(out-of-network providers)，分析結果顯示貿易協會改變了保險公司與加入協會的醫生之間的互動。

<sup>134</sup> Motta, M. (2004). *Competition Policy: Theory and Practice*, Cambridge, UK: Cambridge University Press.

<sup>135</sup> Levenstein, M.C. and Suslow, V.Y. (2006). "What Determines Cartel Success?" *Journal of Economic Literature*, 44, pp. 43–95.

險公司終止合約，因此協調是部分有效的。第二，研究結果涉及經濟聯合行為與非法反壟斷行為的差異，發現具有競爭性價格意味著在經濟意義上不存在價格聯合行為，而根據反壟斷法，固定最低價格則屬於非法行為。

最後，即便最低價格的用途符合 Harrington (2016)<sup>136</sup> 的見解，即廠商可以透過設定最低價格在差異化產品的產業中進行聯合行為，但本文的分析顯示，限制最低價格的水準無法有效地設定超競爭價格，作者認為這是因為價格底線低於了 Harrington 在理論上預測的價格範圍。而本文紀錄了醫生與保險公司談判的破裂對於了解雙方的外部選項 (Outside Options) 是重要的，並為建構均衡談判結果提供了理論支持，了解失敗談判過程的動態在未來是具有潛力的研究方向。

---

<sup>136</sup> Harrington, J.E. (2016). "Heterogeneous Firms Can Always Collude on a Minimum Price," *Economics Letters*, 138, pp. 46–49.

### 第三節 與默式聯合行為有關的法院案例

以下展現與默式聯合行為有關的三個案例，其中涉及的聯合行為機制依序包括公開資料披露、領導與跟隨與自發性平行行為。

#### 一、案例一：U.S. V. Airline Tariff Publishing Company, Et Al.<sup>137</sup>

##### (一) 機制：公開資料披露

1992 年 12 月，美國司法部對國內八大航空公司提出了反托拉斯指控，稱其使用了 Airline Tariff Publishing。1992 年 12 月 21 日，政府提交了一份起訴書，指控八家主要的國內航空公司和 Airline Tariff Publishing Company (ATP) 違反了 Section One of the Sherman Act, 15 U.S.C. § 1.1。起訴書第一項指控被告同意通過提高票價、取消折扣票價和設定票價限制來固定價格。這項指控稱，被告通過使用 ATP 的票價傳播服務來達成這些協議；政府認為，被告利用這些服務來交換建議，協商票價變化，並以一個或多個市場的票價上漲換取其他市場的票價上漲。

訴狀的第二項指控稱，被告同意創建、維護、運營和參與 ATP 傳播系統，其方式不必要地促進了被告及其同謀者協調票價變化的能力。政府認為，由於這些協議，消費者為機票支付了更高的價格。

訴狀要求禁止被告在票價方面相互達成協議，並禁止傳播有關擬議的票價變化的信息，使被告能夠串通和非法地提高價格。

最終法院判決結果為不禁止航空公司將票價的設定交給 ATP 傳播系統；

---

<sup>137</sup> <https://www.justice.gov/atr/final-judgment-us-v-airline-tariff-publishing-company-et-al> (法院最終判決結果)(最後瀏覽日期：2022/11/27)。

若是通信有助於建立、實施或修改航空公司的聯合運輸、代碼共享等，也不禁止任何航空公司之間的通信。但禁止航空公司相互確定同意穩定或提高票價，以及傳達除剩餘票價艙位以及旅遊條款外的其他票價資訊。

## 二、案例二：American Tobacco Co. v. United States 328 U.S. 781, 809-10 (1946)<sup>138</sup>

### (一) 機制：領導與跟隨

美國煙草公司 (American)、Liggett and Myers 煙草公司 (Liggett) 和 R.J. Reynolds 煙草公司 (Reynolds) (兩家為占主導地位的捲煙公司) 共同佔有全國香煙生產市場份額的至少 68%，且經常性超過 75%。這些主導性的香煙公司以相同的方式銷售香煙：以批發價格向「批發商」出售，批發商再將香煙轉售給便利商店等零售商。當其中一家占主導地位的香煙公司改變其價格時，其他公司也會改變其價格以配合。在 1931 年，煙草葉的成本是自 1905 年以來最低的。然而，儘管生產成本如此低廉，Reynolds 卻提高了其最受歡迎的香煙售價。同一天，American and Liggett 也將其最受歡迎的香煙價格提高到與 Reynolds 相同。但因菸草的成本低廉，任何一家占主導地位的香煙公司都沒有提高價格的理由。被告被指控密謀壟斷和違反《謝爾曼法》的壟斷行為。美國肯塔基州東區地區法院判定占主導地位的香煙公司有罪。上訴法院維持原判。美國最高法院批准了對違反《謝爾曼法》第 2 條的定罪的訴訟請求。

政府提出的證據顯示，儘管 American、Liggett and Myers 煙草公司和 R.J. Reynolds 煙草公司之間沒有發現書面或明示的協議，但它們的做法包括明確的交易方式。這明顯使陪審團相信存在一個結合或聯合行為，以固

---

<sup>138</sup> <https://www.quimbee.com/cases/american-tobacco-co-v-united-states>  
<https://caselaw.findlaw.com/court/us-supreme-court/328/781.html> (last visited on date: 2022/11/27)

定和控制國內煙葉的價格和做法，既對貿易有所限制，又在這些市場中建立了一個幾乎不可突破的防禦，以防止潛在競爭對手進入這些市場。判決還顯示，陪審團發現請願者合謀操縱價格並排除其主要產品分銷和銷售中的不良競爭。

根據《謝爾曼法案》第 2 條的規定，在目前的案件中，被告被發現合謀建立壟斷，並具備建立和維持壟斷的能力和意圖。如果認為他們不屬於《謝爾曼法案》的禁止範圍，將會削弱該法案的效力。因此，根據該法案第 2 條的指示，審判法院的判決被確認有效，上訴巡迴法院的判決被維持。

### 三、案例三：**Brooke Group Ltd. v. Brown and Williamson Tobacco Corp., 509 U.S. 209 (1993)**

#### （一）機制：自發性平行行為

捲煙製造是高度集中的產業，市場上有六家公司主導。包含本案的兩家公司 Liggett 和 Brown and Williamson。1980 年，Liggett 開發一款新的普通香煙，售價比品牌捲煙低 30%，Brown and Williamson 以犧牲品牌煙為代價進入市場，到了 1984 年，非專利品的煙佔 4%的市場，造成品牌香煙市場份額下降，為討回市占率 Brown and Willamson 掀起與 Liggett 的價格戰，但價格戰最終以 Brown and Williamson 虧本出售的非專利品煙而告終。

Liggett 控訴 Brown and Williamson 給批發商數量回扣是一種差別取價，違反§ 2(a) of the Clayton Act。Liggett 聲稱回扣是掠奪性定價 (Predatory Pricing) 計劃的一部分，Brown and Williamson 以低於成本的價格來迫使 Liggett 提高普通香煙的價格，保護 Brown and Williamson 在品牌香煙上的超競爭利潤。

法院認為 Brown and Williamson 的行為沒有對競爭造成損害，因市場上非專利品煙的增長率沒有放緩，且各個製造商在經濟領域的價格上並沒

有發現明確的協調。上訴法院維持原判決，認為寡頭壟斷者之間自發性平行行為不會在超低價 (Predatory Pricing Setting) 環境中產生損害。認為 Ligget 憑低於成本定價的證據並不足證明 Brown and Williamson 造成市場競爭上的損害。

## 第四章 演算法定價相關文獻

與演算法定價和默式聯合行為相關的文獻可以粗分為兩類：第一類是用模擬的方式檢視演算法定價如何達成默式聯合行為；第二類則用實證性估計方法檢驗演算法定價的採用與市場價格（默式聯合行為是否成立的指標）間的關聯。這兩種方法互為補充：我們可以將模擬的方法視為理論性的研究；在不同的情境設定下，演算法定價下的價格會如何演進。而實證性估計方法則可以檢視市場實務的特定情境，了解廠商如果運用演算法，價格在實際上會如何變化，並評估其對經濟效率的可能影響。為了清楚地呈現本研究所欲提出的檢驗程序，以下先說明第二類文獻中的估計方法，後說明第一類文獻中的模擬方法。

### 第一節 與演算法定價相關的實證性文獻

雖然本研究的議題很重要，但由於所需的資料龐大且難得，因此與演算法定價相關的實證性文獻很少，本研究整理有三篇，分別為 Assad et al. (2020)，Musloff (2022) 與 Wieting and Sapi (2022)。

Assad et al. (2020) 採用高頻數據研究德國的零售汽油市場定價<sup>139</sup>，因為作者並未直接觀察到加油站是否採用演算法程式，因此採用被認為與使用定價軟體相關的定價行為變數（其中包括 (1) 一天內價格變化的次數、(2) 價格變化的平均幅度、以及 (3) 回應對手的價格變化所需的時間），並且配合 Quasi Likelihood Ratio (QLR) 方法，在結構改變日期未知的條件下，進行結構性測試 (Structural Break) 來識別加油站是否採用演算法（相關軟

---

<sup>139</sup> 高頻數據的頻率，依不同的產業有不同的判斷。例如：若是涉及 Bol.com 與 Amazon.com 的資料，則須參考該類網站之說明。由於本計畫將蒐集本地網站的價格數據進行研究，因此實際資料變動的頻率，需在計畫執行過程中方能得知，並予以確實的敘述。

體) 定價。如果一個加油站在特定的短期間內，在三項行為變數中發現至少有兩項發生了結構性改變，則將該加油站視為演算法定價的使用者。經過測試，作者發現約有 30% 加油站的價格資料具有結構性改變的現象而有採取演算法定價的嫌疑。

由於加油站是否採用演算法係屬內生決定，因此作者以品牌的總部是否採用人工智慧演算法的決策以及加油站點附近區域網際網路的有無與通訊品質為工具變數。經由工具變數迴歸，發現油價的變化與市場中採用演算法的情況有關。作者發現，平均而言，壟斷市場的利潤率變化並不顯著，在非壟斷市場如果有加油站採用演算法，其利潤率將提高 9%。如果將焦點轉向雙邊壟斷市場，且如果沒有站點採用演算法定價，或只有一個加油站採用演算法定價，則市場的利潤率不會改變。如果兩個廠商都採用演算法定價，則利潤率會增加 28%，而與文獻中關於零售市場協調效果 (Coordination Effect) 的估計結果一致 (例如 Clark and Houde 2013, 2014; Byrne and de Roos 2019)。

Musloff (2022) 採用了向 Amazon.com 第三方賣家提供服務的重新定價公司 (Repricer) 之高頻數據與定價規則為例，說明演算法對於價格競爭的影響。Amazon 在銷售商品時採用的方式是將同質性商品列於同一商品頁，並將其所推薦的商品列入視覺上較顯眼的購買框 (Buybox)，而其他廠商的商品則置於視覺呈現上較小且不顯眼的其他產品參考框中。根據作者的調查，平均而言，Buybox 的銷售額占同款商品的比例高達 83%，且能維持最低的價格是產品位列於購買框中的最重要因素，因此零售商 (包括球員兼裁判的 Amazon 零售商) 會競相壓低價格以贏得 Buybox。在此條件下，按照推理，同質性商品的價格應該會如 Bertrand-Nash 賽局所預測收斂至零售商品的邊際成本。然而作者發現 Amazon 商品中 Markup 的中位數是

18.62%，且大部分商品的 Markup 遠高於此140。作者認為賣方之所以能避免 Bertrand-Nash 的競爭價格結果，主要是因為其將重新定價的工作委託給外部公司所提供的演算法，且允許賣家以零成本頻繁的重新定價 (Reprice)，並定期使用其內建的「重置」(Resetting) 策略，特別 Amazon 自有的零售商會定期的在夜間啟動「重置」價格，將價格提高，並重啟新一輪的頻繁降價。如此，平均而言就能有效地促使競爭對手提高價格，且商品的價格模式會呈現如 Maskin and Tirole (1988) 所提出，在動態定價模型中作為 Markov-Perfect 均衡存在的 Edgeworth 循環。但在此，因前述重置效果，兩零售商同時落於競爭價格的期間短，且非用於懲罰聯合行為的背叛。作者也認為，只要現行的定價技術保持不變，循環的現象會更加普遍，且商品價格在未來可能會大幅增加。

Wieting and Sapi (2022) 採用荷蘭和比利時最大的線上零售市場 Bol.com 中 2,800 多種熱門產品在兩個月內的高頻數據，探索採用演算法賣家在線上零售平台上維持聯合行為的潛力，與演算法定價和商品價格間的關聯。Bol.com 在格式、功能、產品和第三方重新定價軟體的可得性等各方面都與 Amazon.com 非常相似。與 Amazon.com 相同，Bol.com 在其介紹商品的網站頁面也設有配附「購買框」(Buybox) 的主要產品頁面，以及相對來說並不顯眼「比較其他賣家」的頁面。此外，同於 Amazon.com，在 Bol.com 中取得「購買框」的賣家也可以得到大部分的同款商品銷售比例，因此商品賣家有誘因採用演算法協助其調整價格以爭取列於購買框。作者發現在 Bol.com 的經營環境中，存在著許多支援動態演算法定價軟體提供商，有趣的是，這些軟體提供商並不隱藏提高價格並避免競爭的意圖。

---

<sup>140</sup> Amazon 商品的 markup，主要出自 Musloff (2022) 的論文第三頁的附註 3。其文中提及他蒐集到了產品的銷售價格  $p$ 、為完成銷售支付給亞馬遜的費用  $f$  以及賣家報告的商品成本  $c$ 。並將 markup 定義為  $[p/(c+f)]-p$ 。相較之下，依據本計畫現有的資源與規劃，僅可能蒐集到商品價格，也因此預期的計畫成果中不會包括邊際成本與利潤率的估算。如果未來在計畫的執行過程中，另有機緣能接觸與成本有關的資料，方能加入邊際成本的估算與利潤率的計算。

由於作者並沒有可以顯示賣家是否採用演算法的直接證據，因此參考了類似 Chen et al. (2016)<sup>141</sup> 的方式，以 (1) 在一定的期間內改變定價的次數以及 (2) 賣家的價格與其它的價格（例如最低價格、第二低價格、Bol.com 的價格、任何競爭對手的價格）間的關聯性兩種準則判定賣家是否採用演算法定價（但最終作者僅採用第一種方法，而將第二種方法用在檢視穩健性估計的結果）。在確認商品採用演算法定價後作者歸納出演算法賣家的五種價格變化模式，其中包括：(1) 上下抖動（該文稱之 Jitter Up and Down），(2) 突升但緩降（該文稱之為火箭和羽毛, Rockets and Feathers），(3) 緩升而突降（該文稱之為氣球和石頭, Balloons and Rocks），(4) 區間跳動（該文稱之為價格交替, Alternating Price）與 (5) 隨機跳躍（該文稱之 Random Jumps）。

作者從實證估計中發現：(1) 採用演算法服務賣家競爭最終可能提高或降低購買框的價格，而並非只可能提高價格。(2) 與聯合行為一致，演算法會從競爭者的存在中獲益：如果同質性商品中有兩個賣家用演算法相互競價並且市場上有中等數量的賣家，則最終商品價格會特別高。(3) 演算法賣家更有可能贏得進入 BuyBox 的機會，這也代表消費者可能更頻繁地面臨高漲的價格。(4) 在競爭者夠多的情況下，演算法賣家會加劇競爭，降低購買框的價格，所以演算法賣家也可能會增進效率。(5) 演算法可以降低手握多種產品的獨占賣家（某些賣家的上架商品超過 40,000 種）之市場價格；相較之下，如果採用的是傳統的定價方式，則難用手動的方式調整如此多種類的產品價格，而自動化的代理程式 (Agent) 則可能調降這麼多項產品的價格。由於從實證的研究結果中發現演算法定價並不會只提高價格，作者認為在相關的政策制定過程應該要謹慎地考慮聯合行為的風險和保持潛在效率間的權衡。

---

<sup>141</sup> Chen, L., Mislove, A., and Wilson, C. (2016). "An Empirical Analysis of Algorithmic Pricing on Amazon Marketplace," *Proceedings of the 25th International Conference on World Wide Web*, 1339–1349.

從這三篇演算法相關的實證性研究，可以發現：(1) 當特定產品市場賣家數量不多，甚至形成雙占狀態時，相關業者若採行演算法定價，能有效提高產品價格形成類似聯合行為之結果。但在實務上，於由於市場中廠商數具有內生性，也因此仍需觀察相關市場結構。(2) 演算法定價除了提高價格，也有可能降價，但與 Maskin and Tirole (1988) 用於懲罰背叛聯合行為的價格變動模式較不相同，且因重置效果，使兩零售商同時落於競爭價格的期間較短。也因此，在制定與演算法定價相關的政策要考慮持潛在效率與聯合行為的風險間的權衡。

## 第二節 與演算法定價有關的模擬方法

以下與演算法定價有關的模擬方法主要彙整自 Calvano et al. (2020), Sanchez-Cartas and Katsamakos (2022a) 與 Hettich (2021)。方法包括粒子群最佳法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 與常見的 Q 學習法 (Q-Learning)。此外，為改善 Q 學習法，近期又有深度 Q 學習 (Deep Q-Learning)。

### 一、粒子群最佳法

粒子群最佳法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是由 Kennedy and Eberhart (1995) 提出的最早版本的演算法。該演算法可視為一群粒子在多維度的空間移動，每個粒子對應在空間上都有一個數值代表優劣，粒子在空間移動的方向與速度會受到該粒子自身迄今的歷史最佳解和迄今的群體最佳解所引導，透過相互合作來找尋群體最佳的數值解。例如：雁群為找尋地方過冬，此時每隻雁可以視為一粒子，而整個雁群就是 PSO 的群體。而每隻雁的飛行並非獨立而是和其他雁協同找尋。當某一隻雁發現有一個更適合的位置時，它除了立刻調整飛行方向和速度，也會參考其他的雁迄今

找尋到最適合的位置以調整飛行。而該雁若找到迄今群體最佳的位置，其他雁的飛行也會受到影響，故屬於整個雁群的協同搜尋。如此透過不斷地更新粒子的位置和速度，直到滿足停止條件，以找到群體的最佳解。這個演算法收斂速度快且不需要梯度信息，故被廣泛應用於最大或最小化的最佳求解。而根據前述概念該演算法納入與已知個體與群體最適點的距離來調整速度，之後也加入慣性權重 (Inertia Weight, 以下以  $W$  代表) 以控制搜尋中開發 (Exploitation, 也就是大範圍的搜索) 和探索 (Exploration, 也就是局部範圍的搜索) 的屬性。

以廠商的價格尋找為例，若廠商有  $K$  個潛在的探索價格粒子， $i = 1, \dots, K$  為第  $i$  個粒子。若  $V_{i,t}$  代表由  $t-1$  期到  $t$  期粒子  $i$  的價格調整幅度 (又稱為演化速度, Evolutionary Velocity)。  $P_{i,t-1}$  為粒子  $i$  的價格， $P_{i,t-1}^p$  為粒子  $i$  從一開始到  $t-1$  期粒子  $i$  搜尋到的最佳反應價格 (使利潤最高者)， $P_{t-1}^g$  為群體從一開始到  $t-1$  期搜尋的最佳反應價格 (上標  $p$  表示個體迄今最佳結果，上標  $g$  表示個體迄今最佳結果)，則  $V_{i,t}$  與  $P_{i,t}$  的調整分別為：

$$V_{i,t} = WV_{i,t-1} + l_1 u_1 (P_{i,t-1}^p - P_{i,t-1}) + l_2 u_2 (P_{t-1}^g - P_{i,t-1}) \quad (1)$$

$$P_{i,t} = P_{i,t-1} + V_{i,t} \quad (2)$$

其中，式 (1) 等號右邊三項由左到右分別代表調整慣性、粒子個體認知調整與群體的社會學習，學習參數  $l_1$  與  $l_2$  能使粒子  $i$  向自己的歷史最佳點  $P_{i,t-1}^p$  與群體內歷史最佳點  $P_{t-1}^g$  靠近，而  $u_1$  與  $u_2$  則為介於  $[0, 1]$  的隨機值。此外，當慣性權重  $W$  越大則調整的速度就越快，愈能大範圍地尋找，而使群體扮演開發者的角色；相反地，若  $W$  越小則調整的速度就越慢，此時就像局部範圍細緻的搜索，而使群體扮演探索者的角色。

若希望一開始廣泛地開發，但隨後轉為局部探索，則可依下式讓慣性權重隨時間調整：

$$W_t = c (1 - W_0)^t$$

其中  $W_0$  為小於 1 的正數而  $c$  為正數。另也可採用線性遞減方式。此外，若要使一開始粒子著重於自身的歷史學習但之後著重於群體的訊息，則可以讓學習參數  $l_1$  遞減但讓  $l_2$  遞增。為避免調整速度太快或太慢，也可以將調整數值限制在一個區間  $[V_{min}, V_{max}]$ ，若  $V_{i,t}$  小於 (或大於) 此一區間，則以  $V_{min}$  ( $V_{max}$ ) 來替代。

演算法的操作流程如下，步驟 (A) 隨機抽取  $K$  個價格，指派給各搜尋粒子；步驟 (B) 依照式 (1) 與式 (2) 分別更新各期各粒子的調整幅度，並紀錄  $P_{i,t}^p$  與  $P_t^g$ ，進行迭代，若要避免超出範圍或進行參數調整，也在此一階段進行；步驟 (C) 若迭代超過某最大次數，或是群體最佳價格或利潤變動小於某一精準度，則取對應的  $P_t^g$  值作為最適化後的解，反之則繼續進行步驟 (B)。本方法所用的參數不多，概念簡單易於操作，所需記憶容量也較小。

## 二、Q 學習法

Q 學習法屬於強化式學習 (Reinforcement Learning) 的一種，是以環境回饋而不需要先知道賽局 (或市場) 的結構，找尋最佳報酬 (利潤) 策略的機器學習方法。若環境狀態  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$  有限且潛在可採的行動  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$  也有限，並令第  $t$  個迭代下所選的行動  $a^t$  在環境狀態為  $s^t$  下的報酬為  $\pi^t = R(s^t, a^t)$ ，且會產生後續新的狀態  $s^{t+1} = s_{ij}^{t+1} \in S$ 。Q 學習法的任務就是將狀態  $s_i, i=1, \dots, m$ ，下採取行動  $a_j, j=1, \dots, n$ ，的價值  $Q(s_i, a_j)$  發掘出來，以找到最適的行為策略。這個學習法是基於貝爾曼方程 (Bellman Equation) 所設計出來的，為動態規劃 (Dynamic Programming) 達到最佳化的必要條件。其主要的學習規則就是估計的新價值：

$$\begin{aligned}
Q(s_i, a_j)_{new} &= Q(s_i, a_j)_{old} + \mu(R(s_i, a_j) \\
&\quad + \gamma (\max_{a \in A} Q(s_{ij}, a) - Q(s_i, a_j)_{old})) \\
&= (1 - \gamma)Q(s_i, a_j)_{old} + \mu(R(s_i, a_j) + \gamma (\max_{a \in A} Q(s_{ij}, a))) \quad (3)
\end{aligned}$$

其中， $\mu \in [0, 1]$  為學習率 (Learning Rate)，越大表示越受報酬與後續新狀態下之價值 ( $s_{ij} \in S$ ，係由  $(s_i, a_j)$  下所衍生的狀態) 的影響， $\gamma \in [0, 1]$  為折現因子 (Discount Factor)，越小代表越不重視後續未來的報酬，而重視當下報酬。

演算法的操作流程如下：步驟 (A) 初始化，給定  $\mu$ 、 $\gamma$  與報酬矩陣/函數  $R$ ，並將價值矩陣  $Q$  (為  $m \times n$ ) 初始化為 0 的  $m \times n$  矩陣。步驟 (B) 隨機抽取狀態  $s_i$ ，步驟 (C) 選取該狀態下的行動  $a_j$ ，步驟 (D) 得出  $R(s_i, a_j)$  與  $s_{ij} \in S$ ，並帶入當下價值矩陣  $Q$  能使  $Q(s_{ij}, a)$  值最大的行動，利用式 (3) 更新  $Q$  矩陣。步驟 (E) 檢查  $s_{ij}$  是否已到達中止條件，若沒有繼續由  $s_{ij}$  狀態進行步驟 (C)~(D) 來更新  $Q$  矩陣，直到終止條件達成。步驟 (F) 當終止條件達成，則回到步驟 (B) 再隨機抽取狀態。其中步驟 (B) 到 (E) 整體稱為一個回合 (Episode)，該方法就是進行多個回合直到  $Q$  矩陣收斂。

當然這樣的方法可以再進一步做一些改進。如同其他的演算法，研究者可能希望先將可能的狀態與行動組合做一探索，進而開發最佳行為，這時可採用探索的貪婪模型 (Greed Model of Exploration)，也就是步驟 (D) 之式 (3) 中有關狀態  $s_{ij}$  下的最佳反應  $\max_{a \in A} Q(s_{ij}, a)$  只取  $1 - \epsilon$  的機率採用，若採用則繼續進行先前介紹的方法，但另有  $\epsilon$  的機率是採用在狀態  $s_{ij}$  下隨機抽取行動  $a_{ij,r}$  所得到  $Q(s_{ij}, a_{ij,r})$ ，並由  $(s_{ij}, a_{ij,r})$  回到步驟 (D) 繼續進行後續的步驟。此時可讓該機率隨時間而改變

$$\epsilon = e^{-\beta t}$$

其中  $\beta$  為一正數，該值越大表示探索狀態與行動組合的機會隨時間變得更小。雖然 Q 學習法所需要的參數也相當簡要，但其主要的缺點：就是收斂速度慢；要追蹤各種可能的行動（在本計畫廠商的行動為價格的訂定）與狀態，若行動的範圍很廣，則可能造成運算的維度問題 (Dimensionality Problem)<sup>142</sup>；而且以前述矩陣進行時，當行動或狀態是連續變數時，可能會產生偏差。

### 三、深度 Q 學習法

鑒於 Q 學習法前述的缺點，以及當狀態和行為的個數變多時，Q 矩陣也會隨之擴大，如此巨大的 Q 矩陣是難以學習的。DeepMind 公司於 2015 年發表結合深度學習與強化學習的深度 Q 學習法 (Deep Q-Learning)。利用深度神經網路 (Deep Neural Network) 取代生成離散且過大的 Q 矩陣，如此修正，狀態和行動也可以連續化。

深度神經網路主要是由神經元 (Neuron) 堆疊組成，在輸入向量以及輸出向量之間做數層的隱藏層 (Hidden Layer) 去做運算學習，而每個隱藏層都由數個神經元組成，神經元的基本運算為  $\sigma(W^T \mathbf{x} + \mathbf{b})$ ， $\mathbf{x}$  為輸入向量，而  $W$  為權重 (Weight)、 $\mathbf{b}$  為偏權值 (Bias)，兩者是深度神經網路所要學習的參數， $\sigma$  為激活函數 (Activation Function)，通常為一個非線性的函數去做轉換。學習的方法會由定義一個損失函數 (Loss Function) 去量化深度神經網路預測值跟輸出向量之間的差距，藉由對損失函數做反向傳播演算法 (Backpropagation) 以更新參數，做為深度神經網路的學習。

而深度神經網路在強化學習上選擇的方法主要有以下兩種：

---

<sup>142</sup> Schmidhuber, J. (2000). "Evolutionary Computation versus Reinforcement Learning," *Proceedings of the 26th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. IECON 2000. 2000 IEEE International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation. 21st Century Technologies, Nagoya, Japan, 4, 2992–2997.*

### (一) Policy Based :

是基於「策略」的方式去設計深度神經網路，以狀態為輸入，輸出為各個行動的對應機率，從而選取最大機率行動為策略，這也叫做策略函數。以此為模型設計目標的訓練資料通常較難以取得，並且更新神經網路的方法沒有那麼直接。

### (二) Value Based :

是直接去學習 Q 值的方法，此方法的輸入為狀態和動作，輸出為此狀態和動作所造成的 Q 值，如此模型設計目標則是利用深度神經網路直接取代 Q 矩陣。

除了以上兩種主要的深度強化學習模型設計以外，在深度 Q 學習的訓練中還使用了下列技巧使訓練更為穩定：

#### 1. 利用經驗重播 (Experience Replay) 於訓練過程中：

將經驗  $(s^t, a^t, \pi^t, s^{t+1})$  存於記憶體中，於訓練模型時隨機抽取，由於使用循序選取，資料關聯性大，容易獲得局部最適解，故隨機抽取可破壞經驗中沒有必要的時間關係。且也不用頻繁地抓取新資料，利用舊資料也可以進行訓練。

#### 2. 固定目標網路 (Target Network) 來處理偏差值：

在訓練資料中的 Q 值使用 Temporal Difference (TD) 學習法，其計算為：

$$Q(s^t, a^t) = \pi^t + \gamma(\max_{a \in A} Q(s^{t+1}, a)), a \in A$$

上式中等號右邊的 Q 值就是由自身深度神經網路去計算得出來的結果；但每次深度神經網路更新後修改會造成 Q 值學習的不穩定，將上式拆解成訓練等號左邊價值函數的評估網路 (Evaluation Network)，以及等號右邊最適反應的目標網路 (Target Network)，並讓目標網路經過固定一段期間

再直接從評估網絡得到的深度神經網路函數關係來進行更新。

### 第三節 利用演算法進行模擬的相關文獻

以下為演算法定價的實驗性文獻的彙整，共有七篇，以資料來源、演算法、競爭設定與作者（年分）進行分類。由下表可以發現幾乎所有的資料來源皆為模擬資料、演算法也主要採用 Q-Learning，而競爭的設定也多採用單純的 Cournot 或 Bertrand 的競爭結構設定。議題則主要關注演算法的應用、演算法的品質、廠商是否對稱/不對稱的採用演算法對於競爭結果的影響。

表 4-1 演算法定價的實驗性文獻的彙整

作者(年分)	資料來源	演算法	競爭設定	主題
Brown and McKay (2021)	非處方過敏藥品	沒特別說明	Bertrand	廠商採用計算速度不同的演算法時對於競爭的影響
Calvano et al. (2021)	模擬資料	Q-Learning	Simultaneous Cournot	演算法在不完全監控的條件下是否能學會聯合行為
Werner (2022)	模擬資料	Q-Learning	Bertrand	演算法與人工定價形成的定價組合對競爭的影響
Klein (2022)	模擬資料	Q-Learning	Sequential Bertrand	演算法是否能學會聯合行為
Asker, Fershtman, and Pakes (2022)	模擬資料	Q-Learning	Bertrand	不同學習路徑的演算法對市場競爭的影響

Meylahn and den Boer (2022).	模擬資料	Q-Learning	Bertrand/複合性 SAPA	廠商在採用不同的演算法時對於競爭的影響
Sanchez and Katsamakos (2022b)	模擬資料	Q-Learning、Particle Swarm Optimization algorithms (PSO) 以及 Price-matching algorithms	Bertrand	平台業者採用演算法定價時對平台競爭的影響，以及當平台使用相同或不同演算法時所得到的均衡結果變化。

以下分別就表 4-1 所列示論文依序概述文章內容：

### 一、Brown and McKay (2021)

Brown and McKay (2021)<sup>143</sup> 主要探討定價演算法對線上零售商在市場競爭上的影響。關於廠商的定價行為，作者彙整了三種情況：(1)廠商會定期更新其價格，且每家零售商在更新價格的頻率上有很大的差異，這與標準競爭模型中的同時行動假設有異。(2)擁有最快定價技術（更新頻率較高）的零售商可以快速對較慢（更新頻率較低）的競爭對手價格變化做出反應，這與使用自動定價演算法的結果相符。(3)擁有更快定價技術的零售商可以持續降低相同產品的價格。以上情況突顯了定價演算法的特點，而作者依此檢驗定價演算法對價格水準、價格差異（不同零售商會對相同產品訂定不同價格）的影響。

作者收集了美國五家線上零售商的非處方過敏藥品（同質產品）的每小時價格數據進行分析。這些零售商在過敏藥品類別中屬於五個收入最高的電商。

<sup>143</sup> Brown, Z. Y., and MacKay, A. (2021). "Competition in Pricing Algorithms," National Bureau of Economic Research, No. w28860.

基於上述 3 種情境，作者採用 **Bertrand** 競爭模型，在寡占的環境下進行分析<sup>144</sup>。假設其中兩家零售商可以選擇不同的演算法定價（作者未特別說明其所使用的演算法），而這些技術可以不同的頻率來更新價格。假設每家零售商  $j$  可以在  $t=0$  和之後的每個間隔（頻率） $T_j$  更新價格，並將零售商  $j$  的定價頻率參數化為  $\gamma_i=1/T_j=\alpha_j*\theta_j$ ，其中  $\theta_j$  代表該零售商更新定價技術的頻率，而  $\alpha_j$  代表定價技術自動更新價格的頻率， $\gamma_i$  值越高的零售商，可以越頻繁的更新其價格。每家零售商的定價技術可能取決於競爭對手當前價格的函數，即  $p_{jt}=\sigma_j(\hat{p}_{-jt}, x_t)$ ，其中  $\hat{p}_{-jt}$  代表最近觀察到的競爭對手的價格， $x_t$  代表觀察不到的變數（例如成本衝擊或需求衝擊），但為了簡化分析，作者定價技術表示為  $\sigma_j(\hat{p}_{-jt})$ 。

在  $t=0$  時，每家零售商的策略由  $(p_{j0}, \sigma_{j0}(\cdot))$  組成，其中  $p_{j0}$  是在更新定價技術時確定的價格，定價技術的更新頻率由  $\theta_j$  確定，對於每個  $t \in \{0, 1/\theta_j, 2/\theta_j, \dots\}$ ，零售商  $j$  服從  $(p_{jt}, \sigma_{jt}(\cdot))$ 。需求會在連續時間內發生一個非負的消費者數量  $m(t)$  在時間等於  $t$  時發生。為簡化分析，假設消費者的分佈在時間上是穩定的，因此在任何時間的需求是相同的。在給定需求和價格  $(p_1, p_2)$  的情況下，零售商  $j$  的即時利潤為：

$$\pi_j(p_1, p_2) * m(t)。$$

作者依據上述的三種設定以及演算法的特徵，可以用三種情境檢視定價技術對價格水準與價格差異化的影響，其分別為不對稱頻率（Asymmetric Frequency），不對稱承諾（Asymmetric Commitment）與對稱承諾（Symmetric Commitment）：

不對稱頻率：考慮沒有承諾（演算法保證競爭對手價格改變時自己一定會改變價格）且廠商定價頻率不同的情況。在這種情況下，價格的更新頻

<sup>144</sup> 雖然作者有五家廠商的資料，但由於本研究關注的重點在於零售商在定價技術或承諾定價策略方面存在非對稱時的零售商定價行為，所以其分析架構皆為雙占。

率對應於定價技術的更新頻率 ( $\gamma_1=\theta_1$  和  $\gamma_2=\theta_2$ )。

不對稱承諾：考慮一種非對稱承諾的情況，其中只有一家零售商擁有演算法定價的技術，並承諾根據競爭對手的價格自動更新自己的價格 ( $\gamma_1=\theta_1=1$  和  $\gamma_2>\theta_2$ )。

對稱承諾：短期且具有對稱承諾的情況，且兩家零售商擁有相同的定價技術（代表擁有相同的參數  $(\gamma, \theta)$ ），而短期承諾是指零售商可以在短時間內承諾價格，過期之後可以再次更新自己的價格。

經過推導與證明，作者發現在非對稱頻率下，均衡價格依賴於定價頻率較快的零售商的最佳反應函數，且均衡價格介於 **Bertrand** 與 **Stackelberg** 的均衡價格間；如果廠商生產的是替代性的產品且定價策略具互補性（價格間呈現正相關），則兩家零售商將達到更高的價格，其中，較快的廠商的價格低於較慢的廠商；在非對稱承諾下，第二家零售商將其最佳反應函數當作其定價技術時，與 **Bertrand** 均衡相比，兩家零售商也會產生更高的價格，且第一家零售商可以根據第二家的反應函數來極大化自己的利潤；在對稱承諾下，當兩家零售商在短期內都承諾時，即是在定價技術相同的情況下，兩家零售商都能產生比 **Bertrand** 均衡還要高的價格與利潤。

綜合來說，作者發現即使用簡單的定價結構也可以使價格超過 **Bertrand** 競爭均衡，且是透過非聯合行為手段來接近聯合行為的結果。如果要防止這類價格上漲，政策制定者必須限制零售商對競爭對手價格的變化做出反應的能力。此外，如果零售商間在定價技術上存在差異，則會導致相同產品的價格持續存在差異。

## 二、Calvano et al. (2021)

Calvano et al. (2021)<sup>145</sup> 主要研究分析 Q-Learning 演算法在經過足夠時

---

<sup>145</sup> Calvano, E., Calzolari, G., Denicolo, V., and Pastorello, S. (2021). "Algorithmic Collusion

間的不完善學習下，是否可以在 Green and Porter (1984)<sup>146</sup> 所建構的不完善監測 (Imperfect Monitoring)<sup>147</sup> 的環境中學會聯合行為。Green and Porter (1984) 在其論文中的主要設定為不完善監測下的重複互動模型：在每一期的互動中，廠商進行 Cournot 競爭，並考慮需求可能會隨機變動，而廠商只能觀察到競爭對手的價格。由於需求具有隨機性，廠商無法觀察到對手的產量，因此被稱為不完善監測。聯合行為的穩定性依賴廠商對於「價格戰 (Price Wars)」的承受度來維持，亦即，廠商會對偏離聯合行為時取得的利潤增額與價格戰下的利潤減額間進行比較，如果偏離聯合行為的利潤增額大 (小) 於價格戰的利潤損失，則廠商 (沒) 有誘因偏離聯合行為的協議。為了維持聯合行為的穩定性，一般聯合行為下的利潤會處於壟斷性利潤與 Cournot 均衡利潤間，而當價格戰發生時 (可能是因為觀察到競爭對手的價格低於設定的門檻或自身的需求受到負向衝擊時)，基於利潤考量，價格戰不會永久持續，而在若干時期後會回復到聯合行為下的產量。

為了簡化分析，本研究假設所有廠商皆使用 Q-Learning 演算法，這樣的設定有助於比較結果，並確定不完善監測的具體影響效果。在運算的過程中，每組參數值都可以勾勒出一個獨特的實驗 (Experiment)，在其中可以對賽局的進展進行數字運算。而因為作者用隨機的方式抽取需求的截距項、初始價格 (Action) 與初始數量狀態 (State)，所以求解的進展也是隨機的。為了減少其不確定性，作者在每個實驗中運轉 1,000 次後再取平均值，且在 1,000 次中演算法都會和相同對手反覆的應對，直到演算法的行為達到穩定均衡為止，作者稱此方式為「極限策略 (Limit Strategy)」。

作者發現，在不完善監測的環境下，使用演算法確實減少了產量，且產量在早期階段就已經低於競爭均衡下的產量，並隨著學習的過程而持續下

---

with Imperfect Monitoring," *International Journal of Industrial Organization*, 79, 102712.

<sup>146</sup> Green, E.J., Porter, R.H., (1984). "Noncooperative Collusion under Imperfect Price Information," *Econometrica*, 52 (1), 87-100.

<sup>147</sup> 通常是指廠商無法清楚知道市場上除了自身以外的數量、價格或市場需求。

降。當產量低於非合作均衡 (Non-cooperative) 水準時，追求利潤最大化的公司在短期內可能透過擴大生產來賺取利潤，然而實際上演算法並沒有這樣做，作者認為這可能有兩個原因：一、演算法在學習的過程中遇到困難，或是由於某些限制及信息不完全，使得演算法無法找到利潤極大化的最佳策略；二、演算法在學習的過程中達成了一項協議，即任何擴大產量的情況會在隨後時期受到懲罰，從而使擴大產量這項舉動在長期來看無法獲得利潤。作者指出只有在第二種原因下因為演算法已經學會如何去懲罰偏離協議的行為，才顯示出存在穩定聯合行為的可能。

因此為了確認演算法是否學會懲罰行為，作者將需求分為高低兩種情況並且觀察演算法對於當競爭對手做出產量擴張時的反應。結果發現，在對手有偏離行為時，演算法會給予懲罰，且這個懲罰是暫時的，當經過一段時間後，演算法會逐漸回復到先前的定價。此外，在高需求時演算法所給予的懲罰較為溫和，因在這情況下演算法無法確定對手的偏離行為是真的出於背叛，還是因為受到負向的需求衝擊；相較之下，在低需求時懲罰就較重，因在此條件下並不存在無法確定的風險。

為了評估不完善監測的對聯合行為的影響，作者在相同的經濟環境中對監測是否完善與需求是否不確定兩個象限進行調整並檢視其對利潤率的影響，並得出表 4-2 的結果。表中的數字取決於在監測設定與需求設定的組合下，分子為演算法所得的利潤與 Cournot 均衡間所形成的利潤差，分母為壟斷性聯合行為與 Cournot 均衡間而形成的利潤差，這兩者所形成的比值： $\frac{\bar{\pi}-\pi^C}{\pi^M-\pi^C}$ ，亦即是一種經過標準化的利潤率，其中  $\bar{\pi}$  是在給定監測的設定與需求的設定下的利潤  $\pi^M$  是壟斷性聯合行為下的利潤， $\pi^C$  為 Cournot 均衡下的利潤。

表 4-2 不完善監測的影響

	確定的需求	隨機的需求
完善的監測	84.16%	79.72%
不完善的監測	89.60%	76.25%

註：本表取自 Calvan et al. (2021) 的 Table 2。

舉例來說，在完善監測且需求確定的情況下，利潤率為 84.16%，相較於完善監測且隨機需求的情況 (79.72%)，利潤率約高了 4.4 個百分點。基於上述的基準，可以類似 DID (difference-in-differences) 方法來控制隨機需求的影響，以確定不完善監測的效果--將不完善監測下需求隨機 (76.25%) 和需求確定 (89.60%) 之利潤率的差距差，減去完善監測下需求隨機 (79.72%) 和需求確定 (84.16%) 之利潤率的差距，亦即  $(76.25\% - 89.60\%) - (79.72\% - 84.16\%)$ ，可得不完善監測所導致的利潤減損幅度達到了 8.91 個百分點，並非很大的影響。

作者也考慮了穩健性的測試，增加需求的隨機變動從原先的 10% 增加到 30%，結果發現不完善監測所導致的利潤減損達到 17 百分點，效果一樣顯著。

綜合上述，在不完善監測的環境下，演算法仍能進行聯合行為，且維持聯合行為結果的策略非常複雜，演算法在競爭對手出現偏離行為或受到負向的需求衝擊時皆會進入價格戰，然而價格戰是暫時的，持續一段時間後，會回復到原先的均衡。這樣的研究結果表明，不完善監測並不會成為演算法聯合行為的障礙。

### 三、Werner (2022)

Werner (2022)<sup>148</sup> 主要探究自我學習定價演算法 (Self-Learning Pricing Algorithms) 在市場中定價所形成的聯合行為傾向，並且比較演算法聯合行為與人工聯合行為的情況。作者在不同的實驗組中改變了市場規模及使用演算法定價的廠商數量，證明如果由演算法做出定價決策的情況下，寡占市場出現聯合行為現象的可能性會更高，且在雙占的市場結構下，價格會隨著使用演算法的公司數量增加而微幅上升；在有三家公司的市場中，如果多數公司皆使用演算法且人類賣方缺乏經驗時，演算法會降低市場競爭，朝聯合行為結果收斂。

為了探討利用自我學習演算法進行的定價相對於人類聯合行為的情況是否會更趨於壟斷性定價，作者採用了兩個步驟。第一，測試演算法是否能學會設定超競爭價格並選擇適當的策略來收斂至此價格，以達到聯合行為的結果。第二，進行市場實驗——比較人類相互競爭和與演算法競爭，在實驗中改變演算法和人類在市場中的組成及市場中的公司數量，以觀察人工和演算法在同一環境下的行為，從而分析演算法是否促進了聯合行為。

本研究設立了兩個前提假設，其一，當使用演算法定價的廠商比例增加時，聯合行為的可能性也會增加。其二，在同時有人類和演算法的市場下，隨著市場中公司數量的增加，聯合行為的可能性會下降。作者的研究參考了 Calvano et al. (2020a)<sup>149</sup> 和 Klein (2021)<sup>150</sup> 的方法，使用 Q-Learning 演算法來探討自我學習定價演算法的聯合行為效果，市場架構的設定為 Bertrand 競爭，且市場上有兩到三家生產同質性<sup>151</sup>商品的廠商。實驗設計如

---

<sup>148</sup> Werner, T. (2022). "Algorithmic and Human Collusion," *Working Paper*.

<sup>149</sup> Calvano, Emilio, Giacomo Calzolari, Vincenzo Denicolò, and Sergio Pastorello, (2019). "Algorithmic Pricing What Implications for Competition Policy?" *Review of Industrial Organization*, 55 (1), 155–171.

<sup>150</sup> Klein, Timo (2021). "Autonomous Algorithmic Collusion : Q-learning under Sequential Pricing," *The RAND Journal of Economics*, 52 (3), 538–558.

<sup>151</sup> 目前在文獻上並未發現異質商品的演算法定價問題研究，本計畫也難以對此問題進行

下：令 A 代表演算法，H 代表人類，作者考慮了下列七種情況：3H0A、2H0A、2H1A、1H1A、1H2A、0H2A、0H3A，舉例來說，2H1A 代表的是市場中有兩個人類廠商和一個演算法廠商。每種情況皆會重複進行三次超級賽局 (Supergame)，每個超級賽局中有好幾回合，在同一個超級賽局中進入下一輪的機率為 95%，也可以視為折現率，因對於風險中立的玩家來說，連續機率 (Continuation Probability) 在理論上等同於折現率 (Roth and Murnighan, 1978)<sup>152</sup>。

如前述，作者考慮了沒有任何演算法的情況 (2H0A 和 3H0A) 以及沒有任何人類介入的情況 (0H2A 和 0H3A)。通過比較這些情境，可以了解演算法是否比人類更傾向聯合行為；此外，人類與演算法共同競爭的情境 (即 1H1A、1H2A 和 2H1A) 則可以用來研究人類和演算法之間的互動，檢視在不同的市場規模下，當演算法在市場中所扮演的角色逐漸加重是否會促進聯合行為的現象。

作者的研究發現了以下七個結果：(1) 演算法學會在兩家廠商且無人類 (0H2A) 及三家廠商且無人類 (0H3A) 的市場中設定超競爭性價格，且在兩家廠商的情境下合謀程度顯著高於三家廠商的情境；(2) 在兩家廠商且無人類 (0H2A) 及三家廠商且無人類 (0H3A) 的情況中，演算法學習到可以使聯合行為具有激勵相容性 (Collusion Incentive Compatible) 的懲罰策略，也就是讓參與者有動機按照合謀策略行動，不會去背叛對方，使採取聯合行為成為一個穩定的策略；(3) 演算法根據最大化選擇準則 (Maximization Selection Criterion) 學會了「勝留敗變 (Win-Stay Lose-Shift)」的策略，也就是當現在使用的定價策略獲得高收益則繼續保持該行動，反之，若現在

---

處理，主要的理由是演算法定價的研究主要關注在競爭商品間的價格互動，如果要把不同的異質商品定位在同一市場中競爭的商品，必須先進行相關市場 (Relevant Market) 的定義，而本研究目前所掌握的資料不足以對商品集合進行諸如假設性獨占測試等檢驗。

<sup>152</sup> Roth, Alvin E. and J. Keith Murnighan, (1978). "Equilibrium Behavior and Repeated Play of the Prisoner's Dilemma," *Journal of Mathematical Psychology*, 17 (2), 189–198.

使用的定價策略獲得低收益則改為使用其他行動；(4) 隨著市場規模增加，人類之間聯合行為程度會下降。由於市場規模增加，導致市場價格下降，在演算法市場中降價幅度會比人類市場更大；(5) 在只有兩家廠商的市場中，演算法比人類更容易產生聯合行為的現象。在三家廠商的市場中，演算法在聯合行為方面的表現優於缺乏經驗的人類，但如果人類具有經驗，則市場價格沒有差異；(6) 人類能夠與演算法合作。在只有兩家廠商且人機混合的市場中，演算法某種程度上促進了聯合行為，在三家廠商且人機混合的市場中，聯合行為程度與市場中的演算法數量之間存在正向的非線性關係，如果大多數公司皆使用演算法，市場可能會變得較具壟斷性；(7) 在兩家廠商 (1H1A) 或三家廠商 (1H2A) 的市場中，大多數人類會選擇與演算法合作或試圖利用演算法。在三家廠商 (2H1A) 的市場中，大多數人類會選擇背叛，因為他們無法協調產生聯合策略去對抗演算法，此外，市場結果會依據人類所學習到的策略條件而有所不同。

綜合以上，本研究發現演算法定價可能會削弱競爭性，且演算法學會設定高於競爭市場的價格，並在實驗中發展出懲罰策略。在兩家廠商的市場中，演算法市場總是比人類市場更傾向壟斷的聯合行為，若比較一個人類和一個演算法的市場 (1H1A) 與完全由人類組成的市場，會發現平均的市場價格相近。在三家廠商的市場中，如果只有一個公司使用演算法，市場價格會下降，這是由於演算法所學習到的策略以及人類與演算法協調失敗所導致，但隨著越來越多的公司使用演算法定價，價格則會傾向上升。如果市場上所有公司皆使用演算法定價，則市場價格可能會高於人類市場的價格，然而當人類有機會了解市場環境後，這種效果會逐漸消失。

#### 四、Klein (2021)

Klein (2021)<sup>153</sup> 主要採用了 Maskin and Tirole (1988) 的雙占、依序 (Sequential) 無限重複賽局的設定，檢視 Q-learning 演算法進行定價的結果與 Cartel 的價格均衡間的差異。

Q-Learning 是一種基本且常用的強化學習方式。算法會經由選擇行動 (Action) 所得到的後果進行學習，最終能挑選出一個最佳的行動。理論上，在 Single-agent 的環境下，Q-Learning 會收斂到一個最佳的行動，但當多個相互作用的 Q-Learning 同時進行學習時，並不保證有最佳行動解，而本研究的主要目的就是在透過模擬的方式，探究自主學習的定價演算法是否會得到壟斷性定價的結果。

作者之所以採用 Maskin and Tirole (1988) 的設定則是因為作者認為依序定價的競爭是最自然與合理的競爭結構。在本研究中廠商 1 在奇數期間調整其價格 ( $p_{1t} \in P$ )；在偶數期間則切換由廠商 2 調整其價格 ( $p_{2t} \in P$ )，由於設定賽局為無限重複， $t$  代表期數且  $t \in \{1, 2, 3, \dots\}$ 。假設價格  $P$ ，是一個介於 0~1 的變數，且將其切分為  $k$  個大小相等的間隔 (即  $P \in \{0, 1/k, 2/k, \dots, 1\}$ )， $k$  代表價格跳動的間隔。此外，為簡化分析，作者假設同質性商品，需求假設為線性，且利潤函數中沒有邊際或固定成本。並假設折現因子 ( $\delta \in [0, 1]$ )。

此外，作者也假設廠商的決策僅取決於跟收益直接相關的變數，而在其設定下，這些變數僅限於先前競爭對手的價格  $p_{j,t-1}$  並且不包括如溝通或歷史價格等因素。因此，廠商  $i$  的策略是一個動態的函數  $R_i(\cdot)$ ，其中  $p_{it} = R_i(p_{j,t-1})$ 。在這個設置中，如果條件價值函數 (Conditional Value Function) 對兩家廠商和所有價格都成立，則策略  $R_1$  與  $R_2$  將是 Markov Perfect Equilibrium (MPE)。

---

<sup>153</sup> Klein, Timo, (2021). "Autonomous Algorithmic Collusion : Q-learning under Sequential Pricing," *The RAND Journal of Economics* 52(3), 538-558.

Q-learning 像其他強化學習一樣，由兩個相互作用的模組 (Module) 組成，其中，學習模組 (Learning Module) 處理觀察到的資訊，在本研究中用以估計 Q-函數 ( $Q_i(p_{it}, s_t)$ )，其中  $s_t$  為在  $t$  期的狀態 (State)， $\alpha \in (0, 1)$  為一個步幅參數 (Step-Size Parameter)，其設定決定新資訊會多快地替換掉舊資訊；另一個則是行動選擇模組 (Action-selection Module)。行動的選擇是以隨機的方式 (透過  $\epsilon_t \in [0, 1]$  的機率) 選擇一個價格 (亦即 Explore, 探索)，再用隨機的方式 (透過  $1-\epsilon_t$  的機率) 察覺當前最佳的價格 (亦即 Exploit, 利用)，而作者用簡單的 Uniform Distribution 進行隨機的價格跳動。下表說明模擬的步驟：

表 4-3 模擬的步驟

---

在模擬中，Q-learning 的學習過程

---

- 1 設置需求和學習參數；初始化 Q-function。
  - 2 在前兩期隨機初始化兩家廠商的價格，確保模擬以一個隨機的初始狀態開始。
  - 3 將  $t$  期初始化為 3，並分別將廠商  $i$  和  $j$  初始化為 1 和 2，為了建立有序的定價環境，其中廠商輪流設定價格。
  - 4 設置一格 loop，對模擬中的每一期進行迭代。
  - 5 根據方程 5，更新廠商  $i$  的  $Q_i(p_{i,t-2}, p_{j,t-2})$ 。
  - 6 根據方程 6，設置  $p_{it}$ ，並讓  $p_{jt}=p_{j,t-1}$ 。
  - 7 將  $t$  期更新為下一期，並將廠商  $i$  換成廠商  $j$ ，確保廠商按照順序輪流設定價格。
  - 8 重複步驟 4-7，直到  $t$  等於  $T$  期。
- 

註：本表取自 Klein (2021) Table 1。

作者採用了三種性能指標來評估定價演算法是否有達到雙占均衡？第一種是獲利能力 (Profitability)：藉由觀察每一回合 (共有  $T$  期) 的運算的最後 1,000 期的平均利潤來評估最終的利潤，而使用平均利潤主要是因為定價

是動態的，因此利潤會有起伏，而後再與兩個基準進行比較，一個是壟斷指標--聯合行為下的極大化利潤，另一個則是競爭指標--競爭下極大化的利潤。第二種指標是最適化與 Nash 均衡 (Optimality and Nash Equilibrium)：為了要衡量定價演算法的最適化程度，將  $\Gamma_i$  定義為估計出的  $Q_i$ ，和給定現有競爭對手策略下，最佳的 Q-Function (以  $Q^*_i$  表示) 的比值。其中， $Q^*_i$  並非由演算法所得到的，但是可以藉由在固定競爭對手 Q-function 的條件下，利用 Bellman 方程式設定的動態利潤函數做為目標函數並以持續的變動且迭代入所有價格直到收斂 (亦即該文的第 (5) 個方程式)，以估算出  $Q^*_i$ 。而當兩家廠商的  $\Gamma_i$  都非常接近 1 時 (Tolerance Level=0.00001)，則視其為 Nash 均衡。第三，檢視在所有回合中，Nash 均衡的比例。

在此研究中，所謂聯合行為的均衡是指，當獲利能力大於競爭下的利潤時，而當兩家廠商都處在 Nash 均衡和他們的  $\Gamma_i$  都等於 1 的情況下，就會達到聯合行為的均衡。從作者呈現出的結果可以發現獲利能力多處於競爭指標與壟斷指標間，但可以發現獲利能力還是會有收斂的情形；再看到  $\Gamma$  的部分，隨著 T 的增加， $\Gamma$  約為 97%，因為這是平均的概念，所以還是有廠商會有  $\Gamma$  等於 1 的情況；最後則是廠商達成 Nash 均衡的比例，大約 67%，前面有說只要  $\Gamma=1$ ，廠商就會達成 Nash 均衡；結合上述三點來看，Q-Learning 在定價的行為上是有可能產生勾結的行為。在看到該文的圖 3，可以觀察到當其中一家廠商偏離 (Deviate) 聯合行為時的時候，可以看到其價格在第一期後就開始降價，雖然在偏離後利潤會上升，但這只是短期現象，上升後就開始虧損，所以調降價格只是短期現象，長期而言還是會回到勾結的水準。這背後是要告訴我們，Q-Learning 一開始會降低價格賺取短期利潤，一旦價格觸底，它就會重啟 (Reset) 價格，讓價格恢復到勾結的水準，而在 Q-Learning 了解了這個價格循環後，它似乎能夠將穩定且較高的定價視為最佳的策略。

## 五、Asker et al. (2022)

Asker et al. (2022)<sup>154</sup> 主要探討人工智慧的發展趨勢之下，具有不同學習路徑（也可以稱為更新規則）的演算法對市場定價乃至於市場競爭的影響。本文檢視的學習路徑包括同步更新、非同步更新與需求假設為負斜率的同步更新。

本模型的基本假設為 Bertrand 定價賽局，作者考慮的經濟結構為雙占、廠商的邊際成本相同、同質性商品。假設價格在 0.1 到 10 之間 ( $P \in [0.1, 10]$ )，並將此數段分隔為 100 個等距的可行價格組合。假設市場需求固定，因為商品同質，所以消費者會購買最低定價之商品，而定價較低的廠商，因此會得到全部的市場需求；若兩家廠商定價相同，需求則會平均分配。最後，假設賽局重複，允許運算法能夠透過學習與修正，直至收斂。

在本研究的 Q-Learning 中，作者並不假設廠商可以衡量未來利潤（亦即不採用 Bellman 方程式設定動態利潤函數），也因此排除了壟斷性均衡的可能。在其 Q-Learning 設定下有三個組成，第一，廠商  $i$  在  $k$  期間的價值等於各個可行價格的預期利潤組合；第二，每個廠商在  $k$  期間的價格由上述的預期利潤組合得出之最大值所決定；第三，廠商透過其設定的更新規則 (Updating Rule)，以當期所觀察到的資訊更新第  $k$  期的預期利潤組合，並生成第  $k+1$  期的組合。由此可知，更新的規則是演算法從行為中學習收益的關鍵因素。在更新的規則中，依據不同的給定資訊，可以分為三種途徑：非同步更新、同步更新以及假設需求為負斜率（因此不再假設需求固定）的同步更新。非同步與同步的差異在於所具備的資訊量不同，前者僅須得知實際價格所得的利潤，後者則取決於所有可行的價格的利潤。

作者發現，當兩家廠商使用非同步更新時，收斂速度相對較慢，且發現所有模擬價格皆顯著高於 Nash 均衡，導致超競爭價格，此結果主要來自於

---

<sup>154</sup> Asker, J., Fershtman, C., and Pakes, A. (2022). "Artificial Intelligence, Algorithm Design, and Pricing," *AEA Papers and Proceedings*, 112, pp. 452-56.

廠商只關心其自身利潤所致。相對的，同步更新的學習速度非常迅速，價格會快速收斂至 Nash 均衡，且初始的條件對模擬價格的上下限也毫無影響。其次，在需求為負斜率的前提下同步更新與前述同步更新結果的明顯差異在於，前者所引用的經濟假設確保高於價格的收益只能向下更新，而後者則無此限制。此差別結果也說明設定需求為負斜率，可以顯著緩和非同步更新產生的超競爭價格趨勢，也會大幅加快收斂速度，並減少收斂前所需的迭代次數。

綜上可知，演算法定價的學習途徑設計是決定價格競爭程度的關鍵因素。在沒有任何經濟假設的非同步演算法機制最後會走向壟斷性的結果，然而現實的經濟環境中，聯合行為常因廠商擴大市占率、提高利潤等因素或資訊不對稱，使其存在不確定性。有鑑於此，演算法的學習途徑設計應將經濟環境的假設納入考量，以觀察定價策略對於市場競爭的影響程度。

## 六、Meylahn (2022)

Meylahn (2022)<sup>155</sup> 主要探究自我學習演算法 (Self-learning Algorithm) 在不違反現行反托拉斯法的情況下，達到聯合行為的結果。作者在分析中提出了四個聯合行為的條件：

廠商間不能協商價格、需求線未知、透過價格實驗學習定價以及一般化的假設，讓模型在參與聯合行為或競爭的設定下皆可使用。基於此四項條件，作者創造出自我學習的演算法，並且證明在雙占市場下，若廠商皆使用此演算法，且有利可圖時會產生壟斷性定價；反之，則會產生競爭性均衡；若一方使用該演算法，另一方使用其他定價策略時，則會得出競爭性均衡的結果。

---

<sup>155</sup> Meylahn, J. M. and den Boer, A. V. (2022). "Learning to Collude in a Pricing Duopoly," *Manufacturing and Service Operations Management*, 24(5), 2577–2594.

為了便於分析，本研究設定了兩個前提假設，其一，聯合行為和競爭價格都是具有明確定義的唯一解，且是被明確定義的。其二，即便經由反應函數 (Reaction Function) 求解，也能得出最適價格或競爭價格皆存在唯一均衡解的結果。再以 Kiefer-Wolfowitz<sup>156</sup>模型為基礎，置入聯合行為的子演算法、競爭的子演算法以及整體的分析框架。聯合行為子演算法之目的在學習壟斷性定價，競爭子演算法的目的在學習競爭性均衡定價，而整體框架的組成是做最後的統整，以區分聯合行為價格和競爭價格哪一個對廠商而言更有利可圖，並得到最終收斂的結果。這樣的分析框架也被稱作複合性 SPSA (Composite Simultaneous Perturbation Stochastic Approximation)

複合性 SPSA 的架構是以價格競爭且在產品同質的情況下，透過相互競爭來學習聯合行為的模型，其將時間切割成連續的週期，每個週期更細分為五個階段，第一階段為「合謀探索期」，透過相互競爭的方式找出壟斷性定價；第二階段為「合謀估計期」，目的在做回測--觀察預測的結果和真實情況是否相符；第三階段為競爭探索期，透過相互競爭的方式找出競爭性定價；第四階段為競爭估計期，一樣在做回測--觀察預測的結果和真實情況是否相符；第五階段則為整合期，判斷目前情況下使用壟斷性定價還是競爭性定價的收益會較高，而後往收益較高的價格進行收斂。

作者發現複合性 SPSA 可能得到幾個結果：

(1) 有可能會收斂到壟斷性的價格，並確保在一定的時間內以一定的速度逼近最佳/適價格，有可能會收斂到納許均衡的競爭性價格，且收斂速度有上限，(2) 若兩家廠商皆使用複合性 SPSA，則平均價格會收斂到全域最適價格 (Global Optimum Price)，且相對損失 (實際價格與理論價格之差除以理論價格) 隨時間收斂至零，(3) 即便並非雙方皆使用複合性 SPSA，如一方使用此演算法，另一方使用反應函數，一樣會得到壟斷性定價的結果，

---

<sup>156</sup> Kiefer, J. and J. Wolfowitz. (1952). "Stochastic Estimation of the Maximum of a Regression Function." *Annual Mathematical Statistics*, 23(3), 462 – 466.

(5) 假如並非雙方皆使用複合性 SPSA，例如一方使用此演算法，另一方使用反應函數，會得到競爭性定價的結果，而當兩家廠商使用不同演算法時，使用複合性 SPSA 之廠商會收斂到最適價格，且相對損失為零。而這是本研究中最突出的結果。

作者將其模型套用至數據分析，並產生圖 4-1 如下：

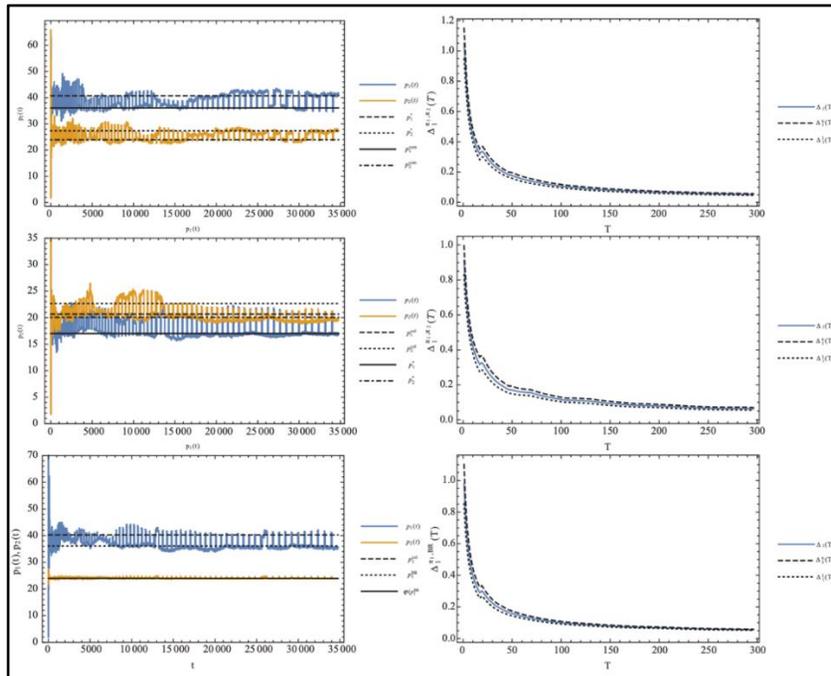


圖 4-1 本圖取自 Meylahn (2022) 的 Figure 2。

其中灰線與淺灰線分別代表第一家廠商和第二名廠商的收斂情形，左圖為價格軌跡，右圖為廠商一的平均相對損失，最上列兩張圖是在聯合行為有利可圖且雙方廠商皆使用複合性 SPSA 定價的情況下；中間兩張圖是在聯合行為無利可圖且雙方廠商皆使用複合性 SPSA 定價的情況下；最下列兩張圖則是當廠商一使用複合性 SPSA 定價而廠商二使用反應函數定價的情況下。從價格軌跡的圖中可以看見，不論聯合行為有利可圖或無利可圖，都會收斂至最適價格；而在平均相對損失的圖中，不論聯合行為是否有利，廠商一的平均相對損失最後都收斂至接近零，而這些結果也都與理論的預測相符。

在第三種情況，價格軌跡顯示廠商一（使用複合 SPSA）的價格收斂至最適價格，且高於廠商二（使用反應函數）的價格。此外，廠商一的平均相對損失也收斂至接近零，也符合上述理論所述的結果。

## 七、Sanchez and Katsamakas (2022b)

Sanchez and Katsamakas (2022b)<sup>157</sup> 主要研究分析當平台（例如社群媒體中的 Facebook 或 TikTok 或共享經濟中的 Uber 或 AirBnB 等）採用演算法定價時，對平台競爭的影響，以及當平台使用相同或不同演算法時所得到的均衡結果變化。

作者研究參考了 Armstrong (2006) 模型，在假設價格競爭且商品同質的條件下，模擬雙邊平台並探討演算法對均衡的影響。模型中假設有兩個群體，每個群體中有  $n$  個代理人，均勻分布在一個單位長度的線上；每個代理人只參與其中一個平台，且代理人會依據價格之間的比較（例如平均壟斷價格與 Nash 均衡價格相比）以及平均利潤增益來衡量這兩個平台，並選擇效用較高的商品。

作者採用三種演算法：Q-Learning、Particle Swarm Optimization Algorithms (PSO) 以及 Price-matching Algorithms，以及低、高和不對稱三種網路效應，將分析的情景分為四種情況：第一，兩個平台的廠商皆使用 Q-Learning；第二，兩個平台的廠商皆使用 PSO；第三，一家平台廠商使用 Q-Learning，另一家平台廠商使用 PSO；第四，一家平台廠商使用演算法定價 (Q-Learning 或 PSO 皆可)，另一家平台廠商則使用 Price-matching。在第一、第二以及第四種情況下，假設平台的競爭者同時做決策，並將競爭對手的策略視為外生給定，第三種情況則是類似 Stackelberg 模型，領導方先做決定，跟隨方隨後做決定，其中領導方為具有最大探索階段演算法 (The Most

---

<sup>157</sup> Sanchez-Cartas, J. M. and Katsamakas, E. (2022b). "Effects of Algorithmic Pricing on Platform Competition," *Working Paper*.

Extensive Exploration Phase) 的一方。採用上述四種情景的好處是能廣泛的了解演算法定價對平台競爭的影響，也可以分析哪些演算法最有可能被平台廠商所採用。此外，作者也探討了將演算法的選擇內生化所帶來的影響，亦即，通過兩階段賽局來進行決策：第一階段，由雙方代理人同時選擇擬採用的演算法。而後在第二階段進行價格競爭。

作者發現，在第一個情境：當兩個平台的廠商皆使用 Q-Learning 時，可以觀察到 Q-learning 系統性的設定了超競爭 (Supracompetitive) 價格，在所有情況下，利潤都高於 (Nash) 競爭下的利潤水準，且隨著網路效應的增加，價格會如理論所預測的下降，即使在不對稱的網路效應下亦然。此外，作者用演算法設定出一個逼近最適解的價格結構，並認為在面臨一個不清楚哪一方應該受到補貼或如何設定價格結構的市場時，採用 Q-Learning 演算法是最有效率的，因為 Q-learning 能夠正確地提供關於平台的資訊，例如哪一平台具有更強的網路效應並應該受到補貼以使利潤最大化。

在第二個情境：當兩個平台的廠商皆使用 PSO 時，可以觀察到相較於 Q-Learning，PSO 演算法更傾向於設定競爭價格；在三種不同的網路效應情況下，價格與理論所預測的價格相近。然而，在不對稱的網路效應的設定下，作者發現會存在額外利潤 (Extra Profits)，這說明了價格結構類似於最適價格結構 (也就是因具有額外利潤，對廠商來說是最佳設定價格的地方)，但價格水準會高於最適水準，本研究認為這種高價格可能是 PSO 所學習到的一種不同均衡結果，儘管如此，PSO 演算法的結果仍比 Q-Learning 的結果趨近於競爭 (或者採用 Q-Learning 所得的利潤高於 PSO)。對比這兩種情況後可以發現，演算法定價本身並不保證會得到更高的價格或利潤，而結果可能取決於演算法本身的架構。因此，應該避免草率地對演算法定價做出一般化的結論，而政策制定者也應避免對演算法定價施加概括性的規則。

在第三個情境中：一個平台使用 Q-Learning，另一平台使用 PSO 時，可以觀察到 Q-learning 所得到的結果比 PSO 的結果更趨近於 (Nash) 競爭。

作者認為，這可能是兩種演算法交互作用所造成的結果：兩種演算法是根據不同的規則和時間進行的，PSO 的收斂速度比 Q-learning 快，這使得 Q-Learning 能更進一步探索環境，最終收斂到最適的價格。此外，這樣的結果也表明，當不同的演算法相互競爭時，具有最大探索階段的演算法會較有優勢。

第四個情境：一平台使用演算法定價，另一平台使用 Price-Matching 時，發現在所有情況下，結果都接近於競爭解，這意味著平台業者使用 Price-Matching 定價，會將市場引導到競爭解，亦即，有業者採用 Price-Matching，即便有其他複雜的演算法存在，那也不用過度擔憂市場會出現超競爭價格。

關於將演算法的選擇內生化的設定，作者發現，此情況下的均衡解為當雙邊平台皆使用 Q-Learning 或皆使用 Price-Matching，而其中雙邊皆使用 Price-Matching 的解給予了平台廠商最高的利潤，而作者也發現，不存在平台業者採用不同演算法的均衡解，而這可能是因為在本文的設定中並未充分考慮可用的演算法，而如果能納入其他演算法並予以組合後探究其結果，或能有不同的發現。綜合以上，作者發現：(1) 演算法能正確捕捉到平台的價格結構，能夠學習到網路效應的存在並設定相應的價格，(2) 在對稱的情況下 Q-Learning 所得到的平台利潤高於 PSO，或者，PSO 能帶來趨近於具競爭性的結果，(3) 當代理人選擇演算法時，存在兩個對稱均衡，即都採用 Q-Learning 或 Price-matching，(4) Price-matching 為平台代理人帶來了最高的利潤，(5) 不對稱的演算法配置 (PSO vs. Q-Learning) 可能導致比對稱的配置下更低的價格和利潤。

值得一提的是，文獻上 Hettich (2021) 也利用深度 Q-Learning 以模擬兩家到多家廠商採用演算法定價是否有默式聯合行為的可能，也發現若廠商數超過 10 家，聯合行為將會消失。

## 八、小結

從上述文獻回顧可知，目前多數演算法定價的沙盒實驗多以模擬資料進行，且多以雙占，至多三個廠商進行競爭分析，而依據本研究的經驗，這主要是因為運用演算法進行模擬的設定複雜、計算繁複，因此曠日廢時，且在更複雜的設定下，或在廠商數目更多的條件下，難以就計算結果歸納出明確的結論。

此外，無論研究所探討的問題是演算法達到壟斷性均衡的學習能力、競爭者間是否具有相同的演算法優勢，或者是否使用相同的演算法，都可以從其研究中發現在藉由研究設定的變化，均衡可以在 Nash 均衡到壟斷性均衡的光譜之間進行變位調整，而這也說明了在簡單的競爭架構下，即使市場中出現了演算法，也不能直下結論認定價格（或其他變數）便會直接趨向壟斷性競爭。而上述的彙整其實也說明了，從政策的角度觀之，評估壟斷法對於競爭的影響時，最好以個案處理。

可以預期，在未來的研究中，或會發現當市場情況的設定趨於複雜，演算法定價所趨向的結果會更為多樣，也因此演算法對於市場競爭的影響會更不確定。正因如此，相關問題值得有關單位持續進行探究，以了解有關競爭問題的脈絡並探索適當的政策工具進行應對。

### 第四節 辨識賣家是否採用演算法與辨識價格變化的相關模式

#### 一、辨識賣家是否採用演算法的方法

由於無法直接從資料中獲得零售商是否使用演算法定價的證據，Chen et al. (2016) 與 Wieting and Sapi (2022) 建議使用捷思/探索式的 (Heuristic) 方法，根據觀察到的定價行為識別高機率使用演算法的賣家（即有嫌疑者）。

這兩篇文章都提到有以下重要的標準可以採用：(1) 一定觀察期間內定價改變的次數以及 (2) 賣家價格與其他價格的相關性。實務上 Chen et al. (2016) 先計算銷售產品價格與目標價格 (例如：該於電子商場上產品最低價、第二低價與 Amazon 自有品牌廠商的價格) 的相關性，取相關係數超過 0.7 且顯著性超過 5% 的賣家作為潛在的演算法賣家。然後計算價格改變次數的分配並繪製分配圖，之後決定於觀察期間價格改變大於 20 次的賣家可視為演算法賣家。

Wieting and Sapi (2022) 認為計算相關性，無法捕捉到不採用價格跟隨但使用演算法的賣家 (例如：有些演算法賣家會隨機設置價格來進行相關實驗以獲得市場最佳反應，獨占廠商也無法適用)。也因此建議以一定觀察期間內定價改變的次數為基礎，依不同商品標準化的分配，將變動次數高於 2 個標準差的定價視為使用演算法，而每一個廠商若有至少有一個產品使用演算法定價則視為演算法使用廠商。但隨後在該文的穩健性測試中，也把價格相關性納入判定。

若有歷史追蹤資料 (Panel Data) 可以涵蓋使用演算法定價前後的時間，Assad et al. (2020) 建議使用改變點未知之結構改變檢定 (Structural Break Test for Unknown Time) 來探究個別賣家與競爭手重要變數的結構改變點，並參照歷史環境與事件詮釋所估得的結構改變時點，以判定個別賣家是否採用演算法定價。由於演算交易者頻繁更新價格的成本低，而且能快速對其他對手的價格變化進行調價反應，所以 Assad et al. (2020) 使用三個指標作為特徵來偵測賣家是否採用演算法：(1) 價格變動的次數、(2) 平均價格變動的大小 (百分比)、(3) 競爭對手的反應時間 (Rival Respond Time)。也發現德國加油站約略於 2017 年中有採用演算法的跡象。

## 二、辨識使用演算法的商品價格變化的相關模式

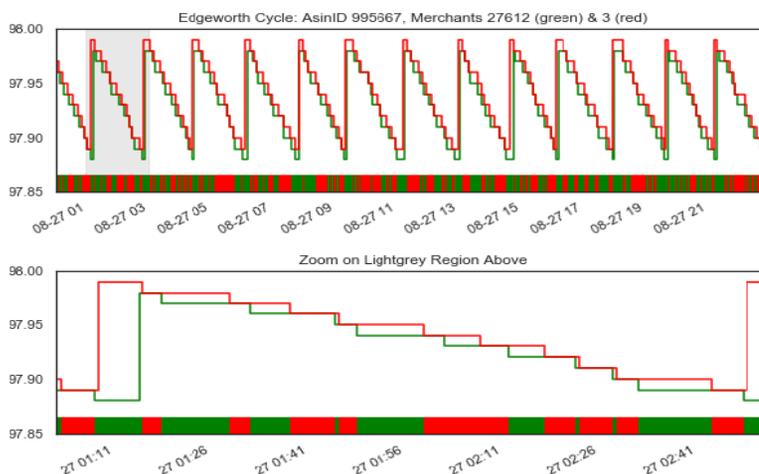


圖 4- 2 廠商間價格跟隨與重設策略。本圖取自 Musolff (2022, Figure 2)

根據 Musolff (2022) 所觀察到零售商在 Amazon 的定價策略<sup>158</sup>，發現部分使用演算法/動態定價的零售商所採用的策略具有規則性而簡單。就是根據其他幾個有頻繁調價的零售商以其最低價來降低售價 (Price-Following)。然而，當價格已調到該零售商的某一底線時，則會重設 (Reset) 而調回一個較高的價格。有趣的是，由於其他 (同質商品的) 零售商也會採取一些策略來避免 Bertrand-Nash 的嚴峻競爭，以避免低 (或無) 利潤，所以通常在夜深人靜的凌晨，線上買家 (多為 Amazon 自家的供應商) 也寥寥無幾之際，跟著重新定價。Musolff(2022, Figure 2, 如上圖 4-2) 則以實例展現了這種策略，更以賽局理論證明兩競爭的零售商將採降價 (Undercutting) 與循環 (Cycling) 重設的混和策略。這樣的價格變動模式，和 Maskin and

<sup>158</sup> Musolff, L. (2022). "Algorithmic Pricing Facilitates Tacit Collusion : Evidence from E-Commerce," *Proceedings of the 23rd ACM Conference on Economics and Computation*, 32–33. (<https://doi.org/10.1145/3490486.3538239>) (last visited on date: 2022/11/27).

Tirole (1988) 的 Markov-Perfect 均衡有所不同，因後者雖然也是鋸齒狀，但兩零售商同時落於競爭價格的期間長，且因為是背叛聯合行為的懲罰價格，所以也可能較實際所觀察到的低價為低。

Wieting and Sapi (2022) 進一步將使用演算法下之產品價格變動模式歸納為以下五類<sup>159</sup>：

(一) 上下抖動 (這類約占使用演算法嫌疑者的 52%)：

也就是價格在一段期間處於穩定的水平狀態，但偶有一個快速的、短暫的突升或突降，隨之再回到穩定的水平。該文指出這可能是聯合行為的跡象，因為突降可能是要向同業釋放該廠商有能力以降價懲罰背叛聯合行為者，且就算不知是否參與聯合行為，也可知道目前價格高於成本；而突升可能是要向同業釋放未來價格上漲的訊息 (Byrne and De Roos, 2019)<sup>160</sup>。

(二) 突升但緩降 (這類約占嫌疑者的 11%)：

也就是價格突然快速上漲，然後逐漸緩慢減少，而下降到下限附近的價格後又周而復始地突升但緩降。該文指出這類的模式，Maskin and Tirole (1988)<sup>161</sup> 認為可以視為默式聯合行為，但實務上的聯合行為認定仍有爭議。且這樣的模式，也恰為利用 Q 學習法所使用模擬演算法定價的模式 (Calvano et al. 2020<sup>162</sup> 與 Klein, 2021<sup>163</sup>)，亦為汽油市場有聯合行為的特徵 (Byrne and De Roos, 2019)。Wieting and Sapi 也認為這樣的價格模式大有默

---

<sup>159</sup> 這五類是 Wieting and Sapi (2022, 表 3) 自行以觀察與直覺進行分類，是具有明顯特徵且經常出現的定價模式，且大部分時間是可以肉眼辨識的。所顯示的百分比係以抓取資料期間(約一個月)有一個賣家變動價格超過 20 次數的商品作為子樣本，並依這五類進行比例上統計。

<sup>160</sup> Byrne, D. P. and de Roos, N. (2019). "Learning to Coordinate : A Study in Retail Gasoline," *American Economic Review*, 109(2), 591–619.

<sup>161</sup> Maskin, E. and Tirole, J. (1988). "A Theory of Dynamic Oligopoly, II : Price Competition, Kinked Demand Curves, and Edgeworth Cycles," *Econometrica*, 56(3), 571–599.

<sup>162</sup> Calvano, E., Calzolari, G., Denicolo, V., and Pastorello, S. (2020). "Artificial Intelligence, Algorithmic Pricing, and Collusion," *American Economic Review*, 110(10), 3267–3297.

<sup>163</sup> Klein, T. (2021). "Autonomous Algorithmic Collusion : Q-learning under Sequential Pricing," *The RAND Journal of Economics*, 52(3), 538–558.

式聯合行為的嫌疑。

(三) 緩升而突降 (這類約占嫌疑者的 6%) :

也就是價格緩慢而逐漸上升到一個點，之後迅速坍塌，通常會到某個低點附近再重複緩升而突降的模式，或是進行幾回合的緩升而突降探索，最終均落於低價。該文指出這種模式也是價格跟隨演算模式或是價格探索的典型態樣。

(四) 區間跳動 (這類約占嫌疑者的 20%) :

也就是價格較長固定在上界或下界，但可能由某一邊界驟變為另一邊界，再水平維持一陣後，再返回原先的水平，如此不斷循環。

(五) 隨機跳躍 (這類約占嫌疑者的 11%) :

其模式就是價格以頻繁而隨機的方式跳動。

在數位經濟中演算法尋價與定價也將改變菜單成本與搜尋成本。在實務上，這些成本與價格的變動模式又與零售商使用演算法採取的計價方式以及平台上的修改成本有相當關係。例如：若採某期間內固定經費統包的方式 (屬固定成本) 調價將減少菜單成本與搜尋成本，反之若逐筆計價 (屬變動成本) 頻繁調價將提升相關成本。而平台上的修改次數上限也會改變價格變動模式。本計畫將試著詢問平台相關人工智慧定價模式，有助於瞭解相關產品價格變動模式，及對供應商與消費者的可能影響。

## 第五章 我國電商演算法定價初探

在瞭解文獻上如何利用演算法進行相關定價模擬，以及辨識賣家是否採用演算法與瞭解常見的價格變化模式後，本章將利用我國電商平台的價格資料進行初探。除了辨別我國電商平台的廠商是否採用演算法定價，並瞭解目前所採用的模式。本章將先介紹資料來源、商品挑選、資料收集流程，並判斷平台商品是否採用演算法調價的可能性。

### 第一節 資料來源

良好的資料是研究演算法是否能促使默式聯合行為中不可或缺的要素。由於取得 Amazon.com 或 Boi.com 的數據相對不易 (如果非不可能)，因此本研究將試著蒐集本國線上零售商，諸如 A 平台、B 平台或 C 平台的商品數據。由於本國的線上零售商販售商品時，頁面所呈現的方式與賣家兼競爭的機制與 Amazon.com 或 Bol.com 不同，因此本研究在蒐集數據時會試著挑選若干同質性商品做為主要檢測的對象，並且盡量縮短資料蒐集的間隔，以觀察價格在高頻數據中的變化情形。

為了解國內電商於平台的定價行為，本計畫先以電話詢問 C 平台、A 平台、B 平台等三家台灣目前大型網路平台客服，相關調價的機制彙整如下：

1. C 平台：賣家可以隨時修改定價，但平台設有抽樣方式的隨機審查機制，若被抽到審查後才能調價，但審查時間最短為幾分鐘，最長不超過兩天。一般而言，賣家面臨審查的機率小。隨機審查機制為當賣家頻繁修改商品定價或內容時，為保障消費者權益，C 平台有暫停產品販售的權力，待 C 平台人工審查無異常後，將恢復產品的販賣。

2. A 平台：價格隨意改變，沒有任何的限制。也沒有審查機制。

3. B 平台：賣家一天只能變動一次價格，不能隨便改變。隔天價格的改變可以提前申請。

由於 A 平台資料少，規格沒有明確分類，比較難執行爬蟲，另外兩家的資料較多，規格詳盡，最後我們選取 C 平台與 B 平台作為我們觀察平台上商品價格的對象。

## 第二節 商品挑選

本計畫先以電腦等相關商品做為研究對象，以探究是否有利用 AI 修改價格的可能性，而在該市場環境下又是否能以 AI 定價達成隱性聯合行為的可能。本計畫先依商品之同質性、規格型號是否易於定義、價格變動頻率、價格真實性與透明性、資料數量與易取得性作為選取的標準。最後並選擇電腦設備相關商品價格<sup>164</sup>，理由如下：

1. 電腦設備相關商品之同質性高：由於電腦設備相關商品如電腦配件二、電腦配件一等零組件皆有相關規格，廠商在生產時必須符合規格，因此其商品市場中的所有是具備可替代性與比較性的，電腦設備相關商品之生產商皆為互相競爭關係，因此選擇電腦設備相關商品作為研究對象。

2. 統一規格：如上所述，由於電腦設備相關商品具有統一的規格，因此具有可比較性，在蒐集資料與訓練資料時可以特別針對同一規格之不同廠商的商品進行研究，其商品必為競爭關係，因此非常符合本論文研究之需求。

3. 價格變動頻率：電腦設備相關商品之價格變動是非常劇烈的，因此電腦設備相關商品之歷史價格資料是足以支撐訓練資料所需的資料量，由價格跳動

---

<sup>164</sup> 本計畫的研究人員曾以電話進行訪談，確認過研究中採用的商品並非屬於同一廠商。

來研究廠商之競爭關係是本論文主要研究目的之一。

4. 價格真實性與透明性：電腦設備相關商品之網路價格公開透明，而且與線下商店之價格相差不大，因此具有參考價值。

5. 資料數量龐大：電腦設備相關商品之歷史價格資料數量龐大，因此符合統計研究與機器學習所需的資料需求。

6. 資料易取得性：電腦設備相關商品之線上商城數量眾多，電商平台亦不少，因此要從線上蒐集資料是容易的。

值得注意的是，若要應用於其他商品，篩選最重要原則是消費者對於該類商品是否視為同一市場中的競爭關係。同質性要做市場界定，才能確認消費者認知商品的特徵與特質相同，商品間才存在競爭關係，也才能達成本研究目的。其次，有些商品有不同數量或重量的包裝，因此在研究其他商品時，也要對其規格是否可比較與是否具備同質性進行判定，儘量將規格統一進行後續的比較與研究。至於，價格變動頻率與價格真實性與透明性則是研究商品前的基本假設，如果變動頻率低或是價格不真實不透明，那研究也會存在誤差或不真實。資料數量龐大與資料易取得性則是讓研究數據更加完善，若資料數量少或不易取得，量化或模擬相關的研究也難以進行。

為作比較，我們也選擇了平台上常見的某一民生用品。對大部分的消費者而言，該民生用品的同質性高且品項間有高度的替代性，規格雖有不同但若進行標準化<sup>165</sup>也可以進行比較，並具真實性、透明性以及易取得性，唯一的差別就是價格變動頻率不如電腦相關設備商品，但仍有部分廠在該日調價的前提下，進行一日 2 次以上的調價。

---

<sup>165</sup> 因某一民生用品在品質方面具有異質性，但目前挑選產品時，盡量以同質性商品為主。故將某一民生用品以單位數量進行標準化作業，得到標準化後的單位價格。未來則需更進一步考慮在品質上的標準化。

由於在後續計算組裝成本法時，為了要盡可能貼近真實成本<sup>166</sup>，因此選用了重要的電腦零組件作為計算成本（如：電腦配件一，電腦配件二，電腦配件三等電腦的重要零件），故特別爬取相關商品的所有歷史價格作為考量，另外再額外加上由某商場提供之電腦配件五價格與組裝成本，使計算值貼近現實成本。此外，電子商品的價格跳動劇烈，因此也有納入考量。最後，採 B 平台的電腦商品則是因為其資料數量龐大，且規格與品牌都有明確分類，因此納入本次研究目標，在計算最低成本法的 Q-Learning 就是使用 B 平台上的電腦商品資料。也因此，我們進一步收集了電腦配件一、點子商品 (C 平台)、電腦商品 (附電腦配件二型號甲、乙、丙，B 平台) 與電腦配件二 (C 平台) 等資料。

### 第三節 資料蒐集流程

#### 一、電腦商品 (附電腦配件二型號甲、乙、丙，B 平台)：

在 B 平台的 DIY 電腦商品專區中，先選取特定電腦配件四型號 1，在上方選取列中分別指定電腦配件二型號甲、乙、丙作為個別資料來源，用 Python 爬蟲程式將個別品項中的所有「標題」與詳細資料蒐集到硬碟中，並用正則表達式<sup>167</sup>篩選出電腦商品各自配備的電腦配件四、電腦配件二、電腦配件一、電腦配件五等重要零件的規格。之後利用將爬蟲程式指向 D 網自選搜尋列，並限定在 B 平台。將資料庫中的所有標題分別填入上述網址並載入，選取符合該商品名稱之商品，點選歷史價格，將近兩年所有時間資料與價格資料進行收集。最後，將爬下來的所有資料以個別規格分類成各自的資料庫，其中規格有電腦配件二、電腦配件一、電腦配件五，及是否

---

<sup>166</sup> 採用隨機抽樣的方式，以電話訪問廠商自備全套電腦零件組裝的價格，以此估計實際成本的數值。

<sup>167</sup> 正則表達式為 Regular expression 之中文翻譯，用以從字串中挑選出特定字串的方法，於本次研究中，為將選定資料從爬蟲資料中篩選出所使用的程式語言方法。

有電腦配件六。所獲廠商數量分別有 4、5 與 5 家，商品數量分別有 72、567 與 264 件商品。各資料筆數分別為 9,814、53,188 與 25,136 筆。

## 二、電腦配件二型號乙與型號甲 (C 平台)：

在 D 網搜尋配件二型號乙，在右方選取列中指定 C 平台，價格限定在 5,000-7,000，將所有商品逐一點開歷史價格，將近兩年所有時間資料與價格資料進行蒐集，共 13 家廠商，17 件商品，計 350 筆資料。(配件二型號甲蒐集資料方式一樣，在 D 網搜尋配件二型號甲，在右方選取列中指定 C 平台，價格限定在 6,000-8,500，將近兩年所有時間資料與價格資料爬到本機硬碟中，共 13 家廠商，15 件商品，計 287 筆資料。)

## 三、電腦配件三與某電子商品 (C 平台)：

在 D 網搜尋電腦配件三，在右方選取列中指定 C 平台，取出商品名稱包含電腦配件三之商品，一點開歷史價格，將近兩年所有時間資料與價格資料爬到本機硬碟中，共 27,650 筆資料。某電子商品蒐集資料方式也類似，在 D 網搜尋某電子商品，在右方選取列中指定 C 平台，取出相關商品名稱之商品，刪除商品名稱包含組合、套餐、福利品、加購之商品，將近兩年所有時間資料與價格資料爬到本機硬碟中，共 52,221 筆資料。

## 四、電腦配件四型號 1 (B 平台)：

在 D 網中搜尋電腦配件四型號 1，在右方選取列中指定 B 平台，價格限定在 10,000-18,000，篩選出歷史價格資料自 2021 年 3 月以前的 7 件商品，蒐集其標題。再將爬蟲程式指向 D 網自選搜尋列，並限定在 B 平台。將上述 7 種電腦配件四型號 1 的標題分別填入上述網址後載入，選取符合該商品名稱之商品，點選歷史價格，將近兩年所有時間資料與價格資料爬

到本機硬碟中，共 85 筆資料。

由於顯示卡的價格變動少，廠商數少，故不做 AI 調價的相關分析，僅用於演算法定價下推算電腦商品的相關成本。

## 五、某民生商品 (B 平台)：

在 D 網中搜尋某民生商品，在右方選取列中指定 B 平台，篩選出歷史價格資料自 2021 年 8 月以前的 3 件商品，蒐集其標題。再將爬蟲程式指向 D 網自選搜尋列，並限定在 B 平台。將上述 3 種某一民生商品商品的標題分別填入上述網址後載入，選取符合該商品名稱之商品，點選歷史價格，將近兩年所有時間資料與價格資料爬到本機硬碟中，共 856 筆資料。

## 第四節 平台商品調價與演算法調價的可能

由於商品繁多，我們僅針對部分調價較大的商品進行分析：包含 C 平台的某電子商品、B 平台 DIY 組裝電腦商品 (含配件一與配件二的組合：型號 1 與型號甲、型號 2 與型號乙、與型號 2 與型號丙等組合商品)。為與電腦商品進行比較，我們也考慮 B 平台上的某民生商品價格 (該商品以人工定價的可能性較高)，以凸顯演算法定價的特性。

### 一、某電子商品

某電子商品資料來自於 C 平台，觀察 2022/07/04~2023/4/27 平台上五家廠商的價格變動 (如圖 5-1 所示)，分析時排除因價格完全沒有任何改變的廠商，另外也排除離群值的廠商。剩下的兩個有高度變動的廠商為黑色以及深灰色兩家廠商。

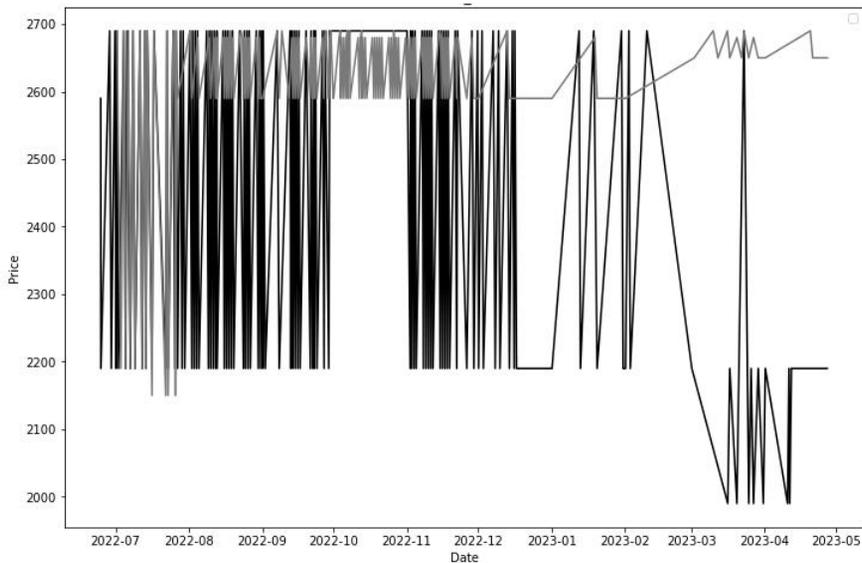


圖 5-1 某電子商品各廠價格走勢圖

價格調整可大致分為四個階段：

(1) 從 2022/07/04 開始，兩家廠商每天固定在清晨 5：30 左右將價格調降至 2,190 元，並會同時在一天之中某個時段提升價格至 2,690 元。而到了每週六，深灰廠商早晨會將價格調至 2,150 元，調降幅度會大於黑色廠商的 2,190 元，但兩家廠商最終仍會在當天將價格提升至 2,690 元，直到 2022/07/26。該階段黑色調價時間差距的平均、標準差分別為 1.23 天和 1.09 天，調價次數為 18 次；深灰色調價時間差距的平均、標準差分別為 1.16 天和 1.10 天，調價次數為 18 次。值得注意的是深灰色為價格跟隨者，在價格變動中有 8 次調整在黑色廠商變動後一分內進行，4 次 1 分~2 分之間，1 次 2 分~3 分之間。

(2) 到了 2022/07/27 因黑色廠商的加入，深灰色廠商則維持 07/26 的價格不變。該階段黑色調價時間差距的平均、標準差分別為 0.72 天和 0.29 天，調價次數為 4 次。

(3) 從 2022/08 開始，深灰色廠商和黑色廠商在時間上價格都開始隨機變動，但深灰色的價格變動幅度小於黑色廠商的價格變動幅度，即雖然價

格變動的時間無規律，但深灰色廠商只會在 2,590 和 2,680 兩個價格之間跳動；黑色廠商只會在 2,190 和 2,690 之間跳動，一直到 2023/03/16。該階段黑色調價時間差距的平均、標準差分別為 1.75 天和 3.82 天，調價次數為 130 次；深灰色調價時間差距的平均、標準差分別為 1.50 天和 3.38 天，調價次數為 154 次。這段期間深灰色廠商仍為價格跟隨者，在價格變動中有 17 次調整在黑色廠商變動後 1 分內進行，7 次 1 分~2 分之間，7 次 2 分~4 分之間，9 次 4 分~10 分之間。

(4) 從 03/17 開始一直到觀察時間 4/27 結束，黑色價格突然大幅下降，在 2,190 和 1,990 之間跳動（僅在 2023/03/23 05:43:00 短暫回到 2,680）；深灰色則價格變動在該時間段趨於隨機。該階段黑色調價時間差距的平均、標準差分別為 3.00 天和 4.17 天，調價次數為 13 次；深灰色調價時間差距的平均、標準差分別為 3.86 天和 5.24 天，調價次數為 10 次。深灰色廠商多數仍為價格跟隨者，有 5 次在 1 分鐘內跟著黑色調價完成。

整體而言，該電子商品的價格波動模式較類似於區間跳動（或稱價格交替）。有較高的機率競爭廠商採用演算法定價，是因為價格的調整模式有兩個重要的特色：(1) 兩家廠商會在同一時間將價格調到相同的定價，且之後調價時間幾乎一致，變動次數幾乎相同。(2) 深灰色廠商作為價格跟隨者，超過 20 次以上調價時間都在 1 分鐘內完成。

## 二、電腦商品：

依配備不同又可分為以下三組配件一與配件二的組合：型號 1 與型號甲、型號 2 與型號乙、與型號 2 與型號丙等組合。

### (一) 電腦商品一

電腦商品一販售於 B 平台，配置是配件一型號 1 與配件二型號甲，觀察 2022/06/01~2023/02/28 市面上 6 個廠商如圖 5-2 所示。從圖形中價格的

互動可明顯將資料分為高價組黑實線、黑虛線廠商和低價組深灰實線、深灰點線、深灰虛線廠商。以下將分別針對這兩組廠商互動進行分析。

### 1. 高價組：黑實線、黑虛線

首先透過圖形可以看出，黑實線價格一直都高於黑虛線，我們將觀察時間內廠商的價格變動分為三個階段，分別為階段一「維持相同價差」、階段二「相互試探」以及最後一階段的「維持相同價差」。

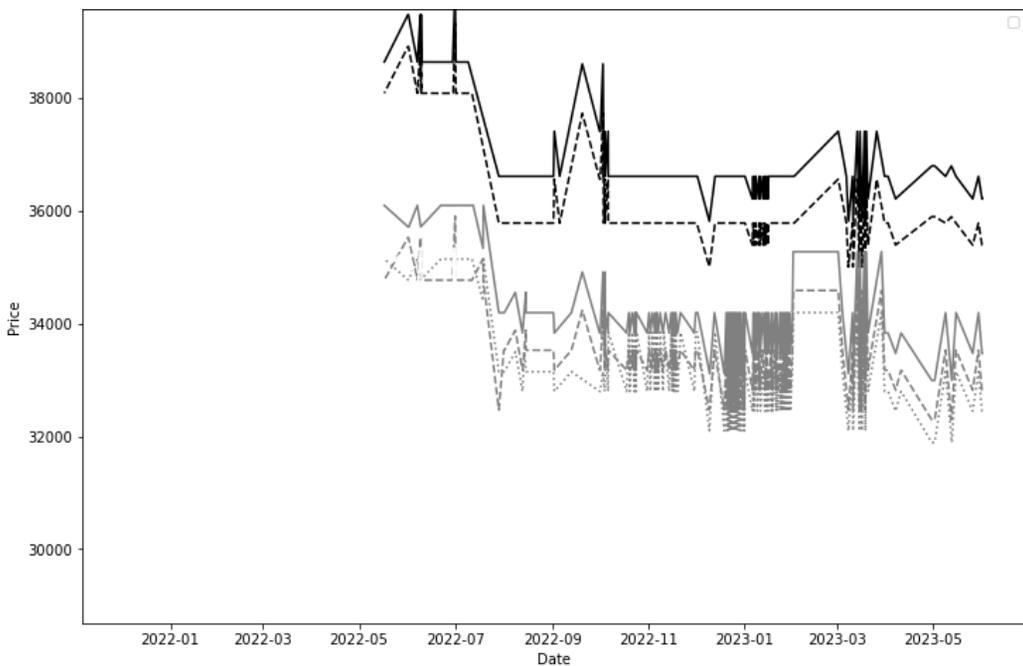


圖 5-2 電腦商品一各廠價格走勢圖

(1) 從 2022/6/1~2022/6/29 為階段一「維持相同價差」。在此階段，黑虛線率先進進行調價，黑實線會緊隨其後一同調價，使兩家廠商之間的價差維持固定；價差維持在 552 元或是 564 元。該階段黑虛線調價時間差距平均、標準差分別為 3.19 天和 5.95 天，調價次數為 8 次；黑實線調價時間差距平均、標準差分別為 3.15 天和 5.96 天，調價次數為 8 次。值得注意的是，這段期間黑實線調價都在黑虛線調價後一分鐘內進行。

(2) 從 2022 / 7 / 1 開始進入階段二「相互試探」。在此階段，黑虛線會在早上 5 點多將價格調高 1 元，而黑實線也會隨之一同將價格調高 1 元；在調價當天下午黑虛線會試探的將價格調低 1 元，而黑實線也會隨之一同將價格調低 1 元。該階段黑虛線調價時間差距的平均、標準差分別為 0.95 天和 0.40 天，調價次數為 9 次；黑實線調價時間差距的平均、標準差分別為 0.99 天和 0.35 天，調價次數為 9 次。這段期間黑實線調價的時機都在黑虛線調價後一分鐘內進行。

(3) 直到 2022/ 7/10 早上時，黑虛線將價格調高 1 元，而黑實線未一同調價，7/11 黑虛線將價格調低 1 元，黑實線也未一同調價。雙方試探結束，合作破裂，價格變動狀態回到「維持相同價差」階段直到 2022 年結束，但此時黑實線與黑虛線價格差從 552 元上升至 828 元。該階段黑虛線調價時間差距的平均、標準差分別為 7.85 天和 10.44 天，調價次數為 16 次；黑實線調價時間差距的平均、標準差分別為 8.72 天和 10.94 天，調價次數為 16 次。這段期間黑實線調價的時機都在黑虛線調價後一分鐘內進行，只有 1 次例外在 2-3 分鐘內調整。

從 2023/ 1/ 1 開始，直到觀察結束，只要黑虛線將價格調低，黑實線就會比他多調低 9 元；而黑虛線調高價格，黑實線也會比他多調高 9 元，直到 2 月份結束。該階段黑虛線調價時間差距的平均、標準差分別為 2.51 天和 5.28 天，調價次數為 18 次；黑實線調價時間差距的平均、標準差分別為 2.51 天和 5.28 天，調價次數為 18 次。這段期間黑實線調價的時機大多在黑虛線調價後 1 分鐘內進行，3 次在 1-2 分鐘內調整，4 次在 2-4 分鐘內進行<sup>168</sup>。

## 2. 低價組：灰實線、深灰點線、深灰虛線

---

<sup>168</sup> 兩者相關係數達 0.9983。值得注意的是：本報告有關價格跟隨及價格相關係數呈現較高之現象，現行使用模擬並進行分析者也多會發現此現象，然尚難謂此一相關性具合謀之可能，其理由為所分析的產品大多處於同一競爭市場，也受成本變動影響，故可能導致二者價格相關係數高。感謝本報告評審的寶貴建議。

與高價組一致，我們將觀察時間內廠商的價格變動分為三個階段去探討結果，分別為階段一「維持相同價差」、階段二「相互試探」以及最後一階段的「維持相同價差」。由於變化和高價組較為類似，故細節不在此贅述。

(1) 從 2022/ 6/1~2022/ 6/29 為階段一「維持相同價差」。在此階段，灰實線、深灰虛線與深灰點線彼此之間維持相同的價格差距，當灰實線率先調整價格，深灰虛線與深灰點線會隨之一起調整，使其價格差距維持相同的幅度。

(2) 從 2022/ 6/27 開始進入階段二「相互試探」。在此階段，當深灰虛線將價格調低 1 元，灰實線與深灰點線也會隨後一同將價格調低 1 元，反之亦然。但時間反應上並不全都同時調整。

(3) 直到 7/18 之後直到 2022 年結束，深灰虛線突然調漲價格，階段二的相互試探結束，灰實線、深灰點線、深灰虛線價格變動幅度較隨機，但調價時間幾乎趨近一致。從 2023/01/01 開始，直到觀察結束，廠商價格變動回到「維持相同價差」階段，灰實線、深灰點線、深灰虛線彼此之間維持相同的價格差距。

整體而言，電腦商品一的價格波動模式較類似於區間跳動（或稱價格交替）。有較高的機率競爭廠商採用演算法定價，是因為價格的調整模式有兩個重要的特色：

(1) 一般而言，調整價格不會一元一元反復來回調價（階段二「相互試探」），因此推測廠商在此階段時，相互試探對方是否也使用演算法定價，且該階段高價廠商的調價時間皆在一分鐘內完成。

(2) 所有廠商都會在相同時間一同調整價格，廠商的平均調價時間和次數近乎一致。另外一方面，由於觀察期間長達 1 年半，在觀察階段後期調價期間不像前期大幅變動，平均 3 天到 8 天調動一次價格的現象可能與實體通路或電子商務上下架行為有關，故可能後期係採用半人工、半演算

法的價格調整方式。至於前期頻繁調價是否為市場結構所造成？本研究認為若正好少數廠商有類似產品並以演算法進行價格跟隨，則這類的價格波動模式也較易出現。若廠商數太多，則模式可能更為混亂，若廠商數少但只有一家以演算法進行價格跟隨，則波動應不致如此頻繁。

## （二）電腦商品二

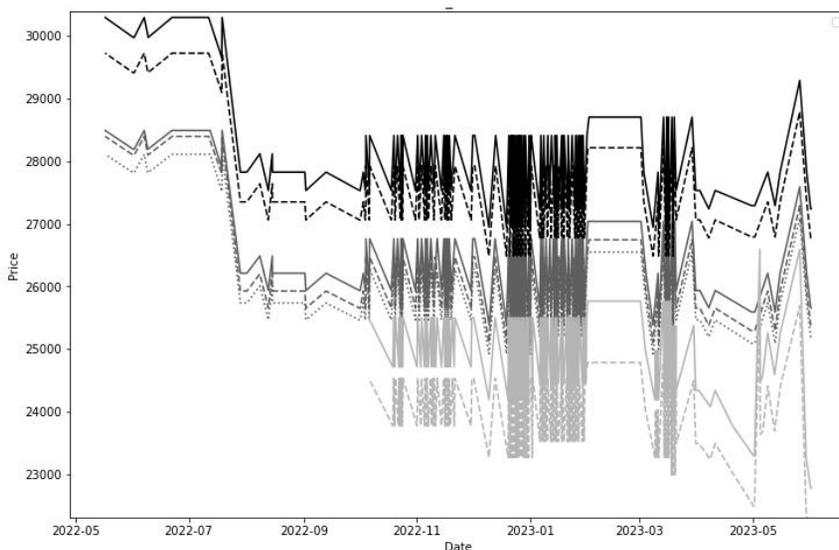


圖 5-3 電腦商品二各廠價格走勢圖

電腦商品二販售於 B 平台，配置是配件一型號 2 與配件二型號乙，觀察 2022/06/01~ 2023/06/01 平台販售的七家廠商如圖 5-3 所示，從圖形中價格的互動可明顯將資料分為高價組的黑虛線、黑實線廠商和低價組深灰虛線、深灰點線、淺灰實線、深灰實線、淺灰虛線廠商。

### 1. 高價組：黑實線、黑虛線

首先透過圖形可以看出，黑實線廠商價格一直高於黑虛線廠商，我們將觀察時間內廠商的價格變動分為三個階段，分別為階段一「維持相同價差」、階段二「相互試探」以及最後一階段的「維持相同價差」。

(1) 從 2022/06/01~2022/06/26 為階段一「維持相同價差」。在此階段，

黑實線率先調整價格，黑虛線會立刻一同調整，並且黑虛線的調價幅度都會比黑實線的幅度低 7 元。該階段黑實線調價時間差距的平均、標準差分別為 8.89 天和 6.11 天，調價次數為 3 次；黑虛線調價時間差距的平均、標準差分別為 8.88 天和 6.21 天，調價次數為 3 次。值得注意的是，這段期間黑虛線調價的時機都在黑實線調價後一分鐘內進行。

(2) 從 2022/06/27~2022/07/11 為階段二「相互試探」。在此階段，黑實線會在一天中某個時段將價格調高或調低 1 元，而黑虛線也會隨之一同將價格調高或調低 1 元。直到 2022/07/18，黑實線突然破壞調價規律，將價格調低 590 元，但黑虛線在一小時後只調低 576 元。該階段黑實線調價時間差距的平均、標準差分別為 1.31 天和 1.36 天，調價次數為 14 次；黑虛線調價時間差距的平均、標準差分別為 1.31 天和 1.34 天，調價次數為 14 次。這段期間黑虛線調價的時機都在黑實線調價後一分鐘內進行。

(3) 從 2022/07/12~2023/06/01 又回到「維持相同價差」階段。首先因 2022/07/18~2022/07/31 期間，黑虛線與黑實線各調整價格 3 次，且調價較無規律不計入考量。從 2022/ 8/ 1 開始，黑虛線和黑實線的價格調整趨近於固定，只要黑實線調高或調低為 590 元，黑虛線就會隨之調高或調低 576 元；黑實線調高或調低為 270 元，黑虛線就會隨之調高或調低 263 元；黑實線調高或調低為 810 元，黑虛線就會隨之調高或調低 789 元；黑實線調高或調低為 1,350 元，黑虛線就會隨之調高或調低 1,315 元；黑實線調高或調低為 1,080 元，黑虛線就會隨之調高或調低 1,052 元，直到觀察時間結束。該階段黑實線調價時間差距的平均、標準差分別為 1.90 天和 3.14 天，調價次數為 132 次；黑虛線調價時間差距的平均、標準差分別為 1.90 天和 3.14 天，調價次數為 132 次。值得注意的是黑虛線也採緊密跟隨的策略，這段期間黑虛線調價的時機在黑實線調價後一分鐘內進行達 83%，1-2 分鐘內為 3.79%，累積到 1 小時內調整的佔全部黑虛線調價的 89.39%<sup>169</sup>。黑虛線與

---

<sup>169</sup> 整個時段兩者相關係數達 0.9600。

黑實線廠商各個階段價格變動情形與黑實線廠商價格跟隨時間分配分別彙整與表 5-1 與表 5-2。

**表 5-1 電腦商品 1 黑虛線與黑實線廠商各個階段價格變動情形**

階段一：維持相同價差	黑實線	黑虛線
平均變動間隔	8.89 天	8.88 天
標準差	6.11 天	6.21 天
階段二：相互試探	黑實線	黑虛線
平均變動間隔	1.31 天	1.31 天
標準差	1.36 天	1.34 天
階段三：維持相同價差	黑實線	黑虛線
平均變動間隔	1.90 天	1.90 天
標準差	3.14 天	3.14 天

**表 5-2 黑虛線廠商價格跟隨情形**

	1 分鐘內	1-2 分	2-4 分	累積到 1 小時	其他
階段 1	100%(3 次)				
階段 2	100%(14 次)				
階段 3	83% (132 次)	3.79%		佔全部黑虛線 調價 89.39%	

## 2. 低價組：深灰虛線、深灰點線、淺灰實線、灰實線、淺灰虛線

由圖所示，最早只有，灰實線、深灰虛線和深灰點線三家廠商，直到 2022 年 10 月淺灰實線與淺灰虛線兩家廠商加入市場。與高價組一致，我們將觀察時間內廠商的價格變動分為二個階段，分別為階段一「所有廠商同時調整價格」、階段二「調價開始隨機變化」。

從 2022/06/01~2022/06/26 為階段一「所有廠商同時調整價格」。在此階段，深灰點線率先調整價格，其他顏色會立刻一同調整。從 2022/06/27~2022/07/17 為階段二「調價開始隨機變化」。在此階段，深灰點線會在一天中某個時段將價格調高或調低 1 元，而其他顏色也會隨之一同將價格調高或調低 1 元。直到 2022/07/18，深灰虛線破壞 1 元的調價規律，價格變化幅度開始隨機，直到淺灰實線廠商加入 (2022/10/05)，價格變動回到「所有廠商同時調整價格」階段 (2022/10/05~2023/06/01)。但與前期不同的是，此時各家廠商調整幅度為三組。如下所示，第一組：淺灰虛線 $\pm 759$ ，淺灰實線 $\pm 789$ ，深灰點線 $\pm 813$ ，灰實線 $\pm 828$ ，深灰虛線 $\pm 819$ ；第二組：淺灰虛線 $\pm 1265$ ，淺灰實線 $\pm 1315$ ，深灰點線 $\pm 1355$ ，灰實線 $\pm 1380$ ，深灰虛線 $\pm 1365$ ；第三組：淺灰虛線 $\pm 1012$ ，淺灰實線 $\pm 1052$ ，深灰點線 $\pm 1084$ ，灰實線 $\pm 1104$ ，深灰虛線 $\pm 1092$ 。

統整上述分析，一般而言，調整價格不會一元一元反復調整，因此我們推測廠商在此階段時，相互試探對方是否有可能也使用 AI 定價。在該階段發現，當領導廠商調整價格後，跟隨廠商都在短時間內完成調整，且雙方調價時間與變動次數幾乎一致。根據 Wieting and Sapi (2022) 將使用演算法下之產品價格變動模式歸納為五類，該產品屬於價格屬於區間跳動型，又借由 Assad et al. (2020) 採用被認為與使用定價軟體相關的定價行為變數 (其中包括 (1) 一天內價格變化的次數、(2) 價格變化的平均幅度、以及 (3) 回應對手的價格變化所需的時間)，因此認為廠商有可能使用演算法進行定價。

### (三) 電腦商品三

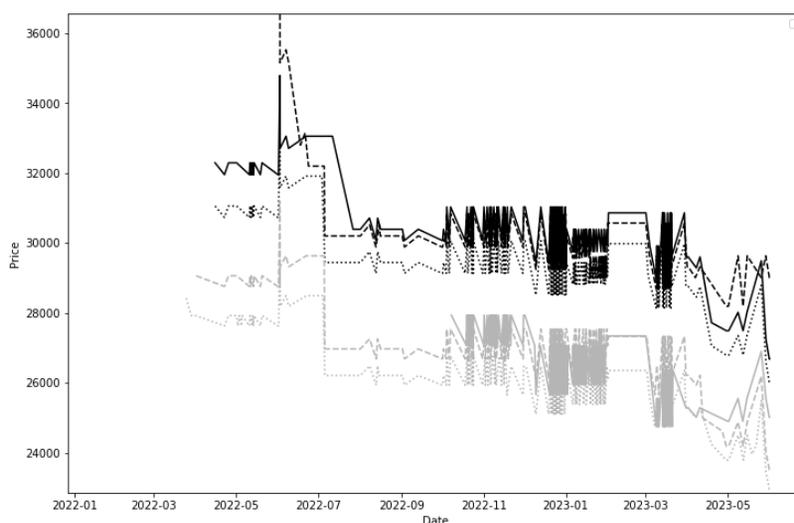


圖 5-4 電腦商品三各廠價格走勢圖

電腦商品三販售於 B 平台，配置是配件一型號 1 且配件二型號丙，主要有 7 家廠商販售，其中排除價格屬極端值，再依照價格的互動以及進入市場的時間可將廠商分為高價組的黑點線、黑虛線、黑實線廠商，觀察時間為 2022/05/10~2023/04/01 和低價組灰虛線、灰點線、灰實線廠商，觀察時間為 2022/04/22~2023/04/01。

#### 1. 高價組：黑點線、黑虛線、黑實線

首先透過圖 5-4 可以看出，最早只有黑點線和黑實線兩家廠商，直到 2022 年 06 月黑虛線廠商加入，而黑實線價格一直都高於黑點線。我們將觀察時間內廠商的價格變動分為四個階段，分別為階段一「所有廠商同時調整價格」、階段二「調價開始隨機變化」與階段三「相互試探」，並於最後回到「所有廠商同時調整價格」。

(1) 從 2022/05/10~2022/06/01 為階段一「所有廠商同時調整價格」。在此階段，黑點線率先調低或調高價格，黑實線和黑虛線會立刻一同調整，而黑實線和黑虛線調價的幅度都會比黑點線的大，並且到 6 月前，調價的幅度只有一個價位，分別為黑點線 $\pm 327$ 、黑虛線 $\pm 390$ 、黑實線 $\pm 340$ 。

(2) 從 2022/06/02~2022/6/26 為階段二「調價開始隨機變化」。在此階段，2022/06/02 當天，黑實線突然變更調價幅度，大幅將價格調高，其他顏色會在黑實線調整後也進行調整，但各個廠商價格的變化幅度相對隨機，且時間上並未完全一致。

(3) 從 2022/06/27~2022/07/25 為階段三「相互試探」。在此階段，黑虛線會在一天某個時段將價格調高或調低 1 元，而其他顏色也會隨之一同將價格調高或調低 1 元。直到 2022/07/26，黑實線突然破壞調價規律，將價格調低 2,660 元。

(4) 從 2022/07/26~2023/04/01 回到「所有廠商同時調整價格」階段。但與前期不同的是，此時各家廠商調整幅度為四組，都是以第一組的價格為基準，呈倍數的增加。如下所示，第一組：黑點線±310，黑虛線±318，黑實線±320；第二組：為第一組的兩倍，黑點線±620，黑虛線±636，黑實線±640；第三組：為第一組的三倍，黑點線±930，黑虛線±954，黑實線±960；第四組：為第一組的五倍，黑點線±1550，黑虛線±1590，黑實線±1600。

值得注意的是，這三個廠商中，並沒有一個明顯的價格領導者。以黑實線兩廠商為例，但定價改變互有影響，且有 5.63% 的調整在 1 分鐘內進行，17.31% 在 1-6 分鐘進行，2.60% 在 6-30 分鐘內進行。累積 1 小時內調整的約占 38.96%、累積到 3 小時內調整的約占 48.97%。<sup>170</sup>

## 2. 低價組：灰虛線、灰點線、灰實線

由圖所示，最早只有灰虛線與灰點線兩家廠商，直到 2002 年 12 月灰實線廠商加入。與高價組一致，我們將觀察時間內廠商的價格變動分為四個階段，分別為階段一「所有廠商同時調整價格」、階段二「調價開始隨機變化」和階段三「相互試探」，並於最後回到「所有廠商同時調整價格」。但

---

<sup>170</sup> 兩者的相關係數僅為 0.7353。

並沒有一個明顯的價格領導者。由於互動頻繁，故以下統計數字僅以各廠商調整作為分析。

(1) 從 2022/04/22~2022/06/01 為階段一「所有廠商同時調整價格」。在此階段，灰點線率先調低或調高價格，灰虛線會立刻一同調整，且灰虛線調價幅度都會大於灰點線，但調價的幅度所有廠商調價幅度都只有一個價位分別為灰點線 $\pm 294$ 和灰虛線 $\pm 306$ 。該階段灰點線調價時間差距的平均、標準差分別為 4.07 天和 5.77 天，調價次數為 14 次；灰虛線調價時間差距的平均、標準差分別為 5.60 天和 7.44 天，調價次數為 10 次。

(2) 從 2022/06/02~2022 /6/26 為階段二「調價開始隨機變化」。在此階段，灰虛線突然變更調價幅度，大幅將價格調高，灰點線會在灰點線調整後也進行調整，但價格的變化幅度相對隨機，且時間上並未完全一致。該階段灰點線調價時間差距的平均、標準差分別為 4.22 天和 5.25 天，調價次數為 4 次；灰虛線調價時間差距的平均、標準差分別為 3.49 天和 4.87 天，調價次數為 5 次。

(3) 從 2022 / 6/27~2022/ 7/12 為階段三「相互試探」。在此階段，灰虛線會在一天某個時段將價格調高或調低 1 元，而灰點線也會隨之一同將價格調高或調低 1 元。該階段灰點線調價時間差距的平均、標準差分別為 2.06 天和 1.83 天，調價次數為 9 次；灰虛線調價時間差距的平均、標準差分別為 1.22 天和 1.24 天，調價次數為 14 次。

(4) 從 2022/ 07/13~2023/ 04/01 回到「所有廠商同時調整價格」階段。與前期不同，此時調價幅度共有四組，都是以第一組價格為基準，呈倍數的增加。如下所示，第一組：灰點線 $\pm 276$ ，灰虛線 $\pm 284$ ；第二組，為第一組的兩倍，灰點線 $\pm 552$ ，灰虛線 $\pm 568$ ；第三組，為第一組的三倍，灰點線 $\pm 828$ ，灰虛線 $\pm 852$ 。該階段灰點線調價時間差距的平均、標準差分別為 3.28 天和 4.50 天，調價次數為 42 次；灰虛線調價時間差距的平均、標準差分別為 3.22 天和 4.64 天，調價次數為 43 次。在 2022 年 12 月灰實線廠商加入市場，此

時調價幅度為灰點線±1365，灰虛線±1420，灰實線±1395，直到觀察時間結束。

整體而言，該電腦主機的價格波動模式較類似於區間跳動（或稱價格交替）。根據 Assad et al. (2020) 採用被認為與使用定價軟件相關的定價行為變數（其中包括 (1) 一天內價格變化的次數、(2) 價格變化的平均幅度、以及 (3) 回應對手的價格變化所需的時間），該電腦主機的價格波動模式較類似於區間跳動（或稱價格交替）。有很高的機率競爭廠商採用演算法定價，是因為價格的調整模式有兩個重要的特色：

(1) 在一個時間階段，當領導廠商率先調價後，跟隨廠商會立即同時調價，時間幾乎完全一致，並且在價格調整上有規律可循，並不是隨機調整。

(2) 一般而言，調整價格不會一元一元反復調整，因此我們推測廠商在此階段時，相互試探對方是否也使用 AI 定價。在該階段發現，當領導廠商調整價格後，跟隨廠商都在短時間內完成調整，且雙方調價時間與變動次數幾乎一致。

(3) 雖然無法得知廠商為何在產品價差上保持一致，但在領導廠商率先調價後，跟隨廠商與其調價的頻率與時間在統計上幾乎趨於一致。另外一方面，由於觀察期間長達 1 年半，在觀察階段某期間之調價期間不像前期大幅變動的現象可能與實體通路或電子商務上下架行為有關，也可能於某時期進行定價的策略調整，而採用半人工、半演算法的方式變動價格。

### 三、某民生商品

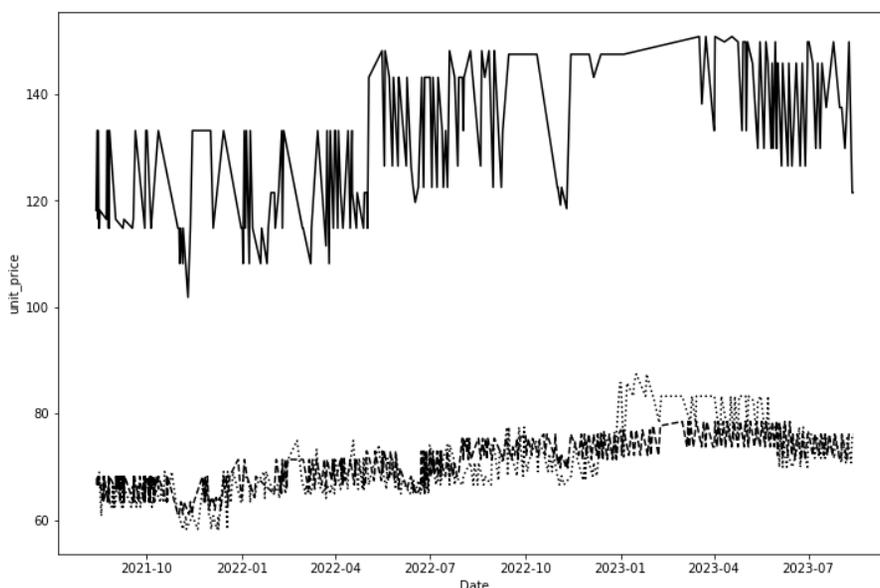


圖 5-5 某民生商品價格走勢圖

最後，我們也挑選平台上看似部分廠商使用演算法定價，但進行價格跟隨時又似乎採人工定價的某一民生商品，與前述電腦商品的定價模式進行比較。我們選定 B 平台上的 3 家某一民生商品品牌進行分析，分別為黑點線、黑實線與黑虛線三廠商。觀察時間為 2021 年 8 月 11 日至 2023 年的 8 月 12 日。值得注意的是，某一民生商品廠商對其產品販售的單位並不統一，無法以產品的售價進行分析，故在分析時先將價格進行標準化，以單位價格進行後續的討論，並將三家廠商各時期的價格詳繪於圖 5-5 中。值得注意的是，黑實線廠在所有某一民生商品品牌中，單位定價最高，且黑點線廠與黑虛線廠會在黑實線廠調價後進行調價。另一方面，在調價行為上，黑點線廠與黑虛線廠之間並未觀察到一致性，故我們視黑實線廠為該類商品的領導廠商，而黑點線廠與黑虛線廠為黑點線廠的跟隨廠商。

其次，我們觀察到黑點線廠與黑虛線廠會在黑實線廠調價後進行調價，但調價行為不見得在固定的某些時間發生，故黑點線廠與黑虛線廠的定價演算法是否自動偵測領導廠商的價格變化值得商榷；另一方面，黑點線廠

與黑虛線廠未調整下的其他時間也會改變售價，而且黑虛線廠若發生價格改變往往一天變動超過 2 次 (其中有一次是在中午前後)。因此，該產品零售商定價模式更可能是以人工調整為主，或以半演算法半人工的形式來進行<sup>171</sup>。

因黑實線廠為領導廠商，黑點線廠與黑虛線廠分別為其跟隨廠商，故分開探討黑實線廠和兩家廠商的情形。從黑實線廠和黑點線廠兩家廠商調價模式來看，長期而言價格是以階梯形態逐漸進行調升。我們進一步以每階段價格大幅調升 (超過 6%) 為標準，可以將跟隨者黑點線廠的價格再細分為三個階段，分別為階段一「黑實線廠平均單位定價為 119.41 元，黑點線廠平均單位定價為 63.46 元」、階段二「黑實線廠平均單位定價為 124.77 元，黑點線廠平均單位定價為 67.45 元」、階段三「黑實線廠平均單位定價為 139.01 元，黑點線廠平均單位定價為 73.48 元」。

(1) 從 2021/08/16 至 2021/12/13 為階段一。此時黑實線廠平均單位定價為 119.41 元，黑點線廠平均單位定價為 63.46 元。在此期間，統計黑實線廠調價後，黑點線廠進行調價的次數為 14 次，平均在黑實線廠調價後的 1.45 天內，黑點線廠完成調價。該階段黑實線調價時間差距的平均、標準差分別為 3.32 天和 4.83 天，調價次數為 34 次；黑點線調價時間差距的平均、標準差分別為 2.73 天和 2.41 天，調價次數為 42 次。

(2) 從 2021/12/14 至 2022/06/30 為階段二。在 2021/12/14 時，黑實線廠將價格調高，而黑點線廠第一次將自身單位價格調高至 70 元。自此，黑實線廠與黑點線廠平均單位價格皆上升，黑實線廠平均單位定價由 119.41 元上升為 124.77 元，黑點線廠平均單位定價由 63.46 元上升為 67.45 元。在此期間，統計黑實線廠調價後，黑點線廠進行調價的次數為 39 次，平均在黑實線廠調價後的 0.76 天內，黑點線廠完成調價。該階段黑實線調價時間差距

---

<sup>171</sup> 黑點線與黑虛線價格的相關係數為 0.722，黑實線與黑虛線價格的相關係數為 0.5846，黑實線與黑點線價格的相關係數為 0.5144。

的平均、標準差分別為 3.40 天和 3.66 天，調價次數為 60 次；黑點線調價時間差距的平均、標準差分別為 2.44 天和 2.02 天，調價次數為 83 次。

(3) 2022/07/01 至 2023/08/12 為階段三。在 2022/07/01 時，黑實線廠將價格調高，而黑點線廠第一次將自身單位價格調高至 74 元。自此，黑實線廠與黑點線廠平均單位價格皆上升，黑實線廠平均單位定價由 124.77 元上升為 139.01 元，黑點線廠平均單位定價由 67.45 元上升為 73.48 元。在此期間，統計黑實線廠調價後，黑點線廠進行調價的次數為 55 次，平均在黑實線廠調價後的 0.92 天內，黑點線廠完成調價。該階段黑實線調價時間差距的平均、標準差分別為 5.28 天和 11.77 天，調價次數為 78 次；黑點線調價時間差距的平均、標準差分別為 3.02 天和 3.49 天，調價次數為 135 次。

綜上所述，統計黑實線廠調價後，黑點線廠進行調價的次數為 108 次，其中黑點線廠在 0.24 天立刻跟隨調價的次數為 38 次 (佔全部跟隨次數的 35.19%)；黑點線廠在 0.24 ~ 1.2 天內立刻跟隨調價的次數為 6 次 (5.56%)；黑點線廠在 1.2 ~ 2.4 天內立刻跟隨調價的次數為 5 次 (4.6%)；黑點線廠在 2.4 ~ 3 天內立刻跟隨調價的次數為 2 次 (1.85%)。而黑點線廠在黑實線廠調價後超過 3 天才調價為 58 次，佔全部跟隨次數的 53.7%。也因此，我們則認為使用演算法進行調價的可能性較低。

其次，從黑實線廠與黑虛線廠兩家廠商調價模式來看，長期而言價格也是以階梯形態逐漸進行調升。仿照前述黑實線廠與黑點線廠的調價模式，我們將觀察時間內廠商的價格變動也分為三個階段，分別為階段一「黑實線廠平均單位定價為 120.35 元，黑虛線廠平均單位定價為 65.58 元」、階段二「黑實線廠平均單位定價為 126.37 元，黑虛線廠平均單位定價為 69.24 元」、階段三「黑實線廠平均單位定價為 139.82 元，黑虛線廠平均單位定價為 74.41 元」。

(1) 從 2021/08/13 至 2021/12/27 為階段一。此時黑實線廠平均單位定價為 120.35 元，黑虛線廠平均單位定價為 65.58 元，在此期間，統計黑實線廠調

價後，黑虛線廠進行調價的次數為 31 次，平均在黑實線廠調價後的 4.41 天內，黑虛線廠完成調價。該階段黑實線調價時間差距的平均、標準差分別為 3.23 天和 4.50 天，調價次數為 38 次；黑虛線調價時間差距的平均、標準差分別為 1.32 天和 1.87 天，調價次數為 97 次。

(2) 從 2021/12/28 至 2022/08/01 為階段二。在 2021/12/28 時，黑實線廠將價格調高，而黑虛線廠第一次將自身單位價格調高至 70 元。自此，黑實線廠和黑虛線廠平均單位價格皆上升，黑實線廠平均單位定價由 120.35 元上升為 126.37 元，黑虛線廠平均單位定價由 65.58 元上升為 69.24 元。在此期間，統計黑實線廠調價後，黑虛線廠進行調價的次數為 53 次，平均在黑實線廠調價後的 0.70 天內，黑虛線廠完成調價。該階段黑實線調價時間差距的平均、標準差分別為 2.95 天和 3.25 天，調價次數為 78 次；黑虛線調價時間差距的平均、標準差分別為 1.97 天和 2.53 天，調價次數為 144 次。

(3) 從 2022/08/02 至 2023/08/02 為階段三。在 2022/08/02 時，黑實線廠將價格調高，而黑虛線廠第一次將自身單位價格調高至 75 元。自此，黑實線廠與黑虛線廠平均單位價格皆上升，黑實線廠平均單位定價由 126.37 元上升為 139.82 元，黑虛線廠平均單位定價由 69.24 元上升為 74.41 元。在此期間，統計黑實線廠調價後，黑虛線廠進行調價的次數為 59 次，平均在黑實線廠調價後的 1.13 天內，黑虛線廠完成調價。該階段黑實線調價時間差距的平均、標準差分別為 5.15 天和 9.36 天，調價次數為 73 次；黑虛線調價時間差距的平均、標準差分別為 2.43 天和 2.12 天，調價次數為 155 次。

綜上所述，統計黑實線廠調價後，黑虛線廠進行調價的次數為 142 次，其中黑虛線廠在 0.24 天立刻跟隨調價的次數為 28 次，佔全部跟隨次數的 19.71%；黑虛線廠在 0.24 ~ 1.2 天內立刻跟隨調價的次數為 6 次 (4.23%)；黑虛線廠在 1.2 ~ 2.4 天內立刻跟隨調價的次數為 8 次 (5.63%)；黑虛線廠在 2.4 ~ 3 天內立刻跟隨調價的次數為 1 次 (0.7%)。而黑虛線廠在黑實線廠調價後超過 3 天後調價為 99 次，佔全部跟隨次數的 69.71%。我們則認為

使用演算法進行調價的可能性較低。

整體而言，不論在黑實線廠與黑點線廠或黑實線廠和黑虛線廠的組合中，可以發現領導廠商調價後，皆能發現跟隨廠商在領導廠商調價後調價，有明顯跟隨的跡象；但多數時候領導廠商調價後，跟隨廠商的反應時間會超過 3 天，這顯示其調價的及時性不如前述電腦商品價格調整地快速；另一方面，黑點線廠與黑虛線廠在黑實線廠未調整下的其他時間也會改變售價，而且黑虛線廠大約 1.32~2.43 天就調一次價，再者黑虛線廠若發生價格改變，往往一天的變動超過 2 次且其中 1 次固定在中午前後，在一段期間內價格也呈現區間跳動的現象。因此，某一民生商品零售商定價模式雖有跟隨的效果，但應以人工調整為主，或各自以半演算法半人工的形式進行。

## 第五節 本章小結

前述電腦相關廠商的定價模式主要可分為三個階段，階段一「所有廠商同時調整價格」或「維持相同價差」、階段二「調價開始隨機變化」和階段三「相互試探」，並最終會回到階段一，但會因商品不同而略為調整。但這樣的調整模式，在所挑選的民生商品價格調整上並不適用，因為後者的某些廠商，雖調價也屬頻繁並在一段期間內價格呈現區間跳動的現象，但與其他廠商的價格互動，不像電腦相關廠商如此及時<sup>172</sup>。為方便比較，我們將本節所討論各項商品的變動階段、領導跟隨情形、採用演算法可能性與對應的演算法價格變動模式彙整於表 5-3。

根據 Assad et al. (2020) 採用被認為與使用定價軟件相關的定價行為變數，我們發現電腦相關各個廠商的調價行為有價格跟隨的現象，通常當領

---

<sup>172</sup> 根據陳和全 (2023)，即使市場中呈現超競爭價格的事實，不能直接推論廠商間有聯合行為，而演算法定價較人為定價機敏，因此可能更快得到更高的超競爭價格，但也不能因此推論演算法定價有聯合行為事實。

導廠商價格發生改變後，跟隨廠商會在短時間內一同進行價格的調整，且調整的速度很快。但當有人率先破壞調價規律或有新廠商在此時加入市場，定價模式會因此改變。一般而言，廠商的定價都在同一區間內進行震動，價格波動模式較類似於區間跳動（或稱價格交替）。綜上所述，我們認為電腦相關商品廠商有使用演算法調價的可能。

**表 5-3 各個商品競爭階段、價格跟隨及演算法價格調價行為表**

商品	競爭階段	價格跟隨 隨 領 導 廠 商	價格跟隨 隨 跟 隨 廠 商	採用演算 法價格調 整可能性	演算法價 格調整模 式
電子商品	四階段(詳見 本文)	黑色	深灰色	可能性高	區間跳動
電腦商品 1 (高 價組)	三階段：維持 相同價差、相 互試探、維持 相同價差。	黑實線	黑虛線	可能性高	區間跳動
電腦商品 1 (低 價組)	三階段：維持 相同價差、相 互試探、維持 相同價差。	無 明 顯 領 導 者	無 明 顯 跟 隨 者	可能性高	區間跳動
電腦商品 2 (高 價組)	三階段：維持 相同價差、相 互試探、維持 相同價差	黑實線	黑虛線	可能性高	區間跳動
電腦商品 2 (低 價組)	二階段：所有	深 灰 點	其 他	可能性高	區間跳動

價組)	廠商同時調整 價格、調價隨 機變化	線			
電腦商品3 (高 價)	四階段：所有 廠商同時調整 價格、調價隨 機變化、相互 試探、所有廠 商同時調整價 格	無明顯 領導者	無明顯 跟隨者	可能性高	區間跳動
電腦商品3 (低 價)	四個階段：所 有廠商同時調 整價格、調價 隨機變化、所 有廠商同時調 整價格	無明顯 領導者	無明顯 跟隨者	可能性高	區間跳動
某一民生商品 (黑實線、黑點 線)	三階段(詳見 本文)	黑實線	黑點線	可能性低	區間跳動
某一民生商品 (黑實線、黑虛 線)	三階段(詳見 本文)	黑實線	黑虛線	可能性低	區間跳動

值得注意的是，前述所挑選的電腦相關商品或是民生商品，價格變動的頻率大約最多每天在 2-3 次，這和文獻上 (如：Assad et al.,2020; 或 Wieting

and Sapi, 2022) 價格調整有更高頻的變動有著相當大的差異。也因此，以我國目前的現況，若用一天內價格變化的次數或許不是理想的評斷方法。相反地，若以回應對手的價格變化所需的時間來進行觀察，或許可以提出更直接使用演算法定價的推測。此外，由於本計畫觀察的價格樣本時間長達 1 年半，也發現不同商品的定價模式在不同時期可能有進行較大調整的現象，而可能採用半人工、半演算法的價格調整方式。

## 第六章 利用演算法模擬市場定價

前一節中我們已經發現電商平台上廠商定價採用演算法的可能性。在本章中，我們將使用我國電商平台廠商販售電腦主機與民生商品的實際資料，進一步利用效能更強的深度 Q-Learning 模擬廠商定價，探究是否有達成聯合行為的可能，並比較實際定價的狀況。由於模擬需要設定相關市場結構與成本設算，且不同的設定也可能產生不同模擬結果，以下我們將介紹本研究中模擬的相關設定，並說明相關模擬結果。

### 第一節 市場結構相關設定

為求概念上的釐清並為了利於後續模型的擴充，本研究現階段先考慮雙占市場多期競爭模型：假設市場上有兩家競爭廠商，於  $t = 1, \dots, T$  期進行競爭或聯合行為，其需求函數分別設定如下<sup>173</sup>：

$$Q_{1t} = a_1 - bp_{1t} + \gamma p_{2t} + \varepsilon_{1t},$$

$Q_{2t} = a_2 - bp_{2t} + \gamma p_{1t} + \varepsilon_{2t}$ . 其中參數  $(a_1, a_2, b, \gamma)$  為正且假設需求之不確定變動  $(\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t})$  彼此獨立， $(a_1, a_2)$  為兩異質廠商的需求線截距項， $b$  為自身價格變動一單位對需求的影響， $\gamma$  為競爭商品價格變動一單位對需求的影響，在此，我們假設  $b$  與  $\gamma$  對兩廠商是對稱相同的。在給定共同成本  $c_t$  的條件下，可解出未進行聯合行為的均衡價格 (Bertrand Nash) 如下：

$$p_{1t}^N = [(4b^2 - \gamma^2)]^{-1} [(2ba_1 + a_2\gamma) + b(2b + \gamma)c_t + 2b\varepsilon_{1t} + \gamma\varepsilon_{2t}],$$

$$p_{2t}^N = [(4b^2 - \gamma^2)]^{-1} [(2ba_2 + a_1\gamma) + b(2b + \gamma)c_t + 2b\varepsilon_{2t} + \gamma\varepsilon_{1t}].$$

---

<sup>173</sup> 值得注意的是，線性需求函數僅是其中一種特定的函數形式，Q-learning 模擬本身並不受限於此函數形式，亦可採用常用的指數 (exponential) 型或其他函數形式。

類似地，可解出進行聯合行為 (Monopoly) 的廠商均衡價格如下：

$$p_{1t}^M = [2(b^2 - \gamma^2)]^{-1} [(ba_1 + a_2\gamma) + (b^2 - \gamma^2)c_t + b\varepsilon_{1t} + \gamma\varepsilon_{2t}],$$

$$p_{2t}^M = [2(b^2 - \gamma^2)]^{-1} [(ba_2 + a_1\gamma) + (b^2 - \gamma^2)c_t + b\varepsilon_{2t} + \gamma\varepsilon_{1t}].$$

假設從  $t = 1, \dots, S < T$  廠商未採取聯合行為的競爭，則令

$$e_{1t} = [(4b^2 - \gamma^2)]^{-1} [2b\varepsilon_{1t} + \gamma\varepsilon_{2t}],$$

$$e_{2t} = [(4b^2 - \gamma^2)]^{-1} [2b\varepsilon_{2t} + \gamma\varepsilon_{1t}].$$

可獲得

$$e_{1t} = p_{1t} - [2(\hat{b}^2 - \hat{\gamma}^2)]^{-1} [(2ba_1 + a_2\gamma) + b(2b + \gamma)c_t],$$

$$e_{2t} = p_{2t} - [2(\hat{b}^2 - \hat{\gamma}^2)]^{-1} [(2ba_2 + a_1\gamma) + b(2b + \gamma)c_t].$$

因此，給定  $t = 1, \dots, S$  的實際資料  $(p_{1t}, p_{2t}, c_t)$  並利用非線性最小平方法即可解出一組估計參數  $(\hat{a}_1, \hat{a}_2, \hat{b}, \hat{\gamma})$  讓樣本的均方誤最小：

$$MSE = \sum e_{1t}^2 + \sum e_{2t}^2$$

一旦得出  $(\hat{a}_1, \hat{a}_2, \hat{b}, \hat{\gamma})$  等估計值，即可以利用實際的資料回推  $(\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t})$  的標準差。此外，競爭價格函數  $p_1(c_t)$  與  $p_2(c_t)$  帶入估計參數後也可分別得到以下的關係式：

$$\hat{p}_{1t}^N(c_t) = [(4\hat{b}^2 - \hat{\gamma}^2)]^{-1} [(2\hat{b}\hat{a}_1 + \hat{\gamma}\hat{a}_2) + \hat{b}(2\hat{b} + \hat{\gamma})c_t]$$

$$\hat{p}_{2t}^N(c_t) = [(4\hat{b}^2 - \hat{\gamma}^2)]^{-1} [(2\hat{b}\hat{a}_2 + \hat{\gamma}\hat{a}_1) + \hat{b}(2\hat{b} + \hat{\gamma})c_t]$$

類似地，代入估計參數的聯合行為價格函數如下：

$$\hat{p}_{1t}^M(c_t) = [2(\hat{b}^2 - \hat{\gamma}^2)]^{-1} [(\hat{b}\hat{a}_1 + \hat{\gamma}\hat{a}_2) + (\hat{b}^2 - \hat{\gamma}^2)c_t],$$

$$\hat{p}_{2t}^M(c_t) = [2(\hat{b}^2 - \hat{\gamma}^2)]^{-1} [(\hat{b}\hat{a}_2 + \hat{\gamma}\hat{a}_1) + (\hat{b}^2 - \hat{\gamma}^2)c_t].$$

最後，個別的需求量也可利用  $(\hat{a}_1, \hat{a}_2, \hat{b}, \hat{\gamma})$  分別獲得：

$$\begin{aligned}\ddot{Q}_{1t} &= \hat{a}_1 - \hat{b}\ddot{p}_{1t} + \hat{\gamma}\ddot{p}_{2t}, \\ \ddot{Q}_{2t} &= \hat{a}_2 - \hat{b}\ddot{p}_{2t} + \hat{\gamma}\ddot{p}_{1t},\end{aligned}$$

其中  $c_t$  可從實際資料獲得，而  $\ddot{p}_{1t}$  與  $\ddot{p}_{2t}$  則可由實際資料，推算的 Monoploy 或 Nash 的價格，或由演算法定價法所生成。據此需求量，廠商的利潤為  $\ddot{\pi}_{jt} = \ddot{Q}_{jt}(\ddot{p}_{jt} - c_t), j=1,2$ 。值得注意的是，若模擬的結果一家的價格非常接近於勾結，另一家不接近，那  $\ddot{\pi}_{jt}^S$  並不會很常接近勾結，這是因為計算個別廠商需求量時，仍需要另一家廠商的價格。最後，為了衡量模擬下超競爭的程度<sup>174</sup>，我們計算

$$r_{jT} = T^{-1} \sum_{t=1}^T \frac{\ddot{\pi}_{jt}^S - \ddot{\pi}_{jt}^N}{\ddot{\pi}_{jt}^M - \ddot{\pi}_{jt}^N}$$

其中， $\ddot{\pi}_{jt}^S$ 、 $\ddot{\pi}_{jt}^M$  與  $\ddot{\pi}_{jt}^N$  分別表示模擬、勾結 (Monopoly) 與競爭 (Nash) 下廠商  $j$  於時點  $t$  下的利潤。在我們的設定中， $r_{jT}$  為介於 0 到 1 的數值。若兩家廠商模擬的價格結果，和 Monopoly 都一樣，則該比例為 1，若模擬的價格結果和 Nash 都一樣，則該比例為 0。在我們的設定中， $r_{jT}$  為介於 0 到 1 的數值。

## 第二節 模擬使用的資料

本研究進行模擬時所採用資料源於 B 平台上販售的電腦商品四，其配置為配件一型號 2 與配件二型號甲。資料期間為 2022/01/01~2023/06/01，其間市面上共有 7 個零售廠商，價格如圖 6-1 所示。由圖 6-1 的價格水準，可明顯將資料分為高價的淺灰虛線、淺灰點線廠商，中價的黑色虛線（以下

<sup>174</sup> Calvano et al. (2021) 也有類似的衡量。因為實際資料中成本會變動，採用累加利潤會造成衡量失真，無法真實反映各期超競爭的程度。故先計算各期比值，再平均。

簡稱為廠商 1)、黑色實線廠商 (以下簡稱為廠商 2)，以及低價位的淺灰實線廠商。由於中價位的兩個廠商的時間長度較高價廠商為長，故模擬時選擇以兩個中價位的廠商為主，進行各樣的模擬分析。我們將 2023 年的新年後作為測試期間，這是因為該段期間的價格經歷了跟隨、躍升，再逐步降價的過程，可讓研究人員了解演算法定價於各階段的結果。此外，本研究將 2023 新年前視為競爭期，因這段期間的價格先有一段期間滑落，之後平均價格趨於平穩但兩家廠商採取不同波動程度的價格跟隨。

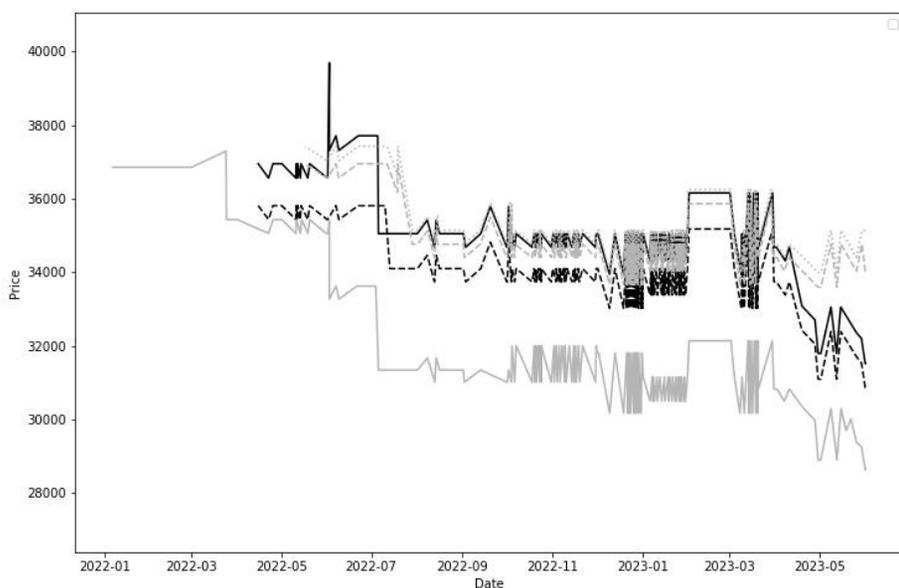


圖 6-1 電腦商品四各廠價格走勢圖

### 第三節 成本設算估計

估計競爭與聯合行為的價格時需要進行成本估算。目前本研究主要採用最低價格成本法與組裝投入成本法，分述如下：

#### 一、最低價格成本法：

由於高度競爭市場中利潤微薄，故取同類商品的最低價格為成本。以同

階級電腦配件二以及同容量的電腦配件一作為規格限制，將標的平台上所有相同規格的主機作為資料來源，並取變動次數前 7 多的項目為訓練目標。因此需要蒐集大量有關資料。以配件一型號 2 與配件二型號甲的電腦生品為例，共得 512 筆資料。從這些資料取各期之最低價格作為成本估算的依據。值得注意的是，為避免價格浮動過於劇烈或價格浮動次數不平均導致的估計困難，我們採用移動平均價格來計算最低成本。<sup>175</sup>

## 二、組裝成本法：

本方法以組裝一台主機之成本作為成本依據。如配件二型號甲使用某一規格 (利用 D 網資料，原資料中有配件二型號甲的 2,478 筆中取符合規格之 287 筆) 之浮動價格作為依據，配件一部分則使用型號 1 某規格之浮動價格作為依據 (利用 D 網資料，原資料屬型號 1 的 27,650 筆，取符合規格之 532 筆)，電腦配件四皆採用型號 1 之浮動價格 (資料來源：B 平台資料，取 7 家廠商平均歷史價格，原資料數 85 筆)，電腦配件五採用型號甲之固定價格 1200 元 (資料來源：某商場五家廠商之平均成本)，最後加上組裝成本 800 元作為該規格主機之成本依據 (資料來源：某商場五家廠商之平均成本)。類似於最低價格成本法，為避免由於價格浮動過於劇烈或價格浮動次數不平均等原因，本研究亦採用移動平均價格來計算最低成本。

由於作業時間有限，以下的模擬先以最低價格成本法計算成本，為求一致，以淺灰實線廠商的定價作為最低成本。未來亦可將組裝成本法所計算的有關成本帶入進行估計或模擬。

---

<sup>175</sup> 我們將最低的廠商價格設為成本，也因此成本的估計值會隨著時間而波動，以這樣假設條件下的競爭價格以及聯合行為價格也會跟著成本一起變動；並且因為定價的性質屬追蹤資料，波動的區間也會有所不同，因此狀態是連續化的，這些特性使 Q 矩陣變的巨大，而難以實現 Q 學習法，因此我們需要採用深度 Q 學習法。另外，由於現實中成本不會如最低成本索取之廠商價格跳動劇烈，因此將最低廠商價格以七日為單位計算移動平均值作為假設成本，讓成本變化幅度較小。

## 第四節 執行方法

Calvano et al. (2020) 使用的 Q 學習方法，是利用  $n$  家公司過去  $k$  個時間點的價格為狀態，也就是  $s^t = (s^{t-1}, s^{t-2}, \dots, s^{t-k})$ ，而潛在可選擇的行動 (actions) 是在此閉區間中  $[p^N - \zeta(p^M - p^N), p^M + \zeta(p^M - p^N)]$  平均取  $m$  個點為可採取的價格，本篇論文選取兩家廠商  $n=2$ ，過去一期的價格 ( $k=1$ ) 為輸入狀態，可採取的價格  $m=15$  組，也選取  $\zeta=0$  與  $0.1$  兩組參數來擴增可選擇行動的區間 (在此  $\zeta$  表示所選擇價格允許超過傳統經濟模型的上限：勾結價格  $p^M$  與傳統經濟模型的下限：競爭價格  $p^N$  的程度)，並發現在模擬環境下，Q 學習法的收斂性並不穩定，但是仍偏向於聯合行為。

因此我們想以此模擬模型為基礎，也使用同樣的參數 ( $n=2, k=1, m=15, \zeta=0$  與  $0.1$ ) 進行模擬，並套用於真實資料觀察兩者的定價行為。相較於 Calvano et al. (2020) 假設邊際成本為固定，在真實資料上，我們將最低的廠商價格設為成本，也因此成本的估計值會隨著時間而波動，以這樣假設條件下的競爭價格以及聯合行為價格也會跟著成本一起變動 (如圖 6-2)；並且因為定價的性質屬追蹤資料，波動的區間也會有所不同，因此狀態是連續化的，這些特性使 Q 矩陣變的巨大，而難以實現 Q 學習法，且 Q-learning 的測試結果並無收斂，初始狀態不穩定，加上實際上應用並沒有辦法那麼有效利用此方法，因此我們需要採用深度 Q 學習法。

使用深度 Q 學習法解決 Q 矩陣過於巨大的問題時，我們將狀態定義直接於真實資料數據，行為設定則與使用 Q 學習模擬時相同，為使收斂較為穩定，選取  $m=5^{176}$  為可採取行動範圍，後續階段的狀態則是根據自家模型的定價結果以及對家的真實價格，也就是  $s^{t+1} = (\alpha, p^{t+1})$ 。設定每 100 個

---

<sup>176</sup> 設定  $m$  (action) 並不會影響模型訓練時間，訓練環境使用 T4 GPU 進行訓練，設定  $m$  為 5 與 10 時，訓練 30 個 episode 的時間為 37 分與 38 分，並無顯著差異。主要影響模型的設定為 episode 與 epoch，兩者皆會影響訓練期數長短。

期間 (Epochs) 訓練完評估網絡 (Evaluation Network) 後，以評估網絡去更新目標網絡 (Target Network) <sup>177</sup>。

首先我們使用最原始的資料直接去進行深度 Q 學習，發現由於  $p_1$  和  $p_2$  之間存在差異價格，致使模型去追尋較高的  $p_2$  價格，以獲取更大的獲利。我們觀察  $p_1$  和  $p_2$  間的價格差異，並發現在穩定價格期間會有一個跳動性小差距 (如圖 6-3)，我們將  $p_1$  平均和  $p_2$  平均差距  $d = \bar{p}_2 - \bar{p}_1$  算出後，再藉此修正  $p_2$  價格以和  $p_1$  比較。

為進行分析我們也將時間間隔單位統一，以半天為一個單位；另外，在成本設算時，將最低廠商價格以七日為單位計算移動平均值作為假設成本，讓成本變化幅度較小。競爭價格、聯合行為價格、成本以及  $p_1$  和  $p_2$  的實際值分別列於圖 6-4 的左右兩邊。在訓練資料方面，我們選取到 2022/12/31 以前的資料作為訓練資料，共 522 筆，並以最低成本法，用 Nash 模型推得出兩家廠的需求參數<sup>178</sup>

$$\hat{b} = 1.237, \hat{\gamma} = 0.864, \hat{a}_1 = 17641.805, \hat{a}_2 = 17692.990.$$

在第一次實驗當中，我們分別對兩家廠商都各使用一個神經網路模型做深度 Q 學習訓練，各模型對自家的定價策略去做訓練模擬，兩個模型在訓練期間互不干涉，訓練資料並不包含任何對方廠商模型定價的結果，將對方實現的價格視為固定，作獨立訓練。在 2023/1/1 後為測試資料，僅用當天的價格為初始狀態，後續使用兩個模型的定價結果，不再使用真實資料，觀察兩個模型之間的定價策略。

---

<sup>177</sup> 本模擬中 Deep Q-learning 的其他設定為：episode=500, epoch=100,  $\delta=0.8$ ,  $\epsilon$ -greedy=0.2。 $\delta$  指預測獎勵與實際獎勵的差異，機器在訓練模型時會藉此來調整模型的權重，使模型更精準； $\epsilon$ -greedy 是在 Q learning 或 DQL 中，模型試圖學習一個價值函數 (本文為廠商利潤)，以預測在不同狀態下執行不同動作的價值。當進行決策時  $\epsilon$ -greedy 會進行隨機選擇當前被計算為最高價值的動作。

<sup>178</sup> 若以加總成本法估得係數為  $\hat{b} = 1.204, \hat{\gamma} = 0.622, \hat{a}_1 = 27817.998, \hat{a}_2 = 27581.070$ 。

## 第五節 模擬結果

首先，在考慮  $\zeta=0$  的條件下，將可採取行為的最低價格視為競爭價格，最高價視為聯合行為價格。圖 6-5 為廠商 1 定價之  $p_1$  模型在資料訓練下的結果。可以發現將對方實現的價格視為固定，作獨立訓練時，廠商 1 會選擇 Nash 競爭價格 ( $p^N$ )。類似地，圖 6-6 為廠商 2 定價之  $p_2$  模型在訓練資料的結果。可以發現將對方實現的價格視為固定，作獨立訓練下廠商 2 也會選擇 Nash 競爭價格 ( $p^N$ )，而這主要是因為在價格互動下所隱含的競爭模型為 Bertrand Nash 模型，因此，廠商 1 的價格 (也就是被廠商 2 視為固定的價格) 為 Bertrand Nash 模型下的最佳回應 (Best Response)，而廠商 2 會選擇  $p^N$ ，也是因為其為利潤極大下的最佳回應<sup>179</sup>。因此，即可發現在圖 6-7 測試資料下，僅用 2023/1/1 的價格為初始狀態，後續使用兩個模型的定價都採取競爭價格作為策略，也因此市場都達到競爭均衡。此時，Nash (灰虛線)價格與廠商 1 的模擬價格 Predict1 (灰實線) 及廠商 2 的模擬價格 Predict2 (淺灰實線) 幾乎重合，此時廠商 1 與 2 之利潤率分別為 0.0025 與 0.0025。

若進一步以 Calvano et al. (2020) 將模型在行為空間中取  $\xi = 0.1$ ，也就是即允許超過勾結價格  $p^M$  與競爭價格  $p^N$  的程度達兩者差距的 10%。相關訓練與測試的結果詳列於圖 6-8 到圖 6-10。從結果中可以發現在訓練時兩廠商都以最低限定價 (如圖 6-8 到圖 6-9)，在絕大多數測試期間也都以最低價來進行 (在此低於競爭均衡可能是因為，實際資料是位於競爭均衡上下波動，且商品為異質，故低於競爭均衡仍有正利潤)。有趣的是，在成本上升導致競爭均衡價格也跟著大幅上升時，兩廠商會誤以為有合作的訊號

---

<sup>179</sup> 廠商確實有可能因追求曝光度而進行低價行銷策略來打入市場，這類情況較常出現於實體店面，如餐飲業、大賣場等。不過這類情況並不常出現於本文研究之對象。高科技產品如手機，電腦由於技術含量較高，因此消費者反而不會購買價格異常低的商品。而某一民生用品，由於同質性高，取代性高，品牌黏著度低，亦不太可能出現短期的削價策略。

而各自將價格訂於聯合行為價格，但隨後又回到競爭均衡，而有跳動產生。

接著，我們修改演算法的定價方式，以單一模型去同時訓練兩家廠商的定價策略，在訓練階段，依舊使用真實資料作為狀態輸入，但將下階段狀態的定義改為兩家廠商的價格皆由模型決定，亦即  $s^{t+1} = (\alpha_1^t, \alpha_2^t)$ ，讓訓練資料中包括對方模型定價的結果。在此設計下一個模型會有兩倍的訓練資料。其餘則與前一實驗的設定相同，訓練資料為 2022/12/31 以前的資料，且參數設定為  $\xi = 0$ 。

兩廠商訓練的結果如圖 6-11 到圖 6-12，可以觀察到模型在資料訓練期間會更貼合原始資料，且定價也不會貼於競爭的均衡價格。接下來，圖 6-13 的測試資料與前述相同，只使用 2023/1/1 的定價作為真實資料，之後的狀態皆由模型定價所決定。則可以發現，兩廠商一開始從競爭均衡價格出發，而後逐步調高，最後皆收斂於聯合行為價格，這樣的結果也與文獻上的模擬一致。此外，中廠商 1 的模擬價格 Predict1 (灰實線) 與廠商 2 的模擬價格 Predict2 (淺灰實線) 重合。特別是後半期，兩廠商的模擬價格重合在 Monopoly (黑虛線) 的價格上。整體而言，廠商 1 與 2 之利潤率分別為 0.2901 與 0.2916。另外，我們也使用 2023/1/1 的當天及以後的真實價格測試資料去評估模型成效 (如圖 6-14)。此為一般深度學習模型測試模型成效的方法，可以觀察出模型在測試資料期間的定價策略結果跟原始資料也有貼合的趨勢，代表此模型的訓練成效符合預期。

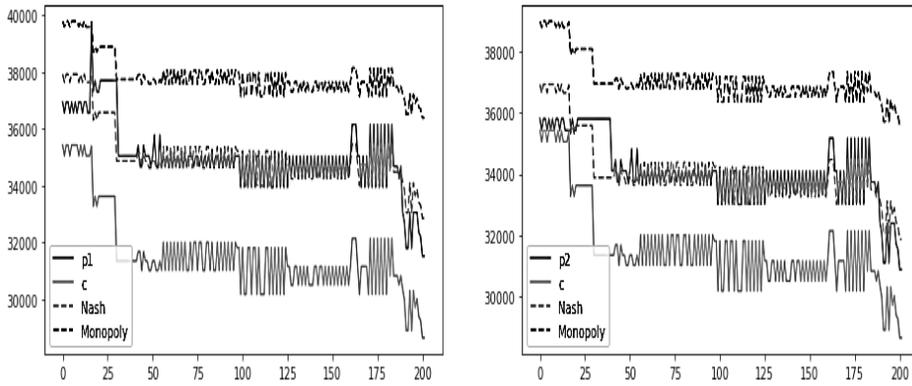


圖 6-2 兩家廠商勾結和競爭價格

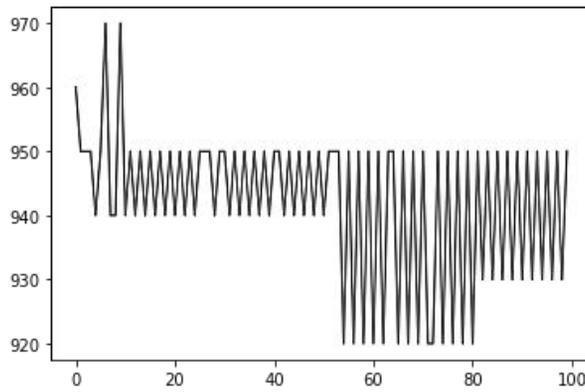


圖 6-3  $p_1$  和  $p_2$  之間的差距

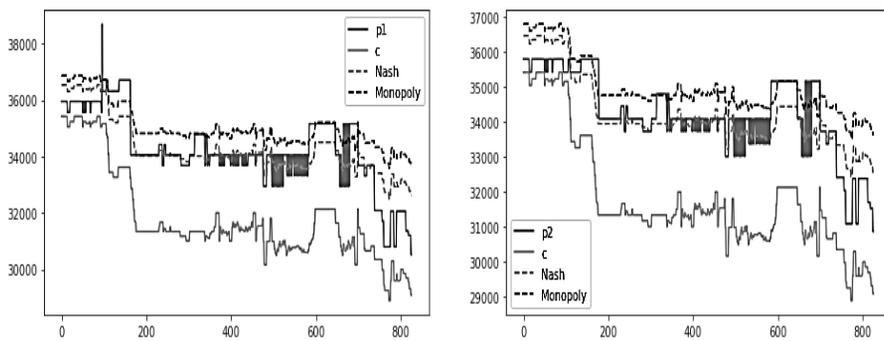


圖 6-4 價格調整後兩家廠商勾結和競爭價格

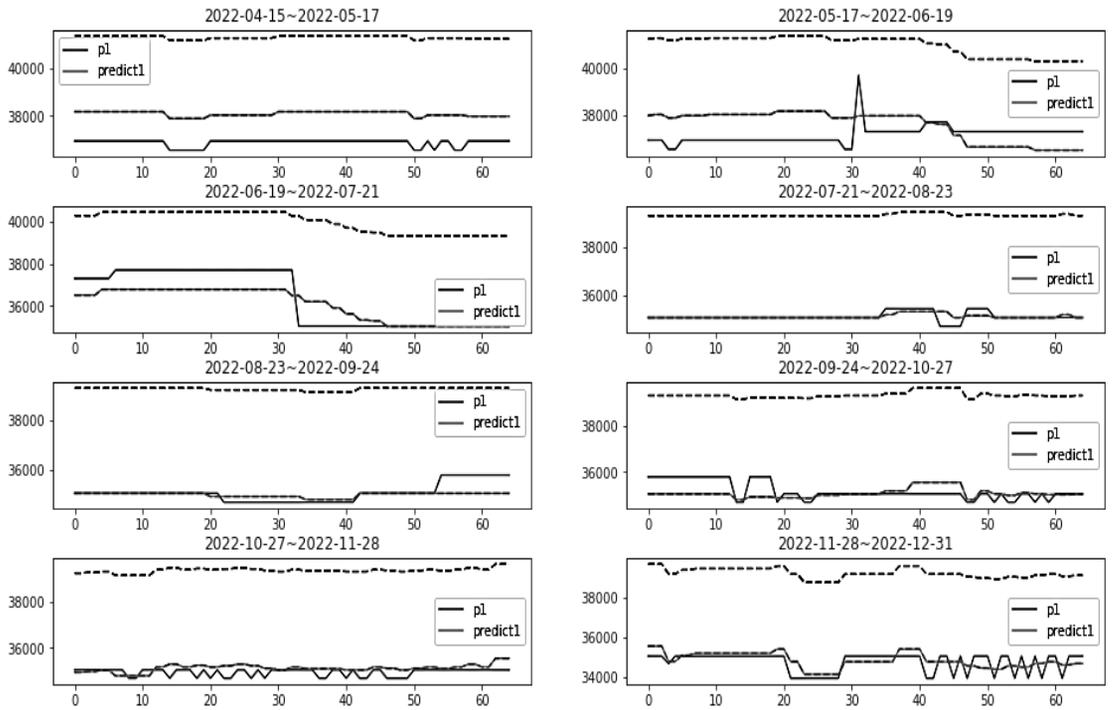


圖 6-5  $p_1$  模型在訓練資料的結果  $\zeta = 0^{180}$

<sup>180</sup> Predict1 (灰實線) 與 Nash (灰虛線) 高度重合。

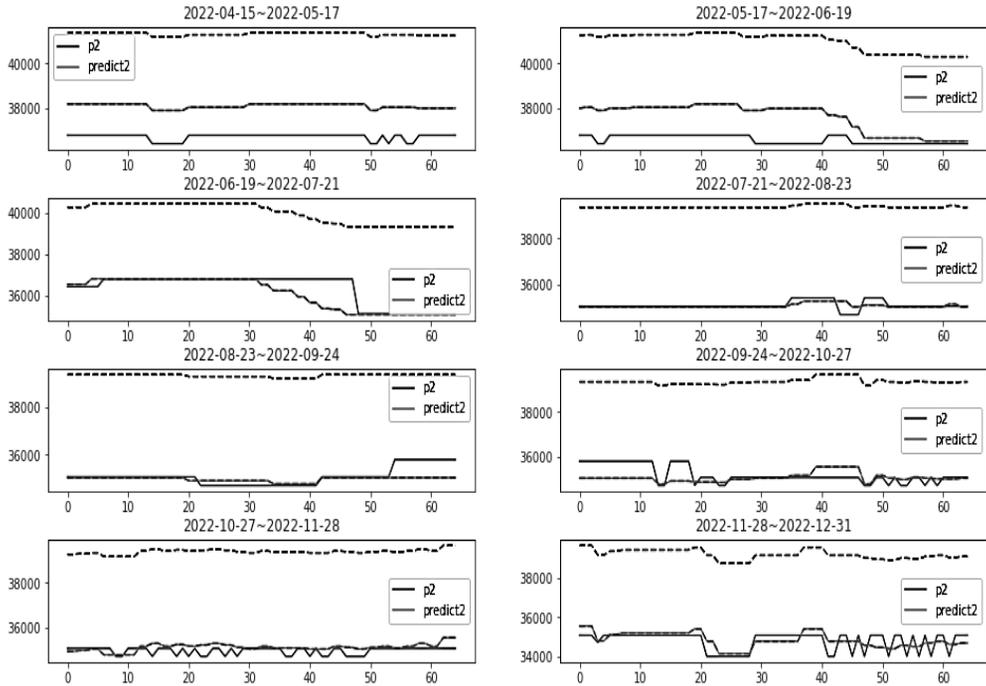


圖 6-6  $p_2$  模型在訓練資料的結果  $\xi = 0^{181}$

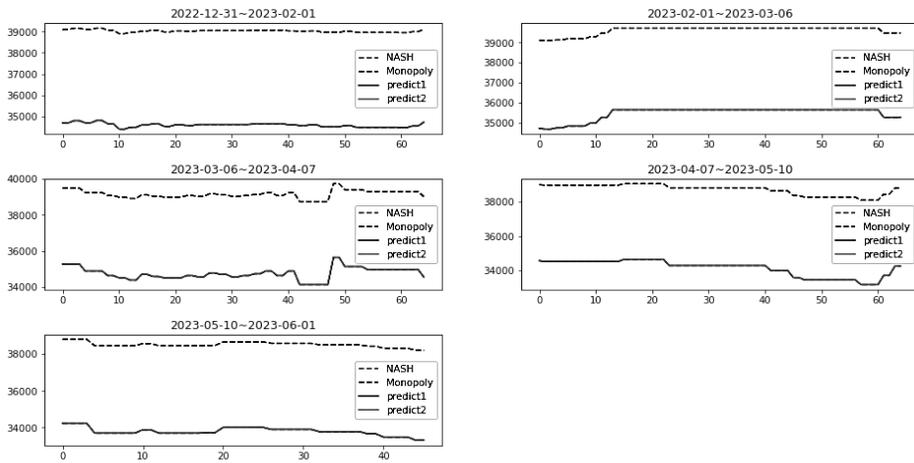


圖 6-7 兩種模型在測試資料的結果  $\xi = 0^{182}$

<sup>181</sup> Predict1 (灰實線) 與 Nash (灰虛線) 高度重合。

<sup>182</sup> Predict1 (深灰實線) 與 predict2 (淺灰實線) 與 Nash (灰虛線) 高度重合。

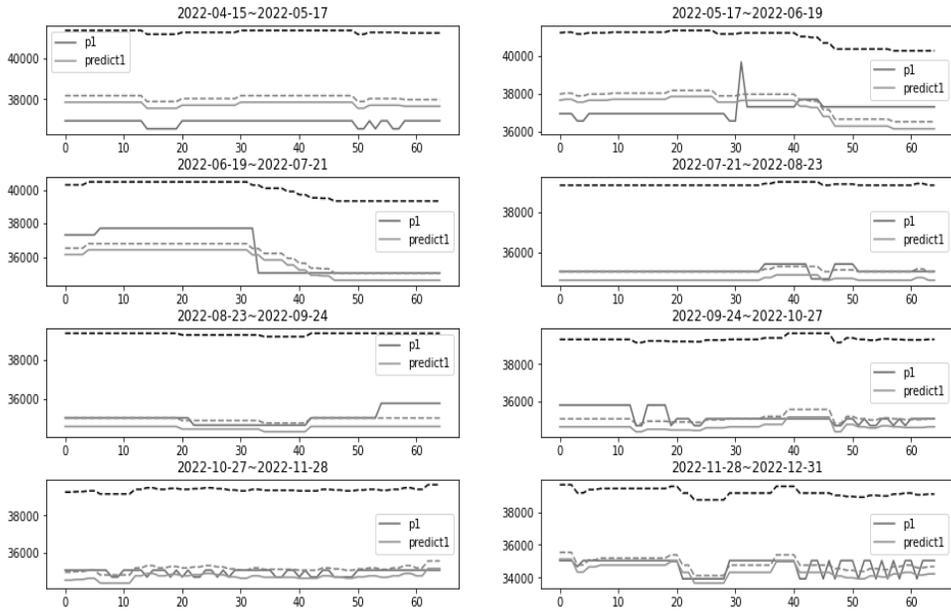


圖 6-8  $\xi = 0.1$  之下， $p_1$  模型在訓練資料的結果

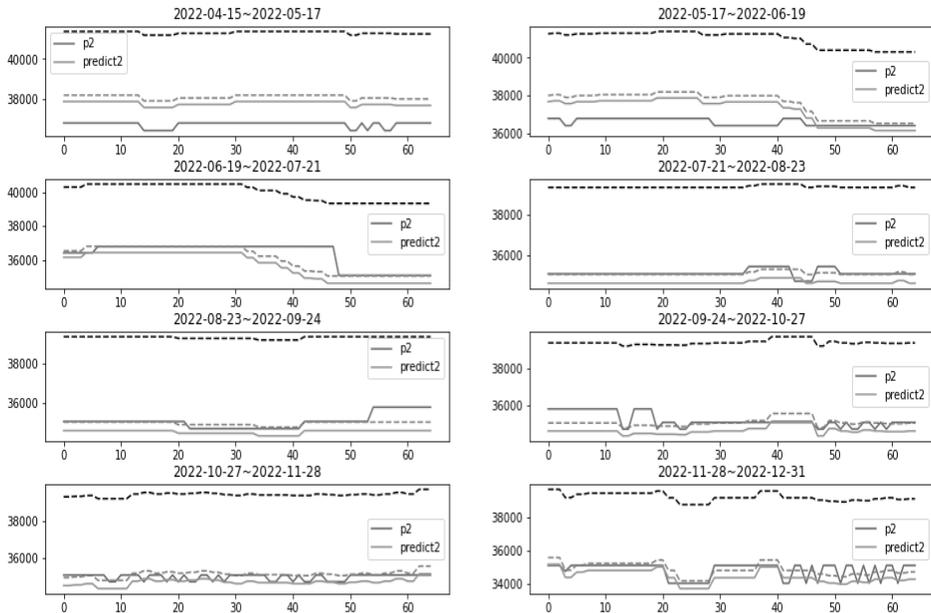


圖 6-9  $\xi = 0.1$  之下， $p_2$  模型在訓練資料的結果

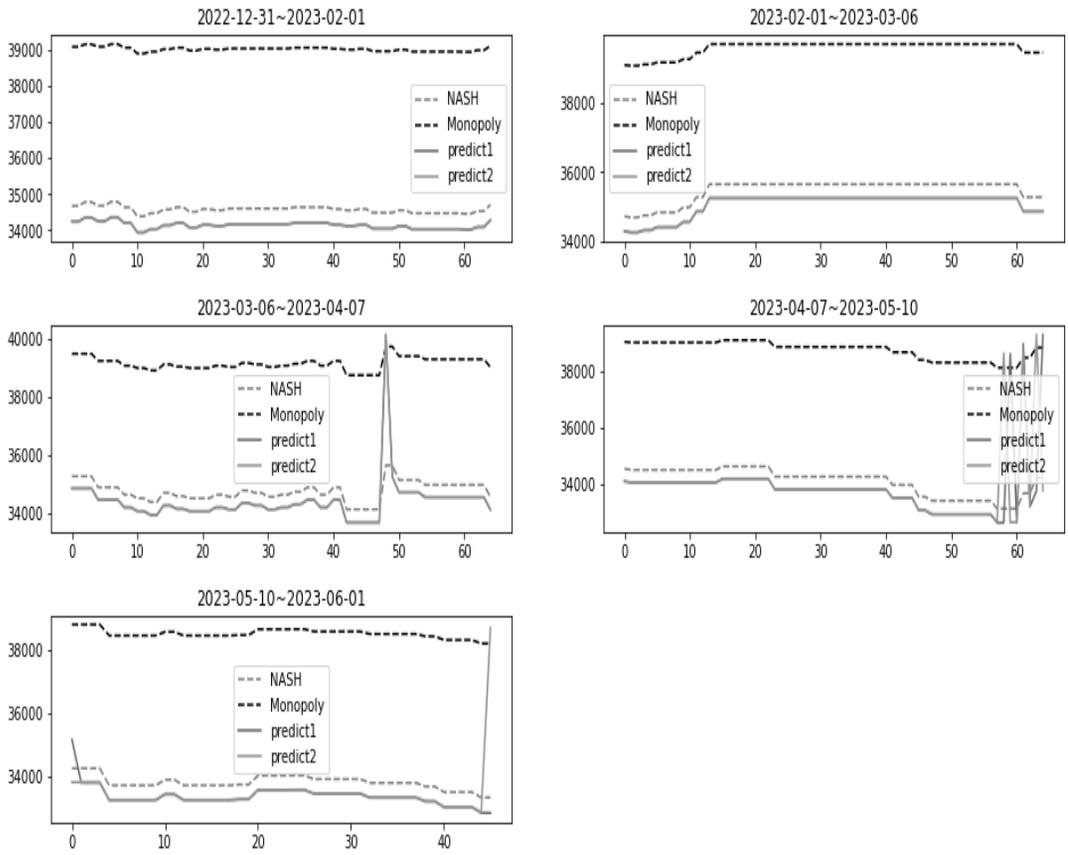


圖 6-10  $\xi=0.1$  之下，兩種模型在測試資料的結果<sup>183</sup>

<sup>183</sup> Predict1 (灰實線) 與 predict2 (淺灰實線) 高度重合。

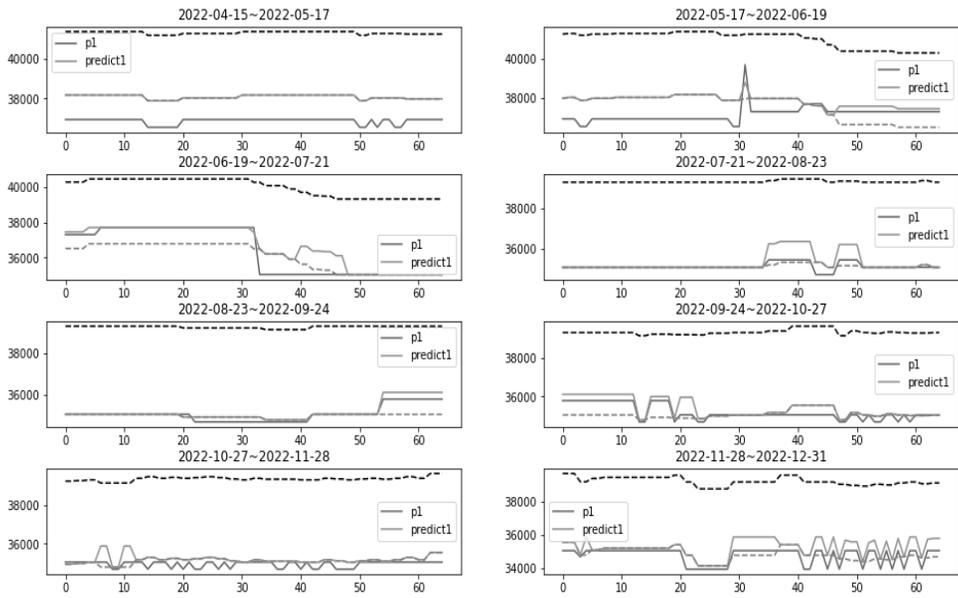


圖 6-11 單一模型  $p_1$  在訓練資料的結果<sup>184</sup>

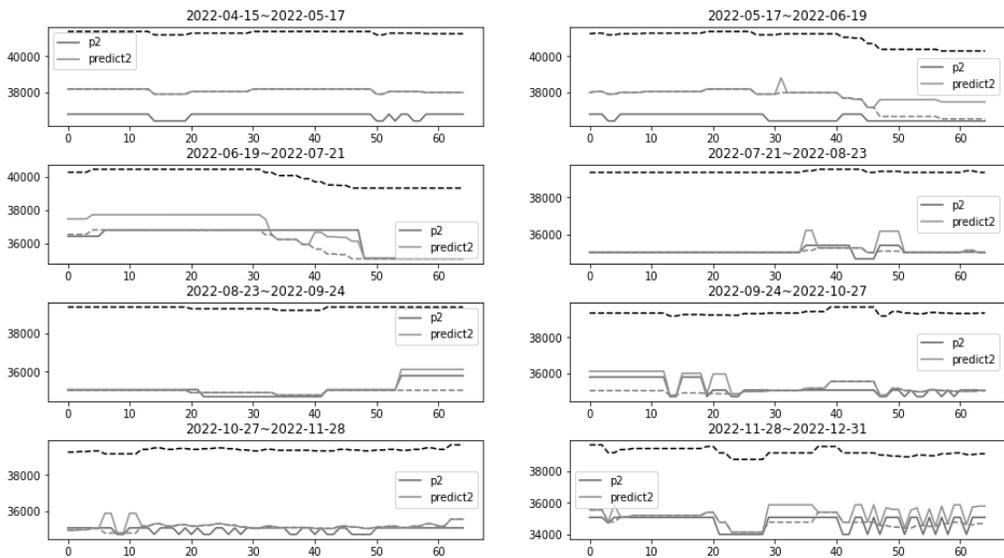


圖 6-12 單一模型  $p_2$  在訓練資料的結果<sup>185</sup>

<sup>184</sup> Predict1 與 Nash (灰虛線) 高度重合。

<sup>185</sup> Predict1 與 Nash (灰虛線) 高度重合。

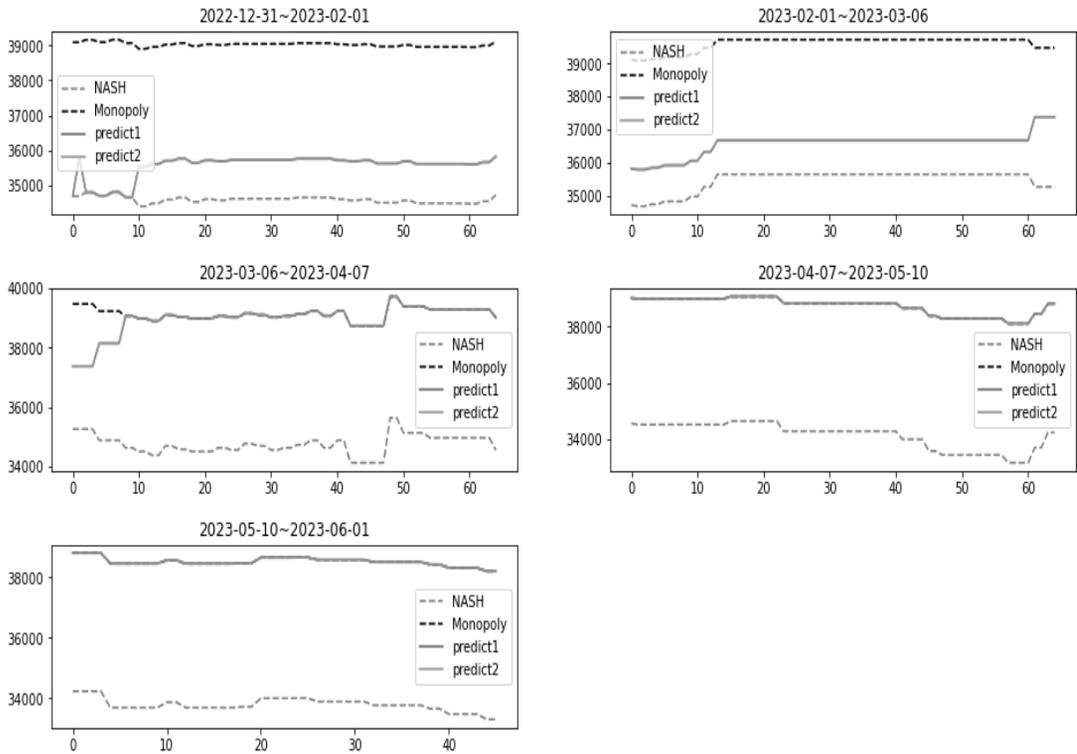


圖 6-13 單一模型兩家在測試資料的結果<sup>186</sup>

<sup>186</sup> Predict1 (灰實線) 與 predict2 (淺灰實線) 與 Monopoly (黑虛線) 高度重合。

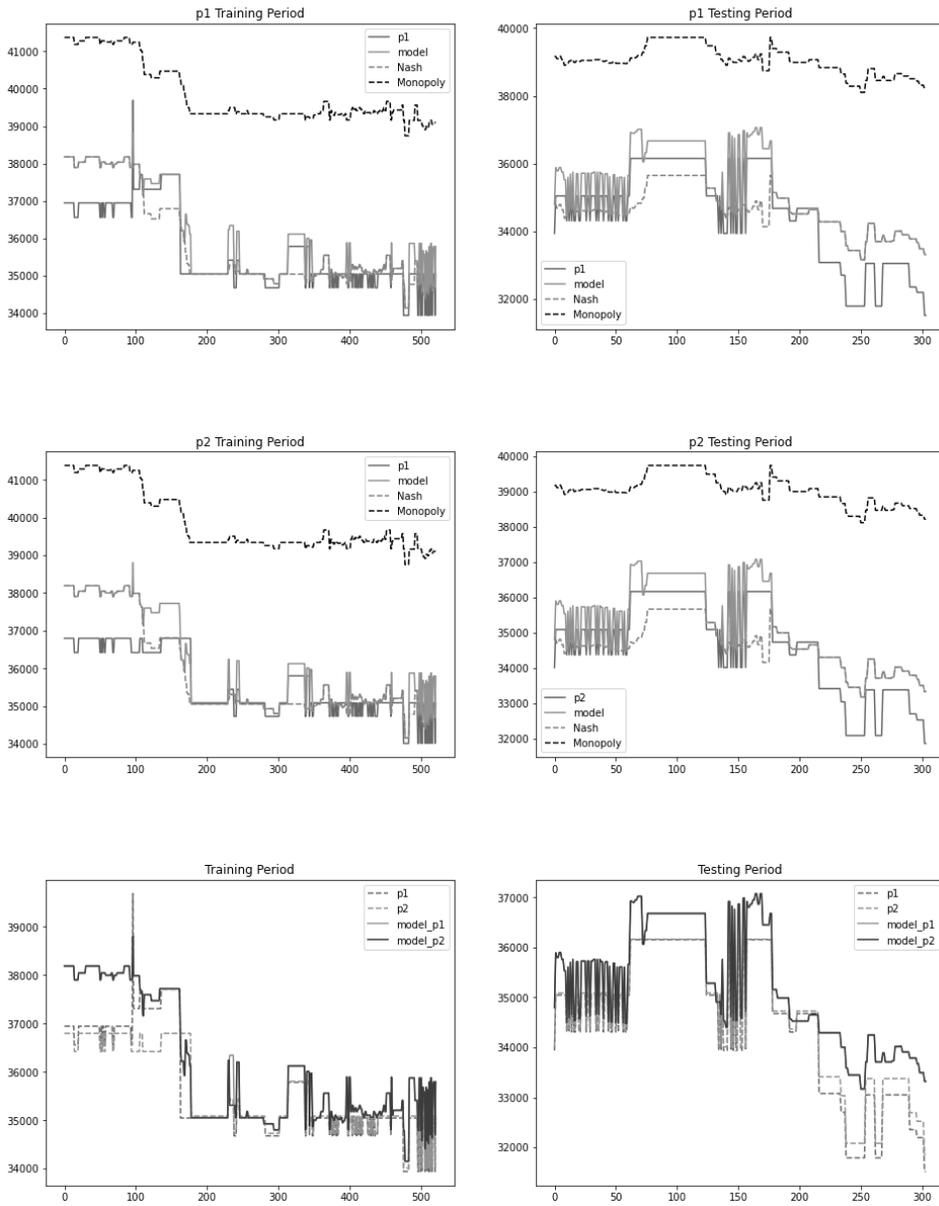


圖 6-14 單一模型測試資料的結果

## 第六節 三家廠商模擬結果 (領導與跟隨模式)

### 一、 相關設定

其次，我們進一步考慮某一民生商品在平台上的價格競爭，這類商品的特色是在市場上有一領導品牌。為方便模擬的展現，我們挑選包括領導品牌的三家廠商。資料期間選擇 2021 年 8 月 13 日到 2023 年 8 月 12 日的價格資料。對資料預處理的方式與先述小節的實驗內容相同，將時間單位統一為半天 (12 小時)，共有 1,460 筆資料；在成本方面則使用國際某原料價格的月均價格作為本小節資料的成本價格，而以平均某單位的價格作為觀察值。

由於有三家廠商，我們假設各廠商的需求函數如下：

$$q_i = a_i - bp_i + \gamma \left( \sum_{j \neq i} p_j \right) + \varepsilon_i, \quad i, j = 1, 2, 3,$$

其中  $a_1, a_2, a_3$  均顯示不同產品間具有異質性， $b$  表示自身價格對需求的影響， $\gamma$  表示替代品價格對需求的影響， $\varepsilon_i$  為需求衝擊。根據前述需求函數，可以推導出以 Bertrand 為競爭模式的 Nash 均衡價格如下：

$$p_{1t}^N = \frac{1}{2(2b^2 - r^2)} [(2b - r)a_1 + (a_2 + a_3)r + b(2b + r)c_t + (2b - r)\varepsilon_{1t} + r(\varepsilon_{2t} + \varepsilon_{3t})]$$

$$p_{2t}^N = \frac{1}{2(2b^2 - r^2)} [(2b - r)a_2 + (a_1 + a_3)r + b(2b + r)c_t + (2b - r)\varepsilon_{2t} + r(\varepsilon_{1t} + \varepsilon_{3t})]$$

$$p_{3t}^N = \frac{1}{2(2b^2 - r^2)} [(2b - r)a_3 + (a_1 + a_2)r + b(2b + r)c_t + (2b - r)\varepsilon_{3t} + r(\varepsilon_{1t} + \varepsilon_{2t})]$$

另，若三家廠商進行勾結，則此時 Monopoly 的均衡如下：

$$P_{1t}^M = \frac{1}{2(b^2 - 2r^2)} [(b - r)a_1 + (a_2 + a_3)r + (b(b - r) - 2r^2)kc + (b - r)\varepsilon_{1t} + r(\varepsilon_{2t} + \varepsilon_{3t})]$$

$$P_{2t}^M = \frac{1}{2(b^2 - 2r^2)} [(b - r)a_2 + (a_1 + a_3)r + (b(b - r) - 2r^2)kc + (b - r)\varepsilon_{2t} + r(\varepsilon_{1t} + \varepsilon_{3t})]$$

$$P_{3t}^M = \frac{1}{2(b^2 - 2r^2)} [(b - r)a_3 + (a_1 + a_2)r + (b(b - r) - 2r^2)kc + (b - r)\varepsilon_{3t} + r(\varepsilon_{1t} + \varepsilon_{2t})]$$

最後，若市場是採取領導與跟隨的競爭模式 (Stackelberg 模型)，則此時領導廠商 (在我們的設定下是第三家廠商) 的價格為：

$$p_{3t}^{LF} = \frac{(2b - r)(-\varepsilon_{3t} + c_t - a_3)}{2r + 2r^2 - 4b^2 + 2br} + \frac{4bc_t r - 2b(a_1 + \varepsilon_{3t})r + 2c_t r^2 - (\varepsilon_{2t} + a_1)r^2 - a_2(r + 2b)r - (2b + r)\varepsilon_{1t}r}{(2b + r)(2r + 2r^2 - 4b^2 + 2br)},$$

而兩跟隨廠商的價格為：

$$p_{1t}^{LF} = \frac{-2bc_t + 2ba_1 - c_t r + \varepsilon_{2t} r + ra_2 + 2b\varepsilon_{1t}}{4b - r^2} + \frac{r^2 + 2br}{4b^2 - r^2} [p_{3t}^{LF}],$$

$$p_{2t}^{LF} = \frac{-2bc_t + 2ba_2 - c_t r + \varepsilon_{1t} r + a_1 r + 2b\varepsilon_{2t}}{4b^2 - r^2} + \frac{r^2 + 2br}{4b^2 - r^2} [p_{3t}^{LF}].$$

我們利用市場結構的假設，估計相關參數，並在需求衝擊為 0 下估計 Monopoly、Nash 以及領導與跟隨等競爭模式下所對應的各廠商價格、對應的需求與利潤。

## 二、模型選擇

為探究適當的市場設定，我們先考慮廠商 1 與廠商 2 的競爭係採前一小節兩家廠商的 Nash 模式，且假設廠商 3 對這兩個廠商並無影響。使用 2021 年 8 月 13 日到 2022 年 12 月 31 日共 1012 筆資料，所估的係數值為：

$$\hat{b} = 10.521, \hat{\gamma} = 0.338, \hat{a}_1 = 915.946, \hat{a}_2 = 882.827.$$

然而若依此作圖，可發現兩廠商 Nash 均衡與 Monopoly 均衡價格線太過接近，在此狀況下兩廠商進行勾結的動機較低。其次，我們再使用三家廠商 Nash 價格公式與真實資料對係數  $a_1, a_2, a_3, b, \gamma$  進行估計，得到的估計值為：

$$\hat{b} = 1.497, \hat{\gamma} = 0.645, \hat{a}_1 = 30.547, \hat{a}_2 = 31.281, \hat{a}_3 = 334.376.$$

然而，使用此估計值算出來的 Nash 價格以及 Monopoly 價格結果如圖 6-15。可以發現由此設定下領導廠商 Monopoly 的價格小於自身的 Nash 價格，這隱含以三家廠商於前期同時進行 Nash 價格競爭的設定並不合理。

最後，我們考慮使用領導與跟隨 (Leader-Follower 模型，亦即 Stackelberg 模型) 的公式去對真實資料對係數進行估計，在此設定下，我們假設三家廠商中一家為領導者，另兩家為跟隨者。得到的估計數值為

$$\hat{b} = 1.361, \hat{\gamma} = 0.263, \hat{a}_1 = 151.714, \hat{a}_2 = 148.489, \hat{a}_3 = 357.168.$$

很明顯可以發現領導廠商的個別需求  $\hat{a}_3$  遠大於其他兩個跟隨廠商，另兩個跟隨廠商的市場需求  $\hat{a}_1$  與  $\hat{a}_2$  較小且類似。使用此估計值算出來的 Leader-Follower 價格以及 Monopoly 價格結果如圖 6-16 所示。也因此，我們將以 Leader-Follower 作為基礎來衡量模擬下超競爭的程度

$$r_{jT} = T^{-1} \sum_{t=1}^T \frac{\ddot{\pi}_{jt}^S - \ddot{\pi}_{jt}^{LF}}{\ddot{\pi}_{jt}^M - \ddot{\pi}_{jt}^{LF}}$$

其中， $\ddot{\pi}_{jt}^S$ 、 $\ddot{\pi}_{jt}^M$  與  $\ddot{\pi}_{jt}^{LF}$  分別表示模擬、勾結 (Monopoly) 與領導與跟隨下廠商  $j$  於時點  $t$  下的利潤。

### 三、演算法學習與模擬的相關設定

在求出個別廠商的需求函數後，即可進行深度學習與模擬實驗。與兩家廠商的實驗相同，我們在 Leader-Follower 價格和 Monopoly 價格閉區間取五個可能的價格 ( $m=5, \zeta=0$ ) 作為可採取的行動，輸入為時間點  $t$  的三家廠商價格和該廠商採取的行動，也就是  $(s^t, \alpha^t) = (p_1^t, p_2^t, p_3^t, \alpha^t)$ ，目標函數為各期的利潤  $\pi_i^t = (p_i^t - c^t)q_i$ ，其中需求函數為  $q_i = a_i - bp_i + \gamma(\sum_{j \neq i} p_j)$ ， $i = 1, 2, 3$  並假設可能的需求衝擊為 0。

如同兩家廠商的實驗設計，模型訓練分為兩種：第一種訓練方式是基本方式，亦即下一階段狀態各廠商的價格僅考慮自己模型所採取的行動  $\alpha^t$ ，但另外兩家的價格則使用原本資料，也就是  $s^{t+1} = (\alpha^t, p_j^{t+1}, p_k^{t+1}), \{i, j, k\} = \{1, 2, 3\}$ ；另一種為將下一階段狀態的三家廠商價格皆採用模型預測的行動，也就是  $s^{t+1} = (a_i^t, a_j^t, a_k^t), \{i, j, k\} = \{1, 2, 3\}$ ，換句話說，就是不受限於真實資料，三家廠商可以預見並考量其他廠商也採取定價法下的最佳反應；此訓練方式就如同先前兩家廠商的實驗，訓練資料包含對方模型定價結果。

### 四、模擬結果

首先考慮第一個實驗，其訓練與測試結果如圖 6-17 的左右兩欄所示。在訓練結果上 (左欄)，可以發現三家廠商訓練值與測試結果 (灰實線) 基本上都沿著 Leader-Follower 價格來變動，這顯示若只給定目前的價格並考量自身的最適變動，深度 Q 學習在大部分的時間會選擇 Leader-Follower 競爭下價格。此時，3 廠商之利潤率(以 Leader-Follower 模型為基準)幾乎為 0，例如：廠商 1 的利潤率為 0.0002，廠商 2 為 0.0044，而廠商 3 為 0.0005。

另一方面，我們也發現各廠商的實際值（黑虛線）和深度 Q 學習有相當程度的差異，各廠商的實際值除了訓練期前期外，通常定價於較高的水準。這顯示，目前的訓練方式（即只考慮各自廠商的定價行動，另外兩家的價格則使用原本資料）與真實廠商的價格互動仍有些許差異。各跟隨廠商與領導廠商在各時期相關的實際價格與深度 Q 定價法的模擬價格則分別詳繪於圖 6-18 到圖 6-20。

其次，我們再考量第二個實驗而將下一階段狀態的三家廠商價格以模型預測的行動來替代，也就是不受限於真實資料，三家廠商同時預見並考量其他廠商也採取定價法下的最佳反應。第二種實驗的訓練結果如圖 6-21，並將後續各廠的預測模擬結果詳繪於圖 6-22 到圖 6-24。有趣的是，模型建議跟隨的兩家廠商採取更積極的行動。例如，第一家跟隨廠商可以定價在聯合行為 (Monopoly) 的價格，而第二家跟隨廠商 (因需求較低) 則考慮介於勾結價格與跟隨者價格之間。明顯地，這樣的定價模式都比原來跟隨者的定價模式為佳。至於，領導廠商的定價，因第二家廠商並未選擇 Monopoly 價格，第三家廠商也仍保有市場領導廠牌的地位，故如同原先 Leader-Follower 的模型，深度 Q 學習預測仍定價於領導者的價格。此時，3 廠商之利潤率 (以 Leader-Follower 模型為基準) 分別為：0.6904 (廠商 1)，0.7489 (廠商 2) 與 0.2410 (廠商 3)。

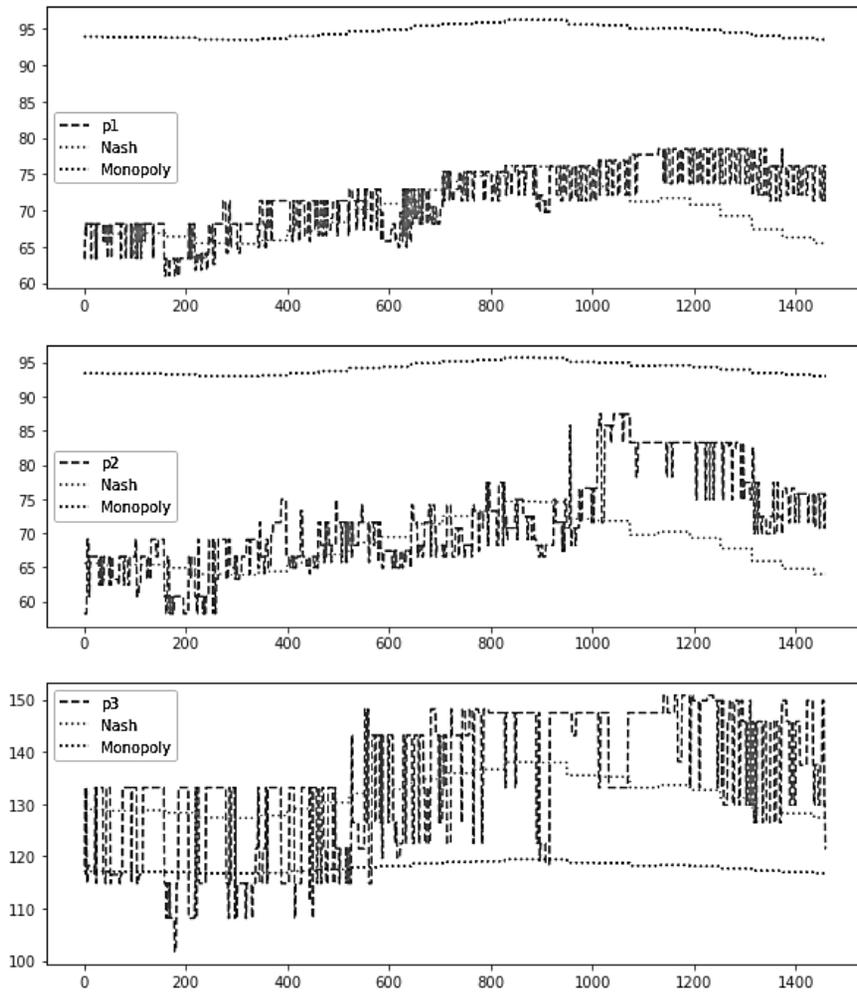


圖 6-15 三家廠商 Monopoly 和 Nash 價格圖表

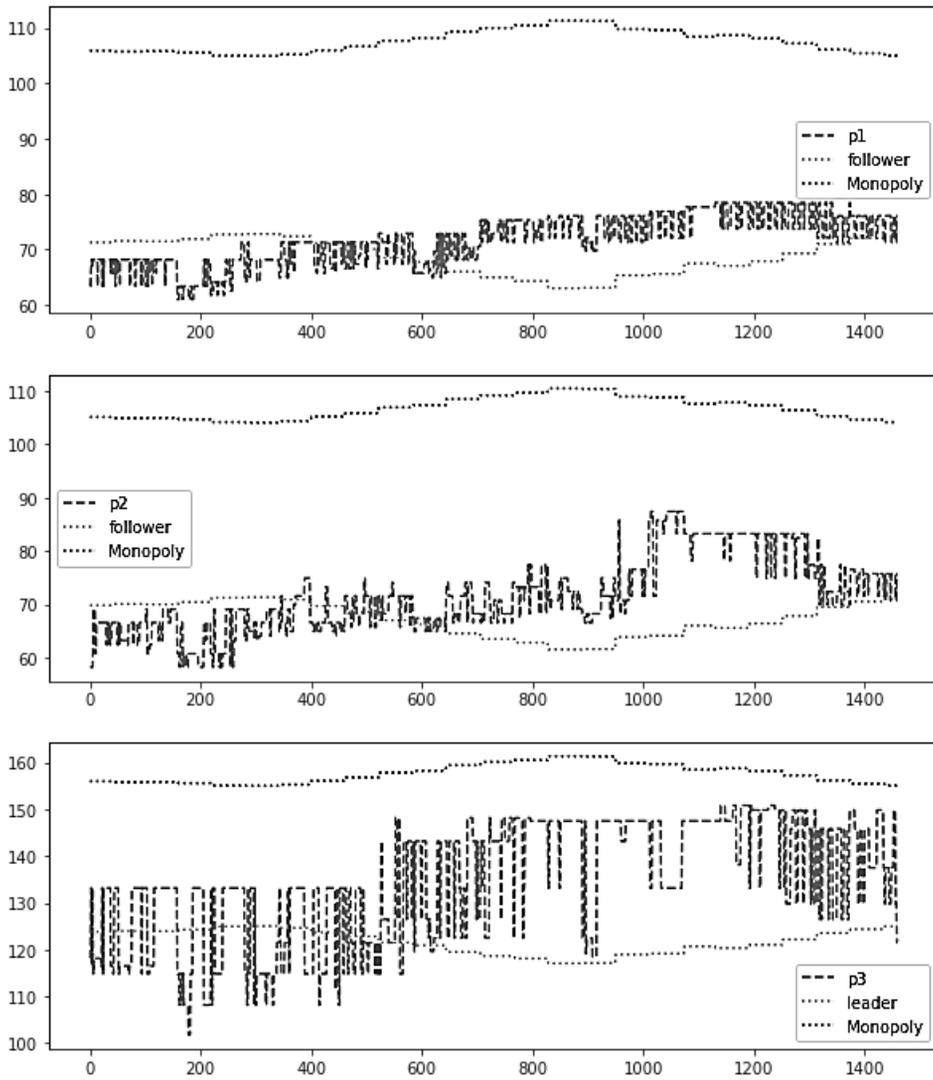


圖 6-16 三家廠商 Monopoly 和 Leader & Followers 價格圖表

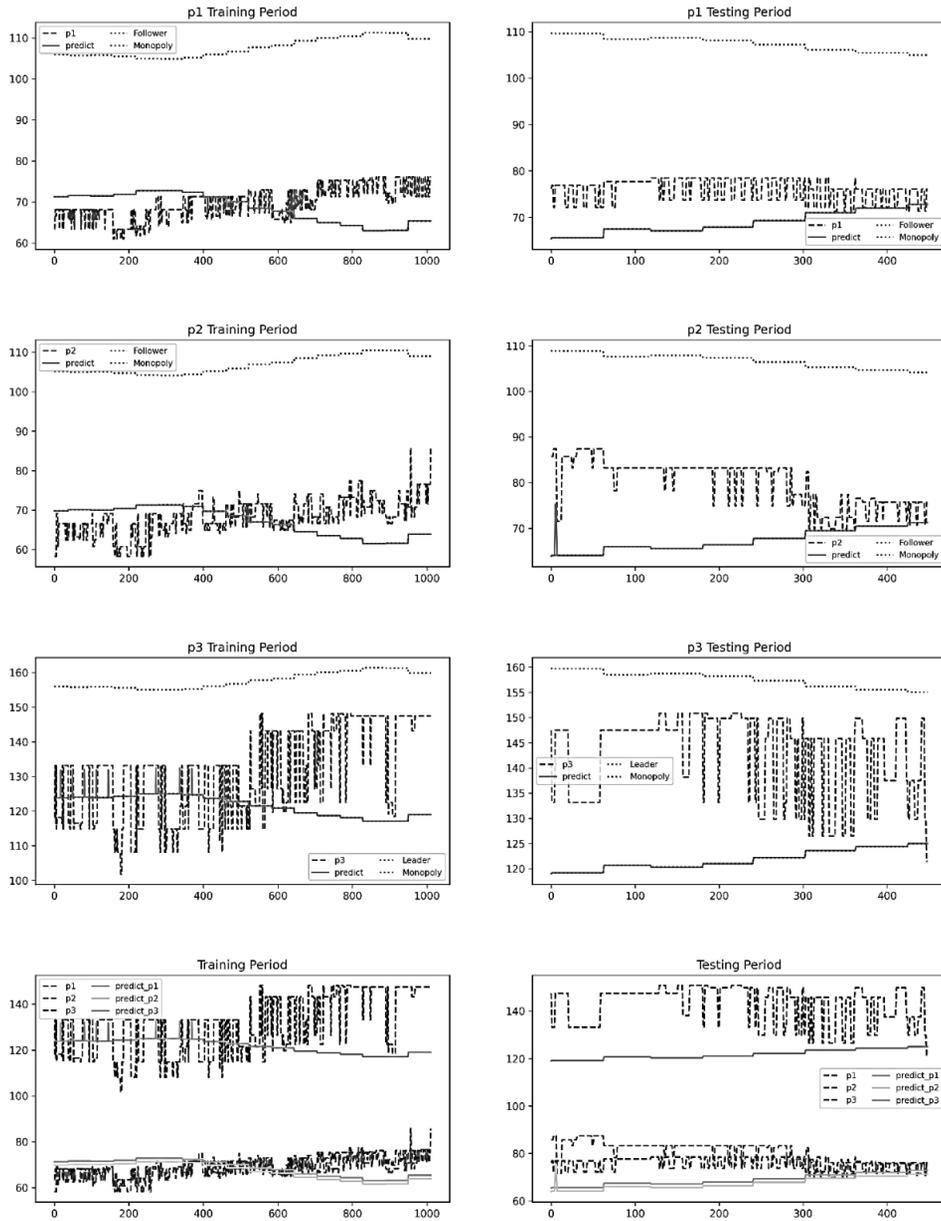


圖 6-17 三家廠商使用 Leader & Followers 估計的模型訓練和測試價格

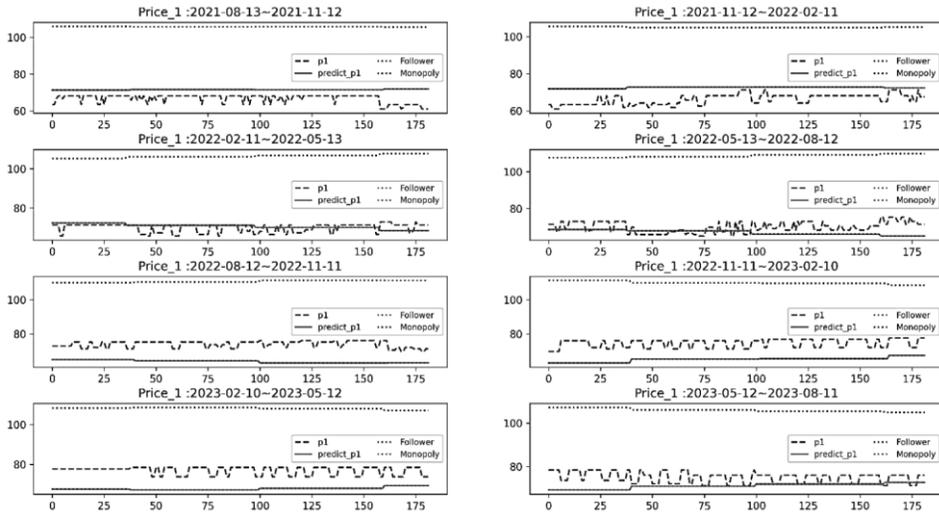


圖 6-18 使用 Leader & Followers 公式估計下廠商 1 的模型預測價格

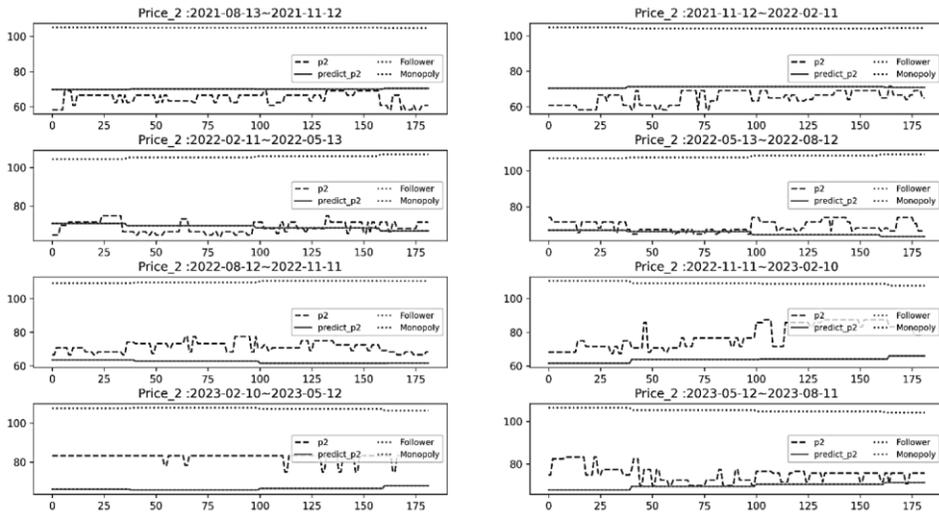


圖 6-19 使用 Leader & Followers 公式估計下廠商 2 的模型預測價格

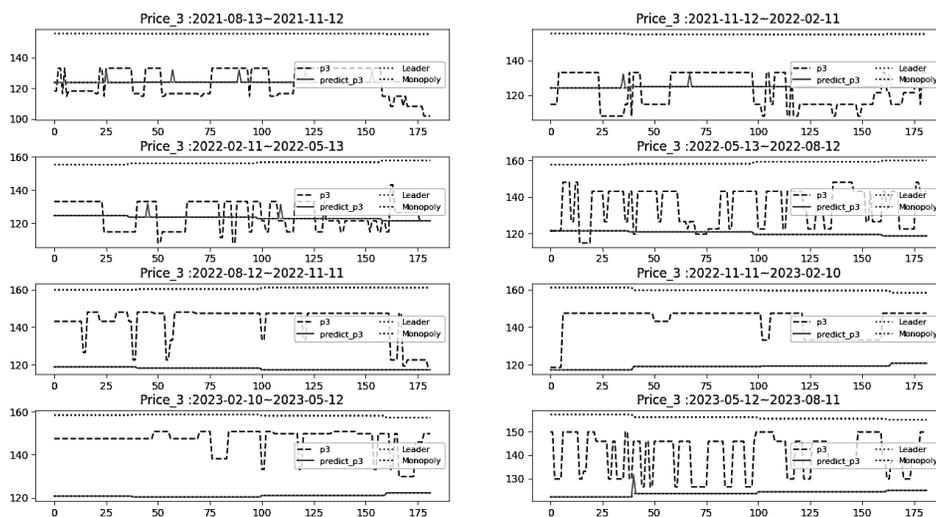


圖 6-20 使用 Leader & Followers 公式估計下廠商 3 (領導者) 的模型預測價格

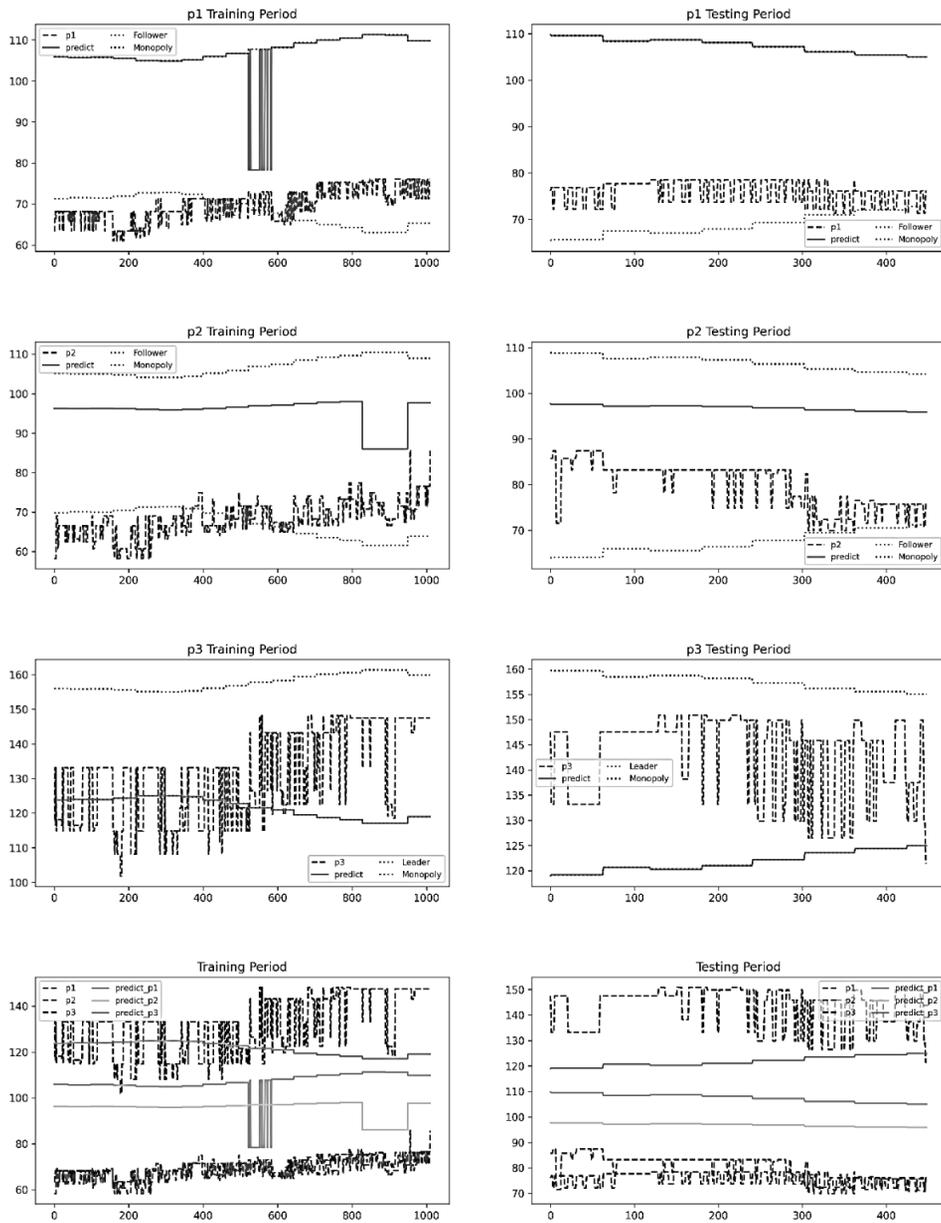


圖 6- 21 Leader & Followers 公式下三家廠商同時考量模型預測之訓練和測試價格

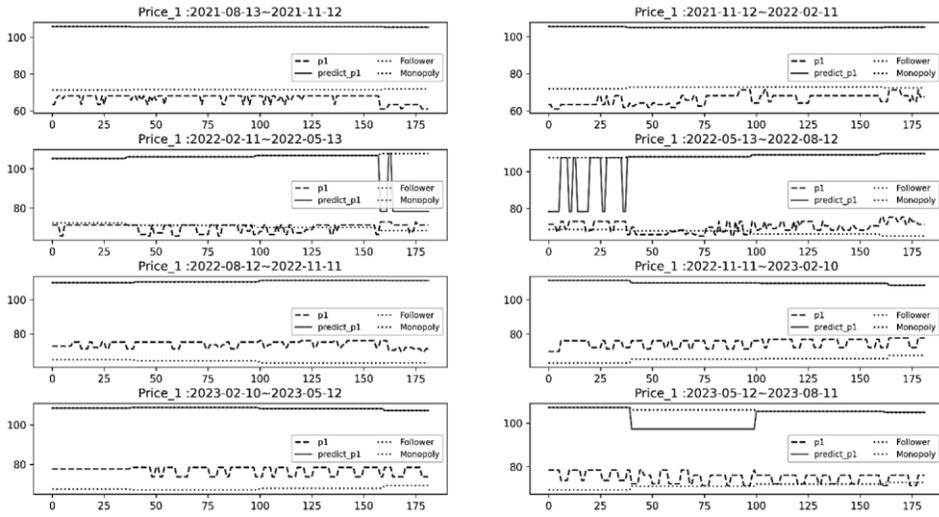


圖 6- 22 Leader & Followers 公式下三家廠商同時考量模型預測下廠商 1(跟隨者)之訓練和測試價格

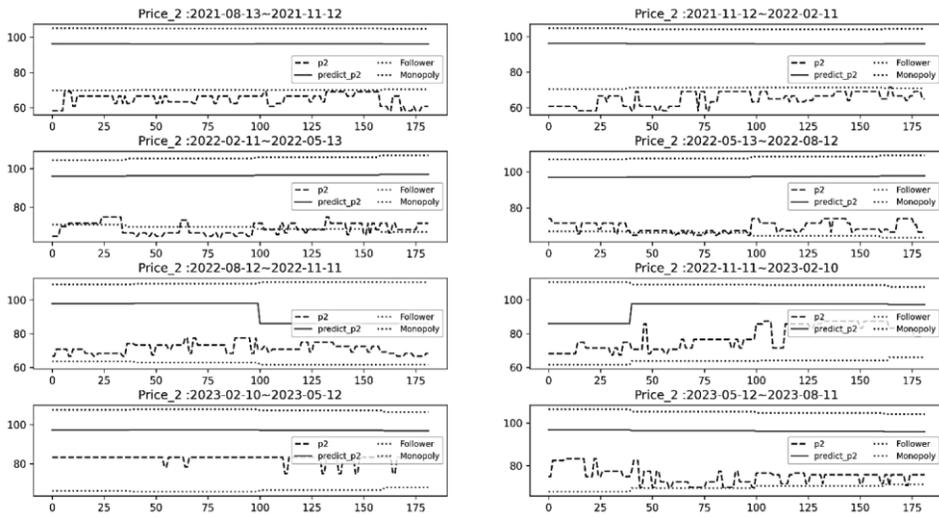


圖 6- 23 Leader & Followers 公式下三家廠商同時考量模型預測下廠商 2(跟隨者)之訓練和測試價格

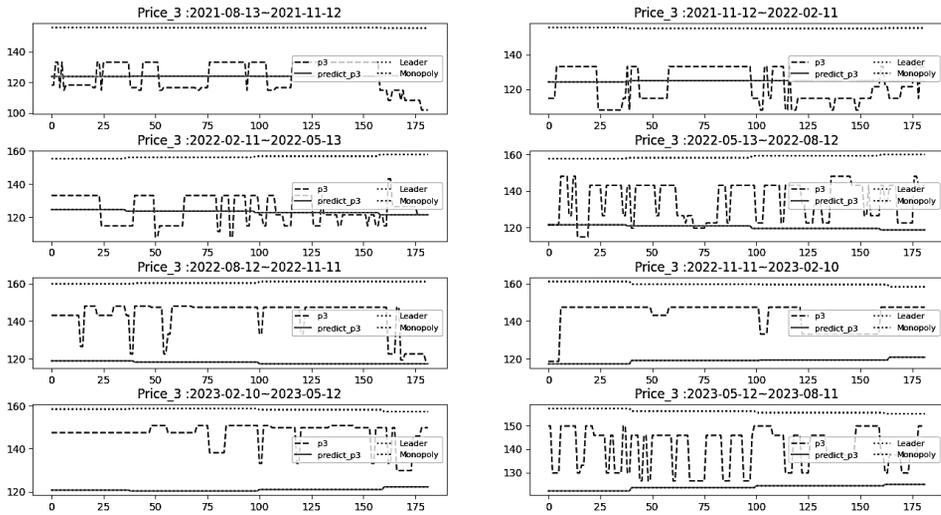


圖 6-24 Leader & Followers 公式下三家廠商同時考量模型預測下廠商 3(領導者)之訓練和測試價格

### 第七節 本章小結

在兩家廠商的狀態下，由原始真實資料價格走勢圖 (圖 6-2) 去做分析，大部分時候此資料的價格本身都非常接近我們假設所得出的競爭價格，可以說這兩家廠商本來就處於完全競爭下的狀態，而模型在訓練階段也以此為基準去做學習，模型預測的定價結果都會反映在競爭價格上，並在測試階段，兩模型的定價策略也都在競爭價格上 (如圖 6-5 到圖 6-10)，僅有在  $\xi = 0.1$  時的測試階段，採取的行動能低於競爭價格時，會有些許的跳動去試探對方的定價。以這組資料來說，由於真實資料都接近競爭價格，訓練出來的模型定價結果是合理可解釋的。但若只由訓練期價格推出各店商的需求曲線，並讓深度 Q 學習產生的價格相互進行訓練，則能像文獻產生接近於聯合行為之價格，也可以發現該特定方式的模擬價格與實際價格資料的不同。

而在一大兩小廠共三家廠商的市場結構下，我們也發現，領導與跟隨模型較能刻畫目前的市場狀況。而模型在訓練階段也以此為基準去做學習，

這使得模型預測的定價結果，以及在測試階段的定價策略也都在領導與跟隨競爭價格上。但若讓深度 Q 學習產生的價格策略納入彼此的考量以相互進行訓練，則其中一家跟隨廠商會建議採用產生聯合行為之價格，另一家則建議採用介於聯合行為與跟隨者的價格，領導廠商仍採取原模型領導地位的價格。這樣的結果也顯示，所有廠商都採深度 Q 學習並考量對方的決策時，不盡然會全部產生勾結的定價，而部分受到市場結構（如廠商市場大小不對稱下）的影響。從前述的實驗模擬也呼應文獻中在不同的模型與情境設定，會導致不同的結果，但也有機會收斂於聯合行為價格。故在結論上本研究也傾向 Sanchez-Cartas and Katsamakas (2022a) 所指出不同的演算法會導致不同的結果，因此如果要設置管制演算法定價的規定，也不該一視同仁設定通用的管制規定，而應該逐案處理。

值得注意的是，前述模擬結果有諸多的限制。首先，為推得各廠商的需求函數，我們先假設需求函數的形式（如本計畫是採線性的），並假設資料前期廠商所處的競爭狀態（如兩個廠商是 Bertrand-Nash，三個廠商是 Leader-Follower 模型），配合成本的相關資料來估計參數。雖然可以排除估計或假設的不合理性，但競爭狀態是否真如假設，仍待更多的市場資訊推論。其次，本研究沒有辦法取得適合的資料來估計生產成本（這也是大部分有關研究所面臨的困境），因此必須經過假設而得到廠商成本，如果我們以目前研究得到的價格估算其偏離競爭價格（也就是邊際成本）的程度，則可能因為邊際成本並非經由適當的資料估計而得到，因此在衡量「有礙市場效率的程度」時也可能產生偏誤。最後，本節模擬主要是呈現在沒有合意下單使用演算法定價亦會產生默式聯合行為的可能。且模擬雖有默式聯合行為之可能，但資料測試期（後期）的價格仍處於競爭價格，則仍需檢驗前述模擬所假設的條件與成本是否都符合現況，才能認定對市場效率似無妨害。

## 第七章 結論

演算法定價是否涉及聯合行為的研究是近期學界與實務上新興的議題。本研究的目標是了解人工智慧演算法對數位零售市場定價的影響。本研究彙整了與演算法定價相關的理論與實證性文獻，參考其中的模擬估計結果，並配合網路爬蟲程式蒐集實際的資料後應用於機器學習的程式，整合出一套檢視事業（特別是線上零售商）涉及演算法聯合行為之初步篩選工具。本研究首先就演算法定價與默式聯合行為間的關聯進行文獻蒐集與整理，特別關注：(1) 辨識商品的賣家是否採用演算法定價的方法或商品在市場中價格模式、(2) 商品賣家採用演算法定價的情況與市場銷售價格的關聯，以及(3) 用於模擬演算法定價的演算法種類以及其模擬結果。其次，我們也蒐集國內網路電商的商品價格，並依據文獻回顧的機制，檢視商品賣家是否使用演算法定價，並以演算法定價與蒐集到的價格資料模擬市場價格的變化。研究也使用實際市場資料，以深度 Q 學習法進行模擬，探究不同市場結構下演算法定價的模擬價格走向，進而深化對演算法定價和合作行為之間關聯的理解，並對競爭法主管機關提出實務的建議。

在回顧國內外學術文獻及實務案例上，我們首先檢視非演算法與演算法的定價策略所涉及之聯合行為。特別是探討與默式聯合行為相關的議題上我們將文獻區分為理論和實證文獻兩部分。理論部分簡略介紹價格領導賽局、群體理論以及默式聯合行為之間的關聯，並使用 Green et al. (2014) 的框架解釋默式聯合行為中溝通的角色，以及群體理論中實現默式聯合行為所需的條件。在實證部分，研究選取了 2014 年至今關於默式聯合行為的 15 篇實證論文。另也在法院案例方面，提出了 3 個與默式聯合行為相關的案例，並依據產業和聯合行為機制進行分類。與演算法定價和默式聯合行為相關的文獻回顧上亦分為兩類：一類使用實證估計方法檢驗演算法定價

與市場價格（作為默式聯合行為是否成立的指標）的關聯。另一類以模擬方式檢視演算法定價如何實現默式聯合行為；這兩種方法相輔相成。特別是前者亦提供辨識賣家是否採用演算法與辨識價格變化的相關模式，以及演算法下之產品價格變動的主要模式。

雖然本研究的議題很重要，但由於所需的資料龐大且難得，因此與演算法定價相關的實證性文獻很少。從這些研究也得知：目前並沒有可以顯示賣家是否採用演算法的直接證據，文獻多以 (1) 在一定的期間內改變定價的次數、(2) 賣家的價格與其他價格間的關聯性以及 (3) 競爭對手的反應時間等三種常用準則，來判定賣家是否採用演算法定價的嫌疑。在確認商品採用演算法定價後相關研究也歸納出演算法賣家的五種價格變化模式。

演算法定價的實驗性文獻彙整了近期研究。由於模擬演算法是複雜性且耗時，大多數實驗研究選擇較簡單的設定。這些研究也發現，當市場上廠商數較少，廠商採演算法定價達成默式聯合行為的可能較高，但即使市場中存在演算法，也無法直接斷言價格會趨向壟斷性競爭。此外，演算法定價除了提高價格，也有可能降價，但與 Maskin and Tirole (1988) 用於懲罰背叛聯合行為的價格變動模式較不相同，且因重置效果，使兩零售商同時落於競爭價格的期間較短。

我們以臺灣電腦與民生商品價格初步探索演算法定價。整體而言，所選電腦相關商品廠商有使用演算法定價的可能。但電腦商品和民生商品價格變動頻率最多大約每天 2-3 次，與歐美文獻中高頻率變動的情況不同。因此，若以回應對手價格變動所需時間觀察，可能更適合推斷演算法定價。此外，觀察價格樣本長達 1 年半，發現不同商品的定價模式可能在不同時期有較大的調整，故也可能使用半人工、半演算法的價格調整方式。

在模擬上，我們也使用實際資料並利用效能更強的深度 Q-Learning 來模擬廠商定價。在兩家廠商下，透過訓練期價格推導各廠商需求曲線，再讓深度 Q 學習產生價格，可以模擬接近聯合行為的價格，但與實際價格資料

可能有差異。亦即未經合意下單使用演算法定價仍有產生默式聯合行為的可能。但在市場結構為一大兩小廠（共三家）的情境下，深度 Q 學習產生的模擬價格顯示，所有廠考量對方決策時，未必全部形成聯合行為價格，且受市場結構影響。實驗模擬呼應文獻中指出不同模型和情境設定導致不同結果，但有機會趨向聯合行為價格。

根據目前研究結果，我們發現廠商有超競爭定價（價格超過邊際成本）。如果我們將「定價樣態可能有礙市場效率」詮釋為「廠商定價與邊際成本間有偏離」，則結論為「是」，然而這個結論有兩個問題，第一，由於本研究沒有辦法取得適合的資料估計生產成本（這也是大部分有關研究所面臨的困境），因此必須經過假設而得到廠商成本，如果我們以目前研究得到的價格估算其偏離競爭價格（也就是邊際成本）的程度，則可能因為邊際成本並非經由適當的資料估計而得到，因此在衡量「有礙市場效率的程度」時產生偏誤。其次，根據陳和全（2023），用競爭價格來評估廠商的價格互動所造成的偏誤本身可能有缺失。特別是廠商對於市場訊息有所掌握，輔之以對於競爭對手行為的預測，即使是在競爭市場下也很可能得出超競爭價格的結果。基於以上可知，就「定價樣態是否可能有礙市場效率」而言，競爭價格本身並不是一個適當的比較指標（Benchmark），也因此，除非我們能得到一個新的競爭價格外且能代表效率配置的價格，否則無法有效說明現有的價格偏離效率價格的程度。

由於無法探究零售商真實所採取的數位定價模式，但可利用模擬或是實證的方法將目前常用的演算法定價用來探究在「非契約、非協議或非其他方式之合意」下，所達成的可能定價模式，以及該定價模式偏離「契約、協議或其他方式之合意」之法定聯合行為下所能達到之定價模式的大小（也可能是沒有偏離）。本研究已就如何對線上零售商（包括電腦與某民生物品）的價格進行蒐集、價格變動模式與演算法定價的常見模式間是否相符進行初步分析。但前述所挑選的電腦相關商品或是民生商品，價格變動的

頻率大約最多每天在 2-3 次，這和文獻上 (如: Assad et al., 2020; 或 Wieting and Sapi, 2022) 價格調整更高頻的變動有著相當大的差異。也因此，以我國目前的現況，若用一天內價格變化的次數或許不是理想的判斷方法。相反地，若以回應對手的價格變化所需的時間來進行觀察，或許可以提出更直接使用演算法定價的推測。我們的實驗模擬結果也呼應文獻中在不同的模型與情境設定，會導致不同的結果，但也有機會收斂於聯合行為價格。故在結論上本研究也傾向 Sanchez-Cartas and Katsamakas (2022a) 所指出不同的演算法會導致不同的結果，因此如果要設置管制演算法定價的規定，也不該一視同仁設定通用的管制規定，而應該逐案處理。更值得注意的是演算法定價在本質上是輔助默式聯合行為的工具。但本研究計畫所提供的偵測步驟與操作流程皆不涉及偵測定價過程是否存在主導的人類代理人 (亦即 Ezrahi and Stucke (2016) 中所指之信使情境)，因此只能間接推定演算法定價是否具有聯合行為的嫌疑。

在文獻的蒐集與比較的過程中，我們發現在現行的法律框架與判例下，除非採用演算法定價的廠商以人類代理人為主導，顯露出採用演算法定價以利提高價格的「合意」，而演算法僅機械性的遵循人類指示對於競爭者的價格予以回應，否則在大部分的情況下，沒有辦法在演算法定價的價格演進中與「合意」間進行連結。也因此如何找到在演算法代理人間的溝通證據需另闢蹊徑，找到「附加因素」是一個重要的問題途徑。關於這個問題，近期，陳和全 (2023)<sup>187</sup> 提出了六種廠商間在進行訊息交換時可能涉及合意的訊息種類，非常值得參考，其中包括「有意揭露演算法決策模式」、「涉及非公開訊息」、「揭露未來策略訊息」、「涉及第三方演算法專業公司」、「涉及演算法編程指令」以及「涉及區塊鏈的公開訊息」等六類訊息，一旦發現廠商間交換了這六類的訊息，應該都可推論廠商利用這些非公開訊息的交換，促使在演算法的編程過程中進行合作，而因此有利用演算法進行合謀的可

---

<sup>187</sup> 陳和全 (2023)。演算法超競爭價格與合謀之關聯-經濟分析途徑，工作論文。

能。

除此之外，Musolff (2022) 發現相較於 Amazon 中所呈現的 Edgeworth 循環的價格變化，Maskin and Tirole (1988) 所設定的兩廠商競爭環境中，價格互動也呈現 Edgeworth 循環。然而，一旦落於價格競爭的谷底，維持在競爭價格的期間會較長，而這符合背叛聯合行為時廠商祭出懲罰價格的特徵，而相較之下，如果演算法定價出現了 Edgeworth 循環，但在循環谷底的期間並未持續，或持續時間相對短暫，則價格位於谷底的理由可能不是因為懲罰聯合行為的背叛，而僅是演算法定價本身所生成的自然結果。更有甚者，倘若此種 Edgeworth 循環的價格時間趨勢傾向提高價格，則其逐步上升的平均價格會影響消費者權益並傷害經濟效率，在此情況下雖然未明確發現廠商的「合意」，但足以作為執法單位的提醒，檢視廠商間是否有聯合行為的可能。

從前述文獻、我國電商平台的價格資料初探及後續的模擬中，本研究建議如下：

1. 針對具高度聯合行為嫌疑的電商，競爭法主管機關可利用公開價格資料，分析價格競爭模式。由於我國商品調價頻率不如外國頻繁，回應對手價格變動所需時間可能更適合推斷演算法定價。原則上，當特定產品市場賣家數量不多，甚至形成雙占狀態時，相關業者若採行演算法定價，能有效提高產品價格形成類似聯合行為之結果。即使有價格跟隨現象，仍建議以實際商品價格為基礎，模擬廠商間價格是否有達成默式聯合行為的可能。

2. 針對具高度聯合行為嫌疑的電商，競爭法主管機關可逐步收集相關成本資訊。根據目前模擬研究結果，廠商的價格有可能在演算法下存在超競爭定價，但判斷定價樣態是否有礙市場效率仍需注意：模擬時若缺乏估算生產成本的適切資料，可能導致偏誤。但生產成本的相關資料需要長時間收集，不同產業的成本結構也有所不同。故若能適當地收集相關成本資訊，有助於後續相關判斷。

3.不同情境下即使相同演算法也會導致不同結果，因此在管制演算法定價上應逐案處理。特別是演算法定價是默式聯合行為的輔助工具，但無法直接偵測定價過程是否有主導的人類代理人。法律框架下，演算法定價若非由人類代理人主導，難以與「合意」連結。探討演算法定價是否合謀，需注意陳和全 (2023) 所提出訊息交換的六種訊息類型。

4. 若觀察到價格變動呈現 Edgeworth 循環，尤其在谷底維持時間較長時，可能與懲罰背叛聯合行為有關。若谷底維持時間較短時，可能與演算法價格重置有關，此時需警惕 Edgeworth 循環導致價格上升可能損害消費者權益和經濟效率。

人工演算法在商業應用尚屬新興，為凸顯本計畫的前瞻性價值及所面臨的挑戰。故有以下長期性建議：

1. 演算法日新月異，若出現更有效率的定價演算法，也會影響模擬結果。建議競爭法主管機定期檢視相關定價演算法的發展，並定期了解業界所採用的可能方法。

2. 目前模擬情境較為簡單，未來研究可能發現在更複雜的市場情境下，演算法定價的結果將更加多樣，因此演算法對市場競爭的影響之不確定性將提高。相關單位應持續探討這些問題，以深入了解競爭問題並制定適當的政策工具。

## 參考書目

### 一、中文部份

陳和全 (2023)。演算法超競爭價格與合謀之關聯-經濟分析途徑，工作論文。

陳和全、陳志民 (2019)。演算法與聯合行為等重大限制競爭議題之研究。公平交易委員會委託研究報告，PG10806-0043，台北市。

馬泰成 (2005)。默契性聯合行為與相關案例研析。公平交易季刊，第 13 卷第 1 期，頁 89-112。

張雅涵 (2010)。我國油品市場結構、廠商行為與政府管制之研究。國立成功大學資源工程學系碩士班碩士論文，臺南市。

廖義男、黃銘傑、石世豪、王立達、楊宏暉、顏雅倫 (2019)。公平交易法國內重要案例分析-以聯合行為為例。第 26 屆競爭政策與公平交易法學術研討會論文集，頁 113-143。

### 二、英文部份

Abrardi, L., Cambini, C., and Rondi, L. (2022). "Artificial Intelligence, Firms and Consumer Behavior : A Survey," *Journal of Economic Surveys*, 36(4), 969–991. (<https://doi.org/10.1111/joes.12455>)(last viewed on date: 2022/11/27).

Abreu, D. (1986). "Extremal Equilibria of Oligopolistic Supergames," *Journal of Economic Theory*, 39(1), 191-225.

Abreu, D., Pearce D., and Stacchetti E. (1986). "Optimal Cartel Equilibria with Imperfect Monitoring," *Journal of Economic Theory*, 39(1), 251-69.

- Agrawal, A., Gans, J., and Goldfarb, A. (2019). "Economic Policy for Artificial Intelligence," *Innovation Policy and the Economy*, 19, 139-159.
- Akhgar, B., Bayerl, P. S., and Sampson, F. (2016). "Open Source Intelligence Investigation : From Strategy to Implementation," *Springer International Publishing*.
- Albæk, S., Mollgaard, P., and Overgaard, P. B. (1997). "Government-Assisted Oligopoly Coordination? A Concrete Case," *The Journal of Industrial Economics*, 45(4), 429–443.
- Albano, G., Buccirosi, P., Spagnolo, G., and Zanza, M. (2006). "Preventing Collusion in Procurement : A Primer," *Handbook of Procurement*.
- Alé-Chilet J. and Atal, J. P. (2020). "Trade Associations and Collusion among Many Agents: Evidence from Physicians," *RAND Journal of Economics*, 51(4), 1197-1221.
- Aryal, G., Ciliberto, F., Murry, C., and Williams, J. (2017). "Price Discrimination in International Airline Markets," *Mimeo*.
- Aryal, G., Ciliberto, F., and Leyden, B. T. (2022). "Coordinated Capacity Reductions and Public Communication in the Airline Industry," *Review of Economic Studies*, 89(6), 3055-3084.
- Asker, J., Fershtman, C., and Pakes, A. (2022). "Artificial Intelligence, Algorithm Design, and Pricing," *AEA Papers and Proceedings*, 112, 452–456. (<https://doi.org/10.1257/pandp.20221059>) (last visited on date: 2022/11/27).
- Assad, S., Clark, R., Ershov, D., and Xu, L. (2020). "Algorithmic Pricing and Competition : Empirical Evidence from the German Retail Gasoline Market," *CESifo Working Paper*, No. 8521.
- Athey, S., Bagwell K., and Sanchirico C. (2004). "Collusion and Price Rigidity," *Review of Economic Studies*, 71(2), 317-349.
- Awaya, Y., and Krishna, V. (2016). "On Communication and Collusion,"

- American Economic Review*, 106(2), 285–315.
- Azar, J., Schmalz, M. C., and Tecu, I. (2018). "Anticompetitive Effects of Common Ownership," *Journal of Finance*, 73, 1513–65.
- Bain, J. (1968). *Industrial Organization*. John Wiley & Sons.
- Bagwell, K. and Staiger R. W. (1997). "Collusion Over the Business Cycle," *RAND Journal of Economics*, 28, 82-106.
- Bergantino, A. S., Capozza, C., and Capurso, M. (2018). "Pricing strategies : who leads and who follows in the air and rail passenger markets in Italy," *Applied Economics*, 50(46), 4973-4953.
- Bernheim, B. D. (2002b). "Rebuttal Expert Report of B. Douglas Bernheim," in Re : Vitamins Antitrust Litigation, *MDL No. 1285*, Misc 99–0197.
- Bernheim, B. D. and Whinston, M. D. (1985). "Common Marketing Agency as a Device for Facilitating Collusion," *RAND Journal of Economics*, 16(2), 269–281.
- Bernheim, D. B. and Whinston M. D. (1990). "Multimarket Contact and Collusive Behavior," *RAND Journal of Economics*, 21(1), 1-26.
- Berry, S., and Jia, P. (2010). "Tracing the Woes : An Empirical Analysis of the Airline Industry," *American Economic Journal : Microeconomics*, 2, 1–43.
- Berry, S., Carnall, M., and Spiller, P. T. (2006). "Airline Hubs : Costs, Markups and the Implications of Consumer Heterogeneity," in *Advances in Airline Economics : Competition Policy and Antitrust*, ed. by D. Lee, 1, pp. 183–214. Amsterdam : Elsevier.
- Bertomeu, J., Evans III, J. H., Feng, M., and Tseng, A. (2021). "Tacit Collusion and Voluntary Disclosure : Theory and Evidence from the US Automotive Industry," *Management Science*, 67(3), 1851-1875.
- Bigoni, M., Potters, J., and Spagnolo, G. (2019). "Frequency of Interaction,

- Communication and Collusion : An Experiment," *Economic Theory*, 68(4), 827–844.
- Biswas, A., Pullig, C., Yagci, M. I., and Dean, D. H. (2002). "Consumer Evaluation of Low Price Guarantees : The Moderating Role of Reference Price and Store Image," *Journal of Consumer Psychology*, 12(2), 107-118.
- Bourveau, T., She, G., and Žaldokas, A. (2020). "Corporate Disclosure as a Tacit Coordination Mechanism : Evidence from Cartel Enforcement Regulations," *Journal of Accounting Research*, 58(2), 295-332.
- Bresnahan, T. F. (1987). "Competition and Collusion in the American Automobile Industry : The 1955 Price War," *Journal of Industrial Economics*, 35(4), 457-482.
- Brock, W. A. and Scheinkman J. A. (1985). "Price Setting Supergames with Capacity Constraints," *Review of Economic Studies*, 52, 371-382.
- Brown, Z. Y. and MacKay, A. (2020). "Competition in Pricing Algorithms," *Working Paper*. SSRN 3485024.
- Brown, Z. Y. and MacKay, A. (2021). "Competition in Pricing Algorithms," *American Economic Journal : Microeconomics*, (Forthcoming).
- Byrne, D. P. and de Roos, N. (2019). "Learning to Coordinate : A Study in Retail Gasoline," *American Economic Review*, 109(2), 591–619.
- Calvano, E., Calzolari, G., Denicolo, V., and Pastorello, S. (2020). "Artificial Intelligence, Algorithmic Pricing, and Collusion," *American Economic Review*, 110(10), 3267–3297.
- Calvano, E., Calzolari, G., Denicolo, V., and Pastorello, S. (2021). "Algorithmic Collusion with Imperfect Monitoring," *International Journal of Industrial Organization*, 79, 102712. (<https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2021.102712>) (last viewed on date: 2022/11/27).

- Capps, C., Dranove, D., and Satterthwaite, M. (2003). "Competition and Market Power in Option Demand Markets," *RAND Journal of Economics*, 737-763.
- Carlton, D. W., Gertner R. H., and Rosenfield A. M. (1997). "Communications Among Competitors : Game Theory and Antitrust," *George Mason Law Review*, 5, 423-440.
- Chatterjee, P., Hoffman, D. L., and Novak, T. P. (2003). "Modeling the Clickstream : Implications for Web-Based Advertising Efforts," *Marketing Science*, 22(4), 520-541.
- Chen, L., Mislove, A., and Wilson, C. (2016). "An Empirical Analysis of Algorithmic Pricing on Amazon Marketplace," *Proceedings of the 25th International Conference on World Wide Web*, 1339–1349.
- Chen, Z. (2023). "Partitioned Pricing and Collusion on Surcharges," *The Economic Journal*, 133(655), 2614–2639.
- Chilet, J. A. (2017). "Gradually Rebuilding a Relationship : The Emergence of Collusion in Retail Pharmacies in Chile," *Working paper*.
- Ciliberto, F. and Tamer, E. T. (2009). "Market Structure and Multiple Equilibria in the Airline Industry," *Econometrica*, 77(6), 1791-1828.
- Ciliberto, F. Watkins, E., and Williams, J. W. (2019). "Collusive Pricing Patterns in the US Airline Industry," *International Journal of Industrial Organization*, 62, 136-157.
- Ciliberto, F. and Williams J. W. (2010). "Limited Access to Airport Facilities and Market Power in the Airline Industry," *Journal of Law and Economics*, 53(3), 467-495.
- Ciliberto, F. and Williams, J. W. (2014). "Does Multimarket Contact Facilitate Tacit Collusion? Inference on Conduct Parameters in the Airline Industry," *RAND Journal of Economics*, 45(4), 764–791.
- Colombo, S. (2010). "Product Differentiation, Price Discrimination and

- Collusion," *Research in Economics*, 64(1), 18-27.
- Connor, J. M. (2008). "Forensic Economics : An Introduction with Special Emphasis on Price Fixing," *Journal of Competition Law and Economics*, 4(1), 31–59. (<https://doi.org/10.1093/joclec/nhm022>) (last viewed on date: 2022/11/27).
- Competition and Markets Authority (2018), "Pricing Algorithms : Economic Working Paper on the Use of Algorithms to Facilitate Collusion and Personalised Pricing."
- Cremer, J., De Montjoye, Y. A., and Schweitzer, H. (2019). "Competition Policy for the Digital Era. Final Report for the European Commission," *Directorate-General for Competition*.
- Cruz-García, P., De Guevara, J. F., and Maudos, J. (2021). "Bank Competition and Multimarket Contact Intensity," *Journal of International Money and Finance*, 113, 102338.
- Dafny, L. (2009). "Estimation and Identification of Merger Effects : An Application to Hospital Mergers," *Journal of Law and Economics*, 52(3), 523-550.
- Decarolis, F. and Rovigatti, G. (2019). "From Mad Men to Maths Men : Concentration and Buyer Power in Online Advertising," *American Economic Review*, 111(10), 3299-3327.
- Edwards, C. D. (1955). "Conglomerate Bigness as a Source of Power," in : Stigler, G. (Ed.), *Business Concentration and Price Policy*. National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA, pp. 331–359.
- Ely, J. C. and Välimäki, J. (2002). "A Robust Folk Theorem for the Prisoner's Dilemma," *Journal of Economic Theory*, 102, 84–105.
- Evans, W. N. and Kessides I. N. (1994). "Living by the Golden Rule : Multimarket Contact in the U.S. Airline Industry," *Quarterly Journal of Economics*, 109(2),

341-366.

- Ezrachi, A., and Stucke, M. E. (2016). "How Pricing Bots Could Form Cartels and Make Things More Expensive," *Virtual Competition. Journal of European Competition Law and Practice*, 7(9), 585–586.
- Ezrachi, A., and Stucke, M. E. (2019). "Sustainable and Unchallenged Algorithmic Tacit Collusion," *Working Paper*, No. 366.
- Ezrachi, A. and Stucke, M. E. (2020). "Sustainable and Unchallenged Algorithmic Tacit Collusion," *Northwestern Journal of Technology and Intellectual Property*, 17(2), 217-260. (<https://scholarlycommons.law.northwestern.edu/njtip/vol17/iss2/2>) (last viewed on date: 2022/11/27).
- Farm, A. (2020). "Pricing in practice in consumer markets," *Journal of Post Keynesian Economics*, 43 : 4, pages 634-639.
- Fong, Y. F. and Liu, Q. (2011). "Loyalty Rewards Facilitate Tacit Collusion," *Journal of Economics & Management Strategy*, 20(3), 739-775.
- Friedman, M. (1977). "Nobel Lecture: Inflation and Unemployment," *Journal of Political Economy*, 85(3), 451-472.
- Fudenberg, D. and Maskin E. (1986). "The Folk Theorem in Repeated Games with Discounting or Incomplete Information," *Econometrica*, 54, 533-554.
- Fudenberg, D., Levine, D.K., and Maskin, E. (1994). "The Folk Theorem in Repeated Games with Imperfect Public Information," *Econometrica*, 62, 997-1039.
- Garrod, L. (2006). "Surcharging as a Facilitating Practice," *CCP Working Paper*, No. 06-17.
- Garrod, L., and Olczak, M. (2018). "Explicit vs Tacit Collusion : The Effects of Firm Numbers and Asymmetries, " *International Journal of Industrial Organization*, 56, 1-25.

- Gautier, A., Ittoo, A., and Cleynenbreugel, P. V. (2020). "AI Algorithms, Price Discrimination and Collusion : A Technological, Economic and Legal Perspective," *European Journal of Law and Economics*, 50, 405–435.
- Ghosal, V., and Sokol, D. (2017). "The Evolution of U.S. Cartel Enforcement," *Journal of Law & Economics*, 57, S51-S65.
- Goldstein, I., and Yang, L. (2017). "Information Disclosure in Financial Markets," *Annual Reviews of Financial Economics*, 9, 101-25.
- Gössl, F. and Rasch, A. (2020). "Collusion under Different Pricing Schemes," *Journal of Economics & Management Strategy*, 29(4), 910-931.
- Gowrisankaran, G., Nevo, A., and Town, R. (2015). "Mergers When Prices Are Negotiated : Evidence from the Hospital Industry, " *American Economic Review*, 105(1), 172-203.
- Green, E. J., Marshall, R. C., and Marx, L. M. (2014). "Tacit Collusion in Oligopoly," *The Oxford Handbook of International Antitrust Economics*, 2, 464-497.
- Green, E. J., Porter, R. H., (1984). "Noncooperative Collusion under Imperfect Price Information," *Econometrica*, 52 (1), 87–100.
- Greenleaf, E. A., Johnson, E. J., Morwitz, V. G., and Shalev, E. (2016). "The Price Does Not Include Additional Taxes, Fees, and Surcharges : A Review of Research on Partitioned Pricing," *Journal of Consumer Psychology*, 26(1), 105-124.
- Harrington, J. E. (2022). "The Effect of Outsourcing Pricing Algorithms on Market Competition," *Management Science*, 68, 6889–6906.
- Harrington, J. E. (2012). "A Theory of Tacit Collusion," *Working paper*, No. 588.
- Harrington, J.E. (2016). "Heterogeneous Firms Can Always Collude on a Minimum Price," *Economics Letters*, 138, 46–49.
- Helfrich, M. and Herweg, F. (2016). "Fighting Collusion by Permitting Price

- Discrimination," *Economics Letters*, 145, 148-151.
- Hess, J. D. and Gerstner, E. (1991). "Price-matching Policies : An Empirical Case," *Managerial and Decision Economics*, 12(4), 305-315.
- Hettich, M. (2021). "Algorithmic Collusion : Insights from Deep Learning," *Working Paper*. SSRN : 3785966. (<https://ssrn.com/abstract=3785966> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3785966>) (last viewed on date: 2022/11/27).
- Igami, M., and Sugaya, T. (2022). "Measuring the Incentive to Collude : The Vitamin Cartels, 1990–99," *Review of Economic Studies*, 89(3), 1460-1494.
- Ivaldi, M., Jullien, B., Rey, P., Seabright, P., and Tirole, J. (2003). "The Economics of Tacit Collusion," *IDEI Working Papers*. NO. 186.
- Jain, S. and Srivastava, J. (2000). "An Experimental and Theoretical Analysis of Price-Matching Refund Policies," *Journal of Marketing Research*, 37(3), 351-362.
- Jung, M. J. (2013). "Investor Overlap and Diffusion of Disclosure Practice," *Review of Accounting Studies*, 18, 167-206.
- Kandori, M. (2011). "Weakly Belief-Free Equilibria in Repeated Games With Private Monitoring," *Econometrica*, 79(3), 877-892.
- Kazim, E., Barnett, J., and Koshiyama, A. (2021). "Comments on CMA Report on How Algorithms May Reduce Competition and Harm Customers," *Working Paper*. SSRN : 470590.
- Kini, O., Lee, S., and Shen, M. (2021). "Common Institutional Ownership and Product Market Threats," *Working Paper*, Georgia State University California State Polytechnic University, Pomona Harbert College of Business, Auburn University. Available Here : ([https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3301998](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3301998)) (last viewed on date: 2022/11/27).

- Klein, T. (2021). "Autonomous Algorithmic Collusion : Q-learning under Sequential Pricing," *The RAND Journal of Economics*, 52(3), 538–558.
- Kuhn, K. U. and Tadelis, S. (2017). "Algorithmic Collusion," *Presentation Prepared for CRESSE*.
- Lambson, V. E. (1994). "Some Results on Optimal Penal Codes in Asymmetric Bertrand Supergames," *Journal of Economic Theory*, 62, 444-468.
- Lancieri, F. and Sakowski, P. M. (2020). "Competition in Digital Markets : A Review of Expert Reports," *Stigler Center Working Paper*. No. 303.
- Lang, M., and Maffett, M. (2011). "Transparency and Liquidity Uncertainty in Crisis Periods," *Journal of Accounting and Economics*, 52, 101-25.
- Leuz, C., and Wysocki, P. (2016). "The Economics of Disclosure and Financial Reporting Regulation : Evidence and Suggestions for Future Research," *Journal of Accounting Research*, 54, 525-622.
- Levenstein, M. C. and Suslow, V. Y. (2006). "What Determines Cartel Success?" *Journal of Economic Literature*, 44, 43–95.
- Lin, H., and McCarthy, I. M. (2018). "Multimarket Contact in Health Insurance : Evidence from Medicare Advantage," *National Bureau of Economic Research Working Paper*, No. w24486.
- Liu, Q. and Serfes, K. (2007). "Market Segmentation and Collusive Behavior," *International Journal of Industrial Organization*, 25(2), 355-378.
- Mailath, G. J. and Samuelson, L. (2006). *Repeated Games and Reputations : Long-run Relationships*. Oxford University Press.
- Marshall, R. C. and Marx L. M. (2012). *The Economics of Collusion : Cartels and Bidding Rings*. Cambridge, MA : MIT Press.
- Maskin, E. and Tirole, J. (1988). "A Theory of Dynamic Oligopoly, II : Price Competition, Kinked Demand Curves, and Edgeworth Cycles," *Econometrica*,

56(3), 571–599.

- Matsushima, H. (2004). "Repeated Games with Private Monitoring : Two Players," *Econometrica*, 72, 823–852.
- Mazumdar, A. (2022). "Algorithmic Collusion : Reviving Section 5 Of the Ftc Act," *Columbia Law Review*, 122(2), 449–488. (<https://www.jstor.org/stable/27114356>) (last viewed on date: 2022/11/27).
- Meylahn, J. M. and den Boer, A. V. (2022). "Learning to Collude in a Pricing Duopoly," *Manufacturing and Service Operations Management*, 24(5), 2577–2594. (<https://doi.org/10.1287/msom.2021.1074>) (last viewed on date: 2022/11/27).
- Mehra, S. K. (2015). "Antitrust and the Robo-Seller : Competition in the Time of Algorithms," *Minnesota. Law Review*, 100.
- Milgrom, P. R. and Tadelis, S. (2019). "How Artificial Intelligence and Machine Learning Can Impact Market Design," *The Economics of Artificial Intelligence : An Agenda*, 567-585.
- Miller, N. H., and Weinberg, M. C. (2017). "Understanding the Price Effects of the MillerCoors Joint Venture," *Econometrica*, 85(6), 1763-1791.
- Miller, N. H., Sheu, G., and Weinberg, M. C. (2021). "Oligopolistic Price Leadership and Mergers : The United States Beer Industry," *American Economic Review*, 111(10), 3123-3159.
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D. et al. (2015). "Human-level Control through Deep Reinforcement Learning," *Nature*, 518, 529-533.
- Motta, M. (2004). *Competition Policy : Theory and Practice*. Cambridge, UK : Cambridge University Press, 2004.
- Musolff, L. (2022). "Algorithmic Pricing Facilitates Tacit Collusion : Evidence from E-commerce," *Proceedings of the 23rd ACM Conference on Economics*

- and Computation*, 32-33. (<https://doi.org/10.1145/3490486.3538239>) (last viewed on date: 2022/11/27).
- Nevo, A. (1998). "Identification of the Oligopoly Solution Concept in a Differentiated Product Industry," *Economics Letters*, 59(3), 391-395.
- Pawliczek, A., Skinner, A. N., and Zechman, S. L. (2022). "Facilitating Tacit Collusion through Voluntary Disclosure : Evidence from Common Ownership," *Journal of Accounting Research*, 60(5), 1651-1693.
- Piccione, M. (2002). "The Repeated Prisoner's Dilemma with Imperfect Private Monitoring," *Journal of Economic Theory*, 102, 70-83.
- Porter, R. H. (2020). "Mergers and Coordinated Effects," *International Journal of Industrial Organization*, 73, 102583.
- Radner, R. (1986). "Repeated Partnership Games with Imperfect Monitoring and No Discounting," *The Review of Economic Studies*, 53(1), 43-57.
- Ross, T. W. and Shadarevian, V. (2021). "Partitioned Pricing and Collusion," *University of British Columbia*.
- Rotemberg, J. J. , and Garth Saloner (1986). "A Supergame-Theoretic Model of Price Wars during Booms," *American Economic Review*, 76(3), 390-407.
- Rotemberg, J. J. and Saloner G. (1990). "Collusive Price Leadership," *The Journal of Industrial Economics*, 39(1), 93-111.
- Sanchez-Cartas, J. M. and Katsamakas, E. (2022a). "Artificial Intelligence, Algorithmic Competition and Market Structures," *IEEE Access*, 10, 10575–10584. (<https://ieeexplore.ieee.org/document/9684893>) (last viewed on date: 2022/11/27).
- Sanchez-Cartas, J. M. and Katsamakas, E. (2022b). "Effects of Algorithmic Pricing on Platform Competition," *Working Paper*. SSRN : 4027365.
- Schelling, T. C. (1960). *The Strategy of Conflict*. Harvard University Press.

- Scherer F. M. (1970). *Industrial Market Structure and Economic Performance*. Houghton Mifflin Company.
- Schmidhuber, J. (2000). "Evolutionary Computation versus Reinforcement Learning," *Proceedings of the 26th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. IECON 2000. 2000 IEEE International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation. 21st Century Technologies, Nagoya, Japan, 4, 2992–2997.
- Schmitt, M. (2018). "Multimarket Contact in the Hospital Industry," *American Economic Journal : Economic Policy*, 10(3), 361-387.
- Sinitsyn, M. (2022). "Price Leadership with Promotions," *International Journal of Industrial Organization*, 82, 102838.
- Sivak M., and Schoettle B. (2009). "Economic Indicators as Predictors of the Number and Fuel Economy of Purchased New Vehicles," *Report*, The University of Michigan Transportation Research Institute, Ann Arbor.
- Solomon, E. H. (1970). "Bank Merger Policy and Problems : A Linkage Theory of Oligopoly," *Journal of Money Credit and Banking*, 2(3), 323–336.
- Srivastava, J. and Lurie, N. (2001). "A Consumer Perspective on Price-Matching Refund Policies : Effect on Price Perceptions and Search Behavior," *Journal of Consumer Research*, 28(2), 296-307.
- Stigler, G.J. (1964). "A theory of oligopoly," *Journal of Political Economy*, 72(1), 44-61.
- Sugaya, T. (2022). "Folk Theorem in Repeated Games with Private Monitoring [Collusion in Dynamic Bertrand Oligopoly with Correlated Private Signals and Communication]," *Review of Economic Studies*, 89(4), 2201-2256.
- Varian, H. (2019). "Artificial Intelligence, Economics, and Industrial Organization," *The Economics of Artificial Intelligence*. 399–422. (<https://doi.org/10.7208/chicago/9780226613475.003.0016>) (last viewed on

date: 2022/11/27).

Voester, J., Ivens, B. and Leischnig, A. (2017). "Partitioned Pricing : Review of the Literature and Directions for Further Research," *Review of Managerial Science*, 11, 879-931.

Wang, O. and Werning, I. (2022). "Dynamic Oligopoly and Price Stickiness," *American Economic Review*, 112(8), 2815–2849.

Werner, T. (2022). "Algorithmic and Human Collusion," *Working Paper*. SSRN : 3960738. (<https://ssrn.com/abstract=3960738> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3960738>) (last viewed on date: 2022/11/27).

Werden, G. and Froeb L. (1994). "The Effects of Mergers in Differentiated Products Industries : Logit Demand and Merger Policy," *Journal of Law, Economics, & Organization*, 10(2), 407-426.

Wieting, M. and Sapi, G. (2022). "Algorithms in the Marketplace : An Empirical Analysis of Automated Pricing in E-Commerce," *NET Institute Working Paper*, 21–06.

Williams, J. W. (2012). "Capacity Investments, Exclusionary Behavior, and Welfare : A Dynamic Model of Competition in the Airline Industry", *Working Paper*.

Yamamoto, Y. (2012). "Characterizing Belief-free Review-strategy Equilibrium Payoffs under Conditional Independence," *Journal of Economic Theory*, 147, 1998–2027.

Young, R. J. C. (2016). *Postcolonialism : An Historical Introduction*, America : John Wiley & Sons.

### 三、網路資料來源

Competition and Markets Authority (2021). "Algorithms : How They Can Reduce

Competition and Harm Consumers."

EUROPEAN COMMISSION. (2003). "Case COMP/E-1/37.512 – Vitamins," *Official Journal of the European Communities*, L6, 1–18.

Federal Trade Commission Authorizes Three New Compulsory Process Resolutions for Investigations. (2022). (<https://www.ftc.gov/news-events/news/press-releases/2022/08/federal-trade-commission-authorizes-three-new-compulsory-process-resolutions-investigations>) (last viewed on date: 2022/11/27).

In Re Text Messaging Antitrust Litig. (2014). (<https://casetext.com/case/in-re-text-messaging-antitrust-litig>) (last viewed on date: 2022/11/27).

In the Matter of Kellogg Co. (1982). (<https://www.quimbee.com/cases/in-the-matter-of-kellogg-co>) (last viewed on date: 2022/11/27).

OECD. (2017). Algorithms and Collusion : Competition Policy in the Digital Age. (<https://www.oecd.org/competition/algorithms-collusion-competition-policy-in-the-digital-age.htm>) (last viewed on date: 2022/11/27).

OECD. (2019). Recommendation of the Council on Artificial Intelligence. (<https://legalinstruments.oecd.org/en/instruments/oecd-legal-0449>)

OECD. (2010). Information Exchanges between Competitors under Competition Law. (<http://www.oecd.org/competition/cartels/48379006.pdf>) (last viewed on date: 2022/11/27).

Pymnts. (2021). Korea Fair Trade Commission Probes Coupang's Algorithm Use. (<https://www.pymnts.com/news/ecommerce/2021/korea-fair-trade-commission-probes-coupangs-algorithm-use>) (last viewed on date: 2022/11/27).

Smith, A. (2020). "Using Artificial Intelligence and Algorithms," *Business Blog*. (<https://www.ftc.gov/business-guidance/blog/2020/04/using-artificial-intelligence-and-algorithms>) (last viewed on date: 2022/11/27).

Theatre Enters., Inc. v. Paramount Film Distrib. Corp. - 346 U.S. 537, 74 S. Ct. 257 (1954).(  
<https://www.lexisnexis.com/community/casebrief/p/casebrief-theatre-enters-inc-v-paramount-film-distrib-corp>) (last viewed on date: 2022/11/27).

Yonhap. (2020). Naver Faces 26.7b-Won Fine, Accused of Manipulating Algorithms. (<https://m.koreaherald.com/view.php?ud=20201006000715>) (last viewed on date: 2022/11/27).

# 數位經濟下事業定價策略涉及 聯合行為實證分析法之研究

## 摘 要

關鍵詞：演算法定價、默式聯合行為、定價行為、深度 Q 學習法

資訊科技與人工智慧的發展改變了商業運作，對廠商帶來正面影響，並提高效率 and 利潤。然而，也伴隨著一些負面的社會影響，如可能的結構性失業與構成參進障礙。特別是演算法定價可能促進數位零售市場的隱性聯合行為，進而損害消費者權益和市場效率。

探究演算法定價是否涉及聯合行為的研究是近期學界與實務上新興的議題。本計畫的目標是了解人工智慧演算法對數位零售市場定價的影響。我們彙整近期有關人工智慧輔助定價和市場價格趨勢相關的理論、實證性與實驗性等論文。同時，也蒐集臺灣線上零售市場的價格資料，以判斷是否採用演算法定價。此外，研究也將使用實際市場資料，以深度 Q 學習法進行模擬，探究演算法定價下價格的走向，進而深化對演算法定價和合作行為之間關聯的理解，並對競爭法主管機關提出實務的建議。

在回顧國內外學術文獻及實務案例有關事業定價策略涉及聯合行為之相關經濟分析理論、實務案例、實證分析工具及方法上，我們首先回顧非演算法與演算的定價策略所涉及之聯合行為。特別是探討與默式聯合行為相關的議題上我們將文獻區分為理論和實證文獻兩部分。理論部分簡略介紹價格領導賽局、群體理論以及默式聯合行為之間的關聯，並使用 Green et al. (2014) 的框架解釋默式聯合行為中溝通的角色，以及群體理論中實現默式聯合行為所需的條件。在實證部分，研究選取了 2014 年至今關於默式聯合行為的 15 篇實證論文。另也在法院案例方面，提出了 3 個與默式聯合

行為相關的案例，並依據產業和聯合行為機制進行分類，以供相關單位參考。

與演算法定價和默式聯合行為相關的文獻回顧上亦分為兩類：第一類使用實證估計方法檢驗演算法定價與市場價格（作為默式聯合行為是否成立的指標）的關聯，亦提供辨識賣家是否採用演算法與辨識價格變化的相關模式，以及演算法下之產品價格變動的主要模式。第二類以模擬方式檢視演算法定價如何實現默式聯合行為；這兩種方法相輔相成：模擬方法視為理論性研究，探討演算法定價在不同情境下的價格演進；實證估計方法關注實際市場，評估廠商應用演算法對價格的實際影響，及對經濟效率的可能影響。

在了解文獻上如何利用演算法進行相關定價模擬，以及辨識賣家是否採用演算法與了解常見的價格變化模式後，本研究利用我國電商平台的價格資料進行初探。除了辨別我國電商平台的廠商是否採用演算法定價，並瞭解目前所採用的模式。由於商品繁多，我們僅針對部分調價較大的商品進行分析，共挑選了 1 個電腦週邊電子商品、3 個電腦產品以及 1 個民生商品為例。我們也以商品的實際價格與對應的市場結構，利用效能更強的深度 Q-Learning 進行模擬廠商定價，以研究是否存在可能達成聯合行為的情況，同時比較實際定價的狀況。由於模擬需要設定相關市場結構和成本計算，而不同的設定可能導致不同的模擬結果，我們也將介紹本研究中的模擬相關設定並說明相關模擬結果。最後，我們統合前述內容而提出建議事項。

由於人工演算法的商業運用仍處於新興階段，因此有關的文獻相對較多，實務案例相對較少，且皆與演算法定價無關，然而這也可以說明本計畫的前瞻性價值。再者，雖然本研究的議題很重要，但由於所需的資料龐大且難得，因此與演算法定價相關的實證性文獻很少，本研究整理僅有 3 篇，分別為 Assad et al. (2020)，Musloff (2022) 與 Wieting and Sapi (2022)。從

這些研究也得知：目前並沒有可以顯示賣家是否採用演算法的直接證據，文獻多以 (1) 在一定的期間內改變定價的次數、(2) 賣家的價格與其他價格間的關聯性以及 (3) 競爭對手的反應時間等三種常用準則，來判定賣家是否採用演算法定價的嫌疑。在確認商品採用演算法定價後，這些文獻也歸納演算法賣家的五種價格變化模式：(1) 上下抖動、(2) 突升但緩降、(3) 緩升而突降，(4) 區間跳動 (5) 隨機跳躍等方式。

演算法定價的實驗性文獻總結了近期 7 篇研究，主要以模擬資料進行沙盒實驗，競爭分析多集中在雙占或三個廠商。由於模擬演算法是複雜且耗時，大多數實驗研究選擇較簡單的設定。這些研究也發現，當市場上廠商數較少，廠商採演算法定價達成默契聯合行為的可能較高，但即使市場中存在演算法，也無法直接斷言價格會趨向壟斷性競爭。此外，演算法定價除了提高價格，也有可能降價，但與 Maskin and Tirole (1988) 用於懲罰背叛聯合行為的價格變動模式較不相同，且因重置效果，使兩零售商同時落於競爭價格的期間較短。因此，在制定與演算法定價相關的政策要考慮持潛在效率與聯合行為的風險間的權衡；從政策角度評估壟斷法對競爭的影響時，也最好以個案處理。

我們以臺灣電腦商品價格初步探索演算法定價，選取高同質性、統一規格、價格變動頻率高、價格具真實性與透明性的商品進行分析。發現電腦相關產品的定價模式主要經歷三階段，包括同時調整價格或保持相同價差、隨機價格變化、相互試探，最終回到第一階段，但會因商品略有不同而有些微調整。然而，這樣的模式在民生商品價格上並不適用，因為一些廠商價格調整雖頻繁但呈現區間跳動現象，並不像電腦相關廠商那樣即時。電腦相關廠商呈現價格跟隨現象，領導廠商價格改變後，跟隨廠商會迅速跟進。然而，如果有人破壞規律或新廠商進入市場，定價模式會改變。整體而言，所選電腦相關商品廠商有使用演算法定價的可能。但電腦商品和民生商品價格變動頻率最快大約每天 2-3 次，與文獻中高頻率變動的情況不同。因此，

若以回應對手價格變動所需時間觀察，可能更適合推斷演算法定價。此外，觀察價格樣本長達 1 年半，發現不同商品的定價模式可能在不同時期有較大的調整，故也可能使用半人工、半演算法的價格調整方式。

在模擬上我們也使用我國電商平台廠商販售電腦主機與民生商品的實際資料，進一步利用效能更強的深度 Q-Learning 模擬廠商定價。在兩家廠商的狀態下，透過訓練期價格推導各廠商需求曲線，再讓深度 Q 學習產生價格，可以模擬接近聯合行為的價格，但與實際價格資料可能有差異。亦即未經合意下單使用演算法定價仍有產生默契聯合行為的可能。但在市場結構為一大兩小廠（共三家）的情境下，領導與跟隨模型能較好刻畫市場狀況。此時深度 Q 學習產生的模擬價格，使一家跟隨廠商採用產生聯合行為之價格，另一家則採介於聯合行為與跟隨者的價格，但領導廠商仍採用原模型下的領導價格。結果顯示，所有廠商考量對方法策時，未必全部形成聯合行為價格，且受市場結構影響。實驗模擬呼應文獻中指出不同模型和情境設定導致不同結果，但有機會趨向聯合行為價格。因此，在管制演算法定價的設定上，不應一視同仁，應視情況逐案處理。模擬結果也有限制，特別是需求函數形式和競爭狀態的假設有待更多市場資訊推論，成本估計和資料取得也有挑戰。

本研究建議事項，可分為可行之建議及長期性建議，在可行建議方面：

- (1) 針對具高度聯合行為嫌疑的電商，競爭法主管機關可逐步收集相關成本資訊，並利用公開價格資料，分析價格競爭模式。並以實際商品價格為基礎，模擬廠商間價格是否有達成默契聯合行為的可能。
- (2) 不同情境下即使相同演算法也會導致不同結果，因此在管制演算法定價上應逐案處理。特別是演算法定價是默契聯合行為的輔助工具，但無法直接偵測定價過程是否有主導的人類代理人。
- (3) 若觀察到價格變動呈現 Edgeworth 循環，尤其谷底維持時間較短時，可能與演算法價格重置有關，此時需警惕此循環導致價格上升可能損害消費者權益和經濟效率。

而在長期性建議方面，演算法日新月異，也會影響模擬結果。且模擬情境較為簡單，未來研究可能發現在更複雜的市場情境下，演算法定價的結果將更加多樣化。建議競爭法主管機定期檢視相關定價演算法的發展，並定期瞭解業界所採用的可能方法。也建議持續探討這些問題，以深入了解競爭問題並制定適當的政策工具。

# **Research on the Empirical Analysis of Collusive Behaviors in Pricing Strategies in the Digital Economy**

## **Abstract**

Keywords : Algorithmic Pricing 、 Tacit Collusion 、 Pricing Behavior 、 Deep Q-learning

This study delves into the emerging field of algorithmic pricing and its impact on collusion, addressing both academic and practical issues. Focusing on the digital retail market, our goal is to understand relationship between the decision-making of online e-commerce to adopt algorithmic pricing and the potential collusive behavior. We integrate the theoretical and empirical literature on algorithmic pricing, incorporate simulation results, and use web scraping to obtain machine learning data. The integration of these elements has led to the development of preliminary screening tools targeting businesses involved in algorithmic collusion, particularly online retailers. Our literature review explores the link between algorithmic pricing and tacit collusion, examining sellers' adoption of algorithmic pricing methods, their correlation with market prices, and the types of algorithms used. We then collect product prices from domestic online retailers, examine the use of algorithmic pricing, and simulate market price changes. Furthermore, using real market data and deep Q-learning, we simulate price trends under algorithmic pricing within market structures, providing valuable insights into the relationship between algorithmic pricing and collaborative behavior and providing practical recommendations to competition law authorities.

In our literature review, we analyze both domestic and international academic and practical cases, focusing on the joint behavior of non-algorithmic and

algorithmic pricing strategies. We divide the literature into a theoretical part and an empirical part. The theoretical part briefly introduces the relationship between price leadership games, game theory, and tacit collusion. We draw on Green et al.'s (2014) framework to explain the role of communication in tacit collusion and the conditions necessary to realize it in game theory. The empirical part selects 15 papers on tacit collusion published since 2014, categorizes them by industry and collusion mechanism, and introduces three court cases related to tacit collusion. Similarly, the literature review on algorithmic pricing and tacit collusion is also divided into two categories : one uses empirical methods to test the correlation between algorithmic pricing and market prices as an indicator of tacit collusion, and the other uses simulations to explore how algorithmic pricing achieves tacit collusion. The former also identifies patterns in algorithm usage and price changes, as well as the main patterns of product price changes under the algorithm.

Despite the importance of this research topic, the scarcity and difficulty of obtaining the necessary data limits the availability of empirical literature on algorithmic pricing. It is clear from these studies that there is currently no direct evidence of whether sellers use algorithms. Instead, the literature often relies on criteria such as (1) the frequency of price changes within a certain period, (2) the correlation between the seller's price and other prices, and (3) the response time of competitors to determine the suspicion of sellers using algorithmic pricing. Once confirmed, studies related to products priced using algorithms also identified five patterns of price changes among algorithmic sellers.

The summary of the recent experimental literature on algorithmic pricing includes seven studies. Due to the complexity and time-consuming nature of simulation algorithms, most experimental studies choose relatively simple configurations. These studies find that when there are fewer firms in the market, the likelihood of firms using algorithmic pricing to achieve tacit collusion is higher. However, even if there is an algorithm in the market, it cannot be directly

concluded that prices will tend to preset collusion. Furthermore, algorithmic pricing may cause prices to fall, in addition to raising prices. Unlike the price change model used by Maskin and Tirole (1988) to punish defection, the price reset effect results in a shorter low-price period in which both retailers simultaneously adopt algorithmic pricing.

We conduct a preliminary exploration of algorithmic pricing based on the prices of computer-related products and daily necessities in Taiwan. Overall, there is a possibility that retailers of selected computer-related products use algorithms to set prices. However, the frequency of price changes of the selected goods is at most about 2-3 times a day, contrasting with the high-frequency variations found in European and American literature. Therefore, it may be more appropriate to infer algorithmic pricing by observing the time required to respond to competitors' price changes. In addition, by observing price samples for one and a half years, we find that the pricing models of different products may undergo major adjustments in different periods. Therefore, a combination of manual and algorithmic pricing adjustment methods can be used.

In our simulations, we utilize real data and employ a more powerful deep Q-learning approach to simulate firm pricing behavior. In the two-firm scenario, we train the model to derive the demand curve for each firm during the training period. Subsequently, using deep Q-learning, we generate prices that simulate pricing behavior approaching collusion. However, there may be differences between simulated prices and actual price data. In other words, using algorithmic pricing without explicit agreement may still lead to tacit collusion. In a scenario where the market structure consists of one dominant firm and two smaller firms (three firms in total), simulated prices generated by deep Q-learning show that not all firms necessarily form collusive pricing when considering each other's decisions. Simulated prices are also affected by market structure. The experimental simulations are consistent with the literature, which shows that different models

and scenario settings lead to different results, but there is a potential tendency toward collusion pricing.

This study provides the following policy recommendations : (1) For e-commerce platforms suspected of collusion, competition authorities can gradually collect relevant cost information and use public price data to analyze the pricing competition landscape. (2) Given that the same algorithm may produce different results under different circumstances, the regulation of algorithmic pricing should be handled on a case-by-case basis. In particular, algorithmic pricing, as an auxiliary tool for tacit collusion, cannot directly detect whether the pricing process is dominated by human agents. (3) If price fluctuations exhibit Edgeworth cycles, particularly when the duration of the trough is short, it may be related to algorithmic price resets. In such cases, caution should be exercised as price increases resulting from the Edgeworth Cycle may harm consumer benefits and economic efficiency. (4) The rapid development of algorithms may impact simulation results. The current simulation scenarios are relatively simple, and future research may discover more diversified outcomes of algorithmic pricing in more complex market situations. Relevant authorities should continue to explore these issues to gain a deeper understanding of competition issues and develop appropriate policy instruments.