

新冠疫情期與金融危機期的鋼價波動趨勢之分析與比較

The analysis of steel price fluctuation in pandemic period in 2021 and financial crisis in 2008

¹張志銘、李盛名、施啟章、熊慧娟、^{2*}陳博亮

¹國立聯合大學土木與防災工程學系研究生 ²國立聯合大學土木與防災工程學系教授

摘要

鋼鐵產業為一切工業的基礎，產業關聯效果相當龐大，上游可以溯及礦業，下游也可及機械業、造船業、營建業等產業。通常國內鋼鐵產業會被定位為內需型產業，但由於鋼鐵產業是資本密集、技術密集、能源密集的產業，所以鋼品價格波動經常跟經濟景氣好壞有直接相關。最近因國際情勢及疫情變化造成鋼材價格大幅波動，影響國內產業發展甚巨。本研究主要為分析近期鋼價波動情形並及研究分析造成鋼價波動成因。本研究收集近 20 年鋼品價格走勢，進行時間序列 ARIMA 分析。分析順序為(1)、基本數據統計分析。(2)、ACF 與 PACF 分析，以確定 p 與 q 之階數。(3)、進行 ARIMA 迴歸分析。(4)、進行 Auto ARIMA 迴歸分析。(5)、進行殘差分析，以確定最終回歸模式。

關鍵詞：鋼價波動、時間序列、ARIMA

Abstract

Steel price has a great impact on construction industry. We construct an ARIMA model to predict steel price at Taiwan. International market conditions can influence steel price, such as COVID-19 and financial crisis. The steps of analysis are first to collect raw data of steel price. Second, an ACF and PACF model is used to determine the P and q order for ARIMA model. Third, an ARIMA model is established. Fourth, an Auto ARIMA is run for same analysis. Finally, the residual analysis is conducted.

Keywords: steel price fluctuation, time series, ARIMA

一、前言

鋼鐵價格影響營建產業甚大，國際市場變化也會影響鋼鐵價格波動。如何提出合理預測模式，是很有研究價值的。本研究利用時間序列，進行模式建構。時間序列(Time Series)是指依時間先後順序，收集之一連串觀測值集合。也就是針對特定隨時間變動之動態系統，依時間發生順序連續收集觀測值，所得到之觀測值集合。在自然界中，會有很多資料具備時間序列的特色，這些資訊可給予重要的訊息，或可探討其現象變化的肇因。

資料如以發生的時間來區分，則可分為橫斷面資料 (Cross Section Data) 及時間序列資料 (Time Series Data) 兩種。橫斷面資料是指發生於同一時期各種屬性的資料。時間序列資料指的是同一屬性於不同時點或不同時期的資料，包括日資料、週資料、月資料、季資料及年資料等。例如：96年5月4日至96年6月3日的每日台塑的股票交易資料。時間序列分析的目的在于觀察、分析過去的資料，用以預測未來(Forecasts)。

時間序列分析主要目的為，對時間的序列未來趨勢進行預測。將序列分解成趨勢成份(Trend Components)，季節變化成份(Seasonal Components)。對理論模式與觀測數據進行配適度檢定，以討論模式是否能正確地表示所觀測之現象。

大部分的序列分析方法，都會先假設其序列存在著某種數學結構之排序，然後在此結構下，延伸推導出分析結果。時間序列常是被假設為平穩型(Stationary)，或者是透過某些的方法使其平穩，最常用的方法是對資料差分(Differencing)。在探討統計模式是否合適之前，通常要先診斷序列的性質是否符合所使用方法的假設前提。

二、模式說明

對於非平穩數列本研究採 ARIMA 模型分析，利用差分計算的觀念使數列趨於平穩再利用 ARMA 求解。所以對一非平穩數列，經取連續的差分後，終將變為一穩定型數列。本研究定義差分運算子 (Difference Operator) ∇ 為 $\nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1} = (1-B)Z_t$ ，因此 ∇ 與後移運算子 B 之關係為 $\nabla = 1-B$ ，所以高階之差分可以表示為 $\nabla^2 = (1-B)^2, \dots, \nabla^d = (1-B)^d$ 。例如：第二次差分可表示為 $\nabla^2 Z_t = (1-B)^2 Z_t = (1-2B+B^2)Z_t = Z_t - 2Z_{t-1} + Z_{t-2}$ 。

一般而言，非平穩數列型時間數列之模式經取第 d 次差分 ($d>0$) 後可轉為平穩型數列，則可以自我回歸移動平均模式 (Mixed Autoregressive-Moving Average Process, ARMA) 來表示。如此之模式稱之為 (p,d,q) 階之整合自我回歸移動平均模式 (Autoregressive Integrated Moving Average Model of Order (p,d,q) ARIMA)，其中 p 表示自我回歸過程之階數， d 為差分次數， q 為移動平均之階數。經 d 次差分後，數列趨於平穩，可依據前述 ARMA 模型方式建立預測模型，再依據建立之預測模型進行修正。

三、模式分析結果與討論

本研究進行鋼品價格波動之成因分析為

3.1 主要歷史鋼價軌跡分析如下:

1. 上一波鋼鐵上漲，是從 2003 年 SARS 疫情結束後建設需求大增，其中以中國及中東等區域進行大型建設，造成全球鋼鐵大缺料。從原物料、航運、各類鋼材，均大幅上漲。事實上此次鋼品價格黃金時期其實沒多少年。2008 下半年的金融海嘯，先造成整體市場建設需求降溫，緊接著中國大型高爐產能一一運轉，其粗鋼產能突破 5 億噸，占全球鋼鐵消費量近三分之一，鋼鐵價格開始回軟，一路低迷 10 多年。
2. 依照過去歷史資料顯示，雖然目前鋼價已接近 10 年來歷史高點，美銀證券(BofA Securities) 指出，本世紀以來，鋼價曾在 2004 年、2008 年、2016 年和 2018 出現暴漲，全年漲幅落在 37%至 84%，但緊隨其後之跌幅高達 37%至 65%。

3.2 目前鋼價上漲原因分析

本次鋼價上漲主因為需求大增，根據 2021 年 4 月 13 日世界鋼鐵協會理監事會 (WSD)發的短期預測報告，全球鋼鐵需求成長率將從 2020 年的-0.2%，轉為 2021 年增長 5.8%，達到 18.74 億噸。WSD 此次報告不僅將去年 10 月原發布 2021 年成長 4.1%的預期，上修 1.7 個百分點，也預測 2022 年將繼續成長 2.7%，達 19.25 億噸。

會造成這波鋼鐵業的需求量大增及價格大漲主因歸納為 5 項主因:

1. 主要市場基礎建設帶動，主要是美、歐的基礎建設帶動。從需求面來看，歐盟 7,500 億歐元經濟振興方案、美國 2.3 兆美元的基建計畫，以及中國新基建、中國製造 2025 及十四五規劃，都造就大量的用鋼需求。光是中國和美國就占全球鋼鐵需求的 6 成。以國內廠商來看，以中鋼為首的碳鋼業者，整體下游應用全面復甦，鋼鐵用量也會較過去好很多。
2. 為因應綠能議題，過去對全球鋼價影響最大的中國，在去年粗鋼產量達到 10 億噸後，今年 3 月新訂出 2030 年碳達峰及 2060 年碳中和的目標，將大舉減少鋼鐵產能，並即刻在煉鋼重鎮的河北唐山嚴格執行減排限產，最高減產比率達 50%，造成全球鋼鐵供應更吃緊，以往中國低價鋼材破壞行情的情況應不復見。
3. 全球綠能趨勢造成需求大增，無論是風電、太陽能、電動車，甚至還有半導體廠的擴產，都需要鋼鐵，而且是高品質的鋼材作為元件原料。尤其以電動車為例，特斯拉車用馬達的高磁鋼片，都是屬於高品級、高利潤的產品，是整體產業轉型升級的重要動力。

4. 國際間對減碳的要求，歐洲即將開徵的碳稅，依照中鋼估算，未來每噸鋼品將增加 30 美元至 60 美元的成本。雖然中鋼銷往歐洲的比例僅 2% 左右，但台灣許多中下游客戶，外銷歐洲比例高達 4 成。
5. 國際鐵礦砂目前每噸約 177 美元，為近十年新高價區間，相較去年同期上漲逾一倍，煉鋼用的煉焦煤漲幅也很驚人，全球鋼廠都面臨成本大增的問題。

所以需求推升、綠能、原物料，三大原因撐起鋼鐵業基本面，因此歸納高鋼價時代已經來臨。

3.3 鋼價後續發展之預測

1. 從整體而言，影響這一次鋼市價格的變數，包括各國的疫後振興措施、綠能產業發展趨勢，以及中國產能的干擾降低。另外就是碳中和趨勢下，鋼廠製造成本必然升高。
2. 主要由於這一次歐美需求帶動鋼價上漲，高鋼價時代已經來臨，鋼價上漲至少會維持到第三季。歐美鋼價持續漲勢的動能充足，將帶動亞洲價格貼近，因此整體而言，鋼價第 3 季續漲的機率還是很高，需求熱度看起來至少維持到第 3 季都不會改變。

四、參考文獻

1. Su, C. W., Wang, K. H., Chang, H. L., Dumitrescu-Peculea, A., 2017, Do iron ore price bubbles occur? *Resources Policy*, 53, 340–346.
2. Ewees, A. A., Elaziz, M. A., Alameer, Z., Ye, H., Jianhua, Z., 2020, Improving multilayer perceptron neural network using chaotic grasshopper optimization algorithm to forecast iron ore price volatility. *Resources Policy*, 65, 101555.
3. Pustov, A., Malanichev, A., Khobotilov, I., 2013, Long-Term iron ore price modeling: Marginal costs vs. incentive price. *Resources Policy*, 38, 558–567.