

結合遺傳演算法和 BASS 模型的創新型晶片市場擴散研究

肖炯恩¹ 何承超¹ 郝瑞^{2,*}

(1. 廣東財經大學國際商學院, 廣東 廣州, 510320;

2. 北方實驗室(瀋陽)股份有限公司廣州分公司, 廣東 廣州, 510320)

摘要: 晶片一直是中國半導體產業的痛中之痛, 常常被國外半導體巨頭掐住脖子。在中國晶片被美國限制之後, 中國政府開始意識到晶片是重中之重, 對國產晶片的支持力度逐漸加大, 大基金扶持, IC 產業園建設, 各種項目孵化推進, 可謂熱火朝天, 湧現了一大批從事晶片設計、生產、銷售的公司。作為一個初創的晶片領域公司, 市場的預測和庫存的優化成為一個關鍵的問題。創新型晶片產品具有生產週期長、生產成本高等特點, 對相關市場進行精確預測可避免庫存過高造成的損失。本文提出基於遺傳演算法進行參數估計, 改進 BASS 模型以分析創新型晶片市場擴散。與考慮季節因素的最小二乘法參數估計的 BASS 模型相比, 驗證了本文的創新模型具有更精確的預測效果。進而採用實例數據實證了本模型在晶片為重要組件的高新技術產品市場中的適應性。研究表明晶片市場在前期主要由內在創新推動消費者購買, 而在擴散過程中, 逐步過渡以用戶的口碑傳播為主。晶片生產和使用企業可運用該模型, 根據不同階段的預測結果, 進行經營策略的調整從而實現企業利潤的最大化。

關鍵字: 晶片行業; 需求預測; BASS 模型; 遺傳演算法

Diffusion of innovative semiconductor market with GA and BASS model

Xiao Jiongen¹ He Chengchao¹ Hao Rui^{2,*}

(1. Business School, Guangdong University of Finance and Economics, Guangzhou, Guangdong, 510320;

2. Northern Laboratory (Shenyang) Co., Ltd. Guangzhou Branch, Guangzhou, Guangdong, 510320)

Abstract: Innovative chip products have a long production cycle and high production costs. Accurate prediction of relevant markets can avoid losses caused by excessive inventory. This paper

【項目來源】廣東省社科基金“數據治理視角下低空新基建的數據要素共用體系構建及應用研究”(GD25CTS08)。

【作者簡介】肖炯恩, 男, 博士, 廣東財經大學副教授, 研究方向為大數據應用分析、數據資源共用交換, 雲計算及應用;

何承超, 男, 廣東財經大學本科生;

郝瑞, 女, 碩士, 北方實驗室(瀋陽)股份有限公司廣州分公司高級工程師。

improves the BASS model with parameter estimation based on genetic algorithm to analyze the market diffusion of innovative chips. Compared to the BASS model with least squares parameter estimation considering seasonal factors, the novel model proposed in this paper has a more accurate prediction. Furthermore, the adaptability of this model in the market of high-tech product with chips as important components is demonstrated by example data. Research shows that the chip market mainly promotes consumer purchases through internal innovation in the early stage, and in the process of diffusion, the gradual transition is mainly based on word-of-mouth communication of users. Chip production and application companies can use this model to adjust their business strategies based on the prediction results at different stages to maximize corporate profits.

Key words: semiconductor industry; Demand forecasting; BASS model; Genetic algorithm(ga)

一、引言

自 2018 年美國商務部禁止美國公司向中興銷售晶片等產品以來，2019 年和 2020 年又陸續出臺禁止華為使用美國晶片設計軟體，禁止向華為出口晶片並將多家技術公司納入制裁的“實體名單”等一系列技術封鎖措施（餘南平等，2021）^[1]。這些技術遏制戰略行動造成國內各行業出現不同程度“缺芯”的情況，繼而出現減產、停產、減配、價格回升等一系列問題。在美國的倒逼下，我國深刻意識到擁有自主晶片的重要性，中國晶片產業也在不斷創新進行自主化替代（郭年順等，2019）^[2]，目前中低端晶片基本可以滿足企業用戶的需求。中國政府開始意識到晶片是重中之重，對國產晶片的支持力度逐漸加大，大基金扶持，IC 產業園建設，各種項目孵化推進，可謂熱火朝天，湧現了一大批從事晶片設計、生產、銷售的公司。作為一家初創的晶片領域公司，市場的預測和庫存的優化成為一個關鍵的問題。

晶片產業具有技術密集、資本密集的特點（李傳志，2020）^[3]，投入成本高，研發、生產週期長，生命週期短（方瑩瑩等，2018）^[4]，下游客戶需求交期短，生產週期長與交貨週期短之間的矛盾需迫切解決，如何平衡兩者間的矛盾決定了晶片企業能否很好生存。為了快速回應下游客戶的交貨需求，晶片生產企業一般會進行批量生產，以保證晶片的有效供給，但是晶片價值高、市場需求變化非常快的特點，促使準確地預測該款產品的市場的潛力以調整生產數量，顯得尤為重要。

市場需求預測是晶片設計生產企業穩定運行的關鍵，對晶片企業整個供應鏈（包括研發、設計、採購、生產以及銷售）意義重大，因此對市場以及下游客戶有精確的判斷並做出準確的

需求預測至關重要。近年來隨著晶片這一卡脖子問題引起了學術界、工業界的關注，晶片市場需求的精確預測也成為關注的焦點和研究的核心問題之一。

晶片的自主研發、生產直接關係國家平穩發展和國家安全（張玉環，2018）^[5]，國家高度重視，也出臺許多扶持政策（高玥，2020）^[6]。專家學者也從各方面研究，助力整個產業快速平穩發展。值得注意的是，晶片技術升級與市場銷售擴散之間存在著緊密的互動關係：技術升級通過提升性能、降低成本來拓展市場空間，而銷售擴散則通過市場回饋和資金回流為技術迭代提供方向指引和資源支撐。這種互動關係在市場需求層面表現為銷售量的時間序列變化，因此，通過建立市場預測模型來刻畫銷售擴散規律，不僅能夠為企業的生產決策和庫存優化提供依據，也能夠從技術擴散的視角揭示晶片市場演化的內在機制。基於此，本文將市場預測問題置於技術擴散的理論框架下進行分析。

本文的創新點體現在：

參數估計方法的創新，針對傳統非線性最小二乘法在 BASS 模型參數估計中對初值敏感、易陷入局部最優的局限，引入遺傳演算法進行全局尋優，僅需設定適應度函數（RMSE）即可穩定估計市場潛力 m 、創新係數 p 和模仿係數 q ，顯著提高了參數估計的魯棒性與預測精度。

模型適用場景的拓展，將遺傳演算法優化的 BASS 模型應用於創新型晶片這一高投入、短週期、缺乏歷史數據的高新技術產品市場預測，並通過 EN 晶片公司 A 產品（LED 驅動晶片）的實證數據驗證了模型的有效性（MAPE=4.47%， $R^2=0.9992$ ），為初創晶片企業的生產與庫存決策提供了可量化的工具。

晶片市場擴散規律的揭示，通過對比 p 與 q 的估計值（ $p < q$ ）及不同生命週期的擬合結果，發現創新型晶片市場在導入期主要由創新（內在性能）驅動消費者購買，在成長期及成熟期逐步過渡為用戶口碑傳播主導。該發現為晶片企業分階段調整行銷策略（如早期突出技術指標、後期強化用戶案例與生態服務）提供了理論依據。

模型泛化能力的驗證，基於另一款手機晶片進口數據（2018-2021 年）的實證分析表明，本文提出的模型在晶片品類、市場環境不同的情況下仍保持高精度（MAPE=2.89%， $R^2=0.998$ ），驗證了方法的跨場景適應性。

二、文獻綜述

尹首一（2018）^[7] 分析了現有人工智慧晶片的市場情況，闡述了面臨的機遇與挑戰，並展望了其未來發展趨勢。朱晶（2021）^[8] 分析了我國工業晶片市場規模和需求以及其存在的主要問題，提出我國工業晶片發展的建議。目前學者的研究主要集中研究各行業晶片產業的現狀、存在問題以及發展建議，基本都立足於整個產業發展進行研究分析。針對晶片市場預測，部分

學者也投入精力進行研究，為晶片企業穩定運行提供理論依據。吳樂凡等（2021）^[9]採用定性預測法、簡單移動平均法和指數平滑法建立了晶片預測模型，對比發現定性預測法相對更準確，原因為預測人員均是對客戶、市場、產品十分瞭解的行業專家，模型人為因素影響大，極大依賴專家的經驗判斷。張宴（2007）^[10]建立了基於時間序列的半導體晶片生產預測需求模型，將客戶需求歷史數據和客戶提供的需求預測進行綜合考慮，修正後，將預測作為生產計畫、採購訂單的依據。該模型採用了歷史數據，適用於有市場銷售的成熟產品，由於晶片具有生命週期短的特點，產品更新換代快，產品很快被市場淘汰，和其他短生命週期產品需求預測一樣，晶片市場預測大部分都缺乏歷史數據，限制了該模型的廣泛應用。

作為一家初創的晶片領域公司，創新型晶片的市場銷售活動是一個重要的市場拓展過程。BASS 模型作為新產品或者新技術擴散過程最常用的模型，是一種有效的創新型晶片市場擴散研究模型。BASS 在各大領域受到專家學者的廣泛關注（王湘玉等，2024；王欢等，2024；謝建中等，2015；Li 等，2021；Lewis 等，2021）^[11-15]。在使用 BASS 模型對新產品、新技術擴散進行研究時，需要對模型參數進行估計，目前對模型參數的估計大部分採用非線性最小二乘法，該方法進行參數估計時在已知銷售峰值，才會得到較好的擬合效果（楊敬輝等，2005）^[16]，具有一定的局限性。隨著智能演算法的快速發展及廣泛應用，遺傳演算法、蟻群演算法、模擬退火演算法等優化演算法也被應用於 BASS 模型的參數估計。遺傳演算法進行模型參數估計時，適合多參數的擬合，比非線性最小二乘法對參數的初值要求低（Rajkumar 等，2004）^[17]，僅需設定一個適應度函數（一般採用 RMSE）就可進行參數估計，充分利用了遺傳演算法的全局尋優能力獲取使模型預測效果最優的最佳參數。

本文建立了基於 BASS 模型的創新型晶片市場預測模型，採用遺傳演算法對模型參數進行估計。表明了 BASS 模型作為一種簡明、易用和基於理論的方法的有效性，可以用最少的數據、快捷的參數估計的方法，以較高的精確度來預測創新型晶片的市場銷售量，力爭實現更精準市場銷售預測，為初創的晶片研發生產企業，創造更高的利潤率。

三、問題描述與研究方法

（一）問題描述

創新型晶片作為典型的高新技術產品，具有生產週期長、研發投入高、市場生命週期短等特點。晶片企業尤其是初創公司，在產品上市初期往往缺乏足夠的歷史銷售數據，且市場需求受技術迭代、下游應用場景變化、用戶口碑傳播等多重因素影響，呈現出非線性、多階段演化的特徵。如何在這樣的約束條件下，準確預測創新型晶片的市場銷售量，以指導企業的生產計畫與庫存決策，是本文要解決的核心問題。具體而言，該問題表現為以下三個方面：

1. 擴散過程的階段性

在導入期，晶片的銷售主要依賴產品本身的創新性能（如算力提升、功耗降低），由少數“創新者”率先採用；進入成長期後，用戶之間的口碑傳播、行業標杆客戶的使用示範效應逐漸成為主要驅動力；成熟期則受市場飽和、替代技術出現等因素影響，擴散速度趨緩。

2. 參數估計的困難

BASS 模型包含三個核心參數，分別對應不同的經濟變量：市場潛力 m 表示該類晶片產品的潛在採用者總量，即市場飽和時的累積銷售量；創新係數 p 反映外部影響（如廣告、技術報導）驅動下的創新採用速率，代表消費者因產品自身創新性能而產生的購買意願；模仿係數 q 反映內部影響（如用戶口碑、社交網路傳播）驅動下的模仿採用速率，代表已購買者通過口耳相傳帶動潛在消費者購買的傳染效應。傳統參數估計方法（如非線性最小二乘法）對銷售峰值出現的時點較為敏感，且需要較好的初值才能收斂到全局最優。而晶片市場在導入期數據稀疏、波動較大，峰值資訊難以預先獲知，導致傳統方法擬合效果不佳。

3. 數據約束

晶片產品更新換代快，單一型號的銷售週期通常僅為 2-3 年，可獲得的時序數據有限。因此，預測模型需具備在少量數據下穩定估計參數的能力。

針對上述問題，本研究選擇 BASS 模型作為分析框架，理由如下：第一，BASS 模型是新產品擴散研究中最經典的理論工具，已被廣泛應用於耐用消費品、資訊技術產品等領域的市場預測，具有良好的理論基礎；第二，BASS 模型僅需歷史銷售數據即可估計參數，不要求大量的解釋變量數據，特別適合創新型晶片這類缺乏歷史數據的情景；第三，BASS 模型通過 p 和 q 兩個參數能夠區分“創新驅動”與“口碑驅動”兩種不同的市場擴散機制，有助於企業識別產品所處生命週期的主導驅動因素，從而制定差異化的行銷策略。在此基礎上，本研究引入遺傳演算法進行參數全局尋優，以克服傳統非線性最小二乘法對初值敏感、易陷入局部最優的局限性，實現對創新型晶片市場擴散規律的精准刻畫與預測。

（二）研究方法

本研究採用“模型構建—演算法優化—精度評價”的技術路線，具體方法如下：

第一，BASS 模型構建以 BASS 創新擴散模型作為描述創新型晶片市場擴散的基礎框架，假設累積採用者數量 $N(t)$ 服從式（2）的 S 形增長曲線。模型參數包括市場潛力 m 、創新係數 p 、模仿係數 q 。假設條件：①僅考慮首次採用，不考慮重複購買；②擴散由外部影響（創新）和內部影響（模仿）共同驅動；③市場潛力不隨時間變化。

第二，基於遺傳演算法的參數估計針對傳統非線性最小二乘法對初值敏感、易陷入局部最優的問題，採用遺傳演算法進行全局參數尋優。步驟如下：

編碼與初始化：將 (m, p, q) 編碼為實數向量，隨機生成初始種群（種群規模 50~100）；

適應度函數：以預測累積銷售量與實際累積銷售量之間的均方根誤差（RMSE）為適應度函數；

遺傳算子：採用輪盤賭選擇、算術交叉和均勻變異；

終止條件：達到預設進化代數（1000~6000）或適應度變化小於閾值。

第三，模型精度評價採用平均絕對百分比誤差（MAPE）和決定係數（ R^2 ）兩個指標。MAPE<5% 表示預測精度較高， R^2 越接近 1 表示擬合效果越好。

四、數字化環境下創新型晶片市場擴散的模型修正

（一）市場變化與技術發展的相互作用

晶片市場的需求變化與技術發展呈現雙向非線性耦合特徵。一方面，技術突破（如制程微縮、異構集成、存算一體）能夠催生新興應用場景（邊緣 AI、智能汽車、元宇宙硬體），從而擴大市場容量；另一方面，市場的變化（如終端客戶對低功耗、低成本、快速交付的需求）會倒逼技術路線的調整，例如從通用晶片向領域專用晶片（DSA）的轉變。

在數字化環境下，這種相互作用被加速。通過雲端晶片設計平臺和線上仿真工具，晶片企業可以快速回應市場回饋，在數周內完成架構調整與驗證。具體表現為：

市場拉動技術：終端用戶的使用數據（通過 OTA 回傳、應用商店評分、開發者論壇回饋）經分析後，可指導下一代晶片的功能裁剪與性能優化。

技術推動市場：新技術（如 Chiplet、3D 堆疊）降低了設計複雜度與成本，使原本局限於高端伺服器的晶片進入邊緣計算和消費電子領域，擴大市場邊界。

該相互作用為 BASS 模型中“創新係數 p ”和“模仿係數 q ”的動態調整提供了理論依據：在技術快速迭代階段， p 的貢獻更大；在市場回饋強烈的階段， q （代表模仿 / 口碑）的作用增強。

（二）數字化水準對內外部因素的影響

數字化水準從以下三個方面影響晶片市場擴散的內外部因素：

1. 對內部因素（創新係數 p ）的影響

數字化設計工具（EDA 雲平臺、IP 複用庫、自動化驗證流程）降低了晶片設計的門檻與週期，使得初創公司能夠快速推出創新產品。高水準的數字化環境可以提升 p 值，即加速“創新者”對晶片的早期採用。例如，RISC-V 架構配合開源 EDA 工具鏈，使大學和中小團隊也能設計專用晶片，顯著提高了市場中的創新活性。

2. 對外部因素（模仿係數 q ）的影響

數字化傳播管道（技術社區、線上文檔、視頻教程、開源項目）極大增強了用戶之間的資訊交互效率。一個晶片解決方案若在 GitHub 或技術論壇上獲得良好口碑，其傳播速度遠高於傳統線下銷售管道。因此，數字化水準高時， q 值會顯著增大，即口碑傳播對市場擴散的驅動作用更強。

3. 對市場潛力 m 的影響

數字化平臺（如阿里雲、華為雲提供的晶片線上仿真與採購平臺）使得晶片可以被全球中小客戶試用與購買，突破了地理和管道限制，實際市場潛力 m 可能高於傳統調研估計值。

（三）修正 Bass 創新擴散模型

綜上所述，數字化環境通過影響創新係數 p 、模仿係數 q 和市場潛力 m 三個核心參數，改變了創新型晶片市場擴散的動態過程。基於此，本文在 BASS 模型框架下，引入遺傳演算法對模型參數進行全局尋優，以克服傳統非線性最小二乘法對初值敏感、易陷入局部最優的局限性，從而構建適用於創新型晶片市場預測的優化模型。下一節將詳細闡述基於遺傳演算法優化的 BASS 模型的構建過程。

五、基於遺傳演算法優化的 BASS 模型構建

（一）BASS 模型建立

Bass（1969）^[18] 提出的 BASS 模型可用來解釋新產品和技術創新的擴散，已被廣泛應用於經濟學、市場行銷和傳播學等多個領域。BASS 模型的基本形式如式（1）所示，模型認為擴散是通過創新（ p ）和模仿（ q ）共同發生的。創新和模仿分別描述了外部影響和內部影響對擴散的影響程度，決定了新產品或新技術被採用的速度。

$$\frac{dN(t)}{dt} = p[m - N(t)] + \frac{q}{m} N(t)[m - N(t)] \quad (1)$$

其中， $N(t)$ 表示 t 時刻新產品累積採用者（一次購買）數量； m 表示新產品或新技術的採用者潛在數量， $m > 0$ ；參數 p 和 q 分別代表創新係數和模仿係數， $p > 0$ ， $q \geq 0$ ；若 $q > p$ ，則採納曲線有最高點，即產品的擴散是屬於成功的；若 $q \leq p$ ，則增長曲線沒有極值點，隨時間呈指數衰減狀態，說明產品的市場擴散失敗。採用率 $dN(t)/dt$ （即採用者數量，非累積採用者數量）由兩部分決定，第一部分 $p[m - N(t)]$ 表示由於創新而購買新產品的採用者數量，消費者由於產品的創新性能而購買，稱為創新消費者，這些消費者不受以往購買者的影響。第二部分表示由於模仿而購買新產品的採用者數量，由於周圍的人購買而進行購買的消費者稱為模仿者。擴散開始階段，創新者的影響更大，但隨著時間發展創新者影響會越來越小，而模仿者的影響會越來越大。

式（1）是一個非線性一階微分方程，用分離變量法解析求解，得到 S 形累積曲線形式：

$$N(t) = m \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 - \frac{q}{p} e^{-(p+q)t}}, t \geq 0 \quad (2)$$

（二）模型參數估計

運用 BASS 模型預測創新擴散，需要對式（2）中的三個參數 m 、 p 和 q 進行估計。目前對 BASS 模型參數的估計採用專家預測法或銷售管道相近產品擴散數據獲得，或者採用 Srinivasan & Mason（1986）^[19] 提出的非線性最小二乘法進行估計。隨著智能演算法的快速發展及廣泛應用，蟻群演算法、模擬退火演算法等優化演算法也被應用於 BASS 模型的參數估計。Rajkumar（2002）^[20] 採用遺傳演算法進行 BASS 模型參數優化，相比於其他傳統優化方法，認為遺傳演算法是一種更好的估計方法。

遺傳演算法對 BASS 模型中參數進行估計時，具體步驟如下：

1. 數據累加處理

對數據為非累積採用者的需對原始數據集進行累加計算，得到累積採用者數據集。

2. 模型參數估計

遺傳演算法進行估計時，首先初始化種群，即根據待估計參數個數和參數範圍隨機生成初始個體，合理的初始種群範圍能加快演算法收斂速度，採用多次訓練確定初始種群大致範圍；然後評價個體，一般把預測值與實際值的均方根誤差作為適應度函數，計算群體中各個體的適應度；接著設計遺傳算子，群體經選擇、交叉、變異運算後得到下一代群體；最後重複個體評價，選擇，交叉，變異操作開始新一代遺傳，以進化過程中所得到的具有最小適應度個體作為最優解輸出，終止計算（Holland, 1975）^[21]、（Holland, 1992）^[22]。

3. 模型精度評價

採用平均絕對百分比誤差（MAPE）以及決定係數（R²）兩個性能指標來評估模型的性能。用 R² 來判斷模型的擬合程度（模型品質好壞），再用 MAPE 來判斷預測值的誤差。一般，R² 越大，MAPE 越小，說明模型預測效果越好。

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (3)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (4)$$

式中， y_i 為時間序列 i 時刻的觀測值， $\hat{y}_i$ 為時間序列 i 時刻的預測值， $\bar{y}$ 為時間序列樣本的均值， n 為時間序列測試數據集中數據的個數。

（三）創新模型的驗證

本文提出基於 BASS 模型的創新型晶片市場預測模型，首先建立 BASS 模型的 S 形累積曲

線形式，然後以模型參數為設計變量，採用模型預測值與真實值的 RMSE 值為目標函數，建立相應的優化數學模型。利用 MATLAB 編寫程式對優化模型進行求解，驗證了本文方法的適用性及準確性。通過對比其他演算法和本文採用遺傳演算法進行參數估計的差異，以驗證基於遺傳演算法的 BASS 模型在晶片市場預測的精確性更高。

1. 數據來源

本文數據來源於陳曉政（2017）^[23] 論文《創新型半導體產品市場預測與補貨策略的研究：以 EN 晶片設計公司為例》。實驗數據為 2011 年 8 月至 2015 年 12 月 EN 晶片公司 A 產品月銷售量，數據為一組時間序列，具體如表 1 所示。

表 1 EN 晶片公司 A 產品月銷售量

序號	時間	銷量	序列	時間	銷量	序號	時間	銷量
1	201108	100000	19	201302	360145	37	201408	890370
2	201109	100000	20	201303	1008075	38	201409	893110
3	201110	100000	21	201304	685437	39	201410	285530
4	201111	218130	22	201305	1092800	40	201411	648995
5	201112	231095	23	201306	823265	41	201412	587860
6	201201	195000	24	201307	795295	42	201501	790583
7	201202	305033	25	201308	757702	43	201502	232760
8	201203	354963	26	201309	1242919	44	201503	590110
9	201204	124145	27	201310	842645	45	201504	455420
10	201205	327994	28	201311	923040	46	201505	340030
11	201206	365590	29	201312	1003800	47	201506	368734
12	201207	518950	30	201401	1223805	48	201507	258427
13	201208	668355	31	201402	762730	49	201508	252428
14	201209	678116	32	201403	1060755	50	201509	165820
15	201210	185285	33	201404	1309425	51	201510	135427
16	201211	261920	34	201405	1395205	52	201511	156922
17	201212	296720	35	201406	1037745	53	201512	155420
18	201301	593290	36	201407	878603			

EN 公司應用該晶片於消費電子設備的 LED 驅動，該款產品稱為 A 產品，其具有如下特徵：市場潛力不隨時間推移而變化；市場擴散過程僅有採用和不採用兩個情況，不考慮重複購買情況（該創新型產品屬於預訂生產產品），即新產品採納數量與新產品採納者數量相等。以上假設條件符合 BASS 模型適用條件，即本文採用 BASS 模型進行創新型產品市場擴散是合理的。

遺傳演算法具體的運行參數如表 2 所示。

表 2 遺傳演算法運行參數

	m,p,q 參數初始範圍	種群規模 M	迭代代數 G	交叉概率	變異概率
運行參數	[1000 0 0;6000 1 1]	50	1000	0.5	0.0005

2. 結果與分析

基於上述模型設計，構建了基於遺傳演算法優化的 BASS 模型，進行創新型晶片市場預測。模型同樣以應用於消費電子設備的 LED 驅動晶片 A 產品進行研究。基於 BASS 模型的創新型晶片市場累計銷售模型的擬合結果如圖 1 所示。對比模型擬合曲線和真實值曲線發現，模型的擬合值與真實值整體接近，擬合的整體趨勢與真實值規律一致，除了少數點外，擬合曲線和累積銷售量實際曲線基本重合，模型擬合度高。只是在數據序列第 10 到 20 號數據之間模型擬合效果較差，這極大可能因為銷售初期產品發展不穩定或者前期數據量較少，數據規律不明顯等因素造成的。

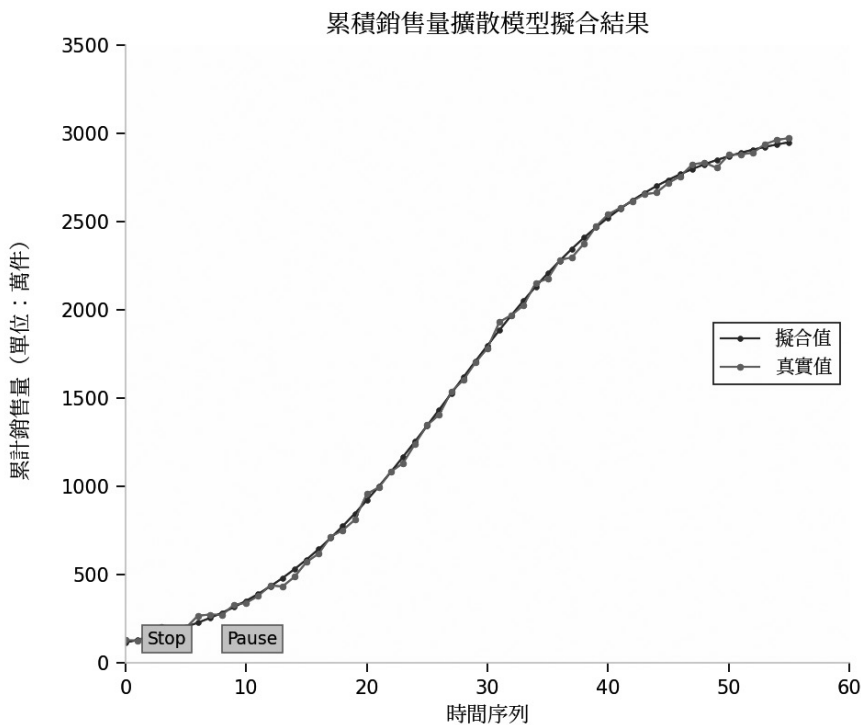


圖 1 累計銷售量擬合結果圖

表 3 模型估計參數

參數	m	p	q
本文估計參數結果	3171	0.003048675	0.125757963
文獻估計參數結果	3160	0.003318843	0.123961461

注：m 單位為萬件。

遺傳演算法估計的 BASS 模型三個參數如表 3 所示，原文獻模型加入季節因數並採用非線性最小二乘法估計參數。對比可知，本文方法與文獻方法估計的參數差距不大，三個參數均在合理範圍內， p 和 q 均屬於 $(0,1)$ 範圍內，且市場潛力 m 估計值 3171 萬大於原序列累積銷售量 3004 萬，符合模型參數意義，也說明該產品還有市場潛力，有繼續為企業創造利潤的空間。故本文採用遺傳演算法進行參數估計的建模方法成功，建立的 BASS 模型如式（5）所示。模型預測結果的單位為萬件，模型可直接預測累積銷售量，預測結果可還原為月銷售量。

$$N(t)=m \frac{1-e^{-(p+q)t}}{1-\frac{q}{p}e^{-(p+q)t}}=3171 \frac{1-e^{-(0.003048675+0.125757963)t}}{1-\frac{0.125757963}{0.003048675}e^{-(0.003048675+0.125757963)t}} \quad (5)$$

由表 3 可知， $p < q$ ，即創新係數小於模仿係數，說明創新型晶片的市場擴散是成功的；在銷售擴散中，外部影響因素 p 較小，內在影響因素 q 較大，影響因素主要由模仿係數決定，即擴散主要以口頭傳播或周圍用戶的傳播為主，在當前研究期內，周圍消費者等大眾的傳播作用突出，與研究情景中創新型晶片實際傳播相符合。

為了驗證模型的有效性，利用 MAPE 和 R2 兩個性能指標對模型精度進行量化評價。由表 4 可知，本文方法的 MAPE 值和 R2 值均優於文獻方法，兩種方法的決定係數均大於 0.95，模型擬合效果均良好，本文方法的決定係數 R2 可達 0.9992，非常接近 1，表明本文方法的曲線擬合優度更高，擬合效果更好；相比於文獻方法，本文方法的 MAPE=4.47%<5%，模型有更小的預測誤差，建立的模型適用於預測創新型晶片市場銷售擴散趨勢。

表 4 模型預測精度

評價指標	MAPE	R ²
本文結果	4.47%	0.9992
文獻結果	7.71%	0.9973

注：文獻結果為文獻材料提供。

3. 創新模型的應用

為了驗證模型適用性，選取某款手機晶片的進口數據進行驗證，數據來源於“海關統計數據線上查詢平臺”（<http://43.248.49.97/>）。手機為耐用品，一般在該型晶片生命週期結束前每個消費者僅購買一次，因此銷售量即為購買者人數。數據範圍為 2018 年 12 月至 2021 年 10 月每月銷售量，對該產品建立 BASS 模型。其原始數據如表 5 所示。

表 5 手機月銷售量

序號	時間	銷售量	序號	時間	銷售量
1	2018 年 12 月	5053	19	2020 年 6 月	3896
2	2019 年 1 月	缺失	20	2020 年 7 月	3667
3	2019 年 2 月	缺失	21	2020 年 8 月	3936
4	2019 年 3 月	4358	22	2020 年 9 月	4463
5	2019 年 4 月	4401	23	2020 年 10 月	3930
6	2019 年 5 月	4380	24	2020 年 11 月	4489

续 表

序號	時間	銷售量	序號	時間	銷售量
7	2019 年 6 月	4537	25	2020 年 12 月	4948
8	2019 年 7 月	4212	26	2021 年 1 月	缺失
9	2019 年 8 月	4356	27	2021 年 2 月	缺失
10	2019 年 9 月	5090	28	2021 年 3 月	4116
11	2019 年 10 月	4828	29	2021 年 4 月	3826
12	2019 年 11 月	5427	30	2021 年 5 月	3970
13	2019 年 12 月	5258	31	2021 年 6 月	4296
14	2020 年 1 月	缺失	32	2021 年 7 月	3807
15	2020 年 2 月	缺失	33	2021 年 8 月	3994
16	2020 年 3 月	3541	34	2021 年 9 月	4549
17	2020 年 4 月	3259	35	2021 年 10 月	4160
18	2020 年 5 月	3308	36		

首先對數據進行預處理，對序列中缺失數據進行填充，具體採用前一個非缺失值填充。然後按照前文模型設計流程進行建模。基於遺傳演算法優化 BASS 模型的運行參數如表 6 所示。

表 6 遺傳演算法運行參數

	m,p,q 參數初始範圍	種群規模 M	迭代代數 G	交叉概率	變異概率
運行參數	[700000 0 0;1000000 1 1]	50	6000	0.7	0.005

模型累計銷售擬合結果如圖 2 所示。對比發現，除序列中 13-16 時刻和 19-25 時刻外，模型的擬合曲線與真實值曲線基本重合，模型擬合度較高。理論上 BASS 模型累計曲線是呈現 S 曲線分佈規律的，而該手機晶片累積銷售序列呈現 S 曲線分佈規律不明顯，圖 2 也能明顯發現這些擬合效果差的點均在拐點附近分佈。圖 2 擬合效果好，也是因為原始累計銷售量呈現明顯的 S 曲線分佈規律。

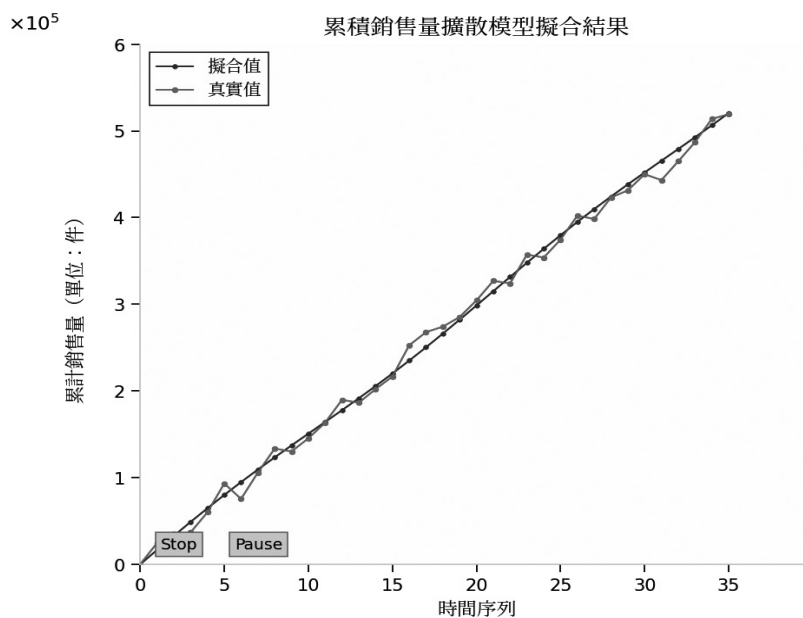


圖 2 某品牌手機晶片累計銷售量擬合結果圖

表 7 模型估計參數

參數	M	p	q
估計參數結果	760496	0.01921	0.03377

表 7 為 BASS 模型參數擬合值，估計的參數均在合理範圍內，市場潛力 m 估計值為 760496 大於原序列累積銷售量 515308，符合模型參數意義，也說明該產品還有不小的市場潛力，有繼續為企業創造利潤的空間。 $q > p$ ，說明創新型晶片的市場擴散是成功的；擴散中，影響因素主要由模仿係數決定，即擴散主要以口頭傳播或者周圍用戶的推薦為主。由表 8 可知，決定係數 R^2 可達 0.998，表明本文方法的曲線擬合優度高，擬合效果好；且本文方法的 $MAPE = 2.89\% < 5\%$ ，模型有更小的預測誤差，建立的模型適用於預測該手機晶片銷售擴散趨勢。

表 8 模型預測精度

評價指標	MAPE	R^2
指標結果	2.89%	0.998

六、結 論

研究結果表明，基於遺傳演算法參數估計的 BASS 模型的創新型晶片市場預測模型擬合程度較高，能有效描述創新型晶片市場擴散。晶片市場在前期主要是內在創新推動消費者購買，而在擴散過程中，逐步過渡以用戶的口碑傳播為主。結合模型實際意義可知，在市場逐步成熟的過程中，產品在市場擴散過程中，受外部周圍用戶的傳播影響更大，即下游客戶在選購該類型晶片時，受以往購買者口碑影響比較大。因此，企業在行銷時應注重口碑，加強口碑引導行銷，以實現晶片產品的高效擴散。

在國家大力發展晶片產業，鼓勵企業研發自主可控的晶片技術的大背景下，本文的研究成果，可為相同或者相類似的晶片生產企業，在生產過程和庫存準備中，提供決策支撐。參考採用基於遺傳演算法的 BASS 模型做相關的市場預測，以調整生產策略。同時，為採用晶片作為重要組成部分的組裝公司，提供構建產品銷售預測模型的理論支持，運用模型進行精確的預測，在產品的不同的銷量狀態下，調整庫存，以實現利益最大化。

本研究的局限在於：第一，晶片技術創新並不完全等同於顛覆性技術，不同晶片的生命週期長短存在較大差距。因此，在採用 BASS 模型的基礎上，可以適當增加研究變量，以提升預測的精確度，或根據實際市場或產品的特點做適當調整。第二，有些行業或者企業出於技術保密或商業利益等目的，不會公開具體的市場銷售數據，從而無法應用本文提出的方法對其進行預測。

【參考文獻】

- [1] 餘南平, 戢仕銘. 技術民族主義對全球價值鏈的影響分析——以全球半導體產業為例 [J]. 國際展望, 2021, 13(1): 67-87+155-156.
- [2] 郭年順, 李君然. 本土半導體企業打破“後進者困境”的路徑和機制——以華為海思為例 [J]. 企業經濟, 2019(6): 97-106.
- [3] 李傳志. 我國積體電路產業鏈: 國際競爭力、制約因素和發展路徑 [J]. 山西財經大學學報, 2020, 42(4): 61-79.
- [4] 方瑩瑩, 劉戒驕. 從開放式協同創新看中國晶片產業生態圈營造 [J]. 產經評論, 2018, 9(6): 104-115.
- [5] 張玉環. 特朗普政府的對外經貿政策與中美經貿博弈 [J]. 外交評論 (外交學院學報), 2018, 35(3): 12-36.
- [6] 高玥. 高技術產業扶持政策階段性特徵及效果研究——以中國晶片產業為例 [J]. 經濟體制改革, 2020(1): 128-134.
- [7] 尹首一, 郭珩, 魏少軍. 人工智慧晶片發展的現狀及趨勢 [J]. 科技導報, 2018, 36(17): 45-51.
- [8] 朱晶. 全球工業晶片產業現狀及對我國工業晶片發展的建議 [J]. 中國積體電路, 2021, 30(Z1): 15-19+48.
- [9] 吳樂凡, 徐嘉昕. TW 北斗晶片公司需求預測與庫存控制研究 [J]. 企業科技與發展, 2021(3): 189-191+195.
- [10] 張宴, 楊東, 姚曉棟. 基於時間序列法的半導體晶片生產需求預測 [J]. 兵工自動化, 2007(1): 33-34.
- [11] 王湘玉, 李可強, 高麗輝, 等. 基於 Bass 模型的新能源汽車銷量及碳減排量預測 [J]. 河北科技師範學院學報 (社會科學版), 2024, 23(2): 103-108.
- [12] 王歡, 張緒美, 鮑婷婷. 中國新能源汽車市場擴散研究——基於修正的 Bass 模型 [J]. 運籌與模糊學, 2024, 14(1): 872-878.
- [13] 謝建中, 楊育, 陳倩, 李斐. 基於改進 BASS 模型的短生命週期產品需求預測模型 [J]. 電腦集成製造系統, 2015, 21(1): 48-56.
- [14] Li Xishu, Yin Ying, Manrique David Vergara, Bäck Thomas. Lifecycle forecast for consumer technology products with limited sales data [J]. International Journal of Production Economics, 2021, 239: 108206.
- [15] Lewis Ted G., Al Mannai Waleed I. Predicting the Size and Duration of the COVID-19 Pandemic [J]. Frontiers in Applied Mathematics and Statistics, 2021, 6.
- [16] 楊敬輝, 武春友. 基於 Bass 模型的兩種參數估算演算法比較研究 [J]. 數量經濟技術經濟研究, 2005(12): 125-132.
- [17] Rajkumar Venkatesan, Trichy V. Krishnan, V. Kumar. Evolutionary Estimation of Macro-Level

- Diffusion Models Using Genetic Algorithms:An Alternative to Nonlinear Least Squares[J].Marketing Science,2004,23(3):
- [18] Bass,F.M.A new product growth model for consumer durables[J].Management and Science,1969,15(5):215-227.
- [19] V.Srinivasan,Charlotte H.Mason.Nonlinear Least Squares Estimation of New Product Diffusion Models[J].Marketing Science,1986,5(2):
- [20] Rajkumar Venkatesan;V.Kumar(2002).A genetic algorithms approach to growth phase forecasting of wireless subscribers.,18(4),625–646.
- [21] Holland J H.Adaptation in natural and artificial system[M].Ann Arbor:University of Michigan Press,1975.
- [22] Holland John H..Adaptation in Natural and Artificial Systems:An Introductory Analysis with Applications to Biology,Control,and Artificial Intelligence[M].The MIT Press:1992-04-29.
- [23] 陳曉政 . 創新型半導體產品市場預測與補貨策略的研究：以 EN 晶片設計公司為例 [D]. 廈門大學 ,2017.