

國立臺灣大學管理學院國際企業所

碩士論文

Graduate Institute of International Business

College of Management

National Taiwan University

Master Thesis



關注度與口碑效果對電影票房之影響

The Impact of Attention and Word-of-Mouth
on Box-Office Revenues

廖禾聖

Ho-Sheng Liao

指導教授：任立中 博士

Advisor: Li-Chung Jen, Ph.D.

中華民國 103 年 6 月

June, 2014

國立臺灣大學碩士學位論文

口試委員會審定書

關注度與口碑效果對電影票房之影響

The Impact of Attention and Word-of-Mouth

on Box-Office Revenues

本論文係廖禾聖君（R01724047）在國立臺灣大學國際企業學研究所完成之碩士學位論文，於民國 103 年 6 月 3 日承下列考試委員審查通過及口試及格，特此證明。

口試委員：

任立中
(指導教授)
陳靜怡
周建宏
廖學良

所長：

中華民國 103 年 6 月 3 日

謝辭



沒想到進入台大國企所轉眼間就是快兩年過去，在這論文完成同時，有許多的人在這過程中幫助著我，在此我心中有著無限的感謝。

首先是我的父母，很感謝我的父母在我決定轉考商科研究所時，沒有異議的支持著我；在我退伍後重考的時候，也沒有給過我任何的壓力。我很感謝父母在我身上做得最重要的決定就是沒有讓我背任何的學貸，讓我畢業後不會有這沉重負擔，求學期間也沒給我任何生活上的經濟壓力，使我能專心完成學業、論文。

感謝我的指導教授：任立中老師。無論是在論文上的指導或是在未來工作上的建議都讓我獲益良多。雖然老師很忙，但每次與老師的談話都讓我感受到老師對於學生的關心，也讓我了解到「要立足於社會上，必須要能力與自信兼具」，因為任老師就是這樣的代表。

再來是邵功新學長，有著學長的引導，讓我在資料收集及後續分析過程中，少走許多冤枉路，在論文後期，幾乎是每個禮拜都與學長討論論文，很感謝學長總是能空出時間給我，如果沒有學長的指導幫助，這份論文不會進行如此順利。也感謝同是任立中老師門下的眾多師兄弟姊妹，讓我在論文進度吃緊的情況下，不需要去擔心口試相關的瑣事，能與你們大家跟著任老師是我的幸運。

很感謝我的朋友們，在我論文壓力大的時候，陪我看電影紓壓、聊天打屁，使我暫時忘記論文的一切。每次與你們的聚會都讓我疲憊的身心得到紓解，能夠有更好的狀態來面對論文，願我的朋友們在未來工作、感情都能一切順利。

最後，我想對自己說一聲：「辛苦了。」

廖禾聖 謹誌於

國立臺灣大學國際企業學研究所

民國 103 年 6 月

摘要



眾所皆知電影產業為流行創新產業，由於在流行商品的擴散特性為指數型態的情況下，上市初期的銷售預測及後續的擴散速度分析更顯得重要，若能有一統計模型能精準預測，則能幫助行銷人員在對的時間投入適合的行銷資源。因為電影的產品生命週期相當短暫，可以讓人在三、四個月內觀察完整的產品擴散過程，因此本次研究以美國電影作為討論創新產品擴散的實證研究對象，並以 Bass 創新產品擴散模型為分析工具。

一般討論口碑效果大多是集中在評價的質與量，但若消費者在做產品查詢時，除了可以知道產品的評價外，還能了解產品受關注的程度，那其實產品關注度也是一種口碑傳遞，因此本研究認為關注度也是一種口碑效果，並希望能以有考慮關注度因素的口碑效果來建立具有預測效度的統計模型。

關鍵字：關注度、口碑、創新產品、Bass 擴散模型

Abstract



As it's commonly known that the movie industry is very innovative. Because the diffuse characteristic of popular products is with exponential pattern, it's more important to do the sales forecast at initial stage and analyze the diffusing speed. If the marketers have a statistical model to do the sales forecast well, then they can make right decisions based on the forecasts. Since the product life cycle of movies is very short, it is easy to observe the whole diffusion process in three or four months. Therefore, this study takes the American movies as empirical research and the main analytical method for this research is Bass Diffusion Model.

In general, past scholar's articles of which studied on word-of-mouth were focus on the variance and volume of reviews; however, if consumers could know the evaluation of the products and how many people paid attention to the products, then the degree of attentions which the products attract can be taken as a kind of word-of-mouth effect. By comparing different factors, it is hoped to find an efficient forecasting model with greater forecasting ability and help companies in making more effective marketing strategies.

keyword : attention 、 word-of-mouth 、 innovative product 、 Bass Diffusion Model

目錄



第一章 緒論	1
第一節 研究背景與動機	1
第二節 研究目的	2
第三節 論文架構	2
第二章 文獻探討	4
第一節 口碑效果	4
第二節 網路口碑	7
第三節 創新與擴散概念	10
第四節 擴散模型	16
第三章 研究方法	25
第一節 研究架構	25
第二節 研究模型	27
第四章 實證研究分析	32
第一節 資料來源與分析	32
第二節 實證模型建構	41
第三節 樣本分析	47
第四節 模仿係數 q 之迴歸分析	49
第五節 模式之預測效度比較	50
第五章 結論與建議	52
第一節 研究發現與行銷意涵	52
第二節 研究限制	53
第三節 後續研究建議	54
參考文獻	55
附錄	59



圖目錄

圖 2-1	創新產品使用者類型 (Bass 分法)	12
圖 2-2	創新產品使用者類型 (Rogers 分法)	13
圖 2-3	Bass 模型, $q > p$	19
圖 2-4	Bass 模型, $q \leq p$	19
圖 3-1	研究架構	26

表目錄

表 4-1 (a)	50 部電影基本資料 (一)	37
表 4-1 (b)	50 部電影基本資料 (一)	38
表 4-2 (a)	50 部電影基本資料 (二)	39
表 4-2 (b)	50 部電影基本資料 (二)	40
表 4-3	50 組電影之 p 、 q 、 m	47
表 4-4	模式一的模仿係數 q 之迴歸式係數估計值	49
表 4-5	模式一與模式二預測效度比較	50
表 4-6 (a)	10 部電影保留樣本之基本資料	51
表 4-6 (b)	10 部電影保留樣本之基本資料	51



第一章 緒論

第一節 研究背景與動機

近年隨著科技的進步，人與人之間傳遞訊息的方式比以前更快速、方便及多元。在這資訊爆炸的時代，口碑早就已經成為消費者購買行為決策中重要的影響因素之一，透過口碑傳遞使得消費者在面對陌生產品時，有了做選擇的依據。

在網路行銷越來越興盛下，也出現許多幫助行銷人員的分析工具，例如：Google Analytics 可以提供網頁瀏覽量（Page View），幫助了解網站在某一段時間內的頁面瀏覽量，但至今似乎沒有一套較有學理的方式將網頁瀏覽量用來預測新產品銷售量的方法。

自從 Bass 在 1969 年提出新產品擴散模型之後，許多學者都對此模型的使用提出討論，試圖了解創新產品的擴散情況，以便在未來更精準預測新產品的銷售量變化，也可以提供行銷人員可在對的時間點投入適當的行銷資源，發展合適的行銷活動。

而在口碑效果的研究中，最常被討論的就是電影產業，因為其具有產品生命週期較短的重要特性，能夠在較短的時間內，清楚完整的觀察到電影的口碑傳播過程。過往電影產業的口碑研究大多集中在對電影評論的質與量，但網友除了能在 IMDb 網站上搜尋到其他人對電影的評論與評分之外，還能知道現在受到關注的電影有哪些以及其受關注的程度排名，因此本研究將利用電影受關注的程度將其加入口碑效果的衡量中。



另外美國電影的資料收集較具有完整性、系統性，從著名美國電影網站 IMDb 可以獲得上映電影的完整資訊，因此學術界在對電影產業的探討上也大都以美國電影為主，本次研究透過 Bass 創新產品擴散模型及線性回歸模型來分析這些電影資料，希望能以有考慮關注度因素的口碑效果來建構出更有預測能力的統計模型。

第二節 研究目的

過去對美國電影的相關研究大多針對電影評論的質與量來探討口碑效果的動態性及異質性，本研究除了運用過去口碑效果的基礎，再將關注度視為口碑效果的一種，期望能以新的方法來衡量口碑效果。檢測人們於電影上映首週、前一週及前兩週對該電影的關注度，判斷是否會影響該部電影的票房收入，透過有考慮關注度因素的 Bass 擴散模型，能夠得到比過去更好的預測效果。

本研究之研究目的如下：

- 一、提出影響美國電影上映擴散型態的因素。
- 二、利用電影首週、前一週及前兩週受關注的程度來衡量口碑效果。
- 三、以有考慮關注度因素的口碑效果建構出美國電影在美國的銷售預測模型。
- 四、討論其餘條件相同的 Bass 擴散模型，考慮關注度因素與否的模式之預測能力比較。

第三節 論文架構

首先在論文第一章闡述本研究的背景、動機及研究目的。第二章開始回顧完整的文獻探討，內容包含：口碑的定義及效果、創新產品與擴散的定義。接著介紹 Bass 擴散模式以及三種 Bass 擴散模式的參數估計法：最小平方法 (Ordinary Least Square；

OLS)、最大概似估計法 (Maximum Likelihood Estimation ; MLE)、非線性最小平方方法 (Nonlinear Least Squares ; NLS)。



第三章為研究方法，建構出新產品銷售預測模型，包含固有研究範疇下，沒關注度因素的 Bass 擴散模型以及本次研究有考慮關注度因素的 Bass 擴散模型。並於第四章做實證研究分析，利用電影資料庫找出各種研究變數以及本次研究的主軸：關注度 (MOVIEmeter)。本次研究一共挑選出 60 部電影，利用其中 50 部電影來建構出美國電影於美國的新電影上映票房預測模型，而後將剩餘的 10 部電影當作保留樣本，比較其餘條件相同下的 Bass 擴散模型，有考慮關注度的 Bass 擴散模型是否有較佳的預測能力，並選擇預測能力較佳的模式對保留樣本作出票房預測。

最後在第五章為結論與建議，統整本研究的實證結果以及在實務上的行銷意涵，並檢討本研究的限制與缺失，對未來的研究者提供後續研究建議。

第二章 文獻探討

第一節 口碑效果



知名全球行銷研究公司尼爾森在 2012 年的研究報告中指出，全球有高達 92% 的消費者信任廣告主免付費的免費媒體（earned media）廣告如口碑及家人朋友的建議，高於其他所有的廣告型式，且較 2007 年增加了 18%。而網路消費者的意見則是排名第二，此次參與調查的全球消費者中有 70% 表示信任此種廣告，在 2007 年到 2011 年之間增加了 15%。由此可見口碑效果確實會對消費者的行為與態度產生影響。而口碑效果在電影產業中也是扮演影響票房的重要腳色，根據研究調查顯示，有三分之一的美國人在看電影之前會主動搜尋電影的相關評論，而去看電影的人其中也有三分之一會因為電影有好的評價而花錢買票進電影院看電影（Wall Street Journal, March 25, 1994； B1）。

一、 口碑的定義

口碑效果（word-of-mouth, WOM）自古以來就在人類生活當中自然存在著，人們藉著口耳相傳互相交換資訊。Arndt（1967）算是最好提及口碑定義的學者，他認為口碑是一種非正式的群體影響（informal group influence），而將其定義為「一種口頭的、介於接收者（receiver）與一非具有商業意圖的傳播者（sender）之間，談論有關某一產品、服務或品牌的對話過程」。

其他學者後續對口碑也有一些不一樣的見解，Westbrook（1987）則定義口碑為「發生在消費者之間有關一企業或產品特徵的非正式溝通」。Bone（1995）在探討口碑行為對產品判斷的引響時，將口碑定義為是「一種人與人之間的溝通，參與

溝通的任一方均非行銷的來源」。Duhan (1997) 則認為「口碑行為是人際來源的一種形式，即以人員為主的訊息傳播方式，為人際間口語上對於產品、品牌或服務非具商業性質的溝通或推薦」。Blackwell et al. (2001)「人與人之間非正式的傳送想法、評論、意見或資訊，傳送的雙方並非行銷人員。而 Silverman (2001) 將口碑定義為「獨立於廠商之外的消費者與消費者之間，透過廠商行銷管道之外的途徑，所進行有關產品與服務的溝通」。

二、 口碑的使用時機

Kolter (1999) 歸納出消費者會參考口碑的情境，認為口碑的使用時機有以下五點：

- (一) 資訊超載：當外部環境提供給消費者的產品及資訊過多時，常常讓消費者不知所措於是求助他人。
- (二) 知覺風險高 (perceived risk)：當面對昂貴的產品或不確定性的服務時的不安，人際來源的資訊 (personal source) 較能夠降低知覺風險以及增強消費者自信的程度，例如汽車、房子、醫療服務等。
- (三) 評估新產品或新服務時：消費者在評估新產品或新服務時，本身對產品缺乏了解，於是會相當依賴他人的意見，因此會想要尋求口碑的意見。
- (四) 選擇專業服務提供者時：選擇服務的專業程度較高，當消費者自身的知識與經驗都無法判斷時，口碑的意見此時則會扮演了一個重要的參考因素，如在選擇醫生時。
- (五) 產品複雜度增加且缺乏客觀具體的評估準則：當一項服務或產品不被熟悉、消費者判斷產品沒有其他客觀依據時，口碑就扮演了重要的腳色。



三、 口碑的說服效果

口碑是具有說服或影響消費者購買意願的效果，但為何口碑會有如此大的效力？Silverman (1997) 透過相關文獻的整理以及歸納，認為口碑的說服效果主要是來自於下列四個因素：

- (一) 相較於企業所提供的正式商業來源（如廣告），口碑的可靠度更高，原因在於大多數口碑來自於與親朋好友的談話，這些參考來源是我們所信任的，而其推薦並非作為商業用途（Wilkie,1990）。另一個說明口碑可靠度較高的原因，則是認為口碑來自於獨立的第三方團體，故能獲得未失真的事實描述。
- (二) 口碑為雙向溝通，而並非是單方向的傳遞訊息（Wilkie,1990）。
- (三) 口碑提供潛在顧客一種使用經驗的參考來源，因而可以降低購買時的風險與不確定性（Wilkie,1990；Murray,1991），故口碑可以決定大眾採用產品的速度。
- (四) 由於口碑是及時的（live），可以馬上進行詢問與回應，故口碑能提供攸關姓與完整性更高的參考價值（Silverman,1997）。

四、 口碑意見與大眾傳播媒介的比較

Assael (1992) 與 Engel et al. (1993) 認為口碑傳播與大眾傳播（commercial mass communication）均是屬於外部資訊的來源，兩者對於消費者決策的影響上有不同的功效。一般而言，兩者具有兩點最大的不同之處：

- (一) 大眾傳播是藉由各種形式的媒體來傳播資訊，除了具有告知功能之外，也可以幫助既有態度的「強化效果」(reinforcement effect)；而口碑傳播是一種直接與接收者面對面的溝通方式，對於勸服則較能發揮功效。

(二) 因為口碑傳播的資訊流通管道是由消費者所主控，並非由企業所主導，所以傳播口碑的人通常會被認為是獨立於市場之外的一個角色。也因為如此，這些口碑資訊因不具備商業動機，往往讓消費者認為是一種較為可靠、較有信用且值得信賴的資訊來源。

第二節 網路口碑

一、 網路口碑的定義

Hennig-Thurau et al. (2004) 指出網際網路的出現，使消費者可以透過網頁的瀏覽動作，來收集其他消費者所提供的產品資訊與使用經驗，並賦予消費者能力來針對特定主題進行自身經驗、意見與相關知識的分享，這就形成所謂的電子口碑 (electronic word-of-mouth)，又稱為網路口碑 (online word-of-mouth)。並認為網路口碑的傳遞具有以下等特性：

- (一) 互動非線性 (Interactivity and Non-linearity)：在網路口碑傳遞的互動中，每一個人既是口碑的傳播者也是接收者，彼此的關係可以一對一、一對多或多對一，甚至是多對多的互動。
- (二) 便利性：在資訊科技發展快速下，消費者可以透過搜尋功能，輕而易舉地取得所需的相關資訊。且網際網路上所傳播的訊息，可透過數位資料的儲存，因此可在事後擷取。
- (三) 不受時空限制：無論在何時何地都可透過網際網路並在彈指間完成資訊的傳遞或搜尋。
- (四) 匿名性：口碑的傳遞者在網路上可以隱匿其真實身分，所以在不需顧及任何情面或利害關係的狀況下，資訊傳遞者非常願意提供真實的意見與分享第一手

經驗，無論是正面或負面評論。



二、網路口碑的形式

Hanson (2000) 認為網際網路上的口碑傳播，即為電子口碑傳播或網路口碑傳播。而網路口碑傳播的形式，主要是透過電子郵件、使用者群組 (Usenet Groups) (即新聞群組)、電子郵件名單服務 (E-mail Listservs)、線上論壇 (Online Forums)、產業入口網站討論區 (Industry Portal Discussion Areas)、電子佈告欄 (Bulletin Boards System ; BBS)、聊天室 (chatroom) 等網路形式進行資訊的散佈。

三、傳統口碑與網路口碑的差異

由於網路不受時空與地理位置的限制，加上數位資料的方便性與易複製性，可以不斷經由網絡 (network) 散佈資訊到所有網路連線能觸及的地方，故網路口碑的能見度與傳播效果遠超過傳統口碑所能達到的。而留淑芳 (2003) 透過文獻的整理與歸納，認為傳統口碑與網路口碑的差異，大致上具有以下三點：

(一) 網路口碑較傳統口碑具有較高的說服效果

網際網路被認知為更能符合消費者需求，具有較其他媒體更高的說服效果 (Ducoffe, 1996)。因為消費者對於網際網路上的資訊乃是基於需要而主動搜尋或詢問，故資訊接收者對於網路資訊的排斥感及警戒心較低。且網際網路亦被認知為較不令人厭煩的資訊來源管道，這種遠距的特性有助於提高資訊接收者對於特定產品的態度，即使網路使用者並未點選該訊息，亦會被消費者認知為更具有可信度、相關性的資訊來源 (MicInnis & Jaworshi, 1989 ; Ducoffe, 1996 ; Briggs & Hollis, 1997)。尤其在網際網路的虛擬空間裡，溝通者間多半為

毫不相識、素昧平生的網友，且由於匿名性的關係，彼此間可在不需顧及任何情面或利害關係的狀況下，往往更能暢所欲言 (Gelb & Sundaram, 2002; Ridings et al., 2002)，故較傳統口碑具有較高的說服效果。



(二) 網際網路引發消費者主動搜尋、篩選及傳播資訊的意願

傳統口碑與網路口碑溝通的最大差異在於前者能面對面溝通，產生即時性的溝通效果，但因受限於時空的限制，對消費者而言，這種口碑資訊的搜尋成本較高；而網際網路使口碑資訊可藉由文字的方式來傳遞，因此資訊接收者可以主動去取得所需的資訊，亦即接受者具有較高的主動權與選擇性，完全不受時空因素的限制，同時也具有快速、低成本的特性，能提高消費者主動搜尋與傳播的意願 (Bickart & Schindler, 2001)。此外，網際網路上的虛擬社群功能也有助於激發消費者傳播網路口碑的意願。因虛擬社群成員為了增強自己對於社群的貢獻價值，會提供產品或服務的意見與評論給其他社群成員，除了想要幫助擁有相同興趣的成員能做出更好的購買決策外，還會從過程中獲得社會認同，表示個人參與並屬於該虛擬社群 (McWilliam, 2000)。

(三) 溝通情境的差異

傳統口碑的傳遞，由於溝通時常須經由面對面的接觸，因此資訊接收者可以明確的感受到傳遞者的存在，甚至可明確的判斷其身份；然而在網路口碑的溝通情境中，傳遞者可能是位於地球另一端的異國網友，透過文字在網路上進行資訊的傳遞，因此接收者較無法感受到對方的存在。

第三節 創新與擴散概念



一、 創新產品之定義

關於創新產品，過去學者嘗試依據不同的角度來定義，歸納其結果共可分為以下四導向：

(一) 公司導向

以公司的角度認定，即使市面上已存在該產品，但只要是該公司未曾生產或行銷過的產品，即可稱為新產品。

(二) 市場導向

以市場的觀點來衡量，只要是購買此產品的潛在消費者超過某一固定比例；或是在某相對短的時間中，此產品對市場中的消費者而言仍是被認定為新穎的，即是創新性產品（Schiffman & Kaunk, 1987）。Kuczmarski（1992）同時以公司導向及市場導向認知的新穎程度兩購面來探討創新產品類型，其認為要將新產品分類時，尚須再考慮技術新穎程度。於是將新產品的創新類型分為七類：世界性的新產品、公司的新產品、產品線延伸、現有產品改良、降低成本、產品新定位、藉由授權或合資來獲得新產品。

(三) 消費者導向

Guiltnan（1999）認為從消費者對於創新產品的需求行為可以進一步對創新產品來進行分類。為了完成不一樣的需求目標，創新產品被區分為嘗試及再購買、顧客遷徙、創新採購及擴散等三種不同型態的新產品。嘗試及再購買是指當新產品推出市場時，消費者認知購買或使用此產品的風險是相當低的，消費者對此產品的採

用決定通常不用大量收尋資訊或評估，買者在決定正式使用此產品之前可以嘗試試用。顧客變遷則是指新產品相對於現存的產品做顯著程度的改善或更新，使得消費者可能從現存產品遷徙至新的產品。創新採用及擴散則是指此新產品對於消費者而言需要審慎思考來決定，由於此產品對於消費者是更新奇的，消費者會依照本身喜好準則來決定是否採購此產品，因此口碑的角色變得更為重要。

(四) 產品導向

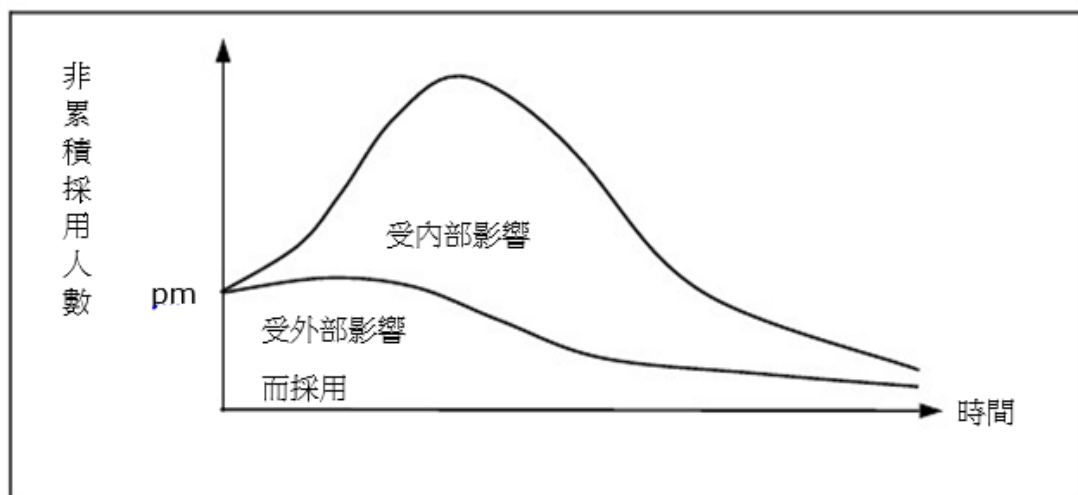
主要是以創新產品本身特色的新舊來判定，此類創新產品常會影響消費者的使用型態、改變其行為模式。Kotler, Ang, Leong, & Tan (1999) 以產品本身特性為出發點，將新產品分為：公司內部研發的原創產品 (original products)、改良的產品 (improved products)、修正的產品 (modified products) 及新品牌 (new brand) 等四種。

二、 創新產品使用者的類型

(一) Bass (1969) 分法

Bass 依照使用者受到內部或外部兩種溝通方式的影響而進行採購的情形，將使用者分成兩類：

1. 創新者 (Innovator)：只受外部（大眾傳播）影響。創新者的採用決策受到大眾傳播所影響，與其他社會體系成員的採用無關，創新者會持續地出現，人數隨時間遞減。
2. 模仿者 (Imitator)：只受內部（口碑效果）影響。模仿者對創新產品的採用行為受到社會體系中的其他成員決策所影響，會隨已購買人數之增減而改變。



資料來源：Mahajan, Muller, and Bass (1990), "New products diffusion models in marketing: a review and direction for research," *Journal of Marketing*, Vol.54, pp.4.

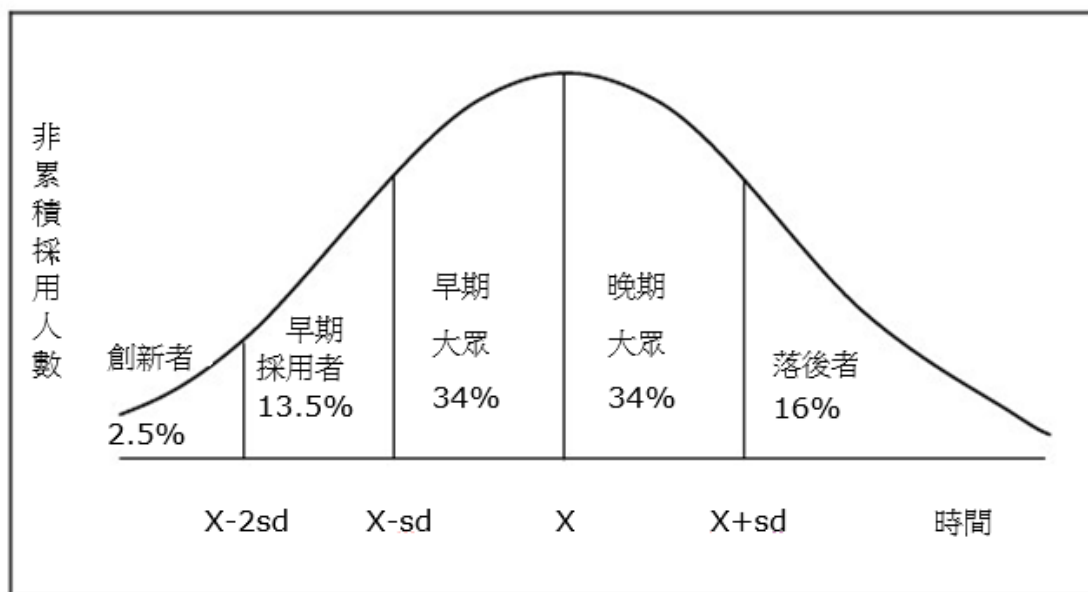
圖 2-1 創新產品使用者類型 (Bass 分法)

(二) Rogers (1995) 分法

Rogers 所定義的創新擴散為：「新創意從其發明或創造時，擴散至最終採用者的過程。」並指出創新採用的過程近似於常態分配，於是依據使用者採用時間的平均值 (X) 與標準差 (sd) 將採用者分為五類，以時間為橫軸來繪製一常態分配圖。如下圖所示，最初採用者很少，隨後逐漸增加而達於最高點，最後因採用者人數愈來愈少，曲線呈現遞減。此五種採用者的價值觀與採用創新產品的態度略有不同，其差別如下：

1. 創新者 (Innovators)：具有冒險精神，對新觀念有好奇心，勇於採用創新產品，倘若失敗仍然可以負擔損失。
2. 早期採用者 (Early Adopters)：比別人早採用新事物，但是也很謹慎。面對創新產品能夠承擔風險，但還是會擔心失敗。
3. 早期大眾 (Early Majority)：深思熟慮，較依賴他人的資訊。雖然是在社會接受創新的平均時間之前，但卻不是早期領頭群。對於創新產品習慣先等別人使用成功再做決定。

4. 晚期大眾(Late Majority): 謹慎多疑, 在社會多數人接受創新之後才接受創新, 往往是因為社會氛圍才願意使用創新產品。
5. 落後者(Laggards): 傳統保守, 社會體系中最後接受創新的人。不輕易相信改變的事物, 只有等到改變後的事物又形成傳統, 他們才會接收。一般而言, 不情願的使用創新產品。



資料來源: Rogers (1995), *Diffusion of Innovation*, 4th ed., New York: The Free Press, pp. 247.

圖 2-2 創新產品使用者類型 (Rogers 分法)

三、 創新產品採用的決策過程

Rogers (1983) 更進一步對消費者採用過程提出修正模式 (Revised Adoption Process Model) 稱之為創新決策過程 (Innovation Decision Process), 認為消費者的決策過程不是一個時間點的立即行動, 而是在一段時間內的連續動作。此決策過程分成以下五個階段:

- (一) 知識 (Knowledge): 在這個過程之前, 消費者有其個別的生活經驗、需求、創新程度、及受到社會體系規範下所產生的價值觀。由於受到消費者所屬的社會

經濟特質、人格特質、溝通行為及傳播管道的影響而知道有這項創新產品的存在，並對於該項創新功能獲得部分瞭解。

- (二) 說服 (Persuasion)：消費者會受到創新產品的屬性及其傳播管道的影響，內心對於新產品形成喜愛或不喜愛的態度，而說服去考慮採用此項新產品與否。
- (三) 決策 (Decision)：消費者做出採用或拒絕採用此創新產品的決定後，會去購買此新產品。
- (四) 執行 (Implementation)：消費者處於正使用該產品或不使用該產品的狀態。
- (五) 確認 (Confirmation)：消費者試著堅持過去的採用決策，但也可能因為根據前一階段之使用滿意度或已獲得更多產品訊息而改變決策。

四、 影響創新產品擴散速率的變數

消費者在採用創新產品的決策過程中會受到許多因素所影響，而這些因素即為影響創新產品擴散速率的變數。Rogers (1962) 提出影響新產品的五類擴散速率的變數：

(一) 創新產品的屬性

1. 相對優勢 (Relative Advantage)：創新產品所具有的產品優勢相對現有產品的程度愈強，愈容易為消費者採用。
2. 相容性 (Compatibility)：消費者認為創新產品與他們目前的需求、價值觀及操作相容的程度。相容程度越高越容易被消費者採用。
3. 複雜性 (Complexity)：了解或使用創新產品的相對困難程度愈小，愈容易為消費者採用。
4. 可試用性 (Trialability)：創新產品可以被試用的程度愈高，愈容易為消費者採用。

5. 可觀察性 (Observability)：創新產品使用結果可以描述給潛在採用者的程度愈高，愈容易為消費者採用。



(二) 創新產品決策的種類

1. 獨立選擇 (Optional Innovation-Decisions)：是否採用創新決策完全出自個人主見，不受其他社會群體或權威的影響。例如影片上映第一天立即去觀賞的人。
2. 群體影響 (Collective Innovation-Decisions)：其對創新產品採用與否會受到社會大眾的意見所影響，等到大多數人做決策之後，才會做出決定。例如受票房成績影響進而去觀賞電影的人。
3. 權威影響 (Authority Innovation-Decisions)：消費者的決策會受到相關權威人士或意見領袖的訊息影響。例如影評人、奧斯卡得獎作品。
4. 權變選擇 (Contingent Innovation-Decisions)：結合上述二個以上的型態。

(三) 傳播管道

1. 大眾媒體 (Mass Media)：在提高潛在使用者對新產品的瞭解與獲取相關資訊，是很有效率的一種方式。例如電視、廣播、傳單、網路。
2. 人際溝通 (Interpersonal Channels)：經由兩個或兩個以上社會體系成員間面對面的聯繫溝通所創造出來的管道，不只讓新產品擴大知名度，通常還會加上個人評論。例如親友推薦、網路上的口碑傳播。

(四) 社會體系的結構本質

不同的社會體系有不同的社會結構、社會規範、人際溝通結構及社會成員間互動的程度，都會影響新產品在這個社會體系中的擴散速度及型態。

- (五) 創新代理人或改革推動者 (Change Agent) 推廣創新事務所付出的努力程度。

第四節 擴散模型



擴散模式是以數量方程式來建構產品的擴散型態，發展創新產品的生命週期曲線，以供行銷人員預測產品銷售，進而擬定產品行銷策略。

一、 完全創新型擴散模式（Pure Innovative Diffusion Model）

Fourt&Woodlock（1960）認為創新採用僅受外部影響，不受已採用人數的內部影響，與之前採用人數的影響無關。以數學式表示為：

$$n(t) = \frac{dN(t)}{dt} = p[m - N(t)]$$

其中，

$n(t)$ ：在時點 t 時的採用者。

$N(t)$ ：在時點 t 時的累積採用者。

m ：全部可能的潛在採用者，即市場潛量。

p ：創新係數。

二、 完全模仿型擴散模式（Pure Imitative Diffusion Model）

Mansfield（1961）認為創新的採用僅受已採用人數的內部影響，與之前採用人數的影響有關。以數學式表示為：

$$n(t) = \frac{dN(t)}{dt} = qN(t)[m - N(t)]$$

其中，



$n(t)$ ：在時點 t 時的採用者。

$N(t)$ ：在時點 t 時的累積採用者。

m ：全部可能的潛在採用者，即市場潛量。

q ：模仿係數。

三、 Bass（1969）擴散模式

Bass 擴散模式是以 Rogers（1962）所提出的擴散理論作為基礎，再依照採用者是受到內部或外部兩種溝通方式的影響，進而將採用者分成兩類：定義收到外部影響的使用者稱為「創新者（Innovators）」，所謂外部影響指的是大眾傳播媒體等，而受到內部影響的採用者為「模仿者（Imitator）」，此內部影響即為口碑效果。Bass 擴散模式融合完全創新模式與完全模仿模式的觀點，甚至可以預測新產品首次購買的銷售尖峰時間及銷售尖峰量，Bass 擴散模式有助行銷人員瞭解新產品導入市場後的發展情勢，在銷售預測上具有相當的重要性。

Bass 提出的新產品擴散模型有兩個重要的基本假設，其主要用途為預測創新產品首次購買的銷售量，並進而發展產品生命週期曲線，描述創此產品的成長狀。其假設如下：

- (一) 沒有重複購買的行為
- (二) 消費者每次購買僅消費一個單位。

Bass 創新擴散模型同時具有三大特色：

- (一) 在擴散過程的起始點，假設有 p_m 個採用者購買該產品。
- (二) 擴散過程呈現對稱性質的鐘型曲線。
- (三) 累積採用者分配圖呈 S 形曲線。

Bass 利用危險函數 (hazard function) 的概念指出，在時點 t 前未採用新產品的潛在採用者會於時點 t 採用該產品的條件機率，乃是在時點 t 之前的累積採用人數之線性函數。隨著時間的過去，累積採用人數的增加，潛在採用者的採用機率隨之上升，數學公式如下：

$$P(t) = \frac{f(t)}{[1 - F(t)]} \equiv p + qF(t) \quad (\text{式 } 2-4-1)$$

其中，

$P(t)$ ：在時點 t 之前尚未採用的潛在採用者，在時點 t 首次採用的機率密度函數。

$f(t)$ ：潛在採用者在時點 t 發生首次採用的機率密度函數。

$F(t)$ ：潛在採用者在時點 t 發生首次採用的累加機率函數。

p ：創新係數，或稱之為外部影響係數。

q ：模仿係數，或稱之為內部影響係數。

若假設 m 代表市場潛量，則：

$n(t) = mf(t)$ ，為在時點 t 時，發生首次採用新產品的人數。

$N(t) = mF(t)$ ，為在時點 t 時，發生首次採用新產品的累積人數。

故從式 2-4-1 可以推導出時點 t 時的銷售量：

$$n(t) = mf(t) = p[m - N(t)] + \frac{q}{m}N(t)[m - N(t)] \quad (\text{式 } 2-4-2)$$

其中，

$p[m - N(t)]$ ：在時點 t 前，不受之前創新產品採用者影響的創新者。

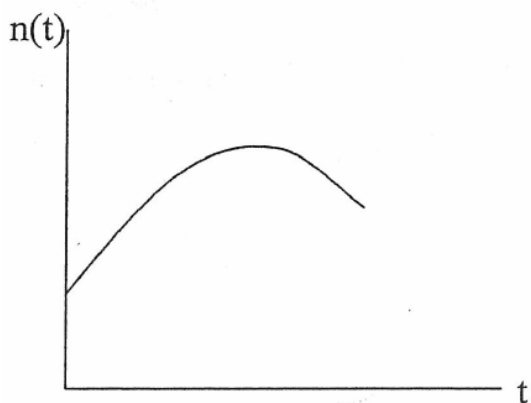
$\frac{q}{m}N(t)[m - N(t)]$ ：在時點 t 前，會受到之前創新產品採用者影響的模仿者。



此模型也隱含，在時點 $t = 0$ 時， $n(0) = pm$ 。

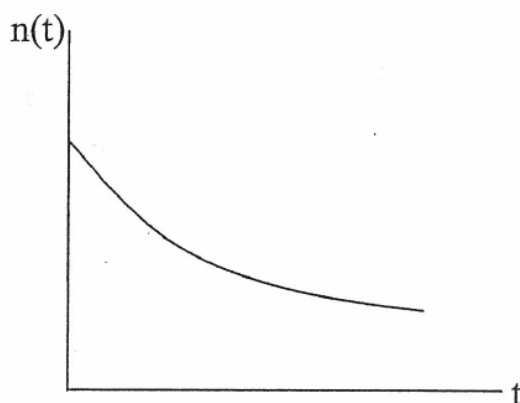
當 $q > p$ ，銷售曲線會先爬升，然後下降（如圖 2-3 所示）

當 $q \leq p$ ，銷售曲線會是持續下降的情形（如圖 2-4 所示）



資料來源：Bass, 1969, 頁 217。

圖 2-3 Bass 模型， $q > p$



資料來源：Bass, 1969, 頁 218。

圖 2-4 Bass 模型， $q \leq p$

四、 Bass 擴散模型的參數估計方法

為了估計出 Bass 擴散模型的三個參數 p 、 q 、 m ，一般最常使用的方法是最小平方方法（Ordinary Least Squares；OLS）、最大概似估計法（Maximum Likelihood Estimation；MLE）、以及非線性最小平方方法（Nonlinear Least Squares；NLS）

（一）最小平方方法（Ordinary Least Squares；OLS）

最早 Bass 在估計參數所採用的方法即為 OLS 法。首先將時間分成等量的單位，使原來連續的擴散模型成為離散的形式（discrete analogue），並視之為一迴歸方程式，如下：



$$\begin{aligned}n(t) &= N(t) - N(t-1) \\&= pm + (q-p)N(t-1) - \frac{q}{m}N(t-1)^2 \\&= a + bN(t-1) + cN(t-1)^2\end{aligned}$$

接著利用 OLS 法估計出 a 、 b 、 c ，再經由下式將之轉換求得 p 、 q 、 m 的估計值。

$$p = \frac{a}{m}$$

$$q = -mc$$

$$m = \frac{(-b \pm \sqrt{b^2 - 4ac})}{2c}$$

Mahajan, Muller & Bass (1990) 稱這種估計方法為 time-invariant data-based approach，也就是假設參數值在擴散過程不是隨著時間 t 變動而改變。另外此 OLS 估計法的優缺點如下：

1. 優點：

使用簡單，估計出的參數 a 、 b 、 c 為最小變異且線性不偏。

2. 缺點：

Schmittlein & Mahajan (1982) 指出 OLS 估計法有下列三項缺點：

- (1) 若資料筆數較少時，或資料存在多重共線性時，參數的估計值會不穩定。
- (2) 因為 p 、 q 、 m 是 a 、 b 、 c 的非線性函數，故未直接提供參數估計之標準差，無法判斷顯著性。
- (3) 以離散時間序列資料來估計連續模式，會產生時間區間偏誤 (time-interval bias)。

(二) 最大概似估計法 (Maximum Likelihood Estimation ; MLE)



Schmittlein & Mahajan (1982) 提出一能修正 OLS 估計法主要缺點的方法，
即 MLE 估計法。其估計方法如下：

$$G(t) = cF(t) = c \frac{1 - e^{-bt}}{1 + ae^{-bt}}$$

$$a = \frac{q}{p}$$

$$b = p + q$$

$$L(a, b, c, \{x_i\}) = [1 - G(t_{T-1})]^{x_T} \prod_{i=1}^{T-1} [G(t_i) - G(t_{i-1})]^{x_i}$$

$G(t)$ ：在時點 t 時，從樣本母體隨機抽取採用新產品的分配函數。

$F(t)$ ：在時點 t 時，採用新產品的累積分配函數。

c ：樣本母體中潛在採用的機率 $\frac{m}{M}$ 。

m ：市場潛量。

M ：樣本母體總數。

L ：概似函數。

X ：時點 t_{i-1} 至 t_i 間之採用量。 $t_0=0$ ， $t_T=\infty$ ， $i = 1, 2, \dots, T$ 。

對 $L(a, b, c, x_i)$ 取對數後，導出 $\ln L(a, b, c, x_i)$ 之一階微分求極大值，得出 a 、 b 、 c 之最大概似估計量，再將之轉換獲得 p 、 q 、 m 的估計值。



$$p = \frac{\hat{b}}{(\hat{a} + 1)}$$

$$q = \frac{\hat{a}\hat{b}}{(\hat{a} + 1)}$$

$$m = \hat{c}M$$

1. 優點：

- (1) 利用合理的連續時間模式來代表離散的時間數列資料，可有效消除 OLS 法估計時產生的時間區隔偏誤。
- (2) 能夠取得估計參數的標準誤。

2. 缺點：

Srinivasan&Mason (1986) 指出 MLE 估計法有下列兩項缺點：

- (1) 利用 MLE 法估計時必須先獲得母體 M 的資料。
- (2) 只考慮抽樣誤差，而忽略其他誤差，低估了估計參數的標準誤及其參數值，有可能會造成統計顯著性的判斷錯誤。

(三) 非線性最小平方法 (Nonlinear Least Squares；NLS)

Srinivasan&Mason(1986)提出 NLS 估計法，其與 MLE 估計法大同小異，MLE 法式利用最大概似估計法將估計函數取 $\ln$ ，再將 $\ln L(a, b, c, x_i)$ 做一階微分求最大值後，利用所得到的 a 、 b 、 c 轉換獲得 p 、 q 、 m 的估計值。而 NLS 法是將所有誤差歸納為一項，修正了 MLE 估計法的缺點。其方法如下：

上述式 2-4-2 為一階微分方程，從中求解可導出累積分配函數：



$$F(t) = \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 + \frac{q}{p}e^{-(p+q)t}}$$

並以 NLS 法估計下式：

$$n(i) = m[F(t_i) - F(t_{i-1})] + \varepsilon_i \quad i=1,2,\dots,T$$

或是：

$$n(i) = [m - N(t_i)] \left[\frac{F(t_i) - F(t_{i-1})}{1 - F(t_{i-1})} \right] + \varepsilon_i \quad i=1,2,\dots,T$$

$n(i)$ ：時間第 i 期（時點 t_{i-1} 到時點 t_i 間）發生首次採用新產品人數。

m ：市場潛量。

$N(t_{i-1})$ ：在時點 t_{i-1} 前發生首次採用新產品的累積人數。

$F(t_i)$ ：潛在採用者在時點 t_i 發生首次採用的累加機率函數。

ε_i ：附加之誤差項（additive error），其變異數為 σ^2 。

1. 優點：

(1) 使用非線性最小平方法來估計參數時，可直接求得 p 、 q 、 m 及其標準誤，作為統計顯著性的判斷。

2. 缺點：

造成誤差的原因可能包含：

- (1) 抽樣誤差。
- (2) 模式設計錯誤造成的誤差。
- (3) 外在因素影響所造成的誤差。例如，經濟條件的轉變、社會需求移轉、產業科技技術改變、廣告因素引起銷售量增加、價格因素吸引消費者購買。



Srinivasan et al.利用以上三種估計方法來預測並比較四種產品的擴散，結果顯示：在標準誤方面，NLS 的標準誤比 MLE 大，因為 MLE 低估參數的標準誤，而 NLS 因考慮較多的誤差，故雖標準誤較大，但較具有效度。在配適能力方面，NLS 的配適能力比 MLE 稍好，MLE 又較 OLS 為好。在預測能力方面，NLS 與 MLE 相近，OLS 為最差。

綜合上述理論結果，本研究希望在資料數較少或資料可能存在多重共線性下，其參數估計值仍穩定，且在統計上具有顯著性，因此將選擇以非線性最小平方法（NLS）來估計 Bass 擴散模式。

第三章 研究方法



第一節 研究架構

本次研究的主要分析方法是利用 Bass 的擴散模型來探討口碑效果對新產品上市銷售量的影響。Bass 擴散模型主要利用創新產品的屬性基礎來預測銷售量。在過往的相關研究中，討論口碑效果主要是集中在網路口碑評價的量與質，鮮少探討其受關注的程度，原因在於其定義不易以及資料取得困難。

在電影產業過往的口碑研究大多是利用電影討論網站上觀影者對電影的評論分數以及評論的量，本次研究利用電影網頁的瀏覽量 (page view) 來定義所謂的關注度，依舊會採用過去研究的變數，並且加上關注度此變數，視為新的一種口碑效果。並且比較加入關注度變數前後的口碑效果對銷售的影響，最後透過 Bass 擴散模型，利用保留樣本才進行預測及驗證，以求最佳的創新產品銷售預測模型。研究架構如下圖 3-1 所示：

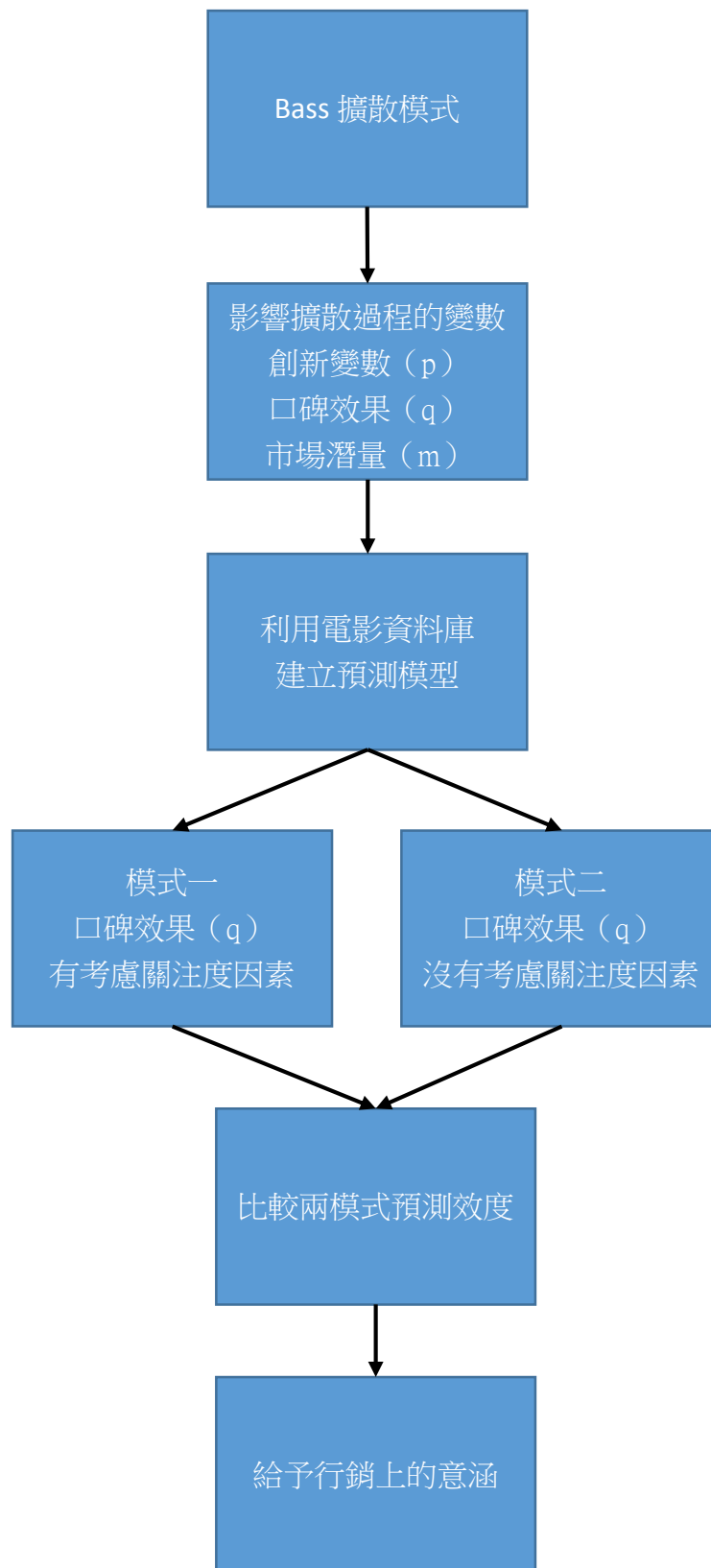


圖 3-1 研究架構

第二節 研究模型



一、 Bass 擴散模型預測體系

(一) 模式一：Bass 連續型擴散模型＋迴歸方程式體系（考慮關注度變數）

步驟一：

使用統計軟體 SAS 中的非線性最小平方法（Nonlinear Least Squares；NLS），以直接數值搜尋方法中的 Gauss-Newton 法，估計出 Bass 連續型擴散模式中 N 組電影票房樣本的 p、q、m 三個參數。

Bass 連續型擴散模型：

$$n_i(t) = [m_i - N_i(t-1)] \left[\frac{F_i(t) - F_i(t-1)}{1 - F_i(t-1)} \right] + \varepsilon_i \quad i=1,2,\dots,N$$

其中

$$F(t) = \frac{1 - e^{-(p+q)}}{1 + \frac{q}{p} e^{-(p+q)t}}, \quad p > 0, \quad q > 0$$

$n_i(t)$ ：第 t 期發生首次採用第 i 個創新產品的人數。

m_i ：第 i 個創新產品的市場潛量。

$N_i(t-1)$ ：在第 t 期前發生首次採用第 i 個新產品的累積人數。

$F_i(t)$ ：潛在採用者在第 t 期發生首次採用第 i 個新產品的累加機率函數。

$\frac{F_i(t) - F_i(t-1)}{1 - F_i(t-1)}$ ：在第 t 期前不曾購買此新產品的消費者，在第 t 期購買此新產品的機率。



ε_i ：附加之誤差項（additive error），其變異數為 σ^2 。

p ：Bass 擴散模型之創新係數。

q ：Bass 擴散模型之模仿係數。

m ：Bass 擴散模型之市場潛量。

步驟二：

將步驟一估計出的 N 組新產品 p 、 q 、 m 估計值來建構出以下的迴歸方程式體系（Systems of Regression Equation），並利用似無相關迴歸模型（Seemingly Unrelated Regression Models；SUR）估計出整個體系的影響係數。

$$P = X\beta_p + \varepsilon_p$$

$$Q = X\beta_q + \varepsilon_q$$

$$M = X\beta_m + \varepsilon_m$$

P ：新產品在 Bass 擴散模型之創新係數矩陣。

Q ：新產品在 Bass 擴散模型之模仿係數矩陣。

M ：新產品在 Bass 擴散模型之市場潛量矩陣。

X ：考慮新產品特性等其他會影響之內部因素，並加入關注度變數。

（二）模式二：Bass 連續型擴散模型＋迴歸方程式體系（不考慮關注度變數）

步驟一：

使用統計軟體 SAS 中的非線性最小平方法（Nonlinear Least Squares；NLS），以直接數值搜尋方法中的 Gauss-Newton 法，估計出 Bass 連續型擴散模式中 N 組電影票房樣本的 p 、 q 、 m 三個參數。

Bass 連續型擴散模型：

$$n_i(t) = [m_i - N_i(t-1)] \left[\frac{F_i(t) - F_i(t-1)}{1 - F_i(t-1)} \right] + \varepsilon_i \quad i=1,2,\dots,N$$



其中

$$F(t) = \frac{1 - e^{-(p+q)}}{1 + \frac{q}{p} e^{-(p+q)t}} \quad , \quad p > 0 \quad , \quad q > 0$$

$n_i(t)$ ：第 t 期發生首次採用第 i 個創新產品的人數。

m_i ：第 i 個創新產品的市場潛量。

$N_i(t-1)$ ：在第 t 期前發生首次採用第 i 個新產品的累積人數。

$F_i(t)$ ：潛在採用者在第 t 期發生首次採用第 i 個新產品的累加機率函數。

$\frac{F_i(t) - F_i(t-1)}{1 - F_i(t-1)}$ ：在第 t 期前不曾購買此新產品的消費者，在第 t 期購買此新產品的機率。

ε_i ：附加之誤差項（additive error），其變異數為 σ^2 。

p ：Bass 擴散模型之創新係數。

q ：Bass 擴散模型之模仿係數。

m ：Bass 擴散模型之市場潛量。

步驟二：

將步驟一估計出的 N 組新產品 p 、 q 、 m 估計值來建構出以下的迴歸方程式體系（Systems of Regression Equation），並利用似無相關迴歸模型（Seemingly Unrelated Regression Models；SUR）估計出整個體系的影響係數。

$$P = X\beta_p + \varepsilon_p$$



$$Q = X\beta_q + \varepsilon_q$$

$$M = X\beta_m + \varepsilon_m$$

P：新產品在 Bass 擴散模型之創新係數矩陣。

Q：新產品在 Bass 擴散模型之模仿係數矩陣。

M：新產品在 Bass 擴散模型之市場潛量矩陣。

X：考慮新產品特性等其他會影響之內部因素，但不加入關注度變數。

二、 預測效度指標

本研究在兩種模式的預測模型建立之後，將利用保留樣本來進行預測，評估兩種模式的預測模型之預測效度。本研究做為衡量模型之預測效度的指標為以下幾種預測誤差指標，其值愈小，表示模型的預測效度愈高。

(一) 首週票房平均絕對誤差 (Mean Absolute Deviation for First Week Sales)

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |Y_{n1} - \hat{Y}_{n1}|$$

(二) 首週票房平均絕對值誤差率 (Mean Absolute Percentage Error for First Week Sales)

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[\frac{|Y_{n1} - \hat{Y}_{n1}|}{Y_{n1}} \times 100\% \right]$$

(三) 每週票房平均絕對誤差 (Mean Absolute Deviation of Weekly Sales)

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[\frac{1}{T_n} \sum_{t=1}^{T_n} |Y_{nt} - \hat{Y}_{nt}| \right]$$



(四) 每週票房均方根誤差 (Root Mean Square Error of Weekly Sales)

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sqrt{\frac{1}{T_n} \sum_{t=1}^{T_n} (Y_{nt} - \hat{Y}_{nt})^2}$$

(五) 每週票房平均絕對值誤差率 (Mean Absolute Percentage Error of Weekly Sales)

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[\frac{1}{T_n} \sum_{t=1}^{T_n} \left(\frac{|Y_{nt} - \hat{Y}_{nt}|}{Y_{nt}} \times 100\% \right) \right]$$

(六) 總票房平均絕對誤差 (Mean Absolute Deviation for Total Sales)

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left| \sum_{t=1}^{T_n} Y_{nt} - \sum_{t=1}^{T_n} \hat{Y}_{nt} \right|$$

(七) 總票房平均絕對值誤差率 (Mean Absolute Percentage Error for Total Sales)

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[\frac{\left| \sum_{t=1}^{T_n} Y_{nt} - \sum_{t=1}^{T_n} \hat{Y}_{nt} \right|}{\sum_{t=1}^{T_n} Y_{nt}} \times 100\% \right]$$

Y_{n1} ：第 n 部電影保留樣本的首週實際票房。

$\hat{Y}_{n1}$ ：第 n 部電影保留樣本的首週預測票房。

Y_{nt} ：第 n 部電影保留樣本的第 t 週實際票房。

$\hat{Y}_{nt}$ ：第 n 部電影保留樣本的第 t 週預測票房。

T_n ：第 n 部電影保留樣本的上映週數。

N ： N 部電影保留樣本。

第四章 實證研究分析

第一節 資料來源與分析



本研究利用 2013 年在美國上映的電影資料，選取在蒐集過程中資料完整無遺漏，並且為美國銷售總票房前六十名的賣座電影，作為本次研究實證分析的資料。挑選出的六十部影片，其中五十部影片做為樣本內估計，並建構出兩種模式的銷售預測模型，另外十部影片則作為保留樣本，並利用保留樣本來檢驗預測模型的預測效力。

一、 電影資料來源

隨著網路的普及，資訊傳遞越來越迅速及多元，許多電影討論網站孕育而生，讓消費者方便在網站上收集電影相關資訊以及發表心得看法，例如：YAHOO!MOVIES、IMDb，甚至許多論壇都設有電影討論的專區。本研究利用目前全球熱門的電影資料網站：網際網路電影資料庫（International Movie Database；IMDb），從其中收集所需要的資料。

IMDb 於 1990 年創立，現在是隸屬於 Amazon 集團旗下，網站內容提供無論是新上映的電影或是古早的電影，甚至是未來上映而現在還在籌備的電影，其豐富的資訊，包含：電影內容概要、參與演員的介紹、預告片、宣傳海報、電影的相關新聞、上映後的票房資料、電影院家數、消費者對於電影的評論、評論者的資訊。每一位電影觀後者都可以在 IMDb 上發表他對該影片的相關評論以及對該部電影給予 1 到 10 的評分，1 表示「觀看此電影後的感覺是糟糕的」，10 表示「觀看此電影後的感覺是極佳的」，此外 IMDb 也提供了評分者的相關人口統計變數，像是：

評分者的性別統計、各年齡層的比例。



而 IMDb 在 2002 年開始推出 IMDb Pro 加值服務。年付 99 美元，IMDb Pro 的訂戶即可取得更豐富的電影資訊，例如電影預算和電影製作等更細部的資料，這項服務詳盡地記錄每部電影的製片、導演、演員等相關工作人員的資料。IMDb Pro 最大的服務在於提供了 MOVIEmeter 及 STARMeter 兩大指標，也就是某電影或某明星在某個時間點的受關注程度。MOVIEmeter 是動態性的，透過 IMDb Pro 可以蒐集過往時間 MOVIEmeter 的變動資料。

二、 電影相關資料

本研究從 IMDb、IMDb Pro 及 Box Office Mojo 內選取出 2013 年於美國上映的電影資料，並統整出本研究所需的相關變數如下：

(一) 電影銷售票房與其上映電影院家數

從 IMDb 資料庫中選取出在美國上映日期從 2013 年 1 月 1 號至 2013 年 12 月 31 號的電影資料，其中包含：電影總銷售票房紀錄、電影上映期間的每周票房、上映期間的電影院家數，特別是上映首周的相關資料，根據 Sawhey & Eliashberg (1996) 提出可以利用電影首周的票房來預測總票房，Litman (1997) 也表示電影的總收益大多來自於該電影上映首兩週的票房。

(二) 上映日期與是否在重要假期

IMDb 資料庫中電影的上映日期是為該電影在全球最先上映的日期，其可能為英國、法國，不一定是美國。由於本研究是針對美國地區，因此在資料收集上選取美國為最先上映之一的電影，其上映日以全美上映日期為準。



由於電影上映的時間若是遇到重要假期，可以預期會有人潮效應來帶動票房。本研究選取影片上映首周或第二周是否有美國重要假期，包含暑假(6月至8月)、感恩節假期、聖誕及新年假期。

(三) 電影類型

根據 IMDb 資料庫所提供的電影類型顯示，影片類型主要可以區分成動作片 (Action)、動畫片 (Animation)、科幻片 (Sci-Fi)、喜劇片 (Comedy)、戲劇片 (Drama)、驚悚片 (Thriller)。

(四) 電影 MPAA 分級

依據美國電影協會 (Motion Picture Association of America; MPAA) 所訂定的電影分級制度，電影分級如下：

(1) G 級 (General Audiences All Ages Admitted)

大眾級，所有年齡均可觀看大眾級，適合所有年齡段的人觀看。該級別的電影內容可以被父母接受，影片中沒有裸體、性愛場面，吸毒和暴力場面非常少，對話也是日常生活中可以經常接觸到的。

(2) PG 級 (Parental Guidance Suggested Some Material May Not Be Suitable For Children)

輔導級，建議在父母的陪伴下觀看，有些鏡頭可能讓而用產生不適感，一些內容可能不適合兒童觀看。該級別的電影基本沒有性愛、吸毒和裸體場面，即使有時間也很短，此外，恐怖和暴力場面不會超出適度的範圍。

(3) PG-13 級 (Parents Strongly Cautioned Some Material May Be Inappropriate For Children Under 13)

特別輔導級，不適合 13 歲以下兒童，13 歲以下兒童尤其要有父母陪同觀看，一些內容對兒童很不適宜。該級別的电影沒有粗野的持續暴力鏡頭，一般沒有裸體鏡頭，有時會有吸毒鏡頭和髒話內容。

(4) R 級 (Restricted Under 17 Requires Accompanying Parent Or Adult Guardian)

限制級，17 歲以下必須由父母或者監護陪伴才能觀看，17 歲以下觀眾要求有父母或監護人陪同才能觀看。該級別的电影包含成人內容，裡面有較多的性愛、暴力、吸毒等場面和髒話。

(5) NC-17 級 (No One 17 And Under Admitted)

成人級，17 歲或者以下不可觀看。該級別的电影被定為成人影片，未成年人堅決被禁止觀看。影片中有清楚的性愛場面，大量的吸毒或暴力鏡頭及髒話等。

(五) 是否具有明星演出

紐約時報旗下的 Vulture 網站評選出了 2013 年度「好萊塢最具價值明星 TOP100」。這評選綜合好萊塢演員們的近年票房表現、口碑情況、新聞關注度和演藝學院看法等方面的綜合評價，是一份對於普通觀眾有重要性的參考價值。本研究依據此份名單來判別電影演出演員是否為明星，若某一電影中的演員有被評選列入此份「好萊塢最具價值明星 TOP100」名單中，則將認定此電影有明星演出。

(六) 評論人數與平均分數

IMDb 的評分機制為觀影人可以上網給予特定電影 1 至 10 分的評分，同時可以決定是否要對電影留下評論。由於 IMDb 資料取得的限制，加上本研究合理假設

「有寫評論的網友對電影的涉入程度較高」，故採取有寫評論的網友人數，及其給予電影的評分分數當作代表資料。



(七) MOVIEmeter

根據 IMDb Pro 對 MOVIEmeter 的說明，其測量方式為瀏覽量（pageview），IMDb Pro 資料庫將超過五百萬的瀏覽人數於 IMDb 內各電影網頁及底下網頁的瀏覽行為記錄下來，將各電影區段時間內的瀏覽量來比較做排名，MOVIEmeter 可謂是一種受關注的程度，也如同口碑效果一樣是動態性的。

MOVIEmeter 與其他過往的常拿還當作口碑效果衡量的變數不同的地方是，MOVIEmeter 是記錄著從電影籌備開拍到上映前宣傳，上映之後，甚至是下片之後不間斷的，所以在電影上映之前，網友即可知道該部電影的收關注程度，如同是一種口碑效果。

本研究以週為單位，選取電影上映當週、前一週及前兩週的 MOVIEmeter 作為研究資料。但 IMDb Pro 提供 MOVIEmeter 的排名是排序資料，並沒有公布原始瀏覽量，所以在現實上資料的使用與分析有一定的限制，本研究將 MOVIEmeter 的排名分作五類：熱門關注、高關注、中關注、低關注、冷門關注。

三、 資料整理表

表 4-1 (a)、4-1 (b)、4-2 (a)、4-2 (b) 為本次研究的 50 部樣本其相關基本資料，內容包含在美國全面上映的日期及是否是重要假期、電影類型與電影分級、是否具有明星演出、電影首週的評論人數與平均分數、電影上映當週、前一週及前兩週的 MOVIEmeter。



表 4-1 (a) 50 部電影基本資料 (一)

序號	電影名稱	總票房	首週電影院數	上映日期	重要假期	預算(百萬)	電影分級	電影類型	有無明星
1	The Hunger Games: Catching Fire	424,582,054	4,163	22-Nov-13	yes	130	PG-13	Action	yes
2	Iron Man 3	409,013,994	4,253	3-May-13	no	200	PG-13	Action	yes
3	Despicable Me 2	368,061,265	3,997	3-Jul-13	yes	76	PG	Animation	no
4	Man of Steel	291,045,518	4,207	14-Jun-13	yes	225	PG-13	Action	no
5	Gravity	273,190,658	3,575	4-Oct-13	no	100	PG-13	Sci-Fi	yes
6	Monsters University	268,492,764	4,004	21-Jun-13	yes	200	G	Animation	no
7	Fast & Furious 6	238,679,850	3,658	24-May-13	yes	160	PG-13	Action	yes
8	Star Trek Into Darkness	228,778,661	3,868	16-May-13	no	190	PG-13	Sci-Fi	yes
9	Thor: The Dark World	206,297,726	3,841	8-Nov-13	no	170	PG-13	Action	yes
10	The Heat	159,582,188	3,181	28-Jun-13	yes	43	R	Comedy	yes
11	We're the Millers	150,394,119	3,260	7-Aug-13	yes	37	R	Comedy	yes
12	The Great Gatsby (2013)	144,840,419	3,535	10-May-13	no	105	PG-13	Drama	yes
13	The Conjuring	137,400,141	2,903	19-Jul-13	yes	20	R	Thriller	no
14	Grown Ups 2	133,668,525	3,491	12-Jul-13	yes	80	PG-13	Comedy	yes
15	The Wolverine	132,556,852	3,924	26-Jul-13	yes	120	PG-13	Action	yes
16	Anchorman 2: The Legend Continues	125,168,368	3,507	18-Dec-13	yes	50	PG-13	Comedy	yes
17	Cloudy with a Chance of Meatballs 2	119,793,567	4,001	27-Sep-13	no	78	PG	Animation	no
18	The Wolf of Wall Street	116,779,955	2,537	25-Dec-13	yes	100	R	Drama	yes
19	Lee Daniels' The Butler	116,632,095	2,933	16-Aug-13	yes	30	PG-13	Drama	no
20	Epic	107,518,682	3,882	24-May-13	yes	100	PG	Animation	no
21	Captain Phillips	107,100,855	3,020	11-Oct-13	no	55	PG-13	Drama	yes
22	Jackass Presents: Bad Grandpa	102,003,019	3,336	25-Oct-13	no	15	R	Comedy	no
23	Pacific Rim	101,802,906	3,275	12-Jul-13	yes	190	PG-13	Action	no
24	Olympus Has Fallen	98,925,640	3,098	22-Mar-13	yes	70	R	Thriller	no
25	42	95,020,213	3,003	12-Apr-13	yes	40	PG-13	Drama	no

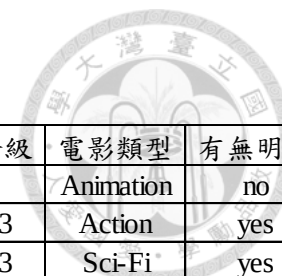


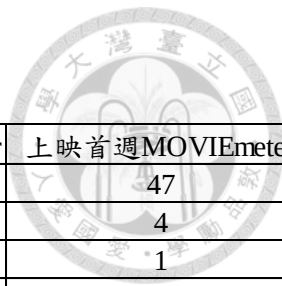
表 4-1 (b) 50 部電影基本資料 (一)

序號	電影名稱	總票房	首週電影院數	上映日期	重要假期	預算(百萬)	電影分級	電影類型	有無明星
26	Planes	90,288,712	3,702	9-Aug-13	yes	50	PG	Animation	no
27	The Lone Ranger	89,302,115	3,904	3-Jul-13	yes	215	PG-13	Action	yes
28	Oblivion	89,107,235	3,783	19-Apr-13	no	120	PG-13	Sci-Fi	yes
29	Insidious Chapter 2	83,586,447	3,049	13-Sep-13	no	5	PG-13	Thriller	no
30	Turbo	83,028,128	3,806	17-Jul-13	yes	135	PG	Animation	no
31	2 Guns	75,612,460	3,025	2-Aug-13	yes	61	R	Action	yes
32	The Smurfs 2	71,017,784	3,866	31-Jul-13	yes	105	PG	Comedy	no
33	The Best Man Holiday	70,525,195	2,024	15-Nov-13	yes	17	R	Comedy	no
34	Percy Jackson: Sea of Monsters	68,559,554	3,031	7-Aug-13	yes	90	PG	Action	no
35	The Purge	64,473,115	2,536	7-Jun-13	yes	3	R	Thriller	no
36	Ender's Game	61,737,191	3,407	1-Nov-13	no	110	PG-13	Sci-Fi	no
37	Prisoners	61,002,302	3,260	20-Sep-13	no	46	R	Thriller	yes
38	The Secret Life of Walter Mitty	58,178,353	2,909	25-Dec-13	yes	90	PG	Comedy	yes
39	Free Birds	55,750,480	3,736	1-Nov-13	no	55	PG	Animation	no
40	Evil Dead (2013)	54,239,856	3,025	5-Apr-13	yes	17	R	Thriller	no
41	Red 2	53,262,560	3,016	19-Jul-13	yes	84	PG-13	Action	yes
42	Tyler Perry's A Madea Christmas	52,543,354	2,194	13-Dec-13	yes	25	PG-13	Comedy	yes
43	Pain and Gain	49,875,291	3,277	26-Apr-13	no	26	R	Action	yes
44	The Internship	44,672,764	3,366	7-Jun-13	yes	58	PG-13	Comedy	yes
45	The Family (2013)	36,918,811	3,091	13-Sep-13	no	30	R	Comedy	no
46	Walking with Dinosaurs	36,033,276	3,231	20-Dec-13	yes	80	PG	Animation	no
47	R.I.P.D.	33,618,855	2,852	19-Jul-13	yes	130	PG-13	Action	yes
48	Scary Movie 5	32,015,787	3,402	12-Apr-13	no	20	PG-13	Comedy	no
49	Delivery Man	30,664,106	3,036	22-Nov-13	yes	26	PG-13	Comedy	no
50	Grudge Match	29,807,260	2,838	25-Dec-13	yes	40	PG-13	Comedy	yes

表 4-2 (a) 50 部電影基本資料 (二)

序號	電影名稱	首週評論人數	首週平均分數	上映前兩週MOVIEmeter	上映前一週MOVIEmeter	上映首週MOVIEmeter
1	The Hunger Games: Catching Fire	175	8.14	2	2	1
2	Iron Man 3	281	6.25	9	1	1
3	Despicable Me 2	65	7.74	74	21	5
4	Man of Steel	850	7.46	10	6	1
5	Gravity	254	7.71	26	22	2
6	Monsters University	48	7.65	102	72	11
7	Fast & Furious 6	124	7.37	15	5	1
8	Star Trek Into Darkness	293	7.15	10	4	2
9	Thor: The Dark World	112	7.16	10	4	1
10	The Heat	57	7.14	105	99	17
11	We're the Millers	27	7.19	65	29	5
12	The Great Gatsby (2013)	111	7.18	15	5	2
13	The Conjuring	108	7.28	45	22	4
14	Grown Ups 2	25	6.32	92	48	8
15	The Wolverine	172	6.29	38	22	3
16	Anchorman 2: The Legend Continues	74	5.93	65	14	5
17	Cloudy with a Chance of Meatballs 2	6	6.67	156	165	56
18	The Wolf of Wall Street	100	6.54	29	10	2
19	Lee Daniels' The Butler	68	7.43	152	18	11
20	Epic	8	5.88	203	93	10
21	Captain Phillips	44	8.57	159	54	22
22	Jackass Presents: Bad Grandpa	26	6.81	79	87	14
23	Pacific Rim	282	6.97	46	25	1
24	Olympus Has Fallen	87	6.98	117	51	5
25	42	36	8.25	187	120	12

表 4-2 (b) 50 部電影基本資料 (二)



序號	電影名稱	首週評論人數	首週平均分數	上映前兩週MOVIEmeter	上映前一週MOVIEmeter	上映首週MOVIEmeter
26	Planes	23	6.13	200	119	47
27	The Lone Ranger	173	6.67	96	33	4
28	Oblivion	129	6.92	27	3	1
29	Insidious Chapter 2	75	7.00	73	46	5
30	Turbo	17	8.06	399	93	37
31	2 Guns	26	6.62	232	149	30
32	The Smurfs 2	8	6.13	141	94	23
33	The Best Man Holiday	26	8.96	401	277	228
34	Percy Jackson: Sea of Monsters	44	6.23	79	49	13
35	The Purge	82	4.65	17	11	3
36	Ender's Game	121	6.93	38	22	7
37	Prisoners	76	7.50	71	43	8
38	The Secret Life of Walter Mitty	78	7.73	60	40	8
39	Free Birds	17	5.29	231	275	132
40	Evil Dead (2013)	162	6.73	37	15	4
41	Red 2	29	7.21	260	91	15
42	Tyler Perry's A Madea Christmas	12	7.00	566	546	156
43	Pain and Gain	52	6.12	87	54	7
44	The Internship	22	6.27	260	128	19
45	The Family (2013)	26	5.23	42	42	27
46	Walking with Dinosaurs	9	4.44	336	223	94
47	R.I.P.D.	25	6.68	174	59	24
48	Scary Movie 5	35	4.40	103	29	6
49	Delivery Man	10	5.90	184	158	55
50	Grudge Match	7	7.71	131	80	33

第二節 實證模型建構



首先先設定各變數所代表之意涵，再建構實證模型。

一、 反應變數說明：

$n_i(t)$ ：第 i 部電影在第 t 週的票房。

二、 解釋變數說明：

(一) 口碑影響力

R：表示該部電影首週的評分人數。

AR：表示該部電影首週的口碑平均分數。

Me0₁：表示該部電影上映當週的 MOVIEmeter 排名為 1~10，是謂熱門關注。

Me0₂：表示該部電影上映當週的 MOVIEmeter 排名為 11~30，是謂高關注。

Me0₃：表示該部電影上映當週的 MOVIEmeter 排名為 31~60，是謂中關注。

Me0₄：表示該部電影上映當週的 MOVIEmeter 排名為 61~100，是謂低關注。

若不是 Me0₁、Me0₂、Me0₃、Me0₄，則該部電影上映當週的 MOVIEmeter 排名為 101 之後，是謂冷門關注。

Me1₁：表示該部電影上映前一週的 MOVIEmeter 排名為 1~10，是謂熱門關注。

Me1₂：表示該部電影上映前一週的 MOVIEmeter 排名為 11~30，是謂高關注。

Me1₃：表示該部電影上映前一週的 MOVIEmeter 排名為 31~60，是謂中關注。

Me1₄：表示該部電影上映前一週的 MOVIEmeter 排名為 61~100，是謂低關注。

若不是 Me1₁、Me1₂、Me1₃、Me1₄，則該部電影上映前一週的 MOVIEmeter 排名為 101 之後，是謂冷門關注。

Me2₁：表示該部電影上映前兩週的 MOVIEmeter 排名為 1~10，是謂熱門關注。

Me2₂：表示該部電影上映前兩週的 MOVIEmeter 排名為 11~40，是謂高關注。

Me2₃：表示該部電影上映前兩週的 MOVIEmeter 排名為 41~100，是謂中關注。

Me2₄：表示該部電影上映前兩週的 MOVIEmeter 排名為 41~100，是謂低關注。

若不是 Me2₁、Me2₂、Me2₃、Me2₄，則該部電影上映前兩週的 MOVIEmeter 排名為 101 之後，是謂冷門關注。

(二) 電影銷售票房趨勢

$N_i(t-1)$ ：在第 t 週前第 i 部電影的累積票房。

$F_i(t)$ ：潛在採用者在第 t 期觀賞第 i 部電影的累加機率函數。

$\frac{F_i(t) - F_i(t-1)}{1 - F_i(t)}$ ：在第 t 期前不曾觀賞第 i 部電影的消費者，在第 t 期觀賞此電影之機率。

其中 $F(t) = \frac{1 - e^{-(p+q)}}{1 + \frac{q}{p}e^{-(p+q)t}}$ ， $p > 0$ ， $q > 0$

p：新電影在美國票房 Bass 擴散模型之創新係數。

q：新電影在美國票房 Bass 擴散模型之模仿係數。

m：新電影在美國票房 Bass 擴散模型之市場潛量。

(三) 電影成本預算

B：代表該部電影的製作成本。

電影製作成本的高低，會使消費者有不一樣的期待性，進而影響其消費選擇。

(四) 是否有明星主演

S：代表該部電影是否有明星主演。

(五) 電影首週上映的電影院家數

T：代表該部電影首週上映的電影院家數。



(六) 上映首兩週是否遇到重要假期

H：代表該部電影上映首兩週是否遇到重要假期

(七) 電影類型

G₁：代表該部電影類型是動作片 (Action)

G₂：代表該部電影類型是動畫片 (Animation)

G₃：代表該部電影類型是科幻片 (Sci-Fi)

G₄：代表該部電影類型是喜劇片 (Comedy)

G₅：代表該部電影類型是戲劇片 (Drama)

若不是 G₁、G₂、G₃、G₄、G₅，則該部電影類型為驚悚片 (Thriller)

(八) 電影 MPAA 級別

A₁：代表該部電影分級為 PG-13 級 (特別輔導級)

A₂：代表該部電影分級為 PG 級 (輔導級)

A₃：代表該部電影分級為 R 級 (限制級)

若不是 A₁、A₂、A₃，則該部電影分級為 G 級 (大眾級)



三、 Bass 擴散模型預測體系

(一) 模式一：Bass 連續型擴散模型 + 迴歸方程式體系（考慮關注度因素）

步驟一：使用統計軟體 SAS 中的非線性最小平方法（Nonlinear Least Squares；NLS），以直接數值搜尋方法中的 Gauss-Newton 法，估計出 50 部美國電影的 Bass 連續型擴散模型中 50 組電影票房樣本的 p 、 q 、 m 三個參數。

Bass 連續型擴散模型：

$$n_i(t) = [m_i - N_i(t-1)] \left[\frac{F_i(t) - F_i(t-1)}{1 - F_i(t-1)} \right] + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

其中

$$F(t) = \frac{1 - e^{-(p+q)}}{1 + \frac{q}{p} e^{-(p+q)t}}, \quad p > 0, \quad q > 0$$

$n_i(t)$ ：第 t 週第 i 部電影的票房。

m_i ：第 i 部電影的市場潛量。

$N_i(t-1)$ ：在第 t 週前第 i 部電影的累積票房。

$F_i(t)$ ：潛在採用者在第 t 期觀賞第 i 部電影的累加機率函數。

$\frac{F_i(t) - F_i(t-1)}{1 - F_i(t-1)}$ ：在第 t 期前不曾觀賞第 i 部電影的消費者，在第 t 期觀賞此電影之機率。

p ：Bass 擴散模型之創新係數。

q ：Bass 擴散模型之模仿係數。

m ：Bass 擴散模型之市場潛量。

步驟二：再將步驟一 50 部電影所估計出來的 p 、 q 、 m 三個參數估計值當反應變量來建構以下的迴歸方程式體系（Systems of Regression Equation），並利用似無相關迴歸模型（Seemingly Unrelated Regression Models；SUR）估計出整個體系的影響係數。



1. 創新係數矩陣

利用創新係數 p 當反應變量，來建構此回歸方程式，其中討論電影類型、電影分級、是否有明星主演、電影製作成本對於創新係數 p 的影響。

$$p = \beta_0 + \beta_1 G_1 + \beta_2 G_2 + \beta_3 G_3 + \beta_4 G_4 + \beta_5 G_5 + \beta_6 A_1 + \beta_7 A_2 + \beta_8 S + \beta_9 B$$

2. 模仿係數矩陣（有考慮關注度變數）

利用模仿係數 q 當反應變量，來建構此回歸方程式，除了以往研究的首週評分人數、首週評分的平均分數外，加入電影上映當週、前一週、前兩週的關注度來衡量模仿係數 q 。

$$q = \beta_0 + \beta_1 R + \beta_2 AR + \beta_3 Me0_1 + \beta_4 Me0_2 + \beta_5 Me0_3 + \beta_6 Me0_4 + \beta_7 Me1_1 + \beta_8 Me1_2 + \beta_9 Me1_3 + \beta_{10} Me1_4 + \beta_{11} Me2_1 + \beta_{12} Me2_2 + \beta_{13} Me2_3 + \beta_{14} Me2_4$$

3. 市場潛量矩陣

利用市場潛量 m 當反應變量，來建構此回歸方程式，主要探討是否有明星主演、電影製作成本、電影首週上映的電影院家數、電影上映首兩週是否遇到重要假期以及電影類型對於市場潛量 m 的影響

$$m = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 B + \beta_3 T + \beta_4 H + \beta_5 G_1 + \beta_6 G_2 + \beta_7 G_3 + \beta_8 G_4 + \beta_9 G_5$$

(二) 模式二：Bass 連續型擴散模型 + 迴歸方程式體系（不考慮關注度因素）

步驟一：使用統計軟體 SAS 中的非線性最小平方法（Nonlinear Least Squares；NLS），以直接數值搜尋方法中的 Gauss-Newton 法，估計出 50 部美國電影的 Bass 連續型擴散模型中 50 組電影票房樣本的 p 、 q 、 m 三個參數。

Bass 連續型擴散模型：

$$n_i(t) = [m_i - N_i(t-1)] \left[\frac{F_i(t) - F_i(t-1)}{1 - F_i(t-1)} \right] + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, N$$



其中

$$F(t) = \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 + \frac{q}{p}e^{-(p+q)t}}, \quad p > 0, \quad q > 0$$

$n_i(t)$ ：第 t 週第 i 部電影的票房。

m_i ：第 i 部電影的市場潛量。

$N_i(t-1)$ ：在第 t 週前第 i 部電影的累積票房。

$F_i(t)$ ：潛在採用者在第 t 期觀賞第 i 部電影的累加機率函數。

$\frac{F_i(t) - F_i(t-1)}{1 - F_i(t)}$ ：在第 t 期前不曾觀賞第 i 部電影的消費者，在第 t 期觀賞此電影之機率。

p ：Bass 擴散模型之創新係數。

q ：Bass 擴散模型之模仿係數。

m ：Bass 擴散模型之市場潛量。

步驟二：再將步驟一 50 部電影所估計出來的 p 、 q 、 m 三個參數估計值當反應變量來建構以下的迴歸方程式體系（Systems of Regression Equation），並利用似無相關迴歸模式（Seemingly Unrelated Regression Models；SUR）估計出整個體系的影響係數。

1. 創新係數矩陣

$$p = \beta_0 + \beta_1 G_1 + \beta_2 G_2 + \beta_3 G_3 + \beta_4 G_4 + \beta_5 G_5 + \beta_6 A_1 + \beta_7 A_2 + \beta_8 S + \beta_9 B$$

2. 模仿係數矩陣（不考慮關注度變數）

$$q = \beta_0 + \beta_1 R + \beta_2 AR$$

3. 市場潛量矩陣

$$m = \beta_0 + \beta_1 S + \beta_2 B + \beta_3 T + \beta_4 H + \beta_5 G_1 + \beta_6 G_2 + \beta_7 G_3 + \beta_8 G_4 + \beta_9 G_5$$

第三節 樣本分析



利用統計軟體 SAS 中 NLS 法來估出 50 組電影樣本的 p 、 q 、 m 等參數。從下表 4-3 可得知，在 50 部電影樣本中只有 5 部電影，其模仿係數 q 比其創新變數 p 大，其餘 45 部電影是屬於 $p \geq q$ 的指數型態(exponential pattern)。之所以呈現指數型態的擴散特性，其主因是電影片商所採取的電影上映策略為「全面同時上映」。

電影發行商的電影上映策略概略來說有兩種，一為「全面同時上映」策略(wide release strategy)，另一種為「漸進式上映」策略(platform release strategy)。一般而言，大電影公司所製作發行的電影多採用「全面同時上映」策略，一開始在全國大多數電影院同時上映，經過一段時間後，當觀影人數減少時，上映的電影院數量也隨之減少。而「漸進式上映」則是起初僅在少數電影院上映，一旦票房賣座，廣受觀影者喜愛時，上映的電影院家數才會因而增加且擴至全國。

表 4-3 50 組電影之 p 、 q 、 m

序號	電影名稱	p	q	m
1	The Hunger Games: Catching Fire	0.716781161	0.00100001	410,842,695
2	Iron Man 3	0.717711177	0.00100001	403,639,175
3	Despicable Me 2	0.519832561	0.00100001	298,185,437
4	Man of Steel	0.808296062	0.00100001	276,351,572
5	Gravity	0.356135139	0.118774528	254,710,760
6	Monsters University	0.620712691	0.113023214	262,390,468
7	Fast & Furious 6	0.815347408	0.00100001	235,962,304
8	Star Trek Into Darkness	0.602133335	0.00100001	211,817,129
9	Thor: The Dark World	0.737818679	0.00100001	202,511,871
10	The Heat	0.481820037	0.00100001	158,936,686
11	We're the Millers	0.326672847	0.008687062	140,563,335
12	The Great Gatsby (2013)	0.615819198	0.00100001	144,108,580
13	The Conjuring	0.5957039	0.00100001	136,845,439
14	Grown Ups 2	0.590702889	0.00100001	131,700,693
15	The Wolverine	0.808290533	0.00100001	130,230,500

16	Anchorman 2: The Legend Continues	0.484600164	0.50552825	111,475,123
17	Cloudy with a Chance of Meatballs 2	0.396895939	0.030540766	116,747,695
18	The Wolf of Wall Street	0.384309701	0.00100001	100,603,479
19	Lee Daniels' The Butler	0.322150182	0.207291588	115,520,220
20	Epic	0.596581321	0.00100001	106,845,786
21	Captain Phillips	0.406133347	0.00100001	106,318,076
22	Jackass Presents: Bad Grandpa	0.49374155	0.132879773	101,894,522
23	Pacific Rim	0.719671654	0.00100001	100,877,695
24	Olympus Has Fallen	0.506342945	0.00100001	98,185,212
25	42	0.476414737	0.00100001	94,820,619
26	Planes	0.426898443	0.00100001	90,089,540
27	The Lone Ranger	0.883304106	0.00100001	68,980,040
28	Oblivion	0.762232388	0.00100001	88,533,213
29	Insidious Chapter 2	0.775999099	0.00100001	82,170,652
30	Turbo	0.547841966	0.285611765	71,428,244
31	2 Guns	0.656549552	0.00100001	74,534,986
32	The Smurfs 2	0.602385543	0.00100001	60,666,867
33	The Best Man Holiday	0.752962877	0.029710305	70,832,369
34	Percy Jackson: Sea of Monsters	0.445977306	0.00100001	58,243,260
35	The Purge	1.124656186	0.00100001	64,000,025
36	Ender's Game	0.787237741	0.00100001	61,086,009
37	Prisoners	0.594575523	0.00100001	60,965,139
38	The Secret Life of Walter Mitty	0.794306821	0.00100001	45,161,149
39	Free Birds	0.342224946	0.430821146	55,150,841
40	Evil Dead (2013)	0.885644264	0.00100001	54,057,522
41	Red 2	0.609101254	0.211177895	52,756,061
42	Tyler Perry's A Madea Christmas	0.326489108	0.762939818	52,668,212
43	Pain and Gain	0.728939219	0.00100001	49,601,530
44	The Internship	0.778211735	0.001096056	44,290,315
45	The Family (2013)	0.665029647	0.142715216	36,772,378
46	Walking with Dinosaurs	0.287879032	1.155345949	35,216,555
47	R.I.P.D.	0.662704507	0.514051544	33,169,116
48	Scary Movie 5	0.736066923	0.00100001	31,629,697
49	Delivery Man	0.4430647	0.412766903	30,248,613
50	Grudge Match	0.618386503	0.752940598	23,494,428

第四節 模仿係數 q 之迴歸分析



過去學界利用 Bass 擴散模型做電影口碑的相關探討，大多以網友對電影電影评分的質與量去衡量口碑效果。本研究認為電影受關注的程度也可視為一種口碑效果，故利用 MOVIEmeter 來衡量關注度並加入固有的研究範疇，而後探討其變數對口碑效果的影響。模式一的模仿係數 q 之迴歸結果如下表 4-4：

表 4-4 模式一的模仿係數 q 之迴歸式係數估計值

解釋變數 q	截距項	首週 評分人數 R	首週口碑 平均分數 AR	
	0.130**	0.002	0.012**	
	上映前兩週 熱門關注 Me2 ₁	上映前兩週 高關注 Me2 ₂	上映前兩週 中關注 Me2 ₃	上映前兩週 低關注 Me2 ₄
	0.017*	0.013	-0.048	-0.049
	上映前一週 熱門關注 Me1 ₁	上映前一週 高關注 Me1 ₂	上映前一週 中關注 Me1 ₃	上映前一週 低關注 Me1 ₄
	0.134**	0.126**	0.075**	-0.048*
	上映當週 熱門關注 Me0 ₁	上映當週 高關注 Me0 ₂	上映當週 中關注 Me0 ₃	上映當週 低關注 Me0 ₄
	0.162**	0.049**	-0.113**	-0.235**

**代表 $\alpha = 0.05$ 下檢定顯著，*代表 $\alpha = 0.1$ 下檢定顯著。

從以上模仿係數 q 的回歸式可以發現，上映當週和上映前一週的關注度對口碑效果的影響是顯著的，雖然上映前兩週的關注度影響結果是較不顯著，但也合理推斷，離上映日還有一段時間，對口碑效果的影響沒有這麼顯而易見。此外在上映

當週與前一週的關注度越高，可以有越多的口碑效果，因此可以合理推斷在實際生活中，當上映當週與前一週能獲得較高的關注度，能夠引起消費者的注意，進而使消費者興起去觀賞該部電影的念頭。



第五節 模式之預測效度比較

在建構出預測模型之後，本節將用 10 部保留樣本分別套用兩種模式來進行每週票房的預測。最後依據數種預測效度指標來衡量並且比較兩種模式的預測能力。

表 4-5 模式一與模式二預測效度比較

預測指標	模式一（有考慮關注度）	模式二（沒有考慮關注度）
MAD (1 st week)	11,476,894	15,048,544
MAPE (1 st week)	27.01%	33.94%
MAD (Weekly)	3,972,481	6,017,472
MAPE (Weekly)	65.58%	75.66%
RMSE (Weekly)	6,333,591	9,774,187
MAD (Total Sales)	36,544,212	55,037,030
MAPE (Total Sales)	31.08%	44.86%

由上表 4-5 可發現無論是在各種預測指標下，有考慮關注度因素的模式，其模型的預測能力都是比較好的。對於流行性產品電影來說，其生命週期相當的短，往往電影總票房有很大比例來自於首兩週的票房，甚至是首週的票房，所以能夠準確預測出首週票房更是重要的一件事情。表 4-6 (a)、表 4-6 (b) 為 10 部電影保留樣本的基本資料，而論文附錄將詳述與描繪模式一對 10 部保留樣本之每週實際票房與預測值比較。



表 4-6 (a) 10 部電影保留樣本之基本資料

序號	電影名稱	首週電影院數	上映日期	重要假期	預算(百萬)	電影分級	電影類型	有無明星
1	The Hobbit: The Desolation of Smaug	3,903	13-Dec-13	yes	250	PG-13	Action	no
2	World War Z	3,607	21-Jun-13	yes	190	PG-13	Action	yes
3	Now You See Me	2,925	31-May-13	yes	75	PG-13	Thriller	yes
4	The Hangover Part III	3,555	23-May-13	yes	103	R	Comedy	yes
5	This is the End	3,055	12-Jun-13	yes	32	R	Comedy	yes
6	Elysium	3,284	9-Aug-13	yes	115	R	Sci-Fi	yes
7	White House Down	3,222	28-Jun-13	yes	150	PG-13	Action	yes
8	Riddick	3,107	6-Sep-13	no	38	R	Sci-Fi	yes
9	American Hustle	2,507	13-Dec-13	yes	40	R	Drama	yes
10	Anchorman 2: The Legend Continues	3,507	18-Dec-13	yes	50	PG-13	Comedy	yes

表 4-6 (b) 10 部電影保留樣本之基本資料

序號	電影名稱	首週評論人數	首週平均分數	上映前兩週MOVIEmeter	上映前一週MOVIEmeter	上映首週MOVIEmeter
1	The Hobbit: The Desolation of Smaug	306	7.18	12	13	1
2	World War Z	250	6.42	10	12	2
3	Now You See Me	50	7.32	84	45	9
4	The Hangover Part III	44	4.77	52	33	5
5	This is the End	96	6.48	35	17	6
6	Elysium	155	5.93	60	17	7
7	White House Down	74	6.26	84	84	14
8	Riddick	107	6.22	62	29	4
9	American Hustle	68	7.12	7	5	2
10	Anchorman 2: The Legend Continues	74	5.93	65	14	5



第五章 結論與建議

第一節 研究發現與行銷意涵

一、 研究發現

過去電影的口碑效果大多是以評分的質與量來討論，本研究利用 IBDb 提供的 MOVIEmeter 來衡量電影受關注的程度，進而討論其對於口碑效果的影響。根據研究結果發現，離電影上映越近的關注度越高，對口碑效果越有正向影響力，然而雖然結果顯示有考慮關注度的預測模型其對票房的預測能力較佳，但其預測誤差仍有改善的空間。

二、 行銷意涵

Bass 創新產品擴散模型主要是以創新產品的各項屬性為基礎，能夠預測出新產品上市後各時段的銷售量，並且描繪出其產品生命週期曲線。但美中不足的是，Bass 擴散模式不是以消費者的人口統計變量為基礎來預測銷售量，在無法了解購買產品的消費者人口統計變數屬性下，業者無法進而針對產品的目標顧客規畫特定的行銷策略。但由於能夠事先預測出新產品的生命週期，對於行銷人員可以在適當的時間點投入合適且正確的資源來做行銷操作。

以本研究電影產業為例，在上映當周或是離上映期越近，行銷人員應加強宣傳策略，利用新聞、預告片、特映會來炒熱關注度，並且讓此關注度透過口碑效果的影響力，進而刺激票房。根據預測出的新產品生命週期，電影業者也可以事先了解應該安排電影院的數量及電影上映的檔期長短，以有效增加票房與降低成本。

第二節 研究限制



本次研究過程中所遭遇的研究限制如下：

- (一) 由於電影此類如流行性商品，其產品擴散受外部影響的重要性大於一般消費耐久財。本研究所使用的預算變數，單指電影製作完成的成本，不包含廣告行銷費用。廣告行銷支出理應是影響流行性創新產品擴散中的創新係數之重要因素之一，但無論是 IMDb、YAHOO!MOVIE 或是其他電影資料庫都無法取得具客觀性的電影廣告行銷成本，因此在無法取得資料的限制下，此項重要影響變數無法加入預測模型之中。
- (二) 近年很流行的刷信用卡看電影買一送一或是相關促銷方法，對於創新產品電影而言，在其擴散過程中應對票房具有一定影響力。諸如此類的促銷策略或是行銷手法，在相關資料無法取得的狀況下，亦成為本研究的限制。
- (三) 由於 IMDb 所提供的 MOVIEmeter 為排序資料，並不是原始瀏覽量，所以在資料的使用上受到了一些限制，無法有效對資料做更多樣性的分析。
- (四) 本次研究所收集的樣本為 60 部於 2013 年在美國所上映的電影，在這個生活變遷進步快速的時代，無法確定模型的配適程度是否會隨時間的經過，其預測能力在未來是否具有穩定性。

第三節 後續研究建議



本次研究提供一些建議與方向給後人研究做為參考，其建議如下：

- (一) 本研究預測模型的研究範圍僅限於美國市場，同樣的預測模式是否可以套用在其他國家市場，值得再進一步研究。
- (二) 由於 MOVIEmeter 的資料型態為排序資料，若能找到更好的資料處理或轉換方式，相信能夠在研究上增加分析的廣度。
- (三) 關注度的衡量若能有其他方式，可探討是否具有相同的口碑效果，能否使銷售預測模式的預測能力更佳，都是後續研究方向。
- (四) 本研究指出在電影市場中關注度可以影響口碑效果，此結果不一定能夠完全套用在其他產業或產品服務上，後續可探討其他流行創新產品是否具有相似情形。

參考文獻



中文部分：

- [1] 王仕茹、楊俊明(2002)，國家文化與溝通管道對科技創新產品擴散之影響，21 世紀管理新思維研討會論文集。
- [2] 王薇雲(2003)，個人偏好模式與產品擴散模式在創新產品銷售預測能力之比較，國立台灣大學國際企業學研究所碩士論文。
- [3] 任立中、曾慧芳(2002)，跨國文化差異對新產品擴散影響之研究，中華民國多國籍企業研究學會論文集。
- [4] 李心嵐(2000)，跨國新產品銷售預測模式之研究－以電影為例，國立政治大學國際貿易學系碩士論文。
- [5] 林亭君(2008)，口碑效果的動態性－以美國電影為例，國立台灣大學國際企業學研究所碩士論文。
- [6] 邵功新(2012)，口碑異質性與動態性之特徵對電影績效之影響，國立台灣大學國際企業學研究所博士論文。
- [7] 張茵婷(2009)，應用分量迴歸模型分析電影票房之影響因素，國立台灣大學國際企業學研究所碩士論文。
- [8] 曾郁茹(2008)，口碑效果之異質性分析－以美國電影為例，國立台灣大學國際企業學研究所碩士論文。
- [9] 劉小芳(1999)，跨國流行商品擴散模型之比較研究：美國影片在台銷售預測模式的建立，國立暨南國際大學國際企業學系碩士論文。
- [10] 盧非易(1997)，台灣電影映演市場研究：以 1994 年為例，廣播與電視，第三卷第一期，頁 167~191。
- [11] 謝承翰(1993)，產品擴散之跨國性比較－以創新擴散模型為分析工具，國立台灣大學商學研究所碩士論文。

英文部分：

- 
- [1] Arndt, J. (1967). Role of Product-Related Conversations in the Diffusion of a New Product. *Journal of Marketing Research (JMR)*, 4(3).
- [2] Bass, F. M. (1969). A New Product Growth for Model Consumer Durables. *Management Science*, Vol. 15, No. 5, pp. 215-227.
- [3] Basuroy, S., Chatterjee, S., & Ravid, S.A. (2003). How critical are critical reviews? The box office effects of film critics, star power, and budget. *Journal of Marketing*, 67(4), 103-117.
- [4] Blackwell, R. D, Miniard, P., W, & Engel, J., F. (2001). *Consumer behaviour*, 9.
- [5] Bone, P. F. (1995). Word-of-mouth effects on short-term and long-term product judgments. *Journal of Business Research*, 32(3), 213-223.
- [6] Chen, P. Y., Wu, S. Y., & Yoon, J. (2004). The impact of online recommendations and consumer feedback on sales.
- [7] Chevalier, J. A., & Mayzlin, D. (2006). The effect of word of mouth on sales: Online book reviews. *Journal of marketing research*, 43(3), 345-354.
- [8] Chintagunta, P. K., Gopinath, S., & Venkataraman, S. (2010). The effects of online user reviews on movie box office performance: Accounting for sequential rollout and aggregation across local markets. *Marketing Science*, 29(5), 944-957.
- [9] Dellarocas, C., Zhang, X. M., & Awad, N. F. (2007). Exploring the value of online product reviews in forecasting sales: The case of motion pictures. *Journal of Interactive marketing*, 21(4), 23-45.
- [10] Duan, W., Gu, B., & Whinston, A. B. (2008). The dynamics of online word-of-mouth and product sales—An empirical investigation of the movie industry. *Journal of retailing*, 84(2), 233-242.

- 
- [11] Duhan, D. F., Johnson, S. D., Wilcox, J. B., & Harrell, G. D. (1997). Influences on consumer use of word-of-mouth recommendation sources. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 25(4), 283-295.
- [12] Fourt, L. A., & Woodlock, J. W. (1960). Early Prediction of Market Success for New Grocery Products. *Journal of marketing*, 25(2).
- [13] George Silverman. (2001). *The Secrets of Word-of-Mouth Marketing: How to Trigger Exponential Sales Through Runaway Word of Mouth*.
- [14] Godes, D., & Mayzlin, D. (2004). Using online conversations to study word-of-mouth communication. *Marketing Science*, 23(4), 545-560.
- [15] Guiltinan, J. P. (1999). Launch strategy, launch tactics, and demand outcomes. *Journal of Product Innovation Management*, 16(6), 509-529.
- [16] Kuczmarski, T. (1992). *Managing new products*. Prentice Hall.
- [17] Liu, Y. (2006). Word of mouth for movies: Its dynamics and impact on box office revenue. *Journal of marketing*, 70(3), 74-89.
- [18] Mahajan, V., & Muller, E. (1979). Innovation Diffusion and New Product Growth Models in Marketing. *Journal of Marketing*, 43(4).
- [19] Mahajan, V., Muller, E. and Bass, F. M. (1990). New products diffusion models in marketing: a review and direction for research. *Journal of Marketing*, Vol. 54, pp. 1-26.
- [20] Mahajan, V., Muller, E. and Srivastava, R. K. (1990). Determination of adopter categories by using innovation diffusion models. *Journal of Marketing Research*, Vol. 15, pp. 37-50.
- [21] Mahajan, V. and Peterson, R. A. (1985). *Models for innovation diffusion*. Beverly Hills: SAGE.

- 
- [22] Karniouchina, E. V. (2011). Impact of star and movie buzz on motion picture distribution and box office revenue. *International Journal of Research in Marketing*, 28(1), 62-74.
- [23] Kotler, P., Ang, S. H., Leong, S.M. and Tan, C. T. (1999). *Marketing Management*, 2nd ed., New Jersey : Prentice Hall .
- [24] Rogers, E. M. (1995). *Diffusion of Innovation*, 4th ed., New York : The Free Press.
- [25] Schiffman, L. G. and Leslie Lazar Kanuk (1987). *Consumer Behaviour*.
- [26] Schmittlein, D. and Mahajan, V. (1982). Maximum Likelihood, Estimation for an Innovation Diffusion Model of New Product Acceptance. *Marketing Science*, Vol. 1(1)(Winter), pp. 57-78.
- [27] Silverman, G. (1997). Harvesting the power of word of mouth. *Potentials in Marketing*, 30(9), 14-16.
- [28] Srinivasan, V. and Mason, C. H. (1986). Nonlinear Least Squares Estimation of New Product Diffusion Models. *Marketing Science*, Vol. 5(2)(Spring), pp. 169-178.
- [29] Westbrook, R. A. (1987). Product/consumption-based affective responses and postpurchase processes. *Journal of marketing research*, 258-270.

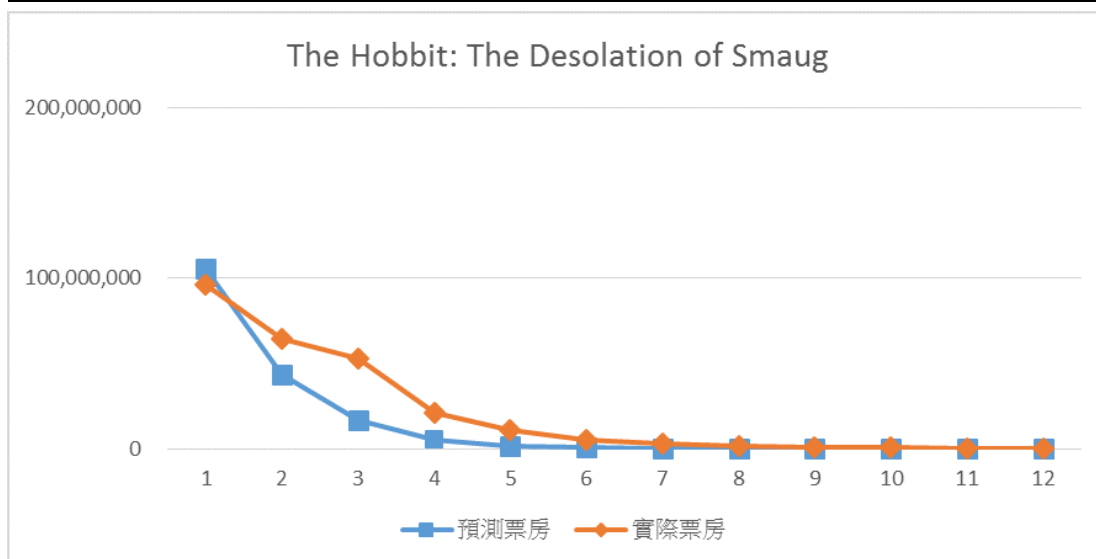
網站資料：

- [1] IMDb , <http://www.imdb.com/> 。
- [2] IMDbPro , <https://pro-labs.imdb.com/> 。
- [3] Box Office Mojo , <http://www.boxofficemojo.com/> 。
- [4] Motion Picture Association of America , <http://www.mpa.org/> 。

附錄

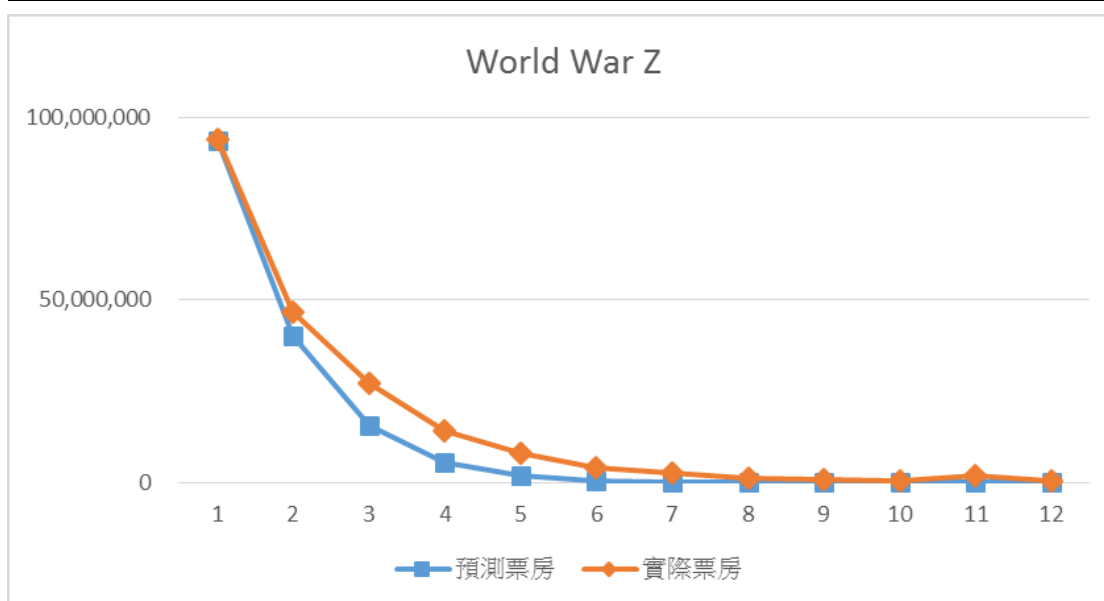


哈比人：荒谷惡龍 The Hobbit: The Desolation of Smaug				
上映週數	預測票房	實際票房	AD	APE
1	105,781,842	96,045,417	9,736,425	10.14%
2	43,701,501	64,424,129	20,722,628	32.17%
3	16,572,926	52,914,876	36,341,950	68.68%
4	5,387,599	20,820,013	15,432,414	74.12%
5	1,661,463	10,615,410	8,953,947	84.35%
6	503,958	5,359,079	4,855,121	90.60%
7	152,091	2,850,890	2,698,799	94.67%
8	45,830	1,680,364	1,634,534	97.27%
9	13,804	915,199	901,395	98.49%
10	4,157	718,367	714,210	99.42%
11	1,252	404,368	403,116	99.69%
12	377	305,195	304,818	99.88%
總票房	173,826,801	257,053,307	83,226,506	32.38%

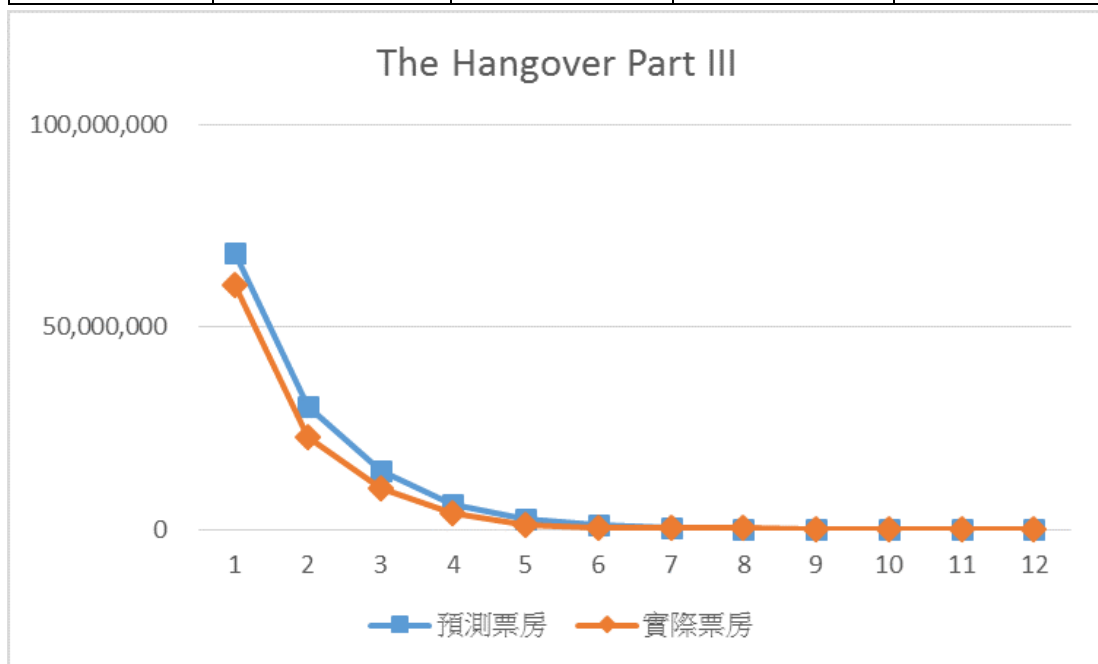




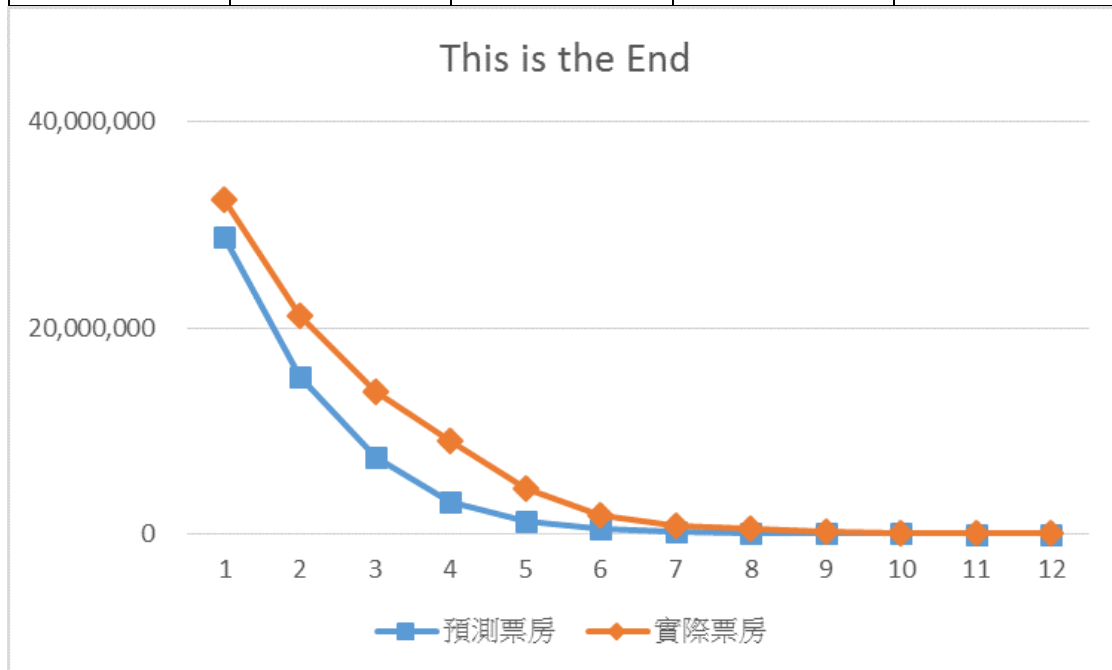
末日之戰 World War Z				
上映週數	預測票房	實際票房	AD	APE
1	93,520,174	93,922,294	402,120	0.43%
2	40,130,833	46,658,381	6,527,548	13.99%
3	15,770,934	27,076,245	11,305,311	41.75%
4	5,317,157	14,084,147	8,766,990	62.25%
5	1,697,868	8,118,479	6,420,611	79.09%
6	532,663	4,214,416	3,681,753	87.36%
7	166,180	2,729,670	2,563,490	93.91%
8	51,755	1,062,501	1,010,746	95.13%
9	16,109	673,888	657,779	97.61%
10	5,014	483,810	478,796	98.96%
11	1,560	1,896,706	1,895,146	99.92%
12	486	598,296	597,810	99.92%
總票房	187,622,320	201,518,833	13,896,513	6.90%



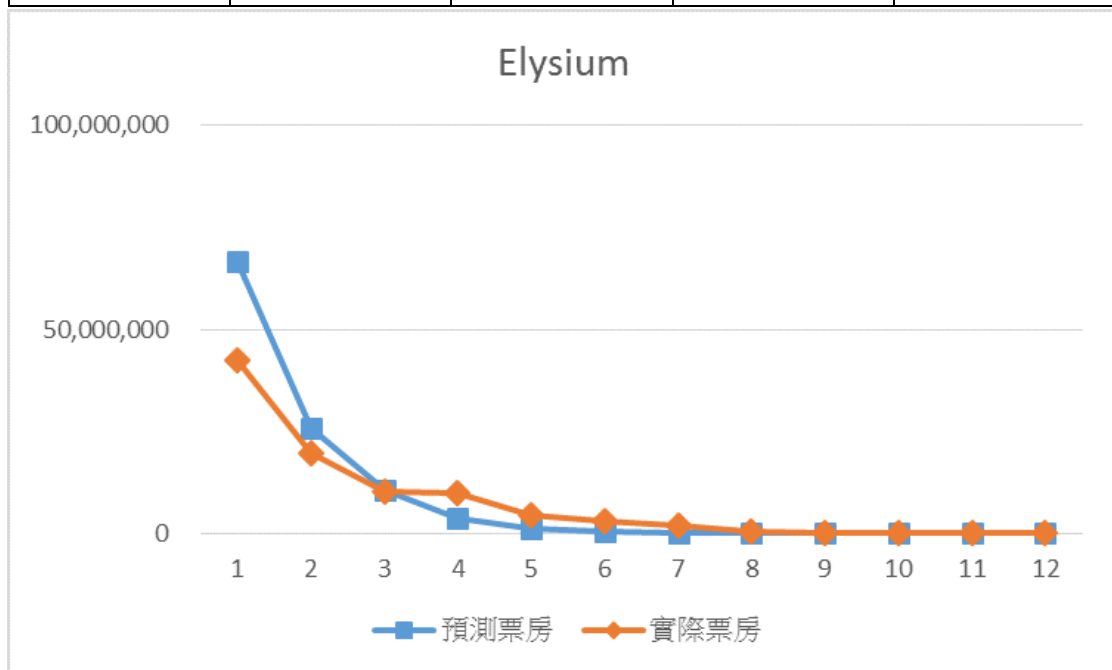
醉後大丈夫 3 The Hangover Part III				
上映週數	預測票房	實際票房	AD	APE
1	68,334,607	60,366,191	7,968,416	13.20%
2	30,497,646	22,838,302	7,659,344	33.54%
3	14,606,428	10,256,596	4,349,832	42.41%
4	6,234,602	4,045,916	2,188,686	54.10%
5	2,529,402	1,063,961	1,465,441	137.73%
6	1,004,948	543,116	461,832	85.03%
7	395,947	548,242	152,295	27.78%
8	155,488	318,448	162,960	51.17%
9	60,981	180,277	119,296	66.17%
10	23,904	110,872	86,968	78.44%
11	9,368	105,282	95,914	91.10%
12	3,671	33,406	29,735	89.01%
總票房	151,397,828	100,410,609	50,987,219	50.78%



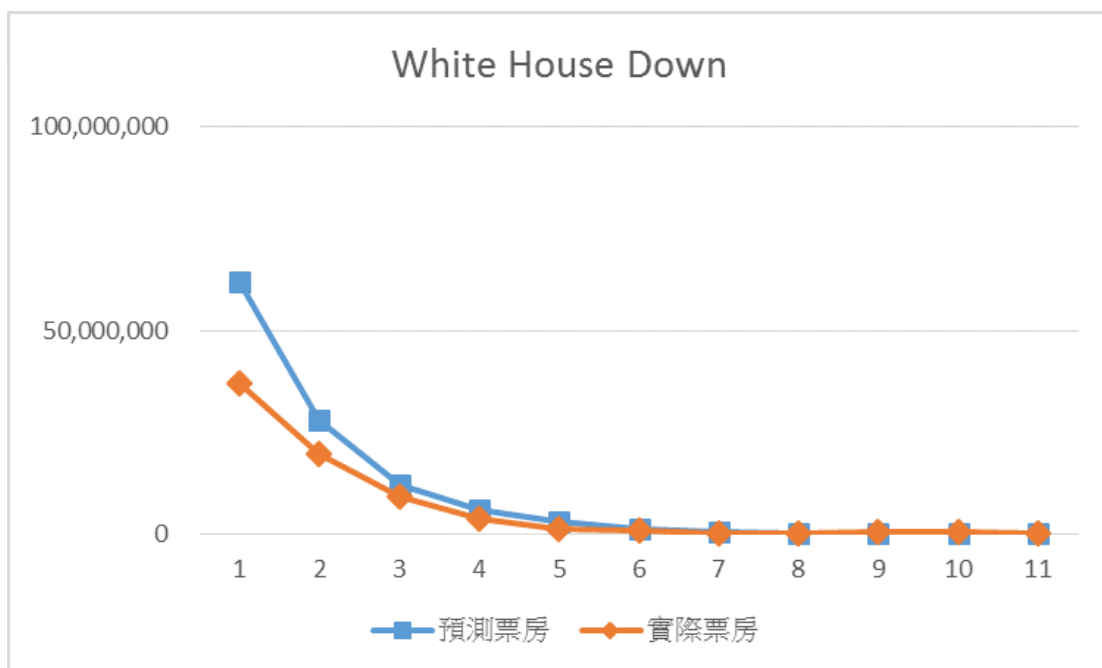
大明星世界末日 This is the End				
上映週數	預測票房	實際票房	AD	APE
1	28,877,281	32,483,389	3,606,108	11.10%
2	15,319,318	21,189,485	5,870,167	27.70%
3	7,379,060	13,823,144	6,444,084	46.62%
4	3,073,801	8,984,287	5,910,486	65.79%
5	1,202,125	4,461,652	3,259,527	73.06%
6	458,459	1,864,193	1,405,734	75.41%
7	173,162	786,137	612,975	77.97%
8	65,165	487,955	422,790	86.65%
9	24,489	200,257	175,768	87.77%
10	9,198	136,763	127,565	93.27%
11	3,454	79,957	76,503	95.68%
12	1,297	140,733	139,436	99.08%
總票房	81,715,535	84,637,952	2,922,417	3.45%



極樂世界 Elysium				
上映週數	預測票房	實際票房	AD	APE
1	66,583,654	42,314,306	24,269,348	57.35%
2	25,681,691	19,639,632	6,042,059	30.76%
3	10,578,214	10,149,791	428,423	4.22%
4	3,829,499	9,873,538	6,044,039	61.21%
5	1,320,481	4,360,348	3,039,867	69.72%
6	447,627	2,986,094	2,538,467	85.01%
7	150,861	2,025,353	1,874,492	92.55%
8	50,744	694,572	643,828	92.69%
9	17,057	238,619	221,562	92.85%
10	5,732	130,192	124,460	95.60%
11	1,926	83,247	81,321	97.69%
12	647	52,515	51,868	98.77%
總票房	138,905,891	92,548,207	46,357,684	50.09%

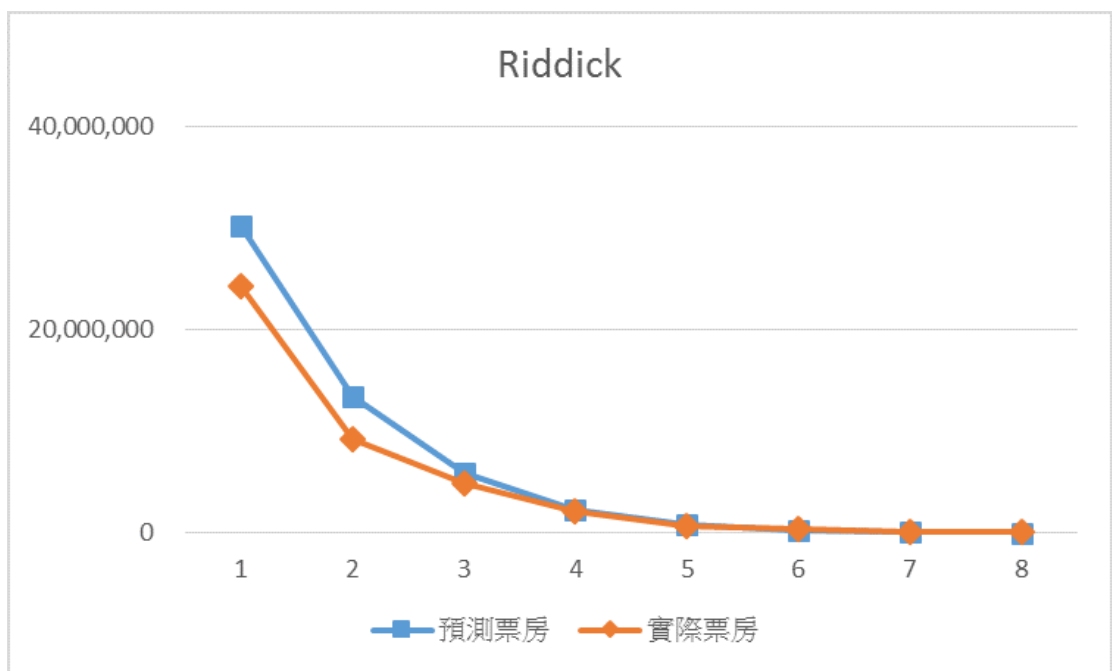


驚天危機 White House Down				
上映週數	預測票房	實際票房	AD	APE
1	61,970,121	37,006,763	24,963,358	67.46%
2	27,819,422	19,806,170	8,013,252	40.46%
3	12,011,782	9,239,696	2,772,086	30.00%
4	6,006,101	3,672,140	2,333,961	63.56%
5	2,926,007	1,353,184	1,572,823	116.23%
6	1,407,392	707,215	700,177	99.00%
7	672,790	233,266	439,524	188.42%
8	320,674	141,507	179,167	126.61%
9	152,629	369,821	217,192	58.73%
10	72,597	350,829	278,232	79.31%
11	34,519	154,768	120,249	77.70%
總票房	113,394,035	73,035,359	40,358,676	55.26%

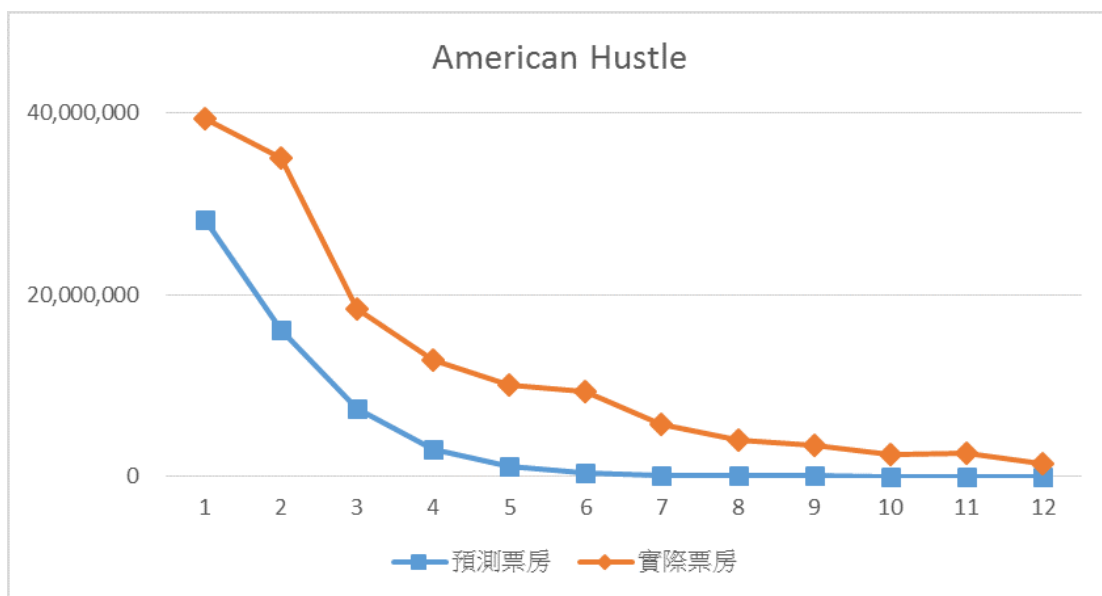


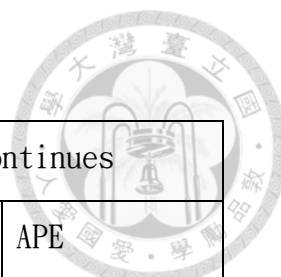


超世紀戰警：闇黑對決 Riddick				
上映週數	預測票房	實際票房	AD	APE
1	30,151,205	24,266,375	5,884,830	24.25%
2	13,408,963	9,241,915	4,167,048	45.09%
3	5,933,958	4,941,275	992,683	20.09%
4	2,295,377	2,209,355	86,022	3.89%
5	841,039	743,635	97,404	13.10%
6	301,997	365,590	63,593	17.39%
7	107,650	169,585	61,935	36.52%
8	38,273	87,405	49,132	56.21%
總票房	53,078,463	42,025,135	11,053,328	26.30%

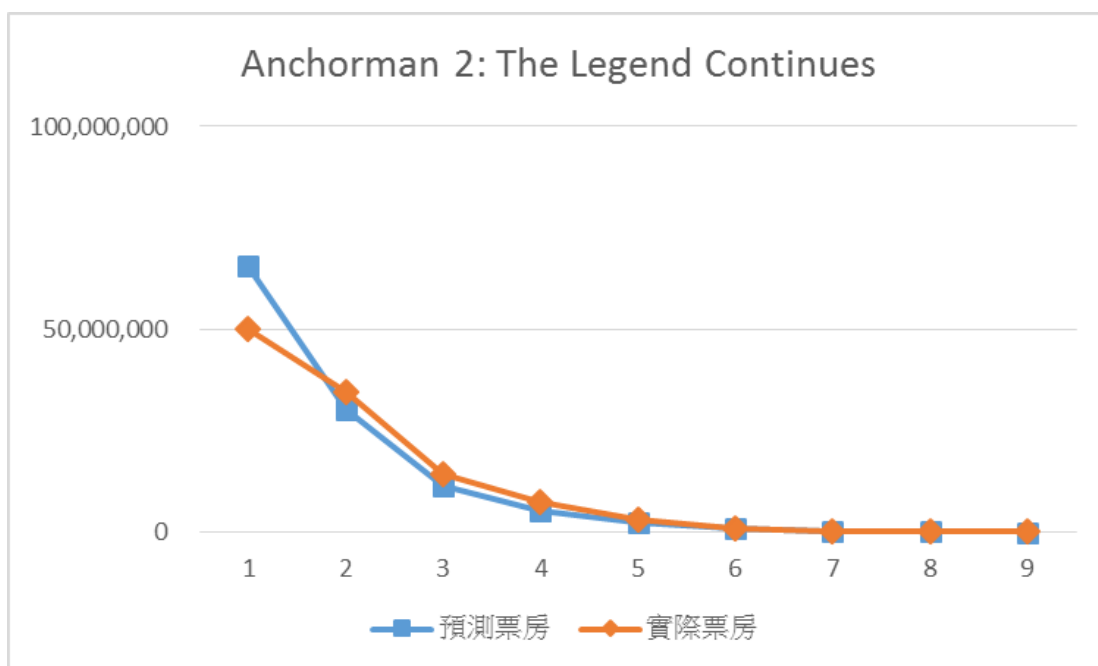


瞞天大佈局 American Hustle				
上映週數	預測票房	實際票房	AD	APE
1	28,224,253	39,336,985	11,112,732	28.25%
2	16,072,037	35,068,563	18,996,526	54.17%
3	7,473,933	18,444,012	10,970,079	59.48%
4	2,939,997	12,868,263	9,928,266	77.15%
5	1,079,164	10,107,562	9,028,398	89.32%
6	385,969	9,382,426	8,996,457	95.89%
7	136,757	5,695,901	5,559,144	97.60%
8	48,295	4,003,178	3,954,883	98.79%
9	17,035	3,362,816	3,345,781	99.49%
10	6,006	2,405,356	2,399,350	99.75%
11	2,117	2,542,478	2,540,361	99.92%
12	746	1,412,373	1,411,627	99.95%
總票房	56,386,311	144,629,913	88,243,602	61.01%





銀幕大角頭 2：傳奇再續 Anchorman 2: The Legend Continues				
上映週數	預測票房	實際票房	AD	APE
1	65,670,594	50,293,375	15,377,219	30.58%
2	30,104,841	34,562,495	4,457,654	12.90%
3	11,592,911	14,338,431	2,745,520	19.15%
4	5,454,291	7,513,405	2,059,114	27.41%
5	2,378,684	3,054,517	675,833	22.13%
6	1,002,901	1,105,587	102,686	9.29%
7	416,803	442,812	26,009	5.87%
8	172,185	360,165	187,980	52.19%
9	70,955	273,938	202,983	74.10%
總票房	116,864,165	111,944,725	4,919,440	4.39%



出神入化 Now You See Me				
上映週數	預測票房	實際票房	AD	APE
1	53,322,403	41,874,024	11,448,379	27.34%
2	22,749,388	27,815,419	5,066,031	18.21%
3	9,252,284	16,891,533	7,639,249	45.23%
4	4,218,284	12,599,615	8,381,331	66.52%
5	1,805,213	8,464,821	6,659,608	78.67%
6	751,521	4,332,290	3,580,769	82.65%
7	309,262	1,996,914	1,687,652	84.51%
8	126,659	718,975	592,316	82.38%
9	51,772	474,545	422,773	89.09%
10	21,145	438,404	417,259	95.18%
11	8,633	239,487	230,854	96.40%
12	3,524	250,800	247,276	98.59%
總票房	92,620,086	116,096,827	23,476,741	20.22%

