

國立政治大學資訊管理學系

碩士學位論文

以推敲可能性模式探討影響評論幫助性之因素

Factors Affecting Review Helpfulness:

An Elaboration Likelihood Model Perspective

指導教授：梁定澎 博士

莊皓鈞 博士

研究生：熊耿得 撰

中華民國 一零六年 七月

摘要

在電子商務中，評論會影響消費者的購買決策，透過評論幫助性可以篩選出關鍵的評論，以利消費者進行決策。本研究以推敲可能性模式作為研究架構，透過文字探勘挖掘評論的文本特性來探討影響幫助性之要素，中央線索除了評論長度與可讀性外，利用 LDA 主題模型衡量評論主題廣度；周邊線索則是透過環狀情緒模型進行情感分析，並透過評論者排名來衡量來源可信度，利用亞馬遜商店中的資料進行驗證分析。結果發現，消費者在判斷評論幫助性時，會參考中央以及周邊線索。具備高論點品質的中央線索將有效提升評論幫助性；周邊線索整體而言，證實了社會中存在負向偏誤，具備喚起度的負向情感較容易提升評論幫助性，而評論是否被認為有幫助確實會受到評論者的排名所影響。進階分析結果顯示，周邊的情感效果會受到評論者排名高低的影響，前段評論者應保持中立避免帶有個人情緒；中段評論者的評論幫助性會隨著情緒喚起度而增加；後段評論者則需要增加自身的負向情感，才能夠對於評論幫助性有正向影響。

關鍵字：評論幫助性、推敲可能性模式、LDA 主題模型、環狀情緒模型、情感分析

Abstract

Online reviews are important factors in consumers' purchase decision. The helpfulness of reviews allows consumers to quickly identify useful reviews. The purpose of this study is to investigate the nature of online reviews that affect their helpfulness through the lens of the elaboration likelihood model. For the central cues, we adopt latent dirichlet allocation to measure review breadth in addition to review length and review readability. For the peripheral cues, we use the sentiment analysis based on the circumplex model to catch the emotion effect and use the ranking of the reviewers to measure the source credibility. We used a dataset collected from Amazon.com to evaluate our model. The result suggests that consumers focus both central and peripheral cues when they read reviews. Consumers care about the length, breadth and readability of reviews associated with the central route, and the emotional effects associated with the peripheral route. In the advanced research, we split our sample into 3 groups by their ranking of the reviewers. We found that the top reviewers should keep neutral and avoid personal feelings to make their reviews more helpful; the middle reviewers can use more arousal words to improve their review helpfulness; the bottom reviewers must increase their emotional valence strength, especially the negative emotion to higher the perceived review helpfulness.

Keywords: Review helpfulness, Elaboration likelihood model, Latent dirichlet allocation, Circumplex model, Sentiment analysis

目 錄

第一章	緒論.....	1
第一節	研究背景.....	1
第二節	研究目的.....	3
第三節	研究流程.....	4
第二章	文獻探討.....	5
第一節	網路口碑的發展.....	5
第二節	評論幫助性.....	7
第三節	推敲可能性模式.....	10
第四節	LDA 主題模型.....	14
第五節	情感分析.....	16
第三章	研究架構與假說.....	21
第一節	研究架構.....	21
第二節	研究假說.....	22
第四章	研究方法與資料.....	25
第一節	次級資料分析.....	25
第二節	資料來源與變數說明.....	25
第三節	資料處理.....	26
一、	前處理.....	26
二、	變數處理.....	28
三、	變數範例.....	32
第四節	分析模型.....	33
第五章	研究結果.....	35
第一節	分析結果.....	35
一、	評論之中央線索.....	36
二、	評論之周邊線索.....	36
第二節	進階探討及分析.....	38
一、	不同來源可信度分析.....	38
二、	中央與周邊線索比較.....	42
第六章	結論.....	44
第一節	研究發現.....	44
第二節	研究貢獻.....	46
一、	學術貢獻.....	46
二、	實務貢獻.....	46
第三節	研究限制與未來建議.....	47
參考文獻	48

表 次

表 2-1 評論幫助性相關研究整理	10
表 2-2 應用推敲可能性模式於評論幫助性之研究整理	12
表 2-3 過往情感分析研究整理	18
表 4-1 本研究之變數說明	26
表 4-2 切割後的情緒字典	29
表 4-3 資料集所包含的品牌與數量	31
表 4-4 本研究變數之敘述性統計 (n = 40,485)	31
表 4-5 本研究變數之相關係數矩陣	31
表 4-6 範例資料	32
表 4-7 處理後評論資料與變數	32
表 5-1 分析結果	35
表 5-2 假說驗證結果	37
表 5-3 子資料集之敘述性統計	39
表 5-4 依據評論者排名分類之分析結果	39
表 5-5 進階分析結果	41
表 5-6 迴歸模型之 R^2 分解	42

圖 次

圖 1-1 全球零售電子商務預估銷售額	1
圖 1-2 消費者對贏得媒體的信任排行前三名	2
圖 1-3 本研究之研究流程	5
圖 2-1 評論分析之概念架構	7
圖 2-2 Amazon 網站的一則評論	8
圖 2-3 推敲可能性模式	11
圖 2-4 LDA 主題與文字分佈示意圖	14
圖 2-5 LDA 貝氏網路結構	15
圖 2-6 Russell 等人情緒維度座標圖	17
圖 3-1 本研究之研究架構	21
圖 4-1 文字前處理範例	27
圖 4-2 資料處理流程	27
圖 4-3 主題為 4 之 LDA 主題模型出現機率前十名之字詞	28
圖 4-4 評論幫助性之分布	33
圖 5-1 評論者排名之分布圖	38

第一章 緒論

第一節 研究背景

自 90 年代網際網路普及後，正式進入網路的世代。消費者可以透過網路進行資訊交流，降低傳統上資訊不對稱的問題。借助網路的便利性，Amazon、eBay 引領我們進入電子商務 (Electronic Commerce, EC) 的全新時代，改變多數人的生活方式與消費習慣。資訊獲得的管道從傳統書報逐漸改為線上內容，就連購物習慣都由實體零售商店改為網路零售與網路拍賣，透過電子商務平台讓銷售模式更加多元化。



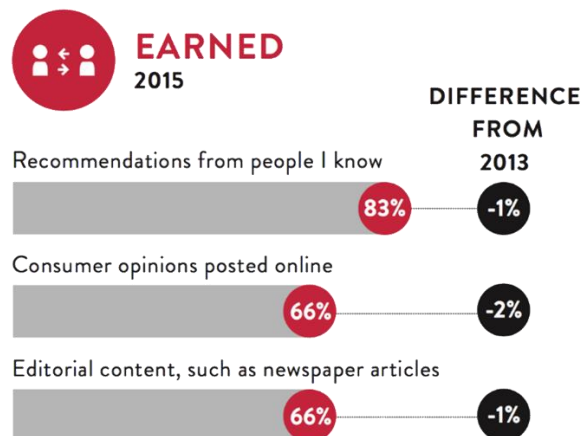
資料來源：eMarketer (2016)

圖 1-1 全球零售電子商務預估銷售額

根據市場調查機構 eMarketer 的最新報告 (eMarketer, 2016) 指出，2016 年全球零售電子商務的銷售額為 1.915 兆美元，相較於 2015 年 1.548 美元年成長上升 23.7%。圖 1-1 指出，零售電子商務的銷售額在 2020 年可望成長至 4.058 兆美元，佔 14.6% 之總零售銷售額，由此可見網路世代成為消費主力，電子商務也是未來企業必經之路。

隨著電子商務平台的發展成熟，越來越多的資訊在網路上傳播，線上評論已成為消費者購買前的決策依據。根據 Bickart and Schindler (2001) 的研究顯示，比起店家所提供的產品資訊，消費者更在意網路上其他消費者所提供的原創內容 (User-Generated Content, UGC)。消費者同時扮演受眾與傳播者的角色，透過互相影響，達到更強大的傳播效應，電子商務平台上的用戶原創內容便是針對產品的評論。透過這些線上評論的累積，形成所謂的網路口碑 (Electronic/Online WOM)，進而達到口碑行銷的效果。

圖 1-2 為行銷顧問公司尼爾森 (Nielsen) 在 2015 年針對民眾對於廣告信任的研究報告 (Nielsen, 2015)。報告中指出在贏得媒體 (Earned Media) 方面，除了消費者的親友推薦外，其他消費者張貼在網路上的評論位居第二，受到全球消費者信任的比例高達 66%，由此可見網路口碑在消費者心目中的地位不容小覷。



資料來源：Nielsen (2015)

圖 1-2 消費者對贏得媒體的信任排行前三名

Amazon.com 成立於 1995 年，為美國最大的電子商務公司，最初以線上書店做經營，隨著用戶量的成長，販售的商品逐漸走向多元化，成為全球最大的網路零售商之一。除了提供企業對消費者 (Business to Customer, B2C) 的零售服務外，也提供消費者對消費者 (Customer to Customer, C2C) 的交易模式，因此在 Amazon 平台上的商品數量十分可觀。

Amazon.com 平台提供完善的評論機制，除了單純文字內容外，撰寫評論時可以同時給予星星評分。其他消費者可以依照評論的幫助性投票，平台將會依照幫助性指標篩選，將具有幫助性的評論優先顯示予消費者。每位平台使用者會有自己的評論頁面，統整出自己過去的評論紀錄，甚至做出評論者排行，提升消費者撰寫評論的意願。

基於 Amazon.com 龐大的商品數與會員數，開始有針對該平台的評論研究 (Mudambi & Schuff, 2010)。研究線上評論時，曾經有學者探討評論特質對銷售量的影響，證實評論確實會影響產品銷售 (Chevalier & Mayzlin, 2006)。因此部分學者開始針對評論幫助性 (Review Helpfulness) 做研究，探討具備何種特質的評論較能夠幫助使用者進行決策。本研究也將以評論幫助性的角度出發，透過 Wang, Mai, and Chiang (2013) 收集 Amazon.com 平台上平板電腦 (Tablet) 的資料，探討影響評論幫助性的因素。

第二節 研究目的

本研究旨在探討電子商務平台中線上評論幫助性的影響因素。口碑行銷 (Word-of-Mouth Marketing) 已經行之有年，透過網路口碑宣傳更是現今產品經營中重要的一環，大家都了解透過網路口碑來宣傳可以達到快速擴散的效果。然而在資訊爆炸的時代下，許多時候我們可能將時間花費在閱讀毫無幫助的評論上，或是無法快速抓到多數人對於產品的觀感而做出錯誤判斷，因此該如何從眾多評

論中挑選出真正有幫助的內容是重要議題。

閱讀評論屬於被說服的過程，我們透過推敲可能性模式 (Elaboration Likelihood Model, ELM) 的觀點，依照中央路徑與周邊路徑將文字探勘所發現的要素分類。當消費者對產品較沒有概念時，會傾向使用周邊路徑的線索去思考，容易受到其他人對產品的情感所影響；若消費者對該產品較有研究時，則會傾向使用中央路徑的線索進行思考，傾向思考評論的論點品質。

評論最主要的成分就是文字，除了直接以評論的評分、存續時間等要素來分析，應用文字探勘技術來挖掘文本中的隱含的要素更能有效解讀評論幫助性 (Cao, Duan, & Gan, 2011)。我們可以透過主題模型依據評論中的詞頻找出主題，計算廣度來解讀評論；透過情感分析則能夠了解評論者對產品的情感因素。

本研究試圖以推敲可能性模式，帶入文字探勘的技術，將不同路徑可能關注的評論要素分類，探討這些要素對於評論幫助性的影響。消費者可以透過這些要素了解自己在撰寫評論時應該留意的重點；廠商在聆聽消費者聲音時，也可以透過這些特性去找出消費者在意的議題；電子商務平台的管理者也能夠將這些要素作為評論機制設計的參考，以提高網路口碑的成效。

第三節 研究流程

本研究依據研究背景與目的訂定研究問題，探討相關文獻後擬定研究架構與假說。利用 Wang et al. (2013) 對 Amazon.com 平板市場所收集的資料集來建構變數與假說驗證，先對資料進行前處理後，透過主題模型與情感分析，對消費者評論進行文字探勘。將整理後的資料進行迴歸分析，探討研究結果與修正。整體研究步驟如圖 1-3 所示。

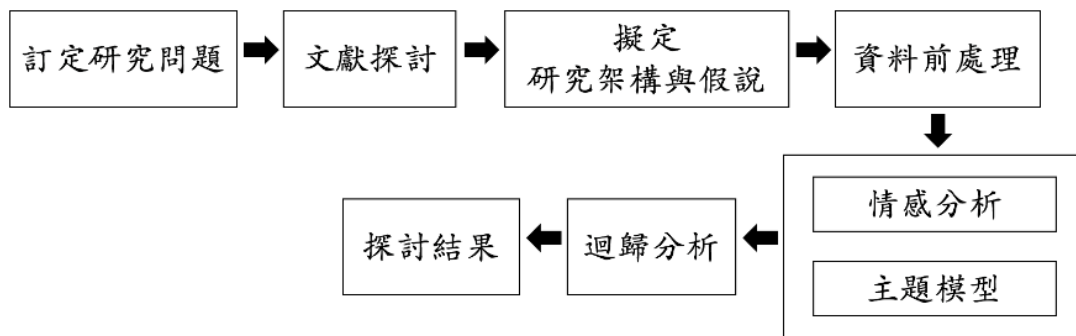


圖 1-3 本研究之研究流程

第二章 文獻探討

本章首先回顧網路口碑的研究發展，進而探討過去對於評論幫助性所做的相關研究。接著回顧推敲可能模式，理解消費者在決策時的思考路徑，再進一步探索不同路徑對評論幫助性之間的關聯。本研究借用推敲可能性模式，延伸前人的做法，除了將評論長度納入中央路徑外，再探討評論主題對於評論幫助性的影響。周邊路徑除了正負情緒效價外，再延伸探討情緒喚起度，希望能更深入釐清不同情感狀態會如何影響評論幫助性，並加入衡量來源可信度的評論者排名。同時透過中央與周邊路徑分析評論內容，並根據過去研究為基礎，發展研究架構。

第一節 網路口碑的發展

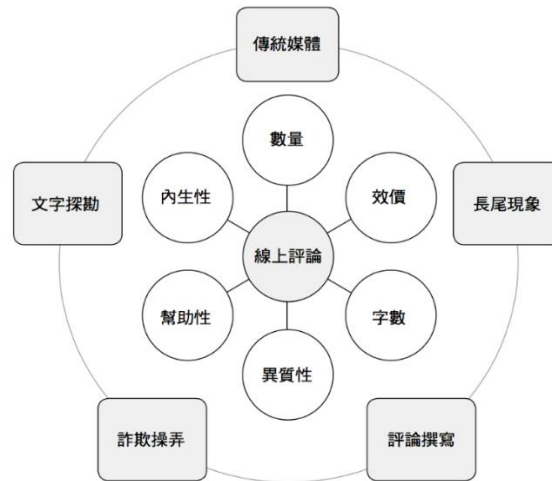
口碑 (Word-of-mouth, WOM) 所指的是「不具商業目的，個人間對於品牌、產品或服務的口頭溝通行為」。Arndt (1967) 整理當時期的口碑相關文獻，彙整為專書《Word of Mouth Advertising: A Review of the Literature》，整理口碑廣告的概念，並提出以上定義。儘管口碑一開始並非出自商業意圖，但是對廠商而言，口碑是面對消費者最簡單也有用的策略 (Cox, 1967)。同年 Arndt (1967) 從產品擴散的角度，證明評論的內容對於產品銷售有重要的影響。

過去許多研究針對口碑與廣告進行比較，指出口碑較廣告更能影響消費者對產品的態度。Day (1971) 針對廣告與口碑對消費者的態度改變進行研究，發現廣

告對於建立品牌知名度與維持品牌喜愛上是有限的，透過口碑來傳達較能加強品牌喜愛的程度；Bickart and Schindler (2001) 指出，相較於廠商所提供的產品廣告，其他消費者提供的資訊可信度較高，較容易引起共鳴而被作為購買前的參考依據；後來 Laroche, Babin, Lee, Kim, and Griffin (2005) 透過量化研究，證明口碑與銷售量間會互相影響，口碑的改變會影響銷售量，而銷售量的改變也會帶動口碑的改變，該研究更指出消費者在訊息採納時，受到口碑的影響較大。

由於網路科技的蓬勃發展，各種溝通工具與網路平台逐漸興盛（例如：部落格、線上討論區、社群媒體、購物網站等），成為消費者主要的溝通管道之一，口碑的傳播也跟著從實體跨入網路世界。自 1990 年後，受到資訊浪潮的影響，開始有學者試著重新定義口碑一詞。Hoffman and Novak (1996) 研究中提到，網路口碑與傳統口碑雖本質相同，但在媒體、連結來源強度 (Linked Source)、數量及內容等形式上有所不同。網路口碑提供一對多、不同步且快速的資訊傳播，相較於實體口碑更為快速、便利且範圍更廣。

Kiecker and Cowles (2002) 開始將口碑分為傳統口碑與線上口碑 (Online WOM)，爾後 Hennig-Thurau, Gwinner, Walsh, and Gremler (2004) 的研究正式將網路口碑 (Electronic/Online WOM) 定義為「透過網際網路與其他消費者分享彼此對於產品、服務的意見和經驗」。網路口碑讓消費者透過線上交流的方式，進行消費經驗、意見與相關知識的分享與吸收。網路口碑的出現，讓口碑能夠具備即時性、文字化且能夠被儲存，降低各界利用口碑進行銷售的門檻。根據 Chevalier and Mayzlin (2006) 的研究成果，證實網路口碑與傳統口碑皆可對產品銷售產生顯著的影響力。而在電子商務平台上所指的口碑就是消費者間的評論，因此本研究將針對電子商務平台上的評論進行探討。



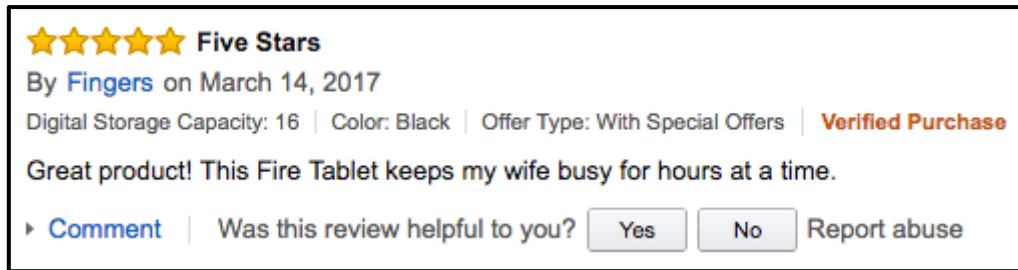
資料來源：黃俊堯 and 柳秉佑 (2016)

圖 2-1 評論分析之概念架構

國內學者黃俊堯 and 柳秉佑 (2016) 對國內外的口碑與評論研究進行回顧，整理出圖 2-1 的概念架構，將評論的研究分為兩層面，分別為內環的評論變數與效果及外環的衍生性議題。在內環的議題中，評論幫助性 (Helpfulness) 能讓消費者更快速聚焦於關鍵評論並作為購買決策之參考 (Mudambi & Schuff, 2010)；外環的文字探勘能幫助我們透過文字內容，取得比單純分析評分等資料更完善的訊息。故本研究將以過往對評論幫助性的研究為基礎，加入文字探勘技術，探討一則有幫助的評論應包含什麼要素，下一小節將針對評論幫助性深入探討。

第二節 評論幫助性

隨著網際網路的發展，隨時都有成千上萬的網路評論產生，在如此資訊爆炸的時代下，不管是消費者或是廠商皆難以逐一審視每則評論，網路上充斥著許多無意義的評論。為因應此問題，許多網站紛紛推出投票機制，讓消費者對其他消費者所撰寫的評論進行評價。例如：電子商務龍頭 Amazon 在消費者瀏覽評論時，除了顯示該評論的評分 (Rating) 外，會額外詢問此評論是否有幫助 (Was this review helpful to you?)，讓消費者針對該篇評論進行投票，如圖 2-2 所示。並根據消費者的投票，進行評論排序的篩選，讓真正有幫助的評論能夠曝光。



資料來源：Amazon.com

圖 2-2 Amazon 網站的一則評論

Hu, Liu, and Zhang (2008) 的研究發現，評論幫助性將放大評論與銷售量間的關係，被認為越有幫助的評論，越能夠提升產品銷售量。在評分與幫助性票數的研究中，過往學者認為評分較極端的評論（1 分或 5 分）較能夠幫助消費者判斷產品特性，因此會得到較高的幫助性投票；反觀評分較為中間的評論（3 分），可能包含較多不明確的資訊，消費者需要花較多的力氣才能理解該評論，評論獲得幫助性的票數相對較低 (Forman, Ghose, & Wiesenfeld, 2008; N. Hu et al., 2008)。

Mudambi and Schuff (2010) 研究評論幫助性時，指出評論長度會正向影響評論幫助性，然而評分極端性與評論長度對幫助性之影響會受到產品類別的調節。對搜尋品而言，較為極端與篇幅較長的評論對幫助性的正向影響較大；但對經驗品來說，評分較為中間的評論幫助性較高，評論長度對幫助性的正向影響較小。

Cao et al. (2011) 則開始利用文字探勘的技術，從評論中擷取語意特性。其研究結果顯示，語意特性對評論幫助性的影響甚大，具有極端意見的評論相較於混和或中立的評論被認為更具幫助性。後續也開始有許多學者透過情感分析、主題模型等文字探勘技術去分析評論 (Hwang, Lai, Chang, & Jiang, 2015; Mankad, Han, Goh, & Gavirneni, 2016; Palese & Piccoli, 2016)，由此可見除了直接可得的評論長度、評分等評論特性外，評論內容所隱含的語意特性更能夠反映出評論所要傳達的內容。

本研究將近年來針對評論幫助性的相關研究整理為表 2-1。近年評論幫助性

的研究中，不再像過去單純針對評論的評分、長度或存續時間等基本資訊做分析，而是加入文字探勘的技術，更深入的剖析評論的內涵。普遍研究皆透過評論長度來衡量評論的品質，其中 Chen, Sheng, Wang, and Deng (2016) 將深廣度的概念帶入評論分析中，認為單看評論長度無法衡量論點品質，評論中涵蓋的主題廣度以及論點的深度也會影響評論的幫助性。

一則評論是否能夠輕鬆閱讀是影響資訊傳達的重要因素，用字艱深的評論，儘管內容十分詳盡，仍會因為多數人無法理解而被忽略。因此多數學者計算評論可讀性 (Chen et al., 2016; Mousavizadeh, Koohikamali, & Salehan, 2015; D. Yin, Bond, & Zhang, 2014; G. Yin, Wei, Xu, & Chen, 2014; Zhu, Yin, & He, 2014)，並指出容易閱讀的評論所帶來的幫助性較大。

除了計算可讀性外，情感分析也是文字探勘技術中的一個應用，有學者針對評論的負向性進行探討 (Baek, Ahn, & Choi, 2012; Chung, Lee, Koo, & Chung, 2017)，認為負面詞彙會影響評論幫助性。也有學者計算評論中情感的正負傾向，探討情感對評論幫助性影響為何 (Mousavizadeh et al., 2015; Salehan & Kim, 2016)。除此之外，Siering and Muntermann (2013) 也指出，情感傾向對評論幫助性的影響會受到產品類別的調節。除了 D. Yin et al. (2014) 與 G. Yin, Zhang, and Li (2014) 的研究有納入情緒喚起度外，評論幫助性的情感分析主要都針對正負情緒效價，然而情緒喚起度也是情感很重要的一環，本研究也將納入情緒喚起度作更全面的分析。

表 2-1 評論幫助性相關研究整理

作者 (年份)	長度	深廣度	評分	存續時間	情緒效價	情緒喚起度	可讀性	推敲可能性
Baek et al. (2012)	V		V		V			V
Siering and Muntermann (2013)	V				V			
Luan, Zhang, and Han (2014)	V		V					V
D. Yin et al. (2014)	V		V		V	V	V	
G. Yin, L. Wei, et al. (2014)	V		V	V			V	
G. Yin, Q. Zhang, et al. (2014)	V		V	V	V	V	V	
Zhu et al. (2014)	V		V	V			V	V
Mousavizadeh et al. (2015)	V		V		V		V	V
Chen et al. (2016)	V	V			V		V	
Salehan and Kim (2016)	V		V	V	V			
Chung et al. (2017)	V		V		V			
本研究 (2017)	V	V	V	V	V	V	V	V

根據表 2-1 的整理可以看出，針對評論幫助性的研究所探討的變數，不外乎就是評論的長度、評分、存續時間等基本要素外，再加上文字探勘所分析的情感、可讀性。除了直接針對評論基本特性做研究，部分學者帶入推敲可能性模式 (Baek et al., 2012; Luan et al., 2014; Mousavizadeh et al., 2015; Zhu et al., 2014)，指出人的思考可分為中央與周邊，更明確將評論幫助性的影響要素分類，探討不同思考路徑的影響因素為何。本研究將在下一小節探討推敲可能性模式的發展，並說明其在評論幫助性研究上的應用。

第三節 推敲可能性模式

(Petty, Cacioppo, & Goldman, 1981) 提出了推敲可能性模式 (Elaboration Likelihood Model, ELM)。所謂的「推敲」，指的是針對相關議題的思考。該模式探討消費者在接收訊息時，根據自身的動機與處理能力，在不同涉入程度狀況下 (Petty, Cacioppo, & Schumann, 1983)，進行推敲的可能性。人在接收訊息時，分為

兩條不同的說服路徑：理性的中央路徑 (Central Route) 與感性的周邊路徑 (Peripheral Route)，認為兩條路徑都會對人的態度造成影響，如圖 2-3 所示。

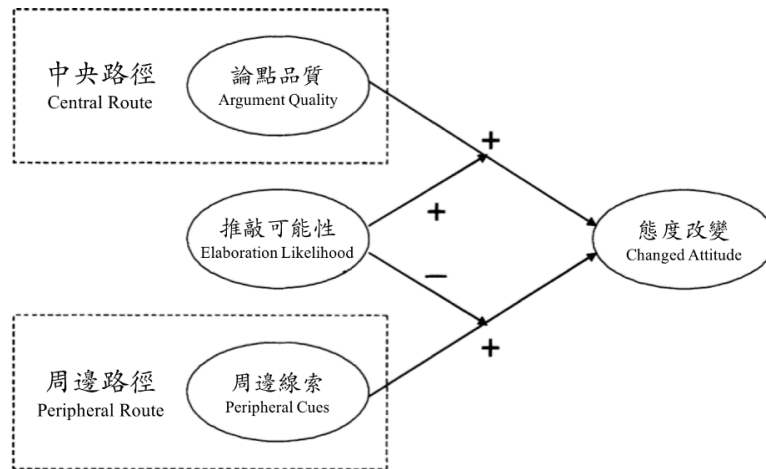


圖 2-3 推敲可能性模式

1. 中央路徑 (Central Route)

中央路徑是指消費者對產品的態度容易受到產品本身的相關訊息影響，在具備高理解動機與處理能力時，將會提高推敲的可能性，經過深思熟慮的評估，以較理性與客觀的方式來處理訊息。依循中央路徑時，消費者會主動尋找與產品相關之訊息，投注心力去理解、學習與評估。除此之外，消費者會根據論點品質 (Argument Quality) 與來源可信度 (Source Credibility) 的強弱來判斷訊息是否中肯或具說服力，進而改變對產品的態度。透過中央路徑所改變的態度較容易維持，也較能夠驅使後續行為的發生 (例如：實際購買產品)。

2. 周邊路徑 (Peripheral Route)

當消費者缺乏理解動機或處理能力時，則傾向以感性的方式處理皆受到的訊息。此時所重視的並非是產品本身的相關資訊，而是以其他線索或是情境相關的因素來思考。依循周邊路徑時，改變消費者態度的因素主要為重複、暗示性線索或是營造出的整體知覺等，根據周邊線索 (Peripheral Cues) 來進行簡單的推論判

斷 (Petty et al., 1983)。由於訊息的來源可能是普通消費者，也可能具備豐富經驗的專業人士，因此來源的可信度也會影響消費者的口碑接受度。相較於中央路徑，經由周邊路徑所進行的態度改變較為短暫，也較難預測是否會有後續行為的產生。

過去有部分學者將推敲可能性模式導入評論幫助性的研究當中，認為消費者在閱讀他人所寫的評論時，會經由中央路徑與周邊路徑思考。本研究針對過往相關研究整理出表 2-2。

表 2-2 應用推敲可能性模式於評論幫助性之研究整理

作者 (年份)	中央線索	周邊線索
Baek et al. (2012)	評論長度、負面情感比例	評分一致性、評論者排行、評論者真實姓名
Luan et al. (2014)	評論長度、評論者的聲譽	評分效價、評論者的可信度
Zhu et al. (2014)	評論可讀性、評論長度	評論者的專業度、評論者的網路影響力
G. Yin, L. Wei, et al. (2014)	評論長度、可讀性	評分離散度、評論者影響力、是否為 elite 身分
Mousavizadeh et al. (2015)	實用性線索、娛樂性線索、評論情感、可讀性	評論極端性、評論長度、標題情感
Chung et al. (2017)	評論長度、評論認知水平、評論負向性	真實姓名、真實相片、評論者的等級、評分效價、旅館相片
本研究 (2017)	評論長度、評論廣度、評論可讀性	情緒效價傾向、情緒效價強度、喚起度、評論者排名

過往研究中，中央線索皆是與論點品質相關的指標，其中評論長度與評論可讀性幾乎是所有研究皆有探討的變數。由此可見在衡量評論的論點品質時，評論的長度與可讀性是公認的衡量指標。本研究認為，單靠評論的長度來衡量論點品質是不夠的，透過文字探勘的技術深入理解文本內容更能反映論點品質。Chen et al. (2016) 在研究評論幫助性時，帶入評論深度與評論廣度的概念，指出除了長度外，評論的廣度也是影響論點品質的重要因素；Dong, Schaal, O'Mahony, McCarthy, and Smyth (2012) 研究證實，具有主題的評論較能夠提升幫助性。因此有學者將主題的概念融入到評論分析中 (Mankad et al., 2016; Palese & Piccoli, 2016)，透過主題來衡量評論的深度與廣度，這樣的方式較傳統直接以評論長度來衡量更能反映評論的論點品質。

周邊線索的劃分相較於中央線索，較沒有一個清楚的分法，但主要仍依循推敲可能性模式的基礎。有些學者探討評論的來源可信度 (Luan et al., 2014)、排行 (Baek et al., 2012)、資料真實性 (Baek et al., 2012; Chung et al., 2017) 或是評論者的影響力 (G. Yin, L. Wei, et al., 2014; Zhu et al., 2014) 作為探討變數。除了這些直接可見的評論基本資訊外，也有學者透過情感分析的方式抽取出文字中隱含的情感傾向作為分析 (Baek et al., 2012; Mousavizadeh et al., 2015)，欲了解不同情緒效價的評論對消費者的幫助性為何。

本研究採用推敲可能性模式作為評論幫助性的分析框架，根據相關文獻整理，參考過往研究納入評論長度，並透過主題模型的方式衡量評論廣度作為中央線索；評論是濃縮真實的經驗，在撰寫的同時，文字與符號是一種情感的表現，因此情感可視為評論中不可或缺的因素。周邊線索則針對情感部分進行延伸，除了情緒效價外再加入情緒喚起度的情感維度。接下來將分別在第四與第五節中，針對中央與周邊兩路徑所應用到的分析技術進行更進一步的探討。

第四節 LDA 主題模型

主題模型 (Topic Modeling) 用於挖掘文章中的抽象主題，其背後的原理是主題會涵蓋特定詞彙，而特定詞彙會頻繁地出現在文章中。透過這樣的特性便可以針對文字出現的頻率，以機率的方式找出文章所隱含的主題。通常是基於詞袋 (Bag of Words) 的假設，詞袋中所有詞彙都被視為獨立的單位，不考慮詞間的語法或順序 (Steyvers & Griffiths, 2007)。

LDA (Latent Dirichlet Allocation) 是 Blei, Ng, and Jordan (2003) 所提出基於貝氏機率 (Bayesian Probability) 的主題模型。此模型中假設一個主題是由一堆詞彙所組成，每一份文件也是由一堆主題所組成。因此我們可以透過 LDA 計算出 $P(\text{topic}|\text{review})$ 以及 $P(\text{word}|\text{topic})$ 進行主題的運用。概念如圖 2-4 所示，圖中不同顏色表示不同主題。

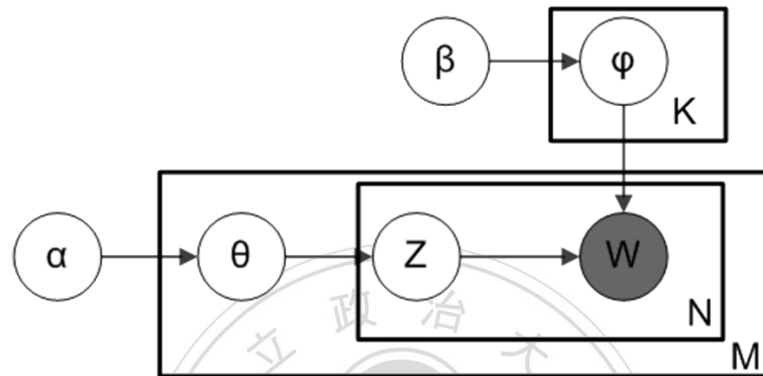
“Arts”	“Budgets”	“Children”	“Education”
NEW	MILLION	CHILDREN	SCHOOL
FILM	TAX	WOMEN	STUDENTS
SHOW	PROGRAM	PEOPLE	SCHOOLS
MUSIC	BUDGET	CHILD	EDUCATION
MOVIE	BILLION	YEARS	TEACHERS
PLAY	FEDERAL	FAMILIES	HIGH
MUSICAL	YEAR	WORK	PUBLIC
BEST	SPENDING	PARENTS	TEACHER
ACTOR	NEW	SAYS	BENNETT
FIRST	STATE	FAMILY	MANIGAT
YORK	PLAN	WELFARE	NAMPHY
OPERA	MONEY	MEN	STATE
THEATER	PROGRAMS	PERCENT	PRESIDENT
ACTRESS	GOVERNMENT	CARE	ELEMENTARY
LOVE	CONGRESS	LIFE	HAITI

The William Randolph Hearst Foundation will give \$1.25 million to Lincoln Center, Metropolitan Opera Co., New York Philharmonic and Juilliard School. “Our board felt that we had a real opportunity to make a mark on the future of the performing arts with these grants an act every bit as important as our traditional areas of support in health, medical research, education and the social services,” Hearst Foundation President Randolph A. Hearst said Monday in announcing the grants. Lincoln Center’s share will be \$200,000 for its new building, which will house young artists and provide new public facilities. The Metropolitan Opera Co. and New York Philharmonic will receive \$400,000 each. The Juilliard School, where music and the performing arts are taught, will get \$250,000. The Hearst Foundation, a leading supporter of the Lincoln Center Consolidated Corporate Fund, will make its usual annual \$100,000 donation, too.

資料來源：Blei et al. (2003)

圖 2-4 LDA 主題與文字分佈示意圖

圖 2-5 為 LDA 貝氏網路結構圖， M 表示文件數量， N 表示單篇文件中的文字總數， k 則表示主題總數。 θ 則為主題在文件中的機率分布， z 代表文字在文件中的機率分布， φ 代表文字在主題中的機率分布， w 則表示文件中的文字。其中的 α 與 β 為超參數 (Hyperparameter)，也就是參數機率分布的參數。我們可以透過 α 控制文件中的主題分布 (θ)，透過 β 控制主題中的文字分布 (φ)。



資料來源：Latent Dirichlet allocation - Wikipedia

圖 2-5 LDA 貝氏網路結構

在進行 LDA 主題模型時，參數的決定是影響結果好壞的重要因素。較大的 α 值將導致文件中的主題分佈過於粗糙，較大的 β 則會導致主題中的文字分佈過於粗糙。根據經驗法則， $\alpha = 50/k$ 、 $\beta = 0.1$ 可以得到較佳的分類結果 (Griffiths & Steyvers, 2004)。除此之外，主題的數量 k 也是影響主題模型的重要因素，通常是計算 Perplexity 值來判斷，Perplexity 值是用來衡量機率分佈的好壞，較小的值表示主題的品質較佳。但是在 Chang, Boyd-Graber, Gerrish, Wang, and Blei (2009) 研究中反而發現，過小的 Perplexity 值可能導致無法在語意上解讀的主題，因此主題模型的參數設定仍需要根據不同的狀況進行判斷與修正。

過去有學者將主題的概念帶入評論分析中，Liang, Li, Yang, and Wang (2015) 在進行情感分析時，分為產品品質 (Product Quality) 與服務品質 (Service Quality) 兩的主題，發現兩種主題下的情感皆會影響到手機應用程式的銷售，並顯示透過主題劃分能夠更仔細的衡量情感效果；Chen et al. (2016) 則在分析評論幫助性時，

透過產品相關特性作為主題以衡量評論廣度。主題的分類除了以產品特性劃分外，也可以透過 LDA 以統計的方式進行劃分。Hwang et al. (2015) 結合 LDA 與情感分析建立分類器，以判斷評論是否值得關注；Mankad et al. (2016) 則是透過 LDA 主題計算評論的深度與廣度，探討深廣度對於旅館評等的影響；Palese and Piccoli (2016) 也是透過 LDA 計算出評論的深度與廣度，探討對於服務品質的影響。

透過上述文獻的回顧，可以理解在評論主題的分類上，傳統作法是依照產品特性劃分，但需要事先定義主題的類別。近年來有許多學者將 LDA 主題模型帶入評論的分析當中，根據詞彙出現的頻率以統計的方式劃分主題。本研究的中央路徑也將採用 LDA 主題模型，探討 Amazon 電子商務平台上，評論廣度對評論幫助性之影響。

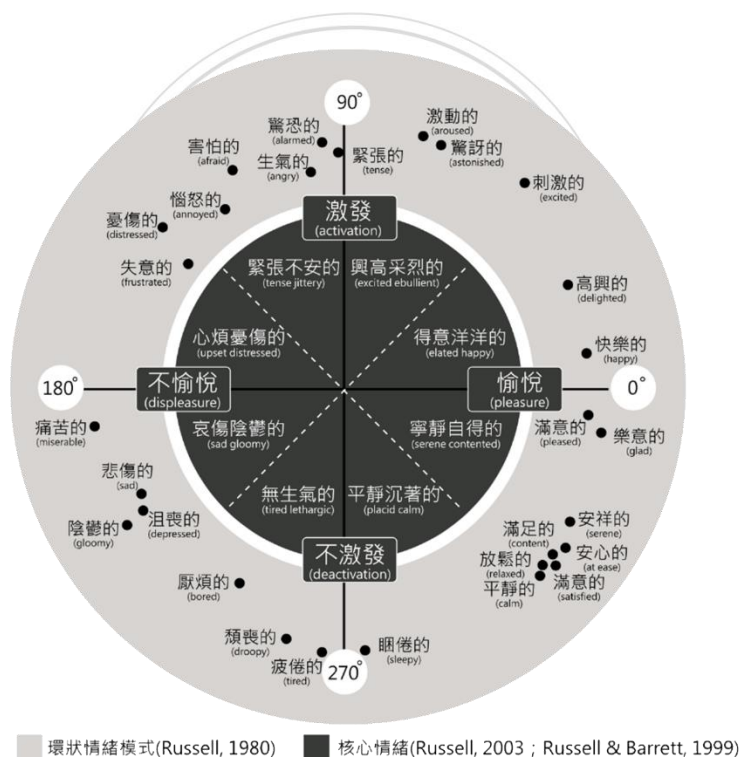
第五節 情感分析

情感分析 (Sentiment Analysis) 又稱為意見分析 (Opinion Analysis) 或意見探勘 (Opinion Mining)，其定義為「應用文字探勘技術從文字資料中進行情感或意見的偵測、萃取與分析，並找到發言者對於特定對象或主題所發表的情感、意見與態度」(Feldman, 2013; Pang & Lee, 2008)。情感分析主要可以分為兩大部分，首先是針對文本的內容進行文字探勘，找出字詞、語句、段落，甚至是整篇文章中所隱含的意見資訊。接著從這些字句中找出文本所隱含的意見傾向 (Polarity) 與意見強度 (Strength)。

情感分析中所分析的情感 (Affect)，是一個籠統概念，有時可以專指情緒 (Fox, 2008)。情緒 (Emotion) 是受到內部或外部刺激所產生的身心激動反應，影響著我們對事物的理解，人是生物當中情緒最為豐富的動物，因此情緒在我們日常生活中扮演十分重要的地位 (Pang & Lee, 2008)。

Mehrabian and Russell (1974) 針對人的情緒進行研究，提出了 PAD 情緒構面 (Pleasure-Arousal-Dominance Emotional State Model)，指出人的情緒可分為愉快

(Pleasure)、喚起 (Arousal) 和支配 (Dominance)。後來 Russell (1980) 認為，愉快與喚醒才是情緒的主效果，因此衍伸出環狀情緒模型 (Circumplex Model)，任何的情緒皆能夠透過這兩個維度衡量 (Russell, 1980)，並且表示在一個環狀的平面上。其中的愉快便是情感分析中常見的正負向情感，又稱為情緒效價 (Valence)，衡量方式為愉悅-不愉悅 (Pleasure-Displeasure)，例如快樂的相對於痛苦的；而情緒喚起度指的則是情緒的激動程度，是我們對於該文字在生理或心理上所引發的反應程度，當人們受到外界刺激被喚起後，將會活化我們的自律神經，進而促進社群中的傳播行為。衡量方式為激發-不激發 (Activation-Deactivation)，例如激動的相對於平靜的。如圖 2-6 所示。



資料來源：王韋堯 et al. (2012)

圖 2-6 Russell 等人情緒維度座標圖

人在評論過程中所帶有的正向或負向情感，將影響閱讀者的感受，因為帶有情緒的評論較能傳達自身經驗 (Mousavizadeh et al., 2015)。Rozin and Royzman (2001) 指出社會中存在負向偏誤，人們對於負面的資訊感受較深，認為負面訊息較正面或是中立的訊息有用，因為人在評斷某人或某物的好壞時，傾向給予正面

的評價 (Skowronski & Carlston, 1989)。

本研究將過去探討評論幫助性時納入情感的研究作整理，如表 2-3 所示。許多學者針對評論的內容進行情感分析時，皆是針對情緒效價的部分做衡量。Baek et al. (2012) 根據社會中存在的負向偏誤現象，計算評論中的負面詞彙比例，發現負面詞彙較高之評論的幫助性較高。Siering and Muntermann (2013) 的研究結果則顯示，根據產品類型的不同，經驗品的負向評論幫助性較高，搜尋品則是正向評論獲得的幫助性較高。Mousavizadeh et al. (2015) 同樣也針對評論中的情感進行分析，研究結果顯示無論含有正向或負向的評論較情感中立的評論有幫助，因為帶有情感的評論較能夠傳達評論者的真實經驗。

然而在 Salehan and Kim (2016) 的研究則指出，帶有情緒的內容被認為較不理性，因此所獲得的幫助性票數較低。Chung et al. (2017) 針對旅館的線上評論幫助性分析，則發現負面詞彙較多的評論被認為有幫助的可能性較低，其中可能的因素是旅館服務是無形的，因此消費者傾向以客觀的角度去理解評論，因此情感效果便不是主要影響因素。根據以上整理，評論幫助性的情感分析主要都針對正負情緒效價，對於正負情緒與評論幫助性的影響說法也眾說紛紜。

表 2-3 過往情感分析研究整理

作者 (年份)	情緒效價	情緒喚起度
Baek et al. (2012)	V	
Siering and Muntermann (2013)	V	
D. Yin et al. (2014)		V
G. Yin, Q. Zhang, et al. (2014)	V	V
Mousavizadeh et al. (2015)	V	
Chen et al. (2016)	V	
Kuan, Smith, Liu, and Poon (2016)		V
Salehan and Kim (2016)	V	
Chung et al. (2017)	V	
本研究 (2017)	V	V

過往對評論幫助性的情感分析中，忽略了情緒喚起度的影響。根據環狀情緒模型 (Russell, 1980)，人的情緒皆可以透過愉快與喚起兩個維度衡量。Berger (2011) 在社群資訊傳播的研究中發現，含有情緒喚起度的訊息能夠引發社群中的同感，這類的訊息較能夠有效率的在社群中傳播。Berger and Milkman (2012) 研究也同樣發現，具有情緒喚起度的文字能夠提升傳播效果，並進一步指出高情緒喚起度的評論相較於低情緒喚起度的評論更能提升傳播效果。

情緒喚起度相關的評論研究中，D. Yin et al. (2014) 針對負面評論進行分析，以 Anger 與 Anxiety 兩面向來衡量情感，發現低情緒喚起度的評論對幫助性的正向影響較大；G. Yin, Q. Zhang, et al. (2014) 同時納入情緒效價與情緒喚起度，指出無論是情緒效價或是情緒喚起度，皆能夠提升評論的幫助性，但是過於負面且情緒喚起度高的文字反而會降低該篇評論的幫助性，這類的評論被認為是單純抒發情緒的非理性行為；Kuan et al. (2016) 利用腦電圖來了解，情緒喚起度對於網路評論的認知幫助性影響，其研究結果也指出具有情緒喚起度的評論能夠提升知覺幫助性。

Lee, Narayanan, and Pieraccini (2002) 研究指出，人在溝通時會傾向使用某些特定詞彙來表達情緒，在生活中無形建立了詞彙與情緒之間的關聯。因此在進行情感分析時，通常會採用預先定義好的情緒字典 (Lexicon) 來判斷文本中的情感傾向 (M. Hu & Liu, 2004)。

Bradley and Lang (1999) 針對 PAD 情緒構面 (Mehrabian & Russell, 1974)，發展出 ANEW 字典 (Affective Norms for English Words)。利用過去研究約參考過去研究約 1,034 字 (Bellezza, Greenwald, & Banaji, 1986; Mehrabian & Russell, 1974)，讓 8 到 25 人組成的小團體逐一評定每字的愉悅、喚起與支配程度。後來 Warriner, Kuperman, and Brysbaert (2013) 延伸 ANEW 字典，並加入 Kuperman, Stadthagen-Gonzalez, and Brysbaert (2012) 與 Brysbaert, New, and Keuleers (2012)

研究中的字，透過 Amazon Mechanical Turk 進行群眾外包，讓美國居民隨機分配，針對每一個字進行評分，共包含有 13,915 個英文字詞。

本研究周邊路徑將參考過往學者，同時納入情緒效價與情緒喚起度 (G. Yin, Q. Zhang, et al., 2014)，並透過 Warriner et al. (2013) 所設計的情緒字典，對 Amazon 電子商務平台上的平板電腦資料進行情感分析。



第三章 研究架構與假說

第一節 研究架構

本研究架構依據推敲可能性模式，將電子商務平台的評論要素分為「中央線索」與「周邊線索」以設計獨立變數，中央路徑的線索包含「評論長度」、「評論廣度」與「評論可讀性」；周邊路徑的線索包含情感要素與評論來源可信度，情感要素參考環狀情緒模型 (Russell, 1980)，將情感分為「情緒效價」與「情緒喚起度」，其中情緒效價更細分為「情緒效價強度」與「情緒效價傾向」，來源可信度則是以「評論者排名」作為衡量指標。依變數為「評論幫助性」，並加入過去研究評論常探討的「評論壽命」、「評論評分」與「產品品牌」做為控制變數，研究架構及假說如圖 3-1 所示。

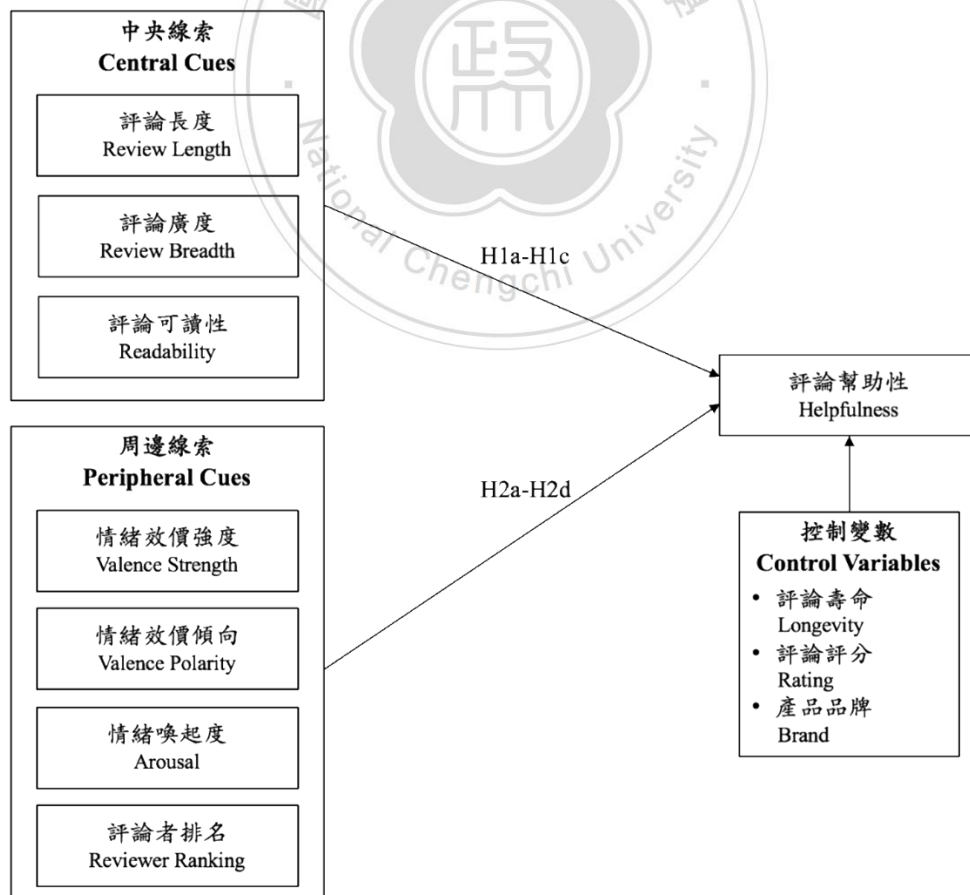


圖 3-1 本研究之研究架構

第二節 研究假說

本研究依據文獻探討，針對中央及周邊線索提出 2 大假說，假說如圖 3-1 所示，「中央線索」對於評論幫助性的影響為 H1a 至 H1c；「周邊線索」對於評論幫助性的影響為 H2a 至 H2d。

當消費者具備高涉入度時，會傾向以中央路徑進行思考，著重於產品相關資訊來進行評估，論點品質較高的評論更能仔細描述欲傳達之內容 (Petty et al., 1981)。在分析評論文本所具備的論點時，如同分析我們所說的話一樣，可從評論的深度、廣度以及理解難易度來進行了解。

本研究中，「評論深度」指的是評論者撰寫評論時所花費的篇幅大小，也就是所謂的「評論長度」，過去有許多研究將評論長度視為論點品質的衡量標準 (Baek et al., 2012; G. Yin, L. Wei, et al., 2014; Zhu et al., 2014)，篇幅較長的評論能涵蓋較完整的資訊，可包含較高的有效資訊與論點品質，能幫助中央路徑消費者進行決策，故評論長度將正向影響評論幫助性。對此本研究提出以下假說：

H1a：評論長度與評論幫助性呈現正相關。

除了評論長度外，評論內容的廣度也是影響幫助性之要素。每位消費者的觀點不同，人們傾向於相信自己既有認知的事物，如同另一個與推敲可能性模式相似的捷思—系統模式 (Heuristic-Systematic Model) 理論中的防衛動機 (Defense Motivation)。Dong et al. (2012) 指出抽象的主題比起散落在文中的字詞更容易傳達資訊，因此本研究納入 LDA 主題分析來衡量評論的廣度。評論廣度越廣時，越容易包含消費者既有的認知內容，當評論內文與自身的認知一致時，將會提高消費者對於該評論的認同感，因此評論的廣度將正向影響評論幫助性。對此本研究提出以下假說：

H1b：評論主題的廣度與評論幫助性呈現正相關。

當我們在傳達訊息的時候，會盡量使用受眾理解的表達方式，確保資訊可以確實傳遞。撰寫評論也是一種表達的過程，大多評論內容是有幫助的，卻往往因為用詞艱澀或是書寫不當而降低消費者所認知到的幫助性。過去許多學者納入「評論可讀性」於相關研究中 (Mousavizadeh et al., 2015; G. Yin, L. Wei, et al., 2014; Zhu et al., 2014)，透過評論用字的音節、詞頻、句長等指標來計算出評論可讀性，證實除了評論的深度與廣度外，評論可讀性也將正向影響評論幫助性。對此本研究提出以下假說：

H1c：評論可讀性與評論幫助性呈現正相關。

相較於中央路徑，當消費者對於產品涉入度較低時，將傾向以周邊路徑進行思考，容易注意到與產品無直接關聯的周邊線索，閱讀評論時會受到評論者的情感以及評論者的排名所影響。

過去在研究情感時主要針對情緒效價來進行探討，在相關研究中，Berger and Milkman (2012) 指出，評論所帶的正向情感會促進社群中的資訊傳播，因此評論中的正向情感將有助於幫助性的提升；而 Rozin and Royzman (2001) 指出社會中存在負向偏誤，人們對負向訊息有較深刻的印象，因此負向情感有助於幫助性的提升 (D. Yin et al., 2014)。

綜觀以上，情緒效價與評論幫助性方面的研究眾說紛紜。整體而言，評論是濃縮真實的經驗，因此無論是正向或是負向情感，整體情緒效價強度較高的評論較能夠引起消費者的共鳴，皆有助於評論幫助性的提升；而根據負向偏誤，人們在社群中會傾向於說好話，帶有負面資訊的評論被視為說出心裡話，因此負面的訊息會比正面訊息被評估的較重，情緒效價傾向將負向影響評論幫助性，故本研究提出以下假說：

H2a：情緒效價強度與評論幫助性呈現正相關。

H2b：情緒效價傾向與評論幫助性呈現負相關。

根據 Russell (1980) 提出的環狀情緒模型，人的情緒主要由「情緒效價」與「情緒喚起度」組成，因此除了正負情緒效價外，情緒的喚起度也是情感的要素。部分學者在進行情感分析時，同時將兩要素納入 (Kuan et al., 2016; G. Yin, Q. Zhang, et al., 2014)。高喚起度的文字會激發我們的生理反應，當語句中含有侮辱、羞辱或冒犯的用字遣詞時，較能夠喚起同感、加強社群資訊傳播 (Berger, 2011)，其中高情緒喚起度的評論較低情緒喚起度更能提升傳播效果 (Berger & Milkman, 2012)，故情緒喚起度將正向影響評論幫助性。對此本研究提出以下假說：

H2c：情緒喚起度與評論幫助性呈現正相關。

推敲可能性模式中，來源可信度也是影響說服過程的重要因素，當消費者的涉入度較低時，會將評論者的專業度、可信度納入參考依據中，人們會傾向採納專業人士或是意見領袖的建議。在 Amazon.com 的市場中，將每一位使用者進行排名，排名越高的使用者容易被其他使用者視為意見領袖，進而採納他們所提供的意見，排名越高的使用者發表的評論容易被視為有幫助，因此評論者排行會正向影響評論幫助性。故本研究提出以下假說：

H2d：評論者排名與評論幫助性呈現正相關。

第四章 研究方法與資料

第一節 次級資料分析

次級資料分析 (Secondary Analysis) 是透過他人整理的資料進行分析與研究。這些整理過的第二手資料的名稱、型態與數值皆十分清楚，因此可以省去自行蒐集的過程，讓我們可以更快速、更容易取得所需的分析資料，降低研究所需的成本。相較於自行蒐集資料，次級資料能夠打破時間的限制，取得過往資料進行分析或是進行時間序列分析。

其缺點為，他人整理的資料並非針對自身研究所設計，因此在資料的適切性上可能會有不足、難以驗證其正確性。也因為資料為事先蒐集好，其型態與格式已經固定，在研究應用上較缺乏彈性。但是相較於自行蒐集資料，透過次級資料進行分析的成本較低，故仍有許多學者利用次級資料進行研究分析。

本研究目的在研究評論幫助性的影響因素，需要取得大量電子商務平台上的評論資料，並且針對不同品牌與型號進行蒐集，因此本研究採用次級資料研究方法，採用 Wang et al. (2013) 的資料集來進行本研究之分析。

第二節 資料來源與變數說明

有鑑於許多學者提出了模型與假說後，難以找到可靠、具代表性的資料來驗證，因此 Wang et al. (2013) 透過網頁爬蟲程式抓取 Amazon.com 平台上，從 2012 年 1 月起，連續 24 週內平板電腦市場的相關資料，共包含 40,741 筆評論資料供相關研究使用。此資料集包含結構化的產品、評論相關資料以及非結構化的評論資料，其中包含「產品市場動態」、「產品基本資訊」、「產品評論」以及「評論者資訊」四大部分。本研究主要透過文字探勘技術發掘評論內容與幫助性之關聯，因此採用其中產品評論的部分作為研究資料。本研究之變數敘述如表 4-1 所示。

表 4-1 本研究之變數說明

變數敘述	變數	說明
依變數	評論幫助性 Helpfulness	每篇評論所得到的幫助性票數
	評論長度 Review Length	每篇評論所包含的字數
中央線索 (論點品質)	評論廣度 Review Breadth	透過 LDA 主題模型計算出評論所涵蓋的主題數量
	評論可讀性 Readability	透過 Flesch Reading Ease 計算出的評論可讀性
	情緒效價強度 Valence Strength	每篇評論的整體情感強度
周邊線索 (情感、可信度)	情緒效價傾向 Valence Polarity	每篇評論的整體正負情感傾向
	情感情緒喚起度 Arousal	每篇評論出現的高喚起詞
	評論者排名 Reviewer Ranking	評論者在 Amazon.com 上的排名
	評論壽命 Longevity	從評論張貼到資料最終爬取日期之間的差異
控制變數	評論評分 Rating	每篇評論附帶的評分，為 1 到 5 分
	產品品牌 Brand	評論產品的品牌

第三節 資料處理

一、 前處理

本研究針對 Amazon.com 之評論資料進行文字探勘，原始資料中共包含 40,741 筆英文評論，因此在進行情感分析與 LDA 主題分析前，會先針對文字資料進行前處理，其步驟包含轉換為小寫、移除停用詞 (Stop Words)、移除標點符號、移除數字、英文去字尾 (Stemming) 及消除多餘的空白。範例如圖 4-1 所示。

原始	[1] "I was initially intrigued by this technology, and eagerly awaited shipping products. But I was dismayed when I saw the prices. For not much more than the \$800 of this 10.4" display, you can get a low-end laptop with a 14" screen and WiFi that suffers from none of the limitations of a Smart Display: - Sync with desktop? Accessing files and printers is what's most important; it's plenty easy to share stuff from your desktop PC and access it wirelessly. - Surf the web just as easily - Watch full-motion video - Enter text with a regular keyboard, not hunting and pecking on the screen - Read and write CD-ROMs"
小寫	[1] "i was initially intrigued by this technology, and eagerly awaited shipping products. but i was dismayed when i saw the prices. for not much more than the \$800 of this 10.4" display, you can get a low-end laptop with a 14" screen and wifi that suffers from none of the limitations of a smart display: - sync with desktop? accessing files and printers is what's most important; it's plenty easy to share stuff from your desktop pc and access it wirelessly. - surf the web just as easily - watch full-motion video - enter text with a regular keyboard, not hunting and pecking on the screen - read and write cd-roms"
停用詞	[1] " initially intrigued technology, eagerly awaited shipping products. dismayed saw prices. much \$800 10.4" display, can get lowend laptop 14" screen wifi suffers none limitations smart display: - sync desktop? accessing files printers important; plenty easy share stuff desktop pc access wirelessly surf web just easily watch fullmotion video enter text regular keyboard, hunting pecking screen - read write cd-roms"
標點	[1] " initially intrigued technology eagerly awaited shipping products dismayed saw prices much 80 0 104 display can get lowend laptop 14 screen wifi suffers none limitations smart display sync desktop accessing files printers important plenty easy share stuff desktop pc access wirelessly surf web just easily watch fullmotion video enter text regular keyboard hunting pecking screen read write cdroms"
數字	[1] " initially intrigued technology eagerly awaited shipping products dismayed saw prices much display can get lowend laptop screen wifi suffers none limitations smart display sync desktop accessing files printers important plenty easy share stuff desktop pc access wirelessly surf web just easily watch fullmotion video enter text regular keyboard hunting pecking screen read write cdroms"
字尾	[1] " initi intrigu technolog eager await ship product dismay saw price much display can get lowend laptop screen wifi suffer none limit smart display sync desktop access file printer import plenty easi share stuff desktop pc access wireless surf web just easili watch fullmot video enter text regular keyboard hunt peck screen read write cdrom"
最終	[1] " initi intrigu technolog eager await ship product dismay saw price much display can get lowend laptop screen wifi suffer none limit smart display sync desktop access file printer import plenty easi share stuff desktop pc access wireless surf web just easili watch fullmot video enter text regular keyboard hunt peck screen read write cdrom"

圖 4-1 文字前處理範例

由於資料集中的資料分散在不同的資料表中，因此資料前處理完畢並進行情感分析及 LDA 主題分析後，會將本研究所使用到的變數進行整合，並移除含有遺漏值 (Missing Value) 以及異常值的資料。整體步驟如圖 4-2 所示。

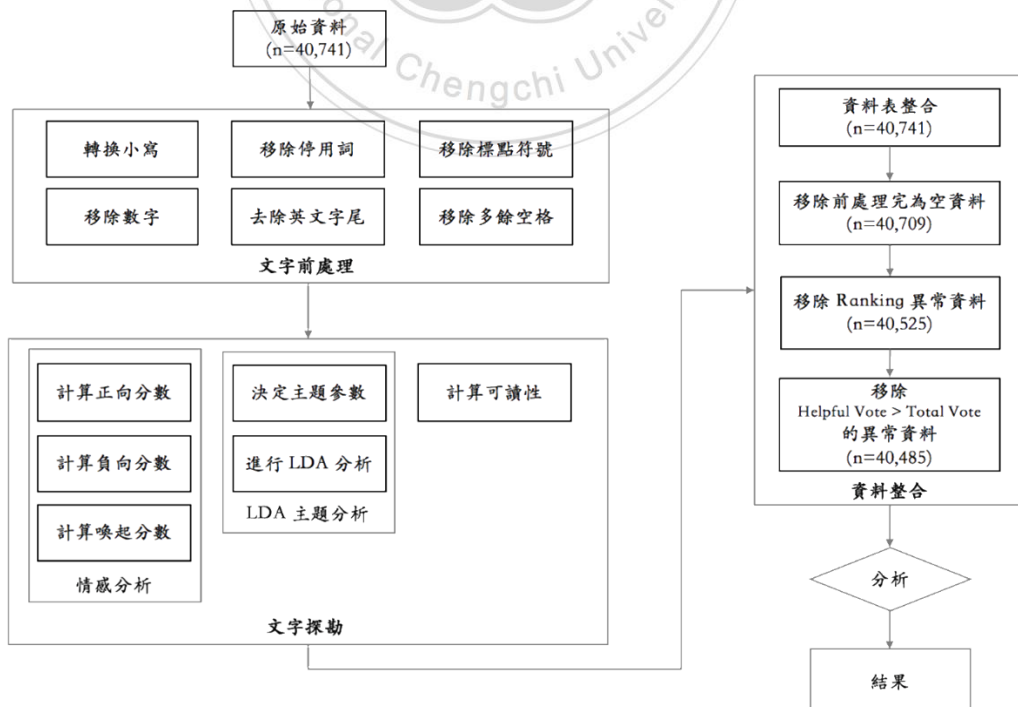


圖 4-2 資料處理流程

二、變數處理

(一)、依變數

本研究之依變數為評論幫助性，係指評論者張貼評論後，其他使用者對於該篇評論認為有幫助的投票數量。

(二)、中央線索

主要以論點品質相關的因素進行探討，評論廣度參考 (Mankad et al., 2016) 的研究，透過 LDA 分析出來的主題機率進行計算。根據不同主題數量 k 所計算出來的 Perplexity 值都十分相當，因此本研究根據所劃分的主題內容進行判斷，發現在主題數量為 4 時，可以將主題劃分為 (1) Android 平板使用者、(2) 應用平板於工作者、(3) iPad 使用者，以及 (4) Amazon 平板使用者，如圖 4-3 所示。故後續進行 LDA 主題分析時，將主題數量設為 4，並且根據經驗法則設定為 $\alpha = 50/k$ 、 $\beta = 0.1$ 。



圖 4-3 主題為 4 之 LDA 主題模型出現機率前十名之字詞

1. 評論長度 ($Length_i$)：每評論中所出現的字詞數加總即為評論長度。
2. 評論廣度 ($Breadth_i$)：判斷第 i 篇評論的第 k 個主題出現之機率 $P(topic_k|review_i)$ 是否有超過整體機率的中位數 (若有超過則視為 1)，並將其加總而得評論廣度。詳細公式如下所示：

$$Breadth_i = \sum_{k=1}^4 Ind(P(topic_k|review_i) > median(P(topic|review)))$$

where $Ind()$ is an indicator function $\begin{cases} true = 1 \\ false = 0 \end{cases}$

3. 評論可讀性 ($Readability_i$)：本研究採用之可讀性計算方式為 Flesch Reading Ease，是由 Flesch (1948) 所提出，分數越高表示評論可讀性越高。詳細計算公式如下：

$$Reading\ Ease = 206.835 - 1.015 \left(\frac{total\ words}{total\ sentences} \right) - 84.6 \left(\frac{total\ syllables}{total\ words} \right)$$

(三)、周邊線索

延伸過去針對評論的情感研究，利用 Warriner et al. (2013) 所設計包含 13,915 個英文字詞的英文字典，該字典中每字分別有 1 至 9 分的情緒效價與情緒喚起度分數，本研究以 5 作為切分，將字典拆分為正向、負向以及高喚起度三個子字典進行情感分析，字典中的字出現一次則加計一分，其中高喚起度詞庫中同時包含了正向與負向詞。

表 4-2 切割後的情緒字典

類型	字典	字數	範例
情緒效價	正向詞 (Positive)	7,761	happy, fun, enjoyment, ...
	負向詞 (Negative)	5,945	racism, die, abuse, ...
	中立詞 (Neutral)	209	
	原字典 (Total)	13,915	
情緒喚起度	高喚起度 (Arousal)	2,535	insanity, gun, sex, ...

1. 情緒效價強度 ($ValenceStrength_i$): 不管正負情感傾向, 將正負向情感相加, 以計算該篇評論的整體情感強度比例。計算公式如下:

$$ValenceStrength_i = \frac{PositiveSentiment_i + NegativeSentiment_i}{Length_i}$$

2. 情緒效價傾向 ($ValencePolarity_i$): 參考 Salehan and Kim (2016) 所提出的計算方式, 將每一篇評論的正負向分數相減, 以判斷該篇評論整體的正負傾向比例。公式如下:

$$ValencePolarity_i = \frac{PositiveSentiment_i - NegativeSentiment_i}{Length_i}$$

3. 情緒喚起度 ($Arousal_i$): 該篇評論出現高喚起詞的次數加總佔整篇文章比例。計算公式如下:

$$Arousal_i = \frac{HighArousal_i}{Length_i}$$

4. 評論者排名 ($Ranking_i$): 發表該篇評論的評論者在 Amazon.com 上面的排名。

(四)、控制變數

1. 評論壽命: 本研究採用之資料集包含從 2012/02/01 起算 24 週的評論資料, 因此計算所有評論張貼日期到最後一天爬取日期後一天 (2012/07/12) 之間的差, 作為該篇評論的壽命。
2. 評論評分: 每位評論者在張貼評論時, 可以同時給予該產品 1 至 5 分的評分。
3. 產品品牌: 每篇評論所針對的產品不同, 每個產品所屬的品牌也不同, 本研究透過文字探勘擷取出每項產品的品牌, 並透過人工方式辨別與整理, 各品牌與數量如表 4-3 所示, 表 4-4 為各變數之敘述性統計, 表 4-5 則是變數間的相關係數矩陣。

表 4-3 資料集所包含的品牌與數量

Acer	Apple	Archos	ASUS	Blackberry	CobyKyros	Dell	Else
1,887	19,860	1,393	872	100	656	187	171
Gome	HP	Kidle	LePan	Lenovo	MOTOROLA	Pandigital	Samsung
565	409	10,105	91	541	114	208	447
Toshiba	VelocityMicro	ViewSonic	Others				
510	708	192	1,469				

表 4-4 本研究變數之敘述性統計 (n = 40,485)

變數	平均數	標準差	最小值	最大值
Helpfulness	4.91	24.29	0.00	950.00
Length	88.15	114.40	4.00	2925.00
Breadth	2.00	0.66	1.00	4.00
Readability	78.97	13.90	-375.20	116.90
Valence Strength	0.54	0.13	-0.40	1.00
Valence Polarity	0.76	0.09	0.00	1.00
Arousal	0.10	0.06	0.00	0.75
Ranking	5192000.00	5285042.81	3.00	15670000.00
Longevity	226.80	163.15	1.00	3173.00
Rating	3.80	1.45	1.00	5.00

表 4-5 本研究變數之相關係數矩陣

變數	01	02	03	04	05	06	07	08	09
01. Helpfulness									
02. Length	0.24***								
03. Breadth	0.00	-0.02***							
04. Readability	-0.03***	-0.14***	0.02**						
05. Polarity	-0.02***	-0.07***	-0.01*	0.08***					
06. Strength	-0.02***	-0.06***	-0.04***	0.07***	0.47***				
07. Arousal	-0.05***	-0.16***	-0.06***	0.12***	0.13***	0.25***			
08. Ranking	-0.1***	-0.24***	0.03***	0.00	-0.08***	-0.02***	0.00		
09. Longevity	0.13***	0.14***	0.01	-0.07***	-0.05***	-0.09***	-0.13***	-0.01	
10. Rating	-0.01**	0.00	0.02*	0.07***	0.3***	0.02*	0.21***	-0.28***	-0.06***

*** if $p < 0.001$; ** if $p < 0.01$; * if $p < 0.05$

三、 變數範例

為驗證本研究資料處理之正確性，以下將從評論資料集挑選一筆評論進行相關變數的計算，以下表 4-6 為範例資料。

表 4-6 範例資料

Review_ID	R2XPREU1P161U7
Review_date	6/8/2012
Reviewer_ID	A1003B1Y8XJJ0C
Reviewer_ranking	977,759
Rating	4
Content	My Dad was happy to receive this item as a gift. It was a good deal, for the money. It was shipped promptly, and received in great condition.
Helpful_votes_week24	2

由於評論的可讀性是根據撰寫人本身的風格來進行分析，因此計算時將利用原始評論內容來計算，不事先進行文字的前處理，並且透過 R 語言中 koRpus 套件所提供的函數計算 Flesch Reading Ease 值，計算出可讀性分數為 91.61。

計算其他的文字指標時，主要是分析撰寫內容的好壞，因此計算其他文字相關指標時，會先進行文字前處理，處理後的文字與變數計算如表 4-7 所示。

表 4-7 處理後評論資料與變數

" <i>dad happy</i> <i>receiv</i> <i>item</i> <i>gift</i> <i>good</i> <i>deal</i> <i>money</i> <i>ship</i> <i>prompt</i> <i>receiv</i> <i>great</i> <i>condit</i> "	
	<i>1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13</i>
Length	13
Breadth	LDA 主題數量為 4 所計算出來的機率分別為 0.236, 0.274 , 0.255 , 0.236，整體中位數為 0.245，因此主題廣度為 2。
Positive	紅色部分為字典的正向字詞，共計 12 字 (1~12)
Negative	藍色部分為字典的負向字詞，共計 1 字 (13)
Arousal	粗體部分為字典的高喚起度字詞，共計 2 字 (2、8)
Polarity	$(12-1) / 13 = 0.846$
Sentiment	$(12+1) / 13 = 1$

第四節 分析模型

本研究之依變數為評論幫助性，透過評論所得到之幫助性投票作為衡量，資料的分布如圖 4-4 所示，評論幫助性之資料為非負的計數型離散整數資料，在研究前有事先進行 k-s 檢定，檢定結果顯示為不符合常態分配 ($p\text{-value} < 0.001$)。由於有大量的評論幫助性為 0，故不適合透過 log 將其轉為常態分佈。

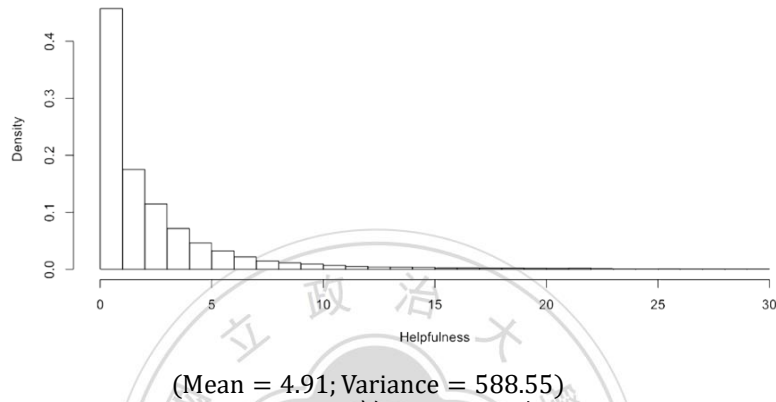


圖 4-4 評論幫助性之分布

針對計數型資料較常使用的迴歸模型為卜瓦松迴歸模型 (Poisson Regression Model)，但是基於卜瓦松分配的特性，必須符合「資料的平均數等於變異數」。在本研究所採用的評論資料中，將近 20% 的評論沒有得到幫助性投票，屬於過度離散 (over-dispersion) 資料，資料的變異數大於平均數，若採用卜瓦松迴歸模型可能會低估變異數大於平均數的狀況。基於此特性本研究後續將採用負二項迴歸模型 (Negative Binomial Regression Model) 來進行分析，以處理評論資料過度離散的問題。實際進行卜瓦松與負二項迴歸的模型 AIC 後，證實採用負二項的配適度遠優於卜瓦松 ($AIC_{NegativeBinomial} = 191,065 < AIC_{Poisson} = 500,543$)。本研究之迴歸模型公式如下：

$$\begin{aligned} E(\text{Helpfulness}_i | \mathbf{X}_i) = & \exp(\alpha + \beta_1 \log(\text{Length})_i + \beta_2 \text{Breadth}_i + \beta_3 \text{Readability}_i \\ & + \gamma_1 \text{ValenceStrength}_i + \gamma_2 \text{ValencePolarity}_i + \gamma_3 \text{Arousal}_i \\ & + \gamma_4 \log(\text{Ranking})_i + \delta_1 \text{Longevity}_i + \delta_{2\sim 5} \text{Rating}_i \\ & + \delta_{6\sim 24} \text{Brand}_i) \end{aligned}$$

在上述模型中， i 表示每篇獨立的評論， $i = 1, 2, 3 \dots 40,485$ ， α 代表截距項； $\beta_1 \sim \beta_3$ 為中央線索之獨立變數係數，包含評論長度、評論廣度以及評論可讀性； $\gamma_1 \sim \gamma_4$ 為周邊線索之獨立變數係數，包括情緒效價強度、情緒效價傾向、情緒喚起度以及評論者排名； $\delta_1 \sim \delta_{24}$ 則為控制變數，其中 $\delta_{2 \sim 5}$ 為 1~5 的評分之虛擬變數， $\delta_{6 \sim 24}$ 為 20 種不同的品牌的虛擬變數。

本模型採用 R 語言進行估計，由於評論長度呈現右偏分布，以及評論者排名規模過大，因此在進行迴歸分析時將事先針對此兩變數做 log 轉換，控制變數中的產品品牌與評分則採用類別變數的方式處理，並透過 R 語言中 MASS 套件所提供的負二項迴歸進行分析。



第五章 研究結果

第一節 分析結果

本研究使用 R 語言評估消費者閱讀評論時，中央與周邊路徑的相關要素對於消費者認知的評論幫助性之影響，分析結果於表 5-1。表 5-1 中估計的數值是迴歸的模型係數，括弧內的值為標準誤。Model 1 是僅包含中央及周邊線索的模型，Model 2 ~ 4 則是逐漸加入控制變數後的模型，其中 Model 4 為最終模型，包含所有控制變數。

表 5-1 分析結果

Cues	Variables	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
中央線索 Central Cues	β_1 : log(Length)	0.578*** (0.008)	0.505*** (0.007)	0.526*** (0.007)	0.522*** (0.007)
	β_2 : Breadth	0.037*** (0.01)	0.035*** (0.01)	0.051*** (0.009)	0.05*** (0.009)
	β_3 : Readability	0.002** (0.00)	0.003*** (0.00)	0.003*** (0.00)	0.003*** (0.00)
周邊線索 Peripheral Cues	γ_1 : Valence Strength	-0.133 (0.087)	0.193* (0.085)	-0.127 (0.086)	-0.06 (0.087)
	γ_2 : Valence Polarity	-0.611*** (0.058)	-0.561*** (0.056)	-0.136* (0.059)	-0.165** (0.059)
	γ_3 : Arousal	-0.712*** (0.118)	-0.033 (0.114)	0.274* (0.115)	0.361** (0.119)
	γ_4 : log(Ranking)	-0.162*** (0.003)	-0.16*** (0.003)	-0.173*** (0.003)	-0.173*** (0.003)
控制變數 Control Variables	δ_1 : Longevity		0.003*** (0.00)	0.002*** (0.00)	0.003*** (0.00)
	δ_2 : Rating = 2			-0.425*** (0.027)	-0.42*** (0.027)
	δ_3 : Rating = 3			-0.51*** (0.026)	-0.5*** (0.026)
	δ_4 : Rating = 4			-0.68*** (0.022)	-0.67*** (0.022)
	δ_5 : Rating = 5			-0.439*** (0.02)	-0.431*** (0.02)
	$\delta_6 \sim \delta_{24}$: Brand				Included
AIC		191,065	187,052	186,064	185,761
Pseudo-R ²		0.316	0.382	0.398	0.403

Standard errors are given in parentheses.

*** if $p < 0.001$; ** if $p < 0.01$; * if $p < 0.05$

一、 評論之中央線索

表 5-1 的評估結果中可以發現，中央路徑中的評論長度、評論廣度與評論可讀性對於幫助性的影響皆呈現顯著的正相關，並且這些效果不受到控制變數的影響，這意味著論點品質越高的評論被認為有幫助的可能性越大。以完整模型 Model 4 來看，評論長度 ($\beta_1 = 0.522$; p-value < 0.001)、評論廣度 ($\beta_2 = 0.05$; p-value < 0.001) 以及評論可讀性 ($\beta_3 = 0.003$; p-value < 0.001) 與評論幫助性皆呈現正顯著，因此中央路徑的相關假說 **H1a：評論長度與評論幫助性呈現正相關**、**H1b：評論主題的廣度與評論幫助性呈現正相關**以及 **H1c：評論可讀性與評論幫助性呈現正相關**皆獲得顯著支持。其中評論長度的影響效果是最大的，表示花較多篇幅著墨的評論最可能被認為有幫助；其次是評論廣度，消費者在閱讀評論時，除了會在意評論內容深度外，談論的內容是否廣泛也是很重要的一環；評論可讀性的顯著也證實，一則評論是否能夠讓人輕易讀懂也是影響消費者認知幫助性的重要關鍵。

二、 評論之周邊線索

周邊路徑的線索中情緒效價傾向與評論者排名效果不受到控制變數的影響，情緒效價強度與情緒喚起度的效果則會隨著控制變數的加入而改變。整體而言，在控制了評論壽命、評論評分以及評論產品的品牌後，在完整模型 Model 4 中，情緒效價傾向 ($\gamma_2 = -0.165$; p-value < 0.01) 與評論者排名 ($\gamma_4 = -0.173$; p-value < 0.001) 皆呈現顯著的負相關，表示負的情緒效價傾向會提升評論幫助性，消費者比較偏好批判性的負向評論，因此假說 **H2b：情緒效價傾向與評論幫助性呈現負相關**獲得顯著支持；由於評論者的排名是數字越小排名越高，這邊的負向影響表示評論者的排名越高將會提升消費者所認知的評論幫助性，故假說 **H2d：評論者排名與評論幫助性呈現正相關**獲得顯著支持。情緒喚起度 ($\gamma_3 = 0.361$; p-value < 0.01) 與評論幫助性呈現正相關，表示帶有含有喚起度內容的文字較能夠引消費

者對於評論的共鳴感，因此這類型的評論所得到的知覺幫助性較高，因此假說 H2c：情緒喚起度與評論幫助性呈現正相關獲得顯著支持。情緒效價強度 ($\gamma_1 = -0.06$; $p\text{-value} > 0.05$) 對評論幫助性沒有顯著相關，因此假說 H2a：情緒效價強度與評論幫助性呈現正相關並未獲得顯著的支持，這表示評論者的情緒強度對於消費者認知到的幫助性未必是有影響的，其可能原因為網路上的評論五花八門，其中包含具備良好聲譽的評論家以及湊熱鬧的網民，根據不同類型的評論者，消費者所在意的要素可能有所不同。

本研究所加入的控制變數皆與評論幫助性顯著相關，隨著控制變數的加入也會影響到中央與周邊線索的效果，表示可能存在調節效果。根據上述的分析結果，本研究的假說驗證結果可以整理成表 5-2，中央線索的假說 H1a、H1b 以及假說 H1c 皆成立。周邊線索的假說 H2b、H2c 以及 H2d 三個假說成立，而假說 H2a 並無顯著支持，因此嘗試做進一步的探討，了解是否存在其他會影響到評論線索的調節關係。

表 5-2 假說驗證結果

假說	成立與否
H1a 評論長度與評論幫助性呈現正相關	成立
H1b 評論主題的深度與評論幫助性呈現正相關	成立
H1c 評論可讀性與評論幫助性呈現正相關	成立
H2a 情緒效價強度與評論幫助性呈現正相關	不成立
H2b 情緒效價傾向與評論幫助性呈現負相關	成立
H2c 情緒高喚起度與評論幫助性呈現正相關	成立
H2d 評論者排名與評論幫助性呈現負相關	成立

第二節 進階探討及分析

一、不同來源可信度分析

從上述研究中看出，假說中周邊路徑的「情緒效價強度」線索對於評論幫助性並未顯著，根據 Peng et al. (2014) 研究指出，雖然評論情感會提升評論幫助性，但是評論的情感不盡然與評論長度一樣越多越好，其中來源的可信度會影響到閱讀者進行推敲之可能性，來源可信度較高的評論會被認為較可靠與準確，較容易讓消費者去仔細閱讀評論的內容，因此消費者在閱讀評論時，可能根據不同來源可信度之下，會在意不同的評論線索。

對此我們以來源可信度作為樣本切割的依據，本研究中來源可信度是以「評論者排名」作為衡量變數，為評論者在 Amazon.com 上面根據過去評論紀錄所得到的綜合排名，排名越高的使用者所撰寫的評論內容可信度較高。因此將 Wang et al. (2013) 資料集中的評論資料透過評論者排名進行分類。由於評論者排名前 20% 的變異較大，如圖 5-1 所示，故本研究將資料由原本 40,485 筆評論樣本切割為三群，分別為前段 20% (8,097 筆)、中段 40% (16,194 筆) 以及後段 40% (16,194 筆) 三個子資料集，並進行負二項迴歸分析。表 5-3 為子資料集的敘述性統計，表 5-4 為迴歸分析結果。

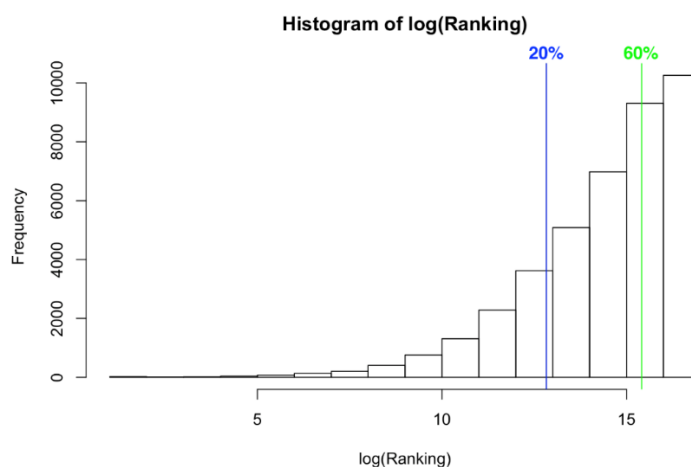


圖 5-1 評論者排名之分布圖

表 5-3 子資料集之敘述性統計

變數	前段				中段				後段			
	平均數	標準差	最小值	最大值	平均數	標準差	最小值	最大值	平均數	標準差	最小值	最大值
Helpfulness	11.86	49.74	0.00	950.00	4.19	13.51	0.00	598.00	2.16	4.74	0.00	276.00
Length	158.40	172.74	7.00	2005.00	85.16	99.76	5.00	1858.00	55.99	65.87	4.00	2925.00
Breadth	1.98	0.63	1.00	4.00	1.99	0.66	1.00	4.00	2.02	0.68	1.00	4.00
Readability	77.92	11.65	-209.80	112.90	79.34	13.20	-375.20	116.10	79.12	15.49	-312.40	116.90
Valence Strength	0.76	0.07	0.38	1.00	0.77	0.08	0.04	1.00	0.76	0.10	0.00	1.00
Valence Polarity	0.54	0.10	-0.08	1.00	0.55	0.13	-0.11	1.00	0.53	0.15	-0.40	1.00
Arousal	0.09	0.05	0.00	0.47	0.10	0.06	0.00	0.57	0.10	0.07	0.00	0.75
Ranking	129100.00	108468.73	3.00	371900.00	2033000.00	1326368.44	372400.00	4934000.00	10880000.00	3591025.73	4934000.00	15670000.00
Longevity	242.90	177.84	1.00	2807.00	217.50	153.36	1.00	3173.00	228.10	164.30	1.00	2946.00
Rating	4.01	1.27	1.00	5.00	4.05	1.31	1.00	5.00	3.45	1.58	1.00	5.00

表 5-4 依據評論者排名分類之分析結果

Cues	Coefficient	FULL	前段	中段	後段
	Sample Size	40,485	8,097	16,194	16,194
中央線索 Central Cues	β_1 : log(Length)	0.522*** (0.007)	0.668*** (0.018)	0.496*** (0.011)	0.371*** (0.011)
	β_2 : Breadth	0.05*** (0.009)	0.075** (0.024)	0.04** (0.014)	0.023 (0.013)
	β_3 : Readability	0.003*** (0.00)	0.005*** (0.001)	0.002** (0.001)	0.002** (0.001)
周邊線索 Peripheral Cues	γ_1 : Valence Strength	-0.06 (0.087)	-0.91*** (0.276)	-0.082 (0.134)	0.171 (0.107)
	γ_2 : Valence Polarity	-0.165** (0.059)	-0.232 (0.18)	0.104 (0.089)	-0.437*** (0.074)
	γ_3 : Arousal	0.361** (0.119)	0.691 (0.377)	0.583*** (0.173)	-0.136 (0.154)
	γ_4 : log(Ranking)	-0.173*** (0.003)	-0.09*** (0.009)	-0.163*** (0.012)	-0.095*** (0.028)
控制變數 Control Variables	δ_1 : Longevity	0.003*** (0.00)	0.003*** (0.00)	0.003*** (0.00)	0.002*** (0.00)
	δ_2 : Rating = 2	-0.42*** (0.027)	-0.533*** (0.077)	-0.595*** (0.045)	-0.285*** (0.033)
	δ_3 : Rating = 3	-0.5*** (0.026)	-0.779*** (0.071)	-0.505*** (0.041)	-0.451*** (0.033)
	δ_4 : Rating = 4	-0.67*** (0.022)	-0.722*** (0.063)	-0.759*** (0.035)	-0.755*** (0.031)
	δ_5 : Rating = 5	-0.431*** (0.02)	-0.609*** (0.06)	-0.483*** (0.032)	-0.414*** (0.027)
	$\delta_6 \sim \delta_{24}$: Brand	Included	Included	Included	Included
AIC	185,761	48,400	74,909	59,708	
Pseudo-R ²	0.403	0.349	0.319	0.222	

Standard errors are given in parentheses.

*** if $p < 0.001$; ** if $p < 0.01$; * if $p < 0.05$

根據表 5-4 的分析結果，我們可以先簡單將評論區分為「前段」（排名 Top 20% 的評論者）以及「中後段」（剩下排名 80% 的評論者）。中央路徑的線索中，前段評論者的評論長度 ($\beta_{1_top} = 0.668$; p-value < 0.001)、評論廣度 ($\beta_{2_top} = 0.075$; p-value < 0.01) 以及評論可讀性 ($\beta_{3_top} = 0.005$; p-value < 0.001) 皆高於中後段評論者，這表示隨著來源可信度的增加，消費者會更看重評論所要傳遞的內容，此時論點品質會是消費者主要在意的要素。

以評論者排名進行分類後，可以明顯看到周邊路徑的線索與原本模型 (Full Model) 之差異，前段評論者除了評論者排名 ($\gamma_{4_top} = -0.09$; p-value < 0.001) 的效果仍是顯著外，情緒效價傾向 ($\gamma_{2_top} = -0.232$; p-value > 0.05) 與情緒喚起度 ($\gamma_{3_top} = 0.691$; p-value > 0.05) 皆未達到統計顯著，甚至情緒效價強度 ($\gamma_{1_top} = -0.91$; p-value < 0.001) 由原本的不顯著轉為負顯著。由此可見，當評論為前段評論者所撰寫時，消費者較不會在意評論者在文章中所帶有的情感成分，情感含量較高的評論反而會降低消費者所認知到的幫助性。

整體而言，中後段評論者與前段評論者的結果相反，無論評論長度 ($\beta_{1_mid} = 0.496$; p-value < 0.001; $\beta_{1_btm} = 0.371$; p-value < 0.001)、評論廣度 ($\beta_{2_mid} = 0.04$; p-value < 0.01; $\beta_{2_btm} = 0.023$; p-value > 0.05) 或是評論可讀性 ($\beta_{3_mid} = 0.002$; p-value < 0.01; $\beta_{3_btm} = 0.002$; p-value < 0.01)，皆可以看出中後段評論者的中央路徑線索雖然扮演一定程度的重要性，但對幫助性的影響強度較前段評論者弱，其中評論廣度的效果甚至在後段的評論者中是不顯著的。

中後段評論者反而會受到周邊線索的影響，評論者排名 ($\gamma_{4_mid} = -0.163$; p-value < 0.001; $\gamma_{4_btm} = -0.095$; p-value < 0.001) 仍是會影響評論幫助性的要素。如果將中後段評論者再細分為中段與後段來看的話，可以發現，雖然兩者都會受到周邊情感線索的影響，但是相較於後段評論者 ($\gamma_{3_btm} = -0.136$; p-value > 0.05)，中段評論者在情感方面是受到情緒喚起度的影響 ($\gamma_{3_mid} = 0.583$; p-value < 0.001)，

代表排名中段的評論者在撰寫評論時，應多加利用高喚起的文字以引發共鳴。

在三群評論者中，消費者較不重視後段評論者所要傳達的內容，反而會因為這些評論者的情緒強度而影響到消費者認知的幫助性。後段的評論者雖然在情緒效價強度未達顯著水準 ($\gamma_{1_btm} = 0.171$; $p\text{-value} > 0.05$)，但是情緒效價傾向 ($\gamma_{2_btm} = -0.437$; $p\text{-value} < 0.001$) 對評論幫助性呈現負顯著，表示負向偏誤的現象仍然存在於評論中，消費者對後段評論者期望看到情感強烈並具備批判性的評論，因此這類的評論被認為有幫助的可能性較高。

本研究之進階分析結果統整於表 5-5 中，從表中可以看出雖然整體而言中央路徑的線索對消費者的幫助性有顯著的影響，但隨著排名的降低，消費者轉而將注意力由論點品質相關的中央線索移動到與情感相關的周邊線索，甚至在後段的評論者中，評論廣度變得不顯著。

表 5-5 進階分析結果

Route	Variables	FULL	前段	中段	後段
中央路徑 Central Route	評論長度	+	+	+	+
	評論廣度	+	+	+	ns
	評論可讀性	+	+	+	+
周邊路徑 Peripheral Route	情緒效價強度	ns	-	ns	ns
	情緒效價傾向	-	ns	ns	-
	情緒喚起度	+	ns	+	ns
	評論者排名	-	-	-	-

ns: not significant at $\alpha = 0.05$ level

在周邊路徑，原本模型 (Full Model) 中除了情緒效價的強度未顯著外，情緒效價傾向與情緒喚起度皆會影響到評論幫助性。但是，切樣本後可以明顯看到，隨著排名高低的變化，較突出的前段評論者反而在評論時不應該帶有個人情感，當情感效價強度增加，反而會降低評論的幫助性，因此應該要加強評論的內容深廣度及可讀性；相較於前段評論者，中後段評論者則需要帶入個人情感，以增加評論的說服力。其中在中段與後段所著重的情感層面也有所不同，中段評論者受

到情感喚起度的影響，在撰寫評論時應加強能喚起消費者反應的字詞；後段的評論者則是應該使用帶有情感的批判性的評論字眼，較能夠提升評論幫助性。

二、 中央與周邊線索比較

除了透過中央與周邊各線索的顯著性來進行比較外，本研究也希望可以了解各線索對迴歸模型的貢獻程度，因此我們試著將各模型的 R^2 進行分解，了解各變數對於模型的貢獻程度高低，進而去比較中央與周邊線索對評論幫助性的影響重要性。

根據 Nimon and Oswald (2013) 的研究指出，一般我們在進行 R^2 分解時，過去常使用的方法為 Pratt Measure 分解法，但是當變數包含負值或是零的狀況下，可能會面臨抑制或共線性的問題，則需要進一步分析；然而透過 Relative Weights 分解法則可以避免上述問題的產生，在計算變數的貢獻會同時考慮到模型中的其他變數。因此本研究採用 Relative Weights 分解法並透過 R 語言的 yhat 套件來進行分析，分析結果如表 5-6 所示。

表 5-6 迴歸模型之 R^2 分解

	Variables	FULL	前段	中段	後段
中央線索	Length	0.154	0.171	0.119	0.059
	Breadth				
	Readability			0.004	
	R^2	0.154 (38.2%)	0.171 (49%)	0.123 (38.6%)	0.059 (26.6%)
周邊線索	Strength		0.006		
	Polarity				0.005
	Arousal	0.007	0.011	0.004	0.002
	Ranking	0.1403	0.028	0.017	0.002
	R^2	0.147 (36.5%)	0.044 (12.6%)	0.021 (6.6%)	0.010 (4.5%)
控制變數	Longevity	0.098	0.111	0.140	0.091
	Rating			0.025	0.032
	Brand	0.005	0.023	0.009	0.031
	R^2	0.103 (25.6%)	0.134 (38.4%)	0.175 (54.9%)	0.153 (68.9%)
Total R^2		0.403	0.349	0.319	0.222

根據進階分析結果顯示，當消費者在閱讀評論時，整體而言仍是中央線索的比重高於周邊線索，雖然先前的分析結果顯示隨著排名的改變，消費者對中央線索的重視程度會有所改變，但是仍然可以看到，相較於周邊的線索，評論內容的品質仍然會是消費者所看重的評論要素 ($Central_{full} = 0.151 > Peripheral_{full} = 0.147$; $Central_{top} = 0.171 > Peripheral_{top} = 0.044$; $Central_{mid} = 0.123 > Peripheral_{mid} = 0.021$; $Central_{btm} = 0.059 > Peripheral_{btm} = 0.010$)。如果再仔細去看中央與周邊線索，也可以發現本研究所提出的架構中，不同線索對評論幫助性的影響程度也有所不同。

在中央線索中，消費者最在意的是評論內容的深度，這除了顯示出消費者在閱讀評論時，評論的深度相較於廣度來說更為重要外，也與過去研究結果相符，反映出為什麼過去研究學者都會將評論長度、深度納入在評論的分析架構中。

在周邊線索的部分，與本研究先前分析結果大致相同，如果計算前、中、後的中央對周邊比例，可以看出前段的周邊線索解釋力明顯高於中後段 ($49\%/12.6\% = 3.9$; $38.6\%/6.6\% = 5.8$; $26.6\%/4.5\% = 5.9$)，但是再深入去看周邊線索中各項變數的解釋力，可以發現其中影響最大的是評論者排名，評論者的排名無論是在完整模型或是切樣本後的模型中皆對評論幫助性有所影響，尤其在前段與中段評論者更為重要；情感部分也如同前一節的分析結果，前段評論者會受到情緒效價強度的影響，中段評論者會受到情緒喚起度的影響，後段評論者則會受到情緒效價傾向的影響。

較特別的是，情緒喚起度雖然在前一節的分析結果只對中段評論者有影響，但是將 R^2 分解後發現無論是完整模型或是前、中、後模型中，情緒喚起度皆對模型有所貢獻，只是在前段評論者會被分散到情緒效價強度、後段評論者則會被分散到情緒效價傾向上，這也證實了在進行情感分析時，除了正負情緒效價外，情緒喚起度也扮演十分重要的角色。

第六章 結論

在研究過程中，我們觀察過去針對評論的相關文獻，整理出評論分析常見的影響因素，並透過推敲可能性模式將這些要素進行分類，試圖了解一則對消費者有幫助的評論應該具備什麼樣的特性。本研究進一步將評論切分為前、中、後段，探討在不同來源可信度之下，中央與周邊評論要素對評論幫助性的影響。透過 Wang et al. (2013) 從 Amazon.com 所蒐集的 24 週評論資料，除了過去研究常見的基本的評論要素，本研究利用文字探勘萃取出評論要素，以 LAD 主題模型計算評論廣度，除了正負情緒效價外，更帶入環狀情緒模型，計算情緒喚起度，並用統計 R 語言進行分析與評估結果。

第一節 研究發現

由本研究結果可以看出，在電子商務平台中，一則被認為有幫助的評論必須同時包含中央線索與周邊線索的評論要素，表示對消費者來說評論的論點品質與周邊線索都是進行購買決策時的參考依據。

中央路徑屬於理性的思考路徑，在乎與論點品質相關的評論特性，其中評論長度、評論廣度與評論可讀性皆對評論的幫助性有顯著的影響。影響最大的為評論長度，過去研究將評論長度視為評論的深度，這表示消費者透過中央路徑思考時，雖然消費者會同時在意評論的深度與廣度，但相較於內容廣而不精的評論，篇幅較長、深度較深的評論能夠帶給消費者更多有用的資訊。這類的評論除了顯示出該評論者的用心外，也能夠透漏較多的資訊，更能包含消費者所想要的資訊，因此會比較有幫助。

周邊路徑則是感性的思考路徑，較傾向於採納與評論本身無關的資訊，像是該篇評論者所抒發的情感因素或是評論撰寫人的聲譽。研究結果證實，雖然情緒效價強度與評論幫助性沒有顯著關係，但是評論效價傾向與情緒喚起度皆會影響

評論幫助性，這表示消費者雖然不在意評論中的情感含量強度，但仍會希望評論中能夠具備批判性的負向情緒，並且多使用能喚起消費者反應的文字，當消費者看到高喚起度的文字時，將會活化自律神經，進而促進社群中的傳播行為，透過這類的文字能激起閱讀者的同理心，較容易提升認知幫助性。

在進一步的探討中，本研究將評論根據來源可信度分成了前、中、後段三群，並分別分析這三群評論的中央與周邊要素對評論幫助性之影響，試圖解釋情緒效價強度對評論幫助性的影響效果。

進階分析結果顯示，除了評論者排名的效果與初步結果相同外，前段評論者所撰寫的內容較容易被消費者客觀的檢視，中央線索對評論幫助性的影響也是三群中效果最強的；但是前段評論者在評論時應保持中立客觀的態度，如果在撰寫評論時帶有個人情緒的話反而會降低前段評論者的幫助性。

中後段評論者雖然也會受到中央線索的影響，但是更容易受到周邊線索的影響，表示消費者對於中後段的評論者所撰寫的內容品質較不在意，反而是會受到評論者的排名以及情感因素而影響。

消費者針對中段評論者與後段評論者所在意的情感要素有所不同，中段評論者會受到情緒喚起度的影響，如果使用較多高喚起度的用字遣詞時（例如：具備侵略性、高度激昂的文字），將會喚起消費者的自律神經反應，較容易引起共鳴、促進社會性傳播；後段評論者則是受到情緒效價的影響，這些評論者所要表達的內容品質也是三群中最不受到消費者關注，反而是需要灌注正負向情感於評論中較能夠引發消費者的共鳴，其中具備批判性的負面情緒較能夠提升後段評論者的幫助性。

第二節 研究貢獻

本研究之研究貢獻可整理為兩部分進行說明，分別為學術貢獻與實務貢獻。

一、 學術貢獻

在學術上，根據過去的文獻探討，雖然有學者開始將文字探勘帶入到評論的研究當中，也有學者認知到可以帶入推敲可能性到評論幫助性，但是在評論幫助性的研究上缺乏一個整體的整合性架構。

故本研究整合過去文獻中對於評論的要素，透過推敲可能性將這些要素分類為中央與周邊線索，並帶入文字探勘技術，除了利用 LDA 分析主題廣度外，情感分析方面也帶入環狀情緒模型，以效價、喚起度兩種角度分析評論情感。

相較於過往研究，本研究對評論幫助性的分析有更全面的架構，未來在進行相關研究時可以將本研究架構做為參考依據。

二、 實務貢獻

在實務上，此研究發現可幫助消費者與廠商了解電商平台上的評論特性，透過這些特性去篩選評論，可以更快聚焦到真正有幫助的評論上。根據進階分析結果，評論撰寫人可以根據自身在電商平台上的可信度高低，了解自己在撰寫評論時應該注意的細節，讓自己的評論能夠真正幫助到消費者。

電商平台的管理者也可以參考此研究結果進行評論機制的設計，除了評論長度外，加入廣度、可讀性、情感與評論者排名的篩選條件，或是在進行評論推薦的演算法時可以納入這些評論要素，並根據評論者的可信度高低來設計不同的權重（例如：高排名的評論者應加強中央線索的權重，降低周邊情感線索的權重），可以幫助消費者更快找到想尋找的資訊，進而帶動平台的使用。

第三節 研究限制與未來建議

過去研究中曾加入產品類別作為調節變數 (Baek et al., 2012)，以探討經驗品與搜尋品的差異。雖然現今資訊傳播十分發達，許多過去歸類於經驗品的產品逐漸轉為搜尋品，但是仍無法完全取代。

本研究所採用的資料是針對平板市場所收集，屬於搜尋品的資料集，因此研究結果可能無法直接套用至經驗品的範疇。另外在不同電子商務平台上的使用者特性可能有所不同，不同國家的國情也有所不同，本研究針對亞馬遜商店上的評論進行分析，分析結果未必能完全吻合所有電子商務平台。

基於上述限制，未來在進行相關研究時，可以考慮同時納入經驗品與搜尋品，或是針對不同國家或語言的評論進行進一步的研究。本研究基於資料集的限制，在來源可信度方面僅以評論者排名作為衡量要素，事實上在電子商務平台上，除了評論者的排名仍有許多的影響要素，因此未來研究時可以考慮進一步探討其他評論來源可信度要素對幫助性之影響，以更全面的角度進行評論分析。

參考文獻

- 王韋堯, 黃詩珮, & 劉怡寧. (2012). 消費品廣告設計之情緒效價與喚起分析. *設計學報 (Journal of Design)*, 17(3).
- 陳怡安. (2008). 口碑基本概論: 以口碑領域文獻為依據.
- 黃俊堯, & 柳秉佑. (2016). 消費者線上口碑與評論研究: 國內外相關文獻回顧與討論. *臺大管理論叢*, 26(3), 215 - 256.
- Arndt, J. (1967). Role of product-related conversations in the diffusion of a new product. *Journal of Marketing Research*, 4(3), 291-295.
- Baek, H., Ahn, J., & Choi, Y. (2012). Helpfulness of Online Consumer Reviews: Readers' Objectives and Review Cues. *International Journal of Electronic Commerce*, 17(2), 99-126.
- Bellezza, F. S., Greenwald, A. G., & Banaji, M. R. (1986). Words high and low in pleasantness as rated by male and female college students. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 18(3), 299-303.
- Berger, J. (2011). Arousal Increases Social Transmission of Information. *Psychological Science*, 22(7), 891-893.
- Berger, J., & Milkman, K. L. (2012). What makes online content viral? *Journal of Marketing Research*, 49(2), 192-205.
- Bickart, B., & Schindler, R. M. (2001). Internet forums as influential sources of consumer information. *Journal of Interactive Marketing*, 15(3), 31-40.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research*, 3(Jan), 993-1022.
- Bradley, M. M., & Lang, P. J. (1999). *Affective norms for English words (ANEW): Instruction manual and affective ratings*. Retrieved from
- Brysbaert, M., New, B., & Keuleers, E. (2012). Adding part-of-speech information to the SUBTLEX-US word frequencies. *Behavior research methods*, 44(4), 991-997.
- Cao, Q., Duan, W., & Gan, Q. (2011). Exploring determinants of voting for the "helpfulness" of online user reviews: A text mining approach. *Decision Support Systems*, 50(2), 511-521.
- Chang, J., Boyd-Graber, J. L., Gerrish, S., Wang, C., & Blei, D. M. (2009). *Reading tea leaves: How humans interpret topic models*. Paper presented at the Nips.
- Chen, X., Sheng, J., Wang, X., & Deng, J. (2016). Exploring Determinants of Attraction and Helpfulness of Online Product Review: A Consumer Behaviour Perspective. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2016(1), 1-19.
- 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.

- Chung, H. C., Lee, H., Koo, C., & Chung, N. (2017). Which Is More Important in Online Review Usefulness, Heuristic or Systematic Cue? *Information and Communication Technologies in Tourism 2017* (pp. 581-594): Springer.
- Cox, D. F. (1967). Risk taking and information handling in consumer behavior.
- Day, G. S. (1971). Attitude change, media and word of mouth. *Journal of Advertising Research*.
- Dong, R., Schaal, M., O'Mahony, M. P., McCarthy, K., & Smyth, B. (2012). *Harnessing the Experience Web to Support User-Generated Product Reviews*. Paper presented at the 20th International Conference on Case-Based Reasoning, Lyon, France.
- eMarketer. (2016). Worldwide Retail Ecommerce Sales Will Reach \$1.915 Trillion This Year. Retrieved from <https://www.emarketer.com/Article/Worldwide-Retail-Ecommerce-Sales-Will-Reach-1915-trillion-This-Year/1014369>
- Feldman, R. (2013). Techniques and applications for sentiment analysis. *Communications of the ACM*, 56(4), 82-89.
- Flesch, R. (1948). A new readability yardstick. *Journal of applied psychology*, 32(3), 221.
- Forman, C., Ghose, A., & Wiesenfeld, B. (2008). Examining the relationship between reviews and sales: The role of reviewer identity disclosure in electronic markets. *Information Systems Research*, 19(3), 291-313.
- Fox, E. (2008). *Emotion science cognitive and neuroscientific approaches to understanding human emotions*: Palgrave Macmillan.
- Griffiths, T. L., & Steyvers, M. (2004). Finding scientific topics. *Proceedings of the National academy of Sciences*, 101(suppl 1), 5228-5235.
- Hennig-Thurau, T., Gwinner, K. P., Walsh, G., & Gremler, D. D. (2004). Electronic word-of-mouth via consumer-opinion platforms: what motivates consumers to articulate themselves on the internet? *Journal of Interactive Marketing*, 18(1), 38-52.
- Hoffman, D. L., & Novak, T. P. (1996). Marketing in hypermedia computer-mediated environments: Conceptual foundations. *The Journal of Marketing*, 50-68.
- Hu, M., & Liu, B. (2004). *Mining and summarizing customer reviews*. Paper presented at the Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining.
- Hu, N., Liu, L., & Zhang, J. J. (2008). Do online reviews affect product sales? The role of reviewer characteristics and temporal effects. *Information Technology and Management*, 9(3), 201-214.
- Hwang, S.-Y., Lai, C.-Y., Chang, S., & Jiang, J.-J. (2015). The identification of noteworthy hotel reviews for hotel management. *Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems*, 6(5).

- Kiecker, P., & Cowles, D. (2002). Interpersonal communication and personal influence on the Internet: A framework for examining online word-of-mouth. *Journal of Euromarketing*, 11(2), 71-88.
- Kuan, K. K. Y., Smith, J., Liu, N., & Poon, S. K. (2016). *The Role of Review Arousal in Online Reviews: Insights from EEG Data*. Paper presented at the The Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS), Chia-Yi, Taiwan.
- Kuperman, V., Stadthagen-Gonzalez, H., & Brysbaert, M. (2012). Age-of-acquisition ratings for 30,000 English words. *Behavior research methods*, 44(4), 978-990.
- Laroche, M., Babin, B. J., Lee, Y.-K., Kim, E.-J., & Griffin, M. (2005). Modeling consumer satisfaction and word-of-mouth: restaurant patronage in Korea. *Journal of Services Marketing*, 19(3), 133-139.
- Latent Dirichlet allocation - Wikipedia. Retrieved from https://en.wikipedia.org/wiki/Latent_Dirichlet_allocation
- Lee, C. M., Narayanan, S. S., & Pieraccini, R. (2002). *Combining acoustic and language information for emotion recognition*. Paper presented at the INTERSPEECH.
- Liang, T.-P., Li, X., Yang, C.-T., & Wang, M. (2015). What in Consumer Reviews Affects the Sales of Mobile Apps: A Multifacet Sentiment Analysis Approach. *International Journal of Electronic Commerce*, 20(2), 236-260.
- Luan, P., Zhang, N., & Han, Y. (2014). *The Study on Influences of Online Review Helpfulness*. Paper presented at the The Pacific Asia Conference on Information Systems, Chengdu, China.
- Mankad, S., Han, H. S., Goh, J., & Gavirneni, S. (2016). Understanding Online Hotel Reviews Through Automated Text Analysis. *Service Science*, 8(2), 124-138.
- Mehrabian, A., & Russell, J. A. (1974). *An approach to environmental psychology: the* MIT Press.
- Mousavizadeh, M., Koohikamali, M., & Salehan, M. (2015). The Effect of Central and Peripheral Cues on Online Review Helpfulness: A Comparison between Functional and Expressive Products. *ICIS*.
- Mudambi, S. M., & Schuff, D. (2010). What Makes a Helpful Online Review? A Study of Customer Reviews on Amazon.com. *MIS Quarterly*, 34(1), 185-200.
- Nielsen. (2015). Global Trust in Advertising Report. Retrieved from <https://www.nielsen.com/content/dam/niensglobal/apac/docs/reports/2015/nielsen-global-trust-in-advertising-report-september-2015.pdf>
- Nimon, K. F., & Oswald, F. L. (2013). Understanding the results of multiple linear regression: Beyond standardized regression coefficients. *Organizational Research Methods*, 16(4), 650-674.
- Palese, B., & Piccoli, G. (2016). *Online Reviews as a Measure of Service Quality*. Paper presented at the 2016 Pre-ICIS SIGDSA/IFIP WG8.3 Symposium, Dublin, Ireland.

- Pang, B., & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends® in Information Retrieval*, 2(1–2), 1-135.
- Peng, C.-H., Yin, D., Wei, C.-P., & Zhang, H. (2014). How and when review length and emotional intensity influence review helpfulness: Empirical evidence from Epinions. com.
- Petty, R. E., Cacioppo, J. T., & Goldman, R. (1981). Personal involvement as a determinant of argument-based persuasion. *Journal of Personality and Social Psychology*, 41(5), 847.
- Petty, R. E., Cacioppo, J. T., & Schumann, D. (1983). Central and peripheral routes to advertising effectiveness: The moderating role of involvement. *Journal of consumer research*, 10(2), 135-146.
- Rozin, P., & Royzman, E. B. (2001). Negativity Bias, Negativity Dominance, and Contagion. *Personality and Social Psychology Review*, 5(4), 296-320.
- Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(6), 1171-1178.
- Salehan, M., & Kim, D. J. (2016). Predicting the Performance of Online Consumer Reviews: A Sentiment Mining Approach to Big Data Analytics. *Decision Support Systems*, 81(C), 30-40.
- Siering, M., & Muntermann, J. (2013). *What Drives the Helpfulness of Online Product Reviews? From Stars to Facts and Emotions*. Paper presented at the WIRTSCHAFTSINFORMATIK, Atlanta, GA.
- Skowronski, J. J., & Carlston, D. E. (1989). Negativity and extremity biases in impression formation: A review of explanations. *Psychological bulletin*, 105(1), 131.
- Steyvers, M., & Griffiths, T. (2007). Probabilistic topic models. *Handbook of latent semantic analysis*, 427(7), 424-440.
- Wang, X. S., Mai, F., & Chiang, R. H. L. (2013). Database Submission—Market Dynamics and User-Generated Content About Tablet Computers. *Marketing Science*, 33(3), 449-458.
- Warriner, A. B., Kuperman, V., & Brysbaert, M. (2013). Norms of valence, arousal, and dominance for 13,915 English lemmas. *Behavior research methods*, 45(4), 1191-1207.
- Yin, D., Bond, S. D., & Zhang, H. (2014). ANXIOUS OR ANGRY? EFFECTS OF DISCRETE EMOTIONS ON THE PERCEIVED HELPFULNESS OF ONLINE REVIEWS. *MIS Quarterly*, 38(2), 539-560.
- Yin, G., Wei, L., Xu, W., & Chen, M. (2014). *Exploring heuristic cues for consumer perceptions of online reviews helpfulness: The case of yelp.com*. Paper presented at the The Pacific Asia Conference on Information Systems, Chengdu, China.

- Yin, G., Zhang, Q., & Li, Y. (2014). *Effects of Emotional Valence and Arousal on Consumer Perceptions of Online Review Helpfulness*. Paper presented at the Americas Conference on Information Systems, Savannah, US.
- Zhu, L., Yin, G., & He, W. (2014). Is This Opinion Leader's Review Useful? Peripheral Cues for Online Review Helpfulness. *Journal of Electronic Commerce Research*, 15(4), 267-280.

