

元智大學  
資訊管理學系碩士班  
碩士論文

線上評論助益性預測：文本特徵性能差異分析

Predicting the helpfulness of online reviews：

A comprehensive analysis of the effectiveness among  
different textual features

研 究 生：張庭瑜

指導教授：楊錦生 博士

中華民國一一一年六月

線上評論助益性預測：文本特徵性能差異分析

Predicting the helpfulness of online reviews：

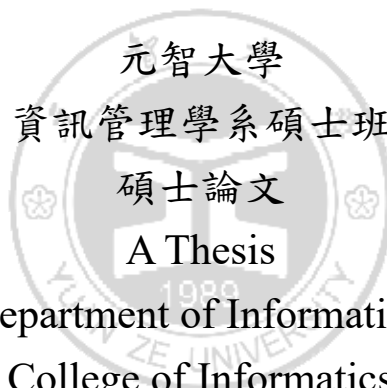
A comprehensive analysis of the effectiveness among  
different textual features

研 究 生：張庭瑜

Student：Ting-Yu Chang

指導教授：楊錦生 博士

Advisor：Dr. Chin-Sheng Yang



Submitted to Department of Information Management  
College of Informatics

Yuan Ze University

in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of  
Master of Science  
in  
Information Management

June 2022

Chungli, Taiwan, Republic of China

中華民國一一年六月

# 線上評論助益性預測：文本特徵性能差異分析

學生：張庭瑜

指導教授：楊錦生 博士

元智大學資訊管理學系碩士班

## 摘要

近年來電子商務蓬勃發展，各種平台通常會設置商品評論區，由於每位顧客能分享自己的消費經驗或心得，導致出現許多品質參差不齊的評論，為了篩選高品質的評論，通常會設置評論投票機制，閱讀者可對該則評論的助益性進行投票，是線上評論助益性的重要基準。本研究將探討哪種文本特徵會對評論助益性有較大的影響，採用 Julian McAuley 所創建的 Amazon product data (1996 年~2014 年)，從中挑選 8 類產品作為本研究的資料集，以語文學的自然語言處理(Natural Language Research, NLP) 方式進行評論文本分析，萃取單一特徵(文本特徵、詞法特徵、句法特徵、詞彙特徵、話語特徵、評價特徵)、進行特徵組合、個別特徵(LIWC 辭典、NRC Emotion 辭典、SentiWordNet、Word2vec、Global Vectors、潛在語義分析 LSA、隱含狄利克雷分布 LDA)，接著透過分類模型(邏輯回歸、天真貝氏、決策樹、隨機森林、XGBoost)與回歸模型(線性回歸、決策樹、支援向量回歸、KNN、隨機森林、XGBoost)，對評論助益性進行預測與評估分析。

關鍵字：評論助益性、助益性預測、文本特徵、機器學習

**Predicting the helpfulness of online reviews :**  
**A comprehensive analysis of the effectiveness among**  
**different textual features**

Student : Ting-Yu Chang

Advisor : Dr. Chin-Sheng Yang

Department of Information Management

College of Informatics

Yuan Ze University

**ABSTRACT**

In recent years, e-commerce has flourished, and various platforms usually set up product review areas. Since each customer can share their own consumption experience or experience, there are many reviews of varying quality. To filter high-quality reviews, reviews are usually set up. The voting mechanism allows readers to vote on the usefulness of the comment, which is an important benchmark for the usefulness of online comments. This study will explore which textual features have a greater impact on the helpfulness of reviews. Using the Amazon product data (1996-2014) created by Julian McAuley, 8 types of products were selected as the data set for this study, and The natural language processing (NLP) method of philology conducts review text analysis, extracts a single feature (content features, morphological features, syntactic features, lexical features, discourse features, rating features), performs feature combination, individual features (LIWC dictionary, NRC Emotion dictionary, SentiWordNet, Word2vec, Global Vectors, LSA, LDA), and then through the classification model (Logistic Regression, Naive Bayesian, Decision Tree, Random Forest, XGBoost) and regression models (Linear Regression, Decision Tree, Support Vector Regression, KNN, Random Forest, XGBoost) to predict and evaluate the helpfulness of reviews.

Keywords : Review Helpfulness, Helpfulness Prediction, Textual Features, Machine Learning

## 誌謝

總以為來日方長、卻不知白駒過隙，兩年的碩士生活即將落幕，這也意味著二十餘載的求學之路已然接近尾聲。孤身一人來到桃園讀書，覺得自己十分幸運，在這遇到許多優秀且親切的人，感謝他們給予的幫助與照顧。

一朝沐杏雨，一生念師恩，由衷感謝我的指導教授楊錦生老師，從論文的選題到論文的定稿，每一環節都受到楊老師的指導與幫助，當遇到問題時，楊老師總會不厭其煩地指點我，解答我的困惑，在楊老師的帶領下，對於專業知識方面，我收穫滿滿，希望今後能夠學以致用，不辜負楊老師的教導。

三生有幸，感恩相遇，在元智讀碩期間結識一些朋友，感謝實驗室的芷好學姐、懿庭學姐、柏欣學長對我的關心與照顧，讓我能快速融入新環境中，也感謝明靜、楊銘和云瑄，我們互相幫助、鼓勵、一起學習，解決問題、共同成長，祝願大家前程似錦。

家是永遠的避風港，最後感謝父母無怨無悔的付出，支持我的決定，做我堅強的後盾，今後我會繼續加油努力，成為他們的驕傲。

張庭瑜 謹誌

中華民國一一年六月

## 目錄

書名頁.....	i
論文口試委員審定書.....	ii
中文摘要.....	iii
英文摘要.....	iv
誌謝.....	v
目錄.....	vi
表目錄.....	viii
圖目錄.....	ix
第一章 緒論.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 研究目的.....	2
1.3 研究架構.....	3
第二章 文獻探討.....	4
第三章 研究方法.....	17
3.1 資料來源.....	18
3.2 資料前處理.....	18
3.3 特徵萃取.....	20
3.3.1 文本特徵 (Content).....	20
3.3.2 詞法特徵 (Morphological).....	20
3.3.3 句法特徵 (Syntactic).....	22
3.3.4 詞彙特徵 (Lexical).....	25
3.3.5 話語特徵 (Discourse).....	26
3.3.6 評價特徵 (Rating).....	27
3.3.7 特徵組合.....	28
3.3.8 個別特徵.....	28
3.4 模型建構.....	29

3.4.1 分類 (classification) .....	29
3.4.2 回歸 (regression) .....	31
3.5 預測與評估 .....	33
第四章 實驗結果與評估 .....	34
4.1 評估指標 .....	34
4.1.1 分類模型的評估指標 .....	34
4.1.2 回歸模型的評估指標 .....	36
4.2 統計檢定 .....	37
4.3 實驗結果 .....	44
4.3.1 分類指標的結果 .....	44
4.3.2 回歸指標的結果 .....	59
第五章 結論與未來展望 .....	75
5.1 結論 .....	75
5.2 未來展望 .....	76
參考文獻 .....	78
附錄 A .....	81
附錄 B .....	95
附錄 C .....	144



## 表目錄

表 2-1、參考文獻列表 .....	7
表 2-2、參考文獻之特徵彙整表 .....	13
表 3-1、處理過後的資料筆數 .....	19
表 3-2、分類模型-函數庫的選擇 .....	30
表 3-3、回歸模型-函數庫的選擇 .....	32
表 4-1、應用程式資料集統計檢定之結果 .....	39
表 4-2、顯著性差異彙整表 .....	41
表 4-3、應用程式資料集的分類實驗結果（單一特徵） .....	49
表 4-4、應用程式資料集的分類實驗結果（特徵組合） .....	51
表 4-5、應用程式資料集的分類實驗結果（個別特徵） .....	53
表 4-6、單一特徵之分類彙整結果 .....	56
表 4-7、特徵組合之分類彙整結果 .....	57
表 4-8、個別特徵之分類彙整結果 .....	58
表 4-9、電玩遊戲資料集的回歸實驗結果（單一特徵） .....	63
表 4-10、電玩遊戲資料集的回歸實驗結果（特徵組合） .....	66
表 4-11、電玩遊戲資料集的回歸實驗結果（個別特徵） .....	69
表 4-12、單一特徵之回歸彙整結果 .....	72
表 4-13、特徵組合之回歸彙整結果 .....	73
表 4-14、個別特徵之回歸彙整結果 .....	74



## 圖目錄

圖 1、研究架構圖 .....	17
-----------------	----



# 第一章 緒論

## 1.1 研究背景

電子商務蓬勃發展，常見的電商平台比如 Amazon、eBay、PChome、阿里巴巴、蝦皮等，人們通過各種平台滿足外送食物、代購服飾、網路訂房、線上交易物品等等需求。但網路購物與實體店面最大的差別在於，當我們在店面選購商品時，能清楚看到商品的細節，看得到摸得到，因此可以發現該項商品有哪些特色是自己喜歡的想購買的，以及有哪些是自己不喜歡的，之後再衡量到底是否購買；而網路店家的照片文宣通常經過包裝、修圖等，隱藏了該商品的缺點，放大了優點，更有些不肖商人以掛羊頭賣狗肉的方式，用正版圖片，但寄出的卻是盜版商品，甚至商品圖跟實際商品不是同一個商品，所以才有許多民眾收到網購商品才發覺自己花了冤枉錢，這時商品的評論就具有一個指標性的意義。

各種平台通常會設置商品評論區，使顧客能分享自己的消費經驗或心得，有 82% 顧客在購買商品前，會先搜尋該項商品評論，來做為購買決策的參考依據之一 (Choi & Leon, 2020)，線上評論除了提供有價值的反饋來增強顧客的購買慾望，業者也能透過線上評論更好地了解顧客需求，來促進未來的產品開發活動 (Du, Rong, Michalska, Wang, & Zhang, 2019)，但這些平台的評論數量過於龐大，因為評論不乏商家的樁腳，以廣告方式幫忙灌水留言不實的評論，或是不同業者的惡性競爭，彼此在評論區互相攻擊對方的商品，又或是部分民眾的評論缺乏判別力，導致評論數量過多且參差不齊，讓讀者得花更多時間挑選自己覺得適當的評論再作為參考，易給讀者與業者負面影響。

為了提高顧客閱讀評論的效率，篩選出高品質的評論，許多電子商務和評論網

站設計各種投票機制，當顧客閱讀評論時，能夠對該評論的助益性進行投票，投票機制是線上評論助益性的重要基準，它涉及閱讀者的主觀的看法和情緒，並預測他們的態度和購買意願 (X. Wang, Tang, & Kim, 2019)，可是投票機制不是萬能的，有些平台沒有評論的投票機制，就算有投票機制，但如果沒有實際投票，也無法幫助顧客有效地找到最有幫助的評論，而且投票數要累積到一定的量才能發揮效用，先前文獻通常會採用投票數累積到一定程度的評論文本，來做線上評論助益性評估和預測。而怎樣的評論才會被顧客認為是有幫助的評論呢？先前的研究主要是集中於評論的表面特徵和評論者的描述性特徵，比如評論的評分、評論的長度、評論者排名、經驗等，近年來越來越多研究人員開始採用自然語言處理 (Natural Language Research, NLP) 對評論文本進行分析，比如對字詞處理、詞嵌入、情感分析等，用這些萃取的特徵進行機器學習，來對評論助益性進行預測分析。

## 1.2 研究目的

對於電商平台上，那些數量龐大且品質參差不齊的評論，在國內外已經有許多相關研究，但大多數文獻偏向於用整個基本的特徵，來對分析評論文本的助益性，而很少文獻去比較不同單一特徵對評論助益性的影響，因此本研究將對先前有關於評論助益性的文獻進行全面性搜索、統整特徵，並且比較不同特徵的效果如何，目的是要探討哪種文本特徵會對評論助益性有較大的影響。

本研究以語文學的自然語言處理 (Natural Language Research, NLP) 方式進行評論文本分析，萃取評論內文的文本特徵 (Unigram、Bigram)、詞法特徵 (評論長度、句子數、句子平均字數、大小寫、是否正確使用大寫、Type-Token Ratio、拼寫錯誤)、句法特徵 (可讀性指標、POS 標記、標點符號)、詞彙特徵 (LIWC 辭典、NRC Emotion 辭典、SentiWordNet)、話語特徵 (詞嵌入、主題模型)、評價特徵 (評論的評分、評論的極端、評論的天數)，除了以上六類特徵，本研究還將這六類單

一特徵進行不同特徵組合，也分別使用 LIWC 辭典、NRC Emotion 辭典、SentiWordNet、詞嵌入( Word2vec、Global Vectors)、主題模型(潛在語義分析 LSA、隱含狄利克雷分布 LDA)作為個別特徵，進行不同特徵的比較，並採用 Julian McAuley 所創建的 Amazon product data (1996 年~2014 年)<sup>1</sup>，從中挑選應用程式 ( Apps for Android)、美容(Beauty)、CD 與黑膠唱片( CDs and Vinyl)、服飾( Clothing, Shoes and Jewelry)、手機與配件( Cell Phones and Accessories)、雜貨和美食( Grocery and Gourmet Food)、電影與電視 ( Movies and TV)、電玩遊戲 ( Video Games) 以上 8 類產品作為本研究的資料集，透過分類模型 (邏輯回歸、天真貝氏、決策樹、隨機森林、XGBoost) 與回歸模型 (線性回歸、決策樹、支援向量回歸、KNN、隨機森林、XGBoost) 這兩種監督式學習的方式，進行預測與評估分析，探究在不同資料集中，對評論助益性效果表現如何，是否會有一致的結論。

### 1.3 研究架構

本研究分為五個章節，首先在第一章緒論介紹本研究背景、目的與架構，在第二章文獻探討中，將歸納並探討有關於評論助益性的先前研究，而在第三章研究方法中，將詳細說明本研究是採用哪些資料集、做了哪些前處理、如何做特徵萃取與選用哪些分類與回歸模型，作為評論助益性預測分析，接著第四章為實驗結果與評估中，說明採用哪些評估指標，然後根據第三章所萃取的特徵在不同產品類別之下，使用分類與回歸它們的性能表現和評估，並詳細說明實驗結果，最後第五章為結論與未來展望，對於本研究的實驗結果做總結，並提出未來的展望。

---

<sup>1</sup> <https://jmcauley.ucsd.edu/data/amazon/>

## 第二章 文獻探討

線上評論品質的好壞會影響顧客購買決策，許多學者從不同角度探討什麼樣特徵才能提升評論的助益性。早期的研究比較傾向於評論表面特徵和評論者的描述特徵，在近幾年開始著重於研究評論內文，萃取文本特徵，比如評論的寫作風格、情感、語義等，本章節探討先前的相關研究，並將文獻內容進行彙整，如表 2-1 依照年份排序，內容包含參考文獻、摘要、資料集、方法或模型與特徵，接著將 11 篇參考文獻的特徵進行彙整，如表 2-2 所示。

由於評論者的描述性特徵資料比較不容易取得，所以本研究只會對評論文本進行探討。首先從評論表面特徵角度來看，根據先前的研究表明，當閱讀者判別該則評論是否有幫助時，會受到評論長度 (Banerjee, Chua, & Kim, 2015; J. Chen, Zhang, & Niu, 2016; Choi & Leon, 2020; Du et al., 2019; Huang, Chen, Yen, & Tran, 2015; F. Wang & Karimi, 2018; Yang, Yao, & Qazi, 2020)、評論的極端 (Choi & Leon, 2020; F. Wang & Karimi, 2018)、評分 (Choi & Leon, 2020; F. Wang & Karimi, 2018; X. Wang et al., 2019)、大小寫 (Banerjee et al., 2015; J. Chen et al., 2016; Li, Pham, & Chuang, 2019)、拼寫錯誤 (Du et al., 2019; Li et al., 2019)等，這些因素的影響，比如較長的評論通常被認為比較短的評論更有幫助，因為它們包含更多資訊與細節，增加讀者的可信度，所以評論長度會有正面的影響 (Choi & Leon, 2020)。關於評論的極端是評論者在 5 星評級中給出評分 1 星級或 5 星級，在 (Choi & Leon, 2020) 研究表明極端性對評論助益性具有正面影響，因為極端的觀點比較能吸引住讀者的目光，從而幫助讀者做出購買決定，但 (F. Wang & Karimi, 2018) 的研究結果有不同的看法，極端評論是帶有片面之詞的論點，相比之下，溫和的評論通常提供兩方面的論點，讀者可能會覺得比較有幫助，可信度較高。另外先前研究也指出正確

使用大小寫 (Banerjee et al., 2015; J. Chen et al., 2016; Du et al., 2019)、減少拼寫錯誤的發生 (Du et al., 2019; Li et al., 2019)，有助於提高評論的可信度，讀者會認為這則評論助益性較大。

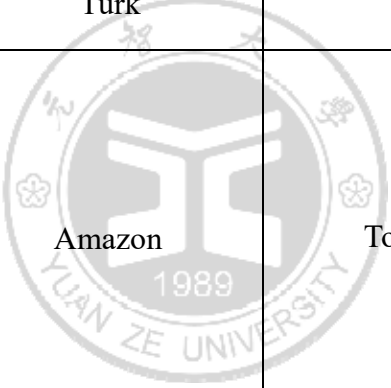
接著以評論文本特徵的角度來看，通常會對評論內文做語義、情感、詞嵌入、可讀性等分析，探討何種特徵會較影響評論的助益性。一般通常會將非結構化評論內文轉為結構化的資料，比如用 N 元語法模型、詞嵌入、隱含狄利克雷分布(LDA)、潛在語義分析 (LSA) 等方法 (J. Chen et al., 2016; Du et al., 2019; Ott, Choi, Cardie, & Hancock, 2011; Shin, Du, & Xiang, 2019)，像在 (J. Chen et al., 2016) 研究中表明，單獨使用詞嵌入特徵會比單獨使用 N 元語法模型的 Unigram 特徵的效果好一點，而使用潛在語義分析 (LSA) 加上 Unigram 特徵時，對評論的助益性效果最好。根據先前研究證實，情感特徵對評論的助益性會有不同的影響，利用情感分析工具分析評論者所撰寫內容的主觀性、情感狀態、寫作風格，常見的情感分析工具有 LIWC 辭典、TextBlob、NRC 辭典、SentiWordNet、VADER 等 (Banerjee et al., 2015; Du et al., 2019; Ott et al., 2011; Shin et al., 2019; F. Wang & Karimi, 2018; X. Wang et al., 2019; Yang et al., 2020)。為了評估文本的可讀性，在過去 80 年中提出不同的可讀性公式 (Li et al., 2019)，常見的可讀性公式比如 Flesch Reading Ease、Flesch-Kincaid Grade Level、Gunning Fog Index、Automated Readability Index、The Coleman-Liau Index、The SMOG Index 等 (Banerjee et al., 2015; Du et al., 2019; Li et al., 2019; X. Wang et al., 2019)，在 (Li et al., 2019) 研究中使用 Flesch Reading Ease 評估評論內文的可讀性，結果表明越容易理解的評論，會對評論助益性帶來負面影響。

透過特徵來訓練模型，根據先前研究，大多使用監督式學習的分類與回歸模型來對評論助益性進行預測，分類模型有邏輯回歸、天真貝氏、決策樹、隨機森林等，適用於為二分類、多分類的問題中，比如把幫助投票數除以投票總數，計算出的比

率以 0.6 為臨界值，比 0.6 高為有幫助的評論，標籤設為 1，小於 0.6 則劃分為無幫助的評論，標籤設為 0 (Du et al., 2019)；回歸模型則有線性回歸、支援向量回歸、KNN 回歸等，處理應變數為連續值的問題，比如在 (J. Chen et al., 2016) 中，使用線性回歸、線性支援向量回歸、支援向量回歸，三種回歸方法對評論助益性進行預測分析。另外也有用十折交叉驗證，將資料隨機分為 10 份，依序選擇某 1 份作為測試集，其他 9 份作為訓練集，重複做 10 次實驗，目的是用來測試模型準確性 (J. Chen et al., 2016; Li et al., 2019; Shin et al., 2019)。



表 2 - 1、參考文獻列表

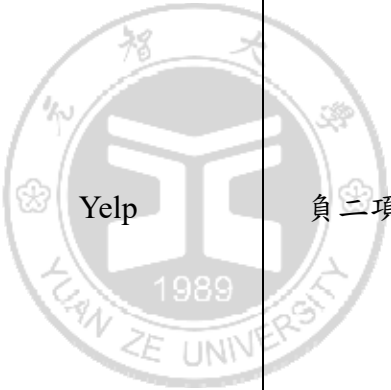
參考文獻	摘要	資料集	方法/模型	特徵
(Ott et al., 2011)	<ul style="list-style-type: none"> <li>■ 真評論:常用名詞、形容詞、介系詞、限定詞和對等連接詞,真評論會描述得更加具體,例如酒店空間的配置。</li> <li>■ 假評論:常用動詞、副詞、代詞、前置限定詞和第一人稱單數,假評論描述通常帶有誇大、積極的情感詞語。</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>■ 真評論 400 條: TripAdvisor</li> <li>■ 假評論 400 條: Mechanical Turk</li> </ul>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 天真貝氏</li> <li>2. SVM</li> </ol>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◆ POS 標記</li> <li>◆ LIWC</li> <li>◆ Unigram</li> <li>◆ Unigram +Bigram</li> <li>◆ Unigram +Bigram+Trigram</li> </ul>
(Huang et al., 2015)	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 研究評論的長度與評論者對評論助益性的共同影響。</li> <li>■ 對於頂級評論者,評論的評分與評論者的累積幫助對評論助益性是有正面影響。</li> <li>■ 對於頂級評論者,隨著評論時間的增加,真正影響幫助的可能是品質而不是數量(例如字數)。</li> </ul>	 <p>Amazon</p>	Tobit 回歸	<ul style="list-style-type: none"> <li>◆ 評論的長度</li> <li>◆ 評論的評分</li> <li>◆ 評論者特徵: <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 評論者的經驗</li> <li>2. 評論者的影響</li> <li>3. 評論者的累積幫助</li> </ol> </li> </ul>
(Banerjee et al., 2015)	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 根據可理解性、細節程度、寫作風格、認知指標四種語言線索,透過監督式學習對真假評論進行分類。</li> <li>■ 標題通常比評論的描述引起用戶更多的關注</li> <li>■ 發現在評論標題中使用驚</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>■ 真評論 900 條:</li> <li>1. Agoda、Expedia、Hotels</li> <li>2. 正面、中立、負面評論,各收集 300 條</li> </ul>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 邏輯回歸</li> <li>2. 決策樹</li> <li>3. 神經網路</li> <li>4. 天真貝氏</li> <li>5. 隨機森林</li> <li>6. SVML</li> <li>7. SVMP</li> <li>8. SVMRBF</li> </ol>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◆ 可讀性:Flesch-Kincaid Grade Level (FKGL)、Gunning Fog Index (GFI)、Automated Readability Index (ARI)、The Coleman-Liau Index (CLI)、Lasbarhets Index、Rate Index</li> </ul>



	<p>嘆號、名詞和冠詞等特徵有相對較高的訊息增益，可以對真/假評論進行分類。</p>	<p>■ 假評論 900 條:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 參與者所撰寫的假評論</li> <li>2. 正面、中立、負面評論，各收集 300 條</li> </ol>	<p>9. 投票</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◆ 評論的長度（單詞數、字符數）</li> <li>◆ 大寫</li> <li>◆ Type-Token Ratio (TTR)</li> <li>◆ 標點符號</li> <li>◆ LIWC</li> <li>◆ POS 標記</li> <li>◆ 品牌提及</li> </ul>
<p>(J. Chen et al., 2016)</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>■ 單一特徵</li> <li>1. 詞嵌入比 Unigram 結果更好一點</li> <li>■ 特徵組合</li> <li>1. 結果表示有加上 LSA+Unigram 的組合效果最好</li> </ul>	<p>Amazon</p>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 線性回歸</li> <li>2. 線性支援向量回歸</li> <li>3. 支援向量回歸</li> </ol> <p>✓ 10 倍交叉驗證</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◆ 表面特徵：句子數、評論的長度、句子平均字數、驚嘆號的數量、疑問句的比率、大小寫的比率</li> <li>◆ Unigram</li> <li>◆ LSA</li> <li>◆ POS 標記</li> <li>◆ 詞嵌入 (Skip-Gram)</li> </ul>
<p>(F. Wang &amp; Karimi, 2018)</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>■ 對評論助益性正面影響:</li> <li>✓ 以客觀風格撰寫</li> <li>✓ 評論的評分</li> <li>✓ 溫和評論</li> <li>✓ 正面情感</li> <li>■ 評論助益性不受評論長度的影響</li> </ul>	<p>Amazon</p>	<p>邏輯回歸</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◆ LIWC 辭典</li> <li>1. 第一人稱代名詞</li> <li>2. 情感詞</li> <li>◆ 評論的長度</li> <li>◆ 評論的評分</li> <li>◆ 評論的極端</li> <li>◆ 評論的天數</li> </ul>

<p>(Du et al., 2019)</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 彙整 74 篇論文中的特徵</li> <li>■ 單一特徵對產品類別的評論助益性預測:</li> </ul> <ol style="list-style-type: none"> <li>Global Vectors、Skip-Gram、Unigram、LIWC、General Inquirer 這幾個特徵優先考慮使用，兼具優異的性能和穩定性</li> </ol> <ul style="list-style-type: none"> <li>■ 各特徵類別中最佳的組合，對產品類別評論助益性預測:</li> </ul> <ol style="list-style-type: none"> <li>語義特徵的最佳組合優於其他類別</li> </ol> <ul style="list-style-type: none"> <li>■ 30 個特徵的最佳組合對產品類別評論助益性預測:</li> </ul> <ol style="list-style-type: none"> <li>語義、情感和句法類別在形成最佳特徵組合方面，起了更重要的作用，特別是 Global Vectors、Unigram、LIWC 和形容詞</li> </ol>		<p>SVM</p>	<ol style="list-style-type: none"> <li>語義：Unigram、Bigram、LDA、Skip-Gram、Global Vectors</li> <li>情感：LIWC、General Inquirer、GALC、Opinion Lexicon、SentiWordNet、SentiStrength、VADER</li> <li>可讀性：Flesch Reading Ease (FKRE)、Flesch-Kincaid Grade Level (FKGL)、Gunning Fog Index (GFI)、Automated Readability Index (ARI)、The Coleman-Liau Index (CLI)、The SMOG Index (SMOG)</li> <li>結構：字符數、單詞數、句子數、句子平均字數、感嘆句、疑問句、拼寫錯誤</li> <li>句法：名詞、動詞、形容詞、副詞、比較級</li> </ol>
--------------------------	---	---	------------	--

<p>(Li et al., 2019)</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 研究每個評論者的寫作風格</li> <li>■ 搜索產品               <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 正面影響：大喊大叫、證據性和直述性</li> <li>2. 負面影響：拼寫錯誤、可讀性、區分、社會過去和合理化</li> </ol> </li> <li>■ 體驗產品               <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 正面影響：大寫、證據性</li> <li>2. 負面影響：可讀性、區分</li> </ol> </li> </ul>	<p>Epinions</p>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1 邏輯回歸</li> <li>2 SVM</li> </ol> <p>✓ 10 倍交叉驗證</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◆ 可信度               <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 大寫</li> <li>2. 表情符號</li> <li>3. 喊叫</li> <li>4. 拼寫錯誤</li> </ol> </li> <li>◆ 可讀性               <ol style="list-style-type: none"> <li>1. Flesch Reading Ease</li> </ol> </li> <li>◆ 證據性               <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 副詞、情態動詞</li> <li>2. 語義動詞</li> <li>3. 助動詞</li> <li>4. 認知形容詞</li> </ol> </li> <li>◆ LIWC 辭典               <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 15 個的特徵 → 直述性（第一人稱單數、冠詞、現在式、差距詞）、區分（排除詞、暫定詞、否定詞、包含詞）、社會過去（過去式、社會歷程詞、正面情緒詞）、合理化（洞察詞、因果詞、負面情緒詞）</li> </ol> </li> </ul>
--------------------------	--	-----------------	---	---

(Shin et al., 2019)	<p>■ 研究結果表示，LIWC 辭典特徵都比 LDA 特徵的效果還要好。</p>	TripAdvisor 2016	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 決策樹</li> <li>2. 天真貝氏</li> <li>3. 邏輯回歸</li> <li>4. 隨機森林</li> <li>✓ 10 倍交叉驗證</li> </ol>	<p>◆ LDA</p> <p>◆ LIWC 辭典</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 代名詞</li> <li>2. 冠詞</li> <li>3. 介系詞</li> <li>4. 助動詞</li> <li>5. 情感詞</li> </ol>
(X. Wang et al., 2019)	<p>■ 對評論助益性正面影響:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 憤怒</li> <li>2. 厭惡</li> <li>3. 恐懼</li> <li>4. LSM</li> <li>5. 可讀性</li> <li>6. 評論者精英狀態</li> <li>7. 評論的天數</li> </ol> <p>■ 對評論助益性負向影響:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 喜悅</li> <li>2. 悲傷</li> <li>3. 信任</li> <li>4. 評論的評分</li> <li>5. 餐廳類型</li> </ol>	 <p>Yelp</p>	負二項式分佈模型	<p>◆ NRC 辭典</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 生氣、厭惡、恐懼、悲傷、期待、快樂、驚訝、信任</li> </ol> <p>◆ LIWC 辭典</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 第一人稱代名詞、非人稱代名詞、冠詞、連接詞、介系詞、助動詞、高頻率副詞、否定詞、量詞</li> </ol> <p>◆ 可讀性</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. coleman-liau index</li> </ol> <p>◆ 評論的評分</p> <p>◆ 評論者精英狀態</p> <p>◆ 評論的天數</p> <p>◆ 餐廳類型</p>
(Yang et al., 2020)	<p>■ 對評論助益性有正面影響</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 評論標題和內容的文本相似性</li> <li>2. 評論標題和內容的情感一致</li> </ol> <p>■ 對評論助益性為負面影響</p>	Amazon	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 曼哈頓距離</li> <li>2. 餘弦相似度</li> <li>3. Tobit 回歸</li> <li>4. 天真貝氏</li> </ol>	<p>◆ 評論的標題</p> <p>◆ 評論的長度</p> <p>◆ TextBlob</p> <p>◆ TF-IDF</p>

	1. 當評論標題的情感為負面時，消費者會閱讀的可能性較小			
(Choi & Leon, 2020)	<ul style="list-style-type: none"> <li>■ 對評論助益性正面影響               <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 評論極端</li> <li>2. 評論長度</li> <li>3. 評論者的專業知識</li> </ol> </li> <li>■ 對評論助益性負面影響               <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 單一評論評分與產品總評分的不一致</li> <li>2. 產品滿意度</li> <li>3. 產品的受歡迎程度</li> <li>4. 產品種類的多樣性</li> <li>5. 經驗豐富的評論者</li> </ol> </li> </ul>		<ol style="list-style-type: none"> <li>1 Tobit 回歸</li> <li>2 OLS 回歸</li> </ol>	<ul style="list-style-type: none"> <li>◆ 評論因素:               <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 評論不一致</li> <li>2. 評論的極端</li> <li>3. 評論長度</li> </ol> </li> <li>◆ 背景因素:               <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 產品滿意度</li> <li>2. 產品的受歡迎程度</li> <li>3. 產品種類的多樣性</li> </ol> </li> <li>◆ 評論者因素               <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 專業知識</li> <li>2. 經驗</li> </ol> </li> <li>◆ 控制變量:               <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 評論的天數</li> <li>2. 評論的有幫助和無幫助總票數</li> </ol> </li> </ul>

表 2-2、參考文獻之特徵彙整表

特徵	參考文獻										
	(Ott et al., 2011)	(Huang et al., 2015)	(Banerjee et al., 2015)	(J. Chen et al., 2016)	(F. Wang & Karimi, 2018)	(Du et al., 2019)	(Li et al., 2019)	(Shin et al., 2019)	(X. Wang et al., 2019)	(Yang et al., 2020)	(Choi & Leon, 2020)
評論內容										✓ (評論的標題)	✓ (評論的不一致)
語義	✓ (Unigram、Bigram、Trigram)			✓ (Unigram)		✓ (Unigram、Bigram)					
評論長度		✓ (單詞數)	✓ (單詞數、字符數、TTR)	✓ (單詞數、句子數、句子的平均長度)	✓ (單詞數)	✓ (字符數、句子數、句子的平均長度)				✓ (單詞數)	✓ (單詞數)
拼寫錯誤						✓	✓				
評論的大小寫			✓ (大寫)	✓ (大小寫的比率)			✓ (大寫)				

標點 符號			✓	✓		✓					
POS 標記	✓		✓								
可讀 性			✓ (FKGL 、GFI、 ARI、 CLI、 Lasbarhets Index、 Rate Index)			✓ (FKRE、 FKGL、 GFI、 SMOG、 ARI、 CLI)	✓ (FKRE)		✓ (CLI)		
品牌 提及			✓								
情感	✓ (LIWC)		✓ (LIWC)		✓ (LIWC)	✓ (LIWC、 General Inquirer、 GALC、 Opinion Lexicon、 SentiWord	✓ (LIWC、 表情符 號)	✓ (LIWC)	✓ (LIWC、 NRC)	✓ (TextBlob)	

						Net、 SentiStren gth、 VADER)					
詞嵌 入				✓ (Skip- Gram)		✓ (Skip- Gram、 Global Vectors)					
主題 模型				✓ (LSA)		✓ (LDA)		✓ (LDA)			
評論 極端					✓						✓
評論 評分		✓			✓			✓			✓
評論 天數					✓			✓			✓
餐廳 類型								✓			
產品 種類 的多 樣性											✓



產品的受歡迎程度											✓
評論者的經驗		✓									✓
評論者的影響		✓									
評論者的累積幫助		✓									✓
評論者精英狀態									✓		

### 第三章 研究方法

本研究的主題是利用文本的特徵來對評論助益性進行預測分析，在此章節將介紹資料來源、資料前處理、特徵萃取、模型建構、預測與評估。圖一為本研究的架構圖。

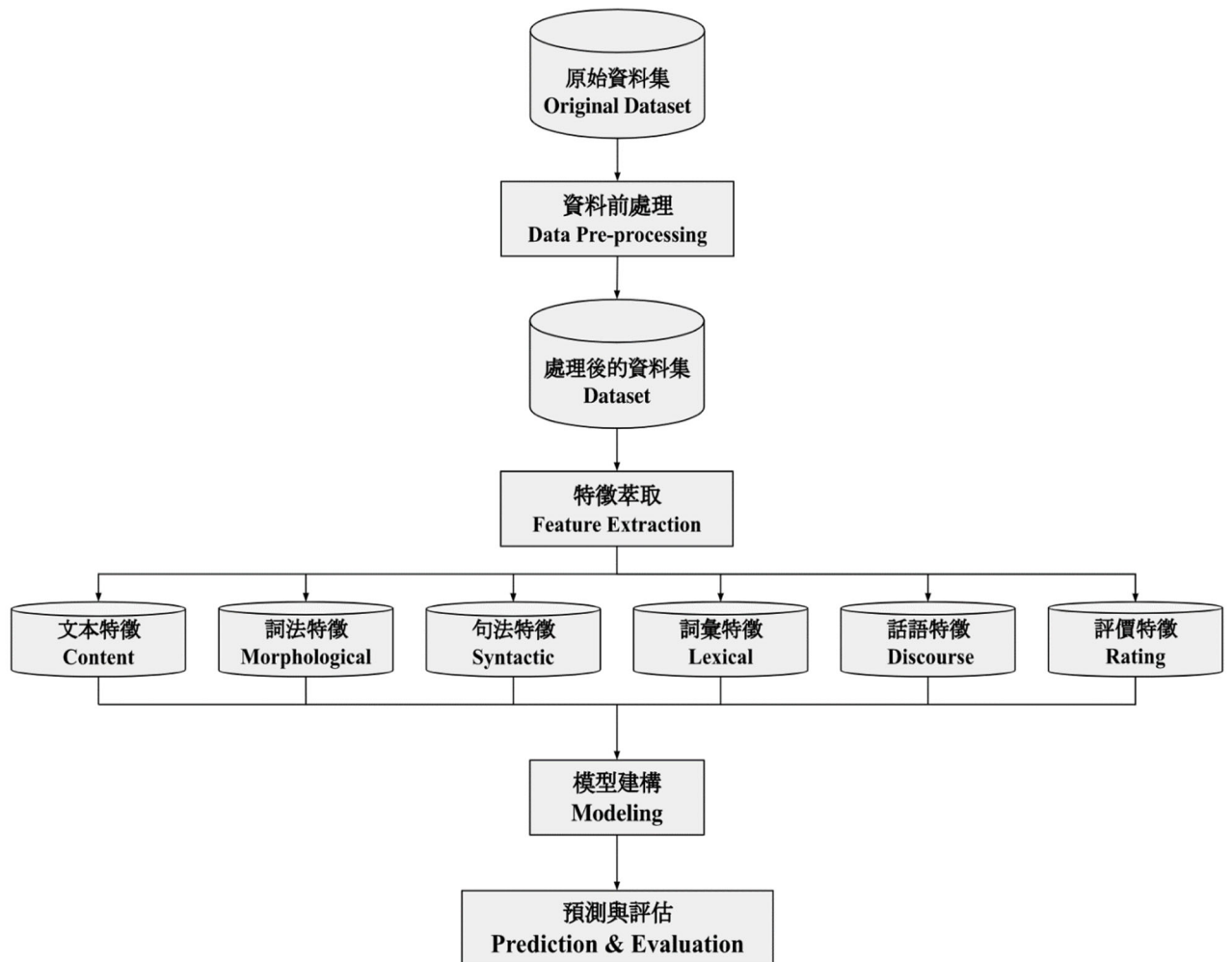


圖 1、研究架構圖

### 3.1 資料來源

本研究使用的資料集來自於 Julian McAuley 所創建的 Amazon product data (1996 年~2014 年)<sup>2</sup>，參考 (Choi & Leon, 2020; Du et al., 2019; Huang et al., 2015; F. Wang & Karimi, 2018; Yang et al., 2020) 統整出他們常使用的產品類別，所以本研究在 24 種產品類別裡挑選應用程式 (Apps for Android)、美容 (Beauty)、CD 與黑膠唱片 (CDs and Vinyl)、服飾 (Clothing, Shoes and Jewelry)、手機與配件 (Cell Phones and Accessories)、雜貨和美食 (Grocery and Gourmet Food)、電影與電視 (Movies and TV)、電玩遊戲 (Video Games) 以上 8 類產品作為本研究的資料集。資料集中包含 9 列的相關資料訊息，分別為：評論者的 ID (reviewerID)、產品的 ID (asin)、評論者的姓名 (reviewName)、評論的助益性評分 (helpful, e.g. 2/3)、評論文本 (reviewText)、產品評分 (overall)、評論摘要 (summary)、評論時間戳 (unixReviewTime)、評論日期 (reviewTime)。

### 3.2 資料前處理

透過資料前處理，能有助於提升後續學習過程的準確率與性能，雖然資料前處理步驟繁瑣但也是非常重要的一步。如同在第一章所提到的，評論助益性要有效果，必須是評論的投票數達到一定的標準，我們才會將評論文本納入樣本，根據先前文獻的做法 (Du et al., 2019; Yang et al., 2020)，第一步先刪除總投票數少於 10 票的評論，再將有幫助投票數除以投票總數，得到評論助益性比率，接著以 0.5 為臨界值，把評論助益性分數做轉換，評論助益性比率大於 0.5 劃分為有幫助的評論，小於 0.5 則劃分為無幫助的評論，然後對劃分好的評論資料做隨機抽樣，抽樣的比率為 2 正樣本 (有幫助): 1 負樣本 (無幫助)，表 3-1 為原始資料筆數與前處理後的資料筆數對比。

---

<sup>2</sup> <https://jmcauley.ucsd.edu/data/amazon/>

表 3 - 1、處理過後的資料筆數

類別	原始資料筆數	處理後的資料筆數
應用程式 Apps for Android	總評論：752,937 正樣本：654,370 負樣本：98,567	總評論：21,459 正樣本：14,306 負樣本：7,153
美容 Beauty	總評論：198,502 正樣本：171,795 負樣本：26,707	總評論：1,521 正樣本：1,014 負樣本：507
CD 與黑膠唱片 CDs and Vinyl	總評論：1,097,592 正樣本：854,900 負樣本：242,692	總評論：19,398 正樣本：12,932 負樣本：6,466
服飾 Clothing, Shoes and Jewelry	總評論：278,677 正樣本：258,625 負樣本：20,052	總評論：669 正樣本：446 負樣本：223
手機與配件 Cell Phones and Accessories	總評論：194,439 正樣本：178,042 負樣本：16,397	總評論：1,116 正樣本：744 負樣本：372
雜貨和美食 Grocery and Gourmet Food	總評論：151,254 正樣本：130,522 負樣本：20,732	總評論：1,953 正樣本：1,302 負樣本：651
電影與電視 Movies and TV	總評論：1,697,533 正樣本：1,258,766 負樣本：438,767	總評論：20,832 正樣本：13,888 負樣本：6,944
電玩遊戲 Video Games	總評論：231,780 正樣本：176,309 負樣本：55,471	總評論：14,616 正樣本：9,744 負樣本：4,872

### 3.3 特徵萃取

此節將介紹本研究所採用的六類特徵，分別為文本特徵、詞法特徵、句法特徵、詞彙特徵、話語特徵、評價特徵，並且針對每類特徵的計算方法進行詳細說明。

#### 3.3.1 文本特徵 (Content)

文本特徵主要是萃取評論內文所使用哪些文字，在傳統文獻上最常使用 N-gram 模型，而本研究將採用 Unigram 與 Bigram 混合使用的方式，萃取評論內文中的詞語。

- Unigram：計算單詞在單一文本中出現的次數，本研究將評論內文利用 Unigram 挑 1000 個頻率最高的詞語。

- Bigram：計算兩個詞語在單一文本中出現的次數，本研究將評論內文利用 Bigram 挑 1000 個頻率最高的詞語。

➔ Unigram 1000 個詞語加上 Bigram 1000 個詞語，共 2000 個詞語作為文本特徵。

#### 3.3.2 詞法特徵 (Morphological)


詞法特徵是指單詞內部結構與形成方式，本研究根據評論內文的單詞用十種不同的計算方式，來做為詞法特徵。

- 評論長度：評論內文所用的單詞數量多寡，是否對評論助益性有所影響。本研究先刪除評論內文裡的 URL、標點符號，再計算評論的單詞數。

- 句子數：評論的句子數量多寡，是否對評論助益性有所影響。使用 NLTK 的函

數計算出每則評論內文中的句子數。

- 句子平均長度：總單詞字數除以句子數，來計算每則評論內文中句子的平均長度。
- 大寫：評論內文所用的大寫單詞多寡，是否對評論助益性有所影響。利用語法 `isupper ( )` 計算每則評論內文的大寫單詞出現次數。
- 是否正確使用大寫：句首第一個字母必須為大寫，這是基本的英文規則，本研究計算評論內文是否有正確使用大寫，對評論助益性有何影響，以下為計算公式：


$$\frac{\text{句首為大寫的句子數}}{\text{句子數}}$$

- 大寫的比率：當一則評論內文若大寫單詞占的比率較多，對評論助益性有何影響，以下為計算公式：

$$\frac{\text{評論內文大寫單詞的總數}}{\text{評論長度}}$$

- 小寫：評論內文所用的小寫單詞多寡，是否對評論助益性有所影響。利用語法 `islower ( )` 計算每則評論內文的小寫出現次數

- 小寫的比率：當一則評論內文若小寫單詞占的比率較多，對評論助益性有何影響，以下為計算公式：

$$\frac{\text{評論內文小寫單詞的總數}}{\text{評論長度}}$$

- Type-Token Ratio (TTR) : (Laufer & Nation, 1995) 測量詞彙多樣性，計算單詞在評論中出現的頻率，以下為 TTR 計算公式：

$$TTR = \frac{\text{types (評論內文中不重複單詞的數量)}}{\text{tokens (評論內文所用單詞總數)}}$$

➔ 得出的數值為該評論詞彙的程度，數值越高代表評論使用的詞彙比較豐富。

- 拼寫錯誤：評論內文的單詞若拼寫錯誤，是否會對評論助益性有所影響。利用函數 `pyspellchecker` 來計算每則評論內文中拼寫錯誤的數量，再算出拼寫錯誤占的比率。

### 3.3.3 句法特徵 (Syntactic)

句法特徵是指句子結構之間的關係，本研究利用可讀性指標、POS 標記、標點符號，來做為句法特徵。

- 可讀性指標

可讀性意思是作者寫作風格被閱讀者所理解的程度，為了能客觀評估文章可讀的難易度，進而發展出許多可讀性公式，本研究則採用以下六個常見的可讀性公

式，作為評論文本可讀性指標。

1. Flesch Reading Ease (Dale & Chall, 1948)

Flesch 在 1940 年代開發一種提高報紙可讀性的公式，後來被廣泛使用。

公式為：

$$206.835 - 1.015 \times \left( \frac{\text{總字數}}{\text{句子總數}} \right) - 84.6 \times \left( \frac{\text{音節總數}}{\text{字總數}} \right)$$

➔分數越高代表越容易理解

2. Flesch-Kincaid Grade Level (Kincaid, Fishburne Jr, Rogers, & Chissom, 1975)

將每則分數依據美國年級程度，分配一個相應的等級。

公式為：

$$0.39 \times \left( \frac{\text{總字數}}{\text{句子總數}} \right) + 11.8 \times \left( \frac{\text{音節總數}}{\text{總字數}} \right) - 15.59$$

➔分數越低代表可讀性越高

3. Gunning Fog Index (Gunning, 1952)

1952 年 Robert Gunning 所提出，他發現影響閱讀最重要的因素是詞彙的難易和句子的長短。

公式為：

$$0.4 \left[ \left( \frac{\text{總字數}}{\text{句子總數}} \right) + 100 \times \left( \frac{\text{難字（三音節以上字數）}}{\text{總字數}} \right) \right]$$

➔Fog 指數值的大小代表年級，值越低代表可讀性越高。



4. Automated Readability Index (Senter & Smith, 1967)

公式為：

$$\left(4.71 \times \frac{\text{字符數}}{\text{總字數}}\right) + \left(0.5 \times \frac{\text{總字數}}{\text{句子總數}}\right) - 21.43$$

➔求出的數值大約是能理解文本的年級程度，值越低代表可讀性越高

5. The Coleman-Liau Index (Coleman & Liau, 1975)

由 Meri Coleman 和 T. L. Liau 提出

公式為：

$$0.0588 \times L - 0.296 \times S - 15.8$$

➔L 代表的是平均每 100 個單詞所包含的字母數；S 代表的是平均每 100 個單詞所包含的句子數，數值大致對應美國年級閱讀水平，值越低代表可讀性越高。

6. The SMOG Index (Mc Laughlin, 1969)

McLaughlin 在 1969 提出，是 Simple Measure of Gobbledygook 的縮寫字。公式為：

$$1.0430 \sqrt{\text{三音節以上的詞數} \times \left(\frac{30}{\text{句子數}}\right)} + 3.1291$$

➔數值代表理解文本內容所需的教育年級，值越低代表可讀性越高。

- POS 標記：單詞的詞性是否會對評論助益性有所影響。使用 NLTK 的函數對單詞的詞性進行標記。

- 標點符號：標點符號的多寡是否會對評論助益性有所影響。利用函數 `string.punctuation` 來計算每則評論內文中標點符號的數量。

### 3.3.4 詞彙特徵 (Lexical)

詞彙特徵是指單詞的含義和詞性分析，本研究將採用 LIWC 辭典、NRC Emotion 辭典、SentiWordNet 對評論文本做分析。

- LIWC 辭典 (Pennebaker, Francis, & Booth, 2001)

全名 Linguistic Inquiry and Word Count (語文探索與字詞計算)，LIWC 已開發不同的語言版本。在本研究中首先使用 NLTK 的函數對評論內文做分詞與詞形還原，接著透過英文版 LIWC2007 辭典對評論內文分析，在英文版 LIWC2007 辭典中包含 64 個類別，總計約 4,500 個詞，例如，常用的詞性類別（代名詞、冠詞、停頓詞等），以及心理特徵類別詞彙（情感詞彙、認知詞彙）等，再計算出每則評論內文它的 LIWC 比率作為本研究特徵，公式為：

$$\frac{\text{LIWC 各類別的單詞數}}{\text{評論長度}}$$

- NRC Emotion 辭典 (Mohammad & Turney, 2013)

由加拿大國家研究委員會 (National Research Council Canada) 的專家建立，本研究採用英文版 NRC Emotion 辭典來進行情感分析，辭典的類別主要包含正面 (positive)、負面 (negative)、快樂 (joy)、驚喜 (surprise)、恐懼 (fear)、悲傷 (sadness)、憤怒 (anger)、厭惡 (disgust)、信任 (trust) 和期待 (anticipation)，透過 NRC Emotion 辭典識別每則評論內文的情緒、情感，並計算 NRC 情緒的比

率，公式為：

$$\frac{\text{NRC 各類別的單詞數}}{\text{評論長度}}$$

#### ■ SentiWordNet (Miller, 1998)

以 WordNet 為基礎針對每個同義詞給定正向、負向與客觀的情感極性分數，建立情感詞彙庫，對每則評論內文進行 POS 標記，並將標記結果合併為五個詞性類別：名詞(noun)、形容詞(adjective)、動詞(verb)、副詞(adverb)和其他(others)，然後根據每個單詞的詞性透過 SentiWordNet 查找對應的正向、負向與客觀的情感分數，並計算每則評論內文的分數。

#### 3.3.5 話語特徵 (Discourse)

話語特徵意思是探索語言的組織和使用，本研究採用詞嵌入與主題模型，來做為話語特徵。

#### ■ 詞嵌入 Word embedding

Word embedding 是自然語言處理中一個重要的概念，將單詞或片語嵌入到另一個空間向量裡，當 Word embedding 詞義相似時，空間向量也會很相近。本研究先對每則評論內文做詞形還原、排除停用詞，然後採用 TF-IDF 計算字詞在單一評論內文中出現的頻率，並挑出每則評論內文前 10 個重要字詞，接著採用以下兩種常用的 Word embedding 算法。

##### 1. Word2vec (Bojanowski, Grave, Joulin, & Mikolov, 2017)

本研究採用 Google News 預訓練好的詞向量模型，計算每則評論內文詞嵌入

的平均，Google News 模型包含 300 萬個單詞與片語所對應的 300 維詞向量。

## 2. Global Vectors (Pennington, Socher, & Manning, 2014)

Global Vectors 於 2014 年 Jeffrey Pennington 等作者提出的一種詞向量方法，他們將維基百科做訓練，得到詞向量模型，包含 40 萬個詞彙，維度 300，本研究採用此模型，計算每則評論內文詞嵌入的平均。

### ■ 主題模型

#### 1. 潛在語義分析 LSA (Deerwester, Dumais, Furnas, Landauer, & Harshman, 1990)

Deerwester 等作者於 1990 年提出潛在語義分析 (Latent Semantic Analysis, LSA)，透過分析文檔來探索文檔潛在的意涵，將文檔和單詞映射到語義空間上，並在該空間進行對比分析。本研究採用 LsiModel 將評論內文文本降維至 100 個主題，得到 100 維的向量空間。

#### 2. 隱含狄利克雷分布 LDA (Blei, Ng, & Jordan, 2003)

Blei 等人在 2003 年提出隱含狄利克雷分布 (Latent Dirichlet allocation, LDA)，屬於無監督學習，用於推測文檔的主題分佈，將每一個資料集都認為是一組潛在主題的混合，在文檔建模過程中，利用主題概率分佈來對每篇文檔進行摘要表達。本研究先利用評論內文文本訓練 LDA 模型，並將主題數設為 100，得到 100 維的向量空間。

### 3.3.6 評價特徵 (Rating)

本研究採用評論的評分、評論的極端、評論的天數，這些評論因素來做為評價特徵。

- 評論的評分：評論的評分是否會對評論助益性有所影響。本研究採用評論者給產品的星級評分
- 評論的極端：評論的極端是否會對評論助益性有所影響。將評論者給產品的星級評分做劃分，如果星級是 1 或 5 判斷為極端，則標記 1；其他星級則標記為 0。
- 評論的天數：評論的天數是否會對評論助益性有所影響。採用評論時間戳（unixReviewTime）

### 3.3.7 特徵組合

除了單獨採用上述六個單一特徵外，本研究還設計六種特徵組合，以文本特徵為基準，依序加入其他五類單一特徵，分別如下：

特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵

特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵

特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵

特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵

特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵

特徵組合 6：文本特徵+評價特徵

➔運用不同特徵的組合，來評估文本特徵是否能對評論有助益性。

### 3.3.8 個別特徵

詞彙特徵、話語特徵則是使用 NLP 的方式，在評論文本中找出情感，將非結構化的詞語轉換成向量，用來探討詞語背後隱藏的含義，所以本研究把詞彙特徵的

LIWC、NRC、SentiWordNet，和話語特徵的 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA，以上 7 種自然語言處理工具做為個別特徵，比較不同情感工具、不同維度的向量工具，他們的效能差異。

### 3.4 模型建構

本研究採用監督式學習的手法，監督式學習可分為兩種，一種是應變數為離散，稱為「分類(classification)」；另一種應變數為連續值，則稱為「回歸(regression)」，在本研究中會採用以上兩種「分類」與「回歸」來建構預測模型，至於演算法的選擇，將在以下小節中詳細說明。

#### 3.4.1 分類(classification)

##### ■ 邏輯回歸(Logistic regression)(McFadden, 1973)

雖然名為回歸，但它是處理分類的演算法，目的是找出一條直線能夠將所有資料清楚地分開並做分類，除了能解決二分類的問題，也能用於三分類以上的問題，常用在統計學上的分析方法。

##### ■ 天真貝氏(Naive Bayes)(Agrawal, Bayardo, & Srikant, 2000)

建立在貝氏定理的基礎上，假設所有特徵之間相互獨立互不影響，每個特徵一樣重要，然後透過機率統計來判斷未知的資料類別，因為這假設過於理想，所以取名為天真貝氏。

##### ■ 決策樹(Decision Tree)(Breimann, Friedman, Olshen, & Stone, 1984)

決策樹是樹形演算法的基礎，類似於流程圖的樹形結構，樹內部的每一個節點代表對一個特徵的測試，所屬的分支代表特徵每一個測試結果，決策樹也能分為「分類樹」與「回歸樹」(Classification and Regression Tree, CART)，在此小節談論

的是「分類」，樹的葉子節點代表一種分類結果，給出每個類別的占比，機率最大的類別作為這個樹葉節點的預測值。

■ 隨機森林 (Random Forest) (Breiman, 1996)

隨機森林屬於集成學習 (Ensemble learning) 中的 Bagging 方法，它的基底演算法是決策樹，能處理分類與回歸問題，在處理分類問題時，它將從每棵決策樹中獲得預測結果，然後透過投票方式得到最終預測的結果。

■ 極限梯度提升 (eXtreme Gradient Boosting, XGBoost) (T. Chen et al., 2015)

在 Kaggle 比賽上非常受歡迎，XGBoost 是集成學習 (Ensemble learning) 演算法，以梯度提升 (Gradient Boosting) 為基礎上做改進，並添加一些新的技巧，有著 Bagging 與 Boosting 的優點，在分類問題中，它每一次保留原來的決策樹不變，當加入新的決策樹時，能修正上一棵決策樹的錯誤，每一棵決策樹是互相關聯，以提升整體的模型。

表 3 - 2、分類模型-函數庫的選擇

模型	函數庫
邏輯回歸	Scikit-learn : LogisticRegression
天真貝氏	Scikit-learn : GaussianNB
決策樹	Scikit-learn : DecisionTreeClassifier
隨機森林	Scikit-learn : RandomForestClassifier
XGBoost	XGBoost : XGBClassifier

### 3.4.2 回歸 (regression)

#### ■ 線性回歸 (Linear Regression) (Neter, Kutner, Nachtsheim, & Wasserman, 1996)

線性回歸模型建立速度快簡單，是常用的建模方法之一，適用於分析自變數和應變數之間的線性關係，而當輸入一個變數時，稱為簡單線性回歸，若輸入兩個以上的變數，則稱為多元線性回歸。

#### ■ 決策樹 (Decision Tree) (Breimann et al., 1984)

決策樹也能分為「分類樹」與「回歸樹」(Classification and Regression Tree, CART)，在此小節談論的是回歸樹，所謂回歸樹是根據特徵向量來決定對應的輸出值，最終葉子節點平均值或中位數來預測輸出結果。

#### ■ 支援向量回歸 (Support Vector Regression, SVR) (Drucker, Burges, Kaufman, Smola, & Vapnik, 1996)

支援向量回歸是支援向量機的重要的應用分支，專門處理回歸問題，支援向量機的功能強大，不僅支持線性或非線性分類、回歸，甚至是異常值檢測任務也能支持，是最受歡迎的模型之一，支援向量回歸拓展出一條最佳的超平面，接著計算其他點到超平面的總距離。

#### ■ 最近鄰居法 (K Nearest Neighbor, KNN) (Altman, 1992)

KNN 是基本且簡單的模型之一，它的本質上是對分類進行預測，但也能用在回歸問題上，根據未分類樣本周圍的已知類別樣本來判斷未分類樣本的類別，在計算回歸時，輸出的預測值為  $k$  個最近鄰居的平均值。



■ 隨機森林 (Random Forest) (Breiman, 1996)

在隨機森林中，分類與回歸的預測方法是不同的，處理回歸問題時，透過從訓練資料集產生多棵不同的決策樹，且每棵決策樹彼此間沒有關聯，而預測時，隨機森林會將內部多棵決策樹的預測結果取平均得到最終結果。

■ 極限梯度提升 (eXtreme Gradient Boosting, XGBoost) (T. Chen et al., 2015)

XGBoost 也能處理回歸問題，它的靈活性高、會自動處理缺失值、準確率高，每棵決策樹預測結果的和為最終結果。

表 3 - 3、回歸模型-函數庫的選擇

模型	函數庫
線性回歸	Scikit-learn : LinearRegression
決策樹	Scikit-learn : DecisionTreeRegressor
支援向量回歸	Scikit-learn : SVR
KNN	Scikit-learn : KNeighborsRegressor
隨機森林	Scikit-learn : RandomForestRegressor
XGBoost	XGBoost : XGBRegressor

### 3.5 預測與評估

為了將特徵資料做更好的運用，本研究採用十折交叉驗證（10-foldcross validation）的方法，這種驗證法會把資料分割成十份，輪流對其中九份的資料用於訓練、另一份的資料用於測試，最後把十次的結果取平均值，將此驗證法套用在 3.4 節所提到的模型上，對不同特徵組合做評論助益性的預測，並能夠確認每一個模型的性能。

關於模型的評估，本研究在分類模型時，採用準確率（Accuracy）、精確率（Precision）、召回率（Recall）、F1 分數（F1-score）、AUC，作為分類模型評估指標；當在回歸模型時，採用平均絕對誤差（MAE）、平均平方誤差（MSE）、決定係數（R-squared）、皮爾森積差相關分析（Pearson Correlation），作為回歸模型評估指標；而詳細的性能評估說明將在第四章做介紹。



## 第四章 實驗結果與評估

使用 Amazon product data 其中 8 類產品，分別為：應用程式( Apps for Android)、美容(Beauty)、CD 與黑膠唱片( CDs and Vinyl)、服飾( Clothing, Shoes and Jewelry)、手機與配件( Cell Phones and Accessories)、雜貨和美食( Grocery and Gourmet Food)、電影與電視( Movies and TV)、電玩遊戲( Video Games)，作為本研究的資料集，並利用第三章所提的研究方法對評論助益性進行預測分析，本章節將說明在不同產品類別之下，分類與回歸它們的性能表現和評估。

### 4.1 評估指標

對於模型性能，本節將詳細說明分別在分類模型與回歸模型時，所用到的評估指標。

#### 4.1.1 分類模型的評估指標

當使用分類模型對評論助益性進行預測時，我們將採用準確率 (Accuracy)、精確率 (Precision)、召回率 (Recall)、調和平均數 (F1-score) 與 AUC 作為評估指標。

■ 分類的結果分為四種象限：

1. True Positive (TP)：實際上是正樣本且被預測為正樣本
2. False Positive (FP)：實際上是負樣本但被誤判為正樣本
3. False Negative (FN)：實際上是正樣本但被誤判為負樣本
4. True Negative (TN)：實際上是負樣本且被預測為負樣本

- 準確率 (Accuracy)：預測成功的比率。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- 精確率 (Precision)：判斷為正樣本的情況下，有多少實際為正樣本的比率。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

- 召回率 (Recall)：在真實的正樣本情況下，有多少被正確判斷出來是正樣本的比率。


$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- 調和平均數 (F1-score)：精確率與召回率的調和平均。

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

- AUC (Area Under the Curve)：ROC 曲線之下所覆蓋的面積，若 AUC 值越大的分類器，正確率則越高。

#### 4.1.2 回歸模型的評估指標

在對評論助益性進行回歸預測時，我們將採用平均絕對誤差 (MAE)、平均平方誤差 (MSE)、決定係數 (R-squared)、皮爾森積差相關分析 (Pearson Correlation) 作為評估指標。

##### ■ 平均絕對誤差 (Mean Absolute Error, MAE)

用來衡量樣本的預測值與真實值之間的絕對誤差，若 MAE 值越小代表預測模型越好。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i|$$

n: 資料數； $f_i$ : 預測值； $y_i$ : 真實值

##### ■ 平均平方誤差 (Mean Squared Error, MSE)

衡量的是預測值和真實值之間距離的平方和，MSE 值越小，代表預測模型的精確度較高。

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - y_i)^2$$

##### ■ 決定係數 (R-squared, $R^2$ )

反映模型對樣本資料的擬合程度，R-squared 越接近於 1，代表擬合程度越好。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1} (y_i - f_i)^2}{\sum_{i=1} (y_i - \bar{y}_i)^2}$$

$\bar{y}_i$ : 真實值的平均

#### ■ 皮爾森積差相關分析 (Pearson Correlation)

探討連續變數 (X,Y) 之間的線性相關，相關係數值介於 -1 到 1 之間，越接近 1，代表越有著正相關；越接近 -1，代表越有著負相關。

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

$\bar{x}$  為  $x$  的平均數； $\bar{y}$  為  $y$  的平均數

#### 4.2 統計檢定

由於 unigram、bigram、LIWC、NRC、Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA，這些特徵比較複雜，難以做解釋，所以本研究對詞法特徵（評論長度、句子數、平均句子長度、大寫、是否正確使用大寫、大寫的比率、小寫、小寫的比率、Type-Token Ratio、拼寫錯誤）、句法特徵（Flesch Reading Ease、Flesch-Kincaid Grade Level、Gunning Fog Index、Automated Readability Index、The Coleman-Liau Index、The SMOG Index、標點符號）、詞彙特徵（SentiWordNet）、評價特徵（評論的評分、評論的極端、評論的天數）以上簡單變數做 T 檢定，因為篇幅的關係，本小節以表 4-1 應用程式資料集的統計檢定為例，另外 7 個資料集的統計檢定結果如附錄 A。

在表 4-1 中，觀察出評論長度、句子數、是否正確使用大寫、小寫、小寫的比率、標點符號、SentiWordNet、評論的評分在正樣本中平均值較大，代表有幫助的評論是用比較多的字、句子數、小寫字、標點符號、正面情感所構成，而且有正確使用大寫，評論的評分較高會被閱讀者認為是有幫助的，至於大寫的比率、Type-Token Ratio、拼寫錯誤、評論的極端、評論天數在負樣本中平均值較大，表示無幫助的評論會用比較豐富的詞彙、大寫字用特多，以較誇張的方式寫作，評論天數也

較長，而且蠻多拼寫錯誤，評論也蠻極端的；在負樣本中，Flesch Reading Ease 的平均值高，而 Flesch-Kincaid Grade Level、Gunning Fog Index、Automated Readability Index、The SMOG Index 的平均值較低，這代表評論文本有較高的可讀性，可能因為評論者寫作能力較差，會寫些大眾容易讀懂的評論，閱讀者可能會覺得這評論比較沒有參考價值。

從表 4-1 與附錄 A 中，觀察評論正負樣本之間的顯著性差異，並將觀察結果彙整成表 4-2，當資料集中的變數顯著時，變數的平均值在正樣本較大，則將資料集名稱填在表 4-2 的正樣本下；反之，若變數的平均值在負樣本較大，則將資料集名稱填在表 4-2 的負樣本下，按照變數名稱依序填下去。由表 4-2 我們可以發現在正樣本下，評論長度、句子數、是否正確使用大寫、小寫、小寫的比率、標點符號、SentiWordNet、評論的評分，以上變數在 8 個資料集中都具有顯著性，而在負樣本下，則是大寫的比率、Type-Token Ratio、拼寫錯誤、Gunning Fog Index、The SMOG Index，以上變數在 8 個資料集中具有顯著性。

表 4 - 1、應用程式資料集統計檢定之結果

應用程式			
正樣本	負樣本	t 值	P-value
<b>72.202 (95.762)</b>	54.928 ( 58.507 )	14.01	p<0.001 <sup>***</sup>
<b>4.372 (4.339)</b>	3.696 ( 2.930 )	11.89	p<0.001 <sup>***</sup>
<b>18.401 (14.318)</b>	17.793 ( 13.083 )	3.020	0.0025 <sup>**</sup>
3.533 ( 9.326 )	3.325 ( 6.485 )	1.699	0.0894
<b>0.779 (0.351)</b>	0.730 ( 0.380 )	9.499	p<0.001 <sup>***</sup>
0.058 ( 0.099 )	<b>0.070 (0.132)</b>	-7.825	p<0.001 <sup>***</sup>
<b>60.867 (81.644)</b>	45.831 ( 49.565 )	14.31	p<0.001 <sup>***</sup>
<b>0.855 (0.114)</b>	0.847 ( 0.140 )	4.161	p<0.001 <sup>***</sup>
78.987 ( 11.306 )	<b>80.985 (10.322)</b>	-12.56	p<0.001 <sup>***</sup>
0.009 ( 0.006 )	<b>0.010 (0.008)</b>	-11.24	p<0.001 <sup>***</sup>



	Gunning Fog Index	<b>14.265 (18.691)</b>	12.326 (11.537)	8.037	p<0.001***
	Automated Readability Index	<b>14.864 (23.412)</b>	12.559 (14.468)	7.629	p<0.001***
	The Coleman-Liau Index	6.667 (2.742)	6.665 (2.937)	0.055	0.9558
	The SMOG Index	<b>3.442 (4.591)</b>	2.992 (4.187)	6.963	p<0.001***
	標點符號	<b>12.487 (19.511)</b>	10.232 (14.560)	8.643	p<0.001***
詞彙特徵	SentiWordNet	<b>0.020 (0.057)</b>	-0.009 (0.056)	34.84	p<0.001***
	評論的評分	<b>3.533 (1.608)</b>	2.172 (1.606)	58.51	0.0**
評價特徵	評論的極端	0.660 (0.474)	<b>0.780 (0.414)</b>	-18.3	p<0.001***
	評論的天數	492.295 (222.112)	<b>525.403 (262.174)</b>	9.679	p<0.001***

註：p<0.05\*：顯著；p<0.01\*\*：很顯著；p<0.001\*\*\*：非常顯著。正負樣本的值以平均值（標準差）表示，若值較大且顯著的話，將以粗體進行標記。

表 4-2、顯著性差異彙整表

變數		正樣本	負樣本
詞法 特徵	評論長度	應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、服飾、手機與配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲	
	句子數	應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、服飾、手機與配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲	
	平均句子長度	應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、電影與電視	
	大寫	CD 與黑膠唱片、手機與配件、電影與電視、電玩遊戲	
	是否正確使用大寫	應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、服飾、手機與配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲	
	大寫的比率		應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、服飾、手機與配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲
	小寫	應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、服飾、手機與	

		配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲	
	小寫的比率	應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、服飾、手機與 配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲	
	Type-Token Ratio		應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、服飾、手機 與配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲
	拼寫錯誤		應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、服飾、手機 與配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲
句法 特徵	Flesch Reading Ease		應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、手機與配 件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲
	Flesch-Kincaid		應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、手機與配 件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲
	Grade Level		應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、手機與配 件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲
	Gunning Fog Index		應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、服飾、手機 與配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲
	Automated Readability Index		應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、手機與配 件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲

	The Coleman-Liau Index		CD 與黑膠唱片、手機與配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲
	The SMOG Index		應用程式、美容、CD 與黑膠唱片 服飾、手機與配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲
	標點符號	應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、服飾、手機與配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲	
詞彙特徵	SentiWordNet	應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、服飾、手機與配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲	
評價特徵	評論的評分	應用程式、美容、CD 與黑膠唱片、服飾、手機與配件、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲	
	評論的極端	美容、CD 與黑膠唱片、雜貨和美食、電影與電視	應用程式、電玩遊戲
	評論的天數	美容、CD 與黑膠唱片、雜貨和美食、電影與電視、電玩遊戲	應用程式、服飾

### 4.3 實驗結果

此節將說明本研究之實驗結果，根據第 3.3 章節所提的六類單一特徵、六個不同特徵的組合，與個別使用詞彙特徵的 LIWC、NRC、SentiWordNet 和話語特徵的 Word2vec、Global Vectors、LDA、LSA，分別使用分類模型與回歸模型，並彙整應用程式（Apps for Android）、美容（Beauty）、CD 與黑膠唱片（CDs and Vinyl）、服飾（Clothing, Shoes and Jewelry）、手機與配件（Cell Phones and Accessories）、雜貨和美食（Grocery and Gourmet Food）、電影與電視（Movies and TV）、電玩遊戲（Video Games）以上 8 個資料集的指標結果，其結果請參閱附錄（附錄 B 為分類指標的結果，附錄 C 為回歸指標的結果），4.3.1 章節將展示在各個資料集中採用何種分類器與哪種特徵為最佳，並進行說明，而 4.3.2 章節則展示在各個資料集中採用何種回歸與哪種特徵為最佳，並進行說明。

#### 4.3.1 分類指標的結果

由於篇幅的關係，本小節的分類指標結果以應用程式資料集（表 4-3、表 4-4、表 4-5）為例，完整資料集的分類指標結果請參閱附錄 B。

##### ■ 單一特徵（分類）：

觀察表 4-3 單一特徵，整體來說，六個特徵中評價特徵的效果較好，其次是文本特徵，再次是話語特徵，分類器則是 XGBoost 的效果最佳，邏輯回歸次之，評價特徵中 XGBoost 的準確率達到 0.717，F1-score 值為 0.708，AUC 達到 0.745。分別來看，在文本特徵中，XGBoost 的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC 效果最佳；在詞法特徵中，邏輯回歸的準確率、精確率、召回率、AUC 效果較佳，而 XGBoost 的 F1-score 效果較佳；在句法特徵中，邏輯回歸的準確率、召回率、AUC 效果較佳，精確率較佳的分類器是天真貝氏，而 F1-score 較佳的分類器是

XGBoost；在詞彙特徵中，隨機森林的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC 效果最佳；在話語特徵中，邏輯回歸的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC 效果最佳；在評價特徵中，XGBoost 的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC 效果最佳。

#### ■ 特徵組合（分類）：

接著我們觀察表 4-4 特徵組合，總體來說，六個特徵組合中特徵組合 6（文本特徵+評價特徵）的效果較好，其次是特徵組合 5（文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵），XGBoost 是最佳的分類器，隨機森林次之，而效果最好的特徵組合 6（文本特徵+評價特徵）中，XGBoost 的準確率達到 0.741，F1-score 值為 0.733，AUC 達到 0.781。分別來看，在特徵組合 1（文本特徵+詞法特徵）中，XGBoost 的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC 效果最佳；在特徵組合 2（文本特徵+詞法特徵+句法特徵）中，XGBoost 的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC 效果最佳；在特徵組合 3（文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵）中，XGBoost 的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC 效果最佳；在特徵組合 4（文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵）中，XGBoost 的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC 效果最佳；在特徵組合 5（文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵）中，也是 XGBoost 的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC 效果最佳；在特徵組合 6（文本特徵+評價特徵）中，XGBoost 的準確率、精確率、召回率、F1-score 效果較好，而隨機森林的 AUC 比 XGBoost 的 AUC 效果略好一點。

我們對單一特徵的文本特徵與特徵組合進行比較，觀察發現，文本特徵依序加入詞法特徵、句法特徵、詞彙特徵、話語特徵時，與文本特徵相比，效果並沒有明

顯提升，但當全部特徵（文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵）都加入時，與文本特徵相比，天真貝氏的準確率、召回率、F1-score、決策樹的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC、隨機森林的 AUC、XGBoost 的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC 效果有較明顯的提升，而只加入評價特徵（文本特徵+評價特徵）時，天真貝氏的準確率、召回率、F1-score、決策樹的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC、隨機森林的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC、XGBoost 的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC 效果也有明顯的提升。

#### ■ 個別特徵（分類）：

接著觀察表 4-5 個別特徵，在七種個別特徵一起做比較，整體來說，LSA 的效果較好，其次是 LIWC，邏輯回歸是最佳的分類器，隨機森林次之，而效果最好的 LSA 中，邏輯回歸的準確率達到 0.696，F1-score 值為 0.660，AUC 達到 0.720。分別來看，在 LIWC 中，隨機森林的準確率、精確率、召回率、AUC 效果最佳效果，而 XGBoost 的 F1-score 比隨機森林的 F1-score 效果略好一點；在 NRC 中，邏輯回歸的準確率、召回率效果較好一點，天真貝氏的精確率、F1-score 效果較好一些，而 XGBoost 的 AUC 的效果比較好；在 SentiWordNet 中，邏輯回歸和天真貝氏的準確率、精確率、召回率、AUC 效果最佳，而 XGBoost 的 F1-score 效果較好；我們把上述這三種情感工具做比較，可以發現 LIWC 的效果最好，準確率為 0.693，其次是 SentiWordNet，準確率為 0.676，最後是 NRC，準確率為 0.667。在 Word2Vec 中，邏輯回歸的準確率、召回率、AUC 效果較好，而天真貝氏的精確率、F1-score 比邏輯回歸精確率、F1-score 的效果較好一點；在 Global Vectors 中，邏輯回歸的準確率、精確率、召回率、F1-score、AUC 效果最佳，而天真貝氏的精確率、F1-score 也不錯；在 LDA 中，隨機森林的準確率、召回率、AUC 效果比較好，XGBoost

的準確率、F1-score 效果最佳，邏輯回歸的精確率反而最佳；在 LSA 中，邏輯回歸的準確率、精確率、召回率、AUC 效果最佳，而 XGBoost 的 F1-score 比邏輯回歸的 F1-score 效果略好一點點；我們也把上述這四種向量工具做比較，可以發現 LSA 的效果最好，準確率為 0.711，其次是 Word2Vec，準確率為 0.687，再次是 Global Vectors，準確率為 0.684，最後是 LDA，準確率為 0.677。

我們也對文本特徵(表 4-3)與個別使用 LIWC、NRC、SentiWordNet、Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA (表 4-5) 進行比較，在 LIWC、NRC、SentiWordNet、Global Vectors 中，天真貝氏的準確率、召回率、F1-score 效果比文本特徵好；在 Word2Vec 中，天真貝氏所有的評估指標效果比文本特徵好；在 LDA 中，邏輯回歸的精確率效果比文本特徵好；而在 LSA 中，還是文本特徵的效果比較好。

另外，我們把詞彙特徵和話語特徵(表 4-3)的實驗結果，分別與 LIWC、NRC、SentiWordNet、Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA (表 4-5) 進行比較，在 LIWC 中，天真貝氏與 XGBoost 的準確率、精確率、召回率、F1-score 效果比詞彙特徵好；在 NRC 中，天真貝氏的準確率、召回率效果比詞彙特徵好；在 SentiWordNet 中，天真貝氏的準確率、精確率、召回率效果比詞彙特徵好；在 Word2Vec 中，天真貝氏所有的評估指標效果比話語特徵好，在 Global Vectors 中，天真貝氏的準確率、召回率、F1-score 效果比話語特徵好；在 LDA 中，邏輯回歸的精確率和隨機森林的 F1-score 效果比話語特徵好；在 LSA 中，隨機森林的準確率、召回率、F1-score 效果比話語特徵好。

#### ■ 分類實驗結果之彙整：

根據 8 個資料集的分類實驗結果，我們統整出在六類單一特徵、六個不同特



徵的組合，與個別使用 LIWC、NRC、SentiWordNet、Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 中最佳的分類器與最佳前兩名的特徵，如表 4-6、表 4-7、表 4-8。總體來說，在單一特徵（表 4-6）中可以看到分類器 XGBoost 的效果較好，而最佳的單一特徵為評價特徵；在特徵組合（表 4-7）中 XGBoost 的效果最好，特徵組合 5（文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵）與特徵組合 6（文本特徵+評價特徵）這倆效果都不錯；在個別使用 LIWC、NRC、SentiWordNet、Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA（表 4-8）中邏輯回歸的效果較好，其次是隨機森林，而 LSA 效果最佳，LIWC 其次。



表 4-3、應用程式資料集的分類實驗結果（單一特徵）

應用程式					
Model	文本特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.703	0.691	0.703	0.693	0.726
天真貝氏	0.518	0.661	0.518	0.515	0.663
決策樹	0.624	0.623	0.624	0.623	0.576
隨機森林	0.707	0.693	0.707	0.668	0.737
XGBoost	<u>0.713</u>	<u>0.698</u>	<u>0.713</u>	<u>0.694</u>	<u>0.741</u>
Model	詞法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.668</u>	<u>0.629</u>	<u>0.668</u>	0.544	<u>0.584</u>
天真貝氏	0.446	0.609	0.446	0.423	0.571
決策樹	0.557	0.565	0.561	0.561	0.511
隨機森林	0.628	0.583	0.628	0.591	0.556
XGBoost	0.65	0.592	0.65	<u>0.585</u>	0.568
Model	句法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.667</u>	0.615	<u>0.667</u>	0.552	<u>0.612</u>
天真貝氏	0.412	<u>0.632</u>	0.412	0.351	0.548
決策樹	0.568	0.573	0.568	0.57	0.52
隨機森林	0.665	0.614	0.665	0.574	0.599
XGBoost	0.651	0.604	0.651	<u>0.6</u>	0.594

Model	詞彙特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.676	0.648	0.676	0.591	0.645
天真貝氏	0.659	0.639	0.659	0.644	0.653
決策樹	0.606	0.61	0.606	0.608	0.562
隨機森林	<u>0.696</u>	<u>0.675</u>	<u>0.696</u>	<u>0.665</u>	<u>0.71</u>
XGBoost	0.68	0.659	0.68	0.661	0.689

Model	話語特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.711</u>	<u>0.695</u>	<u>0.711</u>	<u>0.692</u>	<u>0.738</u>
天真貝氏	0.531	0.661	0.531	0.532	0.666
決策樹	0.605	0.606	0.605	0.605	0.557
隨機森林	0.686	0.663	0.686	0.63	0.7
XGBoost	0.694	0.676	0.694	0.678	0.707

Model	評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.534
天真貝氏	0.666	0.613	0.666	0.561	0.567
決策樹	0.682	0.683	0.682	0.683	0.684
隨機森林	0.692	0.684	0.692	0.687	0.701
XGBoost	<u>0.717</u>	<u>0.706</u>	<u>0.717</u>	<u>0.708</u>	<u>0.745</u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。

表 4-4、應用程式資料集的分類實驗結果（特徵組合）

應用程式					
特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.699	0.679	0.699	0.669	0.729
天真貝氏	0.512	0.661	0.512	0.505	0.663
決策樹	0.624	0.623	0.624	0.623	0.576
隨機森林	0.705	0.692	0.705	0.661	0.737
XGBoost	<u>0.713</u>	<u>0.697</u>	<u>0.713</u>	<u>0.694</u>	<u>0.74</u>
特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.679	0.648	0.679	0.626	0.686
天真貝氏	0.508	0.66	0.508	0.501	0.663
決策樹	0.617	0.616	0.617	0.616	0.567
隨機森林	0.698	0.683	0.698	0.644	0.733
XGBoost	<u>0.711</u>	<u>0.696</u>	<u>0.711</u>	<u>0.693</u>	<u>0.739</u>
特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.676	0.645	0.676	0.611	0.681
天真貝氏	0.508	0.66	0.508	0.501	0.663
決策樹	0.614	0.614	0.616	0.614	0.565
隨機森林	0.7	0.683	0.7	0.653	0.737
XGBoost	<u>0.712</u>	<u>0.698</u>	<u>0.712</u>	<b><u>0.698</u></b>	<u>0.739</u>

特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.692	0.669	0.692	0.654	0.715
天真貝氏	0.508	0.661	0.508	0.501	<b>0.665</b>
決策樹	0.618	0.621	0.618	0.619	0.573
隨機森林	0.694	0.677	0.694	0.638	0.718
XGBoost	<u>0.709</u>	<u>0.694</u>	<u>0.709</u>	<u>0.693</u>	<u>0.725</u>

特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+					
Model	評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.534
天真貝氏	<b>0.666</b>	0.619	<b>0.666</b>	<b>0.583</b>	0.595
決策樹	<b>0.645</b>	<b>0.647</b>	<b>0.645</b>	<b>0.646</b>	<b>0.603</b>
隨機森林	0.702	0.687	0.702	0.658	<b>0.746</b>
XGBoost	<u><b>0.736</b></u>	<u><b>0.726</b></u>	<u><b>0.736</b></u>	<u><b>0.727</b></u>	<u><b>0.77</b></u>

特徵組合 6：文本特徵+評價特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.534
天真貝氏	<b>0.666</b>	0.613	<b>0.666</b>	<b>0.561</b>	0.567
決策樹	<b>0.659</b>	<b>0.659</b>	<b>0.659</b>	<b>0.659</b>	<b>0.616</b>
隨機森林	<b>0.735</b>	<b>0.724</b>	<b>0.735</b>	<b>0.717</b>	<u><b>0.784</b></u>
XGBoost	<u><b>0.741</b></u>	<u><b>0.732</b></u>	<u><b>0.741</b></u>	<u><b>0.733</b></u>	<b>0.781</b>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵

（表 4-3） 相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。

表 4-5、應用程式資料集的分類實驗結果（個別特徵）

應用程式					
LIWC					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.569
天真貝氏	<b>0.652</b>	0.63	<b>0.652</b>	<b>0.635</b>	0.633
決策樹	0.608	0.611	0.608	0.609	0.562
隨機森林	<u>0.693</u>	<u>0.670</u>	<u>0.693</u>	0.656	<u>0.702</u>
XGBoost	0.684	0.662	0.684	<u>0.662</u>	0.688
NRC					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.667</u>	0.445	<u>0.667</u>	0.533	0.617
天真貝氏	<b>0.666</b>	<u>0.633</u>	<b>0.666</b>	<b>0.629</b>	0.625
決策樹	0.586	0.586	0.586	0.586	0.539
隨機森林	0.654	0.622	0.654	0.625	0.615
XGBoost	0.66	0.624	0.660	0.620	<u>0.63</u>
SentiWordNet					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.676</u>	<u>0.648</u>	<u>0.676</u>	0.591	<u>0.645</u>
天真貝氏	<b>0.676</b>	<u>0.648</u>	<b>0.676</b>	<b>0.594</b>	<u>0.645</u>
決策樹	0.586	0.586	0.586	0.586	0.534
隨機森林	0.587	0.586	0.587	0.586	0.558
XGBoost	0.669	0.629	0.669	<u>0.603</u>	0.625

Model	Word2Vec				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.687</u>	0.662	<u>0.687</u>	0.649	<u>0.69</u>
天真貝氏	<b>0.648</b>	<b><u>0.663</u></b>	<b>0.648</b>	<b><u>0.654</u></b>	<b>0.668</b>
決策樹	0.581	0.586	0.581	0.583	0.534
隨機森林	0.677	0.646	0.677	0.606	0.658
XGBoost	0.675	0.65	0.675	0.651	0.657

Model	Global Vectors				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.684</u>	<u>0.658</u>	<u>0.684</u>	<u>0.644</u>	<u>0.682</u>
天真貝氏	<b>0.637</b>	<u>0.658</u>	<b>0.637</b>	<b><u>0.644</u></b>	0.66
決策樹	0.586	0.589	0.586	0.587	0.537
隨機森林	0.675	0.642	0.675	0.595	0.648
XGBoost	0.664	0.637	0.664	0.638	0.647

Model	LDA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	<b><u>0.704</u></b>	0.667	0.535	0.652
天真貝氏	0.467	0.629	0.467	0.45	0.617
決策樹	0.598	0.602	0.598	0.6	0.552
隨機森林	<u>0.677</u>	0.646	<u>0.677</u>	0.631	<u>0.668</u>
XGBoost	0.668	0.641	0.668	<u>0.642</u>	0.665

Model	LSA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.696</u>	<u>0.674</u>	<u>0.696</u>	0.660	<u>0.720</u>

天真貝氏	0.451	0.621	0.451	0.427	0.570
決策樹	0.591	0.597	0.591	0.594	0.547
隨機森林	0.687	0.662	0.687	0.635	0.691
XGBoost	0.679	0.659	0.679	<u>0.661</u>	0.686

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵（表 4-3）相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵（表 4-3）相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵（表 4-3）相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。





表 4-6、單一特徵之分類彙整結果

單一特徵（分類）		
資料集	分類器	單一特徵
應用程式	XGBoost	(1) 評價特徵
		(2) 文本特徵
美容	XGBoost	(1) 評價特徵
		(2) 文本特徵
CD 與黑膠唱片	XGBoost	(1) 評價特徵
		(2) 文本特徵
服飾	XGBoost	(1) 評價特徵
		(2) 話語特徵
手機與配件	XGBoost	(1) 評價特徵
		(2) 文本特徵
雜貨和美食	XGBoost	(1) 評價特徵
		(2) 文本特徵
電影與電視	XGBoost	(1) 評價特徵
		(2) 文本特徵
電玩遊戲	XGBoost	(1) 文本特徵
		(2) 話語特徵

表 4-7、特徵組合之分類彙整結果

特徵組合（分類）		
資料集	分類器	特徵組合
應用程式	XGBoost	(1) 特徵組合 6
		(2) 特徵組合 5
美容	XGBoost	(1) 特徵組合 5
		(2) 特徵組合 6
CD 與黑膠唱片	XGBoost	(1) 特徵組合 6
		(2) 特徵組合 5
服飾	XGBoost	(1) 特徵組合 6
		(2) 特徵組合 5
手機與配件	XGBoost	(1) 特徵組合 5
		(2) 特徵組合 6
雜貨和美食	XGBoost	(1) 特徵組合 5
		(2) 特徵組合 6
電影與電視	XGBoost	(1) 特徵組合 6
		(2) 特徵組合 5
電玩遊戲	XGBoost	(1) 特徵組合 5
		(2) 特徵組合 6

註：特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵；  
 特徵組合 6：文本特徵+評價特徵。

表 4-8、個別特徵之分類彙整結果

詞彙特徵與話語特徵中 7 種個別特徵 (分類)		
資料集	分類器	特徵
應用程式	邏輯回歸	(1) 話語特徵-LSA (2) 詞彙特徵-LIWC
美容	邏輯回歸	(1) 話語特徵-LSA (2) 詞彙特徵-LIWC
CD 與黑膠唱片	邏輯回歸	(1) 話語特徵-LSA (2) 詞彙特徵-LIWC
服飾	隨機森林	(1) 話語特徵-LSA (2) 話語特徵-LDA
手機與配件	XGBoost	(1) 話語特徵-LDA (2) 話語特徵-LSA
雜貨和美食	隨機森林	(1) 話語特徵-LSA (2) 詞彙特徵-LIWC
電影與電視	邏輯回歸	(1) 話語特徵-LSA (2) 話語特徵-LDA
電玩遊戲	邏輯回歸	(1) 詞彙特徵-LIWC (2) 話語特徵-LSA

#### 4.3.2 回歸指標的結果

因為篇幅的關係，本小節的回歸指標結果以電玩遊戲資料集(表 4-9、表 4-10、表 4-11) 為例，完整資料集的回歸指標結果請參閱附錄 C。

##### ■ 單一特徵 (回歸):

觀察表 4-9 單一特徵，整體來說，六個特徵中文本特徵的效果較好，其次是話語特徵，再次是詞彙特徵，回歸模型則是支援向量回歸的效果最佳，XGBoost 次之，而效果最好的文本特徵中，支援向量回歸的 MAE 值為 0.193、MSE 值為 0.056、 $R^2$  值為 0.413、Pearson 值為 0.645。分別來看，在文本特徵中，支援向量回歸的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果最佳；在詞法特徵中，支援向量回歸的 MAE、Pearson 效果較佳，而隨機森林的 MSE、 $R^2$  效果較佳；在句法特徵中，支援向量回歸的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果最佳；在詞彙特徵中，隨機森林的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果最佳；在話語特徵中，支援向量回歸的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果最佳；在評價特徵中，則是 XGBoost 的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果最佳。

##### ■ 特徵組合 (回歸):

接著觀察表 4-10 特徵組合，總體來說，六個特徵組合中特徵組合 5 (文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵) 的效果較好，其次是特徵組合 6 (文本特徵+評價特徵)，隨機森林是最佳的回歸模型，XGBoost 次之，而效果最好的特徵組合 5 (文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵) 中，隨機森林的 MAE 值為 0.173、MSE 值為 0.048、 $R^2$  值為 0.496、Pearson 值為 0.706。分別來看，在特徵組合 1 (文本特徵+詞法特徵) 中，XGBoost 的 MAE、MSE、 $R^2$  效果最佳，而線性回歸的 Pearson 效果比較好一點；在特徵組合 2 (文本特徵+詞法特徵+句法特徵) 中，XGBoost 的 MAE、MSE、 $R^2$  效果最佳，隨機森林

的 MSE 效果也不錯，而線性回歸的 Pearson 效果較好一些；在特徵組合 3（文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵）中，XGBoost 的 MAE 效果最佳，隨機森林與 XGBoost 的 MSE、Pearson 效果最好，而隨機森林的  $R^2$  效果略好一些；在特徵組合 4（文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵）中，隨機森林的 MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果較好，XGBoost 的 MAE、MSE 效果也不錯；在特徵組合 5（文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵）中，隨機森林的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果最佳；在特徵組合 6（文本特徵+評價特徵）中，隨機森林的 MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果較好，而 XGBoost 的 MAE 效果略好一點。

我們對單一特徵的文本特徵（表 4-9）與特徵組合（表 4-10）進行比較，當文本特徵加入詞法特徵時，與文本特徵相比，線性回歸、決策樹、KNN、隨機森林、XGBoost，以上回歸模型的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson，效果有變好一些；特徵組合 1（文本特徵+詞法特徵）再加入句法特徵時，與文本特徵相比，線性回歸、決策樹、KNN、隨機森林、XGBoost，以上回歸模型的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson，效果也是有變好一些；特徵組合 2（文本特徵+詞法特徵+句法特徵）再加入詞彙特徵時，與文本特徵相比，線性回歸的 MAE 效果有變好一點，決策樹、KNN、隨機森林、XGBoost，以上回歸模型的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson，效果也有變好一些；特徵組合 3（文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵）再加入話語特徵時，與文本特徵相比，決策樹、KNN、隨機森林、XGBoost，以上回歸模型的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson，效果有變好一點點；全部特徵（文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵）都加入時，與文本特徵相比，線性回歸、決策樹、隨機森林、XGBoost，以上回歸模型的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson，效果有較明顯的提升；而只加入評價特徵（文本特徵+評價特徵）時，線性回歸、決策樹、隨機森林、XGBoost，以上回歸模型的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson，效果也有明顯的提升。

■ 個別特徵（回歸）：

最後觀察表 4-11 個別特徵，整體來說，在個別特徵中 LDA 的效果較好，其次是 LIWC，支援向量回歸是最佳的回歸模型，隨機森林次之，而效果最好的 LDA 中，支援向量回歸的 MAE 值為 0.198、MSE 值為 0.061、 $R^2$  值為 0.061、Pearson 值為 0.605。分別來看，在 LIWC 中，支援向量回歸的 MAE 效果較好，而隨機森林的 MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果最佳；在 NRC 中，也是支援向量回歸的 MAE 效果較好，隨機森林的 MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果較佳，而隨機森林的 MSE、 $R^2$  效果較佳；在 SentiWordNet 中，支援向量回歸的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果最佳，XGBoost 的 MSE 效果也不錯；我們把上述這三種情感工具做比較，可以發現 LIWC 的效果最好，MAE 為 0.208、MSE 為 0.064、 $R^2$  為 0.327、Pearson 為 0.574，其次是 NRC，MAE 為 0.217、MSE 為 0.071、 $R^2$  為 0.261，最後是 SentiWordNet，MAE 為 0.235、MSE 為 0.089、 $R^2$  為 0.065、Pearson 為 0.344。在 Word2Vec 中，支援向量回歸的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果最佳；在 Global Vectors 中，支援向量回歸的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果最佳；在 LDA 中，支援向量回歸的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果最佳；在 LSA 中，隨機森林的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果最佳；我們也把上述這四種向量工具做比較，可以發現 LDA 的效果最好，MAE 為 0.198、MSE 為 0.061、 $R^2$  為 0.360、Pearson 為 0.605，其次是 LSA，MAE 為 0.209、MSE 為 0.066、 $R^2$  為 0.311、Pearson 為 0.559，再次是 Word2Vec，MAE 為 0.223、MSE 為 0.075、 $R^2$  為 0.216、Pearson 為 0.476，最後是 Global Vectors，MAE 為 0.224、MSE 為 0.076、 $R^2$  為 0.208、Pearson 為 0.467。

我們也對文本特徵(表 4-9)與個別使用 LIWC、NRC、SentiWordNet、Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA（表 4-11）進行比較，在 LIWC、LSA 中，決策樹的 MAE、MSE、 $R^2$  效果比文本特徵好；在 LIWC、NRC、Word2Vec 中，KNN 的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果比文本特徵好；在 Global Vectors、LDA、LSA 中，KNN

的 MAE、Pearson 效果比文本特徵好。

另外，我們也把詞彙特徵和話語特徵（表 4-9）的實驗結果，分別與 LIWC、NRC、SentiWordNet、Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA（表 4-11）進行比較，在 LIWC 和 NRC 中，KNN 與支援向量回歸的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果比詞彙特徵好；在 LIWC 中，XGBoost 的  $R^2$  效果比詞彙特徵好；在 Word2Vec 中，KNN 的 MAE、MSE、 $R^2$ 、Pearson 效果比話語特徵好。

#### ■ 回歸實驗結果之彙整：

根據 8 個資料集的回歸實驗結果，我們統整出在六類單一特徵、六個不同特徵的組合，與個別使用 LIWC、NRC、SentiWordNet、Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 中最佳的回歸模型與最佳前兩名的特徵，如表 4-12、表 4-13、表 4-14。總體來說，在單一特徵（表 4-12）中，支援向量回歸的效果最好，而最佳的單一特徵為評價特徵；在特徵組合（表 4-13）中隨機森林的效果最好，特徵組合 5（文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵）是最佳的特徵組合；在個別使用 LIWC、NRC、SentiWordNet、Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA（表 4-14）中，支援向量回歸的效果最好，而 LIWC 與 LDA 效果最佳。

表 4-9、電玩遊戲資料集的回歸實驗結果（單一特徵）

電玩遊戲				
Model	文本特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.2	0.063	0.343	0.603
決策樹	0.278	0.133	-0.397	0.32
KNN	0.249	0.086	0.101	0.352
支援向量回歸	<u>0.193</u>	<u>0.056</u>	<u>0.413</u>	<u>0.645</u>
隨機森林	0.206	0.063	0.335	0.581
XGBoost	0.199	0.063	0.341	0.59
Model	詞法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.228	0.074	0.22	0.47
決策樹	0.289	0.141	-0.478	0.275
KNN	0.23	0.082	0.14	0.429
支援向量回歸	<u>0.214</u>	0.073	0.233	<u>0.505</u>
隨機森林	0.221	<u>0.072</u>	<u>0.244</u>	0.498
XGBoost	0.224	0.076	0.207	0.474
Model	句法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.239	0.079	0.169	0.412
決策樹	0.29	0.142	-0.49	0.262
KNN	0.232	0.083	0.126	0.418



支援向量回歸	<u>0.21</u>	<u>0.07</u>	<u>0.266</u>	<u>0.528</u>
隨機森林	0.219	0.071	0.259	0.511
XGBoost	0.221	0.075	0.213	0.171
<b>詞彙特徵</b>				
<b>Model</b>	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.228	0.078	0.181	0.444
決策樹	0.271	0.127	-0.326	0.335
KNN	0.228	0.081	0.147	0.433
支援向量回歸	0.213	0.074	0.229	0.502
隨機森林	<u>0.206</u>	<u>0.063</u>	<u>0.338</u>	<u>0.583</u>
XGBoost	0.207	0.068	0.286	0.551
<b>話語特徵</b>				
<b>Model</b>	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.203	0.063	0.339	0.588
決策樹	0.275	0.0129	-0.352	0.318
KNN	0.236	0.086	0.094	0.456
支援向量回歸	<u>0.194</u>	<u>0.059</u>	<u>0.382</u>	<u>0.622</u>
隨機森林	0.208	0.064	0.331	0.579
XGBoost	0.204	0.066	0.31	0.569
<b>評價特徵</b>				
<b>Model</b>	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.216	0.07	0.266	0.517
決策樹	0.251	0.113	-0.185	0.369
KNN	0.251	0.096	-0.007	0.257

支援向量回歸	0.249	0.098	-0.028	0.196
隨機森林	0.227	0.088	0.077	0.440
XGBoost	<u>0.208</u>	<u>0.069</u>	<u>0.282</u>	<u>0.535</u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。



表 4 - 10、電玩遊戲資料集的回歸實驗結果（特徵組合）

電玩遊戲				
特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.197</b>	<b>0.061</b>	<b>0.356</b>	<b><u>0.613</u></b>
決策樹	<b>0.266</b>	<b>0.124</b>	<b>-0.296</b>	<b>0.362</b>
KNN	<b>0.231</b>	<b>0.083</b>	<b>0.127</b>	<b>0.421</b>
支援向量回歸	0.215	0.074	0.222	0.498
隨機森林	<b>0.200</b>	<b>0.061</b>	<b>0.362</b>	<b>0.603</b>
XGBoost	<b><u>0.194</u></b>	<b><u>0.06</u></b>	<b><u>0.368</u></b>	<b>0.611</b>
特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.196</b>	<b>0.061</b>	<b>0.359</b>	<b><u>0.616</u></b>
決策樹	<b>0.267</b>	<b>0.124</b>	<b>-0.3</b>	<b>0.354</b>
KNN	<b>0.229</b>	<b>0.082</b>	<b>0.137</b>	<b>0.428</b>
支援向量回歸	0.214	0.073	0.233	0.506
隨機森林	<b>0.199</b>	<b><u>0.06</u></b>	<b>0.367</b>	<b>0.607</b>
XGBoost	<b><u>0.194</u></b>	<b><u>0.06</u></b>	<b><u>0.371</u></b>	<b>0.613</b>
特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.197</b>	0.065	0.322	0.601
決策樹	<b>0.266</b>	<b>0.123</b>	<b>-0.288</b>	<b>0.362</b>
KNN	<b>0.229</b>	<b>0.082</b>	<b>0.137</b>	<b>0.428</b>

支援向量回歸	0.214	0.073	0.233	0.506
隨機森林	<b>0.198</b>	<b><u>0.06</u></b>	<b><u>0.376</u></b>	<b><u>0.616</u></b>
XGBoost	<b><u>0.193</u></b>	<b><u>0.06</u></b>	<b>0.373</b>	<b><u>0.616</u></b>

特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.202	0.067	0.294	0.59
決策樹	<b>0.267</b>	<b>0.124</b>	<b>-0.298</b>	<b>0.352</b>
KNN	<b>0.23</b>	<b>0.082</b>	<b>0.136</b>	<b>0.427</b>
支援向量回歸	0.214	0.073	0.234	0.507
隨機森林	<b>0.200</b>	<b><u>0.06</u></b>	<b><u>0.373</u></b>	<b><u>0.615</u></b>
XGBoost	<b><u>0.194</u></b>	<b><u>0.06</u></b>	<b>0.366</b>	<b>0.612</b>

特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵+評價特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.192</b>	<b>0.061</b>	<b>0.358</b>	<b>0.633</b>
決策樹	<b>0.228</b>	<b>0.095</b>	<b>0.001</b>	<b>0.503</b>
KNN	0.258	0.099	-0.037	0.229
支援向量回歸	0.249	0.098	-0.028	0.195
隨機森林	<b><u>0.173</u></b>	<b><u>0.048</u></b>	<b><u>0.496</u></b>	<b><u>0.706</u></b>
XGBoost	<b>0.174</b>	<b>0.05</b>	<b>0.472</b>	<b>0.691</b>

特徵組合 6：文本特徵+評價特徵

Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.189</b>	<b>0.057</b>	<b>0.4</b>	<b>0.645</b>

決策樹	<b>0.242</b>	<b>0.106</b>	<b>-0.108</b>	<b>0.454</b>
KNN	0.269	0.106	-0.115	0.135
支援向量回歸	0.249	0.098	-0.028	0.195
隨機森林	<b>0.178</b>	<u><b>0.051</b></u>	<u><b>0.466</b></u>	<u><b>0.684</b></u>
XGBoost	<u><b>0.177</b></u>	<b>0.052</b>	<b>0.457</b>	<b>0.679</b>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵（表 4-9）相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。



表 4 - 11、電玩遊戲資料集的回歸實驗結果（個別特徵）

電玩遊戲				
Model	LIWC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.234	0.087	0.095	0.391
決策樹	<b>0.277</b>	<b>0.131</b>	<b>-0.369</b>	0.32
KNN	<b>0.222</b>	<b>0.078</b>	<b>0.183</b>	<b>0.463</b>
支援向量回歸	<u>0.201</u>	0.066	0.308	0.569
隨機森林	0.208	<u>0.064</u>	<u>0.327</u>	<u>0.574</u>
XGBoost	0.207	0.068	0.287	0.549
Model	NRC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.234	0.078	0.181	0.426
決策樹	0.284	0.138	-0.445	0.283
KNN	<b>0.225</b>	<b>0.079</b>	<b>0.171</b>	<b>0.457</b>
支援向量回歸	<u>0.211</u>	0.073	0.237	0.512
隨機森林	0.217	<u>0.071</u>	<u>0.261</u>	<u>0.515</u>
XGBoost	0.219	0.074	0.222	0.489
Model	SentiWordNet			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.26	0.092	0.039	0.2
決策樹	0.322	0.169	-0.773	0.114
KNN	0.263	0.102	-0.07	0.206

支援向量回歸	<u>0.235</u>	<u>0.089</u>	<u>0.065</u>	<u>0.344</u>
隨機森林	0.282	0.124	-0.302	0.156
XGBoost	0.25	<u>0.089</u>	0.07	0.288
Word2Vec				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.23	0.077	0.192	0.443
決策樹	0.314	0.162	-0.702	0.155
KNN	<b>0.234</b>	<b>0.085</b>	<b>0.107</b>	<b>0.405</b>
支援向量回歸	<u>0.223</u>	<u>0.075</u>	<u>0.216</u>	<u>0.476</u>
隨機森林	0.239	0.079	0.17	0.418
XGBoost	0.239	0.086	0.096	0.376
Global Vectors				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.232	0.078	0.182	0.43
決策樹	0.319	0.167	-0.749	0.129
KNN	<b>0.243</b>	0.089	0.063	<b>0.355</b>
支援向量回歸	<u>0.224</u>	<u>0.076</u>	<u>0.208</u>	<u>0.467</u>
隨機森林	0.242	0.081	0.152	0.398
XGBoost	0.241	0.088	0.082	0.36
LDA				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.237	0.078	0.186	0.434
決策樹	0.285	0.137	-0.441	0.28
KNN	<b>0.237</b>	0.087	0.087	<b>0.455</b>

支援向量回歸	<u>0.198</u>	<u>0.061</u>	<u>0.36</u>	<u>0.605</u>
隨機森林	0.215	0.067	0.301	0.554
XGBoost	0.212	0.069	0.272	0.539
LSA				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.214	0.067	0.301	0.549
決策樹	<b>0.277</b>	<b>0.132</b>	<b>-0.385</b>	0.313
KNN	<b>0.241</b>	0.091	0.042	<b>0.438</b>
支援向量回歸	0.219	0.074	0.228	0.489
隨機森林	<u>0.209</u>	<u>0.066</u>	<u>0.311</u>	<u>0.559</u>
XGBoost	0.209	0.068	0.288	0.546

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵（表 4-9）相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵（表 4-9）相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵（表 4-9）相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。



表 4 - 12、單一特徵之回歸彙整結果

單一特徵（回歸）		
資料集	回歸模型	單一特徵
應用程式	支援向量回歸	(1) 評價特徵 (2) 文本特徵
美容	支援向量回歸	(1) 評價特徵 (2) 文本特徵
CD 與黑膠唱片	支援向量回歸	(1) 評價特徵 (2) 文本特徵
服飾	支援向量回歸	(1) 評價特徵 (2) 話語特徵
手機與配件	支援向量回歸	(1) 評價特徵 (2) 文本特徵
雜貨和美食	支援向量回歸	(1) 評價特徵 (2) 話語特徵
電影與電視	支援向量回歸	(1) 文本特徵 (2) 評價特徵
電玩遊戲	支援向量回歸	(1) 文本特徵 (2) 話語特徵

表 4-13、特徵組合之回歸彙整結果

特徵組合（回歸）		
資料集	回歸模型	特徵組合
應用程式	XGBoost	(1) 特徵組合 6
		(2) 特徵組合 5
美容	隨機森林	(1) 特徵組合 5
		(2) 特徵組合 6
CD 與黑膠唱片	線性回歸	(1) 特徵組合 5
		(2) 特徵組合 6
服飾	隨機森林	(1) 特徵組合 6
		(2) 特徵組合 5
手機與配件	隨機森林	(1) 特徵組合 6
		(2) 特徵組合 5
雜貨和美食	隨機森林	(1) 特徵組合 5
		(2) 特徵組合 6
電影與電視	線性回歸	(1) 特徵組合 5
		(2) 特徵組合 6
電玩遊戲	隨機森林	(1) 特徵組合 5
		(2) 特徵組合 6

註：特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵；  
 特徵組合 6：文本特徵+評價特徵。

表 4 - 14、個別特徵之回歸彙整結果

詞彙特徵與話語特徵中 7 種個別特徵（回歸）		
資料集	回歸模型	特徵
應用程式	支援向量回歸	(1) 詞彙特徵-LIWC (2) 話語特徵-LSA
美容	隨機森林	(1) 詞彙特徵-LIWC (2) 話語特徵-LSA
CD 與黑膠唱片	支援向量回歸	(1) 話語特徵-LDA (2) 詞彙特徵-LIWC
服飾	支援向量回歸	(1) 話語特徵-LDA (2) 詞彙特徵-LIWC
手機與配件	隨機森林	(1) 話語特徵-LSA (2) 詞彙特徵-LIWC
雜貨和美食	支援向量回歸	(1) 詞彙特徵-LIWC (2) 話語特徵-LSA
電影與電視	支援向量回歸	(1) 話語特徵-LSA (2) 話語特徵-LDA
電玩遊戲	支援向量回歸	(1) 話語特徵-LDA (2) 詞彙特徵-LIWC

## 第五章 結論與未來展望

### 5.1 結論

採用 Amazon 其中 8 類產品作為本研究的資料集，透過評論內文萃取不同的文本特徵，接著分別對六類單一特徵、六種特徵組合、七種個別特徵做分類與回歸預測分析，並對不同特徵組合進行比較，目的是要找出哪些文本的特徵最會影響評論助益性。

與文獻 (Du et al., 2019) 相比，本研究多加入大小寫、是否正確使用大寫、大小寫比率、Type-Token Ratio、標點符號、NRC Emotion 辭典、Word2vec、LSA、評論的評分、評論的極端、評論的天數，以我們的研究結果顯示，這些特徵對評論助益性是有影響的。

在統計檢定的顯著性測試中表明，評論長度、句子數、是否正確使用大寫、大寫的比率、小寫、小寫的比率、Type-Token Ratio、拼寫錯誤、Gunning Fog Index、The SMOG Index、標點符號、SentiWordNet、評論的評分，以上變數在 8 個資料集中都具有顯著差異，這也能提供評論者一些參考依據，撰寫出高品質的評論，減少在電商平台上，那些品質參差不齊的評論，進而減輕顧客閱讀的負擔，除此之外還能鞏固評論區的公平公正性，保護業者與顧客的權益。

根據分類實驗結果，綜合 8 個資料集顯示，不論是單一特徵或特徵組合，都是使用 XGBoost 預測評論助益性的效果表現最好，而在個別特徵中，邏輯回歸的表現與其他四個分類器相比，略勝一籌。總體來看，最佳的單一特徵為評價特徵（評論的評分、評論的極端、評論的天數），文本特徵（Unigram+Bigram）與話語特徵

(Word2vec、Global Vectors、LSA、LDA) 也對評論助益性預測有不錯的效果，比如在電玩遊戲資料集中；而特徵組合 5 (文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵) 全部特徵都加入時，與特徵組合 6 (文本特徵+評價特徵) 這兩種的特徵組合對分類效果都不錯；至於在個別特徵中，則是 LSA 效果最佳，其次是 LIWC。

綜合 8 個資料集的回歸實驗結果，在單一特徵與個別特徵中，使用支援向量回歸對評論助益性有最佳的預測效果，在特徵組合中，是隨機森林的效果較好些。總體來看，最佳的單一特徵為評價特徵 (評論的評分、評論的極端、評論的天數)，而文本特徵 (Unigram+Bigram) 與話語特徵 (Word2vec、Global Vectors、LSA、LDA) 的表現也不錯；特徵組合 5 (文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵) 這個特徵組合效果最好，當全部特徵都加入時，能提升預測評論助益性的效果；最後在個別特徵中，LIWC 與 LDA 這兩個特徵效果表現較好。

綜觀上述，不管是在分類模型或者是回歸模型，評價特徵、文本特徵與話語特徵，這三類單一特徵對評論助益性影響較大，當六類單一特徵全部加入時，對評論助益性預測效果是最好的；而 LIWC、LSA、LDA，這三種特徵對評論助益性也有較大的影響。

## 5.2 未來展望

以下為本研究的未來展望：

### 1. 資料集的選擇

本研究只單使用 Amazon 做為資料集，對評論助益性進行預測分析，未來可以使用其他不同平台的評論，比如淘寶、樂天、蝦皮、Yelp、trivago 等，運

用本研究的方法，是否也有相同的結果。

## 2. 特徵的選擇

未來可以加入不同特徵、不同分析工具，像是在詞彙特徵中本研究只選用 LIWC、NRC、SentiWordNet，之後研究可以選用其他不同的情感分析，比如 TextBlob、General Inquirer、Opinion Lexicon 等；除了本研究使用向量工具外，也可以試試用 AutoEncoder 的降維技術；另外也可以用命名實體識別(NER)，識別出人名、地名、機構名、專有名詞，比如若在評論中有品牌提及，是否會影響評論的助益性。



## 參考文獻

- Agrawal, R., Bayardo, R., & Srikant, R. (2000). *Athena: Mining-based interactive management of text databases*. Paper presented at the International Conference on Extending Database Technology.
- Altman, N. S. (1992). An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression. *The American Statistician*, 46(3), 175-185.
- Banerjee, S., Chua, A. Y., & Kim, J.-J. (2015). *Using supervised learning to classify authentic and fake online reviews*. Paper presented at the Proceedings of the 9th international conference on ubiquitous information management and communication.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research*, 3(Jan), 993-1022.
- Bojanowski, P., Grave, E., Joulin, A., & Mikolov, T. (2017). Enriching word vectors with subword information. *Transactions of the association for computational linguistics*, 5, 135-146.
- Breiman, L. (1996). Bagging predictors. *Machine learning*, 24(2), 123-140.
- Breimann, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). Classification and regression trees. *Pacific Grove, Wadsworth*.
- Chen, J., Zhang, C., & Niu, Z. (2016). *Identifying helpful online reviews with word embedding features*. Paper presented at the International Conference on Knowledge Science, Engineering and Management.
- Chen, T., He, T., Benesty, M., Khotilovich, V., Tang, Y., Cho, H., & Chen, K. (2015). Xgboost: extreme gradient boosting. *R package version 0.4-2*, 1(4), 1-4.
- Choi, H. S., & Leon, S. (2020). An empirical investigation of online review helpfulness: A big data perspective. *Decision Support Systems*, 139, 113403.
- Coleman, M., & Liau, T. L. (1975). A computer readability formula designed for machine scoring. *Journal of Applied Psychology*, 60(2), 283.
- Dale, E., & Chall, J. S. (1948). A formula for predicting readability: Instructions. *Educational research bulletin*, 37-54.
- Deerwester, S., Dumais, S. T., Furnas, G. W., Landauer, T. K., & Harshman, R. (1990). Indexing by latent semantic analysis. *Journal of the American society for information science*, 41(6), 391-407.
- Drucker, H., Burges, C. J., Kaufman, L., Smola, A., & Vapnik, V. (1996). Support vector regression machines. *Advances in neural information processing systems*, 9.
- Du, J., Rong, J., Michalska, S., Wang, H., & Zhang, Y. (2019). Feature selection for

- helpfulness prediction of online product reviews: An empirical study. *PloS one*, 14(12), e0226902.
- Gunning, R. (1952). Technique of clear writing.
- Huang, A. H., Chen, K., Yen, D. C., & Tran, T. P. (2015). A study of factors that contribute to online review helpfulness. *Computers in Human Behavior*, 48, 17-27.
- Kincaid, J. P., Fishburne Jr, R. P., Rogers, R. L., & Chissom, B. S. (1975). *Derivation of new readability formulas (automated readability index, fog count and flesch reading ease formula) for navy enlisted personnel*. Retrieved from
- Laufer, B., & Nation, P. (1995). Vocabulary size and use: Lexical richness in L2 written production. *Applied linguistics*, 16(3), 307-322.
- Li, S.-T., Pham, T.-T., & Chuang, H.-C. (2019). Do reviewers' words affect predicting their helpfulness ratings? Locating helpful reviewers by linguistics styles. *Information Management*, 56(1), 28-38.
- Mc Laughlin, G. H. (1969). SMOG grading-a new readability formula. *Journal of reading*, 12(8), 639-646.
- McFadden, D. (1973). Conditional logit analysis of qualitative choice behavior.
- Miller, G. A. (1998). *WordNet: An electronic lexical database*: MIT press.
- Mohammad, S. M., & Turney, P. D. (2013). Nrc emotion lexicon. *National Research Council, Canada*, 2.
- Neter, J., Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., & Wasserman, W. (1996). Applied linear statistical models.
- Ott, M., Choi, Y., Cardie, C., & Hancock, J. (2011). Finding deceptive opinion spam by any stretch of the imagination. *arXiv preprint arXiv*.
- Pennebaker, J. W., Francis, M. E., & Booth, R. J. (2001). Linguistic inquiry and word count: LIWC 2001. *Mahway: Lawrence Erlbaum Associates*, 71(2001), 2001.
- Pennington, J., Socher, R., & Manning, C. D. (2014). *Glove: Global vectors for word representation*. Paper presented at the Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP).
- Senter, R., & Smith, E. A. (1967). *Automated readability index*. Retrieved from
- Shin, S., Du, Q., & Xiang, Z. (2019). What's vs. how's in online hotel reviews: Comparing information value of content and writing style with machine learning. In *Information and Communication Technologies in Tourism 2019* (pp. 321-332): Springer.
- Wang, F., & Karimi, S. (2018). Linguistic style and online review helpfulness. *ICIS : Transforming Society with Digital Innovation*.
- Wang, X., Tang, L. R., & Kim, E. (2019). More than words: Do emotional content and linguistic style matching matter on restaurant review helpfulness? *International*



*Journal of Hospitality Management*  
77, 438-447.

Yang, S., Yao, J., & Qazi, A. (2020). Does the review deserve more helpfulness when its title resembles the content? Locating helpful reviews by text mining.  
*Information Processing Management*, 57(2), 102179.



## 附錄 A

附錄 A - 1、美容資料集統計檢定之結果

美容					
變數	正樣本	負樣本	t 值	P-value	
評論長度	210.574 (223.828)	124.112 (144.178)	7.915	p<0.001***	
句子數	10.449 (10.759)	6.886 (7.301)	6.723	p<0.001***	
平均句子長度	20.881 (10.077)	19.319 (11.800)	2.689	0.0072*	
大寫	11.121 (13.383)	9.777 (25.281)	-0.218	0.8272	
詞法特徵	是否正確使用大寫	0.934 (0.151)	5.947	p<0.001***	
	大寫的比率	0.056 (0.059)	0.082 (0.152)	-4.227	p<0.001***
	小寫	182.896 (195.006)	103.665 (123.174)	8.352	p<0.001***
	小寫的比率	0.861 (0.075)	0.832 (0.152)	4.95	p<0.001***
	Type-Token Ratio	65.527 (11.853)	73.152 (12.567)	-11.59	p<0.001***

	拼寫錯誤	0.006 (0.004)	<b>0.008 (0.006)</b>	-7.537	p<0.001***
句法特徵	Flesch Reading Ease	29.525 (86.103)	<b>47.496 (59.113)</b>	-4.227	p<0.001***
	Flesch-Kincaid Grade Level	<b>24.491 (32.595)</b>	17.646 (22.152)	4.262	p<0.001***
	Gunning Fog Index	<b>26.711 (33.226)</b>	19.678 (22.563)	4.296	p<0.001***
	Automated Readability Index	<b>30.330 (41.612)</b>	21.693 (28.131)	4.216	p<0.001***
	The Coleman-Liau Index	7.744 (2.064)	7.532 (2.597)	1.727	0.0844
	The SMOG Index	<b>6.736 (5.704)</b>	5.050 (5.274)	5.572	p<0.001***
	標點符號	<b>34.602 (40.801)</b>	21.515 (26.330)	6.570	p<0.001***
詞彙特徵	SentiWordNet	<b>0.013 (0.032)</b>	-0.007 (0.040)	10.476	p<0.001***
	評論的評分	<b>4.234 (1.274)</b>	2.063 (1.413)	30.193	p<0.001***
評價特徵	評論的極端	<b>0.741 (0.439)</b>	0.667 (0.472)	3.023	0.0025**
	評論的天數	<b>1044.718 (654.347)</b>	970.122 (669.893)	-2.079	0.0378*

註：p<0.05\*：顯著；p<0.01\*\*：很顯著；p<0.001\*\*\*：非常顯著。正負樣本的值以平均值（標準差）表示，若值較大且顯著的話，將以粗體進行標記。

附錄 A - 2、CD 與黑膠唱片資料集統計檢定之結果

CD 與黑膠唱片					
	變數	正樣本	負樣本	t 值	P-value
詞法特徵	評論長度	324.190 (260.579)	168.311 (166.257)	43.85	0.0***
	句子數	13.677 (12.410)	8.391 (8.260)	30.99	p<0.001***
	平均句子長度	27.163 (20.798)	21.869 (18.931)	11.76	p<0.001***
	大寫	9.821 (15.290)	7.941 (21.501)	7.011	p<0.001***
	是否正確使用大寫	0.901 (0.158)	0.863 (0.256)	12.41	p<0.001***
	大寫的比率	0.035 (0.055)	0.058 (0.128)	-17.62	p<0.001***
	小寫	261.796 (211.447)	136.696 (138.890)	43.15	0.0***
	小寫的比率	0.804 (0.088)	0.8 (0.141)	2.71	p<0.001***
	Type-Token Ratio	63.504 (10.188)	72.794 (12.063)	-56.22	0.0***
	拼寫錯誤	0.009 (0.005)	0.010 (0.008)	-14.75	p<0.001***
句法特徵	Flesch Reading Ease	-12.766 (135.167)	29.234 (84.923)	-22.83	p<0.001***

	Flesch-Kincaid Grade Level	<b>39.020 (51.526)</b>	23.802 (32.110)	21.73	p<0.001***
	Gunning Fog Index	<b>41.307 (52.687)</b>	25.763 (32.804)	21.71	p<0.001***
	Automated Readability Index	<b>49.728 (65.923)</b>	30.215 (40.987)	21.79	p<0.001***
	The Coleman-Liau Index	<b>10.185 (2.293)</b>	8.994 (2.699)	32.11	p<0.001***
	The SMOG Index	<b>8.352 (6.959)</b>	5.810 (5.792)	25.31	p<0.001***
	標點符號	<b>70.134 (68.347)</b>	35.784 (38.334)	37.57	p<0.001***
詞彙特徵	SentiWordNet	<b>0.026 (0.026)</b>	0.008 (0.038)	38.02	p<0.001***
	評論的評分	<b>4.288 (1.124)</b>	2.093 (1.265)	122.9	0.0**
評價特徵	評論的極端	<b>0.670 (0.470)</b>	0.531 (0.499)	19.13	p<0.001***
	評論的天數	<b>3385.595 (1269.663)</b>	3081.178 (1235.590)	-15.88	p<0.001***

註：p<0.05\*：顯著；p<0.01\*\*：很顯著；p<0.001\*\*\*：非常顯著。正負樣本的值以平均值（標準差）表示，若值較大且顯著的話，將以粗體進行標記。

附錄 A-3、服飾資料集統計檢定之結果

服飾					
	變數	正樣本	負樣本	t 值	P-value
詞法特徵	評論長度	163.845 ( 164.881 )	101.561 ( 96.626 )	5.21	p<0.001***
	句子數	8.827 ( 7.286 )	5.699 ( 4.726 )	5.825	p<0.001***
	平均句子長度	18.774 ( 9.462 )	20.355 ( 19.262 )	-1.423	0.1550
	大寫	8.112 ( 9.097 )	7.677 ( 18.446 )	0.408	0.6829
	是否正確使用大寫	0.942 ( 0.152 )	0.874 ( 0.267 )	4.147	p<0.001***
	大寫的比率	0.052 ( 0.054 )	0.073 ( 0.126 )	-2.745	0.0062*
	小寫	141.787 ( 144.278 )	84.179 ( 82.021 )	5.531	p<0.001***
	小寫的比率	0.857 ( 0.067 )	0.823 ( 0.141 )	4.34	p<0.001***
	Type-Token Ratio	67.362 ( 11.973 )	72.435 ( 12.578 )	-5.230	p<0.001***
	拼寫錯誤	0.006 ( 0.004 )	0.008 ( 0.007 )	-5.215	p<0.001***
句法特徵	Flesch Reading Ease	36.903 ( 69.978 )	46.227 ( 54.182 )	-1.745	0.0814

	Flesch-Kincaid Grade Level	22.145 ( 26.635 )	18.233 ( 20.223 )	1.932	0.0538
	Gunning Fog Index	<b>24.399 ( 27.176 )</b>	20.156 ( 20.553 )	2.056	0.0401*
	Automated Readability Index	27.634 ( 33.989 )	22.646 ( 25.644 )	1.933	0.0536
	The Coleman-Liau Index	7.538 ( 2.086 )	7.786 ( 2.585 )	-1.336	0.1820
	The SMOG Index	5.217 ( 5.064 )	<b>3.646 ( 4.702 )</b>	3.873	p<0.001***
	標點符號	<b>29.200 ( 35.407 )</b>	17.265 ( 18.843 )	4.71	p<0.001***
詞彙特徵	SentiWordNet	<b>0.015 ( 0.033 )</b>	-0.005 ( 0.046 )	6.716	p<0.001***
	評論的評分	<b>4.123 ( 1.256 )</b>	2.031 ( 1.399 )	19.54	p<0.001***
評價特徵	評論的極端	0.648 ( 0.478 )	0.668 ( 0.472 )	-0.517	0.6055
	評論的天數	895.775 ( 591.137 )	<b>1021.717 ( 641.479 )</b>	2.524	0.0118*

註：p<0.05\*：顯著；p<0.01\*\*：很顯著；p<0.001\*\*\*：非常顯著。正負樣本的值以平均值（標準差）表示，若值較大且顯著的話，將以粗體進行標記。

附錄 A - 4、手機與配件資料集統計檢定之結果

手機與配件					
變數		正樣本	負樣本	t 值	P-value
詞法特徵	評論長度	339.395 ( 379.842 )	189.948 ( 251.579 )	6.871	p<0.001***
	句子數	14.855 ( 16.041 )	8.790 ( 11.397 )	6.515	p<0.001***
	平均句子長度	24.915 ( 19.197 )	24.662 ( 21.075 )	0.2	0.8409
	大寫	16.815 ( 23.607 )	11.879 ( 25.964 )	3.183	0.0015*
	是否正確使用大寫	0.934 ( 0.156 )	0.893 ( 0.241 )	3.389	0.0007**
	大寫的比率	0.050 ( 0.031 )	0.069 ( 0.133 )	-3.79	p<0.001***
	小寫	287.325 ( 320.722 )	158.430 ( 207.531 )	7.048	p<0.001***
	小寫的比率	0.842 ( 0.078 )	0.823 ( 0.145 )	2.893	0.0038*
	Type-Token Ratio	61.125 ( 13.743 )	69.555 ( 14.337 )	-9.521	p<0.001***
	拼寫錯誤	0.007 ( 0.005 )	0.009 ( 0.007 )	-4.938	p<0.001***
句法特徵	Flesch Reading Ease	-0.333 ( 154.485 )	26.162 ( 118.150 )	-2.909	0.0037**



	Flesch-Kincaid Grade Level	<b>35.699 (59.015)</b>	25.596 (45.046)	2.905	0.0037**
	Gunning Fog Index	<b>38.157 (60.316)</b>	27.642 (46.086)	2.958	0.0032**
	Automated Readability Index	<b>44.896 (75.462)</b>	31.928 (57.680)	2.916	0.0036**
	The Coleman-Liau Index	8.290 (2.120)	8.074 (2.728)	1.453	0.1464
	The SMOG Index	<b>7.314 (6.386)</b>	5.452 (5.854)	4.718	p<0.001***
	標點符號	<b>57.556 (75.918)</b>	30.849 (44.470)	6.268	p<0.001***
詞彙特徵	SentiWordNet	<b>0.014 (0.032)</b>	-0.003 (0.043)	7.537	p<0.001***
	評論的評分	<b>4.043 (1.322)</b>	1.927 (1.306)	25.3	p<0.001***
評價特徵	評論的極端	0.648 (0.478)	0.653 (0.477)	-0.177	0.8593
	評論的天數	867.130 (721.742)	813.293 (686.979)	-1.194	0.2339

註：p<0.05\*：顯著；p<0.01\*\*：很顯著；p<0.001\*\*\*：非常顯著。正負樣本的值以平均值（標準差）表示，若值較大且顯著的話，將以粗體進行標記。

附錄 A - 5、雜貨和美食資料集統計檢定之結果

雜貨和美食					
變數		正樣本	負樣本	t 值	P-value
詞法特徵	評論長度	201.375 ( 197.449 )	131.908 ( 170.414 )	7.662	p<0.001***
	句子數	9.465 ( 7.986 )	6.978 ( 8.327 )	6.393	p<0.001***
	平均句子長度	22.391 ( 14.886 )	21.316 ( 16.192 )	1.459	0.1445
	大寫	8.416 ( 10.783 )	8.889 ( 18.932 )	-0.703	0.4818
	是否正確使用大寫	0.938 ( ( 0.139 )	0.9 ( 0.225 )	4.681	p<0.001***
	大寫的比率	0.045 ( 0.059 )	0.073 ( 0.134 )	-6.543	p<0.001***
	小寫	171.966 ( 168.583 )	108.587 ( 138.282 )	8.297	p<0.001***
	小寫的比率	0.849 ( 0.078 )	0.822 ( 0.142 )	5.416	p<0.001***
	Type-Token Ratio	67.072 ( 11.513 )	73.425 ( 12.454 )	-11.18	p<0.001***
	拼寫錯誤	0.007 ( 0.004 )	0.007 ( 0.005 )	-2.963	0.0030**
句法特徵	Flesch Reading Ease	18.901 ( 97.158 )	37.625 ( 62.679 )	-4.474	p<0.001***

	Flesch-Kincaid Grade Level	<b>27.847 (37.022)</b>	20.469 (23.490)	4.639	p<0.001***
	Gunning Fog Index	<b>29.902 (37.844)</b>	22.230 (23.923)	4.722	p<0.001***
	Automated Readability Index	<b>34.992 (47.275)</b>	25.425 (29.938)	4.712	p<0.001***
	The Coleman-Liau Index	<b>8.852 (2.161)</b>	8.614 (2.725)	2.102	0.0356*
	The SMOG Index	<b>6.392 (5.903)</b>	5.050 (5.662)	4.802	p<0.001***
	標點符號	<b>37.434 (48.310)</b>	26.579 (44.760)	4.795	p<0.001***
詞彙特徵	SentiWordNet	<b>0.021 (0.032)</b>	-0.001 (0.040)	13.027	p<0.001***
	評論的評分	<b>4.241 (1.257)</b>	1.942 (1.286)	37.821	p<0.001***
評價特徵	評論的極端	<b>0.733 (0.442)</b>	0.641 (0.480)	4.252	p<0.001***
	評論的天數	<b>1411.131 (723.327)</b>	1278.467 (731.268)	-3.807	p<0.001***

註：p<0.05\*：顯著；p<0.01\*\*：很顯著；p<0.001\*\*\*：非常顯著。正負樣本的值以平均值（標準差）表示，若值較大且顯著的話，將以粗體進行標記。

附錄 A - 6、電影與電視資料集統計檢定之結果

電影與電視					
變數		正樣本	負樣本	t 值	P-value
詞法特徵	評論長度	352.925 (298.419)	211.945 (232.144)	34.49	p<0.001***
	句子數	14.303 (11.917)	9.951 (10.162)	26.05	p<0.001***
	平均句子長度	27.471 (21.313)	24.421 (31.475)	8.246	p<0.001***
	大寫	9.769 (15.726)	7.941 (17.779)	7.563	p<0.001***
	是否正確使用大寫	0.925 (0.142)	0.888 (0.229)	14.47	p<0.001***
	大寫的比率	0.034 (0.058)	0.0526 (0.118)	-14.88	p<0.001***
	小寫	293.097 (248.411)	178.369 (198.320)	33.51	p<0.001***
	小寫的比率	0.826 (0.090)	0.825 (0.128)	0.317	p<0.001***
	Type-Token Ratio	62.634 (10.363)	70.075 (12.449)	-45.6	0.0**
	拼寫錯誤	0.007 (0.004)	0.008 (0.006)	-11.004	p<0.001***
句法特徵	Flesch Reading Ease	-20.495 (154.117)	17.271 (109.908)	-18.233	p<0.001***

	Flesch-Kincaid Grade Level	<b>41.904 (58.810)</b>	28.148 (41.730)	17.420	p<0.001***
	Gunning Fog Index	<b>44.351 (60.172)</b>	30.336 (42.659)	17.35	p<0.001***
	Automated Readability Index	<b>53.113 (75.210)</b>	35.545 (53.351)	17.4	p<0.001***
	The Coleman-Liau Index	<b>8.690 (7.422)</b>	6.530 (6.424)	20.69	p<0.001***
	The SMOG Index	<b>10.097 (2.198)</b>	9.153 (2.698)	27.05	p<0.001***
	標點符號	<b>64.750 (65.055)</b>	39.532 (53.531)	27.920	p<0.001***
詞彙特徵	SentiWordNet	<b>0.017 (0.027)</b>	0.002 (0.035)	34.08	p<0.001***
	評論的評分	<b>3.981 (1.317)</b>	2.138 (1.365)	94.05	0.0**
評價特徵	評論的極端	<b>0.604 (0.489)</b>	0.583 (0.493)	2.897	0.0038**
	評論的天數	<b>2875.211 (1295.434)</b>	2539.342 (1354.771)	-17.37	p<0.001***

註：p<0.05\*：顯著；p<0.01\*\*：很顯著；p<0.001\*\*\*：非常顯著。正負樣本的值以平均值（標準差）表示，若值較大且顯著的話，將以粗體進行標記。

附錄 A - 7、電玩遊戲資料集統計檢定之結果

電玩遊戲					
	變數	正樣本	負樣本	t 值	P-value
詞法特徵	評論長度	478.101 ( 444.041 )	228.780 ( 310.08 )	35.14	p<0.001***
	句子數	20.609 ( 19.558 )	10.840 ( 14.461 )	30.9	p<0.001***
	平均句子長度	26.323 ( 27.452 )	25.928 ( 28.236 )	0.813	0.416
	大寫	16.414 ( 18.980 )	11.851 ( 24.095 )	12.49	p<0.001***
	是否正確使用大寫	0.933 ( 0.152 )	0.857 ( 0.279 )	21.36	p<0.001***
	大寫的比率	0.038 ( 0.037 )	0.064 ( 0.125 )	-18.9	p<0.001***
	小寫	412.968 ( 387.871 )	195.210 ( 272.659 )	35.09	p<0.001***
	小寫的比率	0.856 ( 0.064 )	0.833 ( 0.135 )	13.92	p<0.001***
	Type-Token Ratio	57.067 ( 11.829 )	67.694 ( 13.512 )	-48.783	0.0**
	拼寫錯誤	0.007 ( 0.004 )	0.009 ( 0.007 )	-23.49	p<0.001***
句法特徵	Flesch Reading Ease	-54.367 ( 248.515 )	19.420 ( 125.544 )	-19.52	p<0.001***

	Flesch-Kincaid Grade Level	<b>56.153 (95.105)</b>	28.451 (47.846)	19.16	p<0.001***
	Gunning Fog Index	<b>58.996 (97.342)</b>	30.702 (48.913)	19.12	p<0.001***
	Automated Readability Index	<b>71.211 (121.733)</b>	35.732 (61.165)	19.17	p<0.001***
	The Coleman-Liau Index	<b>8.838 (1.945)</b>	7.982 (2.433)	23	p<0.001***
	The SMOG Index	<b>7.823 (6.801)</b>	5.827 (5.829)	17.52	p<0.001***
	標點符號	<b>82.013 (85.310)</b>	38.450 (56.477)	32.28	p<0.001***
詞彙特徵	SentiWordNet	<b>0.012 (0.023)</b>	0.002 (0.037)	20.420	p<0.001***
	評論的評分	<b>3.807 (1.358)</b>	2.411 (1.543)	55.940	0.0**
評價特徵	評論的極端	0.546 (0.498)	<b>0.623 (0.485)</b>	-8.900	p<0.001***
	評論的天數	<b>2202.380 (1348.427)</b>	1278.466 (1319.891)	-15.09	p<0.001***

註：p<0.05\*：顯著；p<0.01\*\*：很顯著；p<0.001\*\*\*：非常顯著。正負樣本的值以平均值（標準差）表示，若值較大且顯著的話，將以粗體進行標記。

## 附錄 B

附錄 B-1-1、美容資料集的分類實驗結果（單一特徵）

美容					
Model	文本特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.747	0.746	0.747	0.746	0.78
天真貝氏	0.665	0.715	0.665	0.675	0.728
決策樹	0.633	0.635	0.633	0.633	0.586
隨機森林	<u>0.755</u>	<u>0.756</u>	<u>0.755</u>	0.729	0.79
XGBoost	0.752	0.744	0.752	<u>0.752</u>	<u>0.8</u>
Model	詞法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.698	<u>0.688</u>	0.698	0.647	<u>0.69</u>
天真貝氏	<u>0.697</u>	0.679	<u>0.697</u>	<u>0.669</u>	0.694
決策樹	0.596	0.603	0.596	0.599	0.553
隨機森林	0.676	0.657	0.676	0.654	0.659
XGBoost	0.65	0.635	0.65	0.635	0.642
Model	句法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.696	0.681	0.696	0.674	<u>0.71</u>
天真貝氏	0.453	0.679	0.453	0.411	0.661
決策樹	0.613	0.617	0.613	0.614	0.567
隨機森林	<u>0.71</u>	<u>0.695</u>	<u>0.71</u>	<u>0.684</u>	0.708



XGBoost	0.688	0.672	0.688	0.673	0.686
---------	-------	-------	-------	-------	-------

Model	詞彙特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.668	0.515	0.668	0.537	0.661
天真貝氏	0.712	0.7	0.712	0.691	0.67
決策樹	0.656	0.663	0.656	0.657	0.62
隨機森林	0.742	0.734	0.742	0.728	<u>0.778</u>
XGBoost	<u>0.744</u>	<u>0.737</u>	<u>0.744</u>	<u>0.736</u>	<u>0.778</u>

Model	話語特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.754	<u>0.753</u>	0.754	<u>0.752</u>	<u>0.801</u>
天真貝氏	0.625	0.711	0.625	0.634	0.737
決策樹	0.621	0.625	0.621	0.622	0.577
隨機森林	0.744	0.738	0.744	0.721	0.755
XGBoost	<u>0.757</u>	0.75	<u>0.757</u>	0.743	0.791

Model	評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.534	0.461
天真貝氏	0.666	0.445	0.666	0.533	0.52
決策樹	0.733	0.738	0.733	0.734	0.707
隨機森林	0.732	0.734	0.732	0.733	0.798
XGBoost	<u>0.782</u>	<u>0.78</u>	<u>0.782</u>	<u>0.78</u>	<u>0.817</u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。

附錄 B-1-2、CD 與黑膠唱片資料集的分類實驗結果（單一特徵）

CD 與黑膠唱片					
Model	文本特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.795	0.796	0.795	0.796	0.852
天真貝氏	0.666	0.748	0.666	0.674	0.79
決策樹	0.7	0.701	0.7	0.7	0.663
隨機森林	0.778	0.775	0.778	0.764	0.844
XGBoost	<u>0.808</u>	<u>0.804</u>	<u>0.808</u>	<u>0.805</u>	<u>0.865</u>
Model	詞法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.74</u>	<u>0.73</u>	<u>0.74</u>	<u>0.72</u>	<u>0.766</u>
天真貝氏	0.72	0.714	0.72	0.716	0.737
決策樹	0.647	0.651	0.647	0.648	0.607
隨機森林	0.733	0.722	0.733	0.721	0.758
XGBoost	0.731	0.72	0.731	<u>0.72</u>	0.757
Model	句法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.748	0.739	0.748	0.738	<u>0.789</u>
天真貝氏	0.541	0.705	0.541	0.535	0.743
決策樹	0.659	0.661	0.659	0.66	0.619
隨機森林	<u>0.751</u>	<u>0.742</u>	<u>0.751</u>	<u>0.74</u>	0.788

XGBoost	0.743	0.733	0.743	0.734	0.777
---------	-------	-------	-------	-------	-------

詞彙特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.696	0.722	0.696	0.611	0.671
天真貝氏	0.735	0.74	0.735	0.696	0.649
決策樹	0.691	0.693	0.691	0.692	0.655
隨機森林	<u>0.785</u>	<u>0.779</u>	<u>0.785</u>	<u>0.78</u>	<u>0.835</u>
XGBoost	0.779	0.774	0.779	0.775	0.83

話語特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.79</u>	<u>0.787</u>	<u>0.79</u>	<u>0.788</u>	<u>0.849</u>
天真貝氏	0.682	0.736	0.682	0.691	0.775
決策樹	0.683	0.685	0.683	0.684	0.646
隨機森林	0.775	0.769	0.775	0.763	0.816
XGBoost	0.785	0.779	0.785	0.78	0.842

評價特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.426
天真貝氏	0.667	0.445	0.667	0.533	0.574
決策樹	0.77	0.774	0.77	0.771	0.753
隨機森林	0.781	0.78	0.781	0.78	0.833
XGBoost	<u>0.833</u>	<u>0.835</u>	<u>0.833</u>	<u>0.834</u>	<u>0.876</u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。

附錄 B-1-3、服飾資料集的分類實驗結果（單一特徵）

服飾					
Model	文本特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.729</u>	<u>0.733</u>	<u>0.729</u>	<u>0.728</u>	0.783
天真貝氏	0.712	0.698	0.712	0.683	0.619
決策樹	0.605	0.621	0.605	0.609	0.568
隨機森林	0.716	0.711	0.716	0.687	0.796
XGBoost	0.716	0.714	0.716	0.705	<u>0.788</u>
Model	詞法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.698</u>	<u>0.708</u>	<u>0.698</u>	0.638	<u>0.693</u>
天真貝氏	0.692	0.671	0.692	0.658	0.691
決策樹	0.604	0.617	0.604	0.608	0.563
隨機森林	0.68	0.667	0.68	<u>0.661</u>	0.644
XGBoost	0.664	0.646	0.664	0.647	0.609
Model	句法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.692	0.673	0.692	0.667	<u>0.691</u>
天真貝氏	0.444	0.668	0.444	0.399	0.617
決策樹	0.625	0.623	0.625	0.622	0.57
隨機森林	<u>0.703</u>	<u>0.686</u>	<u>0.703</u>	0.667	0.679

XGBoost	0.686	0.676	0.686	<u>0.672</u>	0.639
---------	-------	-------	-------	--------------	-------

詞彙特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.446	0.667	0.534	0.662
天真貝氏	0.697	0.684	0.697	0.676	0.648
決策樹	0.64	0.65	0.64	0.642	0.598
隨機森林	<u>0.732</u>	<u>0.732</u>	<u>0.732</u>	0.714	0.774
XGBoost	0.731	0.72	0.731	<u>0.72</u>	<u>0.779</u>

話語特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.74</u>	<u>0.744</u>	<u>0.74</u>	0.739	0.802
天真貝氏	0.619	0.682	0.619	0.63	0.675
決策樹	0.641	0.644	0.641	0.639	0.59
隨機森林	0.738	0.731	0.738	0.72	0.766
XGBoost	0.738	0.741	0.738	<u>0.722</u>	<u>0.806</u>

評價特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.446	0.667	0.534	0.561
天真貝氏	0.652	0.59	0.652	0.56	0.561
決策樹	0.737	0.75	0.737	0.737	0.714
隨機森林	0.743	0.753	0.743	0.744	<u>0.791</u>
XGBoost	<u>0.788</u>	<u>0.791</u>	<u>0.788</u>	<u>0.785</u>	<u>0.791</u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。

附錄 B-1-4、手機與配件資料集的分類實驗結果（單一特徵）

手機與配件					
Model	文本特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.762</u>	<u>0.765</u>	<u>0.762</u>	<u>0.761</u>	<u>0.826</u>
天真貝氏	0.658	0.713	0.658	0.668	0.711
決策樹	0.638	0.645	0.638	0.637	0.597
隨機森林	0.726	0.725	0.726	0.695	0.787
XGBoost	0.756	0.753	0.756	0.748	0.813
Model	詞法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.683	<u>0.675</u>	0.683	0.62	<u>0.673</u>
天真貝氏	0.676	<u>0.675</u>	0.676	0.665	0.677
決策樹	0.609	0.612	0.609	0.61	0.56
隨機森林	<u>0.694</u>	<u>0.684</u>	<u>0.694</u>	<u>0.682</u>	0.659
XGBoost	0.66	0.647	0.66	0.647	0.602
Model	句法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.678	0.66	0.678	0.653	<u>0.699</u>
天真貝氏	0.476	0.669	0.476	0.453	0.667
決策樹	0.611	0.626	0.611	0.616	0.574
隨機森林	<u>0.705</u>	<u>0.69</u>	<u>0.705</u>	<u>0.683</u>	0.683
XGBoost	0.672	0.658	0.672	0.658	0.642

Model	詞彙特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.668	0.48	0.668	0.536	0.653
天真貝氏	0.696	0.68	0.696	0.661	0.63
決策樹	0.663	0.664	0.663	0.662	0.618
隨機森林	<u>0.737</u>	<u>0.73</u>	<u>0.737</u>	<u>0.722</u>	0.757
XGBoost	0.726	0.717	0.726	0.716	<u>0.767</u>

Model	話語特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.738</u>	<u>0.742</u>	<u>0.738</u>	<u>0.737</u>	0.787
天真貝氏	0.592	0.692	0.592	0.599	0.707
決策樹	0.645	0.654	0.645	0.649	0.607
隨機森林	0.727	0.72	0.727	0.71	0.758
XGBoost	<u>0.738</u>	0.733	<u>0.738</u>	0.728	<u>0.788</u>

Model	評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.446	0.667	0.534	0.483
天真貝氏	0.667	0.446	0.667	0.534	0.492
決策樹	0.737	0.744	0.737	0.738	0.716
隨機森林	0.74	0.745	0.74	0.739	0.804
XGBoost	<u>0.774</u>	<u>0.778</u>	<u>0.774</u>	<u>0.773</u>	<u>0.816</u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。

附錄 B-1-5、雜貨和美食資料集的分類實驗結果（單一特徵）

雜貨和美食					
Model	文本特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.722	0.723	0.722	0.721	0.76
天真貝氏	0.638	0.716	0.638	0.648	0.733
決策樹	0.62	0.627	0.62	0.622	0.578
隨機森林	0.738	0.741	0.738	0.706	0.793
XGBoost	<u>0.75</u>	<u>0.744</u>	<u>0.75</u>	<u>0.74</u>	<u>0.8</u>
Model	詞法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.685	0.667	0.685	0.617	<u>0.683</u>
天真貝氏	0.686	0.661	0.686	0.63	0.678
決策樹	0.609	0.617	0.609	0.612	0.568
隨機森林	<u>0.692</u>	<u>0.675</u>	<u>0.692</u>	<u>0.672</u>	0.682
XGBoost	0.668	0.653	0.668	0.654	0.658
Model	句法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.707</u>	<u>0.691</u>	<u>0.707</u>	<u>0.682</u>	<u>0.729</u>
天真貝氏	0.503	0.677	0.503	0.49	0.667
決策樹	0.61	0.611	0.61	0.609	0.561
隨機森林	0.692	0.674	0.692	0.664	0.701



XGBoost	0.675	0.661	0.675	0.661	0.688
---------	-------	-------	-------	-------	-------

Model	詞彙特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.67	0.645	0.67	0.541	0.674
天真貝氏	0.696	0.678	0.696	0.669	0.663
決策樹	0.647	0.66	0.647	0.651	0.615
隨機森林	<u>0.733</u>	<u>0.722</u>	<u>0.733</u>	<u>0.718</u>	<u>0.779</u>
XGBoost	0.715	0.705	0.715	0.705	0.757

Model	話語特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.729	0.728	0.729	<u>0.725</u>	0.756
天真貝氏	0.597	0.691	0.597	0.606	0.722
決策樹	0.614	0.621	0.614	0.617	0.572
隨機森林	0.73	0.724	0.73	0.707	0.742
XGBoost	<u>0.736</u>	<u>0.729</u>	<u>0.736</u>	0.722	<u>0.763</u>

Model	評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.666	0.446	0.666	0.534	0.445
天真貝氏	0.666	0.446	0.666	0.534	0.555
決策樹	0.767	0.774	0.767	0.768	0.748
隨機森林	0.773	0.778	0.773	0.774	0.835
XGBoost	<u>0.801</u>	<u>0.805</u>	<u>0.801</u>	<u>0.802</u>	<u>0.859</u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。

附錄 B-1-6、電影與電視資料集的分類實驗結果（單一特徵）

電影與電視					
Model	文本特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.757	0.755	0.757	0.756	0.805
天真貝氏	0.613	0.714	0.613	0.62	0.747
決策樹	0.67	0.67	0.67	0.67	0.628
隨機森林	0.754	0.752	0.754	0.73	0.809
XGBoost	<u>0.773</u>	<u>0.767</u>	<u>0.773</u>	<u>0.768</u>	<u>0.825</u>
Model	詞法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.709</u>	<u>0.696</u>	<u>0.709</u>	0.668	<u>0.719</u>
天真貝氏	0.699	0.68	0.699	<u>0.678</u>	0.692
決策樹	0.625	0.629	0.625	0.627	0.583
隨機森林	0.704	0.688	0.704	0.687	0.706
XGBoost	0.704	0.687	0.704	0.685	0.706
Model	句法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.71	0.694	0.71	0.682	0.731
天真貝氏	0.507	0.679	0.507	0.495	0.694
決策樹	0.624	0.627	0.624	0.625	0.581
隨機森林	<u>0.718</u>	<u>0.703</u>	<u>0.718</u>	<u>0.695</u>	<u>0.732</u>

XGBoost	0.708	0.693	0.708	0.692	0.723
---------	-------	-------	-------	-------	-------

詞彙特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.684	0.701	0.684	0.586	0.648
天真貝氏	0.71	0.702	0.71	0.665	0.621
決策樹	0.658	0.66	0.658	0.658	0.618
隨機森林	<u>0.747</u>	<u>0.738</u>	<u>0.747</u>	<u>0.737</u>	<u>0.788</u>
XGBoost	0.739	0.73	0.739	0.731	0.78

話語特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.754</u>	<u>0.747</u>	<u>0.754</u>	<u>0.748</u>	<u>0.802</u>
天真貝氏	0.617	0.706	0.617	0.625	0.736
決策樹	0.655	0.656	0.655	0.655	0.614
隨機森林	0.742	0.733	0.742	0.723	0.774
XGBoost	0.752	0.744	0.752	0.744	0.795

評價特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.429
天真貝氏	0.667	0.445	0.667	0.533	0.571
決策樹	0.706	0.713	0.706	0.709	0.684
隨機森林	0.722	0.72	0.722	0.721	0.754
XGBoost	<u>0.785</u>	<u>0.785</u>	<u>0.785</u>	<u>0.785</u>	<u>0.815</u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。

附錄 B-1-7、電玩遊戲資料集的分類實驗結果（單一特徵）

電玩遊戲					
Model	文本特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.742	0.742	0.742	0.742	0.789
天真貝氏	0.613	0.728	0.613	0.619	0.758
決策樹	0.662	0.664	0.662	0.663	0.622
隨機森林	0.749	0.741	0.749	0.731	0.797
XGBoost	<u>0.760</u>	<u>0.754</u>	<u>0.760</u>	<u>0.755</u>	<u>0.814</u>
Model	詞法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.730</u>	0.720	<u>0.730</u>	0.706	<u>0.757</u>
天真貝氏	<u>0.730</u>	0.718	<u>0.730</u>	<u>0.718</u>	0.743
決策樹	0.643	0.645	0.643	0.644	0.602
隨機森林	<u>0.73</u>	<u>0.719</u>	<u>0.73</u>	0.717	0.749
XGBoost	0.725	0.712	0.725	0.711	0.741
Model	句法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.730	0.718	0.730	0.713	<u>0.765</u>
天真貝氏	0.527	0.712	0.527	0.514	0.742
決策樹	0.640	0.643	0.640	0.641	0.598
隨機森林	<u>0.732</u>	<u>0.72</u>	<u>0.732</u>	<u>0.718</u>	0.764

XGBoost	0.724	0.713	0.724	0.714	0.755
---------	-------	-------	-------	-------	-------

詞彙特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.674	0.72	0.674	0.553	0.62
天真貝氏	0.728	0.728	0.728	0.689	0.653
決策樹	0.659	0.661	0.659	0.66	0.619
隨機森林	<u>0.753</u>	<u>0.745</u>	<u>0.753</u>	<u>0.744</u>	<u>0.794</u>
XGBoost	0.742	0.734	0.742	0.735	0.785

話語特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.748	0.742	0.748	0.743	<u>0.799</u>
天真貝氏	0.622	0.726	0.622	0.629	0.761
決策樹	0.654	0.657	0.654	0.655	0.615
隨機森林	0.744	0.735	0.744	0.729	0.772
XGBoost	<u>0.752</u>	<u>0.744</u>	<u>0.752</u>	<u>0.744</u>	0.798

評價特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.534	0.421
天真貝氏	0.667	0.445	0.667	0.534	0.579
決策樹	0.672	0.681	0.672	0.676	0.653
隨機森林	0.687	0.684	0.687	0.685	0.713
XGBoost	<u>0.744</u>	<u>0.735</u>	<u>0.744</u>	<u>0.734</u>	<u>0.773</u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。

附錄 B-2-1、美容資料集的分類實驗結果（特徵組合）

美容					
特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b><u>0.774</u></b>	<b><u>0.773</u></b>	<b><u>0.774</u></b>	<b><u>0.772</u></b>	<b><u>0.812</u></b>
天真貝氏	0.662	<b>0.72</b>	0.662	0.672	<b>0.734</b>
決策樹	0.657	<b>0.662</b>	0.657	0.658	<b>0.619</b>
隨機森林	0.743	0.743	0.743	0.716	<b>0.786</b>
XGBoost	<b>0.761</b>	<b>0.754</b>	<b>0.761</b>	0.751	0.793
特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.738	0.732	0.738	0.731	0.775
天真貝氏	0.66	<b>0.719</b>	0.66	0.669	<b>0.733</b>
決策樹	<b>0.65</b>	<b>0.647</b>	<b>0.65</b>	<b>0.646</b>	<b>0.599</b>
隨機森林	0.738	0.738	0.738	0.712	0.782
XGBoost	<b><u>0.757</u></b>	<b><u>0.749</u></b>	<b><u>0.757</u></b>	<b><u>0.746</u></b>	<b><u>0.809</u></b>
特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.74	0.736	0.74	0.734	0.77
天真貝氏	0.66	<b>0.719</b>	0.66	0.669	<b>0.734</b>
決策樹	<b>0.64</b>	<b>0.64</b>	<b>0.64</b>	<b>0.639</b>	<b>0.594</b>
隨機森林	0.734	0.73	0.734	0.71	0.783
XGBoost	<b><u>0.759</u></b>	<b><u>0.755</u></b>	<b><u>0.759</u></b>	<b><u>0.748</u></b>	<b><u>0.797</u></b>

Model	特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b>0.751</b>	<b>0.748</b>	<b>0.751</b>	<b>0.747</b>	<b>0.794</b>
天真貝氏	0.659	<b>0.72</b>	0.695	0.668	<b>0.734</b>
決策樹	<b>0.649</b>	<b>0.656</b>	<b>0.649</b>	<b>0.651</b>	<b>0.614</b>
隨機森林	0.742	0.739	0.742	0.716	0.768
XGBoost	<u><b>0.774</b></u>	<u><b>0.77</b></u>	<u><b>0.774</b></u>	<u><b>0.761</b></u>	<u><b>0.82</b></u>

Model	特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.534	0.462
天真貝氏	0.665	0.445	0.665	0.533	0.643
決策樹	<b>0.743</b>	<b>0.747</b>	<b>0.743</b>	<b>0.743</b>	<b>0.711</b>
隨機森林	<b>0.759</b>	<b>0.758</b>	<b>0.759</b>	<b>0.738</b>	<b>0.815</b>
XGBoost	<u><b>0.826</b></u>	<u><b>0.825</b></u>	<u><b>0.826</b></u>	<u><b>0.823</b></u>	<u><b>0.88</b></u>

Model	特徵組合 6：文本特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.534	0.462
天真貝氏	<b>0.666</b>	0.445	<b>0.666</b>	0.533	0.52
決策樹	<b>0.75</b>	<b>0.753</b>	<b>0.75</b>	<b>0.749</b>	<b>0.718</b>
隨機森林	<b>0.795</b>	<b>0.802</b>	<b>0.795</b>	<b>0.778</b>	<b>0.863</b>
XGBoost	<u><b>0.829</b></u>	<u><b>0.828</b></u>	<u><b>0.829</b></u>	<u><b>0.827</b></u>	<u><b>0.88</b></u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。

附錄 B-2-2、CD 與黑膠唱片資料集的分類實驗結果（特徵組合）

CD 與黑膠唱片					
特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.782	0.78	0.782	0.78	0.834
天真貝氏	0.652	0.746	0.652	0.66	<b>0.791</b>
決策樹	0.699	0.7	0.699	0.699	0.662
隨機森林	<b>0.779</b>	0.774	<b>0.779</b>	<b>0.766</b>	0.841
XGBoost	<u>0.808</u>	<u>0.804</u>	<u>0.808</u>	<u>0.805</u>	<b><u>0.869</u></b>
特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.762	0.755	0.762	0.756	0.812
天真貝氏	0.649	0.744	0.649	0.657	0.79
決策樹	0.699	0.699	0.699	0.699	0.661
隨機森林	0.776	0.77	0.776	<b>0.764</b>	0.834
XGBoost	<u>0.805</u>	<u>0.802</u>	<u>0.805</u>	<u>0.803</u>	<b><u>0.867</u></b>
特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.761	0.755	0.761	0.756	0.811
天真貝氏	0.649	0.744	0.649	0.657	0.79
決策樹	0.7	0.702	0.7	0.701	0.666
隨機森林	<b>0.78</b>	0.774	<b>0.78</b>	<b>0.771</b>	0.839
XGBoost	<u>0.805</u>	<u>0.801</u>	<u>0.805</u>	<u>0.801</u>	<u>0.865</u>



Model	特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.766	0.761	0.766	0.762	0.815
天真貝氏	0.651	0.745	0.651	0.659	<b>0.791</b>
決策樹	0.7	<b>0.702</b>	0.7	<b>0.701</b>	<b>0.666</b>
隨機森林	<b>0.78</b>	0.774	<b>0.78</b>	<b>0.769</b>	0.83
XGBoost	<u>0.804</u>	<u>0.8</u>	<u>0.804</u>	<u>0.8</u>	<u>0.864</u>

Model	特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.426
天真貝氏	<b>0.667</b>	0.445	<b>0.667</b>	0.533	0.667
決策樹	<b>0.789</b>	<b>0.79</b>	<b>0.789</b>	<b>0.789</b>	<b>0.764</b>
隨機森林	<b>0.804</b>	<b>0.8</b>	<b>0.804</b>	<b>0.796</b>	<b>0.879</b>
XGBoost	<u><b>0.854</b></u>	<u><b>0.854</b></u>	<u><b>0.854</b></u>	<u><b>0.854</b></u>	<u><b>0.915</b></u>

Model	特徵組合 6：文本特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.426
天真貝氏	<b>0.667</b>	0.445	<b>0.667</b>	0.533	0.574
決策樹	<b>0.791</b>	<b>0.791</b>	<b>0.791</b>	<b>0.791</b>	<b>0.765</b>
隨機森林	<b>0.829</b>	<b>0.829</b>	<b>0.829</b>	<b>0.823</b>	<b>0.909</b>
XGBoost	<u><b>0.855</b></u>	<u><b>0.855</b></u>	<u><b>0.855</b></u>	<u><b>0.855</b></u>	<u><b>0.914</b></u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。

附錄 B-2-3、服飾資料集的分類實驗結果（特徵組合）

服飾					
特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b><u>0.746</u></b>	<b><u>0.747</u></b>	<b><u>0.746</u></b>	<b><u>0.741</u></b>	<b><u>0.802</u></b>
天真貝氏	<b>0.723</b>	<b>0.712</b>	<b>0.723</b>	<b>0.71</b>	<b>0.655</b>
決策樹	<b>0.644</b>	<b>0.647</b>	<b>0.644</b>	<b>0.642</b>	<b>0.596</b>
隨機森林	0.716	0.709	0.716	0.682	0.783
XGBoost	0.703	0.698	0.703	0.688	0.759
特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.701	0.699	0.701	0.697	<u>0.745</u>
天真貝氏	<b><u>0.722</u></b>	<b>0.71</b>	<b><u>0.722</u></b>	<b><u>0.709</u></b>	<b>0.654</b>
決策樹	<b>0.628</b>	<b>0.63</b>	<b>0.628</b>	<b>0.627</b>	<b>0.577</b>
隨機森林	<b>0.719</b>	<b><u>0.712</u></b>	<b>0.719</b>	0.687	<u>0.766</u>
XGBoost	0.716	0.711	0.716	0.703	0.756
特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.702	0.7	0.702	0.697	0.746
天真貝氏	<b>0.722</b>	<b>0.71</b>	<b>0.722</b>	<b>0.709</b>	0.654
決策樹	0.604	0.613	0.604	0.604	0.559
隨機森林	<b><u>0.723</u></b>	<b><u>0.718</u></b>	<b><u>0.723</u></b>	<b><u>0.698</u></b>	0.769
XGBoost	0.711	0.701	0.711	0.697	<u>0.782</u>

Model	特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.734	<u>0.736</u>	0.734	<u>0.728</u>	0.777
天真貝氏	<b>0.719</b>	<b>0.707</b>	<b>0.719</b>	<b>0.706</b>	<b>0.654</b>
決策樹	<b>0.638</b>	<b>0.654</b>	<b>0.638</b>	<b>0.639</b>	<b>0.603</b>
隨機森林	<b>0.726</b>	<b>0.721</b>	<b>0.726</b>	<b>0.702</b>	0.771
XGBoost	<u><b>0.737</b></u>	<b>0.734</b>	<u><b>0.737</b></u>	<b>0.72</b>	<u><b>0.787</b></u>

Model	特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.446	0.667	0.534	0.561
天真貝氏	0.661	0.632	0.661	0.581	0.614
決策樹	<b>0.741</b>	<b>0.746</b>	<b>0.741</b>	<b>0.741</b>	<b>0.707</b>
隨機森林	<b>0.755</b>	<b>0.751</b>	<b>0.755</b>	<b>0.736</b>	<b>0.812</b>
XGBoost	<u><b>0.831</b></u>	<u><b>0.833</b></u>	<u><b>0.831</b></u>	<u><b>0.829</b></u>	<u><b>0.886</b></u>

Model	特徵組合 6：文本特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.446	0.667	0.534	0.561
天真貝氏	0.652	0.59	0.652	0.56	0.561
決策樹	<b>0.75</b>	<b>0.756</b>	<b>0.75</b>	<b>0.751</b>	<b>0.721</b>
隨機森林	<b>0.782</b>	<b>0.79</b>	<b>0.782</b>	<b>0.763</b>	<b>0.863</b>
XGBoost	<u><b>0.828</b></u>	<u><b>0.831</b></u>	<u><b>0.828</b></u>	<u><b>0.825</b></u>	<u><b>0.869</b></u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。

附錄 B-2-4、手機與配件資料集的分類實驗結果（特徵組合）

手機與配件					
Model	特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.757</u>	<u>0.758</u>	<u>0.757</u>	<u>0.754</u>	<u>0.822</u>
天真貝氏	0.634	<b>0.72</b>	0.634	0.644	<b>0.731</b>
決策樹	<b>0.644</b>	<b>0.641</b>	<b>0.644</b>	<b>0.64</b>	<b>0.591</b>
隨機森林	<b>0.73</b>	<b>0.725</b>	<b>0.73</b>	<b>0.706</b>	0.781
XGBoost	0.742	0.737	0.742	0.731	0.802
Model	特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.716	<u>0.709</u>	0.716	0.708	0.771
天真貝氏	0.634	<b>0.721</b>	0.634	0.643	<b>0.73</b>
決策樹	<b>0.637</b>	<b>0.636</b>	<b>0.637</b>	<b>0.636</b>	<b>0.587</b>
隨機森林	<b>0.728</b>	<b>0.725</b>	<b>0.728</b>	<b>0.704</b>	0.771
XGBoost	<u>0.739</u>	0.733	<u>0.739</u>	<u>0.729</u>	<u>0.789</u>
Model	特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.711	0.704	0.711	0.704	0.759
天真貝氏	0.634	<b>0.721</b>	0.634	0.643	<b>0.73</b>
決策樹	<b>0.661</b>	<b>0.662</b>	<b>0.661</b>	<b>0.659</b>	<b>0.612</b>
隨機森林	0.741	0.732	0.741	<b>0.725</b>	0.782
XGBoost	<u>0.745</u>	<u>0.739</u>	<u>0.745</u>	<u>0.733</u>	<u>0.789</u>

Model	特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.734	0.727	0.734	0.728	0.788
天真貝氏	0.628	<b>0.718</b>	0.628	0.638	<b>0.731</b>
決策樹	<b>0.667</b>	<b>0.681</b>	<b>0.667</b>	<b>0.676</b>	<b>0.634</b>
隨機森林	<b>0.739</b>	<b>0.733</b>	<b>0.739</b>	<b>0.722</b>	0.772
XGBoost	<u>0.748</u>	<u>0.741</u>	<u>0.748</u>	<u>0.737</u>	<u>0.793</u>

Model	特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.446	0.667	0.534	0.483
天真貝氏	<b>0.667</b>	0.446	<b>0.667</b>	0.534	0.65
決策樹	<b>0.74</b>	<b>0.747</b>	<b>0.74</b>	<b>0.741</b>	<b>0.712</b>
隨機森林	<b>0.741</b>	<b>0.736</b>	<b>0.741</b>	<b>0.726</b>	<b>0.803</b>
XGBoost	<u><b>0.817</b></u>	<u><b>0.821</b></u>	<u><b>0.817</b></u>	<u><b>0.816</b></u>	<u><b>0.888</b></u>

Model	特徵組合 6：文本特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.446	0.667	0.534	0.483
天真貝氏	<b>0.667</b>	0.446	<b>0.667</b>	0.534	0.494
決策樹	<b>0.743</b>	<b>0.746</b>	<b>0.743</b>	<b>0.743</b>	<b>0.71</b>
隨機森林	<b>0.785</b>	<b>0.797</b>	<b>0.785</b>	<b>0.763</b>	<b>0.866</b>
XGBoost	<u><b>0.812</b></u>	<u><b>0.814</b></u>	<u><b>0.812</b></u>	<u><b>0.81</b></u>	<u><b>0.877</b></u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。

附錄 B-2-5、雜貨和美食資料集的分類實驗結果（特徵組合）

雜貨和美食					
Model	特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b>0.74</b>	<b>0.734</b>	<b>0.74</b>	<b>0.734</b>	<b>0.778</b>
天真貝氏	0.632	0.715	0.632	0.642	<b>0.733</b>
決策樹	<b>0.642</b>	<b>0.644</b>	<b>0.642</b>	<b>0.642</b>	<b>0.596</b>
隨機森林	0.732	0.727	0.732	0.702	0.787
XGBoost	<u><b>0.751</b></u>	<u><b>0.745</b></u>	<u><b>0.751</b></u>	<u><b>0.741</b></u>	<u><b>0.801</b></u>
Model	特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b>0.736</b>	<b>0.728</b>	<b>0.736</b>	<b>0.725</b>	<b>0.773</b>
天真貝氏	0.63	0.714	0.63	0.64	0.732
決策樹	<b>0.647</b>	<b>0.652</b>	<b>0.647</b>	<b>0.648</b>	<b>0.607</b>
隨機森林	0.726	0.717	0.726	0.699	0.775
XGBoost	<u>0.75</u>	<u>0.743</u>	<u>0.75</u>	<u>0.74</u>	<u>0.797</u>
Model	特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b>0.74</b>	<b>0.731</b>	<b>0.74</b>	<b>0.726</b>	<b>0.771</b>
天真貝氏	0.63	0.714	0.63	0.64	0.732
決策樹	<b>0.654</b>	<b>0.652</b>	<b>0.654</b>	<b>0.652</b>	<b>0.605</b>
隨機森林	0.728	0.718	0.728	0.706	0.781
XGBoost	<u>0.742</u>	<u>0.736</u>	<u>0.742</u>	<u>0.732</u>	<u>0.798</u>

Model	特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b>0.753</b>	<b>0.746</b>	<b>0.753</b>	<b>0.745</b>	<b>0.784</b>
天真貝氏	0.629	0.715	0.629	0.638	<b>0.737</b>
決策樹	<b>0.65</b>	<b>0.654</b>	<b>0.65</b>	<b>0.651</b>	<b>0.606</b>
隨機森林	0.734	0.727	0.734	<b>0.709</b>	0.763
XGBoost	<u>0.75</u>	<u>0.744</u>	<u>0.75</u>	<u>0.739</u>	<u>0.799</u>

Model	特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.666	0.446	0.666	0.534	0.445
天真貝氏	0.666	0.446	0.666	0.534	0.618
決策樹	<b>0.762</b>	<b>0.766</b>	<b>0.762</b>	<b>0.762</b>	<b>0.736</b>
隨機森林	<b>0.756</b>	<b>0.752</b>	<b>0.756</b>	<b>0.736</b>	<b>0.813</b>
XGBoost	<u><b>0.834</b></u>	<u><b>0.836</b></u>	<u><b>0.834</b></u>	<u><b>0.834</b></u>	<u><b>0.885</b></u>

Model	特徵組合 6：文本特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.666	0.446	0.666	0.534	0.445
天真貝氏	<b>0.666</b>	0.446	<b>0.666</b>	0.534	0.555
決策樹	<b>0.78</b>	<b>0.782</b>	<b>0.78</b>	<b>0.781</b>	<b>0.755</b>
隨機森林	<b>0.798</b>	<b>0.805</b>	<b>0.798</b>	<b>0.784</b>	<b>0.884</b>
XGBoost	<u><b>0.832</b></u>	<u><b>0.831</b></u>	<u><b>0.832</b></u>	<u><b>0.831</b></u>	<u><b>0.888</b></u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。

附錄 B-2-6、電影與電視資料集的分類實驗結果（特徵組合）

電影與電視					
特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.749	0.742	0.749	0.741	0.787
天真貝氏	0.597	0.711	0.597	0.603	0.747
決策樹	0.667	0.668	0.667	0.668	0.627
隨機森林	0.751	0.746	0.751	<b>0.731</b>	0.805
XGBoost	<b><u>0.775</u></b>	<b><u>0.769</u></b>	<b><u>0.775</u></b>	<b><u>0.77</u></b>	<b><u>0.828</u></b>
特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.722	0.708	0.722	0.703	0.754
天真貝氏	0.595	0.711	0.595	0.601	0.746
決策樹	0.668	0.669	0.668	0.668	0.627
隨機森林	0.75	0.743	0.75	0.73	0.799
XGBoost	<b><u>0.776</u></b>	<b><u>0.77</u></b>	<b><u>0.776</u></b>	<b><u>0.77</u></b>	<b><u>0.829</u></b>
特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.726	0.714	0.726	0.71	0.757
天真貝氏	0.595	0.711	0.595	0.601	0.746
決策樹	<b>0.675</b>	<b>0.675</b>	<b>0.675</b>	<b>0.675</b>	<b>0.633</b>
隨機森林	0.749	0.741	0.749	<b>0.732</b>	0.8
XGBoost	<b><u>0.772</u></b>	<b><u>0.766</u></b>	<b><u>0.772</u></b>	<b><u>0.766</u></b>	<b><u>0.827</u></b>



Model	特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.732	0.721	0.732	0.719	0.768
天真貝氏	0.594	0.711	0.594	0.599	0.747
決策樹	0.667	0.669	0.667	0.668	0.628
隨機森林	0.747	0.738	0.747	0.728	0.789
XGBoost	<u>0.766</u>	<u>0.759</u>	<u>0.766</u>	<u>0.759</u>	<u>0.82</u>

Model	特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.429
天真貝氏	<b>0.673</b>	0.677	<b>0.673</b>	0.559	0.633
決策樹	<b>0.735</b>	<b>0.737</b>	<b>0.735</b>	<b>0.737</b>	<b>0.705</b>
隨機森林	<b>0.768</b>	<b>0.764</b>	<b>0.768</b>	<b>0.753</b>	<b>0.834</b>
XGBoost	<u><b>0.811</b></u>	<u><b>0.808</b></u>	<u><b>0.811</b></u>	<u><b>0.809</b></u>	<u><b>0.873</b></u>

Model	特徵組合 6：文本特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.429
天真貝氏	<b>0.673</b>	0.677	<b>0.673</b>	0.559	0.633
決策樹	<b>0.735</b>	<b>0.737</b>	<b>0.735</b>	<b>0.737</b>	<b>0.705</b>
隨機森林	<b>0.768</b>	<b>0.764</b>	<b>0.768</b>	<b>0.753</b>	<b>0.834</b>
XGBoost	<u><b>0.811</b></u>	<u><b>0.808</b></u>	<u><b>0.811</b></u>	<u><b>0.809</b></u>	<u><b>0.873</b></u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。

附錄 B-2-7、電玩遊戲資料集的分類實驗結果（特徵組合）

電玩遊戲					
特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.741	0.736	0.741	0.733	<b>0.793</b>
天真貝氏	0.597	0.727	0.597	0.6	<b>0.76</b>
決策樹	<b>0.674</b>	<b>0.674</b>	<b>0.674</b>	<b>0.674</b>	<b>0.633</b>
隨機森林	<b>0.753</b>	<b>0.746</b>	<b>0.753</b>	<b>0.737</b>	<b>0.799</b>
XGBoost	<u><b>0.767</b></u>	<u><b>0.761</b></u>	<u><b>0.767</b></u>	<u><b>0.761</b></u>	<u><b>0.818</b></u>
特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.732	0.721	0.732	0.717	0.776
天真貝氏	0.596	0.727	0.596	0.599	<b>0.759</b>
決策樹	<b>0.671</b>	<b>0.672</b>	<b>0.671</b>	<b>0.671</b>	<b>0.631</b>
隨機森林	0.751	0.743	0.751	<b>0.737</b>	<b>0.798</b>
XGBoost	<u><b>0.761</b></u>	<u><b>0.755</b></u>	<u><b>0.761</b></u>	<u><b>0.755</b></u>	<u><b>0.816</b></u>
特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.734	0.723	0.734	0.72	0.776
天真貝氏	0.596	0.727	0.596	0.599	<b>0.759</b>
決策樹	<b>0.673</b>	<b>0.674</b>	<b>0.673</b>	<b>0.673</b>	<b>0.633</b>
隨機森林	<b>0.753</b>	<b>0.745</b>	<b>0.753</b>	<b>0.74</b>	<b>0.8</b>
XGBoost	<u><b>0.762</b></u>	<u><b>0.756</b></u>	<u><b>0.762</b></u>	<u><b>0.756</b></u>	<u><b>0.815</b></u>

Model	特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.736	0.726	0.736	0.723	0.782
天真貝氏	0.595	0.727	0.595	0.598	0.757
決策樹	<b>0.671</b>	<b>0.673</b>	<b>0.671</b>	<b>0.672</b>	<b>0.632</b>
隨機森林	<b>0.75</b>	<b>0.742</b>	<b>0.75</b>	<b>0.735</b>	0.79
XGBoost	<u><b>0.762</b></u>	<u><b>0.755</b></u>	<u><b>0.762</b></u>	<u><b>0.754</b></u>	<u><b>0.812</b></u>

Model	特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.534	0.421
天真貝氏	<b>0.667</b>	0.572	<b>0.667</b>	0.536	0.688
決策樹	<b>0.716</b>	<b>0.717</b>	<b>0.716</b>	<b>0.717</b>	<b>0.682</b>
隨機森林	<b>0.755</b>	<b>0.748</b>	<b>0.755</b>	<b>0.742</b>	<b>0.808</b>
XGBoost	<u><b>0.794</b></u>	<u><b>0.79</b></u>	<u><b>0.794</b></u>	<u><b>0.79</b></u>	<u><b>0.855</b></u>

Model	特徵組合 6：文本特徵+評價特徵				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.534	0.421
天真貝氏	<b>0.667</b>	0.445	<b>0.667</b>	0.534	0.579
決策樹	<b>0.707</b>	<b>0.708</b>	<b>0.707</b>	<b>0.707</b>	<b>0.671</b>
隨機森林	<b>0.764</b>	<b>0.758</b>	<b>0.764</b>	<b>0.749</b>	<b>0.826</b>
XGBoost	<u><b>0.789</b></u>	<u><b>0.786</b></u>	<u><b>0.789</b></u>	<u><b>0.786</b></u>	<u><b>0.852</b></u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。

附錄 B-3-1、美容資料集的分類實驗結果（個別特徵）

美容					
Model	LIWC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.534	0.691
天真貝氏	<b>0.713</b>	0.701	<b>0.713</b>	<b>0.692</b>	0.676
決策樹	<b>0.64</b>	<b>0.648</b>	<b>0.64</b>	<b>0.642</b>	0.603
隨機森林	<u>0.734</u>	<u>0.726</u>	<u>0.734</u>	0.715	0.766
XGBoost	0.732	0.723	0.732	<u>0.723</u>	<u>0.768</u>
Model	NRC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.534	<u>0.675</u>
天真貝氏	<u>0.711</u>	<u>0.698</u>	<u>0.711</u>	<u>0.681</u>	0.669
決策樹	0.619	0.62	0.619	0.618	0.569
隨機森林	0.699	0.681	0.699	0.677	0.674
XGBoost	0.669	0.654	0.66	0.656	0.658
Model	SentiWordNet				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.668	0.515	0.668	0.537	<u>0.661</u>
天真貝氏	<b>0.694</b>	<u>0.68</u>	<b>0.694</b>	<u>0.631</u>	0.654
決策樹	0.588	0.587	0.588	0.586	0.532
隨機森林	0.588	0.587	0.588	0.586	0.576
XGBoost	0.641	0.614	0.641	0.618	0.598

Model	Word2Vec				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.729</u>	<u>0.72</u>	<u>0.729</u>	<u>0.71</u>	<u>0.747</u>
天真貝氏	<b>0.673</b>	0.698	<b>0.673</b>	<b>0.68</b>	0.722
決策樹	0.62	0.616	0.62	0.617	0.566
隨機森林	0.707	0.699	0.707	0.659	0.719
XGBoost	0.728	0.721	0.728	0.707	0.722

Model	Global Vectors				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.724</u>	<u>0.716</u>	<u>0.724</u>	<u>0.715</u>	0.733
天真貝氏	<b>0.698</b>	0.713	<b>0.698</b>	0.702	<b><u>0.736</u></b>
決策樹	0.624	0.625	0.624	0.623	0.575
隨機森林	0.711	0.704	0.711	0.668	0.73
XGBoost	0.714	0.701	0.714	0.693	0.729

Model	LDA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.675	0.651	0.675	0.576	0.714
天真貝氏	0.636	<u>0.697</u>	0.636	0.646	0.705
決策樹	0.616	0.624	0.616	0.617	0.576
隨機森林	<u>0.708</u>	0.693	<u>0.708</u>	0.688	0.711
XGBoost	0.702	0.69	0.702	<u>0.69</u>	<u>0.721</u>

Model	LSA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b><u>0.762</u></b>	<b><u>0.762</u></b>	<b><u>0.762</u></b>	<b><u>0.76</u></b>	<b><u>0.804</u></b>

天真貝氏	0.523	0.692	0.523	0.514	0.705
決策樹	0.619	0.627	0.619	0.621	0.579
隨機森林	0.735	0.732	0.735	0.704	0.758
XGBoost	0.743	0.736	0.743	0.731	0.769

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。



附錄 B-3-2、CD 與黑膠唱片資料集的分類實驗結果（個別特徵）

CD 與黑膠唱片					
Model	LIWC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.753
天真貝氏	<b>0.734</b>	0.739	<b>0.734</b>	<b>0.694</b>	0.651
決策樹	0.682	0.685	0.682	0.683	0.646
隨機森林	<u>0.777</u>	<u>0.771</u>	<u>0.777</u>	<b><u>0.771</u></b>	<u>0.825</u>
XGBoost	0.775	0.77	0.775	0.77	0.823
Model	NRC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.747
天真貝氏	<b>0.736</b>	0.74	<b>0.736</b>	<b>0.698</b>	0.741
決策樹	0.671	0.675	0.671	0.673	0.635
隨機森林	0.76	<u>0.752</u>	<u>0.76</u>	<u>0.752</u>	<u>0.792</u>
XGBoost	<u>0.752</u>	0.744	0.752	0.744	0.785
Model	SentiWordNet				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.696	<u>0.721</u>	0.696	0.611	0.67
天真貝氏	<b>0.704</b>	0.699	<b>0.704</b>	0.649	<u>0.673</u>
決策樹	0.606	0.608	0.606	0.607	0.56
隨機森林	0.608	0.609	0.608	0.609	0.597
XGBoost	<u>0.707</u>	0.691	<u>0.707</u>	<u>0.669</u>	0.663

Model	Word2Vec				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.696	<u>0.721</u>	0.696	0.611	0.67
天真貝氏	<b>0.704</b>	0.699	<b>0.704</b>	0.649	<u>0.673</u>
決策樹	0.606	0.608	0.606	0.607	0.56
隨機森林	0.608	0.609	0.608	0.609	0.597
XGBoost	<u>0.707</u>	0.691	<u>0.707</u>	<u>0.669</u>	0.663

Model	Global Vectors				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.73</u>	<u>0.717</u>	<u>0.73</u>	<u>0.711</u>	<u>0.745</u>
天真貝氏	0.628	0.686	0.628	0.639	0.704
決策樹	0.607	0.61	0.607	0.608	0.563
隨機森林	0.714	0.705	0.714	0.672	0.718
XGBoost	0.715	0.7	0.715	0.698	0.716

Model	LDA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.716	0.701	0.716	0.688	0.785
天真貝氏	<b>0.677</b>	0.738	<b>0.677</b>	<b>0.687</b>	0.778
決策樹	0.693	0.694	0.693	0.693	0.657
隨機森林	<u>0.778</u>	<u>0.772</u>	<u>0.778</u>	<u>0.77</u>	<u>0.826</u>
XGBoost	0.773	0.768	0.773	0.769	0.825

Model	LSA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b><u>0.798</u></b>	<u>0.796</u>	<b><u>0.798</u></b>	<b><u>0.797</u></b>	<u>0.849</u>



天真貝氏	0.595	0.709	0.595	0.6	0.743
決策樹	0.684	0.686	0.684	0.685	0.647
隨機森林	0.773	0.767	0.773	0.76	0.824
XGBoost	0.778	0.773	0.778	0.774	0.832

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。



附錄 B-3-3、服飾資料集的分類實驗結果（個別特徵）

服飾					
Model	LIWC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.446	0.667	0.534	0.658
天真貝氏	0.697	0.684	0.697	0.676	<b>0.644</b>
決策樹	0.605	0.615	0.605	0.605	0.564
隨機森林	<b><u>0.734</u></b>	<b>0.729</b>	<b>0.734</b>	<b>0.714</b>	0.762
XGBoost	<b>0.728</b>	<b><u>0.723</u></b>	<b>0.728</b>	<b><u>0.718</u></b>	<u>0.757</u>
Model	NRC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.446	0.667	0.534	0.637
天真貝氏	0.7	0.688	0.7	0.675	<b>0.657</b>
決策樹	<b>0.622</b>	<b>0.642</b>	<b>0.622</b>	<b>0.628</b>	<b>0.588</b>
隨機森林	<u>0.706</u>	<u>0.7</u>	<u>0.706</u>	<u>0.687</u>	<u>0.702</u>
XGBoost	0.695	0.694	0.695	0.686	0.69
Model	SentiWordNet				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.446	0.667	0.534	<u>0.662</u>
天真貝氏	<u>0.704</u>	<b><u>0.711</u></b>	<u>0.704</u>	0.647	<b>0.661</b>
決策樹	<b>0.628</b>	<b>0.625</b>	<b>0.628</b>	<b>0.623</b>	<b>0.571</b>
隨機森林	0.628	0.625	0.628	0.623	0.629
XGBoost	0.683	0.675	0.683	<u>0.667</u>	0.624

Word2Vec					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.714</u>	<u>0.714</u>	<u>0.714</u>	0.688	<u>0.746</u>
天真貝氏	0.697	<b><u>0.714</u></b>	0.697	<b><u>0.702</u></b>	<b>0.729</b>
決策樹	0.593	0.608	0.593	0.598	0.552
隨機森林	0.691	0.683	0.691	0.642	0.704
XGBoost	0.698	0.69	0.698	0.674	0.71
Global Vectors					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.689	0.681	0.689	0.675	0.694
天真貝氏	0.682	<b>0.699</b>	0.682	<b><u>0.687</u></b>	<b><u>0.732</u></b>
決策樹	0.57	0.594	0.57	0.578	0.539
隨機森林	<u>0.701</u>	<u>0.692</u>	<u>0.701</u>	0.654	0.698
XGBoost	0.683	0.67	0.683	0.659	0.699
LDA					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.662	0.502	0.662	0.537	0.668
天真貝氏	0.631	0.645	0.631	0.635	<b>0.63</b>
決策樹	<b>0.652</b>	<b>0.662</b>	<b>0.652</b>	<b>0.653</b>	<b>0.614</b>
隨機森林	<b>0.726</b>	<b>0.716</b>	<b>0.726</b>	<b>0.706</b>	0.764
XGBoost	<b><u>0.743</u></b>	<b><u>0.737</u></b>	<b><u>0.743</u></b>	<b><u>0.73</u></b>	<u>0.77</u>
LSA					
Model	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b>0.732</b>	<b><u>0.737</u></b>	<b><u>0.732</u></b>	<b><u>0.73</u></b>	<b><u>0.796</u></b>

天真貝氏	0.501	0.666	0.501	0.491	<b>0.678</b>
決策樹	<b>0.623</b>	<b>0.625</b>	<b>0.623</b>	<b>0.625</b>	<b>0.583</b>
隨機森林	0.713	0.708	0.713	0.677	0.743
XGBoost	<u><b>0.735</b></u>	<b>0.729</b>	<b>0.735</b>	<b>0.721</b>	0.762

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。



附錄 B-3-4、手機與配件資料集的分類實驗結果（個別特徵）

手機與配件					
Model	LIWC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.446	0.667	0.534	0.681
天真貝氏	<b>0.699</b>	0.684	<b>0.699</b>	0.664	0.63
決策樹	<b>0.639</b>	<b>0.649</b>	<b>0.639</b>	<b>0.64</b>	0.597
隨機森林	0.726	<u>0.718</u>	0.726	<b>0.713</b>	0.766
XGBoost	<u>0.727</u>	<u>0.718</u>	<u>0.727</u>	<u>0.717</u>	<u>0.752</u>
Model	NRC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.446	0.667	0.534	0.665
天真貝氏	<b><u>0.68</u></b>	0.651	<b>0.68</b>	0.633	0.671
決策樹	0.603	0.611	0.603	0.606	0.556
隨機森林	0.69	<u>0.675</u>	<u>0.69</u>	<u>0.672</u>	<u>0.685</u>
XGBoost	0.656	0.642	0.656	0.643	0.643
Model	SentiWordNet				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.668	0.48	0.668	0.536	0.653
天真貝氏	<b><u>0.679</u></b>	<u>0.665</u>	<b><u>0.679</u></b>	0.606	<u>0.651</u>
決策樹	0.582	0.578	0.583	0.579	0.525
隨機森林	0.582	0.578	0.582	0.579	0.557
XGBoost	0.649	0.622	0.649	<u>0.625</u>	0.579

Model	Word2Vec				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.711	0.701	0.711	0.689	0.721
天真貝氏	<b>0.66</b>	0.687	<b>0.66</b>	0.667	<b><u>0.723</u></b>
決策樹	0.63	0.626	0.63	0.627	0.57
隨機森林	0.7	0.687	0.7	0.649	0.711
XGBoost	<u>0.715</u>	<u>0.703</u>	<u>0.715</u>	<u>0.696</u>	0.72

Model	Global Vectors				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.7</u>	0.689	<u>0.7</u>	<u>0.687</u>	0.697
天真貝氏	<b>0.663</b>	0.688	<b>0.663</b>	<b>0.67</b>	<b>0.712</b>
決策樹	0.6	0.6	0.6	0.6	0.547
隨機森林	0.689	<u>0.699</u>	0.689	0.631	<u>0.713</u>
XGBoost	0.694	0.678	0.694	0.67	0.712

Model	LDA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.666	0.479	0.666	0.535	0.665
天真貝氏	0.651	0.691	0.651	0.66	0.69
決策樹	<b>0.645</b>	<b>0.652</b>	<b>0.645</b>	<b>0.647</b>	<b>0.604</b>
隨機森林	0.718	0.709	0.718	<b>0.701</b>	0.75
XGBoost	<u>0.741</u>	<u>0.727</u>	<u>0.731</u>	<u>0.722</u>	<u>0.768</u>

Model	LSA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.737</u>	<u>0.742</u>	<u>0.737</u>	<u>0.738</u>	<u>0.784</u>

天真貝氏	0.511	0.684	0.511	0.5	0.694
決策樹	0.632	0.641	0.632	0.634	0.591
隨機森林	0.711	0.707	0.711	0.677	0.738
XGBoost	0.72	0.718	0.72	0.708	0.759

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。



附錄 B-3-5、雜貨和美食資料集的分類實驗結果（個別特徵）

雜貨和美食					
Model	LIWC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.666	0.446	0.666	0.534	0.68
天真貝氏	<b>0.698</b>	0.68	<b>0.698</b>	<b>0.673</b>	0.672
決策樹	<b>0.658</b>	<b>0.664</b>	<b>0.658</b>	<b>0.661</b>	<b>0.62</b>
隨機森林	<u>0.73</u>	<u>0.721</u>	<u>0.73</u>	<b><u>0.714</u></b>	<u>0.766</u>
XGBoost	0.719	0.709	0.719	0.708	0.751
Model	NRC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.666	0.446	0.666	0.534	0.678
天真貝氏	<b><u>0.707</u></b>	<u>0.692</u>	<b><u>0.707</u></b>	<b><u>0.672</u></b>	<u>0.686</u>
決策樹	<b>0.631</b>	<b>0.634</b>	<b>0.631</b>	<b>0.631</b>	<b>0.584</b>
隨機森林	0.687	0.67	0.687	0.667	0.682
XGBoost	0.674	0.658	0.674	0.661	0.649
Model	SentiWordNet				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.67	0.645	0.67	0.541	<u>0.674</u>
天真貝氏	<b><u>0.7</u></b>	<u>0.691</u>	<b><u>0.7</u></b>	0.642	0.671
決策樹	0.619	0.622	0.619	0.619	0.572
隨機森林	0.618	0.621	0.618	0.618	0.596
XGBoost	0.666	0.637	0.666	<u>0.634</u>	0.613



Model	Word2Vec				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b><u>0.729</u></b>	<u>0.719</u>	<b><u>0.729</u></b>	<u>0.71</u>	<u>0.733</u>
天真貝氏	<b>0.651</b>	0.693	<b>0.651</b>	<b>0.661</b>	0.704
決策樹	<b>0.626</b>	<b>0.631</b>	<b>0.626</b>	<b>0.627</b>	<b>0.581</b>
隨機森林	0.703	0.691	0.703	0.66	0.691
XGBoost	0.703	0.69	0.703	0.683	0.708

Model	Global Vectors				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.7	<u>0.691</u>	0.7	<u>0.687</u>	0.698
天真貝氏	<b>0.645</b>	0.686	<b>0.645</b>	<b>0.655</b>	0.697
決策樹	0.614	0.627	0.614	0.618	0.578
隨機森林	0.697	0.684	0.697	0.648	0.69
XGBoost	<u>0.704</u>	<u>0.691</u>	<u>0.704</u>	0.682	<u>0.701</u>

Model	LDA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.666	0.446	0.666	0.534	0.644
天真貝氏	0.593	0.691	0.593	0.602	0.699
決策樹	0.618	0.624	0.618	0.62	0.574
隨機森林	<u>0.713</u>	<u>0.699</u>	<u>0.713</u>	<u>0.688</u>	<u>0.708</u>
XGBoost	0.691	0.678	0.691	0.679	0.688

Model	LSA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b>0.729</b>	<b><u>0.724</u></b>	<b>0.729</b>	<b><u>0.723</u></b>	<u>0.759</u>

天真貝氏	0.479	0.67	0.479	0.454	0.691
決策樹	0.606	0.611	0.606	0.607	0.56
隨機森林	0.724	0.717	0.724	0.692	0.748
XGBoost	<u>0.734</u>	<u>0.724</u>	<u>0.734</u>	0.72	0.746

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。



附錄 B-3-6、電影與電視資料集的分類實驗結果（個別特徵）

電影與電視					
Model	LIWC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.704
天真貝氏	<b>0.709</b>	0.7	<b>0.709</b>	<b>0.662</b>	0.624
決策樹	0.641	0.645	0.641	0.643	0.601
隨機森林	<u>0.738</u>	<u>0.727</u>	<u>0.738</u>	<u>0.723</u>	<u>0.774</u>
XGBoost	0.732	0.722	0.732	<u>0.723</u>	0.77
Model	NRC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.533	0.7
天真貝氏	<b>0.713</b>	0.706	<b>0.713</b>	<b>0.668</b>	0.688
決策樹	0.632	0.636	0.632	0.634	0.591
隨機森林	0.723	<u>0.71</u>	<u>0.723</u>	<u>0.71</u>	<u>0.741</u>
XGBoost	<u>0.718</u>	0.705	0.718	0.705	0.736
Model	SentiWordNet				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.684	<u>0.7</u>	0.684	0.586	0.647
天真貝氏	<b><u>0.691</u></b>	0.678	<b><u>0.691</u></b>	<b>0.624</b>	<u>0.648</u>
決策樹	0.59	0.593	0.59	0.591	0.542
隨機森林	0.592	0.592	0.592	0.592	0.569
XGBoost	0.687	0.664	0.687	<u>0.633</u>	0.634

Model	Word2Vec				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.716</u>	<u>0.701</u>	<u>0.716</u>	<u>0.691</u>	<u>0.719</u>
天真貝氏	<b>0.62</b>	0.669	<b>0.62</b>	<b>0.631</b>	0.681
決策樹	0.602	0.605	0.602	0.604	0.557
隨機森林	0.703	0.692	0.703	0.652	0.689
XGBoost	0.698	0.679	0.698	0.677	0.69

Model	Global Vectors				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.717</u>	<u>0.702</u>	<u>0.717</u>	<u>0.692</u>	<u>0.721</u>
天真貝氏	<b>0.662</b>	0.684	<b>0.662</b>	<b>0.669</b>	0.694
決策樹	0.602	0.607	0.602	0.604	0.559
隨機森林	0.701	0.688	0.701	0.65	0.695
XGBoost	0.696	0.677	0.696	0.676	0.693

Model	LDA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.697	0.676	0.697	0.659	0.754
天真貝氏	<b>0.623</b>	0.705	<b>0.623</b>	<b>0.632</b>	0.733
決策樹	0.664	0.667	0.664	0.665	0.627
隨機森林	0.741	0.731	0.741	0.726	0.777
XGBoost	<u>0.743</u>	<u>0.735</u>	<u>0.743</u>	<u>0.736</u>	<u>0.782</u>

Model	LSA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b><u>0.759</u></b>	<u>0.753</u>	<b><u>0.759</u></b>	<u>0.754</u>	<u>0.805</u>

天真貝氏	0.518	0.678	0.518	0.509	0.703
決策樹	0.648	0.651	0.648	0.649	0.607
隨機森林	0.743	0.736	0.743	0.72	0.781
XGBoost	0.743	0.735	0.743	0.735	0.783

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。



附錄 B-3-7、電玩遊戲資料集的分類實驗結果（個別特徵）

電玩遊戲					
Model	LIWC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.534	0.749
天真貝氏	<b>0.726</b>	0.726	<b>0.726</b>	<b>0.685</b>	0.657
決策樹	0.655	0.655	0.655	0.655	0.612
隨機森林	<u><b>0.751</b></u>	<u><b>0.742</b></u>	<u><b>0.751</b></u>	<u><b>0.74</b></u>	<u>0.786</u>
XGBoost	0.74	0.731	0.74	0.732	0.783
Model	NRC				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.667	0.445	0.667	0.534	0.738
天真貝氏	<b>0.726</b>	<u>0.725</u>	<b>0.726</b>	<b>0.686</b>	0.722
決策樹	0.645	0.648	0.645	0.646	0.603
隨機森林	0.738	0.728	0.738	<u>0.728</u>	<u>0.764</u>
XGBoost	<u>0.729</u>	0.719	<u>0.729</u>	0.719	0.753
Model	SentiWordNet				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.674	<u>0.72</u>	0.674	0.553	0.619
天真貝氏	<u><b>0.694</b></u>	0.679	<u><b>0.694</b></u>	<b>0.634</b>	<u>0.652</u>
決策樹	0.592	0.593	0.592	0.592	0.543
隨機森林	0.593	0.593	0.593	0.593	0.568
XGBoost	0.686	0.661	0.686	<u>0.644</u>	0.634

Model	Word2Vec				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.722</u>	<u>0.709</u>	<u>0.722</u>	<u>0.699</u>	<u>0.728</u>
天真貝氏	<b>0.65</b>	0.685	<b>0.65</b>	<b>0.659</b>	0.697
決策樹	0.602	0.608	0.602	0.605	0.56
隨機森林	0.706	0.696	0.706	0.656	0.7
XGBoost	0.703	0.686	0.703	0.684	0.697

Model	Global Vectors				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<u>0.714</u>	<u>0.699</u>	<u>0.714</u>	<u>0.69</u>	<u>0.714</u>
天真貝氏	<b>0.66</b>	0.679	<b>0.66</b>	<b>0.666</b>	0.686
決策樹	0.598	0.601	0.598	0.599	0.551
隨機森林	0.698	0.688	0.698	0.639	0.685
XGBoost	0.696	0.676	0.696	0.673	0.689

Model	LDA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	0.679	0.65	0.679	0.634	0.725
天真貝氏	<b>0.658</b>	0.722	<b>0.658</b>	<b>0.668</b>	0.753
決策樹	0.65	0.653	0.65	0.651	0.61
隨機森林	<u>0.745</u>	<u>0.736</u>	<u>0.745</u>	<b>0.732</b>	<u>0.776</u>
XGBoost	0.739	0.731	0.739	0.731	<u>0.776</u>

Model	LSA				
	準確率	精確率	召回率	F1-score	AUC
邏輯回歸	<b>0.748</b>	<b>0.743</b>	<b>0.748</b>	<b>0.744</b>	<b>0.798</b>

天真貝氏	0.549	0.712	0.549	0.544	0.74
決策樹	0.642	0.645	0.642	0.643	0.601
隨機森林	0.741	0.732	0.741	0.721	0.778
XGBoost	0.74	0.731	0.74	0.732	0.781

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。





## 附錄 C

附錄 C-1-1、應用程式資料集的回歸實驗結果（單一特徵）

應用程式				
Model	文本特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.215	0.07	0.092	0.380
決策樹	0.272	0.128	-0.655	0.188
KNN	0.238	0.084	-0.083	0.240
支援向量回歸	<u>0.199</u>	<u>0.061</u>	<u>0.203</u>	<u>0.460</u>
隨機森林	0.205	0.064	0.172	0.417
XGBoost	0.204	0.063	0.184	0.433
Model	詞法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.232	<u>0.075</u>	<u>0.029</u>	0.172
決策樹	0.309	0.155	-1.005	0.023
KNN	0.244	0.089	-0.152	0.070
支援向量回歸	<u>0.223</u>	0.078	-0.016	<u>0.182</u>
隨機森林	0.238	0.080	-0.035	0.104
XGBoost	0.234	0.079	-0.026	0.137
Model	句法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.231	<u>0.074</u>	<u>0.037</u>	0.194

決策樹	0.305	0.151	-0.957	0.045
KNN	0.242	0.088	-0.139	0.088
支援向量回歸	<u>0.221</u>	0.076	0.010	<u>0.223</u>
隨機森林	0.231	0.075	0.032	0.194
XGBoost	0.232	0.078	-0.013	0.171

Model	詞彙特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	21777.87	1.01777E+13	-1.36471E+14	0.273
決策樹	0.278	0.130	-0.692	0.173
KNN	0.229	0.082	-0.058	0.211
支援向量回歸	<u>0.210</u>	0.072	0.071	0.320
隨機森林	0.211	<u>0.066</u>	<u>0.149</u>	<u>0.388</u>
XGBoost	0.212	0.070	0.098	0.353

Model	話語特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.206	0.064	0.174	0.424
決策樹	0.283	0.133	-0.727	0.142
KNN	0.224	0.076	0.008	0.289
支援向量回歸	<u>0.200</u>	<u>0.062</u>	<u>0.191</u>	<u>0.448</u>
隨機森林	0.214	0.066	0.147	0.388
XGBoost	0.213	0.069	0.104	0.372

Model	評價特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.201	0.062	0.196	0.443

決策樹	0.210	0.074	0.039	0.377
KNN	0.207	0.075	0.032	0.356
支援向量回歸	0.227	0.081	-0.049	0.113
隨機森林	0.205	0.069	0.100	0.402
XGBoost	<u>0.196</u>	<u>0.061</u>	<u>0.209</u>	<u>0.462</u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。



附錄 C-1-2、美容資料集的回歸實驗結果（單一特徵）

美容				
Model	文本特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.345	0.19	-0.994	0.307
決策樹	0.29	0.152	-0.591	0.251
KNN	0.224	0.081	0.152	0.435
支援向量回歸	0.215	<u>0.065</u>	<u>0.319</u>	<u>0.598</u>
隨機森林	0.222	0.072	0.244	0.515
XGBoost	<u>0.212</u>	0.072	0.253	0.522
Model	詞法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.244	<u>0.083</u>	<u>0.131</u>	<u>0.376</u>
決策樹	0.305	0.158	-0.663	0.197
KNN	0.246	0.094	0.02	0.325
支援向量回歸	<u>0.234</u>	0.087	0.096	0.38
隨機森林	0.245	0.084	0.084	0.349
XGBoost	0.263	0.108	-0.131	0.243
Model	句法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.249	0.087	0.088	0.349
決策樹	0.302	0.16	-0.672	0.173
KNN	0.245	0.094	0.023	0.318
支援向量回歸	<u>0.231</u>	0.082	0.141	<u>0.412</u>

隨機森林	0.235	<u>0.081</u>	<u>0.156</u>	<u>0.412</u>
XGBoost	0.243	0.093	0.029	0.344
詞彙特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.228	0.089	0.065	0.448
決策樹	0.284	0.142	-0.493	0.27
KNN	0.245	0.094	0.026	0.303
支援向量回歸	0.223	0.081	0.16	0.437
隨機森林	<u>0.22</u>	<u>0.072</u>	<u>0.248</u>	<u>0.511</u>
XGBoost	0.225	0.081	0.156	0.455
話語特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.316	0.167	-0.733	0.362
決策樹	0.294	0.152	-0.58	0.235
KNN	0.249	0.094	0.016	0.416
支援向量回歸	<u>0.204</u>	<u>0.063</u>	<u>0.339</u>	<u>0.593</u>
隨機森林	0.221	0.07	0.27	0.533
XGBoost	0.222	0.076	0.2	0.48
評價特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<u>0.186</u>	<u>0.059</u>	<u>0.381</u>	<u>0.626</u>
決策樹	0.245	0.114	-0.195	0.413
KNN	0.271	0.109	-0.131	0.107
支援向量回歸	0.255	0.106	-0.101	0.076

隨機森林	0.213	0.082	0.145	0.506
XGBoost	0.212	0.08	0.163	0.505

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。



附錄 C-1-3、CD 與黑膠唱片資料集的回歸實驗結果（單一特徵）

CD 與黑膠唱片				
Model	文本特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.187	<u>0.055</u>	0.464	0.686
決策樹	0.266	0.13	-0.272	0.378
KNN	0.279	0.103	0.001	0.439
支援向量回歸	<u>0.184</u>	0.052	<u>0.493</u>	<u>0.704</u>
隨機森林	0.2	0.061	0.401	0.637
XGBoost	0.189	0.059	0.429	0.657
Model	詞法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.239	0.081	0.212	0.461
決策樹	0.291	0.15	-0.458	0.276
KNN	0.238	0.089	0.133	0.424
支援向量回歸	<u>0.219</u>	<u>0.079</u>	0.232	<u>0.507</u>
隨機森林	0.23	<u>0.079</u>	<u>0.235</u>	0.488
XGBoost	0.23	0.081	0.211	0.474
Model	句法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.244	0.082	0.202	0.45
決策樹	0.287	0.145	-0.416	0.298
KNN	0.234	0.087	0.155	0.443
支援向量回歸	<u>0.211</u>	<u>0.073</u>	<u>0.292</u>	<u>0.552</u>

隨機森林	0.222	<u>0.073</u>	0.288	0.537
XGBoost	0.223	0.077	0.251	0.512
詞彙特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.228	0.076	0.257	0.51
決策樹	0.264	0.127	-0.235	0.384
KNN	0.224	0.081	0.207	0.486
支援向量回歸	0.212	0.075	0.268	0.539
隨機森林	0.2	<u>0.061</u>	<u>0.401</u>	<u>0.634</u>
XGBoost	<u>0.199</u>	0.065	0.367	0.614
話語特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.199	0.066	0.356	0.617
決策樹	0.268	0.13	-0.264	0.367
KNN	0.242	0.091	0.115	0.514
支援向量回歸	<u>0.19</u>	<u>0.058</u>	<u>0.44</u>	<u>0.666</u>
隨機森林	0.203	0.063	0.389	0.625
XGBoost	0.199	0.064	0.373	0.62
評價特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.169	<u>0.049</u>	0.52	0.721
決策樹	0.208	0.082	0.205	0.582
KNN	0.249	0.096	0.068	0.33
支援向量回歸	0.265	0.109	-0.058	0.148



隨機森林	0.188	0.065	0.366	0.643
XGBoost	<u>0.167</u>	<u>0.049</u>	<u>0.522</u>	<u>0.723</u>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。



附錄 C-1-4、服飾資料集的回歸實驗結果（單一特徵）

服飾				
Model	文本特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.289	0.129	-0.066	0.431
決策樹	0.341	0.219	-0.814	0.117
KNN	0.428	0.233	-0.928	0.1
支援向量回歸	0.277	<u>0.098</u>	<u>0.195</u>	<u>0.507</u>
隨機森林	<u>0.252</u>	0.099	0.185	0.452
XGBoost	0.253	0.102	0.16	0.452
Model	詞法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.431	0.431	0.431	0.295
決策樹	0.117	0.117	0.117	0.094
KNN	0.100	0.100	0.100	0.261
支援向量回歸	<u>0.507</u>	<u>0.507</u>	<u>0.507</u>	<u>0.37</u>
隨機森林	0.452	0.452	0.452	0.294
XGBoost	0.452	0.452	0.452	0.199
Model	句法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.296	0.117	0.041	0.295
決策樹	0.339	0.214	-0.767	0.161
KNN	0.283	0.123	-0.01	0.255
支援向量回歸	<u>0.27</u>	0.113	0.074	<u>0.353</u>

隨機森林	0.278	<u>0.109</u>	<u>0.104</u>	0.349
XGBoost	0.29	0.127	-0.048	0.265
詞彙特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	350157	8.215E+13	-7E+14	0.249
決策樹	0.331	0.207	-0.696	0.139
KNN	0.283	0.127	-0.049	0.237
支援向量回歸	<u>0.25</u>	0.119	0.023	0.352
隨機森林	0.257	<u>0.096</u>	<u>0.21</u>	<u>0.469</u>
XGBoost	0.264	0.111	0.088	0.38
話語特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.736	1.358	-1.1	-10.16
決策樹	0.321	0.195	-0.61	0.154
KNN	0.279	0.112	0.08	0.427
支援向量回歸	<u>0.254</u>	<u>0.094</u>	<u>0.221</u>	<u>0.495</u>
隨機森林	0.266	0.096	0.206	0.48
XGBoost	0.266	0.108	0.11	0.384
評價特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<u>0.205</u>	<u>0.076</u>	<u>0.373</u>	<u>0.617</u>
決策樹	0.259	0.145	-0.191	0.418
KNN	0.32	0.144	-0.177	0.041
支援向量回歸	0.279	0.143	-0.171	0.046

隨機森林	0.232	0.106	0.131	0.482
XGBoost	0.237	0.11	0.093	0.483

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。



附錄 C-1-5、手機與配件資料集的回歸實驗結果（單一特徵）

手機與配件				
Model	文本特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	17608276764	3.56623E+21	-3.20055E+22	0.3
決策樹	0.296	0.161	-0.591	0.217
KNN	0.237	0.1	0.011	0.361
支援向量回歸	<u>0.225</u>	<u>0.072</u>	<u>0.287</u>	<u>0.572</u>
隨機森林	0.228	0.078	0.226	0.492
XGBoost	0.232	0.086	0.147	0.445
Model	詞法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.253	<u>0.089</u>	<u>0.124</u>	<u>0.375</u>
決策樹	0.328	0.181	-0.804	0.112
KNN	0.262	0.104	-0.036	0.256
支援向量回歸	<u>0.239</u>	0.091	0.098	0.39
隨機森林	0.252	0.092	0.086	0.345
XGBoost	0.265	0.108	-0.076	0.268
Model	句法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.261	0.093	0.077	0.329
決策樹	0.317	0.172	-0.703	0.162
KNN	0.26	0.102	-0.012	0.282
支援向量回歸	<u>0.242</u>	0.091	0.097	<u>0.376</u>

隨機森林	0.25	<u>0.089</u>	<u>0.121</u>	<u>0.376</u>
XGBoost	0.255	0.1	0.01	0.323
詞彙特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.289	0.345	-2.461	0.264
決策樹	0.279	0.145	-0.456	0.292
KNN	0.257	0.104	-0.032	0.256
支援向量回歸	0.238	0.096	0.053	0.351
隨機森林	<u>0.23</u>	<u>0.078</u>	<u>0.222</u>	<u>0.49</u>
XGBoost	0.238	0.092	0.09	0.401
話語特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.514	0.449	-3.518	0.222
決策樹	0.3	0.159	-0.576	0.216
KNN	0.239	0.089	0.108	0.457
支援向量回歸	<u>0.225</u>	<u>0.077</u>	<u>0.24</u>	<u>0.514</u>
隨機森林	0.233	0.079	0.217	0.484
XGBoost	0.234	0.085	0.157	0.445
評價特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<u>0.193</u>	<u>0.065</u>	<u>0.364</u>	<u>0.615</u>
決策樹	0.247	0.118	-0.179	0.432
KNN	0.284	0.116	-0.154	0.097
支援向量回歸	0.259	0.115	-0.124	0.104

隨機森林	0.216	0.086	0.149	0.514
XGBoost	0.217	0.086	0.144	0.513

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。



附錄 C-1-6、雜貨和美食資料集的回歸實驗結果（單一特徵）

雜貨和美食				
Model	文本特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	7.2684E+10	1.99E+15	-1.93E+08	0.015
決策樹	0.29	0.29	-0.524	0.25
KNN	0.26	0.099	0.035	0.299
支援向量回歸	<u>0.229</u>	<u>0.074</u>	<u>0.28</u>	<u>0.552</u>
隨機森林	0.231	0.078	0.243	0.506
XGBoost	0.23	0.083	0.191	0.466
Model	詞法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.26	<u>0.093</u>	<u>0.093</u>	0.313
決策樹	0.36	0.166	-0.62	0.201
KNN	0.269	0.109	-0.062	0.223
支援向量回歸	<u>0.244</u>	0.094	0.088	<u>0.355</u>
隨機森林	0.255	0.094	0.088	0.334
XGBoost	0.26	0.105	-0.027	0.295
Model	句法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.258	0.093	0.097	0.324
決策樹	0.315	0.173	-0.696	0.166
KNN	0.26	0.103	-0.002	0.28
支援向量回歸	<u>0.239</u>	<u>0.089</u>	<u>0.135</u>	<u>0.401</u>



隨機森林	0.249	<u>0.089</u>	0.13	0.373
XGBoost	0.255	0.1	0.021	0.322
詞彙特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.236	0.087	0.156	0.445
決策樹	0.29	0.153	-0.498	0.262
KNN	0.248	0.099	0.032	0.317
支援向量回歸	<u>0.232</u>	0.091	0.117	0.401
隨機森林	<u>0.232</u>	<u>0.077</u>	<u>0.252</u>	<u>0.506</u>
XGBoost	<u>0.232</u>	0.088	0.145	0.436
話語特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.295	0.144	-0.41	0.336
決策樹	0.303	0.165	-0.618	0.211
KNN	0.26	0.103	-0.012	0.378
支援向量回歸	<u>0.218</u>	<u>0.074</u>	<u>0.272</u>	<u>0.533</u>
隨機森林	0.238	0.08	0.215	0.473
XGBoost	0.233	0.084	0.177	0.451
評價特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<u>0.179</u>	<u>0.057</u>	<u>0.447</u>	<u>0.67</u>
決策樹	0.219	0.096	0.066	0.527
KNN	0.284	0.118	-0.153	0.083
支援向量回歸	0.263	0.115	-0.119	0.095

隨機森林	0.195	0.072	0.299	0.6
XGBoost	0.191	0.068	0.332	0.611

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。



附錄 C-1-7、電影與電視資料集的回歸實驗結果（單一特徵）

電影與電視				
Model	文本特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.193	0.058	0.378	0.623
決策樹	0.274	0.131	-0.406	0.313
KNN	0.26	0.092	0.016	0.393
支援向量回歸	<u>0.19</u>	<u>0.055</u>	<u>0.423</u>	<u>0.645</u>
隨機森林	0.204	0.062	0.332	0.579
XGBoost	0.195	0.06	0.354	0.599
Model	詞法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.239	<u>0.079</u>	0.152	0.391
決策樹	0.303	0.153	-0.635	0.195
KNN	0.244	0.09	0.037	0.325
支援向量回歸	<u>0.225</u>	<u>0.079</u>	0.157	<u>0.428</u>
隨機森林	0.234	<u>0.079</u>	<u>0.159</u>	0.407
XGBoost	0.233	0.08	0.141	0.398
Model	句法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.241	0.080	0.143	0.381
決策樹	0.299	0.150	-0.607	0.206
KNN	0.242	0.089	0.048	0.337
支援向量回歸	<u>0.219</u>	<u>0.075</u>	0.202	<u>0.469</u>

隨機森林	0.228	<u>0.075</u>	<u>0.203</u>	0.452
XGBoost	0.229	0.078	0.163	0.424
詞彙特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.235	0.084	0.101	0.398
決策樹	0.276	0.132	-0.411	0.299
KNN	0.232	0.083	0.109	0.395
支援向量回歸	0.218	0.076	0.190	0.466
隨機森林	0.210	<u>0.065</u>	<u>0.301</u>	<u>0.550</u>
XGBoost	<u>0.209</u>	0.069	0.264	0.528
話語特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.398	0.398	0.398	0.570
決策樹	0.299	0.299	0.299	0.291
KNN	0.395	0.395	0.395	0.456
支援向量回歸	0.466	0.466	0.466	<u>0.598</u>
隨機森林	<u>0.55</u>	<u>0.55</u>	<u>0.55</u>	0.561
XGBoost	0.528	0.528	0.528	0.548
評價特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.192	<u>0.059</u>	<u>0.374</u>	<u>0.612</u>
決策樹	0.237	0.1	-0.065	0.432
KNN	0.251	0.094	-0.009	0.247
支援向量回歸	0.253	0.097	-0.037	0.157

隨機森林	0.214	0.078	0.162	0.501
XGBoost	<u>0.19</u>	<u>0.059</u>	0.370	0.611

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示。



附錄 C-2-1、應用程式資料集的回歸實驗結果（特徵組合）

應用程式				
Model	特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.214</b>	0.07	<b>0.097</b>	<b>0.384</b>
決策樹	0.272	<b>0.127</b>	<b>-0.647</b>	0.183
KNN	0.244	0.088	-0.147	0.079
支援向量回歸	0.222	0.078	-0.008	0.233
隨機森林	0.205	0.064	<b>0.175</b>	<b>0.42</b>
XGBoost	<u>0.204</u>	<u>0.063</u>	<u>0.182</u>	<u>0.432</u>
Model	特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	393949.9	3.33051E+15	-4.43792E+16	0.344
決策樹	0.273	<b>0.127</b>	<b>-0.654</b>	0.179
KNN	0.243	0.089	-0.151	0.075
支援向量回歸	0.221	0.077	0.007	0.252
隨機森林	0.206	0.064	<b>0.175</b>	<b>0.421</b>
XGBoost	<u>0.204</u>	<u>0.063</u>	<u>0.181</u>	<u>0.432</u>
Model	特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.211</b>	<b>0.068</b>	<b>0.114</b>	<b>0.403</b>
決策樹	0.273	<b>0.127</b>	<b>-0.645</b>	0.178
KNN	0.243	0.089	-0.151	0.075
支援向量回歸	0.206	<u>0.063</u>	<u>0.178</u>	0.424

隨機森林	0.221	0.077	0.007	0.252
XGBoost	<b><u>0.203</u></b>	0.064	0.176	<u>0.432</u>

特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	26.05	13131928.44	-174967669.9	0.322
決策樹	0.275	<b>0.127</b>	<b>-0.653</b>	0.175
KNN	0.242	0.088	-0.138	0.088
支援向量回歸	0.219	0.075	0.023	0.292
隨機森林	0.209	<u>0.064</u>	<u>0.171</u>	<u>0.417</u>
XGBoost	<u>0.206</u>	0.066	0.147	0.414

特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵+評價特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.2</b>	<b>0.064</b>	<b>0.165</b>	<b>0.469</b>
決策樹	<b>0.255</b>	<b>0.113</b>	<b>-0.468</b>	<b>0.268</b>
KNN	0.24	0.086	-0.113	0.147
支援向量回歸	0.227	0.081	-0.049	0.11
隨機森林	<b><u>0.19</u></b>	<b><u>0.056</u></b>	<b><u>0.277</u></b>	<b><u>0.528</u></b>
XGBoost	<b>0.191</b>	<b>0.058</b>	<b>0.245</b>	<b>0.509</b>

特徵組合 6：文本特徵+評價特徵

Model	徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.2</b>	<b>0.063</b>	<b>0.183</b>	<b>0.466</b>
決策樹	<b>0.247</b>	<b>0.109</b>	<b>-0.409</b>	<b>0.31</b>

KNN	0.241	0.086	-0.118	0.156
支援向量回歸	0.227	0.081	-0.05	0.11
隨機森林	<b><u>0.185</u></b>	<b><u>0.055</u></b>	<b><u>0.283</u></b>	<b><u>0.533</u></b>
XGBoost	<b><u>0.185</u></b>	<b><u>0.055</u></b>	<b><u>0.289</u></b>	<b><u>0.54</u></b>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。





附錄 C-2-2、美容資料集的回歸實驗結果（特徵組合）

美容				
特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.339</b>	<b>0.182</b>	<b>-0.902</b>	<b>0.324</b>
決策樹	0.292	<b>0.151</b>	<b>-0.581</b>	<b>0.258</b>
KNN	0.248	0.095	0.012	0.304
支援向量回歸	0.232	0.085	0.109	0.392
隨機森林	<b>0.213</b>	<u><b>0.071</b></u>	<u><b>0.263</b></u>	<u><b>0.531</b></u>
XGBoost	<u>0.212</u>	0.073	0.234	<b>0.523</b>
特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.334</b>	<b>0.177</b>	<b>-0.849</b>	<b>0.333</b>
決策樹	<b>0.272</b>	<b>0.132</b>	<b>-0.386</b>	<b>0.33</b>
KNN	0.247	0.093	0.027	0.313
支援向量回歸	0.232	0.085	0.109	0.394
隨機森林	<b>0.215</b>	<u><b>0.07</b></u>	<u><b>0.265</b></u>	<u><b>0.531</b></u>
XGBoost	<u>0.214</u>	0.073	0.239	0.521
特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.334</b>	<b>0.177</b>	<b>-0.849</b>	<b>0.333</b>
決策樹	<b>0.282</b>	<b>0.143</b>	<b>-0.496</b>	<b>0.253</b>
KNN	0.247	0.093	0.027	0.313

支援向量回歸	0.232	0.085	0.109	0.394
隨機森林	<b><u>0.214</u></b>	<b><u>0.069</u></b>	<b><u>0.277</u></b>	<b><u>0.543</u></b>
XGBoost	0.216	0.075	0.213	0.503

特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.299</b>	<b>0.171</b>	<b>-0.763</b>	<b>0.38</b>
決策樹	<b>0.269</b>	<b>0.128</b>	<b>-0.34</b>	<b>0.324</b>
KNN	0.247	0.094	0.024	0.312
支援向量回歸	0.232	0.085	0.11	0.394
隨機森林	<b><u>0.213</u></b>	<b><u>0.067</u></b>	<b><u>0.303</u></b>	<b><u>0.569</u></b>
XGBoost	0.215	0.073	0.24	0.506

特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵+評價特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.281</b>	<b>0.145</b>	<b>-0.503</b>	<b>0.449</b>
決策樹	<b>0.224</b>	<b>0.095</b>	<b>0.009</b>	<b>0.514</b>
KNN	0.276	0.112	-0.166	0.067
支援向量回歸	0.255	0.106	-0.101	0.074
隨機森林	<b><u>0.173</u></b>	<b><u>0.05</u></b>	<b><u>0.473</u></b>	<b><u>0.694</u></b>
XGBoost	<b>0.175</b>	<b>0.052</b>	<b>0.454</b>	<b>0.683</b>

特徵組合 6：文本特徵+評價特徵

Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.33</b>	<b>0.173</b>	<b>-0.804</b>	<b>0.37</b>

決策樹	<b>0.222</b>	<b>0.097</b>	<b>-0.014</b>	<b>0.512</b>
KNN	0.279	0.114	-0.193	0.043
支援向量回歸	0.255	0.106	-0.101	0.074
隨機森林	<b><u>0.171</u></b>	<b><u>0.051</u></b>	<b><u>0.468</u></b>	<b><u>0.69</u></b>
XGBoost	<b>0.176</b>	<b>0.054</b>	<b>0.434</b>	<b>0.67</b>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。



附錄 C-2-3、CD 與黑膠唱片資料集的回歸實驗結果（特徵組合）

CD 與黑膠唱片				
特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b><u>0.185</u></b>	<b><u>0.054</u></b>	<b><u>0.469</u></b>	<b><u>0.69</u></b>
決策樹	<b>0.262</b>	<b>0.126</b>	<b>-0.23</b>	<b>0.395</b>
KNN	<b>0.239</b>	<b>0.089</b>	<b>0.13</b>	0.42
支援向量回歸	0.221	0.08	0.217	0.496
隨機森林	<b>0.196</b>	<b>0.06</b>	<b>0.415</b>	<b>0.646</b>
XGBoost	<b>0.187</b>	<b>0.058</b>	<b>0.439</b>	<b>0.664</b>
特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b><u>0.185</u></b>	<b><u>0.054</u></b>	<b><u>0.47</u></b>	<b><u>0.691</u></b>
決策樹	<b>0.26</b>	<b>0.125</b>	<b>-0.223</b>	<b>0.4</b>
KNN	<b>0.237</b>	<b>0.088</b>	<b>0.141</b>	0.43
支援向量回歸	0.217	0.078	0.243	0.516
隨機森林	<b>0.196</b>	<b>0.06</b>	<b>0.414</b>	<b>0.645</b>
XGBoost	<b>0.187</b>	<b>0.058</b>	<b>0.436</b>	<b>0.663</b>
特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b><u>0.185</u></b>	<b><u>0.055</u></b>	<b><u>0.469</u></b>	<b><u>0.69</u></b>
決策樹	<b>0.253</b>	<b>0.12</b>	<b>-0.168</b>	<b>0.42</b>
KNN	<b>0.237</b>	<b>0.088</b>	<b>0.141</b>	0.43

支援向量回歸	0.217	0.078	0.243	0.516
隨機森林	<b>0.193</b>	<b>0.059</b>	<b>0.43</b>	<b>0.657</b>
XGBoost	<b>0.184</b>	<b>0.057</b>	<b>0.449</b>	<b>0.672</b>

特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.189	0.058	<u>0.434</u>	<u>0.674</u>
決策樹	<b>0.255</b>	<b>0.12</b>	<b>-0.169</b>	<b>0.415</b>
KNN	<b>0.236</b>	<b>0.088</b>	<b>0.145</b>	0.433
支援向量回歸	0.216	0.077	0.247	0.519
隨機森林	<b>0.194</b>	<b>0.059</b>	<b>0.43</b>	<b>0.657</b>
XGBoost	<u><b>0.186</b></u>	<u><b>0.057</b></u>	<b>0.44</b>	<b>0.667</b>

特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵+評價特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.164</b>	<b>0.048</b>	<b>0.53</b>	<b>0.745</b>
決策樹	<b>0.197</b>	<b>0.075</b>	<b>0.266</b>	<b>0.632</b>
KNN	<b>0.275</b>	0.109	-0.066	0.182
支援向量回歸	0.265	0.109	-0.058	0.148
隨機森林	<u><b>0.146</b></u>	<u><b>0.038</b></u>	<u><b>0.633</b></u>	<u><b>0.796</b></u>
XGBoost	<b>0.148</b>	<b>0.039</b>	<b>0.616</b>	<b>0.786</b>

特徵組合 6：文本特徵+評價特徵

Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.16</b>	<b>0.042</b>	<b>0.588</b>	<b>0.769</b>

決策樹	<b>0.198</b>	<b>0.077</b>	<b>0.247</b>	<b>0.626</b>
KNN	0.287	0.118	-0.152	0.077
支援向量回歸	0.265	0.109	-0.058	0.148
隨機森林	<u><b>0.147</b></u>	<u><b>0.039</b></u>	<u><b>0.623</b></u>	<u><b>0.79</b></u>
XGBoost	<b>0.148</b>	<b>0.04</b>	<b>0.612</b>	<b>0.783</b>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。



附錄 C-2-4、服飾資料集的回歸實驗結果（特徵組合）

服飾				
特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.294	0.136	-0.123	0.392
決策樹	<b>0.282</b>	<b>0.167</b>	<b>-0.386</b>	<b>0.325</b>
KNN	<b>0.291</b>	<b>0.127</b>	<b>-0.047</b>	<b>0.225</b>
支援向量回歸	<b>0.264</b>	0.117	0.038	0.348
隨機森林	<u><b>0.243</b></u>	<u><b>0.094</b></u>	<u><b>0.222</b></u>	<u><b>0.487</b></u>
XGBoost	<b>0.248</b>	<b>0.099</b>	<b>0.175</b>	<b>0.466</b>
特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.305	0.141	-0.159	0.36
決策樹	<b>0.301</b>	<b>0.184</b>	<b>-0.52</b>	<b>0.263</b>
KNN	<b>0.283</b>	<b>0.125</b>	<b>-0.035</b>	<b>0.25</b>
支援向量回歸	<b>0.265</b>	0.117	0.039	0.345
隨機森林	<u><b>0.249</b></u>	<u><b>0.095</b></u>	<u><b>0.211</b></u>	<u><b>0.475</b></u>
XGBoost	0.26	0.108	0.109	0.407
特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.305	0.141	-0.159	0.36
決策樹	<b>0.301</b>	<b>0.184</b>	<b>-0.52</b>	<b>0.263</b>
KNN	<b>0.283</b>	<b>0.125</b>	<b>-0.035</b>	<b>0.25</b>

支援向量回歸	<b>0.265</b>	0.117	0.039	0.345
隨機森林	<b><u>0.249</u></b>	<b><u>0.095</u></b>	<b><u>0.211</u></b>	<b><u>0.475</u></b>
XGBoost	0.26	0.108	0.109	0.407

特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.369	0.28	-1.282	0.306
決策樹	<b>0.313</b>	<b>0.19</b>	<b>-0.566</b>	<b>0.216</b>
KNN	<b>0.282</b>	<b>0.125</b>	<b>-0.034</b>	<b>0.25</b>
支援向量回歸	<b>0.265</b>	0.117	0.04	0.346
隨機森林	<u>0.261</u>	<b><u>0.095</u></b>	<b><u>0.219</u></b>	<b><u>0.494</u></b>
XGBoost	0.264	0.108	0.112	0.386

特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵+評價特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.331	0.21	-0.726	0.401
決策樹	<b>0.251</b>	<b>0.136</b>	<b>-0.128</b>	<b>0.424</b>
KNN	<b>0.321</b>	<b>0.145</b>	<b>-0.186</b>	0.025
支援向量回歸	0.279	0.143	-0.172	0.046
隨機森林	<b><u>0.204</u></b>	<b><u>0.07</u></b>	<b><u>0.419</u></b>	<b><u>0.656</u></b>
XGBoost	<b>0.206</b>	<b>0.076</b>	<b>0.368</b>	<b>0.618</b>

特徵組合 6：文本特徵+評價特徵

Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.247</b>	<b>0.101</b>	<b>0.169</b>	<b>0.584</b>



決策樹	<b>0.239</b>	<b>0.131</b>	<b>-0.075</b>	<b>0.507</b>
KNN	<b>0.322</b>	<b>0.146</b>	<b>-0.19</b>	0.021
支援向量回歸	0.279	0.143	-0.172	0.046
隨機森林	<u><b>0.191</b></u>	<u><b>0.072</b></u>	<u><b>0.408</b></u>	<u><b>0.652</b></u>
XGBoost	<b>0.204</b>	<b>0.075</b>	<b>0.383</b>	<b>0.642</b>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。



附錄 C-2-5、手機與配件資料集的回歸實驗結果（特徵組合）

手機與配件				
特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.409</b>	<b>0.328</b>	<b>-2.284</b>	0.289
決策樹	<b>0.294</b>	<b>0.157</b>	<b>-0.565</b>	<b>0.246</b>
KNN	0.256	0.1	0.006	0.297
支援向量回歸	0.238	0.091	0.1	0.393
隨機森林	<b>0.226</b>	<b>0.076</b>	<b>0.242</b>	<b>0.507</b>
XGBoost	<b>0.227</b>	<b>0.083</b>	<b>0.177</b>	<b>0.467</b>
特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.277</b>	<b>0.119</b>	<b>-0.194</b>	<b>0.438</b>
決策樹	0.297	<b>0.16</b>	<b>-0.579</b>	<b>0.233</b>
KNN	0.259	0.102	-0.012	0.279
支援向量回歸	0.239	0.091	0.097	0.391
隨機森林	<b>0.227</b>	<b>0.076</b>	<b>0.243</b>	<b>0.508</b>
XGBoost	<b>0.227</b>	<b>0.083</b>	<b>0.169</b>	<b>0.467</b>
特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.278</b>	<b>0.12</b>	<b>-0.197</b>	<b>0.437</b>
決策樹	<b>0.286</b>	<b>0.151</b>	<b>-0.495</b>	<b>0.281</b>
KNN	0.259	0.102	-0.012	0.279

支援向量回歸	0.239	0.091	0.097	0.391
隨機森林	<b>0.224</b>	<b><u>0.075</u></b>	<b><u>0.262</u></b>	<b><u>0.524</u></b>
XGBoost	<b><u>0.223</u></b>	<b>0.08</b>	<b>0.202</b>	<b>0.483</b>

特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.31</b>	<b>0.168</b>	<b>-0.68</b>	<b>0.375</b>
決策樹	0.298	<b>0.158</b>	<b>-0.574</b>	<b>0.237</b>
KNN	0.259	0.102	-0.01	0.281
支援向量回歸	0.239	0.091	0.097	0.391
隨機森林	<b><u>0.226</u></b>	<b><u>0.075</u></b>	<b><u>0.258</u></b>	<b><u>0.529</u></b>
XGBoost	<b>0.23</b>	<b>0.084</b>	<b>0.163</b>	<b>0.462</b>

特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵+評價特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.274</b>	<b>0.135</b>	<b>-0.357</b>	<b>0.484</b>
決策樹	<b>0.241</b>	<b>0.115</b>	<b>-0.141</b>	<b>0.445</b>
KNN	0.289	0.119	-0.181	0.062
支援向量回歸	0.259	0.115	-0.125	0.103
隨機森林	<b><u>0.181</u></b>	<b><u>0.057</u></b>	<b><u>0.436</u></b>	<b><u>0.669</u></b>
XGBoost	<b>0.188</b>	<b>0.063</b>	<b>0.378</b>	<b>0.636</b>

特徵組合 6：文本特徵+評價特徵

Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.707</b>	<b>0.897</b>	<b>-7.982</b>	0.258

決策樹	<b>0.239</b>	<b>0.114</b>	<b>-0.116</b>	<b>0.456</b>
KNN	0.29	0.12	-0.187	0.056
支援向量回歸	0.259	0.115	-0.125	0.103
隨機森林	<b><u>0.176</u></b>	<b><u>0.057</u></b>	<b><u>0.437</u></b>	<b><u>0.669</u></b>
XGBoost	<b>0.188</b>	<b>0.061</b>	<b>0.397</b>	<b>0.646</b>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。



附錄 C-2-6、雜貨和美食資料集的回歸實驗結果（特徵組合）

雜貨和美食				
特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>10.774</b>	<b>294.2</b>	<b>-2950</b>	<b>0.053</b>
決策樹	0.295	<b>0.159</b>	-0.558	0.239
KNN	0.266	0.107	-0.044	0.247
支援向量回歸	<u>0.244</u>	0.094	0.087	0.354
隨機森林	<b>0.227</b>	<u>0.077</u>	<u>0.249</u>	<u>0.504</u>
XGBoost	<b>0.227</b>	<b>0.081</b>	<b>0.212</b>	<b>0.481</b>
特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.546</b>	<b>0.469</b>	<b>-3.599</b>	<b>0.23</b>
決策樹	0.306	<b>0.167</b>	-0.636	0.2
KNN	0.262	0.105	-0.025	0.262
支援向量回歸	0.243	0.094	0.088	0.356
隨機森林	<b>0.229</b>	<u>0.078</u>	<u>0.243</u>	<u>0.499</u>
XGBoost	<u>0.225</u>	<b>0.08</b>	<b>0.214</b>	<b>0.488</b>
特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.546</b>	<b>0.469</b>	<b>-3.599</b>	<b>0.23</b>
決策樹	<b>0.286</b>	<b>0.152</b>	<b>-0.488</b>	<b>0.263</b>
KNN	0.262	0.105	-0.025	0.262

支援向量回歸	0.243	0.094	0.088	0.356
隨機森林	<b>0.224</b>	<b><u>0.075</u></b>	<b><u>0.271</u></b>	<b><u>0.526</u></b>
XGBoost	<b><u>0.218</u></b>	<b>0.077</b>	<b>0.25</b>	<b>0.517</b>

特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.346</b>	<b>0.203</b>	<b>-0.996</b>	<b>0.349</b>
決策樹	0.294	<b>0.155</b>	<b>-0.513</b>	0.234
KNN	0.263	0.106	-0.029	0.259
支援向量回歸	0.243	0.093	0.089	0.356
隨機森林	<b>0.229</b>	<b><u>0.076</u></b>	<b><u>0.261</u></b>	<b><u>0.525</u></b>
XGBoost	<b><u>0.223</u></b>	<b>0.079</b>	<b>0.227</b>	<b>0.495</b>

特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵+評價特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.306</b>	<b>0.157</b>	<b>-0.536</b>	<b>0.462</b>
決策樹	<b>0.219</b>	<b>0.097</b>	<b>0.052</b>	<b>0.529</b>
KNN	0.292	0.124	-0.208	0.027
支援向量回歸	0.263	0.115	-0.119	0.093
隨機森林	<b><u>0.168</u></b>	<b><u>0.051</u></b>	<b><u>0.503</u></b>	<b><u>0.713</u></b>
XGBoost	<b>0.173</b>	<b>0.055</b>	<b>0.463</b>	<b>0.688</b>

特徵組合 6：文本特徵+評價特徵

Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.521</b>	<b>0.429</b>	<b>-3.189</b>	<b>0.288</b>

決策樹	<b>0.229</b>	<b>0.106</b>	<b>-0.038</b>	<b>0.502</b>
KNN	0.292	0.124	-0.212	0.013
支援向量回歸	0.263	0.115	-0.119	0.093
隨機森林	<u><b>0.17</b></u>	<u><b>0.054</b></u>	<u><b>0.473</b></u>	<u><b>0.692</b></u>
XGBoost	<b>0.177</b>	<b>0.058</b>	<b>0.433</b>	<b>0.668</b>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示。



附錄 C-2-7、電影與電視資料集的回歸實驗結果（特徵組合）

電影與電視				
特徵組合 1：文本特徵+詞法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<u>0.191</u>	<u>0.057</u>	<u>0.386</u>	<u>0.629</u>
決策樹	0.267	0.125	-0.339	0.338
KNN	0.246	0.091	0.025	0.316
支援向量回歸	0.228	0.081	0.132	0.41
隨機森林	0.2	0.061	0.346	0.59
XGBoost	0.194	0.06	0.359	0.603
特徵組合 2：文本特徵+詞法特徵+句法特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<u>0.191</u>	<u>0.057</u>	<u>0.385</u>	<u>0.629</u>
決策樹	0.269	0.127	-0.355	0.332
KNN	0.242	0.089	0.051	0.337
支援向量回歸	0.224	0.079	0.16	0.432
隨機森林	0.201	0.061	0.346	0.59
XGBoost	0.193	0.059	0.365	0.607
特徵組合 3：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<u>0.191</u>	<u>0.058</u>	<u>0.382</u>	<u>0.628</u>
決策樹	0.267	0.125	-0.335	0.337
KNN	0.242	0.089	0.051	0.337



支援向量回歸	0.224	0.079	0.16	0.432
隨機森林	<b>0.199</b>	<b>0.06</b>	<b>0.356</b>	<b>0.599</b>
XGBoost	<b>0.193</b>	<b>0.059</b>	<b>0.366</b>	<b>0.608</b>

特徵組合 4：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.348	469.47	-4981	0.538
決策樹	<b>0.267</b>	<b>0.125</b>	<b>-0.338</b>	<b>0.332</b>
KNN	<b>0.241</b>	<b>0.088</b>	<b>0.054</b>	0.341
支援向量回歸	0.223	0.078	0.165	0.437
隨機森林	<b>0.2</b>	<b>0.06</b>	<b>0.354</b>	<b>0.598</b>
XGBoost	<b>0.193</b>	<b>0.06</b>	<b>0.362</b>	<b>0.607</b>

特徵組合 5：文本特徵+詞法特徵+句法特徵+詞彙特徵+話語特

Model	徵+評價特徵			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.178</b>	<b>0.052</b>	<b>0.449</b>	<b>0.681</b>
決策樹	<b>0.221</b>	<b>0.089</b>	<b>0.046</b>	<b>0.523</b>
KNN	0.269	0.104	-0.115	0.124
支援向量回歸	0.253	0.097	-0.037	0.157
隨機森林	<b>0.165</b>	<b>0.045</b>	<b>0.521</b>	<b>0.723</b>
XGBoost	<b>0.166</b>	<b>0.047</b>	<b>0.493</b>	<b>0.706</b>

特徵組合 6：文本特徵+評價特徵

Model				
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.176</b>	<b>0.05</b>	<b>0.469</b>	<b>0.689</b>

決策樹	<b>0.225</b>	<b>0.093</b>	<b>0.0001</b>	<b>0.507</b>
KNN	0.276	0.109	-0.167	0.059
支援向量回歸	0.253	0.097	-0.037	0.157
隨機森林	<u><b>0.167</b></u>	<u><b>0.047</b></u>	<u><b>0.502</b></u>	<u><b>0.709</b></u>
XGBoost	<u><b>0.167</b></u>	<b>0.048</b>	<b>0.492</b>	<b>0.704</b>

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；六類特徵組合與文本特徵相比較，若特徵組合的各項指標表現有提升，則使用粗體標示



附錄 C-3-1、應用程式資料集的回歸實驗結果（個別特徵）

應用程式				
Model	LIWC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	146670	4.61648E+14	-6.19015E+15	0.284
決策樹	0.28	0.132	-0.71	0.155
KNN	<b>0.225</b>	<b>0.08</b>	<b>-0.038</b>	0.222
支援向量回歸	<u>0.205</u>	0.068	0.113	0.371
隨機森林	0.212	<u>0.066</u>	<u>0.143</u>	<u>0.38</u>
XGBoost	0.214	0.07	0.09	0.341
Model	NRC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.227	0.073	0.057	0.242
決策樹	0.287	0.136	-0.764	0.099
KNN	<b>0.234</b>	0.084	-0.096	0.174
支援向量回歸	<u>0.215</u>	0.075	0.027	<u>0.266</u>
隨機森林	0.229	0.078	-0.014	0.21
XGBoost	0.225	<u>0.074</u>	<u>0.036</u>	0.241
Model	SentiWordNet			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.225	<u>0.072</u>	<u>0.067</u>	0.259
決策樹	0.294	0.142	-0.849	0.074
KNN	0.239	0.086	-0.121	0.137
支援向量回歸	<u>0.215</u>	0.075	0.031	<u>0.265</u>

隨機森林	0.257	0.105	-0.366	0.099
XGBoost	0.226	0.074	0.039	0.223
<b>Word2Vec</b>				
<b>Model</b>	<b>MAE</b>	<b>MSE</b>	<b><math>R^2</math></b>	<b>Pearson</b>
線性回歸	0.215	<b>0.068</b>	<b>0.122</b>	0.352
決策樹	0.296	0.144	-0.867	0.077
KNN	<b>0.221</b>	<b>0.076</b>	<b>0.01</b>	<b>0.274</b>
支援向量回歸	<u>0.209</u>	<u>0.067</u>	<u>0.13</u>	<u>0.382</u>
隨機森林	0.222	0.07	0.096	0.313
XGBoost	0.223	0.075	0.026	0.282
<b>Global Vectors</b>				
<b>Model</b>	<b>MAE</b>	<b>MSE</b>	<b><math>R^2</math></b>	<b>Pearson</b>
線性回歸	0.217	<b><u>0.069</u></b>	<b>0.111</b>	0.336
決策樹	0.291	0.14	-0.821	0.101
KNN	<b>0.223</b>	<b>0.077</b>	<b>0.004</b>	<b>0.26</b>
支援向量回歸	<u>0.211</u>	0.068	<u>0.113</u>	<u>0.363</u>
隨機森林	0.224	0.07	0.087	0.299
XGBoost	0.224	0.076	0.017	0.268
<b>LDA</b>				
<b>Model</b>	<b>MAE</b>	<b>MSE</b>	<b><math>R^2</math></b>	<b>Pearson</b>
線性回歸	0.219	<b><u>0.069</u></b>	<b><u>0.107</u></b>	0.328
決策樹	0.289	0.14	-0.819	0.113
KNN	0.242	0.085	-0.108	0.2
支援向量回歸	<u>0.211</u>	0.07	0.092	<u>0.338</u>

隨機森林	0.219	0.07	0.094	0.314
XGBoost	0.219	0.072	0.073	0.306
Model	LSA			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.218	<b>0.069</b>	<b>0.105</b>	0.334
決策樹	0.288	0.138	-0.788	0.125
KNN	<b>0.232</b>	<b>0.081</b>	<b>-0.051</b>	<b>0.248</b>
支援向量回歸	<u>0.206</u>	<u>0.066</u>	<u>0.139</u>	<u>0.393</u>
隨機森林	0.218	0.068	0.123	0.356
XGBoost	0.217	0.071	0.077	0.334

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。

附錄 C-3-2、美容資料集的回歸實驗結果（個別特徵）

美容				
Model	LIWC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.234</b>	<b>0.097</b>	<b>-0.012</b>	<b>0.403</b>
決策樹	<b>0.286</b>	<b>0.145</b>	<b>-0.527</b>	<b>0.254</b>
KNN	0.229	0.086	0.099	0.393
支援向量回歸	<u><b>0.211</b></u>	0.074	0.234	<u>0.515</u>
隨機森林	<b>0.22</b>	<u>0.072</u>	<u><b>0.249</b></u>	0.512
XGBoost	0.226	0.081	0.146	0.448
Model	NRC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.241</b>	<u><b>0.083</b></u>	<u><b>0.132</b></u>	<u><b>0.379</b></u>
決策樹	0.311	0.163	-0.709	0.164
KNN	0.245	0.093	0.033	0.33
支援向量回歸	<u>0.23</u>	0.091	0.053	0.36
隨機森林	0.24	0.087	0.094	0.357
XGBoost	0.252	0.101	-0.056	0.292
Model	SentiWordNet			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.254</b>	<u><b>0.09</b></u>	<u><b>0.063</b></u>	0.273
決策樹	0.323	0.174	-0.807	0.098
KNN	0.267	0.107	-0.113	0.169

支援向量回歸	<u>0.235</u>	0.093	0.03	<u>0.316</u>
隨機森林	0.285	0.128	-0.333	0.129
XGBoost	0.271	0.115	-0.188	0.146
<b>Word2Vec</b>				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.253</b>	<b>0.097</b>	<b>-0.013</b>	<b>0.343</b>
決策樹	0.316	0.169	-0.763	0.127
KNN	0.241	0.091	0.051	0.35
支援向量回歸	<u>0.234</u>	0.083	0.129	<u>0.407</u>
隨機森林	0.241	<u>0.082</u>	<u>0.149</u>	0.405
XGBoost	0.246	0.091	0.048	0.338
<b>Global Vectors</b>				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.249</b>	<b>0.095</b>	<b>0.012</b>	<b>0.368</b>
決策樹	0.313	0.166	-0.745	0.127
KNN	0.235	0.087	0.092	0.372
支援向量回歸	<u>0.23</u>	<u>0.079</u>	<u>0.172</u>	<u>0.446</u>
隨機森林	0.24	0.081	0.151	0.409
XGBoost	0.24	0.089	0.067	0.351
<b>LDA</b>				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.232</b>	<b><u>0.079</u></b>	<b>0.172</b>	<b><u>0.451</u></b>
決策樹	0.296	<b>0.151</b>	<b>-0.583</b>	0.232
KNN	0.256	0.1	-0.043	0.358

支援向量回歸	0.233	0.084	0.126	0.398
隨機森林	<u>0.23</u>	<u>0.079</u>	<u>0.177</u>	0.444
XGBoost	0.245	0.095	-0.0001	0.345
<b>LSA</b>				
Model	LSA			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.251</b>	<b>0.109</b>	<b>-0.112</b>	<b>0.384</b>
決策樹	0.293	<b>0.148</b>	<b>-0.552</b>	0.227
KNN	0.253	0.097	-0.017	0.404
支援向量回歸	<u><b>0.211</b></u>	<u>0.067</u>	<u>0.302</u>	<u>0.564</u>
隨機森林	0.227	0.072	<b>0.247</b>	<b>0.52</b>
XGBoost	0.226	0.079	0.177	0.462

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。



附錄 C-3-3、CD 與黑膠唱片資料集的回歸實驗結果（個別特徵）

CD 與黑膠唱片				
Model	LIWC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.242	0.084	0.183	0.44
決策樹	0.269	0.13	<b>-0.268</b>	0.367
KNN	<b>0.222</b>	<b>0.079</b>	<b>0.228</b>	<b>0.501</b>
支援向量回歸	<u>0.195</u>	<u>0.064</u>	0.372	0.62
隨機森林	0.205	<u>0.064</u>	<u>0.38</u>	<u>0.618</u>
XGBoost	0.202	0.067	0.349	0.599
Model	NRC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.246	0.083	<u>0.187</u>	0.434
決策樹	0.28	0.139	-0.358	0.322
KNN	<b>0.225</b>	<b>0.082</b>	<b>0.203</b>	<b>0.488</b>
支援向量回歸	<u>0.207</u>	0.073	0.288	<u>0.557</u>
隨機森林	0.218	<u>0.072</u>	0.297	0.548
XGBoost	0.216	0.074	0.28	0.537
Model	SentiWordNet			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.263	0.094	<u>0.084</u>	0.29
決策樹	0.321	0.176	-0.713	0.144
KNN	<b>0.265</b>	0.106	-0.031	0.253

支援向量回歸	<u>0.237</u>	0.095	0.076	<u>0.37</u>
隨機森林	0.283	<u>0.13</u>	-0.264	0.192
XGBoost	0.254	0.092	0.104	0.334
<b>Word2Vec</b>				
<b>Model</b>	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.263	0.094	<u>0.084</u>	0.29
決策樹	0.321	0.176	-0.713	0.144
KNN	<b>0.265</b>	0.106	-0.031	0.253
支援向量回歸	<u>0.237</u>	0.095	0.076	<u>0.37</u>
隨機森林	0.283	<u>0.13</u>	-0.264	0.192
XGBoost	0.254	0.092	0.104	0.334
<b>Global Vectors</b>				
<b>Model</b>	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.237	0.081	0.207	0.456
決策樹	0.317	0.17	-0.658	0.174
KNN	<b>0.26</b>	<b>0.1</b>	<b>0.025</b>	0.326
支援向量回歸	<u>0.231</u>	<u>0.08</u>	<u>0.224</u>	<u>0.482</u>
隨機森林	0.249	0.085	0.173	0.42
XGBoost	0.245	0.09	0.12	0.398
<b>LDA</b>				
<b>Model</b>	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.214	0.067	0.347	0.589
決策樹	<b>0.264</b>	<b>0.128</b>	<b>-0.245</b>	<b>0.384</b>
KNN	<b>0.234</b>	<b>0.089</b>	<b>0.127</b>	<b>0.519</b>

支援向量回歸	0.211	0.071	0.312	0.566
隨機森林	0.202	<u>0.064</u>	<u>0.38</u>	<u>0.617</u>
XGBoost	<u>0.2</u>	0.065	0.367	0.61
<b>LSA</b>				
<b>Model</b>	<b>MAE</b>	<b>MSE</b>	<b><math>R^2</math></b>	<b>Pearson</b>
線性回歸	0.236	0.082	0.204	0.477
決策樹	0.269	0.131	-0.273	0.363
KNN	<b>0.241</b>	<b>0.092</b>	<b>0.104</b>	<b>0.507</b>
支援向量回歸	<u>0.193</u>	<u>0.059</u>	<u>0.426</u>	<u>0.656</u>
隨機森林	0.206	0.064	0.372	0.612
XGBoost	0.203	0.066	0.36	0.608

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。

附錄 C-3-4、服飾資料集的回歸實驗結果（個別特徵）

服飾				
Model	LIWC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	4779189	1.53032E+16	-1.2735E+17	0.227
決策樹	<b>0.313</b>	<b>0.193</b>	<b>-0.587</b>	<b>0.229</b>
KNN	<b>0.268</b>	<b>0.116</b>	<b>0.046</b>	<b>0.313</b>
支援向量回歸	<b><u>0.243</u></b>	0.106	0.131	0.428
隨機森林	0.262	<u>0.099</u>	<b><u>0.188</u></b>	<u>0.441</u>
XGBoost	0.263	0.112	0.081	0.379
Model	NRC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.283</b>	<b>0.113</b>	<b>0.07</b>	0.301
決策樹	<b>0.315</b>	<b>0.193</b>	<b>-0.6</b>	<b>0.229</b>
KNN	<b>0.273</b>	<b>0.12</b>	<b>0.008</b>	<b>0.298</b>
支援向量回歸	<b><u>0.255</u></b>	0.118	0.028	0.352
隨機森林	0.27	<u>0.11</u>	<u>0.094</u>	<u>0.368</u>
XGBoost	0.272	0.121	0.001	0.351
Model	SentiWordNet			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.295	<b>0.116</b>	<b><u>0.049</u></b>	0.248
決策樹	<b>0.326</b>	<b>0.205</b>	<b>-0.692</b>	<b>0.149</b>
KNN	<b>0.292</b>	<b>0.131</b>	<b>-0.078</b>	<b>0.222</b>

支援向量回歸	<b><u>0.253</u></b>	<u>0.125</u>	-0.026	<u>0.318</u>
隨機森林	0.297	0.152	-0.255	0.189
XGBoost	0.296	0.156	-0.288	0.17
<b>Word2Vec</b>				
<b>Model</b>	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.357	0.195	-0.599	0.24
決策樹	<b>0.332</b>	<b>0.206</b>	<b>-0.707</b>	<b>0.201</b>
KNN	<b>0.28</b>	<b>0.115</b>	<b>0.054</b>	<b>0.321</b>
支援向量回歸	<b><u>0.266</u></b>	0.13	<u>0.152</u>	<u>0.425</u>
隨機森林	0.284	<u>0.107</u>	0.122	0.365
XGBoost	0.283	0.116	0.039	0.323
<b>Global Vectors</b>				
<b>Model</b>	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.355	0.202	-0.668	0.218
決策樹	0.351	0.224	-0.853	0.108
KNN	<b>0.278</b>	<b>0.116</b>	<b>0.047</b>	<b>0.329</b>
支援向量回歸	<b><u>0.266</u></b>	<u>0.1</u>	<u>0.177</u>	<u>0.438</u>
隨機森林	0.28	0.106	0.124	0.365
XGBoost	0.287	0.121	-0.003	0.255
<b>LDA</b>				
<b>Model</b>	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.273</b>	<b>0.118</b>	<b>0.024</b>	0.357
決策樹	<b>0.308</b>	<b>0.186</b>	<b>-0.53</b>	<b>0.241</b>
KNN	<b>0.313</b>	<b>0.139</b>	<b>-0.144</b>	<b>0.19</b>

支援向量回歸	<b>0.274</b>	0.117	0.041	0.314
隨機森林	<u>0.259</u>	<u>0.099</u>	<b><u>0.187</u></b>	<u>0.448</u>
XGBoost	0.261	0.112	0.081	0.394

Model	LSA			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.332	0.211	-0.723	0.318
決策樹	<b>0.336</b>	<b>0.207</b>	<b>-0.705</b>	<b>0.16</b>
KNN	<b>0.299</b>	<b>0.127</b>	<b>-0.044</b>	<b>0.362</b>
支援向量回歸	<u>0.259</u>	<u>0.098</u>	<u>0.192</u>	<u>0.466</u>
隨機森林	0.275	0.103	0.155	0.414
XGBoost	0.268	0.109	0.101	0.374

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。

附錄 C-3-5、手機與配件資料集的回歸實驗結果（個別特徵）

手機與配件				
Model	LIWC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.296</b>	<b>0.353</b>	<b>-2.592</b>	0.243
決策樹	<b>0.28</b>	<b>0.148</b>	<b>-0.466</b>	<b>0.272</b>
KNN	0.255	0.101	0.001	0.298
支援向量回歸	0.235	0.093	0.083	0.379
隨機森林	<u>0.232</u>	<u>0.08</u>	<u>0.212</u>	<u>0.477</u>
XGBoost	0.241	0.093	0.078	0.383
Model	NRC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.263</b>	<b>0.098</b>	<b>0.035</b>	<b>0.306</b>
決策樹	0.303	0.162	-0.621	0.213
KNN	0.251	<b>0.098</b>	<b>0.029</b>	0.315
支援向量回歸	<u>0.236</u>	0.094	0.068	0.37
隨機森林	0.244	<u>0.09</u>	<u>0.107</u>	<u>0.377</u>
XGBoost	0.256	0.106	-0.056	0.304
Model	SentiWordNet			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.27</b>	<b><u>0.098</u></b>	<b><u>0.03</u></b>	0.215
決策樹	0.334	0.194	-0.917	0.037
KNN	0.274	0.113	-0.116	0.153

支援向量回歸	<u>0.246</u>	0.102	-0.007	<u>0.286</u>
隨機森林	0.294	0.142	-0.401	0.082
XGBoost	0.283	0.128	-0.267	0.102
<b>Word2Vec</b>				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.276</b>	<b>0.118</b>	<b>-0.174</b>	0.282
決策樹	0.316	0.173	-0.749	0.15
KNN	0.258	0.104	-0.029	0.282
支援向量回歸	<u>0.247</u>	0.091	0.101	<u>0.38</u>
隨機森林	0.254	<u>0.089</u>	<u>0.117</u>	0.368
XGBoost	0.251	0.097	0.039	0.324
<b>Global Vectors</b>				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.276</b>	<b>0.118</b>	<b>-0.174</b>	0.282
決策樹	0.316	0.173	-0.749	0.15
KNN	0.258	0.104	-0.029	0.282
支援向量回歸	<u>0.247</u>	0.091	0.101	<u>0.38</u>
隨機森林	0.254	<u>0.089</u>	<u>0.117</u>	0.368
XGBoost	0.251	0.097	0.039	0.324
<b>LDA</b>				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.244</b>	<b>0.089</b>	<b>0.119</b>	<b>0.41</b>
決策樹	<b>0.289</b>	<b>0.155</b>	<b>-0.548</b>	<b>0.257</b>
KNN	0.273	0.111	-0.095	0.22



支援向量回歸	0.245	0.095	0.061	0.325
隨機森林	<u>0.236</u>	<u>0.083</u>	<u>0.181</u>	<u>0.449</u>
XGBoost	0.242	0.093	0.072	0.405
<b>LSA</b>				
Model	LSA			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.274</b>	<b>0.115</b>	<b>-0.171</b>	<b>0.355</b>
決策樹	0.301	0.162	-0.608	<b>0.219</b>
KNN	0.24	<b>0.09</b>	<b>0.1</b>	<b>0.443</b>
支援向量回歸	<u>0.229</u>	<u>0.078</u>	<u>0.225</u>	<u>0.501</u>
隨機森林	0.244	0.083	0.173	0.447
XGBoost	0.242	0.091	0.096	0.396

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。

附錄 C-3-6、雜貨和美食資料集的回歸實驗結果（個別特徵）

雜貨和美食				
Model	LIWC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.241</b>	<b>0.089</b>	<b>0.135</b>	<b>0.416</b>
決策樹	0.294	<b>0.154</b>	<b>-0.512</b>	<b>0.257</b>
KNN	<b>0.248</b>	<b>0.098</b>	<b>0.046</b>	<b>0.33</b>
支援向量回歸	<u><b>0.22</b></u>	0.083	0.195	0.477
隨機森林	<b>0.228</b>	<u><b>0.077</b></u>	<u><b>0.249</b></u>	<u>0.502</u>
XGBoost	0.235	0.089	0.13	0.423
Model	NRC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.255</b>	<b>0.09</b>	<u><b>0.121</b></u>	<b>0.357</b>
決策樹	0.307	<b>0.165</b>	-0.619	0.193
KNN	<b>0.259</b>	0.103	-0.011	0.275
支援向量回歸	<u>0.238</u>	0.096	0.059	<u>0.357</u>
隨機森林	0.251	<u>0.091</u>	0.105	0.353
XGBoost	0.261	0.105	-0.032	0.282
Model	SentiWordNet			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.262</b>	<b>0.094</b>	<u><b>0.08</b></u>	<b>0.288</b>
決策樹	0.315	<b>0.175</b>	-0.706	0.153
KNN	0.268	0.108	-0.06	0.21
支援向量回歸	<u>0.24</u>	0.098	0.043	<u>0.325</u>

隨機森林	0.282	<u>0.129</u>	-0.257	0.182
XGBoost	0.267	0.109	-0.064	0.225
<b>Word2Vec</b>				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.25</b>	<b>0.096</b>	<b>0.056</b>	<b>0.366</b>
決策樹	0.326	<b>0.183</b>	-0.785	0.113
KNN	0.261	0.102	0.004	<b>0.304</b>
支援向量回歸	<u>0.237</u>	<u>0.086</u>	<u>0.159</u>	<u>0.422</u>
隨機森林	0.255	0.090	0.124	0.359
XGBoost	0.255	0.100	0.023	0.296
<b>Global Vectors</b>				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.256</b>	<b>0.099</b>	<b>0.035</b>	<b>0.34</b>
決策樹	0.317	<b>0.178</b>	-0.746	0.144
KNN	0.263	0.103	-0.002	0.271
支援向量回歸	<u>0.242</u>	<u>0.088</u>	<u>0.142</u>	<u>0.398</u>
隨機森林	0.255	0.089	0.127	0.364
XGBoost	0.256	0.099	0.029	0.306
<b>LDA</b>				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.249</b>	<b>0.09</b>	<b>0.125</b>	<b>0.377</b>
決策樹	0.313	<b>0.174</b>	-0.701	0.152
KNN	0.305	0.134	-0.31	0.18
支援向量回歸	<u>0.25</u>	0.097	0.055	0.306

隨機森林	0.247	<u>0.087</u>	<u>0.146</u>	<u>0.392</u>
XGBoost	0.257	0.102	0.007	0.313
<b>LSA</b>				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	<b>0.264</b>	<b>0.104</b>	<b>-0.02</b>	<b>0.327</b>
決策樹	0.321	<b>0.178</b>	-0.746	0.143
KNN	0.27	0.11	-0.075	<b>0.311</b>
支援向量回歸	<u><b>0.227</b></u>	<u>0.078</u>	<u>0.241</u>	<u>0.5</u>
隨機森林	0.244	0.083	0.187	0.444
XGBoost	0.242	0.09	0.119	0.403

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。

附錄 C-3-7、電影與電視資料集的回歸實驗結果（個別特徵）

電影與電視				
Model	LIWC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.238	0.079	0.151	0.395
決策樹	0.284	0.138	-0.477	0.264
KNN	<b>0.23</b>	<b>0.081</b>	<b>0.131</b>	<b>0.412</b>
支援向量回歸	<u>0.206</u>	0.069	0.263	0.531
隨機森林	0.214	<u>0.067</u>	<u>0.284</u>	<u>0.535</u>
XGBoost	0.212	0.07	0.251	0.516
Model	NRC			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.241	0.08	0.145	0.382
決策樹	0.293	0.145	-0.546	0.234
KNN	<b>0.233</b>	<b>0.084</b>	<b>0.105</b>	<b>0.397</b>
支援向量回歸	<u>0.215</u>	0.075	0.196	<u>0.474</u>
隨機森林	0.224	<u>0.074</u>	<u>0.207</u>	0.46
XGBoost	0.224	0.076	0.187	0.448
Model	SentiWordNet			
	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.253	<u>0.087</u>	<u>0.067</u>	0.261
決策樹	0.317	0.166	-0.769	0.111
KNN	0.261	0.101	-0.077	0.195
支援向量回歸	<u>0.237</u>	0.089	0.043	<u>0.314</u>

隨機森林	0.28	0.123	-0.312	0.146
XGBoost	0.249	<u>0.087</u>	0.07	0.279
<b>Word2Vec</b>				
<b>Model</b>	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.231	0.077	0.175	0.421
決策樹	0.31	0.159	-0.699	0.152
KNN	<b>0.242</b>	<b>0.089</b>	<b>0.051</b>	0.36
支援向量回歸	<u>0.224</u>	<u>0.076</u>	<u>0.191</u>	<u>0.45</u>
隨機森林	0.241	0.08	0.145	0.385
XGBoost	0.24	0.086	0.077	0.351
<b>Global Vectors</b>				
<b>Model</b>	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.229	<u>0.076</u>	0.183	0.429
決策樹	0.309	0.158	-0.693	0.156
KNN	<b>0.257</b>	0.097	-0.04	0.295
支援向量回歸	<u>0.225</u>	<u>0.076</u>	<u>0.191</u>	<u>0.449</u>
隨機森林	0.238	0.079	0.158	0.402
XGBoost	0.236	0.084	0.097	0.371
<b>LDA</b>				
<b>Model</b>	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.215	0.067	0.279	0.529
決策樹	<b>0.272</b>	<b>0.129</b>	<b>-0.384</b>	<b>0.315</b>
KNN	<b>0.232</b>	<b>0.086</b>	<b>0.083</b>	<b>0.456</b>
支援向量回歸	<u>0.209</u>	0.069	0.257	0.518

隨機森林	<u>0.209</u>	<u>0.066</u>	<u>0.293</u>	<u>0.542</u>
XGBoost	<u>0.209</u>	0.068	0.275	0.533
<b>LSA</b>				
Model	MAE	MSE	$R^2$	Pearson
線性回歸	0.232	0.077	0.182	0.435
決策樹	0.278	0.134	<b>-0.134</b>	0.284
KNN	<b>0.238</b>	<b>0.088</b>	<b>0.056</b>	<b>0.439</b>
支援向量回歸	<u>0.2</u>	<u>0.063</u>	<u>0.332</u>	<u>0.581</u>
隨機森林	0.211	0.066	0.297	0.548
XGBoost	0.21	0.069	0.261	0.526

註：在同一特徵訓練中，若表現最佳的各項評估指標將加上底線標示；個別特徵與文本特徵相比較，若個別特徵的各項指標表現較好的話，則使用粗體標示；LIWC、NRC、SentiWordNet 與詞彙特徵相比較，若 LIWC、NRC、SentiWordNet 的指標表現較好的話，則以灰色底標示；Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 與話語特徵相比較，若 Word2Vec、Global Vectors、LDA、LSA 的指標表現較好的話，則以灰色底標示。