Seasonal Consumer Preference Analysis Using Unstructured Text Mining: A Case Study of @cosme Beauty Community Reviews
基於非結構化文本探勘之季節性消費偏好分析：以 @cosme 美妝社群評論為例

Pin-Han Liao
Fu Jen Catholic University / No.510, Zhongzheng Rd., Xinzhuang Dist., New Taipei City 242062, Taiwan
412401068@cloud.fju.edu.tw

I-Hsuan Li
Fu Jen Catholic University / No.510, Zhongzheng Rd., Xinzhuang Dist., New Taipei City 242062, Taiwa
412401159@cloud.fju.edu.tw

Guan-Yun Wang
Fu Jen Catholic University / No.510, Zhongzheng Rd., Xinzhuang Dist., New Taipei City 242062, Taiwan
162944@mail.fju.edu.tw

摘要

隨著網路平台發展，美妝評論已成為分析消費者需求的重要非結構化文本資料。本研究以 @cosme Taiwan 2025 年 5 月至 2026 年 5 月共計 7,855 則使用者評論為研究資料，建立中文評論預處理流程，並結合詞頻－逆文件頻率（TF-IDF）、品牌季節分析及產品類別分析，探討不同季節之評論特徵。結果顯示，不同季節之評論內容具有不同的代表性關鍵詞，品牌於各季節評論中的相對代表性亦存在差異，主要產品類別之提及比例在不同季節間亦呈現不同分布。研究結果呈現不同季節美妝評論之文本特徵差異，可作為後續分析美妝消費者評論內容之參考。

Abstract

With the growth of online platforms, beauty product reviews have become an important source of unstructured text for understanding consumer concerns. This study collected 7,855 user reviews from @cosme Taiwan published between May 2025 and May 2026. A Chinese text preprocessing pipeline was developed, and Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF), brand seasonal analysis, and product category analysis were applied to investigate differences in review characteristics across seasons. The results show that review content exhibits different representative keywords across seasons. In addition, brands differ in their relative representation in reviews across seasons, and the mention proportions of major product categories also show different distributions across seasons. Overall, the findings reveal differences in the textual characteristics of beauty product reviews across seasons and provide a reference for further analysis of consumer review content.

關鍵字：中文自然語言處理、中文文本分析、TF-IDF、美妝評論、季節分析

Keywords: Natural Language Processing, Chinese Text Analysis, Beauty Reviews, Seasonal Analysis

1 緒論

隨著電子商務平台以及社群媒體的發展，網路評論已成為消費者購買決策的重要資訊來源。除了產品評分之外，消費者亦會閱讀其他使用者分享之產品使用經驗、優缺點及實際感受，以獲得較完整的產品資訊，因此評論文本逐漸成為研究消費者需求與市場趨勢的重要資料來源（Chevalier & Mayzlin, 2006）。

Proceedings of the 38th Conference on Computational Linguistics and Speech Processing (ROCLING 2026), pages 302–311
November 6-7, 2026 ©2026 Association for Computational Linguistics

近年來，商品評論已成為自然語言處理（Natural Language Processing, NLP）重要的研究資料之一。分析評論文本中的消費者意見與產品資訊，以協助理解消費者需求及市場趨勢（Pang & Lee, 2008；Liu, 2012）。

在美妝領域中，除了品牌官方資訊外，消費者亦常透過美妝論壇及社群平台蒐集產品資訊，以台灣為例，如 PTT MakeUp 板、Dcard 美妝板、@cosme Taiwan 等平台。這些平台累積了大量使用者分享之產品使用經驗與評價，使網路口碑逐漸成為消費者購買決策的重要參考資訊。楊喬文（2019）指出，以美妝論壇作為主要資訊來源之消費者，其購買意願較容易受到網路口碑可信度影響；而以美妝意見領袖作為主要資訊來源之消費者，則較容易受到口碑資訊搜尋行為影響。研究顯示，消費者會依據不同資訊來源建立對產品之信任，進而影響其購買決策。

因此，美妝論壇所累積之大量使用者評論，不僅記錄產品使用經驗，也反映消費者對產品特性、品牌及使用需求之關注，提供了觀察評論內容與產品討論趨勢的重要文本資料，亦具有作為自然語言處理與文字探勘研究資料之價值。然而美妝產品之需求可能受到季節及環境因素影響，因此不同季節之消費者關注內容可能存在差異。透過觀察網路評論中的季節性變化，亦可提供不同品牌在不同季節的行銷策略。

基於上述背景，本研究以 @cosme Taiwan 使用者評論作為研究資料來源，建立適用於中文美妝評論之文本前處理流程，並結合 TF-IDF、品牌季節分析及產品類別分析，探討不同季節之評論特徵、品牌討論分布及產品類別變化。本研究以美妝產品之季節性需求為出發點，聚焦於季節性文本特徵分析，並建立一套由資料蒐集、中文文本前處理、特徵建構至季節比較之分析流程，作為運用中文美妝評論探討消費者關注內容變化之參考。本研究之貢獻在於一、可提供在台灣環境之下中文消費者之季節性評論文本分析之處理流程。二、可提供相關美妝企業之行銷部門或品牌通路在不同季節擬定相應之行銷策略，有助於其了解消費者在不同季節時所關注的話題，在口碑行銷、廣告行銷等皆能提供文本與文案之參考。

2 文獻探討

近年來自然語言處理（Natural Language Processing, NLP）已廣泛應用於網路評論分析，透過情感分析（Sentiment Analysis）、關鍵詞萃取（Keyword Extraction）及意見探勘（Opinion Mining）等方法，協助研究者從大量非結構化評論中整理消費者意見及產品特徵（Pang & Lee, 2008；Liu, 2012）。相較於傳統市場調查，網路評論具有資料量大、更新快速且能反映實際使用經驗等特性，因此逐漸成為分析消費者需求與市場趨勢的重要資料來源。

J. Park（2020）以化妝品線上評論為研究對象，提出結合情感分析、勝算值（Odds Value）、勝算比（Odds Ratio）及詞頻－逆文件頻率（Term Frequency－Inverse Document Frequency, TF-IDF）之分析方法，先將評論區分為正向、負向及中立，再利用 TF-IDF 萃取不同情感群組之代表性詞彙，以分析影響消費者滿意度之主要因素。研究結果指出，相較於傳統問卷調查，透過網路評論分析可較即時反映消費者對產品之評價與需求，並提供品牌於產品品質監控及市場策略制定之參考。該研究顯示，TF-IDF 能有效萃取評論中具有代表性的關鍵詞，適合作為分析大量評論文本的重要方法。

美妝產品之使用需求除受到產品本身特性影響外，也可能受到環境與氣候條件影響。Verdier-Sévrain 與 Bonté（2007）指出，皮膚屏障功能（Skin Barrier Function）主要由角質層（Stratum Corneum, SC）、天然保濕因子（Natural Moisturizing Factor, NMF）及細胞間脂質共同維持，其中角質層含水量及經皮水分流失（Transepidermal Water Loss, TEWL）為評估皮膚保濕狀態的常用生理指標。例如，Yi 等人（2022）進一步探討中國不同氣候地區女性之皮膚特性，研究發現不同地理環境下女性之皮膚含水量、皮脂分泌及 TEWL 均存在顯著差異，化妝品使用上，相較於西安地區之女性，廣州地區女性之皮膚含水量及 pH 值具有較顯著之影響，反映不同環境條件可能與皮膚狀態及化妝品使用效果有所關聯。除不同地區之氣候差異外，既有研究亦觀察到皮膚生理狀態隨季節變化的現象。Yang et al.（2020）以中國昆明 72 名女性為研究對象，

於春、夏、秋、冬四季測量皮膚生理指標。結果顯示，臉部之 TEWL、角質層含水量及皮脂分泌量等指標皆存在顯著季節差異，其中角質層含水量與皮脂分泌量於夏季較高、冬季較低，而 TEWL 則於冬季較高。Song et al.（2015）比較韓國男性於夏季與冬季之皮膚狀態，亦發現皮膚含水量、皮脂分泌及皮膚敏感程度等指標具有季節差異。上述研究顯示，季節變化可能伴隨皮膚生理狀態的改變，因此不同季節下的保養需求與產品使用情境亦可能有所不同。

綜合上述研究可知，環境與季節變化可能影響皮膚含水量、皮脂分泌及皮膚屏障功能等生理狀態，而這類差異是否會反映於不同季節的美妝評論內容，仍有待進一步檢視。過往研究多著重於皮膚生理狀態、產品評價或情感分析，較少從消費者端，以大量中文美妝評論文本中檢視不同季節之評論內容是否存在差異。本研究以 @cosme Taiwan 使用者評論為個案，透過季節性關鍵詞、品牌季節分析及產品季節趨勢分析，檢視不同季節之評論內容與產品討論呈現之不同分布特徵。本研究之研究目的如下：

(1) 建立美妝季節性文本分析之資料處理流程。
(2) 以@cosme Taiwan 為個案，檢視台灣地區美妝評論文本之季節性關鍵詞分析、品牌季節分析，以及產品季節趨勢分析。

3 研究設計

本研究之研究架構與流程如圖 1 所示，主要流成為：資料蒐集、資料預處理、特徵建構以及分析資料建構，詳細說明如本節 3.1 至 3.6 所述。

3.1 資料集

本研究以臺灣美妝評論平台 @cosme Taiwan 作為資料來源。該平台以使用者實際使用產品後所撰寫之心得為主要內容，除產品評分外，亦包含產品使用感受、效果及文字心得等資訊，具有較完整的文字描述與使用情境，因此適合作為自然語言處理與文字探勘之資料來源。

資料蒐集期間為 2025 年 5 月至 2026 年 5 月，以 @cosme Taiwan 每月「升火新品榜」前十名產品作為蒐集對象，13 個月份共取得 130 筆產品入榜紀錄。由於部分產品於不同月份重複入榜，本研究以品牌名稱與產品名稱之組合作為產品識別依據，最終共涵蓋 50 個品牌及 93 項不重複產品。

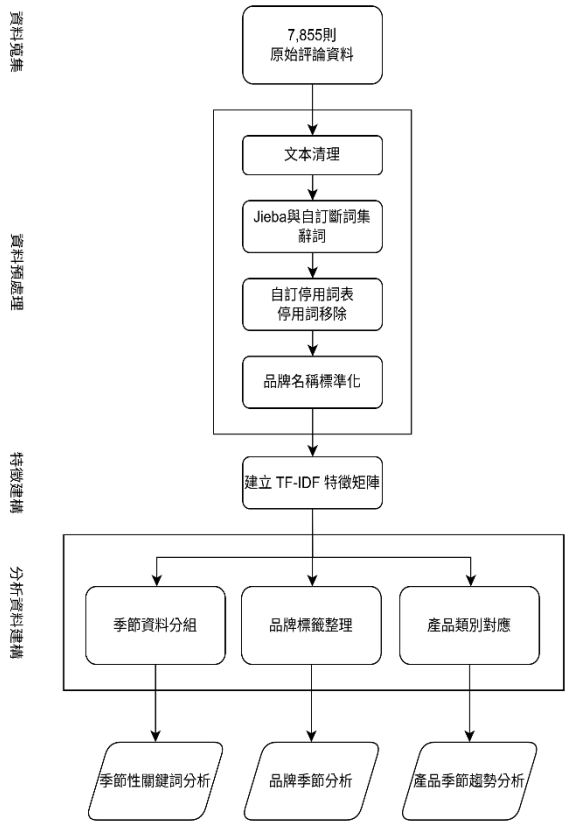

圖 1. 本研究之流程架構圖

資料取得方面，本研究使用 Python 撰寫網路爬蟲程式，並透過 `Playwright` 自動化瀏覽器蒐集各入榜產品之使用者評論，僅保留同時具有星等及文字心得之資料。擷取欄位包括品牌名稱、產品名稱、產品所屬榜單月份、評論星等及文字心得。資料擷取後，進行欄位空白及換行字元之格式統一，最終取得 7,855 筆評論資料。

為探討不同季節榜單產品之評論內容差異，本研究依產品入榜月份進行季節分類，將 3 月至 5 月定義為春季、6 月至 8 月為夏季、9 月至 11 月為秋季、12 月至翌年 2 月為冬季，其分類方式如表 1 所示。分類後，春、夏、秋及冬季分別包含 2,729、1,687、2,117 及 1,322 筆評論資料，各季節資料數量如表 2 所示。

季節	月份
春	3 月、4 月、5 月
夏	6 月、7 月、8 月
秋	9 月、10 月、11 月
冬	12 月、1 月、2 月

表 1. 季節與月份對應關係

季節	評論數量(則)
春	2,729
夏	1,687
秋	2,117
冬	1,322

表 2. 季節評論數量統計

3.2 資料預處理（Data Preprocessing）

本研究於資料蒐集完成後進行文本預處理，以降低網址、標籤、特殊符號及平台固定用語等雜訊對後續分析之影響。處理流程依序包括文本清理（Text Cleaning）、中文斷詞（Chinese Word Segmentation）、停用詞移除（Stopword Removal）及品牌名稱標準化（Brand Name Normalization），並依不同分析目的進一步篩選所需詞彙，以建立後續 TF-IDF 計算、品牌季節分析及產品類別分析所使用之文本資料。各處理步驟說明如下：

3.2.1 文本清理（Text Cleaning）

針對原始評論進行文本清理，以移除與評論內容無關之資訊，包括網址（URL）、HTML 標籤、特殊符號、表情符號、換行符號及多餘空白，以降低雜訊對文本分析之影響。此外也將標點符號統一轉換為空格，使後續中文斷詞結果更為一致。範例如表 3 所示。

處理階段	範例
原始評論	🔗 白繃帶修護乳霜 href 改成類似👇乳液感的質地了！改成類似👇乳液感的質地了 因為懶惰的櫃姐😔😔沒有特別說明”該怎麼使用”
處理後	白繃帶修護乳霜 改成類似 乳液感的質地了 因為懶惰的櫃姐 沒有特別說明 該怎麼使用

表 3. 文本清理範例

3.2.2 中文斷詞（Chinese Word Segmentation）

由於中文文本的詞彙之間通常不以空格分隔，因此在進行詞頻統計與 TF-IDF 分析前，須先將連續字串切分為具有獨立語意的詞彙。

本研究採用 Jieba 中文斷詞工具處理評論文本，並針對美妝評論中常見的品牌名稱、產品、成分名稱及功效詞彙建立自訂詞典，以降低專有詞彙遭錯誤切分的情形。

自訂斷詞詞典主要收錄品牌名稱、產品類型、產品功效及保養成分等美妝領域常用詞彙，例如品牌名稱「理膚寶水」、產品類型「護唇膏」、「化妝水」、產品功效「保濕」、「防曬」，以及保養成分「玻尿酸」、「菸鹼醯胺」等，以降低專有名詞遭錯誤切分之情形。表 4 為使用自訂斷詞詞典之範例。

原始句子	未使用自訂斷詞詞典	使用自訂斷詞詞典
理膚寶水 B5 修護霜很好吸收	理膚／寶水／B5／修護霜／很／好／吸收	理膚寶水／B5／修護霜／很／好／吸收
護唇膏不黏膩	護／唇膏／不／黏膩	護唇膏／不／黏膩
玻尿酸精華液很保濕	玻／尿酸／精華液／很／保濕	玻尿酸／精華液／很／保濕

表 4. 自訂詞典加入前後之斷詞結果比較(範例)

3.2.3 共用停用詞移除（Stopword Removal）

完成中文斷詞後，本研究移除對各項分析皆缺乏辨識能力之共用停用詞，以降低高頻詞彙對文字探勘結果之影響。除一般中文停用詞外，也根據 @cosme 評論特性建立自訂停用詞表。

本研究將共用停用詞分為四類：

(1) 語法功能詞：如「這個」、「因為」、「但是」、「如果」等，主要用於維持句法結構，對評論主題辨識貢獻有限。

(2) 修飾與主觀描述詞：如「真的」、「非常」、「覺得」、「推推」等，雖可表達語氣強度，但無法反映特定產品功效或使用需求。

(3) 平台活動相關詞彙：由於 @cosme 經常舉辦產品試用活動，評論中常出現「感謝」、「提供」、「試用」、「抽到」等固定

用語。此類詞彙主要反映活動情境，而非產品本身特性，因此亦納入停用詞表。

(4) 季節名稱：由於本研究以評論發布日期進行季節分類，若保留評論中直接出現之季節名稱，將造成季節資訊重複反映，因此將春天、夏天、秋天及冬天等詞彙納入停用詞，以避免影響不同季節關鍵詞之比較。

經停用詞篩選後，文本保留較具代表性的產品名稱、成分名稱、功效描述及使用情境等詞彙，以作為後續 TF-IDF 分析與季節性關鍵詞萃取之基礎。表 5 以句子「我的肌膚在夏天很容易出油，這款防曬的控油效果真的非常不錯，用起來完全不黏膩。」為例，進行共用停用詞移除。

處理階段	斷詞與特徵詞結果
未移除停用詞	我 / 肌膚 / 夏天 / 容易 / 出油 / 這款 / 防曬 / 控油 / 效果 / 真的 / 非常 / 不錯 / 起來 / 完全 / 不 / 黏膩
加入自訂停用詞	出油 / 防曬 / 控油 / 黏膩

表 5. 共同停用詞移除前後比較(範例)

3.2.4 品牌名稱標準化（Brand Name Normalization）

美妝評論中的品牌名稱常同時存在中文、英文、縮寫或夾帶產品資訊等不同表示方式，例如：「LANCÔME 蘭蔻」、「LANCÔME」及「蘭蔻」。因此利用正規表示式（Regular Expression）移除括號、產品備註及特殊符號，並統一品牌名稱格式。對於同時包含中英文品牌名稱之資料，以中文品牌名稱作為標準標籤；若無中文名稱則保留原始品牌名稱，以確保資料完整性。表 6 為部分品牌原始名稱及標準化後之名稱範例。

品牌原始名稱	標準化後
LANCÔME 蘭蔻	蘭蔻
CeraVe 適樂膚 (Cerave)	適樂膚
FORTE	FORTE

表 6. 品牌名稱標準化前後比較(舉例說明)

3.2.5 詞頻－逆文件頻率（Term Frequency–Inverse Document Frequency, TF-IDF）

詞頻－逆文件頻率（Term Frequency–Inverse Document Frequency, TF-IDF）是一種廣泛應用於資訊檢索（Information Retrieval）與文字探勘（Text Mining）之詞彙權重計算方法，用於衡量詞彙在文件中的相對重要程度（Salton & Buckley, 1988）。TF-IDF 同時考量詞彙於單一文件中的出現頻率以及該詞彙於整體文件集合中的逆文件頻率，使在特定文件中具有代表性且於整體語料中較少出現的詞彙獲得較高權重，因此常被應用於關鍵詞擷取、文件表示及文本分析等任務（Nomoto, 2023）。

本研究實作採用 Python scikit-learn 套件之 `TfidfVectorizer`（Pedregosa et al., 2011）。在詞頻計算方面，採用詞彙於單篇評論中的原始出現次數（`sublinear_tf=False`）；IDF 則採用 TfidfVectorizer 預設之平滑處理（`smooth_idf=True`），於文件總數及文件頻率分別加 1，相當於假設額外加入一篇包含所有詞彙各一次的文件，以避免除以零的情形。其計算公式如公式(1)、(2)，t 表示詞彙（term），d 表示文件（document），TF(t,d)表示詞彙 t 在文件 d 中出現之次數，DF(t)表示包含詞彙 t 之文件數，N 表示文件總數。

$$IDF(t) = \log\left(\frac{1+N}{1+DF(t)}\right) + 1 \quad (3)$$

$$TF-IDF(t,d) = TF(t,d) \times IDF(t) \quad (4)$$

`TfidfVectorizer` 預設採用 L2 正規化（L2 normalization，`norm="l2"`），將每篇評論之 TF-IDF 向量進行正規化，使正規化後之向量具有單位 L2 範數。研究中計算與比較之平均 TF-IDF 權重為經 L2 正規化後之權重，而非詞彙之原始出現頻率。

且為使不同季節之評論具有一致的比較基準，本研究以全部有效評論共同建立 TF-IDF 詞彙矩陣，使所有評論共享相同之詞彙空間及逆文件頻率基準。完成 TF-IDF 計算後，再依評論發布季節進行分組，計算各詞彙於各季節評論中的平均 TF-IDF 權重，並依平均權重排序擷取代表性詞彙，作為後續季節性關鍵詞分析與品牌季節分析之基礎。

3.3 季節性關鍵詞分析

本節以季節作為分析單位，比較不同季節評論文本中具有代表性之關鍵詞，以了解消費

者於不同季節的關注重點。先依評論發布日期將資料區分為春、夏、秋及冬四個季節。接著以完成資料前處理後之評論文本，依前述方法計算各評論之 TF-IDF 權重，並分別計算各詞彙於各季評論中的平均 TF-IDF 值。

關鍵詞排序前，移除品牌名稱、季節名稱及其他不具分析意義之泛稱，以避免高頻但缺乏代表性的詞彙影響分析結果。保留之詞彙包含產品類型、產品功效、保養成分、肌膚狀態及使用感受等內容。

最後依各季平均 TF-IDF 權重由高至低排序，擷取各季前十名代表性關鍵詞，並以水平長條圖呈現各詞彙之平均 TF-IDF 權重，比較不同季節評論內容的差異。

3.4 品牌季節分析

此分析著重於不同品牌於各季節評論中的相對討論程度，觀察品牌討論是否呈現季節性差異。品牌名稱原始儲存於獨立欄位，並未包含於評論文本中。為使品牌名稱能參與 TF-IDF 權重計算，本研究將完成標準化之品牌名稱加回各筆評論文本，使品牌名稱與評論內容共同建立 TF-IDF 特徵表示，再依評論發布季節計算各品牌於各季評論中的平均 TF-IDF 權重。但仍考量部分品牌評論數較少，平均 TF-IDF 權重可能受到少量樣本影響而產生較大波動，本研究依整體評論數排序，選取評論數排名前 20 名之品牌作為分析對象，以比較不同季節之品牌討論特徵。

完成計算後，建立「品牌 × 季節」平均 TF-IDF 權重矩陣，並依各品牌跨季平均 TF-IDF 權重排序，選取前八名品牌繪製熱力圖。熱力圖以色彩深淺呈現品牌於不同季節之相對代表性，藉此比較各品牌於四季評論中的分布差異。分析所呈現之平均 TF-IDF 權重反映品牌於不同季節評論中的相對代表性，而非品牌實際市場占有率或銷售表現。

3.5 產品季節趨勢分析

此部分研究進一步分析不同產品類別於各季節之討論情形，以比較不同季節榜單產品評論之產品類別分布差異。

在資料部分先沿用前述資料前處理流程，配合本研究探討季節性美妝評論之目的，將分析範圍聚焦於臉部清潔、保養、防護及底妝相關產品。依產品用途與型態建立十類產品類別詞典，包括防曬、面膜、精華液、乳液、化妝水、洗面乳、眼霜、粉底、蜜粉及卸妝。為統一評論中不同用語之判定，各類別另納入常見之同義詞與相關詞彙，例如將「防曬乳」、「防曬霜」、「防曬液」、「防曬棒」、「隔離乳」及「隔離霜」歸入防曬類。詞典建立完成後，由程式依相同詞典及判定規則自動辨識全部評論中的產品類別提及情形。

由於四季評論數量並不一致，因此在此部分研究中以產品類別提及占比作為跨季比較之主要指標，其計算方式為某季提及特定產品類別之評論篇數除以該季總評論篇數，以控制不同季節評論數量造成之影響，提高不同季節間結果之可比性。

最後分別計算十類產品於於春、夏、秋、冬四季之提及占比，由於本研究需同時比較「產品類別」與「季節」兩個維度，並觀察各組合間提及占比之相對差異，因此採用熱力圖呈現各產品類別於不同季節之分布情形。過色階呈現數值高低，可在同一圖表中比較各產品類別於不同季節之提及情形，以及不同產品類別間的季節分布差異，作為後續分析產品討論季節性變化之依據。

為進一步檢驗不同季節之產品類別提及情形是否具有統計上的差異，本研究針對十項產品類別進行卡方獨立性檢定（Chi-square Test of Independence）。由於季節與產品類別提及情形皆屬類別變數，因此以「季節 × 是否提及該產品類別」建立列聯表，檢驗不同季節之產品類別提及分布是否存在顯著差異。再進一步計算 Cramér's V 作為效果量，以評估季節與各產品類別提及情形之關聯程度。考量本研究同時針對十項產品類別進行檢定，為降低多重檢定造成第一類錯誤增加之問題，採用 Benjamini–Hochberg 方法進行偽發現率（False Discovery Rate, FDR）校正（Benjamini & Hochberg, 1995），並以校正後 p 值小於 .05 作為統計顯著之判定標準。

4 研究結果與討論

4.1 季節性關鍵詞分析

為探討不同季節評論內容之關注重點，本研究分別計算春、夏、秋及冬季評論之平均 TF-IDF 權重，並擷取各季前十名關鍵詞，如圖 2 至圖 5 所示。平均 TF-IDF 權重愈高，表示該

詞彙於該季評論中具有較高之代表性，可作為觀察不同季節評論內容差異之依據。

春季前十名關鍵詞包含精華、防曬、面膜、保濕、洗面乳、粉底液、再生、膠原、新生及粉底(如圖 2)。其中以精華與防曬具有最高之平均 TF-IDF 權重，顯示春季評論主要聚焦於保養產品與防護相關內容。洗面乳、粉底液及粉底等詞亦進入前十名，相較其他季節，春季同時涵蓋保養、清潔及底妝相關詞彙，顯示評論內容涉及不同產品類型，關鍵詞分布相對多元。

夏季前十名關鍵詞為面膜、保濕、玻尿酸、防曬、精華、棉片、抗老、精華液、化妝水及成分(如圖 3)。其中膜與保濕具有最高權重，顯示評論內容主要集中於補水保養相關議題；玻尿酸與成分等詞亦具有較高代表性，反映夏季評論除產品類型外，亦包含養成分與配方內容。保濕、防曬及保養成分等詞彙具有較高代表性，呈現夏季評論中較常出現保養相關之主題。

秋季前十名關鍵詞包括保濕、乳液、舒緩、面膜、精華水、修護、新生、精華液、香味及乾燥(如圖 4)。保濕與乳液位居前兩名，舒緩、修護及乾燥等詞亦同時出現，修護、舒緩及乾燥等詞彙同時出現，顯示秋季評論中較常出現保濕、修護及肌膚狀態相關內容。「香味」反映評論除產品功效外，亦包含使用感受之描述。

冬季前十名關鍵詞為蜜粉、修護、控油、精華、新生、面膜、成分、保濕、透明及頭皮(如圖 5)。相較於春、夏及秋季，冬季代表性關鍵詞同時包含產品類別（如蜜粉、面膜）、產品功效（如修護、控油、保濕）及其他描述性詞彙（如成分、透明、頭皮），顯示冬季評論內容並未集中於單一主題，而是涵蓋不同產品及使用情境的討論。

綜觀四季結果可觀察到，不同季節之評論內容呈現不同的關注重點。春季除保養相關詞彙外，亦包含清潔及底妝產品，關鍵詞分布較為多元；夏季則集中於保濕、防曬及玻尿酸等保養功能與成分詞；秋季主要出現保濕、乳液、舒緩、修護及乾燥等詞彙，顯示評論內容偏向肌膚穩定與保養需求；冬季雖仍包含修護及保濕相關詞彙，但同時混有不同產品類型，使整體關鍵詞分布較為分散。不同季節之代表性詞彙皆呈現不同組成，顯示本研究資料中各季評論內容具有不同的文本特徵與討論主題。

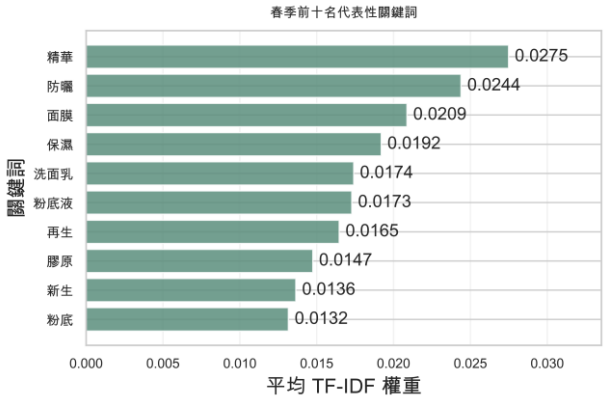

圖 2. 春季代表性關鍵詞

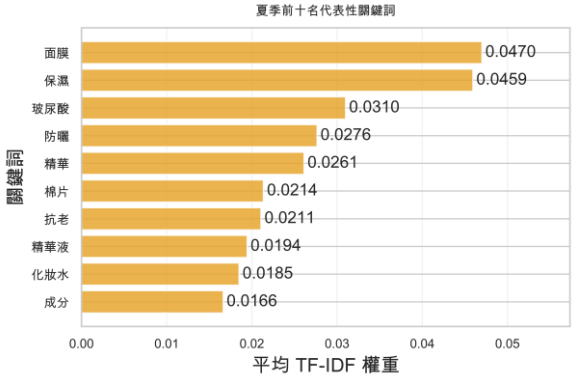

圖 3. 夏季代表性關鍵詞

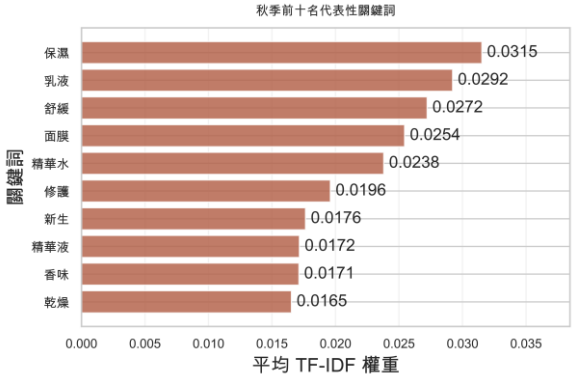

圖 4. 秋季代表性關鍵詞

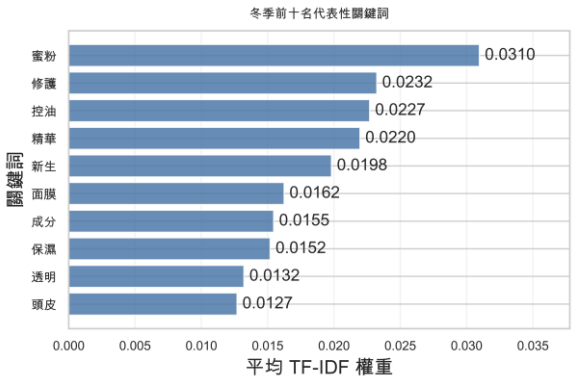

圖 5. 冬季代表性關鍵詞

另外值得注意的是，於春、秋、冬季的關鍵會接有出現「再生」與「新生」等語，經回查原始評論後，多數來自產品名稱，例如:「再生奇蹟膠原精華」及「B.A 新生奇蹟精華水」等，顯示商品命名可能影響 TF-IDF 關鍵詞分析結果，若評論當中反覆出現暢銷產品，將可能影響文本分析之結果；但於此同時，也能反映出產品命名的流行趨勢若特定產品名稱於評論中反覆出現，可能使其中詞彙獲得較高之 TF-IDF 權重，因此所擷取之代表性關鍵詞仍須配合原始評論內容進行解讀，以避免將產品名稱所造成的詞彙權重誤解為消費者實際關注之議題。

4.2 品牌季節分析

品牌季節分析以「升火排行榜」中前 20 大品牌為分析對象，並以四季作為文本分類，以比較不同季節之品牌代表性差異。圖 6 呈現前八名品牌於四季之平均 TF-IDF 權重熱力圖，顏色愈深代表該品牌於該季評論中的平均 TF-IDF 權重愈高。

以圖 6 所呈現的前八大品牌可觀察到，不同品牌於四季之平均 TF-IDF 權重存在差異，顯示各品牌在不同季節評論中的相對代表性有所不同。以前八名品牌為例，「霓淨思」於夏季具有最高之平均 TF-IDF 權重，明顯高於其他季節；「適樂膚」則以冬季最高，春季亦具有一定權重。「雪芙蘭」與「寵愛之名」皆於秋季具有較高之平均 TF-IDF 權重，其中「寵愛之名」於秋季之權重最高。此外，「植村秀」主要集中於冬季，而「潘婷」則主要出現在秋季。

相較之下，「肌研」於夏季與冬季皆具有一定權重，未集中於單一季節；「赫蓮娜」則於春、夏及秋季皆有評論分布，四季間差異相對較小。整體而言，部分品牌呈現明顯之單季集中現象，亦有部分品牌於兩個以上季節皆維持一定程度之代表性。

品牌熱力圖顯示不同品牌於四季評論中的相對代表性並非完全一致，而是具有不同程度之季節差異。其中，「霓淨思」、「寵愛之名」及「潘婷」呈現較明顯之單季集中現象；「肌研」與「赫蓮娜」則跨季分布較為平均。此結果顯示在本研究所蒐集之評論資料中，不同品牌的相對代表性會因季節而有所差異，但此分析反映的是品牌名稱於評論文本中的 TF-IDF 權重差異，並不代表品牌之市場占有率或銷售表現。

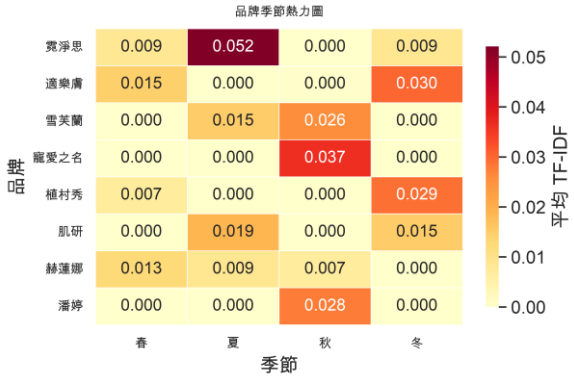

圖 6. 各季節品牌平均 TF-IDF 權重熱力圖

4.3 產品季節趨勢分析

產品季節趨勢分析則以十大類產品為分析對象，再以四季進行分類比校。圖 7 顯示各產品類別於不同季節之提及比例分布。不同產品類別呈現不同程度之季節差異。乳液於四季皆具有較高之提及比例，其中以秋季最高，春季次之。面膜則以夏季最高，秋季仍維持較高比例，春、冬兩季相對較低。精華液與化妝水亦呈現相似趨勢，於夏、秋兩季之提及比例高於春、冬。

防曬產品主要集中於春、夏兩季，春季與夏季提及比例相近，而秋季及冬季則明顯較低。洗面乳與粉底於春季之提及比例相對較高，其餘季節則明顯下降。蜜粉則以冬季最高，高於其他季節；眼霜於秋季提及比例略高於其他季節。

各產品類別於不同季節之提及比例呈現不同分布，顯示本研究所蒐集之評論資料中，不同季節評論所提及的產品類型存在差異。

為進一步檢驗圖 7 所呈現之季節差異是否具有統計意義，本研究針對十項產品類別進行卡方獨立性檢定。如表 7 所示，經 Benjamini–Hochberg 偽發現率校正後，十項產品類別之提及情形於不同季節間皆達統計顯著差異（FDR-adjusted $p < .001$）。

進一步觀察效果量，洗面乳之 Cramér's V 最高（$\chi^2 = 492.71$，$V = .250$）。雖然各產品類別之季節差異皆達統計顯著，但效果量顯示其關聯程度有限，因此本研究主要將結果解讀為不同季節之產品類別提及分布存在差異，而不將其解讀為強烈的季節關聯。

統計檢定結果主要用以確認不同季節之產品類別提及分布存在差異，各產品類別實際的季節分布情形仍須配合圖 7 所呈現之提及比例進行解讀。卡方檢定反映四季整體分布是否存在差異，顯著結果表示至少有一個季節之提及比例有所不同，並不代表四季之間所有兩兩比較皆達統計顯著。

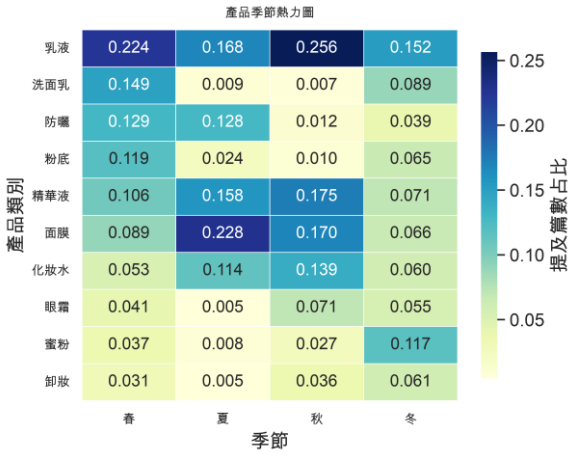

圖 7. 產品類別於不同季節之提及比例熱力圖

產品類別	χ^2	BH-FDR 校正後 p 值	Cramér's V
洗面乳	492.708	< .001	.250
粉底	300.296	< .001	.196
防曬	297.794	< .001	.195
蜜粉	250.347	< .001	.179
面膜	246.888	< .001	.177
化妝水	133.354	< .001	.130
精華液	103.692	< .001	.115
眼霜	102.951	< .001	.114
卸妝	76.930	< .001	.099
乳液	75.291	< .001	.098

表 7. 不同季節產品類別提及情形之卡方獨立性檢定結果

5 結論

本研究以 @cosme Taiwan 2025 年 5 月至 2026 年 5 月共 7,855 則使用者評論為研究資料，建立中文美妝評論之前處理流程，並結合 TF-IDF、品牌季節分析及產品類別分析，探討不同季節評論內容之變化。本研究建立一套適用於中文美妝評論之分析流程，整合文本前處理、TF-IDF 特徵建構、品牌標準化及產品類別詞典，可作為後續中文美妝評論分析及季節性研究之參考。

分析結果顯示，不同季節之美妝評論呈現不同的文本特徵。不各季之代表性關鍵詞組成有所不同，品牌於各季評論中的相對代表性亦存在差異，而產品類別之提及比例在不同季節間亦呈現統計上的顯著差異。體而言，本研究所蒐集之評論資料在不同季節間呈現不同的關鍵詞、品牌及產品類別分布，反映各季評論內容具有不同的討論特徵。

6 研究限制與未來展望

本研究仍存在若干限制。研究中僅以 @cosme Taiwan 使用者評論為資料來源，研究結果主要反映該平台之討論情形，不宜直接推論至所有美妝消費者。資料期間僅涵蓋 2025 年 5 月至 2026 年 5 月，單一年度之分析結果可能受到特定期間熱門產品、新品上市或促銷活動等短期因素影響，因此目前所觀察到的差異主要反映研究期間內之季節性文本特徵，尚不足以確認其為跨年度穩定之季節趨勢。

在分析方法方面，本研究亦發現部分 TF-IDF 高權重詞彙可能受到商品命名影響，因此解讀關鍵詞時仍須配合原始評論內容，以避免誤判其代表意義。TF-IDF 主要反映詞彙於文本中的相對重要程度，較難進一步呈現消費者針對特定產品面向所表達的情感傾向與語意關係。

未來研究可持續蒐集多年度及不同平台之美妝評論，比較相同季節於不同年度及平台之關鍵詞、品牌與產品類別分布，以進一步檢視季節差異的一致性。亦可結合情感分析、主題模型或大型語言模型（Large Language Models, LLMs）等方法。Li et al.（2024）將大型語言模型應用於多種電子商務自然語言處理任務；Boytsov et al.（2025）則結合面向式情感分析與大型語言模型處理大量產品評論。未來可參考相關方法，在既有季節分析架構下進一步分析不同季節之產品面向與情感資訊，例如比較消費者於不同季節對保濕、控油或防曬等面向的討論與情感差異，以補充現有分析方法較難呈現之資訊。

致謝

本研究獲輔仁大學人工智能與數據分析研究中心、國家科學及技術委員會計畫(NSTC114-2410-H-030-089-MY2)經費補助，特此致謝。

References

Chevalier, J. A., & Mayzlin, D. (2006). The Effect of Word of Mouth on Sales: Online Book Reviews. Journal of Marketing Research, 43(3), 345–354. http://www.jstor.org/stable/30162409

J. Park, "Framework for Sentiment-Driven Evaluation of Customer Satisfaction With Cosmetics Brands," in IEEE Access, vol. 8, pp. 98526-98538, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2997522.

Yi, F., Yang, Xx., Yang, Ry. et al. A cross-sectional study of Chinese women facial skin status with environmental factors and individual lifestyles. Sci Rep 12, 18110 (2022). https://doi.org/10.1038/s41598-022-23001-6

Yang J, Tu Y, Man MQ, Zhang Y, Cha Y, Fan X, Wang Z, Zeng Z, He L. Seasonal variations of epidermal biophysical properties in Kunming, China: A self-controlled cohort study. Skin Res Technol. 2020 Sep;26(5):702-707. doi: 10.1111/srt.12857. Epub 2020 Mar 20. PMID: 32196767.

Song EJ, Lee JA, Park JJ, Kim HJ, Kim NS, Byun KS, Choi GS, Moon TK. A study on seasonal variation of skin parameters in Korean males. Int J Cosmet Sci. 2015 Feb;37(1):92-7. doi: 10.1111/ics.12174. Epub 2014 Dec 5. PMID: 25351787.

Pang, B., & Lee, L. (2008). Opinion Mining and Sentiment Analysis. Foundations and Trends in Information Retrieval, 2(1–2), 1–135.

Liu, B. (2012). Sentiment Analysis and Opinion Mining. Morgan & Claypool.

Central Weather Administration. (2026). Climate Encyclopedia: Climate Classification. Retrieved July 18, 2026, from https://www.cwa.gov.tw/V8/C/K/Encyclopedia/climate/climate2_list.html#climate2-02

Salton, G., & Buckley, C. (1988). Term-weighting approaches in automatic text retrieval. Information Processing & Management, 24(5), 513–523. https://doi.org/10.1016/0306-4573(88)90021-0

Spärck Jones, K. (1972). A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval. Journal of Documentation, 28(1), 11–21. https://doi.org/10.1108/eb026526

Nomoto, T. Keyword Extraction: A Modern Perspective. SN COMPUT. SCI. 4, 92 (2023). https://doi.org/10.1007/s42979-022-01481-7

Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, É. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. Journal of Machine Learning Research, 12, 2825–2830.

Li, Y., Ma, S., Wang, X., Huang, S., Jiang, C., Zheng, H.-T., … Jiang, Y. (2024). EcomGPT: Instruction-Tuning Large Language Models with Chain-of-Task Tasks for E-commerce. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 38(17),18582–18590. https://doi.org/10.1609/aaai.v38i17.29820

Ilya Boytsov, Vinny DeGenova, Mikhail Balyasin, Joseph Walt, Caitlin Eusden, Marie-Claire Rochat, and Margaret Pierson. 2025. End-to-End Aspect-Guided Review Summarization at Scale. In Proceedings of the 2025 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: Industry Track, pages 463–471, Suzhou (China). Association for Computational Linguistics.