

數字文化商品生產的平台化檢視：一項抖音與TikTok「熱播歌曲」的比較計算分析

塔娜^a、矯芳^b、林聰^c、臣昕月^a、李開宇^d、沈粹華^e

^a 中國人民大學新聞學院，北京市，中國大陸

^b 香港中文大學新聞與傳播學院，新界，香港

^c 清華大學新聞與傳播學院，北京市，中國大陸

^d 勞瑞爾大學物理與計算機科學系，滑鐵盧市，安大略省，加拿大

^e 加州大學戴維斯分校傳播系，戴維斯市，加利福尼亞州，美國

摘要

數字平台通過擴大其對社會生活經濟和基礎設施的影響而佔據主導地位。然而，處於不同治理和用戶環境的數字平台之平台化有何相似與差異化表達，尚有待研究。基於平台化和流行音樂的研究，我們對音樂短視頻平台抖音及其國際版TikTok上的熱播歌曲進行了比較計算分析。通過熱播歌曲音樂特徵與流行度的相關分析以及平台再生產版本與原版歌曲的對比分析，本研究發現，抖音熱播歌曲的流行度與

塔娜，中國人民大學新聞與社會發展研究中心研究員、中國人民大學新聞學院副教授。研究興趣：計算與智能傳播、新媒體與社會。電郵：tanayun@ruc.edu.cn
矯芳(通訊作者)，香港中文大學新聞與傳播學院博士研究生。研究興趣：批判數據研究、平台研究、數字勞動。電郵：1155149759@link.cuhk.edu.hk
林聰，清華大學新聞與傳播學院博士研究生。研究興趣：計算社會科學、算法研究、多模態信息。電郵：lin-c23@mails.tsinghua.edu.cn

某些音樂特徵相關，但這種相關性在 TikTok 上並不顯著，這可能與兩者所處的不同市場有關。同時，熱播歌曲在兩個平台上的自相似度都明顯高於原版，並且均強化了音樂引導積極情緒與消極情緒的作用，這表示短視頻平台在文化商品的(再)生產和流通過程中對流行歌曲的結構與表意進行了編輯。通過研究不同數字平台上的流行音樂再生產實踐，本研究提供了有關平台化異質性的經驗證據，推動了本地和全球範圍內的平台研究。

關鍵詞：平台化、文化商品生產、比較分析、熱播歌曲

臣昕月，中國人民大學新聞學院碩士畢業生。研究興趣：計算傳播學、視覺傳播。電郵：cxy05150063@163.com

李開宇，勞瑞爾大學物理與計算機科學系助理教授。研究興趣：數據市場、數據治理。電郵：kli@wlu.ca

沈粹華，加州大學戴維斯分校傳播系教授。研究興趣：計算社會科學、虛假信息。電郵：cuishen@ucdavis.edu

論文投稿日期：2024年2月22日。論文接受日期：2024年8月20日。

Platformization of Digital Cultural Commodity Production: A Comparative Computational Analysis of Hit Songs on Douyin and TikTok

Na TA^a, Fang JIAO^b, Cong LIN^c, Xinyue CHEN^a, Kaiyu LI^d, Cuihua (Cindy) SHEN^e

^a School of Journalism and Communication, Renmin University of China, Beijing, Mainland China

^b School of Journalism and Communication, The Chinese University of Hong Kong, New Territories, Hong Kong

^c School of Journalism and Communication, Tsinghua University, Beijing, Mainland China

^d Department of Physics and Computer Science, Wilfrid Laurier University, Waterloo, ON, Canada

^e Department of Communication, The University of California, Davis, Davis, CA, USA

Abstract

Digital platforms have expanded their economic and infrastructural impacts on people's lives, thereby securing a dominant role in society. However, it is still unclear how similar digital platforms are to each other, given that they operate in diverse governance and user contexts. Based on the literature on platformization and popular music, we conducted a comparative computational analysis of hit songs on the online video-hosting platform Douyin and its international version TikTok. The correlation analysis of the songs' musical

Na TA (Associate Professor). School of Journalism and Communication, Research Center of Journalism and Social Development, Renmin University of China. Research interests: computational and intelligent communication, new media and society. Email: tanayun@ruc.edu.cn

Fang JIAO (Corresponding author, Ph.D. Student). School of Journalism and Communication, The Chinese University of Hong Kong. Research interests: critical data studies, platform studies, digital labour. Email: 1155149759@link.cuhk.edu.hk

Cong LIN (Ph.D. Student). School of Journalism and Communication, Tsinghua University. Research interests: computational social science, algorithm studies, multimodal information. Email: lin-c23@mails.tsinghua.edu.cn

features and popularity, as well as the comparative analysis of the original and reproduced versions, indicated that the popularity of hit songs on Douyin was associated with certain musical features; however, no such association was found on TikTok. This discrepancy might be attributed to the different markets in which these platforms operate. Furthermore, hit songs on both platforms showed a significantly higher degree of self-similarity than their original versions, and positive and negative emotions were more pronounced on the platforms, which suggests that the latter modify the structure and meanings of hit songs when (re)producing and circulating these cultural commodities. By examining how hit songs are reproduced across different digital platforms, this study provides evidence of the heterogeneity of platformization both locally and globally.

Keywords: platformization, digital cultural commodity production, comparative analysis, hit songs

Xinyue CHEN (Master's Graduate). School of Journalism and Communication, Renmin University of China. Research interests: computational communication, visual communication. Email: cxy05150063@163.com

Kaiyu LI (Assistant Professor). Department of Physics and Computer Science, Wilfrid Laurier University. Research interests: data market, data governance. Email: kli@wlu.ca

Cuihua (Cindy) SHEN (Professor). Department of Communication, University of California, Davis. Research interests: computational social science, misinformation. Email: cuishen@ucdavis.edu

Article History: Received on 22 February 2024. Accepted on 20 August 2024.

引言

平台化是指數字平台的基礎設施和經濟模型在與其他網絡和應用生態系統的交互中佔據主導地位的趨勢 (Helmond, 2015)。在文化生產中，數字平台的這種權力體現在編輯和算法邏輯的指導下對文化內容進行策劃 (Bonini & Gandini, 2019)，從而產生「特定的」(contingent) 文化商品，並進一步影響文化商品的生產、分配和流通 (Nieborg & Poell, 2018)。然而，處於不同治理環境與用戶環境中的數字平台，即使是由同一個商業實體所運營，其平台化過程是否存在差異、存在何種差異，尚未得到充分的研究。在平台所在的多邊市場中不同行動者共同參與的條件下 (Poell et al., 2019)，平台化構成了一個動態的、不斷重組的過程。對比平台化在不同治理和用戶環境中的表現，對於理解平台化的動態性及平台化的具體運作方式至關重要。單一平台研究在平台化研究中佔據主導地位，部分原因是特定平台的應用程序編程接口提供了便捷的數據可用性 (Pearce et al., 2020)。而平台之間的比較可以揭示平台如何差異化地實現在社會生活中的滲透，現有研究尚未充分揭示此過程。例如，在內容(新聞)消費領域，為了將自身塑造為提供真實內容的可靠角色，平台會通過平台政策與服務條款等文件塑造相應的價值與話語體系 (Hallinan et al., 2022)。而當平台將自身塑造為用戶的交流場時，已有研究發現諸如Facebook、Instagram、TikTok和Twitter等平台均更傾向於利用技術可供性實現對用戶參與行為與互動效果的滲透 (Hase et al., 2022)。以上研究提供了不同平台間共性的觀察與結論，但是不同平台是否以及如何差異化地滲透社會生活仍有待發掘。

音樂數字平台作為一種動態的社會技術系統，已經積極地介入用戶日常的音樂消費體驗中 (方格格、華伊然, 2022)。當前，抖音等短視頻平台已經成為人們發現新歌的一個主要渠道 (DT財經, 2022)。與流媒體形式的音樂平台比較，抖音(面向中國市場)和TikTok(抖音國際版)短視頻中的音樂存在以下特徵：其一，二者皆將音樂作為文化生產的一部分，音樂通過嵌入短視頻得以推廣；其二，兩者為短視頻創作者提供可選音樂片段，並以播放、分享和再創作的方式為文化商品

增值 (Zhang, 2021)。在這兩個平台上，多數用戶並沒有個性化的音樂播放列表，而是在自製短視頻中使用平台上的熱播歌曲，並參考熱播歌曲時長進行短視頻創作。以熱歌榜中的熱門音樂作為背景音樂的用戶自製短視頻被廣為傳播的可能性更大 (Feng et al., 2019)；同時，在短視頻生產過程中複用次數越多的音樂片段，也越有可能成為更具平台可見性的熱歌。可見，平台的改編、發佈與引流推薦，以及用戶的參與共同「生產」了抖音與TikTok熱歌。因此，無法脫離平台化視角討論這種流行文化的生產過程，這是既有研究尚未充分回答的問題。

本研究採用比較的觀點，試圖尋求理解處於不同治理和用戶環境中的數字平台之間的文化商品生產的差異。抖音和TikTok是由中國科技巨頭字節跳動運營的短視頻共享平台，針對不同的受眾和市場環境，均擁有超過數億活躍用戶。音樂是抖音和TikTok的重要基因，其短視頻的熱門背景音樂尤其以簡單的節奏、清晰的旋律和「洗腦」效果而聞名 (Fang et al., 2019)。兩者均是平台化研究的常見對象 (例如，De Kloet et al., 2019; Duffy, 2020; Zhang, 2021)，但平台化過程中平台之間的顯著或細微差別仍有待揭示。本研究比較這兩個平台上的熱播歌曲排行榜，可以有效地透過文化內容再生產的機制揭示差異化的平台化過程。

文獻綜述

平台化的理論與經驗研究

數字平台不斷發展的技術機制以及數字平台與外部環境的互動，使得數字平台的邊界不斷擴大。一方面，在算法調節和重組等信息技術的推動下 (Duffy, 2020)，數字平台將自身構建為數據基礎設施 (Poell et al., 2019)。另一方面，數字平台與更廣泛的外部環境互動，並將自己構建為社會技術主體，例如快手與中國「互聯網+」和「大眾創業、萬眾創新」社會經濟議程進行適配 (Lin & De Kloet, 2019)。此種趨勢即為平台化，指代數字平台的經濟、政治和基礎設施向網絡和應用生態系統的滲透過程 (Nieborg & Poell, 2018)。換言之，平台化的概念認為數

字平台的經濟和基礎設施運營模式會擴展到社交網絡 (Helmond, 2015) 並構成具有層次結構的信息生態系統 (Van Dijck, 2021)。

Poell 等人 (2019) 提出了平台化的三個維度，即數據基礎設施、多邊市場和用戶治理。既有的平台化研究分別從商業模式 (Zhang, 2021)、算法能力 (Duffy, 2020)、勞動實踐 (De Kloet et al., 2019)、互聯網治理 (Van Dijck, 2021) 和公共服務 (Burkart & Leijonhufvud, 2019) 的角度發展平台化理論，揭示平台化如何在不同語境下滲透到經濟、政治、文化和社會生活中。

國內外諸多平台均提供了平台化研究的經驗證據。抖音的發展歷程即是以科技巨頭為主導的平台化的例證之一。作為「視頻百科全書」 (Zhang, 2021)，抖音從視頻娛樂平台發展成為綜合平台，體現了科技巨頭主導的平台化進程 (Kaye et al., 2021)。例如，近年來抖音大力發展旅遊和宣傳視頻結合的商業模式，與國家發展目標一致，展現了平台向政治、經濟和社會生活領域滲透的趨勢。對於平台的不同行動者，有研究討論了文化內容創作者如何通過科技巨頭提供的平台參與文化生產，涉及獨立音樂人 (Siles et al., 2022)、短視頻創作者 (Su, 2023)、遊戲內容創作者 (Foxman, 2019) 等。

雖然既有研究已經揭示了平台化的機制和組成部分，但這些研究往往集中於單一平台，對於平台化過程中數字平台之間的差異討論尚為稀缺。單一平台化的研究提供了具體的數字平台在其各自的發展歷程中如何處理這些議題，從而獲取更多的利潤、市場或話語權的經驗證明 (Plantin et al., 2018)。同時，具體的數字平台在平台化的三個維度 (Poell et al., 2019) 面對與其他數字平台不同的基礎設施、多邊市場與平台治理議題。然而不同數字平台的具體實踐共同構成了平台向文化、技術和政治等社會領域的拓展，這突顯了平台間的對比研究對於理解平台化如何在全球市場中成為主流的商業策略和社會現象的重要性。這提示我們從平台與其所在的市場中的不同行動者的關係的角度思考和審視數字平台之間的差異。平台間的差異在國家角度包括平台如何適應不同的政策和治理環境，例如 TikTok 在美國的治理策略更關注數據隱私與倫理問題，在中國抖音則更關注內容治理 (Liu & Yang, 2022)。從用戶角度出發，平台間的差異則展現為面對有著不同內容偏

好、文化傳統和使用行為的用戶(Davis & Xiao, 2023)。本研究中抖音與TikTok是同一家科技公司擁有的數字平台，具有相似的算法邏輯與用戶界面，但由於面向不同的市場，恰好提供了對比不同市場之間數字平台之平台化的天然場所。

流行音樂與平台化

在音樂文化生產方面，Spotify等音樂流媒體服務在收集用戶數據和開發推薦算法的基礎上，通過為用戶定制播放列表參與音樂文化商品的分發(Prey, 2020)。TikTok通過創建技術和制度基礎設置，約束用戶與音樂供應商的資源整合和價值共創，如受眾曝光值、版權許可、注意力控制值等(Toscher, 2021)。通過這些實踐，數字平台通過發展其數據基礎設施(Helmond, 2015)整合數據資源並滲透進技術網絡系統和用戶服務(即平台的基礎設施化；Plantin et al., 2018)，引導和影響音樂文化生產。這些綜合數字平台對社會生活的全面滲透過程將平台化與基礎設施化聯繫起來(Helberger et al., 2018)，這意味著平台的權力越加普遍存在，同時也越加不可見，因此有必要開展實證研究來揭示平台化的機制和效果。

平台技術是一套融合控制與開放雙重邏輯的技術生態系統，音樂數字平台在內容提供商和受眾之間角逐，並在多邊市場中具有決定性和中心性地位(蔡潤芳，2021)。抖音的推薦機制以用戶興趣和習慣作為線索，但是平台優先級(如利潤)仍是其核心價值所在。在商業資本的操縱下，抖音算法會優先推薦平台自身或平台合作機構的內容(溫鳳鳴、解學芳，2022)。此外，針對音樂流媒體服務的研究發現，西方流行音樂的多樣化特徵逐漸降低，這亦是平台把關機制的結果(Wikström et al., 2018)。這些現象共同表明，平台所展示的音樂消費體驗並非用戶自主，而是一種由平台操縱的算法引導的過程，即算法作為平台化基礎設施重塑了音樂的生產和消費。從抖音熱歌的生產過程來看，歌曲的改編、集中使用與播放塑造了用戶的音樂偏好(Maasø & Spilker, 2022)，而在這種音樂消費集中化趨勢的背後，音樂數字平台所扮演的角色仍然缺少進一步的探討。

抖音與TikTok以辨識度極高的短視頻背景音樂為特色，體現了數字平台參與音樂文化商品再生產的特徵，即，兩者通過鼓勵用戶參與和創作來編輯和修改音樂產品，而不是生產原創音樂產品。通過這種方式，用戶和數字平台成為複製者(Kaye et al., 2021)，並為實時「體驗經濟」做出貢獻(Zhang & Negus, 2021, p. 539)。從文化生產的角度來看，抖音與TikTok等都通過提供熱播歌曲排行榜來呈現流行音樂的生態並引導文化生產的方向(Aguiar & Waldfogel, 2018)。熱播歌曲排行榜就像在不同平台傳播的體育賽事圖片一樣(D'Andrea & Mintz, 2019)，具有揭示數字平台之間區別的潛質。因此，本研究討論抖音與TikTok的熱播歌曲排行榜如何反映平台之間的區別。

熱播歌曲排行榜提供了音樂行業有關流行趨勢的信息(Billboard Staff, 2011)。隨著音樂行業數字平台的出現和發展，除實體銷量之外，Billboard排行榜也將流行歌曲在數字平台上的表現納入考慮，並已成為衡量歌曲成功的標準(Aum et al., 2023)。參考Billboard排行榜，數字平台也分別發佈其平台內部的熱播歌曲排行榜，這些榜單更多地基於流數據的算法(Aguiar & Waldfogel, 2018)，體現了平台化的過程。這些榜單不僅展示了用戶的音樂偏好，也反映了平台對熱門歌曲的選擇和平台文化的塑造。作為流行歌曲成功與否的指標，排行榜引導著平台化文化生產的方向(Aguiar & Waldfogel, 2018)。然而，算法的黑箱特性使得我們很難從內部角度審視熱播歌曲排行榜是如何構建的，以及這個過程如何構成平台化。為此，需要尋找其他視角來理解平台化，具體地，本研究通過抖音與TikTok的熱播歌曲排行榜來檢驗其平台化過程，兩個平台通過「熱歌榜」的方式為一般用戶提供平台的每日熱播歌曲榜單。在比對過熱門歌曲榜單展示的音樂內容的基礎上，本研究揭示平台如何塑造了這些音樂內容的特徵，以及平台間塑造角度和程度的差異。

音樂特徵與音樂熱度

在流媒體服務和算法內容推薦的時代，音樂流行度與特定的音樂特徵高度相關。基於大數據的計算方法，歌曲的音樂特徵得以被提取與計算(Greenberg & Rentfrow, 2017)。在此思路下，熱門音樂何以流

行的問題被轉化為音樂特徵對音樂熱度(傳播效果)的預測問題(Ni et al., 2011)，即通過一系列特徵變量的提取與預測算法訓練，尋找是否存在決定一首歌曲能否成為「熱歌」(hit song)的預測公式，這類研究被稱為「熱播歌曲科學」(hit song science)(Dhanaraj & Logan, 2005)，關注音樂特徵能否以及如何預測音樂流行度，並考慮如何提取預測效果好的音樂特徵集合。例如，基於歌曲在流行音樂榜單上的熱度，將流行歌曲分為「熱歌」(hits)和「非熱歌」(non-hits)後，採用隨機森林分類算法(random forests)，從音高、間隔、旋律等多個維度的聽覺特徵進行機器學習並得到熱歌預測模型(Frieler et al., 2015)。

節奏、旋律和主題等屬性是預測在線音樂流行度的重要因素(Ren et al., 2016; Yang et al., 2018)，而歌詞作為音樂的語言符號同樣也是意義傳達的重要媒介，不僅與情感表達有關(Anderson et al., 2003)，而且相比於聲學特徵可以更有效地預測音樂熱度(Dhanaraj & Logan, 2005)。此外，歌曲流派和歌曲人聲(Askin & Mauskapf, 2017)等表意特徵都有可能影響音樂的流行度。

基於熱播歌曲科學，音樂特徵可以用於預測歌曲在排行榜中達到甚麼位置，這反過來又證明了包括抖音在內的音樂平台中流行歌曲的數量有限且趨同，熱播歌曲榜單則成為平台化的有效表徵。在抖音和TikTok平台，視頻中音樂的使用和播放共同構成了平台內部的音樂偏好趨勢(Leight, 2019; Maasø & Spilker, 2022)。本研究從抖音和TikTok的熱播歌曲中提取聽覺與表意兩類音樂特徵，以彌補單一特徵在衡量歌曲流行度時可能存在的缺陷，從而揭示平台內部的音樂篩選機制。

研究問題

如何理解音樂作為一種數字文化商品在抖音和TikTok平台上的生產過程？兩者的異同對於理解差異化的平台化進程可以提供哪些啟示？抖音和TikTok的算法驅動推薦的本質是二者可以比較的基礎，然而現有研究無法進入平台內部獲取算法運作機制等數據和信息，因此本研究通過熱門歌曲榜單這一平台化運作的結果來探索平台在不同的

用戶環境和文化市場中與不同行動者溝通互動的機制，進而理解差異化的平台化過程。

本研究據此提出以下研究問題：

RQ1：在抖音與TikTok平台上，熱播歌曲中流行的音樂特徵有哪些？

RQ2：在熱播歌曲的生產過程中，抖音與TikTok平台如何改變音樂特徵來進行平台的流行文化生產？兩個平台是否存在差異？

研究方法

樣本與數據收集

本研究收集抖音與TikTok兩個平台的前一百名熱播歌曲榜單。熱播音樂榜是這兩個平台提供的重要熱度榜單之一，是按照播放量倒序展示的24小時內播放量最高的站內音樂。前一百名熱播歌曲覆蓋了最廣泛的用戶（以播放量計），因此這些歌曲能夠代表平台的整體特徵與用戶偏好。從用戶群體來看，兩者服務的用戶群體中，18歲到44歲年齡段的用戶佔比約為74.54%和73.19%，男女性用戶佔比均為男性用戶多於女性用戶，¹具有可比性。

I. 抖音熱歌與原版歌曲數據集

抖音熱歌數據集，為依據抖音平台「抖音音樂榜」中的「熱歌榜」所收集的2021年10月3日到12月3日期間抖音熱播歌曲每日前一百名榜單包含的歌曲信息。數據收集時間包含了一個公休假期（10月1日國慶節）的一部分，以及一個傳統節日（重陽節，2021年為10月23日，不放假），其節假日分佈與全年情況類似；並無影響數據特徵的重大社會事件與娛樂產業事件。數據維度包含歌曲名稱、音頻文件、歌詞、24小時內音樂播放量和使用該音樂的累計短視頻投稿量，以及抖音平台使用該音樂短視頻的累計轉發次數。由於部分日期內平台數據缺失，共

收集了56天的766首不重複熱播歌曲數據。為了確保獲得每首歌曲的音樂特徵，剔除了短於15秒以及不包含旋律特徵的歌曲，形成包含557首曲目的抖音數據集，數據衰減為27.28%。

抖音熱歌原版歌曲數據集，為對照557首抖音熱歌，並收集原版歌曲數據所形成，數據維度包含音頻文件與歌詞。通過歌曲名，在網易雲音樂平台進行歌曲檢索。以原版歌曲名與抖音熱歌歌名的最小編輯距離(levenshtein distance)²為標準完成音頻文件選擇，經過人工驗證完成音頻文件獲取。基於音頻文件，採用Google語音轉文字API頻轉換工具初步提取歌詞後，將歌詞提取任務發佈到科大訊飛眾包平台並獲取答案，由四位作者進行人工核査形成最終的歌詞數據。

II. TikTok 熱歌與原版歌曲數據集

TikTok熱歌數據集，是通過第三方平台Chartmetric數據接口獲取與抖音數據集同期的2021年10月3日到12月3日期間TikTok平台熱播歌曲每日前一百名榜單，根據歌曲名稱在TikTok網站進行熱歌音頻文件爬取而成。數據收集時間段包含美國傳統節日感恩節，從後續數據分析來看，與感恩節主題相關的議題並不突出。此外，同期的美國國內重大社會事件與娛樂產業事件在數據集中也未有明顯體現。數據維度包含歌曲名稱、音頻文件、歌詞以及24小時內音樂播放量，共收集了62天的177首不重複熱播歌曲數據。剔除了短於15秒以及不包含旋律特徵的歌曲，形成包含148首曲目的TikTok熱歌數據集，數據衰減為16.38%。

TikTok熱歌原版歌曲數據集沿用抖音熱歌原版歌曲數據採集的方式，在網易雲音樂平台收集148首TikTok熱播曲目原版歌曲的音頻文件，並進行基於眾包的歌詞收集。數據維度包含音頻文件與歌詞。

變量測量

I. 自變量：以聽覺特徵和表意特徵測量的歌曲音樂特徵

聽覺特徵用於測量音樂作為聲波信號所表現出的物理特徵，在本研究中具體分為節奏特徵與結構特徵。節奏方面，抖音與TikTok熱歌

的歌唱部分與打擊樂部分在節奏上差異較大，原因可能在於創作者為了吸引用戶而加強打擊樂的力度並強調其節拍。因此，本研究對歌唱部分與打擊樂部分的節奏特徵進行單獨測量。

具體地，泛音節奏 (tempo-harmonic) 是指從原始音頻數據中提取的來自人類歌手聲音的節奏。利用 Python 編程語言 Librosa 庫中的 beat 系列函數計算其節奏特徵，單位為「拍/分鐘」(beats per minute)。

打擊節奏 (tempo-percussive) 是指原始音頻數據中提取出的打擊樂部分的節奏，例如來自鼓和貝斯等樂器的節奏。同樣，利用 Python 編程語言 Librosa 庫中的 beat 系列函數計算其節奏特徵，單位為「拍/分鐘」。

結構方面，歌曲的旋律自相似度 (self-similarity) 是指一首歌重複自身旋律程度的高低。歌曲旋律的重複性可能影響聽眾對它的偏好 (Jakubowski et al., 2017)，因此我們將一首歌曲內部旋律的相似程度作為一種結構特徵，通過以下步驟進行測量。首先，將音頻信號分為 T 片，並將其轉化為色度圖 ($12 \times T$ 矩陣)，矩陣中的每列 (從 1 到 T) 代表 12 個音高集合的強度 (對應歌曲調號：C、C#、D、D#、E、F、F#、G、G#、A、A#、B)。將矩陣的第 i^{th} 列記為 c ，通過計算每兩列的餘弦相似度得到歌曲的旋律自相似性矩陣 ($T \times T$)。基於該矩陣，一首歌曲的旋律自相似度 (self-similarity) 可由以下公式計算：

$$\sqrt{\frac{\sum_{i,j \in [1,T], i \neq j} I\left(\frac{c_i \cdot c_j}{|c_i| \cdot |c_j|} > \theta\right)}{(T * (T - 1))}}$$

其中， $\frac{c_i \cdot c_j}{|c_i| \cdot |c_j|}$ 即 c_i 和 c_j 兩列的餘弦相似度， θ 是 0 到 1 之間的閾值， I 是標誌函數，如果條件滿足 (不等式成立) 就會返回 1，否則返回 0。

表意特徵是歌曲在傳情達意上發揮作用的特徵，本研究使用歌詞情感、歌手身分和歌曲流派三個維度進行表意特徵的測量：

歌詞情感 (emotion) 是指歌詞文本所體現出的積極與消極情緒，通過基於語詞向量的文本分析工具「文心」(處理中文) 與語言探索與字詞計算 (Linguistic Inquiry and Word Count, LIWC；處理英文) 計算每首歌詞的「積極情緒」(positive-emotion) 和「消極情緒」(negative-emotion) 兩個特徵。積極情緒與消極情緒的數值越大，意味著文本所蘊含的此類情緒越多。

歌手身分 (singer identity) 關注演唱者身分體現出的音色特徵，表徵演唱者的不同音色，主要從性別、年齡等方面區分了女聲、男聲、童聲、合唱、純音樂和其他共六類。

歌曲流派 (genre) 指歌曲創作主要使用的流派風格，對於抖音數據，根據其歌曲的流派分佈，總結出流行 (pop)、DJ、古風 (antique)、搖滾 (rock)、民謠 (folk)、嘻哈 (hip-hop) 和其他共七類流派。

對於歌手身分和歌曲流派這兩類表意特徵，本研究採取人工編碼方式進行標註。兩名編碼員首先分別同時獨立地對35首歌曲進行編碼，以初步確定類目，再根據數據實際情況調整，統一了各類目的定義。對於35首隨機抖音樂播歌曲的編碼，歌手身分和流派的組間互信度 (Krippendorff's alpha 和 Cohen's kappa) 分別為 .89 和 .90，表明編碼者之間具有較高一致性。

II. 因變量：音樂熱度

使用「峰值位次」(peak popularity) 對音樂熱度進行測量，即為觀察期內每首歌曲在排行榜所取得的最高排名位次，用於反映歌曲流行度的最佳表現。對於音樂熱度來說，存在來自於平台的多種指標，例如播放量、收藏量、使用該音樂作為背景音樂的短視頻投稿量等等。但是，考慮到抖音與TikTok兩平台日均流量的不均衡性，使用來自熱歌榜排名的相對音樂熱度，可以使得歌曲之間、平台之間具有可比性。具體地，「峰值位次」的原始數值是1到100的升序數列，表示某歌曲在當日榜單的排名順序。為了便於後續分析，本研究通過計算數值101與每首歌曲的峰值位次之差，將其轉變為降序數列。轉換後的「峰值位次」數值越大，表示歌曲熱度越高，與歌曲熱度呈正相關。

在兩個平台上，熱門歌曲榜單中的「峰值位次」均是算法通過歌曲的投稿量(用戶以該歌曲為背景音樂創作並上傳短視頻)、播放量(用戶播放含有該歌曲的短視頻)等數據基於一定的平台算法邏輯而生成的，能夠體現用戶的使用特徵與平台的偏好與控制。因此，峰值位次的對比可以用於理解差異化的平台化過程。

III. 控制變量

將可能影響音樂流行度的歌曲時效性 (timeliness) 和歌手知名度 (reputation) 作為控制變量。根據「事件吸引機制」(event gravitating mechanism) (Maasø & Spilker, 2022)，歌曲的流行趨勢可能與某些場合或事件有關，例如節日期間的熱歌歌單往往包含與節日相關的歌曲。因此本研究中以「時效性」指代熱播歌曲的流行度是否受到近期熱點事件的影響，取值1代表歌曲與熱點事件、節日等有關，取值0則代表無關。根據明星效應 (superstar effects)，歌手的知名度也會在很大程度上影響歌曲的流行趨勢 (Krueger, 2005)。本研究使用二分類變量測量「知名度」，1代表歌曲為著名歌手演唱或常年具有很高的熱度，即歌曲更知名，0則反之。

分析方法

我們對泛音節奏、打擊節奏、自相似度、積極情緒、消極情緒、歌手身分和歌曲流派這七個特徵進行與歌曲峰值位次的多元線性迴歸分析 (multiple linear regression)。對於歌手身分和流派這兩個分類變量，為其設置虛擬變量以便包含在迴歸模型中。

由於涉及自變量數量較多，通過多重共線性分析，去除協方差較高的變量。然後再進行多元線性迴歸分析。首先對這些變量進行共線性分析。在抖音數據集上，歌手身分「女聲」與歌曲流派「流行」變量之間的共線性較強；在 TikTok 數據集上，歌手身分「女聲」、「男聲」、「純音樂」與歌曲流派「DJ」與「古風」變量之間的共線性較強。為了使其他自變量順利進入迴歸模型，剔除上述共線性強的變量。保證所有變量的方差膨脹係數 (variance inflation factor) 低於5.00，滿足迴歸條件。

所有迴歸模型均通過 Kaiser–Meyer–Olkin 測試。因數據不符合正態分佈特徵，平台間對比使用非參數檢驗中的 Mann–Whitney U 檢驗類型分析來探討兩個平台的熱播歌曲與其原版在音樂特徵上的差異，從而了解平台的熱播歌曲生成機制。

通過以上迴歸分析，基於數據形成對於抖音與TikTok平台熱播歌曲所特有的音樂特徵的認知。換言之，識別出哪些特徵與熱播歌曲的流程度(體現為峰值位次)相關，回答RQ1。據此了解兩個平台熱播歌曲的異同，即在平台化過程中通過技術可供性提供的音樂中，哪些音樂特徵是被強調的，從而探究處於不同治理環境下差異化的平台化過程。而兩個平台熱歌與原版歌曲的非參數檢驗，則用於比較兩個平台在形成各自的熱播歌曲時，針對原歌曲的改造是怎樣的，即平台改變或篩選了哪些音樂特徵，以實施其流行文化生產的邏輯，更進一步地對差異化的平台化過程進行對比研究，回答RQ2。

研究結果

抖音、TikTok熱播歌曲的音樂特徵

RQ1質詢在抖音與TikTok兩個平台的熱播歌曲中流行的音樂特徵有哪些。基於多元線性迴歸分析發現(表一、二)，抖音熱播歌曲具備某些共同的音樂特徵，自相似度、男性歌手身分、嘻哈流派、民謠流派、古風流派正向預測抖音熱播歌曲峰值位次；但這種相關性在TikTok上並不顯著，在本研究關注的變量上，TikTok熱播歌曲未呈現顯著的共同特徵。

表一 抖音(N = 557)熱播歌曲音樂特徵與峰值位次分層線性迴歸模型

| 自變量 | 模型1 | | 模型2 | | 模型3 | | 模型4 | | 模型5 | | 模型6 | |
|---------|---------|------|---------|------|---------|------|---------|--------|---------|-------|---------|------|
| | β | t | β | t | β | t | β | t | β | t | β | t |
| 組1：控制變量 | | | | | | | | | | | | |
| 時效性 | -.02 | -.38 | -.02 | -.42 | -.02 | -.42 | -.03 | -.78 | -.04 | -.84 | -.03 | -.63 |
| 知名度 | .06 | 1.29 | .06 | 1.34 | .059 | 1.32 | .06 | 1.43 | .06 | 1.29 | .06 | 1.43 |
| 組2：節奏特徵 | | | | | | | | | | | | |
| 泛音節奏 | | | -.04 | -.76 | -.03 | -.73 | -.05 | -.97 | -.05 | -1.05 | -.04 | -.85 |
| 打擊節奏 | | | .03 | .64 | .03 | .60 | .03 | .64 | .03 | .66 | .02 | .40 |
| 組3：情感特徵 | | | | | | | | | | | | |
| 積極情感 | | | | | .03 | .81 | .04 | .88 | .04 | .92 | .06 | 1.50 |
| 消極情感 | | | | | .01 | .16 | .00 | .01 | .01 | .19 | .02 | .36 |
| 組4 | | | | | | | | | | | | |
| 自相似度 | | | | | | | .12 | 2.68** | .11 | 2.58* | .08 | 1.79 |

| 自變量 | 模型1 | | 模型2 | | 模型3 | | 模型4 | | 模型5 | | 模型6 | |
|-----------|---------|-----|---------|-----|---------|-----|---------|-----|---------|-------|---------|--------|
| | β | t | β | t |
| 組5：歌手身分 | | | | | | | | | | | | |
| 女聲 | | | | | | | | | .24 | 1.49 | .54 | 2.49* |
| 男聲 | | | | | | | | | .39 | 2.60* | .64 | 3.21** |
| 童聲 | | | | | | | | | .11 | 1.48 | .25 | 2.53* |
| 合唱 | | | | | | | | | .20 | 1.90 | .37 | 2.75** |
| 純音樂 | | | | | | | | | .07 | 1.25 | .14 | 2.29* |
| 組6：曲風 | | | | | | | | | | | | |
| 流行 | | | | | | | | | | | .13 | 1.33 |
| DJ | | | | | | | | | | | .00 | .037 |
| 古風 | | | | | | | | | | | .19 | 3.29** |
| 搖滾 | | | | | | | | | | | .01 | .14 |
| 民謠 | | | | | | | | | | | .17 | 3.44** |
| 嘻哈 | | | | | | | | | | | .17 | 2.43* |
| R^2 | .00 | | .00 | | .01 | | .02 | | .05 | | .11 | |
| 調整後 R^2 | -.00 | | -.00 | | -.01 | | .01 | | .03 | | .08 | |
| F | .83 | | .59 | | .50 | | 1.46 | | 2.43** | | 3.59*** | |

註：* $p < .05$ ；** $p < .01$ ；*** $p < .001$

表二 TikTok ($N = 148$) 熱播歌曲音樂特徵與峰值位次分層線性迴歸模型

| 自變量 | 模型1 | | 模型2 | | 模型3 | | 模型4 | | 模型5 | | 模型6 | |
|---------|---------|--------|---------|--------|---------|-------|---------|-------|---------|-------|---------|-------|
| | β | t | β | t | β | t | β | t | β | t | β | t |
| 組1：控制變量 | | | | | | | | | | | | |
| 時效性 | .04 | .45 | .03 | .31 | .02 | .25 | .02 | .27 | .02 | .21 | .02 | .24 |
| 知名度 | -.17 | -2.08* | -.17 | -1.99* | -.16 | -1.89 | -.16 | -1.87 | -.17 | -1.98 | -.16 | -1.75 |
| 組2：節奏特徵 | | | | | | | | | | | | |
| 泛音節奏 | | | .04 | .43 | .05 | .47 | .05 | .51 | .04 | .36 | .04 | .37 |
| 打擊節奏 | | | .05 | .44 | .05 | .49 | .05 | .46 | .05 | .46 | .01 | .10 |
| 組3：情感特徵 | | | | | | | | | | | | |
| 積極情感 | | | | | .01 | .16 | .01 | .16 | .00 | .01 | -.01 | -.13 |
| 消極情感 | | | | | -.15 | -1.79 | -.15 | -1.76 | -.15 | -1.85 | -.14 | -1.61 |
| 組4 | | | | | | | | | | | | |
| 自相似度 | | | | | | | .04 | .51 | .04 | .49 | .04 | .47 |
| 組5：歌手身分 | | | | | | | | | | | | |
| 女聲 | | | | | | | | | -.47 | -1.02 | -.44 | -.95 |
| 男聲 | | | | | | | | | -.69 | -1.18 | -.54 | -1.05 |
| 童聲 | | | | | | | | | -.26 | -1.45 | -.25 | -1.37 |

| 自變量 | 模型1 | | 模型2 | | 模型3 | | 模型4 | | 模型5 | | 模型6 | |
|-----------|---------|-----|---------|-----|---------|-----|---------|-----|---------|-------|---------|-------|
| | β | t | β | t |
| 合唱 | | | | | | | | | -.08 | -.34 | -.07 | -.28 |
| 純音樂 | | | | | | | | | -.41 | -1.13 | -.43 | -1.13 |
| 組6：曲風 | | | | | | | | | | | | |
| 流行 | | | | | | | | | | | -.11 | -.56 |
| DJ | | | | | | | | | | | -.08 | -.59 |
| 古風 | | | | | | | | | | | .00 | .00 |
| 搖滾 | | | | | | | | | | | -.18 | -1.56 |
| 民謠 | | | | | | | | | | | -.12 | -1.32 |
| 嘻哈 | | | | | | | | | | | -.13 | -.74 |
| R^2 | .03 | | .04 | | .06 | | .06 | | .11 | | .13 | |
| 調整後 R^2 | .02 | | .01 | | .02 | | .01 | | .03 | | .02 | |
| F | 2.32 | | 1.37 | | 1.47 | | 1.29 | | 1.34 | | 1.17 | |

註：* $p < .05$ ；** $p < .01$ ；*** $p < .001$

針對每個平台，多元線性迴歸分析的迴歸模型1包含了熱播歌曲在榜單中峰值位置的控制變量，模型2加入了節奏特徵，模型3加入了歌詞的情感特徵，模型4加入了歌曲的旋律相似度，模型5加入了歌手身分特徵，模型6加入了歌曲的曲風特徵。在兩個平台的模型中，歌曲節奏特徵和歌詞情感特徵的迴歸係數均不顯著，而在模型4與模型5中，抖音平台熱門歌曲的旋律自相似度可以顯著正向預測峰值位次 ($\beta = .12, p = .008$; $\beta = .11, p = .010$)。在歌手身分方面，抖音的模型5顯示男聲可以顯著正向預測峰值位次 ($\beta = .39, p = .010$)，其他身分的迴歸係數均不顯著。在加入曲風特徵的抖音模型6中，男聲也是影響力最大的歌手身分因素 ($\beta = .64, p = .001$)。在歌曲流派方面，抖音平台上的古風 ($\beta = .19, p = .001$)、民謠 ($\beta = .17, p = .001$) 和嘻哈 ($\beta = .17, p = .015$) 都具有顯著正向預測性。與抖音熱播歌曲不同的是，在TikTok數據集中，音樂特徵與歌曲熱度的相關性並不顯著。在模型的控制變量中，歌曲的知名度對峰值位次在模型1和模型2中展示出了負向的預測效果 ($\beta = -.17, p = .039$; $\beta = -.17, p = .049$)。

比較兩個平台的類別自變量的分佈(表三)，對於熱播歌曲的歌手身分分佈，女聲、童聲與合唱歌曲在抖音熱播歌曲榜單中比例更高，

男聲和純音樂歌曲在 TikTok 熱播歌曲中則有更高的比例。對於歌曲流派的分佈，數據顯示，流行、古風和民謠在抖音熱播歌曲榜單中比例更高，搖滾、嘻哈在 TikTok 中則有更高的比例。而 DJ 在兩個平台的熱播歌曲流派中佔比非常接近，體現了兩個平台具有一定的共性特徵。

表三 抖音與 TikTok 熱播歌曲音樂特徵佔比對比結果

| 特徵 | 取值 | 抖音熱歌佔比 (%) | TikTok 熱歌佔比 (%) |
|------|-----|--------------|-----------------|
| 歌手身分 | 女聲 | 49.55 | 29.73 |
| | 男聲 | 32.85 | 47.30 |
| | 童聲 | 4.49 | 2.70 |
| | 合唱 | 10.23 | 4.73 |
| | 純音樂 | 1.08 | 14.86 |
| | 其他 | 1.80 | .68 |
| | 流行 | 70.20 | 35.14 |
| 曲風 | DJ | 15.44 | 15.54 |
| | 古風 | 4.31 | 0 |
| | 搖滾 | .72 | 5.41 |
| | 民謠 | 1.44 | .68 |
| | 嘻哈 | 3.77 | 35.14 |
| | 其他 | 4.13 | 8.11 |

註：表中粗體數字為對應特徵佔比更高的平台/列

抖音、TikTok 熱播歌曲的平台再生產特點

RQ2 質詢，在熱播歌曲的生產過程中，抖音與 TikTok 兩個平台如何通過改編或篩選音樂特徵實施平台的流行文化生產邏輯，以及兩者是否存在差異。在本研究中，我們將此問題操作化為檢驗熱播歌曲與原版歌曲在相應的音樂特徵之間是否存在顯著差異。具體地，由於抖音與 TikTok 對歌曲的改編主要通過截取部分片段而實現再生產，因此本文從音樂特徵中選取五類可能發生變化的音樂特徵（泛音節奏、打擊節奏、旋律自相似度、積極情感、消極情感）進行分析。

表四 抖音熱歌的音樂特徵與原版歌曲音樂特徵的非參數檢驗 ($N = 557$)

| 特徵 | 平均值 | | 平均值差值 | Z | p |
|--------|--------|--------|-------|-------|------|
| | 熱歌 | 原曲 | | | |
| 泛音節奏 | 123.91 | 124.07 | -.16 | -.40 | .693 |
| 打擊節奏 | 124.44 | 125.41 | -.97 | -.71 | .477 |
| 積極情感 | .05 | .04 | .00 | -2.76 | .006 |
| 消極情感 | .02 | .02 | .00 | -4.78 | .000 |
| 旋律自相似度 | .17 | .10 | .07 | 25.14 | .000 |

表五 TikTok熱歌的音樂特徵與原版歌曲音樂特徵的非參數檢驗 ($N = 148$)

| 特徵 | 平均值 | | 平均值差值 | Z | p |
|--------|--------|--------|-------|-------|------|
| | 熱歌 | 原曲 | | | |
| 泛音節奏 | 123.62 | 122.78 | .84 | .32 | .749 |
| 打擊節奏 | 125.55 | 122.61 | 2.94 | .95 | .343 |
| 積極情感 | 2.00 | 1.30 | .70 | -4.57 | .000 |
| 消極情感 | .71 | .68 | .03 | -4.96 | .000 |
| 旋律自相似度 | .28 | .09 | .18 | 14.46 | .000 |

基於非參數檢驗的方法發現(見表四與表五)，兩個平台上的熱播歌曲自相似度均顯著大於其原始版本(抖音： $Z = 25.14$ ， $p < .001$ ；TikTok： $Z = 14.46$ ， $p < .001$)。平台再生產後，抖音熱播歌曲的積極和消極情緒表達較原版有顯著增強($Z = -2.76$ ， $p = .006$ ； $Z = -4.78$ ， $p < .001$)，TikTok熱播歌曲的積極和消極情緒較原版也有顯著增強($Z = -4.57$ ， $p < .01$ ； $Z = -4.96$ ， $p < .001$)。在歌曲的節奏特徵方面，抖音和TikTok熱播歌曲的節奏沒有顯著變化。RQ2得到解答。

討論與結論

本研究旨在通過比較在線短視頻平台抖音與其國際版TikTok，探討在不同市場環境下，文化生產平台化的差異，從而闡明平台化的複雜動態。基於平台研究和流行音樂研究的文獻，我們的研究提供了有關全球背景下平台化異質性的經驗證據。基於比較的視角，以抖音與TikTok的熱播歌曲為載體，對比抖音與TikTok這兩個平台上兩個月時間跨度內的熱播歌曲的特徵及其與原始版本之間的差異，分析數字平

台如何再生產文化內容，為平台參與的流行文化再生產提供了兩個層面的實證支撐：一方面，考察抖音與TikTok熱歌生產模式如何通過音樂特徵呈現；另一方面，理解音樂平台如何改造原版歌曲使其適配平台化再生產。

我們發現，抖音和TikTok在編輯原創歌曲並將其開發成具有一定特徵的流行歌曲方面有著相似的商業模式。兩個平台上的熱播歌曲自相似度均明顯高於原版，熱播歌曲的積極和消極情緒較原版也有所加強。這表明兩個平台在文化商品的(再)生產和流通過程中對流行歌曲的結構進行了編輯，存在相似的編輯方式，驗證了兩個平台在文化商品(再)生產和流通過程中的同質性，證實抖音和TikTok共享並行平台化的商業模式(Kaye et al., 2021)。自相似性的再現有利於推動抖音、TikTok剪輯的商業化「爆款」產品。兩個平台規定的一分鐘長度限制滿足了產生耳蟲效應(earworm)的基本條件，即歌曲片段平均在15秒至30秒之間(Beaman & Williams, 2010)，為這種複製策略建立了合法性。由此我們發現，平台傾向於將潛在流行歌曲重塑為自我重複度較高的歌曲，以適配其傳播模式。

基於這些發現，我們的分析從兩個方面與當前文化生產平台化的研究產生共鳴。首先，從抖音和TikTok商業模式來看，該研究體現了平台化如何主導文化商品的再生產過程。抖音和TikTok上的文化內容製作至少在將潛在熱播歌曲剪輯成片段的階段實現了標準化。抖音和TikTok的文化生產機制不是製作原創音樂，而是向用戶提供節奏、旋律、歌詞經過修改的音樂片段，並鼓勵用戶用提供的片段拍攝視頻來增加價值(Zhang, 2021)。在音樂傳遞的情緒方面，抖音與TikTok通過提升歌曲中消極情緒和積極情緒表達的方式，強化了音樂引導情緒的作用。人們普遍認為，數字平台基於複雜的算法和龐大的數據集為用戶提供個性化、定製化的文化商品(Just & Latzer, 2017)。然而，通過實證檢驗，我們發現，在文化商品生產階段，熱播歌曲具有標準化的模式，而不是偶然或個性化的(Nieborg & Poell, 2018; Prey, 2020)。換言之，流行歌曲的個性化特徵可能在分發階段而不是製作階段被疊加。

第二，抖音和TikTok的用戶群體和所在市場上存在一些區別，這些區別對於兩者的熱播歌曲存在何種特徵具有一定影響。抖音的用戶

群體主要集中在中國年輕一代，尤其是15至30歲的用戶，用戶群體具有相似的文化背景。TikTok的用戶群體更為國際化，覆蓋了來自不同國家和地區的用戶，用戶群體更加多元化。在本文觀察的數據集中，「古風」音樂風格對抖音音樂的熱度有顯著的正向影響。古風音樂是參與編碼的風格中唯一一個中國本土產生的流行音樂風格，幾乎不出現在TikTok熱播歌曲中。古風音樂起源於一種網絡亞文化，並在發展過程中不斷走向商業化。從受眾的審美動機來看，古風愛好者一方面被古風的故事性特徵吸引，另一方面也由此升華出對民族文化的共鳴感。古風音樂塑造的中國意境一經展現，「有著共同民族文化心理積澱的受眾，都會產生深深的共鳴」(王志輝，2009：13)。而社會文化歷史背景分散的TikTok用戶群體則往往並不能如此集中地形成對某一類背景音樂的「符號性」消費。與之對照地，DJ作為一種音樂流派，在兩個平台熱播歌曲流派中佔比相似，展示出「無意義」的音樂節奏的結構性特徵反而能夠引起不同文化背景的用戶的共同偏好。

本文的結論揭示了抖音與TikTok短視頻音樂平台之間的差異，有助於平台研究，並提醒研究人員進一步探討這些差異之間的相互影響。

註釋

- 1 數據來自similarweb.com，收集時間為2024年5月25日。
- 2 萊文斯坦距離是編輯距離的一種，指兩個字串之間，由一個轉成另一個所需的最少編輯操作次數；其中，編輯操作包括：將一個字符替換成另一個字符、插入一個字符，或刪除一個字符。例如，對熱歌《哪裏都是你(剪輯版)》進行歌曲名搜索，找到類似的兩首原版歌曲，其一為《哪裏都是你》，其二為《在哪裏》。《哪裏都是你》與《哪裏都是你(剪輯版)》的萊文斯坦距離為五，即字串「哪裏都是你」添加五個字符「(剪輯版)」，就成為字串「哪裏都是你(剪輯版)」；而《在哪裏》與《哪裏都是你(剪輯版)》的萊文斯坦距離為六，即首先去掉一個字符「在」，然後添加五個字符「(剪輯版)」，才能成為字串「哪裏都是你(剪輯版)」。因此，選擇《哪裏都是你》作為原版歌曲。

致謝

作者從香港中文大學「第十七屆傳播學訪問學者計劃」與《傳播與社會學刊》匿名評審專家及編委會之處收獲了精闢、中肯的修改意見，獲益良多，特此感謝。

Acknowledgement

The authors would like to thank the anonymous reviewers of the 17th Chinese University Communication Visiting Scholar Program, as well as the anonymous reviewers and editorial board of *Communication and Society*, for their insightful feedback and constructive comments.

披露聲明

本文作者未報告潛在的利益衝突。

Disclosure Statement

No potential conflict of interest was reported by the authors.

研究經費資助

本研究受中國人民大學科研基金項目(22XNQT41)資助。

Funding

This research was funded by the Research Fund Project of Renmin University of China (22XNQT41).

ORCID

塔娜 (Na TA) <https://orcid.org/0000-0002-6644-3467>

矯芳 (Fang JIAO) <https://orcid.org/0000-0003-3887-2229>

林聰 (Cong LIN) <https://orcid.org/0009-0000-8546-8021>
臣昕月 (Xinyue CHEN) <https://orcid.org/0009-0006-1612-4579>
李開宇 (Kaiyu LI) <https://orcid.org/0000-0001-9802-6361>
沈粹華 (Cuihua SHEN) <https://orcid.org/0000-0003-1645-8211>

參考文獻

中文部分 (Chinese Section)

- DT 商業觀察 (2022年9月1日)。《2022 抖音音樂生態報告 (完整版)》，取自微信，<https://mp.weixin.qq.com/s/nd7DqOwmYvifnTnx26J-hw>。
- DT Business Insight. (2022, September 1). *2022 Douyin music ecology report (full version)*. WeChat. Retrieved from <https://mp.weixin.qq.com/s/nd7DqOwmYvifnTnx26J-hw>.
- 王志輝 (2009)。《「中國風」流行音樂的價值研究》。南京藝術學院碩士論文。
- Wang, Z. (2009). *Research on the value of "Chinese style" pop music*. Unpublished Master's thesis, Nanjing University of the Arts.
- 方格格、華伊然 (2022)。〈誰在決定品味？音樂流媒體平台的品味再造和階層想像〉。《中國青年研究》，第8期，頁94–101。
- Fang, G., & Hua, Y. (2022). Who's deciding the taste? Taste reinvention and hierarchical imagination of music streaming platforms. *China Youth Study*, 8, 94–101.
- 溫鳳鳴、解學芳 (2022)。〈短視頻推薦算法的運行邏輯與倫理隱憂——基於行動者網絡理論視角〉。《西南民族大學學報 (人文社會科學版)》，第2期，頁160–169。
- Wen, F., & Xie, X. (2022). The operating logic and ethical concerns of short video recommendation algorithms—Based on the perspective of actor-network theory. *Journal of Southwest Minzu University (Humanities and Social Science)*, 2, 160–169.
- 蔡潤芳 (2021)。〈「圍牆花園」之困：論平台媒介的「二重性」及其範式演進〉。《新聞大學》，第7期，頁76–89。
- Cai, R. (2021). The dilemma of "Walled Garden": The "duality" and the paradigmatic transformation of platform media. *Journalism Research*, 7, 76–89.

英文部分 (English Section)

- Aguiar, L., & Waldfogel, J. (2018, June). *Platforms, promotion, and product discovery: Evidence from Spotify playlists*. National Bureau of Economic Research. Retrieved from <https://www.nber.org/papers/w24713>.
- Anderson, C. A., Carnagey, N. L., & Eubanks, J. (2003). Exposure to violent media: The effects of songs with violent lyrics on aggressive thoughts and feelings. *Journal of Personality and Social Psychology*, 84(5), 960–971.
- Askin, N., & Mauskopf, M. (2017). What makes popular culture popular? Product features and optimal differentiation in music. *American Sociological Review*, 82(5), 910–944.
- Aum, J., Kim, J., & Park, E. (2023). Can we predict the Billboard music chart winner? Machine learning prediction based on Twitter artist-fan interactions. *Behaviour & Information Technology*, 42(6), 775–788.
- Beaman, C. P., & Williams, T. I. (2010). Earworms (stuck song syndrome): Towards a natural history of intrusive thoughts. *British Journal of Psychology*, 101(4), 637–653.
- Billboard Staff. (2011, August 18). *About us*. Billboard. Retrieved from <https://www.billboard.com/music/music-news/about-us-467859/>.
- Bonini, T., & Gandini, A. (2019). “First week is editorial, second week is algorithmic”: Platform gatekeepers and the platformization of music curation. *Social Media + Society*, 5(4), 1–11.
- Burkart, P., & Leijonhufvud, S. (2019). The Spotification of public service media. *The Information Society*, 35(4), 173–183.
- D’Andrea, C., & Mintz, A. (2019). Studying the live cross-platform circulation of images with computer vision API: An experiment based on a sports media event. *International Journal of Communication*, 13, 1825–1845.
- Davis, M., & Xiao, J. (2023). De-Westernizing platform studies: History and logics of Chinese and U.S. platforms. *International Journal of Communication*, 15, 103–122.
- De Kloet, J., Poell, T., Zeng, G., & Chow, Y. F. (2019). The platformization of Chinese society: Infrastructure, governance, and practice. *Chinese Journal of Communication*, 12(3), 249–256.
- Dhanaraj, R., & Logan, B. (2005, September). *Automatic prediction of hit songs*. Paper presented at the International Conference on Music Information Retrieval 2005, London, UK. <https://ismir2005.ismir.net/proceedings/2024.pdf>.
- Duffy, B. E. (2020). Algorithmic precarity in cultural work. *Communication and the Public*, 5(3–4), 103–107.
- Fang, J., Wang, Z., & Hao, B. (2019). Analysis of “anesthesia” mechanism in mobile short video applications: Take “Tik Tok” APP as an example. *Advances in Social Science, Education and Humanities Research*, 309, 348–351.

- Feng, Y.-L., Chen, C.-C., & Wu, S.-M. (2019). Evaluation of charm factors of short video user experience using FAHP—A case study of Tik Tok App. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 688(5), 055068.
- Foxman, M. (2019). United we stand: Platforms, tools and innovation with the unity game engine. *Social Media + Society*, 5(4), 1–10.
- Frieler, K., Jakubowski, K., & Müllensiefen, D. (2015). Is it the song and not the singer? Hit song prediction using structural features of melodies. In W. Auhagen, C. Bullerjahn, & R. von Georgi (Eds.), *Musikpsychologie-Anwendungsorientierte Forschung* (pp. 41–54). Hogrefe.
- Greenberg, D. M., & Rentfrow, P. J. (2017). Music and big data: A new frontier. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 18, 50–56.
- Hallinan, B., Scharlach, R., & Shifman, L. (2022). Beyond neutrality: Conceptualizing platform values. *Communication Theory*, 32(2), 201–222.
- Hase, V., Boczek, K., & Scharnow, M. (2023). Adapting to affordances and audiences? A cross-platform, multi-modal analysis of the platformization of news on Facebook, Instagram, TikTok, and Twitter. *Digital Journalism*, 11(8), 1499–1520.
- Helberger, N., Karppinen, K., & D’Acunto, L. (2018). Exposure diversity as a design principle for recommender systems. *Information, Communication & Society*, 21(2), 191–207.
- Helmond, A. (2015). The platformization of the web: Making web data platform ready. *Social Media + Society*, 1(2), 2056305115603080.
- Jakubowski, K., Finkel, S., Stewart, L., & Müllensiefen, D. (2017). Dissecting an earworm: Melodic features and song popularity predict involuntary musical imagery. *Psychology of Aesthetics, Creativity, and the Arts*, 11(2), 122–135.
- Just, N., & Latzer, M. (2017). Governance by algorithms: Reality construction by algorithmic selection on the Internet. *Media, Culture & Society*, 39(2), 238–258.
- Kaye, D. B. V., Chen, X., & Zeng, J. (2021). The co-evolution of two Chinese mobile short video apps: Parallel platformization of Douyin and TikTok. *Mobile Media & Communication*, 9(2), 229–253.
- Krueger, A. B. (2005). The economics of real superstars: The market for rock concerts in the material world. *Journal of Labor Economics*, 23(1), 1–30.
- Leight, E. (2019, August 12). “If you can get famous easily, you’re gonna do it”: How TikTok took over music. Rolling Stone. Retrieved from <https://www.rollingstone.com/pro/features/tiktok-video-app-growth-867587/>.
- Lin, J., & De Kloet, J. (2019). Platformization of the unlikely creative class: Kuaishou and Chinese digital cultural production. *Social Media + Society*, 5(4), 1–12.
- Liu, J., & Yang, L. (2022). “Dual-Track” platform governance on content: A comparative study between China and United States. *Policy & Internet*, 14(2), 304–323.

- Maasø, A., & Spilker, H. S. (2022). The streaming paradox: Untangling the hybrid gatekeeping mechanisms of music streaming. *Popular Music and Society*, 45(3), 300–316.
- Ni, Y., Santos-Rodríguez, R., McVicar, M., & Bie, T. D. (2011, December). *Hit song science once again a science?* Paper presented at the 4th International Workshop on Machine Learning and Music, Sierra Nevada, Spain. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:17320348>.
- Nieborg, D. B., & Poell, T. (2018). The platformization of cultural production: Theorizing the contingent cultural commodity. *New Media & Society*, 20(11), 4275–4292.
- Pearce, W., Özkula, S. M., Greene, A. K., Teeling, L., Bansard, J. S., Omena, J. J., & Rabello, E. T. (2020). Visual cross-platform analysis: Digital methods to research social media images. *Information, Communication & Society*, 23(2), 161–180.
- Plantin, J.-C., Lagoze, C., Edwards, P. N., & Sandvig, C. (2018). Infrastructure studies meet platform studies in the age of Google and Facebook. *New Media & Society*, 20(1), 293–310.
- Poell, T., Nieborg, D., & Van Dijck, J. (2019). Platformisation. *Internet Policy Review*, 8(4), 1–13.
- Prey, R. (2020). Locating power in platformization: Music streaming playlists and curatorial power. *Social Media + Society*, 6(2), 1–11.
- Ren, J., Shen, J., & Kauffman, R. J. (2016). What makes a music track popular in online social networks? *Proceedings of the 25th International Conference Companion on World Wide Web, Canada, WWW'16*, 95–96.
- Siles, I., Arguedas, A. R., Sancho, M., & Solís-Quesada, R. (2022). Playing Spotify's game: Artists' approaches to playlisting in Latin America. *Journal of Cultural Economy*, 15(5), 551–567.
- Su, C. (2023). Contingency, precarity and short-video creativity: Platformization based analysis of Chinese online screen industry. *Television & New Media*, 24(2), 173–189.
- Toscher, B. (2021). Resource integration, value co-creation, and service-dominant logic in music marketing: The case of the TikTok platform. *International Journal of Music Business Research*, 10(1), 33–50.
- Van Dijck, J. (2021). Seeing the forest for the trees: Visualizing platformization and its governance. *New Media & Society*, 23(9), 2801–2819.
- Wikström, P., Moreau, F., & Bourreau, M. (2018, June). *Acoustic diversity of Western popular music during a period of digital transformation*. Paper presented at The Association for Cultural Economics International Conference 2018, Melbourne, Australia.
- Yang, X., Dong, Y., & Li, J. (2018). Review of data features-based music emotion recognition methods. *Multimedia Systems*, 24(4), 365–389.

Zhang, Q., & Negus, K. (2021). Stages, platforms, streams: The economies and industries of live music after digitalization. *Popular Music and Society*, 44(5), 539–557.

Zhang, Z. (2021). Infrastructuralization of TikTok: Transformation, power relationships, and platformization of video entertainment in China. *Media, Culture & Society*, 43(2), 219–236.

本文引用格式

塔娜、矯芳、林聰、臣昕月、李開宇、沈粹華 (2025)。〈數字文化商品生產的平台化檢視：一項抖音與TikTok「熱播歌曲」的比較計算分析〉。《傳播與社會學刊》，第71期，頁65–92。

Citation of This Article

Ta, N., Jiao, F., Lin, C., Chen, X., Li, K., & Shen, C. (2025). Platformization of digital cultural commodity production: A comparative computational analysis of hit songs on Douyin and TikTok. *Communication and Society*, 71, 65–92.