AI 中介內容傳播框架之建構
從機器可讀性、媒介可見性到 AI 協助解碼

摘要

生成式人工智慧介入內容生產、平台分發與閱聽活動，使內容被機器取用、被媒介呈現及被人類理解成為相互關聯卻不能等同的過程。本文以公開數位內容的流通為範圍，透過概念分析與文獻整合，建構包含人機雙重編碼、機器中介、解碼與再編碼，以及資料化回饋與再分發的四階段框架。人機雙重編碼指內容表達同時面向受眾理解與機器處理，而非人與機器各自編碼一次；機器中介區分搜尋、推薦與生成式內容三種可見性；解碼與再編碼則涵蓋個人直接理解，以及委託人工智慧轉述後再理解的可選路徑。本文以搜尋摘要、答案引擎與影音推薦為機制說明，提出六項研究命題，並透過反例與替代解釋界定框架邊界。核心論點是，技術可取用性不保證媒介可見性，內容可見性不保證來源可辨識或理解正確，互動資料也不等於認同。四階段的貢獻在於釐清上述轉換的控制者、分析單位與成立條件，而非宣稱發現全新的傳播流程。本文據此提出跨階段稽核與接收實驗的研究設計，將來源可追溯、受眾自主性及回饋的制度性轉譯納入資訊社會的傳播研究。

關鍵詞：人機雙重編碼、生成式人工智慧、再編碼、媒介可見性、資料化回饋

A Four-Stage Framework for AI-Mediated Content Communication

Abstract

Generative artificial intelligence reshapes how public digital content is produced, selected, interpreted, and recirculated. This conceptual article develops a four-stage framework comprising human–machine dual-oriented encoding, machine mediation, decoding and re-encoding, and datafied feedback and redistribution. It distinguishes search, recommendation, and generative content visibility while separating platform-side selection from receiver-directed AI assistance. Through literature synthesis and illustrative platform scenarios, the article derives six propositions and examines counterexamples and competing explanations. Its central argument is that machine accessibility does not guarantee visibility, visibility does not guarantee source recognition or accurate understanding, and interaction data do not necessarily indicate agreement. Knowledge differences, institutional objectives, and interface design condition these transitions. The framework contributes an analytical basis for tracing responsibility and testing cross-stage relationships without treating AI assistance as mandatory or claiming empirical validation.

Keywords: human–machine dual-oriented encoding, generative artificial intelligence, re-encoding, media visibility, datafied feedback

壹、前言

過去，讀者想了解某些議題，典型路徑是開啟搜尋引擎、瀏覽一列連結、點入若干網站，再自行閱讀新聞、部落格、品牌內容或知識型文章，最終在心中建立對該議題的看法。但在生成式 AI 興起的年代，人們理解訊息的路徑已經與過去大大不同。愈來愈多人直接詢問 ChatGPT 或 Gemini 等大型語言模型，就算是上網搜尋，也是直接看到 Google AI Overview 生成的內容摘要。傳統的訊息傳遞變成由 AI 系統代為搜尋、比較、翻譯、摘要與改寫，資訊被壓縮成一段整理好的答案，無須點入任何原始頁面就可以獲取資訊。這看似細微的行為轉變，牽動的卻是內容傳播歷程的重組：內容不再直接「由人寫給人看」，而是必須先被機器看到、讀懂、索引、排序與調用，最後才能被人類看見、理解與採用。

當使用者在搜尋結果中讀到一段生成式摘要，或把一份報告交給人工智慧整理，他所接觸的內容已不再是發訊者最初的版本。平台先決定哪些來源值得取用，再將部分內容重組為回答；使用者也可能在接收後，另行要求 AI 翻譯、比較或解釋。相同的摘要技術因此可能出現在不同位置：它既是媒介選擇與呈現資訊的手段，也是收訊者主動組織理解的工具。

這個問題也向前延伸至內容生產。發訊者除了考慮受眾的知識、語言與需求，還可能為搜尋、推薦或生成式系統調整標題、段落結構、來源標示與資料格式。搜尋引擎最佳化（search engine optimization, SEO）已使機器處理成為內容策略的一部分；生成式引擎最佳化（generative engine optimization, GEO）則將競爭目標進一步推向答案中的選取與呈現（Aggarwal et al., 2024）。然而，符合技術要求與實際獲得曝光並不是同一件事，更不能由機器成功讀取，直接推論人類已理解內容。

本文關注的不是「AI 是否取代傳播者」，而是公開內容在跨越不同處理環節時，哪些關係得以延續、哪些關係可能中斷。內容可以被引用卻未被正確歸因，可以取得大量互動卻未被準確理解，當然亦由可能由 AI 生成，但經過人工審閱而保留原意。這些情境共同指出，內容生產方式、媒介可見性、接收理解與互動回流必須分開觀察，再分析它們如何相互制約。

傳播理論並非缺乏處理這些問題的資源。Shannon 與 Weaver（1949）區分訊息、通道及不同層次的傳播問題；Schramm（1954）與 Barnlund（1970）重視經驗、互動及循環；Hall（1980）則說明意義不會在編碼與解碼之間自動一致。平台研究進一步指出，內容的可見性受運算分類與制度選擇影響（Bucher, 2012；Gillespie, 2014）。因此，不能將所有既有理論簡化為被動通道的線性模型，再以「AI 使媒介主動」作為唯一創新。需要補充的是，如何在同一分析架構中連結發訊端的雙重表達要求、媒介端的內容選取、接收端的可選再編碼，以及不同用途的資料化回饋。

本文據此提出四個研究問題。第一，當內容同時面向人類理解與機器處理時，應如何界定編碼與生成的關係？第二，搜尋、推薦與生成式內容可見性在何種意義上可以區分，其間又有哪些依賴關係？第三，媒介為分發而生成答案，與收訊者為理解而委託 AI 再編碼，應如何劃定邊界？第四，哪些回饋會進入下一輪內容生產與分發，而哪些反應不能由行為資料直接推定？

本文以 AI 中介內容傳播的四階段框架回應上述問題。T1 人機雙重編碼階段處理表達如何兼顧受眾與機器；T2 機器中介階段處理內容如何被選取與呈現；T3 解碼與再編碼階段處理個人如何直接理解或借助 AI 形成理解；T4 資料化回饋與再分發階段處理反應如何被記錄、解釋與重新投入傳播。四者是具有不同輸入、操作與結果的分析階段，不是所有傳播都必須依序完成的技術程序。

研究範圍限於公開數位內容經搜尋、推薦或生成式服務流通的情境，包括新聞、公共資訊、專業知識與品牌內容。私人訊息、封閉社群及組織內文件並非必然沒有 AI 中介，而是其存取權限、參與者關係與責任配置需要另行處理，本文不主張直接涵蓋。此一範圍設定也意味著，本文不是所有人機互動的總體模型，而是針對內容在不同角色之間被選擇、轉述與回流所提出的中層分析框架。

貳、理論資源與研究定位

一、編碼與解碼不是意義的自動移轉

傳播學早期模型多嘗試將傳播拆解為可分析的組成要素。Shannon 與 Weaver（1949）的傳播模型將傳播過程視為訊息經由通道傳送至接收端的過程，並加入雜訊（noise）概念，說明訊息在通道中可能受到干擾。此框架的重要性在於，它把傳播從抽象的人際互動轉化為可分析的流程，使後續研究能夠討論訊息來源、通道容量、編碼、解碼與雜訊等概念。值得注意的是，Weaver 在導論中已將傳播問題區分為技術層（符號能否準確傳送）、語意層（接收者理解是否貼近發送者原意）與效果層（訊息是否以預期方式影響行為）三個層次，並提出可增列語意接收器與語意雜訊等構件。換言之，語意與效果的問題並非後人強加於此框架，而是 Shannon–Weaver 自始即擱置、留待補充的面向；這也為本文將語意傳播與 AI 協助解碼接回傳播模型提供了正當性。

然而，Shannon–Weaver 模型作為傳播現象的總體框架，其限制相當明顯。首先，它主要關注訊號傳輸而非意義理解。其次，它假設媒介主要是被動的訊息通道，而非具有主動判斷、排序、推薦與生成能力的系統。第三，它對回饋機制的處理較為有限，難以解釋當代平台環境中由點擊、停留時間、互動率、追問、收藏與分享所形成的資料化回饋。第四，該模型較難處理內容先被機器處理、再被人類接收的情境。

後續傳播模型已逐步修正線性模型的限制。例如，Schramm（1954）的互動模型引入經驗場域（field of experience）與回饋，主張唯有發送者與接收者的經驗有所重疊，訊息才可能被有效解碼；Berlo（1960）的 SMCR 模型細化來源與接收者的態度、知識與社會文化屬性；Barnlund（1970）的交易式模型則將傳播界定為同時、連續、循環且不可逆的意義生成過程，使發訊者與收訊者的固定角色受到質疑。這一支修正將傳播從單向訊息傳輸推進到意義協商與社會互動。

更關鍵的是 Hall（1980）的編碼／解碼（encoding/decoding）模型。Hall 指出傳播是生產、流通、消費與再生產的循環，訊息在制度、專業常規與意識形態脈絡下被編碼，並被不同社會位置的閱聽人以主導、協商或對立三種方式解碼。此一觀點的重要意涵在於：解碼從來不是中性的意義還原，而是受符碼與權力結構形塑的再生產。在生成式 AI 的年代，介入解碼的除了閱聽人自身的社會位置，還多了一個會摘要、改寫並重組意義的機器中介者。然而，包含 Hall 在內的多數修正模型仍以人類發訊者與人類收訊者為核心，較少處理機器先於人類閱讀內容以及 AI 介入解碼過程的問題。此一空缺正是本文之起點。

二、人機傳播與 AI 中介傳播的角色區分

人機傳播研究指出，當 AI 系統不只是工具，而能以語言、聲音、圖像、回應與代理行動參與溝通時，傳播研究必須重新理解「誰在溝通」以及「什麼構成溝通」。Guzman 與 Lewis（2020）認為，人工智慧、虛擬代理、socialbots 與語言生成軟體與人的互動，並不符合長期以人對人溝通為核心的傳播理論典範，因此需要以人機傳播的觀點，重新分析 AI 作為溝通技術、溝通對象與意義共同建構者的功能、關係與本體邊

界。Sundar（2020）進一步從心理學角度提出「機器能動性」（machine agency）與人機互動（HAII）架構，並延續其 MAIN 模型的思路，主張使用者面對機器來源時會啟動一系列捷思（heuristics），據以判斷內容的可信度與權威性；此一觀點對本文尤具意義，因為它說明當 AI 成為內容的呈現者與解釋者時，來源線索與機器角色本身就會影響收訊者的理解與信任。

在此基礎上，Hancock、Naaman 與 Levy（2020）提出「AI 中介傳播」（AI-mediated communication）概念，將其定義為「智能代理代替溝通者，透過修改、增強或生成訊息以達成溝通目標」的人際傳播型態，並指出這將對訊息品質、人際信任與責任歸屬帶來新的倫理課題。此一定義是本文題旨的直接理論來源，但其關注焦點主要在人際訊息的「生產端」——亦即 AI 如何協助個人撰寫、潤飾或代發訊息。本文則將 AI-MC 的問題意識延伸至「內容流通與接收端」：當一段公開內容被發布後，AI 如何在搜尋、推薦與生成式回答中將其抓取、重組並再中介給人類收訊者。換言之，Hancock 等人處理的是 AI 協助內容生成，亦即訊息編碼的部分，本文提出之框架，則擴大包含 AI 協助內容整理的部分，亦即 AI 協助訊息解碼。

相關傳播研究亦已注意到此一轉變。林思平（2021）從工具理論與人機關係切入，指出 AI 的演進使人機傳播不只是工具使用，而是同時帶來傳播概念的擴充與倫理的弔詭。王維菁（2021）則指出，AI 正在改變既有傳播模式以及傳播社會研究中對傳播的定義、想像與規範。Sundar 與 Chang（2025）的對話亦回顧了 MAIN、TIME 與 HAII-TIME 等不同模型，說明 AI 已成為傳播研究中兼具工具性與能動性的研究對象。整體而言，既有研究多聚焦於人與 AI 的互動、AI 作為溝通者或 AI 對訊息生產的介入，缺乏一個整合性的觀點，協助讀者理解 AI 介入的影響。

三、平台選擇與資料化回饋

在平台社會中，內容能否被看見不再只取決於發訊者的表達能力或收訊者的搜尋行為，更取決於演算法如何選擇、排序與推薦資訊。Gillespie（2014）指出，搜尋引擎、社群平台、推薦系統與資訊資料庫中的演算法，對於什麼是資訊的定義已深度影響訊息的傳播效率。人類知識與公共參與也愈來愈受到運算邏輯的形塑。此一相關性的判定，實質上是一種演算法化的守門（gatekeeping）：決定哪些內容進入可見範圍、哪些被排除。Bucher（2012）對 Facebook 動態消息的分析進一步指出，新媒體環境中的可見性並非自然發生，而是由軟體程序與演算法權力所建構；使用者面臨的不再是被全然觀看的壓力，而是隨時可能消失、變得不可見的威脅。van Dijck、Poell 與 de Waal（2018）則將這些機制置於平台社會的框架中，指出資料化、商品化與選擇（selection）是平台運作的核心機制，使可見性成為平台商業邏輯與公共價值角力的場域。

晚近實證研究也支持媒介即主動中介系統的觀點，它不只是承載訊息，而會透過演算法與平台規則主動選擇、排序、推薦與重組內容（Bucher, 2012; Gillespie, 2014; van Dijck et al., 2018）。杜燕與謝新洲（2024）由平台可供性 (affordance) 分析演算法的嵌入與可見機制，指出一般使用者難以看見、編輯或取用演算法運作。此發現凸顯本文所關切的兩個問題：其一，媒介已從被動通道轉為具有判斷與分配能力的黑箱系統；其二，內容可見性是被系統計算與建構出來的結果，而非內容品質的自然反映。

基於此，本文將 AI 中介環境中的媒介可見性區分為三類：搜尋可見性、推薦可見性與生成式內容可見性。搜尋可見性意指內容能否被搜尋引擎抓取、索引與排序；推薦可見性指內容能否被平台演算法分發、推送與個人化呈現；生成式內容可見性則指

內容能否被生成式 AI 系統調用、摘要、引用、改寫或納入回答。三者共享「機器先行中介」的特徵，但其判準、機制與傳播後果並不相同。

此外，van Dijck（2014）的資料化概念則提醒研究者，行為被轉成資料並不是中性的紀錄程序。平台必須先決定哪些事件值得收集、以何種尺度表示，再賦予其偏好、相關性或滿意度等意義。因此，點擊與停留不能直接等於理解或認同；它們可能源自好奇、爭議、查證或介面安排。本文將其獨立為一個傳播階段，是為了讓「反應如何成為下一輪輸入」本身接受分析，而不是把所有互動自動視為有效回饋。

四、語意傳播、知識庫與 AI 協助解碼：意義的壓縮與失真

語意傳播研究為本文提供另一個重要理論基礎。如前所述，Shannon–Weaver 傳統主要處理訊號層的準確傳輸，但語意層的問題有待處理。語意傳播正是對此缺口的當代回應。此一取徑嘗試把意義、知識庫、任務相關性、時效性與語意失真納入通訊設計。Lan 等人（2021）與 Xin 等人（2024）回顧語意熵（semantic entropy）、語意率失真（semantic rate-distortion）及語意通道容量（semantic channel capacity）等發展，說明研究重點由符號是否完整重製，逐漸延伸至接收端能否取得完成任務所需的意義。Niu 與 Zhang（2024）則透過同義映射討論語意資訊與語法資訊的關係。這些工作使「形式不同但任務意義仍被保留」成為可分析的問題。

知識庫在此脈絡中具有關鍵作用。Ren 等人（2024）區分來源、任務與通道知識庫，主張語意能否有效壓縮與重建，取決於相關知識條件。Liu 等人（2024）進一步討論生成式人工智慧內容與語意通訊的整合，說明系統不只傳送既有表徵，也可能生成新的內容形式。這些研究可協助本文分析摘要、翻譯與改寫是否保留主張、證據及限定條件，也提醒研究者，同一輸入在不同任務、模型與脈絡中可能形成不同輸出。

然而，工程上的語意編解碼不能直接等同於 Hall（1980）所說的社會意義生產。前者通常依任務效能與預先設定的失真準則評估表徵，後者關注意識形態、符碼及閱聽人的解讀位置。任務完成不表示接收者接受發訊者立場，知識條件一致也不保證資訊真實。本文因此只把語意通訊作為分析表徵轉換與知識依賴的概念資源，不以通訊效率替代人的理解，也不把 Ren 等人的知識庫分類直接移植為圖中的四類背景知識。

這項區分對 AI 協助解碼尤其重要。使用者以 AI 摘要、翻譯或比較一份已取得的內容時，機器實際進行的是再表述；理解仍發生在人如何把該表述連結到既有知識、情境與判斷。再表述可以降低閱讀負荷，也可能刪除不確定性、反面證據或來源線索。其效果不能預先被定義為改善或失真，而必須分別檢查效率、語意保留、來源歸因、查證行為與個人理解。

五、生成式搜尋的經驗線索

前述理論若要能解釋當代現象，仍需與生成式搜尋與答案引擎的實證研究對話。此一領域的研究已累積若干一致的發現，正可作為本文案例式理論說明的經驗基礎。

首先，在可驗證性（verifiability）方面，生成式回答雖具引用形式，卻未必準確。Liu、Zhang 與 Liang（2023）以人工評估審查 Bing Chat、NeevaAI、perplexity.ai 與 YouChat 四個生成式搜尋引擎，發現其回答雖流暢且看似充實，卻經常包含未獲支持的陳述與不精確的引用：平均而言，僅 51.5% 的生成語句能被引用完整支持，且僅 74.5% 的引用確實支持其所對應的陳述。Venkit 等人（2024）以 You.com、Perplexity.ai 與 BingChat 為對象，結合質性研究，指出這些 AI 問答引擎提出「可查證來源」的承諾往往落空，事實與引用之間存在無法完全對應的落差，且使用者容易對其產生過度信任。筆者曾經多次查閱 AI 標示之引用來源，卻發現該連結不是文不對題，

就是無法顯示。Allaham 與 Diakopoulos（2026）則揭露更新的風險：在對 ChatGPT、Copilot、Gemini 與 Perplexity 四個生成式搜尋引擎、涵蓋政治、健康與環境等 712 則真實查詢的稽核中，四者所引用的來源中約有 16% 為 AI 生成內容，且引用高度集中於少數網域。這意味著生成式回答可能將 AI 生成、來源可疑的內容，與權威來源等同呈現給使用者。

其次，在來源可見性與流量方面，生成式摘要可能改變內容生產者與平台之間的關係。Chapekis 與 Lieb（2025）分析 900 位美國成人的瀏覽資料發現，當搜尋結果頁出現 AI 摘要時，使用者點擊傳統搜尋結果連結的比例為 8%，低於未出現 AI 摘要時的 15%；點擊 AI 摘要所列來源連結的比例更僅有 1%，且有 AI 摘要頁面的工作階段結束率（26%）高於無 AI 摘要頁面（16%）。此即所謂「零點擊」與「來源遮蔽」現象的實證證據。

第三，正因為生成式回答重新界定了「被看見」的意義，一種對應於 SEO 的新實踐，生成式引擎最佳化已然浮現。Aggarwal 等人（2024）將 LLM 驅動的搜尋工具形式化為「生成式引擎」，指出其運作如同黑箱，內容被選取、合成與引用的機制並不對外透明；他們並以實驗證明，針對性的內容介入最多可將來源在生成式回答中的可見度提升約 40%。這說明生成式內容可見性不僅是描述性概念，更已成為內容生產者可操作、平台難以完全監管的競逐對象。

最後，在地脈絡的研究亦顯示此一變化對新聞、著作與公共風險感知的影響。李怡志（2024）指出新聞業對生成式 AI 的風險感知、規範與實踐仍在形成中。江雅綺（2025）從著作權角度指出，生成式 AI 內容涉及訓練資料利用與生成物的權利保護問題，觸及來源與作者身分在 AI 中介環境中的模糊化。另有以第三人效果（third-person effect）為框架、探討 ChatGPT 風險感知成因的研究指出，AI 素養與使用經驗會影響使用者對生成式 AI 風險的判斷（曾懷寬等, 2025）。這些研究共同指向本文的核心關切：在 AI 中介環境中，「被 AI 看見」不等於「來源被人類看見」，而來源、脈絡與作者權威的保留與否，正是資訊社會中知識流通與公共性的關鍵問題。

綜合而言，本文的理論工作是重新組織既有資源，而非宣稱文獻從未處理機器、回饋或意義。四階段框架提出的分析增益，在於為每次轉換指定可觀察結果，並區分平台的選擇權與受眾的解讀權。它需要證明的是，這些區分能否比只看曝光量、工具使用率或單一摘要品質，更有效地解釋內容流通中的差異。

參、概念建構策略與證據範圍

本文採理論整合與概念分析，沒有蒐集新的問卷、訪談、實驗或平台稽核資料，也不將文獻閱讀宣稱為具有完整檢索程序的系統性回顧。材料以與研究問題直接相關的傳播理論、平台研究、語意通訊研究及生成式搜尋研究為主；平台文件用於確認功能與資格條件，新聞報導用於呈現爭議，具名評論則用於引出規範問題。不同材料的證據地位不互相替代。

概念建構依循三項操作。首先，以編碼、媒介、解碼與回饋為基本關係，將每項 AI 操作分配到控制角色及任務目的。其次，對容易混淆的概念建立排除條件，例如技術可取用性不包含實際排名，生成式內容可見性不包含人類理解，資料化回饋不包含未被記錄或未進入系統決策的反應。最後，以反例與競爭解釋檢查這些區分是否必要，再提出可由後續資料否定的命題。此程序重視概念的辨識力，不以案例數量或圖中節點多寡作為理論完整性的證據。

分析單位分為三層。第一層是內容版本，記錄某次發布或改寫的文字、影音及其來源；第二層是媒介輸出事件，記錄在特定查詢、推薦情境、帳號與時間下出現的結

果；第三層是接收事件，記錄個人接觸、再編碼、理解與回應。跨輪次分析則連結這些事件及其資料回流。此一安排避免將「網站容易被取用」「某次回答引用網站」及「某人理解網站內容」當作可在同一層次互換的觀察。

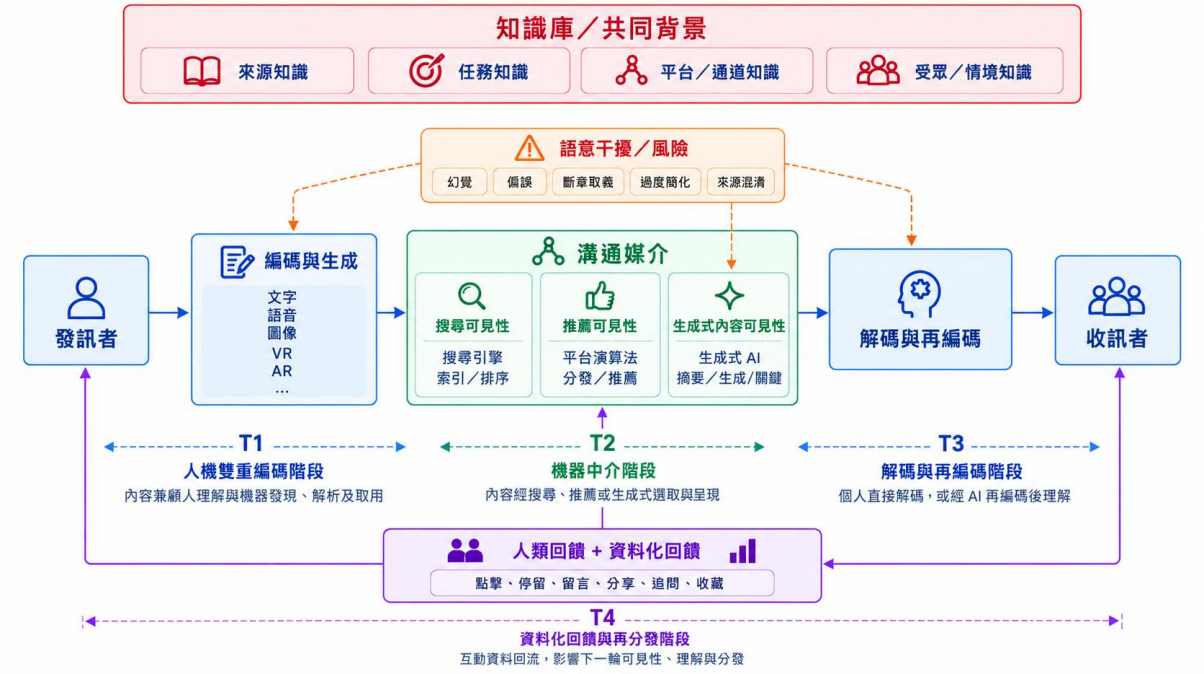
Google AI Overviews、Perplexity 與 TikTok／YouTube 作為機制說明情境，不是以田野資料完成的比較個案研究，也不是對平台市場的代表性抽樣。Google 與 Perplexity 都可能結合檢索及生成，影音平台也可能具有搜尋與生成式功能；選擇這些情境是為了展示機制的組合與分離，而非讓三個品牌各自代表一種互斥的可見性。本文只採用能以官方文件或原始研究辨識的功能描述，相關網頁核對至 2026 年 9 月 19 日；不由公開說明反推未揭露的模型權重或訓練程序。

對於反例，本文區分實際文獻發現與分析上可成立的假想情境。前者在引用研究時保留其樣本、時間與限制；後者用來檢查定義及推論是否過強，不當作新蒐集的資料。研究命題則依序標示作用機制、適用條件及可推翻的結果。三種可見性的區辨效度仍是待檢驗問題，本文的概念區分及平台說明不能替代測量驗證。

肆、四階段框架與構念界定

一、從節點序列到有條件的階段轉換

圖一將 AI 中介內容傳播過程劃分為 T1 至 T4 等四個階段。節點表示角色或操作所在的位置，階段則表示需要分別解釋的機制。發訊者與收訊者不是永遠固定的身分：收訊者若將自己的整理公開發布，便成為下一輪的發訊者。同樣地，AI 不必是單獨節點，因為其生成能力可在多個階段受不同角色委託。



圖一　AI 中介內容傳播的四階段框架

註：本圖為作者設計的概念示意圖。

二、T1 人機雙重編碼階段

T1 指發訊者將意圖形成可傳播內容時，同時考慮人類受眾的理解與機器系統的處理條件。「雙重」是編碼的雙重指向，不是主張人類與機器必須各編碼一次，也不是

心理學上以語文與意象系統為基礎的雙碼理論。內容可以完全由人撰寫、由 AI 產生後審訂，或由人機反覆協作；只要其表達同時考慮受眾與機器，就具有本階段所指的雙重要求。

編碼處理語言、論證、情境、敘事及媒材選擇，過去傳播理論指出訊息要能被理解，必須考量受眾的特質。然而，數位內容的傳播由於其溝通媒介的特質，即便考量受眾特質所產製之內容，亦有可能未被數位媒介發現與取用。換言之，在決定訊息編碼時，還必須同時「寫給機器看」。常見的機器編碼包括標題與階層結構、可解析文字、關鍵字與語意標記、結構化資料、圖片替代文字、索引與存取設定，以及作者、來源與引用連結等。

為避免把編碼與曝光混在一起，T1 區分三項條件。機器可讀性指系統能否解析內容的表徵與結構；技術可取用性指特定系統能否在權限及格式條件下存取內容；任務相關性則指內容與當次搜尋、推薦或生成需求的關聯。前兩者提供進入候選資料的條件，第三者牽涉後續選擇判準。內容即使可讀、可取用，也可能因競爭來源、使用者需求、政策或系統目標而不被呈現。

Google Search Central（2025）的官方說明可具體呈現這項差異。頁面若要具備成為 AI Overviews 或 AI Mode 支援連結的資格，必須被索引且能顯示搜尋摘要片段；但符合要求不保證抓取、索引或呈現，也不需要特殊的 AI 標記。由此可見，機器處理要求是真實存在的條件，卻不是通用的成功公式。不同平台的權限與輸入方式亦不同，不能把 Google 的資格規則套用到所有生成式系統。

生成式 AI 對 T1 的另一項改變，是編碼的方式可能由逐句書寫，轉變為指派給 AI 生成，發訊者只要設定任務、提供資料、比較版本及審核輸出。由於隨機性是生成式 AI 的特質，往往相同的提示詞 (prompt) 會得到不同結果，但這並不等於意義失真。研究應追蹤關鍵主張、證據、限定條件與來源歸屬是否改變，而不是僅以兩次輸出的字面差異衡量編碼品質。此外，也因為許多生成式 AI 已具備多模態輸出的能力，反而讓發訊者可以採用更多元的媒體形式輸出，例如輸出成圖形、podcast 甚至直接輸出成互動式的網頁。

三、T2 機器中介階段

T2 指搜尋、推薦或生成式服務依其資料、規則及目標，從候選內容中選取、排序並向使用者輸出。媒介在此是一組具有自動化選擇、排序與生成能力的社會技術系統，不再只是被動的傳輸載體。本框架區分三種可見性，內容能否出現在受眾面前是內容、系統、任務、使用者及時間共同形成的結果，而非網站一旦取得就永久持有的屬性。

搜尋可見性指內容在具備機器可讀與可取用條件後，是否實際進入搜尋系統的索引與排序機制，並獲得結果頁面的呈現與曝光。其關鍵機制包括爬取、索引、關鍵詞匹配、語意搜尋、權威性判斷、頁面結構與搜尋意圖對應。搜尋可見性延續 SEO 的問題意識，但在 AI 搜尋環境中，搜尋可見性不只關乎排名，也關乎內容是否被 AI 摘要系統引用。

推薦可見性指內容能否被社群平台、影音平台或內容平台之演算法推薦給特定受眾。其關鍵機制包括互動率、觀看完成率、停留時間、分享、留言、使用者相似性、社群關係、興趣圖譜、平台商業目標與個人化推薦。推薦可見性與搜尋可見性不同，前者不必等待使用者主動搜尋，而是由平台依使用者歷史、內容特徵、關係與情境主動分發內容。然而，搜尋與推薦仍可能混合，例如社群平台的查詢結果同時依個人資料排序。此時應依輸出所承擔的功能編碼，而不是預設某一平台只能歸入單一類型。

生成式內容可見性指內容能否被生成式 AI 系統作為摘要、比較、回答、翻譯、生成內容或推理基礎。它不一定導向原文點擊，也不一定保留完整來源脈絡。其關鍵問題包括：AI 是否抓到內容？是否正確理解？是否保留來源？是否以摘要形式呈現？是否把內容與其他來源混合？是否將原本有作者與脈絡的內容轉化為無來源的「一般知識」？

生成式內容可見性與前述兩種可見性最大之差異在內容的重新編碼。不論搜尋可見性或推薦可見性，皆是將內容推送到受眾，由使用者自行解讀。生成式內容則是由 AI 預先消化資料，並以詢問者期望之格式，重新編碼呈現。因此，生成式內容可見性可定義為：「可識別的來源內容，在生成式輸出中被實質納入、轉述或呈現的程度。」它可能表現為內容片段、主張、比較項目或附來源的摘要。

三種可見性共同說明：在 AI 中介時代，內容的傳播效果不只取決於人類讀者是否喜歡內容，也取決於機器如何判斷內容的相關性、可信度與可用性。此外，三種可見性也不是互斥的媒介，反而可能相互重疊、相互影響。例如，搜尋可為生成式系統提供候選來源；推薦可把生成答案推送給使用者；生成式回答也可引導後續搜尋。它們的概念區分在於呈現與選擇方式，而不是彼此統計獨立。

四、T3 解碼與再編碼階段

T3 指收訊者對已取得或明確選定內容的理解活動，包括直接解讀，以及借助 AI 重新表述後再解讀。解碼在此指人將訊息連結到既有知識、情境與問題，形成意義判斷；再編碼指將已取得的內容轉成新的表述，例如摘要、翻譯、比較表或解釋。AI 可以支援這些操作，但其輸出仍需由人接收，不宜把生成一份答案直接稱為「替人完成理解」。

T3 的名稱不預設個人必須先完整解碼才可要求 AI。它涵蓋兩條路徑：一是接觸內容後直接理解；二是先取得或選定內容，委託 AI 再編碼，再由個人理解。過程亦可反覆往返，例如先閱讀、發現不懂、要求解釋，再回到原文查核。使用者沒有採用 AI，只表示本次 T3 缺少再編碼支線，不代表不存在解碼階段。

T2 與 T3 的邊界在於選擇任務。系統從開放資料中挑選來源，決定使用者先看到什麼，屬於 T2；使用者指定已取得的文章或答案，要求因應個人任務轉述，屬於 T3。搜尋頁自動生成的摘要即使幫助理解，其產製仍記為 T2，而使用者對摘要的解讀記為 T3。若追問同時要求擴大搜尋與解釋，則應拆成再次選取來源的 T2 操作與接收端再編碼的 T3 操作，不能因同一介面完成就重複計算整段答案。

這項區分具有責任意涵。T2 的來源組合主要受到平台資料與選擇規則限制；T3 的再編碼則增加了受眾對輸入範圍、解釋層次與輸出形式的指示。受眾的控制仍非絕對，因為系統提示、可用資料及模型限制也會影響輸出。因此，接收端委託不等於自主性已受保障，但它使研究者能追問使用者是否可以改變要求、核對來源、拒絕轉述及回到原文。

AI 再編碼可能降低閱讀負荷，也可能刪除不確定性與反面證據；這是有條件的效果，不是固定的效率與準確性交換。具有清楚來源、逐項對照及查核要求的轉述，可能同時提高效率與理解。反之，流暢卻無法回溯的摘要可能促使使用者接受過度確定的結論。研究必須分別測量時間、理解、歸因、查證及信心，不能以閱讀較快或自陳「更懂了」取代客觀理解表現。

五、T4 資料化回饋與再分發階段

T4 指收訊者的理解、態度與行動會轉化為人類回饋與資料化回饋，並影響下一輪內容可見性與分發。傳統傳播模型中的回饋通常是收訊者對發訊者的回應，例如回信、留言或口頭反應。然而，在平台與 AI 環境中，回饋不只回到發訊者，也回到平台系統與 AI 中介環境。

資料化回饋包括點擊、停留時間、滑動速度、觀看完成率、留言、分享、追問、收藏、檢舉、不感興趣、再搜尋與後續提問。這些行為不只是受眾反應，也是平台與 AI 系統用來判斷內容價值、相關性與推薦潛力的資料。換言之，回饋不只是傳播結束後的結果，而是下一輪傳播的輸入。

因此，AI 中介內容傳播是一個循環系統。發訊者根據資料化回饋調整內容，平台根據互動資料調整分發，AI 系統根據可取得內容與使用者提問形成回答，收訊者再透過互動行為回饋系統。此一循環使內容傳播具有高度動態性，也使可見性不再是一次性結果，而是不斷被重新計算與分配的過程。

六、知識背景與風險的跨階段作用

本框架納入「知識庫／共同背景」層，是回應一個傳播學的老問題在新環境中的變形。早在互動與交易模型中，Schramm（1954）便以「經驗場域」指出：唯有當發訊者與收訊者的經驗有所重疊，訊息才可能被有效解碼——共享的背景知識，是意義得以傳遞的前提。語意傳播研究則以工程語彙重述了同一洞見：Ren 等人（2024）指出，藉由共享的語意知識庫，來源訊息可在不損其意義的前提下被高效壓縮與重建。換言之，無論以「經驗場域」或「知識庫」為名，意義的正確傳遞都繫於傳播雙方是否共享足夠的背景。本框架承接此一傳統，並將其擴充至人機混合的情境：在 AI 中介環境中，共同背景不再只存在於發訊者與收訊者之間，還必須延伸至居間解碼的 AI 系統。

具體而言，此一共同背景包含四類知識。**來源知識**指內容來源的權威性、專業性、可信度與歷史紀錄；**任務知識**指使用者此次搜尋、提問或閱讀的目的，例如學習、購買、決策、娛樂、查證或比較；**平台／通道知識**指平台規則、演算法邏輯、搜尋排序、推薦機制、資料格式與可爬取性；**受眾／情境知識**則指使用者背景、文化脈絡、既有知識、當下需求與情境限制。四者共同構成內容被判讀與理解時所依憑的背景。

在生成式 AI 環境中，此一構念尤其吃重。AI 能否正確摘要一篇文章，取決於它是否掌握該領域的概念、上下文、使用者任務與語言脈絡；一旦三者（發訊者的預設、AI 對內容與使用者的記錄、收訊者的知識背景）差異過大，AI 協助解碼所產生的理解便可能偏離原意。這也說明了一個常見卻少被理論化的現象：為何同一段內容，在不同平台、不同提示詞、不同模型與不同使用者情境中，會產生不同、甚至相互矛盾的理解結果。就此而言，共同背景是理解的重要條件，而背景知識的不足、錯置或不一致，則可能成為語意干擾的重要來源。。

語意干擾與風險同樣跨越階段。T1 可能在生成時漏掉限制條件；T2 可能選擇偏頗來源或錯誤歸因；T3 可能在轉述或個人推論中誤解；T4 則可能把查證點擊解釋成偏好，進而放大特定內容。圖中的風險箭頭僅標示幾個主要介入位置，不能據此排除其他節點。

伍、運作情境與框架邊界

本文提出的四階段框架，主要用來說明公開數位內容如何經過機器處理與平台分發，進入人類的理解過程，並可能透過資料化回饋影響後續傳播。為使框架的運作方

式更為具體，本節選取三種常見情境加以說明：Google 搜尋與 AI Overviews、Perplexity 生成式回答，以及 TikTok／YouTube 的內容推薦。三者分別凸顯搜尋可見性、生成式內容可見性與推薦可見性，也呈現四個階段並非固定依序發生，而可能因媒介功能與使用者行為形成不同路徑。

一、Google 搜尋與 AI Overviews：搜尋結果與生成摘要並存

Google AI Overviews 顯示，搜尋與生成已可能出現在同一個媒介介面中。Google 官方文件指出，AI Overviews 與 AI Mode 可針對相關子題進行多次搜尋，再將不同來源整合為摘要式回答，並列出支援內容的網頁連結（Google Search Central, 2025）。搜尋引擎因此不再只提供排序後的網頁清單，也開始參與內容的選取、重組與呈現。

在此情境中，內容生產者需要同時考量人類閱讀與機器處理。頁面是否允許爬取、重要內容能否以文字形式取得、內部連結是否清楚，以及結構化資料是否與頁面內容一致，都屬於 T1「人機雙重編碼」的問題。當 Google 索引頁面、排列搜尋結果，或將部分內容納入 AI 摘要時，則進入 T2「機器中介」。使用者可以直接閱讀搜尋結果、點入原始網頁，也可以閱讀 AI 摘要後再要求其他工具進一步解釋；這些接收與後續處理行為屬於 T3「解碼與再編碼」。至於搜尋、點擊或停留紀錄是否會影響日後的排序與內容分發，則須視平台是否收集並實際使用這些資料，才能判定是否形成 T4「資料化回饋與再分發」。

此案例也說明，搜尋可見性與生成式內容可見性雖然彼此相關，卻不能視為同一結果。網頁出現在搜尋結果中，表示它取得了搜尋可見性；其內容被 AI 摘要實質採用，則是生成式內容可見性。兩者可能使用相同的索引資料，但搜尋排名較高的網頁不一定會被生成答案採用，生成答案所引用的來源也不一定完全依照傳統搜尋排名排列。因此，研究者需要分別觀察網頁是否進入搜尋結果、是否被生成摘要採用，以及來源是否在介面中清楚呈現。

Chapekis 與 Lieb（2025）分析 900 位美國成人於 2025 年 3 月的瀏覽資料，發現搜尋頁面出現 AI 摘要時，使用者點擊傳統搜尋結果的比例為 8%，未出現摘要時則為 15%；使用者點擊 AI 摘要中來源連結的比例僅為 1%。這些資料顯示，不同的內容呈現方式伴隨不同的點擊行為。查詢類型、使用者目的與資訊需求，都可能同時影響摘要是否出現及使用者是否點擊。

同樣地，沒有點擊也不等於沒有接收或理解。使用者可能已從摘要取得所需資訊，也可能看見來源名稱卻未進入網頁；反之，即使點入來源，也不代表使用者理解內容或記得作者。因此，曝光、點擊、來源辨識與內容理解應分別測量，不能以單一流量指標概括傳播效果。

二、Perplexity：生成式內容可見性與接收端再編碼

Perplexity 將自身定位為 AI 回答引擎，強調系統會搜尋網路、整理多個來源，並以附有引用的回答回應使用者問題（Perplexity, 2026a, 2026b）。相較於傳統搜尋引擎主要提供連結，回答引擎會進一步選擇來源、摘要內容並組織答案。內容因而可能不再以完整網頁的形式抵達使用者，而是成為生成答案中的一段敘述、一項引用或多個來源整合後的觀點。

在四階段框架中，公開網頁是否具有清楚的主張、可取用的文字與可辨識的來源，屬於 T1。Perplexity 根據使用者的開放問題搜尋資料、選擇來源並生成回答，主要發生於 T2。使用者若進一步指定其中一份資料，要求翻譯、簡化、比較或保留特定限制條件，則是使用者主動委託 AI 對既有內容進行重新表述，屬於 T3。這項區分的重要性

在於：平台自行決定提供什麼內容，與使用者針對已取得的內容要求另一種表達，雖然都可能出現在同一個對話介面，卻具有不同的控制者與責任歸屬。

若使用者要求系統「搜尋其他觀點並重新解釋」，一次操作中便可能同時包含 T2 的來源選擇與 T3 的任務導向再編碼。此時不必將整段對話勉強歸入單一階段，而可依據來源由誰選擇、內容為何被改寫，將其拆分為相連的事件。相反地，若研究者只能取得最後答案，卻沒有查詢、引用與來源紀錄，便難以判斷答案來自即時檢索、模型既有知識，或使用者後續指定的材料。框架在此不是替系統補上一套不可見的流程，而是指出現有證據能夠支持哪些判斷。

生成式回答也帶來來源歸因與內容忠實度的問題。O'Brien（2024）對 Forbes 與 Perplexity 爭議的報導，呈現新聞內容經過聚合與改寫後，可能出現來源標示不足與責任歸屬不清的情形，因為一段摘要可能來自數個不同的來源內容。相關研究亦指出，生成式回答即使附有引用，仍可能發生引文無法支持陳述、來源歸屬錯誤或生成內容與原始資料不一致等問題（Liu et al., 2023; Venkit et al., 2024）。Perplexity 案例因此顯示，生成式內容可見性不只是「有沒有被引用」，而涉及內容如何被選取、採用了多少、以何種形式被重述，以及來源身分是否獲得保留。內容進入生成答案，固然增加了另一種被看見的機會，但不能據此推定原始來源同樣被看見，更不能推定內容已被正確理解。

三、TikTok 與 YouTube：推薦可見性與資料化回饋

TikTok 與 YouTube 的推薦系統呈現另一種內容傳播路徑。TikTok（2020）的公開說明指出，使用者的觀看、按讚、留言、分享及「不感興趣」等行為，都可能成為調整推薦的訊號。YouTube Help 亦列出觀看與搜尋紀錄、訂閱、按讚、不喜歡、頻道推薦設定及滿意度調查等因素。這些說明顯示，社群平台中的內容可見性不只取決於使用者主動搜尋，也取決於平台如何根據內容特徵與行為資料進行分發。

內容創作者對標題、字幕、影像、說明文字及發布設定的安排，屬於 T1。平台根據使用者與內容特徵，決定哪些影片出現在推薦頁面，則屬於 T2。使用者接觸影片後，可以直接觀看與解讀，也可以利用生成式 AI 將影片轉為逐字稿、摘要或其他較易理解的形式，兩者均屬於 T3；差別在於前者是直接解碼，後者加入了由使用者發動的再編碼。若觀看、按讚或負向回報被平台收集，並實際用於調整下一輪推薦，才進一步形成 T4。

此案例說明，AI 中介可能發生在不同環節。推薦系統主要影響內容能否抵達特定使用者；生成式 AI 則可能在內容抵達後，協助使用者重新表述與理解內容。兩種機制可以先後出現，但不應混為一談：前者改變的是內容的分發與接觸機會，後者改變的是內容的呈現形式與理解方式。使用者也可能完全不使用生成式 AI，而直接觀看原始影片，因此，再編碼是 T3 的一條可能路徑，而非所有推薦情境的必要階段。

資料化回饋也不能被簡化為「互動越多，平台就一定推薦越多」。使用者重複觀看某段爭議內容，可能出於認同，也可能是查證、反感或工作需要；負向互動是否降低推薦，也取決於平台如何定義和使用訊號。因此，研究者必須區分行為是否被記錄、平台是否將其納入分發，以及它是否確實改變後續曝光，不能僅從互動存在便推定回饋效果。

四、反例、邊界案例與替代解釋

首先，生成式內容可見性可能只是搜尋可見性的延伸，而非獨立構念。這是三種可見性分類最需要面對的替代解釋。許多生成式回答確實以搜尋與索引為基礎，網站

的權威性、相關性與可取用性也可能同時影響搜尋排名及生成答案。因此，搜尋與生成式內容可見性不應被描述為完全獨立的平行機制。

然而，具有前置依賴並不表示兩者完全相同。Grossman 等人（2026）發現，傳統搜尋、AI Overviews 與生成式服務所呈現的來源集合並不完全重疊，生成結果也可能因查詢措辭與重複執行而改變。Zhang 等人（2026）進一步區分來源是否被選入答案，以及來源內容實際被答案採用的程度。這表示搜尋排名較高的頁面可能未被生成答案採用；同一來源即使同時出現在搜尋結果與生成答案中，其內容被吸收的程度也可能不同。較合理的說法因此是：搜尋可見性可能是部分生成式服務的重要前提，但不是生成式內容可見性的充分條件。

兩者是否值得分開，最終仍須由經驗資料判斷。若在控制搜尋排名、來源特徵、查詢與時間後，生成式答案的來源選取與內容採用仍存在可解釋差異，且能進一步預測來源辨識或理解結果，便支持保留兩個構念。反之，若生成式採用幾乎完全由搜尋排名與共同來源特徵解釋，則應將其視為搜尋機制的下游表現，而非堅持維持形式上的區分。

其次，機器可取用不等於公開可見。使用者可以將一份未被搜尋引擎索引、但合法取得的文章交給 AI 摘要。此時文章可被機器處理，也發生了 T3 的再編碼，卻沒有取得公開搜尋或生成式內容可見性。反過來，某篇文章即使出現在搜尋結果中，也可能因與當次問題不符而未被生成答案採用。這些邊界案例說明，機器可取用、搜尋呈現與生成採用是相互關聯但不能互換的概念。

第三，生成式曝光未必只會降低來源互動。Pew 的資料顯示，AI 摘要出現時，傳統連結點擊比例較低；Google 則主張，經由 AI Overviews 進入支援頁面的使用者可能停留較久，形成較具投入程度的造訪（Google Search Central, 2025）。後者屬於平台自我陳述，不能取代獨立研究，但仍構成需要檢驗的反例。生成摘要可能減少總點擊，也可能提高少數點擊的品質；其結果可能受到查詢目的、來源連結的顯著程度、內容類型與使用者任務調節，不宜被寫成必然的單向效果。

最後，資料化回饋也不是必然形成的閉合循環。使用者可以關閉觀看紀錄，平台可能不採用某項訊號，行為資料也可能只用於統計而未直接影響推薦。研究者因此應區分資料是否被收集、平台宣稱如何使用，以及是否已觀察到它改變後續分發。只有第三種情況，才能較有把握地判定 T4 已經回到 T2 或 T1。

綜合而言，三種可見性的區分在概念上具有必要性，但其區辨效度仍待正式檢驗。推薦可見性通常不以明確查詢為前提，其分發單位也較偏向內容、使用者與時間的配對，因此與另外兩種可見性的界線相對清楚。搜尋可見性與生成式內容可見性則共享索引、相關性與來源權威等條件，兩者關係較為緊密。本文不預設它們已是統計上完全獨立的構念，而主張透過控制搜尋排名後的生成式採用差異，判斷兩者應予保留、合併，或視研究情境採取部分巢套的處理方式。

陸、研究命題與檢驗設計

AI 中介內容傳播框架的價值不在於把內容傳播分成 T1 至 T4，而是指出各階段之間並不是自然銜接的。內容可能對機器友善，卻不利於人類理解；可能被生成式系統大量採用，卻失去原始來源；也可能因為引發爭議而得到大量互動，卻被平台誤認為受到認同。因此，本節不再把技術條件或測量方式直接寫成命題，而是聚焦於四階段之間可能出現的矛盾、轉換與後果。以下六項命題分別處理人機雙重編碼、三種可見

性的關係、來源辨識、AI 再編碼、資料化回饋，以及平台指標對下一輪內容生產的影響。

一：對機器友善，不一定對人類友善

內容生產者為了讓搜尋、推薦或生成式系統更容易處理內容，可能採用清楚的標題、固定結構、文字化資訊與明確來源。這些做法通常也有助於人類閱讀，因此，人類需求與機器需求不必然衝突。

問題出現在機器最佳化進一步改變內容本身的時候。為了讓內容更容易被擷取或納入生成答案，創作者可能把複雜論證改寫成簡短結論，刪除例外、不確定性與相反證據。這些調整可能增加內容進入搜尋或生成答案的機會，卻使人類受眾更難掌握問題的完整脈絡。

據此，本文提出：

命題一：在不刪減重要脈絡的情況下，提高內容的結構性與機器可讀性，將同時增進機器處理與人類理解；但當機器最佳化開始壓縮例外、不確定性或論證脈絡時，機器可見性可能繼續提高，人類理解的完整性卻會下降。

這項命題顯示，人機雙重編碼不一定是雙贏。真正的關鍵不是內容是否經過 SEO 或 GEO 調整，而是這些調整只改善結構，還是已經改變了內容的語意與證據。

二、生成任務越複雜，搜尋排名越不能決定哪些內容進入答案

搜尋可見性與生成式內容可見性經常共享索引、相關性與來源權威等條件。對簡單的事實查詢而言，生成式系統可能直接採用搜尋排名較前的來源，因此兩種可見性高度重疊。然而，當任務要求比較不同觀點、整合多項證據或解釋因果關係時，系統需要的不再只是排名最高的網頁，而是能夠共同完成回答的來源組合。某篇文章即使搜尋排名不高，也可能因為提供特定證據或反面觀點而被納入答案；搜尋排名靠前的內容，也可能因為與其他來源重複而未被採用。

據此，本文提出：

命題二：生成任務所需的比較、整合與推論程度越高，生成式答案的來源組合越可能偏離傳統搜尋排名，搜尋可見性與生成式內容可見性之間的關聯也將減弱。

這項命題直接處理兩種可見性是否具有區辨效度。本文並不主張它們一定彼此獨立，而是預期兩者的關係會隨任務類型改變。簡單查詢中，生成式內容可見性可能高度依賴搜尋排名；複雜任務中，來源能否補充證據、提供差異觀點或適合跨來源整合，可能變得更重要。

三、內容越被 AI 整合，來源越可能被使用者遺忘

生成式回答可以將多個來源整理成一段連貫文字，降低使用者閱讀與比較資料的負擔。然而，答案越流暢，來源之間的界線也可能越不明顯。使用者可能記得答案內容，卻不知道某項主張來自哪一個來源。

因此，內容可見性與來源可見性可能朝不同方向發展。某篇文章的主張可以大量進入生成答案，但原作者、媒體或機構名稱卻未必同樣被使用者記住。即使介面附有來源連結，若連結沒有與具體主張對應，仍可能無法改善來源辨識。

據此，本文提出：

命題三：生成式系統整合的來源越多、改寫程度越高，使用者正確辨識主張來源的能力越低；若介面能將具體主張與原始來源直接對應，這項負面影響將會減弱。

這項命題預期，使用者可能在「記得內容」與「記得來源」之間出現落差。AI 摘要甚至可能提高事實記憶，卻同時降低來源歸因的準確性。這也是為什麼「內容被 AI 採用」不能直接等同於「來源獲得可見性」。

四、AI 再編碼可以降低理解門檻，也會提高 AI 表述對判斷的影響

當內容的語言、專業程度或表達形式超出使用者原有能力時，AI 翻譯、摘要與解釋可以降低理解門檻。例如，使用者可以把專業文章轉成白話說明，也可以將影音內容轉為逐字稿、重點摘要或不同語言的版本。

不過，使用者越依賴 AI 才能理解原始內容，就越難獨立判斷 AI 在重新表述時刪除了什麼、強調了什麼。AI 再編碼因此可能一方面縮小知識差距，另一方面增加使用者受到 AI 敘事框架影響的程度。

據此，本文提出：

命題四：收訊者與原始內容之間的語言或知識落差越大，AI 再編碼對即時理解的幫助越明顯；但使用者的判斷也越容易受到 AI 所選擇的重點、語氣與因果框架影響。提供原文對照與多版本比較，將降低這項依賴。

這項命題不把 AI 再編碼預設為改善或傷害理解，而是指出它可能同時產生兩種效果。對不熟悉議題的使用者而言，AI 摘要可能確實讓內容變得容易理解；但如果摘要省略反面證據或把不確定結論寫得過度肯定，缺乏背景知識的使用者也較難察覺。

五、平台記錄的是行為，不一定是行為背後的意圖

平台可以記錄使用者是否點擊、觀看、重播、留言或分享，卻不一定知道這些行為背後的原因。使用者可能因為喜歡某項內容而反覆觀看，也可能因為懷疑、反感、查證或準備批評而觀看。

如果推薦系統主要依靠互動強度判斷偏好，而缺乏能區分使用者意圖的訊號，爭議內容可能因為引發大量查證與反駁而獲得更多曝光。此時，平台不是正確辨識了使用者的態度，而是將「投入注意力」解讀成「希望繼續接觸」。

據此，本文提出：

命題五：平台越依賴缺乏意圖資訊的行為訊號進行推薦，爭議、反感或查證所產生的互動，越可能被誤認為正向偏好，並增加同類內容的後續曝光；提供明確的意圖或滿意度訊號，將減弱這項效果。

這項命題把本文「互動不等於認同」的主張轉化為可檢驗關係。問題不在於平台是否收集互動，而在於它如何解釋互動。

六、平台指標會逐步把平台偏好寫回內容

資料化回饋不只影響使用者下一次看見什麼，也可能改變創作者下一次如何表達。當創作者持續看到某些標題、長度、敘事方式或內容結構獲得較高曝光時，便可能在後續內容中重複採用這些形式。

這種調整未必是平台直接命令創作者，也不表示創作者完全失去自主性。它更可能透過績效儀表板、流量差異及同業模仿逐步發生。長期下來，不同創作者可能開始使用相似的標題、段落與答案式結構，使內容在形式上愈來愈接近。

據此，本文提出：

命題六：當平台提供的績效指標清楚、穩定且受到創作者重視時，創作者將逐步採用平台偏好的表達形式，使內容形式趨於集中；若創作者受到專業規範、多元成效目標或明確編輯原則約束，這項趨同效果將減弱。

這項命題連結 T4 與下一輪 T1，也使四階段形成真正具有理論意義的循環。平台先選擇容易取得曝光的內容，創作者再根據曝光資料調整表達，調整後的內容又成為下一輪機器選取的對象。

柒、討論與研究限制

一、結論

本文提出 AI 中介內容傳播框架，四個階段彼此連結，但不是所有傳播事件都必須依序經過，也不保證前一階段成功，下一階段就會自然成立。

本框架的第一項貢獻，是說明內容生產者現在不只要考慮人類能否理解，也要考慮機器能否發現、解析與採用內容。清楚的結構可以同時幫助人與機器，但如果為了提高機器可見性而刪除脈絡、例外與不確定性，就可能出現「機器更容易採用，人類卻更難完整理解」的情況。

第二項貢獻，是區分搜尋、推薦與生成式內容三種可見性。內容出現在搜尋結果、被推薦給特定使用者，以及被納入生成答案，是三種不同結果。它們可能共享資料與排序基礎，也可能同時出現在一個平台，但不能相互取代。尤其在生成式環境中，內容可能被大量採用，原始來源卻沒有被清楚辨識。因此，內容可見性、來源可見性與語意保留應分開評估。

第三項貢獻，是區分平台的內容選擇與使用者的 AI 再編碼。平台決定使用者先看見哪些內容，屬於 T2；使用者針對已取得的文章、影片或答案，要求 AI 翻譯、摘要或解釋，則屬於 T3。AI 再編碼可以降低語言與知識門檻，但也可能透過刪減、強調與重新組織，影響使用者理解問題的方式。因此，AI 協助理解不能只看效率，也要檢查來源、脈絡與不同觀點是否獲得保留。

第四項貢獻，是指出平台記錄的是行為，不一定是行為背後的意圖。點擊、停留、重播與留言可能代表喜歡，也可能代表反感、查證或批評。平台若將所有高互動都解讀為偏好，就可能誤判使用者意圖，並持續推薦相似內容。這些資料也可能回到創作者，使創作者逐漸採用平台偏好的標題、篇幅與表達形式，進一步改變下一輪內容生產。

本文提出的六項命題，將上述關係轉化為可檢驗的問題：機器最佳化何時開始損害人類理解；生成任務變複雜時，搜尋與生成式可見性是否逐漸分離；多來源整合是否降低來源辨識；AI 再編碼是否同時改善理解並放大框架效果；平台是否將查證與反感誤判為偏好；績效指標是否使內容形式逐漸趨同。

這些問題也涉及來源責任與受眾自主。唐鳳（2026）所提出的「拒絕被最佳化的權利」提醒我們，技術不應只追求更快的處理與更高的互動，也應保留修正、查證、比較與拒絕的空間。對內容生產者而言，機器可見性不應取代內容完整性；對平台而言，附上來源不等於完成來源責任；對使用者而言，善用 AI 也包括知道何時應回到原始內容。

因此，本框架的核心主張可以簡化為三點：可被機器取用，不等於會被看見；被看見，不等於來源清楚或理解正確；產生互動，也不等於認同。AI 中介內容傳播的研究，不能只問內容獲得多少曝光，也要追問內容如何被選擇、如何被改寫、如何被理解，以及互動資料如何影響下一輪傳播。

二、研究限制

首先，本文屬於概念建構與文獻整合，沒有蒐集原始的問卷、訪談、實驗或平台資料。因此，四階段框架與六項命題目前只是可供檢驗的理論主張，不能被視為已獲證實的因果模型。後續研究可分別採用內容實驗、跨平台查詢測試、使用者研究與長期追蹤加以驗證。

其次，四個階段在實際情境中可能交錯發生。AI 代理可能在一次操作中同時搜尋、摘要、解釋與發布內容，同一平台也可能同時控制來源選擇、答案生成與行為資料。未來研究應根據誰控制操作、使用哪些資料及操作目的進行判斷，而不能只依平台名稱或技術形式分類。

第三，三種可見性的區辨效度仍有待驗證。搜尋、推薦與生成式內容可見性雖有不同定義，卻可能共享索引、來源權威及使用者資料。後續研究應控制查詢、時間、地區與個人化設定，檢查三種可見性是否各自提供額外解釋。如果生成式內容可見性始終能由搜尋排名完整解釋，就應縮小其作為獨立構念的主張。

第四，平台功能與演算法會持續更新，公開文件也無法呈現所有實際運作方式。本文引用的平台資料只反映特定時間可取得的資訊，不能直接推論未公開的排序、推薦或模型訓練機制。後續研究應保存查詢內容、輸出結果、執行時間、帳號設定與模型版本，以提高研究的可比較性。

最後，本文主要討論公開數位內容，對私人訊息、封閉社群、授權資料、多模態內容及不同語言文化的處理仍有限。未來研究需要進一步檢驗四階段框架能否用於這些情境，並區分事實錯誤、來源失真與合理的詮釋差異。

整體而言，四階段框架不是一條必然運作的流程，而是一套用來找出問題發生位置的分析工具。它的價值取決於能否幫助研究者更清楚地說明：內容如何因機器而改變、平台如何分配可見性、AI 如何參與理解，以及資料化回饋如何塑造下一輪公共資訊。

生成式 AI 使用聲明

本研究修訂過程使用 Claude、ChatGPT 輔助概念整理、文獻定位與書目核對、論述修訂、語言校對及文件編排。圖一由作者手繪後，交由 ChatGPT 輔助生成。本文之研究判斷、引文詮釋、圖像使用及最終送出內容均由人類作者負責。

參考文獻

王維菁（2021）。AI、傳播與社會專題序言。*資訊社會研究，41*，19–26。https://doi.org/10.29843/JCCIS.202107_(41).0002

江雅綺（2025）。人工智慧生成內容與著作權：以人工智慧生成內容是否能取得著作權利保護與人工智慧系統訓練過程是否成立合理使用為核心。*資訊社會研究，48*，59–88。https://doi.org/10.29843/JCCIS.202501_(48).0003

李怡志（2024）。新聞媒體對於生成式人工智慧的感知風險、規範與實踐。*新聞學研究，160*，1–66。

杜燕、謝新洲（2024）。平台可供性視角下算法的嵌入與可見機制研究。*信息資源管理學報，14*(5)，91–103。

林思平（2021）。人工智慧與人機傳播：傳播的擴充與弔詭。*資訊社會研究，41*，93–132。https://doi.org/10.29843/JCCIS.202107_(41).0005

唐鳳（2026 年 7 月 15 日）。*AI 與民主：拒絕被最佳化的權利*。https://cyberambassador.tw/humanist-review

曾懷寬、李芷容、吳泰毅（2025）。初探生成式 AI 風險感知的成因與第三人效果：以 ChatGPT 為例。*資訊社會研究，49*，85–132。https://doi.org/10.29843/JCCIS.202507_(49).0003

Aggarwal, P., Murahari, V., Rajpurohit, T., Kalyan, A., Narasimhan, K. R., & Deshpande, A. (2024). GEO: Generative engine optimization. In *Proceedings of the 30th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '24)* (pp. 5–16). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3637528.3671900

Allaham, M., & Diakopoulos, N. (2026). *Synthetic sources?: Auditing generative search engine citations for evidence of AI-generated sources* [Preprint]. arXiv. https://arxiv.org/abs/2605.23684

Barnlund, D. C. (1970). A transactional model of communication. In K. K. Sereno & C. D. Mortensen (Eds.), *Foundations of communication theory* (pp. 83–92). Harper & Row.

Berlo, D. K. (1960). *The process of communication: An introduction to theory and practice*. Holt, Rinehart and Winston.

Bucher, T. (2012). Want to be on the top? Algorithmic power and the threat of invisibility on Facebook. *New Media & Society, 14*(7), 1164–1180. https://doi.org/10.1177/1461444812440159

Chapekis, A., & Lieb, A. (2025, July 22). *Google users are less likely to click on links when an AI summary appears in the results*. Pew Research Center. https://www.pewresearch.org/short-reads/2025/07/22/google-users-are-less-likely-to-click-on-links-when-an-ai-summary-appears-in-the-results/

Gillespie, T. (2014). The relevance of algorithms. In T. Gillespie, P. J. Boczkowski, & K. A. Foot (Eds.), *Media technologies: Essays on communication, materiality, and society* (pp. 167–194). MIT Press. https://doi.org/10.7551/mitpress/9042.003.0013

Google Search Central. (2025, December 10). *AI features and your website*. Google for Developers. Retrieved September 19, 2026, from https://developers.google.com/search/docs/appearance/ai-features

Grossman, R., Liu, S., Chen, M. K., Smith, M., Borcea, C., & Chen, Y. (2026). How generative AI disrupts search: An empirical study of Google Search, Gemini, and AI Overviews. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2604.27790

Guzman, A. L., & Lewis, S. C. (2020). Artificial intelligence and communication: A Human–Machine Communication research agenda. *New Media & Society, 22*(1), 70–86. https://doi.org/10.1177/1461444819858691

Hall, S. (1980). Encoding/decoding. In S. Hall, D. Hobson, A. Lowe, & P. Willis (Eds.), *Culture, Media, Language: Working Papers in Cultural Studies, 1972–79* (pp. 128–138). Hutchinson.

Hancock, J. T., Naaman, M., & Levy, K. (2020). AI-mediated communication: Definition, research agenda, and ethical considerations. *Journal of Computer-Mediated Communication, 25*(1), 89–100. https://doi.org/10.1093/jcmc/zmz022

Lan, Q., Wen, D., Zhang, Z., Zeng, Q., Chen, X., Popovski, P., & Huang, K. (2021). *What is semantic communication? A view on conveying meaning in the era of machine intelligence* [Preprint]. arXiv. https://arxiv.org/abs/2110.00196

Liu, G., Du, H., Niyato, D., Kang, J., Xiong, Z., Kim, D. I., & Shen, X. (2024). *Semantic communications for artificial intelligence generated content (AIGC) toward effective content creation* (Version 2) [Preprint]. arXiv. https://arxiv.org/abs/2308.04942v2

Liu, N. F., Zhang, T., & Liang, P. (2023). Evaluating verifiability in generative search engines. In H. Bouamor, J. Pino, & K. Bali (Eds.), *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2023* (pp. 7001–7025). Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.18653/v1/2023.findings-emnlp.467

Niu, K., & Zhang, P. (2024). *A mathematical theory of semantic communication: Overview* [Preprint]. arXiv. https://arxiv.org/abs/2401.14160

O'Brien, M. (2024). *AI startup Perplexity wants to upend search business. News outlet Forbes says it's ripping them off*. Associated Press. https://apnews.com/article/f307cb607f0db871b05f843a3f744340

Perplexity. (2026a, September 3). *How does Perplexity work?* Perplexity Help Center. Retrieved September 19, 2026, from https://www.perplexity.ai/help-center/en/articles/10352895-how-does-perplexity-work

Perplexity. (2026b, September 3). *What is Perplexity?* Perplexity Help Center. Retrieved September 19, 2026, from https://www.perplexity.ai/help-center/en/articles/10352155-what-is-perplexity

Ren, J., Zhang, Z., Xu, J., Chen, G., Sun, Y., Zhang, P., & Cui, S. (2024). *Knowledge base enabled semantic communication: A generative perspective* (Version 2) [Preprint]. arXiv. https://arxiv.org/abs/2311.12443v2

Schramm, W. (1954). How communication works. In W. Schramm (Ed.), *The process and effects of mass communication* (pp. 3–26). University of Illinois Press.

Shannon, C. E., & Weaver, W. (1949). *The mathematical theory of communication*. University of Illinois Press.

Sundar, S. S. (2020). Rise of machine agency: A framework for studying the psychology of human–AI interaction (HAII). *Journal of Computer-Mediated Communication, 25*(1), 74–88. https://doi.org/10.1093/jcmc/zmz026

Sundar, S. S.、Chang, Y.（2025）。人工智慧與媒體的變革性研究：洞察與創新。*資訊社會研究，48*，1–22。https://doi.org/10.29843/JCCIS.202501_(48).0001

TikTok. (2020). *How TikTok recommends videos #ForYou*. TikTok Newsroom. https://newsroom.tiktok.com/en-us/how-tiktok-recommends-videos-for-you

van Dijck, J. (2014). Datafication, dataism and dataveillance: Big Data between scientific paradigm and ideology. *Surveillance & Society, 12*(2), 197–208. https://doi.org/10.24908/ss.v12i2.4776

van Dijck, J., Poell, T., & de Waal, M. (2018). *The Platform Society: Public Values in a Connective World*. Oxford University Press.

Venkit, P. N., Laban, P., Zhou, Y., Mao, Y., & Wu, C.-S. (2024). *Search engines in an AI era: The false promise of factual and verifiable source-cited responses* [Preprint]. arXiv. https://arxiv.org/abs/2410.22349

Xin, G., Fan, P., & Letaief, K. B. (2024). Semantic communication: A survey of its theoretical development. *Entropy, 26*(2), Article 102. https://doi.org/10.3390/e26020102

YouTube Help. (n.d.). *How YouTube recommendations work*. Retrieved September 19, 2026, from https://support.google.com/youtube/answer/16089387

Zhang, K., He, X., & Yao, J. (2026). From citation selection to citation absorption: A measurement framework for generative engine optimization across AI search platforms. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2604.25707