



Working Paper 2026.1.3.1

- Vol. 1, No. 3

**CÁ NHÂN HÓA VÀ HIỆU ỨNG BONG BÓNG LỌC: CHIẾN LƯỢC TÁI CÂN
BẰNG HỆ THỐNG GỢI Ý CỦA CÁC NỀN TẢNG THƯƠNG MẠI ĐIỆN TỬ
TẠI VIỆT NAM**

Nguyễn Minh Yên

Sinh viên K62 Kinh doanh quốc tế - Viện Kinh tế và Kinh doanh quốc tế

Nguyễn Lan Phương¹

Sinh viên K62 Kinh doanh quốc tế theo mô hình tiên tiến Nhật Bản - Viện VJCC

Lê Thị Hồng Hà

Sinh viên K61 Quản trị kinh doanh quốc tế - Khoa Quản trị kinh doanh

Trường Đại học Ngoại thương, Hà Nội, Việt Nam

Nguyễn Hồng Quân

Giảng viên khoa Quản trị kinh doanh

Trường Đại học Ngoại thương, Hà Nội, Việt Nam

Tóm tắt

Trong bối cảnh quá tải thông tin, hệ thống gợi ý cá nhân hóa đã trở thành công cụ trọng yếu của các nền tảng thương mại điện tử nhằm nâng cao trải nghiệm người dùng và tối ưu hóa doanh thu. Tuy nhiên, việc cá nhân hóa quá mức dựa trên hành vi quá khứ có thể làm suy giảm tính đa dạng của nội dung hiển thị, dẫn đến hiện tượng bong bóng lọc, trong đó người dùng chỉ tiếp cận một phạm vi thông tin hẹp. Nghiên cứu này nhằm phân tích cơ chế vận hành của các hệ thống gợi ý và làm rõ cách thức hình thành bong bóng lọc tại bối cảnh Việt Nam. Trên cơ sở đó, nghiên cứu đề xuất và đánh giá các phương pháp nhằm tái cân bằng giữa độ chính xác và tính đa dạng của hệ thống gợi ý, hướng tới nâng cao trải nghiệm cá nhân hoá của người dùng.

Từ khoá: Cá nhân hóa, bong bóng lọc, hệ thống gợi ý

¹ Tác giả liên hệ, Email: k62.2313520054@ftu.edu.vn

PERSONALIZATION AND FILTER BUBBLE: HOW VIETNAMESE E-COMMERCE PLATFORMS REBALANCE THEIR RECOMMENDER SYSTEMS

Abstract

In the context of information overload, personalized recommender systems have become a critical instrument for e-commerce platforms to enhance user experience and optimize revenue performance. By leveraging users' historical data, these systems deliver tailored recommendations that improve relevance and conversion efficiency. However, excessive reliance on past interactions may reduce content diversity, giving rise to the phenomenon of the filter bubble, in which users are predominantly exposed to a homogeneous set of information. This study aims to analyze the mechanisms of recommender systems and to elucidate the formation of filter bubbles in Vietnamese e-commerce. Based on this analysis, the research proposes and evaluates approaches to rebalance accuracy and diversity in recommender systems, thereby enhancing personalized user experience.

Keywords: Personalization, filter Bubble, recommender system

1. Giới thiệu

Trong kỷ nguyên số, người dùng Internet tạo ra một khối lượng nội dung khổng lồ trên nhiều nền tảng khác nhau, khiến việc xác định đâu là thông tin thực sự có giá trị trở nên ngày càng khó khăn, đồng thời gây ra hiện tượng quá tải thông tin (Hong, 2023). Trong bối cảnh đó, các hệ thống gợi ý (HTGY) cá nhân hóa nổi lên như một công cụ thiết yếu nhằm giải quyết vấn đề quá tải thông tin bằng cách cung cấp các đề xuất được điều chỉnh theo đặc điểm và hành vi riêng của từng cá nhân (Khan và cộng sự, 2025), cùng một số báo cáo chuyên sâu khác. Nhiều nghiên cứu thực nghiệm cho thấy cá nhân hóa không chỉ nâng cao mức độ hài lòng của khách hàng mà còn tạo ra tác động tích cực đến hiệu quả kinh doanh (Khan và cộng sự, 2025; Accesstrade Vietnam, 2025; Barilliance, 2023). Cụ thể, khảo sát của Barilliance (2023) ghi nhận rằng các đề xuất sản phẩm được cá nhân hóa có thể làm tăng tỷ lệ chuyển đổi thêm 8,57%. Tại Việt Nam, theo Accesstrade Vietnam (2025), Shopee đã ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong tính năng “Gợi ý hôm nay”, qua đó giúp doanh thu trung bình năm 2024 tăng khoảng 15%.

Tuy nhiên, giới học thuật gần đây cảnh báo rằng việc tập trung quá đà vào cá nhân hóa có thể làm suy giảm nghiêm trọng tính đa dạng trong HTGY (Abdollahpouri và cộng sự, 2019) cùng nhiều hệ thống lọc thông tin nói chung, từ đó dẫn đến hiện tượng bong bóng lọc (BBL) (Bozdag, 2013). BBL mô tả tình trạng người dùng chủ yếu tiếp xúc với những nội dung tương đồng với sở thích và hành vi trước đó, làm thu hẹp phạm vi tiếp cận thông tin. Abdollahpouri và cộng sự (2019) chỉ ra rằng việc tối ưu hóa hệ thống chỉ dựa trên độ chính xác có thể tạo ra sự mất cân bằng trong hiển thị giữa các nhà cung cấp, góp phần gia tăng bất bình đẳng trên nền tảng số. Tương tự, Kim và cộng sự (2021) cho thấy sự thiếu hụt tính đa dạng trong đề xuất có thể làm suy giảm sự hài lòng của người dùng trong dài hạn. Trên cơ sở đó, nghiên cứu này tập trung phân tích cơ chế vận hành của các HTGY trong thương mại điện tử (TMĐT), đồng thời đánh giá tác động thực tiễn của hiện tượng BBL trong bối cảnh Việt Nam. Từ đó, nghiên cứu đề xuất các hướng tiếp cận nhằm tái cân bằng giữa yêu cầu cá nhân hóa và việc duy trì tính đa dạng trong HTGY, hướng tới một môi trường tiêu dùng số bền vững và công bằng hơn.

2. Hệ thống gợi ý của các nền tảng TMĐT tại Việt Nam (HTGY)

HTGY là tập hợp các thuật toán và cơ chế xử lý dữ liệu nhằm dự đoán sở thích của người dùng và đề xuất các nội dung phù hợp (Roy và Dutta, 2022), hỗ trợ khách hàng ra quyết định khi mua sắm online. Trong TMĐT, HTGY đóng vai trò then chốt trong việc giảm thiểu quá tải thông tin và cá nhân hóa trải nghiệm khách hàng (Ye và cộng sự, 2019), cũng như theo nhiều phân tích nền tảng khác nhau. Về mặt kỹ thuật, các HTGY trong TMĐT có thể được phân loại thành ba nhóm chính (Vullam và cộng sự, 2023): Lọc cộng tác (Collaborative Filtering), Lọc theo nội dung (Content-based Filtering) và Lọc lai (Hybrid Filtering).

2.1. Phương pháp Lọc cộng tác (CF)

CF là phương pháp gợi ý dựa trên việc phân tích mối tương quan giữa hành vi của các người dùng trong hệ thống. Phương pháp này khai thác ma trận tương tác giữa người dùng và sản phẩm, bao gồm các dữ liệu như lượt nhấp chuột, thời gian xem, lịch sử mua hàng hoặc đánh giá. Thông qua việc xử lý các tín hiệu này, hệ thống xác định rằng những người dùng có hành vi tương đồng trong quá khứ có xu hướng lựa chọn những sản phẩm giống nhau (Thorat và cộng sự, 2015). Ý tưởng cốt lõi của CF là việc phân khúc khách hàng, nơi những người dùng tương tự có xu hướng sử dụng những sản phẩm tương tự (Ye và cộng sự, 2019). Một ví dụ điển hình là tính năng “Khách hàng mua sản phẩm này cũng mua...” trên các sàn TMĐT.

CF thường được chia thành hai dạng chính. CF phân loại theo người dùng (User-based CF) đề xuất sản phẩm cho người dùng A dựa trên hành vi của những người dùng có hồ sơ tương tự A. Trong khi đó, CF phân loại theo sản phẩm (Item-based CF) gợi ý sản phẩm dựa trên mức độ tương đồng giữa các sản phẩm mà người dùng đã từng tương tác trước đó.

Ưu điểm của CF là không yêu cầu kiến thức chuyên môn về sản phẩm và không đòi hỏi người dùng phải cung cấp quá nhiều thông tin cá nhân. Tuy nhiên, phương pháp này cũng tồn tại một số hạn chế. CF gặp khó khăn trong trường hợp thiếu dữ liệu ban đầu, đặc biệt là vấn đề cold-start (khi hệ thống không thể đưa ra một gợi ý đáng tin cậy với quá ít dữ liệu) thường gặp với người dùng mới hoặc sản phẩm mới (Ye và cộng sự, 2019).

2.2. Phương pháp Lọc theo nội dung (CBF)

CBF là phương pháp gợi ý dựa trên việc phân tích đặc điểm nội tại của sản phẩm và hồ sơ cá nhân của người dùng. Hệ thống so khớp các thuộc tính của sản phẩm như danh mục, giá, thương hiệu hoặc từ khóa mô tả với hồ sơ sở thích cá nhân để đề xuất các sản phẩm tương đồng (Ye và cộng sự, 2019). Trong TMĐT, CBF thường được tích hợp vào hệ thống tìm kiếm, nơi kết quả được xếp hạng dựa trên mức độ phù hợp với từ khóa và hành vi trong quá khứ của người dùng.

Ưu điểm của CBF là không phụ thuộc vào dữ liệu cộng đồng hay đánh giá từ người dùng khác (Ye và cộng sự, 2019). Tuy nhiên, phương pháp này đòi hỏi thông tin mô tả chi tiết của sản phẩm và sở thích cá nhân của người dùng. CBF cũng gặp phải vấn đề cold-start và có nguy cơ dẫn đến sự cá nhân hóa quá mức, khi hệ thống chỉ đề xuất các sản phẩm tương đồng

với lịch sử tương tác trước đó, từ đó làm giảm tính đa dạng và gia tăng nguy cơ hình thành BBL (Thorat và cộng sự, 2015; Roy và cộng sự, 2022).

2.3. Phương pháp Lọc lai (HF)

Nhằm khắc phục hạn chế của từng phương pháp riêng lẻ, HF được phát triển bằng cách tích hợp nhiều kỹ thuật gợi ý, phổ biến nhất là kết hợp giữa CF và CBF. HF đặc biệt hữu ích trong việc xử lý vấn đề cold-start nhờ tận dụng thêm các nguồn dữ liệu bổ trợ. HF có thể được triển khai theo nhiều cách:

Bảng 1: Các phương pháp lai

Phương pháp lai	Mô tả
Kết hợp theo trọng số (Weighted)	Phương pháp này tính toán điểm số từ nhiều HTGY có trọng số khác nhau để tạo ra một danh sách đề xuất duy nhất.
Chuyển đổi linh hoạt (Switching)	Hệ thống sẽ lựa chọn thuật toán gợi ý tùy theo bối cảnh.
Kết hợp song song (Mixed)	Hiển thị đồng thời các đề xuất từ nhiều hệ thống (Ví dụ: Sản phẩm tương tự; Xu hướng nổi bật; Gợi ý dành riêng cho bạn).
Kết hợp theo tầng (Cascade)	HTGY sẽ tạo ra danh sách đề xuất ban đầu, sau đó một hệ thống khác sẽ tinh chỉnh hoặc sắp xếp lại danh sách đó.
Tăng cường đặc trưng (Feature augmentation)	Đầu ra của một mô hình làm đầu vào cho mô hình khác.

Nguồn: Afoudi và cộng sự, 2021

3. Hiện tượng Bong bóng lọc trên các nền tảng TMĐT tại Việt Nam

3.1. Khái niệm Bong bóng lọc

BBL được dùng để mô tả hiện tượng cá nhân hóa trực tuyến làm người dùng chỉ tiếp xúc với tập nội dung hẹp, đồng nhất, qua đó củng cố niềm tin và sở thích sẵn có, giảm tiếp xúc với quan điểm hoặc sản phẩm đa dạng (Areeb và cộng sự, 2023). Theo Ge và cộng sự (2010), nhiều HTGY có xu hướng ưu tiên tối đa hóa độ chính xác, nhưng điều này có thể làm giảm tính đa dạng và độ bao phủ của danh sách gợi ý. Khi thuật toán cá nhân hóa chỉ dựa trên lịch sử tương tác của người dùng, các sản phẩm có đặc điểm tương tự sẽ liên tục được ưu tiên hiển thị, làm giảm xác suất người dùng khám phá các danh mục hoặc thương hiệu mới. Nghiên cứu của Abdollahpouri và cộng sự (2019) cũng chỉ ra rằng thuật toán gợi ý dựa trên mức độ phổ biến sẵn có của sản phẩm có thể khiến các sản phẩm phổ biến ngày càng được hiển thị nhiều hơn, trong khi các sản phẩm ít phổ biến bị ẩn khỏi tầm nhìn của người dùng.

3.2. Cơ chế hình thành Bong bóng lọc

Cơ chế hình thành BBL xuất phát từ việc các thuật toán cá nhân hóa liên tục hiển thị cho người dùng một nhóm sản phẩm phù hợp với hành vi trước đó. Thông qua vòng lặp phản hồi, mỗi lần người dùng tương tác sẽ trở thành dữ liệu đầu vào cho các gợi ý tiếp theo, khiến hệ thống ngày càng củng cố và lặp lại các lựa chọn tương tự. Theo Areeb và cộng sự (2023), quá trình này làm giảm tính đa dạng của HTGY, dẫn đến tình trạng khách hàng tiếp xúc quá mức với những thông tin lặp lại và tạo ra sự cô lập thông tin trong tiêu dùng.

Hiệu ứng này còn bị khuếch đại bởi sự thiên lệch dữ liệu và mục tiêu tối ưu của nền tảng. Khi hệ thống ưu tiên tập trung vào độ chính xác dựa trên lịch sử hành vi của người dùng, các yếu tố như tính mới và tính đa dạng thường bị xem nhẹ. Hơn nữa, thuật toán thường được thiết kế nhằm tối đa hóa mức độ tương tác và lợi nhuận của nền tảng, thay vì mở rộng không gian lựa chọn hay đáp ứng nhu cầu khám phá của người tiêu dùng. Theo Pariser (2011), các kết quả tìm kiếm trên mạng xã hội chỉ phục vụ nội dung mà chúng ta thích chứ không phải những nội dung chúng ta cần. Mỗi lần tìm kiếm trên mạng, kết quả người dùng nhận được có thể hoàn toàn khác với người bên cạnh dù cùng gõ một từ khóa. Từ đó, người dùng ngày càng chỉ thấy những điều mình quan tâm, không còn chỗ cho những góc nhìn khác biệt, như nhiều chuyên gia và báo giới truyền thông đã nhận định.

3.3. Hệ quả của Bong bóng lọc

Nhiều nghiên cứu chỉ ra rằng BBL có thể làm suy giảm phúc lợi người tiêu dùng (Kim và cộng sự, 2021). Khi người dùng chủ yếu tiếp xúc với các đánh giá tích cực hoặc quan điểm tương đồng từ những người dùng khác, khả năng phản biện và đánh giá khách quan về chất lượng sản phẩm bị hạn chế. Điều này làm gia tăng rủi ro thiếu minh bạch, đặc biệt trong bối cảnh các nền tảng bị nghi ngờ ưu tiên hiển thị một số sản phẩm nhất định thông qua thuật toán.

Một hệ quả kinh tế đáng chú ý khác là sự Phân biệt giá bằng thuật toán (Algorithmic Price Discrimination). Nhờ khai thác dữ liệu lớn, nền tảng có thể ước tính mức sẵn sàng chi trả của từng cá nhân và điều chỉnh giá bán tương ứng, hoặc áp dụng chiến lược giá cao với khách hàng cũ và giá ưu đãi cho người dùng mới (Wu và cộng sự, 2022). Nghiên cứu tại các thị trường tương đồng với Việt Nam cho thấy 86,91% người tiêu dùng từng trải qua hình thức phân biệt giá này (Li và cộng sự, 2023), gây thiệt hại tài chính và làm xói mòn niềm tin của người dùng.

BBL cũng gây bất lợi cho doanh nghiệp vừa và nhỏ (SME). Khi thuật toán ưu tiên sản phẩm có lượt bán cao hoặc ngân sách quảng cáo lớn, các thương hiệu lớn càng gia tăng khả năng hiển thị, trong khi SME dễ bị lãng quên. Báo cáo của Google, Bain & Company and Temasek (2023) cho thấy doanh thu TMĐT tại Việt Nam tập trung mạnh vào nhóm nhà bán hàng đầu, phản ánh xu hướng ưu tiên của thuật toán đối với nhóm sản phẩm và nhà bán phổ biến.

Tuy nhiên, thuật toán cá nhân hoá không hoàn toàn tiêu cực. Khi được thiết kế hợp lý, HTGY giúp tăng mức độ liên quan, tiết kiệm thời gian tìm kiếm và thúc đẩy ý định mua hàng. Do đó, thách thức đối với các sàn TMĐT không phải là loại bỏ cá nhân hoá, mà là cân bằng giữa độ chính xác và tính đa dạng nhằm hạn chế rủi ro BBL trong khi vẫn duy trì hiệu quả kinh doanh.

4. Các phương pháp hạn chế Bong bóng lọc

4.1. Tiếp cận từ góc độ thuật toán

Một trong những phương pháp nhằm hạn chế BBL là việc tích hợp tính đa dạng vào quy trình đề xuất và xếp hạng sản phẩm (Du và cộng sự, 2021). Các mô hình xếp hạng nhận diện tính đa dạng (diversity-aware ranking) sẽ điều chỉnh hàm mục tiêu để tối ưu đồng thời độ liên quan và tính phong phú của danh mục hiển thị, thay vì chỉ tập trung vào xác suất tương tác. Cách tiếp cận này giúp giảm trùng lặp giữa các gợi ý, mở rộng độ bao phủ ngành hàng và vẫn duy trì độ chính xác của gợi ý (Wang và cộng sự, 2023).

Bên cạnh đó, kỹ thuật chèn yếu tố ngẫu nhiên có chủ đích (serendipity injection) được sử dụng nhằm cung cấp những gợi ý mang tính bất ngờ nhưng vẫn đảm bảo sự phù hợp (Ziarani và Ravanmehr, 2021). Thông qua cơ chế cân bằng giữa khám phá và khai thác (exploration–exploitation), hệ thống có thể chủ động phân bổ một tỷ lệ nội dung khác biệt so với lịch sử tiêu dùng, từ đó giảm tình trạng chuyên biệt hóa quá mức - nguyên nhân chính dẫn đến sự đơn điệu trong trải nghiệm khách hàng, vốn đã được ghi nhận qua nhiều phân tích dữ liệu. Các nghiên cứu gần đây cho thấy cách tiếp cận này có khả năng làm chậm hoặc phá vỡ tiến trình hình thành BBL mà không gây ra sự sụt giảm đáng kể về hiệu suất kỹ thuật.

4.2. Tiếp cận từ góc độ người dùng

Cùng với những cải tiến về mặt kỹ thuật, việc chủ động mở rộng không gian tương tác và trao quyền cho người dùng đóng vai trò thiết yếu nhằm nâng cao chất lượng cá nhân hóa một cách bền vững và rất hiệu quả. Đã có những hệ thống tiên phong cho phép người dùng trực tiếp can thiệp vào quá trình phân phối nội dung qua giao diện. Việc cho phép người dùng điều chỉnh các tham số thuật toán giúp họ chủ động định hình không gian tiêu dùng của chính mình và hạn chế sự bao vây của các nội dung đồng nhất (Tsai và Brusilovsky, 2020). Các HTGY có khả năng tự điều khiển không chỉ góp phần gia tăng tính đa dạng, mà còn củng cố mức độ gắn bó của khách hàng thông qua việc linh hoạt điều chỉnh trọng số của HTGY (Tsai và Brusilovsky, 2020).

Trong thực tiễn TMĐT, các cơ chế tương tác trực quan như nút tái khởi tạo gợi ý (reset recommendation) hoặc thanh điều chỉnh mức độ khám phá đã nổi lên như những giải pháp khả thi nhằm tái cân bằng giữa khai thác sở thích hiện tại và mở rộng không gian lựa chọn cho người tiêu dùng (Wang và cộng sự, 2022). Những tính năng này cho phép người dùng tự quyết định mức độ tiếp xúc với các nội dung quen thuộc so với các sản phẩm mới mẻ, đặc biệt khi họ có nhu cầu khám phá hoặc muốn thoát khỏi sự lặp lại đơn điệu của thuật toán. Việc cung cấp các cơ chế tự kiểm soát này không chỉ hỗ trợ phá vỡ các vòng lặp tiêu dùng khép kín, mà còn góp phần củng cố niềm tin và sự hài lòng đối với nền tảng.

5. Đánh giá hiệu quả của các phương pháp hạn chế Bong bóng lọc

5.1. Phương pháp tiếp cận từ góc độ thuật toán

Việc triển khai các mô hình xếp hạng nhận diện tính đa dạng và kỹ thuật chèn yếu tố ngẫu nhiên tại Việt Nam đang đối mặt với nghịch lý giữa tương tác ngắn hạn và hiệu quả dài hạn. Trong bối cảnh mô hình Shoppertainment do TikTok Shop dẫn dắt với mức tăng trưởng 113,8%

(Metric, 2025), hành vi mua sắm chịu ảnh hưởng mạnh bởi cảm xúc tức thời. Các nghiên cứu cho thấy việc gia tăng đột ngột tính đa dạng, tức chủ động phá vỡ BBL, có thể làm suy giảm một số chỉ số tương tác ngắn hạn (Chen và cộng sự, 2023), đặc biệt khi người tiêu dùng nhạy cảm về giá và quen với các gợi ý phổ biến (Singh và cộng sự, 2020).

Tuy nhiên, xét trong dài hạn, các phương pháp này lại góp phần đáng kể vào việc cải thiện khả năng giữ chân người dùng trên hệ sinh thái. Việc đưa vào các gợi ý bất ngờ nhưng vẫn liên quan giúp làm mới trải nghiệm và tránh sự nhàm chán về mặt tâm lý tiêu dùng. Mở rộng phạm vi tiêu dùng không chỉ giảm rủi ro phụ thuộc vào một nhóm sản phẩm hẹp mà còn góp phần gia tăng giá trị vòng đời khách hàng một cách bền vững.

5.2. Phương pháp tiếp cận từ góc độ người dùng

Mặc dù các công cụ trao quyền kiểm soát như nút tái khởi tạo gợi ý hay thanh điều chỉnh mức độ khám phá được đánh giá tích cực về mặt lý thuyết, hiệu quả thực tế tại Việt Nam còn hạn chế do đặc tính tiêu dùng thụ động. Trong bối cảnh thương mại xã hội phát triển mạnh, nơi quyết định mua hàng chịu ảnh hưởng lớn từ KOL/KOC, người dùng có xu hướng phó mặc cho thuật toán và người có sức ảnh hưởng. Khảo sát cho thấy tỷ lệ truy cập vào mục thiết lập sở thích quảng cáo rất thấp so với thời gian người dùng dành cho việc xem nội dung giải trí (Tạp chí Công thương, 2023).

Bên cạnh đó, tâm lý tin tưởng vào đám đông cũng làm suy giảm động lực tìm kiếm lựa chọn thay thế. Khi sản phẩm được đề xuất kèm nhiều đánh giá tích cực hoặc được KOL/KOC chứng thực, người dùng thường mặc nhiên xem đó là phương án tối ưu (PACE, 2021). Do vậy, nỗ lực phá vỡ BBL từ phía người dùng gặp nhiều rào cản, cho thấy các giải pháp kỹ thuật tích hợp sẵn trong hệ thống có thể mang lại hiệu quả thực tế cao hơn so với việc phụ thuộc vào sự chủ động thay đổi của người mua.

6. Hàm ý quản trị

6.1. Đối với nền tảng

Trong giai đoạn phát triển tiếp theo của TMĐT tại Việt Nam, các nền tảng cần xác định lại hệ quy chiếu đo lường hiệu quả hoạt động. Trong đó, tính đa dạng và độ bao phủ danh mục nên được tích hợp như một chỉ số quan trọng. Việc cân bằng giữa độ liên quan và tính mới lạ không chỉ giúp giảm nguy cơ hình thành BBL mà còn góp phần duy trì mức độ gắn bó của người dùng trong bối cảnh cạnh tranh cao.

Bên cạnh đó, các nền tảng cần thiết lập cơ chế kiểm soát độ lặp nội dung và chủ động kích hoạt yếu tố khám phá khi người dùng bị thu hẹp trong một phân khúc quá hẹp. Minh bạch trong việc giải thích cơ chế gợi ý và chính sách phân phối nội dung cũng nên được xem là lợi thế cạnh tranh, qua đó củng cố niềm tin của người tiêu dùng.

6.2. Đối với người tiêu dùng

Đối diện với môi trường mua sắm được thuật toán điều hướng, người tiêu dùng cần chuyển từ vai trò thụ động sang chủ động quản lý trải nghiệm số của mình. Nhận thức rằng nội dung hiển thị chỉ là kết quả của quá trình cá nhân hóa sẽ giúp người dùng chủ động tìm kiếm thêm

nguồn thông tin, thử nghiệm từ khóa mới hoặc so sánh đa nền tảng nhằm mở rộng phạm vi lựa chọn.

Đồng thời, việc quản lý dữ liệu cá nhân cần trở thành một thói quen cần thiết, thông qua các thao tác như điều chỉnh sở thích quảng cáo, xóa lịch sử xem hoặc tái thiết lập HTGY khi cần thiết. Sự chủ động này không chỉ giúp hạn chế tác động của BBL mà còn góp phần định hình lại cách thức vận hành của HTGY theo hướng minh bạch và đa dạng hơn.

7. Kết luận

Nghiên cứu đã chỉ ra rằng HTGY cá nhân hóa đóng vai trò quan trọng trong việc nâng cao hiệu quả kinh doanh và tối ưu hóa trải nghiệm người dùng trên các nền tảng TMĐT tại Việt Nam. Tuy nhiên, việc ưu tiên quá mức độ chính xác có thể làm giảm tính đa dạng của nội dung hiển thị, từ đó hình thành hiện tượng BBL với những hệ quả đáng kể đối với phúc lợi người tiêu dùng và sự công bằng thị trường. Kết quả phân tích cho thấy thách thức không nằm ở bản thân cá nhân hóa, mà ở cách thức thiết kế và vận hành HTGY. Việc tích hợp các ràng buộc về tính đa dạng, cơ chế khám phá có kiểm soát và tăng cường quyền chủ động của người dùng là những hướng tiếp cận khả thi nhằm tái cân bằng giữa độ chính xác và tính đa dạng thông tin. Qua đó, các nền tảng TMĐT có thể xây dựng lợi thế cạnh tranh bền vững và dài hạn trong việc thiết kế trải nghiệm cá nhân hoá cho người dùng.

Tài liệu tham khảo

Abdollahpouri, H., Burke, R. and Mobasher, B. (2019). Managing Popularity Bias in Recommender Systems with Personalized Re-ranking. arXiv.org. doi:<https://doi.org/10.48550/arXiv.1901.07555>.

Accesstrade Vietnam (2025). Affiliate Marketing Report. Available at: <https://luatsu-vn.com/wp-content/uploads/2025/01/AffiliateMarketingReport2025.pdf>.

Afoudi, Y., Lazaar, M. and Al Achhab, M. (2021). Hybrid recommendation system combined content-based filtering and collaborative prediction using artificial neural network. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 113, p.102375.

Areeb, Q.M., Nadeem, M., Sohail, S.S., Imam, R., Doctor, F., Himeur, Y., Hussain, A. and Amira, A. (2023). Filter bubbles in recommender systems: Fact or fallacy—A systematic review. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 13(6).

Barilliance (2023). [Guide] Personalized Product Recommendations Tactics for Profits. Available at: <https://www.barilliance.com/personalized-product-recommendations-stats/>.

Bozdog, E. (2013). Bias in algorithmic filtering and personalization. *Ethics and Information Technology*, 15(3), pp.209–227.

Chen, G., Chan, T., Zhang, D., Liu, S. and Wu, Y. (2023). The Effects of Diversity in Algorithmic Recommendations on Digital Content Consumption: A Field Experiment. *Social Science Research Network*.

Du, Y., Ranwez, S., Sutton-Charani, N. and Ranwez, V. (2021). Is diversity optimization always suitable? Toward a better understanding of diversity within recommendation approaches. *Information Processing & Management*, 58(6), p.102721.

Ge, M., Delgado-Battenfeld, C. and Jannach, D. (2010). Beyond accuracy: evaluating recommender systems by coverage and serendipity. *Conference on Recommender Systems*.

Google, Bain & Company and Temasek (2023). e-Conomy SEA 2023. Available at: <https://www.bain.com/insights/e-conomy-sea-2023/>.

Hong, Z. (2023). Intelligent personalized content recommendations based on neural networks. *International Journal of Intelligent Networks*, 4, pp.231–239.

Khan, H.U., Naz, A., Alarfaj, F.K. and Almusallam, N. (2025). A transformer-based architecture for collaborative filtering modeling in personalized recommender systems. *Scientific Reports*, 15(1).

Kim, J., Choi, I. and Li, Q. (2021). Customer Satisfaction of Recommender System: Examining Accuracy and Diversity in Several Types of Recommendation Approaches. *Sustainability*, 13(11), p.6165.

Li, J., Xu, X. and Yang, Y. (2023). Research on the Regulation of Algorithmic Price Discrimination Behaviour of E-Commerce Platform Based on Tripartite Evolutionary Game. *Sustainability*, 15(10), pp.8294–8294.

Metric (2025). Báo cáo thị trường sàn thương mại điện tử Việt Nam Quý 3/2025. Available at: <https://metric.vn>

Pariser, E. (2011). Beware online ‘filter bubbles’ - Eli Pariser. TED.

Roy, D. and Dutta, M. (2022). A systematic review and research perspective on recommender systems. *Journal of Big Data*, 9(1).

Tạp chí Công thương (2023). Xu hướng hành vi mua hàng trực tuyến của người tiêu dùng Việt Nam. *Tạp chí Công Thương*.

Thorat, P., Goudar, R. and Barve, S. (2015). Survey on Collaborative Filtering, Content-based Filtering and Hybrid Recommendation System. *International Journal of Computer Applications*, 110(4), pp.975–8887.

Tsai, C.-H. and Brusilovsky, P. (2020). The effects of controllability and explainability in a social recommender system. *User Modeling and User-Adapted Interaction*.

Vullam, N., Vellela, S.S., B, V.R., Rao, M.V., SK, K.B. and D, R. (2023). Multi-Agent Personalized Recommendation System in E-Commerce based on User. *IEEE Xplore*.

Wang, W., Feng, F., Nie, L. and Chua, T.-S. (2022). User-controllable Recommendation Against Filter Bubbles. *Proceedings of the 45th International ACM SIGIR Conference*.

Wu, Z., Yang, Y., Zhao, J. and Wu, Y. (2022). The Impact of Algorithmic Price Discrimination on Consumers’ Perceived Betrayal. *Frontiers in Psychology*, 13.

Ye, B., Ju, Y., Tu, T. and Liang, T. (2019). A hybrid system for personalized content recommendation. *Journal of Electronic Commerce Research*, 20.

Ziarani, R.J. and Ravanmehr, R. (2021). Serendipity in Recommender Systems: A Systematic Literature Review. *Journal of Computer Science and Technology*, 36(2), pp.375–396.