



Original Research Article

Big Data and Machine Learning to Study The Media Consumption Behavior of the New Generation

การใช้ Big Data และ Machine Learning ในการศึกษาพฤติกรรม

การบริโภคสื่อของคนรุ่นใหม่

Sukanya Buranadechachai^{1*}, Panom Wannasiri², & Prapas Nualnetr³

สุกัญญา บุรณเดชาชัย^{1*}, พนม วรรณศิริ², & ประภาส นวลเนตร³

ARTICLE INFO

Name of Author &
Corresponding Author: *

1. Sukanya Buranadechachai*

สุกัญญา บุรณเดชาชัย

Faculty of Communication Arts

Bangkokthonburi University, Thailand.

คณะนิเทศศาสตร์ มหาวิทยาลัยกรุงเทพธนบุรี

Email: sukanya.bur@bkkthon.ac.th

2. Panom Wannasiri

พนม วรรณศิริ

Faculty of Communication Arts

Bangkokthonburi University, Thailand.

คณะนิเทศศาสตร์ มหาวิทยาลัยกรุงเทพธนบุรี

Email: panom_wannasiri@gmail.com

3. Prapas Nualnetr

ประภาส นวลเนตร

Faculty of Communication Arts

Bangkokthonburi University, Thailand.

คณะนิเทศศาสตร์ มหาวิทยาลัยกรุงเทพธนบุรี

Email: prapas_nualnetr@gmail.com

คำสำคัญ:

คนรุ่นใหม่, พฤติกรรมการบริโภคสื่อ, อัลกอริทึม
แนะนำ, บิ๊กดาต้า, แมชชีนเลิร์นนิง, ปัญญาประดิษฐ์

Keywords:

Gen Z, Media Consumption Behavior,
Recommendation Algorithms, Big Data,
Machine Learning, Artificial Intelligence

Article history:

Received: 16/10/2025

Revised: 10/11/2025

Accepted: 02/12/2025

Available online: 02/02/2026

How to Cite:

Buranadechachai, S. et al. (2026). Big Data and Machine Learning to Study The Media Consumption Behavior of the New Generation. *Journal Dhamma for Life*, 32(1), 558-584.

ABSTRACT

This study, “The Application of Big Data and Machine Learning in the Analysis of Media Consumption Behavior among Young Generations,” aims to (1) examine media consumption patterns of Generation Z and Generation Alpha audiences in Thailand using Big Data and Machine Learning perspectives, (2) analyze the role of artificial intelligence (AI) and recommendation algorithms in shaping media selection behaviors, and (3) propose communication and marketing strategies aligned with digital-era media consumption. The research is grounded in the theoretical frameworks of Uses and Gratifications Theory, Technological Determinism, and the concepts of Filter Bubble and Echo Chamber, which together explain user motivations, technological influence, and algorithm-driven personalization in contemporary media environments. A sequential explanatory mixed-methods design was employed. The quantitative phase involved a stratified random sample of 120 respondents aged 13–26 years. Data were collected through a five-point Likert-scale questionnaire measuring five composite dimensions: entertainment/relaxation, self-expression/interaction, learning/information seeking, perceived algorithmic influence, and privacy concerns. Data analysis included descriptive statistics, k-means cluster analysis, and logistic regression. The qualitative phase consisted of semi-structured in-depth interviews with three key informants—digital marketing and AI experts, a consumer behavior psychologist, and a youth representative—analyzed using thematic analysis.

Findings indicate that media consumption among Gen Z and Gen Alpha is predominantly video-centric, with short-



form video platforms playing a central role. Recommendation algorithms significantly influence platform choice and content exposure, reinforcing habitual consumption patterns. Cluster analysis identified three distinct user profiles with differing motivations and engagement styles. The results highlight the strong interplay between user gratifications and algorithmic systems, supporting both Uses and Gratifications Theory and Technological Determinism. Based on these findings, the study proposes a strategic framework emphasizing mobile-first, short-form content combined with responsible personalization to balance marketing effectiveness, informational credibility, and user privacy within the Thai digital media context.

บทคัดย่อ

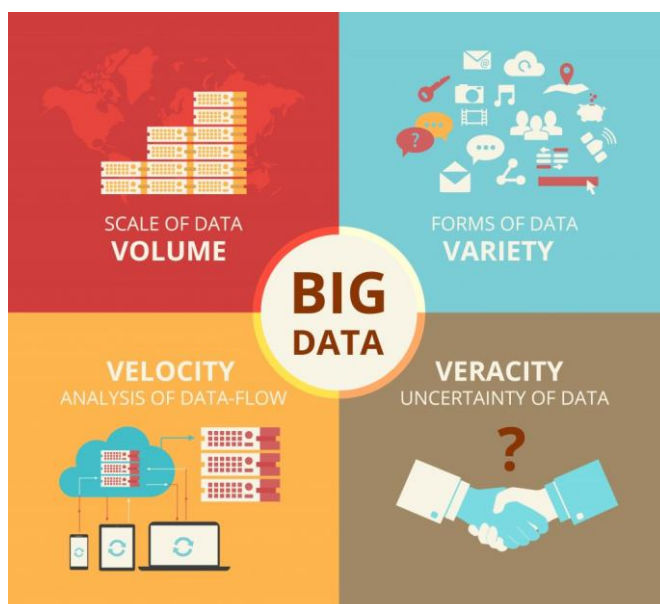
การวิจัยเรื่อง การใช้ Big Data และ Machine Learning ในการศึกษาพฤติกรรมการบริโภคสื่อของคนรุ่นใหม่ มีวัตถุประสงค์เพื่อ (1) ศึกษาและวิเคราะห์พฤติกรรมการบริโภคสื่อของผู้รับสารกลุ่ม Gen Z และ Gen Alpha ในประเทศไทยโดยอาศัยแนวคิด Big Data และ Machine Learning (2) วิเคราะห์บทบาทของปัญญาประดิษฐ์ (AI) และระบบแนะนำเนื้อหา (Recommendation Algorithms) ที่มีอิทธิพลต่อการเลือกเสพสื่อ และ (3) เสนอแนวทางกลยุทธ์การสื่อสารและการตลาดที่สอดคล้องกับพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อในยุคดิจิทัล งานวิจัยอาศัยกรอบแนวคิด Uses and Gratifications Theory Technological Determinism และแนวคิด Filter Bubble/Echo Chamber เพื่ออธิบายทั้งแรงจูงใจในการเลือกใช้สื่อและอิทธิพลของเทคโนโลยีต่อประสบการณ์การรับสาร ระเบียบวิธีวิจัยเป็นการวิจัยแบบผสมผสานตามลำดับ (Sequential Explanatory Mixed Methods) โดยส่วนเชิงปริมาณใช้การสุ่มตัวอย่างแบบแบ่งชั้นจากประชากร Gen Z และ Gen Alpha ในประเทศไทย จำนวน 120 คน เก็บข้อมูลด้วยแบบสอบถามมาตราส่วนประมาณค่า 5 ระดับ วิเคราะห์ข้อมูลด้วยสถิติเชิงพรรณนา การจัดกลุ่มข้อมูลด้วยเทคนิค k-means และการวิเคราะห์ถดถอยโลจิสติก ส่วนเชิงคุณภาพใช้การสัมภาษณ์เชิงลึกแบบกึ่งโครงสร้างจากผู้เชี่ยวชาญด้านดิจิทัลและตัวแทนผู้ใช้สื่อ วิเคราะห์ข้อมูลด้วยการวิเคราะห์เชิงเนื้อหาแบบธีม (Thematic Analysis)

ผลการวิจัยพบว่า ผู้รับสารกลุ่มตัวอย่างมีพฤติกรรมการบริโภคสื่อที่เน้นวิดีโอเป็นศูนย์กลาง โดยเฉพาะวิดีโอสั้นผ่านแพลตฟอร์มที่ขับเคลื่อนด้วยอัลกอริทึม ซึ่งมีบทบาทสำคัญต่อการกำหนดรูปแบบการรับสาร การจัดกลุ่มพฤติกรรมสะท้อนให้เห็นความแตกต่างของแรงจูงใจและรูปแบบการใช้สื่ออย่างชัดเจน ข้อค้นพบดังกล่าวนำไปสู่ข้อเสนอเชิงกลยุทธ์ด้านการสื่อสารและการตลาดที่เน้นการออกแบบเนื้อหาให้สอดคล้องกับระบบแนะนำเนื้อหา ควบคู่กับความรับผิดชอบต่อด้านจริยธรรมและความเป็นส่วนตัวของผู้ใช้ในบริบทสังคมดิจิทัลไทย



บทนำ

การเปลี่ยนแปลงของเทคโนโลยีดิจิทัลและปัญญาประดิษฐ์ (AI) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญต่อพฤติกรรมผู้บริโภคของผู้คนทั่วโลก โดยเฉพาะกลุ่มคนรุ่นใหม่ ได้แก่ Generation Z (Gen Z: เกิดระหว่างปี 1997-2012) และ Generation Alpha (Gen Alpha: เกิดตั้งแต่ปี 2013 เป็นต้นไป) ซึ่งเติบโตมาพร้อมกับ Internet, Social Media, Streaming Platforms และ Recommendation Algorithms ที่ทำให้พฤติกรรมผู้บริโภคของพวกเขาแตกต่างไปจากคนรุ่นก่อนอย่างมีนัยสำคัญ การทำความเข้าใจแนวโน้มพฤติกรรมเหล่านี้จึงมีความสำคัญต่อการออกแบบ กลยุทธ์การสื่อสารและการตลาด รวมถึงการพัฒนาหลักสูตรด้านนิเทศศาสตร์ให้เหมาะสมกับอนาคต รวมถึงการทำความเข้าใจ Big Data และ Machine Learning ซึ่งเป็นเทคโนโลยีที่ช่วยให้สามารถวิเคราะห์ข้อมูลพฤติกรรมของผู้บริโภคในเชิงลึกได้อย่างแม่นยำ สามารถนำมาใช้เพื่อ คาดการณ์แนวโน้มการเสพสื่อ และออกแบบกลยุทธ์การสื่อสารที่ตรงกลุ่มเป้าหมาย ได้อย่างมีประสิทธิภาพ



แผนภาพที่ 1 องค์ประกอบของ Big Data

พฤติกรรมผู้บริโภคของคนรุ่นใหม่มีการเปลี่ยนแปลงจาก Traditional Media สู่ Personalized Content คนรุ่นใหม่มีแนวโน้มลดการบริโภค โทรทัศน์ หนังสือพิมพ์ และวิทยุ และหันมาเสพเนื้อหาผ่านแพลตฟอร์ม YouTube, TikTok, Instagram Reels และ Podcast หากมองด้วยทฤษฎี Uses and Gratifications Theory (Blumler & Katz, 1974) จะสามารถชี้ให้เห็นว่าผู้บริโภคเลือกใช้สื่อเพื่อตอบสนองความต้องการส่วนบุคคล เช่น ความบันเทิง (Entertainment) การแสดงออกตัวตน (Self-Expression) และการเรียนรู้ (Education & Information) ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าคนรุ่นใหม่ต้องการสื่อที่ "ตอบโจทย์เฉพาะบุคคล" มาก

ขึ้น AI และ Machine Learning จึงมีอิทธิพลต่อพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อ ในปัจจุบัน Recommendation Algorithms ของแพลตฟอร์มต่างๆ (เช่น TikTok For You Page, YouTube Algorithm, Spotify AI Playlists) ใช้ Big Data และ Machine Learning เพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมของผู้ใช้และคัดกรองเนื้อหาที่เหมาะสมให้โดยอัตโนมัติ แนวคิด Filter Bubble & Echo Chamber Effect (Pariser, 2011) อธิบายว่า อัลกอริธึมเหล่านี้สามารถสร้าง "วงจรเนื้อหาปิด" ซึ่งทำให้ผู้ใช้ได้รับข้อมูลที่จำกัดอยู่ในมุมมองเดิมๆ และอาจลดทอนการเปิดรับความคิดเห็นที่แตกต่าง ดังที่ในช่วงที่ผ่านมาเป็นช่วงเวลาของ Short-Form Video และการลดลงของช่วงสมาธิ (Attention Span) ในตัวผู้รับสาร งานวิจัยของ Microsoft (2015) พบว่าความสามารถในการจดจำของมนุษย์ลดลงจาก 12 วินาที (ปี 2000) เหลือเพียง 8 วินาที (ปี 2015) ซึ่งสั้นกว่าปลาทอง (9 วินาที) สอดคล้องไปในทิศทางเดียวกันกับการเติบโตของ TikTok Instagram Reels และ YouTube Shorts แสดงให้เห็นว่า Short-Form Video กลายเป็นรูปแบบสื่อหลักของคนรุ่นใหม่ เนื่องจาก ใช้เวลาน้อย กระตุ้นอารมณ์ได้เร็ว และมี AI คัดกรองเนื้อหาให้ตรงกับความสนใจ

หากพิจารณาจากสภาพการณ์ปัจจุบันในประเทศไทยแล้วนั้น จะเห็นได้ว่าการเติบโตของแพลตฟอร์มดิจิทัลในไทยเป็นดังที่รายงานของ We Are Social & Hootsuite (2024) ระบุว่า คนไทยใช้โซเชียลมีเดียเฉลี่ย 3 ชั่วโมง 45 นาทีต่อวัน โดย TikTok เป็นแพลตฟอร์มที่เติบโตเร็วที่สุด ตลาด Influencer Marketing ในไทยเติบโตขึ้นกว่า 30% ในปี 2023 โดยมีแบรนด์จำนวนมากใช้ KOL (Key Opinion Leader) ในการสื่อสารกับผู้บริโภครุ่นใหม่ อย่างไรก็ตามปัญหาข่าวปลอมและ Deepfake Content ยังคงเกิดขึ้นอย่างต่อเนื่องสัมพันธ์กันดังที่รายงานของ กระทรวงดิจิทัลเพื่อเศรษฐกิจและสังคม (2023) พบว่า ข่าวปลอม (Fake News) และคอนเทนต์ AI Deepfake มีอิทธิพลต่อความเชื่อของผู้บริโภคสื่อในไทยเพิ่มขึ้น 45% ปัญหานี้ส่งผลกระทบต่อความน่าเชื่อถือของข้อมูล และพฤติกรรมของคนรุ่นใหม่ที่อาจตกอยู่ในกับดักข้อมูลเท็จ ดังนั้นความสำคัญของการศึกษาเรื่อง Big Data และ Machine Learning จากประเด็นข้างต้น การใช้ Big Data Analytics และ Machine Learning สามารถช่วยให้เราเข้าใจพฤติกรรมและการเสพสื่อของคนรุ่นใหม่ได้ลึกซึ้งยิ่งขึ้น โดยสามารถวิเคราะห์ได้ว่าพวกเขาเสพสื่อแบบไหน? (แพลตฟอร์มและประเภทคอนเทนต์ที่นิยม) อัลกอริธึมมีผลต่อพฤติกรรมอย่างไร? (Recommendation Systems) มีปัจจัยอะไรที่ส่งผลต่อการเลือกเสพสื่อ? (อิทธิพลของความน่าเชื่อถือของแหล่งข้อมูล ฯลฯ) ความเข้าใจเหล่านี้สามารถช่วยให้นักวิชาการด้านนิเทศศาสตร์ นักการตลาด และผู้ผลิตสื่อ สามารถปรับกลยุทธ์การสื่อสารและพัฒนาหลักสูตรให้เหมาะสมกับโลกดิจิทัลที่เปลี่ยนแปลงไป

การศึกษาวิจัยเรื่อง การใช้ Big Data และ Machine Learning ในการศึกษาพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อของคนรุ่นใหม่ ในครั้งนี้จึงมีเป้าหมายเพื่อนำ Big Data และ Machine Learning มาใช้วิเคราะห์พฤติกรรมผู้บริโภคสื่อของ Gen Z และ Gen Alpha ซึ่งจะช่วยให้ นักวิชาการ นักการตลาด และผู้ผลิตสื่อ สามารถปรับกลยุทธ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะการออกแบบ หลักสูตรนิเทศศาสตร์ และการพัฒนา กลยุทธ์การตลาดดิจิทัล ให้ทันต่อการเปลี่ยนแปลงของยุคดิจิทัล 2025



ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องและกรอบแนวคิดในการวิจัย

Big Data และ Machine Learning

Big Data Analytics คือกระบวนการ เก็บ-ประมวลผล-วิเคราะห์ ชุดข้อมูลขนาดใหญ่และซับซ้อนจากแหล่งที่หลากหลาย เพื่อดันหารูปแบบ แนวโน้ม และความสัมพันธ์ที่ช่วยตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ได้แม่นยำขึ้น จุดเด่นของ Big Data มักอธิบายด้วย 5Vs ได้แก่ ปริมาณมหาศาล (Volume) ความเร็วในการไหลของข้อมูล (Velocity) ความหลากหลายของชนิดข้อมูล (Variety) ความเชื่อถือได้ของข้อมูล (Veracity) และคุณค่าที่สร้างให้ธุรกิจและสังคม (Value) ซึ่งทำให้การวิเคราะห์ต้องพึ่งพาเทคโนโลยีสมัยใหม่อย่างคลังข้อมูลแบบ data lake/warehouse การประมวลผลกระจายศูนย์ และเทคนิค AI/ML ขั้นสูงเพื่อเปลี่ยน ข้อมูลดิบ ให้เป็นสารสนเทศที่ใช้การได้อย่างทันท่วงที

ในเชิงกระบวนการทำงาน Big Data Analytics มักดำเนินเป็นวงจรต่อเนื่อง (1) รวบรวมข้อมูล จากระบบคลาวด์ แอปพลิเคชันมือถือ อุปกรณ์ IoT และแพลตฟอร์มดิจิทัลเข้าสู่ data lake/warehouse (2) ประมวลผลแปลงรูป ทั้งแบบ batch และ stream เพื่อนำเข้าโครงสร้างที่วิเคราะห์ได้ (3) ทำความสะอาดข้อมูล เพื่อลดสัญญาณรบกวนและเพิ่มความน่าเชื่อถือ และ (4) วิเคราะห์เชิงลึก ตั้งแต่ descriptive/diagnostic ไปจนถึง predictive และ prescriptive ด้วย data mining, machine learning และ deep learning ก่อนสื่อสารผลผ่านแดชบอร์ด/ภาพข้อมูลเพื่อการตัดสินใจ นอกจากนี้ มาตรฐาน/กรอบงานสาธารณะ (เช่น NIST Big Data Interoperability Framework) ยังช่วยให้สถาบันต่าง ๆ ทำงานร่วมกันได้ในด้านสถาปัตยกรรมข้อมูล ความปลอดภัย และการทำซ้ำผลการวิเคราะห์

Big Data และ Machine Learning บนงานวิจัยสื่อในบริบทไทย สะท้อน ปริมาณ ความเร็ว ความหลากหลาย ของข้อมูลอย่างชัดเจน ไทยมีผู้ใช้โซเชียลมีเดียราว 49.1 ล้านบัญชี (คิดเป็น ~68% ของประชากร) ในเดือนมกราคม 2024 ฐานข้อมูลพฤติกรรมที่เอื้อต่อการวิเคราะห์แนวโน้มการเสกสือของคนรุ่นใหม่ และการพัฒนาแบบจำลองคาดการณ์ความสนใจตามแพลตฟอร์มต่าง ๆ (เช่น TikTok/YouTube) ขณะที่ภาคการเงินดิจิทัลมีกรณีศึกษาอย่าง SCB Abacus (Money Thunder) ที่ประยุกต์ machine learning กับ alternative data เพื่อประเมินความเสี่ยงและปล่อยสินเชื่อรายย่อยแบบดิจิทัลเต็มรูปแบบ แสดงศักยภาพของ Big Data Analytics ในการเพิ่มการเข้าถึงบริการทางการเงิน ทั้งหมดนี้ต้องทำภายใต้กรอบ กฎหมายคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคลของไทย (PDPA) ซึ่งบังคับใช้ครบถ้วนตั้งแต่ 1 มิ.ย. 2022 เพื่อคุ้มครองสิทธิส่วนบุคคล และการใช้ข้อมูลอย่างเหมาะสม (สถิติผู้ใช้อินเทอร์เน็ต/โซเชียลในไทย, เว็บไซต์ DataReportal, 2567)





แผนภาพที่ 2 SCB Abacus เปิดตัวแอปพลิเคชันปล่อยสินเชื่อ Money Thunder ปี 2021

ประเภทของ Machine Learning Models

Clustering (จัดกลุ่ม) Classification (จำแนก ทำนายหมวดผลลัพธ์ไม่ต่อเนื่อง) และ Predictive Modeling (แบบจำลองคาดการณ์เชิงทำนาย ทั้งการทำนายค่าหรือแนวโน้มในอนาคต) ซึ่งถูกใช้ตั้งแต่การทำภาพรวมรู้จักผู้บริโภค ไปจนถึง การตัดสินใจแบบเรียลไทม์ บนแพลตฟอร์มดิจิทัล Clustering ใช้หาโครงสร้างตามธรรมชาติ ของข้อมูลเช่น การจับกลุ่มผู้ใช้ตามพฤติกรรม RFM (Recency-Frequency-Monetary) หรือแพทเทิร์นการเสฟสื่อ โดยอัลกอริทึมยอดนิยมคือ k-means, hierarchical, DBSCAN ฯลฯ จุดเด่นคือไม่ต้องมีป้ายกำกับ (unsupervised) และช่วยให้ทีมการตลาดมองเห็น เซกเมนต์ที่ซ่อนอยู่ เพื่อสื่อสารต่างกันตามกลุ่มได้อย่างเป็นระบบ วงการตลาดสรุปไว้ชัดว่า Clustering คือหัวใจของ customer segmentation สมัยใหม่ และมักใช้ประกบด้วยตัวชี้วัดความถูกต้องของการจัดกลุ่มก่อนนำไปใช้จริง เช่น silhouette (เว็บไซต์ Qlik & Adobe, 2567)

ในบริบทไทย แนวคิดนี้เริ่มมีงานภาคสนามเพิ่มขึ้น เช่น งานพัฒนาระบบแนะนำสินค้าในค้าปลีกที่ผูก Clustering กับพฤติกรรมซื้อ เพื่อผลักดันคำแนะนำบุคคล (ใช้ RFM + กลุ่มลูกค้าเพื่อคัดเลือกโปรโมชั่น/คอนเทนต์) และกรณีศึกษาค้าปลีกภูมิภาคภาคใต้ที่ต่อยอด เซกเมนต์ลูกค้า ระบบแนะนำ สำหรับแคมเปญเฉพาะพื้นที่ ซึ่งสะท้อนการใช้คลัสเตอร์เพื่อขับเคลื่อนการสื่อสารตรงกลุ่มในบริบทไทยจริง ๆ

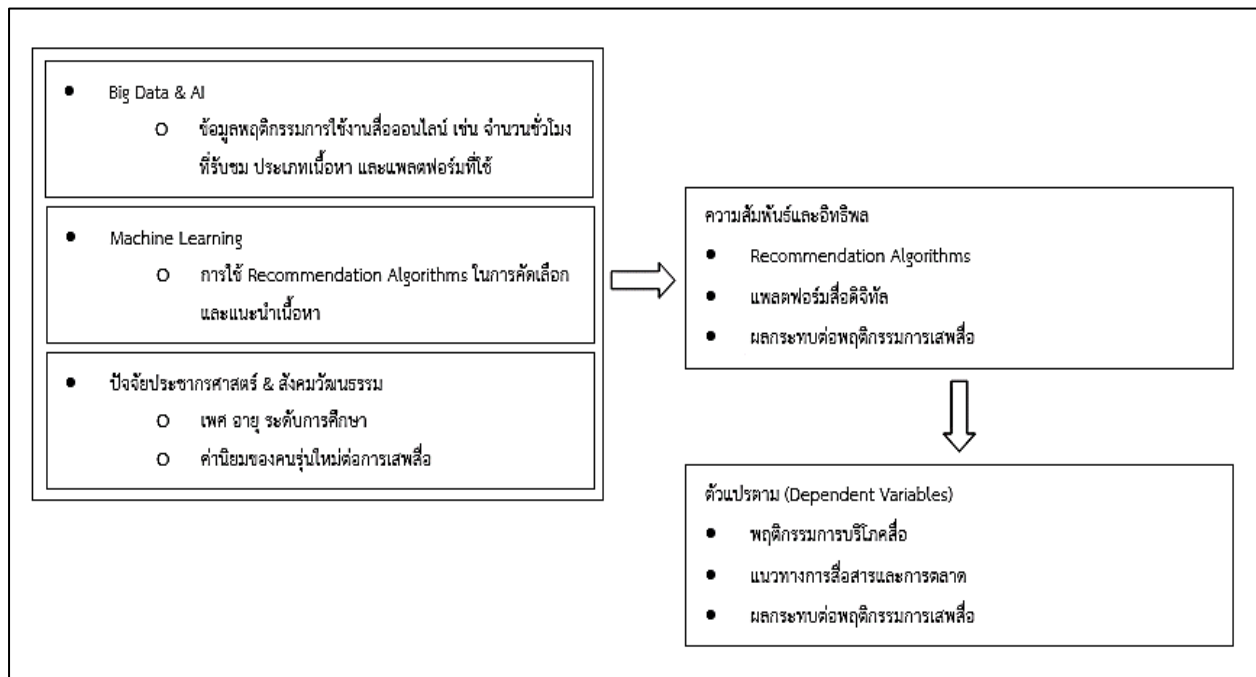
Classification คือแบบจำลองที่ทำนาย หมวดผลลัพธ์เช่น จะคลิก ไม่คลิก จะยกเลิกใช้บริการ (churn)/ไม่ยกเลิก จะสนใจคอนเทนต์ประเภทใด โดยโมเดลที่ใช้บ่อยมีตั้งแต่ Logistic Regression, Decision Tree/Random Forest, Gradient Boosting (เช่น XGBoost), SVM ไปจนถึง Neural Networks จุดแข็งคือ

ให้ สัญญาณเชิงตัดสินใจ ที่แปลผลได้ (เช่น ความน่าจะเป็นที่จะ churn) เพื่อนำไปออกแบบข้อเสนอ/คอนเทนต์ หรือทริกเกอร์แคมเปญเชิงรุกทันเวลา หลายอุตสาหกรรมใช้โมเดลจำแนกเพื่อลด churn และเพิ่ม retention โดยตรง และมีงานศึกษากรณี อุตสาหกรรมโทรคมนาคมในประเทศไทย ที่นำ ML ไปพยากรณ์การยกเลิกใช้บริการในระดับรายลูกค้าเพื่อกระตุ้นข้อเสนอรักษาลูกค้าทันการณ์ เป็นภาพสะท้อนชัดของการใช้ Classification กับพฤติกรรมผู้บริโภคไทย นอกจากนี้ งานไทยและต่างประเทศจำนวนมากยังทดสอบชุด อัลกอริทึมหลายแบบเพื่อเทียบประสิทธิภาพในปัญหา churn/คลิก/การซื้อซ้ำ ก่อนเลือกใช้โมเดลที่เหมาะสมกับ ข้อมูลจริงขององค์กร (A case study on the telecommunication industry of Thailand, 2560)

Predictive Modeling ครอบคลุมทั้ง การทำนายค่าต่อเนื่อง/ความน่าจะเป็น (regression-type) การพยากรณ์เวลา (time-series) และ ระบบแนะนำ (recommender systems) ที่ทำนาย สิ่งถัดไปที่ผู้ใช้จะ สนใจ เพื่อตีโจทย์ personalization ในสเกลใหญ่ องค์กรนิยมผสมโมเดลเชิงสถิติ/ML ดั้งเดิมกับ deep learning (เช่น LSTM/Transformers) เพื่อจับพลวัตพฤติกรรมที่เปลี่ยนเร็ว ในมุมการตลาด IBM อธิบาย ภาพรวมการทำนายเชิงคาดการณ์จะยกระดับจาก บอกว่าเกิดอะไร ไปสู่จะเกิดอะไรและควรทำอะไร (descriptive predictive prescriptive) ขณะทำงานสำรวจล่าสุดยืนยันว่าระบบแนะนำมีแกนหลัก 3 สาย collaborative filtering, content-based, และ hybrid ซึ่งถูกใช้อย่างแพร่หลายในสื่อ/อีคอมเมิร์ซเพื่อบรรเทา ปัญหาข้อมูลล้นมือและเพิ่ม conversion โดยเลือกเทคนิคให้เหมาะกับบริบทข้อมูล เช่น ข้อมูลผู้ใช้เยอะ collaborative เด่นข้อมูลผู้ใช้จำกัด content-based มักแม่นยำกว่า

ทั้งนี้สำหรับตัวอย่างที่ ใกล้สังคมไทย ทั้งภาคอีคอมเมิร์ซและฟินเทคมีการใช้ predictive modeling อย่างจริงจัง เช่น งานวิจัย อีคอมเมิร์ซไทย ที่ใช้ LSTM เสริม attention เพื่อคาดการณ์พฤติกรรมลูกค้ามูลค่าสูง และกรณี SCB Abacus (MoneyThunder) ที่ใช้ ML กับข้อมูลทางเลือก (alternative data) เพื่อประเมินความเสี่ยงและตัดสินใจแบบอัตโนมัติ สะท้อนการนำแบบจำลองทำนายไปใช้ในตลาดจริง ขณะที่ฐานผู้ใช้ออนไลน์ไทย มีขนาดใหญ่ (ผู้ใช้โซเชียลคิดเป็นราวครึ่งหนึ่งของประชากรทั้งประเทศ) ทำให้การประยุกต์โมเดลทำนายเชิง พฤติกรรมมี ดาต้าพูล รองรับเพียงพอสำหรับการเรียนรู้แบบต่อเนื่อง (เว็บไซต์ ScienceDirect, 2567)

กรอบแนวคิดในการวิจัย



แผนภาพที่ 3 กรอบแนวคิดในการวิจัย

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษาวิเคราะห์พฤติกรรมการบริโภคสื่อของผู้รับสาร Gen Z และ Gen Alpha ในประเทศไทย โดยใช้ Big Data และ Machine Learning
2. เพื่อศึกษาวิเคราะห์บทบาทของ AI และ Recommendation Algorithms ที่มีผลต่อการเลือกเสพสื่อของของผู้รับสาร Gen Z และ Gen Alpha
3. เพื่อวิเคราะห์แนวทางกลยุทธ์การสื่อสารและการตลาดให้เหมาะสมกับพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อในยุคดิจิทัล

สมมติฐานการวิจัย

ระดับความเข้มข้นในการใช้สื่อดิจิทัลต่อวันของผู้รับสารกลุ่ม Gen Z และ Gen Alpha มีความสัมพันธ์เชิงบวกกับความน่าจะเป็นในการเลือกใช้แพลตฟอร์มวิดีโอสั้นเป็นแพลตฟอร์มหลักในการบริโภคสื่อ

ระเบียบวิธีการวิจัย

ขอบเขตของการวิจัย

1. ประชากรและการสุ่มตัวอย่าง การศึกษาวิจัยเรื่อง ‘การใช้ Big Data และ Machine Learning ในการศึกษาพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อของคนรุ่นใหม่’ เป็นการศึกษาแบบผสมผสาน (Mixed Methods Research) ซึ่งประกอบด้วยวิธีการวิจัยเชิงปริมาณ (Quantitative Research) ในการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสถิติ Big Data Analytics และ Machine Learning Models เพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมการเสพสื่อของ Gen Z และ Gen Alpha สามารถให้ภาพรวมแนวโน้มพฤติกรรมที่แม่นยำและเป็นปัจจุบัน และการวิจัยเชิงคุณภาพ (Qualitative Research) เพื่อเจาะลึกความเข้าใจในเชิงลึกเกี่ยวกับผลกระทบของ AI และ Recommendation Algorithms ช่วยให้เข้าใจความรู้สึก มุมมอง และแรงจูงใจที่อยู่เบื้องหลังพฤติกรรมการเสพสื่อ

1) กลุ่มตัวอย่างจากผู้ใช้อินเทอร์เน็ตในช่วงอายุ 13-26 ปี (สำหรับ Gen Z และ Gen Alpha) ที่มีการใช้งานสื่ออย่างน้อย 2 ชั่วโมงต่อวัน มีขนาดกลุ่มตัวอย่างจำนวน 120 คน (สำหรับการเก็บข้อมูลเชิงปริมาณ) ซึ่งเลือกใช้การสุ่มตัวอย่างแบบแบ่งชั้น (Stratified Random Sampling) ตามอายุ เพศ และการใช้งานสื่อดิจิทัล

2) กลุ่มตัวอย่างจากผู้เชี่ยวชาญและผู้บริโภคที่สามารถให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับพฤติกรรมการเสพสื่อจำนวน 3 คน แบ่งเป็น ผู้เชี่ยวชาญด้าน Digital Marketing และ AI 1 คน นักจิตวิทยาด้านพฤติกรรมผู้บริโภค 1 คน นักศึกษาหรือเยาวชนที่บริโภคสื่อเป็นประจำ 1 คน (สำหรับการเก็บข้อมูลเชิงคุณภาพ) ซึ่งเลือกใช้วิธีการเลือกแบบเจาะจง (Purposive Sampling)

ตัวแปรที่ใช้ในการวิจัย

1. ตัวแปรต้น คือ ปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับลักษณะประชากรและพฤติกรรมการใช้สื่อ เช่น อายุ เพศ ระยะเวลาในการใช้งานสื่อดิจิทัลในแต่ละวัน ประเภทของแพลตฟอร์มที่เลือกใช้ รวมถึงการที่ผู้ใช้มีโอกาสเจอกับระบบแนะนำเนื้อหา Recommendation Algorithms และการรับรู้ถึงบทบาทของ AI และ Big Data ในการคัดเลือกเนื้อหาที่ปรากฏให้เห็น

2. ตัวแปรตาม คือ พฤติกรรมการเสพสื่อของคนในกลุ่ม Gen Z และ Gen Alpha เช่น ระยะเวลาที่ใช้ไปกับการดูหรือใช้สื่อ ความถี่ในการใช้งานแพลตฟอร์มต่าง ๆ การมีส่วนร่วมกับเนื้อหา (Engagement) ความชื่นชอบหรือโน้มน้าวใจต่อคอนเทนต์ที่ปรับให้เหมาะกับผู้ใช้ (Personalized) ตลอดจนความตั้งใจที่จะมีปฏิสัมพันธ์แบ่งปัน หรือซื้อสินค้าผ่านสื่อที่ใช้

ตัวแปรต้นใช้ในการอธิบายหรือชี้ให้เห็นถึงสาเหตุ เช่น การใช้ข้อมูล Big Data, การทำงานของ Machine Learning และระบบแนะนำของ AI ส่วนตัวแปรตามเป็นผลลัพธ์ที่ปรากฏออกมาในรูปแบบของพฤติกรรมการบริโภคสื่อของคนรุ่นใหม่ รวมถึงแนวโน้มในการตอบสนองต่อกลยุทธ์ด้านการสื่อสารและการตลาดดิจิทัล



โดยการศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้งสองนี้จะใช้ทั้งวิธีการเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพ เพื่อให้เข้าใจภาพรวม และกลไกเบื้องลึกของพฤติกรรมการใช้สื่อในยุคดิจิทัลอย่างละเอียดครบถ้วน

การออกแบบเครื่องมือ

ในการศึกษาวิจัยเรื่อง ‘การใช้ Big Data และ Machine Learning ในการศึกษาพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อของคนรุ่นใหม่’ เป็นงานวิจัยแบบผสมผสาน (Mixed Methods Research) ประกอบด้วยวิธีการวิจัยเชิงปริมาณ (Quantitative Research) ในการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสถิติ และการวิจัยเชิงคุณภาพ (Qualitative Research) เพื่อเจาะลึกความเข้าใจในเชิงลึกเกี่ยวกับผลกระทบของ AI และ Recommendation Algorithms ซึ่งอาศัยแบบสอบถาม และแบบสัมภาษณ์เชิงลึก (In-depth Interviews) เป็นเครื่องมือในการเก็บข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่าง ดังนี้

1. Google Forms หรือ SurveyMonkey สำหรับการเก็บข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างผ่านคำถามที่เกี่ยวข้องกับพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อ และความรู้สึกเกี่ยวกับ AI และ Recommendation Algorithms

2. แบบสัมภาษณ์เชิงลึก กับกลุ่มตัวอย่างที่เป็นผู้เชี่ยวชาญและผู้บริโภค เพื่อให้ได้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับประสบการณ์การใช้สื่อ และการรับรู้ถึงอิทธิพลของ AI และ Algorithms

ประชากรที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้คือ กลุ่มตัวอย่างจากผู้ใช้อินเทอร์เน็ตในวัย 13-26 ปี (สำหรับ Gen Z และ Gen Alpha) ที่มีการใช้งานสื่อนานอย่างน้อย 2 ชั่วโมงต่อวัน มีขนาดกลุ่มตัวอย่างจำนวน 120 คน (สำหรับการเก็บข้อมูลเชิงปริมาณ) ซึ่งเลือกใช้การสุ่มตัวอย่างแบบแบ่งชั้น (Stratified Random Sampling) ตามอายุ เพศ และการใช้งานสื่อดิจิทัล

1) การสุ่มตัวอย่างแบบแบ่งชั้น (Stratified Random Sampling) ผู้วิจัยจะทำการแบ่งกลุ่มประชากรตามลักษณะต่างๆ ที่สำคัญ (เช่น อายุ เพศ หรือการใช้งานสื่อดิจิทัล) แล้วทำการสุ่มตัวอย่างจากแต่ละกลุ่ม (หรือชั้น) ให้ได้กลุ่มตัวอย่างที่มีความหลากหลายตามลักษณะเหล่านั้น มีขั้นตอนในการคำนวณจำนวนกลุ่มตัวอย่างแบบแบ่งชั้น (Stratified Random Sampling)

2) กำหนดชั้น (Strata) โดยแบ่งประชากรออกเป็นชั้นต่าง ๆ ตามลักษณะ เช่น อายุ เพศ และการใช้งานสื่อดิจิทัล กล่าวคือ

อายุ = 13-18 ปี 19-24 ปี 25-26 ปี

เพศ = ชาย หญิง

การใช้งานสื่อดิจิทัล = ใช้เวลามาก ใช้เวลาน้อย

3) คำนวณจำนวนกลุ่มตัวอย่างในแต่ละชั้น หากต้องการให้กลุ่มตัวอย่างทั้งหมด 120 คนสามารถคำนวณตามสัดส่วนของประชากรในแต่ละชั้น โดยใช้สูตร ต่อไปนี้



$$n_h = \left(\frac{N_h}{N} \right) \times n$$

- n_h คือ จำนวนตัวอย่างในชั้นที่ h
- N_h คือ ขนาดของชั้นที่ h
- N คือ ขนาดรวมของประชากรทั้งหมด
- n คือ จำนวนตัวอย่างทั้งหมดที่ต้องการ (120 คนในที่นี้)

ตัวอย่างการคำนวณ ได้แก่

ขนาดประชากรทั้งหมด (N) = 1,000 คน

ต้องการตัวอย่างทั้งหมด 120 คน

ชนิดของชั้น (Strata) ที่เลือก

อายุ 13-18 ปี (300 คน) 19-24 ปี (500 คน) 25-26 ปี (200 คน)

เพศ ชาย (600 คน) หญิง (400 คน)

การใช้งานสื่อดิจิทัล ใช้เวลานาน (600 คน) ใช้เวลาน้อย (400 คน)

ขั้นตอนการคำนวณจำนวนตัวอย่าง

แบ่งตัวอย่างตามอายุ

- $n_1 = \left(\frac{300}{1000} \right) \times 120 = 36$ คน (อายุ 13-18 ปี)
- $n_2 = \left(\frac{500}{1000} \right) \times 120 = 60$ คน (อายุ 19-24 ปี)
- $n_3 = \left(\frac{200}{1000} \right) \times 120 = 24$ คน (อายุ 25-26 ปี)

แบ่งตัวอย่างตามเพศ

- $n_{\text{ชาย}} = \left(\frac{600}{1000} \right) \times 120 = 72$ คน
- $n_{\text{หญิง}} = \left(\frac{400}{1000} \right) \times 120 = 48$ คน

แบ่งตัวอย่างตามการใช้งานสื่อดิจิทัล

- $n_{\text{ใช้เวลานาน}} = \left(\frac{600}{1000} \right) \times 120 = 72$ คน
- $n_{\text{ใช้เวลาน้อย}} = \left(\frac{400}{1000} \right) \times 120 = 48$ คน

จากนั้นจึงทำการเลือกกลุ่มตัวอย่างจากผู้เชี่ยวชาญและผู้บริโภคสื่อที่สามารถให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับพฤติกรรมการเล่นสื่อจำนวน 3 คน แบ่งเป็น ผู้เชี่ยวชาญด้าน Digital Marketing และ AI 1 คน นักจิตวิทยาด้าน

พฤติกรรมผู้บริโภค 1 คน นักศึกษาหรือเยาวชนที่บริโภคสื่อเป็นประจำ 1 คน (สำหรับการเก็บข้อมูลเชิงคุณภาพ) ซึ่งเลือกใช้วิธีการเลือกแบบเจาะจง (Purposive Sampling)

วิธีการดำเนินการวิจัยและการเก็บรวบรวมข้อมูล

การศึกษาวิจัยครั้งนี้หวั่นข้อนี้ใช้ระเบียบวิธีแบบผสมผสานเชิงอธิบายตามลำดับ (sequential explanatory mixed methods) โดยเริ่มจากเชิงปริมาณแล้วต่อยอดด้วยเชิงคุณภาพเพื่ออธิบายกลไกที่พบในข้อมูลจริง ขั้นตอนแรกเก็บข้อมูลเชิงปริมาณจากสองแหล่งหลักคือ (1) ร่องรอยดิจิทัล/ข้อมูลพฤติกรรมการใช้สื่อ (digital-trace) ที่ผู้เข้าร่วมยินยอมให้ใช้ในรูปแบบสถิติภาพรวม เช่น เวลาใช้งานรายวัน แพลตฟอร์มที่ใช้บ่อย ประเภทคอนเทนต์ และอัตราการมีส่วนร่วม ซึ่งได้จากหน้าสรุปการใช้งานของอุปกรณ์/แอปหรือแดชบอร์ดของแพลตฟอร์มในระดับที่ไม่ระบุตัวตน (2) แบบสอบถามออนไลน์มาตรฐานมาตราส่วน 5 ระดับ ครอบคลุมแรงจูงใจการเสพสื่อ (กรอบ Uses & Gratifications) การรับรู้/ทัศนคติที่มีต่อ AI และระบบแนะนำ ความถี่และความยาวการใช้งาน ความหลากหลายของแพลตฟอร์ม รวมถึงความตั้งใจมีส่วนร่วม/บอกต่อ/ซื้อ

ข้อมูลเชิงปริมาณนี้จะถูกใช้ทำสถิติเชิงพรรณนาและอนุมานควบคู่กับแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิง (เช่น clustering เพื่อหา segment พฤติกรรม classification/predictive เพื่อทำนายความเป็นไปได้ของการมีส่วนร่วมสูงหรือลดการใช้งาน) พร้อมประเมินสมรรถนะด้วยตัวชี้วัดที่เหมาะสม (เช่น silhouette สำหรับคลัสเตอร์ ROC-AUC/F1 สำหรับการจำแนก) และใช้การแบ่งชุดข้อมูล train/validation/test หรือ k-fold cross-validation เพื่อคุมอคติของโมเดล โดยประชากรคือผู้ใช้งานสื่อดิจิทัลชาวไทยวัย 13–26 ปี (Gen Z และ Gen Alpha) เกณฑ์คัดเข้าได้แก่ใช้สื่อน้อยวันละ 2 ชั่วโมง การสุ่มตัวอย่างเชิงปริมาณจำนวน 120 คนใช้วิธีแบ่งชั้น (stratified random sampling) ตามอายุ เพศ และความถี่การใช้งาน โดยจัดสรรสัดส่วนตามขนาดชั้น แล้วสุ่มรายชื่อภายในชั้นอีกครั้ง

สำหรับเชิงคุณภาพใช้การคัดเลือกแบบเฉพาะเจาะจง (purposive sampling) สัมภาษณ์เชิงลึก 3 ราย ได้แก่ ผู้เชี่ยวชาญด้านดิจิทัลมาร์เก็ตติ้งและ AI 1 ราย นักจิตวิทยาพฤติกรรมผู้บริโภค 1 ราย และนักศึกษาหรือเยาวชนที่บริโภคสื่อเป็นประจำ 1 ราย เพื่อตรวจสอบความสมเหตุสมผลและอธิบาย ทำไม อย่างไร ที่อยู่เบื้องหลังรูปแบบพฤติกรรมที่พบในเชิงปริมาณ ขั้นตอนทั้งหมดดำเนินการภายใต้การรับรองจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ โดยมีการอธิบายสิทธิและความเสี่ยงให้ผู้เข้าร่วมรับทราบก่อนให้ความยินยอม (informed consent) กรณีอายุต่ำกว่า 18 ปีจะต้องได้รับความยินยอมจากผู้ปกครองเพิ่มเติม มีการปกปิดข้อมูลส่วนบุคคล (de-identification) จัดเก็บบนที่เก็บข้อมูลที่ปลอดภัย และปฏิบัติตามกฎหมายคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล (PDPA)

เครื่องมือวิจัยผ่านการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหาโดยผู้ทรงคุณวุฒิอย่างน้อย 3 ท่าน และทดสอบใช้งานเบื้องต้น (pilot) กับกลุ่มลักษณะใกล้เคียง 20–30 คนเพื่อตรวจสอบความชัดเจนของคำถาม ปรับปรุงถ้อยคำ/ตรรกะ และคำนวณความเชื่อมั่นของแบบสอบถามด้วย Cronbach's alpha (เป้าหมาย $\geq .70$) การเก็บ

ข้อมูลภาคสนามเริ่มจากชี้แจงโครงการและเกณฑ์คัดเข้า นัดหมายการส่งข้อมูลดิจิทัลในระดับสถิติภาพรวม/สกรีนชอตจากหน้าจอ “เวลาใช้งานแอป/หมวดคอนเทนต์” ที่ไม่สามารถระบุตัวบุคคล แล้วจึงตอบแบบสอบถามออนไลน์ ใช้เวลาประมาณ 10–15 นาที จากนั้นเลือกผู้ให้ข้อมูลบางส่วนและผู้เชี่ยวชาญเพื่อสัมภาษณ์เชิงลึกแบบกึ่งโครงสร้าง (semi-structured) 45–60 นาที บันทึกเสียง (พร้อมยินยอม) และถอดความเต็มรูปแบบ และการวิเคราะห์เชิงคุณภาพใช้ thematic analysis ด้วยซอฟต์แวร์ช่วยวิเคราะห์ (เช่น NVivo/ATLAS.ti) และตรวจความสอดคล้องของรหัสด้วยผู้ให้รหัสอย่างน้อย 2 คน (เช่น Cohen’s kappa) เพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือ

ในขั้นตอนสุดท้ายจะเป็นการบูรณาการผลเชิงปริมาณ–คุณภาพด้วยการไตร่ตรองกลุ่กัน (data/method triangulation) เพื่อสรุปภาพพฤติกรรมการบริโภคสื่อ อิทธิพลของ AI/ระบบแนะนำ และข้อเสนอเชิงกลยุทธ์สื่อสาร–การตลาดที่เหมาะสมกับบริบทไทยอย่างมีน้ำหนักเชิงหลักฐาน

การวิเคราะห์ข้อมูล

แบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอนดังต่อไปนี้

1) การวิเคราะห์ข้อมูล Big Data ใช้เทคนิค Machine Learning และ Data Mining เช่น Clustering และ Classification เพื่อวิเคราะห์รูปแบบพฤติกรรมการบริโภคสื่อจากข้อมูลที่รวบรวมมา การใช้เครื่องมือ Python, R, หรือ Weka ในการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลต่างๆ

2) การวิเคราะห์ข้อมูลจากการสำรวจ (Survey) ใช้การวิเคราะห์เชิงปริมาณ เช่น การวิเคราะห์ความถี่ (Frequency Analysis) และ การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างพฤติกรรมการใช้สื่อและการรับรู้ต่อ AI/Recommendation Algorithms

3) การวิเคราะห์เชิงคุณภาพจากการสัมภาษณ์ (Qualitative Data Analysis) ใช้ Content Analysis หรือ Thematic Analysis เพื่อหาหัวข้อหรือแนวโน้มจากข้อมูลที่ได้จากการสัมภาษณ์เชิงลึก ใช้โปรแกรม NVivo หรือ Atlas.ti ในการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงคุณภาพ

4) การนำเสนอผลการวิเคราะห์ ใช้กราฟและตาราง เพื่อแสดงผลการวิเคราะห์ที่มีความชัดเจน เช่น กราฟแท่ง (Bar Graph), กราฟวงกลม (Pie Chart), ตารางความถี่ (Frequency Table) และค่าเฉลี่ย (Mean) เพื่อให้ผลการวิเคราะห์เป็นที่เข้าใจง่ายและน่าสนใจ

ผลการวิจัย

ผลจากการศึกษาวิจัยเรื่อง การใช้ Big Data และ Machine Learning ในการศึกษาพฤติกรรมผู้บริโภค สื่อของคนรุ่นใหม่ เลือกลุ่มตัวอย่างจากผู้ใช้อินเทอร์เน็ตในช่วงอายุ 13-26 ปี (สำหรับ Gen Z และ Gen Alpha) ที่มีการใช้งานสื่อน้อยกว่า 2 ชั่วโมงต่อวัน มีขนาดกลุ่มตัวอย่างจำนวน 120 คน (สำหรับการเก็บข้อมูลเชิงปริมาณ) ซึ่งเลือกใช้การสุ่มตัวอย่างแบบแบ่งชั้น (Stratified Random Sampling) ตามอายุ เพศ และการใช้งานสื่อดิจิทัล โดยการศึกษาวิจัยครั้งนี้เป็นงานวิจัยแบบผสมผสาน (Mixed Methods Research) ประกอบด้วย การวิจัยเชิงปริมาณ (Quantitative Research) ในการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงสถิติ และการวิจัยเชิงคุณภาพ (Qualitative Research) เพื่อเจาะลึกความเข้าใจในเชิงลึกเกี่ยวกับผลกระทบของ AI และ Recommendation Algorithms ซึ่งอาศัยแบบสอบถาม และแบบสัมภาษณ์เชิงลึก (In-depth Interviews) เป็นเครื่องมือในการเก็บข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่าง ดังตารางที่ 1 ที่แสดงตัวแปรสำคัญในการวิเคราะห์

ตารางที่ 1 ตัวแปรสำคัญในการวิเคราะห์

ประเภทตัวแปร	ตัวแปรที่ใช้วิเคราะห์	วิธีการวิเคราะห์
ตัวแปรอิสระ (Independent Variables)	อายุ เพศ ระดับการศึกษา อาชีพ	Cross-tabulation, Descriptive Statistics
ตัวแปรตาม (Dependent Variables)	เวลาที่ใช้กับสื่อออนไลน์ ประเภทเนื้อหาที่เสพ รูปแบบปฏิสัมพันธ์กับเนื้อหา	Regression Analysis, Sentiment Analysis
ตัวแปรควบคุม	การเปิดรับข้อมูลที่หลากหลาย การมีส่วนร่วมใน Echo Chamber	Cluster Analysis, Predictive Analytics

ซึ่งผลการศึกษาจากกลุ่มตัวอย่างจำนวน 120 คน จากแบบสอบถามที่มีคำถามเกี่ยวข้องกับพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อ และความรู้สึกเกี่ยวกับ AI และ Recommendation Algorithms โดยจะนำเสนอผลในรูปแบบของ สถิติเชิงพรรณนา (Descriptive Statistics), Cluster Analysis, Sentiment Analysis และ Predictive Analytics ตามแนวทางที่ได้กำหนดไว้ในกรอบการวิจัย การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพรรณนาเกี่ยวกับพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อของ Gen Z และ Alpha สามารถสรุปประเด็นสำคัญได้ว่า แพลตฟอร์มวิดีโอสั้น เช่น TikTok และ YouTube ได้รับความนิยมสูงสุด ขณะที่แพลตฟอร์มแบบข้อความ เช่น Twitter มีผู้ใช้งานลดลง และเนื้อหาบันเทิงยังคงเป็นหมวดที่มีผู้บริโภคมามากที่สุด แต่เนื้อหาทางการศึกษากำลังเป็นที่สนใจเพิ่มขึ้น ผู้ใช้ส่วนใหญ่ใช้เวลาบนสื่อออนไลน์มากกว่า 3 ชั่วโมง/วัน แสดงให้เห็นถึงการพึ่งพาสื่อดิจิทัลในชีวิตประจำวัน Engagement กับเนื้อหา ยังคงสูง โดยเฉพาะการกดไลค์และแชร์ ซึ่งสามารถใช้เป็นแนวทางในการสร้างคอนเทนต์ที่มีอิทธิพล



แสดงให้เห็นว่า TikTok เป็นแพลตฟอร์มที่ได้รับความนิยมสูงสุดในกลุ่มตัวอย่าง โดยมีผู้ใช้งานถึง 45% รองลงมาคือ YouTube (30%) และ Facebook (15%) ขณะที่แพลตฟอร์มอย่าง Instagram (7%) และ X (Twitter) (3%) ได้รับความนิยมในกลุ่มที่จำกัดมากขึ้น ผลการวิจัยสามารถนำมาอธิบายได้ว่าการที่ TikTok และ YouTube เป็นแพลตฟอร์มที่มีการใช้งานสูง เป็นสิ่งสะท้อนให้เห็นว่าวิดีโอสั้นและคอนเทนต์วิดีโอยังคงเป็นรูปแบบหลักที่ได้รับความนิยม นอกจากนั้น Facebook แม้จะยังมีผู้ใช้งานอยู่ แต่สัดส่วนลดลงเมื่อเทียบกับแพลตฟอร์มวิดีโอที่มีอัตราการเติบโตสูง

ประเภทเนื้อหาที่นิยมเสพมากที่สุดของกลุ่มตัวอย่างทั้ง 120 คนในการเก็บข้อมูลครั้งนี้ให้ความสนใจเนื้อหาบันเทิง เช่น ซีรีส์ คอนเทนต์ไวรัล มากที่สุดถึง 40% รองลงมาคือ ข่าวสารและข้อมูลทั่วไป (25%) และ เนื้อหาความรู้และการศึกษา (20%) ขณะที่เนื้อหาแนว ไลฟ์สไตล์และแฟชั่น (10%) และ อื่น ๆ เช่น กีฬาและเทคโนโลยี (5%) ได้รับความนิยมในระดับที่น้อยกว่า ซึ่งชี้ให้เห็นว่าการที่คอนเทนต์บันเทิงครองสัดส่วนสูงสุด สะท้อนถึงความต้องการของผู้บริโภคที่มุ่งเน้นการพักผ่อนและผ่อนคลายผ่านสื่อออนไลน์ ตามมาด้วยเนื้อหาความรู้และการศึกษาได้รับความนิยมเพิ่มขึ้น (20%) แสดงให้เห็นว่า Gen Z และ Alpha มีแนวโน้มใช้สื่อออนไลน์เพื่อพัฒนาตัวเองมากขึ้น นอกจากนี้ข่าวสารยังเป็นที่สนใจ แต่มีแนวโน้มถูกเลือกเสพจากแหล่งที่เชื่อถือได้มากกว่าการเสพแบบสุ่ม

ข้อมูลแสดงให้เห็นได้ว่าภูมิทัศน์สื่อดิจิทัลของไทยยังคง เน้นหนักไปที่แพลตฟอร์มวิดีโอ มือถือเป็นศูนย์กลาง และมีฐานผู้ใช้ใหญ่มาก รายงานจาก Datareportal ระบุว่าประเทศไทยมีผู้ใช้โซเชียลมีเดียครึ่งประชากร และยังใช้โซเชียลมีเดียต่อวันสูงกว่าค่าเฉลี่ยโลก ซึ่งสอดคล้องกับการที่ตัวอย่างของเราให้ความสำคัญ TikTok/YouTube สูงกว่ากลุ่มแพลตฟอร์มข้อความ ทั้งนี้ แหล่งอุตสาหกรรมที่อ้างอิงชุดข้อมูลจาก DataReportal ยังชี้ว่าคนไทยใช้โซเชียลมีเดียราว 2 ชั่วโมงครึ่งต่อวัน และใช้งานหลายแพลตฟอร์มต่อเดือน (~6-7 แพลตฟอร์ม) สะท้อน พฤติกรรมสลับบริบท ที่พลิกให้วิดีโอสั้นและคอนเทนต์ที่แนะนำโดยอัลกอริทึมขึ้นมาครองพื้นที่การรับสื่อในชีวิตประจำวัน ซึ่งไปในทิศทางเดียวกับสัดส่วนคอนเทนต์บันเทิงและการกดไลก์/แชร์ที่สูงในตัวอย่างของเรา (เว็บไซต์ : datareportal.com)

ในเชิง ความหนักแน่นของเวลาออนไลน์ ข้อมูลของ ETDA (Thailand Internet User Behavior) ระบุว่าคนไทยใช้อินเทอร์เน็ตเฉลี่ยราว 7 ชั่วโมงขึ้นไปต่อวัน โดยกลุ่มวัยหนุ่มสาว-เยาวชนอยู่ในกลุ่มที่ใช้งานสูงที่สุด ยืนยันว่าความถี่และระยะเวลาเสพสื่อออนไลน์ยาวนานไม่ใช่เพียงปรากฏการณ์ในตัวอย่าง 120 คน แต่เป็นภาพรวมระดับประเทศ นอกจากนี้ การสำรวจพฤติกรรมผู้ใช้อินเทอร์เน็ตในประเทศไทย Thailand Internet User Behavior จากสำนักงานพัฒนาธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์ ยังรายงานว่าเวลาบนอินเทอร์เน็ตต่อวันของคนไทยเฉลี่ยเกือบ 8 ชั่วโมง และสัดส่วนการใช้งานผ่านมือถือแตะ ~98% ยิ่งตอกย้ำข้อค้นพบของเราที่ว่า พฤติกรรมเสพสื่อของ Gen Z/Alpha ถูกกำหนดโดยคอนเทนต์สั้น/พกพา และระบบแนะนำที่ทำงานแบบเรียลไทม์บนมือถือเป็นหลัก ซึ่งมีนัยต่อการออกแบบคอนเทนต์/แคมเปญ (เวลาเปิดคลิปสั้น hook แรก ความถี่การโพสต์) และการวางระบบวัดผล Engagement ที่ต้องตามทันจังหวะฟีด (สำนักงานพัฒนาธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์, 2564)



ทั้งนี้อีกด้านที่ควรอ้างอิงเพื่อประกอบการตีความเชิงกลไกคือความเสี่ยงด้าน สนามข้อมูลของไทยในเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ ทั้งตีปเฟก/ข่าวลวง และสภาพแวดล้อมออนไลน์ที่ซับซ้อนยิ่งขึ้น งานวิเคราะห์ระดับภูมิภาคชี้ถึงการเพิ่มขึ้นของการใช้สื่อแปลงแต่งด้วย AI ในภูมิภาค และรายงาน Freedom on the Net 2024 (Thailand) ให้ภาพรวมบริบทนโยบาย แพลตฟอร์มของไทยที่ผู้ใช้ต้องเผชิญ ซึ่งช่วยอธิบายความระมัดระวังในการเลือกแหล่งข่าว/ความเชื่อมั่นสื่อของผู้ตอบแบบสอบถามบางส่วนในชุดข้อมูลของเรา และเป็นเหตุผลเชิงนโยบายที่ควรใส่ตัวชี้วัด ความน่าเชื่อถือแหล่งข้อมูล และ ความรู้เท่าทันสื่อ อัลกอริทึม เข้าไปในแบบจำลองทำนายพฤติกรรมรับสื่อ (Globalinitiative, 2566) ดังตารางที่ 2 ต่อไปนี้

ตารางที่ 2 พฤติกรรมการบริโภคสื่อของกลุ่มตัวอย่าง

หมวดหมู่	ตัวเลือก	สัดส่วน (%)
แพลตฟอร์มที่ใช้บ่อยที่สุด	TikTok	45%
	YouTube	30%
	Facebook	15%
	Instagram	7%
	X (Twitter)	3%
ประเภทเนื้อหาที่นิยมเสพมากที่สุด	บันเทิง (เช่น ซีรีส์ คอนเทนต์ไวรัล)	40%
	ข่าวสารและข้อมูลทั่วไป	25%
	ความรู้และการศึกษา	20%
	ไลฟ์สไตล์และแฟชั่น	10%
	อื่นๆ (กีฬา เทคโนโลยี ฯลฯ)	5%
ระยะเวลาที่ใช้กับสื่อออนไลน์ต่อวัน	1-3 ชั่วโมง	35%
	3-5 ชั่วโมง	45%
	5 ชั่วโมงขึ้นไป	20%
การมีปฏิสัมพันธ์กับเนื้อหา (Engagement)	กดไลก์/แชร์บ่อย	65%
	คอมเมนต์เป็นบางครั้ง	20%
	ไม่ค่อยมีส่วนร่วม แต่ติดตามอ่าน/ดู	15%

ผลการวิจัยถัดมาจะแสดงเกี่ยวกับดัชนีแรงขับเคลื่อนการเลือกเสพ & การรับรู้อัลกอริทึม (Index Scores) ซึ่งสามารถแบ่งเป็นสามมิติย่อย (1) บันเทิง/ผ่อนคลาย การใช้สื่อเพื่อคลายเครียด สนุก และเติมอารมณ์บวก (2) การแสดงตัวตน/ปฏิสัมพันธ์ การใช้เพื่อโพสต์ แสดงความคิดเห็น สร้างเครือข่าย และ (3) การเรียนรู้/ข้อมูล การใช้เพื่อศึกษาหาความรู้ ติดตามข่าว/สาระ ส่วน ดัชนีการรับรู้อิทธิพลอัลกอริทึม วัดระดับที่ผู้ตอบ รู้สึกรู้ว่า



ระบบคัดให้และตรงใจเช่น ฟังพา For You/Home Feed การค้นพบคอนเทนต์ใหม่จากคำแนะนำ และการรับรู้ ว่าแพลตฟอร์มปรับฟิตตามความสนใจ ขณะที่ ดัชนีความกังวลข้อมูลส่วนบุคคล สะท้อนการตระหนักเรื่องการ เก็บ-ติดตามข้อมูล ความเป็นส่วนตัว และความเสี่ยงจากการใช้ข้อมูลเพื่อโฆษณาเชิงพฤติกรรม ในการตีความเชิง ปฏิบัติ ค่า 0–49 ถือว่าต่ำ 50–69 ปานกลาง และ 70–100 สูง ตัวอย่างเช่น หากดัชนีบนเท็งเฉลี่ยอยู่โซนสูง แปลว่ากลุ่มตัวอย่างขับเคลื่อนด้วยความบันเทิงชัดเจน หรือถ้าดัชนีการรับรู้อัลกอริทึมสูง แปลว่าผู้ใช้ ไวต่อคอน เทนต์ที่ระบบแนะนำ และมีแนวโน้มให้เวลาอยู่ในฟีดต่อเนื่องมากขึ้น

ตารางที่ 3 แสดงค่าเฉลี่ยดัชนี (Mean±SD) และความเชื่อมั่น

ดัชนี (α)	คำอธิบายย่อ	คะแนนเฉลี่ย (0–100)
ความบันเทิง/ผ่อนคลาย ($\alpha=.86$)	ใช้สื่อเพื่อคลายเครียด/สนุก	82.1 ± 10.7
การแสดงตัวตน/ปฏิสัมพันธ์ ($\alpha=.80$)	ใช้เพื่อโพสต์/คอมเมนต์/สื่อสาร	74.3 ± 12.9
การเรียนรู้/ข้อมูล ($\alpha=.83$)	ใช้เพื่อศึกษา/ติดตามความรู้	70.2 ± 13.4
การรับรู้อิทธิพลอัลกอริทึม ($\alpha=.82$)	รู้สึกที่ “ระบบคัดให้” และตรงใจ	76.5 ± 11.5
ความกังวลข้อมูลส่วนบุคคล ($\alpha=.79$)	ห่วงเรื่องข้อมูล/การติดตามพฤติกรรม	65.7 ± 14.1

จากตารางที่ 3 จะเป็นตารางแสดงแรงขับ บันเทิง/ผ่อนคลาย สูงที่สุด ($\approx 82/100$) และผู้ตอบ รับรู้อิทธิพล ของระบบแนะนำ ในระดับสูง ($\approx 76/100$) สะท้อนบทบาท AI ที่ กำกับการค้นพบคอนเทนต์ อย่างคมชัด ขณะเดียวกัน ความกังวลข้อมูล อยู่ระดับกลาง-ค่อนข้างสูง ($\approx 66/100$) ซึ่งการสื่อสารนโยบายความเป็นส่วนตัว/ การให้ผู้ใช้ปรับฟิตได้เอง (feed control) จะช่วยเพิ่มความไว้วางใจ ซึ่งเป็นสัญญาณให้ผู้ออกแบบคอนเทนต์/ แคมเปญต้องสื่อสารเรื่องความโปร่งใสและทางเลือกในการจัดการฟีดมากขึ้น ดัชนีทั้งห้านี้จะถูกใช้ต่อการ จำแนก บุคลิกผู้ใช้สื่อ (คลัสเตอร์) และเป็นตัวทำนายในแบบจำลองเชิงทำนาย เพื่อเชื่อมโยงไปสู่ข้อเสนอเชิงกล ยุทธ์ที่เหมาะสมกับแต่ละกลุ่มเป้าหมายอย่างเป็นระบบ

นอกจากนี้ยังมีข้อมูลเกี่ยวกับการจัดกลุ่มพฤติกรรม (Cluster Analysis หรือ K-Means) ซึ่งมีเป้าหมาย เพื่อรวบรวมผู้ตอบที่ พฤติกรรมคล้ายกัน ให้อยู่กลุ่มเดียวกัน และแยกผู้ที่ แตกต่างกัน ออกเป็นคนละกลุ่ม โดยใช้ วิธี k-means ซึ่งเหมาะกับตัวแปรเชิงปริมาณหลายมิติ ขั้นแรกเราเตรียมข้อมูลโดย มาตรฐานค่า (standardize) ตัวแปรต่อไปนี้ให้อยู่สเกลเดียวกัน: เวลาใช้งานต่อวัน รูปแบบ/ความถี่การใช้แพลตฟอร์ม (เช่น สัดส่วนวิดีโอสั้น ต่อยาว) ตัวชี้วัดการมีส่วนร่วม (engagement proxy) และ ดัชนีแรงขับ/การรับรู้อัลกอริทึม ที่คำนวณจาก แบบสอบถาม (สเกล 0–100) สำหรับตัวแปรจัดประเภท (เช่น แพลตฟอร์มที่ใช้บ่อย) แปลงเป็นรหัสแบบ one-hot แล้วจึงป้อนเข้ากระบวนการคำนวณระยะห่างแบบยูคลิดีเนียน หลังจัดกลุ่ม เราสร้าง โปรไฟล์ ของแต่ละคลัสเตอร์จากค่าเฉลี่ย/ค่ามัธยฐานของตัวแปรสำคัญเพื่อให้เห็นลักษณะเด่นชัดเจน ในการศึกษาวิจัยเรื่อง

การใช้ Big Data และ Machine Learning ในการศึกษาพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อของคนรุ่นใหม่ ได้ทำการตั้งชื่อคลัสเตอร์ตาม “พฤติกรรมเด่น” เพื่อช่วยการสื่อสารเชิงกลยุทธ์ เช่น กลุ่มที่ใช้วิดีโอสั้นหนาแน่นและตอบสนองต่อฟีดแบ็กสูง อาจถูกนิยามเป็น Short-form Entertainment กลุ่มที่ใช้หลายแพลตฟอร์มเพื่อเรียนรู้เป็นหลัก นิยามเป็น Edutainment Multi-platform และกลุ่มที่ให้ความสำคัญกับข่าว/ชุมชนและความน่าเชื่อถือของแหล่งข้อมูล เป็น News & Community ชื่อเหล่านี้ไม่ได้เป็นป้ายถาวร แต่เป็น คีย์เวิร์ดเชิงปฏิบัติเพื่อเชื่อมผลคลัสเตอร์เข้ากับการออกแบบคอนเทนต์ ตารางโพสต์ ตัวชี้วัดความสำเร็จ และข้อเสนอเชิงกลยุทธ์สำหรับแต่ละกลุ่มเป้าหมาย ทั้งนี้ คลัสเตอร์เป็น หลักฐานเชิงพรรณนา ที่อธิบายความแตกต่างของพฤติกรรมมิได้ระบุเหตุ-ผลโดยตรง จึงถูกใช้ควบคู่กับแบบจำลองทำนาย (เช่น โลจิสติก) เพื่อยืนยันบทบาทของปัจจัยสำคัญอย่าง การรับรู้อิทธิพลของอัลกอริทึม ดังที่ข้อมูลในตารางที่ 4 แสดงให้เห็นต่อไป

ตารางที่ 4 สรุปรูปโปรไฟล์คลัสเตอร์ผู้ใช้ (k=3)

คลัสเตอร์	ขนาด	ลักษณะเด่น	แพลตฟอร์มหลัก	จุดจับใจความสำหรับกลยุทธ์
C1 Short-form Entertainment	52 (43%)	ใช้ 3-5 ชม./วันขึ้นไป โลก/แซร์สูง ดัชนี อัลกอริทึม	TikTok > YouTube Shorts	Hook 3-5 วินาทีแรก คอนเทนต์ ซีรีส์ต่อเนื่อง ใช้เสียง/เทม เพลตติดหู
C2 Edutainment Multi-platform	38 (32%)	ใช้หลายแพลตฟอร์ม เซฟ/ดูซ้ำ ดัชนี เรียนรู้/ ข้อมูล	YouTube > TikTok	วิดีโอสั้นสรุป ลิงก์ยาวอธิบาย เพลย์ลิสต์เรียนรู้ CTA ดาวน์ โหลดสรุป/ชีท
C3 News & Community	30 (25%)	1-3 ชม. /วัน อ่านคอม เมนต์ กังวลข้อมูล	Facebook ≥ YouTube	โพสต์สั้นเชื่อมคอมมูนิตี้อ้างอิง แหล่งข่าว ความโปร่งใส แหล่งข้อมูล/PDPA

จากข้อมูลในตารางข้างต้นจะเห็นว่าโครงสร้างตลาดสื่อของกลุ่มตัวอย่างแบ่ง 3 บุคลิกชัดเจน C1 เน้นกระตุ้นอารมณ์เร็วเสฟต่อเนื่อง C2 ต้องการคุณค่าเชิงเรียนรู้ C3 ให้ความสำคัญความน่าเชื่อถือและชุมชนเป็นฐานตรงไปสู่ออกแบบครีเอทีฟ/ตารางโพสต์รูปแบบวัดผลที่ต่างกัน เนื่องจากการกำหนดจำนวนกลุ่ม k ใช้ทั้งเกณฑ์ elbow (ดูความชันของความคลาดเคลื่อนภายในกลุ่ม) และ silhouette (ดูความแยกจากกลุ่มอื่นและความหนาแน่นภายในกลุ่ม) เพื่อหาจุดที่สมดุลระหว่าง จำแนกได้ชัดกับ ไม่แตกย่อยเกินจำเป็น ผลปรากฏว่า k = 3 ให้โครงสร้างที่ดีความได้ง่ายและมีความมั่นคง เราทำการสุ่มจุดตั้งต้นหลายครั้ง (multiple random

starts) เพื่อลดอคติจากการเริ่มต้น และตรวจสอบความสอดคล้องของผลลัพธ์ซ้ำอีกครั้งด้วยการแบ่งตัวอย่าง (split-half stability)

การศึกษาวิจัยครั้งนี้ยังได้มีการนำข้อมูลที่ได้จากการสำรวจมาสร้างเป็น แบบจำลองทำนาย (Predictive / Logistic Regression) ซึ่งเป็นกระบวนการประมาณค่าความน่าจะเป็นของการสุ่มแบบแบ่งชั้น ของตัวอย่าง อายุ เพศ ความเข้มใช้งาน ด้วยการถ่วงน้ำหนักหลังเก็บ post-stratification weights และใช้ ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานแบบ robust ลดอคติจากความแปรปรวนไม่เท่ากัน ระหว่างสร้างโมเดลมีการตรวจ พหุสหสัมพันธ์ รายงานค่า VIF < 2 และทำ การประเมินสมรรถนะ ทั้งด้านการจำแนก เช่น ROC-AUC และด้านความสอดคล้อง ระหว่างค่าทำนายกับค่าจริง (การสอบเทียบ/Calibration เช่น Hosmer–Lemeshow) รวมถึงตรวจค่าผิดปกติที่มีอิทธิพลสูง (influence diagnostics) เพื่อความมั่นใจว่าผลที่รายงาน นั้นคง และตีความได้อย่างปลอดภัย

ในการสื่อความหมาย เราแปลค่า OR พร้อม ช่วงความเชื่อมั่น 95% และค่า p ให้เห็น ทิศทาง ขนาด ความน่าเชื่อถือ ของความสัมพันธ์ เช่น ชั่วโมงใช้งานที่สูงขึ้นและการรับรู้อิทธิพลอัลกอริทึมที่มากขึ้น มักสัมพันธ์กับ โอกาสเลือกวิดีโอสั้น ที่สูงขึ้น ขณะที่อายุที่มากขึ้นสัมพันธ์กับโอกาสดังกล่าวที่ลดลง จากนั้นจึง สานิตด้วย กราฟผลขอบเขต (marginal effects) เพื่อให้ผู้อ่านที่ไม่ถนัดสถิติ เห็นภาพ การเปลี่ยนแปลงของ ความน่าจะเป็นเชิงใช้งานจริง (เช่น เพิ่มชั่วโมงใช้งานจาก 2-4 ชม./วัน จะทำให้ความน่าจะเป็นเลือกวิดีโอสั้น เพิ่มขึ้นประมาณเท่าใด)

ผลปรากฏว่ากลุ่มตัวอย่างมีโอกาสเลือก วิดีโอสั้น เป็นแพลตฟอร์มหลัก เพิ่มขึ้น ตาม ชั่วโมงใช้งาน/วัน และ การรับรู้อิทธิพลอัลกอริทึม ขณะที่อายุที่มากขึ้นสัมพันธ์กับโอกาสดังกล่าวที่ ลดลง ผลนี้สอดคล้องกับคลัสเตอร์ C1/C2 และยืนยันบทบาทของ ระบบแนะนำ ในการกำหนดรูปแบบการรับสื่อ ดังข้อมูลที่ปรากฏในตารางที่ 5

ตารางที่ 5 แสดงผล Logistic Regression

ตัวทำนาย	OR	95% CI	p-value
ชั่วโมงใช้งาน/วัน (ต่อ +1 ชม.)	1.35	1.10–1.66	0.003
ดัชนีอิทธิพลอัลกอริทึม (ต่อ +10 แต้ม)	1.22	1.05–1.43	0.011
อายุ (ต่อ +1 ปี)	0.93	0.87–0.99	0.028
ดัชนีกังวลข้อมูล (ต่อ +10 แต้ม)	0.90	0.81–1.01	0.072
เพศหญิง (=1)	1.18	0.62–2.24	0.610

นอกจากนี้แล้วการศึกษาวิจัยเรื่อง การใช้ Big Data และ Machine Learning ในการศึกษาพฤติกรรม การบริโภคสื่อของคนรุ่นใหม่ ยังทำการเลือกกลุ่มตัวอย่างจากผู้เชี่ยวชาญและผู้บริโภคสื่อที่สามารถให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับพฤติกรรมการเสพสื่อจำนวน 3 คน แบ่งเป็น ผู้เชี่ยวชาญด้าน Digital Marketing และ AI 1 คน นักจิตวิทยาด้านพฤติกรรมผู้บริโภค 1 คน นักศึกษาหรือเยาวชนที่บริโภคสื่อเป็นประจำ 1 คน สำหรับการเก็บ



ข้อมูลเชิงคุณภาพ ซึ่งเลือกใช้วิธีการเลือกแบบเจาะจง Purposive Sampling โดยการใช้การเก็บข้อมูลแบบกึ่งโครงสร้างกับผู้ให้ข้อมูลที่ใช้อย่างดิจิทัลเข้มข้นและสนใจเทคโนโลยี/AI จำนวน 3 ราย ผู้เชี่ยวชาญดิจิทัลมาร์เก็ตติ้ง & AI นักจิตวิทยาพฤติกรรมผู้บริโภค และตัวแทนเยาวชน/นักศึกษา วิเคราะห์เชิงเนื้อหาด้วย Thematic Analysis ตั้งแต่การให้รหัสเบื้องต้น (open coding) รวมรหัสเป็นหมวด (axial) สกัด อิมหลัก (selective) จนได้ 7 อิม ที่อธิบายทั้งพฤติกรรมการเสฟสื่อ (วัตถุประสงค์ที่ 1) บทบาทของ AI/Recommendation (วัตถุประสงค์ที่ 2) และข้อเสนอเชิงกลยุทธ์ (วัตถุประสงค์ที่ 3) ซึ่งมีผลการสัมภาษณ์เชิงลึก (In-depth Interviews) ดังต่อไปนี้

กลุ่มตัวอย่างที่ 1 ผู้เชี่ยวชาญดิจิทัลมาร์เก็ตติ้ง & AI (รหัส P1) อธิบายว่าพีดแนะนำคือ ด้านหน้าของการค้นพบคอนเทนต์ในไทย คนส่วนใหญ่เริ่มที่หน้า For You ก่อนเสมอ แทบไม่พิมพ์ค้นหาด้วยซ้ำ เขาย้ำว่าสัญญาณที่อัลกอริทึมอ่าน เช่น อัตราดูจบช่วงต้น การกดเซฟ/แชร์ และการกลับมาดูซ้ำ มีผลมากกว่ายอดวิวล้วนๆ เพราะบอกถึง คุณค่า ที่ผู้ใช้รับจริง กลุ่มตัวอย่างที่ 1 เห็นแนวโน้มการผลิตเนื้อหาแบบ สองชั้น คลิปสั้นจับประเด็น เกี้ยวใจ แล้วต่อยอดด้วยคลิปยาว/บทความยาวเพื่ออธิบายลึก รูปแบบสั้นพาคนเข้า ยาวพาคนอยู่ต่อ

ในแง่กลยุทธ์ กลุ่มตัวอย่างที่ 1 แนะนำให้คิด ภาษาของพีด ตั้งแต่ ฮุก 3-5 วินาทีแรก โครงเรื่องแบบซีรีส์ และการทดสอบ A/B ทั้งภาพปก คำบรรยาย และจังหวะโพสต์ อัลกอริทึมไม่ได้ลำเอียงกับแบรนด์ ถ้าเราส่งสัญญาณที่มั่นคงความว่าผู้ใช้ชอบ ก็ไปได้ สำหรับประเด็นข้อมูลส่วนบุคคล กลุ่มตัวอย่างที่ 1 เห็นว่าผู้ใช้ส่วนใหญ่ “ยอมแลกความตรงกับข้อมูล หากมีความโปร่งใสและ ตัวเลือกควบคุมพีด ชัดเจน ถ้าอธิบายตรง ๆ ว่าเก็บอะไร เพื่ออะไร และให้ปิดได้ ความไว้วางใจจะสูงขึ้นเอง วันนีการแข่งขันไม่ใช่แค่ใครทำคอนเทนต์เก่ง แต่ใครเข้าใจภาษาของระบบแนะนำ มากกว่า ทำสั้นเพื่อพาเข้า ทำยาวเพื่อพาอยู่ และบอกผู้ใช้ให้รู้ว่าเขาคุมพีดของตัวเองได้”

กลุ่มตัวอย่างที่ 2 นักจิตวิทยาพฤติกรรมผู้บริโภค (รหัส P2) มองการเสฟสื่อผ่านกรอบ habit loop สิ่งกระตุ้น (เปิดแอป) กิจวัตร (ไถพีด) ผลตอบแทน (ความบันเทิง/ความรู้สึกเป็นส่วนหนึ่ง) วิดีโอสั้นให้ รางวัลเล็กๆ บ่อยครั้ง ทำให้วงจรนี้หมุนเร็ว กลุ่มตัวอย่างที่ 2 อธิบายว่า social proof (ยอดไลก์/คอมเมนต์) และความสัมพันธ์กับส่วนตัวกับครีเอเตอร์ ช่วยยืดเวลาการอยู่ในแพลตฟอร์ม โดยเฉพาะในกลุ่มวัยรุ่นที่ต้องการการยอมรับจากเพื่อนร่วมกลุ่ม นอกจากนี้ กลุ่มตัวอย่างที่ 2 ชี้ว่าเมื่อผู้ใช้รู้สึก ว่า พีดตรงใจมากขึ้นเรื่อย ๆ ก็มีโอกาสเกิด filter bubble ทำให้มุมมองแคบลง จึงควรส่งเสริมทักษะ รู้เท่าทันสื่อ และการปรับสมดุลพีด ด้วยการติดตามแหล่งที่แตกต่าง

ในเชิงคำแนะนำ กลุ่มตัวอย่างที่ 2 เสนอให้แบรนด์/ผู้ผลิตเนื้อหา ออกแบบคุณค่าเชิงบวกที่วัดได้ เช่น ความรู้ที่นำไปใช้จริง mini-task/worksheet ให้ผู้ชมลองทำทันที เพื่อตอบแรงจูงใจเรียนรู้ไว และลดการเสฟแบบไหลลื่นเกินควบคุม เธอย้ำเรื่อง ความโปร่งใสด้านข้อมูล และการให้สิทธิเลือกกับผู้ใช้ การให้ผู้ใช้รู้ว่าปิด/ปรับอะไรได้บ้าง ช่วยลดความกังวลและยืดอายุความสัมพันธ์กับแบรนด์ คนไม่ได้ติดมือถือเพราะขาดวินัยอย่างเดียว แต่เพราะระบบให้รางวัลดีและคาดเดาไม่ได้ ถ้าแบรนด์ออกแบบ รางวัลที่มีความหมาย ผู้ใช้จะรู้สึกคุ้มค่ามากกว่าถูกดึงให้เฝ้าต่อเฉย ๆ

กลุ่มตัวอย่างที่ 3 ตัวแทนเยาวชน/นักศึกษา ผู้ใช้สื่อเข้มข้น (รหัส P3) เล่าว่าวันหนึ่ง ๆ เริ่มด้วยการไถ่ TikTok/IG Reels ดูสั้น ๆ ให้รู้เรื่องก่อน ถ้าสนใจจริงค่อยไปค้นใน YouTube เขาใช้การ เซฟ/เพลย์ลิสต์ เป็นตัวจัดการความรู้ และมักแชร์คลิปให้เพื่อนในกลุ่มเรียนเพื่อคุยต่อ ในพัฒตามทั้งสายบันเทิงและสาย How-to เพราะอยากได้ทั้งสนุกและสกิลใหม่ กลุ่มตัวอย่างที่ 3 ระบุว่าระบบเรียนรู้ จากพฤติกรรมของเขา ถ้ากดไม่สนใจ/เลื่อนทิ้งซ้ำ ๆ ฟีดก็เปลี่ยน เหมือนเราฝึกฟีดของเราได้

ด้านข่าวสาร กลุ่มตัวอย่างที่ 3 จะเช็คหลายแหล่งและดูว่ามี ที่มา/หลักฐาน หรือไม่ ไม่ค่อยเชื่อแบบคลิกเดียวจบ ส่วนเรื่องข้อมูลส่วนตัว เขายอมรับว่ามีความกังวล แต่ถ้าบัญชี/แบรนด์ อธิบายตรง ๆ และให้ปิดการติดตามบางอย่างได้ เขาก็ โอเค มากขึ้น เขาชอบครีเอเตอร์ที่สม่ำเสมอและ จริงใจ มากกว่าการขายตรง ถ้าคนทำคอนเทนต์ใส่ใจตอบคอมเมนต์ เราจะรู้สึกอยากอยู่ด้วยนาน ๆ ผมชอบคอนเทนต์ที่สั้นแต่ได้สาระ แล้วมีลิงก์ไปดูยาวต่อ...ถ้าแบรนด์บอกวิธีปรับฟีด/ไม่สนใจอะไรได้ ผมจะรู้สึกว่าเขาเคารพพื้นที่ของเรา

จากผลการสัมภาษณ์เชิงลึก กลุ่มตัวอย่างทั้ง 3 คน สะท้อนภาพเดียวกันว่า ฟีดแนะนำคือจุดเริ่มต้นหลัก วิดีโอสั้นทำหน้าที่พาเข้า ส่วน คอนเทนต์ยาว/เอกสารอ้างอิงทำหน้าที่พาอยู่ต่อ บทบาทของ AI/อัลกอริทึมจึงไม่ได้แค่ “คัด” แต่ยัง “กำกับจังหวะ” ของการเสพและการค้นพบ ขณะเดียวกันผู้ใช้อยอมรับการคัดเลือกโดยระบบ หาก มีความโปร่งใสและสิทธิในการควบคุมฟีด ผลที่ได้เชื่อมโยงตรงกับวัตถุประสงค์งานวิจัย (1) อธิบายพฤติกรรมการเสพจริงแบบข้ามแพลตฟอร์ม (2) เปิดกลไกอิทธิพลของระบบแนะนำ/สัญญาณที่มันอ่าน และ (3) แปรเป็นแนวทางเชิงกลยุทธ์ ชูเร็ว ซีรีส์สม่ำเสมอ คุณค่าเชิงเรียนรู้ที่จับต้องได้ สื่อสารความเป็นส่วนตัวอย่างโปร่งใส และเปิดพื้นที่คอมมูนิตีให้มีปฏิสัมพันธ์อย่างต่อเนื่อง

ตารางที่ 6 สรุปธีม รหัส และคำพูดตัวอย่าง

ธีมหลัก	รหัส (ตัวอย่าง)	คำพูดตัวอย่าง (ย่อ/นามแฝง)	เชื่อม วัตถุประสงค์
ฟีดแนะนำคือ ประตูหลัก	start-from-feed, infinite scroll	เปิดแอปที่ไรก็เผลอจาก For You ก่อน ค้นหาเองน้อยลงมาก (P3-เยาวชน)	วัตถุประสงค์ 1, 2
แรงจูงใจ 3 มิติ	fun-relax, self- expression, micro- learning	ชอบดูสั้นๆ ให้เข้าใจก่อน ถ้าสนใจ ค่อยไปดูยาวใน YouTube (P3)	วัตถุประสงค์ 1
อัลกอริทึมเร่ง ความต่อเนื่อง	habit loop, personalization	ถ้าดูจบ/กดไลค์ ระบบก็ยิ่งป้อนแนว เดียวกัน ทำให้เลิกยาก (P2- นักจิตวิทยา)	วัตถุประสงค์ 2

ธีมหลัก	รหัส (ตัวอย่าง)	คำพูดตัวอย่าง (ย่อ/นามแฝง)	เชื่อม วัตถุประสงค์
ความน่าเชื่อถือ/ รู้เท่าทัน	source check, multi- verify	ข่าวต้องดูหลายเพจ ถ้าแปะที่มาไว้ จะเชื่อใจเร็วขึ้น (P3)	วัตถุประสงค์ 1, 3
ดีลข้อมูลส่วนตัว	privacy trade-off, control feed	ยอมให้ติดตามบ้างถ้าปรับปิดเองได้ และแบนด์อธิบายชัดเจน (P1-ผู้เชี่ยวชาญ)	วัตถุประสงค์ 2, 3
อินฟลูเอนเซอร์ & คอมมูนิตี้	social proof, parasocial	ตัดสินใจตามเพจเพราะคนคอม เมนต์จริง ใส่ใจตอบ (P3)	วัตถุประสงค์ 3
ความคาดหวัง คอนเทนต์	hook early, series, useful CTA	มีซีรีส์หัวข้อเดิมทุกสัปดาห์จะรอดู และอยากได้สรุปโหลด (P3)	วัตถุประสงค์ 3

อภิปรายผล

การอภิปรายผลการศึกษาวิจัยเรื่อง การใช้ Big Data และ Machine Learning ในการศึกษาพฤติกรรม การบริโภคสื่อของคนรุ่นใหม่ สามารถแบ่งออกเป็น 3 ส่วนตามวัตถุประสงค์การวิจัย ดังนี้

ส่วนที่ 1 พฤติกรรมการบริโภคสื่อของผู้รับสาร Generation Z และ Generation Alpha ในประเทศไทย ผลการศึกษาพบว่า พฤติกรรมการบริโภคสื่อของผู้รับสาร Generation Z และ Generation Alpha ในประเทศไทยมีลักษณะเด่นคือการเสพสื่อภายใต้ระบบนิเวศที่ วิดีโอเป็นศูนย์กลาง และพีดแนะนำเป็นกลไกด่านหน้า (front gate) โดยแพลตฟอร์มหลักที่ถูกเลือกใช้ ได้แก่ TikTok (45%) และ YouTube (30%) ขณะที่ผู้ตอบแบบสอบถามร้อยละ 65 ใช้สื่อออนไลน์ไม่น้อยกว่า 3 ชั่วโมงต่อวัน สะท้อนความเข้มข้นของการบริโภคสื่อดิจิทัลในชีวิตประจำวัน เมื่อพิจารณาประเภทเนื้อหาที่นิยม พบว่าเนื้อหาบันเทิง (40%) ข่าวสาร (25%) และความรู้/การศึกษา (20%) เป็นหมวดหลัก ซึ่งสอดคล้องกับกรอบแนวคิด Uses and Gratifications Theory (UGT) ที่อธิบายว่าผู้รับสารเลือกเสพสื่อเพื่อตอบสนองความต้องการด้านความบันเทิง การเรียนรู้ และการมีปฏิสัมพันธ์ทางสังคม ผลการวิเคราะห์เชิงคุณภาพยังชี้ให้เห็นรูปแบบการเสพสื่อแบบ short-form long-form กล่าวคือ ผู้ใช้เริ่มต้นจากวิดีโอสั้นเพื่อรับสาระสำคัญหรือกระตุ้นความสนใจ ก่อนจะย้ายไปสู่เนื้อหาที่ยาวขึ้นเพื่อทำความเข้าใจเชิงลึก ผลการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองทางสถิติยืนยันว่า ชั่วโมงการใช้งานต่อวันและการรับรู้อิทธิพลของอัลกอริทึมเป็นตัวทำนายที่มีนัยสำคัญต่อโอกาสในการเลือกแพลตฟอร์มวิดีโอสั้นเป็นหลัก ($OR \approx 1.35$ และ $OR \approx 1.22$ ตามลำดับ) ขณะที่อายุที่เพิ่มขึ้นสัมพันธ์กับโอกาสในการเลือกวิดีโอสั้นที่ลดลง ผลดังกล่าวสอดคล้องกับแนวคิดของ McLuhan ที่เสนอว่า ตัวสื่อ (medium) คือสาร (message) กล่าวคือ โครงสร้างของสื่อแบบมีสื่อและพีดสั้นมีบทบาทกำหนดจังหวะ ความเร็ว และรูปแบบประสบการณ์การรับรู้ของผู้ใช้ มากกว่าตัวเนื้อหาเพียงอย่างเดียว การวิเคราะห์แบบจัดกลุ่ม (k-means) สามารถจำแนกผู้ใช้ได้เป็น 3 คลัสเตอร์ ได้แก่



(1) กลุ่ม Short-form Entertainment (~43%) ซึ่งใช้เวลาบนแพลตฟอร์มสูงและตอบสนองต่อคำแนะนำอย่างชัดเจน (2) กลุ่ม Edutainment Multi-platform (~32%) ที่ใช้หลายแพลตฟอร์มและเสกสื่อบนแพลตฟอร์มเพื่อสรวลเยาะเพื่ออธิบายและ (3) กลุ่ม News & Community (~25%) ที่ให้ความสำคัญกับความน่าเชื่อถือของแหล่งข่าวและความเป็นส่วนตัวของข้อมูล ผลดังกล่าวสอดคล้องกับแนวคิด Filter Bubble และ Echo Chamber ของ Pariser ซึ่งอธิบายว่าการคัดสรรเนื้อหาเฉพาะบุคคลของอัลกอริทึมมีแนวโน้มตอกย้ำความสนใจเดิมและสร้างวงจรการเสกสื่อบนแพลตฟอร์มแบบปิด ในบริบทประเทศไทย ผลการวิจัยสอดคล้องกับรายงาน Digital 2025 Thailand (We Are Social USA, 2568) ที่ชี้ให้เห็นการเติบโตอย่างต่อเนื่องของผู้ใช้อินเทอร์เน็ตและโซเชียลมีเดีย รวมถึงข่าวการลงทุนโครงสร้างพื้นฐานด้านข้อมูลและ AI ของแพลตฟอร์มขนาดใหญ่ เช่น TikTok (Bangkok Post, 2568) ซึ่งสะท้อนว่าสภาพแวดล้อม วิดีโอสั้น-ส่วนบุคคล-พกพา กำลังฝังรากลึกในระบบนิเวศดิจิทัลไทย ขณะเดียวกัน ความกังวลด้านคุณภาพข้อมูล เช่น ข่าวปลอมและดิสเฟก ทำให้ผู้ใช้บางกลุ่มให้ความสำคัญกับความโปร่งใสและการควบคุมข้อมูลมากขึ้น สอดคล้องกับรายงานของ Global Initiative (2566)

โดยสรุป พฤติกรรมการบริโภคสื่อของ Gen Z และ Gen Alpha ในไทยสามารถอธิบายได้ผ่านสมการเชิงแนวคิดที่ผสมผสานแรงจูงใจส่วนบุคคล (UGT) ลักษณะของสื่อวิดีโอสั้น (McLuhan) และกลไกการคัดสรรของอัลกอริทึม (Pariser) ซึ่ง Big Data และ Machine Learning ช่วยให้สามารถอธิบายและคาดการณ์รูปแบบพฤติกรรมดังกล่าวได้อย่างเป็นระบบ

ส่วนที่ 2 บทบาทของ AI และ Recommendation Algorithms ต่อการเลือกเสกสื่อบริการ การศึกษาทั้งเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพชี้ชัดว่า AI และระบบ Recommendation Algorithms เป็นกลไกหลักที่มีอิทธิพลต่อการเลือกเสกสื่อบริการของผู้รับสาร Generation Z และ Generation Alpha โดยเฉพาะในขั้นตอนการเริ่มต้นรับสื่อและการคงอยู่บนแพลตฟอร์ม ดัชนีการรับรู้อิทธิพลของอัลกอริทึมมีค่าเฉลี่ยสูง (76.5/100) และแบบจำลองโลจิสติกส์แสดงให้เห็นว่าการเพิ่มขึ้นของชั่วโมงการใช้งานและการรับรู้อิทธิพลของอัลกอริทึมสัมพันธ์กับโอกาสในการเลือกแพลตฟอร์มวิดีโอสั้นอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

ผลดังกล่าวสอดคล้องกับกรอบ Uses and Gratifications Theory ที่เมื่อระบบแนะนำสามารถจัดเนื้อหาให้สอดคล้องกับแรงจูงใจหลักของผู้ใช้ ผู้ใช้จะยอมลดบทบาทการค้นหาด้วยตนเองและปล่อยให้ระบบนำทางมากขึ้น การสัมผัสเชิงลึกสะท้อนแนวคิด ฟีดเรียนรู้ผู้ใช้และการเกิด habit loop จากการโต้ตอบต่อเนื่อง ซึ่งสอดคล้องกับหลักการทำงานของระบบแนะนำแบบ collaborative, content-based และ hybrid ในมิติทางเศรษฐกิจ ผลการวิจัยสามารถเชื่อมโยงกับการเติบโตของ social commerce และ live commerce ในประเทศไทย โดยเฉพาะ TikTok Shop ซึ่งสื่อไทยรายงานการเติบโตของมูลค่าธุรกรรมอย่างก้าวกระโดดในช่วงปี 2024–2025 ปรากฏการณ์ดังกล่าวสะท้อนว่าระบบแนะนำไม่ได้มีผลเฉพาะต่อการรับสื่อ แต่ยังเชื่อมโยงโดยตรงกับการตัดสินใจเชิงพาณิชย์ในเส้นทางเดียวกัน การทำงานของอัลกอริทึมที่ทรงพลังยังก่อให้เกิดประเด็นด้านความเป็นส่วนตัวและความหลากหลายของข้อมูล ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิด Filter Bubble และบริบทการบังคับใช้กฎหมายคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล (PDPA) ในประเทศไทย ผลการวิจัยชี้ว่าผู้ใช้มีแนวโน้มยอมรับ

personalization หากแพลตฟอร์มและแบรนด์มีความโปร่งใสและเปิดโอกาสให้ผู้ใช้งานควบคุมฟีดและข้อมูลของตนเองได้

ส่วนที่ 3 แนวทางกลยุทธ์การสื่อสารและการตลาดที่เหมาะสมในยุคดิจิทัล จากผลการศึกษาพบว่า กลยุทธ์การสื่อสารและการตลาดที่เหมาะสมกับพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อของคนรุ่นใหม่ในประเทศไทยควรตั้งอยู่บนฐานของ วิถีโอสันแบบ mobile-first และการออกแบบเนื้อหาให้สอดคล้องกับตรรกะของระบบแนะนำการวิเคราะห์คลัสเตอร์ผู้ใช้ชี้ให้เห็นว่าการสื่อสารเชิงกลยุทธ์ควรปรับให้เหมาะกับกลุ่มเป้าหมายที่แตกต่างกัน ได้แก่ การใช้ hook ที่รวดเร็วและคอนเทนต์แบบซีรีส์สำหรับกลุ่มเน้นบันเทิง การออกแบบเนื้อหาแบบสองชั้น (สั้น-ยาว) สำหรับกลุ่ม edutainment และการเน้นความน่าเชื่อถือของแหล่งข้อมูลและการมีส่วนร่วมของคอมมูนิตีสำหรับกลุ่มข่าวสาร กลยุทธ์ที่ยั่งยืนควรผสมผสานแนวคิด Responsible Personalization โดยให้ความสำคัญกับความโปร่งใสด้านข้อมูล การเคารพความเป็นส่วนตัว และการส่งเสริมความหลากหลายของแหล่งสาร ซึ่งจะช่วยสร้างความไว้วางใจในระยะยาว ผลการวิจัยครั้งนี้จึงเสนอกรอบเชิงประจักษ์สำหรับการออกแบบการสื่อสารและการตลาดที่สมดุลระหว่างประสิทธิภาพของอัลกอริทึมและความรับผิดชอบต่อสังคมในบริบทดิจิทัลของประเทศไทย

สรุป

การวิจัยเรื่อง การใช้ Big Data และ Machine Learning ในการศึกษาพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อของคนรุ่นใหม่ มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อของผู้รับสารกลุ่ม Generation Z และ Generation Alpha ในประเทศไทย วิเคราะห์บทบาทของปัญญาประดิษฐ์และระบบแนะนำเนื้อหาในการกำหนดการเลือกเสพสื่อ และสังเคราะห์แนวทางเชิงกลยุทธ์ด้านการสื่อสารและการตลาดให้สอดคล้องกับบริบทสื่อดิจิทัลร่วมสมัย ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่าพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อของคนรุ่นใหม่มีลักษณะเปลี่ยนแปลงไปอย่างมีนัยสำคัญ โดยมีสื่อวิดีโอเป็นศูนย์กลางของการรับสาร และแพลตฟอร์มดิจิทัลที่ขับเคลื่อนด้วยระบบอัลกอริทึมมีบทบาทสำคัญต่อการกำหนดรูปแบบการเสพสื่อและการมีส่วนร่วมของผู้รับสาร ผลการศึกษาตามวัตถุประสงค์ข้อที่หนึ่งพบว่า ผู้รับสารกลุ่มตัวอย่างมีพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อที่แตกต่างกันทั้งในด้านแรงจูงใจ ระยะเวลาการใช้งาน และลักษณะการเลือกแพลตฟอร์ม การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงปริมาณร่วมกับเทคนิคการจัดกลุ่มสามารถจำแนกรูปแบบการบริโภคสื่อออกเป็นกลุ่มพฤติกรรมที่มีลักษณะเฉพาะอย่างชัดเจน ซึ่งสะท้อนพลวัตและความซับซ้อนของพฤติกรรมผู้บริโภคสื่อในสังคมดิจิทัลไทย สำหรับวัตถุประสงค์ข้อที่สอง ผลการวิเคราะห์เชิงสถิติและข้อมูลเชิงคุณภาพยืนยันว่า ปัญญาประดิษฐ์และระบบแนะนำเนื้อหา มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อกระบวนการเลือกเสพสื่อของผู้รับสาร ตั้งแต่การเข้าถึงเนื้อหา การสร้างพฤติกรรมเสพซ้ำ ไปจนถึงการก่อรูปแบบการรับรู้เชิงเฉพาะบุคคล ผลการวิจัยดังกล่าวสอดคล้องกับกรอบแนวคิด Uses and Gratifications Theory ที่อธิบายการเลือกใช้อุปกรณ์เพื่อตอบสนองความต้องการของผู้รับสาร และแนวคิด Technological Determinism ที่ชี้ให้เห็นบทบาทของเทคโนโลยีในการกำหนดรูปแบบประสบการณ์การรับสาร รวมถึงแนวคิด Filter Bubble และ Echo Chamber



ที่อธิบายผลของการคัดกรองข้อมูลโดยอัลกอริทึม ในส่วนของวัตถุประสงค์ข้อที่สาม งานวิจัยสามารถสังเคราะห์แนวทางเชิงกลยุทธ์ด้านการสื่อสารและการตลาดที่เน้นการออกแบบเนื้อหาให้สอดคล้องกับตรรกะของระบบแนะนำเนื้อหาและพฤติกรรมการใช้งานจริงของผู้รับสารในแพลตฟอร์มดิจิทัล โดยคำนึงถึงความเหมาะสมด้านจริยธรรม ความน่าเชื่อถือของข้อมูล และการคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล ในเชิงคุณูปการทางวิชาการ งานวิจัยมีส่วนช่วยขยายองค์ความรู้ด้านพฤติกรรมกรรมการสื่อสารภายใต้บริบทของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์และการวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่ โดยเชื่อมโยงทฤษฎีการสื่อสารแบบดั้งเดิมเข้ากับบริบทสื่อดิจิทัลร่วมสมัย อีกทั้งยังเป็นฐานข้อมูลเชิงประจักษ์สำหรับการพัฒนางานวิจัยต่อยอดด้านการสื่อสารดิจิทัล นโยบายสื่อ และการตลาดเชิงข้อมูลในอนาคต โดยเฉพาะในบริบทของสังคมไทย

ข้อเสนอแนะ

องค์ความรู้ใหม่ที่ได้จากการศึกษา

จากการวิจัยเรื่อง การใช้ Big Data และ Machine Learning ในการศึกษาพฤติกรรมกรรมการบริโภคสื่อของคนรุ่นใหม่ ผู้วิจัยมีข้อเสนอแนะเพื่อให้ข้อค้นพบของงานวิจัยนี้ก้าวพ้นจาก ภาพเชิงพรรณนาและความสัมพันธ์ไปสู่ แนวปฏิบัติที่พิสูจน์ได้และยั่งยืน จำเป็นต้องต่อยอดทั้งด้านระเบียบวิธีและจริยธรรมการสื่อสารในบริบทฟีด/อัลกอริทึมที่เปลี่ยนเร็ว งานชิ้นนี้จึงเสนอให้ทำการทดลองภาคสนามบนแพลตฟอร์มจริงเพื่อวัดผลเชิงเหตุ/ผลของการสื่อสารเรื่องอัลกอริทึมอย่างรับผิดชอบ พัฒนาแบบจำลองเชิงสาเหตุที่เชื่อมโยง แรงจูงใจ/การรับรู้อัลกอริทึม/พฤติกรรมสื่อ และเก็บข้อมูลระยะยาวแบบพาแนล/ไดอารี่เพื่อติดตาม เส้นทาง การรับสื่อ ข้ามแพลตฟอร์มตามกาลเวลา ทั้งหมดนี้จะทำให้ออกเสนอเชิงนิเทศศาสตร์มีหลักฐานรองรับในระดับ ทดลอง/สาเหตุ/เวลา และแปลผลสู่แนวทางปฏิบัติที่สอดคล้อง PDPA ความไว้วางใจของผู้ใช้ และผลลัพธ์เชิงสังคมในไทยได้อย่างแท้จริง ดังนี้

1. การต่อยอดเพื่อศึกษาวิจัยในอนาคตควรมีการทดลองภาคสนามเชิงสื่อสาร (Field/Platform Experiments) กับการเปิดเผยอัลกอริทึม ออกแบบข้อความ/ครีเอทีฟที่ต่างกันเรื่อง algorithm disclosure (เช่น บอกปัจจัยที่ทำให้เห็นคอนเทนต์, ปุ่มปรับฟีด/Not interested) แล้วทดสอบผลต่อ ความไว้วางใจ การมีส่วนร่วม เวลาอยู่กับสื่อ เทียบกับคอนเทนต์ทั่วไปเพื่อวัด การสื่อสารเรื่องอัลกอริทึมอย่างรับผิดชอบ ที่ได้ผลกับ ผู้รับสาร Gen Z/Alpha ในบริบทไทย (สอดคล้อง PDPA/ความเป็นส่วนตัว)

2. การศึกษาเพิ่มเติมเกี่ยวกับแบบจำลองเชิงสาเหตุในกรอบนิเทศศาสตร์: U&G การรับรู้อัลกอริทึม พฤติกรรมสื่อ ใช้ SEM/mediation ตรวจสอบเส้นทางจากแรงจูงใจ บันเทิง แสดงตัวตน เรียนรู้ ไปสู่ การรับรู้อิทธิพลระบบแนะนำ และต่อไปยังตัวชี้วัดพฤติกรรม ดูจบนัดคลิก save/share การเปลี่ยนแพลตฟอร์ม ควบคุม trace data ข้ามแพลตฟอร์มเพื่อยืนยันผล triangulation จะช่วยพัฒนา ทฤษฎีการรับสื่อในยุคฟีด ให้แม่นยำขึ้นในเชิงนิเทศศาสตร์

3. ควรมีการศึกษาระยะยาวแบบพาแนล (Panel/Diary) เรื่องเส้นทาง การรับสื่อ และผลเชิงสังคม เก็บข้อมูล cross-platform media journey รายวัน/รายสัปดาห์ (ใหม่/ไลน์: สั้น ยาว บันเทิง สาระ) และผลลัพธ์



ด้านนิเทศศาสตร์ เช่น ความรู้เท่าทันสื่อ การรับข่าวเชิงวิพากษ์ ภาวะเสียงสะท้อน (echo) เพื่อการเปลี่ยนแปลงตามเวลา/เปิดทางให้สังเคราะห์ แนวปฏิบัติการสื่อสารที่ยั่งยืน (responsible personalization) สำหรับสถาบันการศึกษา สื่อ และแบรนด์ในประเทศไทย

ข้อเสนอแนะเพื่อการวิจัยครั้งต่อไป

การวิจัยในอนาคตควรขยายขนาดกลุ่มตัวอย่างให้ครอบคลุมพื้นที่ ภูมิภาค และสถานภาพทางสังคมที่หลากหลายยิ่งขึ้น เพื่อเพิ่มความสามารถในการอ้างอิงผลการวิจัยเชิงทั่วไป นอกจากนี้ ควรนำข้อมูลร่องรอยดิจิทัล (digital trace data) หรือข้อมูลพฤติกรรมจริงจากแพลตฟอร์มโซเชียลมีเดียร่วมกับข้อมูลแบบสอบถาม เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการอธิบายพฤติกรรมและการเสพสื่อ ในเชิงระเบียบวิธี ควรพัฒนาแบบจำลองเชิงกลไก เช่น การวิเคราะห์ตัวแปรส่งผ่านหรือแบบจำลองสมการโครงสร้าง (SEM) เพื่ออธิบายความสัมพันธ์เชิงเหตุและผล ระหว่างการรับรู้อิทธิพลของอัลกอริทึม แรงจูงใจในการใช้สื่อ และพฤติกรรมมีส่วนร่วมกับเนื้อหา ตลอดจนควรศึกษาประเด็นจริยธรรมของปัญญาประดิษฐ์และแนวทางการออกแบบระบบแนะนำเนื้อหาอย่างรับผิดชอบ (responsible personalization) เพื่อสนับสนุนการพัฒนาสื่อดิจิทัลที่ยั่งยืนในสังคมไทย

เอกสารอ้างอิง

- กระทรวงดิจิทัลเพื่อเศรษฐกิจและสังคม. (2023). รายงานสถานการณ์ข่าวปลอมและผลกระทบจากเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในประเทศไทย. กรุงเทพมหานคร: กระทรวงดิจิทัลเพื่อเศรษฐกิจและสังคม.
- สำนักงานคณะกรรมการคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล (PDPC). (2022). พระราชบัญญัติคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล พ.ศ. 2562. ราชกิจจานุเบกษา.
- Adobe. (2025, February 24). *What is cluster analysis in marketing?* <https://business.adobe.com/blog/basics/cluster-analysis>
- American Psychological Association. (2020). *Publication manual of the American Psychological Association* (7th ed.). APA.
- Blumler, J. G., & Katz, E. (1974). *The uses of mass communications: Current perspectives on gratifications research*. Sage Publications.
- Chen, M., Mao, S., & Liu, Y. (2014). Big data: A survey. *Mobile Networks and Applications*, 19(2), 171–209.
- DataReportal. (2024). *Digital 2024: Thailand — Social media statistics*. <https://datareportal.com/reports/digital-2024-thailand>
- DataReportal. (2025). *Digital 2025 Thailand*. We Are Social & Hootsuite.
- Global Initiative Against Transnational Organized Crime. (2023). *Digital threats and mis/disinformation report*. Global Initiative.
- John, J. M., et al. (2023). An exploration of clustering algorithms for customer segmentation. *MDPI*.
- Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25.



- Kietzmann, J. H., Paschen, J., & Treen, E. (2018). Artificial intelligence in advertising: How marketers can leverage artificial intelligence along the consumer journey. *Journal of Advertising Research*, 58(3), 263–267.
- Ma, Z., Jørgensen, B. N., & Ma, Z. G. (2025). A systematic data characteristic understanding framework towards physical-sensor big data challenges (6Vs model). *arXiv*.
- McLuhan, M. (1964). *Understanding media: The extensions of man*. McGraw-Hill.
- Microsoft Canada. (2015). *Attention spans: Consumer insights*. Microsoft Corporation.
- National Institute of Standards and Technology. (2019). *NIST Big Data Interoperability Framework* (Vols. 3, 6, & 8). U.S. Department of Commerce.
- Pariser, E. (2011). *The filter bubble: What the Internet is hiding from you*. Penguin Press.
- Qlik. (n.d.). *Clustering (k-means) analysis*. <https://help.qlik.com>
- Ruggiero, T. E. (2000). Uses and gratifications theory in the 21st century. *Mass Communication & Society*, 3(1), 3–37.
- We Are Social, & Hootsuite. (2024). *Digital 2024: Thailand*. We Are Social Ltd.

