Research Article

วารสารวิจัยสมาคมห้องสมุดแห่งประเทศไทยฯ
TLA Research Journal
Vol. 19(1): 27-43, 2026

การวิเคราะห์ข้อมูลของการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการห้องสมุด ด้วยกรอบแนวคิดของ CRISP-DM

ปัณดารีย์ สุนทรวราภาส[1]

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการวิเคราะห์และแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการของห้องสมุดด้วยแนวทางการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงขับเคลื่อน (Data-driven) โดยประยุกต์ใช้กรอบกระบวนการทำเหมืองข้อมูลตามมาตรฐาน Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) ซึ่งประกอบด้วย 6 ขั้นตอน ได้แก่ การทำความเข้าใจบริบทองค์กร การทำความเข้าใจข้อมูล การเตรียมข้อมูล การสร้างแบบจำลอง การประเมินผล และการนำผลไปใช้งาน ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลการยืมทรัพยากรสารสนเทศของสำนักทรัพยากรการเรียนรู้คุณหญิงหลง อรรถกระวีสุนทร มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตหาดใหญ่ จำนวนทั้งสิ้น 35,242 รายการ ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม 2567 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม 2567 การวิเคราะห์ข้อมูลดำเนินการด้วยโปรแกรม KNIME โดยใช้เทคนิคการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการด้วยโมเดล RFM ซึ่งประกอบด้วยตัวชี้วัด 3 ด้าน ได้แก่ ระยะเวลาการใช้บริการล่าสุด (Recency) ความถี่ในการยืม (Frequency) และปริมาณการยืม (Monetary) ข้อมูลถูกนำมาวิเคราะห์ตามช่วงเวลาที่กำหนด เพื่อจำแนกกลุ่มผู้ใช้บริการออกเป็นกลุ่มต่าง ๆ ตามลักษณะพฤติกรรมการใช้บริการ ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่า สามารถจำแนกกลุ่มผู้ใช้บริการได้อย่างชัดเจน ช่วยให้ห้องสมุดเข้าใจรูปแบบ ความต้องการและศักยภาพของผู้ใช้บริการแต่ละกลุ่ม รวมถึงสามารถระบุผู้ใช้ที่มีแนวโน้มใช้บริการอย่างต่อเนื่อง และผู้ใช้ที่มีความเสี่ยงต่อการลดหรือยุติการใช้บริการในอนาคต ผลลัพธ์จากการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการช่วยสนับสนุนการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ของห้องสมุด ทั้งในด้านการออกแบบกิจกรรม การพัฒนาบริการเฉพาะกลุ่ม และการบริหารความสัมพันธ์กับผู้ใช้บริการ อันนำไปสู่การเพิ่มประสิทธิภาพการให้บริการ ความพึงพอใจ และการรักษาฐานผู้ใช้บริการของห้องสมุดในระยะยาว

คำสำคัญ : การแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการ, กระบวนการทำเหมืองข้อมูล, RFM โมเดล, การขับเคลื่อนด้วยข้อมูล

[1] บรรณารักษ์, ฝ่ายเทคโนโลยีสารสนเทศและสื่อสารองค์กร, สำนักทรัพยากรการเรียนรู้คุณหญิงหลง อรรถกระวีสุนทร, มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

Corresponding author: pandaree.s@psu.ac.th

ISSN: 3027-6977 (ออนไลน์)

Received: October 21, 2025; Revised: February 6, 2026; Accepted: February 8, 2026

A Data-Driven Analysis of Library User Segmentation through the CRISP-DM Framework

Pandaree Soonthonwarapas[1]

Abstract

The purpose of this study was to analyze and segment library users using a data-driven approach by applying the Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) framework. The CRISP-DM framework consists of six phases: business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, and deployment. The dataset used in this study comprises 35,242 transaction records of information resource borrowing from the Khunying Long Athakravisunthorn Learning Resources Center, Prince of Songkla University, Hat Yai Campus, covering the period from January 1 to December 31, 2024. Data analysis was conducted using KNIME analytics software, employing the RFM segmentation technique, which is based on three key indicators: Recency (the most recent library usage), Frequency (the number of transactions), and Monetary (the volume of borrowed resources). The data were analyzed across defined time intervals to classify library users into distinct segments according to their usage behaviors. The results demonstrate that the proposed approach effectively identifies clear and meaningful user segments, enabling the library to gain deeper insights into usage patterns, needs, and potential value of different user groups. In addition, the segmentation model allows for the identification of users who are likely to continue using library services as well as those at risk of reduced or discontinued usage in the future. The findings support strategic decision-making in library management, particularly in designing targeted activities, developing user-specific services, and enhancing user relationship management. Ultimately, this data-driven user segmentation approach contributes to improving service effectiveness, increasing user satisfaction, and sustaining long-term library user engagement.

Keywords: Library User Segmentation, CRISP-DM, RFM Model, Data-Driven

[1] Librarian, Department of Information Technology and Corporate Communications, Khunying Long Athakravisunthorn Learning Resources Center, Prince of Songkla University

Corresponding author: pandaree.s@psu.ac.th

ISSN: 3027-6977 (ออนไลน์)

Received: October 21, 2025; Revised: February 6, 2026; Accepted: February 8, 2026

บทนำ

ในยุคดิจิทัลปัจจุบัน “ข้อมูล” ได้กลายเป็นทรัพยากรที่มีคุณค่าและทรงอิทธิพลต่อการดำเนินงานขององค์กรอย่างยิ่ง ไม่ว่าจะเป็นองค์กรภาครัฐหรือเอกชน ต่างตระหนักว่าข้อมูลคือปัจจัยสำคัญที่ช่วยสร้างความได้เปรียบในการแข่งขันและสนับสนุนการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์อย่างมีประสิทธิภาพ ข้อมูลที่มีคุณภาพ มีความถูกต้อง และได้รับการจัดการอย่างเหมาะสมจะสามารถนำมาใช้เพื่อวิเคราะห์เชิงลึก (Data analytics) ซึ่งเป็นรากฐานสำคัญของการเป็นองค์กรที่ขับเคลื่อนด้วยข้อมูล (Data-driven organization) องค์กรที่สามารถใช้ประโยชน์จากข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพจะมีศักยภาพในการคาดการณ์แนวโน้ม พฤติกรรม หรือความต้องการของผู้ใช้บริการ และสามารถนำข้อมูลดังกล่าวไปใช้ในการวางแผน พัฒนา และปรับกลยุทธ์ให้สอดคล้องกับสภาพแวดล้อมที่เปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา

ในบริบทของประเทศไทย ห้องสมุดมหาวิทยาลัยเป็นหน่วยงานที่มีการจัดเก็บข้อมูลจากการให้บริการผู้ใช้เป็นจำนวนมากจากระบบสารสนเทศต่างๆ เช่น ข้อมูลการยืมคืนทรัพยากรสารสนเทศ การเข้าใช้พื้นที่ การใช้ฐานข้อมูลอิเล็กทรอนิกส์ และการใช้บริการผ่านแพลตฟอร์มดิจิทัล งานวิจัยและรายงานด้านห้องสมุดและสารสนเทศในประเทศไทย สะท้อนให้เห็นว่าพฤติกรรมการใช้บริการของผู้ใช้มีการเปลี่ยนแปลงอย่างมีนัยสำคัญ โดยมีแนวโน้มลดการใช้ทรัพยากรสิ่งพิมพ์และเพิ่มการใช้ทรัพยากรดิจิทัลและบริการออนไลน์ ขณะเดียวกันรูปแบบการใช้บริการยังแตกต่างกันอย่างชัดเจนระหว่างกลุ่มผู้ใช้ เช่น นักศึกษาระดับปริญญาตรี นักศึกษาบัณฑิตศึกษา และอาจารย์ ซึ่งสะท้อนถึงความหลากหลายของความต้องการและระดับการมีส่วนร่วมในการใช้บริการห้องสมุด การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึก (Deep data analysis) มีบทบาทสำคัญอย่างมากต่อการทำความเข้าใจพฤติกรรมของผู้ใช้และการสนับสนุนการตัดสินใจในระดับองค์กร โดยงานวิจัยในภาคธุรกิจได้แสดงให้เห็นว่า การนำข้อมูลพฤติกรรมของลูกค้ามาวิเคราะห์ สามารถช่วยให้องค์กรเข้าใจรูปแบบการให้บริการ ความถี่ในการมีส่วนร่วม และคุณค่าที่ลูกค้าสร้างให้แก่องค์กร ซึ่งนำไปสู่การพัฒนากลยุทธ์ที่เหมาะสมกับกลุ่มเป้าหมาย และลดความเสี่ยงในการดำเนินงาน (Akande, Asani & Dautare, 2024) แนวคิดดังกล่าวสามารถประยุกต์ใช้กับบริบทของห้องสมุดมหาวิทยาลัยได้เช่นเดียวกัน โดยการทำความเข้าใจพฤติกรรมผู้ใช้เชิงลึก สามารถสนับสนุนการวางแผนพัฒนาบริการ การจัดสรรทรัพยากร และการออกแบบกิจกรรมส่งเสริมการใช้ห้องสมุดให้ตอบสนองต่อความต้องการของผู้ใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ หนึ่งในเทคนิคที่ได้รับความนิยมในการวิเคราะห์พฤติกรรมผู้ใช้คือ แบบจำลอง RFM (Recency, Frequency, Monetary) ซึ่งใช้ในการแบ่งกลุ่มผู้ใช้ตามความถี่และระดับการใช้บริการ เพื่อระบุผู้ใช้ที่มีความสำคัญในมิติต่าง ๆ ขององค์กร

อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับห้องสมุดมหาวิทยาลัยในประเทศไทย พบว่า งานส่วนใหญ่ยังมุ่งเน้นการวิเคราะห์ข้อมูลในลักษณะเชิงพรรณา (Descriptive analysis) หรือการประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้บริการเป็นหลัก ในขณะที่การประยุกต์ใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล (Data mining) เพื่อการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการอย่างเป็นระบบ โดยเฉพาะการใช้แบบจำลองเชิงพฤติกรรม เช่น RFM ยังมีอยู่อย่างจำกัด นอกจากนี้ยังพบช่องว่างทางวิชาการที่สำคัญ คือ การขาดงานวิจัยที่บูรณาการกรอบการทำงานมาตรฐานสำหรับการทำเหมืองข้อมูล เช่น กระบวนการ Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) ร่วมกับการวิเคราะห์ข้อมูลการใช้บริการ

ของห้องสมุดมหาวิทยาลัยในประเทศไทยอย่างครบถ้วนตามลำดับขั้น รวมถึงการเชื่อมโยงผลลัพธ์เชิงวิเคราะห์กับการบริหารจัดการ การกำหนดนโยบาย และการออกแบบบริการของห้องสมุดในเชิงปฏิบัติอย่างเป็นรูปธรรม แม้ว่า CRISP-DM จะได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางในฐานะกรอบการทำงานมาตรฐานสำหรับการทำเหมืองข้อมูล (Data mining) ซึ่งประกอบด้วยขั้นตอนสำคัญตั้งแต่การทำความเข้าใจบริบทองค์กร การทำความเข้าใจข้อมูล การเตรียมข้อมูล การสร้างแบบจำลอง การประเมินผล และการนำผลไปใช้จริง (Schröer, Kruse & Gómez, 2021) แต่การประยุกต์ใช้กรอบดังกล่าวกับข้อมูลการใช้บริการจริงของห้องสมุดมหาวิทยาลัยในประเทศไทยยังมีจำนวนจำกัด

ด้วยเหตุนี้ งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อนำกระบวนการ CRISP-DM มาประยุกต์ใช้ร่วมกับเทคนิคการแบ่งกลุ่มผู้ใช้แบบ RFM เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลการใช้บริการของสำนักทรัพยากรการเรียนรู้ คุณหญิงหลง อรรถกระวีสุนทร มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตหาดใหญ่ งานวิจัยนี้มุ่งแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของการใช้ข้อมูลเชิงลึกจากบริบทจริงของห้องสมุดมหาวิทยาลัยไทยในการทำความเข้าใจพฤติกรรมผู้ใช้ และการแปลผลลัพธ์เชิงวิเคราะห์ไปสู่การสนับสนุนการวางแผนเชิงกลยุทธ์ การกำหนดนโยบาย และการพัฒนาบริการของห้องสมุด อันเป็นพื้นฐานสำคัญของการพัฒนาห้องสมุดสู่การเป็น “ห้องสมุดขับเคลื่อนด้วยข้อมูล” (Data-driven library) อย่างยั่งยืน

วัตถุประสงค์การวิจัย

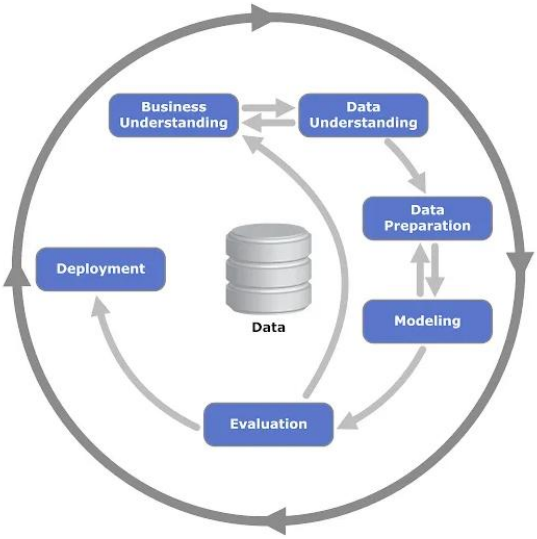
เพื่อศึกษากระบวนการวิเคราะห์และแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการ (Segmentation) ของห้องสมุดด้วยกรอบแนวคิดของ CRISP-DM

การศึกษาเอกสารที่เกี่ยวข้องหรือกรอบแนวคิด

ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ดำเนินการทบทวนเอกสาร แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการทำเหมืองข้อมูลตามกรอบของ CRISP-DM แนวคิดการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการ (Customer segmentation) และเทคนิคการวิเคราะห์พฤติกรรมผู้ใช้ด้วยแบบจำลอง RFM (Recency, Frequency, Monetary) ทั้งในบริบททางธุรกิจและการประยุกต์ใช้ในสถาบันการศึกษาและห้องสมุดมหาวิทยาลัย เพื่อใช้เป็นกรอบแนวคิดในการดำเนินงานวิจัย โดยการทบทวนวรรณกรรม และเน้นการสังเคราะห์เชิงเปรียบเทียบ เพื่อระบุข้อจำกัด แนวโน้ม และช่องว่างทางวิชาการที่ยังไม่ได้รับการศึกษาอย่างเพียงพอ สามารถสรุปสาระสำคัญได้ ดังนี้

1. กระบวนการทำเหมืองข้อมูลตามกรอบ CRISP-DM

ขั้นตอนของ CRISP-DM (Schröer, Kruse & Gómez, 2021) เป็นกระบวนการมาตรฐานที่ใช้สำหรับการทำเหมืองข้อมูล ที่ช่วยให้การวิเคราะห์ข้อมูลเป็นไปอย่างมีระบบและมีประสิทธิภาพ ดังภาพที่ 1 โดยมีขั้นตอนหลัก 6 ขั้นตอน ดังนี้



ภาพที่ 1 แสดงกระบวนการของ CRISP-DM

ขั้นตอนที่ 1 การทำความเข้าใจธุรกิจ (Business understanding) เป็นการทำความเข้าใจบริบท เป้าหมาย และปัญหาของห้องสมุด รวมถึงบทบาท ภารกิจ และความต้องการเชิงนโยบาย เพื่อกำหนดวัตถุประสงค์และโจทย์การวิเคราะห์ข้อมูลอย่างชัดเจน

ขั้นตอนที่ 2 การทำความเข้าใจข้อมูล (Data understanding) เป็นการระบุและสำรวจแหล่งข้อมูลการใช้บริการของผู้ใช้ห้องสมุด เช่น ข้อมูลการยืมคืน การใช้พื้นที่ และการใช้ระบบสารสนเทศ พร้อมทั้งตรวจสอบคุณภาพและความเหมาะสมของข้อมูล

ขั้นตอนที่ 3 การเตรียมข้อมูล (Data preparation) เป็นขั้นตอนที่ใช้เวลามากที่สุดครอบคลุมการคัดเลือก การทำความสะอาด การจัดรูปบบ และการแปลงข้อมูลจากหลายแหล่งให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมต่อการวิเคราะห์

ขั้นตอนที่ 4 การสร้างแบบจำลอง (Modeling) เป็นการเลือกและประยุกต์เทคนิคที่เหมาะสมกับโจทย์วิจัย โดยงานวิจัยนี้ใช้แบบจำลอง RFM เพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมการใช้บริการของผู้ใช้ห้องสมุด

ขั้นตอนที่ 5 การประเมินผล (Evaluation) เป็นการตรวจสอบว่าแบบจำลอง สามารถตอบวัตถุประสงค์ของงานวิจัย และสอดคล้องกับบริบทของห้องสมุดมหาวิทยาลัยได้เพียงใด

ขั้นตอนที่ 6 การนำไปใช้งานจริง (Deployment) เป็นการนำผลการวิเคราะห์ไปใช้สนับสนุนการตัดสินใจเชิงนโยบาย การวางแผนเชิงกลยุทธ์ และการพัฒนาบริการของห้องสมุดอย่างเป็นรูปธรรม

CRISP-DM เป็นกรอบกระบวนการทำเหมืองข้อมูลที่ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางในงานวิจัยด้านวิทยาการข้อมูลและระบบสารสนเทศ เนื่องจากช่วยจัดโครงสร้างการวิเคราะห์ข้อมูลให้เป็นระบบและเชื่อมโยงระหว่างเป้าหมายเชิงองค์กรกับเทคนิคทางข้อมูล โดยประกอบด้วย 6 ขั้นตอน ได้แก่ Business understanding, Data understanding, Data preparation, Modeling, Evaluation และ Deployment ทั้งนี้ Schröer, Kruse & Gómez (2021) ชี้ให้เห็นว่า CRISP-DM ถูกนำไปใช้ใน

หลากหลายสาขา เช่น การตลาด การแพทย์ และอุตสาหกรรมการผลิต อย่างไรก็ตาม งานวิจัยส่วนใหญ่เน้นการอธิบายขั้นตอนเชิงเทคนิค โดยยังขาดการอภิปรายเชิงลึกเกี่ยวกับข้อจำกัดของกรอบดังกล่าวเมื่อประยุกต์ใช้กับบริบทที่มีลักษณะข้อมูลเฉพาะ เช่น ข้อมูลการใช้บริการของห้องสมุด ซึ่งมีความซับซ้อนด้านพฤติกรรมผู้ใช้และความหลากหลายของรูปแบบปฏิสัมพันธ์

2. แนวคิดการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการ (Customer segmentation)

การแบ่งกลุ่มลูกค้าหรือผู้ใช้บริการเป็นแนวคิดสำคัญที่ช่วยให้องค์กรสามารถเข้าใจความแตกต่างของผู้ใช้ และออกแบบกลยุทธ์หรือบริการให้ตอบสนองต่อความต้องการของแต่ละกลุ่มได้อย่างเหมาะสม (Agrawal, Kaur & Singh, 2023) แนวคิดดังกล่าวสามารถประยุกต์ใช้กับบริบทของห้องสมุดมหาวิทยาลัย โดยเปลี่ยนจากมุมมอง “ลูกค้า” เป็น “ผู้ใช้บริการ”

การแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการสามารถดำเนินการได้หลายแนวทาง ได้แก่

1) การแบ่งกลุ่มตามปัจจัยประชากรศาสตร์ (Demographic) เช่น เพศ อายุ สถานะ ขนาดครัวเรือน ระดับรายได้ เป็นต้น

2) การแบ่งกลุ่มตามพื้นที่ (Geographic) ได้แก่ พื้นที่อยู่อาศัย เช่น พื้นที่ชั้นในเมือง เขตที่ทำงาน พื้นที่ชานเมือง หรือพื้นที่กรุงเทพฯ และปริมณฑล ต่างจังหวัด เป็นต้น

3) การแบ่งกลุ่มตามลักษณะพฤติกรรมการใช้บริการ (Behavioristic) ตามพฤติกรรม ปริมาณหรือความถี่ของการบริโภค ลักษณะการใช้งานสินค้า เป็นต้น

4) การแบ่งกลุ่มตามคุณลักษณะทางจิตวิทยา (Psychographic) ได้แก่ นิสัย ค่านิยม ไลฟ์สไตล์ เป็นต้น

งานวิจัยส่วนใหญ่ชี้ให้เห็นว่า การแบ่งกลุ่มตามพฤติกรรมการใช้บริการจริง มีความเหมาะสมและสะท้อนความต้องการของผู้ใช้ได้ดีกว่าการแบ่งกลุ่มตามลักษณะพื้นฐานทั่วไป (Sun, 2024) เนื่องจากสามารถนำข้อมูลจากระบบสารสนเทศต่าง ๆ มาใช้วิเคราะห์ได้โดยตรง และเชื่อมโยงกับการตัดสินใจเชิงบริหารได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Ho et al., 2023) แนวคิดการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการเป็นเครื่องมือสำคัญที่ช่วยให้องค์กรสามารถเข้าใจความแตกต่างของผู้ใช้และออกแบบกลยุทธ์หรือบริการให้สอดคล้องกับความต้องการที่หลากหลายได้ (Agrawal, Kaur & Singh, 2023) สำหรับงานวิจัยในภาคธุรกิจจำนวนมากแสดงให้เห็นว่าการแบ่งกลุ่มโดยอาศัยข้อมูลเชิงพฤติกรรมมีประสิทธิภาพมากกว่าการแบ่งกลุ่มตามข้อมูลพื้นฐาน (Alves Gomes & Meisen, 2023) เช่น ประชากรศาสตร์หรือภูมิศาสตร์ เนื่องจากสะท้อนพฤติกรรมการใช้งานจริงและสามารถนำไปใช้เชิงกลยุทธ์ได้โดยตรง (Zelenkov & Suchkova, 2023) ในงานวิจัยที่ผ่านมา การแบ่งกลุ่มผู้ใช้มักดำเนินการผ่านเทคนิคที่หลากหลาย เช่น RFM analysis, K-means clustering, Hierarchical clustering และเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) (Shirole, Salokhe & Jadhav, 2021) ซึ่งส่วนใหญ่นำ RFM มาใช้เป็นตัวแปรตั้งต้น ก่อนใช้ K-means หรือเทคนิคอื่นเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการจัดกลุ่ม (Agrawal, Kaur & Singh, 2023; Akande, Asani & Dautare, 2024) อย่างไรก็ตาม งานเหล่านี้ส่วนใหญ่ดำเนินการในบริบทอีคอมเมิร์ซหรือการตลาด (Heldt, Silveira and Luce, 2021) ซึ่งลักษณะข้อมูลแตกต่างจากข้อมูลการใช้บริการของห้องสมุดอย่างมีนัยสำคัญ

3. แบบจำลอง RFM model กับการประยุกต์ใช้ในบริบทห้องสมุด

RFM model เป็นเทคนิคการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการที่อาศัยข้อมูลเชิงพฤติกรรม โดยพิจารณาจาก 3 มิติหลัก ได้แก่ Recency, Frequency และ Monetary (Rungruang et al., 2024) ซึ่งสามารถนำมาประยุกต์ใช้กับบริบทของห้องสมุดมหาวิทยาลัยได้อย่างเหมาะสม ดังนี้

- Recency (R) หมายถึง ระยะเวลาตั้งแต่ผู้ใช้เข้ามาใช้บริการห้องสมุดครั้งล่าสุด
- Frequency (F) หมายถึง ความถี่ในการเข้ามาใช้บริการห้องสมุดภายในช่วงเวลาที่กำหนด
- Monetary (M) หมายถึง ปริมาณการใช้ทรัพยากรสารสนเทศ เช่น จำนวนรายการที่ยืม

การคำนวณค่า RFM จะเริ่มจากการจัดเรียงข้อมูลของผู้ใช้ในแต่ละมิติ จากนั้นแบ่งกลุ่มผู้ใช้ตามสัดส่วนที่กำหนด (Harish & Malathy, 2023) โดยผู้ใช้ที่มีค่า Recency ต่ำ (ใช้บริการล่าสุด) จะได้รับคะแนนสูง ขณะที่ผู้ใช้ที่มีค่า Frequency และ Monetary สูงจะได้รับคะแนนสูงเช่นกัน เมื่อรวมคะแนนทั้ง 3 มิติ จะสามารถจัดผู้ใช้บริการออกเป็นกลุ่มต่างๆ ที่มีลักษณะพฤติกรรมแตกต่างกัน RFM model เป็นเทคนิคการแบ่งกลุ่มที่เรียบง่าย โปร่งใส และตีความผลลัพธ์ได้ง่าย (Rungruang et al., 2024) จุดแข็งของ RFM (Mirfakhraei, Abdolvand & Rajaei Harandi, 2024) คือ ความง่ายในการคำนวณและความเหมาะสมสำหรับการสื่อสารผลลัพธ์แก่ผู้บริหารหรือผู้กำหนดนโยบาย

เมื่อเปรียบเทียบกับเทคนิคการแบ่งกลุ่ม (Segmentation) รูปแบบอื่น ๆ (Mensouri, Azmani & Azmani, 2022) เช่น K-means clustering (Mensouri, Azmani & Azmani, 2022) หรือเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Dong, Li & Kong, 2024) วิธีการเหล่านี้สามารถรองรับตัวแปรจำนวนมาก และจับรูปแบบพฤติกรรมที่ซับซ้อนได้ดีกว่า แต่ในขณะเดียวกันก็มีข้อจำกัดด้านความสามารถในการตีความผลลัพธ์ และความยากในการนำไปใช้จริงในเชิงนโยบาย (Hasheminejad & Khorrami, 2020) งานวิจัยที่ผ่านมาในบริบทห้องสมุดยังขาดการศึกษาเชิงเปรียบเทียบอย่างเป็นระบบว่าระหว่าง RFM และเทคนิคขั้นสูงเหล่านี้วิธีใดเหมาะสมกับการตัดสินใจเชิงบริหารมากกว่า จากการประยุกต์ใช้แบบจำลอง RFM พบว่า งานวิจัยส่วนใหญ่ในช่วงที่ผ่านมาให้ความสำคัญกับการใช้ข้อมูลเชิงพฤติกรรม (Zhou, 2024) เพื่อสนับสนุนการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ขององค์กร โดยเฉพาะในบริบททางธุรกิจและการตลาด (Harish & Malathy, 2023) การแบ่งกลุ่มลูกค้าด้วยเทคนิค RFM ร่วมกับวิธีการวิเคราะห์ข้อมูล เช่น K-means clustering หรือเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง สามารถช่วยให้องค์กรเข้าใจรูปแบบพฤติกรรมของลูกค้า ลดความเสี่ยงในการดำเนินงาน และเพิ่มประสิทธิภาพในการวาง กลยุทธ์การตลาดได้อย่างมีนัยสำคัญ (Agrawal, Kaur & Singh, 2023; Akande, Asani & Dautare, 2024; Rungruang et al., 2024) เมื่อพิจารณางานวิจัยในบริบทของสถาบันการศึกษาและห้องสมุด แม้จะมีการนำเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลและการทำเหมืองข้อมูลมาใช้ในการศึกษาพฤติกรรมผู้ใช้บริการเพิ่มมากขึ้น แต่การศึกษาส่วนใหญ่ยังมุ่งเน้นไปที่การวิเคราะห์เชิงพรรณนา (Descriptive analysis) หรือการใช้สถิติพื้นฐานเพื่ออธิบายแนวโน้มการใช้บริการโดยรวม เช่น อัตราการยืมคืนทรัพยากร หรือการเข้าใช้บริการในช่วงเวลาต่าง ๆ (Rungruang et al., 2024; Maryani et al., 2018) ขณะที่งานวิจัยที่นำแบบจำลอง RFM มาใช้กับข้อมูลการใช้บริการของห้องสมุดยังมีจำนวนจำกัด และส่วนใหญ่มักเป็นการ

ประยุกต์ใช้เทคนิคเพียงบางขั้นตอน โดยไม่ได้เชื่อมโยงกับกรอบกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลที่เป็นระบบและเป็นมาตรฐาน

วิธีการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย คือ ข้อมูลการยืมทรัพยากรสารสนเทศของสำนักทรัพยากรการเรียนรู้คุณหญิงหลง อรรถกระวีสุนทร ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ.2567 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม พ.ศ.2567 จำนวน 35,242 รายการ โดยได้ทำการวิเคราะห์การยืมทรัพยากรสารสนเทศ ด้วยวิธีการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการด้วยหลักการทำเหมืองข้อมูลจากแบบจำลองของ CRISP-DM (Schröer, Kruse & Gómez, 2021) ซึ่งประกอบด้วย

1. การทำความเข้าใจองค์กร (Business understanding)

สำนักทรัพยากรการรเรียนรู้คุณหญิงหลง อรรถกระวีสุนทร เป็นหน่วยงานกลางที่ทำหน้าที่สนับสนุนการเรียนการสอนและการวิจัยของมหาวิทยาลัย โดยให้บริการทรัพยากรสารสนเทศแก่นักศึกษา อาจารย์ และบุคลากรของมหาวิทยาลัย ซึ่งหนึ่งในความท้าทายสำคัญของสำนักฯ คือ การออกแบบบริการและกิจกรรมส่งเสริมการใช้บริการให้ตอบสนองต่อความต้องการที่หลากหลายของผู้ใช้บริการ

2. การทำความเข้าใจข้อมูล (Data understanding)

ข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ได้มาจากระบบห้องสมุดอัตโนมัติเพื่อสถาบันอุดมศึกษาไทย (Automated Library System for Thai Higher Education Institutes) หรือ ALIST ซึ่งเป็นระบบหลักที่ใช้ในการจัดการงานด้านทรัพยากรสารสนเทศของห้องสมุด โดยข้อมูลที่นำมาศึกษาแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่

1) ข้อมูลการยืมทรัพยากรสารสนเทศ เช่น รหัสสมาชิก วันเวลาที่ยืมประเภททรัพยากร และข้อมูลการต่ออายุการยืม

2) ข้อมูลสมาชิก เช่น ประเภทสมาชิก ภาควิชา คณะที่สังกัด เป็นต้น

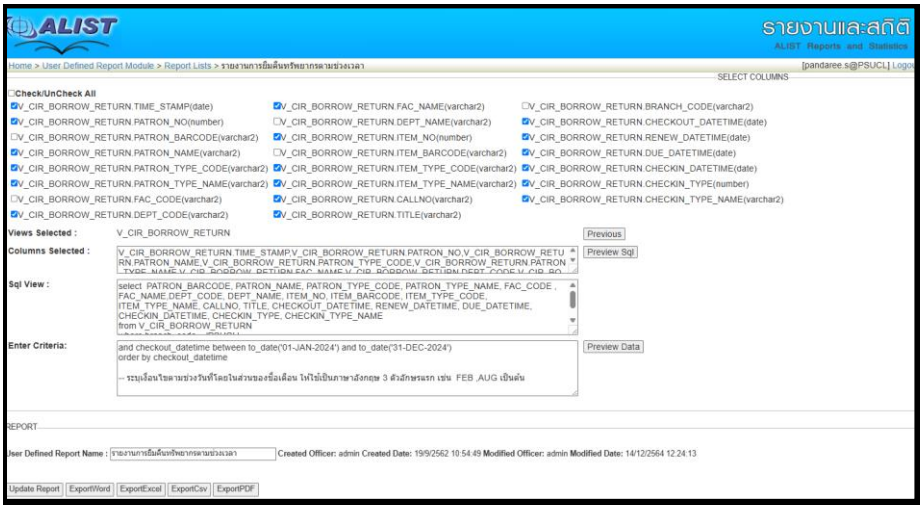
3) ข้อมูลทรัพยากรสารสนเทศ เช่น ชื่อเรื่อง หมวดหมู่ หัวเรื่อง เป็นต้น

ในขั้นตอนนี้ ผู้วิจัยได้สำรวจลักษณะข้อมูล ตรวจสอบความครบถ้วน ความสอดคล้องของรูปแบบข้อมูล และความเหมาะสมของข้อมูลสำหรับการนำไปวิเคราะห์เชิงพฤติกรรม

3. การเตรียมข้อมูล (Data preparation)

การเตรียมข้อมูลเป็นขั้นตอนที่มีความสำคัญมาก เนื่องจากข้อมูลดิบจากระบบห้องสมุดอาจมีข้อมูลที่ขาดหาย ข้อมูลซ้ำซ้อน หรือข้อมูลที่ไม่เหมาะสมต่อการวิเคราะห์ โดยขั้นตอนนี้ดำเนินการตามแนวคิด Extract-Transform-Load (ETL) ซึ่งมี 3 ขั้นตอน ได้แก่ การดึงข้อมูลจากฐานข้อมูล (Extract) การแปลงข้อมูล (Transform) และการนำข้อมูลกลับเข้าสู่ระบบ (Load)

1) การดึงข้อมูลจากฐานข้อมูล ALIST (Extract) ข้อมูลที่ถูกดึงมาจากฐานข้อมูล คือ ประเภทสมาชิก รหัสสมาชิก ชื่อสมาชิก ชื่อเรื่อง ประเภทของสารสนเทศ วันเวลาที่ยืมคืน และข้อมูลการต่ออายุการยืม จำนวน 35,242 รายการ ซึ่งแสดงดังภาพที่ 2



ภาพที่ 2 แสดงการดึงข้อมูลจากระบบ ALIST

2) การแปลงข้อมูล (Transform) หลังจากดึงข้อมูล ผู้วิจัยได้ดำเนินการแปลงข้อมูลเพื่อให้เหมาะสมกับการวิเคราะห์ RFM โดยมีขั้นตอนสำคัญ ดังนี้

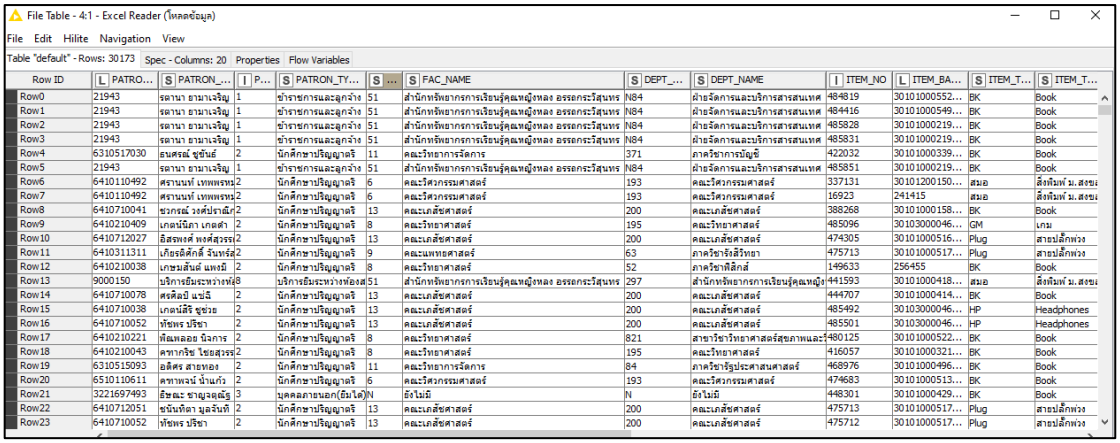
2.1) การคัดเลือกแอตทริบิวต์ จากทั้งหมด 20 รายการ คัดเลือกเหลือเพียง 4 รายการหลัก ได้แก่ 1) รหัสผู้ใช้บริการ (PATRON_BARCODE) 2) ประเภทของทรัพยากรสารสนเทศ (ITEM_TYPE_CODE) 3) วันที่คืนทรัพยากรสารสนเทศ (CHECKIN_DATETIME) และ 4) วันที่ยืมต่อทรัพยากรสารสนเทศ (RENEW_DATETIME)

2.1) การจัดการข้อมูลที่ขาดหาย (Missing data) มีการตรวจสอบข้อมูลที่ไม่มีค่าวันที่คืนหรือวันที่ต่ออายุการยืม หากเป็นรายการที่ยังไม่สิ้นสุดการยืม ณ วันที่สิ้นสุดช่วงการศึกษาวิจัย จะถูกตัดออกจากการวิเคราะห์ เพื่อป้องกันการคำนวณค่า Recency ที่คลาดเคลื่อน

2.3) การจัดการข้อมูลซ้ำซ้อนและข้อมูลผิดปกติ (Outliers) ทำการลบข้อมูลการยืมที่ซ้ำกันระดับรายการ และตรวจสอบจำนวนการยืมที่สูงเกินจริง ซึ่งอาจเกิดจากข้อผิดพลาดของระบบ

2.4 การนำข้อมูลกลับเข้าสู่ระบบ (Load) ข้อมูลที่ผ่านการแปลงแล้วถูกบันทึกและนำเข้าสู่โปรแกรม KNIME เพื่อใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการ

หลังจากกระบวนการเตรียมข้อมูลเสร็จสิ้นแล้ว จะได้ข้อมูลที่มีความเหมาะสมสำหรับนำไปใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล ดังภาพที่ 3



ภาพที่ 3 ข้อมูลการยืมทรัพยากรสารสนเทศที่ผ่านการเตรียมข้อมูลแล้ว

4. การสร้างแบบจำลอง (Modeling)

การสร้างแบบจำลองในงานวิจัยนี้ใช้เทคนิคการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการด้วยแบบจำลอง RFM โดยดำเนินการผ่าน Workflow ของโปรแกรม KNIME ซึ่งประกอบด้วยขั้นตอนหลัก ดังภาพที่ 4 ดังนี้

1) Data Input Node สำหรับนำเข้าข้อมูลที่ผ่านการเตรียมแล้ว

2) GroupBy Node เพื่อรวมข้อมูลในระดับผู้ใช้บริการแต่ละราย

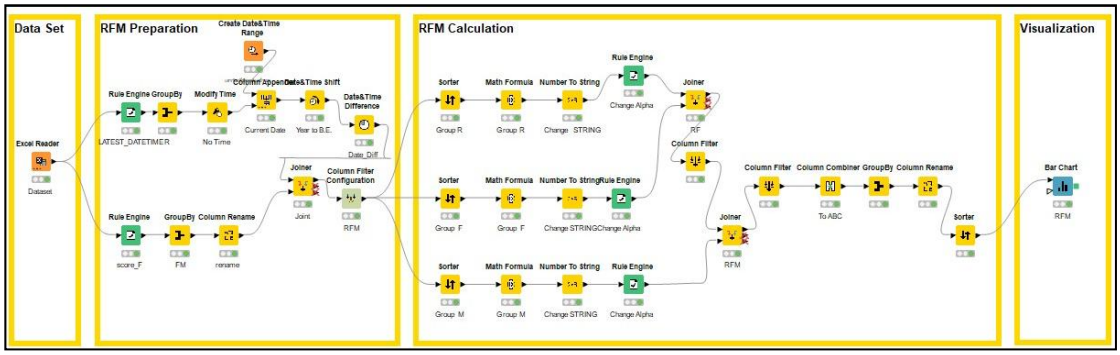
3) Data & Time Processing Node สำหรับคำนวณค่า Recency จากวันที่ใช้บริการล่าสุด

4) Aggregation Node เพื่อคำนวณค่า Frequency (จำนวนครั้งการยืม) และ Monetary (ปริมาณรายการที่ยืม)

5) Scoring Node สำหรับการแบ่งคะแนน RFM เกณฑ์การให้คะแนน RFM ผู้วิจัยได้กำหนดคะแนน R, F และ M เป็น 3 ช่วง (A-B-C) โดยใช้วิธีการแบ่งตามควอไทล์ (Quintile-based scoring) ดังนี้

- ค่า Recency ต่ำ (ใช้บริการล่าสุด) ได้คะแนนสูง (C-B-A)
- ค่า Frequency และ Monetary สูง ได้คะแนนสูง (A-B-C)

เมื่อรวมคะแนนทั้ง 3 มิติ จะได้ค่า RFM Score ซึ่งนำไปใช้ในการจัดกลุ่มผู้ใช้บริการ



ภาพที่ 4 แสดงการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคแบบ RFM

5. การประเมินผล (Evaluation)

นำผลการแบ่งกลุ่มที่ได้ ไปดำเนินประเมินผลเพื่อหาค่าความเชื่อมั่นในการแบ่งกลุ่มที่ได้โดยวิธีการทางสถิติ และสามารถสะท้อนผลทางด้านพฤติกรรมของผู้ใช้บริการอย่างแท้จริง

6. การนำไปใช้งาน (Deployment)

ผลการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการถูกนำมาแปลความหมายเชิงพฤติกรรม โดยพิจารณาความสอดคล้องของแต่ละกลุ่มกับการใช้บริการจริง และความเหมาะสมในการนำไปใช้สนับสนุนการตัดสินใจเชิงบริหารของห้องสมุด ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 การแปลผลการแบ่งกลุ่มด้วยโมเดล RFM

RFM Score	ชื่อกลุ่มผู้ใช้บริการ (Segment Name)	คำอธิบายลักษณะกลุ่มผู้ใช้บริการ	กลยุทธ์ที่แนะนำ
CAA	Champions/VIPs users (ผู้ใช้บริการหลักของห้องสมุด)	ผู้ใช้บริการที่มีการเข้าใช้บริการล่าสุด มีความถี่ในการใช้บริการสูง และมีปริมาณการใช้ทรัพยากรสารสนเทศมากที่สุด ถือเป็นกลุ่มผู้ใช้ที่มีคุณค่าสูงต่อห้องสมุด	รักษาความสัมพันธ์ระยะยาว เช่น เชิญร่วมกิจกรรมเชิงวิชาการ การทดสอบบริการใหม่ การสื่อสารเชิงเฉพาะกลุ่ม และการส่งเสริมความผูกพันกับห้องสมุด
BAA	Loyal users (ผู้ใช้บริการภักดี)	ผู้ใช้บริการที่มีพฤติกรรมการใช้บริการอย่างสม่ำเสมอและต่อเนื่อง แม้ระดับ Recency หรือ Monetary อาจต่ำกว่ากลุ่ม Champions เล็กน้อย	ส่งเสริมการใช้บริการอย่างต่อเนื่อง เช่น แนะนำทรัพยากรใหม่ บริการสนับสนุนการเรียนรู้และการวิจัย หรือกิจกรรมที่สอดคล้องกับความสนใจของกลุ่ม
ABA	New users (ผู้ใช้บริการใหม่)	ผู้ใช้บริการที่เพิ่งเริ่มใช้บริการหรือเข้าใช้บริการในช่วงเวลาล่าสุด แต่ยังมีความถี่และปริมาณการใช้ไม่สูง	ให้ข้อมูลและคำแนะนำการใช้บริการห้องสมุด เช่น การปฐมนิเทศการใช้ห้องสมุด การแนะนำทรัพยากรและบริการพื้นฐาน เพื่อสร้างประสบการณ์การใช้งานที่ดี
CBA/BBA	Potential loyal users (ผู้ใช้บริการที่มีศักยภาพจะเป็นกลุ่มภักดี)	ผู้ใช้บริการที่เคยมีความถี่ หรือปริมาณการใช้บริการค่อนข้างดี แต่เริ่มห่างหายไปในระยะหลัง	กระตุ้นการกลับมาใช้บริการ เช่น การประชาสัมพันธ์บริการใหม่ กิจกรรมเฉพาะกลุ่ม หรือบริการที่สอดคล้องกับพฤติกรรมการใช้บริการเดิม

RFM Score	ชื่อกลุ่มผู้ใช้บริการ (Segment Name)	คำอธิบายลักษณะกลุ่มผู้ใช้บริการ	กลยุทธ์ที่แนะนำ
CAA/CBA	At risk users (ผู้ใช้บริการที่มีความเสี่ยงจะเลิกใช้บริการ)	ผู้ใช้บริการที่เคยใช้บริการในระดับปานกลางถึงสูงในอดีต แต่ไม่ได้ใช้บริการมาเป็นระยะเวลาหนึ่ง	ดำเนินการเชิงรุกเพื่อดึงดูดกลับมาใช้บริการ เช่น การสื่อสารตรงกลุ่ม การสำรวจความต้องการ หรือกิจกรรมส่งเสริมการใช้บริการเฉพาะด้าน
AAA	Inactive/Lost users (ผู้ใช้บริการที่ไม่ใช้งาน)	ผู้ใช้บริการที่มีความถี่และปริมาณการใช้บริการต่ำ และไม่ได้เข้าใช้บริการเป็นเวลานาน	ใช้ข้อมูลเพื่อการวิเคราะห์เชิงนโยบายหรือวางแผนระยะยาว อาจใช้การสื่อสารทั่วไปที่ใช้ทรัพยากรต่ำ หรือพิจารณาปรับกลยุทธ์บริการให้ตอบโจทย์กลุ่มนี้ในอนาคต

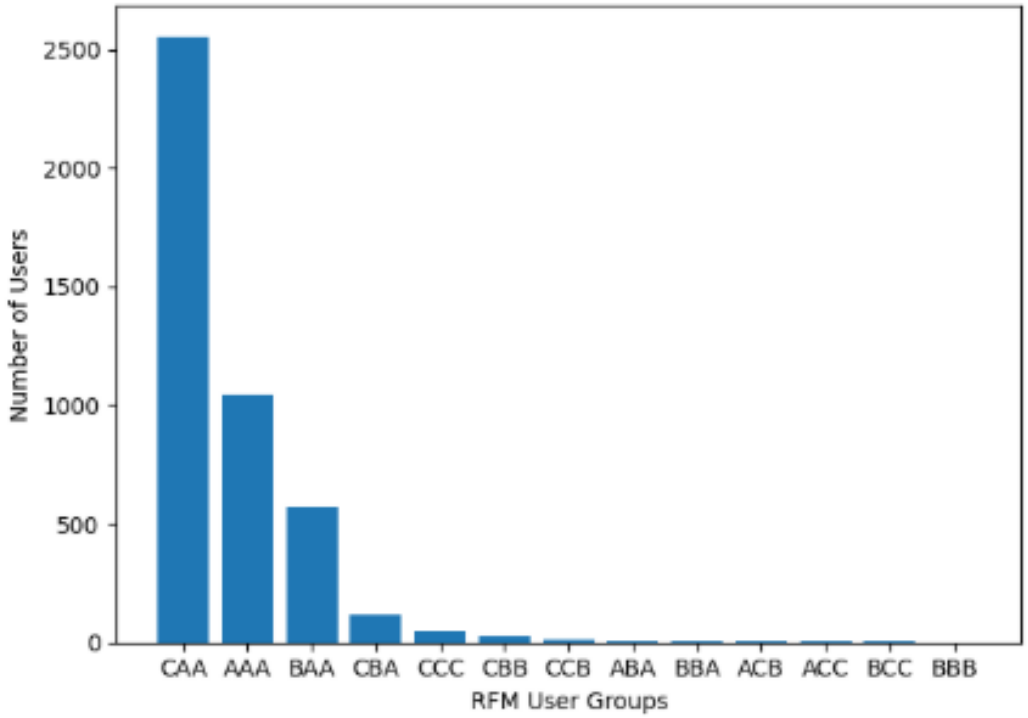
ผลการวิจัย

จากการวิเคราะห์ข้อมูลการใช้บริการห้องสมุด จำนวนทั้งสิ้น 4,390 รายการ ด้วยกระบวนการ CRISP-DM ร่วมกับเทคนิค RFM Model (Recency, Frequency, Monetary) สามารถแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการออกเป็น 13 กลุ่มหลัก ตามระดับคะแนนในแต่ละมิติ ผลการวิเคราะห์พบว่า ผู้ใช้บริการส่วนใหญ่อยู่ในกลุ่มที่มีปริมาณการใช้บริการและ/หรือความถี่ในการใช้บริการในระดับสูง โดยเฉพาะกลุ่มรหัส CAA, BAA, และ AAA

ตารางที่ 2 แสดงผลการแบ่งกลุ่มด้วยโมเดล RFM

กลุ่ม	Recency	Frequency	Monetary	จำนวน (ราย)	ร้อยละ (%)
CAA	A	A	A	2,556	58.22
AAA	C	A	A	1,046	23.83
BAA	B	A	A	574	13.08
CBA	A	B	A	115	2.62
CCC	A	C	C	49	1.12
CBB	A	B	B	25	0.55
CCB	A	C	B	9	0.21
ABA	C	B	A	4	0.09
BBA	B	B	A	3	0.07
ACB	C	C	B	3	0.07
ACC	C	C	C	3	0.07
BCC	B	C	C	2	0.05
BBB	B	B	B	1	0.02
			รวม	**4,390**	**100.00**

ผลการวิเคราะห์จากตารางที่ 2 พบว่า กลุ่มผู้ใช้บริการที่มีสัดส่วนมากที่สุด คือ กลุ่ม CAA จำนวน 2,556 ราย คิดเป็นร้อยละ 58.22 ของผู้ใช้บริการทั้งหมด ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่า ผู้ใช้บริการส่วนใหญ่มีพฤติกรรมการใช้บริการที่โดดเด่นในทุกมิติของโมเดล RFM ได้แก่ มีการเข้าใช้บริการล่าสุด (Recency = C) ใช้บริการอย่างสม่ำเสมอ (Frequency = A) และมีปริมาณการใช้บริการยืมสูง (Monetary = A) กลุ่มนี้จึงถือเป็นกลุ่มผู้ใช้บริการหลักที่มีคุณค่าสูงต่อห้องสมุด รองลงมาคือ กลุ่ม AAA จำนวน 1,046 ราย คิดเป็นร้อยละ 23.83 ซึ่งเป็นกลุ่มผู้ใช้ที่มีความถี่และปริมาณการใช้บริการยืมอยู่ในระดับสูง (Frequency = A, Monetary = A) แต่มีค่าความล่าสุดในการใช้บริการต่ำ (Recency = A) แสดงให้เห็นถึงผู้ใช้ที่เคยมีการใช้บริการอย่างต่อเนื่องในอดีต แต่มีแนวโน้มลดการเข้าใช้บริการในช่วงหลัง จัดเป็นกลุ่มผู้ใช้ที่มีความเสี่ยงต่อการลดหรือยุติการใช้บริการในอนาคต ในขณะที่กลุ่ม BAA มีจำนวน 574 ราย คิดเป็นร้อยละ 13.08 ซึ่งเป็นกลุ่มผู้ใช้ที่มีความถี่และปริมาณการใช้บริการสูงเช่นเดียวกัน แต่มีระดับความล่าสุดในการใช้บริการอยู่ในระดับปานกลาง กลุ่ม CAA, AAA และ BAA รวมกันคิดเป็นร้อยละ 95.13 ของผู้ใช้บริการทั้งหมด สะท้อนให้เห็นว่า ผู้ใช้ส่วนใหญ่อยู่ในกลุ่มที่มีศักยภาพสูงด้านความถี่และปริมาณการใช้บริการ แม้ระดับความล่าสุดในการใช้บริการจะแตกต่างกัน ส่วนกลุ่มผู้ใช้บริการอื่น ๆ เช่น CBA, CCC, CBB และกลุ่มที่มีรูปแบบ RFM อื่น ๆ มีสัดส่วนค่อนข้างต่ำ (ต่ำกว่าร้อยละ 3 ต่อกลุ่ม) ซึ่งสะท้อนถึงพฤติกรรมการใช้บริการที่เฉพาะเจาะจงหรือไม่สม่ำเสมอ และอาจพิจารณารวมเป็นกลุ่มรอง (Minor segments) เพื่อการวิเคราะห์กลยุทธ์ในภาพรวม ดังภาพที่ 5



ภาพที่ 5 แสดงข้อมูลการจัดกลุ่มตามพฤติกรรมการยืม

เพื่อประเมินคุณภาพของการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการ งานวิจัยนี้ใช้ตัวชี้วัดเชิงคุณภาพ ได้แก่ Silhouette score และ Davies-Bouldin Index (DBI) ผลการวิเคราะห์ พบว่า แบบจำลองการแบ่งกลุ่มมีค่า Silhouette score เท่ากับ 0.61 ซึ่งอยู่ในระดับที่สะท้อนถึงการแยกกลุ่มที่มีความชัดเจน และค่า

DBI เท่ากับ 0.48 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความเหมาะสมของการจัดกลุ่มและความแตกต่างระหว่างกลุ่มผู้ใช้บริการ ชี้ให้เห็นว่าการแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการด้วยเทคนิค RFM ภายใต้กรอบ CRISP-DM มีคุณภาพและสามารถนำไปใช้ตีความเชิงกลยุทธ์ได้อย่างมีนัยสำคัญ นอกจากนี้ การทดสอบความแตกต่างระหว่างกลุ่มผู้ใช้ในตัวชี้วัดหลัก ได้แก่ Recency, Frequency และ Monetary พบว่า กลุ่มผู้ใช้มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p < 0.05$) ซึ่งยืนยันว่าการแบ่งกลุ่มที่ได้มีความหมายเชิงสถิติและสะท้อนพฤติกรรมผู้ใช้บริการที่แตกต่างกันจริง

การอภิปรายผล

ผลการวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้กรอบการทำเหมืองข้อมูล CRISP-DM ร่วมกับเทคนิค RFM สามารถช่วยให้ห้องสมุดมหาวิทยาลัยเข้าใจพฤติกรรมและลักษณะเฉพาะของผู้ใช้บริการแต่ละกลุ่มได้อย่างเป็นระบบและมีหลักฐานเชิงประจักษ์รองรับ สอดคล้องกับงานวิจัยของ Sun (2024) ที่ระบุผลการแบ่งกลุ่มสามารถนำไปใช้ในการออกแบบกลยุทธ์การตลาดแบบเฉพาะบุคคลได้ การแบ่งกลุ่มผู้ใช้บริการทำให้ห้องสมุดสามารถระบุผู้ใช้บริการที่มีคุณค่าสูง กลุ่มที่มีความเสี่ยงในการลดการใช้บริการ และกลุ่มที่ควรได้รับการส่งเสริมเพิ่มเติมได้อย่างชัดเจน ผลการวิจัยนี้สอดคล้องกับงานวิจัยของ Ranggadara, Wang & Kaburuan (2019); Maryani et al. (2018); Wei et al. (2020) ที่ชี้ให้เห็นว่า RFM model เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกพฤติกรรมผู้ใช้จากข้อมูลขนาดใหญ่ อย่างไรก็ตาม งานวิจัยนี้ได้ต่อยอดองค์ความรู้เดิม โดยนำ RFM มาประยุกต์ใช้ภายใต้กรอบ CRISP-DM ซึ่งช่วยให้กระบวนการวิเคราะห์มีความเป็นระบบ และยังสอดคล้องกับงานวิจัยของ Zelenkov and Suchkova (2023); Chou & Chang (2022) ที่ให้ความสำคัญกับการเปลี่ยนพฤติกรรมลูกค้าโดยการติดตามแนวโน้มพฤติกรรมอย่างต่อเนื่องที่จะช่วยเพิ่มความแม่นยำในการทำนายผล

ในเชิงบริบทของห้องสมุดมหาวิทยาลัย ผลการวิเคราะห์ พบว่า กลุ่ม CAA มีสัดส่วนสูงที่สุด สะท้อนถึงแนวโน้มที่ผู้ใช้บริการยังคงเห็นคุณค่าในทรัพยากรและบริการของห้องสมุด แต่มีพฤติกรรมการเข้าใช้บริการที่ลดลงในช่วงหลัง ซึ่งอาจสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงรูปแบบการเรียนรู้และการเข้าถึงทรัพยากรดิจิทัล งานวิจัยนี้จึงสนับสนุนแนวคิดว่าการใช้ข้อมูลพฤติกรรมเชิงลึกสามารถช่วยให้ห้องสมุดปรับกลยุทธ์จากการให้บริการแบบเหมารวม (One-size-fits-all) ไปสู่การให้บริการแบบเฉพาะกลุ่ม (Targeted services)

อย่างไรก็ตามงานวิจัยนี้ยังมีข้อจำกัดที่ควรพิจารณา ได้แก่ การใช้ตัวชี้วัด RFM ซึ่งมุ่งเน้นข้อมูลเชิงปริมาณจากพฤติกรรมการใช้บริการเป็นหลัก และอาจไม่สามารถสะท้อนปัจจัยเชิงคุณภาพ เช่น แรงจูงใจ ความพึงพอใจ หรือบริบทส่วนบุคคลของผู้ใช้บริการได้อย่างครบถ้วน นอกจากนี้ ข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์เป็นข้อมูลจากห้องสมุดเพียงแห่งเดียว ซึ่งอาจจำกัดการนำผลไปอ้างอิงในบริบทของสถาบันอื่น ในการศึกษาครั้งต่อไปควรพิจารณาบูรณาการข้อมูลเชิงคุณภาพ เช่น ผลการสำรวจความพึงพอใจ หรือข้อมูลจากหลายสถาบัน รวมถึงการประยุกต์ใช้เทคนิคเหมืองข้อมูลหรือแบบจำลองการแบ่งกลุ่มขั้นสูงเพิ่มเติม เพื่อเพิ่มความแม่นยำและความครอบคลุมของการวิเคราะห์ด้วย

ข้อเสนอแนะ

การแบ่งกลุ่มลูกค้าถือเป็นจุดเริ่มต้นที่สำคัญในการกำหนดกลยุทธ์ด้านผู้ใช้บริการ เนื่องจากการแบ่งกลุ่มที่เหมาะสมช่วยให้ห้องสมุดสามารถเข้าใจความต้องการ พฤติกรรม และคุณลักษณะ

เฉพาะของผู้ใช้บริการในแต่ละกลุ่มได้อย่างเป็นระบบ ผลการวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้กระบวนการ CRISP-DM ร่วมกับการวิเคราะห์แบบ RFM (Recency, Frequency, Monetary) ช่วยให้ห้องสมุดสามารถระบุและกำหนดกลุ่มเป้าหมายได้อย่างชัดเจน และมีหลักฐานเชิงข้อมูลรองรับและสามารถนำผลลัพธ์ไปใช้สนับสนุนการติดสินใจเชิงกลยุทธ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ หลังจากระบุกลุ่มผู้ใช้บริการแล้ว ห้องสมุดควรนำผลการแบ่งกลุ่มไปพัฒนาต่อยอดด้วยการสร้างตัวแทนผู้ใช้บริการ (Customer persona) เพื่อให้บุคลากรในแต่ละฝ่ายหรือแผนกมีความเข้าใจตรงกันเกี่ยวกับลักษณะความต้องการ และพฤติกรรมของผู้ใช้บริการแต่ละกลุ่ม การมี Customer persona ที่ชัดเจนจะช่วยสนับสนุนการสื่อสารภายในองค์กร การวางแผนกิจกรรม และการออกแบบบริการให้ตอบสนองความต้องการของผู้ใช้บริการได้อย่างแม่นยำมากขึ้น

นอกจากนี้ผลการวิเคราะห์การแบ่งกลุ่มยังสามารถนำไปใช้ในการปรับกลยุทธ์การตลาดและการให้บริการให้เหมาะสมกับผู้ใช้บริการแต่ละกลุ่มได้อย่างเป็นรูปธรรม เช่น การออกแบบแคมเปญการจัดกิจกรรมเฉพาะกลุ่ม หรือการสื่อสารแบบเจาะจง ซึ่งช่วยเพิ่มประสิทธิผลของการใช้ทรัพยากรและสร้างผลกระทบเชิงธุรกิจ (Business impact) ให้กับองค์กร เช่น การระบุผู้ใช้บริการกลุ่มที่มีความภักดีสูงแบบ Royalty และใช้บริการอย่างสม่ำเสมอ ช่วยให้ห้องสมุดสามารถวางกลยุทธ์ในการรักษาความสัมพันธ์และเพิ่มระดับความพึงพอใจของผู้ใช้บริการกลุ่มดังกล่าวได้อย่างเหมาะสม ในด้านจริยธรรม การใช้ข้อมูลผู้ใช้บริการเพื่อการวิเคราะห์และการแบ่งกลุ่มควรดำเนินการภายใต้หลักการคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล ความเป็นส่วนตัว และความโปร่งใส โดยเฉพาะเมื่อผลการวิเคราะห์ถูกนำไปใช้ในการออกแบบมาตรการเชิงกลยุทธ์หรือการสื่อสารแบบเฉพาะกลุ่ม ห้องสมุดควรหลีกเลี่ยงการเลือกปฏิบัติต่อผู้ใช้บริการบางกลุ่ม และควรใช้ผลการวิเคราะห์เพื่อประโยชน์ในการพัฒนาคุณภาพการบริการโดยรวมมากกว่าการจำกัดโอกาสในการเข้าถึงบริการ สำหรับในอนาคตห้องสมุดควรพิจารณานำเทคโนโลยีหรือเครื่องมือด้านการวิเคราะห์ข้อมูลและการทำเหมืองข้อมูลที่มีประสิทธิภาพมากขึ้นมาใช้ เพื่อสนับสนุนการวิเคราะห์ข้อมูลผู้ใช้บริการอย่างต่อเนื่องและทันต่อการเปลี่ยนแปลง นอกจากนี้งานวิจัยในอนาคตอาจขยายขอบเขตการศึกษา โดยบูรณาการข้อมูลเชิงคุณภาพ เช่น ความพึงพอใจหรือประสบการณ์ของผู้ใช้บริการ ร่วมกับข้อมูลเชิงปริมาณ รวมถึงเปรียบเทียบเทคนิคการแบ่งกลุ่มแบบ RFM กับวิธีการอื่น ๆ เพื่อเพิ่มความลึกซึ้งของผลการวิเคราะห์และความสามารถในการนำไปประยุกต์ใช้ในบริบทของห้องสมุดที่หลากหลายมากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

Agrawal, A., Kaur, P. J. and Singh, M. (2023). Customer segmentation model using K-means clustering on E-commerce. In: **2023 International Conference on Sustainable Computing and Data Communication Systems (ICSCDS)** (pp. 1–6), March 23-25, 2023. Tamil Nadu, India. https://doi.org/ 10.1109/ICSCDS56580.2023.10105070.

Akande, O. N., Asani, E. O. and Dautare, B. (2024). Customer segmentation through RFM analysis and K-Means clustering: Leveraging data-driven insights for effective marketing strategy. **Ceddi Journal of Information System and Technology (JST)**. 3(1), 14–25. https://doi.org/10.56134/jst.v3i1.81

Alves Gomes, M. and Meisen, T. (2023). A review on customer segmentation methods for personalized customer targeting in e-commerce use cases. **Information Systems and e-Business Management**, 21, 527–570. https://doi.org/10.1007/s10257-023-00640-4

Chou, T. H. and Chang, S. C. (2022). The RFM model analysis for VIP customer: A case study of golf clothing brand. **International Journal of Knowledge Management**, 18(1), 1–18. https://doi.org/10.4018/IJKM.290025

Dong, S., Li, A. and Kong, D. (2024). Research on the classification and application of precision marketing based on big data e-commerce platforms. **Applied Mathematics and Nonlinear Sciences**, 9(1), 1–17. https://doi.org/10.2478/amns.2023.2.01583

Harish, A. S. and Malathy, C. (2023). Customer segment prediction on retail transactional data using K-Means and Markov model. **Intelligent Automation and Soft Computing**, 36(1), 589–600. https://doi.org/10.32604/iasc.2023.032030

Hasheminejad, S. M. H. and Khorrami, M. (2020). Clustering of bank customers based on lifetime value using data mining methods. **Intelligent Decision Technologies**, 14(4), 507–515. https://doi.org/10.3233/IDT-190176

Heldt, R., Silveira, C. S. and Luce, F. B. (2021). Predicting customer value per product: From RFM to RFM/P. **Journal of Business Research**. 127, 444–453. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.05.001

Ho, T., Nguyen, S., Nguyen, H., Nguyen, N., Man, D. S. and Le, T. G. (2023). An extended RFM model for customer behaviour and demographic analysis in retail industry. **Business Systems Research Journal**, 14, 26–53. https://doi.org/10.2478/bsrj-2023-0002

Maryani, I., Riana, D., Astuti, R. D., Ishaq, A. and Pratama, E. A. (2018). Customer segmentation based on RFM model and clustering techniques with K-means algorithm. In: **Proceedings of the 3rd International Conference on Informatics and Computing (ICIC)** (pp. 1–6), October 17-18, 2018. Palembang, Indonesia. https://doi.org/10.1109/IAC.2018.8780570

Mensouri, D., Azmani, A. and Azmani, M. (2022). K-Means customers clustering by their RFMT and score satisfaction analysis. **International Journal of Advanced Computer Science and Applications**. 13(6), 469–476. http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130658

Mirfakhraei, S., Abdolvand, N. and Rajaei Harandi, S. (2024). The RFMRv model for customer segmentation based on the referral value. **Interdisciplinary Journal of Management Studies (Formerly known as Iranian Journal of Management Studies)**, 17(2), 455–473. https://doi.org/10.22059/ijms.2023.329229.674722

Ranggadara, I., Wang, G. and Kaburuan, E. R. (2019). Applying customer loyalty classification with RFM and Naïve Bayes for better decision making. In: **Proceedings of the 2019 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic)** (pp. 564–568), September 21-22, 2019. Semarang, Indonesia. https://doi.org/10.1109/ISEMANTIC.2019.8884262

Rungruang, C., Riyapan, P., Intarasit, A., Chuarkham, K. and Muangprathub, J. (2024). RFM model customer segmentation based on hierarchical approach using FCA. **Expert Systems with Applications**, 237, 121449. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121449

Schröer, C., Kruse, F. and Gómez, J. M. (2021). A systematic literature review on applying CRISP-DM process model. **Procedia Computer Science**, 181, 526–534. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.199

Shirole, R., Salokhe, L. and Jadhav, S. (2021). Customer segmentation using RFM model and K-Means clustering. **International Journal of Scientific Research in Science and Technology**, 8(3), 591-597. https://doi.org/10.32628/IJSRST2183118

Sun, C. (2024). Data analysis of customer segmentation and personalized strategy in the era of Big Data. In: **Proceedings of the 2nd International Conference on Financial Technology and Business Analysis** (pp. 46–52), November 8, 2023. Oxford, UK. https://doi.org/10.54254/2754-1169/92/20231411

Wei, J. T., Lin, S. Y., Yang, Y. Z. and Wu, H. H. (2020). Using a combination of RFM model and cluster analysis to analyze customers' values of a veterinary hospital. **IAENG International Journal of Computer Science**, 47(3), 442–448.

Zelenkov, Y. A., and Suchkova, A. S. (2023). Predicting customer churn based on changes in their behavior patterns. **Business Informatics**, 17(1), 7–17. https://doi.org/10.17323/2587-814X.2023.1.7.17

Zhou, M. (2024). Social media-based e-commerce consumer behavior prediction model in marketing strategy. **Applied Mathematics and Nonlinear Sciences**, 9(1), 20242655. https://doi.org/10.2478/amns-2024-2655