วารสารวิศวกรรมและเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยกาฬสินธุ์ ปีที่ 4 ฉบับที่ 5 กันยายน – ตุลาคม 2569
Journal of Engineering and Industrial Technology, Kalasin University, Vol. 4 No. 5 September – October 2026

บทความวิจัย (Research Article)

การวิเคราะห์ปัจจัยเชิงพฤติกรรมและแรงจูงใจที่มีผลต่อการเกิดไมโครทรานแซคชันบนแพลตฟอร์มเกมออนไลน์ของกลุ่มนักศึกษาด้วยแบบจำลองแคทบูสต์

วิลาสินี ทวีศรี[1] และ นิธินันท์ นาครินทร์[2,*]

[1] สาขาวิชาวิศวกรรมซอฟต์แวร์ คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี
[2] สาขาวิชาเทคโนโลยีมัลติมีเดียและแอนิเมชัน คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี

*ผู้ประสานงานบทความต้นฉบับ: nithinan.n@ubru.ac.th, โทรศัพท์: 093-4422945
(รับบทความ: 17 เมษายน 2569; แก้ไขบทความ: 7 กรกฎาคม 2569; ตอบรับบทความ: 14 กรกฎาคม 2569)

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อวิเคราะห์ปัจจัยเชิงพฤติกรรมและแรงจูงใจในการเกิดไมโครทรานแซคชันหรือการซื้อสินค้าบนแพลตฟอร์มเกมออนไลน์ของกลุ่มนักศึกษา พร้อมกับประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยอาศัยแบบจำลองแคทบูสต์ เครื่องมือที่ใช้ในการเก็บรวบรวมข้อมูลคือแบบสอบถามที่ประกอบด้วยคำถามที่มีความสำคัญ 5 ส่วน ได้แก่ ลักษณะพฤติกรรมการเล่นเกม มาตรวัดระดับพฤติกรรมและแรงจูงใจ การตัดสินใจเชิงเศรษฐศาสตร์ ข้อมูลเชิงปริมาณเพิ่มเติม ความพึงพอใจในการเติมเงินในเกมออนไลน์ ผลจากการทดลองด้วยวิธีการทดสอบแบบไขว้และตารางเมทริกซ์ความสับสนพบว่าแบบจำลองแคทบูสต์มีความแม่นยำร้อยละ 93.13 ความไวร้อยละ 93.75 ความจำเพาะร้อยละ 92.50 และคะแนนเอฟวัน (F1-score) ร้อยละ 93.17 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้ปัจจัยเชิงพฤติกรรมและแรงจูงใจร่วมกับแบบจำลองแคทบูสต์สามารถเป็นทางเลือกในการจำแนกการเกิดไมโครทรานแซคชันบนแพลตฟอร์มเกมออนไลน์

คำสำคัญ: แพลตฟอร์มเกมออนไลน์ ไมโครทรานแซคชัน แมชชีนเลิร์นนิง แคทบูสต์

การอ้างอิงบทความ: วิลาสินี ทวีศรี และ นิธินันท์ นาครินทร์, "การวิเคราะห์ปัจจัยเชิงพฤติกรรมและแรงจูงใจที่มีผลต่อการเกิดไมโครทรานแซคชันบนแพลตฟอร์มเกมออนไลน์ของกลุ่มนักศึกษาด้วยแบบจำลองแคทบูสต์, "*วารสารวิศวกรรมและเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยกาฬสินธุ์*, ปีที่ 4, ฉบับที่ 5, หน้า 1-13, 2569.

วารสารวิศวกรรมและเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยกาฬสินธุ์ ปีที่ 4 ฉบับที่ 5 กันยายน – ตุลาคม 2569
Journal of Engineering and Industrial Technology, Kalasin University, Vol. 4 No. 5 September – October 2026

บทความวิจัย (Research Article)

Analysis of Behavioral Factors and Motivations Affecting Microtransaction Decision-Making Among University Students Using the CatBoost Algorithm

Virasinee Thaweesri[1] and Nithinan Nakkarin[2,*]

[1] Department of Software Engineering, Faculty of Industrial Technology, Ubon Ratchathani Rajabhat University
[2] Department of Technology Multimedia and Animation, Faculty of Industrial Technology, Ubon Ratchathani Rajabhat University

*Corresponding Author: nithinan.n@ubru.ac.th, Tel: 093-4422945
(Received: April 17, 2026; Revised: July 7, 2026; Accepted: July 14, 2026)

Abstract

This research aims to analyze the behavioral and motivational factors influencing microtransactions or in-game purchases on online gaming platforms among university students, as well as to evaluate the performance of the CatBoost model. The data collection instrument was a questionnaire comprising five key sections: gaming behavior characteristics, behavioral and motivational rating scales, economic decision-making, additional quantitative data, and satisfaction with in-game top-ups. The experimental results, evaluated through cross-validation and a confusion matrix, demonstrated that the CatBoost model achieved 93.13% accuracy, 93.75% sensitivity, 92.50% specificity, and an F1-score of 93.17%. These findings indicate that integrating behavioral and motivational factors with the CatBoost model provides a viable alternative for classifying microtransactions on online gaming platforms.

Keywords: Online Gaming Platform, Microtransaction, Machine Learning, CatBoost

Please cite this article as: V. Thaweesri and N. Nakkarin, "Analysis of Behavioral Factors and Motivations Affecting Microtransaction Decision-Making Among University Students Using the CatBoost Algorithm," *The Journal of Engineering and Industrial Technology, Kalasin University*, vol. 4, no. 5, pp. 1-13, 2026.

บทความวิจัย (Research Article)

1. บทนำ

เกมออนไลน์ คือ สื่อดิจิทัลประเภทเกมซึ่งมีกิจกรรมเล่นเกมร่วมกันผ่านทางระบบอินเทอร์เน็ต ผู้เล่นสามารถสร้างกิจกรรมเสมือนจริง เช่นการต่อสู้ บทบาทสมมติ กิจกรรมที่หลากหลายตรงตามความต้องการของผู้เล่นเกม ส่งผลให้มีการเล่นเกมออนไลน์มากขึ้นอย่างเห็นได้ชัด โดยในไตรมาสแรกของปี 2563 มีการดาวน์โหลดเกมทั่วโลกสูงถึง 13,000 ล้านครั้ง ซึ่งเพิ่มขึ้นร้อยละ 20 จากปีก่อนหน้า และมีมูลค่าการใช้จ่ายในเกมรวมกว่า 16,700 ล้านเหรียญสหรัฐ โดยแนวโน้มเกมออนไลน์ของไทยซึ่งอ้างอิงสถิติในปี 2563 พบว่ามีมูลค่าประมาณ 24,000 ล้านบาท ขยายตัวร้อยละ 4.8 จากปีก่อนหน้า [1] ทั้งนี้ไมโครทรานแซคชันหรือการซื้อสินค้าบนแพลตฟอร์มเกมออนไลน์ เป็นปัจจัยหนึ่งที่ทำให้เกมออนไลน์ประสบความสำเร็จ เนื่องจากสามารถสร้างรายได้จากผู้เล่นเกมออนไลน์ได้โดยตรง ทั้งนี้จากการสำรวจทางสถิติพบว่า ผู้เล่นเกมมีการเติมเงินเพื่อใช้จ่ายในเกมออนไลน์ถึง 113.50 บาท/วัน โดยประมาณ [2]

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อวิเคราะห์ปัจจัยเชิงพฤติกรรมและแรงจูงใจในการเกิดไมโครทรานแซคชันหรือการซื้อสินค้าบนแพลตฟอร์มเกมออนไลน์ของกลุ่มนักศึกษา โดยอาศัยคำถามที่มีความสำคัญ 5 ส่วน ได้แก่ ลักษณะพฤติกรรมการเล่นเกม มาตรวัดระดับพฤติกรรมและแรงจูงใจ การตัดสินใจเชิงเศรษฐศาสตร์ ข้อมูลเชิงปริมาณเพิ่มเติม ความพึงพอใจในการเติมเงินในเกมออนไลน์ ซึ่งใช้เป็นคลาสเป้าหมายในการจำแนก ซึ่งคำตอบของผู้เล่นจะอยู่ในลักษณะที่เป็นหมวดหมู่โดยใช้กลุ่มตัวอย่างเป็นนักศึกษาในมหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี ทั้งนี้ข้อมูลการตอบคำถามโดยกลุ่มตัวอย่างดังกล่าวจะถูกนำไปประมวลผลร่วมกับแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องประเภทแคทบูสต์ ซึ่งมีลักษณะเด่นในการประมวลผลร่วมกับคำตอบในลักษณะหมวดหมู่ พร้อมกับประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วย วิธีการทดสอบแบบไขว้ (10-Fold Cross Validation) และตารางเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) เพื่อคำนวณหาค่าความแม่นยำ (Accuracy) ค่าความไว (Sensitivity) ค่าความจำเพาะ (Specificity) และคะแนนเอฟวัน (F1-score) เพื่อหาความเหมาะสมในการประยุกต์ใช้แบบจำลองแคทบูสต์ในการวิเคราะห์ปัจจัยเชิงพฤติกรรมและแรงจูงใจที่มีผลต่อการเกิดไมโครทรานแซคชันบนแพลตฟอร์มเกมออนไลน์

2. วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

1) แพลตฟอร์มเกมออนไลน์ การเล่นเกมคอมพิวเตอร์ผ่านระบบอินเทอร์เน็ตที่ผู้เล่นสามารถมีกิจกรรมร่วมกันได้แบบเรียลไทม์ โดยไม่จำกัดสถานที่และเวลา มีลักษณะเด่นคือรองรับผู้เล่นจำนวนมากพร้อมกัน และมีองค์ประกอบของการแข่งขัน การเอาชนะ รวมถึงการรวมกลุ่มเป็นสังคมภายในเกม โดยเกมที่ได้รับความนิยมในประเทศไทยได้แก่ เกม RPG (Role Playing Games) ซึ่งใช้ตัวละครแบบมีส่วนร่วมในสังคมภายในเกม [3]

2) ไมโครทรานแซคชัน รูปแบบ ธุรกรรมทางการเงินขนาดเล็กภายในเกมออนไลน์ ซึ่งถือเป็นรายได้หลักของเกมออนไลน์ ที่ครองสัดส่วนกว่าร้อยละ 95 ของเกมที่ให้บริการทั่วโลกในปัจจุบัน รูปแบบของไมโครทรานแซคชันมีความหลากหลาย ได้แก่ การซื้อไอเทมเสริมประสิทธิภาพ การเปิดกาชา และระบบแบทเทิลพาส โดยกลไกดังกล่าวได้รับการออกแบบเพื่อกระตุ้นการมีส่วนร่วมของผู้เล่นและสร้างรายได้อย่างต่อเนื่องในระยะยาว ซึ่งมีมูลค่าสูงกว่ารูปแบบการขายเกมแบบครั้งเดียว [4]

3) แมชชีนเลิร์นนิง หรือการเรียนรู้ของเครื่องเป็นกระบวนการที่ให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้ความสัมพันธ์

จากข้อมูลเพื่อสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์หรือแก้ปัญหาได้ด้วยตนเอง [5]

4) แบบจำลองแคทบูสต์ เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องประเภทกราเดียนบูสต์ซึ่งใช้ต้นไม้ตัดสินใจเป็นโครงสร้างพื้นฐาน มีความสามารถในการประมวลผลข้อมูลเชิงหมวดหมู่ได้โดยตรงช่วยลดความซับซ้อนในการเตรียมข้อมูลและรักษาคุณลักษณะดั้งเดิมของข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ [6]

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

J. Lin [7] ได้ทำการวิจัยเกี่ยวกับการประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องในการพยากรณ์พฤติกรรมผู้บริโภคและการตลาดเชิงแม่นยำโดยประยุกต์ใช้แบบจำลอง การเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน XGBoost และแคทบูสต์ พบว่าแคทบูสต์มีประสิทธิภาพสูงที่สุดด้วยค่าการวิเคราะห์กราฟพื้นที่ใต้เส้นโค้งอาร์โอซี (AUC-ROC) ที่ 0.985 และคะแนนเอฟวัน (F1-score) ที่ 0.93 อย่างไรก็ตามข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยเป็นข้อมูลในบริบทพาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์ยังไม่ใช่ข้อมูลพฤติกรรมจากผู้ใช้โดยตรง ซึ่งเป็นประเด็นที่ต้องศึกษาวิจัยในการวิเคราะห์พฤติกรรมการเกิดไมโครทรานแซคชันในงานวิจัยนี้

Liu et al. [8] ศึกษาการพยากรณ์พฤติกรรมลูกค้าบนแพลตฟอร์มอีคอมเมิร์ซโดยเปรียบเทียบแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ Random Forest กราเดียนบูสต์ ต้นไม้ตัดสินใจและXGBoost กับแบบจำลองเรียนรู้เชิงลึกที่ใช้เครือข่ายประสาทเทียมรูปแบบต่าง ๆ เช่น RNN (Recurrent Neural Network) และ LSTM (Long Short-Term Memory) โดยใช้ชุดข้อมูลพฤติกรรมผู้บริโภคในการเลือกชมสินค้าและการเข้าใช้งานเว็บเพจจำนวน 33,040,175 รายการ โดยงานวิจัยนี้ยังไม่ได้นำแบบจำลองแคทบูสต์มาประยุกต์ใช้เปรียบเทียบ ซึ่งเหมาะสมกับบริบทกับพฤติกรรมผู้บริโภคทั่วไป และมีความเฉพาะเจาะจงกับพฤติกรรมไมโครทรานแซคชันในเกมออนไลน์

R. Sifa et al. [9] ศึกษาการพยากรณ์การตัดสินใจซื้อของผู้เล่นเกมโดยใช้ชุดข้อมูลผู้เล่นจำนวน 100,000 ราย และพัฒนาแบบจำลองหลายรูปแบบ เช่น ต้นไม้ตัดสินใจ Random Forest และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เพื่อพยากรณ์ว่าผู้เล่นจะตัดสินใจซื้อสินค้าในเกม หรือไม่ โดยใช้ชุดข้อมูลจากมุมมองพฤติกรรมผู้เล่นจำนวน 100,000 ราย โดยพัฒนาแบบจำลองเพื่อสร้างกฎที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในเชิงธุรกิจได้จริง แต่แบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจมีความเสี่ยงต่อปัญหาโอเวอร์ฟิตติ้งและยังไม่ได้นำอัลกอริทึมขั้นสูงในการเปรียบเทียบ

Azad et al. [10] ได้นำเสนอแนวทางใหม่ในการพยากรณ์พฤติกรรมการซื้อของผู้บริโภคบนโซเชียลมีเดียโดยบูรณาการทฤษฎีพฤติกรรมร่วมกับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องอย่างเป็นระบบ โดยศึกษาปัจจัย 3 ด้าน ได้แก่ ทัศนคติ บรรทัดฐานทางสังคม และการรับรู้ความสามารถในการควบคุมพฤติกรรมเพื่อสร้างแบบจำลองพยากรณ์พฤติกรรมการซื้อ แต่จำกัดเฉพาะบริบทโซเชียลมีเดียยังไม่ครอบคลุมพฤติกรรมการซื้อบนแพลตฟอร์มอื่น

Deniz and Çökekoğlu Bülbül [11] ศึกษาการพยากรณ์พฤติกรรมการซื้อของลูกค้าโดยใช้แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องหลายประเภท ได้แก่ การถดถอยโลจิสติก Random Forest กราเดียนบูสติ้ง ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เคเนียเรสต์เนเบอร์และ XGBoost โดยใช้ชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยข้อมูลประชากรและพฤติกรรม เช่น อายุ เพศ รายได้ และการเป็นสมาชิกโปรแกรมสะสมคะแนนเป็นต้น ซึ่งงานวิจัยนี้สามารถเปรียบเทียบแบบจำลองหลายประเภทพร้อมกัน ทำให้เลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดได้ หากแต่ยังไม่ได้นำแบบจำลองแคทบูสต์มาเปรียบเทียบผลการวิจัยซึ่งมีประสิทธิภาพสูงกว่าในข้อมูลเชิงหมวดหมู่

บทความวิจัย (Research Article)

3. วิธีดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้นำกระบวนการ CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) เป็นแนวทางในการดำเนินการวิจัยประกอบด้วย 6 ขั้นตอนดังต่อไปนี้

3.1 การทำความเข้าใจปัญหา

ปัจจัยเชิงพฤติกรรมและแรงจูงใจที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเติมเงินในเกมออนไลน์ยังขาดการศึกษาเชิงลึก โดยเฉพาะในกลุ่มนักศึกษา อีกทั้งความซับซ้อนของข้อมูลเชิงหมวดหมู่ทำให้วิธีสถิติแบบดั้งเดิมมีข้อจำกัด จึงจำเป็นต้องประยุกต์ใช้แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมการเกิดไมโครทรานแซคชันอย่างมีประสิทธิภาพ ทั้งนี้เพื่อส่งเสริมการขายและการตลาดสำหรับอุตสาหกรรมเกมออนไลน์ยกตัวอย่าง เช่น การซื้อไอเทมเสมือน การซื้อชุดตัวละคร การจ่ายเงินเพื่อซื้อกล่องสุ่ม ซึ่งเป็นรายได้หลักของแพลตฟอร์มเกมออนไลน์โดยตรง

3.2 การทำความเข้าใจข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ เก็บรวบรวมจากแบบสอบถามโดยใช้กลุ่มตัวอย่างจากนักศึกษาคณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี รวมทั้งสิ้น 800 ชุด และเป็นข้อมูลที่มีความสมดุล เมื่อวัดจากคุณสมบัติที่ใช้จำแนกโดยจัดเก็บผ่าน Google Forms ซึ่งประกอบด้วยคำถามที่มีความสำคัญ 5 ส่วน ดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ข้อคำถามในการเก็บข้อมูลผู้เล่นเกมออนไลน์

ข้อคำถาม	**ตัวเลือกคำตอบ**
ส่วนที่ 1 ลักษณะพฤติกรรมการเล่นเกม	
1. บทบาทหลักที่ท่านเลือกเล่นเป็นประจำ	1.ปะทะป้องกัน 2.โจมตี 3.สนับสนุนฟื้นฟู 4.ควบคุมก่อกวน
2. สถานะทางสังคมภายในเกม	1.ผู้เล่นสันโดษ 2.ผู้เล่นกลุ่มย่อย 3.สมาชิกกิลด์ 4.ผู้นำหรือผู้สั่งการ
3. แรงจูงใจหลักในการเข้าเล่น	1.ความสำเร็จ 2.สังคม 3.ความสวยงาม 4.การสำรวจ
ส่วนที่ 2 มาตรวัดระดับพฤติกรรมและความคิดเห็น	
4. ท่านยินดีใช้ไอเทมช่วยเหลือเพื่อประหยัดเวลาในการทำภารกิจที่ซับซ้อน	คะแนน Likert Scale
5. ท่านรู้สึกกดดันหากตัวละครของท่านมีความสามารถด้อยกว่าผู้เล่นคนอื่นในกลุ่ม	คะแนน Likert Scale
6. ท่านให้ความสำคัญกับการมีไอเทมแฟชั่นที่หายากหรือโดดเด่นกว่าผู้อื่น	คะแนน Likert Scale
7. ท่านมักเข้าร่วมกิจกรรมพิเศษที่มีของรางวัลจำกัดเวลาเสมอ	คะแนน Likert Scale
8. ท่านสามารถทำกิจกรรมซ้ำๆ ต่อเนื่องเกิน 2 ชั่วโมงเพื่อให้ได้สิ่งที่ต้องการ	คะแนน Likert Scale
9. ท่านใช้เวลาศึกษาวิธีการเล่นหรือติดตามข่าวสารเกมอย่างสม่ำเสมอ	คะแนน Likert Scale

บทความวิจัย (Research Article)

ตารางที่ 1 ข้อคำถามในการเก็บข้อมูลผู้เล่นเกมออนไลน์ (ต่อ)

ข้อคำถาม	ตัวเลือกคำตอบ
ส่วนที่ 2 มาตรวัดระดับพฤติกรรมและความคิดเห็น	
10. ท่านรู้สึกมีความสุขเมื่อได้รับการยอมรับหรือคำชมจากผู้เล่นคนอื่น	คะแนน Likert Scale
ส่วนที่ 3 ข้อมูลการตัดสินใจเชิงเศรษฐศาสตร์	
11. หากท่านยินยอมจ่ายเงิน ท่านยินยอมจ่ายเงินให้กับสินค้าประเภทใดมากที่สุด	1.ชุดแฟชั่น 2.เพิ่มความสะดวก 3.เพิ่มความแข็งแกร่ง 4.ระบบสุ่มรางวัล
ส่วนที่ 4 ข้อมูลเชิงปริมาณเพิ่มเติม	
12. ข้อมูลเชิงปริมาณเพิ่มเติม	ระบุจำนวนชั่วโมง
ส่วนที่ 5 ความพึงพอใจในการเติมเงินในเกมออนไลน์	
13. ท่านพึงพอใจในการเติมเงินในเกมออนไลน์หรือไม่	1.ใช่ 2.ไม่ใช่

3.3 การเตรียมข้อมูล

ส่งออกข้อมูลจาก Google Forms เป็นไฟล์ซีเอสวี ทำให้ได้ตารางที่แต่ละแถวแทนผู้ตอบหนึ่งราย โดยแต่ละคอลัมน์แทนคุณลักษณะหนึ่งตัว ตรวจสอบค่าว่าง ทั้งนี้ก่อนนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการสร้างแบบจำลอง CatBoost ในงานวิจัยนี้มีการดำเนินการตรวจสอบคุณภาพข้อมูลโดยจัดการค่าสูญหาย (Missing Values) และค่าผิดปกติ (Outliers) เพื่อเพิ่มความถูกต้องและความน่าเชื่อถือของแบบจำลองด้วยการแทนค่าด้วยค่ากลางหรือค่าที่พบบ่อยส่งผลให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้รูปแบบของข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ มีความแม่นยำสูงขึ้น และสามารถทำนายข้อมูลใหม่ได้ดียิ่งขึ้น ลดความเสี่ยงของการเกิดปัญหาโอเวอร์ฟิตติ้ง งานวิจัยนี้ไม่มีการคัดเลือกคุณสมบัติ (Feature Selection) เนื่องจากคุณสมบัติที่นำมาใช้ นำมาจากแบบสอบถามจำนวน 12 ข้อ หากผ่านการทำ Feature Selection อาจทำให้คุณสมบัติมีน้อยเกินไป และใช้คุณสมบัติ ข้อ 13 (Label) เป็นคุณสมบัติในการจำแนกพฤติกรรมของผู้เล่นเกมออนไลน์ ซึ่งส่งผลให้เกิดหรือไม่เกิดไมโครทรานแซคชัน

3.4 การสร้างแบบจำลอง

การวิจัยครั้งนี้สร้างแบบจำลองแคทบูสต์ [12] ซึ่งเหมาะกับข้อมูลเชิงหมวดหมู่ ซึ่งเหมาะสมในงานวิจัยชิ้นนี้ ด้วยไลบรารีภาษาไพธอน ได้แก่ แพนดาส (Pandas) นัมพาย (NumPy) ซายคิทเลิร์น (Scikit-Learn) และซายพาย (SciPy) และกำหนดไฮเปอร์พารามิเตอร์ดังต่อไปนี้

1) จำนวนรอบการทำซ้ำที่ 300 รอบ (Iterations = 300) เพิ่มโอกาสให้แบบจำลองเรียนรู้ได้ละเอียดขึ้น เหมาะกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนเชิงพฤติกรรม

2) กำหนดความลึกสูงสุด 6 ระดับ (Depth = 6) เพื่อเพิ่มความสามารถในการจับรูปแบบความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรพฤติกรรมได้ดีขึ้น โดยความลึกของต้นไม้ตัดสินใจ หมายถึง จำนวนระดับการแบ่งข้อมูลสูงสุดที่แบบจำลองสามารถสร้างได้ในแต่ละต้นไม้ การกำหนดความลึกที่ 6 ระดับทำให้แบบจำลองสามารถพิจารณาเงื่อนไขการแบ่งข้อมูลได้สูงสุด 6 ขั้นตอน ซึ่งเพียงพอต่อการจับรูปแบบความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรเชิงพฤติกรรม เช่น ความสัมพันธ์ระหว่างแรงจูงใจในการเล่นเกม ชั่วโมงการเล่น และพฤติกรรมการเติมเงิน อย่างไรก็ตามการเพิ่มความลึกเกินไปอาจทำให้เกิดปัญหาโอเวอร์ฟิตติ้งได้ จึงจำเป็นต้องใช้ร่วมกับค่า l2_leaf_reg และ subsample เพื่อควบคุมความซับซ้อนของแบบจำลองให้อยู่ในระดับที่เหมาะสม

3) อัตราการเรียนรู้ของแบบจำลองที่ 0.05 (learning_rate = 0.05) โดยการใช้อัตราการเรียนรู้ที่ต่ำลง ร่วมกับจำนวนรอบการทำซ้ำที่เพิ่มขึ้นช่วยให้แบบจำลองมีความแม่นยำสูงขึ้นและลดปัญหาโอเวอร์ฟิตติ้ง กล่าวคือ อัตราการเรียนรู้เป็นตัวกำหนดขนาดของการปรับปรุงค่าน้ำหนักในแต่ละรอบการทำซ้ำ หากกำหนดค่าสูงเกินไปแบบจำลองอาจข้ามจุดที่เหมาะสมที่สุดทำให้ผลลัพธ์ไม่เสถียร ในทางกลับกันการกำหนดค่าให้ต่ำลงที่ 0.05 ทำให้แบบจำลองเรียนรู้อย่างละเอียดและค่อยเป็นค่อยไปในแต่ละรอบ ซึ่งเรียกว่าหลักการเรียนรู้แบบช้าโดยต้องใช้ร่วมกับจำนวนรอบการทำซ้ำที่มากขึ้นเป็น 300 รอบเพื่อชดเชยการเรียนรู้ที่ช้าลง แนวทางนี้ส่งผลให้แบบจำลองสามารถบรรจบสู่จุดที่เหมาะสมได้อย่างแม่นยำและมีเสถียรภาพมากกว่าการใช้อัตราการเรียนรู้ที่สูงกว่า

4) สัดส่วนการสุ่มตัวอย่างข้อมูลที่ 0.8 (subsample = 0.8) เพื่อเลือกข้อมูลมาใช้เพียงร้อยละ 80 ของชุดข้อมูลทั้งหมดในแต่ละรอบการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ โดยไม่ใช้ข้อมูลทั้งหมดในทุกรอบ ซึ่งการสุ่มเลือกข้อมูลในลักษณะนี้ช่วยเพิ่มความหลากหลายของต้นไม้ตัดสินใจในแต่ละรอบ ลดความเสี่ยงของการเกิดปัญหาโอเวอร์ฟิตติ้ง และทำให้แบบจำลองมีความสามารถในการพยากรณ์ข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้อย่างแม่นยำยิ่งขึ้น

5) สัดส่วนการสุ่มเลือก คุณลักษณะของต้นไม้ตัดสินใจที่ 0.9 (rsm=0.9) เพื่อเพิ่มสัดส่วนการพิจารณาตัวแปรต่อต้นไม้ตัดสินใจ เนื่องจากจำนวนตัวแปรในแบบสอบถามมีจำนวนไม่มากนัก การกำหนดค่า rsm ที่ 0.9 หมายความว่า ในแต่ละรอบการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ แบบจำลองจะสุ่มเลือกตัวแปรมาพิจารณาร้อยละ 90 ของตัวแปรทั้งหมด ซึ่งช่วยให้แบบจำลองสามารถพิจารณาตัวแปรได้ครอบคลุมและหลากหลายมากขึ้น ในขณะที่ยังคงรักษาความสามารถในการลดปัญหาโอเวอร์ฟิตติ้งไว้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

6) กำหนดค่าสัมประสิทธิ์การปรับค่าแบบ L2 สำหรับลีฟโหนดเท่ากับ 5 (l2_leaf_reg=5) เพื่อป้องกันปัญหาโอเวอร์ฟิตติ้ง เมื่อเพิ่มความลึกสูงสุดโดยค่า l2_leaf_reg ทำหน้าที่เพิ่มบทลงโทษให้กับค่าน้ำหนักของลีฟโหนดที่มีขนาดใหญ่เกินไป ส่งผลให้แบบจำลองไม่สามารถจดจำรูปแบบเฉพาะของข้อมูลฝึกได้มากเกินความจำเป็น การกำหนดค่าดังกล่าวจึงช่วยให้แบบจำลองมีความสามารถในการพยากรณ์ข้อมูลใหม่ได้อย่างแม่นยำและเสถียรมากขึ้น โดยเฉพาะเมื่อใช้ร่วมกับความลึกสูงสุดที่ระดับ 6 ซึ่งมีความเสี่ยงต่อปัญหาโอเวอร์ฟิตติ้งสูงกว่าการใช้ความลึกที่ต่ำกว่า

7) กำหนดค่าเริ่มต้นของตัวสร้างเลขสุ่มเป็น 42 (random_state = 42) เพื่อรับประกันความสามารถในการทำซ้ำผลการทดลอง

3.5 การประเมินผล

การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองใช้ข้อมูลฝึกแบบจำลอง (Training Set) จำนวน 640 ชุด และข้อมูลสำหรับทดสอบการจำแนกของแบบจำลอง (Testing Set) จำนวน 160 ชุด คิดเป็นอัตราส่วนร้อยละ 80 ต่อ 20 และใช้เทคนิค 10-Fold Cross Validation บนชุดข้อมูลสำหรับฝึกแบบจำลอง โดยกระบวนการสร้างแบบจำลองจะแบ่งชุดข้อมูลสำหรับฝึกแบบจำลองออกเป็น 10 ส่วนย่อยและใช้ข้อมูล 9 ส่วนหรือ 576 ชุด ในการสร้างแบบจำลองและใช้ข้อมูล 1 ส่วนหรือ 64 ชุดเป็นชุดตรวจสอบความถูกต้อง (Validation Fold) ในแต่ละรอบ กระบวนการนี้ทำให้ข้อมูลในชุดฝึกแต่ละส่วนสลับกันทำหน้าที่เป็นข้อมูลฝึกและข้อมูลตรวจสอบความถูกต้องทำให้ได้แบบจำลองที่สะท้อนคุณสมบัติของข้อมูลอย่างแท้จริง [13] เมื่อการฝึกแบบจำลองเสร็จสิ้น แบบจำลองจะ

บทความวิจัย (Research Article)

ถูกนำไปทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบสุดท้ายจำนวน 160 ชุด เพื่อประเมินประสิทธิภาพการจำแนกด้วยตารางเมทริกซ์ความสับสน และตัวชี้วัดมาตรฐาน ได้แก่ ค่าความแม่นยำ ค่าความไว ค่าความจำเพาะ และคะแนนเอฟวัน (F1-score) [14] ดังรายละเอียดต่อไปนี้

1) ตารางเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) คือตารางที่ใช้เปรียบเทียบค่าจริงกับผลการจำแนกของแบบจำลอง โดยในงานวิจัยนี้จำแนกข้อมูลออกเป็น 2 คลาส ได้แก่คลาส Positive คือผู้เล่นที่มีความพึงพอใจในการเติมเงิน และคลาส Negative คือผู้เล่นที่ไม่มีความพึงพอใจในการเติมเงิน ซึ่งให้ผลลัพธ์การจำแนกทั้งสิ้น 4 รูปแบบดังต่อไปนี้

1.1) True Negative (TN) คือ แบบจำลองจำแนกได้ถูกต้องว่าผู้เล่นไม่มีความพึงพอใจในการเติมเงิน

1.2) False Positive (FP) คือ แบบจำลองจำแนกผิดพลาดโดยระบุว่าผู้เล่นมีความพึงพอใจในการเติมเงิน

1.3) False Negative (FN) คือ แบบจำลองจำแนกผิดพลาดโดยระบุว่าผู้เล่นไม่มีความพึงพอใจในการเติมเงิน

1.4) True Positive (TP) คือ แบบจำลองจำแนกได้ถูกต้องว่าผู้เล่นมีความพึงพอใจในการเติมเงิน

2) ค่าความแม่นยำ (Accuracy) คือสัดส่วนของการจำแนกที่ถูกต้องทั้งหมดเทียบกับจำนวนตัวอย่างทั้งหมด สะท้อนความสามารถของแบบจำลองในการจำแนกผู้เล่นที่มีและไม่มีความพึงพอใจในการเติมเงินได้อย่างถูกต้อง ดังสมการที่ 1

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \quad (1)$$

3) ค่าความไว (Sensitivity) คือสัดส่วนของผู้เล่นที่มีความพึงพอใจในการเติมเงินซึ่งแบบจำลองสามารถจำแนกได้อย่างถูกต้องดังสมการที่ 2

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (2)$$

4) ค่าความจำเพาะ (Specificity) คือสัดส่วนของผู้เล่นที่ไม่มีความพึงพอใจในการเติมเงินซึ่งแบบจำลองสามารถจำแนกได้อย่างถูกต้องดังสมการที่ 3 ต่อไปนี้

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{(TN + FP)} \quad (3)$$

5) คะแนนเอฟวัน (F1-score) คือค่าที่วัดความสมดุลระหว่างค่า Precision และค่า Recall สมการที่ 4 - 8 ต่อไปนี้

$$\text{Precision (Positive)} = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (4)$$

$$\text{Recall (Positive)} = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (5)$$

$$\text{Precision (Negative)} = \frac{TN}{(TN + FN)} \quad (6)$$

$$\text{Recall (Negative)} = \frac{TN}{(TN + FP)} \quad (7)$$

$$\text{F1-measure} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (8)$$

บทความวิจัย (Research Article)

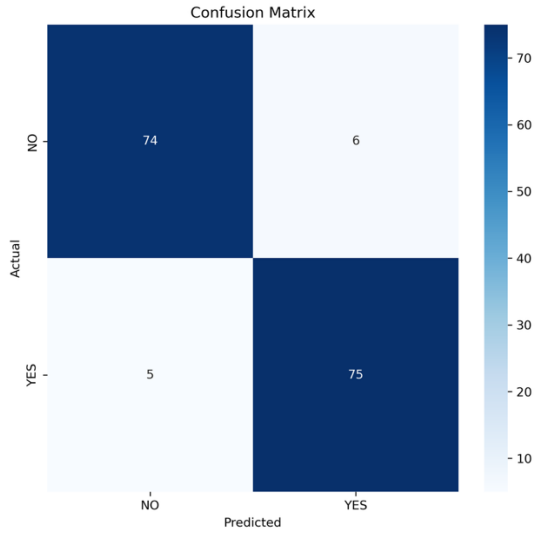
3.6 การนำไปใช้งาน

การใช้ประโยชน์จากงานวิจัยนี้ ในเชิงการตลาดคาดว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น สามารถประยุกต์ใช้เป็นเครื่องมือจำแนกผู้เล่นออกเป็นกลุ่มผู้ชำระเงินและกลุ่มผู้ไม่เคยชำระเงินได้ล่วงหน้าจากข้อมูลพฤติกรรม โดยไม่ต้องรอให้เกิดธุรกรรมจริง ซึ่งเปิดโอกาสให้ผู้ประกอบการออกแบบกลยุทธ์การตลาดแบบเฉพาะกลุ่ม อาทิ การนำเสนอโปรโมชันซื้อสินค้าครั้งแรก แก่กลุ่มผู้เล่นที่ไม่เคยซื้อสินค้า ซึ่งแบบจำลองระบุว่ามีแนวโน้มเปลี่ยนสถานะ เพื่อจูงใจให้เกิดการตัดสินใจซื้อครั้งแรก ซึ่งเป็นจุดเปลี่ยนสำคัญของผู้บริโภค แนวทางนี้ช่วยให้การใช้งบประมาณการตลาดถูกใช้กับกลุ่มที่มีโอกาสตอบสนองสูงสุด แทนการใช้โปรโมชันแบบไม่จำแนกกลุ่มซึ่งมีต้นทุนสูงแต่อาจให้ผลตอบแทนต่ำ

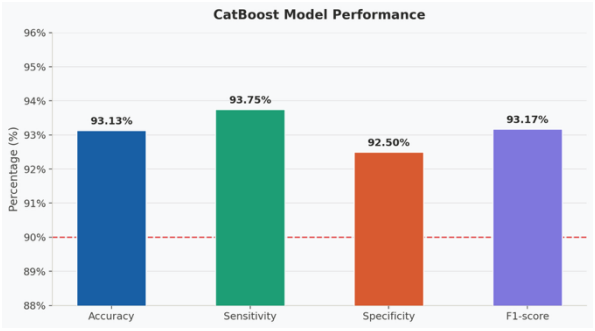
4. ผลการดำเนินการวิจัย

หลังจากนำแบบจำลองแคทบูสต์ ที่สร้างขึ้นไปใช้งานร่วมกับข้อมูลสำหรับทดสอบการจำแนกของแบบจำลองจำนวน 160 ชุด พบว่าแบบจำลองมีความแม่นยำสูง และมีความสมดุลในการจำแนกข้อมูลผู้เล่นเกมทั้งพึงพอใจและไม่พึงพอใจในการชำระเงินบนแพลตฟอร์มเกมออนไลน์ทั้งนี้สามารถแสดงผลลัพธ์ในรูปแบบตารางเมทริกซ์ความสับสน

จากการวิเคราะห์ตารางเมทริกซ์ความสับสนในรูปที่ 1 พบว่าแบบจำลองแคทบูสต์ สามารถจำแนกข้อมูลได้อย่างถูกต้องทั้งสิ้น 149 ราย จากข้อมูลทดสอบทั้งหมด 160 ราย โดยจำแนกได้ถูกต้องว่าผู้เล่นไม่มีความพึงพอใจในการเติมเงิน (TN) ได้ถูกต้อง 74 ราย และผู้เล่นมีความพึงพอใจในการเติมเงิน (TP) ได้ถูกต้อง 75 ราย ในขณะที่มีการจำแนกผิดพลาดเพียง 11 ราย แบ่งเป็น การจำแนกผิดพลาดโดยระบุว่าผู้เล่นมีความพึงพอใจในการเติมเงิน (FP) 6 ราย และการจำแนกผิดพลาดโดยระบุว่าผู้เล่นไม่มีความพึงพอใจในการเติมเงิน (FN) 5 ราย ทั้งนี้เมื่อใช้ผลลัพธ์จากตารางเมทริกซ์ความสับสนในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยตัวชี้วัดมาตรฐาน พบว่า ค่าความแม่นยำอยู่ที่ ร้อยละ 93.13 ค่าความไวอยู่ที่ร้อยละ 93.75 ค่าความจำเพาะอยู่ที่ร้อยละ 92.50 และคะแนนเอฟวัน (F1-score) อยู่ที่ร้อยละ 93.17 แสดงได้ดังรูปที่ 1



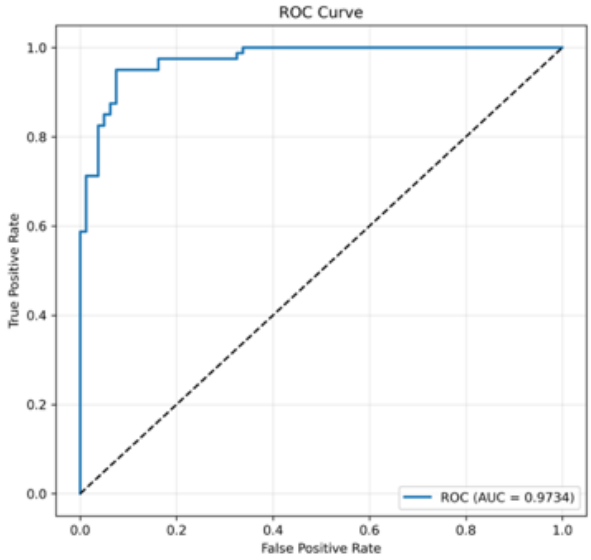
รูปที่ 1 แสดงผลการจำแนกด้วยตารางเมทริกซ์ความสับสน



รูปที่ 2 ผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง

บทความวิจัย (Research Article)

จากการวิเคราะห์รูปที่ 2 บ่งชี้ว่าแบบจำลองมีความสมดุลระหว่างการตรวจจับกลุ่มที่พึงพอใจและไม่พึงพอใจได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทั้งนี้เมื่อวิเคราะห์พื้นที่ใต้เส้นโค้งอาร์โอซี ซึ่งคำนวณบนข้อมูลสำหรับทดสอบการจำแนกของแบบจำลอง (Testing Set) พบว่ามีค่าพื้นที่ใต้เส้นโค้งอาร์โอซีที่ 0.9734 สะท้อนความสามารถในการแยกแยะกลุ่มพึงพอใจและไม่พึงพอใจ ดังแสดงในรูปที่ 3 ค่า AUC นี้เป็นคนละมาตรวัดกับค่าความแม่นยำ (Accuracy) ร้อยละ 93.13 ที่คำนวณจากตารางเมทริกซ์ความสับสน



รูปที่ 3 ผลการประเมินพื้นที่ใต้เส้นโค้งอาร์โอซี

ทั้งนี้หากมองในปัจจัยเชิงพฤติกรรมข้อมูลซึ่งได้จากแบบสอบถามชุดนี้ส่งผลต่อการเกิดไมโครทรานแซคชันในลักษณะเสริมกันสองระดับ กล่าวคือ ตัวแปรเชิงประเภทด้านอัตลักษณ์ผู้เล่น ได้แก่ บทบาทหลัก สถานะทางสังคมและแรงจูงใจในการเล่น ทำหน้าที่กำหนดแนวโน้มพื้นฐานและประเภทสินค้าที่ผู้เล่นถูกจูงใจให้จ่ายเงิน เพื่อซื้อสินค้า เพื่อให้เกิดไมโครทรานแซคชัน เช่น ผู้เล่นที่ต้องการความสำเร็จและอัตราการชนะมีความโน้มเอียงไปทางไอเทมที่เพิ่มความได้เปรียบส่วนผู้เล่นที่เน้นความสวยงามของตัวละครจะโน้มเอียงไปทางสินค้าในการตกแต่งตัวละคร ขณะที่มาตรวัดความเข้มของพฤติกรรมสะท้อนกลไกทางจิตวิทยาที่สามารถแปลงแนวโน้มดังกล่าวให้เป็นโอกาสในการจ่ายเงินซื้อสินค้า เพื่อให้เกิดไมโครทรานแซคชัน เช่นการเปรียบเทียบทางสังคมของผู้เล่น ความกลัว เนื่องจากไม่สามารถเข้าร่วมกิจกรรมที่จำกัดเวลา และความต้องการการยอมรับจากผู้อื่น โดยมีชั่วโมงการเล่นเฉลี่ยต่อวันเป็นตัวชี้วัดระดับความผูกพัน ซึ่งสัมพันธ์เชิงบวกกับโอกาสการเป็นผู้ชำระเงิน ดังนั้นการตัดสินใจจ่ายจึงมิได้เกิดจากปัจจัยเดียว หากเป็นผลร่วมของอัตลักษณ์ผู้เล่นและความเข้มของแรงขับทางจิตวิทยา ซึ่งเหมาะสมกับการใช้แบบจำลองแคทบูสต์ โดยแบบจำลองสามารถจับปฏิสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเหล่านี้ได้โดยตรง

5. สรุป

จากผลการดำเนินงานวิจัยและการเปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้องซึ่งมีระเบียบวิธีวิจัยที่คล้ายคลึงกัน พบว่า การเกิดไมโครทรานแซคชัน เป็นผลร่วมของหลายปัจจัย ซึ่งสอดคล้องกับประสิทธิภาพของแบบจำลองแคทบูสต์ที่สามารถจับปฏิสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเหล่านี้ได้โดยตรง ประกอบด้วย ลักษณะพฤติกรรมการเล่นเกม มาตรวัดระดับพฤติกรรมและความคิดเห็น ข้อมูลการตัดสินใจเชิงเศรษฐศาสตร์ ข้อมูลเชิงปริมาณเพิ่มเติม ความพึงพอใจในการเติมเงินในเกมออนไลน์ สามารถเป็นข้อมูลในการพัฒนาแบบจำลอง เพื่อทำนายการตัดสินใจชำระเงินของผู้บริโภคได้แม่นยำกว่าพฤติกรรมการเลือกชมสินค้าและการใช้งานเว็บเพจ เพื่อค้นข้อมูลสินค้าแม้มีข้อมูลในการสร้างแบบจำลองเป็นจำนวนมากโดยอ้างอิงจากงานวิจัยโดย Liu et al. [8] ซึ่งแบบจำลองในงานวิจัยมีผลความแม่นยำบนชุดข้อมูลขนาด 33 ล้านในระหว่างร้อยละ 72 ถึงร้อยละ 75 ซึ่งน้อยกว่างานวิจัย

บทความวิจัย (Research Article)

นี้ประมาณ 18.13–21.13 จุดร้อยละ ทั้งนี้อาจเนื่องมาจากลักษณะของข้อมูลซึ่งเป็นข้อมูลแบบแบ่งประเภทชัดเจนเหมาะกับแบบจำลองแคทบูสต์ และมีลักษณะการสร้างแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพมากกว่า มีกระบวนการจัดการข้อผิดพลาดได้ดีกว่า ยกตัวอย่างเช่นกระบวนการปรับปรุงผลลัพธ์ของต้นไม้ตัดสินใจให้มีความแม่นยำขึ้นเรื่อย ๆ ในรอบการทำงาน ทั้งนี้เมื่อวิเคราะห์รูปแบบการทำงานของแบบจำลอง พบว่าแบบจำลองซึ่งใช้กระบวนการปรับปรุงต้นไม้ตัดสินใจให้ผลลัพธ์ ในประเด็นความแม่นยำสูงมาก เมื่อใช้งานร่วมกับข้อมูลพฤติกรรมผู้บริโภค ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยโดย R Sifa et al. [9] ซึ่งมีผลของความแม่นยำของแบบจำลอง Random Forest สูง ถึงร้อยละ 99.7 โดยประมาณ ซึ่งแตกต่างจากงานวิจัยนี้ประมาณ 6.57 จุดร้อยละ ทั้งนี้สามารถอนุมานได้ว่าแบบจำลองที่ใช้ต้นไม้ตัดสินใจในการทำนายพฤติกรรมผู้บริโภคสามารถให้ผลลัพธ์แม่นยำและสอดคล้องกับงานวิจัยโดย Deniz and Çökekoğlu Bülbül [11] ซึ่งการทดลองให้ผลความแม่นยำของ แบบจำลอง Random Forest แบบจำลองกราเดียนบูสต์ และแบบจำลอง XGBoost ที่ร้อยละ 94 ซึ่งแตกต่างจากงานวิจัยนี้ประมาณ 0.87 จุดร้อยละอาจอนุมานได้ว่า แบบจำลองชนิดบูสติ้งสามารถประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์พฤติกรรมของผู้บริโภคและสอดคล้องกับงานวิจัยโดย Azad et al. [10] ซึ่งแบบจำลองกราเดียนบูสต์ให้ค่าความแม่นยำมากที่สุดที่ร้อยละ 91 ทั้งนี้จะเห็นได้ว่าผลของความแม่นยำต่างกันเล็กน้อย ซึ่งอาจมีสาเหตุมาจากชุดข้อมูลที่มีลักษณะการเก็บข้อมูลที่ต่างกันเพียงเล็กน้อย และแบบจำลองที่มีวิธีการประมวลผลต่างกัน โดยเฉพาะการประมวลผลข้อมูลในลักษณะข้อมูลซึ่งเป็นข้อมูลแบบแบ่งประเภท ซึ่งแบบจำลองแคทบูสต์มีความเหมาะสมกว่า ทั้งนี้เมื่อพิจารณางานวิจัยที่ใช้แบบจำลองแคทบูสต์ร่วมกับข้อมูลพฤติกรรมผู้บริโภค ซึ่งมีระเบียบวิธีวิจัยคล้ายคลึงกับงานวิจัยนี้ พบว่า ผลการทดลองสอดคล้องกับ J.Lin [7] ซึ่งแบบจำลองแคทบูสต์สามารถจำแนกความตั้งใจซื้อของผู้ใช้บนเว็บไซต์พาณิชย์อิเล็กทรอนิกส์ ที่มีความแม่นยำร้อยละ 93.4 แตกต่างจากงานวิจัยนี้เพียง 0.27 จุดร้อยละ และมีค่าพื้นที่ใต้เส้นโค้งอาร์โอซีที่ 0.985 ซึ่งมีค่า AUC ต่างจากงานวิจัยนี้ 0.0116 แสดงให้เห็นว่าแม้จะประยุกต์ใช้ข้อมูลที่มีลักษณะแตกต่างกันแต่ผลการทดลองมีความแม่นยำ และมีความใกล้เคียงกัน

จากผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองแคทบูสต์ร่วมกับข้อมูลพฤติกรรมผู้บริโภค ในการจำแนกการเกิดไมโครทรานแซคชันบนแพลตฟอร์มเกมออนไลน์ร่วมกับการเปรียบเทียบงานวิจัยที่มีระเบียบวิธีวิจัยใกล้เคียงกัน พบว่าแบบจำลองแคทบูสต์ สามารถทำงานร่วมกับข้อมูลชนิดหมวดหมู่ได้อย่างมีประสิทธิภาพและมีค่าการประเมินประสิทธิภาพในระดับที่สูงมาก ทุกตัวชี้วัดสามารถนำไปประยุกต์ใช้เป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์ปัจจัยเชิงพฤติกรรมและแรงจูงใจ ที่มีผลต่อการเกิดไมโครทรานแซคชันบนแพลตฟอร์มเกมออนไลน์ของกลุ่มนักศึกษาได้

6. ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยในครั้งนี้ ยังมีข้อจำกัดเนื่องจากใช้แบบจำลองเพียงแบบจำลองเดียวในการประมวลผลข้อมูล ซึ่งอาจจะไม่เกิดการเปรียบเทียบกับแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงประเภทอื่น ในการวิจัยเพิ่มเติมในอนาคต ควรมีการเปรียบเทียบแบบจำลองแบบรวมกลุ่ม โดยศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองแคทบูสต์ แบบจำลอง XGBoost แบบจำลองไลต์จีบีเอ็ม และแบบจำลอง Random Forest บนชุดข้อมูลพฤติกรรมเกมออนไลน์ชุดเดียวกัน เพื่อระบุแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดในบริบทของข้อมูลเชิงพฤติกรรมและแรงจูงใจในการเกิดไมโครทรานแซคชัน

7. กิตติกรรมประกาศ

ขอบคุณคณาจารย์และผู้บริหารคณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี ที่ให้คำแนะนำ และอุปกรณ์คอมพิวเตอร์ประสิทธิภาพสูงในการทำวิจัย ขอบคุณนักศึกษาคณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี ซึ่งให้ข้อมูลในการทำวิจัยและทำให้งานวิจัยสำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี

8. เอกสารอ้างอิง

[1] ไตรภพ คำสัตย์ และ สิทธิชัย ฝรั่งทอง, “ส่วนประสมทางการตลาดที่ผู้เล่นเกมออนไลน์ใช้ตัดสินใจซื้อเกมออนไลน์,” *วารสารวิทยาการจัดการ มหาวิทยาลัยราชภัฏธนบุรี*, ปีที่ 5, ฉบับที่ 1, หน้า 18-31, 2566. [ออนไลน์]. Available: https://so10.tci-thaijo.org/index.php/msdru/article/view/545

[2] พิมลพรรณ บุญยะเสนา และ สุขุม พันธุ์ณรงค์, “การวิเคราะห์พฤติกรรมการใช้จ่ายเงินของเด็กและเยาวชนที่ติดเกมส์: กรณีศึกษาเยาวชนในพื้นที่จังหวัดเชียงใหม่และลำพูน,” *วารสารศรีนครินทรวิโรฒวิจัยและพัฒนา (สาขามนุษยศาสตร์และสังคมศาสตร์)*, ปีที่ 3, ฉบับที่ 5, หน้า 51-62, 2554. [ออนไลน์]. Available: https://so04.tci-thaijo.org/index.php/swurd/article/view/32573

[3] ธวัชชัย เอกสันติ, “เกมออนไลน์กับเด็กและเยาวชนไทย,” *วารสารวิจัยสาธารณสุขศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น*, ปีที่ 3, ฉบับที่ 3, หน้า 93-100, 2553. [ออนไลน์]. Available: https://he01.tci-thaijo.org/index.php/kkujphr/article/view/118825

[4] ฌายิน หนูฤทธิ์ และ วศินี หนุนภักดี, “ปัจจัยที่ส่งผลต่อความตั้งใจซื้อแบทเทิลพาสเพื่อบริโภคสินค้าเสมือนในเกมออนไลน์,” *The Journal of Design, Management and Technology Innovation*, ปีที่ 1, ฉบับที่ 1, หน้า 29-38, 2566. [ออนไลน์]. Available: https://so07.tci-thaijo.org/index.php/innovation/article/view/2464

[5] ณัฐวุฒิ แถมเงิน และคณะ, “การเรียนรู้ของเครื่องเพื่อทำนายระดับความรุนแรงของความผิดปกติของความยืดหยุ่นปอดของพนักงานโรงงาน,” *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยมหาสารคาม*, ปีที่ 43, ฉบับที่ 2, หน้า 84-95, 2567. [ออนไลน์]. Available: https://li01.tci-thaijo.org/index.php/scimsujournal/article/view/259404

[6] ชัชวาลย์ ศรีมนตรี และ ธนรัฐ โชติพันธ์, “การพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องแบบบูสติ้งเพื่อจำแนกโรคเบาหวานขึ้นจอประสาทตาโดยใช้คุณสมบัติซีมเล็ตเวฟเลตส์,” *วารสารวิทยาศาสตร์ เทคโนโลยี และนวัตกรรม มหาวิทยาลัยกาฬสินธุ์*, ปีที่ 5, ฉบับที่ 1, หน้า 44-60, 2569. [ออนไลน์]. Available: https://li01.tci-thaijo.org/index.php/sci_01/article/view/270174. DOI: 10.14456/ksti.2026.4.

[7] J. Lin, “Application of machine learning in predicting consumer behavior and precision marketing,” *PLOS ONE*, vol. 20,

no. 5, Art. no. e0321854, 2025. DOI: 10.1371/journal.pone.0321854.

[8] D. Liu, H. Huang, H. Zhang, X. Luo, and Z. Fan, "Enhancing customer behavior prediction in e-commerce: A comparative analysis of machine learning and deep learning models," *Applied and Computational Engineering*, vol. 55, pp. 181-195, 2024. DOI: 10.54254/2755-2721/55/20241475.

[9] R. Sifa, F. Hadiji, J. Runge, A. Drachen, K. Kersting, and C. Bauckhage, "Predicting purchase decisions in mobile free-to-play games," in *Proceedings of the Eleventh AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment (AIIDE-15)*, Santa Cruz, CA, USA, 2015, vol. 11, no. 1, pp. 79-85. DOI: 10.1609/aiide.v11i1.12788.

[10] M. S. Azad, S. S. Khan, R. Hossain, R. Rahman, and S. Momen, "Predictive modeling of consumer purchase behavior on social media: Integrating theory of planned behavior and machine learning for actionable insights," *PLOS ONE*, vol. 18, no. 12, Art. no. e0296336, 2023. DOI: 10.1371/journal.pone.0296336.

[11] E. Deniz and S. Çökekoğlu Bülbül, "Predicting customer purchase behavior using machine learning models," *Information Technology in Economics and Business*, vol. 1, no. 1, pp. 1-6, 2024. DOI: 10.69882/adba.iteb.2024071.

[12] L. Prokhorenkova, G. Gusev, A. Vorobev, A. V. Dorogush, and A. Gulin, "CatBoost: Unbiased boosting with categorical features," in *Advances in Neural Information Processing Systems 31 (NeurIPS 2018)*, Montréal, Canada, 2018, pp. 6639-6649. https://proceedings.neurips.cc/paper/2018/hash/14491b756b3a51daac41c24863285549-Abstract.html

[13] R. Kohavi, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," in *Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, Montreal, Quebec, Canada: Morgan Kaufmann, 1995, pp. 1137-1143. https://www.ijcai.org/Proceedings/95-2/Papers/016.pdf

[14] อนุพงศ์ สุขประเสริฐ, *คู่มือการทำเหมืองข้อมูลด้วยโปรแกรม RapidMiner Studio*, พิมพ์ครั้งที่ 4, มหาสารคาม: สาขาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ คณะการบัญชีและการจัดการ สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยมหาสารคาม, 2564. หน้า 245-252.