

Received: 25 ธ.ค. 2568

Revised: 26 ม.ค. 2569

Accepted: 29 ม.ค. 2569

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการพยากรณ์ราคาห้องพัก
สำหรับธุรกิจโรงแรมขนาดเล็กโดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูล
Performance Comparison of Room Price Forecasting Models
for Small Hotel Business Using Data Mining Techniques

พรพินิต วิรัตน์สกุลชัย¹ และ พงศกร จันทราช^{1*}

¹สาขาวิชาวิทยาการข้อมูลและนวัตกรรมดิจิทัล คณะนวัตกรรมเทคโนโลยีและการสร้างสรรค์
มหาวิทยาลัยฟาร์อีสเทอร์น

Pornpinit Wiratsakulchai¹ and Pongkorn Chantaraj^{1*}

¹Department of Data Science and Digital Innovation, Faculty of Technology Innovation
and Creativity, The Far Eastern University

*Corresponding author: pongkorn@feu.ac.th

Abstract

The objectives of this research are to develop, evaluate, and compare the performance of room price forecasting models for a small hotel using data mining techniques to support efficient room pricing decisions. This study analyzed secondary data from a Property Management System, totaling 1,480 records, to evaluate the performance of Linear Regression and XGBoost Regressor models. The evaluation focused on key performance indicators: the Coefficient of Determination R^2 , indicating the proportion of variance explained by the model, and the Mean Absolute Error (MAE), representing the average magnitude of prediction error in Baht. The results showed that the Linear Regression model achieved an R^2 of 0.7608 and an MAE of 1,162.27 Baht, whereas the XGBoost Regressor yielded 0.7256 and 1,112.79 Baht, respectively. Although Linear Regression exhibited a higher R^2 , indicating a better capability to explain data

variance, the XGBoost Regressor provided a lower Mean Absolute Error (MAE). In the context of pricing, minimizing the monetary margin of error is considered a more critical criterion. Consequently, this study concludes that the XGBoost Regressor is more suitable for effectively supporting dynamic pricing strategies.

Keywords: *Forecasting Model; Data Mining; Linear Regression; XGBoost Regressor*

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้าง ประเมิน และเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองพยากรณ์ราคาห้องพักของโรงแรมขนาดเล็กโดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูล สำหรับสนับสนุนการกำหนดราคาห้องพักอย่างมีประสิทธิภาพ งานวิจัยนี้วิเคราะห์ข้อมูลทุติยภูมิจากระบบบริหารจัดการโรงแรม จำนวน 1,480 รายการ โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น Linear Regression และ XGBoost Regressor ผ่านตัวชี้วัดสำคัญ ได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด R^2 ซึ่งบ่งบอกสัดส่วนความผันแปรของราคาที่เป็นแบบจำลองอธิบายได้ และค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) ซึ่งแสดงขนาดความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ในหน่วยบาท ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นมีค่า R^2 เท่ากับ 0.7608 และค่า MAE อยู่ที่ 1,162.27 บาท ในขณะที่ XGBoost Regressor มีค่าดังกล่าวเท่ากับ 0.7256 และ 1,112.79 บาท ตามลำดับ ถึงแม้ว่าการถดถอยเชิงเส้นจะมีค่า R^2 สูงกว่าซึ่งแสดงถึงความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ดีกว่า แต่ XGBoost Regressor กลับให้ค่าความคลาดเคลื่อน (MAE) ที่ต่ำกว่า ซึ่งในบริบทของการกำหนดราคา การมีส่วนต่างของราคาที่ผิดพลาดน้อยที่สุดถือเป็นเกณฑ์ที่มีความสำคัญยิ่งกว่า ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงสรุปว่า XGBoost Regressor มีความเหมาะสมมากกว่าในการนำมาใช้สนับสนุนการกำหนดราคาแบบพลวัต

คำสำคัญ: *แบบจำลองการพยากรณ์; เหมืองข้อมูล; การถดถอยเชิงเส้น; XGBoost Regressor*

1. บทนำ

อุตสาหกรรมการท่องเที่ยวและธุรกิจโรงแรมมีบทบาทสำคัญต่อเศรษฐกิจของประเทศไทย โดยเฉพาะในจังหวัดเชียงใหม่ที่มีการแข่งขันสูง การบริหารจัดการรายได้ (Revenue Management) จึงเป็นกลยุทธ์หลักในการเพิ่มผลกำไรจากทรัพยากรที่มีจำกัด โดยมุ่งนำเสนอผลิตภัณฑ์ที่เหมาะสมแก่ลูกค้าในเวลาและราคาที่เหมาะสม (Lieberman, 2005) ทั้งนี้ Kimes (2011) และ Han et al. (2010) ชี้ให้เห็นว่าการบริหารจัดการรายได้จำเป็นต้องอาศัยการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อรองรับความผันผวนของตลาด งานวิจัยร่วมสมัยได้ขยายแนวคิดดังกล่าวไปสู่การกำหนดราคาแบบพลวัตตามอุปสงค์และอุปทาน (Pereira & Cerqueira, 2022) อย่างไรก็ตาม โรงแรมขนาดเล็กยังเผชิญข้อจำกัดด้านเครื่องมือวิเคราะห์ข้อมูล ส่งผลให้การตั้งราคามักอาศัยประสบการณ์ ซึ่งอาจนำไปสู่การสูญเสียโอกาสทางธุรกิจ (Ma et al., 2024) การประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจึงถูกเสนอเป็นแนวทางในการเพิ่มความถูกต้องของการพยากรณ์ราคา (Alotaibi, 2020; Dankorpho, 2024) ถึงกระนั้น งานวิจัยส่วนใหญ่ที่ผ่านมา มักมุ่งเน้นการศึกษาในโรงแรมขนาดใหญ่ที่มีฐานข้อมูลซับซ้อน หรือเน้นเพียงการวัดค่าทางสถิติโดยขาดการเชื่อมโยงกับ ความแม่นยำเชิงมูลค่า ที่เป็นประโยชน์ต่อการตัดสินใจตั้งราคาจริง อีกทั้งยังขาดการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลองพื้นฐานและแบบจำลองที่มีความซับซ้อนบนบริบทของข้อมูลที่มีจำกัดของธุรกิจขนาดเล็ก งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองพยากรณ์ราคาห้องพักสำหรับโรงแรมขนาดเล็ก และทำการประเมินประสิทธิภาพของแต่ละแบบจำลอง โดยเปรียบเทียบระหว่าง Linear Regression และ XGBoost Regressor โดยมุ่งเน้นการค้นหาลักษณะแบบจำลองที่ให้ทั้งความแม่นยำในการอธิบายความแปรปรวน R^2 และมีความคลาดเคลื่อนของราคา (MAE) ต่ำที่สุด เพื่อเป็นเครื่องมือสนับสนุนการกำหนดราคาแบบพลวัต (Dynamic Pricing) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2. วัตถุประสงค์

1. เพื่อสร้างแบบจำลองพยากรณ์ราคาห้องพักสำหรับธุรกิจโรงแรมขนาดเล็กโดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูล
2. เพื่อประเมินและเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการพยากรณ์สำหรับการสนับสนุนการกำหนดราคาห้องพักสำหรับธุรกิจโรงแรมขนาดเล็ก

3. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาและรวบรวมทฤษฎีและงานวิจัยจากเอกสารทางวิชาการ เพื่อกำหนดเป็นกรอบการวิจัยสำหรับการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพ โดยแบ่งออกเป็น 2 หัวข้อหลัก ดังนี้

1. การจัดการรายได้ในธุรกิจโรงแรม (Revenue Management)

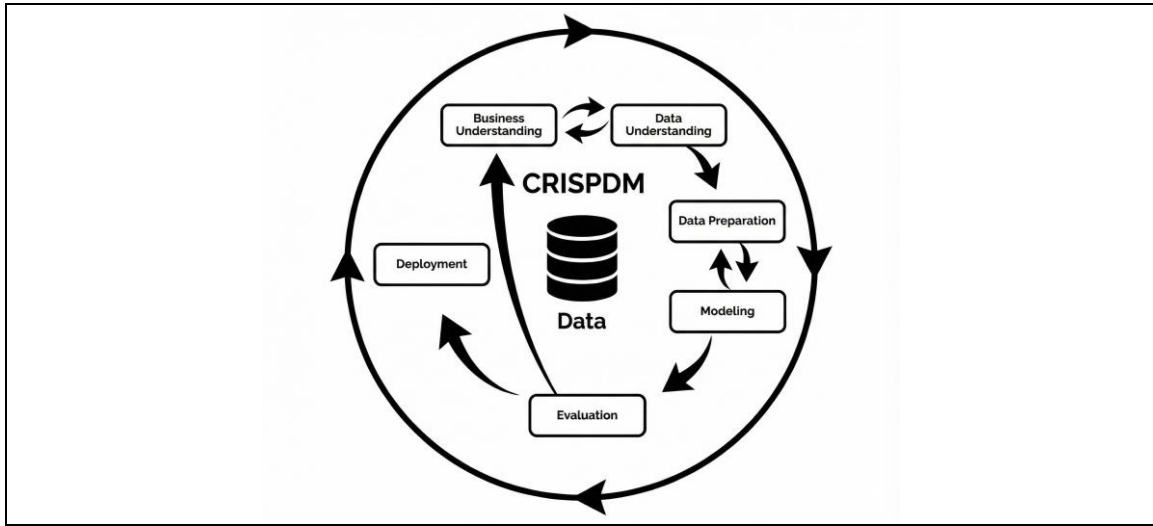
การบริหารจัดการรายได้มุ่งเน้นการเพิ่มผลกำไรโดยเสนอผลิตภัณฑ์และราคาที่เหมาะสมแก่ลูกค้า (Lieberman, 2005) ซึ่ง Kimes (2011) และ Han et al. (2010) ระบุว่าจำเป็นต้องอาศัยเทคโนโลยีวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อรองรับความผันผวนของตลาด สอดคล้องกับงานวิจัยปัจจุบันที่เน้นการใช้การทำเหมืองข้อมูลเพื่อกำหนดราคาแบบพลวัต (Ma et al., 2024; Pereira & Cerqueira, 2022) สำหรับการพยากรณ์ราคานั้น การถดถอยเชิงเส้นเป็นวิธีพื้นฐานที่แปลผลง่าย (Maulud & Abdulazeez, 2020) แต่อาจมีข้อจำกัดในการจัดการข้อมูลที่มีความซับซ้อนสูง ในทางกลับกัน XGBoost Regressor ซึ่งเป็นเทคนิคการเรียนรู้แบบกลุ่ม (Ensemble Learning) ที่มีประสิทธิภาพสูงในการจัดการข้อมูลซับซ้อนและลดปัญหาการเรียนรู้เกิน (Overfitting) ผ่านการปรับจูนพารามิเตอร์สำคัญ ได้แก่ อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate), ความลึกสูงสุดของต้นไม้ (Max Depth) และ จำนวนต้นไม้ (n_estimators) เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการจับรูปแบบความสัมพันธ์ของข้อมูล (Ma et al., 2024)

2. การกำหนดราคาแบบพลวัตด้วยการทำเหมืองข้อมูลและการเรียนรู้ของเครื่อง

การกำหนดราคาแบบพลวัตช่วยปรับราคาให้สอดคล้องกับตลาด โดย งานวิจัยของ Ma et al. (2024) เสนอการบูรณาการเหมืองข้อมูลร่วมกับอนุกรมเวลา ขณะที่ Alotaibi (2020) และ Pereira และ Cerqueira (2022) ยืนยันว่าเทคนิคเหมืองข้อมูลและการเรียนรู้ของเครื่องให้ความประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงกว่าวิธีดั้งเดิม โดยเฉพาะในบริบทข้อมูลที่ซับซ้อน งานวิจัยของ Srianomai et al. (2024) และ Dankorpho (2024) พบว่า XGBoost ให้ผลลัพธ์การพยากรณ์ที่แม่นยำอย่างมีนัยสำคัญ ทั้งนี้ Ungtrakul (2018) และ วรากร ลิขิตอนุกาต (2558) เน้นว่าการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพต้องคำนึงถึงปัจจัยฤดูกาลและลักษณะข้อมูลความถี่สูง เพื่อให้สอดคล้องกับบริบทเชิงพื้นที่ งานวิจัยนี้จึงเลือกพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์ราคาห้องพักรวมตามกรอบมาตรฐาน CRISP-DM (Chapman et al., 2000) ด้วยภาษา Python ร่วมกับไลบรารี Scikit-learn ตามข้อเสนอของ Castro et al. (2023) และ Pedregosa et al. (2011)

4. วิธีดำเนินการ

งานวิจัยนี้มุ่งพัฒนาแบบจำลองพยากรณ์ราคาห้องพักเพื่อสนับสนุนการกำหนดราคาแบบพลวัตสำหรับโรงแรมขนาดเล็กในเขตคูเมือง จังหวัดเชียงใหม่ โดยดำเนินการภายใต้กรอบมาตรฐาน CRISP-DM (Chapman et al., 2000) โดยมีรายละเอียดการดำเนินงานแต่ละขั้นตอนดังนี้



ภาพที่ 1 ขั้นตอนการทำเหมืองข้อมูลตามมาตรฐาน CRISP-DM

ที่มา: ผู้วิจัยสร้างขึ้นโดยอ้างอิงจาก Chapman et al. (2000)

1. การทำความเข้าใจธุรกิจ (Business Understanding)

งานวิจัยนี้มุ่งวิเคราะห์บริบทของธุรกิจโรงแรมขนาดเล็ก ซึ่งมักประสบปัญหาการกำหนดราคาแบบตายตัวหรืออาศัยสัญชาตญาณ ส่งผลให้สูญเสียโอกาสในการสร้างรายได้ ผู้วิจัยจึงมุ่งพัฒนาแนวทางการตัดสินใจบนฐานข้อมูล (Data-Driven Decision Making) ผ่านการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ราคาห้องพัก สำหรับกลยุทธ์การกำหนดราคาแบบพลวัตที่สะท้อนปัจจัยแวดล้อมได้จริง

2. การทำความเข้าใจข้อมูล (Data Understanding)

ผู้วิจัยใช้ข้อมูลทุติยภูมิจากระบบบริหารจัดการของโรงแรมกรณีศึกษาในรูปแบบไฟล์ CSV ครอบคลุมระยะเวลา 1 ปี (กรกฎาคม 2567 – มิถุนายน 2568) จำนวน 1,480 รายการ โดยดำเนินการสำรวจข้อมูลเบื้องต้นและคัดเลือกคุณลักษณะที่เกี่ยวข้องกับราคาห้องพักที่จะนำมาใช้ แสดงดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 รายละเอียดคุณลักษณะของข้อมูลการจองห้องพัก

ลำดับ	ชื่อคุณลักษณะ	คำจำกัดความ
1	Reservation	ช่องทางการจอง
2	Name	ชื่อแขกที่เข้าพัก
3	Date	วันที่เข้าพัก
4	Night	จำนวนคืนที่ลูกค้าพัก
5	Room	หมายเลขห้อง
6	Adult	แขกเข้าพักที่เป็นผู้ใหญ่
7	Children	แขกเข้าพักที่เป็นเด็ก
8	Infants	แขกเข้าพักที่เป็นทารก
9	Extra_Person	แขกเข้าพักที่เพิ่มเติม
10	Price	ราคาห้องพัก

ที่มา: จากการคำนวณของผู้วิจัย (2568)

ทั้งนี้ ผู้วิจัยได้คัดกรองข้อมูลส่วนบุคคลออก และกำหนดให้ ราคาห้องพัก (Price) เป็นตัวแปรเป้าหมายในรูปแบบ ราคารวมต่อการจอง เพื่อให้สอดคล้องกับวัตถุประสงค์การพยากรณ์ มูลค่ารายรับสุทธิต่อธุรกรรม (Transaction Value) ซึ่งเป็นประโยชน์โดยตรงต่อการวางแผนกระแสเงินสดตามหลักการบริหารจัดการรายได้ (Revenue Management) ส่วนตัวแปรอิสระประกอบด้วย วันที่เข้าพัก, ช่องทางการจอง, ประเภทห้อง, จำนวนคืน และจำนวนผู้เข้าพักรวม (Total Guests) ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญที่สะท้อนกลไกของการกำหนดราคาแบบพลวัต

3. การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

ผู้วิจัยดำเนินการเตรียมข้อมูล ด้วยภาษา Python โดยเริ่มจากการทำความสะอาดข้อมูลและบูรณาการข้อมูลวันหยุดราชการเพื่อสร้างตัวแปร Is_Holiday ควบคู่กับการทำวิศวกรรมคุณลักษณะด้านเวลา ประกอบด้วยตัวแปร Is_Weekend ,เดือน และวันในสัปดาห์ ทั้งนี้ ผู้วิจัยแปลงข้อมูลเชิงกลุ่มด้วย Label Encoding โดยตระหนักถึงข้อจำกัดในการตีความเชิงปริมาณของแบบจำลองเชิงเส้น จึงจำกัดการอภิปรายผลในลักษณะความแตกต่างระหว่างกลุ่มปัจจัยแทนการตีความค่าสัมประสิทธิ์โดยตรง จากนั้นแบ่งชุดข้อมูลด้วยวิธี Random Split (80:20) เพื่อให้ข้อมูลในชุดฝึกสอน (Training Set) มีความ

หลากหลายและกระจายตัวครอบคลุมพฤติกรรมการจองในทุกช่วงฤดูกาล ซึ่งเหมาะสมกว่าการแบ่งตามลำดับเวลาโดยตรงที่อาจทำให้ขาดข้อมูลบางช่วงเวลาสำคัญในการเรียนรู้

4. การสร้างแบบจำลอง (Modeling)

การพัฒนาแบบจำลองดำเนินการด้วยภาษา Python โดยใช้ไลบรารี Scikit-learn และ XGBoost เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง 2 รูปแบบ ได้แก่

4.1 แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression)

การถดถอยเชิงเส้นเป็นเทคนิคทางสถิติที่ถูกนำมาใช้เป็นแบบจำลองอ้างอิง เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับราคาห้องพักในลักษณะเชิงเส้น โดยใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ ซึ่งเหมาะสมสำหรับการอธิบายความสัมพันธ์เชิงเหตุผลได้อย่างชัดเจน (Maulud & Abdulazeez, 2020)

4.2 แบบจำลอง XGBoost Regressor

ผู้วิจัยเลือกใช้ XGBoost (Extreme Gradient Boosting) เพื่อจัดการกับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นของราคาแบบพลวัต โดยอาศัยหลักการ Ensemble Learning แบบ Gradient Boosting ที่มีการเพิ่มพจน์ Regularization ในฟังก์ชันวัตถุประสงค์เพื่อลดปัญหา Overfitting และเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ข้อมูลที่มีความผันผวนสูง (Dankorpho, 2024) ซึ่งเหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับการจัดการข้อมูลที่มีความซับซ้อน

5. การประเมินผล (Evaluation)

ภายหลังกระบวนการสร้างและฝึกสอนแบบจำลอง ผู้วิจัยได้ดำเนินการทดสอบประสิทธิภาพกับชุดข้อมูลทดสอบ จำนวนร้อยละ 20 เพื่อวัดความสามารถในการพยากรณ์ราคาห้องพักได้แก่

5.1 ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE)

ใช้ชี้วัดความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยระหว่างค่าจริง (y_i) และค่าพยากรณ์ ($\hat{y}_i$) โดยนำผลต่างมารวมกันโดยไม่คิดเครื่องหมาย ซึ่งมีจุดเด่นคือแสดงผลในหน่วยเดียวกับข้อมูลจริง (บาท) ทำให้ตีความขนาดความผิดพลาดเชิงมูลค่าได้ชัดเจน คำนวณดังสมการ ซึ่งเหมาะสำหรับงานวิจัยที่ต้องการประเมินความแม่นยำของราคาที่เป็นตัวเงินโดยตรง มีสมการคือ $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$ (Maulud & Abdulazeez, 2020)

5.2 ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: R^2)

ใช้ประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองในการอธิบายความผันแปรของข้อมูล โดยค่า R^2 จะแสดงสัดส่วนความผันแปรของราคาห้องพัก (ตัวแปรตาม) ที่สามารถอธิบายได้ด้วยตัวแปรอิสระในแบบจำลองนั้น ๆ ค่านี้จะมีช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 โดยหากค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าแบบจำลองมีความแม่นยำ

สูง โดยมีสมการดังนี้
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$
 (Maulud & Abdulazeez, 2020)

6. การนำไปใช้งาน (Deployment)

ผลลัพธ์ของงานวิจัยคือแบบจำลองพยากรณ์ราคาห้องพักที่มีความแม่นยำสูง ซึ่งสามารถบูรณาการเข้ากับระบบสนับสนุนการตัดสินใจเพื่อบริหารรายได้บนฐานข้อมูล ช่วยลดภาระการวิเคราะห์และเป็นรากฐานสำคัญของกลยุทธ์ราคาแบบพลวัตเพื่อเพิ่มศักยภาพการแข่งขัน (Maulud & Abdulazeez, 2020; Ungtrakul, 2018)

4. ผลการวิจัย

ผู้วิจัยขอเสนอผลการวิจัยแบ่งออกเป็น 2 ส่วนตามวัตถุประสงค์การวิจัย ดังนี้

1. ผลการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ราคาห้องพักสำหรับธุรกิจโรงแรมขนาดเล็กโดยใช้

เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล

จากการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิค Linear Regression และ XGBoost Regressor ผลการดำเนินงานสรุปได้ดังนี้

1.1 ผลการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression)

ผู้วิจัยได้วิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficients) เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับราคารวมต่อการจอง (Price) ผลการวิเคราะห์ปรากฏดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรในแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น

ตัวแปร	ค่าสัมประสิทธิ์	ทิศทาง	การแปลผล
Night (จำนวนคืน)	1,755.22	บวก (+)	ราคา (Price) แปรผันตรงตามระยะเวลาพัก
Month (เดือน)	195.85	บวก (+)	สะท้อนอิทธิพลของฤดูกาลท่องเที่ยว
Room (ประเภทห้อง)	138.78	บวก (+)	ระดับราคา (Price) แตกต่างกันตามกลุ่มประเภทห้องพัก
Weekday (วันธรรมดา)	98.89	บวก (+)	ราคาพื้นฐานวันธรรมดาส่งกว่าช่วงจัดโปรโมชั่น
Total Guests (ผู้พักรวม)	-30.3	ลบ (-)	ราคารวม (Price) มีแนวโน้มลดลงเล็กน้อยเมื่อผู้พักเพิ่มขึ้น
Is_Weekend (สุดสัปดาห์)	-601.44	ลบ (-)	การจองช่วงสุดสัปดาห์มีแนวโน้มราคาต่ำกว่า
Reservation (การจอง)	-658.11	ลบ (-)	ช่องทางการจองที่แตกต่างกันมีโครงสร้างราคาต่างกัน
Is_Holiday (วันหยุด)	-671.98	ลบ (-)	การจองช่วงวันหยุดนักขัตฤกษ์มีแนวโน้มราคาต่ำกว่า

ที่มา: จากการคำนวณของผู้วิจัย (2568)

จากตารางที่ 2 การตีความผลการวิเคราะห์ถูกพิจารณาภายใต้ข้อจำกัดของตัวแปรตามซึ่งกำหนดเป็น ราคารวมต่อการจอง เพื่อสะท้อนบริบทของโรงแรมกรณีศึกษา พบว่า จำนวนคืน (Night) มีค่าสัมประสิทธิ์เป็นบวกสูงที่สุด 1,755.22 ซึ่งสอดคล้องกับโครงสร้างราคารวมตามธรรมชาติของการจองห้องพัก จึงใช้เป็น ตัวแปรควบคุม เพื่อแยกผลของระยะเวลาการเข้าพักออกจากปัจจัยอื่น

ในส่วนของ ตัวแปรเดือน (Month) และ ประเภทห้อง (RoomType) สะท้อนอิทธิพลของฤดูกาลและส่วนต่างราคาตามลำดับ สำหรับ วันหยุด (Is_Holiday) และ วันหยุดสุดสัปดาห์ (Is_Weekend) พบค่าสัมประสิทธิ์เป็นลบ ซึ่งสะท้อน บริบทเฉพาะของกรณีศึกษา ที่แม้จะไม่สามารถสรุป

เป็นแนวโน้มทั่วไปได้ แต่แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของระเบียบวิธีวิจัยที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้เพื่อค้นหา รูปแบบราคาที่เหมาะสมในกิจการอื่นได้ โดยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ R^2 เท่ากับ 0.7608 และค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) เท่ากับ 1,162.27 บาท

1.2 ผลการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลอง XGBoost Regressor

สำหรับการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิค XGBoost Regressor ซึ่งเป็นวิธีที่มีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น (Non-Linear) ผลการจัดลำดับ ความสำคัญของคุณลักษณะ (Feature Importance) เพื่อจัดการข้อมูลที่มีความซับซ้อน ปรากฏดังตาราง ที่ 3

ตารางที่ 3 ลำดับความสำคัญของปัจจัยในแบบจำลอง XGBoost Regressor

คุณลักษณะ (feature)	คะแนนความสำคัญ (importance score)	สัดส่วนความสำคัญ (%)
Night (จำนวนคืน)	0.4364	43.64%
Reservation (ช่องทางการจอง)	0.1742	17.42%
Month (เดือนที่เข้าพัก)	0.1315	13.15%
Is_Weekend (วันหยุดสุดสัปดาห์)	0.0643	6.43%
Room (ประเภทห้องพัก)	0.064	6.40%
Weekday (วันในสัปดาห์)	0.0512	5.12%
Total Guests (ผู้เข้าพักรวม)	0.0508	5.08%
Is_Holiday (วันหยุดนักขัตฤกษ์)	0.0275	2.75%

ที่มา: จากการคำนวณของผู้วิจัย (2568)

จากตารางที่ 3 พบว่า Night (43.64%) เป็นปัจจัยสำคัญสูงสุด รองลงมาคือ Reservation และ Month สะท้อนว่าโครงสร้างราคารวมขึ้นอยู่กับระยะเวลาการเข้าพักและฤดูกาลเป็นหลัก ขณะที่ XGBoost ให้ค่า R^2 เท่ากับ 0.7256 และ MAE เท่ากับ 1,112.79 บาท แสดงถึงประสิทธิภาพในการ พยากรณ์ข้อมูลที่มีความซับซ้อน

2. ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการพยากรณ์สำหรับการสนับสนุนการ

กำหนดราคาห้องพักสำหรับธุรกิจโรงแรมขนาดเล็ก

ผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น Linear Regression และ XGBoost Regressor โดยพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ R^2 ผลการเปรียบเทียบปรากฏดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลอง

รายการประเมิน	Linear Regression	XGBoost	การเปลี่ยนแปลง
Mean Absolute Error	1,162.27	1,112.79	XGBoost มีความคลาดเคลื่อนต่ำกว่า (แม่นยำกว่า)
R-Squared Score (R^2)	0.7608	0.7256	Linear Regression อธิบายความผันแปรได้มากกว่าเล็กน้อย

ที่มา: จากการคำนวณของผู้วิจัย (2568)

จากตารางที่ 4 พบว่าแบบจำลอง XGBoost Regressor มีค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) เท่ากับ 1,112.79 บาท ต่ำกว่าแบบจำลอง Linear Regression ที่มีค่า MAE เท่ากับ 1,162.27 บาท อยู่ 49.48 บาท แม้ว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ R^2 ของ XGBoost จะต่ำกว่า

5. สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ประสบความสำเร็จในการสร้าง ประเมิน และเปรียบเทียบแบบจำลองพยากรณ์ราคาห้องพักสำหรับธุรกิจโรงแรมขนาดเล็ก โดยอาศัยข้อมูลทุติยภูมิจากระบบบริหารจัดการโรงแรมจำนวน 1,480 รายการ ผลการศึกษาพบว่า จำนวนคืน (Night) เป็นปัจจัยกำหนดมูลค่ารายรับหลัก ร่วมกับ ช่องทางการจองและเดือน ที่มีอิทธิพลต่อความผันแปรของราคา โดยจากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพพบว่าแบบจำลอง XGBoost Regressor มีความเหมาะสมในการใช้งานจริงมากกว่า Linear Regression เนื่องจากให้ค่าความคลาดเคลื่อน (MAE) ต่ำกว่า ซึ่งสะท้อน ความแม่นยำเชิงมูลค่า (Monetary

Accuracy) ในการลดความเสี่ยงจากการกำหนดราคาผิดพลาด และเหมาะสมที่จะนำไปพัฒนาเป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจสำหรับผู้ประกอบการต่อไป

6.อภิปรายผล

จากการศึกษาวิจัย ผู้วิจัยขอเสนอผลการวิจัยมาอภิปรายโดยจำแนกตามวัตถุประสงค์ของการวิจัยได้ใน 2 ประเด็นสำคัญ ดังนี้

1. ด้านการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ราคาห้องพักด้วยเทคนิคการทำเหมืองข้อมูล

ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) สามารถอธิบายความผันแปรของราคาห้องพักได้ร้อยละ 76.08 R^2 ซึ่งสอดคล้องกับ Maulud และ Abdulazeez (2020) ที่ระบุว่าเทคนิคดังกล่าวมีประสิทธิภาพในการอธิบายแนวโน้มเชิงเส้น อย่างไรก็ตาม เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลอง XGBoost Regressor พบว่า XGBoost ให้ค่า MAE ต่ำกว่าอยู่ที่ 1,112.79 บาท ผลดังกล่าวสะท้อนว่า ในขณะที่ยังคงถดถอยเชิงเส้นมุ่งเน้นการปรับเส้นแนวโน้มให้สอดคล้องกับภาพรวมของข้อมูล ส่งผลให้มีค่า R^2 สูงกว่า แบบจำลอง XGBoost สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนและความผันผวนของราคาได้ละเอียดกว่า จึงให้ความแม่นยำเชิงตัวเลขที่สูงกว่า ความแตกต่างของผลลัพธ์ดังกล่าวถือเป็นนัยสำคัญเชิงปฏิบัติ (Practical Significance) ซึ่งมีความสำคัญต่อการตัดสินใจทางธุรกิจมากกว่าการพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์ทางสถิติเพียงอย่างเดียว (Pereira & Cerqueira, 2022) ทั้งนี้ สอดคล้องกับ Srianomai et al. (2024) ที่ชี้ว่าเทคนิค Ensemble Learning มีความเหมาะสมในการจัดการกับความผันผวนของราคาที่พัก

2. ด้านการประเมินและเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการพยากรณ์สำหรับการสนับสนุนการกำหนดราคาห้องพักสำหรับธุรกิจโรงแรมขนาดเล็ก

การที่ XGBoost Regressor ให้ค่าความคลาดเคลื่อน (MAE) ต่ำกว่า Linear Regression ประมาณ 50 บาทต่อการจอง แม้จะมีค่า R^2 ต่ำกว่า สะท้อนถึง ความแม่นยำเชิงมูลค่า (Monetary Accuracy) ของราคารวมที่มีความสำคัญเหนือกว่าค่าสถิติเชิงนามธรรมในบริบทธุรกิจ โดยส่วนต่างนี้ถือเป็น ข้อสำคัญที่ช่วยลดความเสี่ยงและรักษาโอกาสทางรายได้ได้ดีกว่าการอาศัยสัญชาตญาณ (Ma et al., 2024) อย่างไรก็ตาม ผู้วิจัยขอชี้แจงว่าแบบจำลองนี้สะท้อน รูปแบบการตั้งราคาในอดีต ไม่ได้ยืนยันว่าเป็น ราคาที่เหมาะสมที่สุดเชิงการตลาด เนื่องจากขาดตัวแปรสะท้อนอุปสงค์ เช่น อัตราการเข้าพักมา

ตรวจสอบความเหมาะสม และข้อมูลที่ใช้มาจากโรงแรมเพียงแห่งเดียวครอบคลุมระยะเวลา 1 ปี ผลลัพธ์จึงเป็นบริบทเฉพาะของกรณีศึกษาที่ควรระมัดระวังในการนำไปใช้อ้างอิง

7. ข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาวิจัย ผู้วิจัยมีข้อเสนอแนะเพื่อการนำไปใช้ประโยชน์และแนวทางสำหรับการวิจัยในอนาคต ดังนี้

1. ข้อเสนอแนะสำหรับการนำไปใช้

ผู้ประกอบการสามารถใช้ราคาที่พักพยากรณ์จากแบบจำลอง XGBoost Regressor เป็น อ้างอิงเบื้องต้นสำหรับประเมินมูลค่ารายรับจากการจอง โดยควรใช้ควบคู่กับดุลยพินิจของผู้บริหารและข้อมูลสถานการณ์ปัจจุบัน เช่น ยอดจองล่วงหน้า หรือสภาพตลาด เพื่อหลีกเลี่ยงการพึ่งพาผลลัพธ์จากข้อมูลในอดีตเพียงอย่างเดียว ทั้งนี้ หากต้องการกำหนดราคาขายต่อคืน ผู้ประกอบการควรนำผลพยากรณ์ราคารวมมาคำนวณย้อนกลับโดยพิจารณาพร้อมกับจำนวนคืนที่คาดหวัง เพื่อให้ได้ราคาขายที่เหมาะสมหน้างาน

2. ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

ในการศึกษาครั้งต่อไปควรเพิ่มตัวแปรที่สะท้อนผลลัพธ์ทางธุรกิจและอุปสงค์ เช่น อัตราการเข้าพัก จำนวนห้องว่าง หรือสถานะห้องเต็ม เพื่อให้สามารถวิเคราะห์ราคาที่เหมาะสมเชิงตลาดได้อย่างรอบด้าน นอกจากนี้ ควรขยายขอบเขตการเก็บข้อมูลให้ครอบคลุมหลายปีและหลายโรงแรม รวมถึงพิจารณาการทดสอบนัยสำคัญทางสถิติของความแตกต่างด้านความคลาดเคลื่อนระหว่างแบบจำลอง เพื่อเพิ่มความสำเร็จและความเข้มแข็งทางวิชาการของผลการศึกษา

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี เนื่องจากได้รับความอนุเคราะห์ข้อมูลการจองห้องพัก ย้อนหลังและข้อมูลที่เกี่ยวข้องจากผู้บริหารและพนักงานของโรงแรมกรณีศึกษาในจังหวัดเชียงใหม่ ซึ่งเป็นส่วนสำคัญยิ่งในการพัฒนาและทดสอบแบบจำลองและ ขอขอบพระคุณ สาขาวิชาวิทยาการข้อมูลและนวัตกรรมดิจิทัล คณะนวัตกรรม เทคโนโลยี และการสร้างสรรค์ มหาวิทยาลัยฟาร์อีสเทอร์น ที่ให้การสนับสนุนทางวิชาการและเอื้อเฟื้อเครื่องมือในการดำเนินงานวิจัยจนประสบผลสำเร็จ

เอกสารอ้างอิง

- วรากร ลิขิตอนุภาค. (2558). แบบจำลองการพยากรณ์ราคาห้องพักเฉลี่ยต่อคืนของโรงแรมในเมือง
และรีสอร์ทระดับ 3-5 ดาวในประเทศไทย สำหรับลูกค้าที่จองห้องพักผ่านตัวแทนขายแบบ
ออนไลน์. (วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารธุรกิจ). มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.
- Alotaibi, E. (2020). Application of machine learning in the hotel industry: A critical review.
Journal of Association of Arab Universities for Tourism and Hospitality, 18(3):
78-96.
- Castro, O., Bruneau, P., Sottet, J. S. & Torregrossa, D. (2023). Landscape of high-
performance Python to develop data science and machine learning applications.
ACM Computing Surveys, 56(3): 1-30.
- Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C. & Wirth, R.
(2000). **CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide**. CRISP-DM Consortium.
- Dankorpho, P. (2024). Sales forecasting for retail business using XGBoost algorithm.
Journal of Computer Science and Technology Studies, 6(2): 136-141.
- Han, H., Hsu, L. T. J. & Sheu, C. (2010). Application of customer relationship management
(CRM) in the hotel industry: A review of the literature. **International Journal of
Hospitality Management**, 29(4): 575-582.
- Kimes, S. E. (2011). The future of hotel revenue management. **Journal of Revenue and
Pricing Management**, 10(1): 65-72.
- Lieberman, W. (2005). The theory and practice of revenue management [Book review].
Journal of Revenue and Pricing Management, 4(3): 297-299.

- Ma, Q., Feng, S. & Liu, J. (2024). Dynamic pricing and demand forecasting: Integrating time-series analysis, regression models, machine learning, and competitive analysis. In **Proceedings of the 2nd International Conference on Machine Learning and Automation**. (pp. 149–154).
- Maulud, D. H. & Abdulazeez, A. M. (2020). A review on linear regression comprehensive in machine learning. **Journal of Applied Science and Technology Trends**, 1(4): 140–147.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A. & Cournapeau, D. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. **Journal of Machine Learning Research**, 12: 2825–2830.
- Pereira, L. N. & Cerqueira, V. (2022). Forecasting hotel demand for revenue management using machine learning regression methods. **Current Issues in Tourism**, 25(17): 2733–2750.
- Srianomai, S., Natshivawong, C., Klomwises, Y. & Chaikajonwat, T. (2024). Predicting prices of Airbnb accommodations in Thailand by SVM and XGBoost methods. **Progress in Applied Science and Technology**, 14(2): 16–23.
- Ungtrakul, P. (2018). **Forecasting hotel daily occupancy for high-frequency and complex seasonality data** (Master’s thesis). Faculty of Engineering, Chulalongkorn University.