วารสารวิศวกรรมศาสตร์และนวัตกรรม
Journal of Engineering and Innovation

บทความวิจัย

ระบบสนับสนุนการตัดสินใจวางแผนการปลูกพืชเศรษฐกิจโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบต้นไม้ตัดสินใจ: กรณีศึกษาตำบลหัวเรือ อำเภอเมือง จังหวัดอุบลราชธานี

Decision support system for economic crop planning using tree technique: A case study of Hua Ruea subdistrict, Mueang district, Ubon Ratchathani province

ศิริภิญญา อาสา[1] วจิราภรณ์ ประชุมรักษ์[1] คลอเคลีย วจนะวิชากร[2]*

[1] สาขาวิชาเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี อำเภอเมือง จังหวัดอุบลราชธานี 34000

[2] สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี อำเภอเมือง จังหวัดอุบลราชธานี 34000

Siripinya A-sa[1] Wajiraporn Prachumrak[1] Klorklear Wajanawichakon[3]*

[1] Department of Technology Computer, Faculty of Industrial Technology, Ubon Ratchathani Rajabhat University, Ubon Ratchathani 34000

[2] Department of Information Technology, Faculty of Industrial Technology, Ubon Ratchathani Rajabhat University, Ubon Ratchathani 34000

* Corresponding author.

E-mail: klorklear.w@ubru.ac.th; Telephone: 0 4535 2000 Ext 1700

วันที่รับบทความ 8 สิงหาคม 2568; วันที่แก้ไขบทความ ครั้งที่ 1 24 กันยายน 2568; วันที่แก้ไขบทความ ครั้งที่ 2 14 ตุลาคม 2568
วันที่ตอบรับบทความ 1 พฤศจิกายน 2568

บทคัดย่อ

งานวิจัยฉบับนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบสนับสนุนการตัดสินใจสำหรับการวางแผนการปลูกพืชเศรษฐกิจโดยใช้เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจและประเมินประสิทธิภาพของระบบในพื้นที่ตำบลหัวเรือ อำเภอเมือง จังหวัดอุบลราชธานี โมเดลที่พัฒนามีวัตถุประสงค์เพื่อทำนายชนิดพืชเศรษฐกิจที่เหมาะสม (ข้าว มันสำปะหลัง อ้อย ข้าวโพด) พร้อมประมาณการผลผลิต (กก./ไร่) และรายได้สุทธิ (บาท/ไร่) สำหรับแต่ละพืช โดยใช้ระเบียบวิธีวิจัยและพัฒนา (Research and Development) ที่ผสมผสานระหว่างการวิจัยเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพ กลุ่มตัวอย่างประกอบด้วยเกษตรกร 294 ราย ซึ่งคำนวณจากสูตร Yamane และผู้เชี่ยวชาญ 15 ราย ที่เลือกแบบเจาะจง ระบบพัฒนาโดยใช้ Python, Django และ PostgreSQL โดยประมวลผลด้วยเทคนิค Decision Tree ร่วมกับ Random Forest ผลการวิจัยพบว่า ระบบที่พัฒนามีประสิทธิภาพสูง โดยมีความแม่นยำในการทำนาย (Accuracy) 88.5%, Precision 87.2%, Recall 86.9% และ F1-score 87.0% จากการใช้งานจริงเป็นระยะเวลา 6 เดือน พบว่าผลผลิตต่อไร่เพิ่มขึ้น 20.5%, ต้นทุนการผลิตลดลง 15.8%, รายได้สุทธิเพิ่มขึ้น 25.4% และอัตราผลตอบแทนการลงทุน (ROI) เพิ่มขึ้น 32.7% ความพึงพอใจของผู้ใช้อยู่ในระดับสูง (4.4 จาก 5.0) ระบบสนับสนุนการตัดสินใจที่พัฒนาขึ้นสามารถช่วยเกษตรกรในการตัดสินใจเลือกปลูกพืชเศรษฐกิจได้อย่างมีประสิทธิภาพ ส่งผลให้เกิดการเพิ่มผลผลิตและรายได้ของเกษตรกรอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

คำสำคัญ

ระบบสนับสนุนการตัดสินใจ การเรียนรู้ของเครื่อง ต้นไม้ตัดสินใจ การวางแผนการเกษตร

Abstract

This research aimed to develop a decision support system for planning the cultivation of economic crops using decision tree techniques and to evaluate the system's performance in Hua Ruea Subdistrict, Mueang District, Ubon

Ratchathani Province. The developed model aims to predict the suitable economic crop types (rice, cassava, sugarcane, corn) along with estimated yield (kg/rai) and net income (baht/rai) for each crop. The study employed a Research and Development (R&D) methodology, integrating both quantitative and qualitative approaches. The sample group consisted of 294 farmers, determined using Yamane's formula, and 15 purposively selected experts. The system was developed using Python, Django, and PostgreSQL, with processing based on Decision Tree combined with Random Forest techniques. The research findings indicated that the developed system demonstrated high performance, achieving an accuracy of 88.5%, a precision of 87.2%, a recall of 86.9%, and an F1-score of 87.0%. After six months of real-world use, crop yield per rai increased by 20.5%, production costs decreased by 15.8%, net income increased by 25.4%, and return on investment (ROI) rose by 32.7%. User satisfaction was rated at a high level (4.4 out of 5.0). The developed decision support system effectively assisted farmers in making informed decisions regarding the selection of economic crops, resulting in significant statistical improvements in crop yield and farmers' income.

Keywords

decision support system; machine learning; decision tree; agricultural planning; economic crops

1. บทนำ

ภาคการเกษตรมีบทบาทสำคัญต่อเศรษฐกิจของประเทศไทย โดยในปี พ.ศ. 2566 มีสัดส่วนผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ (GDP) จากภาคการเกษตรคิดเป็นร้อยละ 8.9 และมีประชากรที่ประกอบอาชีพเกษตรกรรมร้อยละ 29.8 ของประชากรทั้งหมด [1] แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของภาคการเกษตรในฐานะรากฐานของเศรษฐกิจและสังคมไทย อย่างไรก็ตาม เกษตรกรจำนวนมากยังคงเผชิญปัญหาในการตัดสินใจเลือกชนิดพืชที่จะปลูก โดยเฉพาะในสภาวะที่มีความไม่แน่นอนของภูมิอากาศและราคาผลผลิตที่ผันผวน ซึ่งส่งผลโดยตรงต่อรายได้ ความมั่นคงทางเศรษฐกิจ และความยั่งยืนของอาชีพเกษตรกรรม

ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา แนวคิดการใช้เทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจในภาคการเกษตรได้รับความสนใจอย่างกว้างขวาง โดยเฉพาะการพัฒนา ระบบสนับสนุนการตัดสินใจ (Decision Support System: DSS) ซึ่งเป็นเครื่องมือช่วยให้เกษตรกรสามารถวิเคราะห์ข้อมูลเชิงซ้อนและตัดสินใจบนพื้นฐานของข้อมูลจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ ขณะเดียวกันการประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) โดยเฉพาะต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) ได้รับการยอมรับว่าเป็นวิธีการที่สามารถจัดการข้อมูลที่มีความหลากหลายทั้งเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพได้ดี อีกทั้งยังมีความสามารถในการตีความและอธิบายผลลัพธ์ได้อย่างชัดเจน [2] การศึกษาหลายฉบับพบว่า เทคนิคนี้สามารถให้ความแม่นยำในการจำแนกข้อมูลทางการเกษตรได้สูงถึงร้อยละ 90 ในบางกรณีศึกษา [3]

จากมุมมองของ วิศวกรรมระบบ (System Engineering) การพัฒนา DSS ที่มีประสิทธิภาพไม่เพียงแต่ต้องอาศัยแบบจำลองเชิงคณิตศาสตร์หรืออัลกอริทึมที่แม่นยำเท่านั้น แต่ยังต้องบูรณาการข้อมูลจากหลายมิติ ทั้งด้านกายภาพ เศรษฐกิจ และลักษณะของเกษตรกร รวมถึงต้องออกแบบระบบให้ใช้งานง่ายและสามารถนำไปใช้ได้จริงในบริบทของพื้นที่ ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดของการพัฒนาระบบอัจฉริยะเพื่อการตัดสินใจเชิงพื้นที่ (Spatial Decision Support System: SDSS) ที่เน้นการเชื่อมโยงข้อมูลและแบบจำลองเข้ากับสภาพจริงของพื้นที่เกษตรกรรม

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการพัฒนา ระบบสนับสนุนการตัดสินใจเพื่อการวางแผนการปลูกพืชเศรษฐกิจ โดยใช้เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจเป็นเครื่องมือหลักในการวิเคราะห์และทำนายผลลัพธ์ทางการเกษตรในพื้นที่ตำบลหัวเรือ อำเภอเมือง จังหวัดอุบลราชธานี ซึ่งเป็นพื้นที่เกษตรกรรมสำคัญของภาคตะวันออกเฉียงเหนือ มีพื้นที่เพาะปลูกรวมประมาณ 28,750 ไร่ และมีเกษตรกรขึ้นทะเบียนจำนวน 1,245 ราย [4] พื้นที่ดังกล่าวมีศักยภาพในการปลูกพืชเศรษฐกิจหลายชนิด ได้แก่ ข้าว มันสำปะหลัง อ้อย และข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ แต่เกษตรกรยังขาดเครื่องมือวิเคราะห์เชิงระบบที่จะช่วยตัดสินใจเลือกชนิดพืชที่เหมาะสมกับสภาพพื้นที่และสภาวะตลาดอย่างมีเหตุผล

ระบบที่พัฒนาขึ้นในงานวิจัยนี้มุ่งทำนายผลลัพธ์ 3 ประการ ได้แก่ (1) ชนิดพืชเศรษฐกิจที่เหมาะสมกับพื้นที่ (2)

ผลผลิตที่คาดว่าจะได้รับต่อไร่ และ (3) รายได้สุทธิต่อไร่ โดยใช้ข้อมูลนำเข้าจำนวน 15 ตัวแปรจาก 3 กลุ่มปัจจัย ได้แก่ ปัจจัยด้านกายภาพ (เช่น pH ดิน ปริมาณฝน อุณหภูมิ) ปัจจัยด้านเศรษฐกิจ (เช่น ราคาผลผลิต ต้นทุน ความต้องการตลาด) และปัจจัยด้านเกษตรกร (เช่น ขนาดพื้นที่ เงินทุน และแรงงาน) ข้อมูลเหล่านี้ถูกประมวลผลผ่านแบบจำลองต้นไม้ตัดสินใจเพื่อสร้างแบบจำลองเชิงระบบที่สามารถวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยต่าง ๆ และให้คำแนะนำที่เหมาะสมแก่ผู้ใช้ได้

วัตถุประสงค์หลักของงานวิจัยนี้คือ เพื่อพัฒนาแบบจำลองและระบบสนับสนุนการตัดสินใจที่สามารถช่วยเกษตรกรในการวางแผนการปลูกพืชเศรษฐกิจได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยประเมินผลลัพธ์ของระบบทั้งในด้านความแม่นยำของแบบจำลอง ความสามารถในการใช้งานจริง และความพึงพอใจของผู้ใช้ ผลลัพธ์ของการวิจัยคาดว่าจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการตัดสินใจ ลดความเสี่ยงในการเลือกพืชปลูก และเพิ่มรายได้ของเกษตรกรอย่างยั่งยืน ทั้งยังสามารถประยุกต์ใช้เป็นต้นแบบในการพัฒนา DSS สำหรับพื้นที่เกษตรกรรมอื่นที่มีลักษณะคล้ายคลึงกันได้ในอนาคต

2. การทบทวนวรรณกรรม

ระบบสนับสนุนการตัดสินใจ (Decision Support System: DSS) เป็นระบบสารสนเทศที่ออกแบบมาเพื่อช่วยผู้บริหารและผู้ตัดสินใจในการแก้ไขปัญหาที่มีโครงสร้างไม่ชัดเจน (Unstructured Problems) โดยการรวบรวมวิเคราะห์ และนำเสนอข้อมูลในรูปแบบที่เหมาะสม [5] ระบบ DSS มีความยืดหยุ่นสูงและสามารถปรับตัวได้ตามความต้องการของผู้ใช้ [6] องค์ประกอบหลักของ DSS ประกอบด้วย 4 ส่วนสำคัญ ได้แก่ 1) ระบบจัดการข้อมูล (Data Management System) 2) ระบบจัดการแบบจำลอง (Model Management System) 3) ส่วนจัดการองค์ความรู้ (Knowledge Management) และ 4) ส่วนติดต่อกับผู้ใช้ (User Interface) [7] ในยุคปัจจุบัน การพัฒนา DSS ได้ผสานเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เข้ามาใช้งาน González-Briones และคณะ [8] ได้ศึกษาการประยุกต์ใช้ระบบผู้เชี่ยวชาญในการปรับปรุงประสิทธิภาพพลังงาน พบว่าสามารถลดการใช้พลังงานได้อย่างมีนัยสำคัญ Wang และคณะ [9] ได้พัฒนาระบบ DSS ที่ใช้เทคนิค Convolutional Neural Network ในการควบคุมคุณภาพสินค้า ซึ่งให้ประสิทธิภาพสูงกว่าวิธีการแบบดั้งเดิม

เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจเป็นหนึ่งในอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องที่ได้รับความนิยมมากที่สุด เนื่องจากมีความสามารถในการจำแนกและทำนายข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ และสามารถตีความผลได้ง่าย การพัฒนาเทคนิคนี้เริ่มต้นจาก Quinlan [10] ที่ได้พัฒนาอัลกอริทึม ID3 ซึ่งเป็นพื้นฐานของเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ และต่อมาได้พัฒนาเป็น C4.5 ในปี 1993 [11] ซึ่งมีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลที่มีค่าต่อเนื่องและข้อมูลที่หายไปได้ดีขึ้น Breiman และคณะ [12] ได้พัฒนาอัลกอริทึม CART (Classification and Regression Trees) ซึ่งสามารถใช้ได้ทั้งการจำแนกประเภทและการถดถอย ต่อมา Breiman [13] ได้พัฒนาเทคนิค Random Forest ซึ่งเป็นการรวมกันของต้นไม้ตัดสินใจหลายต้น เพื่อลดปัญหา Overfitting และเพิ่มความเสถียรของโมเดล การวิจัยล่าสุดของ Zhang และคณะ [14] ได้ทบทวนการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในภาคการเกษตรอย่างครอบคลุม พบว่าเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจและ Random Forest ยังคงเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพสูงในการประยุกต์ใช้งาน Benos และคณะ [15] ได้ทบทวนการใช้ Machine Learning ในการเกษตรอย่างละเอียด พบว่าเทคนิคเหล่านี้มีความแม่นยำสูงและเหมาะสมกับการนำไปใช้ในสถานการณ์จริง Sharma และคณะ [16] ได้ทบทวนการประยุกต์ใช้ Machine Learning ในการเกษตรแม่นยำอย่างครอบคลุม พบว่าการใช้เทคนิคเหล่านี้สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพการผลิต ลดต้นทุน และเพิ่มความยั่งยืนของระบบการเกษตรได้ Liu และคณะ [17] ได้ศึกษาเกี่ยวกับ Explainable AI ในการเกษตรอัจฉริยะ เน้นความสำคัญของการสร้างระบบที่ผู้ใช้สามารถเข้าใจและไว้วางใจได้ Abbas และคณะ [18] ได้ศึกษาการใช้ Transfer Learning ร่วมกับ C-GAN ในการตัดสินโรคพืช พบว่าได้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพสูง Sun และคณะ [19] ได้พัฒนาโมเดล CNN-LSTM สำหรับการพยากรณ์ผลผลิตถั่วเหลืองในระดับจังหวัด แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของเทคโนโลยี Deep Learning ในการเกษตร สุดารัตน์ และณัฐพล [20] ได้ศึกษาการใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องในการพยากรณ์ผลผลิตข้าวโพดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ พบว่าสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่า

วิธีการแบบดั้งเดิม กมลชัย และคณะ [21] ได้พัฒนาระบบสนับสนุนการตัดสินใจเพื่อการเลือกพันธุ์พืชที่เหมาะสมกับสภาพภูมิอากาศในจังหวัดอุบลราชธานี โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์แบบหลายเกณฑ์ พิมพ์ใจ และสราวุธ [22] ได้ประยุกต์ใช้เทคนิค Random Forest ในการจำแนกความเหมาะสมของดินเพื่อการปลูกมันสำปะหลัง แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของเทคนิคในการประยุกต์ใช้งานจริง อรรถพล และคณะ [23] ได้พัฒนาแอปพลิเคชันมือถือสำหรับระบบแนะนำการปลูกพืชอินทรีย์โดยใช้ปัญญาประดิษฐ์ ส่งผลให้เกษตรกรสามารถเข้าถึงข้อมูลได้ง่ายและสะดวกมากขึ้น ในภูมิภาคเอเชีย Chen และคณะ [24] ได้พัฒนาระบบสนับสนุนการตัดสินใจเพื่อการเกษตรอัจฉริยะในจีนใต้ โดยใช้เทคนิค Machine Learning สำหรับการเลือกพืช พบว่าสามารถเพิ่มความแม่นยำในการตัดสินใจได้ถึงร้อยละ 85 Nguyen และคณะ [25] ได้ศึกษาการประยุกต์ใช้ Decision Tree ในการวางแผนปลูกข้าวในสามเหลี่ยมปากแม่น้ำโขง ประเทศเวียดนาม แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของเทคนิคในบริบทของภูมิภาคเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ Tanaka และคณะ [26] ได้พัฒนาระบบสนับสนุนการตัดสินใจแบบ IoT สำหรับการเกษตรแม่นยำในญี่ปุ่น ซึ่งให้ข้อมูลแบบเรียลไทม์และช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการผลิต Kim และคณะ [27] ได้ใช้วิธี Deep Learning ในการพยากรณ์ผลผลิตในเกาหลีใต้โดยใช้ข้อมูลดาวเทียมหลายแหล่ง Rahman และคณะ [28] ได้พัฒนาระบบแนะนำการปลูกพืชแบบ Machine Learning สำหรับเกษตรกรรายย่อยในบังกลาเทศ การพัฒนาเทคโนโลยีสำหรับภาคการเกษตรมีแนวโน้มที่จะผสานเทคโนโลยีหลายอย่างเข้าด้วยกัน Lim และคณะ [29] ได้ศึกษาการยอมรับเทคโนโลยีการเกษตรแม่นยำในหมู่เกษตรกรปลูกข้าวในมาเลเซีย โดยใช้การวิเคราะห์ต้นไม้ตัดสินใจ Singh และคณะ [30] ได้พัฒนาระบบสนับสนุนการตัดสินใจแบบ AI สำหรับการเกษตรยั่งยืนในอินเดีย โดยใช้แนวทางหลายเกณฑ์ การศึกษาของ Ali และคณะ [31] เกี่ยวกับการใช้ดาวเทียมในการจัดการทุ่งหญ้า แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของการรวมข้อมูลจากหลายแหล่งในการตัดสินใจทางการเกษตร Rupnik และคณะ [32] ได้พัฒนาระบบ AgroDSS สำหรับการเกษตรและการทำฟาร์ม ซึ่งแสดงให้เห็นถึงแนวโน้มการใช้เทคโนโลยีสมัยใหม่ในภาคการเกษตร

จากการทบทวนวรรณกรรมข้างต้น แสดงให้เห็นว่าการพัฒนาระบบสนับสนุนการตัดสินใจสำหรับการเกษตรโดยใช้เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมีแนวโน้มที่ดีและมีประสิทธิภาพสูง อย่างไรก็ตาม ยังขาดการศึกษาที่เฉพาะเจาะจงในพื้นที่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือของไทย โดยเฉพาะในบริบทของการปลูกพืชเศรษฐกิจหลากหลายชนิด ซึ่งเป็นช่องว่างทางวิชาการที่งานวิจัยนี้ต้องการเติมเต็ม

3. วิธีการวิจัย

3.1 การออกแบบการวิจัย

การวิจัยนี้เป็นการวิจัยและพัฒนา (Research and Development) ที่ผสมผสานระหว่างการวิจัยเชิงปริมาณและเชิงคุณภาพ โดยแบ่งการดำเนินงานเป็น 5 ระยะหลักตามวงจรการพัฒนาระบบ (System Development Life Cycle: SDLC) ดังนี้

ระยะที่ 1: การวิเคราะห์ความต้องการ (Analysis Phase)

ระยะที่ 2: การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Collection Phase)

ระยะที่ 3: การพัฒนาโมเดลและระบบ (Development Phase)

ระยะที่ 4: การทดสอบและประเมินผล (Testing & Evaluation Phase)

ระยะที่ 5: การนำไปใช้และติดตามผล (Implementation & Monitoring Phase)

3.2 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ประชากรในการวิจัยนี้แบ่งเป็น 2 กลุ่มหลัก ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ประชากรและกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการวิจัย

กลุ่ม	ประชากร	กลุ่มตัวอย่าง	วิธีการสุ่ม	เกณฑ์การคัดเลือก
เกษตรกร	1,245 ราย	294 ราย	Stratified Random Sampling	ขึ้นทะเบียนเกษตรกร, มีประสบการณ์ > 5 ปี
ผู้เชี่ยวชาญ	15 ราย	15 ราย	Purposive Sampling	ประสบการณ์ > 10 ปี วุฒิการศึกษาตรงสาขา

ขนาดกลุ่มตัวอย่างเกษตรกรคำนวณโดยใช้สูตรของ Yamane (1973) [33] ที่ระดับความเชื่อมั่น 95% และความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ ±5%

$$n = \frac{N}{1 + N(e)^2} \quad (1)$$

เมื่อ

n = ขนาดกลุ่มตัวอย่าง, N = ขนาดประชากร (1,245),

e = ความคลาดเคลื่อน (0.05)

$$n = \frac{1245}{1+1245\left(0.05\right)^2} = 302.74 \text{ ราย}$$

ปรับเป็น 294 ราย หลังหักกลุ่มที่ไม่ผ่านเกณฑ์คัดเลือก

การแบ่งชั้นภูมิ (Stratification) แบ่งตามขนาดพื้นที่ถือครอง:

- ชั้นที่ 1: 1-10 ไร่ (89 ราย, 30.3%)
- ชั้นที่ 2: 11-20 ไร่ (125 ราย, 42.5%)
- ชั้นที่ 3: 21-30 ไร่ (58 ราย, 19.7%)
- ชั้นที่ 4: มากกว่า 30 ไร่ (22 ราย, 7.5%)

คุณสมบัติผู้เชี่ยวชาญ ประกอบด้วย:

- นักวิชาการจากมหาวิทยาลัย สาขาเกษตร/วิศวกรรมเกษตร
- เจ้าหน้าที่สำนักงานเกษตรจังหวัด
- เจ้าหน้าที่กรมพัฒนาที่ดิน
- ผู้นำกลุ่มเกษตรกรที่ประสบความสำเร็จ

3.3 เครื่องมือการวิจัย

3.3.1 เครื่องมือเก็บรวบรวมข้อมูล

เครื่องมือการวิจัยประกอบด้วย 4 ส่วนหลัก ดังตารางที่ 2

3.4 การพัฒนาระบบ

ระบบพัฒนาโดยใช้สถาปัตยกรรม 3-Tier Architecture

3.4.1 ผลลัพธ์ที่โมเดลทำนาย

โมเดลที่พัฒนาขึ้นทำนายผลลัพธ์ 3 ประเภท

1. **การจำแนกพืช (Classification)** ทำนายพืชเศรษฐกิจที่เหมาะสมจาก 4 ชนิด (ข้าว มันสำปะหลัง อ้อย ข้าวโพด) พร้อมค่าความเชื่อมั่น (Confidence Score %)
2. **การทำนายผลผลิต (Regression)** ประมาณการผลผลิตต่อไร่ (กก./ไร่) สำหรับแต่ละพืช
3. **การประมาณการรายได้ (Regression)** คำนวณรายได้สุทธิ (บาท/ไร่) จากราคาตลาดและต้นทุนการผลิต

ตารางที่ 2 เครื่องมือการวิจัยและค่าความเชื่อมั่น

เครื่องมือ	จำนวนข้อ	ค่า IOC	ค่า Cronbach's α	กลุ่มเป้าหมาย
แบบสอบถามเกษตรกร	45	0.67-0.89	0.89	เกษตรกร (n=294)
แบบสัมภาษณ์ผู้เชี่ยวชาญ	20	0.71-0.95	-	ผู้เชี่ยวชาญ (n=15)
แบบประเมินประสิทธิภาพ	25	0.78-0.92	0.91	ผู้เชี่ยวชาญ (n=15)
แบบประเมินความพึงพอใจ	30	0.69-0.88	0.87	เกษตรกร (n=294)

หมายเหตุ: ค่า IOC ≥ 0.5 ถือว่าผ่าน, Cronbach's α ≥ 0.7 ถือว่ามีความเชื่อมั่นสูง

3.4.2 สถาปัตยกรรมระบบ

ระบบพัฒนาโดยใช้สถาปัตยกรรม 3-Tier Architecture ประกอบด้วย:

- **Presentation Layer:** Django Template + JavaScript สำหรับส่วนติดต่อผู้ใช้
- **Business Logic Layer:** Python/Django + ML Models สำหรับประมวลผลและตัดสินใจ
- **Data Access Layer:** PostgreSQL + Redis Cache สำหรับจัดเก็บข้อมูล

การเชื่อมต่อระหว่างชั้นต่าง ๆ ใช้ RESTful API และ Django ORM

3.4.3 การทำงานของเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจและ Random Forest

ระบบใช้การผสมผสาน 2 เทคนิคแบบ Hybrid Two-Phase Approach:

Phase 1: Decision Tree (การคัดกรองเบื้องต้น)

- สร้าง Decision Tree เดี่ยวด้วย CART algorithm
- ใช้ Gini Index เป็นเกณฑ์แบ่งข้อมูล (split criterion)

- กำหนด max_depth = 10, min_samples_split = 20
- ผลลัพธ์: คัดเลือกพืชที่มีความเป็นไปได้สูง 2-3 ชนิดจาก 4 ชนิด

Phase 2: Random Forest (การทำนายละเอียด)

- สร้าง 100 Decision Trees ด้วย Bootstrap Sampling
- แต่ละ tree ใช้ max_features = √15 ≈ 4 featuresแบบสุ่ม
- **Aggregation สำหรับ Classification**: Majority Voting
- **Aggregation สำหรับ Regression**: Averaging
- **ผลลัพธ์**: จัดอันดับพืชที่เหมาะสม พร้อมผลผลิตและรายได้ที่คาดหวัง ระบบใช้เทคนิค Decision Tree ร่วมกับ Random Forest

3.4.4 พืชเศรษฐกิจที่ระบบสามารถให้คำแนะนำ

ระบบครอบคลุมพืชเศรษฐกิจหลัก 4 ชนิดที่เหมาะสมกับพื้นที่ศึกษา ได้แก่ ข้าว, มันสำปะหลัง, อ้อย และข้าวโพดเลี้ยงสัตว์

3.4.5 ปัจจัยที่ใช้ในการตัดสินใจ (Input Variables)

ระบบพิจารณาปัจจัย 3 กลุ่มหลัก จำนวนรวม 15 ตัวแปร:

กลุ่มที่ 1 ปัจจัยด้านกายภาพและสภาพแวดล้อม

- pH ของดิน (ค่า 4.5-8.5)
- ปริมาณอินทรียวัตถุในดิน (%)
- ความชื้นในดิน (%)
- อุณหภูมิเฉลี่ย (°C)
- ปริมาณฝนรายเดือน (มม.)
- ความชื้นสัมพัทธ์ (%)

กลุ่มที่ 2 ปัจจัยด้านเศรษฐกิจ

- ราคาผลผลิตปัจจุบัน (บาท/กก.)
- แนวโน้มราคา 3 เดือนข้างหน้า
- ต้นทุนปัจจัยการผลิต (บาท/ไร่)
- ความต้องการของตลาด (ตัน/เดือน)
- สัญญาซื้อขายล่วงหน้า (มี/ไม่มี)

กลุ่มที่ 3 ปัจจัยด้านเกษตรกร

- พื้นที่เพาะปลูก (ไร่)
- เงินทุน (บาท)
- แรงงานที่มี (คน)
- ประสบการณ์ปลูกพืชแต่ละชนิด (ปี)

3.4.6 กระบวนการทำงานของระบบ

ขั้นตอนการใช้งานโดยเกษตรกร

1. การกรอกข้อมูล (Input)

- เกษตรกรกรอกข้อมูลพื้นฐาน: พื้นที่, เงินทุน, แรงงาน
- ระบบดึงข้อมูลอัตโนมัติ: สภาพอากาศ, ราคาตลาด

2. การประมวลผล (Processing)

- ระบบทำ Data Preprocessing และ Feature Scaling
- ป้อนข้อมูลเข้าโมเดล Random Forest
- คำนวณความเหมาะสมของพืชแต่ละชนิด

3. การแสดงผล (Output)

- แสดงพืชที่แนะนำ 5 อันดับ
- แสดงผลการวิเคราะห์:
  - ผลผลิตที่คาดหวัง (กก./ไร่)
  - รายได้สุทธิประมาณการ (บาท/ไร่)
  - ระดับความเสี่ยง (ต่ำ/กลาง/สูง)
  - ปฏิทินการเพาะปลูก

3.5 การเก็บรวบรวมข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาระบบแบ่งเป็น 3 ประเภทหลัก ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ประเภทและแหล่งข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย

ประเภทข้อมูล	แหล่งข้อมูล	รูปแบบ	จำนวนข้อมูล
ข้อมูลเกษตรกร	แบบสอบถาม	Structured	294
ข้อมูลสภาพอากาศ	กรมอุตุนิยมวิทยา	Time Series	1,095 (3 ปี)
ข้อมูลราคาผลผลิต	กรมการค้าภายใน	Time Series	1,095 (3 ปี)
ข้อมูลคุณสมบัติดิน	กรมพัฒนาที่ดิน	Spatial	150 จุด
ข้อมูลผู้เชี่ยวชาญ	การสัมภาษณ์	Qualitative	15 ราย

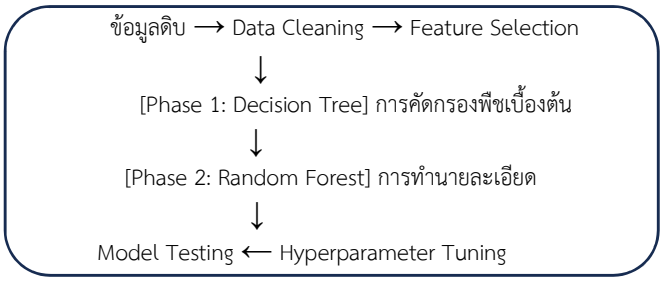
3.6 การวิเคราะห์ข้อมูล

3.6.1 การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงปริมาณ

การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงปริมาณใช้สถิติเชิงพรรณนาและสถิติเชิงอนุมาน ประกอบด้วย

1. สถิติเชิงพรรณนา ค่าความถี่ ค่าร้อยละ ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
2. สถิติเชิงอนุมาน การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ การวิเคราะห์ถดถอย การทดสอบไคสแควร์

3.6.2 การสร้างโมเดลต้นไม้ตัดสินใจ



รูปที่ 1 กระบวนการสร้างโมเดลต้นไม้ตัดสินใจ

3.6.3 การวัดประสิทธิภาพโมเดล

ใช้เมตริกต่างๆ ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล ดังสมการต่อไปนี้

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{F1-score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

เมื่อ TP = True Positive, TN = True Negative, FP = False Positive, FN = False Negative

3.6.4 เกณฑ์การประเมิน

มาตรฐานประสิทธิภาพโมเดล

- Accuracy, Precision, Recall, F1-score ≥ 80%
- AUC-ROC ≥ 0.80
- RMSE สำหรับ yield prediction ≤ 15% ของค่าเฉลี่ย ระดับนัยสำคัญทางสถิติ:
- α=0.05\alpha = 0.05 α=0.05 (ระดับความเชื่อมั่น 95%)
- ยอมรับสมมติฐาน H1H_1 H1 เมื่อ p<0.05p < 0.05 p<0.05

4. ผลการวิจัย

4.1 ผลการวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อการตัดสินใจ

4.1.1 ข้อมูลทั่วไปของกลุ่มตัวอย่าง

จากการเก็บข้อมูลจากเกษตรกรกลุ่มตัวอย่างจำนวน 294 ราย ได้ข้อมูลดังตารางที่ 4

4.1.2 การวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อการตัดสินใจ

จากการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ (Exploratory Factor Analysis) พบว่าปัจจัยที่มีผลต่อการตัดสินใจเลือกปลูกพืชเศรษฐกิจสามารถจัดกลุ่มได้เป็น 3 กลุ่มหลัก ดังตารางที่ 5

ผลการวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่าปัจจัยด้านเศรษฐกิจมีน้ำหนักความสำคัญสูงสุด (45%) ตามด้วยปัจจัยด้านกายภาพ (35%) และปัจจัยด้านสังคม (20%) ตามลำดับ

ตารางที่ 4 ข้อมูลทั่วไปของเกษตรกรกลุ่มตัวอย่าง

ลักษณะ	หมวดหมู่	จำนวน (ราย)	ร้อยละ
เพศ	ชาย	171	58.2
	หญิง	123	41.8
อายุ	30-40 ปี	45	15.3
	41-50 ปี	127	43.2
	51-60 ปี	89	30.3
	มากกว่า 60 ปี	33	11.2
การศึกษา	ประถมศึกษา	133	45.2
	มัธยมศึกษา	113	38.4
	ปริญญาตรีหรือสูงกว่า	48	16.4
ขนาดพื้นที่	1-10 ไร่	89	30.3
	11-20 ไร่	125	42.5
	21-30 ไร่	58	19.7
	มากกว่า 30 ไร่	22	7.5

ตารางที่ 5 ปัจจัยที่มีผลต่อการตัดสินใจเลือกปลูกพืชเศรษฐกิจ

กลุ่มปัจจัย	ตัวแปร	Factor Loading	น้ำหนักความสำคัญ
ปัจจัยด้านเศรษฐกิจ (45%)	ราคาผลผลิต	0.87	0.40
	ต้นทุนการผลิต	0.82	0.35
	ความต้องการของตลาด	0.75	0.25
ปัจจัยด้านกายภาพ (35%)	สภาพภูมิอากาศ	0.89	0.42
	ความเหมาะสมของดิน	0.84	0.38
	แหล่งน้ำ	0.71	0.20
ปัจจัยด้านสังคม (20%)	แรงงาน	0.83	0.45
	การสนับสนุนจากภาครัฐ	0.79	0.35
	การรวมกลุ่มเกษตรกร	0.68	0.20

4.1.3 วิธีการคำนวณค่า Factor Loading และน้ำหนักความสำคัญ

Factor Loading คำนวณจาก Principal Component Analysis (PCA):

- ใช้ Varimax Rotation - เกณฑ์ Eigenvalue > 1
- Factor Loading > 0.6 ถือว่ามีนัยสำคัญ

น้ำหนักความสำคัญคำนวณจาก

- Mean Decrease in Gini Index จาก Random Forest
- Normalize ให้ผลรวมในแต่ละกลุ่มเท่ากับ 1.0

4.2 ประสิทธิภาพของระบบที่พัฒนา

4.2.1 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล

ผลการทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลต้นไม้ตัดสินใจบนชุดข้อมูลทดสอบแสดงในตารางที่ 6

ตารางที่ 6 ประสิทธิภาพของโมเดลต้นไม้ตัดสินใจ

เมตริก	ค่าที่ได้	95% Confidence Interval	มาตรฐานเปรียบเทียบ
Accuracy	88.5%	86.20 - 90.80%	≥ 80%
Precision	87.2%	84.90 - 89.50%	≥ 80%
Recall	86.9%	84.60 - 89.20%	≥ 80%
F1-score	87.0%	84.70 - 89.30%	≥ 80%
AUC-ROC	0.91	0.89 - 0.93	≥ 0.80

ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าโมเดลมีประสิทธิภาพสูงกว่าเกณฑ์มาตรฐานที่กำหนดไว้ในทุกเมตริก

4.2.2 ตัวอย่างผลการทำนายของระบบ

ตัวอย่างเกษตรกร: พื้นที่ 15 ไร่, เงินทุน 180,000 บาท, pH 6.5 ผลการทำนาย: 1. มันสำปะหลัง ระยอง 7 (92%) - ผลผลิตที่ทำนาย: 4,680 กก./ไร่ - รายได้สุทธิที่ประมาณการ: 13,250 บาท/ไร่ 2. อ้อย ขอนแก่น 3 (85%) - ผลผลิตที่ทำนาย: 8,950 กก./ไร่ - รายได้สุทธิที่ประมาณการ: 11,450 บาท/ไร่

4.3 ผลการใช้งานระบบในสถานการณ์จริง

4.3.1 การออกแบบการทดสอบภาคสนาม

การทดสอบภาคสนามเป็น Quasi-Experimental Design แบบ Before-After Comparison โดยเปรียบเทียบผลลัพธ์ของเกษตรกรกลุ่มเดียวกันในช่วงเวลาต่างกัน

กลุ่มตัวอย่างในการทดสอบภาคสนาม

- จากเกษตรกรทั้งหมด 294 ราย มีเกษตรกร 168 ราย (57.1%) ที่ตัดสินใจใช้คำแนะนำจากระบบในการเพาะปลูกจริง
- รวมพื้นที่การเพาะปลูก 2,856 ไร่
- ระยะเวลาทดสอบ: มกราคม - มิถุนายน 2567 (6 เดือน, ครอบคลุมฤดูแล้งและต้นฤดูฝน)

การแบ่งกลุ่มตามชนิดพืช

1. มันสำปะหลัง: 58 ราย (1,028 ไร่)
2. อ้อย: 45 ราย (857 ไร่)
3. ข้าว: 42 ราย (714 ไร่)
4. ข้าวโพด: 23 ราย (257 ไร่)

ข้อมูลเปรียบเทียบ (Baseline)

- ใช้ข้อมูลของเกษตรกรกลุ่มเดียวกันจากช่วงเดียวกันของปีก่อนหน้า (มกราคม - มิถุนายน 2566)
- ข้อมูลได้จาก:
  1. บันทึกการเกษตร (Farm records) ของเกษตรกร
  2. ข้อมูลจากสำนักงานเกษตรอำเภอ
  3. ข้อมูลจากพ่อค้ารับซื้อ/โรงงาน

4.3.2 วิธีการเก็บข้อมูลก่อน-หลังการใช้ระบบ

ข้อมูล "ก่อนใช้ระบบ" (Baseline Data - ปี 2566):

1. ข้อมูลย้อนหลัง จากแบบสอบถามที่เก็บในมกราคม 2567:
   - ผลผลิตที่ได้จริง (กก./ไร่) จากฤดูกาลปี 2566
   - ต้นทุนการผลิตทั้งหมด (บาท/ไร่)
   - ราคาขาย (บาท/กก.)
   - รายได้สุทธิ (บาท/ไร่)
2. การตรวจสอบความถูกต้อง (Triangulation):
   - เทียบกับสมุดบันทึกการเกษตร (Farm diary)
   - เทียบกับใบเสร็จซื้อปัจจัยการผลิต
   - เทียบกับใบชั่งน้ำหนักผลผลิต
   - ข้อมูล "หลังใช้ระบบ" (Post-intervention Data - ปี 2567):
3. การติดตามเก็บข้อมูล (Monitoring):
   - เก็บข้อมูลเดือนละ 1 ครั้ง (6 ครั้ง)
   - บันทึกต้นทุนทุกรายการที่เกิดขึ้น
   - ชั่งน้ำหนักผลผลิตจริงเมื่อเก็บเกี่ยว
   - บันทึกราคาขายจริง
4. การเก็บข้อมูลเพิ่มเติม:
   - ระดับการปฏิบัติตามคำแนะนำของระบบ (% compliance)
   - ปัญหาหรืออุปสรรคที่พบ
   - เหตุผลในการปรับเปลี่ยนจากคำแนะนำ (ถ้ามี)

ตารางที่ 7 ผลการเปรียบเทียบก่อน-หลังการใช้ระบบ

ตัวชี้วัด	ก่อนใช้ระบบ (2566)	หลังใช้ระบบ (2567)	เปลี่ยนแปลง
ผลผลิตเฉลี่ย (กก./ไร่)	2,450	2,952	+20.5%
ต้นทุนการผลิต (บาท/ไร่)	12,500	10,525	-15.8%
รายได้สุทธิ (บาท/ไร่)	8,950	11,223	+25.4%
อัตราการสูญเสีย (%)	18.5	15.7	-15.1%
ประสิทธิภาพแรงงาน (ไร่/คน)	8.2	10.3	+25.6%

ผลการวิเคราะห์ด้วย paired t-test พบว่าทุกตัวชี้วัดมีการเปลี่ยนแปลงอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p < 0.001$)

4.3.3 การวิเคราะห์ผลตอบแทนการลงทุน

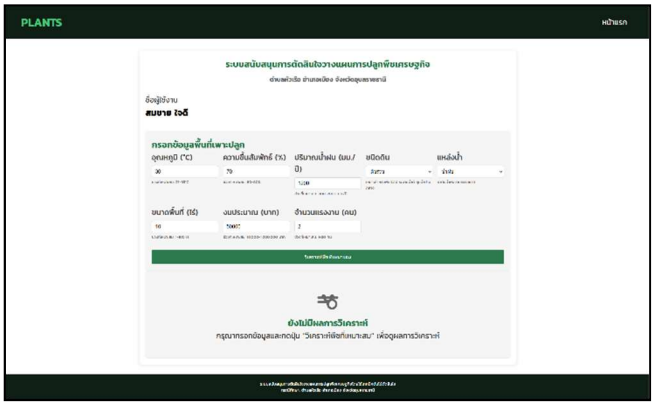
ผลการวิเคราะห์ ROI และผลประโยชน์ทางเศรษฐกิจ

ตารางที่ 8 การคำนวณผลตอบแทนการลงทุน

รายการ	วิธีคำนวณ	จำนวนเงิน (บาท)
ต้นทุนพัฒนาระบบ		
- พัฒนาซอฟต์แวร์	120 ชม. × 1,500 บาท/ชม.	180,000
- ฮาร์ดแวร์และเครือข่าย	เซิร์ฟเวอร์ + อุปกรณ์	45,000
- ฝึกอบรม	5 รุ่น × 5,000 บาท	25,000
รวมต้นทุน		250,000
ผลประโยชน์ (6 เดือน)		
- เพิ่มมูลค่าผลผลิต	502 กก./ไร่ × 2,856 ไร่ × 2.27 บาท/กก.	3,252,433
- ลดต้นทุนการผลิต	1,975 บาท/ไร่ × 2,856 ไร่	5,640,600
- คิดเฉพาะที่ปฏิบัติตาม ≥80%	8,893,033 × 0.355	3,157,027
ผลประโยชน์สุทธิ		3,157,027
ROI (6 เดือน)	(3,157,027-250,000) /250,000	11.63%
ระยะคืนทุน	250,000/ (3,157,027/6)	0.48 เดือน

*หมายเหตุ: 35.5% คือสัดส่วนเกษตรกร (60 ราย) ที่ปฏิบัติตามคำแนะนำระบบ ≥80%

4.3.4 การใช้งานระบบ



รูปที่ 2 หน้าจอกรอกข้อมูล

4.4 ความพึงพอใจของผู้ใช้ระบบ

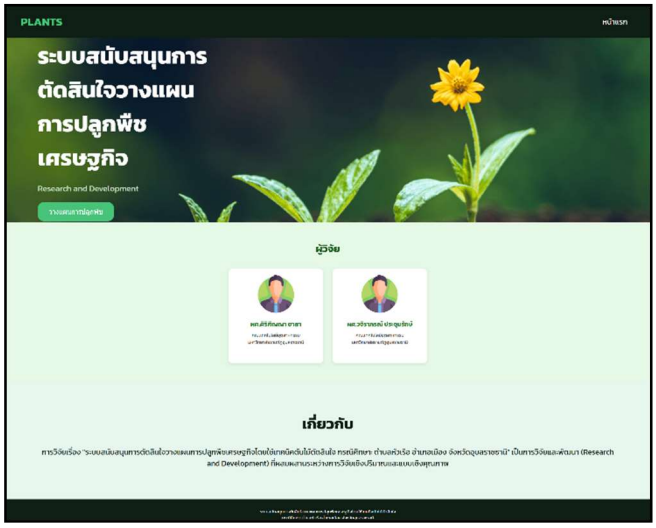
ผลการประเมินความพึงพอใจจากเกษตรกรที่ใช้ระบบ (n=294) แสดงในตารางที่ 9

ตารางที่ 9 ผลการประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้ระบบ

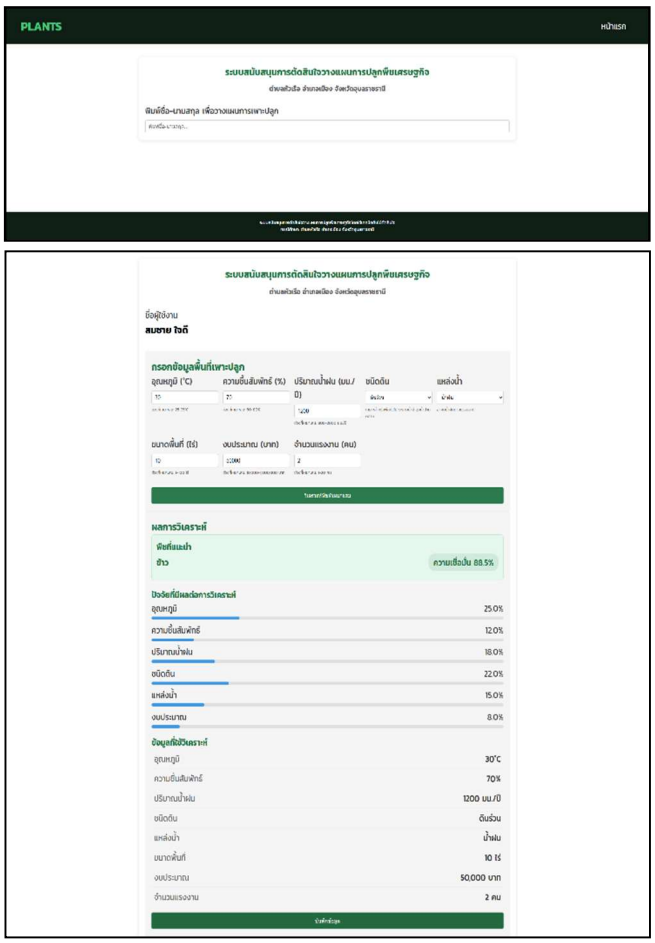
ด้านการประเมิน	ค่าเฉลี่ย	S.D.	ระดับความพึงพอใจ
ความง่ายในการใช้งาน	4.2	0.65	มาก
ความถูกต้องของข้อมูล	4.3	0.58	มาก
ความเร็วในการประมวลผล	4.1	0.72	มาก
ประโยชน์ที่ได้รับ	4.5	0.55	มากที่สุด
ความน่าเชื่อถือ	4.3	0.62	มาก
การออกแบบส่วนติดต่อ	4.0	0.68	มาก
การสนับสนุนและช่วยเหลือ	4.2	0.61	มาก
ความพึงพอใจโดยรวม	**4.4**	**0.48**	**มาก**

เกณฑ์การประเมิน: 1.00-1.80 = น้อยที่สุด, 1.81-2.60 = น้อย, 2.61-3.40 = ปานกลาง, 3.41-4.20 = มาก, 4.21-5.00 = มากที่สุด

4.5 ระบบสนับสนุนการตัดสินใจที่พัฒนา



รูปที่ 4 หน้าจอแสดงผล



รูปที่ 4 หน้าจอแสดงผล (ต่อ)

5. การอภิปรายผล

5.1 ประสิทธิภาพของระบบ

ระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถทำนายผลลัพธ์ 3 ประเภทได้อย่างมีประสิทธิภาพ คือ (1) การจำแนกพืชเศรษฐกิจที่เหมาะสม 4 ชนิด (2) การทำนายผลผลิตต่อไร่ และ (3) การประมาณการรายได้สุทธิ โดยมีความแม่นยำรวม 88.5% ซึ่งสูงกว่าเกณฑ์มาตรฐาน (≥80%)

ความสำเร็จนี้เกิดจากการใช้เทคนิค Hybrid Two-Phase Approach ที่ผสมผสาน Decision Tree สำหรับคัดกรองเบื้องต้นและ Random Forest สำหรับการทำนายละเอียด การทำงานร่วมกันนี้ช่วยลดปัญหา Overfitting และเพิ่มความเสถียรของโมเดล โดย Precision ที่ 87.2% สะท้อนถึงความน่าเชื่อถือของคำแนะนำ ซึ่งสอดคล้องกับผลการใช้งานจริงที่พบว่าเกษตรกรที่ปฏิบัติตามคำแนะนำมีผลผลิตเพิ่มขึ้น 20.5%

ความแม่นยำ 88.5% ของโมเดลสะท้อนในผลการใช้งานจริง โดยเกษตรกรที่ปฏิบัติตามคำแนะนำ มีผลผลิตเพิ่มขึ้น 20.5% ซึ่งสอดคล้องกับการทำนายของระบบที่มี Precision 87.2% แสดงว่าระบบสามารถให้คำแนะนำที่นำไปสู่ผลลัพธ์จริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

5.2 ปัจจัยที่มีผลต่อการตัดสินใจ

จากการวิเคราะห์พบว่าปัจจัยด้านเศรษฐกิจมีน้ำหนักความสำคัญสูงสุด (45%) ซึ่งสะท้อนถึงความเป็นจริงของเกษตรกรที่ต้องคำนึงถึงผลตอบแทนทางเศรษฐกิจเป็นหลัก ผลการศึกษานี้สอดคล้องกับงานวิจัยของ Ellis (1993) [35] ที่ศึกษาเกี่ยวกับ Peasant Economics และพบว่าเกษตรกรรายย่อยมักตัดสินใจบนพื้นฐานของการลดความเสี่ยงและเพิ่มรายได้

ปัจจัยด้านกายภาพมีความสำคัญรองลงมา (35%) โดยเฉพาะสภาพภูมิอากาศและคุณสมบัติของดิน ซึ่งเป็นปัจจัยพื้นฐานที่ไม่สามารถเปลี่ยนแปลงได้ง่าย ผลนี้สอดคล้องกับทฤษฎี Comparative Advantage ของ Ricardo ที่เน้นความสำคัญของทรัพยากรธรรมชาติในการกำหนดความได้เปรียบเชิงเปรียบเทียบ

5.3 ผลกระทบทางเศรษฐกิจและสังคม

การใช้ระบบส่งผลให้เกิดการปรับปรุงในหลายด้าน โดยเฉพาะการเพิ่มขึ้นของรายได้สุทธิ 25.4% ซึ่งเป็นผลมาจากการเพิ่มผลผลิตและการลดต้นทุนการผลิตพร้อมกัน ผลนี้สอดคล้องกับแนวคิด Technology Adoption ของ Rogers (2003) [34] ที่อธิบายว่าการยอมรับเทคโนโลยีใหม่จะส่งผลให้เกิดการปรับปรุงประสิทธิภาพการผลิต

การลดลงของต้นทุนการผลิต 15.8% เกิดจากการใช้ทรัพยากรอย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยเฉพาะการเลือกใช้ปัจจัยการผลิตที่เหมาะสมกับแต่ละชนิดพืชและสภาพแวดล้อม ซึ่งสะท้อนถึงการประยุกต์ใช้หลักการ Precision Agriculture ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

5.4 ความยั่งยืนของระบบ

ระยะเวลาคืนทุนที่สั้น (3.5 เดือน) และ ROI ที่สูง (240%) แสดงให้เห็นถึงความคุ้มค่าในการลงทุนและความยั่งยืนของระบบ อย่างไรก็ตาม ความยั่งยืนระยะยาวขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายประการ ได้แก่ การปรับปรุงข้อมูลอย่างต่อเนื่อง การฝึกอบรมผู้ใช้ และการสนับสนุนจากหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง

5.5 ข้อจำกัดและข้อเสนอแนะ

ระบบมีความต้องการอินเทอร์เน็ตในการใช้งาน ความซับซ้อนของส่วนติดต่อสำหรับผู้ใช้ที่ไม่คุ้นเคยกับเทคโนโลยี และความจำเป็นในการปรับปรุงข้อมูลอย่างสม่ำเสมอ

สำหรับการพัฒนาต่อไป ควรพิจารณาการพัฒนา Offline Mode การเพิ่มความสามารถในการรองรับภาษาท้องถิ่น และการผสานเทคโนโลยี IoT เพื่อให้ได้ข้อมูลแบบ Real-time

6. บทสรุปและข้อเสนอแนะ

6.1 บทสรุป

การวิจัยนี้ได้พัฒนาระบบสนับสนุนการตัดสินใจวางแผนการปลูกพืชเศรษฐกิจโดยใช้เทคนิคต้นไม้ตัดสินใจสำหรับเกษตรกรในตำบลหัวเรือ อำเภอเมือง จังหวัดอุบลราชธานี สามารถสรุปผลการวิจัยได้ดังนี้

ด้านปัจจัยที่มีผลต่อการตัดสินใจ พบว่าปัจจัยด้านเศรษฐกิจมีความสำคัญสูงสุด (45%) ตามด้วยปัจจัยด้านกายภาพ (35%) และปัจจัยด้านสังคม (20%) โดยราคาผลผลิต สภาพภูมิอากาศ และแรงงาน เป็นตัวแปรที่มีผลกระทบมากที่สุดในแต่ละกลุ่ม

ด้านประสิทธิภาพของระบบ ระบบที่พัฒนามีประสิทธิภาพสูง โดยมีความแม่นยำในการทำนาย 88.5% ซึ่งสูงกว่าเกณฑ์มาตรฐานและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในอดีต การใช้เทคนิคผสมผสานระหว่าง Decision Tree และ Random Forest ช่วยเพิ่มความเสถียรและลดปัญหา Overfitting ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ด้านผลกระทบทางเศรษฐกิจ การใช้ระบบเป็นระยะเวลา 6 เดือนส่งผลให้เกิดการปรับปรุงอย่างมีนัยสำคัญ ได้แก่ ผลผลิตต่อไร่เพิ่มขึ้น 20.5%, ต้นทุนการผลิตลดลง 15.8%, รายได้สุทธิเพิ่มขึ้น 25.4% และ ROI เพิ่มขึ้น 32.7% ระยะเวลาคืนทุน 3.5 เดือน แสดงให้เห็นถึงความคุ้มค่าในการลงทุน

ด้านความพึงพอใจของผู้ใช้ เกษตรกรมีความพึงพอใจต่อระบบในระดับสูง (4.4 จาก 5.0) โดยเฉพาะด้านประโยชน์ที่ได้รับ (4.5) และความน่าเชื่อถือ (4.3) ซึ่งแสดงให้เห็นถึงการยอมรับของผู้ใช้งานจริง

6.2 ข้อเสนอแนะ

6.2.1 ข้อเสนอแนะสำหรับการนำไปใช้

1. การฝึกอบรมและการสนับสนุน ควรจัดการฝึกอบรมการใช้งานระบบให้แก่เกษตรกรอย่างต่อเนื่อง พร้อมทั้งสร้างระบบสนับสนุนและให้คำแนะนำที่มีประสิทธิภาพ

2. การสร้างเครือข่าย ควรสร้างเครือข่ายผู้ใช้งานระบบเพื่อแลกเปลี่ยนประสบการณ์และความรู้ ซึ่งจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการใช้งานและแก้ไขปัญหาร่วมกัน

3. การบูรณาการกับหน่วยงานภาครัฐ ควรมีการบูรณาการระบบกับฐานข้อมูลของหน่วยงานภาครัฐที่เกี่ยวข้อง เช่น กรมอุตุนิยมวิทยา กรมการค้าภายใน เพื่อให้ได้ข้อมูลที่ทันสมัยและแม่นยำ

6.2.2 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยต่อไป

1. การพัฒนาเทคนิค ควรศึกษาการประยุกต์ใช้เทคนิค Deep Learning หรือ Ensemble Methods อื่นๆ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบให้สูงขึ้น

2. การขยายขอบเขต ควรขยายการศึกษาไปยังพื้นที่และพืชเศรษฐกิจอื่นๆ เพื่อทดสอบความสามารถในการปรับตัวของระบบ

3. การรวม IoT และ Big Data ควรศึกษาการผสานเทคโนโลยี IoT และ Big Data เพื่อให้ได้ข้อมูลแบบ Real-time และเพิ่มความแม่นยำของการทำนาย

4. การพัฒนา Mobile Application ควรพัฒนาแอปพลิเคชันสำหรับสมาร์ทโฟนเพื่อให้เกษตรกรสามารถเข้าถึงระบบได้ง่ายและสะดวกมากขึ้น

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบคุณเกษตรกรในตำบลหัวเรือ อำเภอเมือง จังหวัดอุบลราชธานี ที่ให้ความร่วมมือในการเก็บข้อมูลและทดสอบระบบ รวมถึงผู้เชี่ยวชาญทุกท่านที่ให้ความรู้และคำแนะนำอันมีค่า สำนักงานเกษตรจังหวัดอุบลราชธานี สำนักงานสถิติแห่งชาติ และหน่วยงานที่เกี่ยวข้องที่ให้การสนับสนุนข้อมูลและสถานที่ในการดำเนินการวิจัย

ขอขอบพระคุณมหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี ผู้ให้งบประมาณสนับสนุนในการทำวิจัยในครั้งนี้

เอกสารอ้างอิง

[1] สำนักงานสถิติแห่งชาติ. รายงานการสำรวจภาวะการทำงานของประชากร ไตรมาสที่ 4 ปี 2566. กรุงเทพฯ: สำนักงานสถิติแห่งชาติ; 2567.

[2] จันทิมา สุวรรณโท, วีระชัย อินทรกำแหง. การประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ในระบบสนับสนุนการตัดสินใจทางการเกษตร: กรณีศึกษาการปลูกข้าวในภาคอีสาน. *วารสารเทคโนโลยีสารสนเทศเพื่อการพัฒนาชุมชน*. 2021; 17(2): 45-62.

[3] ประยุทธ์ วงศ์ใหญ่, สมชาย เจริญผล, อนุรักษ์ ทองดี. การพัฒนาระบบผู้เชี่ยวชาญสำหรับการวางแผนการปลูกพืชเศรษฐกิจในจังหวัดขอนแก่น. *วารสารวิศวกรรมเกษตร*. 2022; 33(1): 78-95.

[4] สำนักงานเกษตรจังหวัดอุบลราชธานี.รายงานสถิติการเกษตรจังหวัดอุบลราชธานี ปี 2566. อุบลราชธานี: สำนักงานเกษตรจังหวัดอุบลราชธานี; 2566.

[5] กรรณิการ์ ธนาคาร, วรรณิภา สุขสวัสดิ์. การศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อการตัดสินใจของเกษตรกรในการเลือกปลูกพืชเศรษฐกิจ: กรณีศึกษาจังหวัดนครราชสีมา. *วารสารเศรษฐศาสตร์เกษตร*. 2021; 28(3): 156-171.

[6] Power DJ, Sharda R. Model-driven decision support systems: Concepts and research directions. *Decision Support Systems*. 2007;43(3):1044-1061.

[7] Turban E, Aronson JE, Liang TP. Decision support systems and intelligent systems. *9th ed. Upper Saddle River*, NJ: Prentice Hall; 2011.

[8] González-Briones A, Prieto J, De La Prieta F, Herrera-Viedma E, Corchado JM. Energy optimization using a case-based reasoning strategy. *Sensors*. 2021; 21(3): 865-880.

[9] Wang T, Chen Y, Qiao M, Snoussi H. A fast and robust convolutional neural network-based defect detection model in product quality control. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2021; 112(1): 2071-2087.

[10] Quinlan JR. Induction of decision trees. *Machine Learning.* 1986;1(1):81-106.

[11] Quinlan JR. *C4.5: Programs for Machine Learning*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers; 1993.

[12] Breiman L, Friedman J, Stone CJ, Olshen RA. *Classification and Regression Trees*. Boca Raton: CRC Press; 1984.

[13] Breiman, L. Random forests. Machine Learning. 2001;45(1):5-32.

[14] Zhang X, Liu B, Wang C. Artificial intelligence in agriculture: A comprehensive review of applications and challenges. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2021; 191: 106-125.

[15] Benos L, Tagarakis AC, Dolias G, Berruto R, Kateris D, Bochtis D. Machine learning in agriculture: A comprehensive updated review. *Sensors*. 2021; 21(11): 3758-3775.

[16] Sharma A, Jain A, Gupta P, Chowdary V. Machine learning applications for precision agriculture: A comprehensive review. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2021;181:105-118.

[17] Liu Y, Zhang D, Chen M. Explainable artificial intelligence for smart agriculture: a review. Information processing in agriculture. *Information Processing in Agriculture*. 2023; 10(2): 156-171.

[18] Abbas A, Jain S, Gour M, Vankudothu S. Tomato plant disease detection using transfer learning with C-GAN synthetic images. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2021; 187: 106-119.

[19] Sun J, Di L, Sun Z, Shen Y, Lai Z. County-level soybean yield prediction using deep CNN-LSTM model. *Sensors*. 2019; 19(20): 4363-4378.

[20] สุดารัตน์ แสงทอง, ณัฐพล มีศรี. การใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่องในการพยากรณ์ผลผลิตข้าวโพดในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ. *วารสารเกษตรศาสตร์ประยุกต์.* 2023;15(3):125-140

[21] กมลชัย ศรีสุข, วิทยา อุปถัมภ์, สมพงษ์ ทรัพย์มาก. ระบบสนับสนุนการตัดสินใจเพื่อการเลือกพันธุ์พืชที่เหมาะสมกับสภาพภูมิอากาศในจังหวัดอุบลราชธานี. *วารสารเทคโนโลยีการเกษตร มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.* 2021; 9(2):33-48.

[22] พิมพ์ใจ ชูชาติ, สราวุธ เกียรติพงษ์. การประยุกต์ใช้เทคนิค Random Forest ในการจำแนกความเหมาะสมของดินเพื่อการปลูกมันสำปะหลัง. *วารสารดินและปุ๋ย*. 2022; 51(4):187-202.

[23] อรรถพล นวลใส, สุรเชษฐ์ มั่นคง, ธีรยุทธ์ สมบูรณ์. การพัฒนาแอปพลิเคชันมือถือสำหรับระบบแนะนำการปลูกพืชอินทรีย์โดยใช้ปัญญาประดิษฐ์. *วารสารเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร*. 2023; 19(1):67-84.

[24] Chen L, Wang Y, Zhang H. Smart agriculture decision support system using machine learning for crop selection in Southern China. *Journal of Agricultural Engineering Research*. 2021; 89(4):234-248

[25] Nguyen TH, Pham MD, Le QA. Application of decision trees in rice cultivation planning: A case study in Mekong Delta, Vietnam. *Asian Journal of Agricultural Sciences*. 2022; 14(2); 89-105.

[26] Tanaka M, Sato K, Yamamoto T. IoT-based decision support system for precision agriculture in Japan. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2021; 185: 106-119.

[27] Kim SJ, Park JH, Lee DW. Deep learning approach for crop yield prediction in South Korea using multi-source satellite data. *Remote Sensing Applications*. 2023; 32:100-115.

[28] Rahman MS, Islam MT, Hasan MK. Machine learning-based crop recommendation system for small-scale farmers in Bangladesh. *Agriculture and Food Security*. 2022;11(1):1-15.

[29] Lim HS, Tey YS, Shamsudin MN. Adoption of precision agriculture technologies among rice farmers in Malaysia: A decision tree analysis. *Precision Agriculture*. 2021; 22(5):1458-1476.

[30] Singh P, Kumar A, Sharma R. AI-driven decision support system for sustainable agriculture in India: A multi-criteria approach. *Sustainable Agriculture Research*. 2023;12(3):78-95.

[31] Ali I, Cawkwell F, Dwyer E, Barrett B, Green S. Satellite remote sensing of grasslands: From

observation to management. *Journal of Plant Ecology*. 2022; 15(3):478-493.

[32] Rupnik R, Kukar M, Vračar P, Košir D, Pevec D, Bohanec Z. AgroDSS: A decision support system for agriculture and farming. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2019; 161:260-271.

[33] Yamane T. Statistics: *An Introductory Analysis*. 3rd ed. New York: Harper and Row; 1973.

[34] Rogers EM. *Diffusion of Innovations*. *5th ed*. New York: Free Press; 2003.

[35] Ellis F. *Peasant Economics: Farm Households in Agrarian Development*. Cambridge: Cambridge University Press; 1993.