การพยากรณ์ราคาปุ๋ยยูเรียโดยขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง
Urea Fertilizer Price Prediction Using Machine Learning Techniques

พัชรภรณ์ โสภณพงษ์
นักศึกษาปริญญาโท สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
E-mail: Patcharaporn.sop@gmail.com
ธรรมกร แซ่ตั้ง
อาจารย์ประจำภาคสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
E-mail: Thammakorn.s@ku.th*

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ศึกษาการพยากรณ์ราคาปุ๋ยยูเรียรายเดือนในประเทศไทย จากข้อมูลราคาสินค้าเกษตรย้อนหลัง ราคาวัตถุดิบที่ใช้ในการผลิตและดัชนีทางเศรษฐศาสตร์โดยใช้ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งปัจจัยต่าง ๆ เหล่านี้ ผ่านกระบวนการคัดเลือกฟีเจอร์ (Feature Selection) ก่อนนำไปพัฒนาสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ราคา ผลการวิจัยนพบว่าแบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM) มีค่าประสิทธิภาพการทำนาย R^2, MAE และ MSE เท่ากับ 0.84, MAE เท่ากับ 763.82 และ MSE เท่ากับ 0.79 x e^6 ตามลำดับ ซึ่งมีค่า R^2 สูงที่สุดและค่า MAE และ MSE ต่ำที่สุด เมื่อเปรียบกับแบบจำลองอื่น ๆ จึงแสดงให้เห็นถึงความสามารถของแบบจำลอง ในการเป็นเครื่องมือให้กับเกษตรกรใช้ในการวางแผนการผลิตและการจัดการทรัพยากรทางการเกษตรอย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: ปุ๋ยยูเรีย, การพยากรณ์, การเรียนรู้ของเครื่อง

Abstract

This research studied the monthly forecasting of urea fertilizer prices in Thailand using historical prices of agricultural commodities, raw material prices used in production, and economic indices, employing machine learning algorithms. These factors underwent a feature selection process before being used to develop the price forecasting models. The results indicated that the Long Short-Term Memory (LSTM) model achieved an R^2 of 0.84, an MAE of 763.82 and an MSE of 0.79 x e^6, respectively. This model had the highest R^2 and the lowest MAE and MSE compared to other models, demonstrating its capability as a tool for farmers to use in production planning and efficient agricultural resource management.

Keywords: Urea Fertilizer, Forecasting, Machine Learning

บทนำ

ปุ๋ยเป็นองค์ประกอบสำคัญในภาคการเกษตร เนื่องจากปุ๋ยมีบทบาทสำคัญในการเพิ่มผลผลิตซึ่งส่งผลต่อรายได้ของเกษตรและความเจริญรุ่งเรืองของภาคเกษตรกรเกษตรกรในปัจจุบันมุ่งมั่นพัฒนาผลผลิตด้วยเทคโนโลยี เมล็ดพันธุ์ เทคนิคการให้น้ำและการให้ปุ๋ยที่มีประสิทธิภาพ การให้ปุ๋ยที่มีประสิทธิภาพจะเป็นการบำรุงรักษาดินให้มีธาตุอาหารเพียงพอ ธาตุอาหารที่พืชต้องการคือ ไนโตรเจน (N) ฟอสฟอรัส (P) และโพแทสเซียม (K) โดยทั่วไปปุ๋ยแบ่งออกเป็นสองประเภท คือ ปุ๋ยอินทรีย์และปุ๋ยเคมีหรือปุ๋ยวิทยาศาสตร์ ปุ๋ยอินทรีย์คือสารประกอบอินทรีย์ ได้แก่ ปุ๋ยคอก ปุ๋ยหมัก ปุ๋ยพืชสด (พระบาทสมเด็จพระเจ้าอยู่หัว, 2565) ส่วนปุ๋ยเคมีหรือปุ๋ยวิทยาศาสตร์คือสารประกอบอนินทรีย์ที่ให้ธาตุอาหารพืช เป็นสารประกอบที่ผ่านกระบวนการทางเคมี เมื่อใส่ลงไปในดินที่มีความชื้นที่เหมาะสม ปุ๋ยเคมีจะละลายให้พืชดูดไปใช้ประโยชน์ในการเจริญเติบโตได้อย่างรวดเร็ว โดยปุ๋ยเคมีประกอบด้วยธาตุอาหารทั้ง 3 ชนิดผสมเป็นเนื้อเดียวกันอย่างสม่ำเสมอและผลิตในรูปแบบเม็ดเพื่อความสะดวกแก่การใช้งานของเกษตรกร (มหาวิทยาลัยราชภัฏอุดรธานี, 2564)

การผันผวนของราคาปุ๋ยจึงมีผลต่อการวางแผนการเงินของเกษตรกรและเศรษฐกิจของประเทศ การวิจัยนี้มุ่งเน้นการพัฒนาเครื่องมือที่สามารถคาดการณ์ราคาปุ๋ยล่วงหน้าอย่างแม่นยำเพื่อช่วยเกษตรกรในการวางแผนการผลิตและจัดการทรัพยากรอย่างมีประสิทธิภาพ การจัดการธุรกิจต้นน้ำอย่างเหมาะสมหมายถึงการเตรียมวัตถุดิบและปัจจัยพื้นฐานในการทำเกษตรกรรม เช่น การจัดหาปุ๋ย การเลือกใช้เมล็ดพันธุ์และการจัดการดินอย่างมีประสิทธิภาพ กิจกรรมเหล่านี้จะส่งผลต่อการดำเนินงานในธุรกิจกลางน้ำซึ่งเกี่ยวกับการแปรรูปผลผลิตในโรงงาน การเก็บเกี่ยว การขนส่งและการเปลี่ยนผลผลิตทางเกษตรกรรมให้เป็นผลิตภัณฑ์ที่มีคุณภาพ ส่วนธุรกิจปลายน้ำหมายถึงการตลาด การจัดจำหน่ายและการขายผลิตภัณฑ์เพื่อให้ได้ราคาดี หากกระบวนการในธุรกิจต้นน้ำและธุรกิจกลางน้ำมีประสิทธิภาพ ผลผลิตที่ได้จะมีคุณภาพดีและมีมูลค่าเพิ่มขึ้นในช่วงธุรกิจปลายน้ำ เกษตรกรจึงมีโอกาสได้รับรายได้สูงขึ้นส่งผลต่อคุณภาพชีวิตของเกษตรกรจะดีขึ้น ลูกหลานของเกษตรกรมีโอกาสได้รับการศึกษาที่ดีและสามารถนำความรู้กลับมาพัฒนาพื้นที่บ้านเกิด ซึ่งในภาพรวมส่งผลดีต่อภาคเกษตรกรรมและมีประโยชน์ต่อประเทศชาติอย่างยั่งยืน จากความสำคัญที่กล่าวมาข้างต้นทำให้ผู้วิจัยสนใจศึกษาการสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ราคาปุ๋ยยูเรียโดยขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

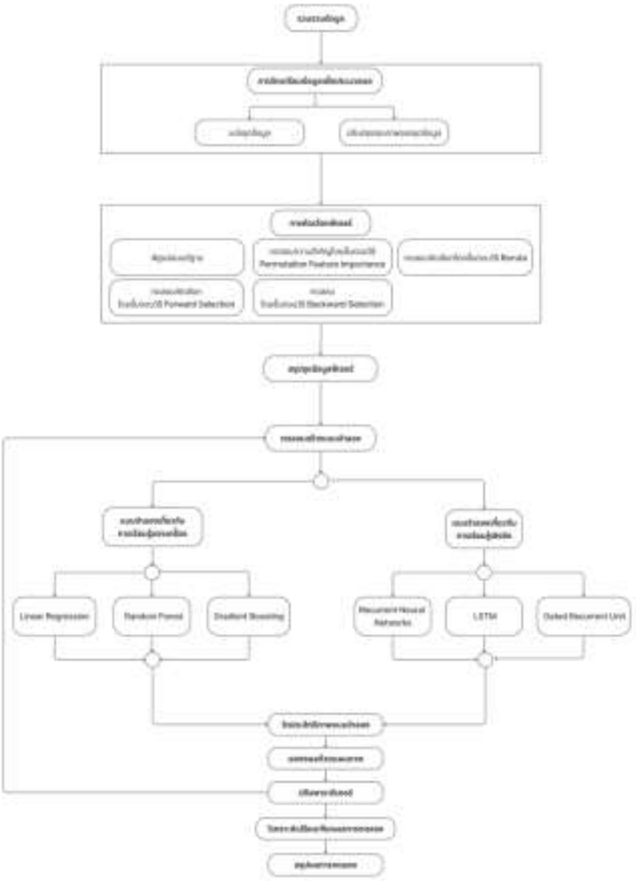
1. เพื่อสร้างแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์ราคาปุ๋ยยูเรียในประเทศไทย

ขอบเขตการวิจัย

สร้างแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์ราคาปุ๋ยยูเรียโดยใช้ข้อมูลราคาขายปุ๋ยยูเรียในประเทศไทย ราคาข้าวเปลือกหอมมะลิย้อนหลัง ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ย้อนหลัง ราคามันสำปะหลังย้อนหลัง ราคาก๊าซธรรมชาติย้อนหลัง ราคาน้ำมันย้อนหลัง ราคาถ่านหินย้อนหลัง ดัชนีราคากรดซัลฟิวริกและดัชนีความเสี่ยงนโยบายเศรษฐกิจย้อนหลัง โดยใช้ข้อมูลระหว่างเดือนมกราคม ปี พ.ศ. 2550 ถึงเดือนธันวาคม ปี พ.ศ. 2567

วิธีดำเนินการวิจัย

การศึกษานี้ผู้วิจัยได้ใช้ข้อมูลเชิงปริมาณในการสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาปุ๋ยยูเรีย โดยการรวบรวมข้อมูลที่หลากหลาย การจัดเตรียมชุดข้อมูลและสร้างแบบจำลองการพยากรณ์พร้อมทั้งวัดประสิทธิภาพ ซึ่งวิธีทดลองภาพรวมมีขั้นตอนวิธีการต่าง ๆ ดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 แสดงแผนภาพขั้นตอนวิธีการทดสอบ

1. การเก็บรวบรวมข้อมูล

การรวบรวมข้อมูลในงานวิจัยนี้มาจากการสอบถามผู้เชี่ยวชาญและผู้ที่มีหน้าที่รับผิดชอบเรื่องราคาปุ๋ยยูเรีย รวมถึงการศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อราคาปุ๋ยยูเรีย เพื่อให้ทราบถึงแหล่งจัดเก็บและลักษณะข้อมูล นอกจากนี้ยังได้ทำการศึกษาเพิ่มเติมผ่านช่องทางอื่น ๆ เช่น การศึกษาจากเอกสารวิชาการต่าง ๆ เพื่อให้ได้ข้อมูลที่ครอบคลุมและมีความถูกต้องแม่นยำมากยิ่งขึ้น ข้อมูลที่ใช้ ได้แก่ ราคาสินค้าเกษตรที่เกี่ยวข้อง เช่น ข้าวหอมมะลิ ข้าวโพดเลี้ยงสัตว์และมันสำปะหลังในอดีต ราคาวัตถุดิบที่ใช้ในการผลิตปุ๋ย เช่น ก๊าซธรรมชาติ น้ำมัน และถ่านหิน รวมถึงดัชนีทางเศรษฐศาสตร์ เช่น ดัชนีราคากรดซัลฟิวริกและดัชนีความเสี่ยงนโยบายทางเศรษฐกิจในอดีต

2. การจัดเตรียมข้อมูลเพื่อประมวลผล

การวิเคราะห์ข้อมูลสถิติเบื้องต้นเป็นขั้นตอนสำคัญที่ใช้ในการศึกษาลักษณะและคุณสมบัติของข้อมูล ในขั้นตอนนี้จะมีการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ และตรวจสอบคุณภาพของชุดข้อมูล

3. การคัดเลือกฟีเจอร์

การวิจัยนี้รวบรวมชุดข้อมูลที่มีฟีเจอร์ ได้แก่ ราคาข้าวเปลือกหอมมะลิย้อนหลัง ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ย้อนหลัง ราคามันสำปะหลังย้อนหลัง ราคาก๊าซธรรมชาติย้อนหลัง ราคาน้ำมันย้อนหลัง ราคาถ่านหินย้อนหลัง ดัชนีราคากรดซัลฟิวริกและดัชนีความเสี่ยงนโยบายเศรษฐกิจของประเทศยูเครน อินเดีย จีน รัสเซีย แคนนาดา อียิปต์ และประเทศไทย ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างราคาปุ๋ยยูเรียและข้อมูลฟีเจอร์ โดยทดสอบสมมติฐานโดยใช้กระบวนการทดสอบทางสถิติ สมมติฐานหลักคือไม่มีความสัมพันธ์ขณะที่สมมติฐานรอง คือ มีความสัมพันธ์ โดยใช้ระดับนัยสำคัญที่ 0.05 การประเมินผลกระทบของฟีเจอร์ต่อความแม่นยำของแบบจำลองใช้วิธีการ Permutation Feature Importance ซึ่งทำให้ทราบว่าฟีเจอร์ใดมีผลต่อผลลัพธ์ในการพยากรณ์ที่ดีที่สุด (นอกจากนี้ใช้ขั้นตอนวิธี Boruta นำมาใช้ในการคัดเลือกฟีเจอร์สำคัญโดยคำนวณค่า Mean Decrease Impurity (MDI)) จากการโหวตของ Random Forest สุดท้ายการคัดเลือกฟีเจอร์ใช้วิธี Sequential Feature Selector ซึ่งสามารถทำงานทั้ง Forward และ Backward Selection เพื่อคัดเลือกฟีเจอร์ที่เหมาะสม โดยในแต่ละขั้นตอนจะเพิ่มหรือลดฟีเจอร์ทีละตัวเพื่อประเมินความสามารถของแบบจำลองในการพยากรณ์ค่าตัวแปรเป้าหมายโดยใช้ค่า R^2 เป็นตัวชี้วัด โดยแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นสามส่วน 70% สำหรับการเรียนรู้ (Training Set) 15% สำหรับการตรวจสอบ (Validation Set) และ 15% สำหรับการทดสอ (Test Set) แบบสุ่ม

4. การทดสอบสร้างและตรวจสอบแบบจำลอง

สร้างแบบจำลองการพยากรณ์ของแบบแบบจำลอง Linear Regression (นวลวรรณ สุนทรภิษัช, 2563), Gradient Boosting (นวลวรรณ สุนทรภิษัช, 2563), Random Forest (RF) (Rama Devi, et al., 2566), Recurrent Neural Network (RNN) (นวลวรรณ สุนทรภิษัช, 2563), Long Short-Term Memory (LSTM) (Hochreiter & Schmidhuber, 1997) และ Gated Recurrent Unit (GRU) และวัดประสิทธิภาพ

ของแต่ละแบบจำลอง โดยใช้ชุดข้อมูลฟีเจอร์ที่ได้จากการทดสอบการคัดเลือกฟีเจอร์และทำการทดสอบการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นสามส่วน 70% สำหรับการเรียนรู้ (Training Set) 15% สำหรับการตรวจสอบ (Validation Set) และ 15% สำหรับการทดสอบ (Test Set) แบบลำดับเวลา

ผลการวิจัย

1. ผลการรวบรวมข้อมูล

การศึกษาและวิเคราะห์ราคาปุ๋ยยูเรียรายเดือนในประเทศไทยใช้ข้อมูลจากหลายแหล่ง โดยรวบรวมข้อมูลเป็นรายเดือนตั้งแต่ปี พ.ศ. 2550 ถึง พ.ศ. 2567 รวมทั้งสิ้น 216 แถว ข้อมูลราคาข้าวหอมมะลิ ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ และราคามันสำปะหลัง มาจากสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร ส่วนราคาก๊าซธรรมชาติและราคาน้ำมันได้มาจากกระทรวงพลังงาน ข้อมูลราคาถ่านหิน ดัชนีราคากรดซัลฟิวริกมาจาก www.investing.com โดยดัชนีความเสี่ยงทางเศรษฐกิจและการลงทุนของรัสเซีย ยูเครน และจีนมาจาก www.ycharts.com และ www.matteoiacoviello.com

2. ผลการจัดเตรียมข้อมูลเพื่อประมวลผล

ทดสอบการเติมข้อมูลที่ขาดหายด้วยรูปแบบนิพจน์ต่าง ๆ ได้แก่ ศูนย์ ค่าเฉลี่ยและค่ามัธยฐาน รวมถึงการใช้ K-Nearest Neighbors (KNN) เป็นตัวแทนในการเติมข้อมูลที่หายไป ได้ทดสอบโดยการนำเข้าฟีเจอร์ทั้งหมดและประเมินประสิทธิภาพด้วยค่าชี้วัดที่สำคัญ ได้แก่ R^2, ค่า Mean Absolute Error (MAE) และ Mean Squared Error (MSE) ซึ่ง R^2 เป็นตัวชี้วัดที่ใช้ประเมินความสามารถในการพยากรณ์ค่าและเป็นที่นิยมในการเปรียบเทียบความถูกต้อง, MAE เป็นค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์, MSE เป็นค่าเฉลี่ยของความคาดเคลื่อนกำลังสอง โดยจะทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ต่าง ๆ จากการทดลองการเติมค่าว่างของข้อมูลโดยการเติมค่าว่างแบบ K-Nearest Neighbors (KNN) ใช้จำนวน Neighbors เท่ากับ 3 จะให้ผลลัพธ์ของแบบจำลองดีที่สุดเมื่อเทียบกับการเติมค่าว่างแบบค่าศูนย์ ค่าเฉลี่ยและค่ามัธยฐาน

3. ผลการคัดเลือกฟีเจอร์

จากการทดสอบและวิเคราะห์เพื่อคัดเลือกชุดข้อมูลฟีเจอร์ที่สำคัญต่อการพยากรณ์ ซึ่งประกอบไปด้วย 14 ตัวแปร ได้แก่ ราคาน้ำมัน (1), ดัชนีราคากรดซัลฟิวริก (2), ราคาก๊าซธรรมชาติ (3), ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ (4), ราคาถ่านหิน (5), ราคามันสำปะหลัง (6), ราคาข้าวหอมมะลิ (7), ดัชนีความเสี่ยงในนโยบายเศรษฐกิจของประเทศอียิปต์ (8), รัสเซีย (9), อินเดีย (10), ยูเครน (11), ไทย (12), แคนนาดา (13) และจีน (14) ได้สรุปการคัดเลือกฟีเจอร์ของแต่ละขั้นตอนวิธีดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 สรุปการคัดเลือกฟีเจอร์ของขั้นตอนวิธีต่าง ๆ

ขั้นตอนวิธี	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
ทดสอบสมมติฐาน	√	√	√	√	√	√	√		√					√
Permutation Feature Importance	√	√	√		√									
Boruta	√	√	√	√	√						√			√
Forward และ Backward Selection	√	√	√	√	√						√			√

หมายเหตุ: √ หมายถึงฟีเจอร์นั้นมีความสำคัญมีอิทธิพลต่อแบบจำลองให้มีการพยากรณ์ที่ดีขึ้น

ผลการทดสอบจากตารางที่ 1 ระบุให้เห็นว่าฟีเจอร์บางตัวมีความสำคัญในบางขั้นตอนวิธีการเท่านั้น ตัวอย่างเช่น ในการทดสอบสมมติฐาน ฟีเจอร์ที่สำคัญถูกคัดเลือกอยู่ในขั้นตอนวิธีนี้ ได้แก่ 1-7, 9 และ 14 สำหรับวิธีการ Permutation Feature Importance ฟีเจอร์สำคัญได้แก่ 1-3 และ 5 ในขณะที่ขั้นตอนวิธี Forward และ Backward Selection ระบุให้เห็นว่าฟีเจอร์สำคัญได้แก่ 1-6, 11 และ 14 เป็นฟีเจอร์สำคัญ จึงพิสูจน์ว่าฟีเจอร์นั้นมีความสำคัญต่อการพยากรณ์ด้วยการทดสอบลบฟีเจอร์สำคัญออกและวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง Random Forest ผลการทดสอบดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 แสดงการทดสอบเมื่อนำฟีเจอร์สำคัญออกและวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง Random Forest

ฟีเจอร์	R^2	MAE	MSE
ทุกฟีเจอร์	0.952	616.01	$0.56 \times e^{6}$
ลบราคาน้ำมัน	0.899	740.03	$1.17 \times e^{6}$
ลบดัชนีราคากรดซัลฟิวริก	0.912	711.32	$1.02 \times e^{6}$
ลบราคาก๊าซธรรมชาติ	0.939	649.14	$0.70 \times e^{6}$
ลบราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์	0.944	636.77	$0.65 \times e^{6}$
ลบราคาถ่านหิน	0.933	676.95	$0.78 \times e^{6}$

ฟีเจอร์	R^2	MAE	MSE
ลบราคาสำปะหลัง	0.947	626.04	0.61 x e^6
ลบราคาข้าวหอมมะลิ	0.945	647.70	0.64 x e^6
ลบดัชนีความเสี่ยงในนโยบายเศรษฐกิจของประเทศรัสเซีย	0.948	616.05	0.59 x e^6
ลบดัชนีความเสี่ยงในนโยบายเศรษฐกิจของประเทศยูเครน	0.949	608.78	0.59 x e^6
ลบดัชนีความเสี่ยงในนโยบายเศรษฐกิจของประเทศจีน	0.942	634.86	0.67 x e^6

จากตารางที่ 2 แสดงผลการทดสอบเมื่อทำการลบฟีเจอร์สำคัญออกและวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง Random Forest ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าเมื่อใส่ทุกฟีเจอร์มีค่า R^2 เท่ากับ 0.952, MAE เท่ากับ 616.01 และ MSE เท่ากับ 0.56 x e^6 ซึ่งเป็นค่าที่มีประสิทธิภาพสูงสุดเมื่อใช้ฟีเจอร์ทั้งหมด อย่างไรก็ตาม เมื่อทำการลบฟีเจอร์สำคัญแต่ละตัวออก พบว่าค่า R^2 ลดลงและค่า MAE และ MSE เพิ่มขึ้น ตัวอย่างเช่น การลบราคาน้ำมันลดค่า R^2 ลงเหลือ 0.899 และเพิ่มค่า MAE เป็น 740.03, MSE เป็น 1.17 x e^6 การลบฟีเจอร์ดัชนีราคากรดซัลฟิวริกลดค่า R^2 เหลือ 0.912 เพิ่มค่า MAE เป็น 711.32 และ MSE เป็น 1.02 x e^6 นอกจากนี้ยังพบว่าเมื่อทำการลบฟีเจอร์ดัชนีความเสี่ยงในนโยบายเศรษฐกิจของประเทศต่าง ๆ เช่น รัสเซีย ยูเครน และจีน ค่า R^2 อยู่ระหว่าง 0.942 - 0.949 ซึ่งยังคงมีประสิทธิภาพลดลงเล็กน้อยเมื่อเทียบกับการใช้ฟีเจอร์ทั้งหมด แสดงให้เห็นว่าฟีเจอร์นี้มีผลกระทบต่อการพยากรณ์น้อยกว่าฟีเจอร์อื่น ๆ เช่น ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์และราคาข้าวหอมมะลิ

ผลการทดสอบพิสูจน์ว่าการลบฟีเจอร์สำคัญออกนั้นทำให้ประสิทธิภาพการพยากรณ์ลดลงอย่างชัดเจน ฟีเจอร์ต่าง ๆ สรุปได้ว่าชุดข้อมูลฟีเจอร์ที่สำคัญ ได้แก่ ราคาน้ำมัน (1), ดัชนีราคากรดซัลฟิวริก (2), ราคาก๊าซธรรมชาติ (3), ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ (4), ราคาถ่านหิน (5), ราคาน้ำมันสำปะหลัง (6), ราคาข้าวหอมมะลิ (7), ดัชนีความเสี่ยงในนโยบายเศรษฐกิจของประเทศรัสเซีย (9), ยูเครน (11) และจีน (14) มีผลกระทบต่อความแม่นยำของแบบจำลองอย่างมีนัยสำคัญ

4. ผลการทดสอบสร้างและตรวจสอบแบบจำลอง

ทำการทดสอบและประเมินประสิทธิภาพของแต่ละแบบจำลองพร้อมเปรียบเทียบตามตารางที่ 2

ตารางที่ 3 แสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละแบบจำลองโดยใช้ชุดข้อมูลทดสอบ

ตัวชี้วัด	**แบบจำลอง**					
	Linear Regression	Random Forest	Gradient Boosting	RNN	LSTM*	GRU
R^2	0.69	0.64	0.74	0.83	0.84	0.83
MAE	1144.49	1096.97	915.70	806.53	763.82	808.16
MSE	1.50 x e^6	1.78 x e^6	1.31 x e^6	0.81 x e^6	0.79 x e^6	0.85 x e^6

แบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM) ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยมีค่า R^2 สูงสุดที่ 0.84, MAE, MSE ค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 764.82 และ 0.79 x e^6 แสดงถึงความสามารถในการพยากรณ์ที่ดีที่สุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ โดยใช้ฟีเจอร์ ได้แก่ ราคาน้ำมัน ดัชนีราคากรดซัลฟิวริก ราคาก๊าซธรรมชาติ ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ ราคาถ่านหิน ราคาน้ำมันสำปะหลัง ราคาข้าวหอมมะลิ ดัชนีความเสี่ยงในนโยบายเศรษฐกิจของประเทศรัสเซีย ยูเครนและจีน

อภิปรายผล

ผลการทดลองพยากรณ์ราคาปุ๋ยยูเรียรายเดือนในประเทศไทยพบว่าแบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด โดยมีค่า R^2 สูงสุดที่ 0.84, MAE อยู่ที่ 764.82 และ MSE ที่ 0.79 แสดงถึงความสามารถในการพยากรณ์ที่ดีที่สุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ ฟีเจอร์ที่สำคัญที่ใช้ในการวิเคราะห์ประกอบด้วย ราคาน้ำมัน ดัชนีราคากรดซัลฟิวริก ราคาก๊าซธรรมชาติ ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ ราคาถ่านหิน ราคามันสำปะหลัง ราคาข้าวหอมมะลิและดัชนีความเสี่ยงในนโยบายเศรษฐกิจของประเทศรัสเซีย ยูเครน และจีน ผลการศึกษาดังกล่าวสอดคล้องกับงานวิจัยของ (Kim & Brorsen, 2560) ที่พบว่าราคาข้าวโพดและราคาน้ำมันดิบเป็นตัวแปรสำคัญต่อราคาปุ๋ยด้วยค่า R^2 มากกว่า 0.8 นอกจากนี้ (Newton, 2562) ศึกษาการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ราคาปุ๋ยในสหรัฐอเมริกาใช้ข้อมูลราคาขายส่งของก๊าซธรรมชาติ น้ำมันดิบ ข้าวโพดและข้อมูลราคาปุ๋ยปลีกในพื้นที่เท็กซัส และ (Ibendahl, 2563) ศึกษาการสร้างแบบจำลองถดถอยการพยากรณ์ราคาปุ๋ยโดยใช้ฟีเจอร์ราคาข้าวโพดและราคาน้ำมันดิบ ผลการศึกษาพบว่า ประสิทธิภาพแบบจำลองมีค่า R^2 มากกว่า 0.8 และงานวิจัยของ (K. Jana และคณะ, 2566) ที่ใช้การเรียนรู้ของเครื่องในการพยากรณ์ราคาปุ๋ย โดยการวิเคราะห์ข้อมูลราคาขายส่งของปุ๋ยยูเรียและแอมโมเนียมฟอสเฟตรวมถึงข้อมูลทางเศรษฐกิจ เช่น ดัชนีราคาข้าวโพด ราคาก๊าซธรรมชาติและน้ำมันดิบ ดัชนีความผันผวนของตลาดและดัชนีความเสี่ยงทางการเมือง สุดท้าย (Rama Devi และคณะ, 2566) ศึกษาการพยากรณ์การใช้ปุ๋ยในประเทศอินเดียโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง ฟีเจอร์ถูกคัดเลือกโดยใช้แบบจำลอง Random Forest ทดสอบแบบจำลองวิธีการ

เรียนรู้ของเครื่องหลายแบบ เช่น Regression, Decision Trees, K-Nearest Neighbors, Random Forest และโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารอ้างอิง

นวลวรรณ สุนทรภิษัช. (2563). *การเรียนรู้ของเครื่อง*. จาก https://kukr.lib.ku.ac.th/kukr_es/index.php/bkn/search_detail/result/414276.

พระบาทสมเด็จพระเจ้าอยู่หัว. (2565). *ปุ๋ย*. จาก https://web.ku.ac.th/schoolnet/snet6/envi2/subsoil/puy.htm.

มหาวิทยาลัยราชภัฏอุดรธานี. (2564). *ปัจจัยที่มีความสำคัญต่อการเลือกร้านขายปุ๋ยเคมีของเกษตรกรในเขตอำเภอบ้านผือ จังหวัดอุดรธานี*. จาก https://ms.udru.ac.th/.

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-term Memory. *Neural computation*, *9*, 1735–1780. https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735.

Ibendahl, G. (2563). Predicting Nitrogen Fertilizer Prices. *Journal of ASFMRA*, 171–176.

K. Jana, R., Ghosh, I., & Kumar, P. N. R. (2566). An explainable AI-enabled granular ensemble machine learning framework to demystify fertilizer price movements. *Journal of the Operational Research Society*, 1–18. https://doi.org/10.1080/01605682.2023.2260908.

Kim, S.-W., & Brorsen, W. (2560). Optimal forecast evaluation: Fertilizer prices. *Applied Economics Letters*, *2017*, 1–5. https://doi.org/10.1080/13504851.2017.1310993.

Newton, M. J. (2562). *DEVELOP A FERTILIZER PRICE FORECASTING MODEL TO ASSIST WITH FARM MANAGEMENT DECISIONS* [Thesis]. https://oaktrust.library.tamu.edu/handle/1969.1/188784.

Rama Devi, O., Lakshmi, P. N., Babu, S. N., Sree Bai, K. V., Sowmya, & Akansha. (2566). Fertilizer Forecasting using Machine Learning. *2023 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT)*, 24–27. https://doi.org/10.1109/ICICT57646.2023.10134061.