



การประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่องในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระยองเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก

สมฤดี กลั่นหอม¹, สุพิชญา ไพจิตร², ปณณวุฒิ ปิ่นสวาสดี³ และ ยาวลักษณ์ เกิดปิ่น⁴

บทคัดย่อ

บทความวิจัยฉบับนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระยองเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก ซึ่งประกอบด้วย กาญจนบุรี สุพรรณบุรี นครปฐม และพระนครศรีอยุธยา โดยพิจารณาพืชเศรษฐกิจที่มีปริมาณผลผลิตในพื้นที่ดังกล่าวมากที่สุด 3 ลำดับแรก คือ อ้อยโรงงาน มันสำปะหลังโรงงาน และข้าวนาปี ตามลำดับ จากสถิติพืชเศรษฐกิจ ย้อนหลังจำนวน 10 ปี (พ.ศ. 2556 - 2565) ข้อมูลจากสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ โดยการประยุกต์ใช้ KNIME หรือ Konstanz Information Miner เป็นโปรแกรมสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลแบบ Open Source KNIME ได้รับการจัดอันดับจาก Gartner ให้อยู่ในกลุ่มผู้นำด้านการวิเคราะห์ข้อมูลและการเรียนรู้ของเครื่องหลายปีติดต่อกัน เมื่อประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม มีอัลกอริทึมในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตที่เหมาะสมต่างกันเมื่อพิจารณาค่า Mean absolute percentage error โดยอ้อยโรงงาน พยากรณ์ด้วยอัลกอริทึม Random Forest มีความเหมาะสมที่สุด มันสำปะหลังโรงงาน พยากรณ์ด้วยอัลกอริทึม Simple Regression Tree และ Gradient Boosted Trees มีความเหมาะสมที่สุดและข้าวนาปี พยากรณ์ด้วยอัลกอริทึม Polynomial Regression มีความเหมาะสมที่สุด ซึ่งผู้ที่เกี่ยวข้อง หรือมีส่วนได้ส่วนเสียในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรมของพืชเศรษฐกิจ พื้นที่ระยองเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก เช่น ผู้ประกอบการหน่วยงานสนับสนุนและส่งเสริมด้านเกษตรกรรมในพื้นที่ สามารถนำอัลกอริทึมที่เหมาะสมกับพืชเศรษฐกิจแต่ละชนิดไปใช้ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจได้ และการวางแผนการเกษตรกรรม การเพาะปลูก ตลอดจนการจัดจำหน่าย และกระตุ้นด้านการตลาดให้สอดคล้องกับช่วงเวลาที่มีปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจสูง - ต่ำ เพื่อให้เกิดความสมดุลของอุปสงค์และอุปทาน

คำสำคัญ: การเรียนรู้ของเครื่อง, การพยากรณ์, พืชเศรษฐกิจ, โซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม, พื้นที่ระยองเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก

¹ ดร., สาขาวิชาการจัดการโลจิสติกส์ คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏกาญจนบุรี

² อาจารย์, สาขาวิชาการจัดการโลจิสติกส์ คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏกาญจนบุรี

³ อาจารย์, สาขาวิชาการจัดการโลจิสติกส์ คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏกาญจนบุรี

⁴ อาจารย์, สาขาวิชาการจัดการโลจิสติกส์ คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏกาญจนบุรี



Application of machine learning to forecast economic crop production in agricultural supply chains: Central - Western Economic Corridor Area

Somrudee Klinhom¹, Supichaya Paijitt², Pannawut Pinsawast³ and Yaowalak Koetpan⁴

Abstract

The purpose of this research article is to apply machine learning to forecast economic crop production in the agricultural supply chain. Conducting research in the Central - Western Economic Corridor, which includes Kanchanaburi, Suphan Buri, Nakhon Pathom, and Phra Nakhon Si Ayutthaya. Consider the top 3 economic crops with the highest output in the said area: sugarcane factory, factory cassava, and first-year rice, respectively. Data of economic crop statistics for the past 10 years (2013 - 2022) from the Office of Agricultural Economics, Ministry of Agriculture and Cooperatives. Research was conducted using KNIME or Konstanz Information Miner; an open source data analysis program. KNIME has been ranked by Gartner as a leader in data analysis and machine learning for several years in a row. When applying machine learning to forecast the amount of economic crop production in the agricultural supply chain, there are different algorithms to predict the appropriate amount of production when considering the Mean absolute percentage error. Sugarcane prediction using the Random Forest algorithm is the most appropriate. Cassava prediction using Simple Regression Tree and Gradient Boosted Trees algorithms is most suitable. Major rice prediction using the Polynomial Regression algorithm is most appropriate. Those involved or have a stake in the agricultural supply chain of economic crops in the Central - Western Economic Corridor such as entrepreneurs, agricultural support and promotion agencies in the area, can apply algorithms appropriate to economic crops to forecast quantities economic crop production. As well as agricultural planning, planting, distribution, and marketing stimulation to be consistent with periods of high and low production of economic crops in order to create a balance of demand and supply.

Keywords: Machine learning, Forecast, Economic crop, Agricultural supply chains, Central - Western Economic Corridor Area

¹ Dr., Department of Logistics Management Faculty of Industrial Technology Kanchanaburi Rajabhat University

² Lecturer, Department of Logistics Management Faculty of Industrial Technology Kanchanaburi Rajabhat University

³ Lecturer, Department of Logistics Management Faculty of Industrial Technology Kanchanaburi Rajabhat University

⁴ Lecturer, Department of Logistics Management Faculty of Industrial Technology Kanchanaburi Rajabhat University

บทนำ

พื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก ประกอบด้วย กาญจนบุรี สุพรรณบุรี นครปฐม และ พระนครศรีอยุธยา ซึ่งเป็นฐานเศรษฐกิจชั้นนำของภาคกลาง - ภาคตะวันตกในด้านอุตสาหกรรมเกษตรการ ท่องเที่ยว และอุตสาหกรรมไฮเทคมูลค่าสูงระดับมาตรฐานสากล เชื่อมโยงกับกรุงเทพมหานคร และพื้นที่โดยรอบ และพื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจภาคตะวันออก โดยมีศักยภาพและโอกาสเชื่อมโยงเส้นทางการค้า การขนส่งระหว่าง ทะเลฝั่งตะวันตกและฝั่งตะวันออก เป็นแหล่งเกษตรที่สำคัญของภูมิภาค มีความสามารถในการผลิต ภาคอุตสาหกรรมยานยนต์และชิ้นส่วนและอุตสาหกรรมอิเล็กทรอนิกส์ซึ่งสามารถเชื่อมโยงกับพื้นที่ระเบียง เศรษฐกิจภาคตะวันออกได้ มีแหล่งท่องเที่ยวหลากหลายและมีชื่อเสียง และสถาบันการศึกษาที่มีชื่อเสียงจำนวน มาก ในขณะเดียวกันพื้นที่มีแนวทางการพัฒนาในการเพิ่มศักยภาพการเป็นฐานการผลิตสินค้าเกษตร / อาหาร คุณภาพ และเกษตรแปรรูปมูลค่าสูง เพิ่มขีดความสามารถในการแข่งขันของฐานอุตสาหกรรมเดิมและส่งเสริมการ พัฒนาอุตสาหกรรมแห่งอนาคตให้เป็นฐานรายได้ใหม่และเป็นมิตรกับสิ่งแวดล้อม เชื่อมโยงกับกรุงเทพมหานคร และพื้นที่โดยรอบ และพัฒนาเขตการท่องเที่ยวเชิงมรดกโลก ประวัติศาสตร์และ การอนุรักษ์

จากข้อมูลข้างต้นพื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก มุ่งเน้นด้านอุตสาหกรรมเกษตร พืช เศรษฐกิจที่สำคัญของพื้นที่ คือ อ้อยโรงงาน มันสำปะหลังโรงงาน และข้าวนาปี ซึ่งพืชเศรษฐกิจ หมายถึงพืชทุก ชนิดที่มีบทบาทสำคัญต่อการดำรงชีวิต ไม่ใช่แค่ใช้เป็นแหล่งอาหารเพื่อสร้างพลังงานให้กับมนุษย์และสัตว์ หรือใช้ เป็นวัสดุสำหรับปลูกสร้างที่อยู่อาศัยเท่านั้น แต่หมายรวมถึงการอุปโภคบริโภคในทุกรูปแบบ มีมูลค่าในเชิงการค้า มากเพียงพอที่จะสามารถเพาะปลูกเป็นอาชีพได้ด้วย

การเลือกเพาะปลูกพืชเศรษฐกิจอย่างเหมาะสมจะช่วยให้ได้ผลิตผลที่มีคุณภาพสูง สามารถซื้อขายได้ดีทั้ง ในประเทศและนอกประเทศ เป็นการสร้างรายได้ให้กับเกษตรกรและส่งผลต่อการเพิ่มรายได้โดยรวมของประเทศ ไปพร้อมกัน ซึ่งหนึ่งในเครื่องมือที่สามารถบริหารจัดการข้อมูลเพื่อสนับสนุนการดำเนินงานดังกล่าว คือ การเรียนรู้ของ เครื่อง (Machine learning) เป็นแขนงหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence) กลุ่มหนึ่งของเทคโนโลยี ที่ใช้ในการสร้างระบบคอมพิวเตอร์ที่สามารถเรียนรู้และปรับปรุงความสามารถของตนเองจากข้อมูลและ ประสบการณ์ที่มีอยู่ แทนที่จะถูกโปรแกรมให้ทำงานแบบสถานะคงที่ ในกระบวนการการเรียนรู้เครื่องจะนำข้อมูล ตัวอย่างมาฝึกและปรับปรุงแบบอัตโนมัติเพื่อพยากรณ์ผลลัพธ์หรือดำเนินการต่าง ๆ ได้โดยไม่ต้องระบุลักษณะและ กฎกำหนดอย่างชัดเจนล่วงหน้า ข้อมูลที่ใช้ในการสร้างและฝึกแบบจำลองเครื่องมือสามารถเรียนรู้ได้จาก หลากหลายแหล่งข้อมูล เช่น ฐานข้อมูล ข้อมูลจากสื่อสังคมออนไลน์ หรือแหล่งข้อมูลอื่น ๆ ข้อมูลเหล่านี้จะถูก นำมาใช้ในกระบวนการฝึกโดยแบบจำลอง เครื่องมือที่ถูกสร้างขึ้นเพื่อพยากรณ์ผลลัพธ์หรือดำเนินการต่าง ๆ ตาม

ความเหมาะสมของงานที่กำหนด โดยทั่วไปแล้ว กระบวนการการเรียนรู้ของเครื่องแบ่งออกเป็น 3 ประเภทหลัก ประกอบด้วย

1) การเรียนรู้แบบควบคุม (Supervised learning) : แบบจำลองเครื่องมือถูกฝึกด้วยข้อมูลที่มีคำตอบในการเรียนรู้ เช่น การจำแนกภาพว่าภาพเป็นดอกไม้ประเภทใด โมเดลจะเรียนรู้โดยการพิจารณาข้อมูลและคำตอบที่ให้มา และจากนั้นสร้างรูปแบบที่สามารถพยากรณ์คำตอบใหม่ได้

2) การเรียนรู้แบบไม่ควบคุม (Unsupervised learning): แบบจำลองเครื่องมือถูกฝึกโดยไม่มีข้อมูลคำตอบ และจะพยายามหาโครงสร้างหรือลำดับของข้อมูลเอง เช่น การจัดกลุ่มข้อมูล (Clustering) หรือการลดมิติข้อมูล (Dimensionality reduction)

3) การเรียนรู้แบบเสริม (Reinforcement Learning): แบบจำลองเครื่องมือเรียนรู้จากประสบการณ์และการทดลอง แบบจำลองจะเรียนรู้จากการกระทำและรางวัลหรือโทษที่ได้รับจากการกระทำเหล่านั้น เช่น การสร้างโปรแกรมเรียนรู้สำหรับเล่นเกม

คณะผู้วิจัยจึงดำเนินการวิจัยเรื่อง “การประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่องในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระยองเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก” เพื่อประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระยองเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก ซึ่งประกอบด้วย กาญจนบุรี สุพรรณบุรี นครปฐม และพระนครศรีอยุธยา โดยพิจารณาพืชเศรษฐกิจที่มีปริมาณผลผลิตในพื้นที่ดังกล่าวมากที่สุด 3 ลำดับแรก คือ อ้อยโรงงาน มันสำปะหลังโรงงาน และข้าวนาปี ตามลำดับ

วัตถุประสงค์งานวิจัย

บทความวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระยองเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก

วิธีดำเนินการวิจัย

ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

1). ประชากร ประกอบด้วย พืชเศรษฐกิจตามสถิติการเกษตรของประเทศไทย ปี 2565 จำนวน 26 รายการ ประกอบด้วย อ้อยโรงงาน มันสำปะหลังโรงงาน ข้าวนาปี ข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ สับปะรดปัตตาเวีย ปาล์มน้ำมัน ยางพารา ลำไยทุเรียน มะพร้าวผลแก่เงาะหอมหัวใหญ่ กาแฟ ลองกอง มังคุด ถั่วเหลือง กระเทียมหอมแดง มันฝรั่ง มะเขือเทศ ข้าวโพดฝักอ่อน ข้าวโพดหวาน ถั่วลิสง ส้มเขียวหวาน มะนาว และพริกไทย

2). กลุ่มตัวอย่าง ประกอบด้วย พืชเศรษฐกิจที่มีปริมาณผลผลิตในพื้นที่ดังกล่าวมากที่สุด 3 ลำดับแรก คือ อ้อยโรงงาน มันสำปะหลังโรงงาน และข้าวนาปี ตามลำดับ เมื่อพิจารณาสถิติปริมาณผลผลิตปี 2556 – 2565

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

KNIME หรือ Konstanz Information Miner เป็นโปรแกรมสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลแบบ Open Source KNIME ได้รับการจัดอันดับจาก Gartner ให้อยู่ในกลุ่มผู้นำด้านการวิเคราะห์ข้อมูลและการเรียนรู้ของเครื่องหลายปีติดต่อกัน KNIME เป็นโปรแกรมการวิเคราะห์ข้อมูลที่สามารถนำไปใช้งานได้หลากหลาย เช่น การทำเหมืองข้อความ (Text mining), การประมวลผลภาพ (Image processing), รวมถึงสามารถเชื่อมกับภาษา R หรือ Python เพื่อสร้างการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) จุดเด่นของ KNIME คือการมีส่วนต่อประสานกับผู้ใช้เป็นแบบกราฟฟิกที่มีลักษณะการใช้งานเป็นแบบการลากและวาง (Drag and drop) เพื่อสร้างขั้นตอนในการวิเคราะห์ข้อมูล โดยเริ่มจากการรวบรวมข้อมูล, การจัดเตรียมข้อมูล, การวิเคราะห์ข้อมูล, และการแสดงผลข้อมูล ทำให้ผู้ใช้สามารถใช้งานโปรแกรมได้โดยไม่ต้องเรียนรู้การเขียนโปรแกรม เหตุผลที่ KNIME เป็นโปรแกรมที่ครบเครื่องและได้รับความนิยมจากผู้วิเคราะห์ข้อมูลมีหลากหลายสาเหตุ เช่น การที่ KNIME มีผู้ใช้งานจากหลากหลายวงการ เช่น การตลาด การผลิต อุตสาหกรรม และวงการนักวิชาการต่าง ๆ อีกทั้ง KNIME ยังมีแหล่งเรียนรู้ที่เผยแพร่ไว้อย่างครบถ้วน ผู้ใช้งานสามารถดูตัวอย่างการประยุกต์การทำงานในด้านการวิเคราะห์ข้อมูลได้อย่างหลากหลาย เช่น การวิเคราะห์ข้อมูลลูกค้าอสังหาริมทรัพย์, สื่อสังคม, ด้านการเงิน, ด้านอุตสาหกรรม, ด้านยารักษาโรคและการดูแลสุขภาพ, ด้านธุรกิจค้าปลีก, และภาครัฐบาล เป็นต้น รวมถึง KNIME เป็นโปรแกรม Open Source ที่สามารถใช้งานได้โดยไม่เสียค่าใช้จ่าย และไม่มีข้อจำกัดใด ๆ ทำให้โปรแกรมนี้น่าสนใจและน่าทดลองใช้แก่ผู้ใช้งานเป็นอย่างมาก อย่างไรก็ตาม ข้อจำกัดของ KNIME คือ การใช้พื้นที่ความจำของคอมพิวเตอร์ค่อนข้างมากกระหว่างการทำงานของโปรแกรม และหากมีการติดตั้งคำสั่งและส่วนขยายต่าง ๆ ของโปรแกรมเพิ่มเติมจะยิ่งทำให้การทำงานของโปรแกรมช้ายิ่งขึ้นไปอีก รวมถึงหากผู้ใช้งานไม่มีความคุ้นเคยกับการใช้งานโปรแกรมประเภทนี้มาก่อน อาจต้องใช้เวลาในการเรียนรู้และทำความเข้าใจกับการทำงานของโปรแกรมมากขึ้น

การเก็บรวบรวมข้อมูล

คณะผู้วิจัยสืบค้นสถิติการเกษตร จำนวน 3 ปีย้อนหลัง (พ.ศ. 2563 - 2565) ข้อมูลจากสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ พบว่า พื้นที่ระบียงเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก ซึ่งประกอบด้วย กาญจนบุรี สุพรรณบุรี นครปฐม และพระนครศรีอยุธยา มีพืชเศรษฐกิจที่มีปริมาณผลผลิตในพื้นที่ดังกล่าวมากที่สุด 3 ลำดับแรก คือ อ้อยโรงงาน มันสำปะหลังโรงงาน และข้าวนาปี ตามลำดับ โดยมีรายละเอียดดังตารางที่ 1

จากตารางที่ 1 คณะผู้วิจัยจึงสืบค้นปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจ 3 ลำดับแรก คือ อ้อยโรงงาน มันสำปะหลังโรงงาน และข้าวนาปี ย้อนหลังจำนวน 10 ปี (พ.ศ. 2556 - 2565) เพื่อประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระบียงเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตกในลำดับต่อไป

ตารางที่ 1 ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจ พื้นที่ระบียงเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก ปี 2563 – 2565

พืชเศรษฐกิจ	ระบียงเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก															
	กาญจนบุรี			สุพรรณบุรี			นครปฐม			พระนครศรีอยุธยา			รวม			
	2563	2564	2565	2563	2564	2565	2563	2564	2565	2563	2564	2565	2563	2564	2565	2563 - 2565
อ้อยโรงงาน	4,573,353	5,387,640	6,349,291	3,174,211	4,419,554	5,211,748	445,907	571,373	681,470	-	-	-	8,193,471	10,378,567	12,242,509	30,814,547
มันสำปะหลัง โรงงาน	1,901,962	1,862,562	1,984,045	328,753	319,838	349,092	-	-	-	-	-	-	2,230,715	2,182,400	2,333,137	6,746,252
ข้าวนาปี	219,438	221,809	221,393	788,432	833,703	849,140	204,386	203,086	194,031	509,391	535,817	541,309	1,721,647	1,794,415	1,805,873	5,321,935
ข้าวโพดเลี้ยงสัตว์	62,942	61,860	61,313	50,170	42,181	42,076	-	-	-	-	-	-	113,112	104,041	103,389	320,542
สับปะรดปัตตาเวีย	50,007	50,944	41,501	2,536	1,538	1,356	-	-	-	-	-	-	52,543	52,482	42,857	147,882
ปาล์มน้ำมัน	28,105	28,785	33,616	3,999	4,259	4,508	676	620	678	1,018	1,056	1,092	33,798	34,720	39,894	108,412
ยางพารา	22,693	22,009	21,442	666	654	680	1	1	1	-	-	-	23,360	22,664	22,123	68,147
ลำไย	648	995	1,056	240	294	281	3,546	3,506	4,029	-	-	-	4,434	4,795	5,366	14,595
ทุเรียน	1,224	1,480	1,777	1	7	23	-	-	-	-	-	-	1,225	1,487	1,800	4,512
มะพร้าวผลแก่	325	401	410	39	42	44	584	622	605	-	-	-	948	1,065	1,059	3,072
เงาะ	735	1,013	769	-	-	-	-	-	-	-	-	-	735	1,013	769	2,517
หอมหัวใหญ่	677	923	572	-	-	-	-	-	-	-	-	-	677	923	572	2,172
กาแฟ	114	120	156	-	-	-	-	-	-	-	-	-	114	120	156	390
ลองกอง	78	90	64	-	-	-	-	-	-	-	-	-	78	90	64	232
มังคุด	-	-	-	2	2	3	-	-	-	-	-	-	2	2	3	7
ถั่วเหลือง	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
กระเทียม	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
หอมแดง	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
มันฝรั่ง	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
มะเขือเทศ	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
ข้าวโพดฝักอ่อน	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
ข้าวโพดหวาน	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
ลิ้นจี่	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
ส้มเขียวหวาน	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
มะนาว	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
พริกไทย	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

การวิเคราะห์ข้อมูล

คณะผู้วิจัยพิจารณาอัลกอริทึมสำหรับประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในข้อมูลพื้นที่เพาะปลูกภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก จำนวน 5 อัลกอริทึม ประกอบด้วย

1). Simple Regression Tree

1.1). Simple Regression Tree Learner

การเรียนรู้แผนภูมิการถดถอยเดี่ยว ค่าที่คาดการณ์ไว้สำหรับโหนดปลายสุดคือค่าเป้าหมายเฉลี่ย ดังนั้นการคาดการณ์จะดีที่สุด (โดยคำนึงถึงข้อมูลการฝึก) หากความแปรปรวนของค่าเป้าหมายภายในมีน้อยที่สุดซึ่งทำได้โดยการแยกที่ลดผลรวมของข้อผิดพลาดกำลังสองที่เกี่ยวข้องให้เหลือน้อยที่สุด

1.2). Simple Regression Tree Predictor

การใช้การถดถอยจากแบบจำลองแผนผังการถดถอยโดยใช้ค่าเฉลี่ยของบันทึกในโหนดที่สอดคล้องกัน

2). Gradient Boosted Trees

2.1). Gradient Boosted Trees Learner

การเรียนรู้ที่มีการไล่ระดับสีโดยมีวัตถุประสงค์ในการจำแนกประเภท อัลกอริทึมใช้แผนผังการถดถอยที่ต้นมากและรูปแบบพิเศษในการส่งเสริมเพื่อสร้างกลุ่ม หากความแปรปรวนของค่าเป้าหมายภายในมีน้อยที่สุด ซึ่งทำได้โดยการแยกที่ลดผลรวมของข้อผิดพลาดกำลังสองที่เกี่ยวข้องให้เหลือน้อยที่สุด

2.2). Gradient Boosted Trees Predictor

การจำแนกข้อมูลโดยใช้แบบจำลองที่มีการไล่ระดับสี

3). Random Forest

3.1). Random Forest Learner

แผนผังการตัดสินใจตามจำนวนที่เลือก แผนผังการตัดสินใจแต่ละแบบถูกสร้างขึ้นด้วยชุดแถวที่แตกต่างกัน และสำหรับการแยกแต่ละอันภายในแผนผังจะใช้ชุดคอลัมน์ที่เลือกแบบสุ่ม

3.2). Random Forest Predictor

การใช้การถดถอยจากแบบจำลอง โดยใช้ค่าเฉลี่ยของการทำนายหรือพยากรณ์แต่ละรายการ

4). Linear Regression

4.1). Linear Regression Learner

การถดถอยเชิงเส้น เป็นการวิเคราะห์ทางสถิติประเภทหนึ่งที่ยพยายามสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ระหว่างการตอบสนองแบบสเกลาร์กับตัวแปรอธิบายหนึ่งหรือหลายตัวแปร การถดถอยเชิงเส้นจะพิจารณาจุดข้อมูลต่างๆ และมุ่งเป้าไปที่เส้นแนวโน้มที่เหมาะสม การถดถอยเชิงเส้นสามารถใช้สร้างแบบจำลองการคาดการณ์เกี่ยวกับข้อมูลแบบสุ่ม ซึ่งแสดงแนวโน้มในชุดข้อมูล

4.2). Linear Regression Predictor

การพยากรณ์การตอบสนองโดยใช้แบบจำลองการถดถอย เชื่อมต่อกับโหนดการถดถอย และข้อมูลการทดสอบ

5). Polynomial Regression

5.1). Polynomial Regression Learner

การถดถอยพหุนามกับข้อมูล และคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ที่ลดข้อผิดพลาดกำลังสองให้เหลือน้อยที่สุด

5.2). Polynomial Regression Predictor

การพยากรณ์ค่าตัวเลขโดยใช้สัมประสิทธิ์การถดถอยที่เรียนรู้โดยผู้เรียนการถดถอยพหุนาม ข้อมูลที่ไม่ได้จัดประเภทจะต้องมีคอลัมน์เดียวกับที่ใช้สำหรับผู้เรียนการถดถอยพหุนาม คอลัมน์เพิ่มเติมจะถูกละเว้น แถวที่มีค่าที่หายไปจะถูกละเว้นเช่นกัน

คณะผู้วิจัยดำเนินการประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจภาคกลาง – ภาคตะวันตก จำนวน 5 อัลกอริทึม ด้วยโปรแกรม KNIME ดังภาพที่ 1 – 3



ภาพที่ 1 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจภาคกลาง – ภาคตะวันตก: อ้อยโรงงาน



ภาพที่ 2 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจภาคกลาง – ภาคตะวันตก: มันสำปะหลังโรงงาน



ภาพที่ 3 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจภาคกลาง – ภาคตะวันตก: ข้าวนาปี

ผลการวิจัย

จากการประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระยองเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก ซึ่งประกอบด้วย กาญจนบุรี สุพรรณบุรี นครปฐม และพระนครศรีอยุธยา โดยพิจารณาพืชเศรษฐกิจที่มีปริมาณผลผลิตในพื้นที่ดังกล่าวมากที่สุด 3 ลำดับแรก คือ อ้อยโรงงาน มันสำปะหลังโรงงาน และข้าวนาปี ตามลำดับ สามารถแสดงรายละเอียดผลการทดสอบประสิทธิภาพของ 5 อัลกอริทึม ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมในการประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระยองเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันตก

พืชเศรษฐกิจ	ผลการทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึม	Simple Regression Tree	Gradient Boosted Trees	Random Forest	Linear Regression	Polynomial Regression
อ้อยโรงงาน	R ²	- 0.483	- 0.481	0.109	- 1.175	- 1.311
	Mean absolute error	1,402,307.000	1,402,087.301	1,236,394.725	1,977,756.731	2,007,868.352
	Mean squared error	2,693,511,051,149.000	2,690,474,013,340.350	1,617,614,501,293.850	3,950,062,166,109.690	4,197,264,618,393.198
	Root squared error	1,641,191.960	1,640,266.446	1,271,854.749	1,987,476.331	2,048,722.680
	Mean signed difference	852,670.000	851,249.207	- 1,236,394.725	- 1,977,756.731	- 2,007,868.352
	Mean absolute percentage error	0.094	0.094	0.078	0.128	0.131
มันสำปะหลังโรงงาน	R ²	0.900	0.900	- 5,048,662,782.948	0.885	0.859
	Mean absolute error	114,079.000	114,086.054	19,352,199,531.299	124,926.875	138,727.500
	Mean squared error	14,357,460,650.000	14,359,511,180.341	727,651,996,205.438,000,000.000	16,641,700,785.157	20,280,295,937,445.000
	Root squared error	199,822,622.000	119,831.178	26,975,025,416.215	129,002.716	142,408.904
	Mean signed difference	- 36,653.000	- 36,659.017	19,352,199,531.299	- 124,926.875	138,727.500
	Mean absolute percentage error	0.057	0.057	8,352.311	0.063	0.077
ข้าวนาปี	R ²	- 6.000	- 6.000	- 1,972,505,852.721	- 4.675	- 3.913
	Mean absolute error	234,171.000	234,168.458	5,256,857,796,443.000	251,604,319.000	223,023.694
	Mean squared error	100,278,785,170.000	100,276,535,993.005	28,256,102,898,282,400,000.000	81,292,375,212.607	70,373,422,385.517
	Root squared error	316,668.257	316,664.706	5,315,646,987.741	285,118.178	265,279.894
	Mean signed difference	234,171.000	234,168.458	5,256,857,796.443	251,604.319	223,023.694
	Mean absolute percentage error	0.150	0.150	3,130.773	0.157	0.140

ผลการทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมในการประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันออก เมื่อพิจารณาค่า Mean absolute percentage error พบว่า

1) อ้อยโรงงาน พยากรณ์ด้วยอัลกอริทึม Random Forest มีความเหมาะสมที่สุดเนื่องจากมีค่า Mean absolute percentage error ต่ำที่สุดคือ 0.078 และรองลงมาคือ Simple Regression Tree (MAPE 0.094), Gradient Boosted Trees (MAPE 0.094), Linear Regression (MAPE 0.128) และ Polynomial Regression (MAPE 0.131) ตามลำดับ

2) มันสำปะหลังโรงงาน พยากรณ์ด้วยอัลกอริทึม Simple Regression Tree และ Gradient Boosted Trees มีความเหมาะสมที่สุดเนื่องจากมีค่า Mean absolute percentage error ต่ำที่สุดคือ 0.057 และรองลงมาคือ Linear Regression (MAPE 0.063) และ Polynomial Regression (MAPE 0.077) ตามลำดับ ในขณะที่ Random Forest ไม่มีความเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์เนื่องจากมีค่า MAPE สูงถึง 8,352.311

3) ข้าวนาปี พยากรณ์ด้วยอัลกอริทึม Polynomial Regression มีความเหมาะสมที่สุดเนื่องจากมีค่า Mean absolute percentage error ต่ำที่สุดคือ 0.140 และรองลงมาคือ Simple Regression Tree (MAPE 0.150), Gradient Boosted Trees (MAPE 0.150) และ Linear Regression (MAPE 0.157) ตามลำดับ ในขณะที่ Random Forest ไม่มีความเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์เนื่องจากมีค่า MAPE สูงถึง 3,130.773

การอภิปรายและสรุปผล

จากผลการวิจัยพบว่า พืชเศรษฐกิจในพื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันออก ประกอบด้วย กาญจนบุรี สุพรรณบุรี นครปฐม และพระนครศรีอยุธยา ทั้ง 3 ลำดับแรก คือ อ้อยโรงงาน มันสำปะหลังโรงงาน และข้าวนาปี ตามลำดับ เมื่อประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม โดยอ้างอิงจากสถิติพืชเศรษฐกิจ ย้อนหลังจำนวน 10 ปี (พ.ศ. 2556 - 2565) ข้อมูลจากสำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ มีอัลกอริทึมในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตที่เหมาะสมต่างกันเมื่อพิจารณาค่า Mean absolute percentage error โดยอ้อยโรงงาน พยากรณ์ด้วยอัลกอริทึม Random Forest มีความเหมาะสมที่สุด มันสำปะหลังโรงงาน พยากรณ์ด้วยอัลกอริทึม Simple Regression Tree และ Gradient Boosted Trees มีความเหมาะสมที่สุดและข้าวนาปี พยากรณ์ด้วยอัลกอริทึม Polynomial Regression มีความเหมาะสมที่สุด

ผลการทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมในการประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรม พื้นที่ระเบียงเศรษฐกิจภาคกลาง - ภาคตะวันออกนั้น พืชเศรษฐกิจแต่ละชนิดมีความเหมาะสมกับอัลกอริทึมที่ใช้ในการพยากรณ์ต่างกัน ซึ่งสอดคล้องกับ

ผลการวิจัยของ นรวัฒน์ เหลืองทอง และนันทชัย กานตานันทะ เรื่อง การเลือกตัวแบบพยากรณ์ผลผลิตการเกษตรที่เหมาะสม ด้วยโปรแกรม Minitab

ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

1. ข้อเสนอแนะในการนำผลการวิจัยไปใช้

1.1. ผู้ที่เกี่ยวข้อง หรือมีส่วนได้ส่วนเสียในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรมของพืชเศรษฐกิจ พื้นที่ระบียงเศรษฐกิจภาคกลาง – ภาคตะวันตก เช่น ผู้ประกอบการ หน่วยงานสนับสนุนและส่งเสริมด้านเกษตรกรรมในพื้นที่สามารถนำอัลกอริทึมที่เหมาะสมกับพืชเศรษฐกิจแต่ละชนิดไปใช้ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจได้

1.2. ผู้ที่เกี่ยวข้อง หรือมีส่วนได้ส่วนเสียในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรมของพืชเศรษฐกิจ พื้นที่ระบียงเศรษฐกิจภาคกลาง – ภาคตะวันตก เช่น ผู้ประกอบการ หน่วยงานสนับสนุนและส่งเสริมด้านเกษตรกรรมในพื้นที่สามารถนำผลการวิจัยไปใช้ในการวางแผนการเกษตรกรรม การเพาะปลูก ตลอดจนการจัดจำหน่าย และกระตุ้นด้านการตลาดให้สอดคล้องกับช่วงเวลาที่มียปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจสูง - ต่ำ เพื่อให้เกิดความสมดุลของอุปสงค์และอุปทาน

2. ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

2.1. เพิ่มชนิดของพืชเศรษฐกิจในพื้นที่ระบียงเศรษฐกิจภาคกลาง – ภาคตะวันตกในลำดับต่อไป เพื่อเป็นการสนับสนุนเกษตรแม่นยำ

2.2. พื้นที่ระบียงเศรษฐกิจ หรือพื้นที่จังหวัดต่าง ๆ สามารถนำแนวทางการทดสอบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมในการประยุกต์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในการพยากรณ์ปริมาณผลผลิตพืชเศรษฐกิจในโซ่อุปทานภาคเกษตรกรรมได้ ซึ่งการประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องด้วยโปรแกรม KNIME ซึ่งเป็น Open Source ที่สามารถใช้งานได้โดยไม่เสียค่าใช้จ่าย และไม่มีข้อจำกัดใด ๆ ทำให้โปรแกรมนี้เป็นที่น่าสนใจและน่าทดลองใช้แก่ผู้ใช้งานเป็นอย่างมาก

เอกสารอ้างอิง

- นรวัฒน์ เหลืองทอง และนันทชัย กานตานันทะ. (2559). การเลือกตัวแบบพยากรณ์ผลผลิตการเกษตรที่เหมาะสม. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์. 24 (3). 370 – 381.
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2557). สถิติการเกษตรของประเทศไทย ปี 2556. สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ กรุงเทพมหานคร.

- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2558). สถิติการเกษตรของประเทศไทย ปี 2557. สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร
กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ กรุงเทพมหานคร.
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2559). สถิติการเกษตรของประเทศไทย ปี 2558. สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร
กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ กรุงเทพมหานคร.
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2560). สถิติการเกษตรของประเทศไทย ปี 2559. สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร
กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ กรุงเทพมหานคร.
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2561). สถิติการเกษตรของประเทศไทย ปี 2560. สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร
กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ กรุงเทพมหานคร.
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2562). สถิติการเกษตรของประเทศไทย ปี 2561. สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร
กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ กรุงเทพมหานคร.
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2563). สถิติการเกษตรของประเทศไทย ปี 2562. สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร
กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ กรุงเทพมหานคร.
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2564). สถิติการเกษตรของประเทศไทย ปี 2563. สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร
กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ กรุงเทพมหานคร.
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2565). สถิติการเกษตรของประเทศไทย ปี 2564. สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร
กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ กรุงเทพมหานคร.
- สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร. (2566). สถิติการเกษตรของประเทศไทย ปี 2565. สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตร
กระทรวงเกษตรและสหกรณ์ กรุงเทพมหานคร.
- Bishop, C. M. (2006). **Pattern Recognition and Machine Learning**. Springer.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., & Bengio, Y. (2016). **Deep Learning (Vol. 1)**. MIT press
Cambridge.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). **The Elements of Statistical Learning: Data Mining,
Inference, and Prediction**. Springer.
- KNIME. (2023). **KNIME | Open for Innovation**. <https://www.knime.com/>.
- Monthicha Ketna. (2020). **Tools for Data Analysis of Business Organizations**. *Journal of
Business Administration and Social Sciences Ramkhamhaeng University*. Year 3, Vol.
3, pp. 14 – 30, September - December.