การพัฒนาโมเดลเพื่อทำนายราคาวัสดุก่อสร้างโดยใช้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องจักร

Development of a Machine Learning Model to Predict Construction Material Prices

ณัฐกันต์ สมทรัพย์[1] พสิษฐ์ ต้นหยงมาศกุล[2] ธนภัทร ธีธัช สุวรรณมณี[3] และ รศ.ดร.วัชระ เพียรสุภาพ[4]

[1,2,3] ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย จ.กรุงเทพฯ

บทคัดย่อ

บทความนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์และเปรียบเทียบความสามารถในการทำนายดัชนีเหล็กของโมเดลทางคณิตศาตร์ เพื่อนำโมเดลทางคณิตศาสตร์มาประยุกต์ใช้ในโครงการก่อสร้าง ซึ่งมีขอบเขตการศึกษาโดยการใช้ข้อมูลในประเทศไทยเป็นหลัก ผลลัพธ์ของการศึกษานี้คือการทำนายราคาดัชนีเหล็กด้วยโมเดล ARIMA และ ANN เพื่อให้ทราบถึงแนวโน้มของการปรับตัวของราคาวัสดุในอนาคต ซึ่งสามารถนำไปต่อยอดในการศึกษาความเป็นไปได้โครงการ จัดซื้อวัสดุล่วงหน้า การเผื่อความเสี่ยงในการประมูล

คำสำคัญ: ARIMA, ANN , การเปรียบเทียบความสามารถในการทำนายดัชนีเหล็ก

Abstract

This article aims to analyze and compare the predictive capabilities of mathematical models in forecasting the steel index. The objective is to apply these mathematical models to construction projects, with the scope of the study focusing primarily on data from Thailand. The outcomes of this study involve predicting the steel price index using ARIMA and ANN models to understand future trends in material price adjustments. This information can be further utilized for project feasibility studies, advance material procurement, and risk mitigation in bidding processes.

Keywords: Keywords: ARIMA, ANN, steel index prediction comparison

1. บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

ราคาวัสดุในอุตสาหกรรมการก่อสร้างมีผลโดยตรงต่อการประมาณราคาอย่างมีนัยยะสำคัญ เนื่องจากราคาวัสดุเป็นปัจจัยที่มีความผันผวนและควบคุมได้ยากเมื่อเปรียบกับปัจจัยอื่นๆ เช่น ปริมาณงานซึ่งขึ้นกับแบบก่อสร้างที่กำหนดตามแบบของผู้ออกแบบ หรือ ค่าแรงที่ถูกจำกัดด้วยตัวบทกฎหมายค่าแรง หรือตามข้อกำหนดค่าแรงของบริษัทจำกัดนั้นๆ

ในขณะที่ราคาวัสดุก่อสร้างขึ้นกับความผันผวนของราคาตลาด ซึ่งเป็นผลมาจากอุปสงค์และอุปทานของสินค้าวัสดุแต่ละชนิด เพราะฉะนั้นความผันผวนของราคาวัสดุก่อสร้างจึงเป็นหนึ่งในความเสี่ยงหลักที่เกิดขึ้นจากการผันผวนของราคาตลาด ส่งผลให้เกิดส่วนต่างจากราคาที่ที่คำนวณได้ จากการประมาณราคาโครงการ ซึ่งอาจส่งผลเสียให้โครงการมีความล่าช้าเนื่องจากไม่สามารถจัดซื้อวัสดุภายในเวลาที่กำหนดทำให้เกิดขาดแคลนวัสดุนั้นๆ และอาจทำให้เกิดการขาดทุนได้

1.2 ปัญหางานวิจัย

ในประเทศไทยมีการนำ machine learning มาใช้ในการคาดการณ์ราคาสินค้าต่างๆ เช่น ราคายางพารา (Cherdchoongam, Sukanya, Vichai 2023) ราคามะพร้าว (Vichai, Thammawit 2021) แต่ไม่มีการนำมาใช้กับราคาวัสดุก่อสร้างในประเทศ และยังไม่มีการพิจารเปรียบเทียบระหว่างโมเดล คณะผู้จัดทำมีความสนใจในการนำข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองนั้นจะสนใจไปที่การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการใช้เทคนิคที่ใช้ตัวแปรในการคาดเดา 1 ตัวแปร อย่างเช่น ARIMA เทียบกับโมเดลที่ใช้หลายตัวแปร อย่าง ANN ว่าโมเดลไหนมีความเหมาะสมในการนำมาคาดการณ์การปรับตัวขึ้นลงของราคาวัสดุก่อสร้าง รวมไปถึงเปรียบเทียบความสามารถในการทำนายของทั้งสองโมเดลในช่วงเวลาปกติและช่วงที่เกิดวิกฤตทำให้ตลาดผันผวนมาก

1.3 วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาพฤติกรรมการเปลี่ยนแปลงของราคาวัสดุก่อสร้างในประเทศไทย

2. ทดสอบประสิทธิภาพในการทำนายดัชนีเหล็กด้วย ANN-LSTM และ ARIMA โดยอ้างอิงฐานข้อมูลของประเทศไทย

3. เพื่อเปรียบเทียบความถูกต้องในการทำนายดัชนีเหล็กด้วย ANN-LSTM และ ARIMA ของวัสดุในช่วงความผันผวน

1.4 ขอบเขตการวิจัย

รวบรวมงานวิจัยในช่วงทศวรรษที่ผ่านมาที่มีความเกี่ยวข้อง ทั้งในและต่างประเทศเพื่อทำความเข้าใจความสำคัญและเทคโนโลยีที่เกี่ยวข้อง จัดหมวดหมู่งานวิจัยตามหัวข้อต่างๆ เช่น ปัจจัยทางเศรษกิจ อุปสรรคทางซัพพลายเชน และการพัฒนาการทางเทคโนโลยีที่มีผลต่อราคาวัสดุก่อสร้าง และการวิเคราะห์วิธีที่ใช้ในงานวิจัยที่ศึกษามาเกี่ยวกับจุดเด่นและจุดด้อยของแต่ละวิธี

การรวบรวมข้อมูล โดยใช้แหลงข้อมูลจากข้อมูลรายงานของรัฐบาล รายงานอุตสาหกรรม และข้อมูลที่เชื้อถือได้ของผู้ผลิตวัสดุก่อสร้าง

การดำเนินการก่อนประมวลผลข้อมูล อธิบายขั้นตอนที่ใช้ก่อนประมวลผลข้อมูล เช่น การจัดการข้อมูลที่หายไป, ข้อมูลผิดปกติ, และการปรับปรุงข้อมูล

การเลือกเครื่องมือ ใช้วิธีทางสถิติในการวิเคราะห์ ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving และการใช้ Machine learning สร้างโมเดลทำนายราคา ANN เนื่องจากทั้งสองโมเดลมีการนำมาใช้ในการทำนายแล้วในต่างประเทศ จึงเหมาะสมที่จะนำมาต่อยอดและเปรียบประสิทธิภาพในเชิงการทำนายและความแม่นยำโดยใช้ข้อมูลราคาในประเทศไทยเป็นหลัก

1.5 ผลลัพธ์งานวิจัย

ราคาที่ทำนายออกมาไม่ควรจะคลาดเคลื่อนไปจากราคาจริงเกินร้อยละ 5 และเปรียบเทียบความแม่นยำในการทำนายระหว่างโมเดลแบบหนึ่งตัวแปร (ARIMA) และหลายตัวแปร(ANN-LSTM) ว่ารูปโมเดลไหนเหมาะสมกับการนำมาประเมินราคาวัสดุ ทั้งในกรอบเวลาปกติและในกรอบเวลาที่มีความไม่แน่นอนจากปัจจัยภายนอก เช่น ช่วงการระบาดของโควิด-19 (2018-2022) เพื่อให้ทราบถึงรูปแบบโมเดลที่มีความเหมาะต่อการใช้งาน

2. การทบทวนวรรณกรรม

2.1 ความหมายของการประมาณต้นทุน

ในการก่อสร้างทางวิศวกรรม ต่างต้องมีการคำนวณค่าใช้จ่ายในการก่อสร้าง ทั้งการก่อสร้างโดยเอกชนหรือโดยรัฐบาล ต่างมีการคำนวณราคาเพื่อศึกษาความเป็นไปได้ก่อนการก่อสร้างเช่นเดียวกัน การนิยามการประมานต้นทุนในเชิงวิศวกรรมมีความหมายที่แตกต่างกันทั้งจากมุมมองของภาคเอกชนและภาครัฐ แต่มีจุดร่วมเดียวกัน คือการคำนวณเพื่อให้ได้มาซึ่งปริมาณงานและราคาต่อหน่วยของแต่ละรายการ ใช้ข้อมูลจากทฤษฎี เปรียบเทียบ และประสบการณ์ การประมาณราคาจึงไม่ใช่ราคาที่แท้จริง แต่อาจใกล้เคียงกับราคาจริง ซึ่งไม่ควรจะคลาดเคลื่อนไปจากราคาที่แท้จริงเกินร้อยละ 5 (Brook, M. 2016) และมีจุดประสงค์เดียวกันคือเป็นขั้นตอนหลักที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการตัดสินใจตั้งแต่เริ่มต้นจนกระสิ้นสุดโครงการ และมีความสำคัญอย่างมากกับโครงการที่อยู่ใต้สภาพการทำงานที่มีความผันผวนของราคาวัสดุและมีข้อจำกัดทางด้านการเงิน (วัชระ เพียรสุภาพ)

2.2 วัตถุประสงค์ของการประมาณต้นทุน

การประมาณต้นทุนงานก่อสร้างมีความสัมพันธ์กับวัตถุประสงค์และช่วงเวลาของการพัฒนาโครงการ ในช่วงการศึกษาความเป็นไปได้ของโครงการ (Feasiblity study) มีวัตถุประสงค์เพื่อให้ทราบถึงต้นทุนที่มีที่ใช้ในการพัฒนาโครงการ แล้วจึงนำแบบก่อสร้างมาประมาณราคาอย่างละเอียดเพื่อหาปริมาณวัสดุก่อสร้างที่จะทำการสั่งซื้อ ซึ่งในส่วนนี้หากพิจารณาผ่านมุมมองของเจ้าของโครงการ การประมาณต้นทุนโดยละเอียดมีจุดประสงค์ในการจ่ายเงินงวด (Construction payment) ของการดำเนินโครงการแก่ผู้รับเหมา โดยพิจารณาเปรียบเทียบกับผลงานก่อสร้างที่ทำได้ในช่วงเวลาที่กำหนดในสัญญา หรือหากมองผ่านมุมมองของผู้รับเหมา การประมาณต้นทุนมีจุดประสงค์สำคัญในการประมูลงานเพื่อให้สามารถกำหนดราคายื่นราคาประมูลที่สมเหตุสมผลและสามารถทำกำไรได้ตามความต้องการ ในทางปฏิบัติการประมาณต้นทุนงานก่อสร้างมีรายละเอียดที่แตกต่างกันขึ้นอยู่กับวัตถุประสงคของการประมาณ ราคา ชนิดของสัญญา ประสบการณ์ของแต่ละบุคคล และเทคนิคที่ใช้ในงานก่อสร้าง

2.3 ราคาวัสดุต่อการประมาณ

ราคาวัสดุก่อสร้าง คือ ราคาของวัสดุที่ใช้ในการก่อสร้างที่ครอบคลุมส่วนที่ใช้ในงานโครงสร้าง เช่น ซีเมนต์ เหล็กกลม อิฐมอญ และงานสถาปัตย์อย่าง ไม้อัด กระเบื้อง และกระจก การทราบราคาที่ใช้ในการก่อสร้างเป็นสิ่งจำเป็นทั้งในฝั่งเข้าของโครงการและผู้รับเหมา โดยเป็นส่วนสำคัญตั้งแต่การศึกษาความเป็นไปได้ของโครงการ (feasibility) รวมไปถึงช่วงระหว่างการดำเนินการก่อสร้าง โดยมีรายละเอียดของการนำราคาวัสดุไปใช้ประโยชน์ ได้แก่ (Yi Chen & Sai Zhang 2019)

การประมาณในช่วงหาความเป็นไปได้ของโครงการ (Rough or Conceptual estimate) เป็นการ ประมาณเพื่อให้ทราบถึงต้นทุนเบื้องต้นที่ใช้ก่อสร้างโดยข้อมูลราคาวัสดุก่อสร้างสามารถนำไปใช้สนับสนุนการวิเคราะห์ความเป็นไปได้ของโครงการ (Feasibiity) ซึ่งการประมาณราคาต้นทุนนี้ส่วนมากจะเกิดในช่วงเริ่มต้นของโครงการที่มีข้อมูลรายละเอียด

ของแบบก่อสร้างน้อย (Conceptual design) เพื่อให้เจ้าของโครงการทราบถึงต้นทุนเบื้องต้นที่ใช้ในการก่อสร้างโครงการ โดยใช้ราคาวัสดุในการประเมินราคาของโครงการและการใช้ดัชนีราคาวัสดุในการประเมินความผันผวนของราคาในอนาคตเพื่อไม่ให้ประมาณราคาเกินหรือต่ำเกินไป

การประมาณในช่วงออกแบบ (Detail design estimate) เป็นการประมาณราคาเพื่อใช้ประกอบการ ตัดสินใจเลือกรูปแบบ ระบบก่อสร้างและวัสดุที่ใช้ในการก่อสร้าง ซึ่งการประมาณดังกล่าวจะทำควบคู่ไปกับการ ออกแบบรายละเอียดของโครงการที่พิจารณาจาก ระยะเวลาโครงการ การใช้งาน ความสวยงามทางสถาปัตยกรรม เป็นต้น โดยประโยชน์ของการประมาณราคาวัสดุก่อสร้างนี้จะช่วยควบคุมค่าใช้จ่ายโครงการในระหว่างการก่อสร้างให้อยู่ในงบประมาณที่ประมาณไว้ในช่วงของการศึกษาความเป็นไปได้ของโครงการ (Hongxiang, OuYang., Xinjuan, Zhang., Cencen, Hu. 2013)

การประมาณเพื่อดำเนินงานก่อสร้าง (Construction estimate) เป็นการประมาณราคาโครงการเพื่อหาค่าใช้จ่ายที่ใช้ประกอบการตัดสินใจยื่นซองประมูลของผู้รับเหมาก่อสร้าง ซึ่งราคาดังกล่าวเป็นค่าใช้จ่ายที่ผู้รับเหมาใช้เพื่อดำเนินงานก่อสร้างอย่างมีคุณภาพเป็นไปตามสัญญาและแบบรายละเอียดก่อสร้าง ราคาวัสดุเป็นค่าใช้จ่ายส่วนใหญ่ของการก่อสร้าง จะมีผลอย่างมากหากการคาดเดาราคาวัสดุแม่นยำ จะสามารถเพิ่มโอกาศในการในการชนะการประมูลและเพิ่มกำไร

2.4 ปัญหาและข้อจำกัดของการประมาณราคา

ปัญหาที่พบในการก่อสร้างในส่วนหนึ่งคือปัญหาเกี่ยวกับค่าก่อสร้างเกินงบประมาณเนื่องจากราคาวัสดุและค่าแรงปรับตัวสูงขึ้น โดยมีปัจจัยที่สามารถควบคุมได้และไม่สามารถควบคุมได้ โดยจะกล่าวถึงปัจจัยที่ไม่สามารถควบคุมได้คือความผันผวนของราคาวัสดุซึ่งมีผลกระทบเชิงลบต่อหลายฝ่ายในภาคอุตสาหกรรมการก่อสร้าง ยกตัวอย่างเช่น ฝ่ายเจ้าของโครงการ (Developer) การที่ราคาวัสดุการก่อสร้างปรับตัวขึ้นส่งผลต่อราคาอสังหาเนื่องจากต้นทุนของเจ้าของโครงการเพิ่มขึ้นส่งผลให้กำไรลดหากต้องการผลกำไรเท่าเดิมต้องปรับราคาขายเพิ่มขึ้น ผู้รับเหมาเมื่อวัสดุมีการปรับตัวขึ้นจะถูกบังคับให้ประมูลในราคาที่สูงขึ้นทำให้ผู้รับเหมาต้องเพิ่มขอบเขตของมูลค่าโครงการและจำเป็นต้องมีเงินทุนหมุนเวียนเพื่อนำเนินโครงการต่อไปได้จากราคาวัสดุที่ปรับตัวขึ้นทำให้เงินหมุนเวียนลดลงส่งผลให้การทำงานผิดพลาดได้น้อยลงเนื่องหากงานผิดพลาดอาจส่งผลให้งานล่าช้าเบิกงบไม่ได้ทำให้เงินหมุนเวียนไม่เพียงพอและหากเกิดการเสียหายหรือการทำงานที่ผิดพลาดทำให้ขาดทุนได้ จำเป็นต้องมีการติดตามวิเคราะห์แนวโน้มในด้านต้นทุนการก่อสร้างในแต่ละหมวดงานและหากในระหว่างการก่อสร้างมีต้นทุนค่าใช้จ่ายเกินกว่ากำหนดตามบัญชีแสดงปริมาณวัสดุและราคา (BOQ) จะก่อให้เกิดการขาดสภาพคล่องทางการเงินส่งผลให้งานล่าช้าสะสมจนส่งผลกระทบต่อต้นทุนโครงการและเกิดการขาดทุน

2.5 ปัจจัยที่ส่งผลต่อราคา

2.5.1 GDP คือการนับรายได้ที่เกิดขึ้นในไทยประเทศโดยไม่สนใจว่าเกิดจากธุรกิจสัญชาติใดหรือใครเป็นเจ้าของ หากตัวเลข GDP ที่สูงขึ้นแปลว่ารายได้เกิดขึ้นในประเทศสูงขึ้นซึ่งมีผลโดยตรงมาจากการจับจ่ายใช้สอยภายในประเทศเช่น การลงทุนในโครงการขนาดใหญ่

2.5.2 ราคาน้ำมันโลก ความผันผวนของภาวะราคาน้ำมันที่ปรับตัวสูงขึ้น ส่งผลต่อต้นทุนราคาวัสดุใน การก่อสร้างทำให้ราคาวัสดุก่อสร้างมีการปรับตัวสูงขึ้นตามต้นทุนค่าขนส่งจากราคาน้ำมันที่ปรับตัวสูงขึ้น (สุทีรา 2556)

2.5.3 ภัยธรรมชาติ ยกตัวอย่างเช่นจากเหตุการณ์มหาอุทกภัยปี 2554 ทำให้วัสดุก่อสร้างจำพวกทรายหยาบ และอิฐ มอญขาดตลาดส่งผลให้ผู้ค้าปรับราคาสูงขึ้น (สุทีรา 2556)

2.5.4 ภาวะขาดแคลนทางวัสดุ ยกตัวอย่างเช่นการขาดแคลนวัสดุจำพวกเหล็กเส้นในปี2551 อันเนื่องมาจากประเทศจีนลด ปริมาณการส่งออกเหล็กในอินเดียเพื่อการก่อสร้างในประเทศ อีกทั้งการเตรียมพร้อมสำหรับการแข่งขันกีฬาโอลิมปิกในจีนเป็นสาเหตุให้สินค้าขาดตลาดทำให้ราคาเหล็กและวัตถุดิบในการผลิตเหล็กในตลาดโลกเพิ่มสูงขึ้นอย่างต่อเนื่องส่งผลกระทบทำให้ราคาเหล็กในประเทศไทยปรับราคา สูงขึ้นเนื่องจากภาวะเหล็กขาดตลาด (สุทีรา 2556)

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การทำนายราคาหรือประมาราคาวัสดุก่อสร้างโดยใช้ ARIMA สามารถใช้ในการทำนายราคาวัสดุก่อสร้าง ได้แก่ เหล็กเส้นเสริมแรง ซีเมนต์พอร์ตแลนด์ อิฐ ก่อ ผลิตภัณฑ์เซรามิค และผลิตภัณฑ์ทรายหยาบ ได้ใกล้เคียงกับราคาจริงช่วงเวลาที่ศึกษา งานวิจัยอื่นๆมีทำการทำนายราคาโดยใช้ ARIMA เช่นกัน แต่เป็นการทำนายราคายางพาราในประเทศไทย ซึ่งราคาทำนายออกมาใกล้เคียงกับราคาจริงตามช่วงเวลาศึกษาเช่นกัน ใช้องค์ประกอบของโมเดลอนุกรมที่ต่างกัน (Chordotonal, Sukanya, and Vichai)

นอกจาก ARIMA ที่เป็นการใช้วิธีนั้นก็มีการใช้ AI ในการทำนายราคาวัสดุตั้งแต่ปี 2000 และมีการใช้ในอีก งานของ Mir et al. (2021) ใช้ ANN model หรือ Artificial neural network ในการทำนายราคาเหล็กและ asphalt หรืองานของ Hongxian (2013) และ Shiha, Dorr (2020) ที่มีการใช้ในสัญญาณทางเศรษฐกิจการทำนายราคาพอร์ตแลนด์ซีเมนต์และเหล็กเสริม

2.7 กรอบแนวคิดงานวิจัย

กรอบแนวคิดงานวิจัยจากการศึกษางานวิจัยในอดีตที่ พบว่ามีการใช้ model ARIMA ซึ่งการใช้วิธีวิเคราะห์ข้อมูลแบบ time series และ model ANN-LSTM ที่ใช้ neural network มาปรับใช้ในการทำนายราคาวัสดุก่อสร้าง จากทั้งในประเทศไทยเองนั้นเคยมีปรากฏการใช้ model ARIMA ในการทำนายราคาทองแดง (Nutthaya, Hankla., Ganda,

Boonsothonsatit. 2020) และยางพารา (Cherdchoongam, Sukanya, and Vichai Rungreunganun 2016) รวมไปถึงราคาวัสดุก่อสร้าง และในส่วนของวิธี neural network ในประเทศไทยเคยมีการใช้โมเดลนี้ในการทำนายราคาพืชผลทางการเกษตรเช่นมันสำปะหลัง ข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ และข้าวเจ้าหอมมะลิโดยผู้จัดทำโครงงานจึงเล็งเห็นโอกาสในการพัฒนาและพิสูจน์ประสิทธิภาพการใช้ model ARIMA ซึ่งเป็นวิธี time series และ ANN-LSTM เป็นวิธี neural network ที่ซึ่งไม่เคยมีการทดลองใช้โมเดลนี้ในอุตสาหกรรมการก่อสร้างมาก่อน มาทำนายราคาวัสดุก่อสร้าง และพัฒนาศึกษาโมเดลในช่วงเวลาที่มีการผันผวนทางเศรษฐกิจอย่างเช่น ช่วงการแพร่ระบาดของ COVID-19 และสงครามยูเครนและรัสเซียว่าโมเดลจะสามารถมีประสิทธิภาพการทำนายในช่วงเวลาดังกล่าวมากน้อยเมื่อเทียบกับช่วงเวลาที่ไม่มีการผันผวน ผู้จัดทำคาดหวังว่าผลลัพธ์ในการวิจัยจะช่วยการทำความเข้าใจพฤติกรรมของโมเดลได้มากขึ้น โดยเฉพาะความสามารถในการทำนายในช่วงเวลาที่ไม่มีปัจจัยภายนอกมารบกวน กับช่วงเวลาที่ผันผวนอันเกิดจากภายนอกว่าโมเดลไหนมีโอกาศที่เกิดความผิดพลาดเป็นเปอร์เซ็นท์เท่าใดเพื่อหาขอบเขตและความเป็นไปได้ที่จะเกิด

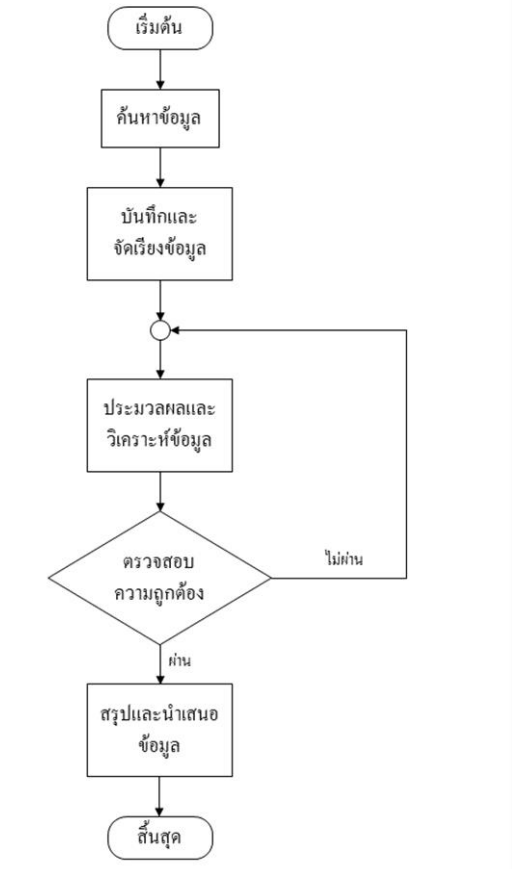
ความผิดพลาดสูงสุด เพื่อให้กลุ่มเป้าหมายสามารถลดโอกาศในการขาดทุนมากที่สุด

3. วิธีการดำเนินงานวิจัย

3.1 ประเภทงานวิจัย

โดยในงานวิจัยนี้แยกประเภทของการวิจัยโดยจำแนกตามลักษณะของข้อมูลซึ่งเป็นงานวิจัยประเภทการวิจัยเชิงคุณภาพโดยมีจุดประสงค์เพื่อหาข้อเท็จจริงและหาข้อสรุปเชิงคุณภาพเพื่อใช้ในการอ้างอิง โดยทำการสร้างโมเดลทางคณิตศาสตร์สองประเภท อันได้แก่ ANN-LSTM และ ARIMA เพื่อทำนายราคาวัสดุก่อสร้าง ผ่านการเก็บข้อมูลในรูปตัวเลขจากกลุ่มตัวอย่างในวงกว้าง และนำข้อมูลมาวิเคราะห์ แล้วจึงเปรียบเทียบความแม่นยำของทั้งสองโมเดลดังกล่าวว่าแบบไหนมีความเหมาะสมกว่ากัน ทั้งเปรียบเทียบในช่วงเวลาปกติ และช่วงเวลาไม่ปกติอันเกิดจากปัจจัยภายนอก เช่น สงคราม รึ โรคระบาด เพื่อนำมาใช้เป็นหลักฐานยืนยันความถูกต้องของสิ่งที่ค้นพบและหาข้อสรุปหลักฐานยืนยันความถูกต้อง โดยเครื่องมือที่ใช้ต้องมีความเป็นปรนัยสามารถแยกแยะความถูกต้องได้

ตัวแปร	ที่มา
ข้อมูลราคาวัสดุก่อสร้างย้อนหลัง (2000-2023)	ระบบค้นหาข้อมูลของกระทรวงพาณิชแห่งประเทศไทย(OTM)
เครื่องชี้เศรษฐกิจมหภาคของไทย	แหล่งข้อมูลเครื่องชี้เศรษฐกิจมหาภาค ธนาคารแห่งประเทศไทย
CPI-consumer price index (2000-2023)	ระบบค้นหาข้อมูลของกระทรวงพาณิชแห่งประเทศไทย(OTM)
WTI-สัญญาน้ำมันดิบ (2000-2023)	Investing.com
GIOP-global iron ore price (2000-2023)	INDEX MUNDI
PPI-producer price index ดัชนีผู้ผลิต (2015-2023)	ระบบค้นหาข้อมูลของกระทรวงพาณิชแห่งประเทศไทย(OTM)



3.2 การออกแบบงานวิจัย

จากการศึกษางานวิจัยในอดีตจึงเลือกใช้ข้อมูลดังต่อไปนี้ เนื่องด้วยเป็นปัจจัยที่คาดว่ามีผลกระทบต่อราคาวัสดุมากสุดโดยข้อมูลจะครอบคลุมในส่วนของตลาดอุตสาหกรรมการก่อสร้างและราคาของวัสดุก่อสร้างอย่างเหล็กที่ผู้จัดทำจะใช้เป็นวัสดุหลักในการทำนาย

3.3 โมเดลที่ใช้ในการประมวลผลและวิเคราะห์ข้อมูล

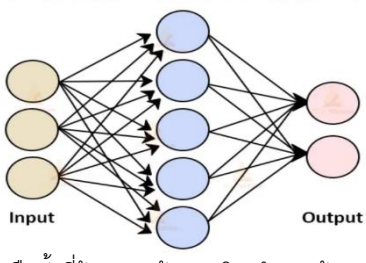
3.3.1 ARIMA

ประกอบด้วย 3 ส่วน Autoregressive process หรือ AR(p), Integrated(d) และ Moving average process MA (q) สรุปเป็นตารางได้ดังนี้

รูปแบบ	สมการของ (Y)
ARIMA(1,1,0)/AR(1)	$\Delta Y_t = \alpha + \phi_1 \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t$
ARIMA(2,1,0)/AR(2)	$\Delta Y_t = \alpha + \phi_1 \Delta Y_{t-1} + \phi_2 \Delta Y_{t-2} +$
ARIMA(0,1,1)/MA(1)	$\Delta Y_t = \alpha + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$
ARIMA(0,1,2)/MA(2)	$\Delta Y_t = \alpha + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \varepsilon_t$
ARMA(1,1,1)	$\Delta Y_t = \alpha + \phi_1 \Delta Y_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$

3.3.2 ANN – LSTM

ANN-LSTM หรือ Artificial Neural Network - Long Short-Term Memory เป็นโมเดลที่ได้รับแรงบันดาลใจจาก โครงสร้างและการทำงานของสมองมนุษย์โดยทำการจำลองโหนดนิวรอนของเซลล์ประสาทที่จะรับผลวิเคราะห์ข้อมูล



Input layer คือชั้นที่ข้อมูลจะเข้ามา โดยจำนวนข้อมูลที่เข้ามาจะเท่ากับจำนวน node ใน Input layer

Hidden Layer คือ ชั้นที่อยู่ระหว่างกลางโดยจะมีกี่ชั้นก็ได้และในแต่ละชั้นจะมีกี่ node neuron เท่าไหร่ก็ได้ ซึ่งการเพิ่มจำนวนชั้นและโหนดนิวรอนจะเพิ่มผลการทำงานของโมเดล

Output layer คือ ชั้นที่จะนำข้อมูลไปใช้ โดยจำนวนโหนดจะขึ้นกับประเภทของงานที่ใช้

โครงข่ายประสาทเทียมจะนำข้อมูลเข้าและค่าน้ำหนักที่แสดงถึงความแข็งแรงของแต่ละโหนดแต่ละปลายประสาทมาคูณกัน และนำค่าทั้งหมดมารวมกันกับค่า b หรือ bias ที่มีไว้เพื่อประสิทธิภาพการทำงานดรขึ้น หากค่าที่รวมกันนี้เกินกว่าค่าแบ่งที่กำหนดไว้ (threshold:T) จะทำการส่งต่อข้อมูลไปยังฟังก์ชันกระตุ้น ดังสมการ

$$y = f\left[\left(b + \sum_{i=1}^{n}(x_i w_i)\right) - T\right]$$

3.4 การทดสอบ

ในการทดสอบความแม่นยำไม่ว่าทั้งความแม่นยำของตัวโมเดลการทำนายเองกับราคาที่เกิดขึ้นจริง หรือ ระหว่างสองโมเดลจำเป็นต้องมีเครื่องมือวัดที่มีประสิทธิภาพ ผู้จัดทำได้เลือกเครื่องมือดังต่อไปนี้

1. Mean Squared Error (MSE)

หรือความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยคือ วิธีการทางสถิติที่ใช้ในการวัดความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าที่คำนวณได้กับค่าที่เป็นจริง โดยการหาค่าต่างของทุกรายการและนำมายกกำลังสองแล้วหาค่าเฉลี่ยของผลรวมนั้น ซึ่งสูตรที่ใช้คำนวณ MSE คือ:

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i-1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

โดย N หมายถึงจำนวนของตัวอย่าง Yi คือค่าเป้าหมาย ของตัวอย่างที่ I MSE มักถูกใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของระบบการทำนายหรือการสอดคล้องของข้อมูลที่ถูกทำนายกับข้อมูลจริง โดยค่า MSE ที่น้อยกว่าแสดงถึงความเป็นไปได้ที่ค่าทำนายใกล้เคียงกับค่าจริงมากขึ้น.

2. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error : MAPE หรือ วิธีค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดสัมบูรณ์เป็นวิธีวัดความแม่นยำ โดยคำนวณเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดในการพยากรณ์ ค่าที่ได้ต่ำจะมีความแม่นยำสูง มีสูตรคำนวณ ดังนี้

$$\text{MAPE} = \frac{\sum|(A_t - F_t)/A_t|}{n} x100\%$$

โดย At = ค่าจริง ณ เวลา t

Ft = ค่าพยากรณ์ ณ เวลา t

n = จำนวนข้อมูลที่นำมาพิจารณา

4. ผลการทดลองและวิเคราะห์ผล

4.1 ผลการศึกษาประสิทธิภาพการทำนายดัชนีเหล็กของโมเดล ARIMA สภาวะตลาดปกติ

4.1.1 การทำนายล่วงหน้า 3 เดือน มีความคลาดเคลื่อน 3.11 เปอร์เซ็น

4.1.2 การทำนายล่วงหน้า 6 เดือน มีความคลาดเคลื่อน 3.66 เปอร์เซ็น

4.1.3 การทำนายล่วงหน้า 9 เดือน มีความคลาดเคลื่อน 4.17 เปอร์เซ็น

สามารถสรุปได้ว่าสามารถนำโมเดล ARIMA มาใช้ในการทำนายราคาวัสดุในช่วงสภาวะตลาดปกติได้

4.2 ผลการศึกษาประสิทธิภาพการทายดัชนีเหล็ก ของโมเดล ANN สภาวะตลาดปกติ

4.2.1 การทำนายล่วงหน้า 3 เดือน มีความคลาดเคลื่อน 2.22 เปอร์เซ็น

4.2.2 การทำนายล่วงหน้า 6 เดือน มีความคลาดเคลื่อน 3.05 เปอร์เซ็น

4.2.3 การทำนายล่วงหน้า 9 เดือน มีความคลาดเคลื่อน 3.39 เปอร์เซ็น

สามารถสรุปได้ว่าสามารถนำโมเดล ANN มาใช้ในการทำนายราคาวัสดุในช่วงสภาวะตลาดปกติได้

4.3 ผลการศึกษาประสิทธิภาพการทำนายดัชนีเหล็กของโมเดล ARIMA ช่วงที่เกิดวิกฤตทำให้มีราคาผันผวนมาก

4.3.1 ทำนายล่วงหน้า 3 เดือน มีความคลาดเคลื่อน 11.39 เปอร์เซ็น

4.3.2 ทำนายล่วงหน้า 6 เดือน มีความคลาดเคลื่อน 10.04 เปอร์เซ็น

4.3.3 ทำนายล่วงหน้า 9 เดือน มีความคลาดเคลื่อน 12.28 เปอร์เซ็น

สามารถสรุปได้ว่าไม่ควรนำโมเดล ARIMA มาใช้ในการประมาณราคาในช่วงที่ตลาดมีความผันผวนจากการเกิดวิกฤตเนื่องจากโมเดล ARIMA เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลแบบ Time series ซึ่งการทำนายล่วงหน้าในช่วงที่มีความผันผวนมากอาจไม่เหมาะสมเนื่องจากอาจจะไม่เห็นแนวโน้มของการเปลี่ยนแปลงเพียงพอเนื่องจากใช้ข้อมูลก่อนกลับตัวในการทำนาย

4.4 ผลการศึกษาประสิทธิภาพการทำนายดัชนีเหล็กของโมเดล ANN ช่วงที่เกิดวิกฤตทำให้มีราคาผันผวนมา

4.4.1 ทำนายล่วงหน้า 3 เดือน มีความคลาดเคลื่อน 13.07 เปอร์เซ็น

4.4.2 ทำนายล่วงหน้า 6 เดือน มีความคลาดเคลื่อน 4.18 เปอร์เซ็น

4.4.3 ทำนายล่วงหน้า 9 เดือน มีความคลาดเคลื่อน 4.31 เปอร์เซ็น

สามารถว่าการนำโมเดล ANN มาใช้การประมาณราคาในช่วงที่ตลาดมีความผันผวนอาจทำให้ความเสี่ยงเพิ่มในช่วงแรกๆ เนื่องจากการทำนายล่วงหน้า 3 เดือนมีความคลาดเคลื่อนถึง 11.07 เปอร์เซ็นต์ซึ่งมากเพียงให้ราคาที่ประมาณการผิดพลาดไปจากราคาจริงได้ แต่หากทำนายล่วงหน้านานๆ 6 เดือน 9 เดือนจะมีความแม่นยำมากกว่า

5. สรุปผลการวิจัย

5.1 สรุปผลวิจัย

จากการพัฒนาโมเดลทางคณิตศาสตร์เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายรายคาวัสดุโดยใช้โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องจักรโดยใช้ข้อมูลในประเทศไทยเป็นหลักที่ได้จากการเก็บข้อมูลย้อนหลัง 20 ปีมาใช้ป้อนข้อมูลในช่วงของการเรียนรู้ (Training) เพื่อสอนโมเดลให้เรียนรู้แพทเทิร์นจากข้อมูล เพื่อสร้างโมเดลสำหรับทำนายดัชนีราคาเหล็ก โดยจะแบ่งการศึกษาเป็น 2 ส่วนและสามารถสรุปผลได้ดังนี้

ส่วนของโมเดล ARIMA ซึ่งเป็นการวิเคราะห์ข้อมูลแบบ Time series โดยการเก็บข้อมูลย้อนหลัง 20 ปีได้ผลลัพธ์ดังนี้ ช่วงที่สภาวะตลาดปกติ โมเดล ARIMA สามารถทำนายราคาวัสดุ 3 เดือนล่วงหน้ามีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 3.11เปอร์เซ็นต์ 6 เดือนล่วงหน้ามีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 3.66 เปอร์เซ็นต์ และ 9 เดือนล่วงหน้ามีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 4.17 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งจากการศึกษาการประมาณราคาไม่ควรผิดพลาดไปจากราคาจริงเกิน 5 เปอร์เซ็นต์ โดยราคาวัสดุเป็นปัจจัยที่มีความผันผวนและควบคุมได้ยากเมื่อเปรียบกับปัจจัยอื่นๆ ราคาวัสดุก่อสร้างขึ้นกับความผันผวนของราคาตลาดอาจส่งผลให้เกิดส่วนต่างจากราคาที่ที่คำนวณและนำมาซึ่งปัญหาในอนาคตได้ จากผลการทดลองพบว่าค่าที่ได้จากการทำนาย มีค่าเฉลี่ยต่ำกว่า 5 เปอร์เซ็นต์จะสามารถสรุปได้ว่าสามารถนำโมเดล ARIMA มาใช้ในการทำนายราคาวัสดุในช่วงสภาวะตลาดปกติได้ แต่ในส่วนของช่วงที่ตลาดมีความผันผวนจากสถานการณ์โควิด 19 โมเดล ARIMA ทำนายราคาวัสดุ 3 เดือนล่วงหน้ามีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 11.39 เปอร์เซ็นต์ 6 เดือนล่วงหน้ามีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 10.04 เปอร์เซ็นต์ และ 9 เดือนล่วงหน้ามีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 12.28 เปอร์เซ็นต์ สามารถสรุปได้ว่าไม่ควรนำโมเดล ARIMA มาใช้ในการประมาณราคาในช่วงที่ตลาดมีความผันผวนจากการเกิดวิกฤตเนื่องจากโมเดล ARIMA เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลแบบ Time series ซึ่งการทำนายล่วงหน้าในช่วงที่มีความผันผวนมากอาจไม่เหมาะสมเนื่องจากอาจจะไม่เห็นแนวโน้มของการเปลี่ยนแปลงเพียงพอเนื่องจากใช้ข้อมูลก่อนกลับตัวในการทำนาย

ส่วนของโมเดล ANN-LSTM เป็นโมเดลที่ได้รับแรงบันดาลใจจาก โครงสร้างและการทำงานของสมองมนุษย์โดยผลการทดลองช่วงที่สภาวะตลาดปกติ โมเดล ANN-LSTM สามารถทำนายราคาวัสดุ 3 เดือนล่วงหน้ามีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 2.22 เปอร์เซ็นต์ 6 เดือนล่วงหน้ามีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 3.05 เปอร์เซ็นต์ และ 9 เดือนล่วงหน้ามีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 3.39 เปอร์เซ็นต์ จากเกณฑ์ที่กล่าวมาข้างต้นสามารถสรุปได้ว่าสามารถนำโมเดล ANN-LSTM มาใช้ในการทำนายราคาในสภาวะตลาดปกติได้ และในช่วงที่ตลาดมีความผันผวนโมเดล ANN-

LSTM ทำนายราคาวัสดุ 3 เดือนล่วงหน้ามีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 11.07 เปอร์เซ็นต์ 6 เดือนล่วงหน้ามีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 4.18 เปอร์เซ็นต์ และ 9 เดือนล่วงหน้ามีความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 4.31 เปอร์เซ็นต์ จากผลการทดลองการนำโมเดล ANN มาใช้การประมาณราคาในช่วงที่ตลาดมีความผันผวนก็อาจจะไม่แม่นยำในเดือนแรกๆเนื่องจากการทำนายล่วงหน้า 3 เดือนมีความคลาดเคลื่อนถึง 11.07 เปอร์เซ็นต์ซึ่งมากพอที่ทำให้ราคาที่ประมาณการผิดพลาดไปจากราคาจริงได้ แต่หากทำนายล่วงหน้านานๆ 6 เดือน 9 เดือนจะมีความแม่นยำมากขึ้นเนื่องจาก โมเดล ANN มีความสามารถในการทำนายข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear) และมีการรับรู้การเข้าใจแพทเทิน (Recognize pattern) ที่ดีกว่า

จากการวิจัยสามารถสรุปได้ว่าโมเดล ANN ที่เป็นโมเดลหลายตัวแปรมีความเหมาะสมที่นำมาใช้ในการประมาณราคาดัชนีเหล็กมากกว่าโมเดล ARIMA ที่เป็นโมเดลหนึ่งตัวแปร

5.2 ปัญหาและข้อเสนอแนะ

ข้อมูลไม่สมบูรณ์ ไม่แม่นยำหรือไม่สอดคล้องกันบางเดือนข้อมูลมีความขัดแย้งกันเองจากหลายแล่งที่มา

การเขียนโปรแกรมบางครั้งเกิดความผิดพลาดทำให้ได้ผลลัพธ์ขัดกับวัตถุประสงค์ ต้องอาศัยการตรวจทานและตรวจสอบข้อมูลหลายๆค่าที่ได้ในการเขียนโปรแกรม

สามารถนำโมเดลที่พัฒนาไปประยุกต์ใช้ในการทำนายราคาวัสดุอื่นๆ ได้เช่นกัน ซึ่งคาดว่าจะมีตัวแปรที่ส่งผลต่อความแม่นยำและประสิทธิภาพในการทำนายต่างจากราคาเหล็ก

เนื่องด้วยโมเดลในการทำนายด้วย Machine Learning ในแต่ละประเภทนั้นมีข้อดีและข้อเสียต่าง เช่น Model ANN นั้นเหมาะสำหรับข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นมีความสับพันธ์กันซับซ้อน แค่สำหรับ ARIMA ที่เหมาะสำหรับข้อมูลที่เป็นเชิงเส้นที่เป็นรูปแบบที่ง่ายได้ดีกว่า ANN จึงเป็นที่น่าสนใจว่าอาจมีโมเดล Machine Learning อื่นๆที่อาจมีความเหมาะสมกับการทำนายเหล็กมากกว่า model ที่ทำการทดสอบในงานวิจัยนี้

กิตติกรรมประกาศ

ในการดำเนินการทำการศึกษาและพัฒนาโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องจักรในครั้งนี้ ขอขอบคุณอาจารย์ที่ปรึกษา รศ.ดร.วัชระ เพียรสุภาพ อาจารย์ภาควิศวกรรมโยธาที่ให้คำแนะนำ ข้อเสนอแนะ และแนวทางในการดำเนินการ และความรู้ต่างๆที่สำคัญในการทำวิจัยในครั้งนี้ รวมถึงการตรวจสอบและเสนอแนวทางการแก้ไขข้อบกพร่องในการพัฒนาโมเดลมาตลอด จนทำให้ข้อมูลที่ได้นำเสนอในรายงานเล่มนี้มีความถูกต้องตามหลักวิชาการ

เอกสารอ้างอิง

[1] Mir, M., Kabir, H.M.D., Nasirzadeh, F., & Khosravi, A. (2021). Neural network-based interval forecasting of construction material prices. *Journal of Building Engineering, 39*, 102288. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.102288

[2] Joshi, D., Chithaluru, P., Anand, D., Hajjej, F., Aggarwal, K., Torres, V.Y., & Thompson, E.B. (2023). An evolutionary technique for building neural network models for predicting metal prices. *Mathematics, 11*(1675).

[3] Terregrossa, R. A., & Şener, B. (2023). Employing a generalized reduced gradient algorithm method to form combinations of steel price forecasts generated separately by ARIMA-TF and ANN models. *Journal of Business Research*, 145, 180-192. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.12.014

[4] Shiha, Ahmed & Dorra, Elkhayam & Nassar, Khaled. (2020). Neural Networks Model for Prediction of Construction Material Prices in Egypt Using Macroeconomic Indicators. Journal of Construction Engineering and Management. 146. 04020010. 10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0001785

[5] Zou, Jinming, Yi Han, and Sung-Sau So. 2009. “Overview of Artificial Neural Networks.” Pp. 14– 22 in Artificial Neural Networks: Methods and Applications, Methods in Molecular BiologyTM, edited by D. J. Livingstone. Totowa, NJ: Humana Press.

[6] Al-azazi, Fatima Ahmed et al. ANN-LSTM: A deep learning model for early student performance prediction in MOOC. Heliyon, Volume 9, Issue 4, e15382

[7] HOSNY, S.; ELSAID, E.; HOSNY, H. Prediction of construction material prices using ARIMA and multiple regression models. Asian Journal of Civil Engineering, [s. l.], v. 24, n. 6, p. 1697–1710, 2023. DOI 10.1007/s42107-023-00597-2. Disponível em

[8] LV, J. Research on Inventory Management and Demand Forecasting of E-commerce Platform Based on ARIMA and LSTM Models. 2024 IEEE 3rd International Conference on Electrical Engineering, Big Data and Algorithms (EEBDA), Electrical Engineering, Big Data and Algorithms (EEBDA), 2024 IEEE 3rd International Conference on, [s. l.], p. 494–499, 2024. DOI 10.1109/EEBDA60612.2024.10485781.

[9] CHERDCHOONGAM, S.; RUNGREUNGANUN, V. Forecasting the Price of Natural Rubber in Thailand Using the ARIMA Model. [s. l.], 2016.