



การประยุกต์ใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียม

พยากรณ์ปริมาณงานก่อสร้างในประเทศไทย

APPLICATION OF SUPPORT VECTOR MACHINE AND NEURAL NETWORK TO FORECASTING CONSTRUCTION QUANTITY IN THAILAND

วิวัฒน์ กิตตินารporn^{1*} เสรีย์ ตู้ประกาย² วรานนท์ คงสง³ สิริวัณท์ เรืองช่วย ตู้ประกาย⁴

เสถียร เจริญเหรียญ⁵ และลาภยศ ประสิทธิ์โสภิน⁶

^{1,2,3} สาขาวิชาการตรวจสอบและกฎหมายวิศวกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยรามคำแหง

⁴คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยสวนดุสิต

⁵ผู้ว่าราชการจังหวัดประจวบคีรีขันธ์

⁶สาขาสถาปัตยกรรมศาสตร์, คณะสถาปัตยกรรมศาสตร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

*Corresponding author, E-mail: kittinaraporn@gmail.com

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการประยุกต์ใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ปริมาณงานก่อสร้างในประเทศไทย ปัจจัยที่เลือกนำมาใช้ในการพัฒนาแบบพยากรณ์ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อพยากรณ์ปริมาณการก่อสร้างอื่น ๆ ของรัฐบาลในประเทศไทยประกอบด้วย 4 ปัจจัย ดังนี้ T35 ค่า Disposal of Current Revenue, T72 ค่า Private, T109 ค่า Non-residential และ T122 ค่า Total C.i.f. Value ตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบ Radial Basis Function (RBF) ทำการแมปข้อมูล และตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมใช้ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดเกาส์เซียน (Gaussian function) ในการแปลงค่า ใช้วิธีการตรวจสอบความถูกต้องด้วยข้อมูลแบบไขว้กัน โดยแบ่งข้อมูลเป็น 10 กลุ่ม (10 fold cross validation) ทำการสอน และทดสอบข้อมูลเพื่อวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง ผลลัพธ์ของแบบจำลองจะถูกระบุในรูปของ Mean Error Percentage Error (MAPE) เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ผลลัพธ์ของค่า MAPE คือ 1.31 และค่าสหสัมพันธ์กำลังสอง (Coefficient of determination, R^2) เท่ากับ 0.998 ส่วนเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม ผลลัพธ์ของค่า MAPE คือ 6.41 ค่าสัมประสิทธิ์ และค่าสหสัมพันธ์กำลังสอง (Coefficient of determination, R^2) เท่ากับ 0.982 มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าแบบจำลองมีความเหมาะสม จากผลการวิจัยแสดงให้เห็นอย่างชัดเจนว่าสามารถใช้เทคนิคการสร้างแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และ โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์อนุกรมเวลาของปริมาณการก่อสร้างเมื่อเปรียบเทียบกับปริมาณงานก่อสร้างของสำนักงานคณะกรรมการและการพัฒนาการเศรษฐกิจ

Wiwat Kittinaraporn^{1*}, Seree Tuprakay², Waranon Kongsong³, Sirawan Ruangchuay Tuprakay⁴,
Sathian Charoenrien⁵ and Lapyote Prasittisopin⁶

^{1, 2, 3} Engineering Law and Inspection, Faculty of Engineering, Ramkhamhaeng University, Thailand.

⁴Faculty of Science and Technology, Suan Dusit University, Thailand.

⁵Governor of Prachuap Khiri Khan, Thailand.

⁶Lecturer, Department of Architecture, Chulalongkorn University, Thailand.

และสังคมแห่งชาติพบว่าได้ผลใกล้เคียงกัน สิ่งนี้มีประโยชน์สำหรับองค์กรเนื่องจากกระบวนการพยากรณ์ค่อนข้างง่ายเป็น
สิ่งจำเป็นสำหรับการวางแผนการตัดสินใจและการจัดการ

คำสำคัญ: การพยากรณ์; ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน; โครงข่ายประสาทเทียม

ABSTRACT

The objective of this research is to study the application of support vector machine techniques and neural network techniques for forecasting construction quantity in Thailand. The selection factors used in the development of support vector machine and neural networks models to predict other construction volumes the government in Thailand consists of 4 factors: T35, Disposal of Current Revenue, T72, Private, T109, Non-residential and T122, Total C.i.f. Value, a forecasting model using vector machine support techniques. Uses the Radial Basis Function (RBF) kernel function to map the data. The predictive model using the neural network technique used the Gaussian function to convert values, used the cross-validation method, divided the data into 10 groups (10-fold cross validation) Teaching and testing data to measure model performance. Model results are specified as Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Techniques that support vector machine. The result for MAPE is 1.31 and the coefficient of determination (R^2) is 0.998. and Techniques that Neural Network. The result of the MAPE is 6.41 coefficients. and the coefficient of determination, (R^2) of 0.982 is closer to 1, indicating that the model is appropriate. Research results have clearly shown that a support vector machine modelling technique can be used. and the neural network in time series forecasting of construction volume compared with the construction estimate of the Office of the National Economic and Social Development Board found similar effects. This is useful for organizations as the forecasting process is relatively simple, essential for planning, decision-making and management.

KEYWORDS: Forecasting; Neural network; Support Vector Machine

1. บทนำ

อุตสาหกรรมการก่อสร้าง เป็นอุตสาหกรรมที่มีบทบาท ความสำคัญต่อการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมของประเทศไทยเป็นอย่างมาก ทั้งในด้านก่อให้เกิดขยายตัวทางเศรษฐกิจ สร้างคุณภาพของสังคม พัฒนาด้านกายภาพของประเทศ อีกทั้งยังสามารถใช้เป็น อุตสาหกรรมยุทธศาสตร์ในการฟื้นฟูเศรษฐกิจและสังคมได้อย่างดี อันเป็นฐานสำคัญของเศรษฐกิจและสังคมและพื้นฐานการ ดำรงชีวิต ไม่ว่าจะเป็นงานก่อสร้างโครงสร้างพื้นฐานที่จำเป็น งานก่อสร้างที่อยู่อาศัย งานก่อสร้างอุตสาหกรรม ล้วนมีประโยชน์ใน การก่อให้เกิดรายได้แก่ประเทศ การสร้างแรงงานจำนวนมาก และความเกี่ยวเนื่องไปถึงธุรกิจด้านการผลิตวัสดุก่อสร้าง การ คาดการณ์เหตุการณ์ล่วงหน้า ถือว่าเป็นสิ่งที่สำคัญอย่างมากในอุตสาหกรรมก่อสร้าง เพราะผู้บริหารองค์กรย่อมใช้ค่าคาดการณ์มา ประกอบการพิจารณาในการวางแผนดำเนินงานโครงการก่อสร้างในด้านต่าง ๆ ไม่ว่าจะเป็นการกำหนดนโยบายขององค์กร วัตถุประสงค์ กลยุทธ์ และการตัดสินใจขององค์กร อีกทั้งนำมาช่วยจัดสรรการใช้ทรัพยากรให้เหมาะสม และมีประสิทธิภาพมากที่สุด นอกจากนี้แล้วการพยากรณ์สามารถนำมาใช้เป็นเครื่องมือในการประเมินผลการดำเนินงาน หรือใช้เป็นเครื่องมือในการ กำหนดเป้าหมายในการดำเนินงาน โดยประเมินสถานการณ์และสร้างความคาดหวังในอนาคต ส่งผลให้ผู้ที่เกี่ยวข้องมีความ

กระตือรือร้นในการทำงานมากยิ่งขึ้น กฎเกณฑ์อย่างหนึ่งในธุรกิจอุตสาหกรรมก่อสร้างคือ การพยากรณ์ปริมาณงานก่อสร้างซึ่งมีเป้าหมายอยู่ที่การนำค่าจากการพยากรณ์เป็นข้อมูลพื้นฐานมาใช้ในการวางแผน ออกแบบ และการจัดการทางด้านวิศวกรรมก่อสร้าง ดังนั้นการพยากรณ์ปริมาณงานก่อสร้างจึงเป็นความสำคัญลำดับต้นๆ ที่ผู้บริหารองค์กรจะต้องพิจารณา การพยากรณ์ (Forecasting) คือ การคาดการณ์ถึงสิ่งใดสิ่งหนึ่งที่จะเกิดขึ้นในช่วงเวลาในอนาคต และนำค่าพยากรณ์ที่ได้นั้นมาใช้ประโยชน์เพื่อการตัดสินใจใด ๆ [1] โดยที่การตัดสินใจ (Decision making) คือการพิจารณาเลือกวิธีการปฏิบัติจากทางเลือกหลายๆ ทาง เปรียบเทียบผลที่เกิดจากทางเลือกต่างๆ ก่อนที่จะตัดสินใจเพื่อเลือกทางเลือกใดทางเลือกหนึ่ง เพื่อนำไปลงมือปฏิบัติให้บรรลุเป้าหมายหรือวัตถุประสงค์ที่ต้องการ [2]

จากผลงานวิจัยที่ผ่านมาผู้วิจัยได้ทำการวิจัยเกี่ยวกับการพยากรณ์ไว้หลายท่าน [3] ได้ทำการวิจัยเกี่ยวกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับคาดการณ์ปริมาณงานก่อสร้างในประเทศไทย และพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถคาดการณ์ได้ใกล้เคียงกว่าแบบจำลองสมการถดถอยเชิงซ้อนแบบเส้นตรง นอกจากนี้ [4] ได้เสนอวิธีการทำนายระดับความเสี่ยงของระยะเวลาโครงการก่อสร้างโดยใช้ซอฟต์แวร์เครือข่ายประสาทเทียมแบบถดถอย ซึ่งผลจากการศึกษาจะได้ว่า การใช้วิธีซอฟต์แวร์เครือข่ายประสาทเทียมในการทำนายความเสี่ยงของระยะเวลาโครงการของงานก่อสร้าง ผลการวิเคราะห์ที่ได้มีค่าความแม่นยำได้สูง และมีความน่าเชื่อถือมาก ซึ่งเมื่อทำการเปรียบเทียบกับการทำนายโดยวิธี ANNs พบว่า SVM ใช้จำนวนข้อมูลไม่มาก ข้อมูลมีความมั่นคงถาวรมากกว่า และต้องการความสามารถของข้อมูลที่ต่ำกว่า วิธี SVM ต้องใช้ข้อมูลของตัวอย่างฝึกอบรมที่ดีที่สุดเพื่อการจำลอง ซึ่งข้อมูลของตัวอย่างฝึกอบรม จะถูกประเมินและวิเคราะห์ผลด้วยคอมพิวเตอร์ ดังนั้นผู้จัดการโครงการสามารถนำแบบจำลอง SVM มาใช้ในการทำนายระดับความเสี่ยงของระยะเวลาในการทำงานก่อสร้างล่วงหน้าก่อนที่งานก่อสร้างจะดำเนินการก่อสร้างแล้วเสร็จได้ ในขณะที่ [5] ได้พัฒนาแบบจำลองการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการคาดการณ์ปริมาณงานก่อสร้างในประเทศไทยสำหรับอาคาร และใช้ข้อมูลรายไตรมาสตั้งแต่ ค.ศ.1955-1998 ซึ่งการสร้างแบบจำลองจะหาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยทางเศรษฐศาสตร์ในแต่ละปี กับปริมาณงานก่อสร้างสาขาต่าง ๆ ในปีถัดไป โดยแบ่งเป็น 3 แบบจำลอง คืองานก่อสร้างที่พักอาศัย งานก่อสร้างที่ไม่ใช่ที่พักอาศัย และงานซ่อมแซมและบำรุงรักษา พบว่าผลที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีความใกล้เคียงมากกว่าเมื่อเทียบกับผลจากแบบจำลองการวิเคราะห์ความถดถอย นอกจากนี้ยังนำผลที่ได้เปรียบเทียบกับผลการคาดการณ์ ที่จัดทำขึ้นโดยหน่วยงานในประเทศจำนวน 2 แห่ง ซึ่งใช้เทคนิคเดลฟาย และถูกตีพิมพ์เผยแพร่เป็นข้อมูลอ้างอิงในปัจจุบัน พบว่าผลที่ได้จากแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นและผลจากการใช้เทคนิคเดลฟายมีระดับความคลาดเคลื่อนใกล้เคียงกันในส่วนของการก่อสร้างที่พักอาศัย และงานที่ไม่ใช่ที่พักอาศัย ส่วนการคาดการณ์งานซ่อมแซมและบำรุงรักษา แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลใกล้เคียงกับความเป็นจริงมากกว่า

จากที่ได้ศึกษางานวิจัยในอดีตที่ผ่านมา พบว่างานวิจัยส่วนใหญ่จะใช้ทฤษฎีการพยากรณ์โดยใช้สมการถดถอยเชิงซ้อนแบบเส้นตรง และอื่นๆ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์ที่จะศึกษาการนำเอาทฤษฎีซอฟต์แวร์เครือข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ สำหรับงานด้านวิศวกรรมโยธาซึ่งไม่มีผู้นำทฤษฎีนี้มาใช้ในการพยากรณ์ และจากกรอบแผนยุทธศาสตร์ชาติ 20 ปี ประเทศไทยมีการขยายตัวของเศรษฐกิจอย่างต่อเนื่อง จึงส่งผลต่อโครงการก่อสร้างที่จะเกิดขึ้นเพื่อรองรับระบบสาธารณูปโภคทุกภาคส่วนที่ขยายตัวเป็นจำนวนมาก ผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะศึกษาเพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณงานก่อสร้างอื่นๆ ของรัฐบาลล่วงหน้าในประเทศไทย และจัดทำฐานข้อมูลสำหรับนำไปใช้เป็นเครื่องมือช่วยในการตัดสินใจ การวางแผนพัฒนา และการลงทุนด้านอุตสาหกรรมก่อสร้างของประเทศไทยซึ่งคาดว่าจะมีคุณประโยชน์ต่อองค์กร

อุตสาหกรรมก่อสร้างเป็นอย่างมาก รวมถึงผลการเปรียบเทียบระหว่างการพยากรณ์โดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน กับเทคนิคการพยากรณ์อื่นๆ อีกด้วย

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression)

เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกกลุ่มข้อมูล ด้วยวิธีการหาระนาบการตัดสินใจ (Decision Hyperplane) หรือไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสม สำหรับการแบ่งข้อมูล 2 ส่วนจากกัน โดยรับข้อมูลตัวอย่างเป็นเวกเตอร์ในปริภูมิหลายมิติ และทำการปรับเวกเตอร์ข้อมูลตัวอย่างให้มีมิติที่สูงขึ้นหรือเรียกว่าฟีเจอร์สเปซ (Feature Space) โดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) ชนิดต่าง ๆ เช่น โพลีโนเมียลฟังก์ชัน (Polynomial Function) เรเดียลเบสฟังก์ชัน (Radial Basis Function) เป็นต้น แล้วจึงนำเวกเตอร์ข้อมูล ตัวอย่างในฟีเจอร์สเปซไปใช้ในการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ที่เหมาะสมในการสร้างระนาบหลายมิติหรือไฮเปอร์เพลน (Hyperplane) เพื่อใช้เป็นแบบจำลองในการจำแนกข้อมูล ไฮเปอร์เพลนที่ถูกสร้างขึ้นนั้นเป็นได้ทั้งแบบเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นขึ้นอยู่กับเคอร์เนลฟังก์ชันที่เลือกใช้ซึ่งจะส่งผลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วย การเลือกไฮเปอร์เพลนที่ดีที่สุดจะเลือกจากไฮเปอร์เพลนที่ทำให้ผลรวมระยะห่างระหว่างไฮเปอร์เพลนที่เลือกไปยังข้อมูลที่อยู่ใกล้กับไฮเปอร์เพลนหรือเรียกว่าซัพพอร์ตเวกเตอร์ (Support vector) ที่ใกล้ที่สุดของทั้งสองฝั่งมีค่ามากที่สุด (Maximum Margin) SVM ยังถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการสร้างสมการในประมาณการค่าฟังก์ชันเชิงเส้น $F(x)$ ที่ใช้แทนระนาบตัดสินใจ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย หรือ SVR จะเป็นการนำข้อมูลปัจจุบันและข้อมูลในอดีตจำนวนหนึ่งมาทำการเรียนรู้ (Training) เพื่อให้ทราบถึงรูปแบบสำหรับคาดการณ์ผลซึ่งจะเกิดขึ้นในอนาคต [6]

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network: ANN)

มีพื้นฐานมาจากการจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ ด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ จุดมุ่งหมายของโครงข่ายประสาทเทียมคือต้องการให้คอมพิวเตอร์มีความชาญฉลาดในการเรียนรู้เหมือนที่มนุษย์มีการเรียนรู้ สามารถฝึกฝนได้ และสามารถนำความรู้และทักษะ รวมทั้งสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้กับปัญหา Classification, Regression และ Clustering เทคนิคนี้ มักถูกเรียกว่า “black box” เนื่องจากการทำงานมีความซับซ้อนมากกว่าเทคนิคอื่น ๆ ก่อนข้างมาก การเรียนรู้ของนิวรอลเน็ตเวิร์กทำได้โดยการส่งข้อมูลเข้ามายังส่วนที่เรียกว่าเพอร์เซ็ปตรอน (perceptron) สามารถเทียบได้กับเซลล์สมองของมนุษย์ โดยที่เพอร์เซ็ปตรอนทำการรับข้อมูลที่อยู่ในรูปของเมทริกซ์ซึ่งเป็นตัวเลขเข้ามาคำนวณ ในการจำลองรูปแบบของสมองมนุษย์นั้นในความเป็นจริงจะกระทำได้อย่างมากเนื่องจากมีตัวแปรมากมายในสมองของมนุษย์ แต่การจำลองโครงข่ายประสาทนี้จะกระทำได้เฉพาะส่วนที่สำคัญ นิวรอนเป็นหน่วยประมวลผลพื้นฐานที่สำคัญในการทำงานของเครือข่ายประสาท

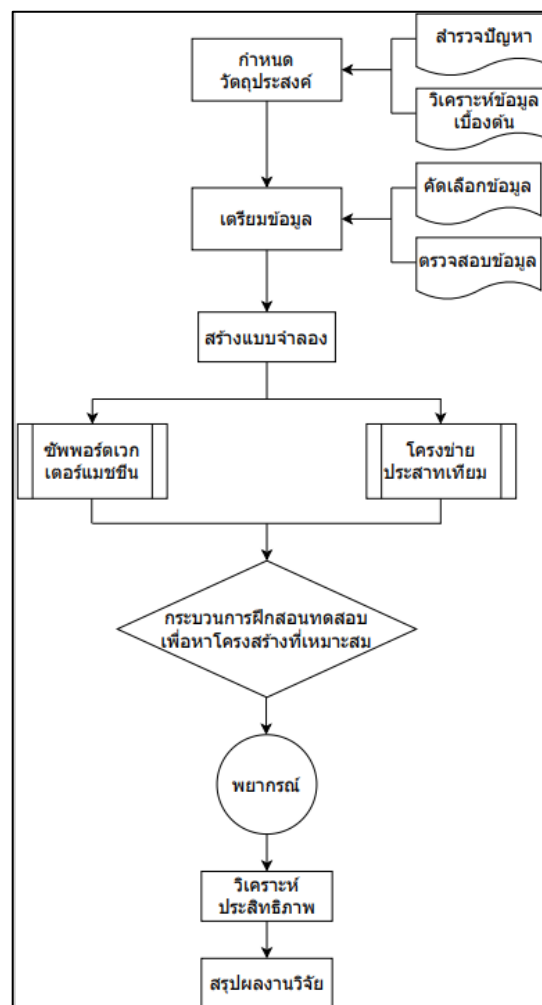
2.3 การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กำลังสอง (Coefficient of determination, R^2) ประเมินความใกล้เคียงของผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์กับข้อมูลจริง และใช้ค่า Mean Absolute Percentage Error (MAPE) หรือ เปอร์เซ็นต์ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ ค่า MAPE ในการวัดความแม่นยำค่าการพยากรณ์ที่ต้องการเปรียบเทียบเป็นเปอร์เซ็นต์ของแบบจำลอง

3. วิธีดำเนินการวิจัย

3.1. ศึกษาปัจจัยนำเข้าตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้เทคนิคชัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมโดยศึกษาจากงานวิจัยของอภิชาติ บัวกล้า [3] ซึ่งแสดงผลการพัฒนาแบบจำลองสมการถดถอยเชิงซ้อนแบบเส้นตรง สำหรับงานก่อสร้างอื่น ๆ ของรัฐบาล โดยใช้โปรแกรม SPSS วิเคราะห์ความถดถอย คัดเลือกตัวแปรอิสระเข้ามาในสมการด้วยวิธีสเตปไวส์ (Stepwise Method) ซึ่งจากแบบจำลองสมการถดถอยเชิงซ้อนแบบเส้นตรง เลือกใช้แบบจำลองที่ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด

3.2. สร้างแบบจำลองการพยากรณ์ใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูป DTREG version 10.7.18 (Demonstration Version) [7] ถูกนำมาใช้ในการพัฒนาโปรแกรมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณงานก่อสร้างของอุตสาหกรรมก่อสร้างในประเทศไทยประเมินปริมาณงานก่อสร้าง โดยตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้ คือเทคนิคชัพพอร์ตเวกเตอร์ แมชชีน และตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีขั้นตอนดังรูปที่ 1 และทดสอบความถูกต้องโดยใช้ค่าเปอร์เซ็นต์ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์, MAPE และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ยกกำลังสอง, R^2



รูปที่ 1 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยสำหรับการพยากรณ์โดยชัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและโครงข่ายประสาทเทียม

จากรูปที่ 1 ขั้นตอนการพยากรณ์แบ่งการทำงานของระบบเป็น 3 ส่วน คือ ข้อมูลอินพุต คือข้อมูลปริมาณงานก่อสร้างในอดีต และปัจจุบันที่เกี่ยวข้อง ตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Regression: SVR) ใช้ฟังก์ชันการสูญเสียแบบ Insensitive Loss Function และใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลชนิดเรเดียลเบซิส (RBF Kernel Function) ส่วนตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมใช้ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดเกาส์เซียน (Gaussian function) ในการแปลงค่า ใช้วิธีการตรวจสอบความถูกต้องด้วยข้อมูลแบบไขว้กันโดยแบ่งข้อมูลเป็น 10 กลุ่ม (10 fold cross validation) ทำการสอน และทดสอบ ข้อมูลเพื่อวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง ข้อมูลเอาต์พุต เป็นข้อมูลปริมาณงานก่อสร้างในอนาคตที่ได้จากการพยากรณ์

4. ผลการวิจัย

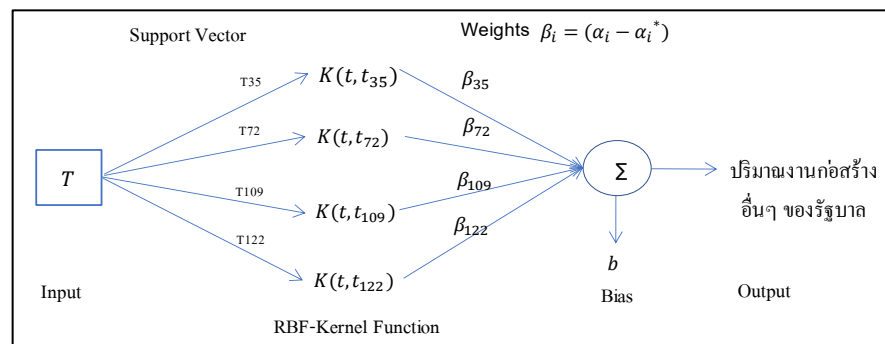
4.1. ปัจจัยนำเข้าซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียมจากงานวิจัยของอภิชาติ บัวกล้า [3] ตัวแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณงานก่อสร้างอื่น ๆ ของรัฐบาล คือข้อมูลสถิติบัญชีรายได้ประชาชาติจากการจัดเก็บและรวบรวมข้อมูลย้อนหลัง ของสำนักงานคณะกรรมการสภาพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2533 ถึง ปี พ.ศ. 2562 มีข้อมูลรวมจำนวนทั้งสิ้น 31 ปี [8] ซึ่งได้จากบัญชีรายได้ประชาชาติใช้ปัจจัยนำเข้า 4 ปัจจัย รายละเอียดดังนี้

T35 ค่า Disposal of Current Revenue จาก Account 5 General Government

T72 ค่า Private จาก Table 8 Gross Capital Formation at Current Market Prices

T109 ค่า Non-residential จาก Table 44 Gross Fixed Capital Formation by Type of Capital Goods at Current Market Prices

T122 ค่า Total C.i.f. Value จาก Table 46 Gross Fixed Capital Formation Financed by Imports of Capital Goods at Current Market Prices

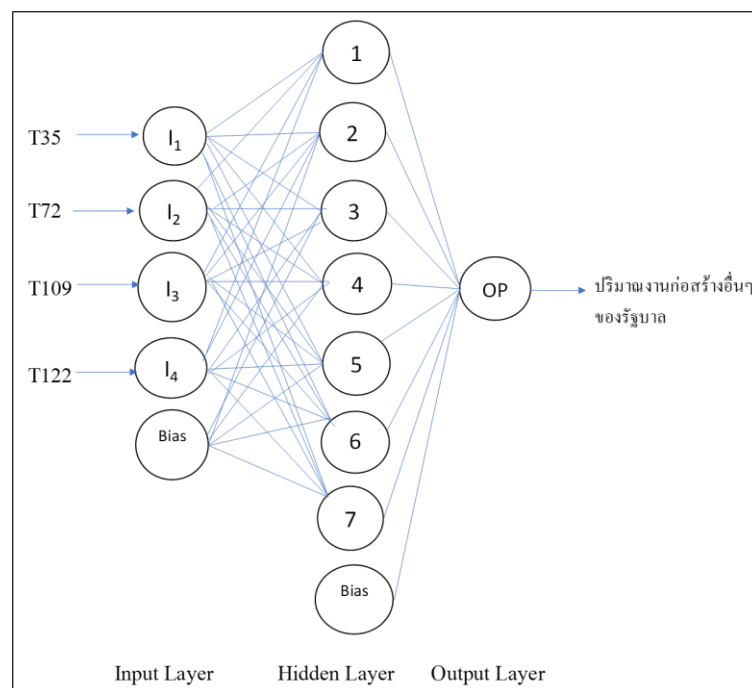


รูปที่ 2 โครงสร้างภายในของแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับพยากรณ์ปริมาณงานก่อสร้างอื่น ๆ ของรัฐบาล

จากรูปที่ 2 ผลการค้นหาลักษณะแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุด คือตัวแบบพยากรณ์ Epsilon-SVR โดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันชนิด Radial Basis Function (RBF) ผลการทดสอบแบบจำลองที่นำมาพยากรณ์ปริมาณงานก่อสร้างอื่น ๆ ของรัฐบาล โดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยนำข้อมูลมูลค่างานก่อสร้างจริงรายปี ระหว่าง ปี พ.ศ. 2533 – 2562 จำนวน 31 ปี มาเป็นข้อมูลสำหรับเปรียบเทียบค่าจริงกับค่าพยากรณ์ ผลของการพยากรณ์

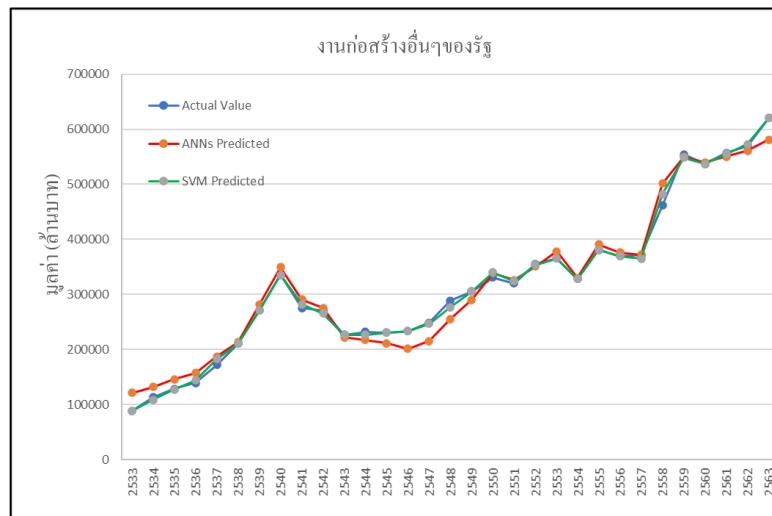
แสดงให้เห็นว่าค่าที่ได้จากการพยากรณ์เปรียบเทียบกับค่าจริงมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAPE) เท่ากับ 1.31% และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กำลังสอง (R^2) เท่ากับ 0.998 และค่าความสัมพันธ์ (Corretion) เท่ากับ 0.999

จากรูปที่ 3 ผลการค้นหาโครงสร้างที่เหมาะสมของแบบจำลองได้แก่โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม แบบ [4-7-1] ซึ่งประกอบด้วย ชั้นข้อมูล Input 4 โหนด ชั้น Hidden 7 โหนด และชั้น output 1 โหนด และใช้จำนวนรอบ 5,593 รอบในการวนข้อมูล พัฒนาแบบจำลองที่เหมาะสม ค่าสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ผลการวิจัยคือเปอร์เซ็นต์ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) มีค่าเท่ากับ 6.41% ส่วนค่าประเมินความใกล้เคียงของผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์กับข้อมูลจริง ด้วยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กำลังสอง เท่ากับ 0.982 และค่าความสัมพันธ์เท่ากับ 0.991 ซึ่งมีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าแบบจำลองมีความเหมาะสม



รูปที่ 3 โครงสร้างภายในของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับพยากรณ์ปริมาณงานก่อสร้างอื่นๆของรัฐบาล

4.2 การประยุกต์ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อประเมินปริมาณงานก่อสร้าง ผลจากแบบจำลอง ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับมูลค่างานก่อสร้างจริงรายปี ระหว่างปี พ.ศ. 2533 – 2563 จำนวน 31 ปี เป็นข้อมูลสำหรับเปรียบเทียบค่าจริงกับค่าพยากรณ์ ดังรูปที่ 4 และตารางที่ 1 ผลของการพยากรณ์แสดงให้เห็นว่าค่าที่ได้จากการพยากรณ์เปรียบเทียบกับค่าจริงมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยที่ยอมรับได้ และให้ประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำ



รูปที่ 4 ค่าพยากรณ์ปริมาณงานก่อสร้างอื่นๆของรัฐบาล โดยใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียม

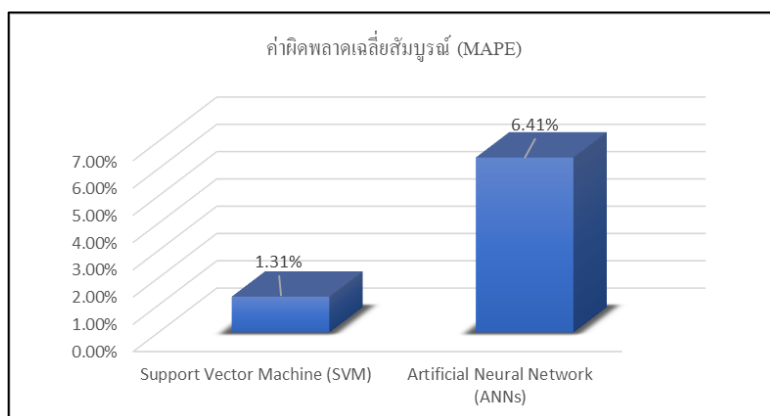
ตารางที่ 1 ปริมาณงานก่อสร้างจริงรายปีและปริมาณงานก่อสร้างที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ปีพ.ศ.	มูลค่างานก่อสร้างจริง (ล้านบาท)	ค่าพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียม (ล้านบาท)	ค่าคลาดเคลื่อน	เปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อน	ค่าพยากรณ์โดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (ล้านบาท)	ค่าคลาดเคลื่อน	เปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อน
2533	88,824	121,353	(32,529)	(0.27)	88,824	0	0
2534	113,699	132,104	(18,405)	(0.14)	108,393	5,306	0.05
2535	128,886	146,280	(17,394)	(0.12)	127,326	1,560	0.01
2536	139,311	157,265	(17,954)	(0.11)	144,378	(5,067)	(0.04)
2537	171,872	187,557	(15,685)	(0.08)	182,518	(10,646)	(0.06)
2538	210,689	213,190	(2,501)	(0.01)	210,689	0	0
2539	270,939	281,768	(10,829)	(0.04)	270,939	0	0
2540	335,624	349,575	(13,951)	(0.04)	335,624	0	0
2541	275,701	290,747	(15,046)	(0.05)	282,423	(6,722)	(0.02)
2542	271,060	275,517	(4,457)	(0.02)	265,650	5,410	0.02
2543	227,098	222,193	4,905	0.02	227,098	0	0
2544	231,942	217,284	14,658	0.07	226,702	5,240	0.02
2545	230,669	211,468	19,201	0.09	230,773	(104)	(0.00)
2546	233,177	201,115	32,062	0.16	233,176	1	0.00
2547	248,840	215,530	33,310	0.15	246,741	2,099	0.01

ตารางที่ 1 ปริมาณงานก่อสร้างจริงรายปีและปริมาณงานก่อสร้างที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน (ต่อ)

ปีพ.ศ.	มูลค่างานก่อสร้างจริง (ล้านบาท)	ค่าพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียม (ล้านบาท)	ค่าคลาดเคลื่อน	เปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อน	ค่าพยากรณ์โดยซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน (ล้านบาท)	ค่าคลาดเคลื่อน	เปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อน
2548	289,110	255,449	33,661	0.13	276,875	12,235	0.04
2549	305,411	290,302	15,109	0.05	305,412	(1)	(0.00)
2550	330,834	338,702	(7,868)	(0.02)	340,212	(9,378)	(0.03)
2551	320,100	326,520	(6,420)	(0.02)	324,459	(4,359)	(0.01)
2552	355,220	350,862	4,358	0.01	353,829	1,391	0.00
2553	365,758	378,427	(12,669)	(0.03)	365,757	1	0.00
2554	328,286	330,379	(2,093)	(0.01)	328,286	0	0
2555	381,104	390,730	(9,626)	(0.02)	381,104	0	0
2556	369,405	376,482	(7,077)	(0.02)	369,405	0	0
2557	371,244	372,175	(931)	(0.00)	364,624	6,620	0.02
2558	461,795	501,428	(39,633)	(0.08)	482,285	(20,490)	(0.04)
2559	554,660	549,455	5,205	0.01	548,187	6,473	0.01
2560	536,735	539,464	(2,729)	(0.01)	536,735	0	0
2561	556,776	550,586	6,190	0.01	554,911	1,865	0.00
2562	569,806	560,871	8,935	0.02	573,365	(3,559)	(0.01)
2563	620,367	580,982	39,385	0.07	620,368	(1)	(0.00)

4.3 เปรียบเทียบความแม่นยำการประยุกต์ใช้ซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อประเมินปริมาณงานก่อสร้างจากเปอร์เซ็นต์ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ผลจากแบบจำลองซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับมูลค่างานก่อสร้างจริงรายปี ระหว่าง ปี พ.ศ.2533 – 2562 จำนวน 31 ปี เป็นข้อมูลสำหรับเปรียบเทียบค่าจริงกับค่าพยากรณ์ ดังรูปที่ 5 ผลของการพยากรณ์แสดงให้เห็นว่าค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยเทคนิคซอฟต์แวร์เวกเตอร์แมชชีนมีค่าแม่นยำกว่าโครงข่ายประสาทเทียม และทั้ง 2 เทคนิคเปรียบเทียบกับค่าจริงมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยที่ยอมรับได้ และให้ประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำ



รูปที่ 5 ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ด้วยเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียม

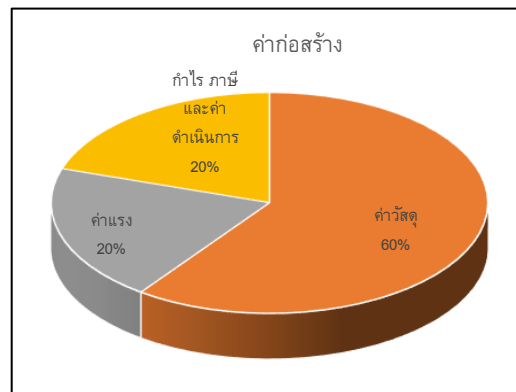
4.4 ผลการคาดการณ์ปริมาณงานก่อสร้างในอนาคต 20 ปีข้างหน้า ตั้งแต่พ.ศ. 2564 ถึง พ.ศ. 2583 โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ผลการคาดการณ์ดังตารางที่ 2 แสดงให้เห็นว่า ช่วงปีพ.ศ. 2562 ถึง ปีพ.ศ. 2563 ปริมาณงานก่อสร้างจะลดลง เนื่องจากว่าเป็นช่วงที่เกิดโรคระบาดไวรัสโควิด 19 และตั้งแต่ปีพ.ศ. 2564 เป็นต้นไปแนวโน้มปริมาณงานก่อสร้างจะมีปริมาณเพิ่มขึ้นทุกปี ซึ่งปริมาณงานก่อสร้างที่จะเกิดขึ้นในอนาคตจะชี้ให้เห็นได้ว่าจะมีความต้องการใช้วัสดุสำหรับการก่อสร้างเพิ่มขึ้นตามไปด้วย

ตารางที่ 2 การคาดการณ์ปริมาณงานก่อสร้างที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

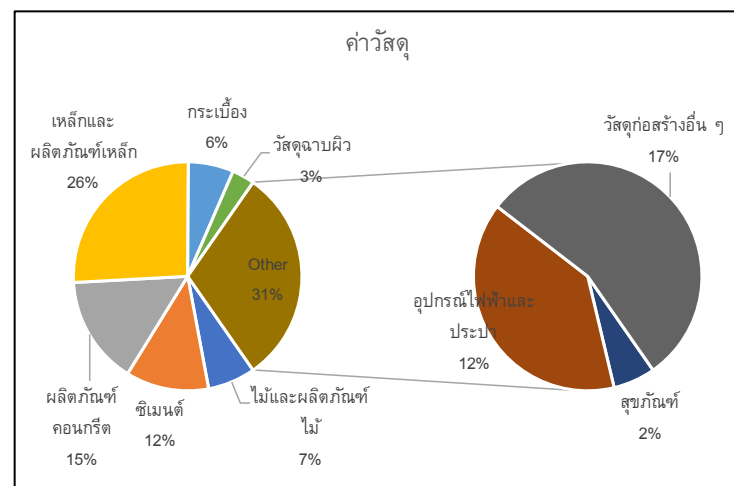
ปีพ.ศ.	มูลค่างานก่อสร้างจริง (ล้านบาท)	ค่าพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียม (ล้านบาท)	ปีพ.ศ.	มูลค่างานก่อสร้างจริง (ล้านบาท)	ค่าพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียม (ล้านบาท)
2562	569,806	560,871	2573	-	809,038
2563	620,367	580,982	2574	-	800,564
2564	-	642,294	2575	-	844,551
2565	-	699,414	2576	-	951,020
2566	-	737,201	2577	-	1,121,384
2567	-	779,986	2578	-	1,382,077
2568	-	820,286	2579	-	1,621,188
2569	-	838,495	2580	-	1,696,969
2570	-	801,734	2581	-	1,748,332
2571	-	800,385	2582	-	1,725,623
2572	-	806,317	2583	-	1,607,095

มูลนิธิประเมินค่า-นายหน้าแห่งประเทศไทยได้จัดทำรายงานการเปลี่ยนแปลงราคาค่าก่อสร้างล่าสุด (มีนาคม 2565) จากรูปที่ 6 ราคาค่าก่อสร้างประกอบด้วยค่าวัสดุ ค่าแรง และภาษีและค่าดำเนินการต่าง ๆ [9] ดังนั้นค่าก่อสร้างที่แท้จริง มีรายละเอียดดังนี้ค่าวัสดุ 60% ค่าแรง 20% และค่า ภาษีและค่าดำเนินการ 20%

สัดส่วนมูลค่าของวัสดุก่อสร้าง รายละเอียดแสดงดังในรูปที่ 7 โดยในงานวิจัยนี้ศึกษามวลรวมหยาบ ดังนั้นจึงแสดงเฉพาะมูลค่าของวัสดุผลิตภัณฑ์คอนกรีต คิดเป็นสัดส่วนมูลค่าของวัสดุก่อสร้างทั้งหมดเป็นร้อยละ 15.30% จากราคาค่าวัสดุก่อสร้างต่าง ๆ



รูปที่ 6 สัดส่วนค่าก่อสร้าง



รูปที่ 7 สัดส่วนค่าวัสดุแยกตามประเภทงาน

จากตารางที่ 3 จะพบว่าปริมาณการใช้วัสดุมวลรวมหยาบที่ใช้กับผลิตภัณฑ์คอนกรีตมีความต้องการใช้ปริมาณเพิ่มมากขึ้นทุกๆปี ในอนาคตถ้าไม่หาวัสดุอื่นมาใช้ทดแทนมวลรวมหยาบที่ได้จากธรรมชาติ วัสดุก็จะไม่มีเพียงพอต่อความต้องการใช้งาน เพื่อลดความสูญเสียทางด้านเศรษฐกิจ แล้วยังเป็นมิตรกับสิ่งแวดล้อมอีกด้วย เพราะวัสดุก่อสร้างจากธรรมชาติจะถูกทำลายน้อยลง อีกทั้งยังเป็นการอนุรักษ์ทรัพยากรธรรมชาติ และพัฒนาการใช้วัสดุก่อสร้างอย่างยั่งยืน ดังนั้นการใช้มวลรวมหยาบคอนกรีตที่ได้จากคอนกรีตรีไซเคิลมีโอกาได้ใช้ทดแทนมวลรวมธรรมชาติ

ตารางที่ 3 การคาดการณ์ปริมาณวัสดุมวลรวมหยาบที่ใช้กับผลิตภัณฑ์คอนกรีต

ปีพ.ศ.	มูลค่างาน ก่อสร้างจริง (ล้านบาท)	ค่าพยากรณ์โดย โครงข่ายประสาทเทียม (ล้านบาท)	มูลค่าผลิตภัณฑ์ คอนกรีต (ล้านบาท)	ปริมาณ ผลิตภัณฑ์ คอนกรีต (ล้าน ลูกบาศก์เมตร)	ปริมาณวัสดุรวม รวมหายาบ (ล้านตัน)
2562	569,806	560,871	51,488	19.39	22.00
2563	620,367	580,982	53,334	20.08	22.79
2564		642,294	58,963	22.20	25.20
2565		699,414	64,206	24.17	27.44
2566		737,201	67,675	25.48	28.92
2567		779,986	71,603	26.96	30.60
2568		820,286	75,302	28.35	32.18
2569		838,495	76,974	28.98	32.89
2570		801,734	73,599	27.71	31.45
2571		800,385	73,475	27.66	31.40
2572		806,317	74,020	27.87	31.63
2573		809,038	74,270	27.96	31.74
2574		800,564	73,492	27.67	31.41
2575		844,551	77,530	29.19	33.13
2576		951,020	87,304	32.87	37.31
2577		1,121,384	102,943	38.76	43.99
2578		1,382,077	126,875	47.77	54.22
2579		1,621,188	148,825	56.03	63.60
2580		1,696,969	155,782	58.65	66.57
2581		1,748,332	160,497	60.43	68.59
2582		1,725,623	158,412	59.64	67.69
2583		1,607,095	147,531	55.55	63.05

5. สรุปผลการวิจัย

แบบจำลองพยากรณ์โดยใช้เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียมใช้ได้ เปอร์เซนต์ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) มีค่าเท่ากับ 1.31 และ 6.41 และค่าความน่าเชื่อถือด้วยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กำลังสอง (Coefficient of determination, R^2) เท่ากับ 0.998 และค่าความสัมพันธ์ (Correlation) เท่ากับ 0.982 ซึ่งมีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองทั้ง 2 มีความน่าเชื่อถือ ข้อดีของเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สามารถสร้างแบบจำลองที่ซับซ้อนได้ เหมาะกับตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ไม่เชิงเส้น-ข้อเสียพารามิเตอร์โมเดลยากที่จะตีความ และปัญหาความเสถียรของตัวเลข เหมาะกับการจำแนกข้อมูล ส่วนข้อดีของเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม สามารถสร้างแบบจำลองที่มีข้อมูลจำลองความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนมากได้-ข้อเสียใช้

เวลาในการประมวลผลของกระบวนการฝึกอบรมที่ยาวนาน เหมาะกับงานประเภทการเลียนแบบความฉลาดของมนุษย์ จากงานวิจัยนี้สามารถที่จะนำไปใช้เป็นแนวทางในการกำหนดเป้าหมาย การตัดสินใจ การวางแผนธุรกิจขององค์กรต่อไป

6. ข้อจำกัดของงานวิจัย

สำหรับการพยากรณ์ปริมาณงานก่อสร้าง ใช้ข้อมูลสถิติจากบัญชีรายได้ประชาชาติ [8] โดยการจัดเก็บและรวบรวมข้อมูลย้อนหลัง ของสำนักคณะกรรมการสภาพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2509 ถึง ปี พ.ศ. 2552 มีข้อมูลรวมจำนวนทั้งสิ้น 44 ปี ภายหลังจากปี 2552 ถึงปัจจุบัน สภาพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติได้ทำการปรับปรุงข้อมูลอนุกรมเวลาใหม่ ที่เกิดการเปลี่ยนแปลงค่าสถิติด้านปัจจัยต่างๆ ตามสถานะเศรษฐกิจที่เปลี่ยนไป ปรับปรุงใหม่ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2553 ถึง ปี พ.ศ. 2562 มีข้อมูลรวมจำนวนทั้งสิ้น 31 ปี ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงนำข้อมูลสถิติจากบัญชีรายได้ประชาชาติโดยรวมของประเทศ จากปี พ.ศ. 2533 ถึง ปี พ.ศ. 2562 มาใช้ทำการศึกษาเท่านั้น การนำข้อมูลผลการศึกษางานวิจัยนี้ไปใช้งานในช่วงระยะเวลาที่แตกต่างจึงควรเป็นไปด้วยความระมัดระวัง

7. ข้อเสนอแนะ

จากจุดเด่นของเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความสามารถในการจำลองพฤติกรรมของระบบที่มีความซับซ้อนของข้อมูล ได้ดีซึ่งก็เป็นคุณลักษณะพื้นฐานของงานด้านวิศวกรรมโยธาที่มีความไม่แน่นอนและความซับซ้อนของข้อมูลสูง ดังนั้นจึงมีการนำเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้กับงานด้านวิศวกรรมโยธา ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ใช้ทฤษฎีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้เพื่อพยากรณ์ปริมาณงานก่อสร้างในประเทศไทยเท่านั้น การพยากรณ์ด้านอื่น ๆ เช่นการพยากรณ์ทรัพยากรธรรมชาติที่จะถูกใช้หมดไปในอนาคต การพยากรณ์ราคาวัสดุในหมวดต่าง ๆ ของงานก่อสร้างล่วงหน้า หรือการพยากรณ์ระยะเวลางานก่อสร้าง ก็มีความน่าสนใจด้วยเช่นกัน นอกจากนี้แล้วยังอาจทำการศึกษการพยากรณ์คุณภาพในงานก่อสร้าง และความปลอดภัยในงานก่อสร้าง ก็มีความเป็นไปได้

ผลประโยชน์ทับซ้อน

ผู้เขียนขอประกาศว่าบทความนี้ไม่มีผลประโยชน์ทับซ้อน

เอกสารอ้างอิง

- [1] ชุมพล ศฤงคารศิริ. การวางแผนและควบคุมการผลิต, พิมพ์ครั้งที่ 10. บริษัท ที เอส บี โปรดักส์ จำกัด: กรุงเทพมหานคร, 2545.
- [2] นพพร โทณะวณิก. ประสบการณ์วิชาชีพการจัดการงานก่อสร้าง, สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมมาธิราช: กรุงเทพมหานคร, 2549.
- [3] อภิชาติ บัวกล้า. แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการคาดการณ์ปริมาณงานก่อสร้างในประเทศไทย. วิทยานิพนธ์ ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมโยธา, มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2548.
- [4] Li, H. and Zhang, X. Introducing a New Method to Predict the Project Time Risk. *Journal of IEEE Computer Society, International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering*, 2009, 164, pp. 27-30.
- [5] Tanratnawong, S. and Scott, S. A neural network model to forecast national construction output. *Journal of Financial Management in Construction and Property*, 2000, 5, pp. 65-77.
- [6] Vapnik, V. *The Nature of Statistical Learning Theory*, New York: Springer-Verlag, 1995.

- [7] Phillip H. Sherrod. *DTREG Predictive Modeling Software*, Copyright 2003-2007. Available from: <https://www.dtreg.com>. [Accessed 15 September2022].
- [8] สำนักงานคณะกรรมการและการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ. (ไม่ปรากฏวันที่ เดือน ปีที่ เผยแพร่). *บัญชีรายได้ประชาชาติ ปี พ.ศ. 2503 - 2562*. จาก: <http://www.nesdb.go.th/econSocial/nad.htm> [สืบค้นเมื่อวันที่ 20 มิถุนายน พ.ศ. 2565].
- [9] มูลนิธิประเมินค่า-นายหน้าแห่งประเทศไทย. (ไม่ปรากฏวันที่ เดือน ปีที่เผยแพร่). *ราคาประเมินค่าก่อสร้างอาคาร พ.ศ. 2565*. จาก: <https://www.thaiappraisal.org/thai/value/value.php> [สืบค้นเมื่อวันที่ 30 กรกฎาคม พ.ศ. 2565].