

การประเมินและการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (CO₂) จากภาคการขนส่ง ด้วยวิธีการวิเคราะห์การถดถอยและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

AN ASSESSMENT AND FORECASTING OF CARBON DIOXIDE (CO₂) EMISSIONS FROM THE TRANSPORTATION SECTOR USING REGRESSION ANALYSIS AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK METHODS

กฤษฎา เครือชาลี¹ โอภาส กิจกำแหง^{2*} และ วรณลักษณ์ อภินาวิน³

Krisada Khruachalee¹, Opas Kitkamhang^{2*} and Wannaluk Apinawin³

¹สาขาวิชาการจัดการธุรกิจระหว่างประเทศ คณะบริหารธุรกิจ วิทยาลัยเทคโนโลยีสยาม

¹International Business Management Program, Faculty of Business Administration, Siam Technology College

²หลักสูตรบริหารธุรกิจมหาบัณฑิต คณะบริหารธุรกิจ วิทยาลัยเทคโนโลยีสยาม

²Master of Business Administration Program, Faculty of Business Administration, Siam Technology College

³สาขาวิชาการจัดการ คณะบริหารธุรกิจ วิทยาลัยเทคโนโลยีสยาม

³Management Program, Faculty of Business Administration, Siam Technology College

*Corresponding author Email; opask@siamtechno.ac.th

Received August 26, 2024; Revised September 29, 2024; Accepted October 9, 2024

บทคัดย่อ

การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจและความหนาแน่นของประชากรนำไปสู่ปริมาณการใช้พลังงานที่เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง จึงทำให้สถานการณ์การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (CO₂) เป็นหัวข้อที่ทุกประเทศให้ความสนใจที่จะต้องเข้าไปบริหารจัดการให้มีประสิทธิภาพและเหมาะสม เนื่องจากก๊าซ CO₂ เป็นสาเหตุสำคัญของการเปลี่ยนแปลงทางสภาพภูมิอากาศ มลพิษทางอากาศ และการดำรงชีวิตของมนุษย์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งภาคการขนส่งที่มีแนวโน้มการเติบโตที่เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ดังนั้นการเข้าใจแนวโน้มและรูปแบบการปล่อยก๊าซ CO₂ ในอนาคตจะช่วยให้ผู้กำหนดนโยบายสามารถพัฒนามาตรการและโครงการที่ตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงได้อย่างเหมาะสม ผู้วิจัยจึงสนใจศึกษาตัวแบบในการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่งด้วยวิธีการวิเคราะห์การถดถอยและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยทำการเก็บข้อมูลปริมาณการใช้พลังงานเชื้อเพลิง จำนวนพาหนะจดทะเบียน จำนวนประชากร ผลิตภัณฑ์มวลรวมของประเทศ และดัชนีความเชื่อมั่นอนาคตเศรษฐกิจภูมิภาค เพื่อมาช่วยในการพยากรณ์ตามตัวแบบข้างต้นตั้งแต่ปีพ.ศ. 2550 ถึงปีพ.ศ. 2566 โดยพบว่าตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ ได้แม่นยำและมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีการวิเคราะห์การถดถอย โดยพิจารณาจากค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง และเมื่อทำการพยากรณ์ออกไปล่วงหน้าเป็นระยะเวลา 5 ปี โดยกำหนดให้ปริมาณการใช้พลังงานเชื้อเพลิง จำนวนพาหนะจดทะเบียน และผลิตภัณฑ์มวลรวมของประเทศ มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นในอัตราร้อยละ 1 ในแต่ละเดือน จะมีผลทำให้ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง และเมื่อพิจารณาผลของการพยากรณ์จากตัวแบบทั้งสอง ณ จุดเวลาใดๆ จะพบว่าค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบการถดถอยจะมีค่าสูงกว่าค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยรวมเฉลี่ยที่ 6,787,756 ตัน และเมื่อระยะเวลาในการพยากรณ์ยาวนานมากขึ้น ความแตกต่างจากการพยากรณ์ของทั้งสองตัวแบบจะยิ่งห่างมากขึ้นเช่นกัน ด้วยความสามารถในการพยากรณ์ของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม ผู้กำหนดนโยบายและหน่วยงานกำกับดูแลสามารถนำมาสร้างนโยบายด้านการจัดการสิ่งแวดล้อมที่มีประสิทธิภาพและยั่งยืนยิ่งขึ้นได้

โดยสามารถใช้ติดตามแนวโน้มการปล่อยก๊าซ CO₂ และประเมินประสิทธิภาพของกลยุทธ์การลดการปล่อยก๊าซ CO₂ ได้อย่างต่อเนื่อง

คำสำคัญ; การพยากรณ์ คาร์บอนไดออกไซด์ การขนส่ง การวิเคราะห์การถดถอย โครงข่ายประสาทเทียม

ABSTRACT

Economic growth and population density have led to a continuous increase in energy consumption, resulting in carbon dioxide (CO₂) emissions becoming a critical issue that all countries need to manage effectively and appropriately. CO₂ is a major contributor to climate change, air pollution, and adverse effects on human livelihoods, particularly in the transportation sector, which shows a significant upward trend. Thus, understanding the future trends and patterns of CO₂ emissions can assist policymakers in developing measures and initiatives that are responsive to these changes. This research aims to forecast CO₂ emissions from the transportation sector using regression analysis and neural network models. The study employs data on energy consumption, the number of registered vehicles, population size, gross domestic product (GDP), and regional economic confidence indices from 2007 to 2023. The results show that the neural network model provides more accurate and efficient CO₂ emission forecasts than the regression model, as indicated by the root mean square error. Additionally, a five-year forward forecast, assuming that energy consumption, the number of registered vehicles, and GDP increase at a rate of 1% per month, predicts a continuous rise in CO₂ emissions. When comparing the forecast results of the two models at any given time point, it is observed that the regression model consistently yields higher predicted values than the neural network model, with an average difference of 6,787,756 tons. As the forecast horizon extends, the disparity between the predictions from the two models becomes progressively larger. With the forecasting capabilities of the neural network model, policymakers and regulatory agencies can formulate more effective and sustainable environmental management policies. It can be utilized to continuously monitor CO₂ emission trends and evaluate the effectiveness of CO₂ emission reduction strategies.

Keywords; Forecasting, Carbon Dioxide, Transportation, Regression Analysis, Artificial Neural Network

1. บทนำ

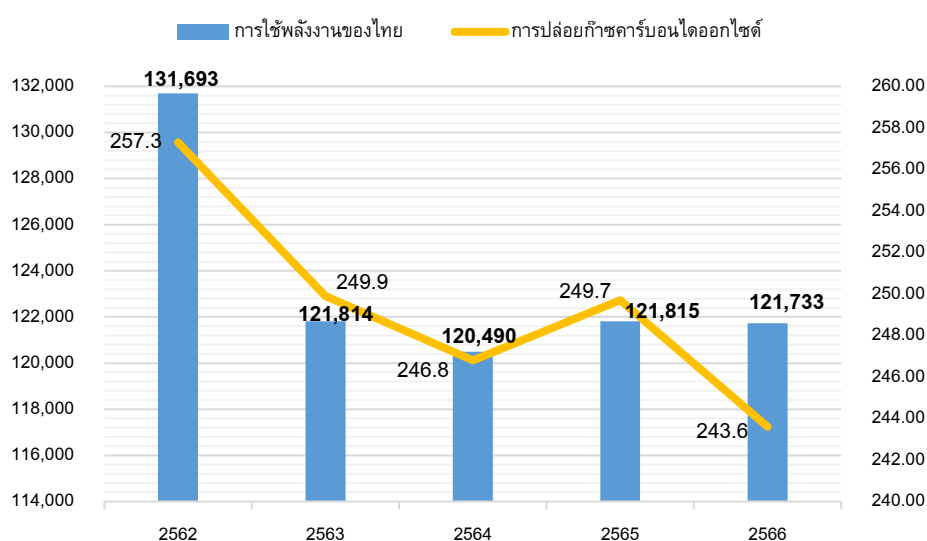
สถานการณ์การปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคพลังงานในประเทศไทยตั้งแต่ปีพ.ศ. 2542 จนถึงปัจจุบัน ได้รับการจับตามองอย่างใกล้ชิดจากหลายภาคส่วน โดยเฉพาะอย่างยิ่ง สำนักงานนโยบายและแผน กระทรวงพลังงาน ที่ได้ดำเนินการเก็บข้อมูลดังกล่าวอย่างต่อเนื่อง เนื่องจากเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศโลก ความต้องการใช้พลังงานที่เพิ่มขึ้นจากการขยายตัวของเศรษฐกิจและการเพิ่มขึ้นของประชากรได้มีผลผลักดันให้การปล่อยก๊าซ CO₂ ของโลกเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง [1] ดังตารางที่ 1 และภาพที่ 1 แม้ว่าประเทศไทยจะได้มีการดำเนินการตามนโยบายและมาตรการต่างๆ เพื่อควบคุมการปล่อยก๊าซเรือนกระจก แต่ก็สามารถลดปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ ได้เพียงเล็กน้อย สถานการณ์ดังกล่าวยังคงเป็นปัญหาเร่งด่วนที่ต้องการการจัดการอย่างมีประสิทธิภาพ และเพื่อบรรลุเป้าหมายในการลดการปล่อยก๊าซเรือนกระจกตามข้อตกลงปารีส (Paris Agreement) ซึ่งจะเห็นได้ว่าการปล่อยก๊าซ CO₂ มีผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อมและสุขภาพของประชาชนทั่วโลก เพราะก๊าซ CO₂ เป็นสาเหตุสำคัญที่ทำให้เกิดภาวะโลกร้อนและการเปลี่ยนแปลงทางสภาพภูมิอากาศ ซึ่งส่งผลกระทบต่อระบบนิเวศ ทรัพยากรธรรมชาติ และการดำรงชีวิตของมนุษย์โดยตรง รวมถึงการเพิ่มขึ้นของระดับน้ำทะเล การเกิดพายุที่รุนแรงขึ้น และการเปลี่ยนแปลงของฤดูกาลที่ไม่แน่นอน ปรากฏการณ์ดังกล่าวเป็นตัวอย่างหนึ่งของผลกระทบที่ชัดเจน นอกจากนี้ มลพิษทางอากาศจากก๊าซ CO₂ และก๊าซอื่น ๆ

ที่เกิดขึ้นพร้อมกัน ยังมีผลกระทบต่อสุขภาพของประชาชนโดยเฉพาะในพื้นที่เมืองใหญ่ที่มีประชากรอาศัยอยู่เป็นจำนวนมาก เช่น กรุงเทพฯ เชียงใหม่ เชียงราย แม่ฮ่องสอน ที่มีปัญหาคุณภาพอากาศที่เลวร้ายในปัจจุบัน

ตารางที่ 1 ปริมาณการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์และการใช้พลังงานของไทย ตั้งแต่ปีพ.ศ. 2562 – 2566

รายละเอียดข้อมูล	2562	2563	2564	2565	2566
การใช้พลังงานของไทย (KTOE)	131,693	121,814	120,490	121,815	121,733
การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (ล้านตัน CO ₂)	257.3	249.9	246.8	249.7	243.6

แหล่งข้อมูล: [1]

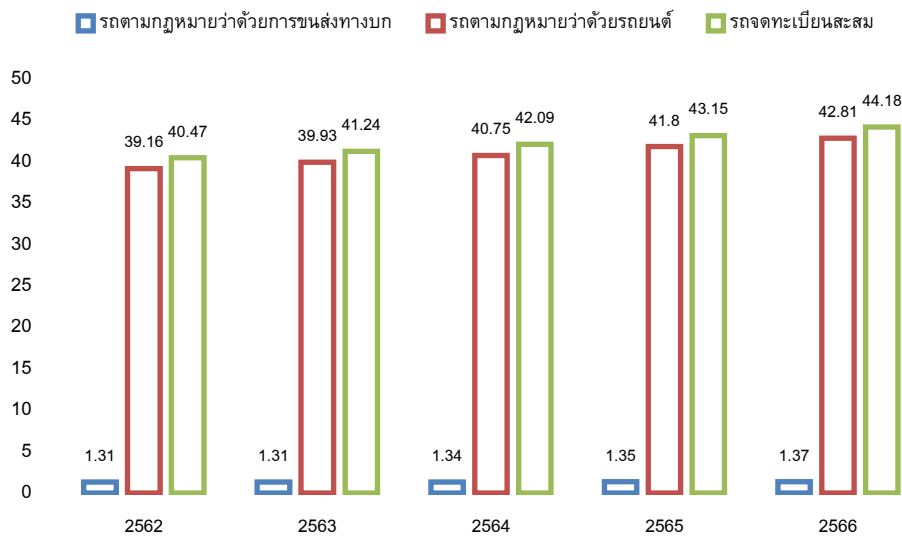


ภาพที่ 1 แนวโน้มการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (หน่วย: ล้านตัน CO₂) และการใช้พลังงานของไทย (หน่วย: KTOE) ตั้งแต่ปีพ.ศ. 2562 – 2566

แหล่งข้อมูล: [2]

ภาคการขนส่งถือว่าเป็นหนึ่งในภาคธุรกิจที่เป็นแหล่งปล่อยก๊าซ CO₂ ที่สำคัญในประเทศไทยรวมถึงทั่วโลก โดยเฉพาะอย่างยิ่งในพื้นที่เขตเมืองที่มีการจราจรที่หนาแน่นและมีประชากรอาศัยอยู่เป็นจำนวนมาก เช่น กรุงเทพฯ และ ปริมณฑล เป็นต้น โดยจากการสำรวจข้อมูลตั้งแต่ปีพ.ศ. 2562–2566 ดังแสดงในภาพที่ 2 ซึ่งพบว่าการใช้รถยนต์ส่วนบุคคลและการขนส่งสินค้าได้มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ [3] ซึ่งส่งผลให้มีการปล่อยก๊าซ CO₂ ในภาคธุรกิจดังกล่าวเพิ่มขึ้นมากด้วยเช่นกัน จากการเก็บรวบรวมข้อมูลสถิติของ [3] แสดงให้เห็นว่ามีแนวโน้มของอัตราการเติบโตของรถจดทะเบียนสะสม ณ วันที่ 30 กันยายน ปีพ.ศ. 2562–2566 ที่เพิ่มขึ้นถึงร้อยละ 1.77 หรือประมาณ 0.93 ล้านคันต่อปี ซึ่งเมื่อพิจารณาในแต่ละประเภท พบว่า รถเกือบทุกประเภทมีแนวโน้มอัตราที่เพิ่มขึ้นทั้งหมด โดยเฉพาะอย่างยิ่งรถบรรทุกไม่ประจำทางที่มีอัตราการเพิ่มขึ้นมากที่สุด รองลงมา คือ รถโดยสารส่วนบุคคล และรถบรรทุกส่วนบุคคล

การขนส่งทางบกยังคงเป็นช่องทางหลักในการขนส่งสินค้าและผู้คนในประเทศ แต่การใช้พลังงานจากน้ำมันฟอสซิลในยานพาหนะเหล่านี้ไม่ว่าจะเป็นรถยนต์ รถบรรทุก หรือรถมอเตอร์ไซด์ กลับสร้างความกังวลในด้านการปล่อยก๊าซเรือนกระจก ส่วนการขนส่งทางอากาศและทางทะเลนั้นก็ยังมีส่วนร่วมในการเพิ่มการปล่อยก๊าซ CO₂ เช่นกัน แม้จะมีสัดส่วนน้อยกว่าการขนส่งทางบกก็ตาม



ภาพที่ 2 แนวโน้มจำนวนรถจดทะเบียนสะสม (หน่วย: ล้านคัน)

ตั้งแต่ 30 กันยายน ปีพ.ศ. 2562 – 30 กันยายน ปีพ.ศ. 2566

แหล่งข้อมูล: [2]

เพื่อตอบสนองต่อความท้าทายนี้ ประเทศไทยได้ดำเนินการหลากหลายมาตรการเพื่อควบคุมและลดการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่ง เช่น การส่งเสริมการใช้รถยนต์ไฟฟ้า (Electric Vehicles: EVs) การพัฒนาโครงข่ายขนส่งสาธารณะที่มีประสิทธิภาพ และการสนับสนุนการใช้พลังงานทดแทนในภาคการขนส่ง เป็นต้น อย่างไรก็ตาม การเปลี่ยนแปลงในโครงสร้างพื้นฐานและพฤติกรรมของผู้ใช้ยังคงเป็นเรื่องที่ท้าทายความพยายามในการสนับสนุนการขนส่งสาธารณะและการปรับปรุงประสิทธิภาพการใช้พลังงานในยานพาหนะยังต้องการการลงทุนและการสนับสนุนจากทั้งภาครัฐและเอกชนอย่างต่อเนื่อง แม้ว่าจะมีการดำเนินการหลายอย่างเพื่อควบคุมการปล่อยก๊าซ CO₂ ในประเทศไทย แต่ความจำเป็นในการดำเนินการอย่างเร่งด่วนยังคงเป็นสิ่งที่สำคัญ ในระยะยาวการลดการปล่อยก๊าซ CO₂ ในภาคการขนส่งจะต้องมีการเปลี่ยนแปลงที่ยั่งยืนและต่อเนื่อง การสร้างนโยบายที่เข้มแข็งและการให้การสนับสนุนในการวิจัยและพัฒนาพลังงานทดแทนและเทคโนโลยีที่เป็นมิตรต่อสิ่งแวดล้อมเป็นสิ่งจำเป็น เพื่อให้ประเทศไทยสามารถลดผลกระทบจากการปล่อยก๊าซ CO₂ และก้าวสู่นาคตที่ยั่งยืนได้ การร่วมมือกันระหว่างทุกภาคส่วนในสังคมจะเป็นกุญแจสำคัญในการเผชิญหน้ากับความท้าทายนี้และสร้างอนาคตที่ดีขึ้นสำหรับคนรุ่นต่อไป

การพยากรณ์การปล่อยก๊าซ CO₂ โดยเฉพาะอย่างยิ่งจากภาคการขนส่งจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งในการจัดการกับปัญหาสิ่งแวดล้อมในระยะยาวนี้ เพราะการพยากรณ์ที่แม่นยำจะช่วยให้สามารถวางแผนและดำเนินการลดการปล่อยก๊าซ CO₂ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ การเข้าใจแนวโน้มและรูปแบบการปล่อยก๊าซ CO₂ ในอนาคตจะช่วยให้ผู้กำหนดนโยบายสามารถพัฒนามาตรการและโครงการที่ตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงได้อย่างเหมาะสม นอกจากนี้ การพยากรณ์ยังเป็นเครื่องมือที่สำคัญในการประเมินผลกระทบของนโยบายและการดำเนินการต่าง ๆ ในการลดการปล่อยก๊าซเรือนกระจกในภาคการขนส่ง ซึ่งเป็นกุญแจสำคัญในการสร้างสังคมที่ยั่งยืนและเป็นมิตรต่อสิ่งแวดล้อม ดังจะเห็นจากการศึกษาของนักวิจัยหลายท่านที่ได้นำประเด็นดังกล่าวมาพิจารณา [4,9] โดยผลงานดังกล่าวได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้เป็นแนวทางในการพยากรณ์การปล่อยก๊าซ CO₂ ในวิธีการต่าง ๆ อีกมากมาย

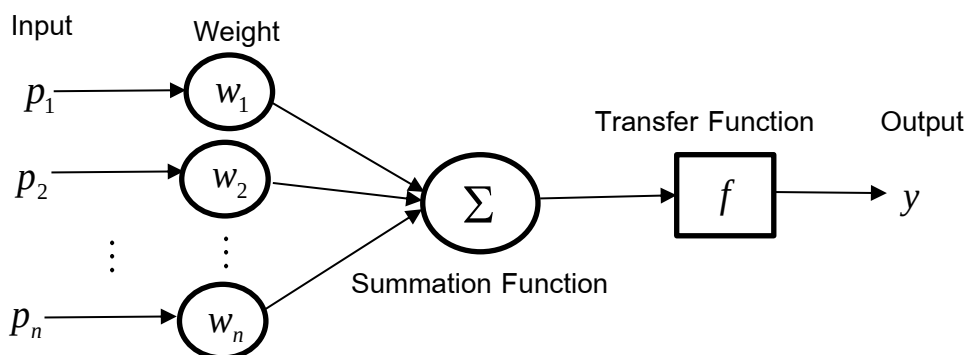
2. วัตถุประสงค์การวิจัย

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเสนอตัวแบบในการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO_2 จากภาคการขนส่งด้วยวิธีวิเคราะห์การถดถอยและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม พร้อมทั้งพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO_2 ในแต่ละเดือนจากภาคการขนส่งในอีกปี 5 ปีล่วงหน้าด้วยวิธีวิเคราะห์การถดถอยและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

3. ทบทวนวรรณกรรม

การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศที่เกิดจากการปล่อยก๊าซ CO_2 เป็นปัญหาที่ทำลายระดับโลกที่ต้องได้รับการบริหารจัดการอย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะอย่างยิ่ง การพยากรณ์การปล่อยก๊าซ CO_2 จากภาคการขนส่งที่มีความสำคัญอย่างยิ่งในการจัดการกับปัญหานี้ การศึกษาหลายผลงานได้มีการพัฒนาและประยุกต์ใช้วิธีการพยากรณ์แบบต่าง ๆ เพื่อใช้ในการทำนายตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับการเปลี่ยนแปลงทางสภาพอากาศ ซึ่งรวมถึงการปล่อยก๊าซพิษชนิดต่าง ๆ โดยเฉพาะวิธีการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ที่ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่โดดเด่นในหลายกรณี

จากการทบทวนวรรณกรรมจะพบว่ามีการใช้ตัวแบบ ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average: ARIMA) ที่ถูกเสนอโดย [10] หรือวิธี Exponential Smoothing ซึ่งเป็นหนึ่งในวิธีการทางสถิติที่ได้รับความนิยมในการพยากรณ์ปัจจัยทางสิ่งแวดล้อม เช่น การคาดการณ์ปริมาณฝน หรือระดับมลพิษทางอากาศ เป็นต้น โดยตัวแบบ ARIMA เป็นตัวแบบที่สามารถจัดการกับข้อมูลที่เป็นเชิงเส้นและต้องมีการแปลงข้อมูลเพื่อให้มีคุณสมบัติความนิ่ง (Stationary) ก่อนนำมาใช้ในการพยากรณ์ งานวิจัยที่ใช้ตัวแบบ ARIMA เพื่อพยากรณ์ระดับมลพิษทางอากาศในเมืองใหญ่แสดงให้เห็นว่าตัวแบบ ARIMA สามารถทำนายได้อย่างแม่นยำ แต่ข้อจำกัดของตัวแบบนี้ คือ ไม่สามารถจัดการกับข้อมูลที่มีลักษณะตามฤดูกาลหรือแนวโน้มที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ดีเท่ากับตัวแบบที่มีความซับซ้อนที่มากขึ้น [11] การประยุกต์ใช้ตัวแบบ ARIMA นี้สามารถพบได้จากการศึกษาของ [12] และ [13] ที่ได้ประยุกต์ใช้ตัวแบบ ARIMA ในการพยากรณ์การปล่อยก๊าซ CO_2 ทั้งในจีนและอินเดียซึ่งได้ผลการพยากรณ์ที่ดี ส่วนในประเทศไทย พบว่าการศึกษาของ [14] ได้นำตัวแบบ ARIMA มาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ปริมาณก๊าซ CO_2 จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูป ซึ่งผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าตัวแบบ ARIMA ให้ผลการพยากรณ์ที่เหมาะสม นอกจากนี้ยังมีการประยุกต์ใช้ตัวแบบ ARIMA ในการพยากรณ์ข้อมูลทางการเงินด้วย เช่น [15] ที่ได้นำมาใช้ในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนซึ่งให้ผลการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีความผันผวนต่ำ ทั้งนี้ [16] ยังได้แสดงให้เห็นว่าตัวแบบ ARIMAX สามารถช่วยให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากกว่าการใช้เพียงแค่ตัวแบบ ARIMA และ [17] ยังได้นำตัวแบบดังกล่าวไปประยุกต์ใช้ในประเทศบังคลาเทศแล้วได้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำขึ้น



ภาพที่ 3 รูปแบบขั้นตอนของการประมวลผลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

แหล่งข้อมูล: [19]

นอกจากวิธีการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาข้างต้น ผู้วิจัยพบว่า การวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) เป็นวิธีที่ได้รับความนิยมในการพยากรณ์การปล่อยก๊าซ CO_2 จากภาคการขนส่งเช่นกัน เนื่องจากมีความสามารถในการสร้างตัวแบบที่สามารถอธิบายความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามได้อย่างชัดเจน จากการศึกษาของ [18] ที่ได้ใช้การวิเคราะห์การถดถอยเพื่อคาดการณ์การปล่อยก๊าซ CO_2 จากรถยนต์ที่ใช้งานทั่วไปในประเทศแคนาดา ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการใช้ข้อมูลทางเทคนิคของรถยนต์สามารถทำนายการปล่อยก๊าซ CO_2 ได้อย่างแม่นยำ โดยมีการนำเสนอตัวแบบที่ใช้ในการประมวลผลข้อมูลได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพสูง

นอกจากนี้ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมก็ยังเป็นอีกหนึ่งเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ในปัจจุบัน รวมถึงการพยากรณ์การปล่อยก๊าซ CO_2 โดยตัวแบบดังกล่าวสามารถจำลองความซับซ้อนและแนวโน้มที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้เป็นอย่างดี โดยเห็นได้จาก [20] ที่ได้ศึกษาเกี่ยวกับการพยากรณ์การปล่อยก๊าซ CO_2 ในประเทศจีน โดยได้นำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้เพื่อสร้างตัวแบบที่สามารถประเมินปัจจัยต่าง ๆ ที่มีผลต่อการปล่อยก๊าซ CO_2 และทำนายการเปลี่ยนแปลงในอนาคตได้อย่างแม่นยำ นอกจากนี้ การศึกษาของ [21] ยังได้นำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ โดยใช้ตัวแบบโครงข่ายประสาทหลายแบบเพื่อทำนายการปล่อยก๊าซ CO_2 และพบว่ามีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงมาก ซึ่งจะเห็นได้ว่า การประยุกต์ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมนั้นเป็นการเลียนแบบและพัฒนาจากการทำงานของสมอง ซึ่งจะมีการปรับเปลี่ยนตัวแบบต่อการตอบสนองของข้อมูลที่ได้มีการป้อนเข้าไปในตัวแบบตามการเรียนรู้ของเครื่อง โดยหลังจากที่โครงข่ายได้มีการเรียนรู้จากข้อมูลในอดีตแล้ว โครงข่ายนั้นจะสามารถทำการพยากรณ์ได้ตามที่กำหนด โดยองค์ประกอบสำคัญของโครงข่ายประสาทเทียม ตามภาพที่ 3 ที่ [19] ได้ทำการเสนอไว้ว่าจะประกอบไปด้วย 5 ส่วน คือ การป้อนข้อมูลให้กับโครงข่าย (Input) การส่งกลับข้อมูล (Output) ค่าน้ำหนัก (Weight) ฟังก์ชันผลรวม (Summation Function) และฟังก์ชันการแปลง (Transfer Function) ทั้งนี้ จะพบว่ามีการนำวิธีโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้ในการศึกษาวิจัยในหลากหลายด้าน เช่น [22] ที่ได้นำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้ในการจำแนกบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์ตามความเสี่ยงทางเครดิต เป็นต้น จากความสามารถในการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพของทั้งวิธีการวิเคราะห์การถดถอยและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม รวมถึงมีผลงานวิจัยที่ได้นำเอาวิธีการทั้งสองมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ อีกทั้งยังนำมาเปรียบเทียบผลการศึกษาให้เห็นเป็นประจักษ์ [23,26] ผู้วิจัยจึงสนใจที่จะนำเอาวิธีการดังกล่าวมาศึกษาความสามารถในการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO_2 จากภาคการขนส่งของประเทศไทย เพื่อเสนอเป็นทางเลือกหนึ่งในการนำไปประยุกต์ใช้พยากรณ์เหตุการณ์ต่าง ๆ ในอนาคต

4. วิธีดำเนินการวิจัย

การวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงปริมาณเพื่อเสนอตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO_2 จากภาคการขนส่งในประเทศไทย พร้อมทั้งประเมินผลจากการพยากรณ์ 5 ปีล่วงหน้า เพื่อใช้ในการวางแผนการจัดการด้านการบริหารการปล่อยก๊าซ CO_2 ในภาคการขนส่งอย่างยั่งยืน

4.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

ผู้วิจัยได้ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลรายเดือนของปริมาณการปล่อยก๊าซ CO_2 จากภาคการขนส่งของประเทศไทย จากฐานข้อมูลของสำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน ตั้งแต่เดือน มกราคม ปีพ.ศ. 2550 ถึง ธันวาคม ปีพ.ศ. 2566 นอกจากนี้ผู้วิจัยยังได้สำรวจปัจจัยที่มีผลทำให้เกิดการปล่อยก๊าซ CO_2 โดยเฉพาะในภาคการขนส่ง ซึ่งพบว่าปัจจัยสำคัญที่มีผลต่อการปล่อยก๊าซ CO_2 ได้แก่ ปริมาณการใช้พลังงานเชื้อเพลิง จำนวนพาหนะจดทะเบียน จำนวนประชากร ผลิตภัณฑ์มวลรวมของประเทศ และดัชนีความเชื่อมั่นอนาคตเศรษฐกิจภูมิภาค โดยข้อมูลปัจจัยข้างต้น ผู้วิจัยได้ทำการเก็บรวบรวมจากทั้ง กลุ่มสถิติการขนส่ง กองแผนงาน กรมการขนส่งทางบก และสำนักบริหารการทะเบียน กรมการปกครอง การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย และธนาคารแห่งประเทศไทย โดยทำการเก็บข้อมูลรายเดือนของปัจจัยดังกล่าว ตั้งแต่เดือน มกราคม ปีพ.ศ. 2550 ถึง ธันวาคม ปีพ.ศ. 2566 เช่นกัน หลังจากนั้นทำการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ของปัจจัยดังกล่าวต่อปริมาณการปล่อยก๊าซ CO_2 ก่อนนำมาทำการพยากรณ์โดยการประยุกต์ใช้การวิเคราะห์การถดถอย

และโครงข่ายประสาทเทียม ทั้งนี้ ผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม ปีพ.ศ. 2550 ถึง ธันวาคม ปีพ.ศ. 2561 เป็นชุดข้อมูลในการสร้างตัวแบบ (In Sample Fit Data) และข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม ปีพ.ศ. 2552 ถึง ธันวาคม ปีพ.ศ. 2566 เป็นชุดข้อมูลทดสอบตัวแบบ (Out of Sample Fit Data)

4.2 การวิเคราะห์ข้อมูล

จากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องข้างต้นทำให้พบว่า การวิเคราะห์การถดถอยและโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการจัดการกับความซับซ้อนและความไม่เป็นเชิงเส้นของข้อมูลที่มีพบในกระบวนการพยากรณ์เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์แบบดั้งเดิม เช่น ARIMA หรือ Exponential Smoothing ที่จะมีข้อจำกัดในเรื่องการกำหนดสมมติฐานเชิงเส้น โดยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นและโครงข่ายประสาทเทียมนั้นสามารถเรียนรู้และจำลองความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างปัจจัยต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความสามารถในการสร้างแบบจำลองที่สามารถจำลองแนวโน้มและลักษณะเฉพาะของข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี นอกจากนี้ โครงข่ายประสาทเทียมยังมีความสามารถในการปรับตัวและเรียนรู้จากข้อมูลจำนวนมากได้อย่างมีประสิทธิภาพ รวมถึงการจัดการกับข้อมูลที่มีความหลากหลายและมีความไม่แน่นอนสูง ซึ่งแตกต่างกับวิธีการพยากรณ์แบบดั้งเดิมที่อาจมีข้อจำกัดในการจัดการกับข้อมูลที่มีความไม่แน่นอนและความซับซ้อนสูง ในขณะที่วิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถปรับตัวเพื่อเรียนรู้จากข้อมูลที่เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องและตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงได้ดีขึ้น การฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลที่มากขึ้นจะสามารถช่วยเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ได้อย่างมากด้วยเช่นกัน

ดังนั้น จะเห็นว่าการวิเคราะห์การถดถอยและโครงข่ายประสาทเทียมมีความยืดหยุ่นสูงในการประยุกต์ใช้กับปัญหาการพยากรณ์ต่าง ๆ โดยการวิเคราะห์การถดถอยสามารถใช้ในการสร้างตัวแบบที่สามารถอธิบายความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรที่สำคัญได้อย่างชัดเจน และง่ายต่อการตีความผลลัพธ์ ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถสร้างแบบจำลองที่ซับซ้อนและมีหลายชั้นเพื่อจำลองความสัมพันธ์ที่ลึกซึ้งและซับซ้อนกว่าได้ การใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมยังช่วยให้สามารถรวมข้อมูลจากหลายแหล่งเข้าด้วยกันและสร้างตัวแบบที่ครอบคลุมความแตกต่างและความซับซ้อนของการปล่อยก๊าซ CO₂ ได้ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์แบบดั้งเดิม การพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นทางเลือกที่มีประสิทธิภาพในการจัดการกับความท้าทายในการพยากรณ์การปล่อยก๊าซ CO₂ ที่มีความซับซ้อนสูง

เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์การปล่อยก๊าซ CO₂ ของทั้งสองวิธี ผู้วิจัยได้พิจารณาจากค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) ที่ได้จากประมาณค่ามาเปรียบเทียบ ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (1) ดังนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2} \quad (1)$$

กำหนดให้ A_t คือ ค่าจริงในช่วงเวลา t
 F_t คือ ค่าพยากรณ์ในช่วงเวลา t
 n คือ จำนวนข้อมูลหรือช่วงเวลาทั้งหมด

4.2.1. วิธีการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis)

การวิเคราะห์การถดถอยเป็นการสร้างสมการความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์หรือเรียกว่าตัวแปรตามและตัวแปรที่จะช่วยในการพยากรณ์หรือเรียกว่าตัวแปรอิสระ โดยจำนวนตัวแปรอิสระนั้นจะขึ้นอยู่กับความสำคัญของตัวแปรที่จะนำมาช่วยให้การพยากรณ์มีความถูกต้องและเหมาะสมกับการพยากรณ์นั้น การวิเคราะห์การถดถอยสามารถช่วยผู้วิจัยระบุได้ว่าเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงในตัวแปรอิสระจะมีผลกระทบต่อค่าการเปลี่ยนแปลงในตัวแปรตามอย่างไรบ้างโดย

อาศัยข้อมูลในอดีตที่มีอยู่แล้ว การวิเคราะห์การถดถอยจึงสามารถช่วยตรวจจับแนวโน้มในข้อมูลได้เป็นอย่างดี เช่น การเพิ่มขึ้นหรือลดลงของปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่ง เป็นต้น โดยสามารถแสดงได้ดังสมการ (2) ดังนี้

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i \quad \text{โดยที่ } i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

กำหนดให้ y_i คือ ค่าสังเกตของตัวแปรตามของหน่วยที่ i หรือ ตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์
 β_0 คือ ค่าพารามิเตอร์คงที่ในสมการถดถอย
 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ คือ ค่าพารามิเตอร์ของตัวแปรอิสระ $x_1, x_2, \dots, x_k$
 x_{ij} คือ ค่าสังเกตของตัวแปรอิสระที่ j ของหน่วยที่ i โดยที่ $j = 1, 2, \dots, k$ และตัวแปรเหล่านี้ต้องไม่มีสหสัมพันธ์เชิงเส้นที่สมบูรณ์ต่อกัน $r_{x_p x_q} \neq 1, p, q = 1, 2, \dots, k$
 ε_i คือ ค่าความคลาดเคลื่อนเชิงสุ่ม โดยที่ $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ และ $E(\varepsilon_i \varepsilon_j) = 0$ สำหรับ $i \neq j$

ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบการถดถอยข้างต้น ผู้วิจัยเลือกใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Square Method) ซึ่งเป็นวิธีที่ได้รับความนิยม เนื่องจากมีวิธีการคำนวณที่ไม่ซับซ้อนและไม่ต้องการข้อสมมติเกี่ยวกับการแจกแจงของความคลาดเคลื่อนเชิงสุ่ม นอกจากนี้ ยังสามารถใช้โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติต่าง ๆ ในการประมาณค่าได้ วิธีการดังกล่าวเป็นการใช้ข้อมูลจากค่าสังเกตของตัวแปรตาม โดย $y_{n \times 1}$ เป็นเวกเตอร์ของตัวแปรตามที่มีขนาด $n \times 1$ และตัวแปรอิสระ โดยที่ $X_{n \times p}$ เป็นเมทริกซ์ของตัวแปรอิสระ ที่มีขนาด $n \times p$ เมื่อ $p = k + 1$ แล้วนำมาทำการประมาณค่าของพารามิเตอร์ โดย $\beta_{p \times 1}$ เป็นเวกเตอร์ของพารามิเตอร์ของตัวแบบ ที่มีขนาด $p \times 1$ ภายใต้ข้อกำหนดให้ $\varepsilon_{n \times 1}$ เป็นเวกเตอร์ของความคลาดเคลื่อนเชิงสุ่ม ที่มีขนาด $n \times 1$ และมีการแจกแจงปกติที่มีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และความแปรปรวน $\sigma^2 I$ นั่นคือ $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2 I)$ ดังนั้น ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบการถดถอยจึงสามารถทำได้ด้วยการพยายามหาค่าของ $\beta_{p \times 1}$ ในพจน์ของตัวแปรตาม $y_{n \times 1}$ และตัวแปรอิสระ $X_{n \times p}$ ที่ถูกใช้ในตัวแบบข้างต้น เพื่อที่จะทำให้ผลรวมของความคลาดเคลื่อนเชิงสุ่มกำลังสองมีค่าต่ำที่สุด ซึ่งก็คือทำให้ค่า $\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2$ หรือ $\varepsilon'_{n \times 1} \varepsilon_{n \times 1}$ ต่ำที่สุดนั่นเอง จากการประมาณค่าด้วยวิธีการดังกล่าวสามารถได้แนวทางในการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบดังสมการ (3) ดังนี้

$$\beta_{p \times 1} = (X'_{n \times p} X_{n \times p})^{-1} X'_{n \times p} y_{n \times 1} \quad (3)$$

4.2.2. วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN)

โครงข่ายประสาทเทียมถือได้ว่าเป็นเครื่องมือที่มีความสามารถและมีประสิทธิภาพสูงในการพยากรณ์ เนื่องจากมีความสามารถในการเรียนรู้และจำลองความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามได้อย่างแม่นยำ หนึ่งในข้อดีที่สำคัญของโครงข่ายประสาทเทียมคือความสามารถในการจำลองแนวโน้มที่ไม่เป็นเชิงเส้นและลักษณะของข้อมูลที่ไม่ชัดเจนในรูปแบบอื่นๆ ซึ่งต่างจากวิธีการวิเคราะห์ทางสถิติแบบดั้งเดิม เช่น การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น ที่มักมีข้อจำกัดในการรับมือกับความซับซ้อนดังกล่าว ด้วยการปรับแต่งโครงสร้างของโครงข่ายประสาทและการเรียนรู้ที่ไม่จำกัด ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถปรับตัวเพื่อเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์ได้เป็นอย่างดี นอกจากนี้ โครงข่ายประสาทเทียมยังมีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลที่มีลักษณะซับซ้อนและมีปริมาณมาก (Big Data) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ความสามารถนี้เป็นสิ่งสำคัญอย่างยิ่งในยุคดิจิทัลที่มีข้อมูลเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลจากหลากหลายแหล่ง ทั้งข้อมูลเชิงตัวเลข ข้อความ หรือภาพ เพื่อวิเคราะห์แนวโน้มและรูปแบบที่ซ่อนอยู่ภายในข้อมูล อีกทั้ง โครงข่ายประสาทเทียมยังสามารถปรับตัวเรียนรู้จากข้อมูลใหม่ๆ ได้อย่างต่อเนื่อง ซึ่งช่วยให้การพยากรณ์เป็นไปอย่างทันสมัยและสอดคล้องกับสถานการณ์ปัจจุบัน ในด้านการใช้งาน

จริง โครงข่ายประสาทเทียมถูกนำไปใช้ในหลากหลายอุตสาหกรรมและงานวิจัย เช่น การพยากรณ์ราคาหุ้น การทำนายปริมาณความต้องการสินค้า การคาดการณ์สภาพอากาศ การพยากรณ์การใช้พลังงาน เป็นต้น ทั้งนี้ เพราะโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำการคาดการณ์ได้โดยไม่ต้องมีสมมติฐานล่วงหน้าเกี่ยวกับความสัมพันธ์ของข้อมูล การใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์จึงสามารถสร้างความได้เปรียบในการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ที่ดีขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งในสภาพแวดล้อมที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วและมีความไม่แน่นอนสูง ดังนั้น ผู้วิจัยจึงนำวิธีโครงข่ายประสาทเทียม มาเป็นอีกหนึ่งวิธีที่จะใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่งเพื่อเป็นทางเลือกหนึ่งของการพยากรณ์

กระบวนการเริ่มต้นในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ คือ การเตรียมข้อมูล โดยการเตรียมข้อมูลนั้นจะประกอบไปด้วยการรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้อง การทำความสะอาดข้อมูลเพื่อลบข้อมูลที่ไม่จำเป็นหรือข้อมูลที่มีข้อผิดพลาด รวมถึงการปรับแต่งข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำไปใช้ได้ในตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลที่มีคุณภาพสูงและสอดคล้องกันจะเป็นสิ่งสำคัญสำหรับการเรียนรู้ของโครงข่าย หลังจากนั้น ผู้วิจัยจะเลือกโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับปัญหาที่ต้องการพยากรณ์ ซึ่งรวมถึงจำนวนชั้น (Layers) และจำนวนหน่วยประสาท (Neurons) ในแต่ละชั้น รวมถึงฟังก์ชันการเปิดใช้งาน (Activation Functions) ที่จะเลือกใช้ เพื่อให้สามารถจำลองความสัมพันธ์ของข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในขั้นตอนถัดไป ผู้วิจัยจะทำการฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเกี่ยวข้องกับการใช้ข้อมูลฝึกสอน (Training Data) เพื่อให้โครงข่ายสามารถเรียนรู้รูปแบบและความสัมพันธ์ภายในข้อมูลได้ ในขั้นตอนนี้จะใช้วิธีการแบ่งข้อมูลเป็นชุดฝึกสอน (Training Set) และชุดทดสอบ (Test Set) เพื่อตรวจสอบความสามารถของตัวแบบในการทำนาย โดยการฝึกฝนจะใช้กระบวนการเรียนรู้ซ้ำๆ เช่น วิธีการถดถอยของค่าความผิดพลาดย้อนกลับ (Backpropagation) เป็นต้น เพื่อปรับปรุงน้ำหนักของโหนด (Nodes) ในโครงข่าย เพื่อให้ค่าผลลัพธ์ที่ได้ใกล้เคียงกับความจริงมากที่สุด การปรับปรุงตัวแบบยังรวมถึงการปรับค่าพารามิเตอร์ด้วยการกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) และการนำเทคนิคการป้องกันการเรียนรู้เกิน (Overfitting) เช่น การใช้ Dropout หรือการนำ Early Stopping เข้ามาใช้ เป็นต้น และเมื่อโครงข่ายประสาทเทียมได้รับการฝึกฝนจนถึงระดับที่เหมาะสมแล้ว ผู้วิจัยจะทำการประเมินผลตัวแบบโดยใช้ข้อมูลที่ไม่ได้ถูกใช้ในการฝึกสอน (Validation Data หรือ Test Data) เพื่อวัดความแม่นยำและประสิทธิภาพของการพยากรณ์ ซึ่งผู้วิจัยเลือกใช้การหาค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Squared Error: RMSE) หลังจากการประเมินแล้ว หากผลลัพธ์มีความพึงพอใจและเหมาะสม ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จะถูกนำไปใช้ในการพยากรณ์การปล่อยก๊าซ CO₂ ต่อไป

5. ผลการวิจัย

สำหรับการเสนอตัวแบบในการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่ง ด้วยวิธีวิเคราะห์การถดถอยและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ผู้วิจัยได้เลือกใช้ฟังก์ชัน `cor()` และ `cor.test()` ในแพ็คเกจ `stat` ของโปรแกรม R Version 4.3.2 [27] เพื่อทำการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรตามและตัวแปรอิสระทั้ง 5 ตัว แล้วคัดเลือกเฉพาะตัวแปรอิสระที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นกับตัวแปรตาม ด้วยการหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สันและค่า *p-value* ของตัวสถิติทดสอบ ดังแสดงในตารางที่ 2 จึงทำให้พบว่าจำนวนประชากร (x_3) ไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นกับปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่ง ดังนั้น ผู้วิจัยจึงพิจารณาไม่นำตัวแปรอิสระดังกล่าวเข้ามาใช้ในการวิเคราะห์การถดถอย

จากการวิเคราะห์การถดถอยด้วยฟังก์ชัน `lm()` ในแพ็คเกจ `stat` ของโปรแกรม R Version 4.3.2 [27] ที่พิจารณาตัวแปรอิสระเพียง 4 ตัว ได้แก่ ปริมาณการใช้พลังงานเชื้อเพลิง (x_1) จำนวนพาหนะจดทะเบียน (x_2) ผลิตภัณฑ์มวลรวมของประเทศ (x_4) และดัชนีความเชื่อมั่นอนาคตเศรษฐกิจภูมิภาค (x_5) พบว่าตัวแปรดัชนีความเชื่อมั่นอนาคตเศรษฐกิจภูมิภาค (x_5) ไม่สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่งได้อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 ผู้วิจัยจึงพิจารณาไม่นำตัวแปรดังกล่าวมาพิจารณา จนสามารถเหลือตัวแปรอิสระเพียงแค่ 3 ตัวแปรที่สามารถอธิบาย

การเปลี่ยนแปลงของปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่งได้อย่างมีนัยสำคัญที่ระดับไม่เกิน 0.05 ดังแสดงในสมการที่ (4) โดยค่าสถิติทดสอบ t ของแต่ละตัวแปรอิสระทั้ง 3 ได้ถูกแสดงไว้ในวงเล็บใต้สมการที่ (4) ซึ่งสมการถดถอยดังกล่าวสามารถอธิบายความแปรปรวนของปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ ได้ถึงร้อยละ 81.4 นอกจากนี้ สมการดังกล่าวยังมีค่า $RMSE$ เท่ากับ 231.103

นอกจากนี้ผู้วิจัยได้พิจารณาวิธีโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่งด้วยฟังก์ชัน `neuralnet()` ในแพ็คเกจ `neuralnet` ของโปรแกรม R Version 4.3.2 [28] โดยกำหนดส่วนป้อนข้อมูล (Input Layer) มีจำนวน 3 ตัวแปร คือ ปริมาณการใช้พลังงานเชื้อเพลิง จำนวนพาหนะจดทะเบียน และผลิตภัณฑ์มวลรวมของประเทศ ผู้วิจัยได้กำหนดให้ร้อยละ 70 ของข้อมูลถูกใช้เป็นข้อมูลชุดฝึกสอนซึ่งเป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม ปีพ.ศ. 2550 ถึง ธันวาคม ปีพ.ศ. 2561 และมีฟังก์ชันการฝึกสอน/ผลรวมเป็นฟังก์ชัน Hyperbolic Tangent ส่วนฟังก์ชันการแปลงเป็นฟังก์ชัน Identity มีค่าวนรอบซ้ำ 1,000 รอบ และกำหนดค่าความคลาดเคลื่อนที่ 0.00001 โดยมีฟังก์ชันความคลาดเคลื่อนเป็นผลรวมกำลังสอง จากการพิจารณาด้วยวิธีดังกล่าว ค่า $RMSE$ ของตัวแบบในการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่งด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม เท่ากับ 19.86 ซึ่งมีค่าต่ำกว่าตัวแบบการวิเคราะห์การถดถอยอย่างมาก

ตารางที่ 2 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สันระหว่างตัวแปรที่ศึกษา

	y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
x_1	0.834** (.0001)					
x_2	0.256* (.0300)	0.577** (.0001)				
x_3	-0.182 (.1260)	0.342** (.0030)	0.567** (.0001)			
x_4	0.663** (.0001)	0.559** (.0001)	0.245* (.0380)	-0.231 (.0510)		
x_5	0.513** (.0001)	0.624** (.0001)	0.643** (.0001)	0.122 (.3080)	0.547** (.0001)	

* มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05

** มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.01

หมายเหตุ: ค่า p-value ของตัวสถิติทดสอบทีของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สันแสดงภายในวงเล็บ

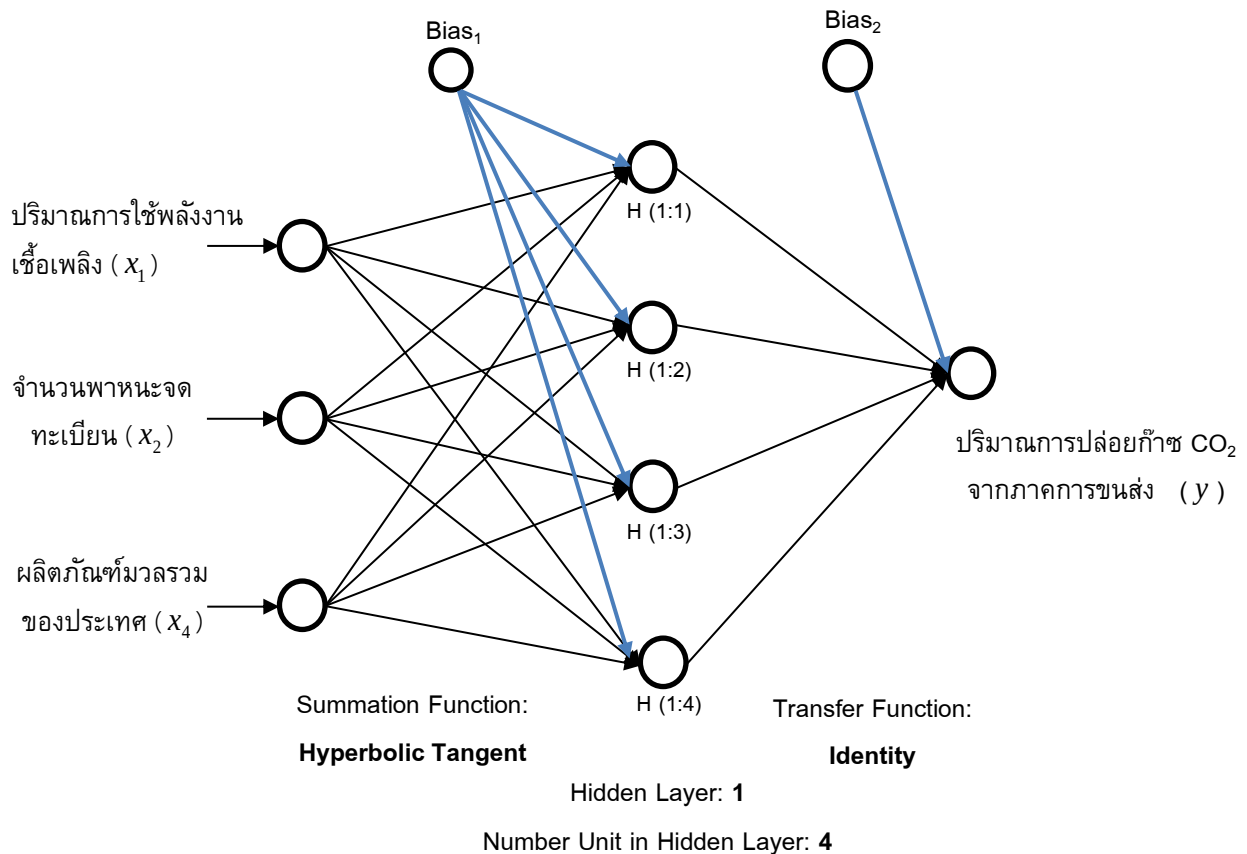
$$\hat{y} = -201.553 + 1.566x_1 - 0.011x_2 + 0.001x_4$$

$$(t_{\beta_0} = -0.416)(t_{\beta_1} = 11.560)(t_{\beta_2} = -4.795)(t_{\beta_4} = 3.962) \quad (4)$$

$$F = 99.272, R^2 = 0.814, RMSE = 231.103$$

กำหนดให้ y คือ ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ (หน่วย: 1,000 ตัน)
 x_1 คือ ปริมาณการใช้พลังงานเชื้อเพลิง (หน่วย: KOTE)
 x_2 คือ จำนวนพาหนะจดทะเบียน (หน่วย: คัน)
 x_3 คือ จำนวนประชากร (หน่วย: คน)
 x_4 คือ ผลิตภัณฑ์มวลรวมของประเทศ (หน่วย: ล้านบาท)
 x_5 คือ ดัชนีความเชื่อมั่นอนาคตเศรษฐกิจภูมิภาค

เมื่อทำการเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO_2 จากภาคการขนส่งระหว่างวิธีการวิเคราะห์การถดถอยและวิธีโครงข่ายประสาทเทียมด้วยค่า $RMSE$ สามารถสรุปได้ว่า ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO_2 จากภาคการขนส่งได้แม่นยำและมีประสิทธิภาพมากกว่าตัวแบบที่ได้จากการจำลองด้วยวิธีการวิเคราะห์การถดถอย โดยจะเห็นได้ว่าค่าน้ำหนักและค่าความเอนเอียงของแต่ละโหนดและแต่ละชั้นของโครงข่ายที่ประมาณค่าได้นั้นให้ค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุด โดยแสดงดังภาพที่ 4 และตารางที่ 3



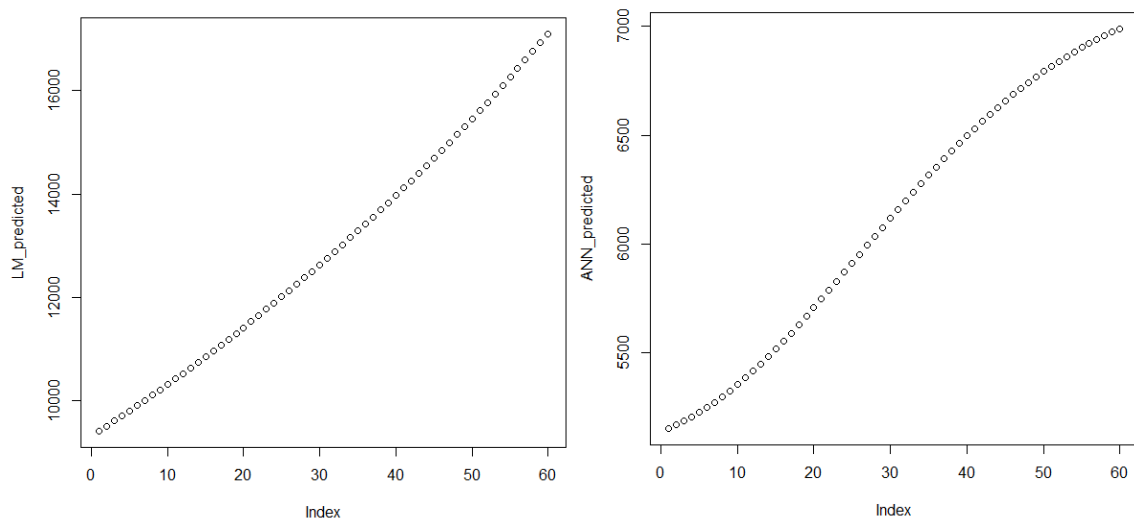
ภาพที่ 4 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับใช้พยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO_2 จากภาคการขนส่ง

ตารางที่ 3 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแปรที่ศึกษาในตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม

Predictor		Predicted			
		Hidden Layer 1			Output Layer
		H (1:1)	H (1:1)	H (1:1)	H (1:1)
					y
Input Layer	Bias ₁	-0.82286	0.28148	-1.71795	-0.03009
	X ₁	0.26781	1.25733	0.66791	0.08116
	X ₂	1.52271	-0.27642	-1.02528	-1.25358
	X ₄	-1.15205	-0.36309	7.40291	-0.50509
Hidden Layer 1	Bias ₂				-0.83774
	H (1:1)				-0.57488
	H (1:2)				1.17612
	H (1:3)				-0.18683
	H (1:4)				-0.89818

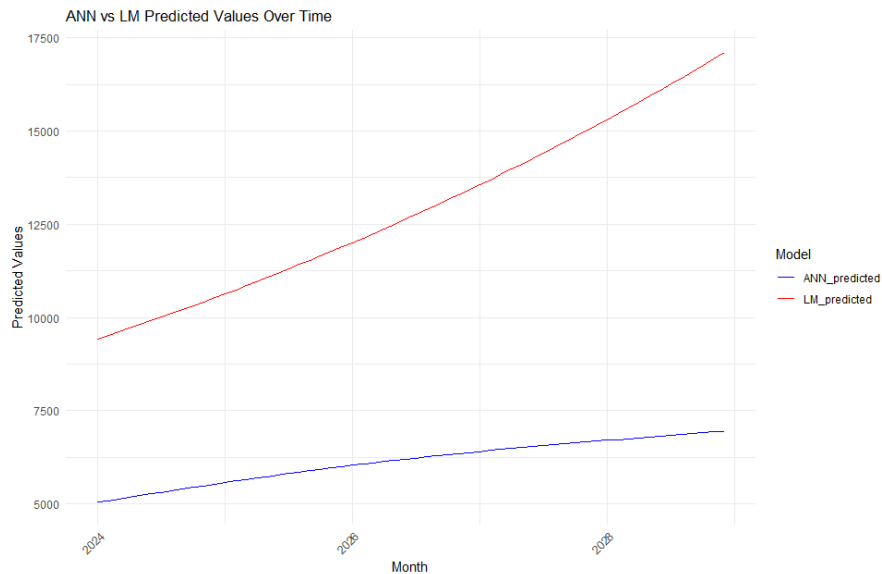
5.1 ผลการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่ง ด้วยตัวแบบการถดถอยและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม ตั้งแต่ มกราคม ปีพ.ศ. 2567 ถึง ธันวาคม ปีพ.ศ. 2571

จากภาพที่ 5 จะเห็นได้ว่าเมื่อผู้วิจัยได้กำหนดให้ปริมาณการใช้พลังงานเชื้อเพลิง (X_1) จำนวนพาหนะจดทะเบียน (X_2) และผลิตภัณฑ์มวลรวมของประเทศ (X_4) มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นในอัตราร้อยละ 1 ในแต่ละเดือน จะมีผลทำให้ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่งเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องตลอดระยะเวลา 5 ปีล่วงหน้าตามที่ได้พยากรณ์ด้วยตัวแบบการถดถอยและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ประมาณค่าได้ อย่างไรก็ตาม เมื่อพิจารณาผลของการพยากรณ์จากตัวแบบทั้งสอง ณ จุดเวลาใดๆ ดังแสดงในภาพที่ 6 จะพบว่า ค่าพยากรณ์ของปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่งที่ได้จากตัวแบบการถดถอยจะมีค่าสูงกว่าค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยรวมเฉลี่ยที่ 6,787,756 ตัน และเมื่อระยะเวลาในการพยากรณ์ยาวนานมากขึ้นความต่างจากการพยากรณ์ของทั้งสองตัวแบบจะยิ่งห่างกันมากขึ้น โดยค่าเฉลี่ยความต่างของค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบการถดถอยและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมในปีที่ 1 2 3 4 และ 5 มีค่าเป็น 4,695,245 5,601,820 6,571,242 7,769,058 และ 9,301,418 ตัน ตามลำดับ



ภาพที่ 5 ผลการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่งด้วยตัวแบบการถดถอย (ซ้าย) และตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (ขวา) ตั้งแต่ มกราคม ปีพ.ศ. 2567 ถึง ธันวาคม ปีพ.ศ. 2571

ทั้งนี้เกิดจากการถดถอยเชิงเส้นจะทำการขยายเส้นตรงออกไปอย่างต่อเนื่องตามทิศทางของสมการเชิงเส้นที่ได้จากการสร้างตัวแบบ หากพยากรณ์ในระยะไกลหรืออยู่นอกขอบเขตของข้อมูลที่ใช้ฝึก ตัวแบบจะมีแนวโน้มที่จะสร้างเส้นพยากรณ์ที่สูงกว่าความเป็นจริงได้ง่าย โดยเฉพาะถ้าข้อมูลนั้นมีแนวโน้มเป็นเส้นตรงหรือเส้นโค้งที่มีทิศทางสูงขึ้น (Upward Trend) ในทางกลับกัน ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมจะพยายามปรับค่าพยากรณ์ให้อยู่ในกรอบของการเปลี่ยนแปลงตามลักษณะที่เรียนรู้จากข้อมูลการฝึก ทำให้ค่าพยากรณ์ในระยะไกลมีความไม่สุดโต่ง (Less Extreme) เมื่อเปรียบเทียบกับตัวแบบการถดถอย นอกจากนี้ ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมสามารถจัดการกับ Noise ในข้อมูลได้ดีและสามารถปรับน้ำหนักเพื่อลดผลกระทบของข้อมูลที่ผิดปกติ (Outliers) หรือข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ได้ ส่วนตัวแบบการถดถอยจะถูกดึงค่าพยากรณ์ให้สูงขึ้นหรือต่ำลงตามความผิดปกติของข้อมูลได้ง่ายกว่า เนื่องจากความไวต่อ Outliers และ Noise ซึ่งส่งผลให้เกิด Bias ในค่าพยากรณ์เมื่อพยากรณ์ในช่วงที่อยู่ห่างออกไป



ภาพที่ 6 ผลการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่งด้วยตัวแบบการถดถอยและตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม ณ จุดเวลาต่าง ๆ ตั้งแต่ มกราคม ปีพ.ศ. 2567 ถึง ธันวาคม ปีพ.ศ. 2571

6. อภิปรายผลการวิจัย

ผลการวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้ตัวแบบในการพยากรณ์ที่เหมาะสมและยืดหยุ่นไปตามคุณสมบัติของข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์จะสามารถช่วยให้วางแผนการบริหารจัดการ พร้อมทั้งการออกนโยบายป้องกันเหตุการณ์ที่ไม่พึงประสงค์มีประสิทธิภาพเป็นอย่างดี โดยเฉพาะอย่างยิ่งข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับปล่อยก๊าซ CO₂ จากภาคการขนส่งที่ข้อมูลมีความซับซ้อนและมีจำนวนปัจจัยที่เกี่ยวข้องจำนวนมาก ดังนั้น จะเห็นได้ว่าตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจึงมีความเหมาะสมกับข้อมูลดังกล่าว ซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาของ [19] ที่พบว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ปริมาณก๊าซ CO₂ ได้แม่นยำมากกว่าวิธีการวิเคราะห์การถดถอยถึง 6 เท่า นอกจากนี้ [26] ได้ยืนยันถึงความสามารถที่โดดเด่นของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ปริมาณก๊าซ CO₂ ในประเทศจีน ทั้งนี้ โครงข่ายประสาทเทียมยังมีความสามารถในการเรียนรู้รูปแบบที่ซับซ้อนได้จากการปรับแต่งหลายชั้น (Multiple Layers) ทำให้เมื่อพยากรณ์ค่าที่อยู่ไกลออกไป ตัวแบบสามารถปรับค่าพยากรณ์ให้สัมพันธ์กับลักษณะข้อมูลต้นฉบับได้ดีขึ้น โดยไม่สร้างค่าที่สุโต่งหรือเบี่ยงเบนมากเกินไป อีกทั้งยังสามารถลดปัญหา Underfitting ได้ ดังนั้น การใช้เทคนิคการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดอย่างวิธีโครงข่ายประสาทเทียมในการบริหารจัดการธุรกิจการขนส่งนั้นจะสามารถช่วยลดการปล่อยก๊าซ CO₂ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และทำนายรูปแบบข้อมูลของธุรกิจการขนส่งที่ซับซ้อนได้อย่างแม่นยำ ทำให้สามารถวางแผนและออกนโยบายที่มีประสิทธิภาพสูงสุด อีกทั้งยังช่วยลดค่าใช้จ่ายที่ไม่จำเป็นและสร้างความยั่งยืนให้แก่ธุรกิจ รวมถึงสิ่งแวดล้อม โดยเป็นการช่วยลดการใช้น้ำมันเชื้อเพลิงและลดการปล่อยก๊าซ CO₂ ได้เป็นอย่างดี

7. ข้อเสนอแนะ

7.1 ข้อเสนอแนะในการปฏิบัติ

วิธีโครงข่ายประสาทเทียมยังสามารถทำนายความต้องการขนส่งสินค้าในแต่ละช่วงเวลาได้ ทำให้สามารถจัดการทรัพยากรได้อย่างมีประสิทธิภาพ ลดการใช้รถขนส่งที่ไม่จำเป็นและเพิ่มประสิทธิภาพการขนส่งในเส้นทางที่มีความต้องการสูง ซึ่งไม่เพียงแต่ช่วยลดการปล่อยก๊าซ CO₂ แต่ยังช่วยลดค่าใช้จ่ายในการดำเนินงานของธุรกิจด้วย การใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายยังช่วยให้ธุรกิจสามารถตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงของตลาดและสภาพแวดล้อมได้อย่าง

รวดเร็ว ทำให้สามารถปรับตัวและวางแผนการขนส่งได้ตามสถานการณ์จริง ซึ่งส่งผลให้การขนส่งมีประสิทธิภาพมากขึ้นและลดการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ในระยะยาว ถือเป็นการสร้างความรับผิดชอบต่อสิ่งแวดล้อมในธุรกิจขนส่งได้อย่างยั่งยืน

7.2 ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

ผู้ที่สนใจพัฒนาตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมให้มีความยืดหยุ่นมากยิ่งขึ้นสามารถพัฒนาตัวแบบไฮบริดที่ผสมผสานตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมกับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องอื่นๆ เช่น Support Vector Machines (SVM), Decision Trees หรือ Ensemble Methods เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ นอกจากนี้ยังสามารถพัฒนาโดยใช้วิธีการหาปริมาณความไม่แน่นอนในการพยากรณ์การปล่อยก๊าซ CO₂ เช่น Bayesian Neural Networks หรือ Monte Carlo Dropout เป็นต้น ซึ่งตัวอย่างวิธีการดังกล่าวเป็นทิศทางการวิจัยที่สามารถช่วยเพิ่มความแม่นยำ ความทนทาน และความสามารถในการใช้งานของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์การปล่อยก๊าซ CO₂ ซึ่งจะช่วยให้กลยุทธ์การลดภาวะโลกร้อนมีประสิทธิภาพมากขึ้นอันเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อภาคธุรกิจและอุตสาหกรรมที่มีความรับผิดชอบต่อสังคมและสิ่งแวดล้อมอย่างยั่งยืน

8. บรรณานุกรม

- [1] สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2566ก). การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (CO₂). แหล่งข้อมูล: <https://www.eppo.go.th/index.php/th/graph-analysis/item/19298-news-170366-01>. ค้นเมื่อวันที่ 10 พฤษภาคม 2567.
- [2] สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2566ข). สถานการณ์การปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากภาคพลังงานรายปี 2566. แหล่งข้อมูล: [https://www.eppo.go.th/index.php/th/energy-information/situation-co2/per-year?Orders\[publishUp\]=publishUp&issearch=1&limitstart=0](https://www.eppo.go.th/index.php/th/energy-information/situation-co2/per-year?Orders[publishUp]=publishUp&issearch=1&limitstart=0). ค้นเมื่อวันที่ 12 พฤษภาคม 2567.
- [3] กลุ่มสถิติการขนส่ง กองแผนงาน กรมการขนส่งทางบก. (2566). รายงานสถิติการขนส่งปีงบประมาณ 2562 – 2566. แหล่งข้อมูล: <https://web.dlt.go.th/statistics/> ค้นเมื่อวันที่ 10 พฤษภาคม 2567.
- [4] ณภัฏธนันท์ ด่านสวัสดิ์. (2566). การพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (CO₂) จากภาคอุตสาหกรรมในประเทศไทย. วารสารวิจัย มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลศรีวิชัย, 15(2), 408 – 422.
- [5] อุปริฎฐา อินทรสาด และนัสมล บุตรวิเศษ. (2565). ตัวแบบการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกยางแผ่นรมควันของประเทศไทย. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี, 24(1), 76 - 86.
- [6] การ์ตูนย์ ชัยวณิชย์. (2564). การประเมินก๊าซเรือนกระจกระดับเมืองและแนวทางการลดการปล่อยก๊าซเรือนกระจก กรณีศึกษาเทศบาลตำบลภาชี. วารสารวิชาการโรงเรียนนายร้อยพระจุลจอมเกล้า, 19(1), 65 - 75.
- [7] วรางคณา เรียนสุทธิ. (2563). ตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้ายางธรรมชาติ. วารสารวิทยาศาสตร์ มข., 48(1), 156 - 165.
- [8] พุทธิ อุลลศุข, ฉัตรแก้ว ชัยลือชา และสุรัตน์ เศษโพธิ์. (2563). การศึกษาและประเมินการปล่อยก๊าซเรือนกระจกของกระบวนการกำจัดซากแพลงก์ตอนเซลล์: กรณีศึกษา มหาวิทยาลัยพะเยา. วารสารวิชาการ
- [9] ชนิกานต์ ค่ายันต์. (2560). การประเมินและการพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซเรือนกระจกจากเทศบาลคาร์บอนต่ำ = Evaluation and forecasting of greenhouse gas emission from low carbon municipality / ชนิกานต์ ค่ายันต์. เชียงใหม่ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
<https://cmudc.library.cmu.ac.th/frontend/Info/item/dc:125909>.

- [10] Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C. & Ljung, G. M. (2016). Time Series Analysis: Forecasting and Control. 5th ed, John Wiley and Sons, New Jersey.
- [11] Singh, S., Parmar, K. S., Kumar, J. & Makkhan, S. J. S. (2020). Development of New Hybrid Model of Discrete Wavelet Decomposition and Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Models in Application to One Month Forecast the Casualties Cases of COVID-19. *Chaos, Solitons & Fractals*, 135(2020), 109866.
- [12] Thabani, N., Hapanyengwi, H. O. & Mutongi, C. (2019). Modeling and Forecasting Carbon Dioxide Emissions in China using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Models. *International Journal of Multidisciplinary Research*, 5(4), 215 - 224.
- [13] Thabani, N. & Wellington, G. B. (2019). Prediction of CO₂ Emissions in India using ARIMA Models. *Journal of Economics and Finance*, 4(2), 1 - 10.
- [14] ยุพิน กาญจนะศักดิ์ดา, บุญหญิง สมสร้าง, สุณี ทวีสกุลวัชร และลักขณา เศรษฐะนันท์. (2563). การพยากรณ์ปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากการใช้น้ำมันสำเร็จรูปโดยวิธีบอซ-เจนกินส์ และวิธีการของวินเตอร์. *วารสารมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ (สาขาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี)*, 12(24), 76 - 86.
- [15] Khruachalee, K., Vathana, M. & Phounnaly, P. (2020). On Prediction of Euro and Pound Sterling using Box-Jenkins Approach. *St. Theresa Journal of Humanities and Social Sciences*, 6(2), 51 – 69.
- [16] Khruachalee, K. (2017). Asian Currencies Forecasting Using a Time Series Analysis. *International Journal of the Computer, the Internet and Management*, 25(2), 59 – 67.
- [17] Rahman, A. & Hasan, M. M. (2017). Modeling and Forecasting of Carbon Dioxide Emissions in Bangladesh using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Models. *Open Journal of Statistics*, 7(4), 560 - 566.
- [18] Natarajan, Y., Wadhwa, G., Preethaa, K. S. & Paul, A. (2023). Forecasting Carbon Dioxide Emissions of Light-Duty Vehicles with Different Machine Learning Algorithms. *Electronics*, 12(10), 2288
- [19] สริญา ศาลางาม. (2565). ตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ด้วยวิธีการวิเคราะห์การถดถอยและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม. *วารสารวิชาการเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏสวนสุนันทา*, 10(2), 54 - 65.
- [20] Fournier, R., Wang, L., Yazyev, O. V. & Wu, Q. (2020). Artificial Neural Network Approach to the Analytic Continuation Problem. *Physical Review Letter*. 124(1), 056401.
- [21] Moayed, H., Mukhtar, A., Khedher, N. B., Badawi, I. A., Amara, M. B., Quynh, T. & Khalilpoor, N. (2024). Forecasting of Energy-Related Carbon Dioxide Emission using ANN Combined with Hybrid Metaheuristic Optimization Algorithms. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 18(1), 2322509.
- [22] Khruachalee, K. (2018). Classification of Company Credit Rating Using Artificial Neural Network with Data Factorization. *International Journal of the Computer, the Internet and Management*, 26(3), 52 – 59.
- [23] ยุทธชัย มิ่งขวัญ. (2566). การเปรียบเทียบตัวแบบพยากรณ์สำหรับปริมาณการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากภาคการผลิตไฟฟ้า. *วารสารวิทยาศาสตร์ลาดกระบัง*, 32(2), 122 - 135.
- [24] ธิรยุทธ ลิมานนท์, อาทิตย์ ศรีแก้ว, สวลี อุดรา และชุตินา เจิมขุนทด. (2553). การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการครอบครองยานพาหนะของครัวเรือนในประเทศไทย: โดยวิธีวิเคราะห์สมการถดถอยเชิงเส้นแบบพหุกับวิธีเครือข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบแพร่กลับ. *รายงานสืบเนื่องการประชุมวิชาการ The 3rd*

- ATRANS Symposium Student Chapter Session หัวข้อ Equity and Efficiency in Transportation หน้าที่ 21–27 ในวันที่ 27 สิงหาคม 2553 กรุงเทพฯ ประเทศไทย.
- [25] Alam, T. & AlArjani, A. (2021). A Comparative Study of CO2 Emission Forecasting in the Gulf Countries using Autoregressive Integrated Moving Average, Artificial Neural Network and Holt-Winters Exponential Smoothing Models. *Advances in Meteorology*, 2021, 1 - 9.
 - [26] Bermúdez, J. D., Segura, J. V. & Vercher, E. (2006). Improving Demand Forecasting Accuracy using Non-Linear Programming Software. *Journal of the Operational Research Society*, 57(1), 94 - 100.
 - [27] R Core Team (2023). *_R: A Language and Environment for Statistical Computing_*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <<https://www.R-project.org/>>.
 - [28] Fritsch, S., & Guenther, F. (2023). *neuralnet: Training of Neural Networks (Version 1.44.2) [R package]*. R Foundation for Statistical Computing. [https://CRAN.R-project.org/ package= neuralnet](https://CRAN.R-project.org/package=neuralnet)
 - [29] Fournier, R., Wang, L., Yazyev, O. V. & Wu, Q. (2020). Artificial Neural Network Approach to the Analytic Continuation Problem. *Physical Review Letter*. 124(1), 056401.