

**การพัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ต
โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม**
**DEVELOPMENT FORECASTING MODEL FOR INTERNET DATA TRANSFER USING
NEURAL NETWORK TECHNIQUE**

นัทวุฒิ ขันธสิกรม¹ ศรันย์ นาคณอม² และ เตจต์สินป์ เพียชัย³

¹ศูนย์วิทยบริการและชุมชนสัมพันธ์ มสธ. นครสวรรค์ 105/35 ม.10 ต. นครสวรรค์คก อ. เมือง จ. นครสวรรค์,

E-Mail: Nattawut.kha@stou.ac.th

²สาขาวิชาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช 9/9 หมู่ 9 ต.บางพูด อ.ปากเกร็ด จ.นนทบุรี 11120,

E-Mail: Sarun.nak@stou.ac.th

³สาขาวิชาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช 9/9 หมู่ 9 ต.บางพูด อ.ปากเกร็ด จ.นนทบุรี 11120,

E-Mail: Tejtasin.phia@stou.ac.th

Nattawut Khantagaskham¹, Sarun Nakthanom² and Tejtasin Phiasai³

¹School of Science and Technology Sukhothai Thammathirat Open University

²School of Science and Technology Sukhothai Thammathirat Open University

³School of Science and Technology Sukhothai Thammathirat Open University

วันที่รับบทความ 30 กันยายน 2565

วันแก้ไขบทความ 20 ธันวาคม 2565

วันที่ตอบรับบทความ 26 ธันวาคม 2565

บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ (1) ศึกษารูปแบบการพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (2) พัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม และ (3) ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ใช้ในการพยากรณ์โดยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อหารูปแบบในการพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตที่เหมาะสม

ผู้วิจัยใช้ข้อมูลปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตจากบริษัทโทรคมนาคมแห่งชาติจำกัด (มหาชน) เดือนมกราคมถึง ธันวาคม 2564 จำนวนทั้งสิ้น 12 ชุดข้อมูลและทำการแบ่งข้อมูลแต่ละชุดออกเป็น 2 ชุดประกอบด้วย ชุดที่ 1 สำหรับการเรียนรู้โมเดลพยากรณ์ ชุดที่ 2 สำหรับการทดสอบโมเดลพยากรณ์ด้วยอัตราส่วน 70 ต่อ 30 ข้อมูลนำเข้า (n) สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมี 5 โหนดและมีผลลัพธ์ 1 โหนดและใช้อัลกอริธึมเลเวนเบอร์ก-มาร์ควอร์ทในการฝึกสอนโครงข่ายสำหรับการปรับค่าน้ำหนัก ค่าไบแอส และค่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่แตกต่างกันเพื่อออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำให้ค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) ต่ำที่สุด

ผลการวิจัยพบว่า (1) รูปแบบการพยากรณ์โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นแบบแพร่ย้อนกลับเป็นรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ต (2) โมเดลดังกล่าวได้ใช้เทคนิคของอัลกอริธึมเลเวนเบอร์ก-มาร์ควอร์ทสำหรับการพัฒนาโมเดลเพื่อหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมได้เท่ากับ 2 เท่าของ n

และผลจากการประเมินประสิทธิภาพพบว่า (3) โมเดลการพยากรณ์ที่ได้ทำการพัฒนาเพื่อพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตสำหรับโมเดลแบบ 1n, 2n, 3n, 4n, และ 5n มีค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ของการพยากรณ์เป็น 3.59, 3.01, 4.02, 4.08 และ 5.95 ตามลำดับ โดยการพยากรณ์ของโมเดลแบบ 2n เป็นโมเดลที่ให้ค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ต่ำที่สุด

คำสำคัญ: โมเดลพยากรณ์ โครงข่ายประสาทเทียม การวัดประสิทธิภาพ ค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์

ABSTRACT

The objectives of this study were: (1) to study the forecasting model of Internet traffic volume using neural network techniques, (2) to develop the forecasting model for Internet traffic using neural network techniques, and (3) to evaluate an effectiveness of forecasting models by neural network techniques.

The researcher used the 12 data sets of National Telecom Public Company Limited between Januarys to December 2021 and divided each data set into 2 sets. The first set is for learning forecast models and the second set is for testing predictive models with a ratio of 70 to 30. The input node (n) for a backward propagation neural network has 5 nodes and the output has 1 node and the neural network uses the Levenberg-Marquardt algorithm to train the network for tuning weights, bias values, and the number of nodes in different hidden layers to design a neural network that makes the lowest of the Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

The results showed that (1) the forecasting model was a multi-layer perceptron neural network technique suitability for forecasting Internet traffic and (2) the model was developed using the technique of the Levenberg-Marquardt algorithm to find the optimum number of nodes in the hidden layer equal to 2 times of input data and the result of the performance evaluation found that (3) the forecasting model has been developed to forecast Internet traffic for 1n, 2n, 3n, 4n and 5n models have the MAPE are 3.59, 3.01, 4.02, 4.08, and 5.95 respectively which the 2n model was the model that gives the lowest value of MAPE.

Keywords: Predictive models, Neural networks, Performance measurement, Mean Absolute Percentage Error.

1. บทนำ

ปัจจุบันการใช้งานอินเทอร์เน็ตถูกใช้งานผ่านกิจกรรมในหลากหลายรูปแบบทั้งได้เพิ่มปริมาณการใช้งานที่สูงขึ้นอย่างต่อเนื่องส่งผลให้อัตราการการรับส่งข้อมูลบนอินเทอร์เน็ตเพิ่มสูงขึ้นตามไปด้วย ดังนั้นองค์กรจึงมีความต้องการอินเทอร์เน็ตหรือช่องทางการรับส่งข้อมูลบนอินเทอร์เน็ต (Bandwidth) ที่สูงขึ้นด้วย โดยเฉพาะหน่วยงานที่มีการทำกิจกรรมหรือการให้บริการในรูปแบบออนไลน์ อาทิเช่น สถาบันทางการเงินการธนาคาร หน่วยงานภาครัฐและภาคเอกชนที่มีการดำเนินการในรูปแบบอื่นที่ใช้อินเทอร์เน็ตเป็นสื่อหลักในการดำเนินงาน สถาบันทางด้านการศึกษาของประเทศไทย รวมทั้งมหาวิทยาลัยต่าง ๆ ทั้งในและต่างประเทศซึ่งในปัจจุบันได้ผันเปลี่ยนกิจกรรมมาดำเนินการในการให้บริการหรือการปฏิบัติงานในรูปแบบออนไลน์ผ่านระบบอินเทอร์เน็ตมากยิ่งขึ้น ด้วยเหตุเหล่านี้จึงทำให้เกิดความต้องการสำหรับการใช้งานอินเทอร์เน็ตในรูปแบบต่าง ๆ ที่หลากหลายมากขึ้นส่งผลให้ความต้องการอินเทอร์เน็ตสำหรับช่องทางสำหรับการสื่อสารที่สามารถรองรับกับปริมาณการใช้งานที่เพียงพอต่อการใช้หรือการให้บริการอยู่ในขณะนั้น และต้องยังสามารถรองรับปริมาณที่เพิ่มสูงขึ้นได้หากปริมาณการใช้งานมีจำนวนมากขึ้นเพื่อเป็นการป้องกันไม่ให้เกิดปัญหาขณะการใช้งานอินเทอร์เน็ตหรือที่เรียกว่ากันทั่วไประบบอินเทอร์เน็ตล่มระหว่างการใช้นั้นเอง

งานวิจัยนี้ผู้วิจัยจึงได้มุ่งเน้นการศึกษาและพัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตซึ่งข้อมูลที่น่าสนใจนำมาพัฒนาโมเดลพยากรณ์นั้นได้ขอความอนุเคราะห์ข้อมูลจากบริษัทโทรคมนาคมแห่งชาติจำกัด (มหาชน) โดยนำข้อมูลปริมาณการใช้งานอินเทอร์เน็ตตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2564 ประกอบด้วยข้อมูลศูนย์วิทยบริการและชุมชนสัมพันธ์ มสธ. จำนวน 10 แห่ง ชุมสายอินเทอร์เน็ตจำนวน 3 แห่ง โดยทำการรวบรวมข้อมูล ศึกษาและเรียบเรียงข้อมูลเพื่อให้พร้อมและเป็นไปตามรูปแบบของเครื่องมือที่จะนำมาใช้ในการพัฒนาโมเดลการพยากรณ์ จากนั้นทำการแบ่งข้อมูลเพื่อใช้ในขั้นตอนการพัฒนาโมเดลสำหรับการหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม อัลกอริทึม Levenberg-Marquardt แบบ Backward propagation เพื่อค่าโมเดลที่ให้ค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ที่ดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์

2. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษารูปแบบการพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ต โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม
2. เพื่อพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ต โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม
3. เพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ใช้ในการพยากรณ์ โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

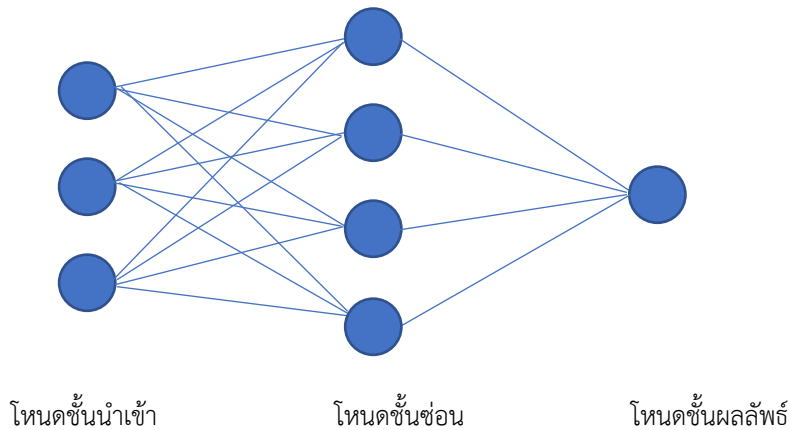
3. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

3.1 การพยากรณ์ หมายถึง การคาดเดาเหตุการณ์ หรือการทำนายการเกิดเหตุการณ์ต่าง ๆ ในเบื้องหน้า โดยการพยากรณ์จะทำการศึกษาลักษณะแนวโน้มหรือรูปแบบของการเกิดเหตุการณ์ตามข้อมูลที่มีอยู่ในอดีตมาพิจารณา ในการพยากรณ์ (นิภา นิรุตติกุล, 2558)

3.2 ข้อมูลอนุกรมเวลา หมายถึง ชุดข้อมูลที่เก็บรวบรวมและมีการจัดลำดับให้มีความต่อเนื่องกันเป็นช่วง ๆ ภายใต้อายุเวลาที่เพิ่มขึ้น เช่น ทุก ๆ 7 วัน ทุก ๆ 1 เดือนหรือปี โดยจะต้องเก็บข้อมูลอย่างละเอียดและต่อเนื่องกันเป็นระยะเวลาหนึ่งตามความต้องการและเหมาะสม เช่น ข้อมูลบันทึกปริมาณของน้ำในเขื่อนรายวัน จำนวนนักเรียนที่ใช้บริการในห้องสมุด ข้อมูลหุ้นในตลาดหลักทรัพย์ เป็นต้น ซึ่งจะต้องมีการกำหนดระยะเวลาในการจัดเก็บเริ่มต้นและระยะเวลาสิ้นสุดเท่า ๆ กัน ซึ่งการจัดเก็บข้อมูลอนุกรมเวลามีวัตถุประสงค์ที่สำคัญเพื่อการสร้างแบบจำลองสำหรับการทำนายจำนวนหรือปริมาณที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยปัจจุบันข้อมูลอนุกรมเวลาได้เข้ามามีบทบาทที่สำคัญเกี่ยวกับงานวิจัยในศาสตร์และแขนงต่าง ๆ เช่น วิทยาการ

ด้านหุ่นยนต์ อุตสาหกรรม การเงิน และการแพทย์ เป็นต้น ข้อมูลอนุกรมเวลาจะมีลักษณะขึ้นลงหรืออาจจะมีความราบเรียบ ซึ่งการขึ้นลงของข้อมูลจะมีความผันแปรจากสาเหตุหลาย ๆ ประการ เช่น แปรผันตามฤดูกาล แปรผันตามวัฏจักร หรือการผันแปรแบบผิดปกติ การนำเสนอข้อมูลอนุกรมเวลาทำได้ทั้งในรูปตารางและรูปแบบกราฟซึ่งการนำเสนอข้อมูลในรูปกราฟจะทำให้มองเห็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลได้ชัดเจนมากยิ่งขึ้น (ภรณ์ยา ปาลวิสุทธิ อภินันท์ จุ่นกรณ์ และมงคล รวดจันทร์, 2563)

3.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN) เป็นส่วนหนึ่งในศาสตร์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) โดยทั้งนี้จะเป็นการจำลองการทำงานของเซลล์ประสาท (Neural) ของสิ่งมีชีวิตที่สามารถนำไปใช้ประยุกต์ได้หลากหลาย เช่น การหาค่าความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในข้อมูลที่ซับซ้อนในการทำเหมืองข้อมูล (Data mining) ตลอดจนสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในงานทางด้านการจดจำรูปแบบ (Pattern recognition) ได้ ซึ่งแนวคิดดังกล่าวนี้จะเริ่มจากการพัฒนาเพอร์เซพตรอน (Perceptron) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดหนึ่งที่ถูกคิดค้นโดยแฟรงค์ โรเซนบลัทท์ ในปีคริสต์ศักราช 1957 ทั้งนี้ยังไม่ได้ได้รับความสนใจมากนักเนื่องจากสามารถเรียนรู้ได้เพียงแค่ปัญหาเชิงเส้นเท่านั้นซึ่งหลังจากนั้นจึงมีการพัฒนาอย่างต่อเนื่องจนได้ค้นพบวิธี Feedforward neural network หรือเรียกได้ว่า Multilayers perceptron ซึ่งมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีแบบเดิม อีกทั้งเทคโนโลยีที่มีการเปลี่ยนแปลงในปัจจุบันมีความก้าวหน้ามากขึ้นจึงทำให้โครงข่ายประสาทเทียมได้รับการยอมรับมากขึ้นตามลำดับ



รูปที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียม

3.4 โครงสร้างพื้นฐานของนิวรอน

โครงสร้างพื้นฐานของนิวรอนที่มีข้อมูลอินพุต โดยอินพุต p จะถูกคูณด้วยค่าน้ำหนักประสาท (Weight: w) โดยมีไบอัส (Bias: b) หรือ ออฟเซต (Offset) เป็นอีกอินพุตที่มีค่าน้ำหนักเหมือนเดิมเท่ากับหนึ่ง โดยอินพุตรวม (Sum) จะได้เอาต์พุตเป็นจำนวน n ซึ่งมักเรียกว่า “เน็ตอินพุต” (Net Input) ซึ่งจะเป็นฟังก์ชันในการกระตุ้น (Activation Function) หรือเป็นฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Function: f) และจะได้เอาต์พุตของนิวรอนเป็นค่า a ตามสมการ (1)

$$a = f(Wp + b) \quad (1)$$

โดย

a = เอาต์พุต

w = น้ำหนักประสาท

f = ฟังก์ชันถ่ายโอน

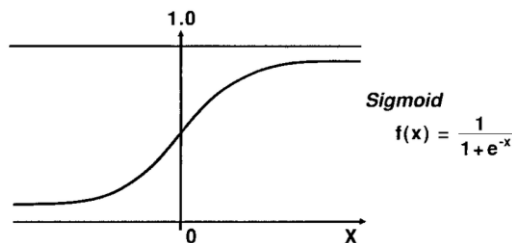
p = อินพุต

b = ไบอัส

3.5 ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Functions)

ฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ในการทำงานจะมีทั้งอยู่ในรูปแบบเชิงเส้นหรือไม่เชิงเส้น การเลือกใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนจะขึ้นอยู่กับลักษณะของระบบที่นำไปปรับใช้งาน ฟังก์ชันการถ่ายโอนจะใช้ในการคำนวณการตอบสนองของเอาต์พุตในนิเวศน์ โดยการรวบรวมข้อมูลที่ป้อนเข้ากับน้ำหนักในโครงข่ายประสาทผ่านฟังก์ชันการถ่ายโอนซึ่งจะได้ค่าที่ตอบสนองเอาต์พุตสำหรับนิเวศน์ที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนที่เหมือนกัน ซึ่งฟังก์ชันการถ่ายโอนที่เหมือนกันมีหลากหลายรูปแบบและที่เป็นที่นิยมใช้งานมาก ได้แก่ ฟังก์ชัน Sigmoid function ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่มีรูปแบบที่มีลักษณะเหมือนกับรูปตัวเอส (S)

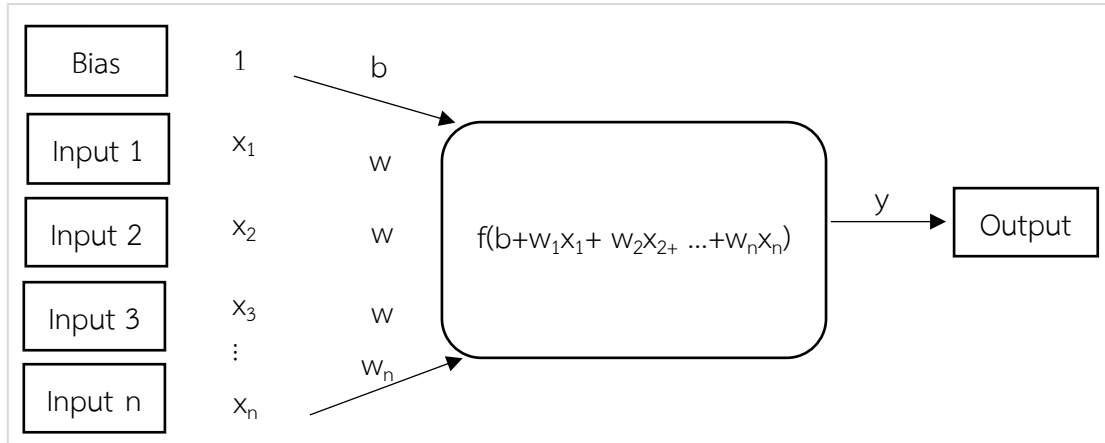
$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$



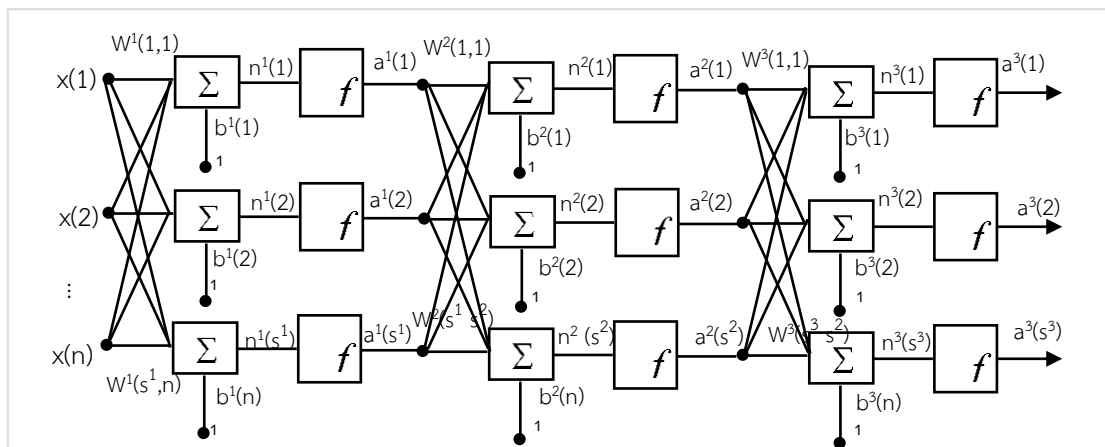
รูปที่ 2 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Functions)

3.6 การเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

Lavenberg – Marquardt (LM) เป็นกระบวนการที่ใช้ในการเรียนรู้หรือกระบวนการฝึกสอนในโครงข่ายประสาทเทียมโดยการทำงานจำเป็นจะต้องมีข้อมูลที่ประกอบด้วยข้อมูลจำนวนสามกลุ่ม คือ 1) ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training) 2) ข้อมูลสำหรับการตรวจสอบ (Validation) และ 3) ข้อมูลสำหรับทดสอบ (Testing) โดยความแม่นยำของการใช้อัลกอริทึม Lavenberg – Marquardt จะขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลกลุ่มของข้อมูลที่ใช้สำหรับการตรวจสอบซึ่งหากกลุ่มข้อมูลสำหรับการตรวจสอบมีรูปแบบที่เหมือนกับกลุ่มข้อมูลสำหรับทดสอบจะทำให้โมเดลมีความแม่นยำมากและมีความเหมาะสมกับงานข้อมูลเกือบทุกด้าน ซึ่งการเรียนรู้อัลกอริทึมแบบ LM นี้ยังเป็นกระบวนการเรียนรู้ที่มีความรวดเร็วมากแต่จะลดลงเมื่อมีจำนวนตัวแปรข้อมูลนำเข้าหรือจำนวนโหนดชั้นซ่อนเร้น (Hidden layer) ที่มากขึ้นหรือมีเป็นจำนวนมาก (รสริน โคตรเสนา และ อัจฉราพรรณ ประทุมณี, 2563)



รูปที่ 3 แผนภาพการแสดงผลการทำงานของเพอร์เซปตรอนอย่างง่าย



รูปที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

ที่มา: Hagan and Menhaj, 1994

ตารางที่ 1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ชื่อผู้วิจัย	เทคนิควิธีการ/อัลกอริทึมที่ใช้						การวัดผล/ประสิทธิภาพ				
	Neural Network	การพยากรณ์ทางสถิติ	ปรับเรียงลำดับแบบ Holt-Winter	การเรียนรู้เชิงลึก	บอยล์-เจกินส์ (Box-Jenkins)	Support vector regression (SVR)	RMSE	MAPE	MAE	MSE	Other
รณชัย ชื่นธวัช และคณะ, 2560		✓				✓	✓	✓			
ผุสดี บุญรอด และกรวิวัฒน์ พลเยี่ยม, 2560	✓							✓			
ไวยวิทย์ พานิชอักษร และ มหศักดิ์ เกตุผา, 2560	✓									✓	
จามรี ชูบัวทอง และสมศรี บัณฑิตวิไล, 2560	✓										TPR, TNR
ยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลผลิน, 2560	✓										
ภรณ์ยา ปาลวิสุทธิ์ อภินันท์ จันทกรณ, 2563	✓						✓			✓	

ตารางที่ 1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ชื่อผู้วิจัย	เทคนิควิธีการ/อัลกอริทึมที่ใช้						การวัดผล/ประสิทธิภาพ				
	Neural Network	การพยากรณ์ทางสถิติ	ปรับเรียบเชิงเส้นแบบ Holt-Winter	การเรียนรู้เชิงลึก	บอตซ์ - เจนกินส์ (Box-Jenkins)	Support vector regression (SVR)	RMSE	MAPE	MAE	MSE	Other
พรรณนิภา คุมสิน และสมศรี บัณฑิตวิไล, 2561	✓						✓	✓			
ราตรี คำโมง และ สุพจน์ หอมดอก, 2562	✓							✓			

4. วิธีดำเนินการวิจัย

4.1. ศึกษาหลักการทำงาน

4.1.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบส่งสัญญาณไปข้างหน้า (feedforward artificial neural network หรือ Forward Propagation) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วยชั้นต่าง ๆ โดยชั้นแรกจะเป็นชั้นข้อมูลนำเข้า (input layer) และชั้นสุดท้ายเป็นชั้นผลลัพธ์ (output layer) ส่วนระหว่างชั้นข้อมูลนำเข้ากับชั้นผลลัพธ์อาจมีหรือไม่มีชั้นซ่อน (hidden layer) อยู่ภายในก็ได้ซึ่งขึ้นกับกฎการเรียนรู้ที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม โดยการเชื่อมต่อระหว่างชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมแบบส่งสัญญาณไปข้างหน้าจะมีค่าถ่วงน้ำหนักเป็นตัวเชื่อม และสัญญาณนำเข้าที่เข้ามาจะถูกส่งไปตามทิศทางของลูกศรที่มีการจำกัดทิศทางการเคลื่อนที่เป็นแบบทางเดียวหรือเคลื่อนที่ไปข้างหน้า โดยโครงข่ายมีการเชื่อมต่อกันอย่างสมบูรณ์ นั่นคือ ที่ไหนต่อไหนในชั้นที่กำหนดเชื่อมต่อกันทุกโหนดกับชั้นถัดไปจนถึงชั้นผลลัพธ์โดยไม่มีการย้อนกลับ

4.1.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backward Propagation) ประกอบด้วยชั้นนิวรอลที่เรียงต่อกัน ได้แก่ ชั้นอินพุต (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) โดยแต่ละชั้นจะส่งสัญญาณไปยังทุก ๆ นิวรอนถัดไปซึ่งในการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอนมีค่าที่สามารถปรับค่าได้เรียกส่วนนี้ว่า ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) ผ่านไปยังทรานเฟอร์ฟังก์ชัน (Transfer Function) โดยเมื่อมีข้อมูลนำเข้ามายังชั้นอินพุต ที่จำนวนข้อมูล R ข้อมูล Network จะนำข้อมูลที่เข้าทำการคูณค่าน้ำหนักของแต่ละขาข้อมูลแล้วนำแต่ละนิวรอนที่ถูกคูณมารวมกันและเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมายที่กำหนด ซึ่งการปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะใช้การฝึกสอนด้วย Levenberg Marquardt Algorithm

4.2 การรวบรวมข้อมูลสำหรับงานวิจัย

ประชากร ปริมาณการรับ - ส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตของมหาวิทยาลัย

กลุ่มตัวอย่าง ปริมาณการรับ - ส่งข้อมูลเดือนมกราคม พ.ศ. 2564 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2564 เป็นระยะเวลา 1 ปี ของศูนย์บริการจำนวน 10 แห่ง และชุมสายอินเทอร์เน็ต 3 แห่ง

4.3 การทำความสะอาดข้อมูล

การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) เป็นการทำงานที่เกี่ยวกับการตรวจสอบและแก้ไขข้อมูล เพื่อให้ข้อมูลอยู่ในรูปแบบที่ถูกต้องและสมบูรณ์ โดยขั้นตอนของการทำความสะอาดข้อมูลนับเป็นขั้นตอนแรกที่สำคัญของการเตรียมข้อมูล ซึ่งถ้าข้อมูลไม่มีความถูกต้องหรือไม่สมบูรณ์ อาจส่งผลให้คำตอบหรือข้อสรุปที่ได้ไม่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้ ดังนั้นในการทำทำความสะอาดข้อมูลนั้นจึงต้องตรวจสอบว่ามีข้อผิดพลาดอะไรเกิดขึ้นกับข้อมูลบ้าง เช่น มีการจัดเก็บข้อมูลที่ซ้ำซ้อน (Duplicate data) ข้อมูลไม่ตรงกัน (Incorrectly data) ข้อมูลเก่าล้าสมัย (Expired data) เกิดการสูญหายของข้อมูลบางส่วน (Missing value) มีค่าข้อมูลที่มีความผิดปกติหรือแตกต่างไปจากข้อมูลในกลุ่ม (Outliers) เป็นต้น จากนั้นทำการปรับปรุงข้อมูลโดยอาจใช้การแทนที่ด้วยค่าใหม่ หรือทำการลบข้อมูลที่ไม่ถูกต้องเหล่านั้นออกไป (ไกรศักดิ์ เกษร, 2564)

4.4 การพัฒนาโมเดลพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

การพัฒนาโมเดลที่ใช้ในการพยากรณ์ จะเป็นขั้นตอนการนำข้อมูลจากประชากรและกลุ่มตัวอย่างที่ได้เตรียมไว้ทำการสร้างโมเดลโดยได้เลือกใช้วิธีการสร้างโมเดลแบบมีการฝึกสอนโดยนำข้อมูลในอดีตที่ผ่านมาทำการรวบรวมและจัดหมวดหมู่ของข้อมูลเพื่อใช้สำหรับการสร้างโมเดลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นสองส่วน โดยข้อมูลส่วนแรกจะเป็นการใช้สำหรับฝึกสอนโมเดลแบ่งเป็น 80 เปอร์เซ็นต์ ข้อมูลส่วนที่สองจะเป็นการใช้สำหรับการทดสอบโมเดล โดยดูจากค่าที่ได้จากการวัดค่าประสิทธิภาพจากการพิจารณาค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Squared Error : MSE) และค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ที่ต่ำที่สุด โดยพิจารณาจากโหนดที่เป็นชั้นซ่อน (Hidden Layer) โดยกำหนดเป็น 0.5n, 1n, 2n, 3n, 4n และ 5n ซึ่ง n จะแทนจำนวนข้อมูลของชั้นนำเข้า (Input Layer)

4.5 เกณฑ์วัดประสิทธิภาพโมเดลพยากรณ์

เกณฑ์วัดประสิทธิภาพจากโมเดลการพยากรณ์ที่สร้างขึ้นจะใช้วิธีการคำนวณค่า MSE และ ค่า MAPE ซึ่งจะหาค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำที่สุดในการวัดความถูกต้องของโมเดลการพยากรณ์ซึ่งมีสูตรคำนวณดังนี้

4.5.1 ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error; MSE)

ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยคือ ค่าเฉลี่ยของค่ากำลังสองของค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ซึ่งจุดเด่นของ MSE นั่นก็คือ การใช้การยกกำลังสองเพื่อให้ค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ที่ติดลบกลายเป็นบวกและรูปแบบของการคำนวณมีความสัมพันธ์กับหลักการทางสถิติอื่นๆ (กรินทร์ กาญจน (2561) เช่น การคำนวณค่าความแปรปรวน ในขณะที่จุดด้อยของ MSE ก็คือในกรณีที่ค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์มีค่ามาก เมื่อมีการยกกำลังสองเข้าไปก็มีค่าดังกล่าวมีค่ามากขึ้นและสามารถแสดงได้ดังสมการ (3)

$$MSE = \sum \frac{|A_t - F_t|^2}{N} \quad (3)$$

4.5.2 ค่าเปอร์เซ็นต์คลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error; MAPE)

ค่าเปอร์เซ็นต์คลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย คือค่าสัมบูรณ์ของค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ซึ่งจุดเด่นของ MAPE ก็คือไม่ผูกพันกับค่าของตัวแปรที่ต้องการจะพยากรณ์ แต่มีการแสดงออกมาในรูปของค่าเปอร์เซ็นต์ซึ่งง่ายต่อการเข้าใจของบุคคลต่าง ๆ (กรินทร์ กาญจน (2561) ตัวอย่างเช่น หากค่า MAPE มีค่าเท่ากับ 5 เปอร์เซ็นต์ ก็จะเข้าใจได้ในทันทีว่าค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์นั้นมีค่าเท่ากับเท่าไร เพื่อให้สามารถตีความระดับความแม่นยำจากค่า MAPE ได้ ได้มีการพัฒนาระดับในการวัดเพื่อใช้ในการตีความค่าของ MAPE ดังต่อไปนี้

$$MAPE = \sum \frac{|A_t - F_t| \times 100}{N} \quad (4)$$

โดยที่

F_t หมายถึง ค่าพยากรณ์ในงวดที่ 1

A_t หมายถึง ค่าที่เกิดขึ้นจริงในช่วงเวลา t

N หมายถึง จำนวนข้อมูล

5. ผลการวิจัยและอภิปรายผลการวิจัย

ข้อมูลตารางการสร้างโมเดลในการพยากรณ์ปริมาณการใช้งานอินเทอร์เน็ตที่เหมาะสมโดยแสดงค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) ของค่าการ Download และ Upload ของศูนย์จำนวน 10 แห่ง และอีก 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 ซึ่งชุดข้อมูลก็นำมาใช้ในการพัฒนาโมเดลมีลักษณะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาและใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม โดยได้กำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อนอ้างอิงตามทฤษฎีของ ธิษณปัทมา คนโทนิมพลี และคณะ (2561) การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และ ยุพิน ไชยสมภาร ทวี ชัยพิมลสิน. (2560) การพยากรณ์ระดับน้ำโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 จากการศึกษาในทฤษฎีดังกล่าว พบว่าการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) จะทำการกำหนดค่าเท่ากับ 0.5n, 1n และ 2n เมื่อ n จำนวนตัวแปรข้อมูลนำเข้า ซึ่งมีผลลัพธ์ในการพยากรณ์ที่สรุปผลจากการทดลองได้ต่อไปนี้

การกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อนตามรูปแบบ 0.5n, 1n, 2n, 3n, 4n, 5n เมื่อ n คือ จำนวนข้อมูลนำเข้าซึ่งจะได้ว่า โมเดล 0.5n เป็น 5-3-1 ซึ่ง 5 แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า 3 แทนจำนวนข้อมูลเลเยอร์ชั้นซ่อน และ 1 แทนจำนวนข้อมูลผลลัพธ์ โมเดล 1n เป็น 5-5-1 ซึ่ง 5 แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า 5 แทนจำนวนข้อมูลเลเยอร์ชั้นซ่อน และ 1 แทนจำนวนข้อมูลผลลัพธ์ โมเดล 2n เป็น 5-10-1 ซึ่ง 5 แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า 10 แทนจำนวนข้อมูลเลเยอร์ชั้นซ่อน และ 1 แทนจำนวนข้อมูลผลลัพธ์ โมเดล 3n เป็น 5-15-1 ซึ่ง 5 แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า 15 แทนจำนวนข้อมูลเลเยอร์ชั้นซ่อน และ 1 แทนจำนวนข้อมูลผลลัพธ์ โมเดล 4n เป็น 5-20-1 ซึ่ง 5 แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า 20 แทนจำนวนข้อมูลเลเยอร์ชั้นซ่อน และ 1 แทนจำนวนข้อมูลผลลัพธ์ โมเดล 5n เป็น 5-25-1 ซึ่ง 5 แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า 25 แทนจำนวนข้อมูลเลเยอร์ชั้นซ่อน และ 1 แทนจำนวนข้อมูลผลลัพธ์ ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดลพยากรณ์สรุปได้ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 2 ค่าประสิทธิภาพ (ค่า MAPE) จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)											
	Model 0.5n		Model 1n		Model 2n		Model 3n		Model 4n		Model 5n	
	MAPE	ค่า R	MAPE	ค่า R	MAPE	ค่า R	MAPE	ค่า R	MAPE	ค่า R	MAPE	ค่า R
ศูนย์ฯ ลำปาง	0.5081	0.48596	0.2668	0.60984	0.3296	0.6929	1.2400	0.1176	0.5052	0.63985	1.0991	0.4093
ศูนย์ฯ สุโขทัย	3.0036	0.93902	1.8780	0.22331	4.5794	0.68633	1.8445	0.87605	2.0610	0.93623	10.5191	0.21771
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	4.8364	0.99438	8.7700	0.9211	1.4968	0.98351	1.5042	0.88877	0.0182	0.99925	7.8023	0.9838
ศูนย์ฯ อุตรดิตถ์	0.9597	0.88022	2.2906	0.24686	1.3693	0.72674	4.0290	0.13444	1.3584	0.37262	4.2744	0.35306
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	1.3721	0.3299	1.7245	0.468	1.1628	0.68812	1.2467	0.52687	2.3894	0.3276	4.1941	0.15915
ศูนย์ฯ นครนายก	6.2321	0.42214	6.3301	0.0464	2.8658	0.79476	3.5057	0.73383	6.1636	0.43405	7.8819	0.61164
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	1.2079	0.37983	0.8248	0.72259	1.7597	0.61281	1.0054	0.76727	1.7537	0.71342	3.6185	0.08779
ศูนย์ฯ จันทบุรี	1.4003	0.27149	1.3905	0.79271	0.8521	0.81596	1.2705	0.069213	4.1815	0.4415	4.5837	0.08461
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	11.5042	0.56624	7.9908	0.8458	8.2212	0.77443	5.1140	0.60894	6.1361	0.71199	7.7924	0.12791
ศูนย์ฯ ยะลา	5.6441	0.99626	5.0781	0.9985	1.4215	0.99976	6.1369	0.99576	3.0195	0.94925	9.6721	0.98212
ชุมสายหลักสี่	11.9835	0.92264	4.9497	0.98312	5.1377	0.9716	6.5881	0.99461	2.2454	0.97468	6.1184	0.97624
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	4.6844	0.89597	1.5839	0.90619	3.2139	0.98811	5.5786	0.74558	7.7503	0.93618	11.3021	0.88779
ชุมสายปากเกร็ด	5.0367	0.85595	8.8434	0.8988	5.3292	0.81518	7.6870	0.90643	7.6870	0.90643	5.5136	0.80692

ตารางที่ 3 ค่าประสิทธิภาพ (ค่า MAPE) จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก

สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)											
	Model 0.5n		Model 1n		Model 2n		Model 3n		Model 4n		Model 5n	
	MAPE	ค่า R	MAPE	ค่า R	MAPE	ค่า R	MAPE	ค่า R	MAPE	ค่า R	MAPE	ค่า R
ศูนย์ฯ ลำปาง	3.0209	0.2716	2.3293	0.17676	6.3325	0.77375	7.5225	0.64234	7.0050	0.72376	8.2667	0.51141
ศูนย์ฯ สุโขทัย	0.7519	0.73434	1.1053	0.69401	0.5963	0.79195	1.3369	0.41081	2.4297	0.29722	2.0251	0.09782
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	3.8319	0.10694	5.1607	0.92303	0.0030	0.97322	7.9945	0.97793	4.2718	0.99277	12.1977	0.95933
ศูนย์ฯ อุตรดิตถ์	0.8893	0.1835	0.7996	0.54517	0.6102	0.69589	1.0535	0.21295	2.2007	0.08796	2.4797	0.21595
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	1.2748	0.44487	0.9510	0.41673	0.6014	0.6543	0.9122	0.31011	1.7301	0.25542	2.6765	0.22143
ศูนย์ฯ นครนายก	5.3445	0.083778	5.2404	0.24015	4.3126	0.50048	5.7416	0.24095	4.9240	0.24439	8.2059	0.4187
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	0.8243	0.51994	0.8013	0.7406	0.9530	0.64238	2.0702	0.12501	1.1476	0.03207	2.4168	0.13586
ศูนย์ฯ จันทบุรี	0.8236	0.35392	0.8788	0.5209	0.5640	0.67647	1.4875	0.10097	3.1278	0.21382	2.7624	0.10509
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	8.5885	0.88652	0.2579	0.11982	5.9441	0.9981	7.3850	0.28262	9.8646	0.99145	9.3334	0.21251
ศูนย์ฯ ยะลา	0.3333	0.99988	7.8314	0.92419	0.4744	0.99488	2.4575	0.99969	3.9409	0.9999	4.3700	0.98153
ชุมสายหลักสี่	7.9402	0.97807	5.9389	0.98016	8.9210	0.99027	6.3067	0.93714	8.4663	0.9624	4.6628	0.97044
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	8.6622	0.81949	2.7483	0.96308	8.6622	0.81949	7.5213	0.9758	3.7647	0.96778	6.2261	0.96685
ชุมสายปากเกร็ด	6.4986	0.50139	7.4409	0.57113	2.4986	0.79136	6.1016	0.87235	8.0057	0.67108	4.6577	0.70691

6. สรุปผลการวิจัย

การพัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเปรียบเทียบหลายชั้นแบบแพร่ย้อนกลับเป็นรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยเป็นการพัฒนาโมเดลตามรูปแบบของทฤษฎีการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อนที่เหมาะสมโดยใช้อัลกอริทึม Lavenberg - Marquardt เป็นกระบวนการในการเรียนรู้โดยการกำหนดจำนวนของเลเยอร์ชั้นซ่อนเป็นดังนี้ คือ 0.5n, 1n, 2n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า (ยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลพลิน, 2560) และเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเป็น 3n, 4n และ 5n โดยการวัดประสิทธิภาพจากการพิจารณาค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง (MSE) และค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) (จิษฐ์ ปันหา คนโทฉิมพลี และคณะ, 2561) ผลการวิจัยพบว่า การหาค่าของโมเดลที่ดีที่สุดจากโมเดลที่ได้ทำการพัฒนาขึ้นนั้นสามารถพิจารณาได้จากค่า MAPE โดยทำการพิจารณาร่วมกับค่าอิทธิพล R (Regression) ซึ่งหากมีค่าเข้าใกล้หนึ่งโดยที่ค่า MAPE ที่ได้จะสามารถยอมรับได้สำหรับงานวิจัยนี้นั้นต้องมีค่าในระดับไม่ต่ำกว่า 90 % ตามที่กำหนดไว้ในสมมติฐาน

โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตทั้งขาเข้าและขาออกโดยอิงตามผลการวิจัย พบว่า โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าและขาออกส่วนใหญ่ให้ผลการวิจัยโมเดลการพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมและอยู่ในเกณฑ์สมมติฐานที่ยอมรับโดยโมเดลการพยากรณ์ที่ได้ทำการพัฒนาเพื่อพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตสำหรับโมเดลแบบ 1n, 2n, 3n, 4n, และ 5n มีค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ของการพยากรณ์เป็น 3.59, 3.01, 4.02, 4.08 และ 5.95 ตามลำดับ ซึ่งโมเดลแบบ 2n เป็นโมเดลที่ให้ค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ต่ำที่สุด โดยผลการวิจัยนี้มีความสอดคล้องกับงานวิจัยของยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลพลิน กับ จิษฐ์ปันหา คนโทฉิมพลี และคณะที่ได้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อนในช่วง 0.5n - 2n ซึ่งให้ผลประสิทธิภาพของโมเดลที่เหมาะสม

ตารางที่ 4 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยประสิทธิภาพ (ค่า MAPE) จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งอินเทอร์เน็ต

สถานที่	Model 0.5n			Model 1n			Model 2n			Model 3n			Model 4n			Model 5n		
	MAPE			MAPE			MAPE			MAPE			MAPE			MAPE		
	ขาเข้า	ขาออก	เฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	เฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	เฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	เฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	เฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	เฉลี่ย
ศูนย์ฯ ลำปาง	0.5081	3.0209	1.7645	0.2668	2.3293	1.2981	0.3296	6.3325	3.3311	1.24	7.5225	4.3813	0.5052	7.005	3.7551	1.0991	8.2667	4.6829
ศูนย์ฯ สุโขทัย	3.0036	0.7519	1.8778	1.878	1.1053	1.4917	4.5794	0.5963	2.5879	1.8445	1.3369	1.5907	2.061	2.4297	2.2454	10.5191	2.0251	6.2721
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	4.8364	3.8319	4.3342	8.77	5.1607	6.9654	1.4968	0.003	0.7499	1.5042	7.9945	4.7494	0.0182	4.2718	2.1450	7.8023	12.1977	10.0000
ศูนย์ฯ อุตรดิตถ์	0.9597	0.8893	0.9245	2.2906	0.7996	1.5451	1.3693	0.6102	0.9898	4.029	1.0535	2.5413	1.3584	2.2007	1.7796	4.2744	2.4797	3.3771
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	1.3721	1.2748	1.3235	1.7245	0.951	1.3378	1.1628	0.6014	0.8821	1.2467	0.9122	1.0795	2.3894	1.7301	2.0598	4.1941	2.6765	3.4353
ศูนย์ฯ นครนายก	6.2321	5.3445	5.7883	6.3301	5.2404	5.7853	2.8658	4.3126	3.5892	3.5057	5.7416	4.6237	6.1636	4.924	5.5438	7.8819	8.2059	8.0439
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	1.2079	0.8243	1.0161	0.8248	0.8013	0.8131	1.7597	0.953	1.3564	1.0054	2.0702	1.5378	1.7537	1.1476	1.4507	3.6185	2.4168	3.0177
ศูนย์ฯ จันทบุรี	1.4003	0.8236	1.1120	1.3905	0.8788	1.1347	0.8521	0.564	0.7081	1.2705	1.4875	1.3790	4.1815	3.1278	3.6547	4.5837	2.7624	3.6731
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	11.5042	8.5885	10.0464	7.9908	0.2579	4.1244	8.2212	5.9441	7.0827	5.114	7.385	6.2495	6.1361	9.8646	8.0004	7.7924	9.3334	8.5629
ศูนย์ฯ ยะลา	5.6441	0.3333	2.9887	5.0781	7.8314	6.4548	1.4215	0.4744	0.9480	6.1369	2.4575	4.2972	3.0195	3.9409	3.4802	9.6721	4.37	7.0211
ชุมสายหลักสี่	11.9835	7.9402	9.9619	4.9497	5.9389	5.4443	5.1377	8.921	7.0294	6.5881	6.3067	6.4474	2.2454	8.4663	5.3559	6.1184	4.6628	5.3906
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	4.6844	8.6622	6.6733	1.5839	2.7483	2.1661	3.2139	8.6622	5.9381	5.5786	7.5213	6.5500	7.7503	3.7647	5.7575	11.3021	6.2261	8.7641
ชุมสายปากเกร็ด	5.0367	6.4986	5.7677	8.8434	7.4409	8.1422	5.3292	2.4986	3.9139	7.687	6.1016	6.8943	7.687	8.0057	7.8464	5.5136	4.6577	5.0857
ค่าเฉลี่ยของโมเดล	4.12			3.59			3.01			4.02			4.08			5.95		

7. ข้อเสนอแนะ

ข้อเสนอแนะสำหรับการทำงานงานวิจัยนี้สามารถสรุปออกเป็นข้อๆ ได้ดังนี้

1. การพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมนี้ควรรวบรวมข้อมูลที่นำมาใช้ในการพัฒนาโมเดลให้มากขึ้นโดยอาจเป็นข้อมูลในระยะเวลา 2 ถึง 3 ปี ทั้งนี้เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความต่อเนื่องและเพื่อการวัดประสิทธิภาพของโมเดลที่พัฒนาให้มีความละเอียดมากยิ่งขึ้น
2. ข้อมูลที่รวบรวมเพื่อนำมาใช้ในการพัฒนาโมเดลนี้ได้รับรวบรวมมาในระหว่างสถานการณ์การแพร่ระบาดของโรคโควิด-19 ซึ่งอาจทำให้การปฏิบัติงานในด้านการใช้อินเทอร์เน็ตไม่เป็นไปตามสถานะที่เป็นอยู่จริงในการปฏิบัติงานของแต่ละสถานที่
3. ควรศึกษาแนวคิดทฤษฎีการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อนที่มีความเกี่ยวข้องกับผลของการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ซึ่งในปัจจุบันยังมีงานวิจัยในเรื่องดังกล่าวนี้ค่อนข้างน้อย และควรศึกษาการเลือกใช้อัลกอริทึมในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับพัฒนาโมเดลเพื่อนำมาเปรียบเทียบข้อดีข้อเสียในการพัฒนาโมเดลโดยอิงจากค่าประสิทธิภาพที่ได้จากการพัฒนาโมเดล

8. เอกสารอ้างอิง

- กรินทร์ กาญจนานนท์. (2561). การพยากรณ์ทางสถิติ. (พิมพ์ครั้งที่ 7). กรุงเทพฯ: บริษัทซีเอ็ดยูเคชั่น จำกัด (มหาชน).
- ไกรศักดิ์ เกษร. (2564). วิทยาศาสตร์ข้อมูล. (พิมพ์ครั้งที่ 1). พิษณุโลก: มหาวิทยาลัยนเรศวร.
- จามรี ชูบัวทอง และสมศรี บัณฑิตวิไล. (2560). การพัฒนารูปแบบเพื่อพยากรณ์คุณภาพผลิตภัณฑ์ฮาร์ดดิสก์ด้วยการถดถอยโลจิสติกส์และโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้การวิเคราะห์เหมืองข้อมูล. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี, 25(1), 1-13.
- ธิษณ์ปณฺหา คนโทนิมพลี และคณะ. (2561). การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. วารสาร 11th Thaiciid Nationnal Symposium, 11(1), 68-91.
- นิภา นิรุตติกุล. (2558). การพยากรณ์การขาย Sale Forecasting. สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพฯ, พิมพ์ครั้งที่ 7
- ผุสดี บุญรอด และกรวิวัฒน์ พลเยี่ยม. (2560). แบบจำลองการพยากรณ์ราคามันสำปะหลังโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น. บทความวิจัยภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, 25(3), 534-543.
- พรรณนิภา คุมสิน และสมศรี บัณฑิตวิไล. (2561). การเปรียบเทียบแบบการพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศโดยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบไฮลท์-วินเทอร์, วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี, 26(3), 364-376.
- ภรณ์ยา ปาลวิสุทธิ อภินันท์ จุณกรณ์ และ มงคล รอดจันทร์. (2563, มกราคม-มิถุนายน). ระบบพยากรณ์การรูก้าของน้ำเค็มบริเวณกลุ่มแม่น้ำท่าจีนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น. วารสารเทคโนโลยีสารสนเทศมหาวิทยาลัยราชภัฏนครปฐม, 16(1), 60-68.
- ราตรี คำโมง และ สุพจน์ หอมดอก. (2562). การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างชาติที่มาท่องเที่ยวภาคเหนือของประเทศไทยด้วยโครงข่ายประสาทเทียม. วารสารวิชาการวิทยาศาสตร์และวิทยาศาสตร์ประยุกต์, 2562(2), 15-31.
- ยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลผลิน. (2560). การพยากรณ์ระดับน้ำโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลปริมาณน้ำ ฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5. วารสารมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ, 9(17), 83-90.

- รณชัย ชื่นธวัช กิตติศักดิ์ เกิดประสพ และนิตยา เกิดประสพ. (2560). การพยากรณ์ความต้องการใช้งานหน่วยจำหน่ายไฟฟ้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันแบบตรวจสอบสลับ 3 ส่วน. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี, 19(1), 215-232.
- รสริน โคตรเสนา และอัจฉราพรรณ ประทุมมณี. (2563). การพยากรณ์ความต้องการสินค้าโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของโรงงานผลิตขนมแห่งหนึ่ง (ปริญญามหาบัณฑิต). มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิต, กรุงเทพฯ
- ไวยวิทย์ พานิชอักษร และ มหศักดิ์ เกตุฉ่ำ. (2560). การพยากรณ์ยอดขายปลีกแก๊สรถยนต์ ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและโครงข่ายประสาทเทียม. วารสาร JOURNAL OF INFORMATION SCIENCE AND TECHNOLOGY, 7(1), 42-49.