การพัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ต โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

นายนัทวุฒิ ขันธกสิกรรม

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
แขนงวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร สาขาวิชาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช
พ.ศ. 2564

Development Forecasting Model for Internet Data Transfer Using Neural Network Technique

Mr. Nattawut Khanthagasigum

The Thesis Submitted in Partial Fulfullment of the Requirement for
the Degree of Master of Science in Information and Communication Technology
School of Science and Technology
Sukhothai Trammathirat Open University
2021

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การพัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ต
โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

ชื่อและนามสกุล นายนัทวุฒิ ขันธกสิกรรม

แขนงวิชา เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร

สาขาวิชา วิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี

อาจารย์ที่ปรึกษา อาจารย์ ดร.ศรันย์ นาคณอม
อาจารย์ ดร.เตชค์ฐสิณป์ เพียซ้าย

วิทยานิพนธ์นี้ ได้รับความเห็นชอบให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรระดับปริญญาโท เมื่อวันที่ 27 กันยายน 2565

คณะกรรมการการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พงศ์ศรัณย์ บุญโญปกรณ์)

.....กรรมการ
(อาจารย์ ดร.ศรันย์ นาคณอม)

.....กรรมการ
(อาจารย์ ดร.เตชค์ฐสิณป์ เพียซ้าย)

.....ประธานกรรมการบัณฑิตศึกษา
(รองศาสตราจารย์ ดร.นราธิป ศรีราม)

ชื่อวิทยานิพนธ์ การพัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม
ผู้วิจัย นายนัทวุฒิ ขันธกสิกรรม **รหัสนักศึกษา** 2639600390
ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร)
อาจารย์ที่ปรึกษา (1) อาจารย์ ดร.ศรันย์ นาคฉนอม (2) อาจารย์ ดร.เตชค์ฐสิณป์ เพียซ้าย
ปีการศึกษา 2564

บทคัดย่อ

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

ผู้วิจัยใช้ข้อมูลปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตจากบริษัทโทรคมนาคมแห่งชาติจำกัด (มหาชน) เดือนมกราคมถึงธันวาคม 2564 จำนวนทั้งสิ้น 12 ชุดข้อมูลและทำการแบ่งข้อมูลแต่ละชุดออกเป็น 2 ชุดประกอบด้วย ชุดที่ 1 สำหรับการเรียนรู้โมเดลพยากรณ์ ชุดที่ 2 สำหรับการทดสอบโมเดลพยากรณ์ด้วยอัตราส่วน 70 ต่อ 30 ข้อมูลนำเข้า (n) สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมี 5 โหนดและมีผลลัพธ์ 1 โหนดและใช้อัลกอริธึมเลเวนเบอร์ก-มาร์ค์วอร์ทในการฝึกสอนโครงข่ายสำหรับการปรับค่าน้ำหนัก ค่าไบแอส และค่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่แตกต่างกันเพื่อออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำให้มีค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) ต่ำที่สุด

ผลการวิจัยพบว่า (1) รูปแบบการพยากรณ์โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นแบบแพร่ย้อนกลับเป็นรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ต (2) โมเดลดังกล่าวได้ใช้เทคนิคของอัลกอริธึมเลเวนเบอร์ก-มาร์ค์วอร์ทสำหรับการพัฒนาโมเดลเพื่อหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมได้เท่ากับ 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

Thesis title: Development Forecasting Model for Internet Data Transfer Using Neural Network Technique
Researcher: Mr. Nattawut Khanthagasikhum ID**:** 2639600390
Degree: Master of Science (Information and Communication Technology)
Thesis advisor (1) Dr. Sarun Nakthanom (2) Dr. Tejtasin Phiasai
Academic year 2021

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 January to December 2021 and divided each data set into 2 sets. The first set is for learning forecast models and the seconf 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-Markwort 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 suitablely for forecasting Internet traffic and (2) the model was developed using the technique of the Levenberg-Markwort 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.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้ผู้วิจัยได้รับความอนุเคราะห์และความกรุณาอย่างดียิ่งจากอาจารย์ ดร. ศรันย์ นาคถนอม และอาจารย์ ดร.เตชค์ฐสิณป์ เพียซ้าย อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษา คำแนะนำ และตรวจสอบการทำวิทยานิพนธ์ครั้งนี้อย่างใกล้ชิดตลอดมานับตั้งแต่เริ่มต้นจนกระทั่งสำเร็จ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง ในการทุ่มเทและสละเวลาในการให้คำปรึกษาที่ดีมาโดยตลอดพร้อมทั้งชี้แนะแนวทางการทำวิจัยจนกระทั่งบรรลุผลสำเร็จ

ผู้วิจัยขอขอบคุณผู้บังคับบัญชา เพื่อนร่วมงาน และเพื่อนนักศึกษาแขนงวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราชที่เป็นกำลังใจที่ดีเสมอมา

สุดท้ายนี้ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ บิดามารดาที่ได้อบรมสั่งสอน และเลี้ยงดูจนเติบใหญ่ตลอดจนเป็นผู้ที่คอยสนับสนุนให้โอกาสที่ดีพร้อมทั้งเป็นต้นแบบในการดำเนินชีวิตตลอดมา ประโยชน์ของวิทยานิพนธ์เล่มนี้ผู้วิจัยขอมอบบูชาและอุทิศให้บิดา มารดาและขอขอบพระคุณคณาจารย์ทุก ๆ ท่านที่ได้อบรมชี้แนะแนวทางในการทำวิจัยและ และท้ายที่สุดนี้ผู้วิจัยขอขอบคุณภรรยาและลูก ๆ ที่คอยให้กำลังใจในการศึกษาเล่าเรียนและเป็นกำลังหลักในทุก ๆ ด้านจนการทำวิทยานิพนธ์นี้ได้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

นัทวุฒิ ขันธกสิกรรม

กันยายน 2565

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย ..... ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ ..... จ
กิตติกรรมประกาศ ..... ฉ
สารบัญตาราง ..... ญ
สารบัญภาพ ..... ฎ
บทที่ 1 บทนำ 1
ความเป็นมาและความสำคัญ 1
วัตถุประสงค์ของการวิจัย 3
สมมติฐานการวิจัย 3
ขอบเขตการวิจัย 3
กรอบแนวคิดการวิจัย 4
วิธีดำเนินการวิจัย 6
แผนการดำเนินงาน 6
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 6
นิยามศัพท์เฉพาะ 7
บทที่ 2 วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง 8
แนวคิด/ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 8
แหล่งข้อมูล 8
ประเภทของข้อมูล 9
การพยากรณ์ 10
ข้อมูลอนุกรมเวลา 14
โครงข่ายประสาทเทียม 15
ตัวแปรที่เกี่ยวข้อง 24
งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 26
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย 35
ศึกษาหลักการทำงาน 35

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

การรวบรวมข้อมูลสำหรับงานวิจัย 38
การทำความสะอาดข้อมูล 38
ขั้นตอนการดำเนินงาน 41
การพัฒนาโมเดลพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม 45
การวัดประสิทธิภาพโมเดลพยากรณ์ 46
การเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลและสรุปผลการวิจัย 47
บทที่ 4 ผลการวิจัย 48
ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตขาเข้า 49
ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตขาออก 54
บทที่ 5 สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ 80
สรุป 80
อภิปรายผล 83
ข้อเสนอแนะ 84
บรรณานุกรม 85
ภาคผนวก 89
ภาคผนวก ก โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) และ อินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ที่เลเยอร์ชั้นซ่อน 0.5n 90
ภาคผนวก ข โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) และ อินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ที่เลเยอร์ชั้นซ่อน 1n 105
ภาคผนวก ค โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) และ อินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ที่เลเยอร์ชั้นซ่อน 2n 120
ภาคผนวก ง โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) และ อินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ที่เลเยอร์ชั้นซ่อน 3n 135
ภาคผนวก จ โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) และ อินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ที่เลเยอร์ชั้นซ่อน 4n 150
ภาคผนวก ฉ โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) และ อินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ที่เลเยอร์ชั้นซ่อน 5n 165

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

ภาคผนวก ช บทความวิจัยที่ได้รับการเผยแพร่ 180
ภาคผนวก ซ การ Coding สำหรับการหาค่าประสิทธิภาพของโมเดล 190
ประวัติผู้วิจัย..... 193

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 1.1 แผนการดำเนินงานในการวิจัย 6
ตารางที่ 2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 29
ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างปัญหาที่เกิดขึ้นในกระบวนการทำความสะอาดข้อมูล 38
ตารางที่ 3.2 ความสัมพันธ์ระหว่างค่า MAPE กับระดับของความแม่นยำของลิวอิส (Lewis) 46
ตารางที่ 4.1 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (0.5n) 51
ตารางที่ 4.2 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (1n) 51
ตารางที่ 4.3 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (2n) 52
ตารางที่ 4.4 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (3n) 53
ตารางที่ 4.5 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (4n) 53
ตารางที่ 4.6 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (5n) 54
ตารางที่ 4.7 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (0.5n) 55
ตารางที่ 4.8 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (1n) 55
ตารางที่ 4.9 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (2n) 56
ตารางที่ 4.10 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (3n) 57
ตารางที่ 4.11 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (4n) 57
ตารางที่ 4.12 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (5n) 58
ตารางที่ 4.13 ค่าที่ได้จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (0.5n, 1n, 2n) 60
ตารางที่ 4.14 ค่าที่ได้จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (3n, 4n, 5n) 61
ตารางที่ 4.15 เปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าอิงจากค่า R 67
ตารางที่ 4.16 ค่าที่ได้จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (0.5n, 1n, 2n) 69
ตารางที่ 4.17 ค่าที่ได้จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (3n, 4n, 5n) 70
ตารางที่ 4.18 เปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออกอิงจากค่า R 77
ตารางที่ 4.19 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยประสิทธิภาพ (ค่า MAPE) จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งอินเทอร์เน็ต 78

สารบัญภาพ

หน้า

ภาพที่ 1.1 ข้อมูลปริมาณการใช้งานอินเทอร์เน็ต 3
ภาพที่ 1.2 กรอบแนวคิดการวิจัย 5
ภาพที่ 2.1 โครงข่ายใยประสาทเทียม 15
ภาพที่ 2.2 ระบบประสาทของสิ่งมีชีวิต 16
ภาพที่ 2.3 แผนภาพการแสดงการทำงานของเพอร์เซปตรอนอย่างง่าย 16
ภาพที่ 2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น 17
ภาพที่ 2.5 สถาปัตยกรรมของ Feedforward Network 18
ภาพที่ 2.6 สถาปัตยกรรมของ Feedback Network 20
ภาพที่ 2.7 การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning) 21
ภาพที่ 2.8 การเรียนแบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning) 21
ภาพที่ 2.9 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Functions) 23
ภาพที่ 3.1 ปัญหาที่เกิดขึ้นในกระบวนการรวบรวมข้อมูล 33
ภาพที่ 3.2 แผนภาพขั้นตอนการดำเนินงาน 36
ภาพที่ 3.3 ตัวอย่างข้อมูลแสดงปริมาณการรับข้อมูลอินเทอร์เน็ตเดือนมกราคม (ศูนย์ลำปาง) 38
ภาพที่ 3.4 ตัวอย่างตารางแสดงการจัดเตรียมข้อมูลปริมาณการรับข้อมูลอินเทอร์เน็ต 39
เดือนมกราคมถึงธันวาคม (ศูนย์ลำปาง)

บทที่ 1
บทนำ

1. ความเป็นมาและความสำคัญ

ปัจจุบันการใช้งานอินเทอร์เน็ตถูกใช้งานผ่านกิจกรรมในหลากหลายรูปแบบทั้งได้เพิ่มปริมาณการใช้งานที่สูงขึ้นอย่างต่อเนื่องส่งผลให้อัตราการการรับส่งข้อมูลบนอินเทอร์เน็ตเพิ่มสูงขึ้นตามไปด้วย ดังนั้นองค์กรจึงมีความต้องการอินเทอร์เน็ตหรือช่องทางการรับส่งข้อมูลบนอินเทอร์เน็ต (Bandwidth) ที่สูงขึ้นด้วย โดยเฉพาะหน่วยงานที่มีการทำกิจกรรมหรือการให้บริการในรูปแบบออนไลน์ อาทิเช่น สถาบันทางการเงินการธนาคาร หน่วยงานภาครัฐและภาคเอกชนที่มีการดำเนินการในรูปแบบอื่นที่ใช้อินเทอร์เน็ตเป็นสื่อหลักในการดำเนินงาน สถาบันทางด้านการศึกษาของประเทศไทย รวมทั้งมหาวิทยาลัยต่าง ๆ ทั้งในและต่างประเทศซึ่งในปัจจุบันได้ผันเปลี่ยนกิจกรรมมาดำเนินการในการให้บริการหรือการปฏิบัติงานในรูปแบบออนไลน์ผ่านระบบอินเทอร์เน็ตมากยิ่งขึ้น ด้วยเหตุเหล่านี้จึงทำให้เกิดความต้องการสำหรับการใช้งานอินเทอร์เน็ตในรูปแบบต่าง ๆ ที่หลากหลายมากขึ้นส่งผลให้ความต้องการอินเทอร์เน็ตสำหรับช่องทางสำหรับการสื่อสารที่สามารถรองรับกับปริมาณการใช้งานที่เพียงพอต่อการใช้หรือการให้บริการอยู่ในขณะนั้น และต้องยังต้องสามารถรองรับปริมาณที่เพิ่มสูงขึ้นได้หากปริมาณการใช้งานมีจำนวนมากขึ้นเพื่อเป็นการป้องกันไม่ให้เกิดปัญหาขณะการใช้งานอินเทอร์เน็ตหรือที่เรียกว่ากันทั่วไปว่าอินเทอร์เน็ตล่มระหว่างการใช้งานนั่นเองซึ่งสอดคล้องกับการสำรวจการใช้งานอินเทอร์เน็ตของสำนักงานพัฒนาธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์ หรือ ETDA (เอ็ตด้า) กระทรวงดิจิทัลเพื่อเศรษฐกิจและสังคมที่มีการสำรวจข้อมูลการใช้งานอินเทอร์เน็ตโดยพบว่าจำนวนผู้ใช้อินเทอร์เน็ตเพิ่มจำนวนขึ้นทุกปีทำให้ปริมาณการใช้งานอินเทอร์เน็ตเพิ่มขึ้นตามลำดับ (สำนักงานพัฒนาธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์, 2564)

ปริมาณการรับส่งข้อมูลบนระบบอินเทอร์เน็ตขององค์กรมีการกำหนดอัตราปริมาณการรับส่งข้อมูลอยู่ในระดับหนึ่งซึ่งยังไม่มีเกณฑ์ที่ใช้ในการกำหนดขนาดของช่องทางที่ใช้ในการสื่อสารผ่านระบบอินเทอร์เน็ตที่แน่ชัด ทั้งนี้ช่องทางการสื่อสารอินเทอร์เน็ตเปรียบเสมือนช่องทางการจราจรคือช่องทางการจราจรที่กว้างก็จะสามารถให้รถวิ่งได้สะดวกมากยิ่งขึ้นในทางกลับกันหากช่องทางจราจรที่แคบก็จะทำให้การจราจรไม่สะดวกนั้นเอง ด้วยเหตุนี้ผู้วิจัยจึงเกิดแนวคิดในการสร้างรูปแบบหรือโมเดลที่ใช้ในการพยากรณ์ปริมาณความต้องการอินเทอร์เน็ตที่เหมาะสมเพื่อให้การใช้งานอินเทอร์เน็ตในภาพรวมของทุกกิจกรรมเกิดการใช้งานได้อย่างเต็มประสิทธิภาพและมีความเหมาะสมกับความต้องการของหน่วยงานอย่างแท้จริงโดยข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิจัยได้รับความอนุเคราะห์

ข้อมูลปริมาณการใช้งานอินเทอร์เน็ตจากบริษัทโทรคมนาคมแห่งชาติจำกัด (มหาชน) โดยใช้ในการศึกษาและพัฒนาโมเดลพยากรณ์เพื่อให้ทราบถึงปริมาณการใช้งานอินเทอร์เน็ตซึ่งข้อมูลที่นำมาใช้สำหรับการวิจัยมีระยะเวลารวมทั้งสิ้นหนึ่งปี ทั้งนี้ผลที่ได้จากการพัฒนาโมเดลสามารถนำมาประยุกต์ใช้เป็นแนวทางในการตอบสนองต่อความต้องการอินเทอร์เน็ต สามารถนำมาใช้ในการบริหารจัดการทั้งในด้านการใช้งานทรัพยากรและงบประมาณให้เกิดประสิทธิภาพอย่างสูงสุด โดยผู้วิจัยได้ดำเนินการศึกษาแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องสำหรับการพัฒนาโมเดลการพยากรณ์ตลอดจนการดำเนินในส่วนที่เกี่ยวข้องทั้งในด้านการดำเนินงานการรวบรวมข้อมูลพร้อมทั้งการจัดการข้อมูลเพื่อใช้ในการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ การเลือกใช้เครื่องมือที่เกี่ยวข้องกับการจัดการข้อมูล การศึกษารูปแบบอัลกอริทึมที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ งานวิจัยด้านการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ หรืองานวิจัยที่เกี่ยวกับการพยากรณ์ข้อมูลเชิงปริมาณในลักษณะต่าง ๆ ซึ่งการได้มาซึ่งข้อมูลและการจัดการกับข้อมูลมีส่วนสำคัญต่อการพยากรณ์เป็นอย่างมาก การเลือกใช้รูปแบบวิธีการในการพยากรณ์ที่ต่างกันมีผลโดยตรงต่อค่าความคลาดเคลื่อนของงานวิจัยซึ่งผู้วิจัยจำเป็นต้องเลือกใช้ให้มีความเหมาะสมต่อข้อมูลของงานวิจัยนั้น ๆ ทั้งนี้เพื่อให้ได้งานวิจัยที่มีความครบถ้วนสมบูรณ์มีประสิทธิภาพและค่าคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ให้น้อยที่สุด

จากการศึกษางานวิจัยพบว่า การพยากรณ์ข้อมูลในด้านต่าง ๆ มีรูปแบบและวิธีการที่หลากหลาย มีการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยวิธีการวัดค่าความคลาดเคลื่อน อาทิเช่น การวัดความคลาดเคลื่อนด้วยค่า RMSE (Root Mean Square Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error), MAE (Mean Absolute Error), MSE (Mean Squared Error) ซึ่งงานวิจัยส่วนใหญ่ที่ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาจากวรรณกรรมจะใช้วิธีการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์ด้วยวิธีการวัดค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์เป็นหลัก (MAPE) โดยดูจากผลที่สามารถยอมรับค่าความคลาดเคลื่อนของงานวิจัยชิ้นนั้น ๆ ได้ โดยในปัจจุบันการใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเป็นที่นิยมเนื่องจากสามารถใช้พยากรณ์งานได้หลากหลายด้านประกอบกับในปัจจุบันการประมวลผลของเครื่องคอมพิวเตอร์สามารถทำได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

งานวิจัยนี้ผู้วิจัยจึงได้มุ่งเน้นการศึกษาและพัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตซึ่งข้อมูลที่นำมาพัฒนาโมเดลพยากรณ์นั้นได้ขอความอนุเคราะห์ข้อมูลจากบริษัทโทรคมนาคมแห่งชาติจำกัด (มหาชน) โดยนำข้อมูลปริมาณการใช้งานอินเทอร์เน็ตตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2564 ประกอบด้วยข้อมูลศูนย์วิทยบริการและชุมชนสัมพันธ์ มสธ. จำนวน 10 แห่ง ชุมสายอินเทอร์เน็ตจำนวน 3 แห่ง โดยทำการรวบรวมข้อมูล ศึกษาและเรียบเรียงข้อมูลเพื่อให้พร้อมและเป็นไปตามรูปแบบของเครื่องมือที่จะนำมาใช้ในการพัฒนาโมเดลการพยากรณ์ จากนั้นทำการแบ่งข้อมูลเพื่อใช้ในขั้นตอนการพัฒนาโมเดลดังจะกล่าวถึงในบทที่ 3 โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมอัลกอริทึม Levenberg-Marquardt แบบ Backward propagation เป็น

กระบวนการในการเรียนรู้หรือการฝึกสอนโมเดล (Training) ซึ่งประกอบไปด้วยชั้นนิวรอนที่เรียงต่อกัน ได้แก่ ชั้นอินพุต (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นเอาท์พุต (Output layer) ซึ่งในแต่ละชั้นจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอลถัดที่เชื่อมต่อกันและมีการปรับต่าง ๆ ได้แก่ ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) และค่าไบแอส (Bias) ผ่านไปยัง ทรานเฟอร์ฟังก์ชัน (Transfer function) (จักรพันธ์ นันทพันธุ์กุล และบุญยัง ปลั่งกลาง, 2558) โดยใช้วิธีการกำหนดรูปแบบของเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden layer) (ยุพิน ไชยสมภาร และ ทวี ชัยพิมลผลิน, 2560 กับ ธิษร์ปัณฑา คนโทฉิมพลี กอบเกียรติ ผ่องพุฒิ และ ณัฐ มาแจ้ง, (2561)) เป็น 0.5n, 1n และ 2n (n คือจำนวนข้อมูลนำเข้า) ซึ่งจะได้เลเยอร์ชั้นซ่อนที่ใช้ในสร้างโมเดลพยากรณ์เป็น 2.5 5 และ 10 โดยงานวิจัยนี้ได้ใช้การวัดผลโดยวิธีการวัดค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE), ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Squared Error : MSE) ในการวัดค่าประสิทธิภาพของรูปแบบโมเดลพยากรณ์ที่ได้พัฒนาขึ้น เมื่อได้ผลจากการพัฒนาโมเดลแล้วจึงจะทำการเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพของโมเดลพยากรณ์เพื่อหาโมเดลที่ให้ค่าประสิทธิภาพที่ดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์ต่อไป

2. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษารูปแบบการพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ต โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

2. เพื่อพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ต โดยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

3. เพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ใช้ในการพยากรณ์ โดยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

3. สมมติฐานการวิจัย

ได้โมเดลพยากรณ์ของการวัดปริมาณการรับส่งข้อมูลในเครือข่ายอินเทอร์เน็ตด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมโดยการวัดผลด้วยค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ที่มีประสิทธิภาพไม่น้อยกว่าร้อยละ 90 เปอร์เซ็นต์

4. ขอบเขตการวิจัย

1. ด้านเนื้อหาการวิจัย

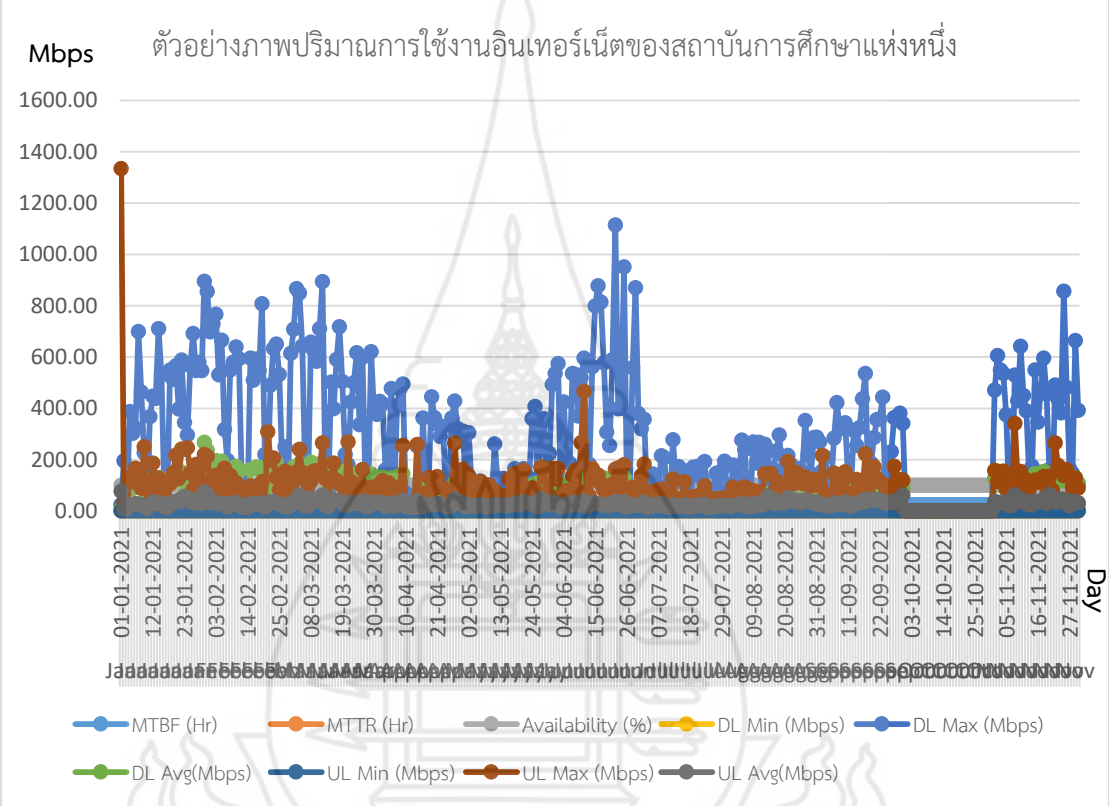
เนื้อหาของการวิจัยจะเป็นการพัฒนาโมเดลการพยากรณ์ด้วยวิธีการพยากรณ์แบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีการประเมินประสิทธิภาพโดยด้วยการวัดค่าเฉลี่ยของร้อยละความ

ผิดพลาดสัมบูรณ์ Mean Absolute Percentage Error (MAPE) และ ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง MSE (Mean Squared Error)

2. ด้านประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ประชากร ปริมาณการรับ - ส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตของมหาวิทยาลัย

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



ภาพที่ 1.1 ข้อมูลปริมาณการใช้งานอินเทอร์เน็ต

3. ด้านเวลา

ระยะเวลาในการทำวิจัยเริ่มตั้งแต่เดือน 1 กันยายน 2564 ถึง เดือน 16 สิงหาคม 2565 ดังแสดงในหัวข้อระยะเวลาและขั้นตอนในการดำเนินงาน

5. กรอบแนวคิดการวิจัย

ในการวิจัยนี้มีส่วนประกอบของค่าต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องสำหรับการพัฒนาโมเดล ดังต่อไปนี้

MTBF คือ Mean time between failures เป็นเวลาเฉลี่ยที่สามารถให้บริการได้ (ฟังก์ชันนี้ทำหน้าที่ในการตรวจสอบการให้บริการ) ซึ่งมีค่าเป็น 24 หมายความว่า สามารถให้บริการได้ตลอดเวลานั่นเอง

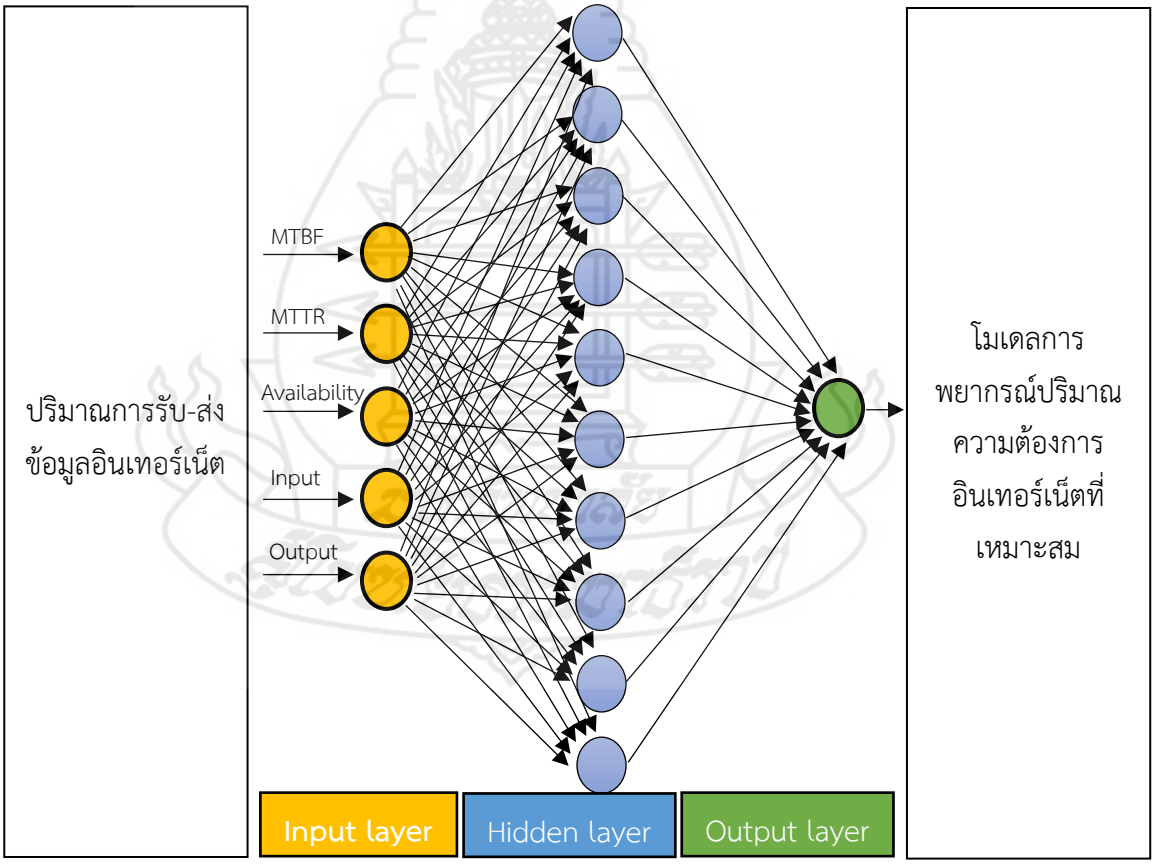
MTTR คือ Mean time to repair เป็นเวลาเฉลี่ยที่ไม่สามารถให้บริการได้ (ฟังก์ชันนี้ทำหน้าที่ในการตรวจการไม่สามารถให้บริการ) ซึ่งมีค่าเป็น 0 หมายความว่าไม่มีช่วงเวลาใดเลยที่ไม่สามารถให้บริการได้

Available คือ ค่าความพร้อมใช้ของการให้บริการ มีค่า 100% หมายความว่าพร้อมใช้ตลอดเวลาซึ่งจะสอดคล้องกับ MTBF

Input คือ ปริมาณการรับข้อมูลบนอินเทอร์เน็ตเป็นรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2564

Output คือ ปริมาณการส่งข้อมูลบนอินเทอร์เน็ตเป็นรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2564

จากข้อมูลการใช้งานอินเทอร์เน็ตดังกล่าวสามารถนำมากำหนดกรอบแนวคิดในการดำเนินงานวิจัย รายละเอียดแสดงได้ดังภาพที่ 1 ดังนี้



ภาพที่ 1.2 กรอบแนวคิดการวิจัย

6. วิธีดำเนินการวิจัย

1. ศึกษาข้อมูล ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียม
2. การรวบรวมข้อมูลสำหรับงานวิจัย
3. วิเคราะห์และออกแบบ
4. การพัฒนาโมเดลที่ใช้สำหรับการพยากรณ์
5. การวัดประสิทธิภาพโมเดลที่ใช้ในการพยากรณ์
6. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลและสรุปผลการวิจัย

7. แผนการดำเนินงาน

เวลา (เดือน) / รายการ	ก.ย. 64	ต.ค. 64	พ.ย. 64	ธ.ค. 64	ม.ค. 65	ก.พ. 65	มี.ค. 65	เม.ย. 65	พ.ค. 65	มิ.ย. 65	ก.ค. 65	ส.ค. 65
1. ศึกษาข้อมูล ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับด้านโมเดลพยากรณ์	→	→										
2. การรวบรวมข้อมูลสำหรับงานวิจัย			→	→								
3. วิเคราะห์และออกแบบ				→	→							
4. การพัฒนาและวัดประสิทธิภาพโมเดลที่ใช้สำหรับการพยากรณ์					→	→	→	→	→			
5. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลและสรุปผลการวิจัย									→	→		
6. จัดทำรูปเล่มการวิจัย											→	→

ตารางที่ 1.1 แผนการดำเนินงานในการวิจัย

8. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้แนวทางการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

2. ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

3. ได้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ใช้ในการพยากรณ์โดยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

9. นิยามศัพท์เฉพาะ

การพัฒนา หมายถึง การสร้างหรือการทำให้เกิดสิ่งใหม่เพื่อให้ทราบถึงคำตอบที่ต้องการศึกษา หรือการค้นหาคำตอบในสิ่งที่กำลังศึกษา

โมเดลพยากรณ์ หมายถึง รูปแบบหรือต้นแบบที่ใช้ในการประมาณค่าหรือการคาดคะเนผลลัพธ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคตโดยใช้ข้อมูลในอดีตมาใช้ในกำหนดรูปแบบ

ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ต หมายถึง จำนวนการไหลของข้อมูลผ่านอุปกรณ์ในการรับและการส่งข้อมูลบนอินเทอร์เน็ตในหน่วยวินาที

โครงข่ายประสาทเทียม หมายถึง การจำลองการทำงานของเครื่องคอมพิวเตอร์ให้เหมือนกันการทำงานในสมองของมนุษย์ โดยใช้โมเดลทางคณิตศาสตร์มาประมวลผลข้อมูล

การวัดความคลาดเคลื่อน คือ การวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์จากผลลัพธ์ที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์

ศูนย์ฯ มีความหมายว่า ศูนย์วิทยบริการและชุมชนสัมพันธ์ มสธ.

มสธ. หมายถึง มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช

ชุมสายอินเทอร์เน็ต คือ ศูนย์กลางการสื่อสารผ่านระบบอินเทอร์เน็ตของหน่วยงานซึ่งจะมีอุปกรณ์ที่ตรวจจับปริมาณการไหลของข้อมูลอินเทอร์เน็ตทั้งในส่วนขาเข้าและขาออก

บทที่ 2
วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้ศึกษาบนพื้นฐานของแนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องเพื่อใช้เป็นแนวทางสำหรับการทำการวิจัยโดยมีสาระสำคัญดังนี้

1. แนวคิด/ทฤษฎี ที่เกี่ยวข้อง
2. ตัวแปรที่เกี่ยวข้อง
3. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1. แนวคิด/ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

1.1 แหล่งข้อมูล

การเก็บรวบรวมข้อมูลเพื่อใช้ในการพยากรณ์เป็นเรื่องที่มีความยุ่งยากและใช้เวลามากสำหรับการพยากรณ์ กาพยากรณ์จะทำได้อย่างมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้นหากมีการเก็บรวบรวมข้อมูลที่เชื่อถือได้ และนำมาใช้สำหรับการพยากรณ์ได้ ในทางกลับกันหากนำข้อมูลที่ไม่น่าเชื่อถือมาใช้ในการพยากรณ์จะทำให้การพยากรณ์เกิดความผิดพลาดได้ซึ่งปัญหาที่ผู้พยากรณ์ส่วนใหญ่พบคือการรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องและการนำไปใช้ในการพยากรณ์ได้อย่างไร (นิภา นิรุตติกุล, 2558)

หลักเกณฑ์ที่ใช้ในการพิจารณาว่าข้อมูลที่เก็บรวบรวมมานั้นเป็นข้อมูลที่มีประโยชน์สำหรับการพยากรณ์ มีดังต่อไปนี้

1) ข้อมูลควรจะเป็นข้อมูลที่เชื่อถือได้และมีความครบถ้วนถูกต้องซึ่งข้อมูลที่เชื่อถือได้นั้นควรได้มาจากแหล่งข้อมูลที่มีความน่าเชื่อถือ และสามารถให้ข้อมูลได้อย่างถูกต้อง

2) ข้อมูลที่นำมาควรจะเป็นข้อมูลที่มีความเกี่ยวข้องกับข้อมูลที่จะใช้ในการพยากรณ์โดยข้อมูลที่นำมาใช้ควรเป็นตัวแทนของข้อมูล เช่น ข้อมูลที่เกี่ยวกับเศรษฐกิจควรจะนำข้อมูลที่มีการเคลื่อนไหวในลักษณะที่เพิ่มขึ้นหรือลดลงตามการผันผวนของข้อมูลธุรกิจที่ผ่านมา

3) ข้อมูลควรจะมีความสอดคล้องกันซึ่งเมื่อข้อมูลที่เก็บมามีการเปลี่ยนแปลงจำเป็นต้องมีการปรับปรุงข้อมูลเพื่อรักษารูปแบบการจัดเก็บข้อมูลให้สอดคล้องกับในอดีต

4) ต้องเป็นข้อมูลที่สามารถนำมาใช้ได้ทันทีหรือตามเวลาที่มีความต้องการโดยข้อมูลที่มีการเก็บรวบรวม สรุปผล และนำเสนอได้ทันเวลาจะเกิดประโยชน์ต่อผู้พยากรณ์เป็นอย่างมาก

1.2 ประเภทของข้อมูล

ในขั้นตอนแรกการที่จะศึกษาเกี่ยวกับข้อมูลมีความจำเป็นต้องทำการจำแนกประเภทของข้อมูลเพื่อที่จะทำความเข้าใจในธรรมชาติข้อมูลในประเภทนั้น ๆ และเพื่อให้เราสามารถใช้เครื่องมือในการวิเคราะห์ทางสถิติหรือเพื่ออธิบายข้อมูลเหล่านั้นในการเตรียมความพร้อมสำหรับในการนำเข้าข้อมูลเพื่อใช้ในการพยากรณ์ได้ (รสริน โคตรเสนา และอัจฉราพรรณ ประทุมมณี, 2563) โดยมีรายละเอียด ดังต่อไปนี้

1) การจำแนกตามลักษณะของข้อมูล สามารถจำแนกแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภท ได้แก่

1.1) ข้อมูลเชิงคุณภาพ (Qualitative Data) หมายถึง ข้อมูลที่ไม่สามารถบอกจำนวนได้ว่ามีค่ามากหรือมีค่าน้อยแต่จะสามารถบอกถึงข้อมูลได้ว่าข้อมูลนี้ดีหรือไม่ดี หรือบอกถึงลักษณะความเป็นกลุ่มของข้อมูล เช่น คุณภาพของสินค้า ความพอใจ เพศ ศาสนา สีผม

1.2) ข้อมูลเชิงปริมาณ (Quantitative Data) หมายถึง ข้อมูลที่สามารถวัดหรือบอกจำนวนได้ว่ามีค่ามากหรือมีค่าน้อยซึ่งสามารถทำการวัดค่าออกมาในรูปแบบของตัวเลขได้ เช่น ความยาว ปริมาณของสิ่งของ น้ำหนัก ส่วนสูง คะแนนของการสอบผ่านจากการสอบ ทั้งนี้ข้อมูลเชิงปริมาณยังสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภท ได้แก่

1.2.1) ข้อมูลเชิงปริมาณแบบต่อเนื่อง (Continues data) หมายถึง ข้อมูลที่เป็นจำนวนจริงที่สามารถระบุได้ทุกค่าที่กำหนด เช่น จำนวน 0 – 1 ซึ่งมีจำนวนค่ามากมายที่นับไม่ถ้วน และเป็นจำนวนแบบที่ไม่ขาดตอน

1.2.2) ข้อมูลเชิงปริมาณแบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete data) หมายถึง ข้อมูลที่เป็นจำนวนเต็มหรือจำนวนนับ เช่น 0, 1, 2, ..., 100 หรือ 0.1, 0.2,...,... ซึ่งในช่องว่างของแต่ละค่าของข้อมูลจะไม่มีค่าของข้อมูลอื่นใดมาแทรกระหว่างข้อมูลได้

2) การจำแนกตามแหล่งที่มาของข้อมูล สามารถจำแนกแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภท ได้แก่

2.1) ข้อมูลปฐมภูมิ (Primary data) หมายถึง ข้อมูลที่ผู้ใช้งานเป็นผู้เก็บรวบรวมข้อมูลต่าง ๆ ด้วยตนเอง เช่น การเก็บข้อมูลจากแบบสอบถาม การทดลองในห้องปฏิบัติการ

2.2) ข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary data) หมายถึง ข้อมูลที่ผู้ใช้งานนำข้อมูลมาจากแหล่งอื่นซึ่งได้มีการเก็บรวบรวมไว้แล้ว เช่น รายงานการประชุมเดือนหรือรายงานประจำปี ประวัติการรักษาของคนไข้ ข้อมูลของสินค้าที่จำหน่ายในอดีตที่ผ่านมา

3) การจำแนกข้อมูลตามระดับการวัด สามารถจำแนกแบ่งออกได้เป็น 4 ประเภท ดังนี้

3.1) ข้อมูลระดับนามบัญญัติ (Normal scale) หมายถึง ข้อมูลที่แบ่งเป็นกลุ่มหรือเป็นพวก ยกตัวอย่างเช่น เพศ อาชีพ สี ฯลฯ

3.2) ข้อมูลระดับอันดับ (Ordinal scale) หมายถึง ข้อมูลที่แบ่งเป็นกลุ่มได้และยังสามารถบอกอันดับของความแตกต่างของข้อมูลได้แต่ไม่สามารถบอกระยะห่างของอันดับที่

แน่นอนของข้อมูลได้หรือไม่สามารถบอกได้ว่าความแตกต่างของอันดับเป็นเท่าใด เช่น อับดับที่ของการสอบของนักเรียนนักศึกษา อันดับที่ของผู้เข้าประกวดนางงามสาวไทยฯลฯ

3.3) ข้อมูลระดับช่วงชั้น, อันตรภาค (Internal scale) หมายถึง ข้อมูลที่มีช่วงห่างหรือระยะห่างของข้อมูลเท่า ๆ กัน สามารถวัดค่าได้แต่เป็นข้อมูลที่ไม่มีศูนย์แท้ เช่น อุณหภูมิ คะแนนสอบ GPA คะแนน I.Q. ฯลฯ

3.4) ข้อมูลระดับอัตราส่วน (Ratio scale) หมายถึง ข้อมูลที่มีมาตรวัดหรือระดับการวัดที่สูงสุดสามารถแบ่งกลุ่มได้ สามารถจัดอันดับได้ มีช่วงห่างของข้อมูลที่เท่ากันซึ่งเป็นข้อมูลที่มีศูนย์แท้ เช่น น้ำหนัก ส่วนสูง ระยะทาง รายได้ จำนวนต่าง ๆ ฯลฯ

1.3 การพยากรณ์

1) ความหมายของการพยากรณ์ (Forecasting)

การพยากรณ์ และ การทำนาย ได้ให้ความหมายของการการพยากรณ์ซึ่งหมายถึงการคาดการณ์ด้วยหลักวิชาหรือคำภีร์ทางโหราศาสตร์ ส่วนการทำนายหมายถึงการคาดการณ์ในเหตุการณ์ที่จะเกิดในอนาคต (พจนานุกรมฉบับราชบัณฑิตยสถาน, 2546)

การพยากรณ์ หมายถึง เป็นการคาดคะเนหรือการประมาณการณ์ในอนาคต โดยอาศัยข้อมูลในอดีตหรือข้อมูลในปัจจุบัน ความรู้ ประสบการณ์ ตลอดจนวิจารณญาณของผู้พยากรณ์เองเพื่อให้การตัดสินใจมีความแม่นยำถูกต้อง (จันทร์เพ็ญ มีนคร, 2554)

การพยากรณ์ หมายถึง การคาดการณ์หรือการมองเหตุการณ์ในอนาคตโดยอาศัยข้อมูลจากในอดีตซึ่งการพยากรณ์นั้นต้องประกอบด้วยการประมาณค่าขนาดของตัวแปรต่าง ๆ โดยไม่มีความลำเอียง (เติมพงศ์ สุนทโรทก, 2555)

การพยากรณ์ หมายถึง การคาดการณ์หรือการประมาณการณ์ในเหตุการณ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคต อาทิเช่น ความต้องการในตัวสินค้าหรือการบริการในอนาคต ความต้องการทางด้านแรงงาน ซึ่งในการตัดสินใจนั้นมักมาจากการประเมินผลลัพธ์ที่ได้ซึ่งส่วนใหญ่แล้วการตัดสินใจจะขึ้นกับคุณภาพของการพยากรณ์ที่ได้จากข้อมูลนำมาพยากรณ์ที่ได้ทำการเก็บรวบรวมไว้อย่างเป็นระบบประกอบด้วยพื้นฐานของการวางแผนระยะยาวในทุก ๆ ด้าน การพยากรณ์มีความสำคัญเป็นอย่างยิ่งต่อบุคคลและองค์กรในสาขาหรือหน่วยต่าง ๆ เพราะจะทำให้ทราบว่าเหตุการณ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคตต่อไปจะเป็นอย่างไร พร้อมทั้งมีประโยชน์สำหรับการวางแผนการดำเนินงานในเบื้องต้น นอกจากนั้นการพยากรณ์จำเป็นต้องมีข้อมูลที่สามารถนำมาใช้ในการวิเคราะห์เพื่อใช้สำหรับการตัดสินใจซึ่งสามารถหาแหล่งของข้อมูลได้จากภายในองค์กรหรือแหล่งข้อมูลจากภายนอกองกรค์ได้ ทั้งนี้ ข้อมูลที่ได้มาใช้ในการพยากรณ์ควรเป็นข้อมูลที่มีความแม่นยำ น่าเชื่อถือ และมีความทันสมัยต่อเหตุการณ์ (มนต์ชัย เทียนทอง, 2556)

การพยากรณ์ หมายถึง การคาดเดาเหตุการณ์ หรือการทำนายการเกิดเหตุการณ์ต่าง ๆ ในเบื้องหน้า โดยการพยากรณ์จะทำการศึกษาถึงแนวโน้มหรือรูปแบบของการเกิดเหตุการณ์ตามข้อมูลที่มีอยู่ในอดีตมาพิจารณา หรือเป็นการใช้ประสบการณ์ ความรู้ ความสามารถ และดุลยพินิจของตัวผู้พยากรณ์เองในการพยากรณ์ (นิภา นิรุตติกุล, 2558)

การพยากรณ์ เป็นการประมาณค่าของตัวแปรหรือกลุ่มตัวแปรในอนาคต การพยากรณ์มักจะทำขึ้นเพื่อนำมาใช้ในการประกอบการตัดสินใจและการวางแผนงานในอนาคต ซึ่งถ้ากิจการใด ๆ สามารถพยากรณ์ได้ว่าจะเกิดเหตุการณ์อะไรขึ้นในอนาคตองค์กรนั้นจะสามารถปรับเปลี่ยนหรือเปลี่ยนแปลงการกระทำในปัจจุบันเพื่อทำให้อนาคตมีสภาพการณ์ที่ดีขึ้นกว่าเดิมที่ควรจะเป็น (Beasley, J E., 2002)

การพยากรณ์ หมายถึง การทำนายหรือการประมาณค่าจริงของช่วงเวลาในอนาคต (สำหรับประเภทข้อมูลอนุกรมเวลา) หรือการพยากรณ์ค่าจริงในสถานการณ์อื่น ดังนั้น การพยากรณ์จึงเป็นการประมาณค่าจากสถานการณ์ที่ผู้พยากรณ์เองก็ไม่รู้ (Armstrong and J. Scott, 2011)

การพยากรณ์ หมายถึง การคำนวณ การทำนายเหตุการณ์หรือสถานการณ์ในอนาคตซึ่งในปกติการพยากรณ์จะเกิดจากการศึกษาหรือการวิเคราะห์ข้อมูลที่เกี่ยวข้อง (Forecast Definition & Meaning - Merriam-Webster, 2564)

การพยากรณ์ทางธุรกิจ คือ การคาดการณ์ในสิ่งที่จะเกิดขึ้นต่อธุรกิจในอนาคตซึ่งจำเป็นต้องอาศัยการวิเคราะห์ข้อมูลในอดีตและข้อมูลในปัจจุบัน ประสบการณ์ของผู้พยากรณ์ซึ่งผลของการพยากรณ์จะทำให้สามารถทราบถึงแนวโน้มต่อการเปลี่ยนแปลงของธุรกิจหรือสภาพแวดล้อมที่จะส่งผลต่อธุรกิจในอนาคตได้ ทั้งยังสามารถที่จะวางแผนหรือกำหนดนโยบายของธุรกิจเพื่อให้บรรลุตามเป้าหมายหรือตามวัตถุประสงค์ทางธุรกิจ (มนตรี สิงหะวาร, 2563)

ดังนั้นในความหมายของผู้วิจัยการพยากรณ์จึงเป็นการคาดคะเนหรือทำนายเหตุการณ์หรือข้อมูลที่อาจจะเกิดขึ้นในอนาคตโดยการนำข้อมูลทั้งในอดีตและปัจจุบันที่เก็บรวบรวมอย่างมีระบบ รวมถึงการใช้ความรู้ความสามารถและประสบการณ์ของผู้พยากรณ์มาใช้ในการคำนวนผลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ซึ่งจากการศึกษาพบว่ามีเครื่องมือที่หลากหลายที่สามาถนำมาใช้สำหรับการพยากรณ์โดยนำข้อมูลในอดีตมาทำนายผลลัพธ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคตได้ใกล้เคียงมากหรือสามารถทำการพยากรณ์ที่ได้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับผลที่เกิดขึ้นจริง ดังนั้นการพยากรณ์จึงเป็นสิ่งที่สำคัญและเป็นเครื่องมือในการวางแผนและการตัดสินใจในระยะยาวสำหรับการบริหารงานของผู้บริหารขององค์กรนั้นเอง

2) ประเภทของการพยากรณ์

2.1) การพยากรณ์แบ่งตามระยะเวลาได้เป็น 3 ประเภท (นิภา นิรุตติกุล, 2558) ดังนี้

1. การพยากรณ์ระยะสั้น (Short - term forcasting) เป็นการพยากรณ์ล่วงหน้าที่มีเวลาไม่เกินหนึ่งปีเพื่อนำข้อมูลรายงานต่อผู้บริหารหรือหัวหน้าที่รับผิดชอบเกี่ยวกับสิ่งต่าง ๆ ที่เกิดขึ้น

2. พยากรณ์ระยะกลาง (Medium - term forcasting) เป็นการพยากรณ์ล่วงหน้าตั้งแต่หนึ่งถึงสามปี เพื่อให้ข้อมูลแก่ผู้บริหารระดับกลางในการวางแผนกลยุทธ์หรือยุทธวิธีการบริหาร

3. การพยากรณ์ระยะยาว (Long - term forcasting) เป็นการพยากรณ์ล่วงหน้าในระยะเวลาตั้งแต่สามปีขึ้นไปเพื่อให้ข้อมูลแก่ผู้บริหารระดับสูงในการนำไปประกอบการกำหนดกลยุทธ์และตัดสินใจสำหรับแผนการพัฒนาใหม่ ๆ การระดมทุน การพัฒนาผลิตภัณฑ์ หรือการหาวิธีการผลิตแบบใหม่ รวมทั้งเพื่อวางแผนการลงทุนหรือการขยายตัวของธุรกิจในระยะยาว

2.2) การพยากรณ์แบ่งตามลักษณะได้เป็น 2 ประเภท ดังนี้

1. การพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualtative forcasting) เป็นการพยากรณ์ที่ไม่ได้นำข้อมูลในอดีตหรือนำรูปแบบทางคณิตศาสตร์หรือททางสถิติในการพยากรณ์ เนื่องจากไม่มีข้อมูลหรือข้อมูลที่มีไม่แสดงให้เห็นถึงข้อมูลในอนาคตได้ ซึ่งการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ผู้พยากรณ์ต้องอาศัยความรู้ความสามารถและประสบการณ์ ตลอดจนการใช้ดุลยพินิจในเรื่องที่จะพยากรณ์ อาทิเช่น การสำรวจการวิจัยตลาด การสอบถามความเห็นลูกค้า การสอบถามฝ่ายขาย เป็นต้น

2. การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative forcasting) เป็นการพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูลตัวเลขที่มีอยู่ในอดีตและใช้ตัวแบบทางคณิตศาสตร์หรือวิธีการทางสถิติมาร่วมใช้ในการพยากรณ์

3) การจำแนกเทคนิคของการพยากรณ์

การพยากรณ์จำแนกออกเป็น 2 ประเภท ดังนี้ (นิภา นิรุตติกุล, 2558)

3.1) การพยากรณ์เชิงคุณภาพ

เป็นการพยากรณ์โดยผู้ที่มีความสามารถ ความรู้ และประสบการณ์ของผู้พยากรณ์โดยไม่ได้ใช้วิธีการหรือตรรกะทางคณิตศาสตร์ทำให้ไม่สามารถตรวจสอบความแม่นยำของการพยากรณ์ได้ โดยการพยากรณ์ประเภทนี้ ประกอบไปด้วย

1. การคาดคะเนหรือการประมาณการ เป็นวิธีที่มักใช้กับการประกอบธุรกิจขนาดย่อมหรือหน่วยงานที่มีขนาดเล็กโดยมีเจ้าของหรือหัวหน้าที่มีอำนาจเต็มเพียงผู้เดียวซึ่งเจ้าของหรือหัวหน้านี้จะประมาณยอดขายหรือสิ่งที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยอาศัยเวลาและประสบการณ์ที่ได้ทำงานในด้านนั้น ๆ มาใช้ในการคาดการ

2. การระดมความคิด เป็นวิธีการที่ใช้การระดมความคิด หรือประชุมกลุ่มของผู้บริหารในบริษัท เช่น ประชุมคณะกรรมการบริหารโดยเพื่อให้ออกความคิดเห็นเกี่ยวกับสิ่งที่อาจจะเกิดในอนาคต เช่น ยอดขายของปีหน้าจะประมาณการเป็นเท่าใด มีความจำเป็นจะต้องพัฒนาผลิตภัณฑ์ใหม่หรือไม่ อย่างไร โดยเสียงส่วนใหญ่ของการประชุม จะนำมาเป็นผลสรุป แต่วิธีการนี้จะมี

ข้อเสียตรงที่อาจเกิดจากความเอนเอียง หรือ ความเกรงใจทำให้ไม่กล้าออกความคิดเห็นโดยที่ความคิดเห็นของตนเองอาจไม่ตรงกับคนอื่นๆ หรือไม่ตรงกับความคิดเห็นของผู้มีอำนาจมากกว่าซึ่งคือผู้ถือหุ้นใหญ่ ซึ่งโดยมากมักจะเห็นด้วยกับความคิดเห็นของผู้ที่มีอำนาจหรือผู้ถือหุ้นใหญ่นั่นเอง

3. การพยากรณ์ยอดขายเป็นการพยากรณ์โดยให้แต่ละฝ่ายเป็นผู้ดำเนินการ เช่นให้หัวหน้าฝ่ายขายในแต่ละภาคประมาณยอดขายแล้วนำมารวมกันกลายเป็นค่าพยากรณ์ยอดขายรวมของบริษัท หรือให้ตัวแทนขายแต่ละคนประมาณยอดขายของตนเองแล้วนำมารวมกันกลายเป็นยอดขายของบริษัทซึ่งการพยากรณ์ยอดขายโดยวิธีนี้จะมีความแม่นยำสูงเนื่องจากตัวแทนขายแต่ละคนหรือแต่ละหน่วยจะใกล้ชิดกับลูกค้าและตลาดมาก ทำให้สามารถคาดการได้ถูกต้อง

4. การพยากรณ์โดยการสำรวจตลาด เป็นการพยากรณ์ยอดขายโดยทำการสำรวจความคิดเห็นของลูกค้าหรือผู้ที่คาดว่าจะเป็นลูกค้าในอนาคตเพื่อสอบถามความต้องการของลูกค้าในอนาคตโดยอาจทำการวิจัยตลาดหรืออาจใช้การสัมภาษณ์แบบเผชิญหน้าหรือทางโทรศัพท์หรือผ่านทางจดหมาย เป็นต้น

5. การพยากรณ์ด้วยเทคนิคเดลไฟ เป็นเทคนิคที่สามารถแก้ไขข้อเสียของวิธีการการระดมความคิดที่อาจก่อให้เกิดความเอนเอียง หรือคล้อยตามความคิดของผู้อื่น ซึ่งใช้วิธีการแก้ไขโดยไม่ให้ผู้มีอำนาจหรือผู้บริหารได้พบกัน หรือมาประชุมหรือระดมความคิดเห็นกันซึ่งหน้าโดยการใช้วิธีการจะส่งคำถามถึงผู้บริหารเกี่ยวกับสิ่งที่ต้องการพยากรณ์พร้อมทั้งระบุเหตุผลที่ตอบมา เช่น จำนวนยอดขายปีหน้าน่าจะเป็นเท่าใด มีความจำเป็นที่จะต้องออกผลิตภัณฑ์ใหม่หรือไม่ซึ่งการใช้วิธีการนี้จะได้ความคิดของทุกคนโดยไม่มีการชักจูงหรือการชี้นำซึ่งส่วนใหญ่มักจะพบว่าความคิดเห็นที่มีความแตกต่างจากนั้นจึงสรุปให้ผู้บริหารทุกคนเป็นผู้พิจารณาในรอบที่ 2 เพื่อให้แสดงความคิดเห็นเพิ่มเติมจนกว่าจะได้ข้อสรุปที่ตรงกันหรือเป็นเอกฉันท์นั่นเอง

3.2) การพยากรณ์เชิงปริมาณ

เป็นการพยากรณ์ข้อมูลที่เก็บรวบรวมไว้ในอดีตโดยนำเทคนิคหรือวิธีทางคณิตศาสตร์มาร่วมในการดำเนินการ รวมทั้งรวบรวมข้อมูลด้านอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องนำมาใช้ในการพยากรณ์ โดยจะสามารถจำแนกวิธีการพยากรณ์ได้ดังนี้

1. การพยากรณ์ด้วยวิธีอนุกรมเวลา ซึ่งจะใช้วิธีการกำหนดว่าค่าพยากรณ์ที่เกิดขึ้นนั้นจะเคยเกิดขึ้นกับข้อมูลในอดีตที่ผ่านมา ดังนั้นวิธีการนี้จึงสามารถนำมาใช้ได้กับข้อมูลที่เป็นข้อมูลเชิงปริมาณที่มีการเก็บรวบรวมข้อมูลไว้ในอดีตมาใช้สำหรับการพยากรณ์

2. การพยากรณ์เชิงสาเหตุ ซึ่งจะใช้วิธีการกำหนดว่าค่าตัวแปรต้นตั้งแต่หนึ่งตัวขึ้นไปจะมีความสัมพันธ์กับความต้องการโดยจะนำตัวแปรนั้นเข้ามาใช้เป็นตัวแทนในการพยากรณ์ปริมาณหรือความต้องการในอนาคตซึ่งการพยากรณ์เชิงปริมาณนั้นจะขึ้นอยู่กับข้อมูลในอดีตที่ผ่านมา ซึ่งอาจ

ทำให้ค่าการพยากรณ์จะมีความเชื่อถือลดลงเมื่อเวลาหรือเหตการณ์ผ่านมานาน ดังนั้นถ้าหากองค์กรใดจะพยากรณ์ความต้องการในระยะยาวควรที่จะนำวิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณและการพยากรณ์เชิงคุณภาพเข้ามาดำเนินการวิเคราะห์ร่วมกันเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดสำหรับผลการพยากรณ์

1.4 ข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลอนุกรมเวลา (ภรัณยา ปาลวิสุทธิ์ อภินันท์ จุ่นกรณ์ และมงคล รวดจันทร์, 2563 อ้างถึง A. R. Hoshmand. Business forecasting, second edition: A practical approach. New York: Routledge, 2009) หมายถึง ชุดข้อมูลที่เก็บรวบรวมและมีการจัดลำดับให้มีความต่อเนื่องกันเป็นช่วง ๆ ภายใต้เวลาที่เพิ่มขึ้น เช่นทุก ๆ 7 วัน ทุกๆ 1 เดือนหรือปี โดยจะต้องเก็บข้อมูลอย่างละเอียดและต่อเนื่องกันเป็นระยะเวลาหนึ่งตามความต้องการและเหมาะสม เช่น ข้อมูลบันทึกปริมาณของน้ำในเขื่อนรายวัน จำนวนนักเรียนที่ใช้บริการในห้องสมุด ข้อมูลหุ้นในตลาดหลักทรัพย์ เป็นต้น ซึ่งจะต้องมีการกำหนดระยะเวลาในการจัดเก็บเริ่มต้นและระยะเวลาสิ้นสุดเท่า ๆ กัน ซึ่งการจัดเก็บข้อมูลอนุกรมเวลามีวัตถุประสงค์ที่สำคัญเพื่อการสร้างแบบจำลองสำหรับใช้ในการทำนายจำนวนหรือปริมาณที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยปัจจุบันข้อมูลอนุกรมเวลาได้เข้ามามีบทบาทที่สำคัญที่เกี่ยวกับงานวิจัยในศาสตร์และแขนงต่าง ๆ เช่น วิทยาการด้านหุ่นยนต์ อุตสาหกรรม การเงิน และการแพทย์ เป็นต้น ข้อมูลอนุกรมเวลาจะมีลักษณะขึ้นลงหรืออาจจะมีความราบเรียบซึ่งการขึ้นลงของข้อมูลจะมีความผันแปรจากสาเหตุหลาย ๆ ประการ เช่น แปรผันตามฤดูกาล แปรผันตามวัฏจักร หรือการผันแปรแบบผิดปกติ การนำเสนอข้อมูลอนุกรมเวลาทำได้ทั้งในรูปตารางและรูปแบบกราฟซึ่งการนำเสนอข้อมูลในรูปกราฟจะทำให้มองเห็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลได้ชัดเจนมากยิ่งขึ้น

ข้อมูลอนุกรมเวลา (ไววิทย์ พานิชอัศดร และมหศักดิ์ เกตุฉ่ำ, 2560) หมายถึง การนำเสนอชุดของข้อมูลเชิงปริมาณที่จัดเก็บ ณ ช่วงเวลาใดช่วงเวลาหนึ่ง โดยจัดเรียงตามเวลาที่บันทึกข้อมูลนั้นโดยมีระยะห่างของช่วงเวลที่เท่า ๆ กัน เช่น รายวัน รายสัปดาห์ รายเดือน หรือจะเป็นรายชั่วโมงก็ได้

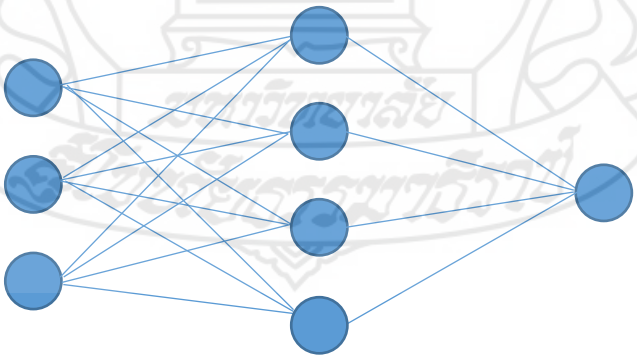
ดังนั้นความหมายของข้อมูลอนุกรมเวลาสำหรับผู้วิจัย หมายถึง ข้อมูลที่ถูกจัดเก็บไว้อย่างเป็นระเบียบโดยมีระยะเวลาในการจัดเก็บที่เท่า ๆ กัน เช่น เก็บบันทึกในแบบชั่วโมง รายวัน รายเดือน รายปี ซึ่งจะวนรอบไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะมีการกำหนดให้หยุดดำเนินการ ซึ่งปกติจะให้ดำเนินการต่อไปเรื่อย ๆ ทั้งนี้เพื่อการจัดเก็บข้อมูลในทางสถิติหรือเพื่อใช้สำหรับคอยตรวจสอบการทำงานย้อนหลังได้ในส่วนของข้อมูลในแต่ละด้าน ยกตัวอย่างเช่น การจัดเก็บข้อมูลการจราจรในระบบเครือข่าย (Log file) ที่มีทั้งการจัดเก็บในแบบรายวัน ซึ่งจะทราบข้อมูลที่วิ่งเข้าวิ่งออกในระบบเครือข่าย ทั้งทราบถึงที่มาของข้อมูลทั้งต้นทางและปลายทาง ซึ่งเป็นไปตามกฎหมายหรือ พ.ร.บ. คอมพิวเตอร์นั่นเอง

1.5 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artifician neural network: ANN) เป็นส่วนหนึ่งในศาสตร์การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) โดยทั้งนี้จะเป็นการจำลองการทำงานของเซลล์ประสาท (Neural) ของสิ่งมีชีวิตที่สามารถนำไปใช้ประยุกต์ได้หลากหลาย เช่น การหาค่าความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในข้อมูลที่ซับซ้อนในการทำเหมืองข้อมูล (Data mining) ตลอดจนสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในงานทางด้านการจดจำรูปแบบ (Pattern recognition) ได้ ซึ่งแนวคิดดังกล่าวนี้จะเริ่มจากการพัฒนาเพอร์เซฟตรอน (Perceptron) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดหนึ่งที่ถูกคิดค้นโดยแฟรงค์โรเซนบลัทท์ในปีคริสต์ศักราช 1957 ทั้งนี้ยังไม่ได้รับความสนใจมากนักเนื่องจากสามารถเรียนรู้ได้เพียงแค่ปัญหาเชิงเส้นเท่านั้นซึ่งหลังจากนั้นจึงมีการพัฒนามาอย่างต่อเนื่องจนได้ค้นพบวิธี Feedforward neural network หรือเรียกได้ว่า Multilayers perceptron ซึ่งมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีแบบเดิม อีกทั้งเทคโนโลยีที่มีการเปลี่ยนแปลงในปัจจุบันมีความก้าวหน้ามากขึ้นจึงทำให้โครงข่ายประสาทเทียมได้รับการยอมรับมากขึ้นตามลำดับ

1) การพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

การพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมจัดเป็นตัวแบบทางคณิตศาสตร์ในการประมวลผลข้อมูลที่สามารถเลียนแบบเครือข่ายใยประสาทในสมองของมนุษย์ สำหรับเครือข่ายใยประสาทเทียมจะประกอบไปด้วยโหนด (Node) หรือนิวรอน (Neuron) ซึ่งสามารถแบ่งออกเป็นโหนดชั้นตัวแปรนำเข้า (Input node) โหนดชั้นตัวแปรผลลัพธ์ (Output node) และโหนดชั้นซ่อน (Hidden node) และโหนดอื่น ๆ มีการเชื่อมต่อกันจนมีการสร้างเป็นโครงข่ายในลักษณะการป้อนไปข้างหน้าหรือเรียกว่า Feedforward แสดงดังภาพที่ 2.1

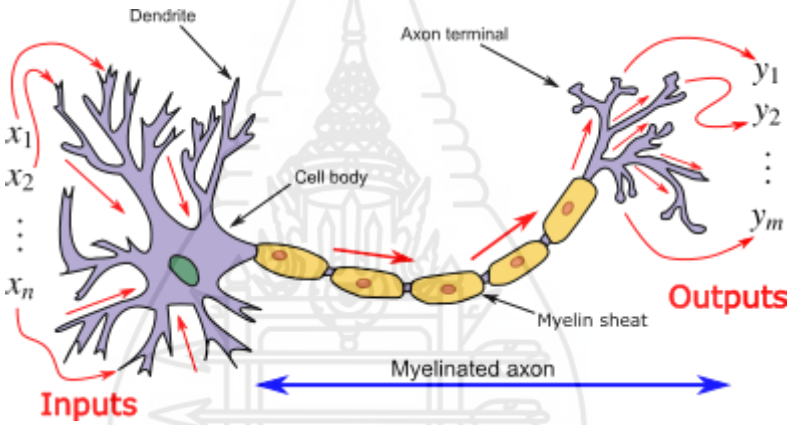


โหนดชั้นนำเข้า โหนดชั้นซ่อน โหนดชั้นผลลัพธ์

ภาพที่ 2.1 โครงข่ายประสาทเทียม

จากภาพที่ 2.1 จะเห็นได้ว่าแต่ละเส้นใยประสาทที่เชื่อมแต่ละโหนดเข้าด้วยกันนั้นจะมีการกำหนดค่าน้ำหนัก (Synaptic weight) ซึ่งก็คือขนาด (Amplitude) หรือความหนักแน่นของการเชื่อมต่อกันระหว่างโหนดแต่ละโหนด กระบวนการในการประมาณค่าน้ำหนักดังกล่าวสามารถกระทำได้โดยผ่านกระบวนการในการเรียนรู้ (Learning) ซึ่งมีลักษณะคล้ายคลึงกับการประมาณค่ากำลังสองน้อยที่สุดของการวิเคราะห์การถดถอย ในกรณีของการใช้การพยากรณ์เชิงสาเหตุ โดยตัวแปรต้นหรือตัวแปรอิสระก็จะเป็นข้อมูลอินพุต (Input) ของเครือข่ายที่เชื่อว่าเป็นตัวแปรที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ตัวแปรตาม ซึ่งก็คือ เอาต์พุต (Output) ของเครือข่าย (Zhang, 2004)

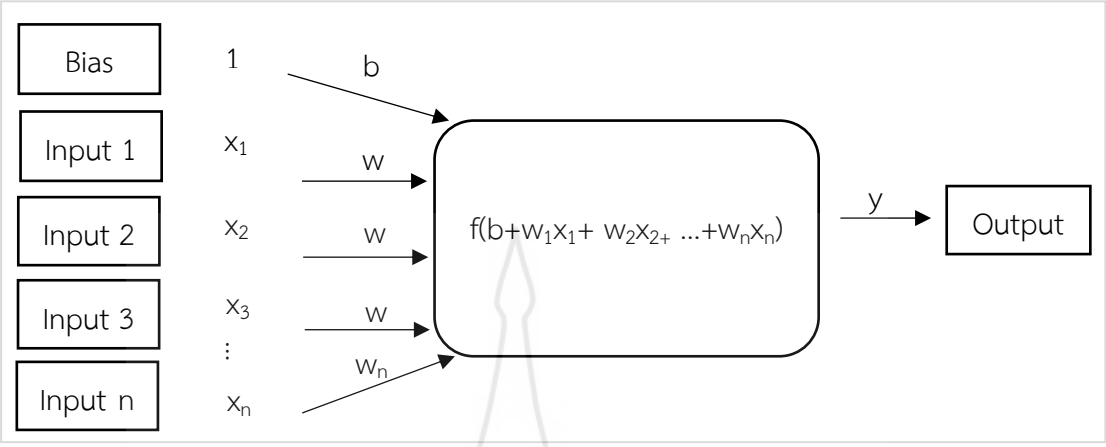
ระบบการคำนวณทางคอมพิวเตอร์ที่ใช้โมเดลทางคณิตศาสตร์ซึ่งโดยจะจำลองการทำงานที่คล้ายการทำงานในเซลล์ประสาทของมนุษย์โดยจะทำงานหรือหน้าที่ตามคำสั่งที่ได้รับมอบหมายโดยการเรียนรู้ผ่านตัวอย่างและสามารถปรับตัวเองให้เหมาะสมได้แบบอัตโนมัติ



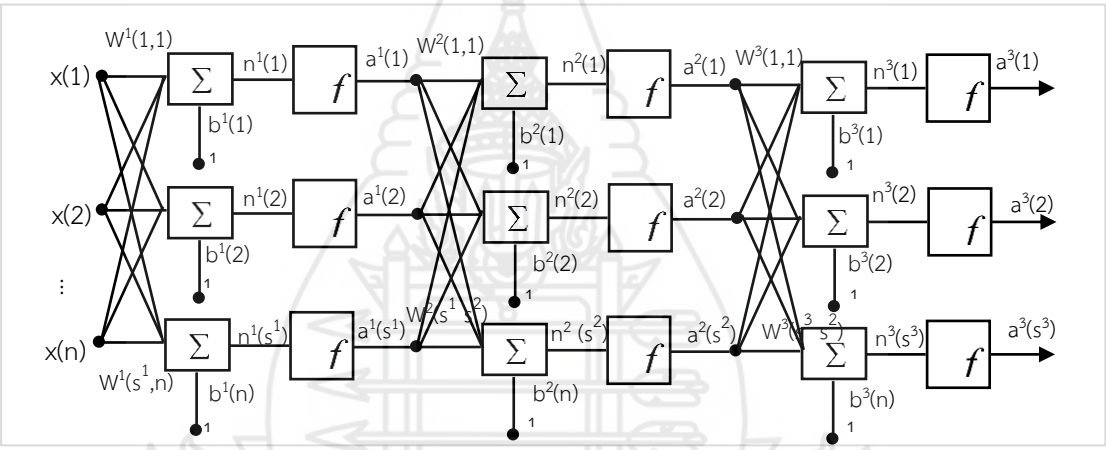
ภาพที่ 2.2 ระบบประสาทของสิ่งมีชีวิต

ที่มา : https://communities.sas.com/t5/SAS-Tech-Tip/SAS-Viya-Neural-Network-with-SAS-Viya/ta-p/708866

จากภาพที่ 2.2 จะเห็นได้ว่าการทำงานของระบบประสาทของสิ่งมีชีวิตจะมีการรับ (Dendrite) และส่งข้อมูลถึงกัน (Axon) ในรูปของกระแสประสาทดังภาพซึ่งจะเห็นว่าส่วนของการนำเข้าข้อมูล (Input) จะมีการรับข้อมูล $x_1, x_2, ..,x_n$ แล้วทำการส่งข้อมูลต่อ ๆ กันไปและจะส่งออกข้อมูล (Output) $y_1, y_2, ...,y_n$ ไปยังส่วนปลายประสาทอีกด้านหนึ่งที่ต่อเนื่องกันไป



ภาพที่ 2.3 แผนภาพการแสดงการทำงานของเพอร์เซปตรอนอย่างง่าย



ภาพที่ 2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (ที่มา: Hagan and Menhaj, 1994)

2) การออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

1. โครงข่ายประสาทเทียมชนิดส่งสัญญาณไปข้างหน้า (Feedforward artificial neural network) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วยชั้นหลาย ๆ ชั้น โดยชั้นแรกจะเป็นชั้นข้อมูลนำเข้า (Input layer) และชั้นสุดท้ายเป็นชั้นข้อมูลของผลลัพธ์ (Output layer) ส่วนระหว่างชั้นของข้อมูลนำเข้ากับชั้นผลลัพธ์อาจมีหรือไม่มีชั้นซ่อน (Hidden layer) ก็ได้ซึ่งจะขึ้นกับกฎของการเรียนรู้ที่ใช้ในการฝึกสอนในโครงข่ายประสาทเทียม โดยการเชื่อมต่อระหว่างชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดส่งสัญญาณไปข้างหน้านี้จะมีค่าถ่วงน้ำหนักเป็นตัวเชื่อมโดยต่อสัญญาณนำเข้าซึ่งสัญญาณที่เข้ามาจะถูกส่งไปตามทิศทางของลูกศรที่มีการกำหนดทิศทางการเคลื่อนแบบทางเดียวหรือเคลื่อนที่ไปข้างหน้าโดยไม่มีการเคลื่อนที่ไปข้างหลังซึ่งโครงข่ายจะมีการเชื่อมต่อกันอย่างสมบูรณ์หรือกล่าวได้

ว่าโหนดทุกโหนดในชั้นที่เชื่อมต่อกันจะส่งข้อมูลไปยังชั้นถัดไปและส่งต่อไปจนถึงชั้นผลลัพธ์โดยไม่มีการย้อนกลับนั่นเอง

กำหนดเวกเตอร์เป็นชุดข้อมูลนชั้นข้อมูลนำเข้าสำหรับการสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมกรณีที่กำหนดชั้นข้อมูลนำเข้าภายใต้จำนวนโหนดชั้นซ่อนโดยการใช้ Sigmoid logistic function เป็นฟังก์ชันสำหรับกระตุ้น และชั้นผลลัพธ์หนึ่งชั้นภายใต้จำนวนหนึ่งโหนด โดยใช้ Linear function เป็นฟังก์ชันสำหรับในการกระตุ้นซึ่งแต่ละโหนดที่อยู่ในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์จะประกอบไปด้วยสองขั้นตอน คือ

การพิจารณาโหนดที่อยู่ในชั้นซ่อน

ขั้นตอนที่ 1 : คำนวณค่าของผลรวมของโหนดในชั้นซ่อน โดยการใช้ฟังก์ชันของการรวมกัน (Combination function) ซึ่งเป็นการนำค่าของโหนดข้อมูลนำเข้าที่เชื่อมโยงกันมาคูณกับค่าการถ่วงน้ำหนักในแต่ละเส้นเชื่อมโยง ดังนั้นค่าผลรวมของโหนดที่ j สำหรับ j = 1 ในชั้นซ่อน คือ

$$net_j = w_1 x_1 + bias \qquad (2.1)$$

ขั้นตอนที่ 2 : ปรับค่าผลรวมของข้อมูลในโหนดชั้นซ่อนด้วยการใช้ฟังก์ชันกระตุ้นด้วย Sigmoid logistic function เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ (y_j) ของชั้นซ่อน โดยที่

$$y_j = f(net) = \frac{1}{1+e^{-net}} \qquad (2.2)$$

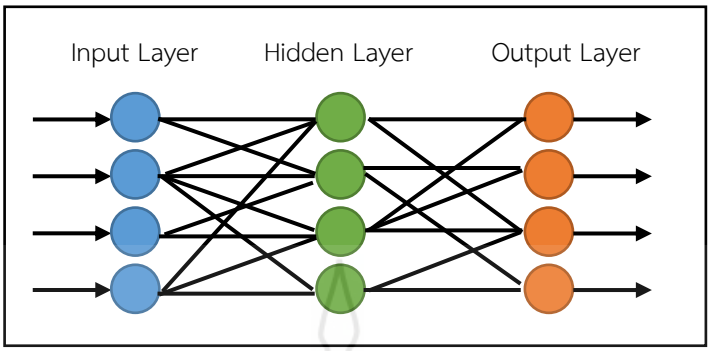
การพิจารณาโหนดที่อยู่ในชั้นผลลัพธ์

ขั้นตอนที่ 1 : คำนวณค่าผลรวมของโหนดในชั้นผลลัพธ์ โดยใช้ฟังก์ชันของการรวมกัน ดังนั้นค่าผลรวมของโหนดที่ k ในชั้นผลลัพธ์ สำหรับ k = 1 คือ

$$net_k = \sum w_{jk} y_j = w11y1 + w21y2 + ... + w51y5 + bias \qquad (2.3)$$

ขั้นตอนที่ 2 : ปรับค่าผลรวมของข้อมูลในชั้นของผลลัพธ์ด้วยการใช้ฟังก์ชันกระตุ้นโดยใช้ Linear function เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ของชั้นผลลัพธ์ (Beale, M.H., Hagan, M.T. and Demuth, H.B., 2011) โดยที่

$$y_k = f(net)k = net \qquad (2.4)$$



ภาพที่ 2.5 สถาปัตยกรรมของ Feedforward Network (ที่มา: ณัฐชยา เพียรดี, 2552)

Lavenberg – Marquardt (LM) เป็นกระบวนที่ใช้ในการเรียนรู้หรือกระบวนการการฝึกสอนในโครงข่ายประสาทเทียมโดยการทำงานจำเป็นจะต้องมีข้อมูลที่ประกอบด้วยข้อมูลจำนวนสามกลุ่ม คือ 1. ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training) 2. ข้อมูลสำหรับการตรวจสอบ (Validation) และ3. ข้อมูลสำหรับทดสอบ (Testing) โดยความแม่นยำของการใช้อัลกอรึทึม Lavenberg – Marquardt จะขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลกลุ่มของข้อมูลที่ใช้สำหรับการตรวจสอบซึ่งหากกลุ่มข้อมูลสำหรับการตรวจสอบมีรูปแบบที่เหมือนกับกลุ่มข้อมูลสำหรับทดสอบจะทำให้โมเดลมีความแม่นยำมากและมีความเหมาะสมกับงานข้อมูลเกือบทุกด้าน ซึ่งการเรียนรู้อัลกอรึทึมแบบ LM นี้ยังเป็นกระบวนการเรียนรู้ที่มีความรวดเร็วมากแต่จะลดลงเมื่อมีจำนวนตัวแปรข้อมูลนำเข้าหรือจำนวนโหนดชั้นซ่อนเร้น (Hidden layer) ที่มากขึ้นหรือมีเป็นจำนวนมาก (รสริน โคตรเสนา และอัจฉราพรรณ ประทุมมณี, 2563)

2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backward propagation) คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer feedforword network) ซึ่งปัจจุบันเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้อย่างกว้างขวางโดยสามารถใช้ประมาณความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้น (Non-linear relationship) ระหว่างชั้นข้อมูล input และ output ได้โดยการปรับน้ำหนักของข้อมูลชั้นนำเข้าประกอบด้วยสองขั้นตอน คือ Feedforward และ Backward โดยกระบวนการ Feedforward จะเริ่มจากการนำเข้าข้อมูลไปกระจายตามชั้นต่าง ๆ ในทุก ๆ โหนดทั่วเครือข่ายจนได้ข้อมูลนำออก จากนั้นนำข้อมูลดังกล่าวที่ได้มาทำการเปรียบเทียบกับค่าจริงแล้วนำค่าคลาดเคลื่อนที่คำนวณได้ในแต่ละโหนดออกจากกัน จากนั้นจะนำค่าคลาดเคลื่อนที่ได้ย้อนกลับไปปรับน้ำหนักในแต่ละโหนดของแต่ละชั้นซ่อนซึ่งจะได้ค่าคลาดเคลื่อนของชั้นนั้นนำออกมาเทียบกับค่าจริงที่มีค่าต่ำที่สุดซึ่งเรียกว่า Gradient descent หรือ Delta rule (Papagelis & Kim, 2017) โดยมีขั้นตอนดังนี้

2.1) กำหนดอัตราเร็วในการเรียนรู้ (Learning Rate: LR)

2.2) สำหรับข้อมูลนำเข้าให้ทำการคำนวณหาค่าข้อมูลนำออกโดยใช้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นซึ่งอาจหาได้จากการสุ่มหาค่า β แทนประโยชน์ที่จะได้รับสำหรับการปรับเปลี่ยนค่า ดังนี้

1) ข้อมูลนำออกในชั้นข้อมูลนำออก (Output Layer)

$$\beta_z = d_z - o_z \qquad (2.5)$$

เมื่อ β_z = ประโยชน์ที่จะได้รับสำหรับการเปลี่ยนค่า

d_z = ค่าข้อมูลนำออกที่ต้องการ

o_z = ค่าข้อมูลนำออกที่คำนวณได้

2) ข้อมูลนำออกในข้อมูลชั้นซ่อน (Hidden Layer)

$$\beta_j = \sum w_{ik} o_k (1-o_k) \beta_k \qquad (2.6)$$

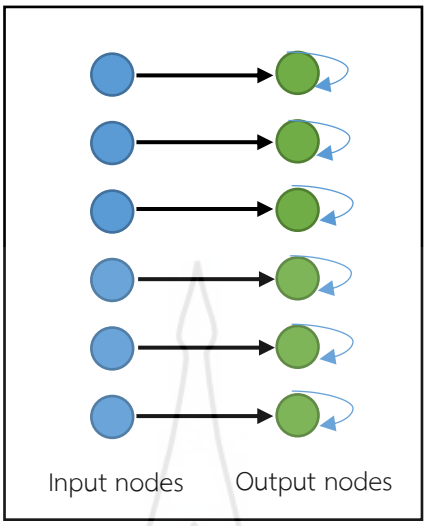
เมื่อ w_{ik} = ค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างชั้นที่ i กับ k

3) คำนวณค่าน้ำหนักที่เปลี่ยนแปลงไปสำหรับในทุกค่าน้ำหนัก ด้วยสมการด้านล่างนี้

$$\triangle w_{ij} = r o_i o_j (1-o_j) \beta_j \qquad (2.7)$$

เมื่อ w_{ij} = ค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างชั้นที่ i กับ j

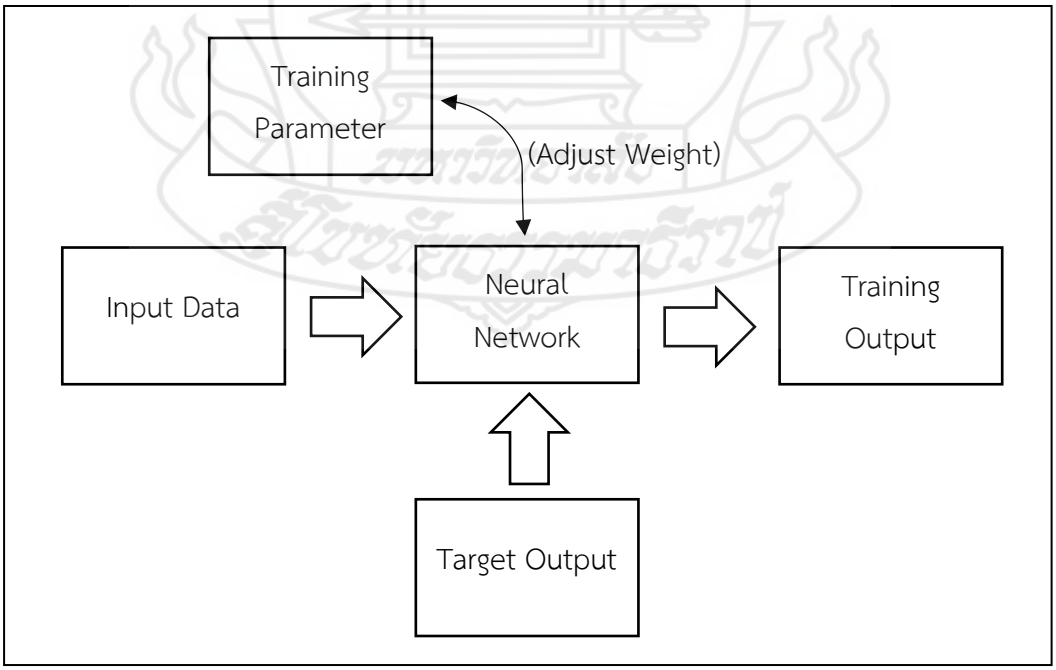
r = ค่าอัตราในการเรียนรู้



ภาพที่ 2.6 สถาปัตยกรรมของ Feedback Network (ณัฐชยา เพียรดี, 2552)

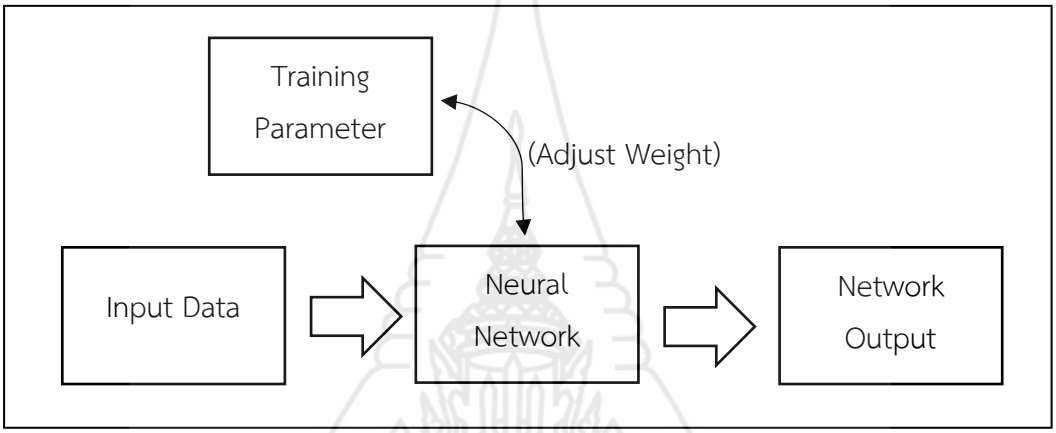
3. การเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

3.1) การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning) เป็นการเรียนรู้ในแบบของการตรวจคำตอบที่ได้กับผลลัพธ์เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการปรับตัวชุดของข้อมูลที่ใช้สอนโครงข่ายเพื่อคอยตรวจสอบว่าโครงข่ายให้ค่าคำตอบที่ถูกต้องหรือไม่ ถ้าไม่ถูกต้องจะมีการปรับตัวเองเพื่อให้ได้ค่าของคำตอบที่ดียิ่งขึ้นซึ่งเปรียบเสมือนกับครูผู้สอนคอยให้คำแนะนำแก่เด็กนักเรียนนั่นเอง (ณัฐชยา เพียรดี, 2552) ดังภาพที่ 2.7



ภาพที่ 2.7 การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning)

3.2) การเรียนแบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning) เป็นการเรียนแบบไม่มีผู้สอนหรือแนะนำ ไม่มีการตรวจสอบว่าคำตอบว่าถูกหรือผิด โดยโครงข่ายจะทำการจัดเรียงโครงสร้างตามผลลัพธ์ด้วยตัวเองโดยอิงลักษณะของข้อมูล ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้คือวงจรโครงข่ายจะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลด้วยตัวเอง เช่น การแยกประเภทของพันธุ์พืชหรือพันธุ์สัตว์ (ณัฐชยา เพียรดี, 2552) ดังภาพที่ 2.8



ภาพที่ 2.8 การเรียนแบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)

3) โครงสร้างพื้นฐานของนิวรอน

โครงสร้างพื้นฐานของนิวรอนที่มีข้อมูลอินพุท โดยอินพุท p จะถูกคูณด้วยค่าน้ำหนักประสาท (Weight: w) โดยมีไบอัส (Bias: b) หรือ ออฟเซ็ต (Offset) เป็นอีกอินพุทที่มีค่าน้ำหนักเหมือนเดิมเท่ากับหนึ่ง โดยอินพุทรวม (Sum) จะได้เอาต์พุตเป็นจำนวน n ซึ่งมักเรียกว่า “เน็ตอินพุท” (Net Input) ซึ่งจะเป็นฟังก์ชันในการกระตุ้น (Activation Function) หรือ เป็นฟังชันการถ่ายโอน (Transfer Function: f) และจะได้เอาต์พุตของนิวรอนเป็นค่า a ตามสมการ 2.8

$$a = f\left(Wp+b\right) \qquad (2.8)$$

โดย

a = เอาต์พุต

w = น้ำหนักประสาท

f = ฟังก์ชันถ่ายโอน

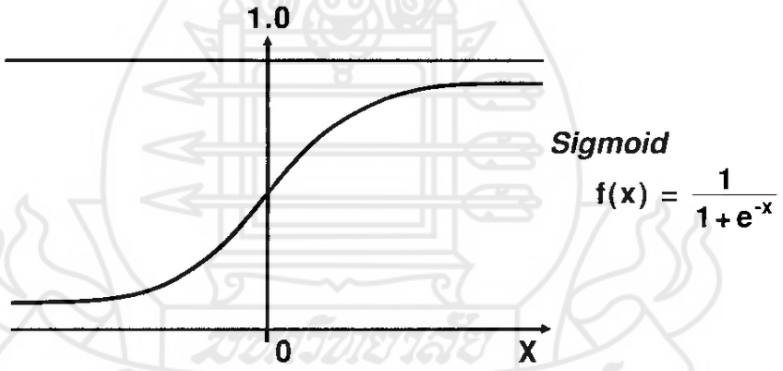
p = อินพุท

b = ไบอัส

ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Functions)

ฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ในการทำงานจะมีทั้งอยู่ในรูปแบบเชิงเส้นหรือไม่เชิงเส้น การเลือกใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนจะขึ้นอยู่กับลักษณะของระบบที่นำไปปรับใช้งาน ฟังก์ชันการถ่ายโอนจะใช้ในการคำนวณการตอบสนองของเอาต์พุตในนิวรอน โดยการรวบรวมข้อมูลที่ป้อนเข้ากับน้ำหนักในโครงข่ายประสาทผ่านฟังก์ชันการถ่ายโอนซึ่งจะได้ค่าที่ตอบสนองเอาต์พุต สำหรับนิวรอนที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนที่เหมือนกัน ซึ่งฟังก์ชันการถ่ายโอนที่เหมือนกันมีหลากหลายรูปแบบและที่เป็นที่นิยมใช้งานมาก ได้แก่ ฟังก์ชัน Sigmoid function ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่มีรูปแบบที่มีลักษณะเหมือนกับรูปตัวเอส (S)

$$f(x)=\frac{1}{1+e^{-x}} \qquad (2.9)$$



ภาพที่ 2.9 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Functions)

4) สมการการประเมินประสิทธิภาพ

เกณฑ์การวัดประสิทธิภาพจากโมเดลการพยากรณ์ที่สร้างหรือพัฒนาขึ้นจะใช้วิธีการคำนวนหาจากค่า MSE และ MAPE (ชญานิน บุญมานะ และนัท กุลวานิช, 2560) ซึ่งจะหาจากค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำที่สุดในการวัดความถูกต้องของโมเดลการพยากรณ์ที่ได้จากเครื่องคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการคำนวนซึ่งมีสูตรการคำนวน ตามด้านล่างดังนี้ (รัชฎา แต่งภูเขียว และณัฐนันท์ อิสสระพงศ์, 2562)

ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) เป็นวิธีการวัดความแม่นยำโดยวิธีการแก้ปัญหาวิธีค่าเฉลี่ยผิดพลาด โดยพิจารณาความแตกต่างระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์โดยนำมายกกำลังสอง ดังนี้

$$MSE = \sum \frac{|A_t - F_t|^2}{N} \qquad (2.10)$$

ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เป็นวิธีวัดความแม่นยำโดยการคำนวณเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดในการพยากรณ์โดยไม่คำนึงถึงเครื่องหมาย (ทำในเครื่องหมาย Absolute) ซึ่งทำให้ค่าที่ได้จากการคำนวนเป็นค่าบวกโดยค่าที่ได้ยิ่งมีค่าต่ำจะมีความแม่นยำสูง

$$MAPE = \frac{\left[\frac{\sum|A_t - F_t|}{A_t} x100\right]}{N} \qquad (2.11)$$

โดยที่

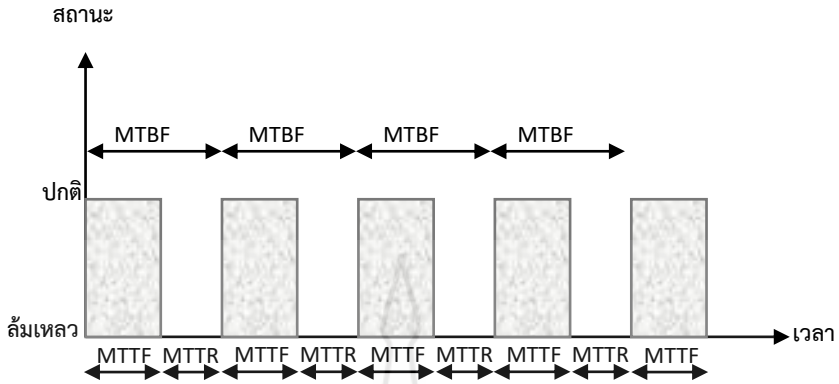
F_t หมายถึง ค่าพยากรณ์ในงวดที่ t

A_t หมายถึง ค่าที่เกิดขึ้นจริงในช่วงเวลา t

N หมายถึง จำนวนข้อมูล

2. ตัวแปรที่เกี่ยวข้อง

ตัวแปรที่ใช้ในการพัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับงานวิจัยนี้ จะมีตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับดังนี้ คือ 1. MTTF 2. MTTR 3. MTBF 4. Availability 5. Input และ 6. Output ซึ่งจะขยายความได้ดังนี้



ภาพที่ 2.10 การประมาณช่วงเวลาการทำงานเฉลี่ยของอุปกรณ์ (ภุมรินทร์ ทวิชศรี, 2558)

MTTF (Mean time to failure) คือ ระยะเวลาโดยเฉลี่ยที่อุปกรณ์อยู่ในสถานะทำงานปกติหรือสามารถอธิบายได้ว่าระยะเวลาที่ระบบยังสามารถทำงานได้ก่อนการเสียหายครั้งแรกจะ

เกิดขึ้น เช่น ถ้ามีระบบที่เหมือนกันทุกประการ N ชุด เริ่มทำงานพร้อมกันที่เวลา t_0 จากนั้นทำการจับเวลาที่อุปกรณ์สามารถทำงานได้ก่อนที่จะเกิดความล้มเหลวในการทำงานในครั้งแรก โดยค่าเฉลี่ยของเวลาดังกล่าวคือค่า MTTF และถ้าระบบ I สามารถทำงานเป็นเวลา t_i ก่อนที่ระบบจะเสียหายครั้งแรก จะได้ว่าการหาค่า MTTF เป็นดังสมการด้านล่างนี้

$$MTTF = \frac{\sum_{i=1}^{n} ti}{N} \qquad (2.12)$$

MTTR (Mean time to repair) คือระยะเวลาโดยเฉลี่ยของอุปกรณ์ที่อยู่ในสถานะล้มเหลวหรือค่าเฉลี่ยของเวลาที่ต้องใช้สำหรับการซ่อมแซมระบบ โดยการประมาณค่า MTTR ทำได้ค่อนข้างยาก เนื่องจากการเสียหายในอุปกรณ์มีลักษณะที่แตกต่างกัน ดังนั้นการหาค่า MTTR มักจะทำการประมาณค่าโดยการทดลองสร้างกลุ่มความเสียหายเข้าไปในระบบ จากนั้นจึงทำการวัดเวลาที่ต้องการในการซ่อมแซมอุปกรณ์ โดยให้ i^{th} ของความเสียหายของอุปกรณ์ N ชุด ซึ่งต้องการเวลาในการซ่อมแซมเท่ากับ t_i ค่า ดังนั้นจึงสามารถประมาณเวลาเฉลี่ยในการซ่อมแซมอุปกรณ์ จะได้ว่าการหาค่า MTTR เป็นดังสมการด้านล่างนี้

$$MTTR = \frac{1}{\mu} \qquad (2.13)$$

MTBF (Mean time between failures) คือช่วงเวลาในหนึ่งคาบการทำงานของอุปกรณ์หรือสามารถอธิบายได้ว่า MTBF คือค่าเวลาทั้งหมดหารด้วยจำนวนครั้งที่เกิดความเสียหายของอุปกรณ์ในระบบที่พบในช่วงเวลา T ตัวย่างเช่น ระบบมีคุณภาพการทำงานเหมือนใหม่หลังการซ่อมแซมความสัมพันธ์ระหว่าง MTTF และ MTTR สามารถแสดงโดยรูปที่ 2.10 โดยหลังจากเริ่มทำงานโดยเฉลี่ยระบบจะทำงานเป็นระยะเวลา MTTF ก่อนการเสียครั้งแรก จากนั้นก็ทำการซ่อมโดยใช้เวลา MTTR เพื่อที่จะซ่อมแซมความเสียหายและนำระบบกลับมาใช้ใหม่อีกครั้งหนึ่ง หลังจากการซ่อมระบบสมบูรณ์เหมือนใหม่อีกครั้งหนึ่ง และจะสามารถทำงานได้เฉลี่ยเท่ากับ MTTF ก่อนการเสียหายครั้งต่อไป เพราะฉะนั้น ค่า MTBF จึงเป็นผลรวมของ MTTF และ MTTR ดังสมการด้านล่างนี้

$$MTBF = MTTF + MTTR \tag{2.14}$$

Availability คือ ค่าความพร้อมใช้ในการใช้งานของอุปกรณ์ ซึ่งสามารถหาได้จากสมการด้านล่างนี้ (https://www.facebook.com/TMT4.0/posts/103017251726936/)

$$Availabillity = MTBF \,/\, (MTBF + MTTR) \tag{2.15}$$

Input คือค่าที่แสดงข้อมูลการจราจรบนเครือข่ายอินเทอร์เน็ตทั้งหมดที่วิ่งเข้ามารับข้อมูลผ่านอุปกรณ์ หรือเรียกว่าค่าการดาวน์โหลดข้อมูลภายในระบบที่มีแหล่งรับอยู่ภายนอก

Output คือค่าที่แสดงข้อมูลการจราจรบนเครือข่ายอินเทอร์เน็ตทั้งหมดที่วิ่งออกเพื่อส่งข้อมูลไปยังภายนอกผ่านอุปกรณ์ หรือเรียกว่าค่าการอัปโหลดข้อมูลที่มีแหล่งส่งอยู่ภายใน

3. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม สามารถสรุปโดยแบ่งเป็นงานวิจัยในประเทศไทยและงานวิจัยในต่างประเทศ ดังนี้

การศึกษาวรรณกรรมในงานวิจัยของประเทศไทยและต่างประเทศ โดยสรุปจากเทคนิคอัลกอริทึมหรือวิธีการที่ใช้ และการวัดผลประสิทธิภาพ มีดังต่อไปนี้

ตารางที่ 2.1 การทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ชื่อผู้วิจัย	เทคนิควิธีการ/อัลกิรึทึมที่ใช้					การวัดผล/ประสิทธิภาพ				
	Neural Network	การพยากรณ์ทางสถิติ	ปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt-Winter	การเรียนรู้เชิงลึก	บอกซ์ – เจนกินส์ (Box-Jenkins)	Support vector regression (SVR)	RMSE	MAPE	MAE	MSE	Other
รณชัย ชื่นธวัช และคณะ, 2560		✓				✓	✓	✓			
ผุสดี บุญรอด และกรวัฒน์ พลเยี่ยม, 2560	✓							✓			
ชม ปานตา และยุภาวดี สาราญฤทธิ์, 2560		✓								✓	
ปิยะกิจ กิจติตุลากานนท์, 2560			✓					✓			
ไววิทย์ พานิชอัศดร และ มหศักดิ์ เกตุฉ่า, 2560	✓									✓	
จามรี ชูบัวทอง และสมศรี บัณฑิตวิไล, 2560	✓										TPR, TNR

ตารางที่ 2.1 (ต่อ)

ชื่อผู้วิจัย	เทคนิควิธีการ/อัลกิรึทึมที่ใช้					การวัดผล/ประสิทธิภาพ				
	Neural Network	การพยากรณ์ทางสถิติ	ปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt-Winter	การเรียนรู้เชิงลึก	บอกซ์ – เจนกินส์ (Box-Jenkins)	Support vector regression (SVR)	RMSE	MAPE	MAE	MSE	Other
ยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลผลิน, 2560	✓										
ภรัณยา ปาลวิสุทธิ์ อภินันท์ จุ่นกรณ์, 2563	✓						✓			✓	
พรรณิภา คุมสิน และสมศรี บัณฑิตวิไล, 2561	✓						✓	✓			
ทัศนีย์ อัครพินท์ และจิรวุฒิ เชิญเกียรติประดับ, 2561			✓					✓			
ราตรี คำโมง และ สุพจน์ หอมดอก, 2562	✓							✓			
เฉลิมวุฒิ คำเมือง, 2563	✓						✓	✓			

ตารางที่ 2.1 (ต่อ)

ชื่อผู้วิจัย	เทคนิควิธีการ/อัลกริทึมที่ใช้					การวัดผล/ประสิทธิภาพ				
	Neural Network	การพยากรณ์ทางสถิติ	ปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt-Winter	การเรียนรู้เชิงลึก	บอกซ์ – เจนกินส์ (Box-Jenkins)	Support vector regression (SVR)	RMSE	MAPE	MAE	MSE	Other
ปิยธิดา ต.ไชยสุวรรณ และคณะ, 2563	✓						✓	✓	✓		
โสรยา แพสุวรรณ์, และคณะ, 2563				✓			✓		✓		
รสริน โคตรเสนา และอัจฉรา พรรณ ประทุมมณี, 2563	✓							✓			
ศิรประภา ดีประดิษฐ์ และคณะ, 2563			✓					✓			
เบ็ญจมาศ พฤฒารา และ ศ.ม., วิภาพร สิทธิจันทร์, 2563			✓					✓			
ทรงพล เกริกกิดาการและ นุวีย์ วิวัฒนวัฒนา, 2564	✓						✓	✓	✓		

ตารางที่ 2.1 (ต่อ)

ชื่อผู้วิจัย	เทคนิควิธีการ/อัลกริทึมที่ใช้					การวัดผล/ประสิทธิภาพ				
	Neural Network	การพยากรณ์ทางสถิติ	ปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt-Winter	การเรียนรู้เชิงลึก	บอกซ์ – เจนกินส์ (Box-Jenkins)	Support vector regression (SVR)	RMSE	MAPE	MAE	MSE	Other
พันธ์ทิพา คนฉลาด และนิภาพร ชุมิมันต์, 2560	✓						✓	✓			
ศรีสกุล แสงสุวรรณ และสุชา สมานชาติ, 2561	✓									✓	
สุรชัย จันทร์จรัส และจีรนันท์ เขิมขันธ์, 2556	✓						✓	✓			
กิตติเชษฐ์ นนทะสุด และธีรพจน์ เวศพันธุ์, 2560	✓							✓			
อนุวัฒน์ เปพาทย์ และคณะ, 2565	✓					✓			✓		
ณัฏฐา ผิวมา, 2558	✓							✓			

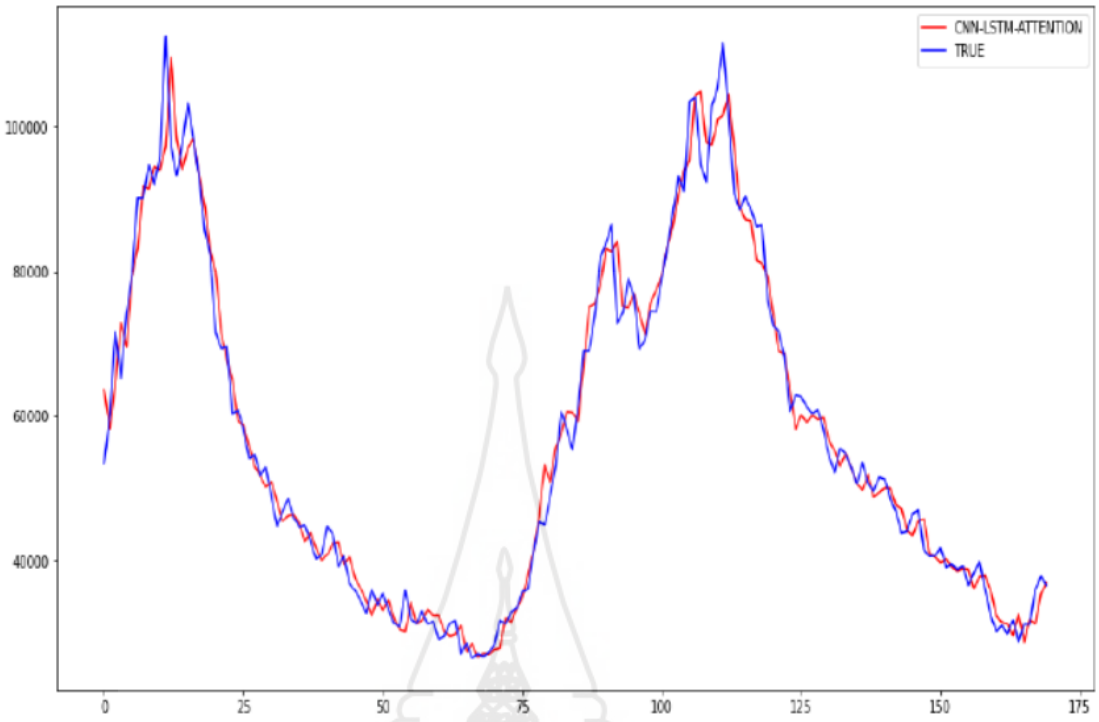
ตารางที่ 2.1 (ต่อ)

ชื่อผู้วิจัย	เทคนิควิธีการ/อัลกิรึทึมที่ใช้					การวัดผล/ประสิทธิภาพ				
	Neural Network	การพยากรณ์ทางสถิติ	ปรับเรียบเอ็กซ์โปเนนเชียลแบบ Holt-Winter	การเรียนรู้เชิงลึก	บอกซ์ – เจนกินส์ (Box-Jenkins)	Support vector regression (SVR)	RMSE	MAPE	MAE	MSE	Other
วชิราภรณ์ แก้วมาตย์ และสุรชัย จันทร์จรัส, 2558	✓							✓			
วรากุล กาญจนกัญโห และคณะ ,2563	✓								✓		
อภิญญา หิรัญวงษ์ และประสิทธิ์ พยัคฆพงษ์, 2558	✓										SSE
Nipun Ramakrishnan and Tarun Soni, 2018	✓									✓	
Juan Wu and etc, 2022	✓						✓	✓			
Zhilong Zhang et al, 2022	✓								✓	✓	

จากการทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง พบว่า วิธีการพยากรณ์ข้อมูลส่วนใหญ่ใช้เทคนิคสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลแบบโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นที่นิยมในปัจจุบัน เนื่องจากด้านศักยภาพของเทคโนโลยีด้านเครื่องคอมพิวเตอร์ที่พัฒนาไปแบบก้าวกระโดด และประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูงและมีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำ ทำให้ผู้วิจัยจึงได้เลือกใช้วิธีการสร้างโมเดลการพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งมีความเหมาะสมและสอดรับการข้อมูลที่นำมาวิจัยที่เป็นลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลา และไม่มีอิทธิพลตามช่วงเวลาโดยได้เลือกใช้อัลกอริทึมชนิด Lavenberg - Marquardt ชนิด Backward propagation เป็นกระบวนการในการเรียนรู้โดยการเปรียบเทียบผลจากการพัฒนาโมเดลพยากรณ์จากการกำหนดจำนวนของชั้นซ่อนเป็นดังนี้ คือ 0.5n, 1n, 2n, 3n, 4n และ 5n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า โดยประยุกต์จาก ยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลผลิน, 2560 กับ ธิษร์ปัณฑา คนโทฉิมพลี และคณะ, 2561 ทำการวัดประสิทธิภาพจากการพิจารณาค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Squared Error : MSE) และค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE)

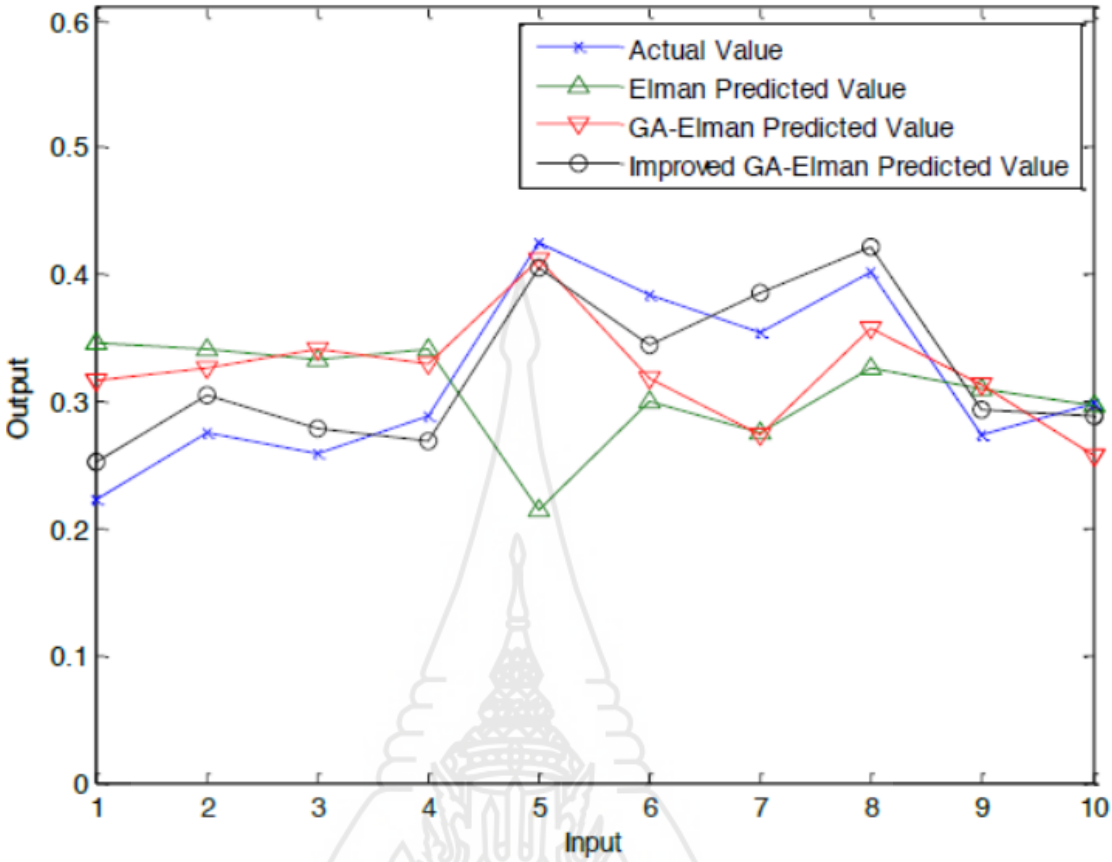
การศึกษาวรรณกรรมในงานวิจัยที่เกี่ยวข้องของต่างประเทศ มีดังต่อไปนี้

Juan Wu and etc. (2022) ได้ทำวิจัยเรื่อง Network Traffic Prediction Based on a CNN-LSTM with Attention Mechanism. โดยได้ศึกษาการทำนายปริมาณการใช้เครือข่ายโดยเทคนิค CNN-LSTM แบบกลไกการเอาใจใส่ ซึ่งผลการวิจัยพบว่า จากจำนวนผู้ใช้งานอินเทอร์เน็ตที่เพิ่มขึ้นทำให้การรับส่งข้อมูลและความแออัดบนเครือข่ายได้เพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วซึ่งอุปกรณ์เราเตอร์ยังไม่สามารถแก้ไขปัญหานี้ได้เนื่องจากการขยายเครือข่ายมีค่าใช้จ่ายสูง ดังนั้นควรนำเราเตอร์อัจฉริยะมาใช้พร้อมกับการทำนายการจราจรโดยใช้อัลกอริมการกำหนดเส้นทางอัจฉริยะเนื่องจากว่าเครือข่ายการจราจรมีลักษณะไม่อยู่ในรูปของเชิงเส้น และการเรียนรู้แบบเดิม ได้แก่ การถดถอยเวกเตอร์ (SVR) เครือข่ายหน่วยความจำระยะยาวและระยะสั้น (LSTM) และ Convolution Neural Network (CNN) ได้ทำนายผลการจราราจรเครือได้ถูกต้องในบางอย่างและความแม่นยำในการทำนายผลยังไม่เป็นไปตามข้อกำหนดของการใช้งานจริง ซึ่งงานวิจัยนี้ได้นำเครือข่ายของ China Telecom ในมณฑลกวางตุ้งมาเป็นตัวอย่างในการทำนายโดยผลลัพธ์พบว่า การใช้โมเดลแบบ CNN-LSTM ได้ประสิทธิภาพของโมเดลพยากรณ์ด้วยวิธีการหาค่า MAPE และ RMSE เป็นที่น่าพอใจ ดังผลกราฟที่แสดงดังภาพที่ 2.11 ด้านล่างนี้



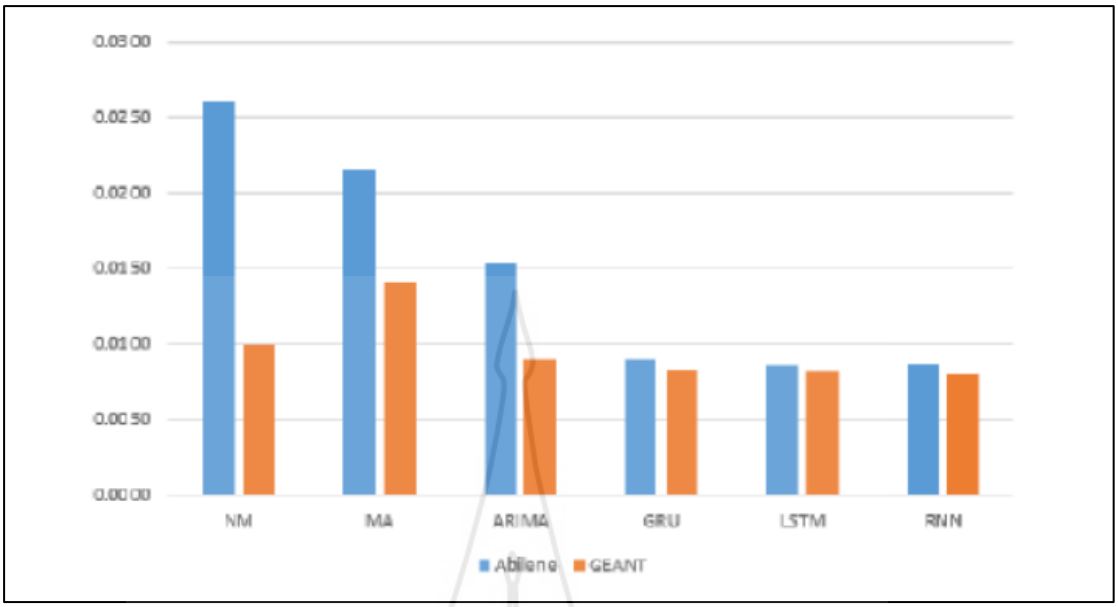
ภาพที่ 2.11 การเปรียบเทียบผลของการพยากรณ์ด้วยวิธี CNN-LSTM กับค่าจริง

Zhilong Zhang and etc. (2022) ได้ทำวิจัยเรื่อง Network Traffic Prediction Based on Improved GAElman Neural Network. โดยได้ศึกษาการทำนายปริมาณการใช้เครือข่ายตามวิธี GA-Elman ที่ปรับปรุงด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมโดยการสร้างแบบจำลองและการทำนายแบบ Elman และได้เพิ่มประสิทธิภาพด้วยอัลกอริทึม GA ที่ปรับปรุงโดยการเพิ่มเลเยอร์อินพุตและเลเยอร์เอาต์พุต ซึ่งผลการวิจัยพบว่า การดำเนินการแบบ Cross over และการเปลี่ยนแปลงอัลกอริทึมส่งผลต่อประสิทธิภาพของอัลกอริทึมด้วยวิธี Cross over แบบปรับได้ ซึ่งทำให้ได้ผลการทำนายการรับส่งข้อมูลเครือข่ายมีความแม่นยำสูงและมีประโยชน์ในการคาดการณ์การจราจรบนเครือข่าย โดยการใช้ค่า MSE MAE และ MRE ในการวัดประสิทธิภาพ ดังผลกราฟที่แสดงดังภาพที่ 2.12 ด้านล่างนี้



ภาพที่ 2.12 การเปรียบเทียบผลของการพยากรณ์วิธีต่าง ๆ กับค่าจริง

Nipun Ramakrishnan and Tarun Soni. (2018) ได้ทำวิจัยเรื่อง Network Traffic Prediction Using Recurrent Neural Networks. โดยได้ศึกษาการคาดคะเนการรับส่งข้อมูลของเครือข่ายโดยใช้เครือข่ายที่เกิดซ้ำ ซึ่งผลการวิจัยพบว่า การทำนายและการคาดการณ์การกระจายแพ็กเก็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Recurrent Neural Network (RNN) แสดงให้เห็นถึงผลลัพธ์การพยากรณ์ที่น่าพึงพอใจในการทำนายปริมาณการใช้งานเครือข่ายในแบบมาตรฐาน ด้วยการหาค่าประสิทธิภาพจากค่า MSE ที่ได้จากการพยากรณ์ ดังแสดงผลการเปรียบเทียบค่า MSE ที่ได้ ดังกราฟด้านล่าง



ภาพที่ 2.13 การเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์จากค่า MSE

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

วิธีดำเนินการวิจัยได้ทำการศึกษาการทำงานในหลักการ แนวคิด และทฤษฎีต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ การพัฒนาโมเดลพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีรายละเอียดดังนี้

1. ศึกษาหลักการทำงาน
2. การรวบรวมข้อมูลสำหรับงานวิจัย
3. การทำความสะอาดข้อมูล
4. ขั้นตอนการดำเนินงาน
5. การพัฒนาโมเดลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม
6. การวัดประสิทธิภาพโมเดลพยากรณ์
7. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลและสรุปผลการวิจัย

1. ศึกษาหลักการทำงาน

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 ที่โหนดทุกโหนดในชั้นที่กำหนดเชื่อมต่อกันทุกโหนดกับชั้นถัดไปจนถึงชั้นผลลัพธ์โดยไม่มีการย้อนกลับ

2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backward Propagation) ประกอบด้วยชั้นนิวรอลที่เรียงต่อกัน ได้แก่ ชั้นอินพุต (Input layer) ชั้นซ่อน (Hiden layer) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) โดยแต่ละชั้นจะส่งสัญญาณไปยังทุก ๆ นิวรอนถัดไปซึ่งในการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอลมีค่าที่สามารถปรับค่าได้เรียกส่วนนี้ว่า ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) ผ่านไปยังทรานเฟอร์ฟังก์ชัน (Transfer Function) โดยเมื่อมีข้อมูลขาเข้ามายังชั้นอินพุต ที่จำนวนข้อมูล R ข้อมูล Network จะนำข้อมูลที่เข้าทำการคูณค่าน้ำหนักของแต่ละขาข้อมูลแล้วนำแต่ละนิวรอนที่ถูก

คูณมารวมกันและเปรียบเทียบค่าเป้าหมายที่กำหนด ซึ่งการปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะใช้การฝึกสอนด้วย Levenberg Marquardt Algolithm โดยมีหลักการทำงานได้ดังขั้นตอนต่อไปนี้

1) กำหนดค่า Sum square error (SSE)

ส่วนนี้เป็นการพิจารณาค่าความผิดพลาดในระหว่างการฝึกสอน (Training) และกำหนดค่าข้อมูลขาออก (Output) ได้ดังแสดงในสมการที่ 3.1

$$E(x,w) = \frac{1}{2}\sum_{p=1}^{P}\sum_{m=1}^{M} e_p^2 m \qquad (3.1)$$

โดย x = เวกเตอร์ข้อมูลขาเข้า

w = เวกเตอร์การปรับน้ำหนักประสาท

P = ชั้นขาเข้า 1 – P โดยที่ P คือ ข้อมูลขาเข้า

M = ชั้นขาออก 1 – M โดยที่ M คือ ข้อมูลขาออก

$e_{p,m}$ = ค่าความคลาดเคลื่อนข้อมูลชั้นขาออกจากการฝึกสอน m เมื่อเทียบกับข้อมูลชั้นขาเข้า p

$$e_{p,m} = d_{p,m} - o_{p,m} \qquad (3.2)$$

โดย d = เวกเตอร์ข้อมูลขาออกที่กำหนด

o = เวกเตอร์ข้อมูลขาออกจากการฝึกสอน

2) ขั้นตอนการคำนวณค่า Jacobian matrix

พิจารณาเครือข่าย j ชั้นสำหรับแต่ละอินพุต ni โดยจะได้ค่าเอาต์พุตคือ $y_{j,l}$ เอาต์พุตของแต่ละนิวรอน j สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 3.3

$$y_i = f_i(net_j) \qquad (3.3)$$

โดย f_i = Activation function นิวรอลที่ j

net_j = ผลคูณค่าถ่วงน้ำหนักนิวรอลที่ j

$$net_j = \sum_{i=1}^{ni} w_{j,i} + w_{j,0} \qquad (3.4)$$

3) การฝึกสอนและการปรับตัวถ่วงน้ำหนัก

ในขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักโดยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm เป็นวิธีการจัดรูปสมการตามความสัมพันธ์ระหว่าง Hessian matrix H และ Jacobian J รวมเข้ากับ Gauss-Newton algorithm ดังสมการที่ 3.5

$$w_{k+1} = w_k - (J_K^T + ul)^{-1} J_k e_k \qquad (3.5)$$

กระบวนการระหว่างการฝึกสอนจะถูกสลับการทำงานระหว่าง Steepest descent algorithm และ Gauss-Newton algorithm โดยพิจารณาจากค่า coefficient u ที่มีขนาดเล็กมากจนเข้าใกล้ศูนย์ Gauss-Newton algorithm จะถูกพิจารณาดังสมการที่ 3.6

$$w_{k+1} = w_k - (J_K^T J_k + ul)^{-1} J_k e_k \qquad (3.6)$$

และค่า coefficient u มีขนาดใหญ่มากๆ Steepest descent algorithm จะถูกพิจารณาดังในสมการที่ 3.7

$$w_{k+1} = w_k - \infty g_k \qquad (3.7)$$

ทั้งนี้หากพิจารณาจากค่า coefficient u ยังคงมีขนาดใหญ่อยู่สามารถปรับค่า ดังในสมการที่ 3.8

$$\infty = \frac{1}{u} \qquad (3.8)$$

ขั้นตอนการแพร่ย้อนกลับจะใช้กฎการปรับค่าที่ละแบบรูป (Pattern-by-Pattern Updating Rule) ในการปรับตัวถ่วงน้ำหนักการเชื่อมโยงภายในข่ายงาน โดยมีการจับคู่อินพุตเป้าหมายให้ข่ายงานเกิดการเรียนรู้ ดังสมการที่ 3.9

$$\{P_1, t_1\}, \{P_2, t_2\}, \{P_3, t_3\}, ..., \{P_n, t_n\} \qquad (3.9)$$

ทำการฝึกสอนข่ายงานระบบประสาทโดยทำซ้ำครบ N ครั้ง จะกล่าวได้ว่าข่ายงานระบบประสาทได้รับการฝึกสอนไปแล้วเป็นจำนวน 1 รอบเวลา (Epoch) ด้วยคุณสมบัตินี้ โครงข่ายประสามเทียมจะสามารถจดจำข้อมูลในลักษณะที่เป็นลำดับเหตุการณ์ได้

3. Lavenberg – Marquardt Algolithm (LM) เป็นกระบวนการการเรียนรู้หรือการฝึกสอนในโครงข่ายประสาทเทียมโดยจำเป็นต้องมีข้อมูลประกอบด้วย 3 กลุ่ม คือ ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training) ข้อมูลสำหรับการตรวจสอบ (Validation) และข้อมูลสำหรับทดสอบ (Testing) โดยความแม่นยำของอัลกอรึทึม LM จะขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลกลุ่มการตรวจสอบซึ่งหากกลุ่ม

ข้อมูลสำหรับการตรวจสอบมีรูปแบบเหมือนกับกลุ่มข้อมูลสำหรับทดสอบจะทำให้โมเดลมีความแม่นยำมากและเหมาะสมกับงานข้อมูลเกือบทุกด้าน การเรียนรู้อัลกอรึทึมแบบ LM นี้ยังเป็นกระบวนการเรียนรู้ที่มีความรวดเร็วแต่จะลดลงเมื่อมีจำนวนตำแปรนำเข้าหรือจำนวนโหนดชั้นซ่อนเร้นที่มีจำนวนมาก

จากการศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่ได้ศึกษาสามารถกล่าวได้ว่ารูปแบบการพยากรณ์และการประเมินประสิทธิภาพมีวิธีการหลายรูปแบบโดยดูจากรูปแบบข้อมูลและองค์ประกอบอื่น ๆ เช่น ช่วงเวลา ฤดูกาล ซึ่งข้อมูลที่นำมาใช้ในการสร้างโมเดลพยากรณ์นี้มีรูปแบบที่ไม่ขึ้นกับช่วงเวลา และข้อมูลมีลักษณะแนวโน้วเป็นเส้นตรง ข้อมูลมีเป็นจำนวนไม่มากนักในรูปแบบรายเดือน ดังนั้นจึงเหมาะกับการใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ซึ่งสามารถวิเคราะห์และปรับการเรียนรู้ได้ด้วยตัวเองเพื่อหาโมเดลสำหรับการพยากรณ์ที่เหมาะสมได้

2. การรวบรวมข้อมูลสำหรับงานวิจัย

ประชากร ปริมาณการรับ - ส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตของมหาวิทยาลัย

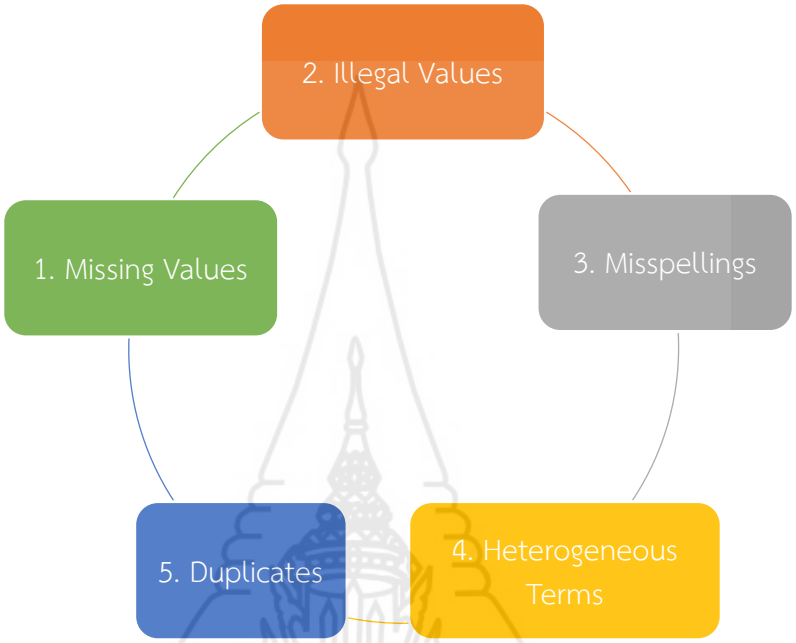
กลุ่มตัวอย่าง ปริมาณการรับ - ส่งข้อมูลเดือนมกราคม พ.ศ. 2564 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2564 เป็นระยะเวลา 1 ปี ของศูนย์บริการจำนวน 10 แห่ง และชุมสายอินเทอร์เน็ต 3 แห่ง

3. การทำความสะอาดข้อมูล

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

ในการเก็บรวบรวมข้อมูลจากแหล่งข้อมูลต่าง ๆ อาจเกิดข้อผิดพลาดซึ่งอาจมาจากสาเหตุต่าง ๆ เช่นผู้เก็บรวบรวมข้อมูล อุปกรณ์/เครื่องมือชำรุดเสียหายหรือภัยพิบัติใด ๆ (Rahm & Hai Do, 2000) เช่น ค่าสูญหาย (Missing Value) คำที่แตกต่างกันแต่มีความหมายเหมือนกัน (Heterogeneous Terms) การสะกดคำผิด (Misspellings) ค่าที่ผิดไปจากที่กำหนด (Illegal Values) และข้อมูลอาจจะมีความซ้ำซ้อน (Duplicates) เป็นต้น สาเหตุเหล่านี้ย่อมทำให้การนำข้อมูลเหล่านั้นไปประมวลผลต่อทำให้ได้สารสนเทศที่คลาดเคลื่อนตามไปด้วย ดั้งนั้นผู้วิจัยได้พยายามที่จะ

แก้ปัญหาดังกล่าวโดยใช้เทคนิคต่าง ๆ ในการจัดการข้อมูลให้มีความถูกต้อง เพื่อที่จะส่งผลให้การประมวลผลของการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากขึ้น ดังภาพที่ 3.1 และตัวอย่างปัญหาที่เกิดขึ้นในกระบวนการทำความสะอาดข้อมูล ดังตารางที่ 3.1



ภาพที่ 3.1 ปัญหาที่เกิดขึ้นในกระบวนการรวบรวมข้อมูล (ไกรศักดิ์ เกษร, 2564)

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างปัญหาที่เกิดขึ้นในกระบวนการทำความสะอาดข้อมูล (ไกรศักดิ์ เกษร, 2564)

รูปแบบของปัญหา	ตัวอย่าง
1. ค่าสูญหาย (Missing Values)	ปัญหานี้อาจเกิดจากความผิดพลาดของอุปกรณ์จัดเก็บข้อมูล หรือผู้เก็บข้อมูล และบางทีกลุ่มตัวอย่างไม่ต้องการให้ข้อมูลเช่น ข้อมูลน้ำหนัก หรืออายุ ของกลุ่มตัวอย่างที่เป็นผู้หญิง
2. ค่าที่ผิดไปจากค่าที่ยอมรับหรือค่าที่ควรจะเป็น (Illegal Values)	ข้อมูลที่ผิดไปจากช่วงความจริง เช่น data= ‘01/15/2016’ กล่าวคือ ค่าตัวเลขที่แทนเดือนนั้นผิดไปเพราะตัวเลขของเดือนนั้นมีได้แค่ 1-12 เท่านั้น
3. การสะกดค่าผิด (Misspellings)	ปัญหาความผิดพลาดทางทักษะด้านภาษา นั้นคือ การสะกดคำผิด เช่น Region = ‘Cental’ ซึ่งเกิดจากการพิมพ์ข้อมูลโดยสะกดคำผิด

ตารางที่ 3.1 (ต่อ)

รูปแบบของปัญหา	ตัวอย่าง
4. ค่าที่มีความหมายเหมือนกัน (Heterogeneous Terms)	เช่นค่าของ town = ‘Bangkok’ นั้นอาจแทนได้ด้วย ‘BKK’
5. ข้อมูลซ้ำซ้อน	ข้อมูลมีความซ้ำซ้อน เช่น กลุ่มตัวอย่างคนหนึ่ง มีอีเมลได้มากกว่า 1 ค่า

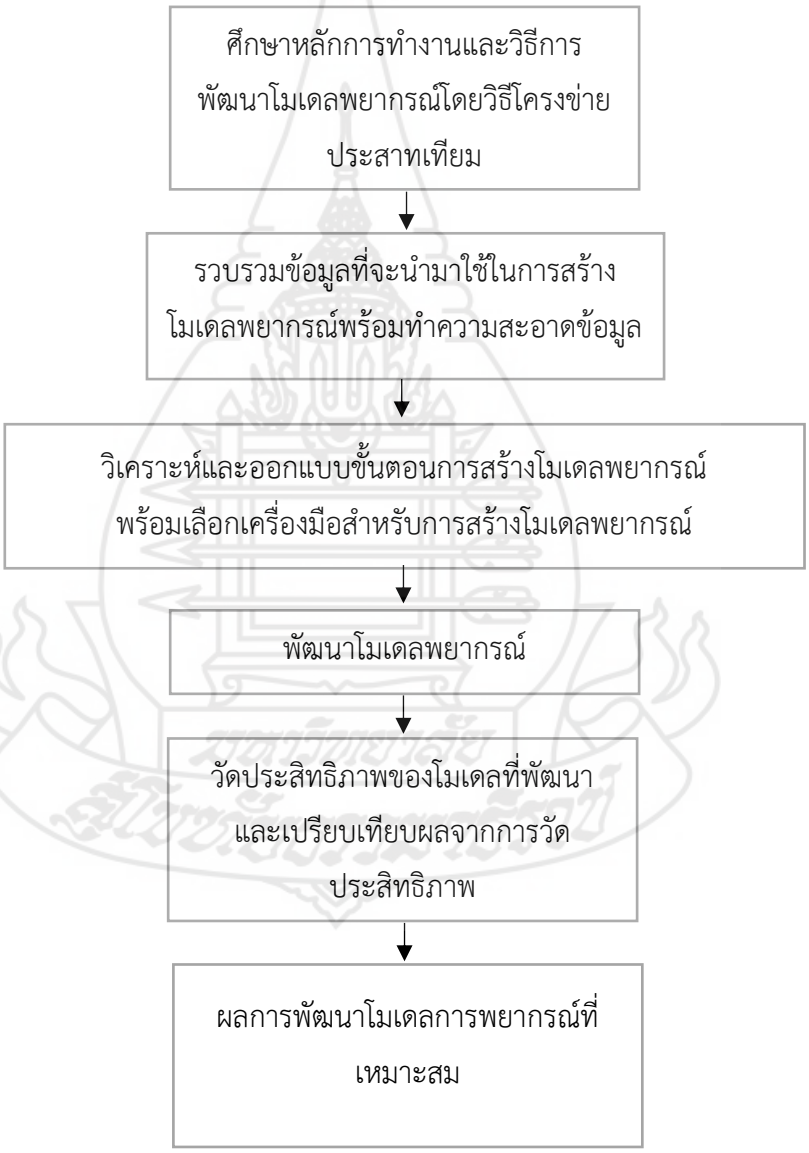
จากตารางที่ 3.1 ปัญหาค่าสูญหาย (Missing values) มีสาเหตุมาจากหลายประการ เช่น เกิดจากกลุ่มตัวอย่างบางคนที่ไม่ต้องการเปิดเผยข้อมูล จึงไม่ให้ข้อมูล หรืออาจจะเกิดจากความผิดพลาดของผู้นำเข้าข้อมูลที่ลืมพิมพ์ข้อมูลนั้น ๆ เป็นต้น สำหรับปัญหาการใช้คำต่างกันแต่มีความหมายเหมือนกัน (Heterogeneous Terms) เกิดจากการนำข้อมูลเข้าจากหลาย ๆ แหล่งข้อมูล และแหล่งข้อมูลเหล่านั้นใช้คำศัพท์ที่ต่างกันไป เช่น กรุงเทพมหานคร บางองค์การอาจใช้ ‘BKK’ หรือบางที่อาจจะใช้คำว่า ‘Bangkok’ เป็นต้น ปัญหาค่าที่ผิดไปจากค่าที่ยอมรับหรือค่าที่ควรจะเป็น (Illdgal Values) เช่น ข้อมูลอายุของผู้ป่วยมีค่าเท่ากับ ‘150’ ซึ่งเป็นไปไม่ได้ ปัญหาสุดท้าย ได้แก่ ปัญหาการสะกดคำผิด (Misspelling) เช่น ‘Bangkok’ แต่ผู้ใช้ใส่เป็น ‘Bankkok’ เป็นต้น ข้อผิดพลาดเหล่านี้ ส่งผลต่อการประมวลผลข้อมูลทั้งสิ้น ปัญหาต่าง ๆ ที่แสดงในตารางที่ 3.1 ปัญหาบางอย่างสามารถแก้ไขได้ไม่ยากโดยการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์ในการจัดการ เช่น ค่าที่ผิดไปจากที่ควรจะเป็นหรือไม่อยู่ในช่วงที่กำหนด การสะกดผิด ข้อมูลซ้ำซ้อน แต่ปัญหาที่ท้าทายอย่างยิ่งสำหรับนักวิทยาการข้อมูล คือ ปัญหาค่าสูญหาย (Missing Values) ซึ่งจะเป็นเนื้อหาหลักที่จะกล่าวถึง ซึ่งจะนำเสนอวิธีการต่าง ๆ ในการจัดการปัญหาการสูญหายดังกล่าวนั้น การใช้คอมพิวเตอร์มาแก้ไขยังถือว่ามีความถูกต้องที่ต่ำอยู่มาก ค่าสูญหาย (Missing Value) หมายถึง ค่าตัวแปรที่สนใจศึกษาในบางรายการไม่ปรากฏในฐานข้อมูลซึ่งมีผลต่อความถูกต้องในการวิเคราะห์ข้อมูล (Schafer & Graham) จากการวิจัยใน (Wood et al., 2004) พบว่า มีงานวิจัยถึง 89% ที่มีปัญหาค่าสูญหาย และมีเพียง 21% เท่านั้นที่มีการจัดการกับปัญหาข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ ดังนั้น การจัดการกับปัญหาค่าสูญหายจึงมีความจำเป็นที่จะต้องพิจารณาแนวทางที่เหมาะสมในการจัดการกับค่าสูญหายและเป็นหัวเรื่องที่จะกล่าวถึงและให้ความสำคัญ ซึ่งสาเหตุของการเกิดค่าสูญหายมีหลายสาเหตุ เช่น เกิดความผิดพลาดของอุปกรณ์จัดเก็บข้อมูล เจ้าหน้าที่เก็บรวบรวมข้อมูล หรือแม้กระทั่งในบางกรณี การเก็บข้อมูลรายรับต่อเดือน ซึ่งพบว่า กลุ่มตัวอย่างบางส่วนไม่ต้องการเปิดเผยข้อมูล เป็นต้น

ดังนั้น การเก็บรวบรวมข้อมูลจึงมีความจำเป็นต้องทำความสะอาดข้อมูล (Data cleaning) หรืออาจจะเรียกว่า การขัดเกลาข้อมูล (Data scrubbing) หมายถึง การทำความสะอาดข้อมูล เป็นกระบวนการตรวจสอบและการแก้ไขหรือลบ รายการข้อมูลที่ไม่ถูกต้องกับความสัมพันธ์ข้อมูลกับข้อมูลอื่น ๆ ซึ่งทำให้คุณภาพของข้อมูลต่ำลง ดังนั้น จึงต้องมีการแทนทีการปรับปรุง หรือ

การลบข้อมูลที่ไม่ถูกต้องเหล่านี้ออกไป เพื่อให้ข้อมูลมีคุณภาพ การทำความสะอาดข้อมูลเกิดขึ้นเนื่องจากมีความไม่สอดคล้องของข้อมูล ซึ่งอาจจะเกิดจากสาเหตุหลายประการ เช่น จากการบันทึกข้อมูล การส่งข้อมูล หรือการให้ความหมายของข้อมูลที่จัดเก็บแตกต่างกันยิ่งต้องมีการบูรณาการกับฐานข้อมูลอื่น ๆ เช่น คลังข้อมูล จึงมีโอกาสสูงที่จะเกิดข้อมูลที่ไม่สะอาดหรือข้อมูลไม่มีคุณภาพขึ้นได้

4. ขั้นตอนการดำเนินงาน

ขั้นตอนของการดำเนินงานในการพัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม มีวิธีการดำเนินงาน ดังต่อไปนี้



ภาพที่ 3.2 แผนภาพขั้นตอนการดำเนินงาน

1. ศึกษาหลักการทำงานของการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนการศึกษาหลักการทำงานของการพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมจะเน้นไปที่การศึกษาหลักการ ทฤษฎี พร้อมทั้งงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อทำการสังเคราะห์องค์ความรู้ที่เกี่ยวข้อง ดังที่กล่าวถึงแล้วในบทที่ 2

2. รวบรวมข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการสร้างโมเดลพยากรณ์พร้อมทำความสะอาดข้อมูล

ขั้นตอนการรวบรวมข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการสร้างโมเดลพยากรณ์ เป็นการรวบรวมข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการพัฒนาโมเดลพยากรณ์โดยในที่นี้จะเป็นการนำข้อมูลในระดับทุติยภูมิที่ได้ขอความอนุเคราะห์ข้อมูลการใช้งานอินเทอร์เน็ตจากบริษัทโทรคมนาคมแห่งชาติจำกัด (มหาชน) โดยเป็นข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคมถึงธันวาคม 2564 เป็นเวลา 1 ปี ในการนำมาใช้สำหรับการสร้างโมเดลพยากรณ์ โดยจากข้อมูลที่ได้มานั้นยังเป็นข้อมูลที่ต้องปรับแก้ไขในส่วนของข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้อง ทำความสะอาดข้อมูล และทำการปรับเพื่อให้ได้ข้อมูลที่พร้อมสำหรับการนำไปพัฒนาโมเดลพยากรณ์ต่อไป

3. วิเคราะห์และออกแบบขั้นตอนการสร้างโมเดลพยากรณ์พร้อมเลือกเครื่องมือสำหรับการสร้างโมเดลพยากรณ์

ขั้นตอนการวิเคราะห์และออกแบบขั้นตอนในการสร้างโมเดลพยากรณ์พร้อมเลือกเครื่องมือสำหรับการสร้างโมเดลพยากรณ์ เป็นการวางแผนการทำงานตามลำดับขั้นตอนในการที่จะพัฒนาโมเดลพยากรณ์ตามเครื่องมือที่เลือกและนำมาใช้ในการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ โดยจากข้อมูลที่ได้มีลักษณะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่มีอิทธิพลตามช่วงเวลา จากการศึกษาพบว่าจำเป็นต้องทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นสองส่วน ส่วนแรกเป็นข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึกสอนโมเดล ส่วนที่สองจะเป็นข้อมูลที่ใช้สำหรับการทดสอบโมเดล โดยการวัดประสิทธิภาพของโมเดลที่ได้จะใช้การพิจารณาค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Squared Error : MSE) และค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ที่มีความเหมาะสมโดยมีค่าความแม่นยำไม่ต่ำกว่าร้อยละ 90

4. สร้างโมเดลพยากรณ์

ขั้นตอนการสร้างโมเดลพยากรณ์ เป็นการสร้างโมเดลพยากรณ์โดยการเลือกใช้อัลกอริทึม Levenberg-Marquardt แบบ Backward propagation เป็นกระบวนการในการเรียนรู้หรือการฝึกสอนโมเดลซึ่งประกอบไปด้วยชั้นนิวรอนที่เรียงต่อกัน ได้แก่ ชั้นอินพุต ชั้นซ่อน และชั้นเอาท์พุต ซึ่งในแต่ละชั้นจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอลถัดที่เชื่อมต่อกันและมีการปรับค่าต่าง ๆ ได้แก่ ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) และค่าไบแอส (Bias) ผ่านไปยังทรานเฟอร์ฟังก์ชัน โดยการสร้างโมเดลพยากรณ์จะใช้วิธีการกำหนดรูปแบบของเลเยอร์ชั้นซ่อนตามทฤษฎีที่ได้ศึกษา ดังนี้คือ การกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อนที่ 0.5n, 1n และ 2n และทำการพิจารณาค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาด

สัมบูรณ์ที่มีค่าต่ำที่สุด ซึ่งในการพัฒนาโมเดลนี้จะเป็นการเขียนโปรแกรมเพื่อวนรอบการทำงานเพื่อหาค่าที่ดีที่สุดในแต่ละโมเดลของการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อนนั้น ๆ

5. วัดประสิทธิภาพของโมเดลที่พัฒนาและเปรียบเทียบผลจากการวัดประสิทธิภาพ

ขั้นตอนการวัดประสิทธิภาพของโมเดลที่พัฒนาและเปรียบเทียบผลจากการวัดประสิทธิภาพ เป็นการวัดประสิทธิภาพโดยการนำค่าที่ได้มาทำการเปรียบเทียบเพื่อหาค่าที่ดีที่สุดในแต่ละโมเดลที่ได้

6. ผลการพัฒนาโมเดลการพยากรณ์ที่เหมาะสม

จากผลการพัฒนาโมเดลการพยากรณ์ที่เหมาะสม จะทำให้การพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณความต้องการอินเทอร์เน็ตในการศึกษาวิจัยในครั้งนี้บรรลุผลสำเร็จตามที่คาดหมายและสามารถนำไปเป็นต้นแบบของการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ต่อไป

รวบรวมข้อมูลปริมาณการรับ-ส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตจำนวน 13 แห่ง ประกอบด้วยศูนย์ลำปาง, ศูนย์สุโขทัย, ศูนย์นครสวรรค์, ศูนย์อุดรธานี, ศูนย์อุลราชธานี, ศูนย์นครนายก, ศูนย์เพชรบุรี, ศูนย์จันทบุรี, ศูนย์นครศรีธรรมราช, ศูนย์ยะลา, ชุมสายที่ 1, ชุมสายที่ 2 และ ชุมสายที่ 3 แสดงตัวอย่างการรวบรวมข้อมูลปริมาณการรับข้อมูลอินเทอร์เน็ตของศูนย์ลำปางดังภาพที่ 3.3

Date	MTBF (Hr)	MTTR (Hr)	Availability (%)	Input (bps)			Output (bps)		
				Min	Max	Avg	Min	Max	Avg
01-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	965.85	944.87	0.00	324.75	318.18
02-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	958.36	945.46	0.00	323.54	318.70
03-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	957.58	945.49	0.00	328.89	318.61
04-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	967.36	945.29	0.00	326.38	318.42
05-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	962.92	945.43	0.00	325.48	318.52
06-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	957.58	945.11	0.00	322.81	318.20
07-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	958.33	945.36	0.00	332.25	318.64
08-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	961.56	945.57	0.00	339.00	318.88
09-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	957.17	945.56	0.00	333.92	318.83
10-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	958.36	945.12	0.00	330.38	318.46
11-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	965.80	945.04	0.00	326.38	318.23
12-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	958.36	945.22	0.00	322.63	318.36
13-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	966.52	946.35	0.00	348.21	320.30
14-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	957.71	944.91	0.00	323.11	318.25
15-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	958.31	945.24	0.00	322.93	318.32
16-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	960.20	945.84	0.00	337.90	319.15
17-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	965.21	945.76	0.00	347.00	318.98
18-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	956.75	945.25	0.00	323.11	318.51
19-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	966.63	945.04	0.00	324.75	318.20
20-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	966.90	945.64	0.00	336.21	318.81
21-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	965.85	945.55	0.00	351.00	318.90
22-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	967.54	945.36	0.00	329.76	318.61
23-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	968.87	945.56	0.00	340.09	319.13
24-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	957.76	945.01	0.00	322.93	318.09
25-01-2021	24.00	0.00	100.00	0.00	957.28	945.28	0.00	323.11	318.34

ภาพที่ 3.3 ตัวอย่างข้อมูลแสดงปริมาณการรับข้อมูลอินเทอร์เน็ตเดือนมกราคม (ศูนย์ฯ ลำปาง)

จำแนกกลุ่มของข้อมูลปริมาณการรับ-ส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตจำนวน 13 แห่ง ประกอบด้วยศูนย์ลำปาง, ศูนย์สุโขทัย, ศูนย์นครสวรรค์, ศูนย์อุดรธานี, ศูนย์อุลราชธานี, ศูนย์นครนายก, ศูนย์เพชรบุรี, ศูนย์จันทบุรี, ศูนย์นครศรีธรรมราช, ศูนย์ยะลา, ชุมสายที่ 1, ชุมสายที่ 2 และ ชุมสายที่ 3 แสดงตัวอย่างการจำแนกข้อมูลปริมาณการรับข้อมูลอินเทอร์เน็ตของศูนย์ลำปางดังภาพที่ 3.4

เดือน	Location(DL)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
มกราคม	ลำปาง	965.85	958.36	957.58	967.36	962.92	957.58	958.33	961.56	957.17	958.36
กุมภาพันธ์	ลำปาง	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.02	22.59
มีนาคม	ลำปาง	0.76	1.31	0.77	0.81	0.74	3.07	0.79	0.76	0.75	1.28
เมษายน	ลำปาง	0.75	3.91	4.12	1.05	17.71	0.80	0.76	0.76	0.75	0.93
พฤษภาคม	ลำปาง	641.33	641.85	647.36	651.13	640.14	641.48	666.79	642.84	639.50	636.39
มิถุนายน	ลำปาง	0.63	0.64	0.63	0.63	0.63	0.63	0.63	0.65	0.64	0.64
กรกฎาคม	ลำปาง	4.24	4.38	0.73	0.72	0.75	0.73	0.76	0.78	0.76	0.72
สิงหาคม	ลำปาง	0.39	4.58	4.75	0.37	0.36	0.34	1.11	0.39	4.13	1.92
กันยายน	ลำปาง	640.16	634.74	635.38	635.20	636.34	640.32	636.34	635.38	634.56	635.38
ตุลาคม	ลำปาง	647.97	659.41	647.97	665.43	647.97	647.97	649.75	646.36	643.50	648.60
พฤศจิกายน	ลำปาง	0.47	13.99	0.46	0.45	0.71	0.46	0.47	0.52	0.49	0.48
ธันวาคม	ลำปาง	649.53	658.81	649.71	662.28	649.53	649.53	649.53	648.75	656.76	649.53

ภาพที่ 3.4 ตัวอย่างตารางแสดงการจัดเตรียมข้อมูลปริมาณการรับข้อมูลอินเทอร์เน็ตเดือนมกราคมถึงธันวาคม (ศูนย์ฯ ลำปาง)

แบ่งกลุ่มของข้อมูลออกเป็นสองกลุ่ม โดยกลุ่มแรกสำหรับการฝึกสอนโมเดล (Trainning) กลุ่มสองสำหรับการทดสอบโมเดล (Testing) เพื่อการเตรียมการในการพัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม ดังแสดงได้ดังภาพในหัวข้อกรอบแนวคิดในการวิจัย

กำหนดเวกเตอร์ $\bar{x} = (x_1, x_2, x_3, ..., , x_n)$ เป็นชุดข้อมูลในชั้นข้อมูลนำเข้า สำหรับการสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมกรณีที่กำหนดชั้นข้อมูลนำเข้า 1 ชั้น ภายใต้จำนวนโหนด 1 โหนด ชั้นซ่อน 10 ชั้นภายใต้จำนวนโหนด 1 โหนด โดยใช้ sigmoid logistic function เป็นฟังก์ชันกระตุ้น และชั้นผลลัพธ์ 1 ชั้น ภายใต้จำนวนโหนด 1 โหนด โดยใช้ linear function เป็นฟังก์ชันกระตุ้น แต่ละโหนดที่อยู่ในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์ จะประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน คือ

พิจารณาโหนดที่อยู่ในชั้นซ่อน

ขั้นตอนที่ 1 : คำนวณค่าผลรวมของโหนดในชั้นซ่อน โดยใช้ฟังก์ชันการรวมกัน (combination function) ซึ่งเป็นการนำค่าของโหนดข้อมูลนำเข้าที่เชื่อมโยงมาคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละเส้นเชื่อมโยง ดังนั้นค่าผลรวมของโหนดที่ j ในชั้นซ่อน คือ $net_j = w_1 x_1 + bias$ สำหรับ $j=1$

ขั้นตอนที่ 2 : ปรับค่าผลรวมของข้อมูลในชั้นซ่อนด้วยฟังก์ชันกระตุ้น โดยใช้ sigmoid logistic function เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ (y_j) ของชั้นซ่อน โดยที่ $y_j = f(net) = \frac{1}{1+e^{-net}}$

พิจารณาโหนดที่อยู่ในชั้นผลลัพธ์

ขั้นตอนที่ 1 : คำนวณค่าผลรวมของโหนดในชั้นผลลัพธ์ โดยใช้ฟังก์ชันการรวมกันดังนั้น ค่าผลรวมของโหนดที่ k ในชั้นผลลัพธ์ คือ $net_k = \sum w_{jk} y_j = w11y1 + w21y2 + ... + w51y5 + bias$ สำหรับ $k = 1$

ขั้นตอนที่ 2 : ปรับค่าผลรวมของข้อมูลในชั้นผลลัพธ์ด้วยฟังก์ชันกระตุ้นโดยใช้ linear function เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ (Y_K) ของชั้นผลลัพธ์ โดยที่ $y_k = f(net)k = net$

การดำเนินการทางข้อมูล

การดำเนินการทางข้อมูล จะทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ข้อมูลสำหรับการฝึก 80% และข้อมูลสำหรับใช้ในการทดสอบ 20% จากนั้นทำข้อมูลให้อยู่ในรูปเมทริซ์ จึงได้เมทริกซ์สำหรับการฝึกและทดสอบในโครงข่ายประสาทเทียมดังนี้

- เมทริกซ์ข้อมูลตัวแปรนำเข้าสำหรับการฝึกขนาด 31xn เมื่อ n คือจำนวน 80% ของข้อมูลที่ใช้ในการฝึก
- เมทริกซ์ข้อมูลตัวแปรนำเข้าสำหรับชุดตัวอย่างทดสอบขนาด 31xm เมื่อ m คือจำนวน 20% ของข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ
- เมทริกซ์ข้อมูลตัวแปรนำออกสำหรับการฝึกขนาด 1xn เมื่อ n คือจำนวน 80% ของข้อมูลที่ใช้ในการฝึก
- เมทริกซ์ข้อมูลตัวแปรนำออกสำหรับชุดตัวอย่างทดสอบขนาด 1xm เมื่อ m คือจำนวน 20% ของข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ

โดยข้อมูลนำเข้าและนำออกจำนวน 80% ที่ใช้ในการฝึกอยู่ในเดือนมกราคม ถึง กันยายน 2564 และข้อมูลนำเข้าและนำออกจำนวน 20% ที่ใช้สำหรับการทดสอบอยู่ในเดือน กันยายน ถึง ธันวาคม 2564

5. การพัฒนาโมเดลพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

การพัฒนาโมเดลที่ใช้ในกรพยากรณ์ 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 และ 2n ซึ่ง n จะแทนจำนวนข้อมูลของชั้นนำเข้า (Input Layer)

6. เกณฑ์วัดประสิทธิภาพโมเดลพยากรณ์

เกณฑ์วัดประสิทธิภาพจากโมเดลการพยากรณ์ที่สร้างขึ้นจะใช้วิธีการคำนวนหาค่า MSE และค่า MAPE ซึ่งจะหาค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำที่สุดในการวัดความถูกต้องของโมเดลการพยากรณ์ซึ่งมีสูตรคำนวนดังนี้

ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error; MSE)

ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยคือ ค่าเฉลี่ยของค่ากำลังสองของค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ซึ่งจุดเด่นของ MSE นั่นก็คือ การใช้การยกกำลังสองเพื่อทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ที่ติดลบกลายเป็นบวกและรูปแบบของการคำนวณมีความสัมพันธ์กับหลักการทางสถิติอื่น ๆ (ที่มา: รศ.ดร.กรินทร์ กาญทนา (2561). การพยากรณ์ทางสถิติ. บริษัทซีเอ็ดยูเคชั่น จำกัด (มหาชน) กรุงเทพฯ พิมพ์ครั้งที่ 7) เช่น การคำนวณค่าความแปรปรวน ในขณะจุดด้อยของ MSE ก็คือในกรณีที่ค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์มีค่ามาก เมื่อมีการยกกำลังสองเข้าไปก็มีค่าดังกล่าวมีค่ามากขึ้นและสามารถแสดงได้ดังสมการ

$$MSE = \sum \frac{|A_t - F_t|^2}{N} \qquad (3.10)$$

ค่าเปอร์เซ็นต์คลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Meann Absolute Percentage Error; MAPE)

ค่าเปอร์เซ็นต์คลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย คือค่าสัมบูรณ์ของค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ซึ่งจุดเด่นของ MAPE ก็คือไม่ผูกพันกับค่าของตัวแปรที่ต้องการจะพยากรณ์ แต่มีการแสดงออกมาในรูปของค่าเปอร์เซ็นต์ซึ่งง่ายต่อการเข้าใจของบุคคลต่าง ๆ (ที่มา: รศ.ดร.กรินทร์ กาญทนา (2561). การพยากรณ์ทางสถิติ. บริษัทซีเอ็ดยูเคชั่น จำกัด (มหาชน) กรุงเทพฯ พิมพ์ครั้งที่ 7) ตัวอย่างเช่น หากค่า MAPE มีค่าเท่ากับ 5 เปอร์เซ็นต์ ผู้อ่านก็จะเข้าใจได้ในทันที่ว่าค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์นั้นมีค่าเท่ากับเท่าไร (Lawrence, Klimberg & Lawrence, 2009) อย่างไรก็ดีเพื่อให้สามารถตีความระดับความแม่นยำจากค่า MAPE ได้ ไมเคล เอส. ลิวอิส และ ทอม ดับเบิ้ลยู. ไรซ์ (Lewis-Beck & Rice, 1982) ก็ได้มีการพัฒนาระดับในการวัดเพื่อใช้ในการตีความค่าของ MAPE ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.2 ความสัมพันธ์ระหว่างค่า MAPE กับระดับของความแม่นยำของลิวอิส (Lewis)

MAPE	ระดับของความแม่นยำ
น้อยกว่า 10%	สูง
11-20%	ดี
21-50%	สมเหตุสมผล
มากกว่า 50%	ไม่มีความแม่นยำ

$$MAPE = \frac{\sum | A_t - F_t | x100}{N} \qquad (3.11)$$

โดยที่

F_t หมายถึง ค่าพยากรณ์ในงวดที่ 1

A_t หมายถึง ค่าที่เกิดขึ้นจริงในช่วงเวลา t

N หมายถึง จำนวนข้อมูล

3.7 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลและสรุปผลการวิจัย

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลและสรุปผลการวิจัย เป็นการดำเนินการหลังจากที่สร้างโมเดลพยากรณ์โดยเน้นไปที่การเปรียบเทียบจากการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อนตามทฤษฎี 0.5n, 1n และ 2n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า (ยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลผลิน, 2560 กับ ธิษร์ ปัณฑา คนโทฉิมพลี และคณะ, 2561) ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลจากผลลัพธ์ที่ได้โดยดูจากค่าเปอร์เซ็นต์คลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย หรือ MAPE ซึ่งจะดูจากค่าประสิทธิภาพที่ได้ที่ต่ำที่สุด

บทที่ 4
ผลการวิจัย

ข้อมูลตารางการสร้างโมเดลในการพยากรณ์ปริมาณการใช้งานอินเทอร์เน็ตที่เหมาะสม โดยแสดงค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) ของค่าการ Download และ Upload ของศูนย์จำนวน 10 แห่ง และอีก 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือน มกราคม ถึง ธันวาคม 2564 ซึ่งชุดข้อมูลที่นำมาใช้สำหรับการพัฒนาโมเดลมีลักษณะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาและใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยได้กำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อนอ้างอิงตามทฤษฎีของ ธิษณ์ปัณฑา คนโทฉิมพลี รศ.ดร.กอบเกียรติ ผ่องพุฒิ ผศ.ดร.ณัฐ มาแจ้ง. (2561). การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และ ยุพิน ไชยสมภาร ทวี ชัยพิมลผลิน. (2560). การพยากรณ์ระดับน้ำโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 จากการศึกษาในทฤษฎีดังกล่าวพบว่าการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (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

1. ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตขาเข้า

1. ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) ของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 0.5n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

ตารางที่ 4.1 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (0.5n)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	0.5081	0.48596	5.6668	1
ศูนย์ฯ สุโขทัย	3.0036	0.93902	39.6657	6
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	4.8364	0.99438	0.00040558	10
ศูนย์ฯ อุดรธานี	0.9597	0.88022	16.5689	8
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	1.3721	0.3299	14.0453	1
ศูนย์ฯ นครนายก	6.2321	0.42214	920.784	2
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	1.2079	0.37983	61.7127	4
ศูนย์ฯ จันทบุรี	1.4003	0.27149	14.3073	7
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	11.5042	0.56624	21.1886	10
ศูนย์ฯ ยะลา	5.6441	0.99626	0.0016699	2
ชุมสายหลักสี่	11.9835	0.92264	20.3664	1
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	4.6844	0.89597	8949.7993	1
ชุมสายปากเกร็ด	5.0367	0.85595	0.019607	16

2. ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) ของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 1n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

ตารางที่ 4.2 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (1n)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	0.2668	0.60984	6.6139	5
ศูนย์ฯ สุโขทัย	1.8780	0.22331	5723.31	12
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	8.7700	0.9211	139.7227	2
ศูนย์ฯ อุดรธานี	2.2906	0.24686	86.195	3
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	1.7245	0.468	38.2859	6
ศูนย์ฯ นครนายก	6.3301	0.0464	2798.5202	2
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	0.8248	0.72259	2.677	8

ตารางที่ 4.2 (ต่อ)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ จันทบุรี	1.3905	0.79271	10.9629	4
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	7.9908	0.8458	1.2432	3
ศูนย์ฯ ยะลา	5.0781	0.9985	0.00068026	3
ชุมสายหลักสี่	4.9497	0.98312	17.9359	1
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	1.5839	0.90619	6646.1256	4
ชุมสายปากเกร็ด	8.8434	0.8988	0.0056056	1

3. ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) ของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 2n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

ตารางที่ 4.3 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (2n)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	0.3296	0.6929	7.3484	7
ศูนย์ฯ สุโขทัย	4.5794	0.68633	713.5121	1
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	1.4968	0.98351	51.9565	1
ศูนย์ฯ อุดรธานี	1.3693	0.72674	3.2381	1
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	1.1628	0.68812	13.9186	8
ศูนย์ฯ นครนายก	2.8658	0.79476	1062.5638	7
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	1.7597	0.61281	116.8104	2
ศูนย์ฯ จันทบุรี	0.8521	0.81596	12.9491	4
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	8.2212	0.77443	2.6673	1
ศูนย์ฯ ยะลา	1.4215	0.99976	9.6721	1
ชุมสายหลักสี่	5.1377	0.9716	21.0445	3
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	3.2139	0.98811	5637.5107	2
ชุมสายปากเกร็ด	5.3292	0.81518	0.028496	8

4. ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) ของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 3n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

ตารางที่ 4.4 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (3n)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	1.2400	0.1176	36.0347	0
ศูนย์ฯ สุโขทัย	1.8445	0.87605	1688.5846	3
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	1.5042	0.88877	84.3219	3
ศูนย์ฯ อุดรธานี	4.0290	0.13444	153.663	0
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	1.2467	0.52687	118.4333	9
ศูนย์ฯ นครนายก	3.5057	0.73383	2245.394	3
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	1.0054	0.76727	28.8747	1
ศูนย์ฯ จันทบุรี	1.2705	0.069213	150.3915	5
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	5.1140	0.60894	10.461	3
ศูนย์ฯ ยะลา	6.1369	0.99576	0.008621	1
ชุมสายหลักสี่	6.5881	0.99461	14.7186	1
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	5.5786	0.74558	132.1537	1
ชุมสายปากเกร็ด	7.6870	0.90643	0.070316	2

5. ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) ของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 4n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

ตารางที่ 4.5 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (4n)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	0.5052	0.63985	15.5529	1
ศูนย์ฯ สุโขทัย	2.0610	0.93623	303.7351	3
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	0.0182	0.99925	0.82022	2

ตารางที่ 4.5 (ต่อ)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ อุดรธานี	1.3584	0.37262	8.2486	1
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	2.3894	0.3276	38.015	5
ศูนย์ฯ นครนายก	6.1636	0.43405	3613.731	2
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	1.7537	0.71342	35.1712	2
ศูนย์ฯ จันทบุรี	4.1815	0.4415	393.8094	1
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	6.1361	0.71199	2.4518	2
ศูนย์ฯ ยะลา	3.0195	0.94925	0.012343	1
ชุมสายหลักสี่	2.2454	0.97468	108.4457	2
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	7.7503	0.93618	8503.3936	3
ชุมสายปากเกร็ด	7.6870	0.90643	0.070316	2

6. ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) ของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 5n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

ตารางที่ 4.6 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (5n)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	1.0991	0.4093	68.0331	2
ศูนย์ฯ สุโขทัย	10.5191	0.21771	2060.553	1
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	7.8023	0.9838	2.0098	3
ศูนย์ฯ อุดรธานี	4.2744	0.35306	89.0721	10
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	4.1941	0.15915	255.8164	0
ศูนย์ฯ นครนายก	7.8819	0.61164	1045.6998	2
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	3.6185	0.08779	40.0832	0
ศูนย์ฯ จันทบุรี	4.5837	0.08461	116.7446	1
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	7.7924	0.12791	37.2225	1
ศูนย์ฯ ยะลา	9.6721	0.98212	0.019508	2

ตารางที่ 4.6 (ต่อ)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ชุมสายหลักสี่	6.1184	0.97624	57.8099	2
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	11.3021	0.88779	2589.994	1
ชุมสายปากเกร็ด	5.5136	0.80692	0.03678	2

2. ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตขาออก

1. ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 0.5n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

ตารางที่ 4.7 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (0.5n)

สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	3.0209	0.2716	209.2887	3
ศูนย์ฯ สุโขทัย	0.7519	0.73434	3.0519	4
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	3.8319	0.10694	35.6451	12
ศูนย์ฯ อุดรธานี	0.8893	0.1835	9.2737	2
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	1.2748	0.44487	3.0168	3
ศูนย์ฯ นครนายก	5.3445	0.083778	487.5635	1
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	0.8243	0.51994	5.801	5
ศูนย์ฯ จันทบุรี	0.8236	0.35392	35.0761	1
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	8.5885	0.88652	0.0014451	2
ศูนย์ฯ ยะลา	0.3333	0.99988	0.021105	2
ชุมสายหลักสี่	7.9402	0.97807	0.20021	2
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	8.6622	0.81949	402.3669	3
ชุมสายปากเกร็ด	6.4986	0.50139	2.478	5

2. ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 1n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

ตารางที่ 4.8 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (1n)

สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	2.3293	0.17676	5181.1355	1
ศูนย์ฯ สุโขทัย	1.1053	0.69401	4.5461	6
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	5.1607	0.92303	0.0046308	4
ศูนย์ฯ อุดรธานี	0.7996	0.54517	5.8117	9
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	0.9510	0.41673	3.5436	1
ศูนย์ฯ นครนายก	5.2404	0.24015	1099.2586	1
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	0.8013	0.7406	4.1322	2
ศูนย์ฯ จันทบุรี	0.8788	0.5209	6.3238	2
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	0.2579	0.11982	21.42	4
ศูนย์ฯ ยะลา	7.8314	0.92419	8.5816	2
ชุมสายหลักสี่	5.9389	0.98016	56.7445	3
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	2.7483	0.96308	8512.2015	3
ชุมสายปากเกร็ด	7.4409	0.57113	6.8884	7

3. ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 2n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

ตารางที่ 4.9 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (2n)

สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	6.3325	0.77375	4660.1037	5
ศูนย์ฯ สุโขทัย	0.5963	0.79195	24.0634	8
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	0.0030	0.97322	0.13746	3

ตารางที่ 4.9 (ต่อ)

สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ อุดรธานี	0.6102	0.69589	8.0153	6
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	0.6014	0.6543	2.6908	3
ศูนย์ฯ นครนายก	4.3126	0.50048	356.484	3
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	0.9530	0.64238	26.8822	2
ศูนย์ฯ จันทบุรี	0.5640	0.67647	18.457	12
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	5.9441	0.9981	0.078411	1
ศูนย์ฯ ยะลา	0.4744	0.99488	1.6964	2
ชุมสายหลักสี่	8.9210	0.99027	0.16757	1
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	8.6622	0.81949	402.3669	3
ชุมสายปากเกร็ด	6.4986	0.50139	2.478	5

4. ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 3n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

ตารางที่ 4.10 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (3n)

สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	7.5225	0.64234	3220.094	3
ศูนย์ฯ สุโขทัย	1.3369	0.41081	62.8617	3
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	7.9945	0.97793	0.018321	1
ศูนย์ฯ อุดรธานี	1.0535	0.21295	25.3301	2
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	0.9122	0.31011	4.4713	2
ศูนย์ฯ นครนายก	5.7416	0.24095	460.4771	2
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	2.0702	0.12501	59.9865	1
ศูนย์ฯ จันทบุรี	1.4875	0.10097	36.3141	10
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	7.3850	0.28262	20.793	2

ตารางที่ 4.10 (ต่อ)

สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ยะลา	2.4575	0.99969	0.026708	2
ชุมสายหลักสี่	6.3067	0.93714	148.254	2
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	7.5213	0.9758	1058.1032	1
ชุมสายปากเกร็ด	6.1016	0.87235	3.5352	2

5. ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 4n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

ตารางที่ 4.11 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (4n)

สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	7.0050	0.72376	74.3164	2
ศูนย์ฯ สุโขทัย	2.4297	0.29722	31.2292	1
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	4.2718	0.99277	0.047676	2
ศูนย์ฯ อุดรธานี	2.2007	0.08796	15.5227	1
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	1.7301	0.25542	19.8894	2
ศูนย์ฯ นครนายก	4.9240	0.24439	1135.0431	2
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	1.1476	0.03207	7.9114	9
ศูนย์ฯ จันทบุรี	3.1278	0.21382	56.2299	2
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	9.8646	0.99145	0.46001	2
ศูนย์ฯ ยะลา	3.9409	0.9999	0.031211	1
ชุมสายหลักสี่	8.4663	0.9624	164.22	3
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	3.7647	0.96778	2688.8116	1
ชุมสายปากเกร็ด	8.0057	0.67108	4.3644	3

6. ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 5n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

ตารางที่ 4.12 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (5n)

สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	8.2667	0.51141	707.5335	3
ศูนย์ฯ สุโขทัย	2.0251	0.09782	90.2694	1
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	12.1977	0.95933	0.16188	1
ศูนย์ฯ อุดรธานี	2.4797	0.21595	3.5404	4
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	2.6765	0.22143	65.7685	2
ศูนย์ฯ นครนายก	8.2059	0.4187	1923.173	12
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	2.4168	0.13586	62.2855	1
ศูนย์ฯ จันทบุรี	2.7624	0.10509	491.0454	2
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	9.3334	0.21251	20.9612	2
ศูนย์ฯ ยะลา	4.3700	0.98153	4.818	2
ชุมสายหลักสี่	4.6628	0.97044	176.3253	2
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	6.2261	0.96685	69.8361	2
ชุมสายปากเกร็ด	4.6577	0.70691	18.1176	1

7. การเปรียบเทียบโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) ซึ่งได้กำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) เป็น 0.5n, 1n, 2n, 3n 4n และ 5

ตารางที่ 4.13 ค่าที่ได้จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (0.5n, 1n, 2n)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)											
	Model 0.5n : [5-3-1]				Model 1n : [5-5-1]				Model 2n : [5-10-1]			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	0.5081	0.48596	5.6668	1	0.2668	0.60984	6.6139	5	0.3296	0.6929	7.3484	7
ศูนย์ฯ สุโขทัย	3.0036	0.93902	39.6657	6	1.8780	0.22331	5723.31	12	4.5794	0.68633	713.5121	1
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	4.8364	0.99438	0.00040558	10	8.7700	0.9211	139.7227	2	1.4968	0.98351	51.9565	1
ศูนย์ฯ อุดรธานี	0.9597	0.88022	16.5689	8	2.2906	0.24686	86.195	3	1.3693	0.72674	3.2381	1
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	1.3721	0.3299	14.0453	1	1.7245	0.468	38.2859	6	1.1628	0.68812	13.9186	8
ศูนย์ฯ นครนายก	6.2321	0.42214	920.784	2	6.3301	0.0464	2798.5202	2	2.8658	0.79476	1062.5638	7
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	1.2079	0.37983	61.7127	4	0.8248	0.72259	2.677	8	1.7597	0.61281	116.8104	2
ศูนย์ฯ จันทบุรี	1.4003	0.27149	14.3073	7	1.3905	0.79271	10.9629	4	0.8521	0.81596	12.9491	4
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	11.5042	0.56624	21.1886	10	7.9908	0.8458	1.2432	3	8.2212	0.77443	2.6673	1
ศูนย์ฯ ยะลา	5.6441	0.99626	0.0016699	2	5.0781	0.9985	0.00068026	3	1.4215	0.99976	9.6721	1
ชุมสายหลักสี่	11.9835	0.92264	20.3664	1	4.9497	0.98312	17.9359	1	5.1377	0.9716	21.0445	3
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	4.6844	0.89597	8949.7993	1	1.5839	0.90619	6646.1256	4	3.2139	0.98811	5637.5107	2
ชุมสายปากเกร็ด	5.0367	0.85595	0.019607	16	8.8434	0.8988	0.0056056	1	5.3292	0.81518	0.028496	8

ตารางที่ 4.14 ค่าที่ได้จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (3n, 4n, 5n)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)											
	Model 3n : [5-15-1]				Model 4n : [5-20-1]				Model 5n : [5-25-1]			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	1.2400	0.1176	36.0347	0	0.5052	0.63985	15.5529	1	1.0991	0.4093	68.0331	2
ศูนย์ฯ สุโขทัย	1.8445	0.87605	1688.5846	3	2.0610	0.93623	303.7351	3	10.5191	0.21771	2060.553	1
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	1.5042	0.88877	84.3219	3	0.0182	0.99925	0.82022	2	7.8023	0.9838	2.0098	3
ศูนย์ฯ อุดรธานี	4.0290	0.13444	153.663	0	1.3584	0.37262	8.2486	1	4.2744	0.35306	89.0721	10
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	1.2467	0.52687	118.4333	9	2.3894	0.3276	38.015	5	4.1941	0.15915	255.8164	0
ศูนย์ฯ นครนายก	3.5057	0.73383	2245.394	3	6.1636	0.43405	3613.731	2	7.8819	0.61164	1045.6998	2
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	1.0054	0.76727	28.8747	1	1.7537	0.71342	35.1712	2	3.6185	0.08779	40.0832	0
ศูนย์ฯ จันทบุรี	1.2705	0.069213	150.3915	5	4.1815	0.4415	393.8094	1	4.5837	0.08461	116.7446	1
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	5.1140	0.60894	10.461	3	6.1361	0.71199	2.4518	2	7.7924	0.12791	37.2225	1
ศูนย์ฯ ยะลา	6.1369	0.99576	0.008621	1	3.0195	0.94925	0.012343	1	9.6721	0.98212	0.019508	2
ชุมสายหลักสี่	6.5881	0.99461	14.7186	1	2.2454	0.97468	108.4457	2	6.1184	0.97624	57.8099	2
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	5.5786	0.74558	132.1537	1	7.7503	0.93618	8503.3936	3	11.3021	0.88779	2589.994	1
ชุมสายปากเกร็ด	7.6870	0.90643	0.070316	2	7.6870	0.90643	0.070316	2	5.5136	0.80692	0.03678	2

จากตารางที่ 4.13-4.14 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า สามารถอธิบายได้ว่า จากการสร้างโมเดลส่วนของปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Input) โดยการใช้อัลกอริทึม Levanberg-Marquart โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อนตามทฤษฎีของ ธิษณ์ปัณฑา คนโท ฉิมพลี และคณะ เรื่องการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลผลิน เรื่องการพยากรณ์ระดับน้ำโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 โดยกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) เท่ากับ 0.5n, 1n และ 2n เมื่อ n จำนวนตัวแปรข้อมูลนำเข้า จึงได้ว่า งานวิจัยนี้ได้โมเดลเป็นดังนี้ คือ 5-2.5(3)-1, 5-5-1 และ 5-10-1 ซึ่งได้โมเดลที่มีผลสรุปดังตารางดังนี้

1. Model: 0.5n

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่า MAPE เป็น 0.5081 ค่า R เป็น 0.48596 ค่า MSE เป็น 5.6668 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ สุโขทัยมีค่า MAPE เป็น 3.0036ค่า R เป็น 0.93902 ค่า MSE เป็น 39.6657 และค่า EPOCH เป็น 6

ศูนย์ฯ นครสวรรค์มีค่า MAPE เป็น 4.8364 ค่า R เป็น 0.99438 ค่า MSE เป็น 0.00040558และค่า EPOCH เป็น 10

ศูนย์ฯ อุดรธานีมีค่า MAPE เป็น 0.9597 ค่า R เป็น 0.88022 ค่า MSE เป็น 16.5689 และค่า EPOCH เป็น 8

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่า MAPE เป็น 1.3721 ค่า R เป็น 0.3299 ค่า MSE เป็น 14.0453 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ นครนายกมีค่า MAPE เป็น 6.2321 ค่า R เป็น 0.42214 ค่า MSE เป็น 920.784 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่า MAPE เป็น 1.2079 ค่า R เป็น 0.37983 ค่า MSE เป็น 61.7127 และค่า EPOCH เป็น 4

ศูนย์ฯ จันทบุรี มีค่า MAPE เป็น 1.4003 ค่า R เป็น 0.27149 ค่า MSE เป็น 14.3073 และค่า EPOCH เป็น 7

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่า MAPE เป็น 11.5042 ค่า R เป็น 0.56624 ค่า MSE เป็น 21.1886 และค่า EPOCH เป็น 10

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่า MAPE เป็น 5.6441 ค่า R เป็น 0.99626 ค่า MSE เป็น 0.0016699 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายหลักสี่ มีค่า MAPE เป็น 11.9835 ค่า R เป็น 0.92264 ค่า MSE เป็น 20.3664 และค่า EPOCH เป็น 1

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่า MAPE เป็น 4.6844 ค่า R เป็น 0.89597 ค่า MSE เป็น 8949.7993 และค่า EPOCH เป็น 1

ชุมสายปากเกร็ด มีค่า MAPE เป็น 5.0367 ค่า R เป็น 0.85595 ค่า MSE เป็น 0.019607 และค่า EPOCH เป็น 16

2. Model: 1n

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่า MAPE เป็น 0.2668 ค่า R เป็น 0.60984 ค่า MSE เป็น 6.6139 และค่า EPOCH เป็น 5

ศูนย์ฯ สุโขทัย มีค่า MAPE เป็น 1.8780 ค่า R เป็น 0.22331 ค่า MSE เป็น 5723.31 และค่า EPOCH เป็น 12

ศูนย์ฯ นครสวรรค์มีค่า MAPE เป็น 8.7700 ค่า R เป็น 0.9211 ค่า MSE เป็น 139.7227 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ อุดรธานีมีค่า MAPE เป็น 2.2906 ค่า R เป็น 0.24686 ค่า MSE เป็น 86.195 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่า MAPE เป็น 1.7245 ค่า R เป็น 0.468 ค่า MSE เป็น 38.2859 และค่า EPOCH เป็น 6

ศูนย์ฯ นครนายกมีค่า MAPE เป็น 6.3301 ค่า R เป็น 0.0464 ค่า MSE เป็น 2798.5202 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่า MAPE เป็น 0.8248 ค่า R เป็น 0.72259 ค่า MSE เป็น 2.677 และค่า EPOCH เป็น 8

ศูนย์ฯ จันทบุรี มีค่า MAPE เป็น 1.3905 ค่า R เป็น 0.79271 ค่า MSE เป็น 10.9629 และค่า EPOCH เป็น 4

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่า MAPE เป็น 7.9908 ค่า R เป็น 0.8458 ค่า MSE เป็น 1.2432 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่า MAPE เป็น 5.0781 ค่า R เป็น 0.9985 ค่า MSE เป็น 0.00068026 และค่า EPOCH เป็น 3

ชุมสายหลักสี่ มีค่า MAPE เป็น 4.9497 ค่า R เป็น 0.98312 ค่า MSE เป็น 17.9359 และค่า EPOCH เป็น 1

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่า MAPE เป็น 1.5839 ค่า R เป็น 0.90619 ค่า MSE เป็น 6646.1256 และค่า EPOCH เป็น 4

ชุมสายปากเกร็ด มีค่า MAPE เป็น 8.8434 ค่า R เป็น 0.8988 ค่า MSE เป็น 0.0056056 และค่า EPOCH เป็น 1

3. Model: 2n

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่า MAPE เป็น 0.3296 ค่า R เป็น 0.6929 ค่า MSE เป็น 7.3484และค่า EPOCH เป็น 7

ศูนย์ฯ สุโขทัย มีค่า MAPE เป็น 4.5794 ค่า R เป็น 0.68633 ค่า MSE เป็น 713.5121 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ นครสวรรค์ มีค่า MAPE เป็น 1.4968 ค่า R เป็น 0.98351 ค่า MSE เป็น 51.9565 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ อุดรธานี มีค่า MAPE เป็น 1.3693 ค่า R เป็น 0.72674 ค่า MSE เป็น 3.2381 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่า MAPE เป็น 1.1628 ค่า R เป็น 0.68812 ค่า MSE เป็น 3.9186 และค่า EPOCH เป็น 8

ศูนย์ฯ นครนายก มีค่า MAPE เป็น 2.8658 ค่า R เป็น 0.79476 ค่า MSE เป็น 1062.5638 และค่า EPOCH เป็น 7

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่า MAPE เป็น 1.7597 ค่า R เป็น 0.61281 ค่า MSE เป็น 116.8104 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ จันทบุรี มีค่า MAPE เป็น 0.8521 ค่า R เป็น 0.81596 ค่า MSE เป็น 12.9491 และค่า EPOCH เป็น 4

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่า MAPE เป็น 8.2212 ค่า R เป็น 0.77443 ค่า MSE เป็น 2.6673 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่า MAPE เป็น 1.4215 ค่า R เป็น 0.99976 ค่า MSE เป็น 9.6721 และค่า EPOCH เป็น 1

ชุมสายหลักสี่ มีค่า MAPE เป็น 5.1377 ค่า R เป็น 0.9716 ค่า MSE เป็น 21.0445 และค่า EPOCH เป็น 3

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่า MAPE เป็น 3.2139 ค่า R เป็น 0.98811 ค่า MSE เป็น 5637.5107 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายปากเกร็ด มีค่า MAPE เป็น 5.3292 ค่า R เป็น 0.81518 ค่า MSE เป็น 0.028496 และค่า EPOCH เป็น 8

4. Model: 3n

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่า MAPE เป็น 1.2400 ค่า R เป็น 0.1176 ค่า MSE เป็น 36.0347 และค่า EPOCH เป็น 0

ศูนย์ฯ สุโขทัย มีค่า MAPE เป็น 1.8445 ค่า R เป็น 0.87605 ค่า MSE เป็น 1688.5846 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ นครสวรรค์ มีค่า MAPE เป็น 1.5042 ค่า R เป็น 0.88877 ค่า MSE เป็น 84.3219 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ อุดรธานี มีค่า MAPE เป็น 4.0290 ค่า R เป็น 0.13444 ค่า MSE เป็น 153.663 และค่า EPOCH เป็น 0

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่า MAPE เป็น 1.2467 ค่า R เป็น 0.52687 ค่า MSE เป็น 118.4333 และค่า EPOCH เป็น 9

ศูนย์ฯ นครนายก มีค่า MAPE เป็น 3.5057 ค่า R เป็น 0.73383 ค่า MSE เป็น 2245.394 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่า MAPE เป็น 1.0054 ค่า R เป็น 0.76727 ค่า MSE เป็น 28.8747 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ จันทบุรี มีค่า MAPE เป็น 1.2705 ค่า R เป็น 0.069213 ค่า MSE เป็น 150.3915 และค่า EPOCH เป็น 5

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่า MAPE เป็น 5.1140 ค่า R เป็น 0.60894 ค่า MSE เป็น 10.461และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่า MAPE เป็น 6.1369 ค่า R เป็น 0.99576 ค่า MSE เป็น 0.008621 และค่า EPOCH เป็น 1

ชุมสายหลักสี่ มีค่า MAPE เป็น 6.5881 ค่า R เป็น 0.99461 ค่า MSE เป็น 14.7186 และค่า EPOCH เป็น 1

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่า MAPE เป็น 5.5786 ค่า R เป็น 0.74558 ค่า MSE เป็น 132.1537 และค่า EPOCH เป็น 1

ชุมสายปากเกร็ด มีค่า MAPE เป็น 7.6870 ค่า R เป็น 0.90643 ค่า MSE เป็น 0.070316 และค่า EPOCH เป็น 2

5. Model: 4n

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่า MAPE เป็น 0.5052 ค่า R เป็น 0.63985 ค่า MSE เป็น 15.5529 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ สุโขทัย มีค่า MAPE เป็น 2.0610 ค่า R เป็น 0.93623 ค่า MSE เป็น 303.7351 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ นครสวรรค์ มีค่า MAPE เป็น 0.0182 ค่า R เป็น 0.99925 ค่า MSE เป็น 0.82022 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ อุดรธานี มีค่า MAPE เป็น 1.3584 ค่า R เป็น 0.37262 ค่า MSE เป็น 8.2486 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่า MAPE เป็น 2.3894 ค่า R เป็น 0.3276 ค่า MSE เป็น 38.015 และค่า EPOCH เป็น 5

ศูนย์ฯ นครนายก มีค่า MAPE 6.1636 เป็น ค่า R เป็น 0.43405 ค่า MSE เป็น 3613.731และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่า MAPE เป็น 1.7537 ค่า R เป็น 0.71342 ค่า MSE เป็น 35.1712 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ จันทบุรี มีค่า MAPE เป็น 4.1815 ค่า R เป็น 0.4415 ค่า MSE เป็น 393.8094 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่า MAPE เป็น 6.1361 ค่า R เป็น 0.71199 ค่า MSE เป็น 2.4518 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่า MAPE เป็น 3.0195 ค่า R เป็น 0.94925 ค่า MSE เป็น 0.012343 และค่า EPOCH เป็น 1

ชุมสายหลักสี่ มีค่า MAPE เป็น 0.97468 ค่า R เป็น 0.97468 ค่า MSE เป็น 108.4457 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่า MAPE เป็น 7.7503 ค่า R เป็น 0.93618 ค่า MSE เป็น 8503.3936 และค่า EPOCH เป็น 3

ชุมสายปากเกร็ด มีค่า MAPE เป็น 7.6870 ค่า R เป็น 0.90643 ค่า MSE เป็น 0.070316 และค่า EPOCH เป็น 2

6. Model: 5n

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่า MAPE เป็น 1.0991 ค่า R เป็น 0.4093 ค่า MSE เป็น 68.0331 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ สุโขทัย มีค่า MAPE เป็น 10.5191 ค่า R เป็น 0.21771 ค่า MSE เป็น 2060.553 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ นครสวรรค์ มีค่า MAPE เป็น 7.8023 ค่า R เป็น 0.9838 ค่า MSE เป็น 2.0098 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ อุดรธานี มีค่า MAPE เป็น 4.2744 ค่า R เป็น 0.35306 ค่า MSE เป็น 89.0721 และค่า EPOCH เป็น 10

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่า MAPE เป็น 4.1941 ค่า R เป็น 0.15915 ค่า MSE เป็น 255.8164 และค่า EPOCH เป็น 0

ศูนย์ฯ นครนายก มีค่า MAPE เป็น 7.8819 ค่า R เป็น 0.61164 ค่า MSE เป็น 1045.6998 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่า MAPE เป็น 3.6185 ค่า R เป็น 0.08779 ค่า MSE เป็น 40.0832 และค่า EPOCH เป็น 0

ศูนย์ฯ จันทบุรี มีค่า MAPE เป็น 4.5837 ค่า R เป็น 0.08461 ค่า MSE เป็น 116.7446 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่า MAPE เป็น 7.7924 ค่า R เป็น 0.12791 ค่า MSE เป็น 37.2225 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่า MAPE เป็น 9.6721 ค่า R เป็น 0.98212 ค่า MSE เป็น 0.019508 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายหลักสี่ มีค่า MAPE เป็น 6.1184 ค่า R เป็น 0.97624 ค่า MSE เป็น 57.8099 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่า MAPE เป็น 11.3021 ค่า R เป็น 0.88779 ค่า MSE เป็น 2589.994 และค่า EPOCH เป็น 1

ชุมสายปากเกร็ด มีค่า MAPE เป็น 5.5136 ค่า R เป็น 0.80692 ค่า MSE เป็น 0.03678 และค่า EPOCH เป็น 2

4.2.8 การเปรียบเทียบโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าของศูนย์ฯ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) ซึ่งได้กำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) เป็น 0.5n, 1n, 2n, 3n 4n และ 5n

ตารางที่ 4.15 เปรียบเทียบประสิทธิภาพ (ค่า MAPE) จากโมเดลพยากรณ์**ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า**อิงจากค่า R

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)												โมเดลที่เหมาะสมเทียบกับค่า R
	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	2n
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	0.5n
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	4n
ศูนย์ฯ อุดรธานี	**0.9597**	**0.88022**	2.2906	0.24686	1.3693	0.72674	4.0290	0.13444	1.3584	0.37262	4.2744	0.35306	0.5n
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	2n
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	2n
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	3n
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	2n
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	1n
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	2n
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	3n
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	2n
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	3n

จากตารางที่ 4.15 เป็นการแสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ (ค่า MAPE) จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าโดยอิงจากค่า R ซึ่งผลของโมเดลที่มีความเหมาะสมเป็นดังนี้

ศูนย์ฯ ลำปาง ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ศูนย์ฯ สุโขทัย ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 0.5n

ศูนย์ฯ นครสวรรค์ ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 4n

ศูนย์ฯ อุดรธานี ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 0.5n

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ศูนย์ฯ นครนายก ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ศูนย์ฯ เพชรบุรี ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 3n

ศูนย์ฯ จันทบุรี ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 1n

ศูนย์ฯ ยะลา ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ชุมสายหลักสี่ ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 3n

ชุมสายแจ้งวัฒนะ ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ชุมสายปากเกร็ด ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 3n

โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าเรียงตามประสิทธิภาพจากทั้ง 13 แห่ง ได้ดังนี้ คือ **โมเดล 2n คิดเป็นร้อยละ 46.15** โมเดล 3n คิดเป็นร้อยละ 23.09 โมเดล 0.5n คิดเป็นร้อยละ 15.38 และ โมเดล 1nและ4n คิดเป็นร้อยละ 7.69

ตารางที่ 4.16 ค่าที่ได้จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (0.5n, 1n, 2n)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)											
	Model 0.5n : [5-3-1]				Model 1n : [5-5-1]				Model 2n : [5-10-1]			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	3.0209	0.2716	209.2887	3	2.3293	0.17676	5181.1355	1	6.3325	0.77375	4660.1037	5
ศูนย์ฯ สุโขทัย	0.7519	0.73434	3.0519	4	1.1053	0.69401	4.5461	6	0.5963	0.79195	24.0634	8
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	3.8319	0.10694	35.6451	12	5.1607	0.92303	0.0046308	4	0.0030	0.97322	0.13746	3
ศูนย์ฯ อุดรธานี	0.8893	0.1835	9.2737	2	0.7996	0.54517	5.8117	9	0.6102	0.69589	8.0153	6
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	1.2748	0.44487	3.0168	3	0.9510	0.41673	3.5436	1	0.6014	0.6543	2.6908	3
ศูนย์ฯ นครนายก	5.3445	0.083778	487.5635	1	5.2404	0.24015	1099.2586	1	4.3126	0.50048	356.484	3
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	0.8243	0.51994	5.801	5	0.8013	0.7406	4.1322	2	0.9530	0.64238	26.8822	2
ศูนย์ฯ จันทบุรี	0.8236	0.35392	35.0761	1	0.8788	0.5209	6.3238	2	0.5640	0.67647	18.457	12
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	8.5885	0.88652	0.0014451	2	0.2579	0.11982	21.42	4	5.9441	0.9981	0.078411	1
ศูนย์ฯ ยะลา	0.3333	0.99988	0.021105	2	7.8314	0.92419	8.5816	2	0.4744	0.99488	1.6964	2
ชุมสายหลักสี่	7.9402	0.97807	0.20021	2	5.9389	0.98016	56.7445	3	8.9210	0.99027	0.16757	1
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	8.6622	0.81949	402.3669	3	2.7483	0.96308	8512.2015	3	8.6622	0.81949	402.3669	3
ชุมสายปากเกร็ด	6.4986	0.50139	2.478	5	7.4409	0.57113	6.8884	7	2.4986	0.79136	2.5692	4

ตารางที่ 4.17 ค่าที่ได้จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (3n, 4n, 5n)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)											
	Model 3n : [5-15-1]				Model 4n : [5-20-1]				Model 5n : [5-25-1]			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ฯ ลำปาง	7.5225	0.64234	3220.094	3	7.0050	0.72376	74.3164	2	8.2667	0.51141	707.5335	3
ศูนย์ฯ สุโขทัย	1.3369	0.41081	62.8617	3	2.4297	0.29722	31.2292	1	2.0251	0.09782	90.2694	1
ศูนย์ฯ นครสวรรค์	7.9945	0.97793	0.018321	1	4.2718	0.99277	0.047676	2	12.1977	0.95933	0.16188	1
ศูนย์ฯ อุดรธานี	1.0535	0.21295	25.3301	2	2.2007	0.08796	15.5227	1	2.4797	0.21595	3.5404	4
ศูนย์ฯ อุบลราชธานี	0.9122	0.31011	4.4713	2	1.7301	0.25542	19.8894	2	2.6765	0.22143	65.7685	2
ศูนย์ฯ นครนายก	5.7416	0.24095	460.4771	2	4.9240	0.24439	1135.0431	2	8.2059	0.4187	1923.173	12
ศูนย์ฯ เพชรบุรี	2.0702	0.12501	59.9865	1	1.1476	0.03207	7.9114	9	2.4168	0.13586	62.2855	1
ศูนย์ฯ จันทบุรี	1.4875	0.10097	36.3141	10	3.1278	0.21382	56.2299	2	2.7624	0.10509	491.0454	2
ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช	7.3850	0.28262	20.793	2	9.8646	0.99145	0.46001	2	9.3334	0.21251	20.9612	2
ศูนย์ฯ ยะลา	2.4575	0.99969	0.026708	2	3.9409	0.9999	0.031211	1	4.3700	0.98153	4.818	2
ชุมสายหลักสี่	6.3067	0.93714	148.254	2	8.4663	0.9624	164.22	3	4.6628	0.97044	176.3253	2
ชุมสายแจ้งวัฒนะ	7.5213	0.9758	1058.1032	1	3.7647	0.96778	2688.8116	1	6.2261	0.96685	69.8361	2
ชุมสายปากเกร็ด	6.1016	0.87235	3.5352	2	8.0057	0.67108	4.3644	3	4.6577	0.70691	18.1176	1

จากตารางที่ 4.16-4.17 ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก สามารถอธิบายได้ว่า จากการสร้างโมเดลส่วนของปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (Output) โดยการใช้อัลกอริทึม Levanberg-Marquart โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อนตามทฤษฎีของ ธิษณ์ปัณฑา คนโท ฉิมพลี รศ.ดร.กอบเกียรติ ผ่องพุฒิ ผศ.ดร.ณัฐ มาแจ้ง เรื่อง การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และ ยุพิน ไชยสมภาร ทวี ชัยพิมลผลิน เรื่อง การพยากรณ์ระดับน้ำโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5 โดยกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) เท่ากับ 0.5n, 1n และ 2n เมื่อ n จำนวนตัวแปรข้อมูลนำเข้า จึงได้ว่า งานวิจัยนี้ได้โมเดลเป็นดังนี้ คือ 5-2.5(3)-1, 5-5-1 และ 5-10-1 ซึ่งได้โมเดลที่มีผลสรุปดังตารางดังนี้

1. Model: 0.5n

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่า MAPE เป็น 3.0209 ค่า R เป็น 0.2716 ค่า MSE เป็น 209.2887 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ สุโขทัยมีค่า MAPE เป็น 0.7519 ค่า R เป็น 0.73434 ค่า MSE เป็น 3.0519 และค่า EPOCH เป็น 4

ศูนย์ฯ นครสวรรค์มีค่า MAPE เป็น 3.8319 ค่า R เป็น 0.10694 ค่า MSE เป็น 35.6451 และค่า EPOCH เป็น 12

ศูนย์ฯ อุดรธานีมีค่า MAPE เป็น 0.8893 ค่า R เป็น 0.1835 ค่า MSE เป็น 9.2737 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่า MAPE เป็น 1.2748 ค่า R เป็น 0.44487 ค่า MSE เป็น 3.0168และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ นครนายกมีค่า MAPE เป็น 5.3445 ค่า R เป็น 0.083778 ค่า MSE เป็น 487.5635 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่า MAPE เป็น 0.8243 ค่า R เป็น 0.51994 ค่า MSE เป็น 5.801 และค่า EPOCH เป็น 5

ศูนย์ฯ จันทบุรี มีค่า MAPE เป็น 0.8236 ค่า R เป็น 0.35392 ค่า MSE เป็น 35.0761 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่า MAPE เป็น 8.5885 ค่า R เป็น 0.88652 ค่า MSE เป็น 0.0014451 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่า MAPE เป็น 0.3333 ค่า R เป็น 0.99988 ค่า MSE เป็น 0.021105 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายหลักสี่ มีค่า MAPE เป็น 7.9402 ค่า R เป็น 0.97807 ค่า MSE เป็น 0.20021 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่า MAPE เป็น 8.6622 ค่า R เป็น 0.81949 ค่า MSE เป็น 402.3669 และค่า EPOCH เป็น 3

ชุมสายปากเกร็ด มีค่า MAPE เป็น 6.4986 ค่า R เป็น 0.50139 ค่า MSE เป็น 2.478 และค่า EPOCH เป็น 5

2. Model: 1n

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่า MAPE เป็น 2.3293 ค่า R เป็น 0.17676 ค่า MSE เป็น 5181.1355 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ สุโขทัย มีค่า MAPE เป็น 1.1053 ค่า R เป็น 0.69401 ค่า MSE เป็น 4.5461 และค่า EPOCH เป็น 6

ศูนย์ฯ นครสวรรค์มีค่า MAPE เป็น 5.1607 ค่า R เป็น 0.92303 ค่า MSE เป็น 0.0046308และค่า EPOCH เป็น 4

ศูนย์ฯ อุดรธานีมีค่า MAPE เป็น 0.7996 ค่า R เป็น 0.54517 ค่า MSE เป็น 5.8117 และค่า EPOCH เป็น 9

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่า MAPE เป็น 0.9510 ค่า R เป็น 0.41673 ค่า MSE เป็น 3.5436 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ นครนายกมีค่า MAPE เป็น 5.2404 ค่า R เป็น 0.24015 ค่า MSE เป็น 1099.2586 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่า MAPE 0.8013 ค่า R เป็น 0.7406 ค่า MSE เป็น 4.1322 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ จันทบุรี มีค่า MAPE เป็น 0.8788 ค่า R เป็น 0.5209 ค่า MSE เป็น 6.3238 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่า MAPE เป็น 0.2579 ค่า R เป็น 0.11982 ค่า MSE เป็น 21.42 และค่า EPOCH เป็น 4

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่า MAPE เป็น 7.8314 ค่า R เป็น 0.92419 ค่า MSE เป็น 8.5816 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายหลักสี่ มีค่า MAPE เป็น 5.9389 ค่า R เป็น 0.98016 ค่า MSE เป็น 56.7445 และค่า EPOCH เป็น 3

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่า MAPE เป็น 2.7483 ค่า R เป็น 0.96308 ค่า MSE เป็น 8512.2015 และค่า EPOCH เป็น 3

ชุมสายปากเกร็ด มีค่า MAPE เป็น 7.4409 ค่า R เป็น 0.57113 ค่า MSE เป็น 6.8884 และค่า EPOCH เป็น 7

3. Model: 2n

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่า MAPE เป็น 6.3325 ค่า R เป็น 0.77375 ค่า MSE เป็น 4660.1037 และค่า EPOCH เป็น 5

ศูนย์ฯ สุโขทัย มีค่า MAPE เป็น 0.5963 ค่า R เป็น 0.79195 ค่า MSE เป็น 24.0634 และค่า EPOCH เป็น 8

ศูนย์ฯ นครสวรรค์ มีค่า MAPE เป็น 0.0030 ค่า R เป็น 0.97322 ค่า MSE เป็น 0.13746 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ อุดรธานี มีค่า MAPE เป็น 0.6102 ค่า R เป็น 0.69589 ค่า MSE เป็น 8.0153 และค่า EPOCH เป็น 6

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่า MAPE เป็น 0.6014 ค่า R เป็น 0.6543 ค่า MSE เป็น 2.6908 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ นครนายก มีค่า MAPE เป็น 4.3126 ค่า R เป็น 0.50048 ค่า MSE เป็น 356.484 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่า MAPE เป็น 0.9530 ค่า R เป็น 0.64238 ค่า MSE เป็น 26.8822 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ จันทบุรี มีค่า MAPE เป็น 0.5640 ค่า R เป็น 0.67647 ค่า MSE เป็น 18.457 และค่า EPOCH เป็น 12

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่า MAPE เป็น 5.9441 ค่า R เป็น 0.9981 ค่า MSE เป็น 0.078411และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่า MAPE เป็น 0.4744 ค่า R เป็น 0.99488 ค่า MSE เป็น 1.6964 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายหลักสี่ มีค่า MAPE เป็น 8.9210 ค่า R เป็น 0.99027 ค่า MSE เป็น 0.16757 และค่า EPOCH เป็น 1

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่า MAPE เป็น 8.6622 ค่า R เป็น 0.81949 ค่า MSE เป็น 402.3669 และค่า EPOCH เป็น 3

ชุมสายปากเกร็ด มีค่า MAPE เป็น 2.4986 ค่า R เป็น 0.79136 ค่า MSE เป็น 2.5692 และค่า EPOCH เป็น 4

4. Model: 3n

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่า MAPE เป็น 7.5225 ค่า R เป็น 0.64234 ค่า MSE เป็น 3220.094 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ สุโขทัย มีค่า MAPE เป็น 1.3369 ค่า R เป็น 0.41081 ค่า MSE เป็น 62.8617 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ นครสวรรค์ มีค่า MAPE เป็น 7.9945 ค่า R เป็น 0.97793 ค่า MSE เป็น 0.018321 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ อุดรธานี มีค่า MAPE เป็น 1.0535 ค่า R เป็น 0.21295 ค่า MSE เป็น 25.3301 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่า MAPE เป็น 0.9122 ค่า R เป็น 0.31011 ค่า MSE เป็น 4.4713 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ นครนายก มีค่า MAPE เป็น 5.7416 ค่า R เป็น 0.24095 ค่า MSE เป็น 460.4771 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่า MAPE เป็น 2.0702 ค่า R เป็น 0.12501 ค่า MSE เป็น 59.9865 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ จันทบุรี มีค่า MAPE เป็น 1.4875 ค่า R เป็น 0.10097 ค่า MSE เป็น 36.3141 และค่า EPOCH เป็น 10

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่า MAPE เป็น 7.3850 ค่า R เป็น 0.28262 ค่า MSE เป็น 20.793 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่า MAPE เป็น 2.4575 ค่า R เป็น 0.99969 ค่า MSE เป็น 0.026708 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายหลักสี่ มีค่า MAPE เป็น 6.3067 ค่า R เป็น 0.93714 ค่า MSE เป็น 148.254 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่า MAPE เป็น 7.5213 ค่า R เป็น 0.9758 ค่า MSE เป็น 1058.1032 และค่า EPOCH เป็น 1

ชุมสายปากเกร็ด มีค่า MAPE เป็น 6.1016 ค่า R เป็น 0.87235 ค่า MSE เป็น 3.5352 และค่า EPOCH เป็น 2

5. Model: 4n

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่า MAPE เป็น 7.0050 ค่า R เป็น 0.72376 ค่า MSE เป็น 74.3164 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ สุโขทัย มีค่า MAPE เป็น 2.4297 ค่า R เป็น 0.29722 ค่า MSE เป็น 31.2292 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ นครสวรรค์ มีค่า MAPE เป็น 4.2718 ค่า R เป็น 0.99277 ค่า MSE เป็น 0.047676และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ อุดรธานี มีค่า MAPE เป็น 2.2007 ค่า R เป็น 0.08796 ค่า MSE เป็น 15.5227 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่า MAPE เป็น 1.7301 ค่า R เป็น 0.25542 ค่า MSE เป็น 19.8894 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ นครนายก มีค่า MAPE เป็น 4.9240 ค่า R เป็น 0.24439 ค่า MSE เป็น 1135.0431 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่า MAPE เป็น 1.1476 ค่า R เป็น 0.03207 ค่า MSE เป็น 7.9114 และค่า EPOCH เป็น 9

ศูนย์ฯ จันทบุรี มีค่า MAPE เป็น 3.1278 ค่า R เป็น 0.21382 ค่า MSE เป็น 56.2299 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่า MAPE เป็น 9.8646 ค่า R เป็น 0.99145 ค่า MSE เป็น 0.46001 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่า MAPE เป็น 3.9409 ค่า R เป็น 0.9999 ค่า MSE เป็น 0.031211และค่า EPOCH เป็น 1

ชุมสายหลักสี่ มีค่า MAPE เป็น 8.4663 ค่า R เป็น 0.9624 ค่า MSE เป็น 164.22 และค่า EPOCH เป็น 3

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่า MAPE เป็น 3.7647 ค่า R เป็น 0.96778 ค่า MSE เป็น 2688.8116และค่า EPOCH เป็น 1

ชุมสายปากเกร็ด มีค่า MAPE เป็น 8.0057 ค่า R เป็น 0.67108 ค่า MSE เป็น 4.3644 และค่า EPOCH เป็น 3

6. Model: 5n

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่า MAPE เป็น 8.2667 ค่า R เป็น 0.51141 ค่า MSE เป็น 707.5335 และค่า EPOCH เป็น 3

ศูนย์ฯ สุโขทัย มีค่า MAPE เป็น 2.0251 ค่า R เป็น 0.09782 ค่า MSE เป็น 90.2694 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ นครสวรรค์ มีค่า MAPE เป็น 12.1977 ค่า R เป็น 0.95933 ค่า MSE เป็น 0.16188 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ อุดรธานี มีค่า MAPE เป็น 2.4797 ค่า R เป็น 0.21595 ค่า MSE เป็น 3.5404 และค่า EPOCH เป็น 4

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่า MAPE เป็น 2.6765 ค่า R เป็น 0.22143 ค่า MSE เป็น 65.7685 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ นครนายก มีค่า MAPE เป็น 8.2059 ค่า R เป็น 0.4187 ค่า MSE เป็น 1923.173 และค่า EPOCH เป็น 12

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่า MAPE เป็น 2.4168 ค่า R เป็น 0.13586 ค่า MSE เป็น 62.2855 และค่า EPOCH เป็น 1

ศูนย์ฯ จันทบุรี มีค่า MAPE เป็น 2.7624 ค่า R เป็น 0.10509 ค่า MSE เป็น 491.0454 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่า MAPE เป็น 9.3334 ค่า R เป็น 0.21251 ค่า MSE เป็น 20.9612 และค่า EPOCH เป็น 2

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่า MAPE เป็น 4.3700 ค่า R เป็น 0.98153 ค่า MSE เป็น 4.818 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายหลักสี่ มีค่า MAPE เป็น 4.6628 ค่า R เป็น 0.97044 ค่า MSE เป็น 176.3253 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่า MAPE เป็น 6.2261 ค่า R เป็น 0.96685 ค่า MSE เป็น 69.8361 และค่า EPOCH เป็น 2

ชุมสายปากเกร็ด มีค่า MAPE เป็น 4.6577 ค่า R เป็น 0.70691 ค่า MSE เป็น 18.1176 และค่า EPOCH เป็น 1

ตารางที่ 4.18 เปรียบเทียบประสิทธิภาพ (ค่า MAPE) จากโมเดลพยากรณ์**ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก**อิงจากค่า R

สถานที่	OUTPUT (Download Data Transfer)												โมเดลที่เหมาะสมเทียบกับค่า R
	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	2n
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	2n
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	4n
ศูนย์ฯ อุดรธานี	0.8893	0.1835	0.7996	0.54517	**0.6102**	**0.69589**	1.0535	0.21295	2.2007	0.08796	2.4797	0.21595	2n
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	2n
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	2n
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	1n
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	2n
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	2n
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	4n
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	2n
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	3n
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	3n

จากตารางที่ 4.18 เป็นการแสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ (ค่า MAPE) จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออกโดยอิงจากค่า R ซึ่งผลของโมเดลที่มีความเหมาะสมเป็นดังนี้

ศูนย์ฯ ลำปาง ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ศูนย์ฯ สุโขทัย ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ศูนย์ฯ นครสวรรค์ ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 4n

ศูนย์ฯ อุดรธานี ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ศูนย์ฯ นครนายก ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ศูนย์ฯ เพชรบุรี ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 1n

ศูนย์ฯ จันทบุรี ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ศูนย์ฯ ยะลา ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 4n

ชุมสายหลักสี่ ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 2n

ชุมสายแจ้งวัฒนะ ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 3n

ชุมสายปากเกร็ด ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าที่มีความเหมาะสมโดยอิงจากค่า R เป็น โมเดล 3n

โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออกเรียงตามประสิทธิภาพจากทั้ง 13 แห่ง ได้ดังนี้ **โมเดล 2n คิดเป็นร้อยละ 61.54** โมเดล 3nและ4n คิดเป็นร้อยละ 15.38 และโมเดล 1n คิดเป็นร้อยละ 7.70

ตารางที่ 4.19 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยประสิทธิภาพ (ค่า MAPE) จากโมเดลพยากรณ์**ปริมาณการรับส่งอินเทอร์เน็ต**

สถานที่	Model 0.5n			Model 1n			Model 2n			Model 3n			Model 4n			Model 5n		
	MAPE			MAPE			MAPE			MAPE			MAPE			MAPE		
	ขาเข้า	ขาออก	ค่าเฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	ค่าเฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	ค่าเฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	ค่าเฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	ค่าเฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	ค่าเฉลี่ย
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 อุดรธานี	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**

ตารางที่ 4.19 เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยประสิทธิภาพ (ค่า MAPE) จากโมเดลพยากรณ์**ปริมาณการรับส่งอินเทอร์เน็ต** (ต่อ)

สถานที่	Model 0.5n			Model 1n			Model 2n			Model 3n			Model 4n			Model 5n		
	MAPE			MAPE			MAPE			MAPE			MAPE			MAPE		
	ขาเข้า	ขาออก	ค่าเฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	ค่าเฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	ค่าเฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	ค่าเฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	ค่าเฉลี่ย	ขาเข้า	ขาออก	ค่าเฉลี่ย
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**

จากตารางที่ 4.19 เป็นการแสดงหาค่าประสิทธิภาพเฉลี่ย (ค่า MAPE) ของแต่ละโมเดลของการพยากรณ์ปริมาณการรับส่งอินเทอร์เน็ตทศนิยมสองตำแหน่งซึ่งผลอธิบายได้เป็นดังนี้

โมเดล 0.5n มีค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์เป็น 4.12

โมเดล 1n มีค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์เป็น 3.59

โมเดล 2n มีค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์เป็น 3.01

โมเดล 3n มีค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์เป็น 4.02

โมเดล 4n มีค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์เป็น 4.08

โมเดล 5n มีค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์เป็น 5.95

บทที่ 5
สรุป อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

1. สรุป

การพัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นแบบแพร่ย้อนกลับเป็นรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยเป็นการพัฒนาโมเดลตามรูปแบบของทฤษฎีการกำหนดเลเยอร์ซ้อนที่เหมาะสมโดยใช้อัลกอริทึม Lavenberg - Marquardt เป็นกระบวนการในการเรียนรู้โดยการกำหนดจำนวนของเลเยอร์ซ้อนเป็นดังนี้ คือ 0.5n, 1n, 2nเมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า (ยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลผลิน, 2560 กับ ธิษร์ปัณฑา คนโทฉิมพลี และคณะ, 2561) และเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเป็น 3n, 4n และ 5n โดยการวัดประสิทธิภาพจากการพิจารณาค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Squared Error : MSE) และค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ผลการวิจัยพบว่า การหาค่าของโมเดลที่ดีที่สุดจากโมเดลที่ได้ทำการพัฒนาขึ้นนั้นสามารถพิจารณาได้จากค่า MAPE โดยทำการพิจารณาร่วมกับค่าอิทธิพล R (Regression) ซึ่งหากมีค่าเข้าใกล้หนึ่งโดยที่ค่า MAPE ที่ได้จะสามารถยอมรับได้สำหรับงานวิจัยนี้นั้นต้องมีค่าในระดับไม่ต่ำกว่า 90 % ตามที่กำหนดไว้ในสมมติฐาน โดยการพัฒนาโมเดลสามารถแบ่งผลการพัฒนาโมเดลออกเป็นสองส่วน คือ โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าและโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก ดังนี้

1. โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า

ผลสรุปของโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าส่วนใหญ่มากกว่าร้อยละ 92.31 มีความสัมพันธ์กับค่า R ไปในทิศทางเดียวกัน (ค่า R เข้าใกล้หนึ่งและมีค่ามากที่สุด โดยที่ค่า MAPE ก็มีค่าน้อยหรือน้อยที่สุดที่ไม่ต่ำว่าร้อยละ 90) จึงสามารถสรุปผลการพัฒนาโมเดลได้ดังนี้

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 0.3296 และมีค่า R เป็น 0.6929

ศูนย์ฯ สุโขทัย มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 0.5n(5-3-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 3.0036 และมีค่า R เป็น 0.93902

ศูนย์ฯ นครสวรรค์ มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 4n(5-20-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 0.0182 และมีค่า R เป็น 0.99925

ศูนย์ฯ อุดรธานี มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 0.5n(5-3-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 0.9597 และมีค่า R เป็น 0.88022

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 1.1628 และมีค่า R เป็น 0.68812

ศูนย์ฯ นครนายก มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 2.8658 และมีค่า R เป็น 0.79476

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 3n(5-15-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 0.8248 และมีค่า R เป็น 0.72259

ศูนย์ฯ จันทบุรีมีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 0.8521 และมีค่า R เป็น 0.81596

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 1n(5-5-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 7.9908 และมีค่า R เป็น 0.8458

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 1.4215 และมีค่า R เป็น 0.99976

ชุมสายหลักสี่ มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 3n(5-15-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 6.5881 และมีค่า R เป็น 0.99461

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 3.2139 และมีค่า R เป็น 0.98811

ชุมสายปากเกร็ด มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 3n(5-5-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 7.6870 และมีค่า R เป็น 0.90643

2. โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก

ผลสรุปของโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตออกเข้าส่วนใหญ่มากกว่าร้อยละ 92.31 มีความสัมพันธ์กับค่า R ไปในทิศทางเดียวกัน (ค่า R เข้าใกล้หนึ่งและมีค่ามากที่สุด โดยที่ค่า MAPE ก็มีค่าน้อยหรือน้อยที่สุดที่ไม่ต่ำว่าร้อยละ 90) จึงสามารถสรุปผลการพัฒนาได้ดังนี้

ศูนย์ฯ ลำปาง มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 6.3325 และมีค่า R เป็น 0.77375

ศูนย์ฯ สุโขทัย มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 0.5963 และมีค่า R เป็น 0.79195

ศูนย์ฯ นครสวรรค์ มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 4n(5-20-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 4.2718 และมีค่า R เป็น 0.99277

ศูนย์ฯ อุดรธานี มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 0.6102 และมีค่า R เป็น 0.69589

ศูนย์ฯ อุบลราชธานี มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 0.6014 และมีค่า R เป็น 0.6543

ศูนย์ฯ นครนายก มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 4.3126 และมีค่า R เป็น 0.50048

ศูนย์ฯ เพชรบุรี มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 1n(5-5-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 0.8013 และมีค่า R เป็น 0.7406

ศูนย์ฯ จันทบุรี มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 0.5640 และมีค่า R เป็น 0.67647

ศูนย์ฯ นครศรีธรรมราช มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 5.9441 และมีค่า R เป็น 0.9981

ศูนย์ฯ ยะลา มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 4n(5-20-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 3.9409 และมีค่า R เป็น 0.9999

ชุมสายหลักสี่ มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 2n(5-10-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 8.9210 และมีค่า R เป็น 0.99027

ชุมสายแจ้งวัฒนะ มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 3n(5-15-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 7.5213 และมีค่า R เป็น 0.9758

ชุมสายปากเกร็ด มีค่าประสิทธิภาพในการพัฒนาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด คือ Model 3n(5-15-1) ที่มีค่า MAPE เท่ากับ 6.1016 และมีค่า R เป็น 0.87235

จากข้อมูลผลสรุปของโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตทั้งขาเข้าและขาออกดังกล่าวข้างต้นซึ่งได้อิงตามผลการวิจัยดังตารางที่ 4.15 เปรียบเทียบประสิทธิภาพ (ค่า MAPE) จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าอิงจากค่า R และตารางที่ 4.18 เปรียบเทียบประสิทธิภาพ (ค่า MAPE) จากโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออกอิงจากค่า R ซึ่งพบว่า โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าและขาออกส่วนใหญ่ให้ผลการวิจัยโมเดลการพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมและอยู่ในเกณฑ์สมมติฐานที่ยอมรับโดยโมเดลการพยากรณ์ที่ได้ทำการพัฒนาเพื่อพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตสำหรับโมเดลแบบ 1n, 2n, 3n, 4n, และ 5n มีค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ของการพยากรณ์เป็น 3.59, 3.01, 4.02, 4.08 และ 5.95 ตามลำดับซึ่งโมเดลแบบ 2n เป็นโมเดลที่ให้ค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ต่ำที่สุด โดยผลการวิจัยนี้มีความสอดคล้องกับงานวิจัยของยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลผลิน กับ ธิษร์ปัณฑา คนโทฉิมพลี และคณะที่ได้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมโดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อนในช่วง 0.5n - 2n ซึ่งให้ผลประสิทธิภาพของโมเดลที่เหมาะสม

2. อภิปรายผล

การใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีที่ใช้ในการสร้างโมเดลการพยากรณ์ที่สามารถใช้งานในหลากหลายสาขาวิชาโดยเฉพาะด้านการพยากรณ์ที่สามารถจำลองการทำงานของระบบประสาทของมนุษย์ที่สามารถมีการเรียนรู้ และฝึกฝนได้ ทั้งมีความเหมาะสมกับปริมาณข้อมูลที่มีจำนวนมากและทั้งที่เปลี่ยนแปลงและไม่เปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลา หลังจากการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมสามารถวัดค่าประสิทธิภาพความแม่นยำในการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ได้โดยผ่านทางการเขียนภาษาโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อทำการวนรอบในการค่าประสิทธิภาพที่ดีที่สุดในการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ได้ ซึ่งจากการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ใช้ในการพยากรณ์โดยการพิจารณาจากค่า MAPE ร่วมกับค่าอิทธิพล R สามารถอธิบายได้ดังต่อไปนี้

1. โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า

จากผลการวัดประสิทธิภาพของโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าหลังจากการพัฒนาโมเดลพยากรณ์โดยการพิจารณาจากค่า MAPE ร่วมกับค่าอิทธิพล R สามารถอธิบายโดยทำการเรียงลำดับได้ดังนี้ 1. โมเดล 2n (5-10-1) มีจำนวน 6 แห่ง คิดเป็นร้อยละ 46.15 2. โมเดล 3n (5-15-1) มีจำนวน 3 แห่ง คิดเป็นร้อยละ 23.08 3. โมเดล 0.5n (5-3-1) มีจำนวน 2 แห่ง คิดเป็นร้อยละ 15.39 4. โมเดล 1n มีจำนวน 1 แห่ง คิดเป็นร้อยละ 7.69 และ 5. โมเดล 4n (5-20-1) มีจำนวน 1 แห่ง คิดเป็นร้อยละ 7.69

2. โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก

จากผลการวัดประสิทธิภาพของโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าหลังจากการพัฒนาโมเดลพยากรณ์โดยการพิจารณาจากค่า MAPE ร่วมกับค่าอิทธิพล R สามารถอธิบายโดยทำการเรียงลำดับได้ดังนี้ 1. โมเดล 2n (5-10-1) มีจำนวน 8 แห่ง คิดเป็นร้อยละ 61.54 2. โมเดล 3n (5-15-1) มีจำนวน 2 แห่ง คิดเป็นร้อยละ 15.38 3. โมเดล 4n (5-20-1) มีจำนวน 2 แห่ง คิดเป็นร้อยละ 15.38 และ โมเดล 1n มีจำนวน 1 แห่ง คิดเป็นร้อยละ 7.70

โดยผลที่ได้จากการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตของทั้ง 13 แห่งนี้สามารถกล่าวได้ว่าโมเดลที่พัฒนาขึ้นนี้มีความเหมาะสมกับข้อมูลปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตชุดนี้เนื่องจากค่าที่ได้จากการพัฒนาโมเดลเป็นไปตามสมมติฐานซึ่งในแต่ละโมเดลมีค่าประสิทธิภาพไม่ต่ำกว่าร้อยละ 90 (ค่าของ MAPE ที่ได้จากโมเดลมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ 10) โดยโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตทั้งปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้าและขาออกส่วนใหญ่มีค่าประสิทธิภาพที่มีความสัมพันธ์กับค่า R ไปในทิศทางเดียวกันหรืออธิบายได้ว่า ถ้าค่า R ในแต่ละโมเดลพยากรณ์ยิ่งเข้าใกล้หนึ่งก็จะมีค่าของ MAPE ที่ต่ำและเป็นไปตามสมมติฐานการวิจัยนั่นเอง ซึ่งในการพัฒนาโมเดลพยากรณ์นี้สามารถนำไปเป็นต้นแบบในการพัฒนาเพื่อการต่อยอดสำหรับการพัฒนา

โมเดลให้ดียิ่งขึ้นได้ทั้งนี้จำเป็นต้องทำการเก็บรวบรวมข้อมูลในการนำมาพัฒนาโมเดลให้มากยิ่งขึ้นอีกด้วย

3. ข้อเสนอแนะ

ข้อเสนอแนะสำหรับการทำงานงานวิจัยนี้สามารถสรุปออกเป็นข้อๆ ได้ดังนี้

1. การพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมนี้ควรรวบรวมข้อมูลที่นำมาใช้ในการพัฒนาโมเดลให้มากขึ้นโดยอาจเป็นข้อมูลในระยะเวลา 2 ถึง 3 ปี ทั้งนี้เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความต่อเนื่องและเพื่อการวัดประสิทธิภาพของโมเดลที่พัฒนาให้มีความละเอียดมากยิ่งขึ้น

2. ข้อมูลที่รวบรวมเพื่อนำมาใช้ในพัฒนาโมเดลนี้ได้รวบรวมมาในระหว่างสถานการณ์การแพร่ระบาดของโรคโคโรนาไวรัส 2019 ซึ่งอาจทำให้การปฏิบัติงานในด้านการใช้อินเทอร์เน็ตไม่เป็นไปตามสถานะที่เป็นอยู่จริงในการปฏิบัติงานของแต่ละสถานที่

3. ควรศึกษาแนวคิดทฤษฎีการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อนที่มีความเกี่ยวข้องกับผลของการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ซึ่งในปัจจุบันยังมีงานวิจัยในในเรื่องดังกล่าวนี้ค่อนข้างน้อย และควรศึกษาการเลือกใช้อัลกอริทึมในรูปแบบต่าง ๆ สำหรับพัฒนาโมเดลเพื่อนำมาเปรียบเทียบข้อดีข้อเสียในการพัฒนาโมเดลโดยอิงจากค่าประสิทธิภาพที่ได้จากการพัฒนาโมเดล

บรรณานุกรม

บรรณานุกรม

กรินทร์ กาญทนานนท์. (2561). การพยากรณ์ทางสถิติ. (พิมพ์ครั้งที่ 7). กรุงเทพฯ : บริษัทซีเอ็ดยูเคชั่น จำกัด (มหาชน).

กิตติเชษฐ์ นนทะสุด และธีรพจน์ เวศพันธุ์. (2560). แบบจำลองการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าเพื่อการวางแผนพัฒนาท่าอากาศยานเชียงใหม่. วารสารวิชาการมหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเชีย ฉบับวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยอีสเทิร์น, 11(3), 124-136.

จามรี ชูบัวทอง และสมศรี บัณฑิตวิไล. (2560). การพัฒนาตัวแบบเพื่อพยากรณ์คุณภาพผลิตภัณฑ์ฮาร์ดดิสก์ด้วยการถดถอยโลจิสติกส์และโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้การวิเคราะห์เหมืองข้อมูล. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี, 25(1), 1-13.

เฉลิมวุฒิ คำเมือง. (2563). แบบจำลองทาคณิตศาสตร์เพื่อพยากรณ์ปริมาณการใช้น้ำประปา กรณีศึกษาเทศบาลเมืองบุรีรัมย์. วารสารวิทยาศาสตร์ลาดกระบัง, 29(1), 50-59.

ชญานิน บุญมานะ และนัท กุลวานิช. (2560). การเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์, [วิทยานิพนธ์]. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. กรุงเทพมหานคร

ชม ปานตา และยุภาวดี สาราญฤทธิ์. (2560). การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายเดือนในจังหวัดนครสวรรค์โดยใช้เทคนิคการพยากรณ์ทางสถิติ. วารสารวิชาการวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏนครสวรรค์, 9(1), 129-142

ทรงศิริ แต้สมบัติ. (2549). การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative Forecasting) สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ กรุงเทพฯ พิมพ์ครั้งที่ 1

นิภา นิรุตติกุล. (2558). การพยากรณ์การขาย Sale Forcasting. สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ กรุงเทพฯ พิมพ์ครั้งที่ 7

ปิยะกิจ กิจติตุลากานนท์. (2560). วิธีการพยากรณ์ความต้องการปุ๋ยเคมีกรณีศึกษา สหกรณ์การเกษตรชุมตาบงจังหวัดนครสวรรค์. วารสารวิชาการคณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏลำปาง, 10(1), 90-100.

ปิยธิดา ต.ไชยสุวรรณ พูลพงศ์ สุขสว่าง และจตุภัทร เมฆพายัพ. (2563). การพัฒนาการคัดเลือกแบบแข่งขันของขั้นตอนวิธีทางพันธุกรรมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนด้วยโครงข่ายประสาทเทียม. วารสารมหาวิทยาลัยนราธิวาสราชนครินทร์ 12(3), 245-261.

บรรณานุกรม (ต่อ)

ผุสดี บุญรอด และกรวัฒน์ พลเยี่ยม. (2560). แบบจำลองการพยากรณ์ราคามันสำปะหลังโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น. บทความวิจัยภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, 25(3), 534-543.

พรรณิภา คุมสิน และสมศรี บัณฑิตวิไล. (2561). การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ยอดขายเครื่องปรับอากาศโดยวิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์,วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี, 26(3), 364-376.

ภรัณยา ปาลวิสุทธิ์ อภินันท์ จุ่นกรณ์ และ มงคล รอดจันทร์. (2561). ระบบพยากรณ์การรุกล้ำของน้ำเค็มบริเวณลุ่มแม่น้ำท่าจีนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น. วารสารเทคโนโลยีสารสนเทศ, 16(1), 60-68.

มนตรี สิงหะวาระ. (2563). http://lms.mju.ac.th/Courses/158/locker/EC373/content5.htm สืบค้นเมื่อ 2 มกราคม 2565.

ยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลผลิน. (2560). การพยากรณ์ระดับน้ำโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5. วารสารมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ (สาขาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี) , 9(17), 83-90.

ราตรี คำโมง และ สุพจน์ หอมดอก. (2562). การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่มาท่องเที่ยวภาคเหนือของประเทศไทยด้วยโครงข่ายประสาทเทียม. วารสารวิชาการวิทยาศาสตร์และวิทยาศาสตร์ประยุกต์, 2562(2), 15-31.

รณชัย ชื่นธวัช กิตติศักดิ์ เกิดประสพ และนิตยา เกิดประสพ. (2560). การพยากรณ์ความต้องการใช้งานหน่วยจำหน่ายไฟฟ้าด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันแบบตรวจสอบสลับ 3 ส่วน. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี, 19(1), 215-232.

รสริน โคตรเสนา และอัจฉราพรรณ ประทุมมณี. (2563). การพยากรณ์ความต้องการสินค้าโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ของโรงงานผลิตขนมแห่งหนึ่ง. [วิทยานิพนธ์]. มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์.

ไววิทย์ พานิชอัศดร และ มหศักดิ์ เกตุฉ่า. (2560). การพยากรณ์ยอดขายปลีกแก๊สรถยนต์ ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและโครงข่ายประสาทเทียม. วารสาร JOURNAL OF INFORMATION SCIENCE AND TECHNOLOGY, 7(1), 42-49.

บรรณานุกรม (ต่อ)

ศิรประภา ดีประดิษฐ์ พรธิภา องค์คุณารักษ์ และรุ่งรัตน์ ภิสัชเพ็ญ .(2563) .การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ราคามะพร้าวน้ำหอมด้วยวิธีการพยากรณ์แบบเฉพาะและวิธีการพยากรณ์ลำดับชั้น .วารสารไทยการวิจัย.

โสรยา แพสุวรรณ์ สมพร ปั่นโภชา และบำรุง พ่วงเกิด. (2563). การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึก. [วิทยานิพนธ์]. สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

สำนักงานพัฒนาธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์ กระทรวงดิจิทัลเพื่อเศรษฐกิจและสังคม. (2564). การสำรวจข้อมูลการใช้งานอินเทอร์เน็ต. https://www.etda.or.th/th/newsevents/pr-news/ETDA-released-IUB-2020.aspx.

AmeeKang. (2020). https://communities.sas.com/t5/SAS-Tech-Tip/SAS-Viya-Neural-Network-with-SAS-Viya/ta-p/708866 สืบค้นเมื่อ 28 มิถุนายน 2565

Armstrong , J. Scott. (2011). Forcasting.

Beale, M.H., Hagan, M.T. and Demuth, H.B. (2011). Neural Network Toolbox™ 7 User's Guide. MA: The WathWorks, Inc.

Brandinside.asia.(2559). https://brandinside.asia/survey-internet-thailand-user-2559/ สืบค้นเมื่อ 2 ธันวาคม 2564.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) และ อินเทอร์เน็ตขาออก (Upload)
ที่เลเยอร์ชั้นซ่อน 0.5n (5-3-1)

ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) ของศูนย์ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 0.5n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

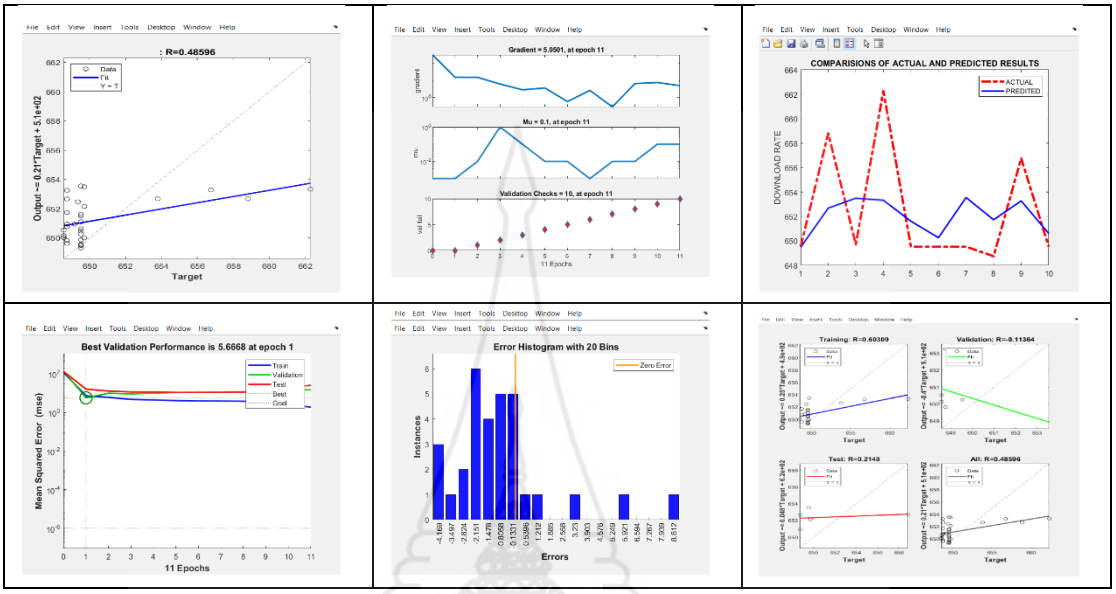
สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ ลำปาง	0.5081	0.48596	5.6668	1
ศูนย์ สุโขทัย	3.0036	0.93902	39.6657	6
ศูนย์ นครสวรรค์	4.8364	0.99438	0.00040558	10
ศูนย์ อุดรธานี	0.9597	0.88022	16.5689	8
ศูนย์ อุลราชธานี	1.3721	0.3299	14.0453	1
ศูนย์ นครนายก	6.2321	0.42214	920.784	2
ศูนย์ เพชรบุรี	1.2079	0.37983	61.7127	4
ศูนย์ จันทบุรี	1.4003	0.27149	14.3073	7
ศูนย์ นครศรีธรรมราช	11.5042	0.56624	21.1886	10
ศูนย์ ยะลา	5.6441	0.99626	0.0016699	2
หลักสี่ - กรุงเทพ	11.9835	0.92264	20.3664	1
ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่	4.6844	0.89597	8949.7993	1
ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน	5.0367	0.85595	0.019607	16

ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ของศูนย์ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 0.5n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

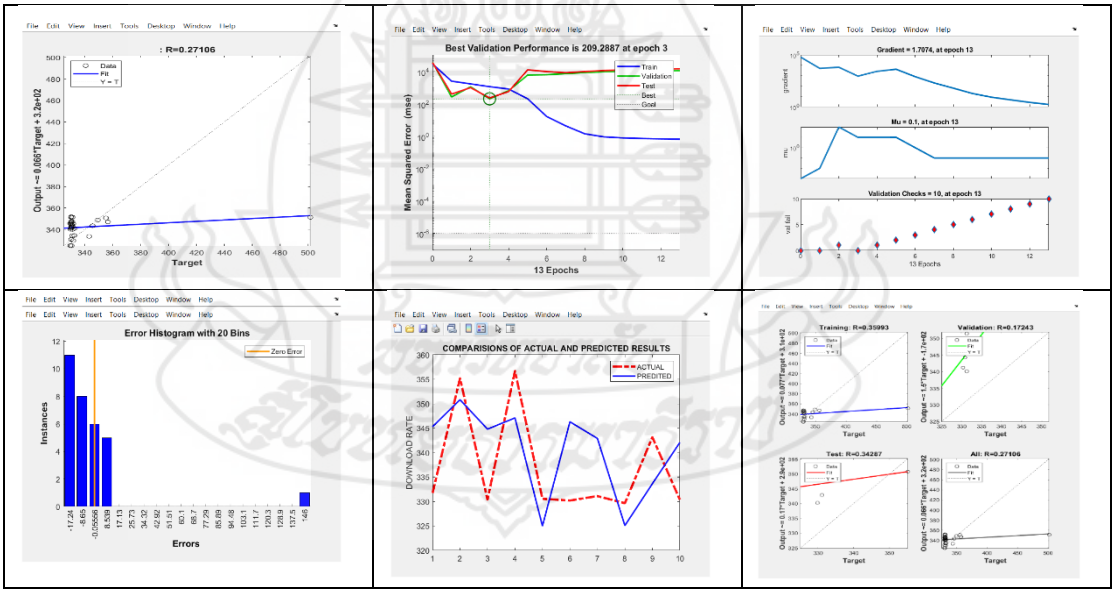
สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ ลำปาง	3.0209	0.2716	209.2887	3
ศูนย์ สุโขทัย	0.7519	0.73434	3.0519	4
ศูนย์ นครสวรรค์	3.8319	0.10694	35.6451	12
ศูนย์ อุดรธานี	0.8893	0.1835	9.2737	2
ศูนย์ อุลราชธานี	1.2748	0.44487	3.0168	3
ศูนย์ นครนายก	5.3445	0.083778	487.5635	1
ศูนย์ เพชรบุรี	0.8243	0.51994	5.801	5
ศูนย์ จันทบุรี	0.8236	0.35392	35.0761	1
ศูนย์ นครศรีธรรมราช	8.5885	0.88652	0.0014451	2
ศูนย์ ยะลา	0.3333	0.99988	0.021105	2
หลักสี่ - กรุงเทพ	7.9402	0.97807	0.20021	2
ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่	8.6622	0.81949	402.3669	3
ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน	6.4986	0.50139	2.478	5

ศูนย์ ลำปาง

Download

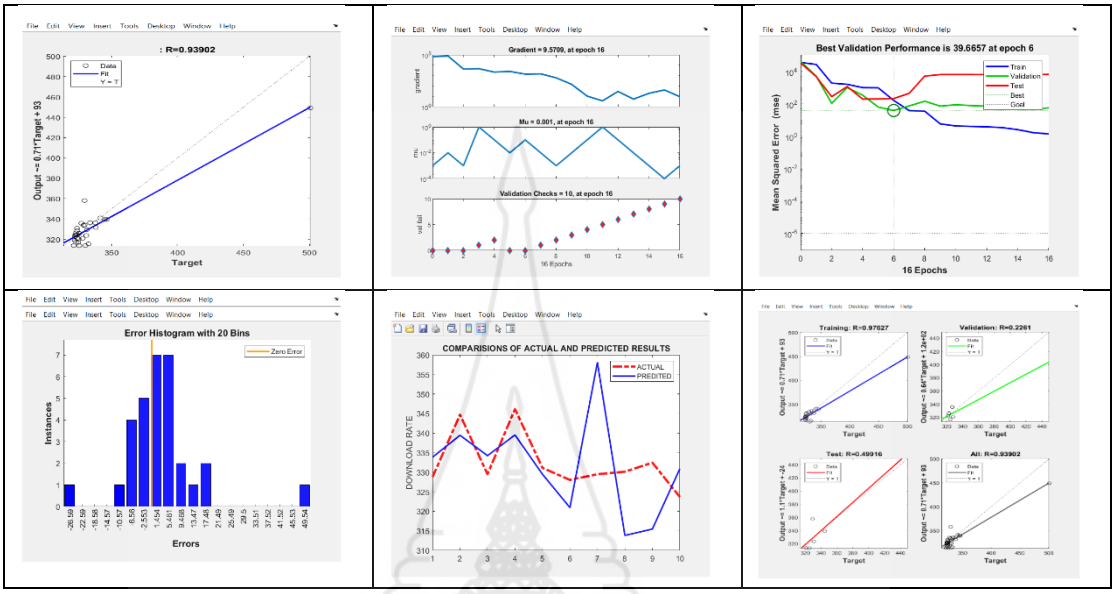


Upload

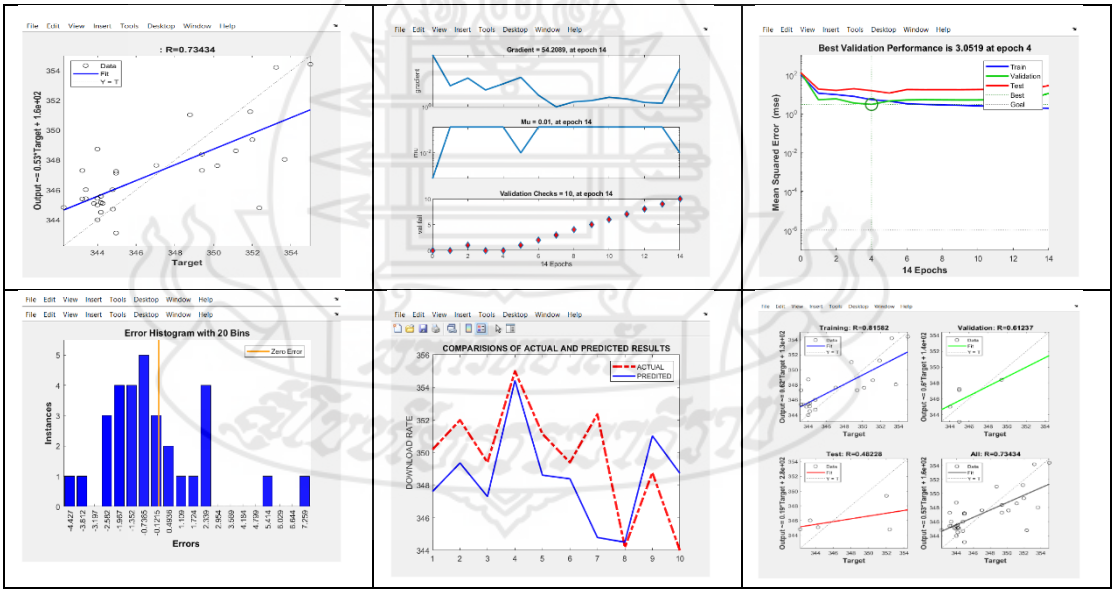


ศูนย์ สุโขทัย

Download

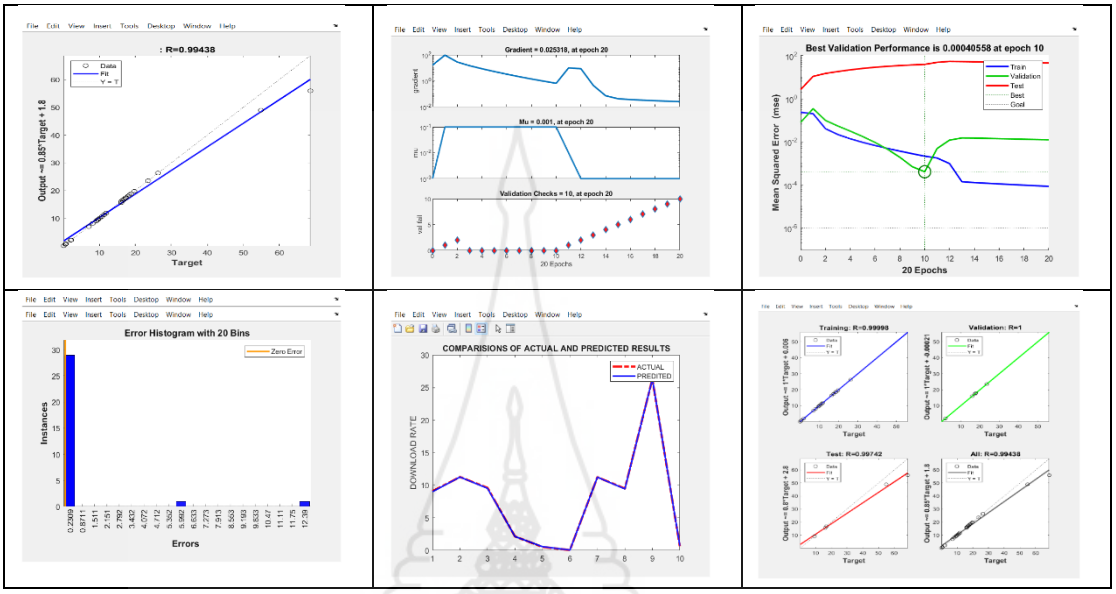


Upload

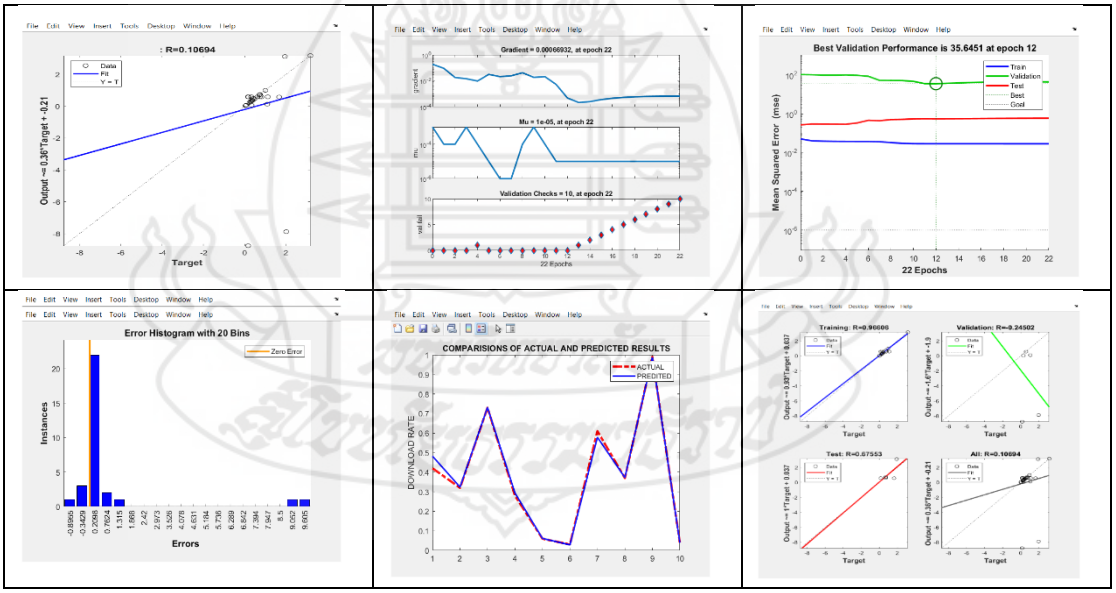


ศูนย์ นครสวรรค์

Download

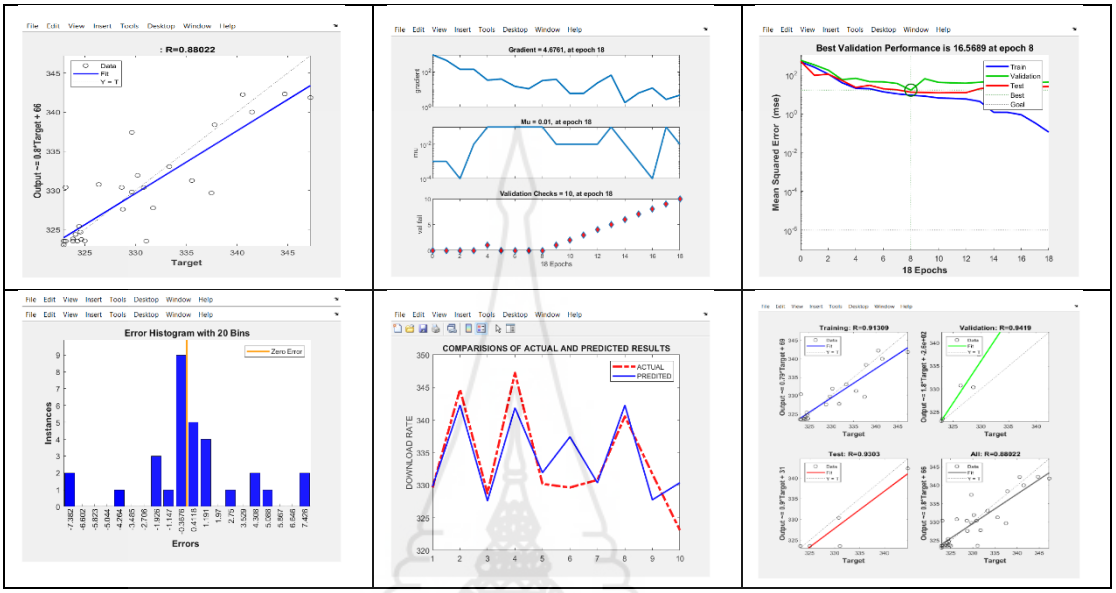


Upload

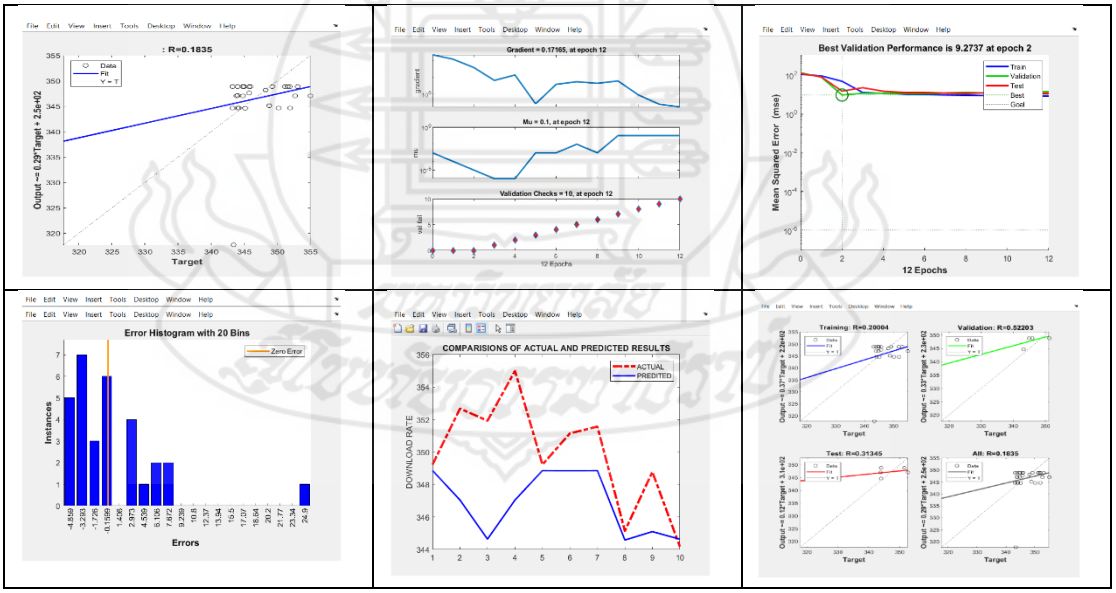


ศูนย์ อุดรธานี

Download

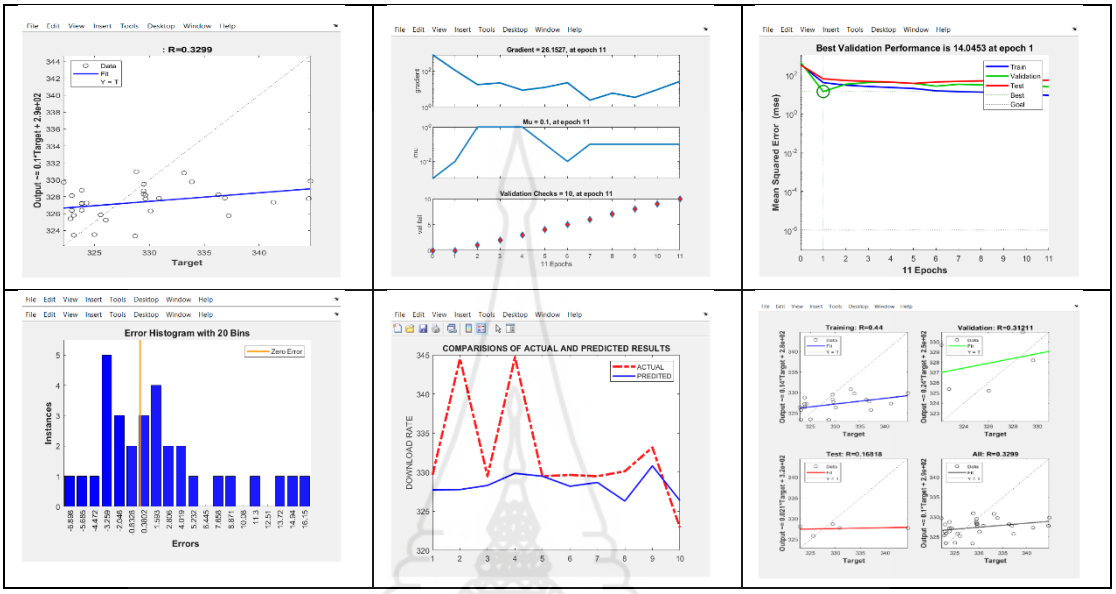


Upload

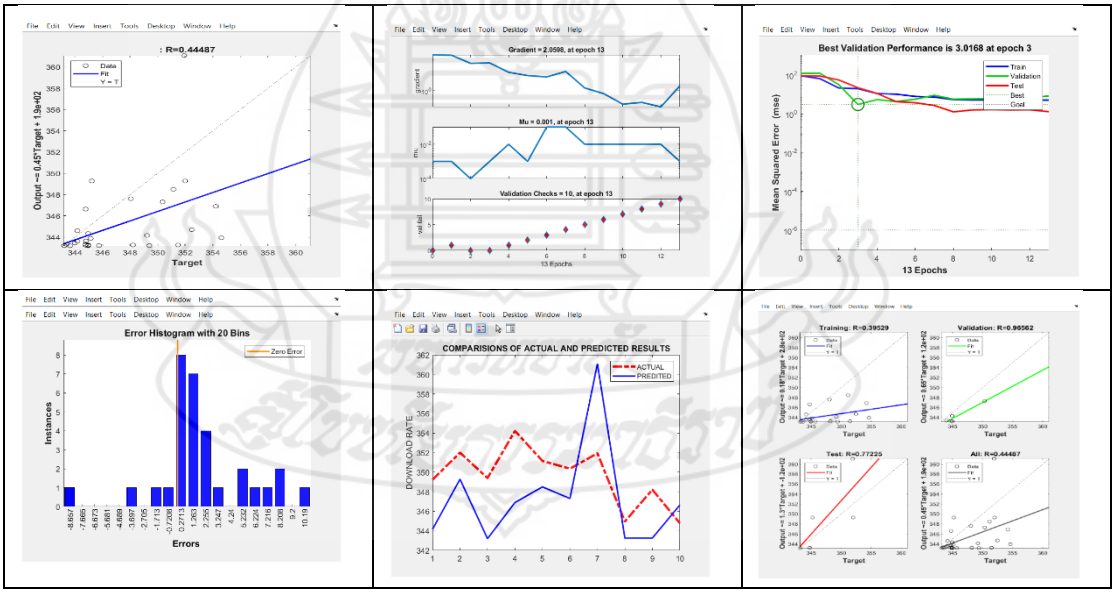


ศูนย์ อุลราชธานี

Download

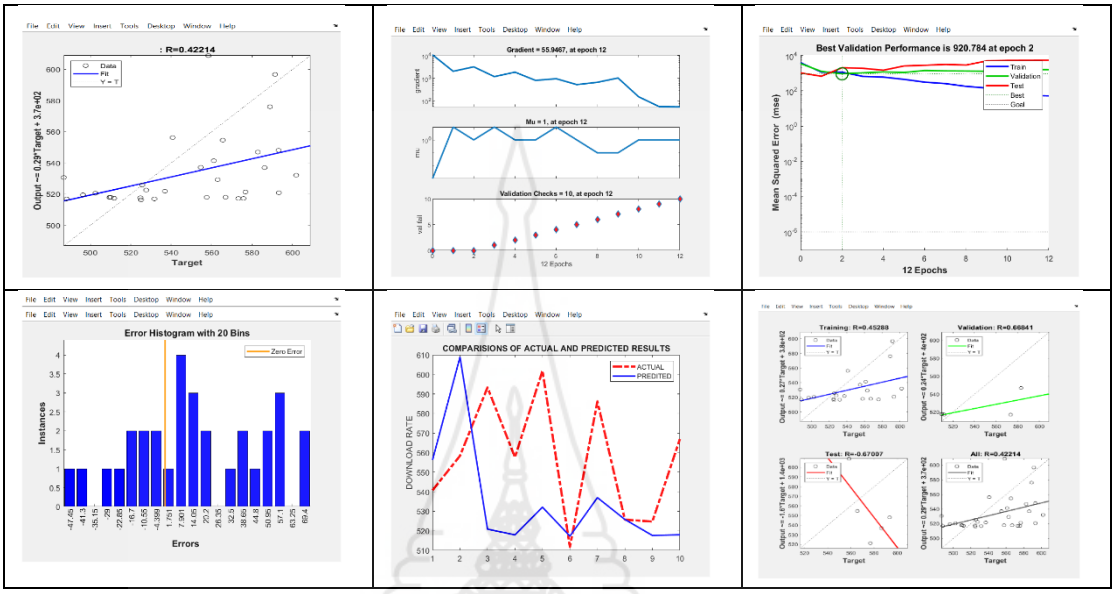


Upload

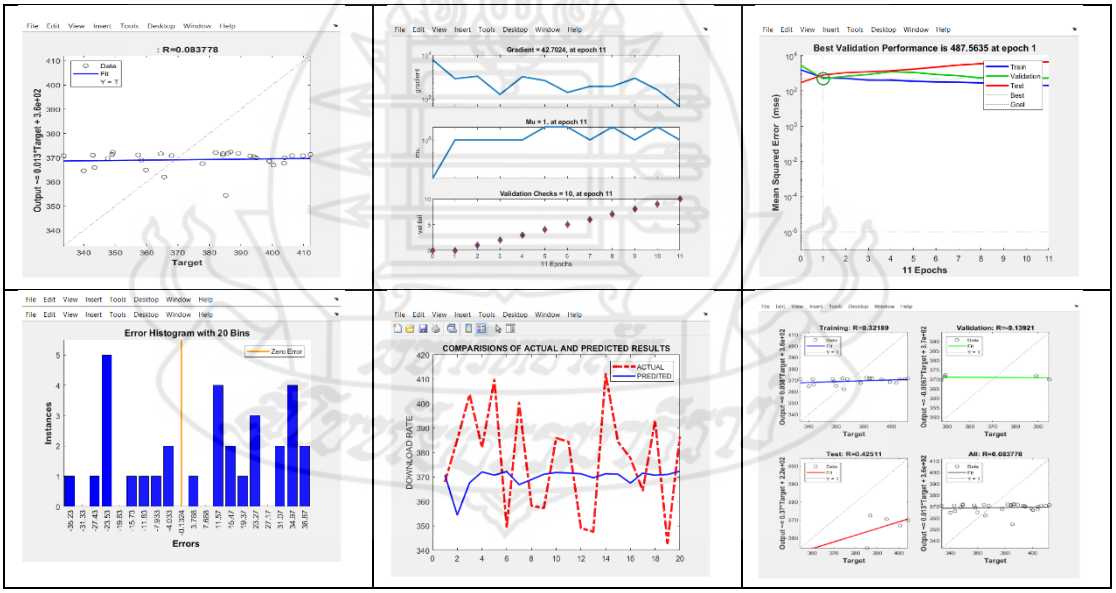


ศูนย์ นครนายก

Download

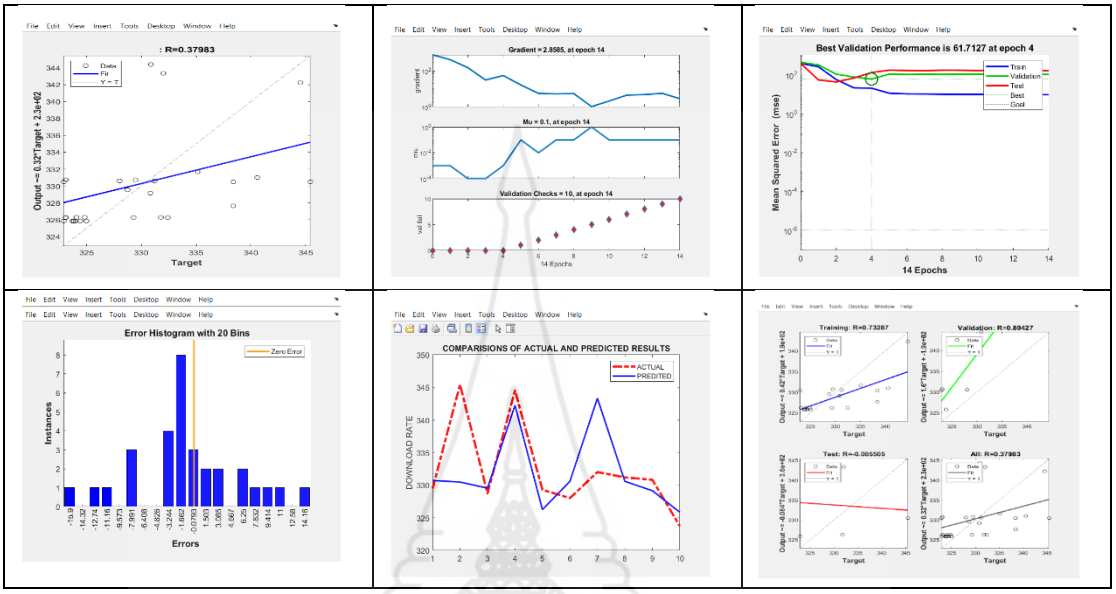


Upload

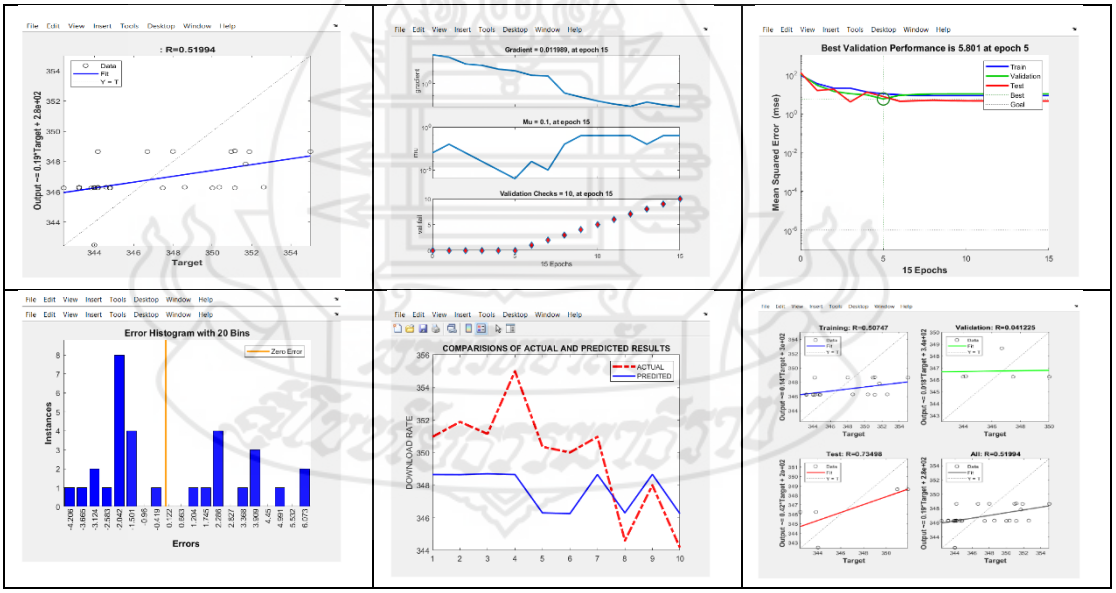


ศูนย์ เพชรบุรี

Download

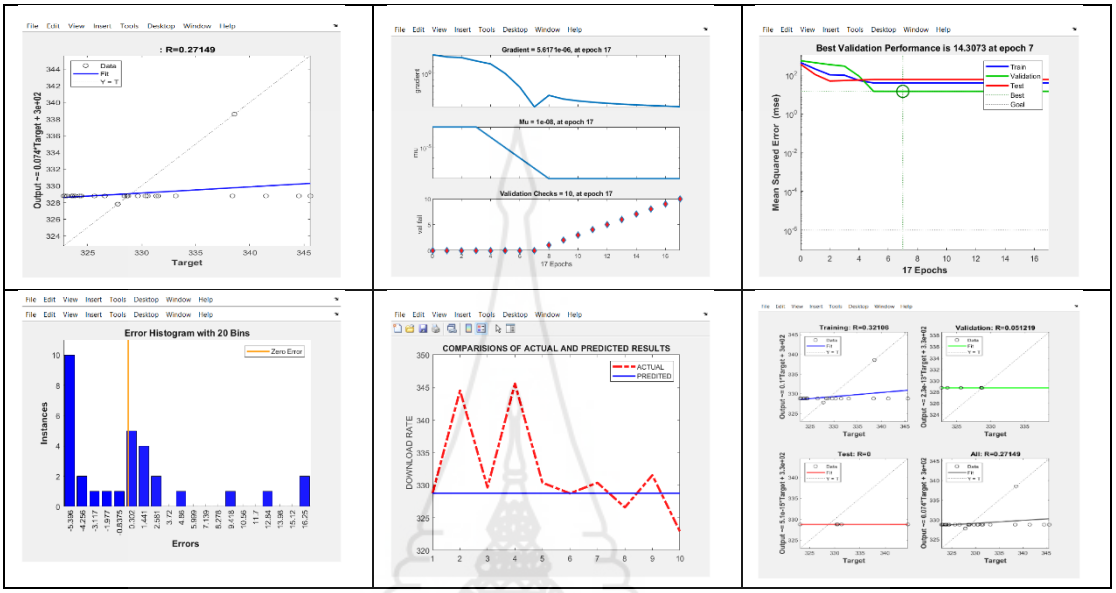


Upload

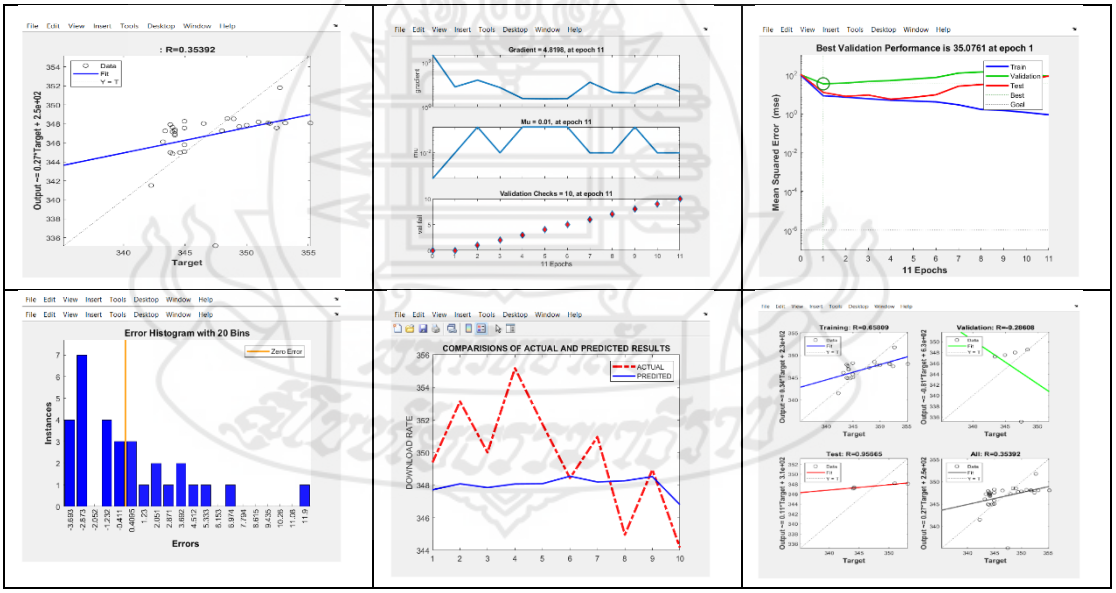


ศูนย์ จันทบุรี

Download

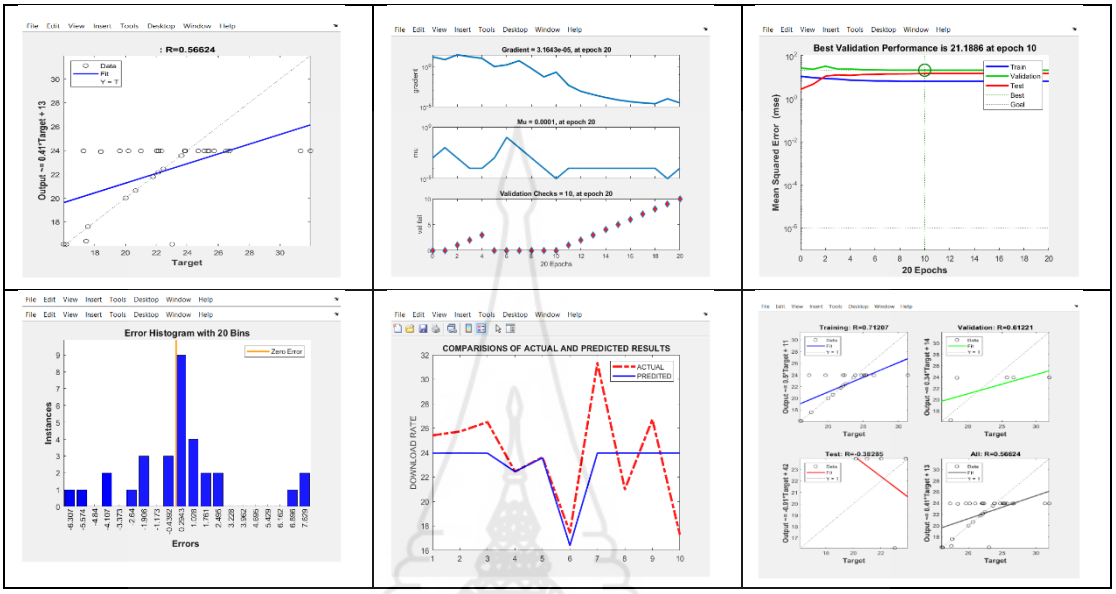


Upload

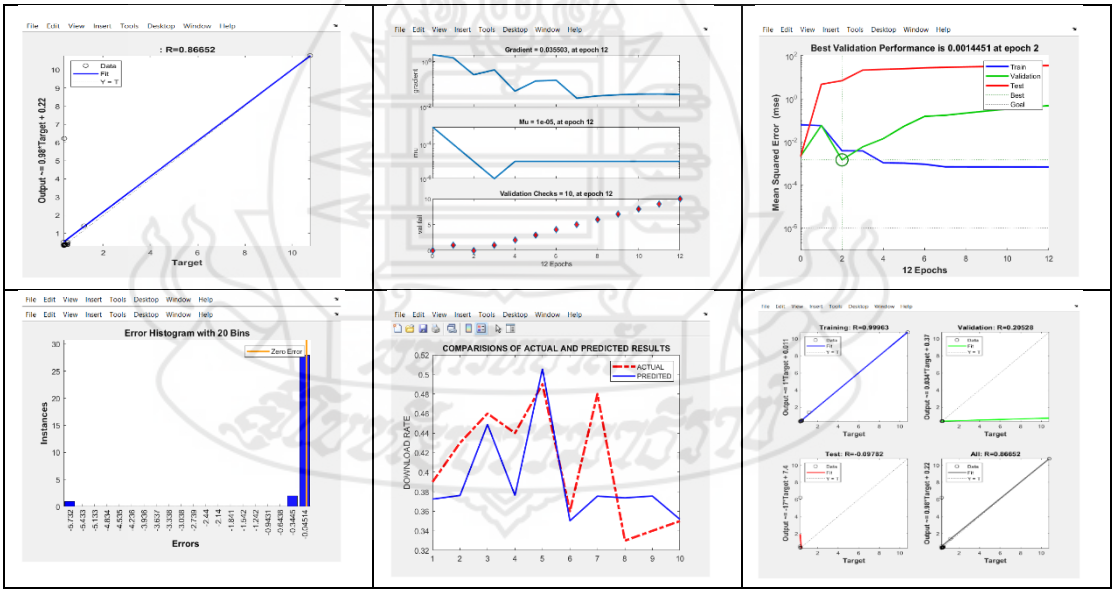


ศูนย์ นครศรีธรรมราช

Download

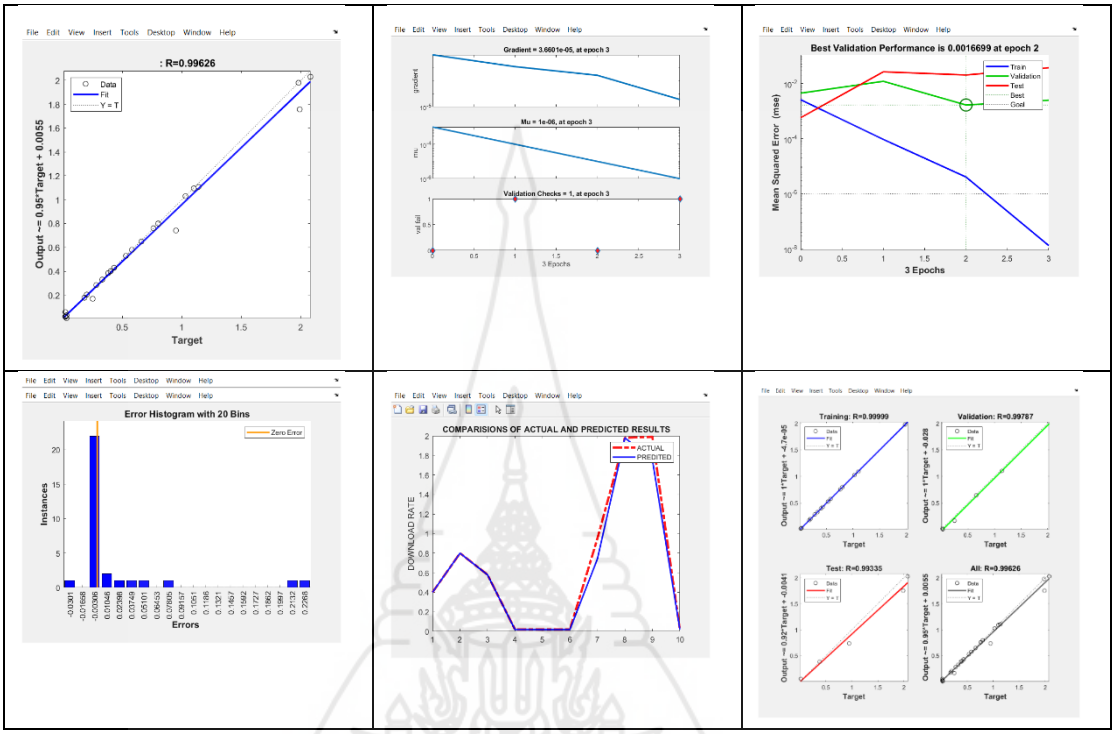


Upload

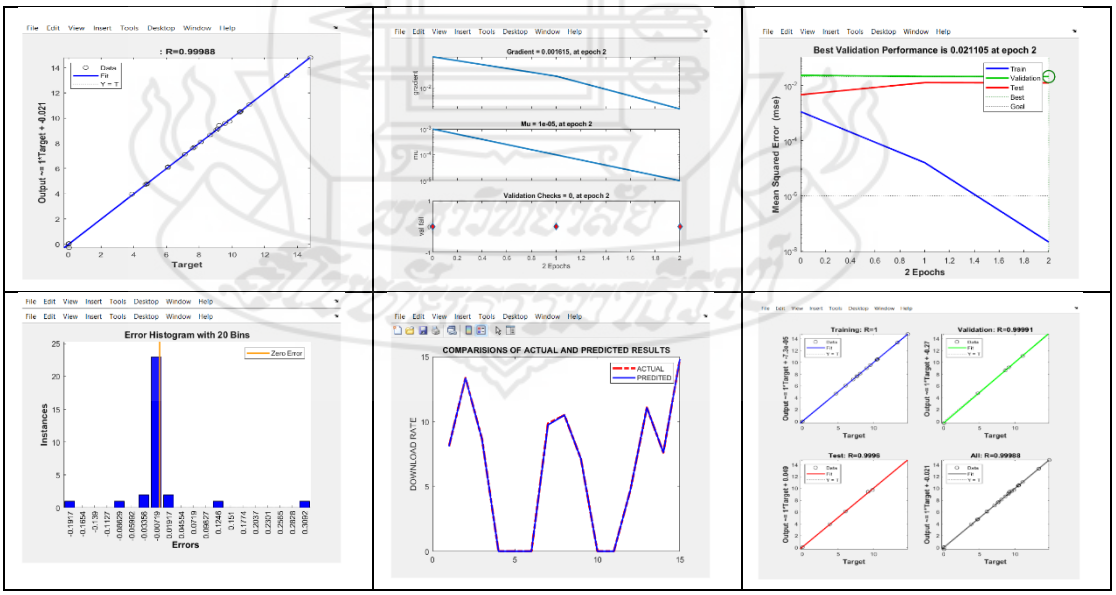


ศูนย์ ยะลา

Download

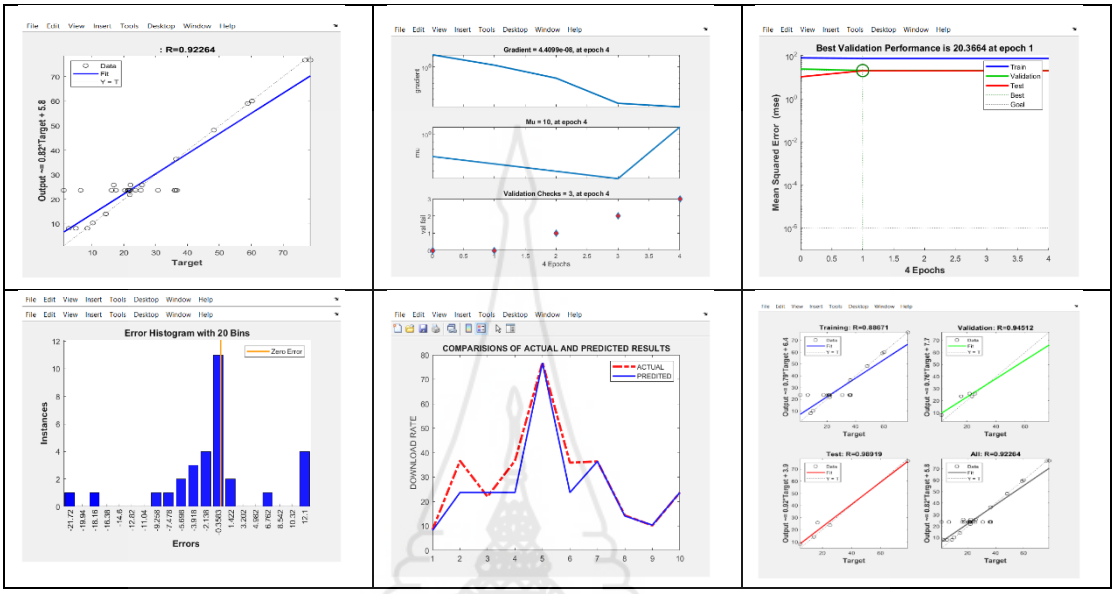


Upload

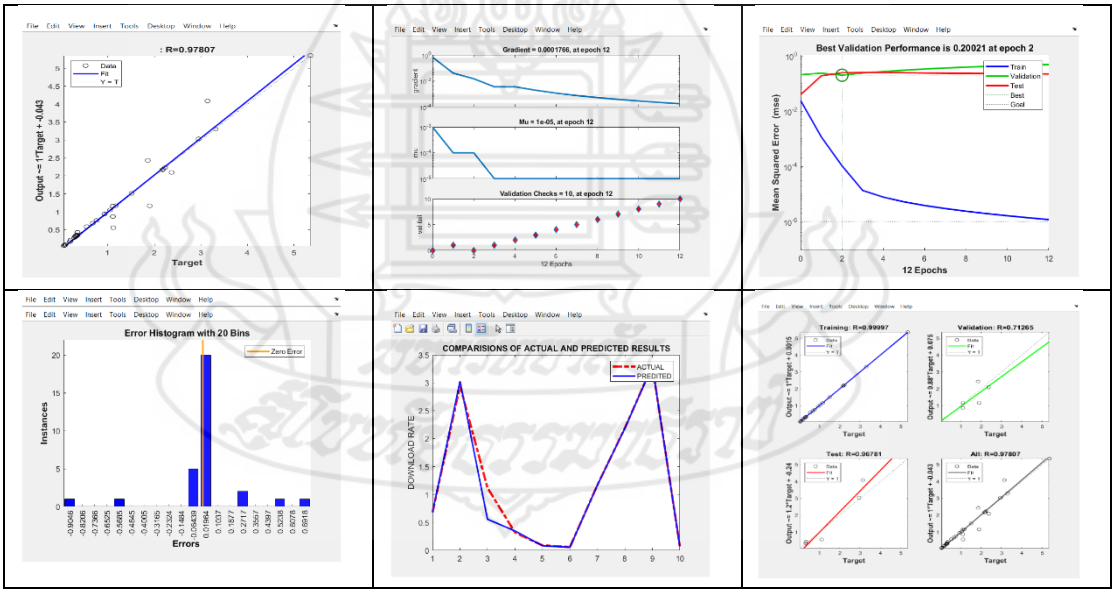


หลักสี่ – กรุงเทพ

Download

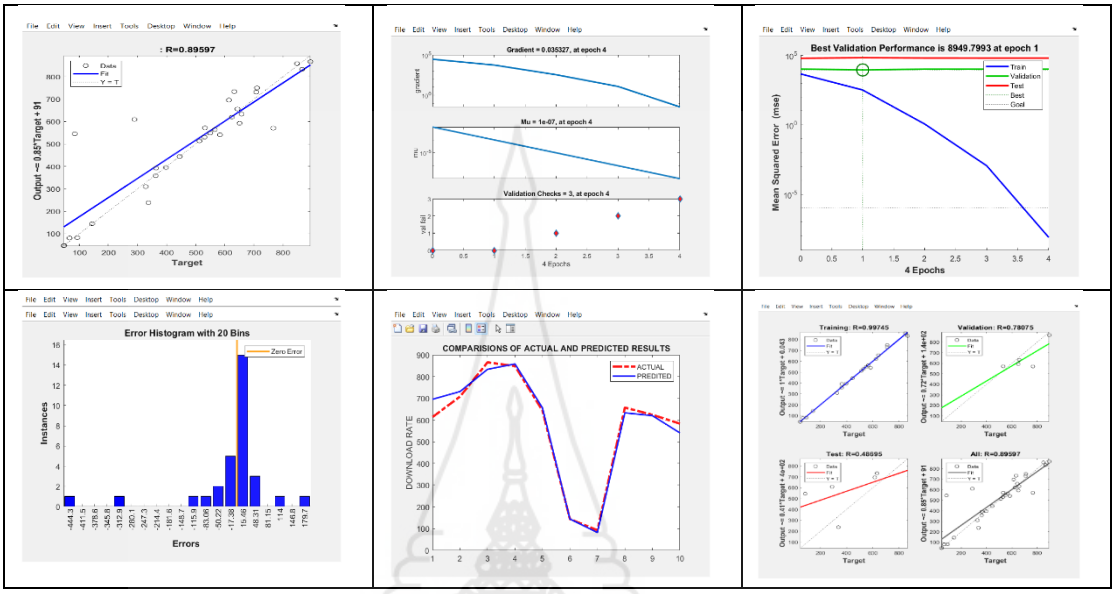


Upload

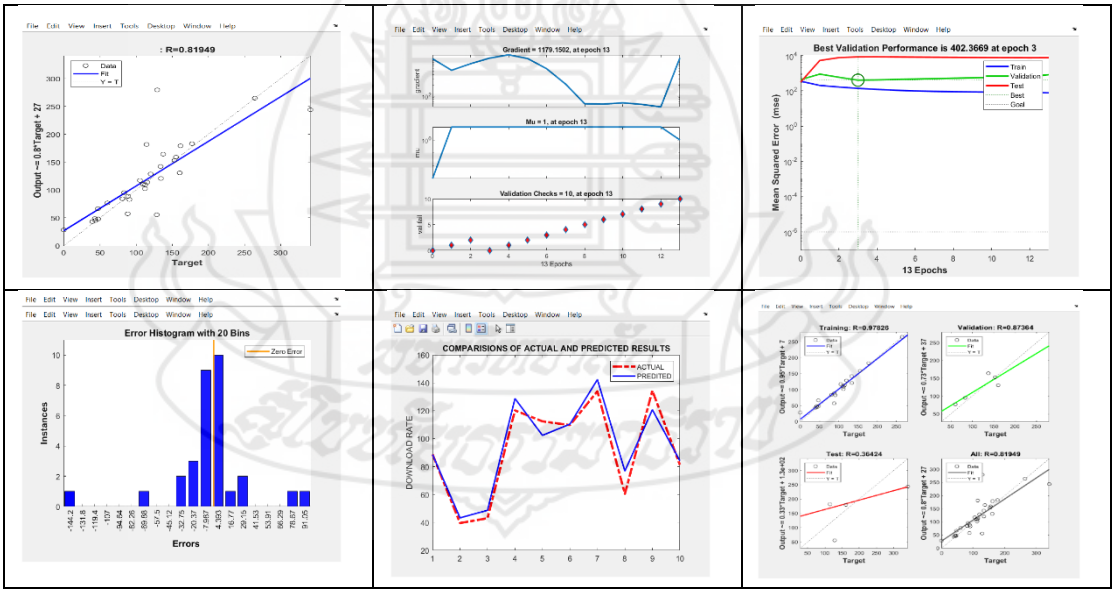


ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่

Download

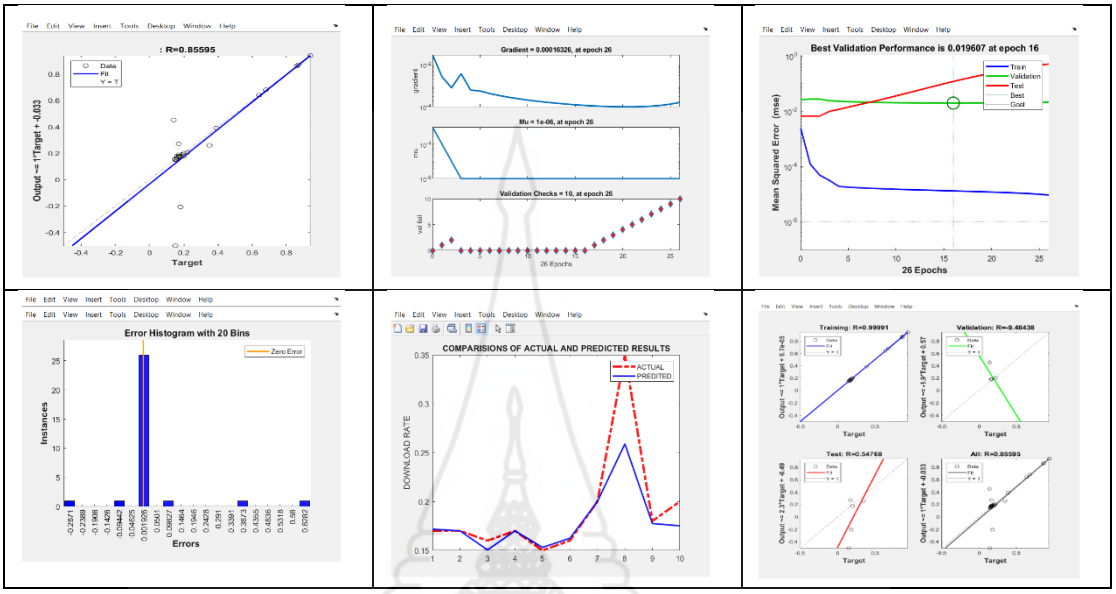


Upload

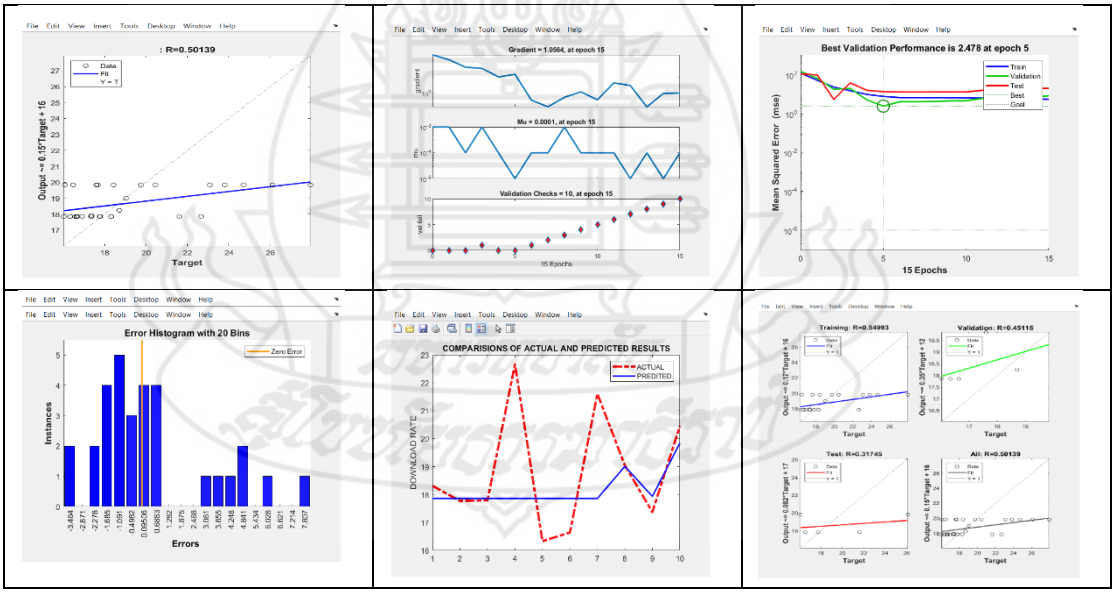


ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน

Download



Upload



ภาคผนวก ข

โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) และ อินเทอร์เน็ตขาออก (Upload)
ที่เลเยอร์ชั้นซ่อน 1n (5-5-1)

ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) ของศูนย์ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 1n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

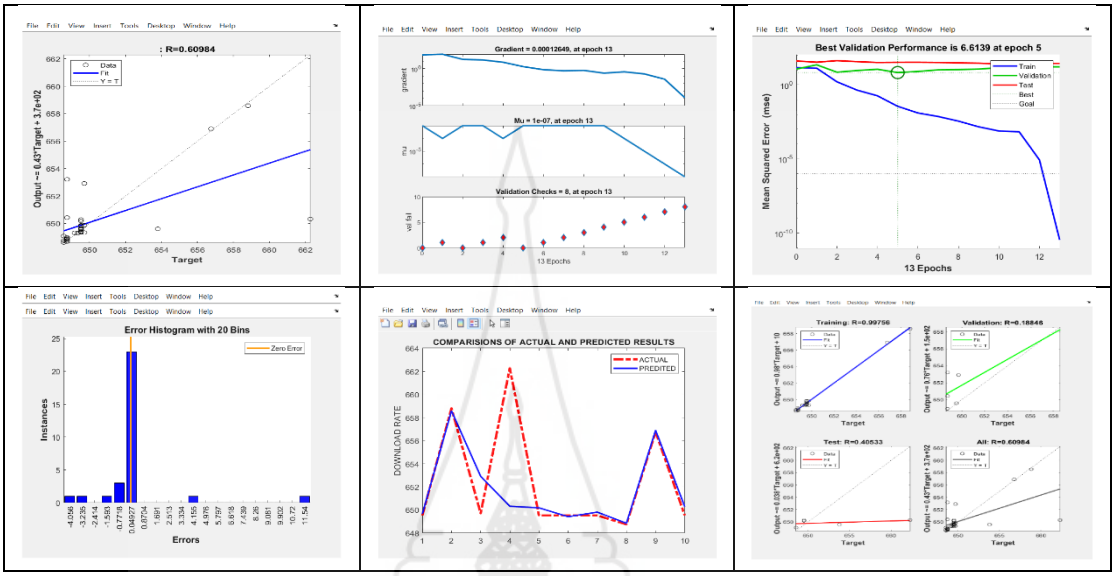
สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ ลำปาง	0.2668	0.60984	6.6139	5
ศูนย์ สุโขทัย	1.8780	0.22331	5723.31	12
ศูนย์ นครสวรรค์	8.7700	0.9211	139.7227	2
ศูนย์ อุดรธานี	2.2906	0.24686	86.195	3
ศูนย์ อุลราชธานี	1.7245	0.468	38.2859	6
ศูนย์ นครนายก	6.3301	0.0464	2798.5202	2
ศูนย์ เพชรบุรี	0.8248	0.72259	2.677	8
ศูนย์ จันทบุรี	1.3905	0.79271	10.9629	4
ศูนย์ นครศรีธรรมราช	7.9908	0.8458	1.2432	3
ศูนย์ ยะลา	5.0781	0.9985	0.00068026	3
หลักสี่ - กรุงเทพ	4.9497	0.98312	17.9359	1
ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่	1.5839	0.90619	6646.1256	4
ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน	8.8434	0.8988	0.0056056	1

ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ของศูนย์ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 1n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

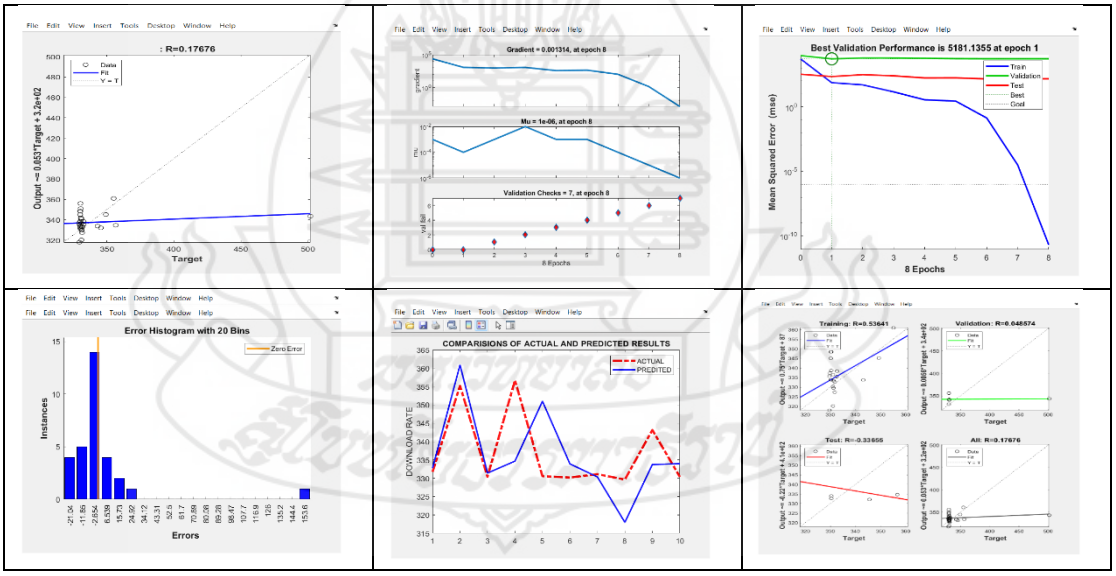
สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ ลำปาง	2.3293	0.17676	5181.1355	1
ศูนย์ สุโขทัย	1.1053	0.69401	4.5461	6
ศูนย์ นครสวรรค์	5.1607	0.92303	0.0046308	4
ศูนย์ อุดรธานี	0.7996	0.54517	5.8117	9
ศูนย์ อุลราชธานี	0.9510	0.41673	3.5436	1
ศูนย์ นครนายก	5.2404	0.24015	1099.2586	1
ศูนย์ เพชรบุรี	0.8013	0.7406	4.1322	2
ศูนย์ จันทบุรี	0.8788	0.5209	6.3238	2
ศูนย์ นครศรีธรรมราช	0.2579	0.11982	21.42	4
ศูนย์ ยะลา	7.8314	0.92419	8.5816	2
หลักสี่ - กรุงเทพ	5.9389	0.98016	56.7445	3
ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่	2.7483	0.96308	8512.2015	3
ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน	7.4409	0.57113	6.8884	7

ศูนย์ ลำปาง

- Dowload

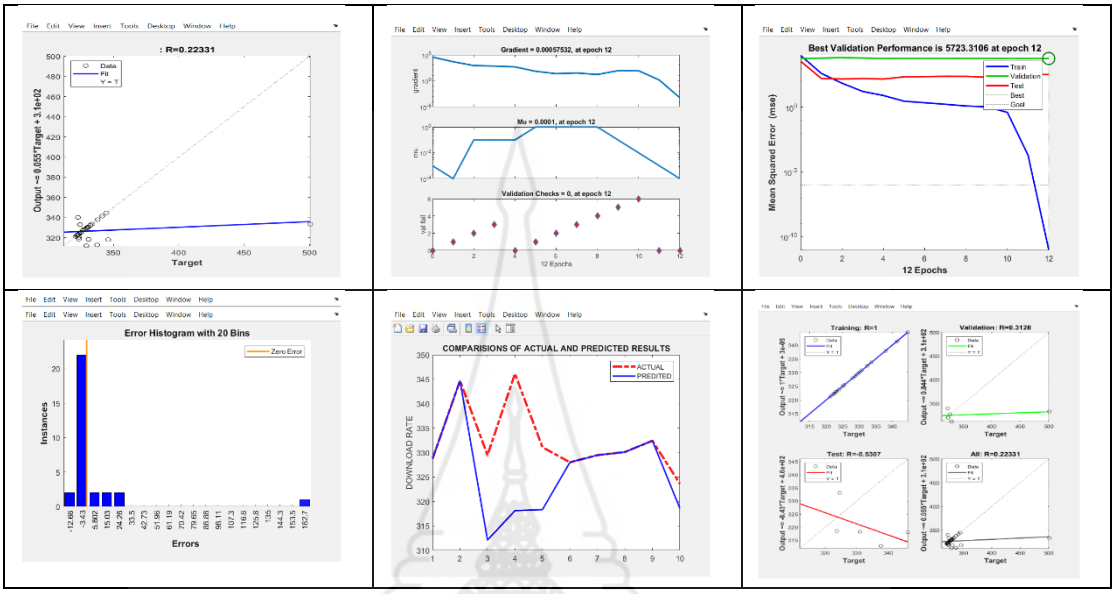


- Upload

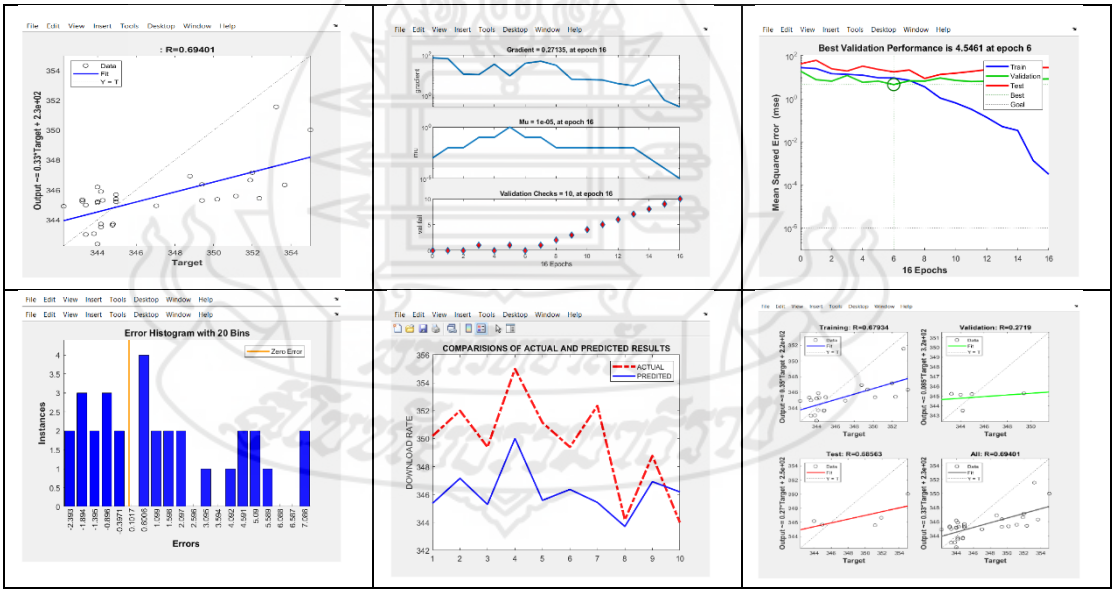


ศูนย์ สุโขทัย

- Dowload

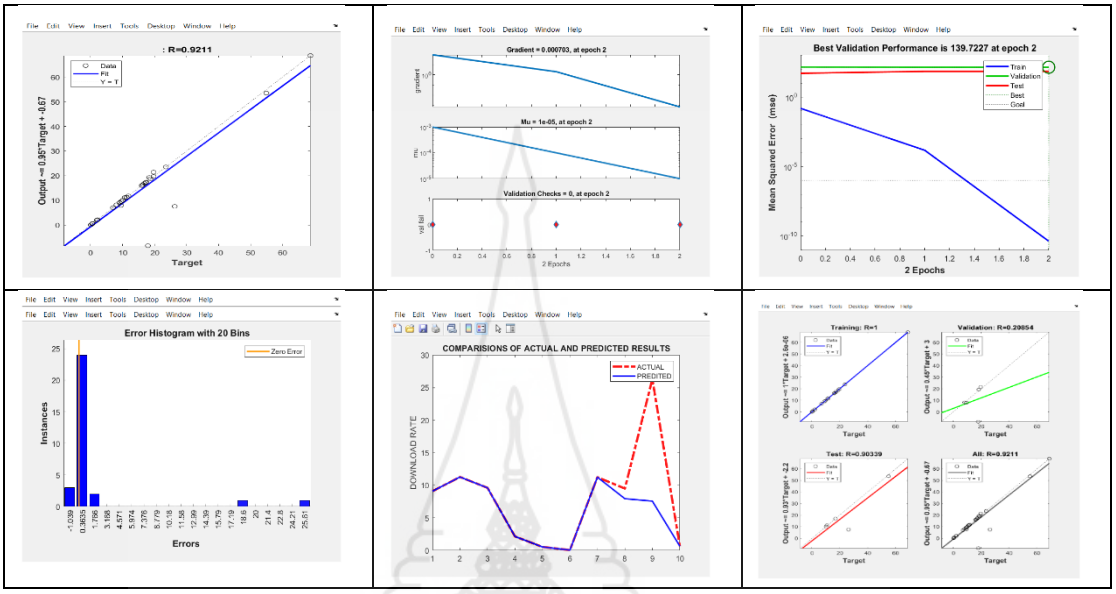


- Upload

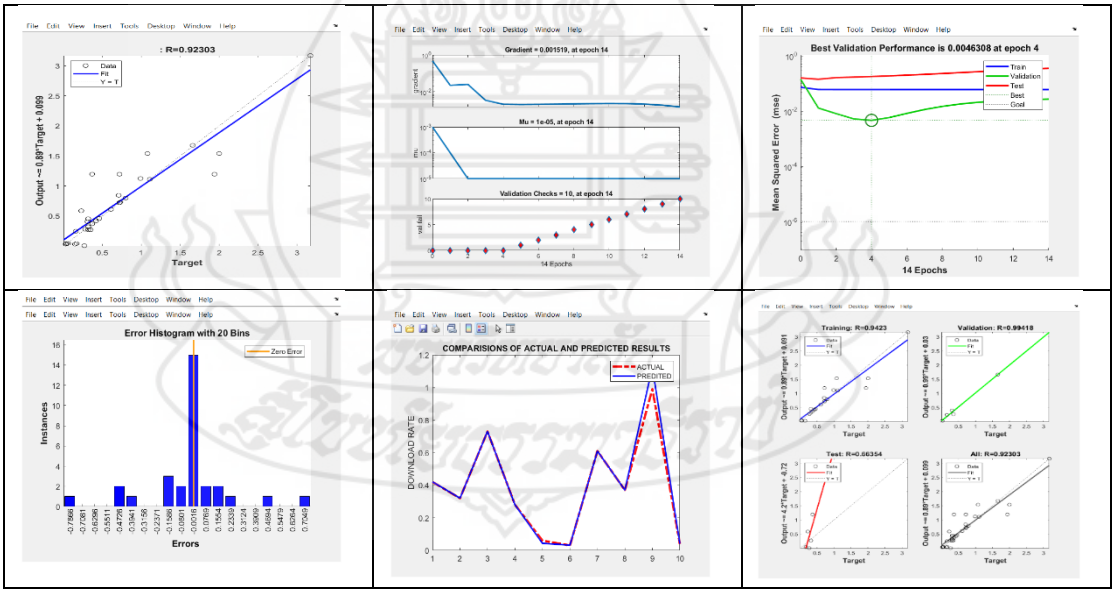


ศูนย์ นครสวรรค์

- Dowload

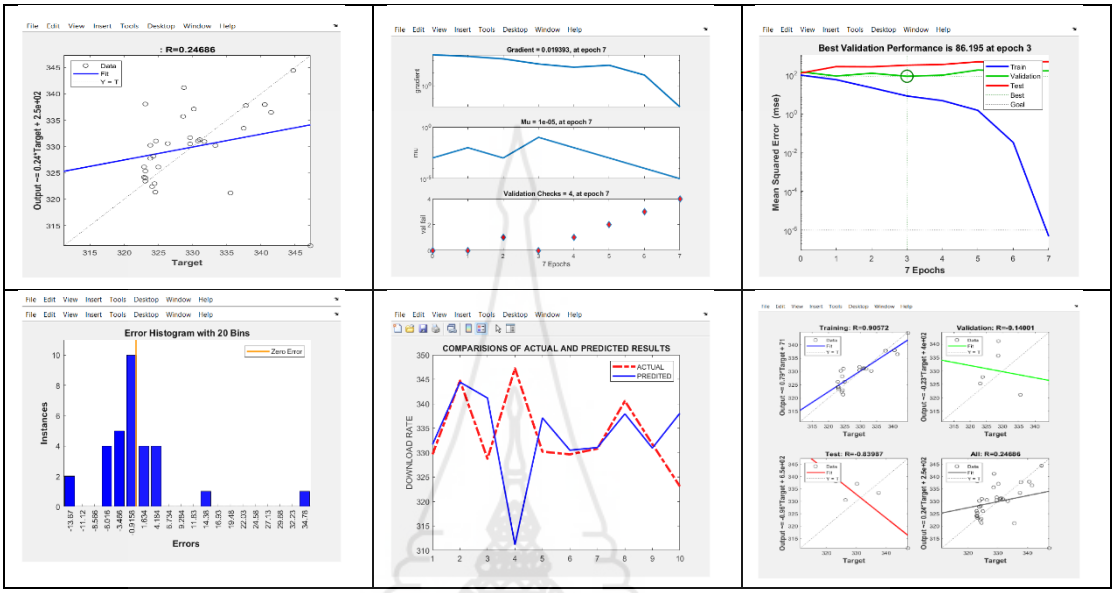


- Upload

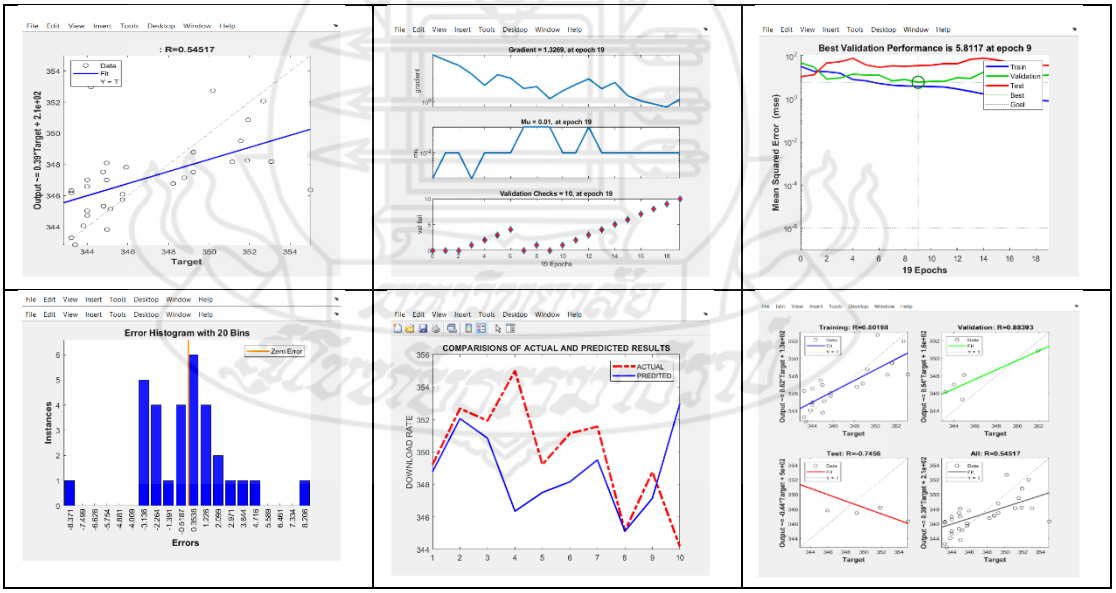


ศูนย์ อุดรธานี

- Dowload

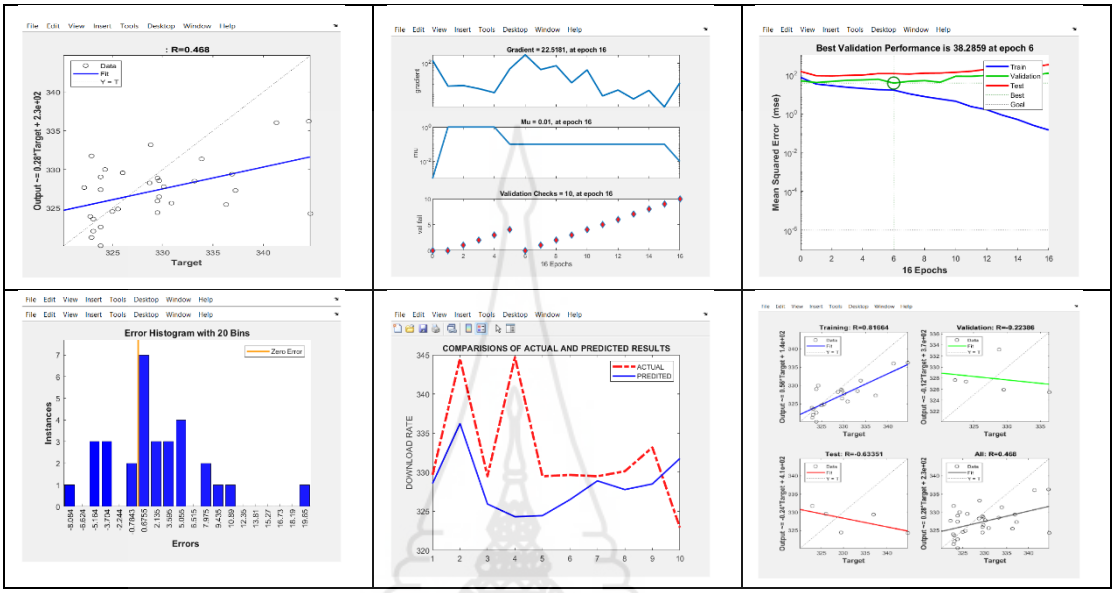


- Upload

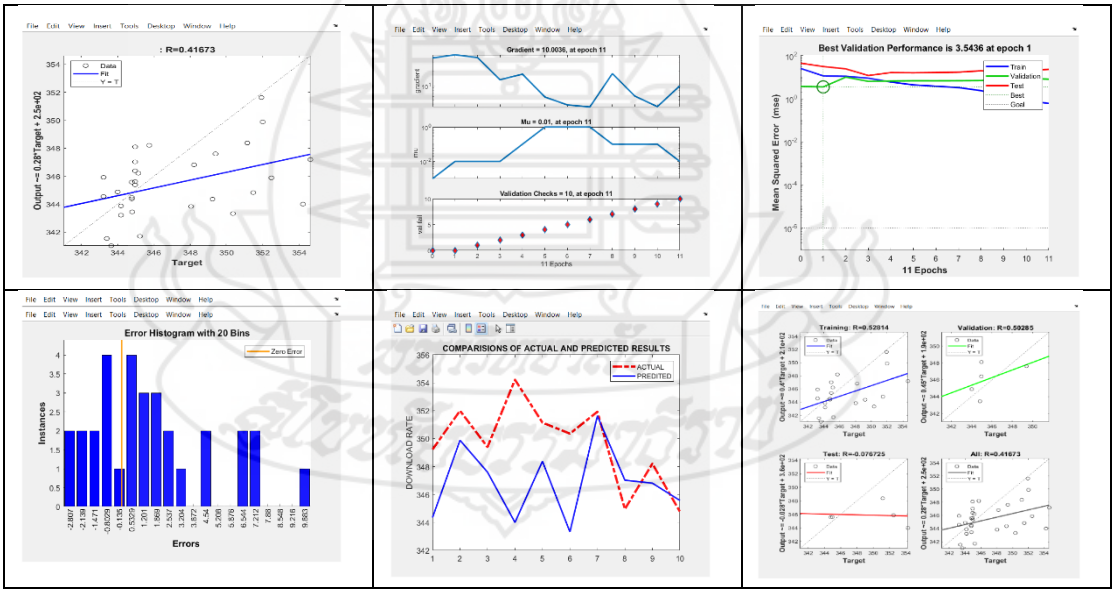


ศูนย์ อุลราชธานี

- Dowload

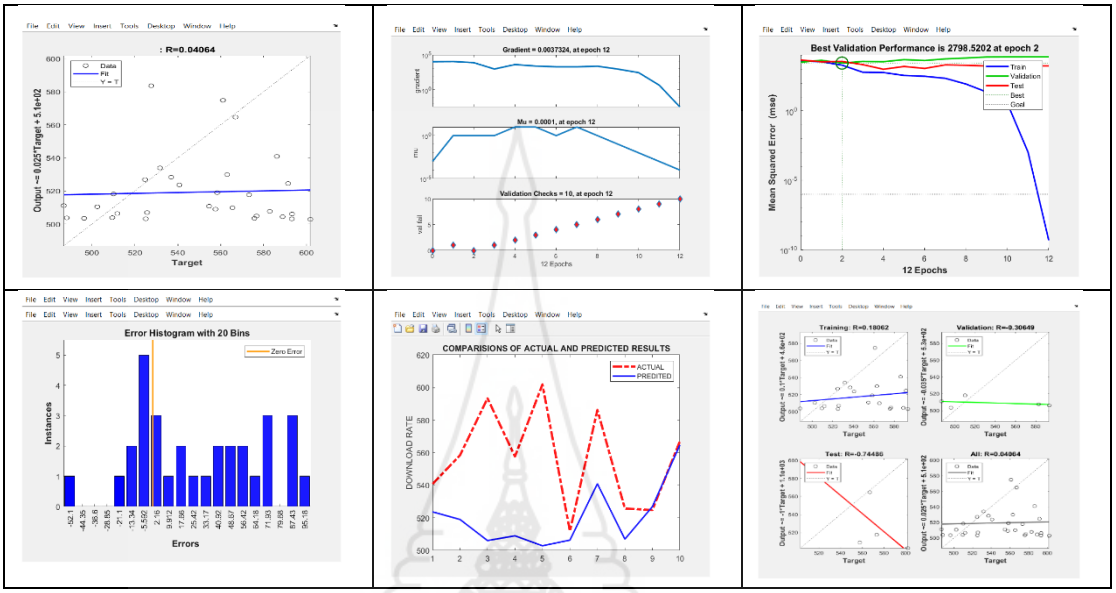


- Upload

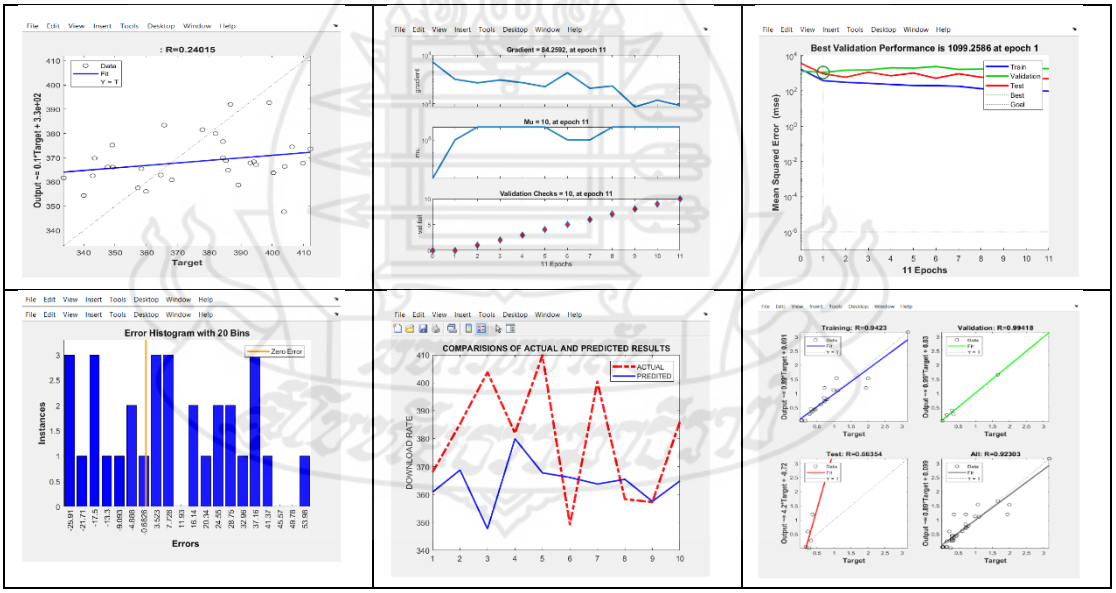


ศูนย์ นครนายก

- Dowload

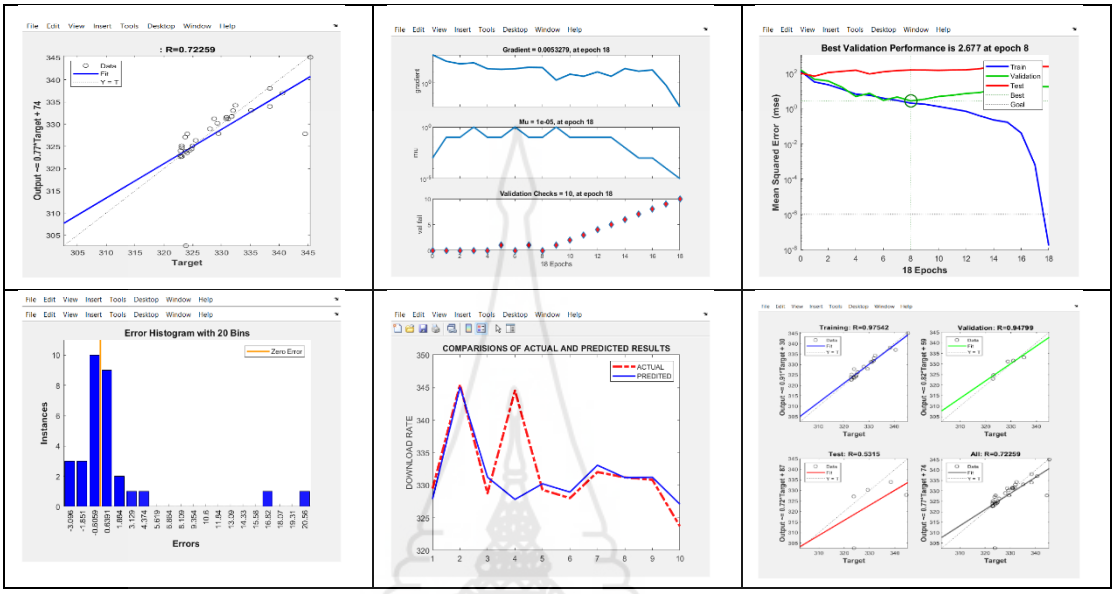


- Upload

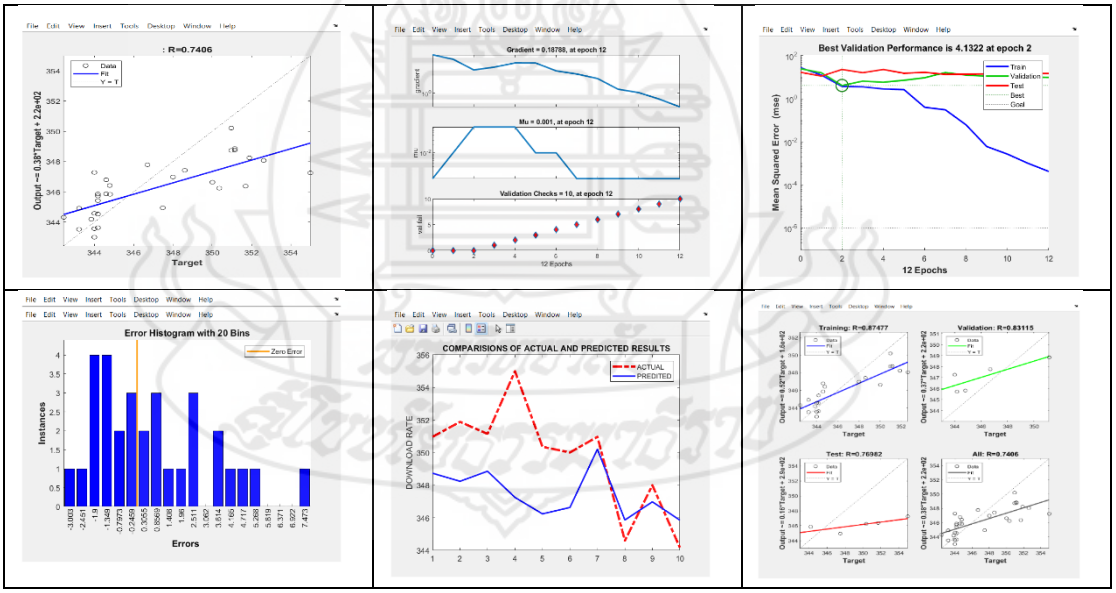


ศูนย์ เพชรบุรี

- Dowload

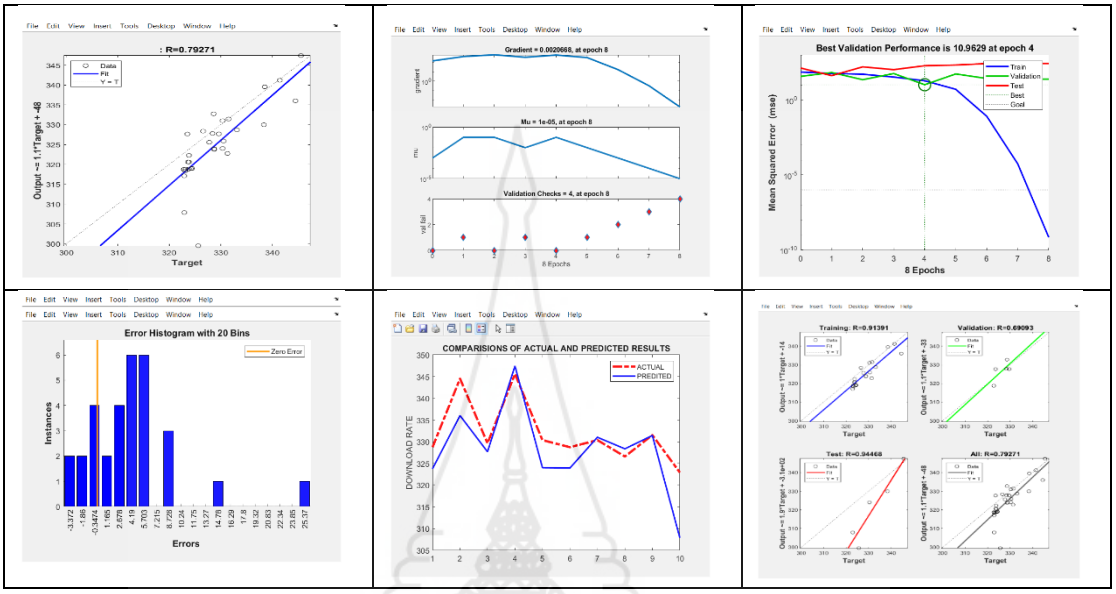


- Upload

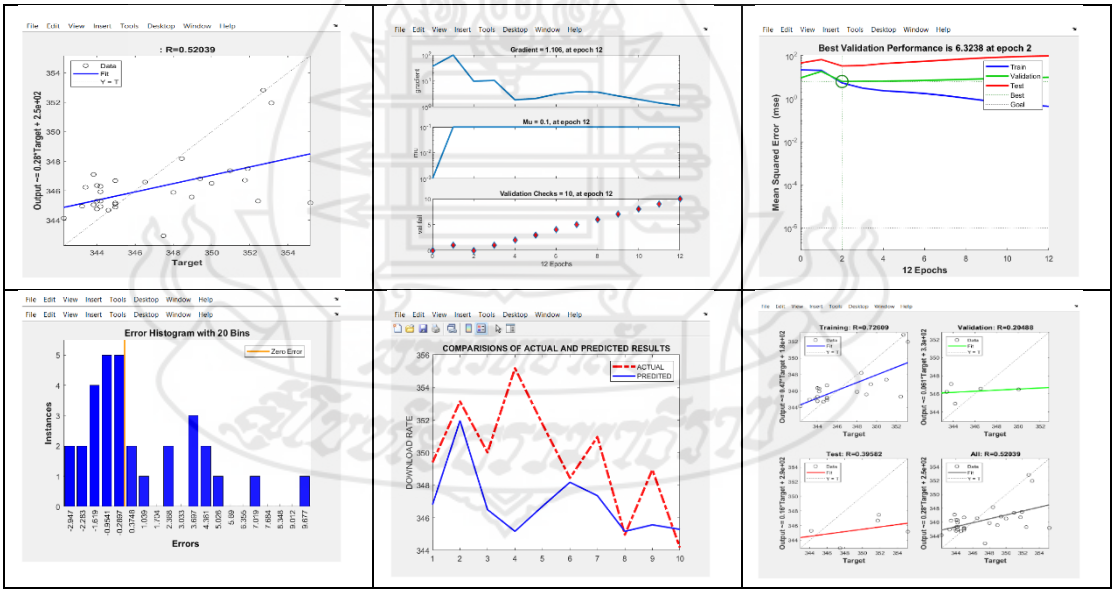


ศูนย์ จันทบุรี

- Dowload

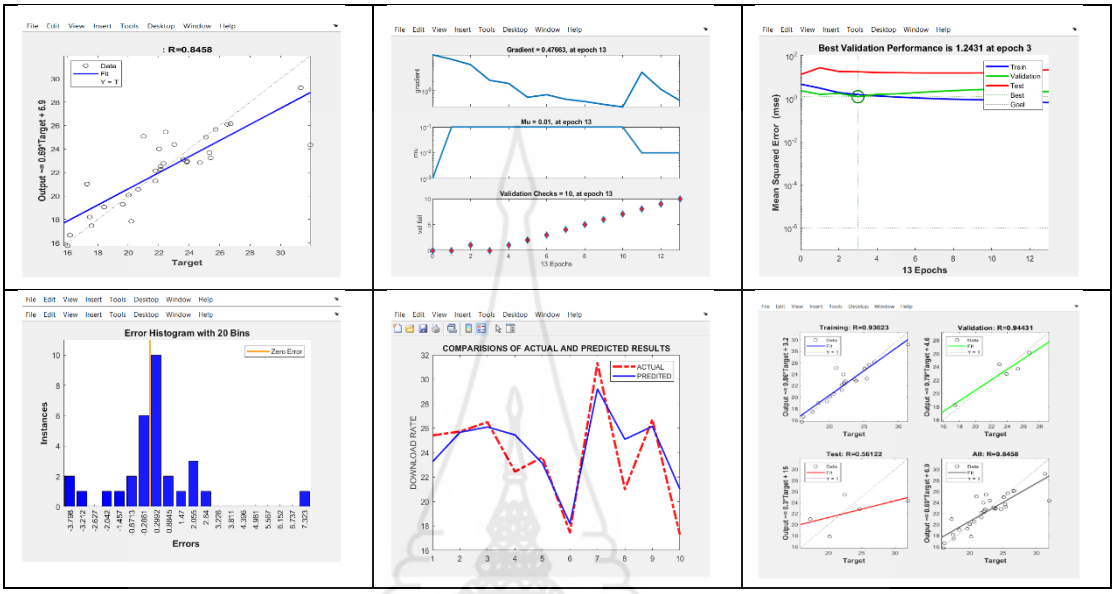


- Upload

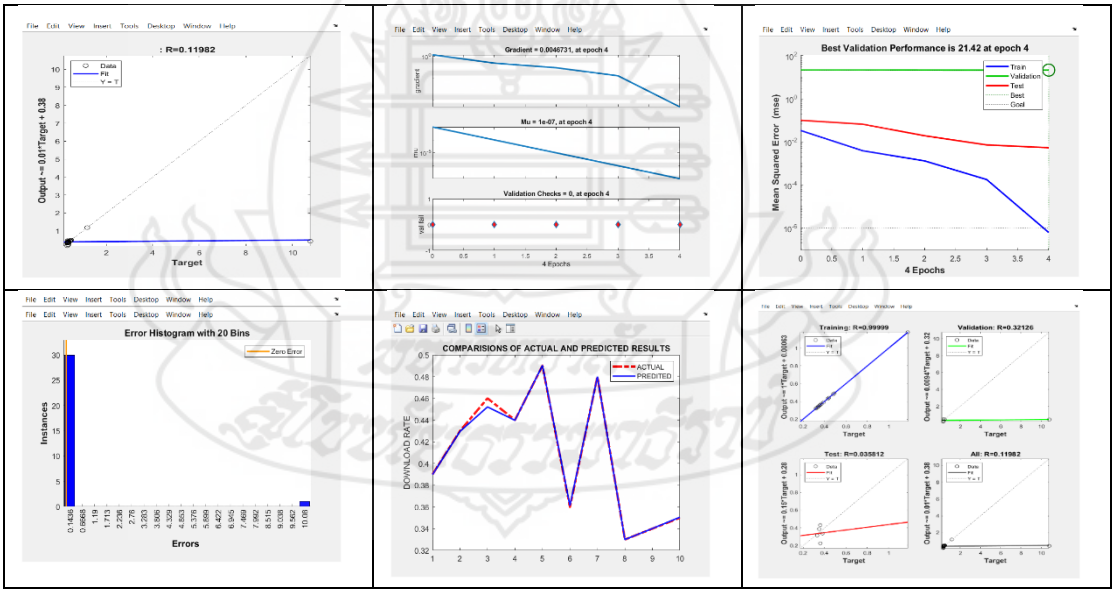


ศูนย์ นครศรีธรรมราช

- Dowload

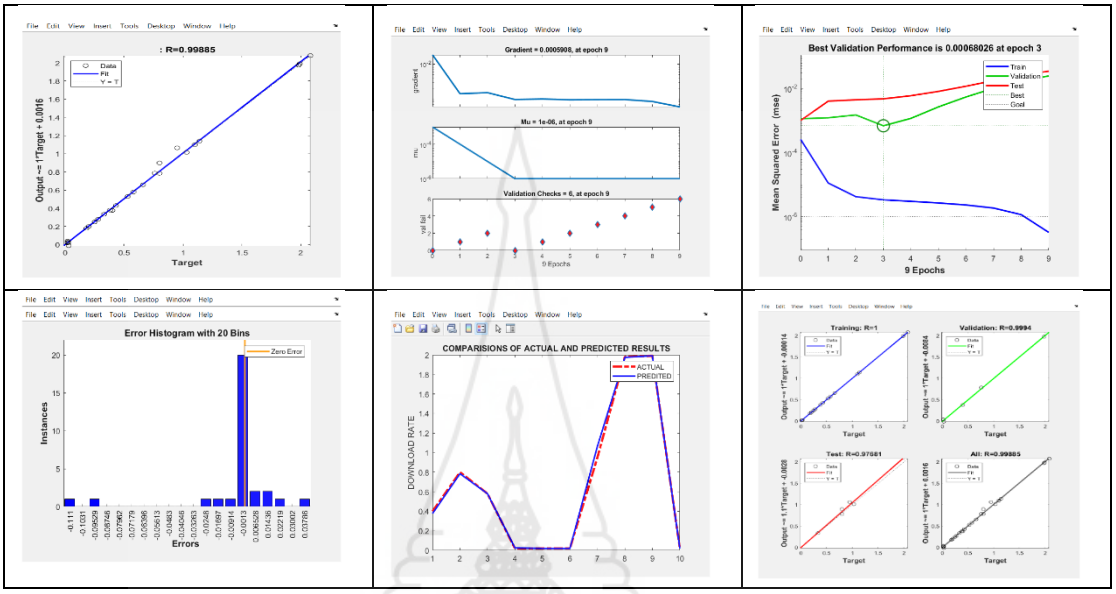


- Upload

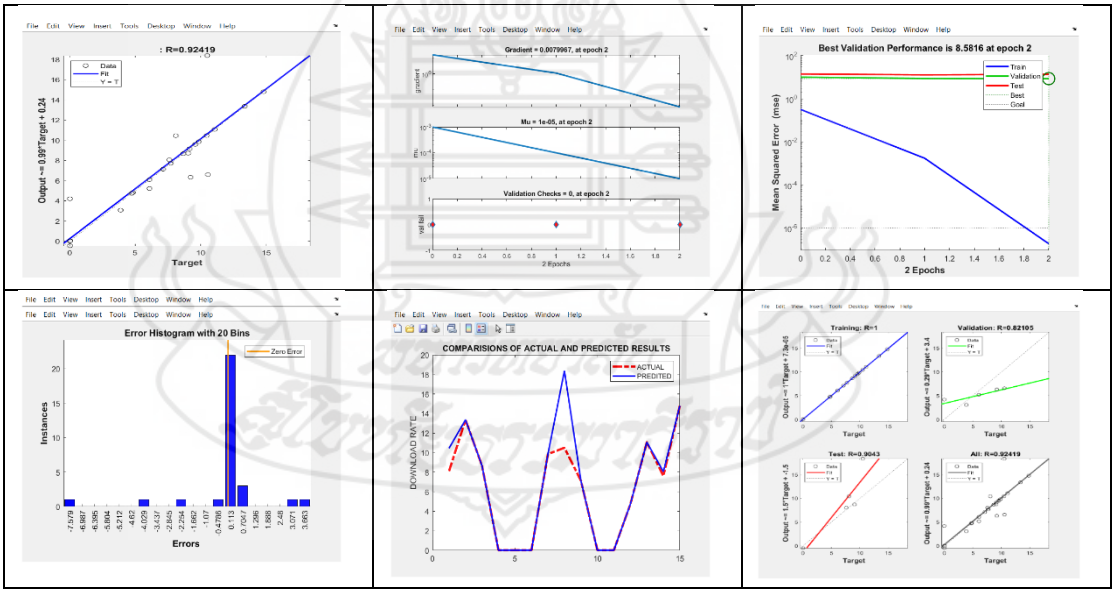


ศูนย์ ยะลา

- Dowload

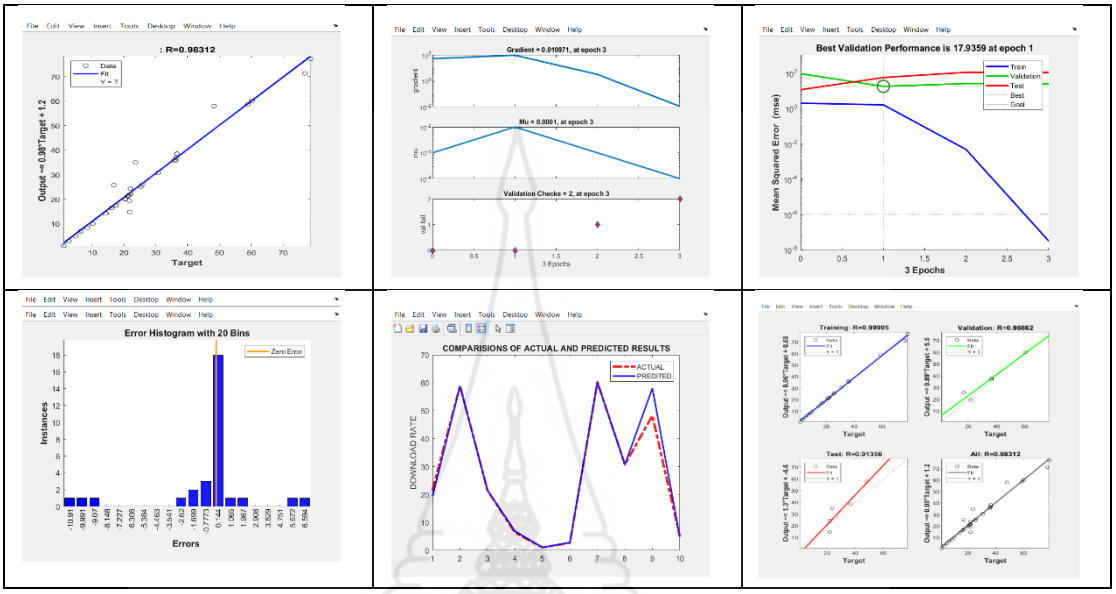


- Upload

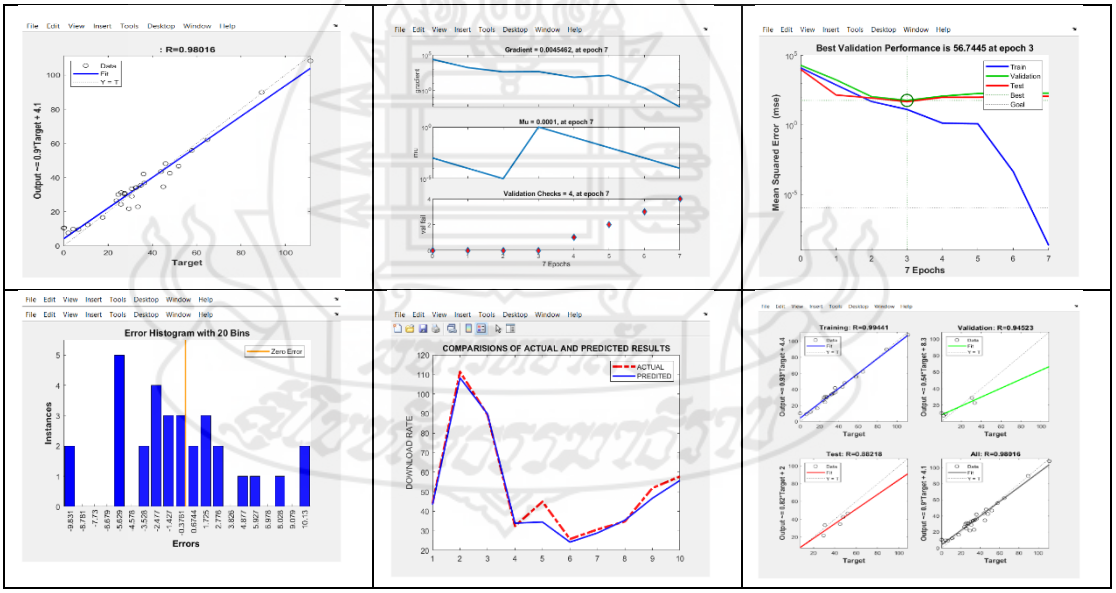


หลักสี่ – กรุงเทพ

- Dowload

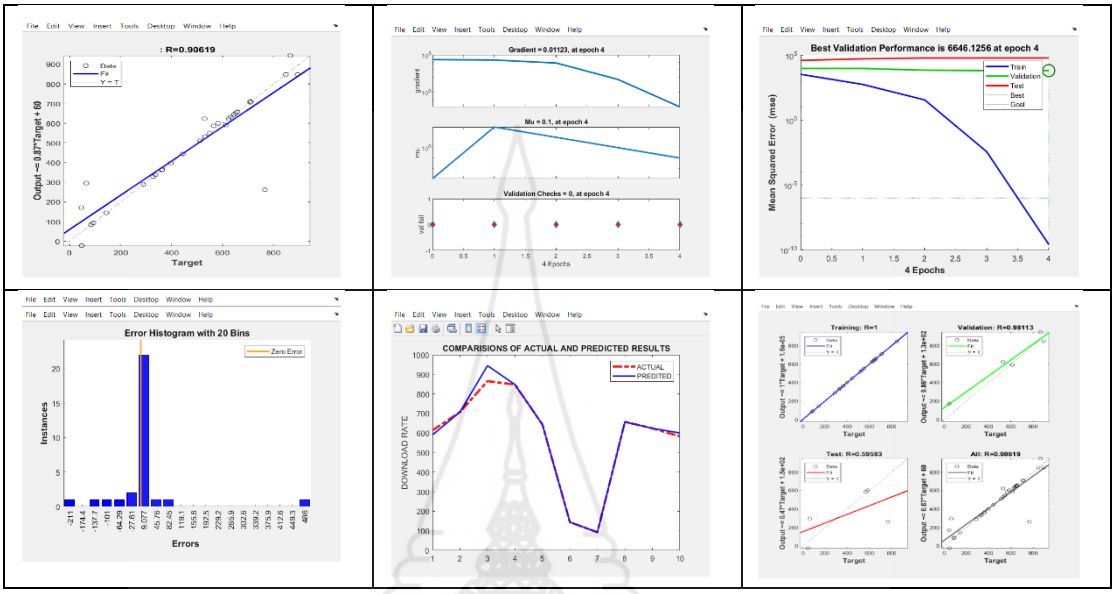


- Upload

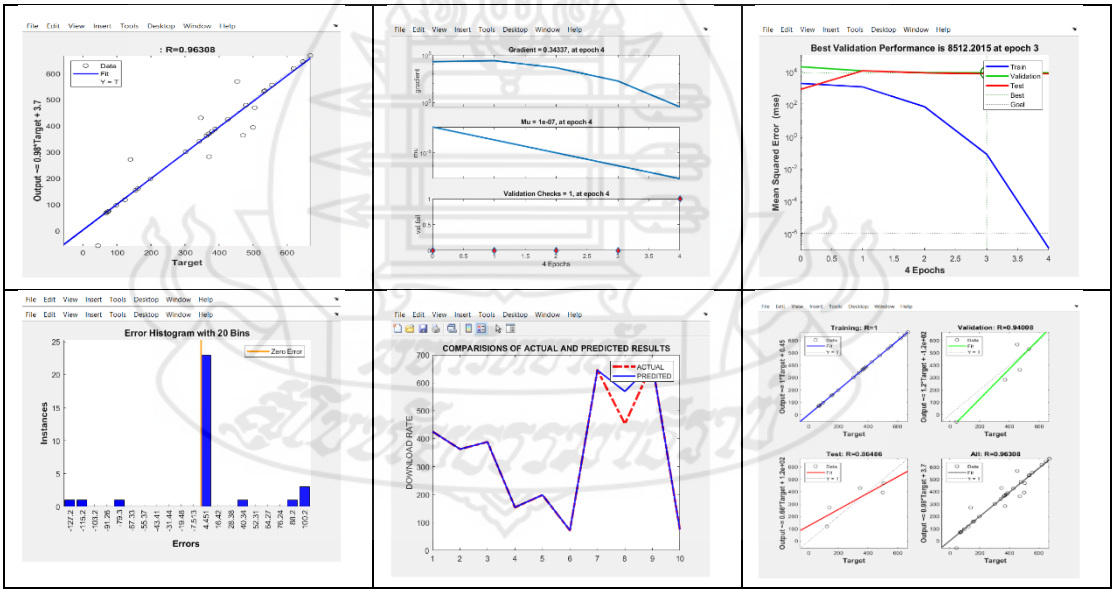


ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่

- Dowload

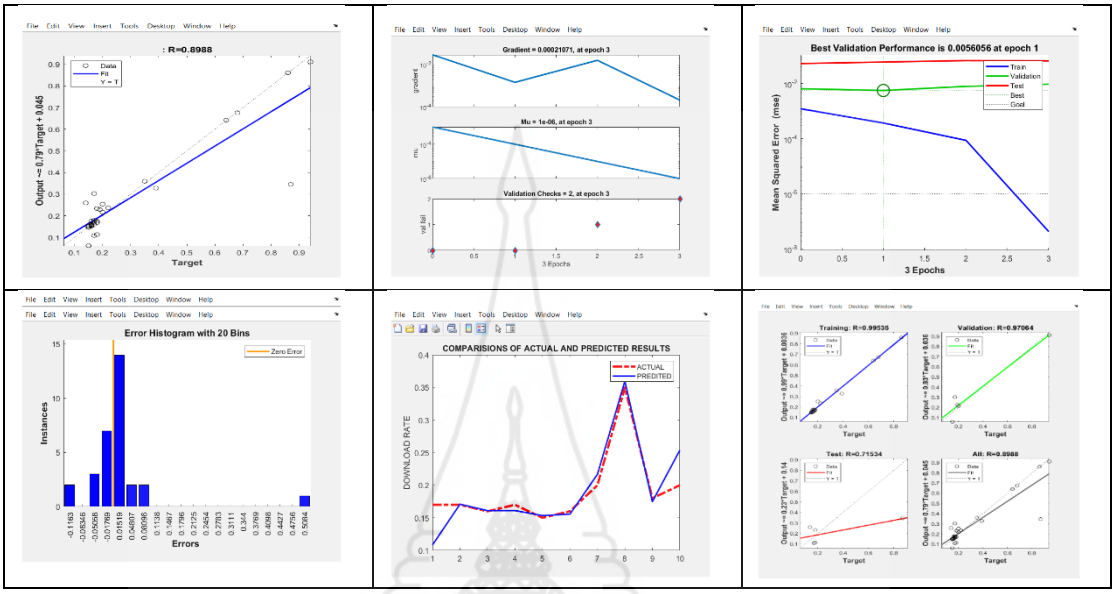


- Upload

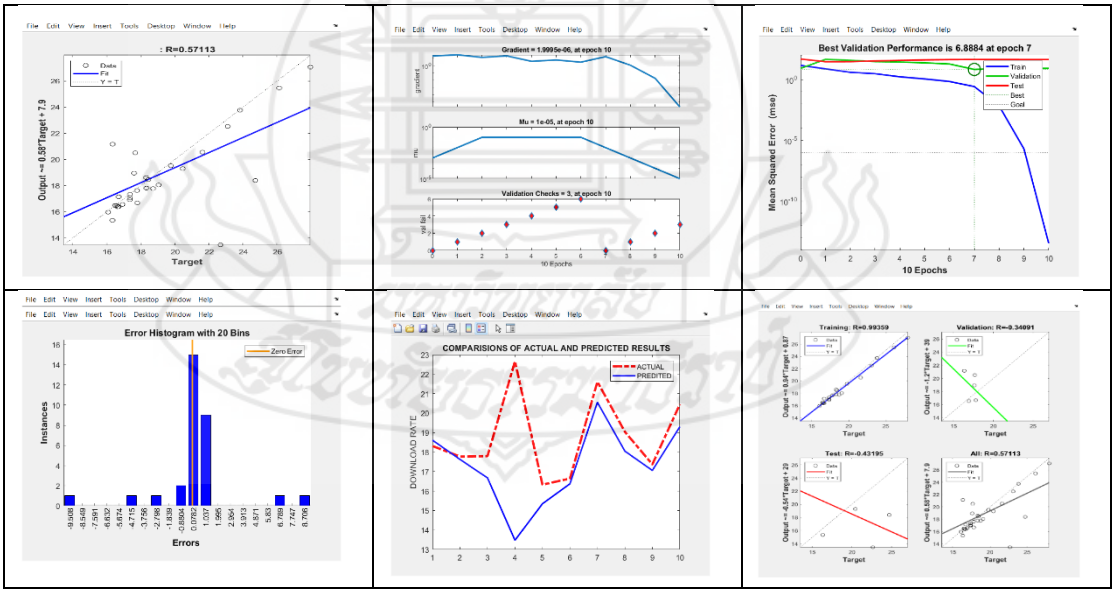


ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน

- Dowload



- Upload



ภาคผนวก ค

โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) และ อินเทอร์เน็ตขาออก (Upload)
ที่เลเยอร์ชั้นซ่อน 2n (5-10-1)

ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) ของศูนย์ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 2n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

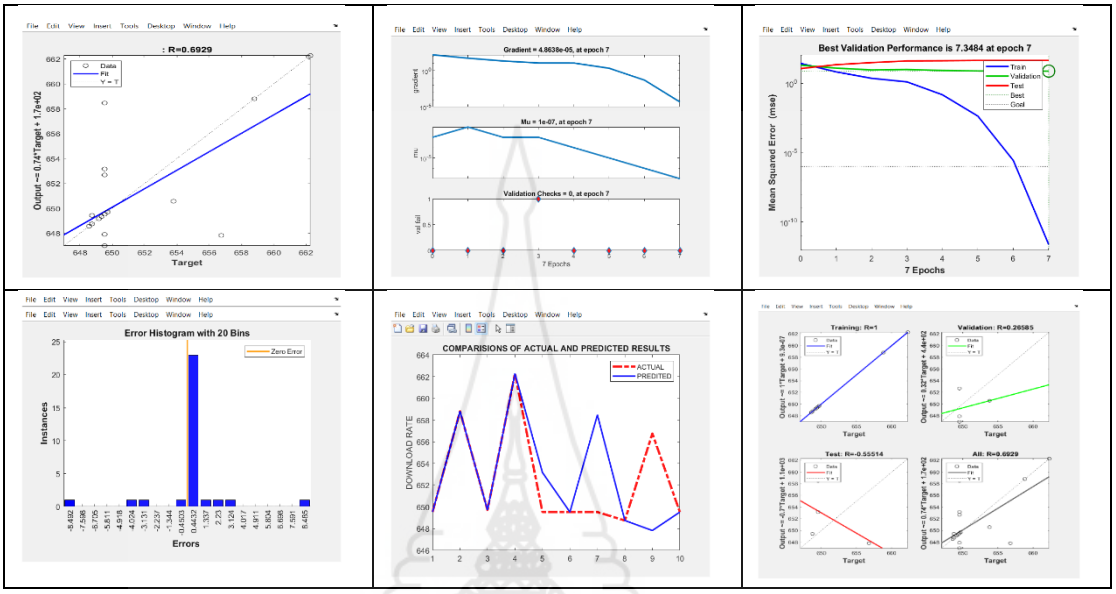
สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ลำปาง	0.3296	0.6929	7.3484	7
ศูนย์สุโขทัย	4.5794	0.68633	713.5121	1
ศูนย์นครสวรรค์	1.4968	0.98351	51.9565	1
ศูนย์อุดรธานี	1.3693	0.72674	3.2381	1
ศูนย์อุลราชธานี	1.1628	0.68812	13.9186	8
ศูนย์นครนายก	2.8658	0.79476	1062.5638	7
ศูนย์เพชรบุรี	1.7597	0.61281	116.8104	2
ศูนย์จันทบุรี	0.8521	0.81596	12.9491	4
ศูนย์นครศรีธรรมราช	8.2212	0.77443	2.6673	1
ศูนย์ยะลา	1.4215	0.99976	9.6721	1
ชุมสายที่ 1	5.1377	0.9716	21.0445	3
ชุมสายที่ 2	3.2139	0.98811	5637.5107	2
ชุมสายที่ 3	5.3292	0.81518	0.028496	8

ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ของศูนย์ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 2n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

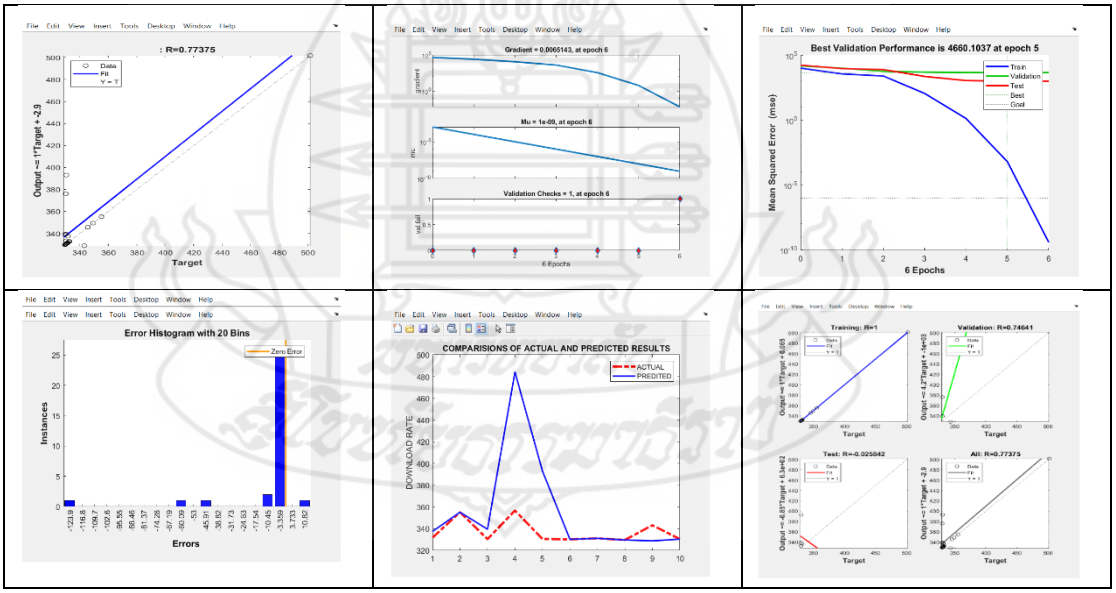
สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ลำปาง	6.3325	0.77375	4660.1037	5
ศูนย์สุโขทัย	0.5963	0.79195	24.0634	8
ศูนย์นครสวรรค์	0.0030	0.97322	0.13746	3
ศูนย์อุดรธานี	0.6102	0.69589	8.0153	6
ศูนย์อุลราชธานี	0.6014	0.6543	2.6908	3
ศูนย์นครนายก	4.3126	0.50048	356.484	3
ศูนย์เพชรบุรี	0.9530	0.64238	26.8822	2
ศูนย์จันทบุรี	0.5640	0.67647	18.457	12
ศูนย์นครศรีธรรมราช	5.9441	0.9981	0.078411	1
ศูนย์ยะลา	0.4744	0.99488	1.6964	2
ชุมสายที่ 1	8.9210	0.99027	0.16757	1
ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่	8.6622	0.81949	402.3669	3
ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน	6.4986	0.50139	2.478	5

ศูนย์ ลำปาง

Download

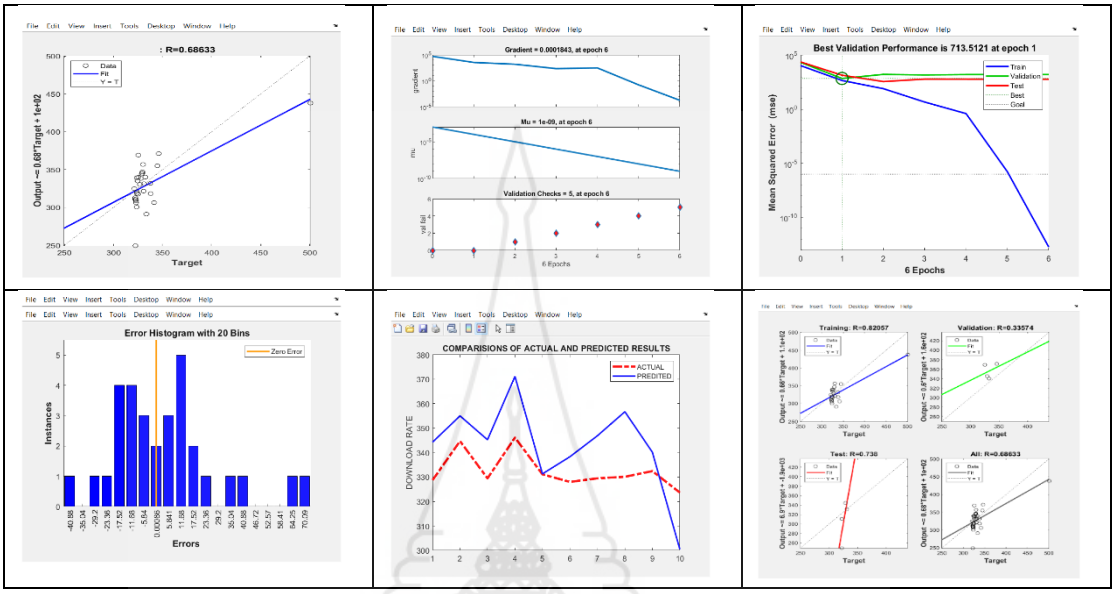


Upload

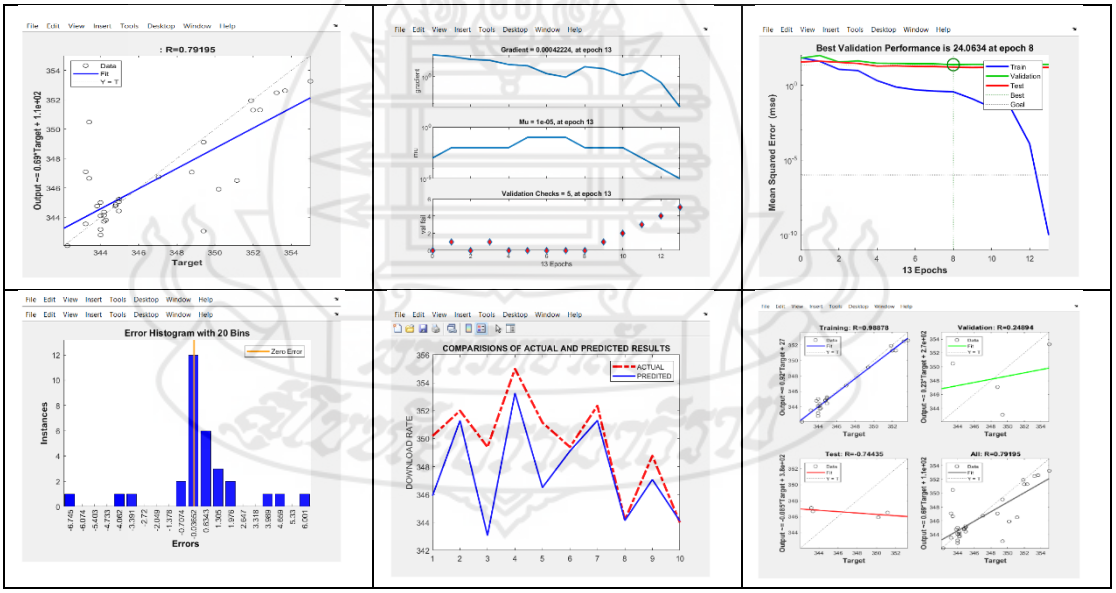


ศูนย์ สุโขทัย

Download

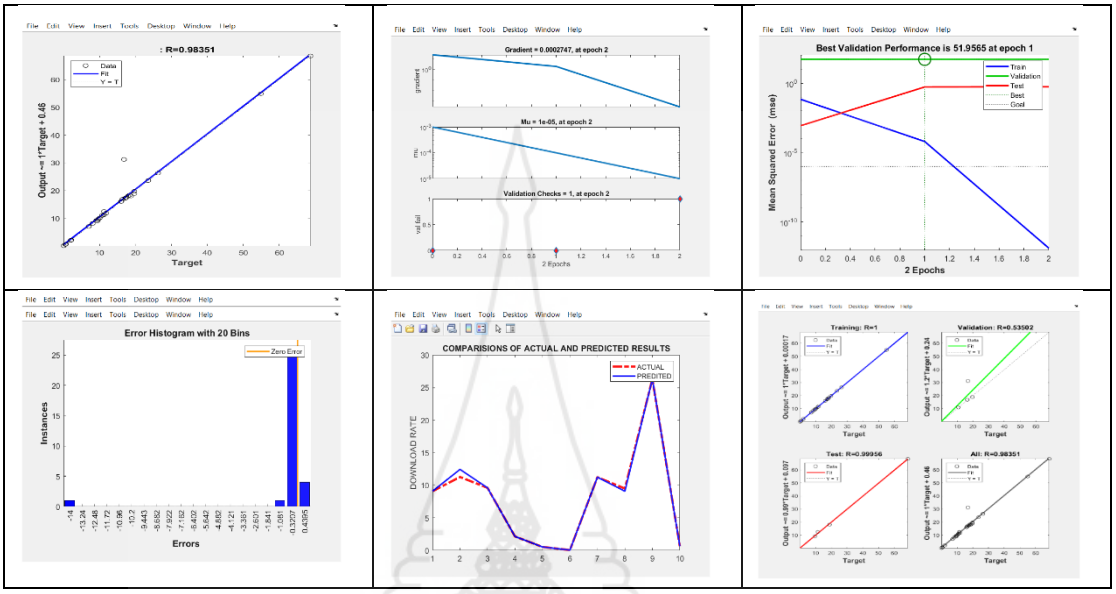


Upload

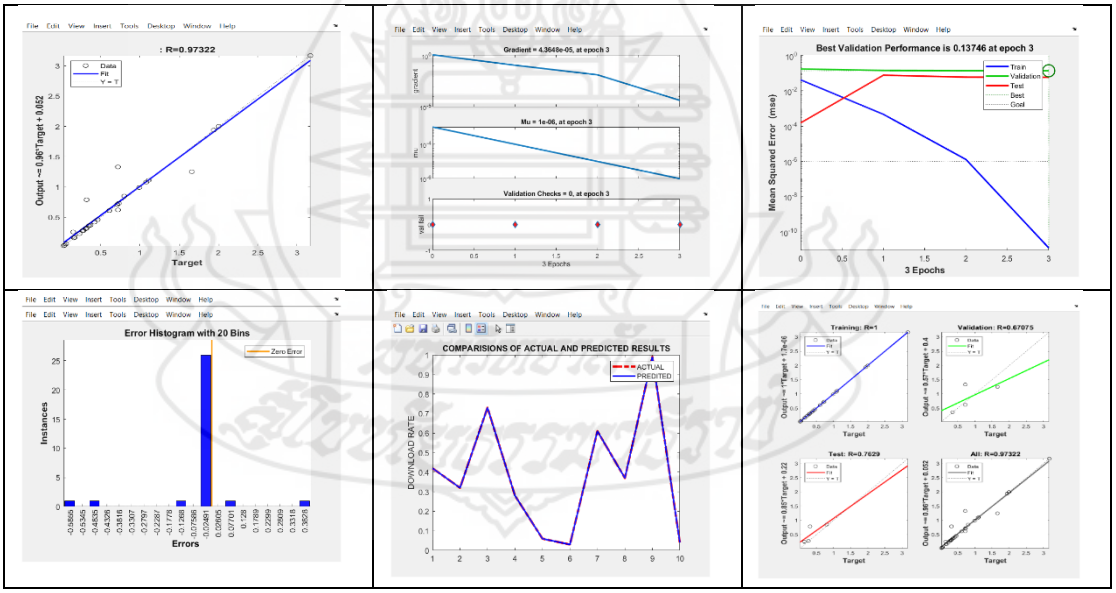


ศูนย์ นครสวรรค์

Download

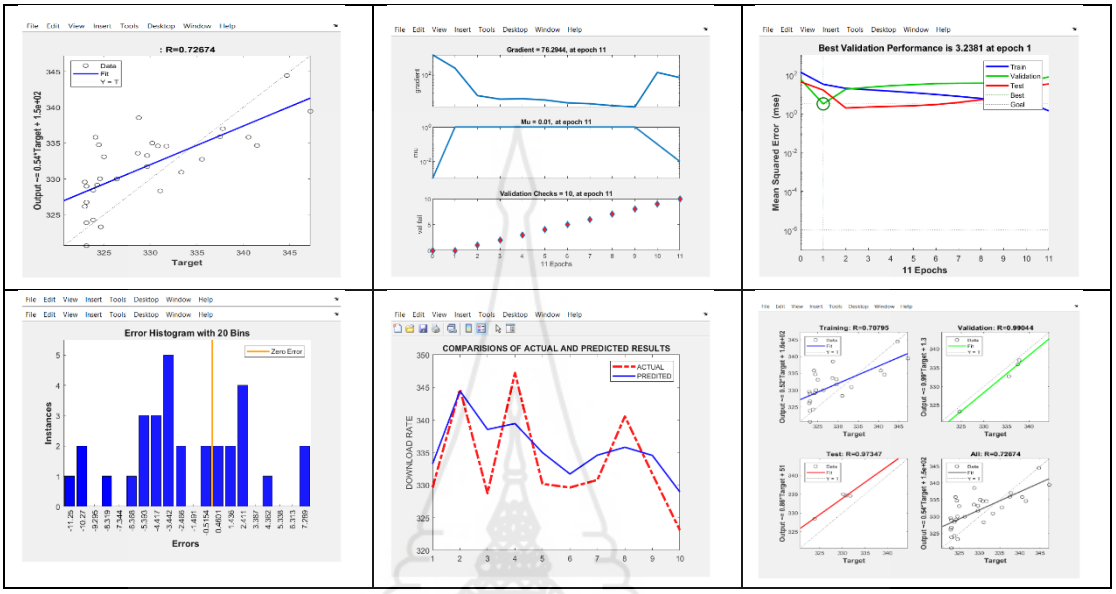


Upload

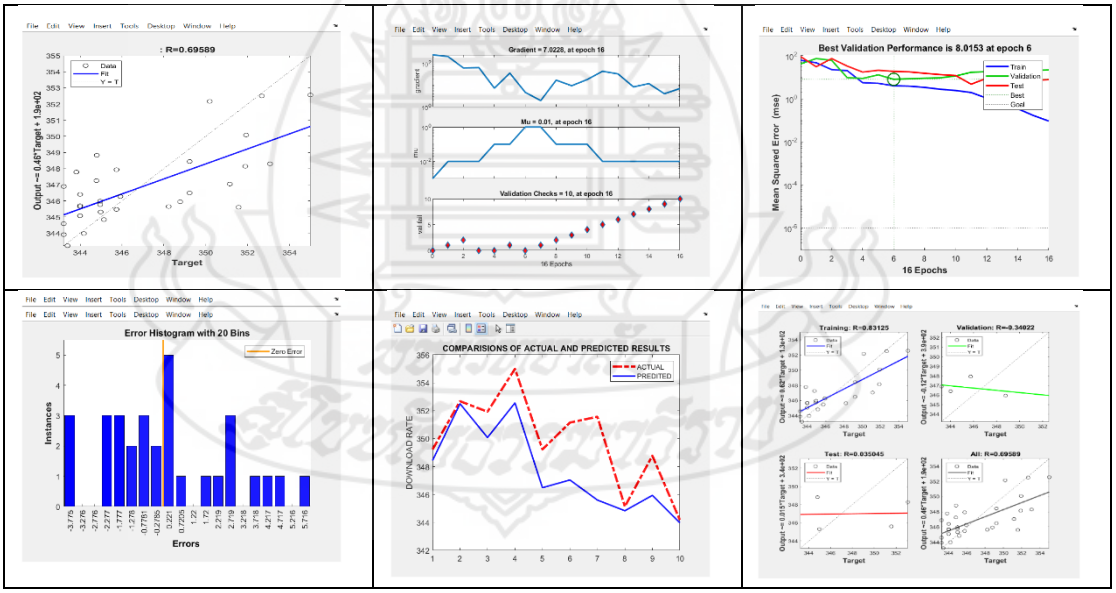


ศูนย์ อุดรธานี

Download

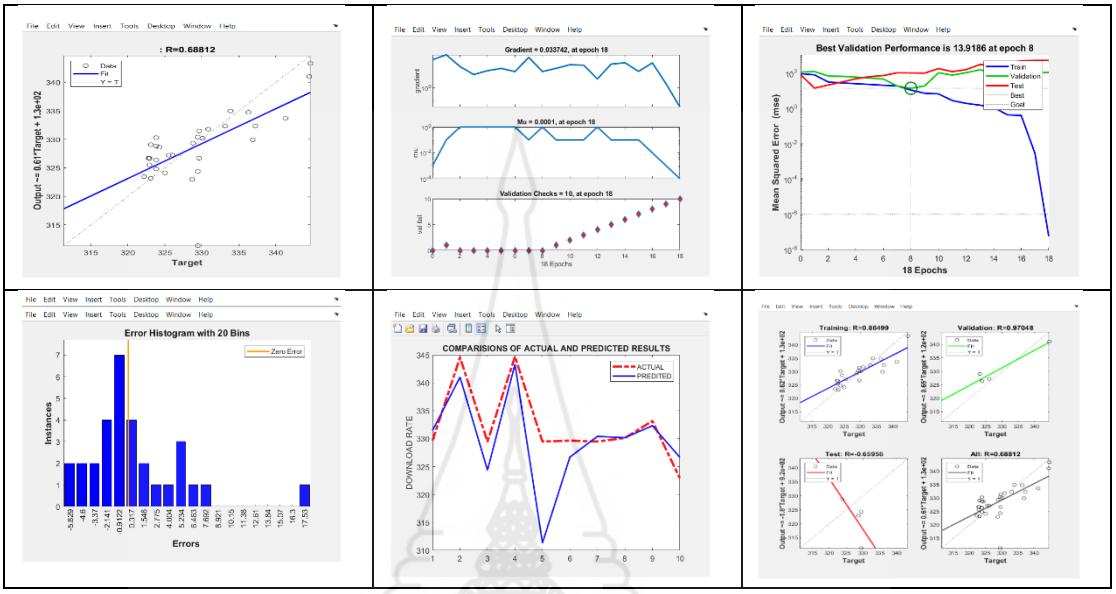


Upload

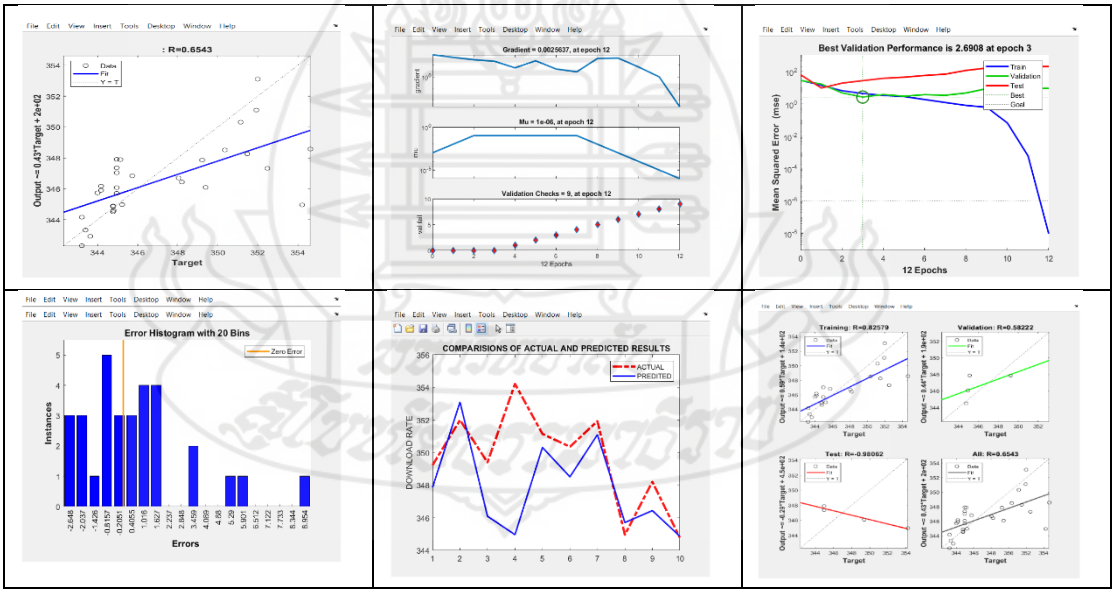


ศูนย์ อุลราชธานี

Download

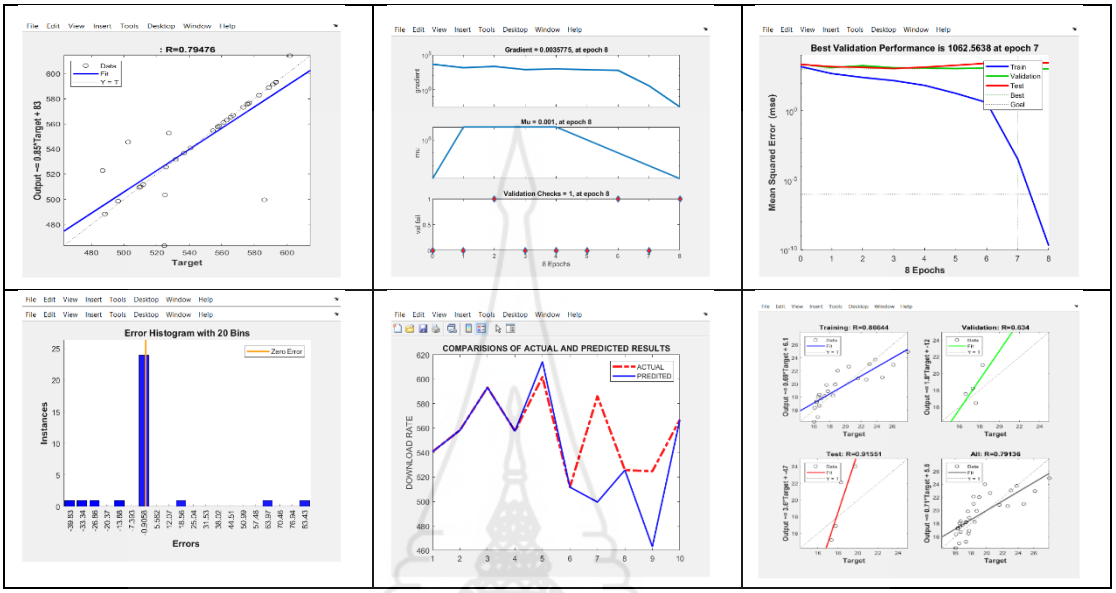


Upload

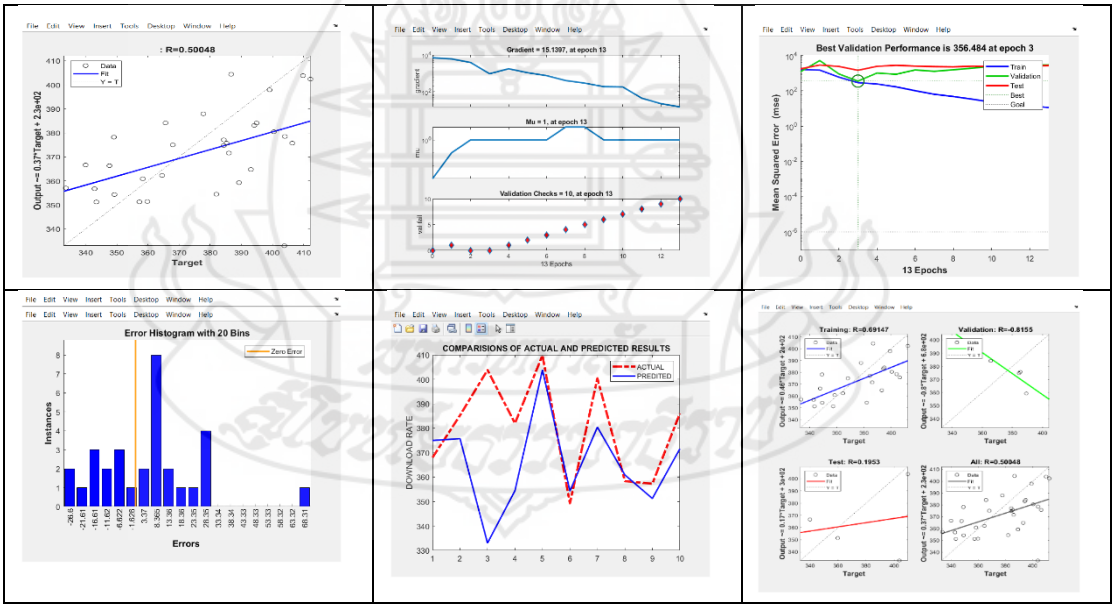


ศูนย์ นครนายก

Download

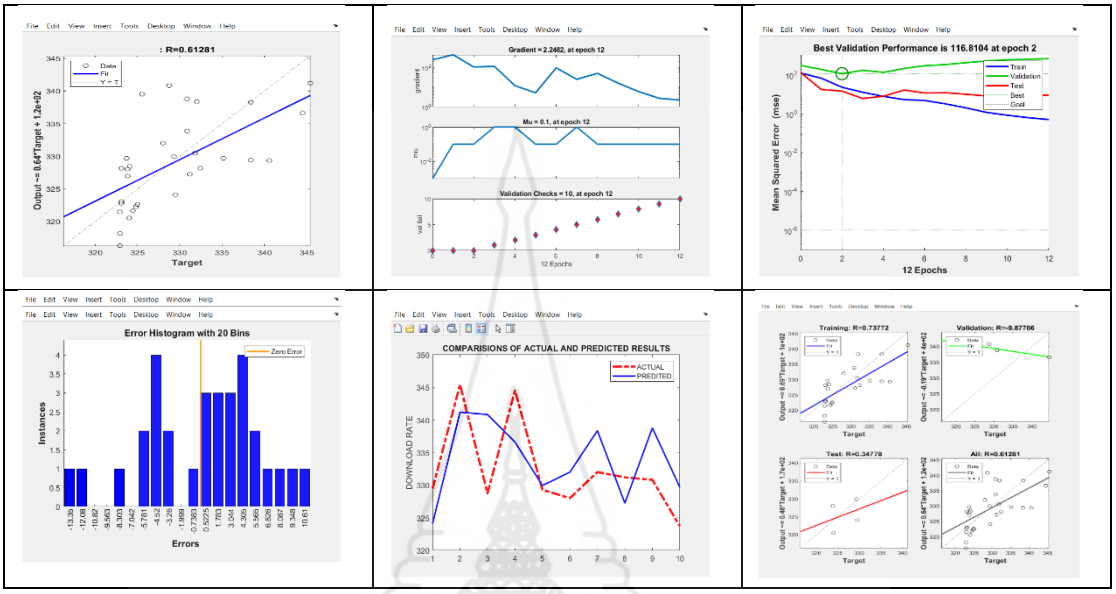


Upload

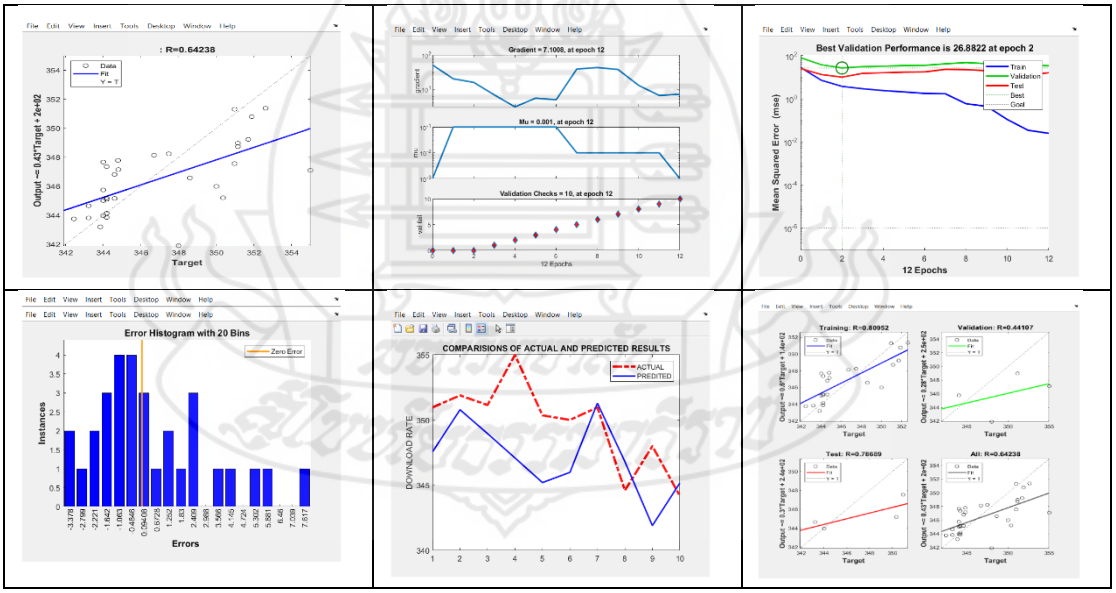


ศูนย์ เพชรบุรี

Download

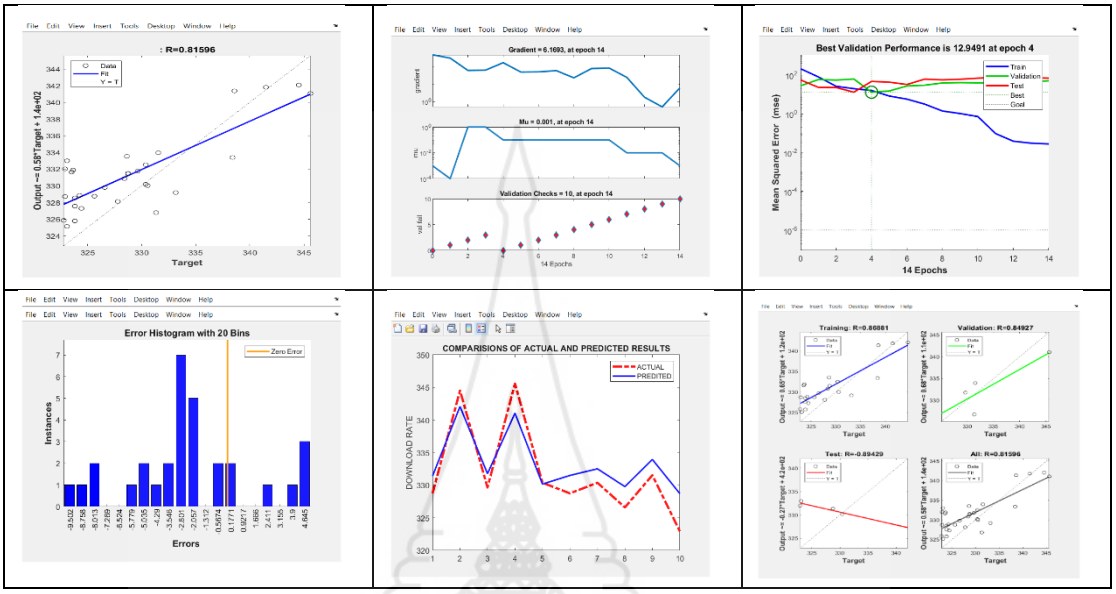


Upload

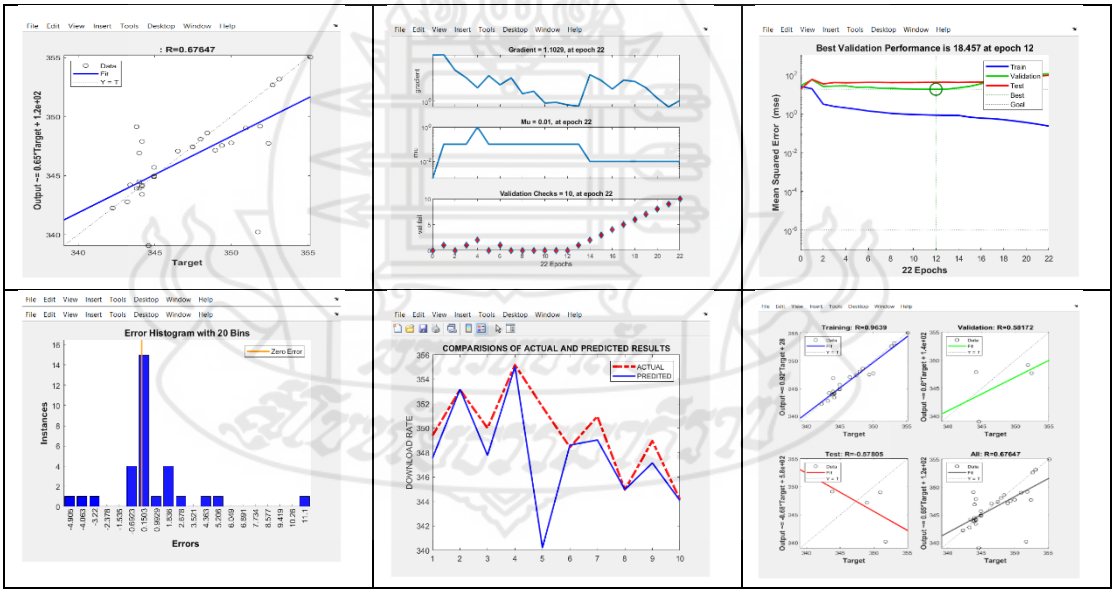


ศูนย์ จันทบุรี

Download

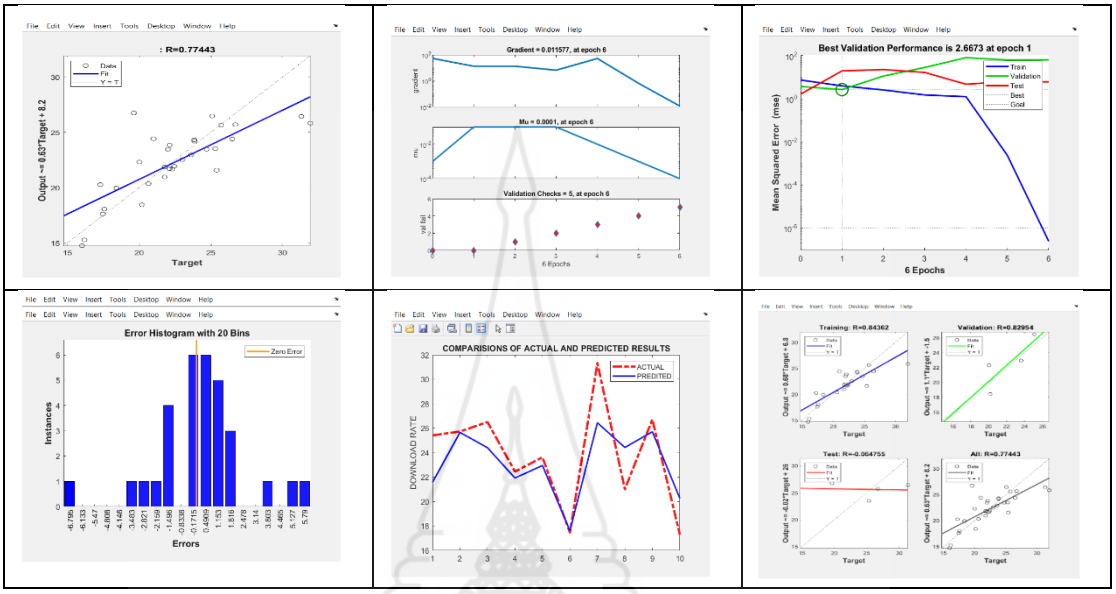


Upload

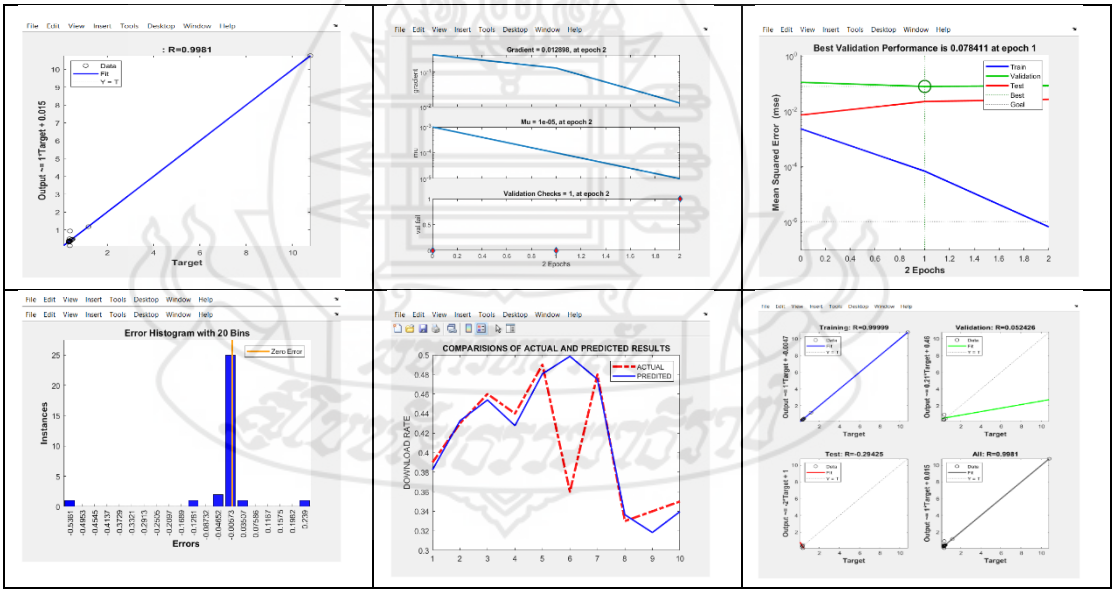


ศูนย์ นครศรีธรรมราช

Download

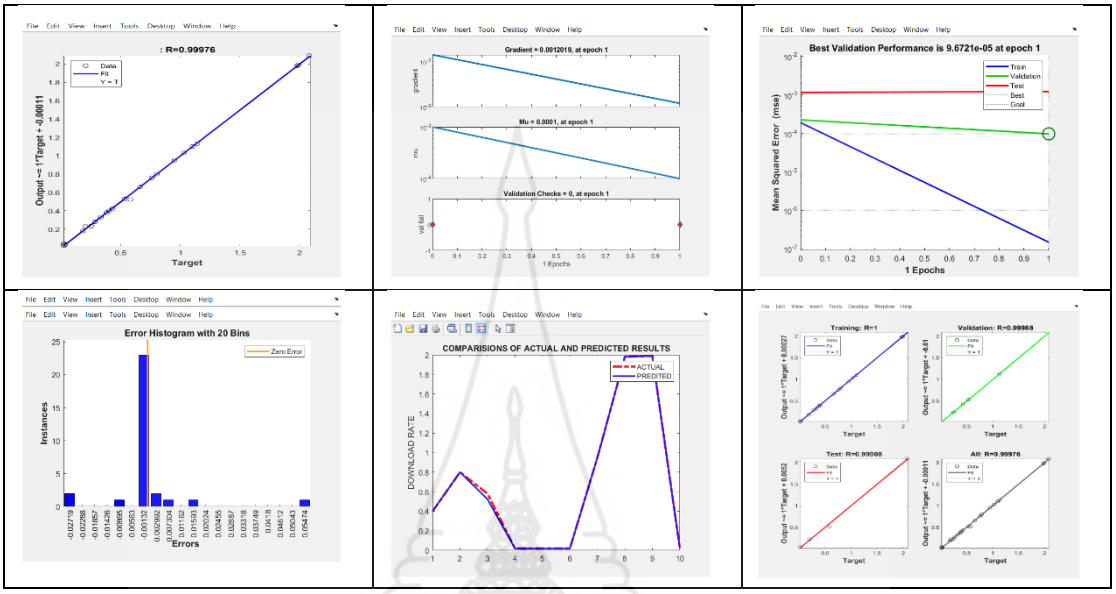


Upload

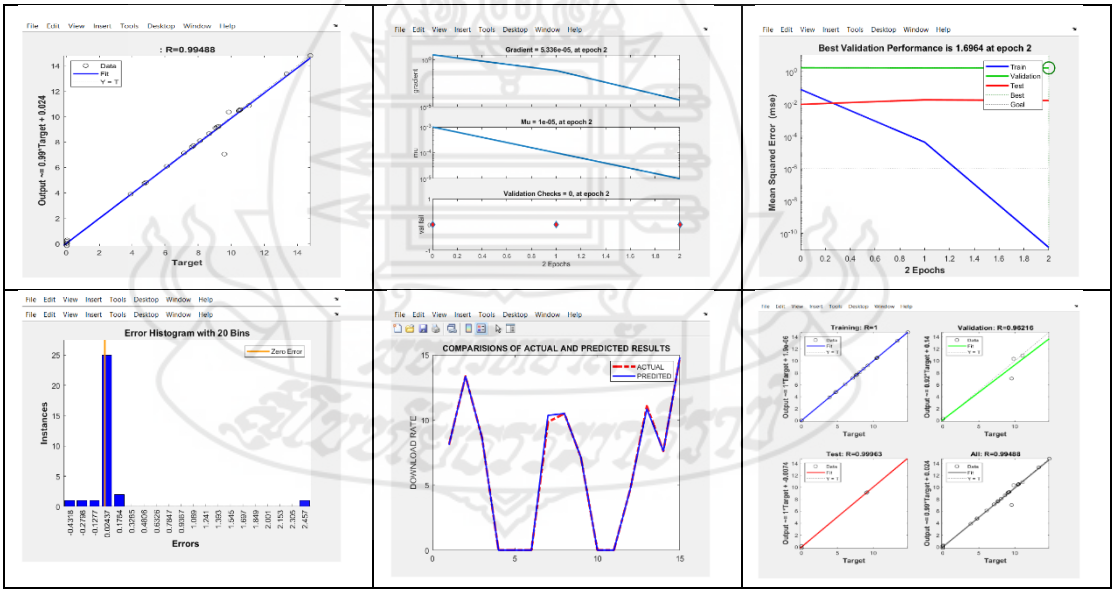


ศูนย์ ยะลา

Download

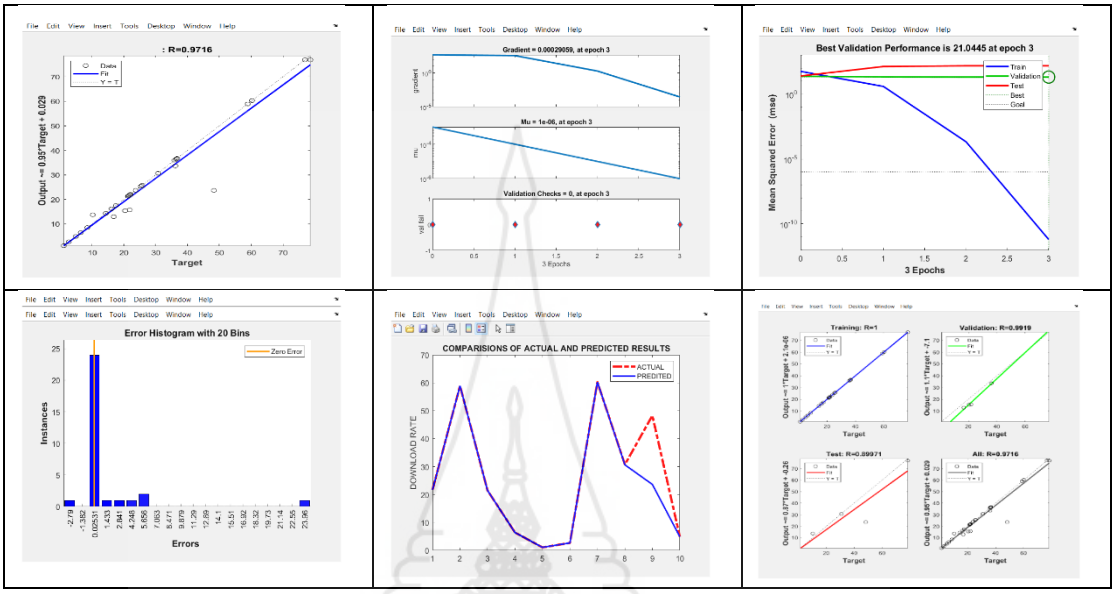


Upload

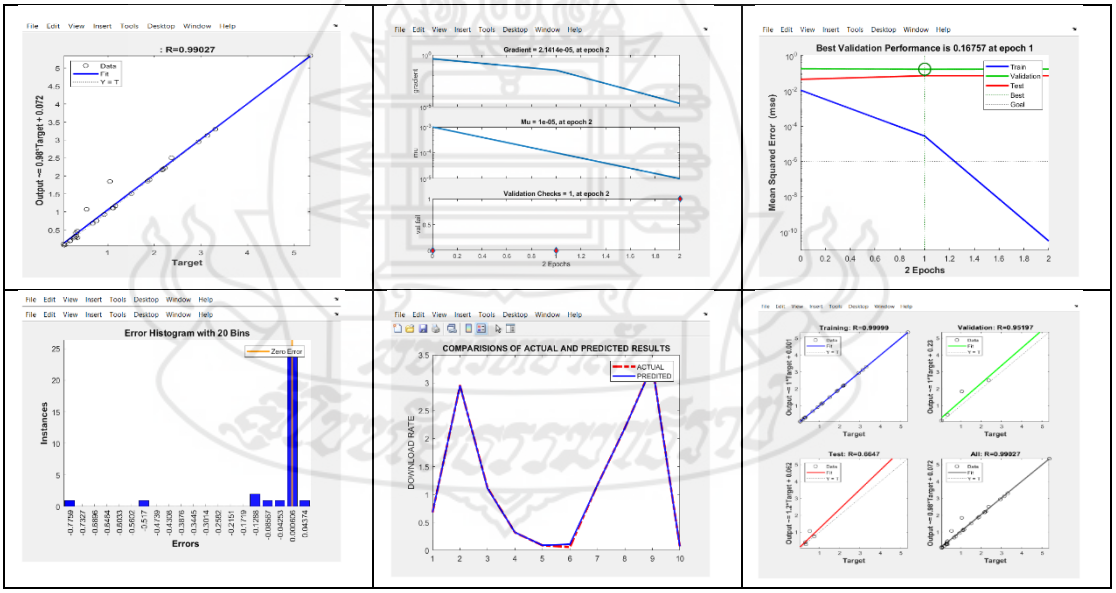


หลักสี่ – กรุงเทพ

Download

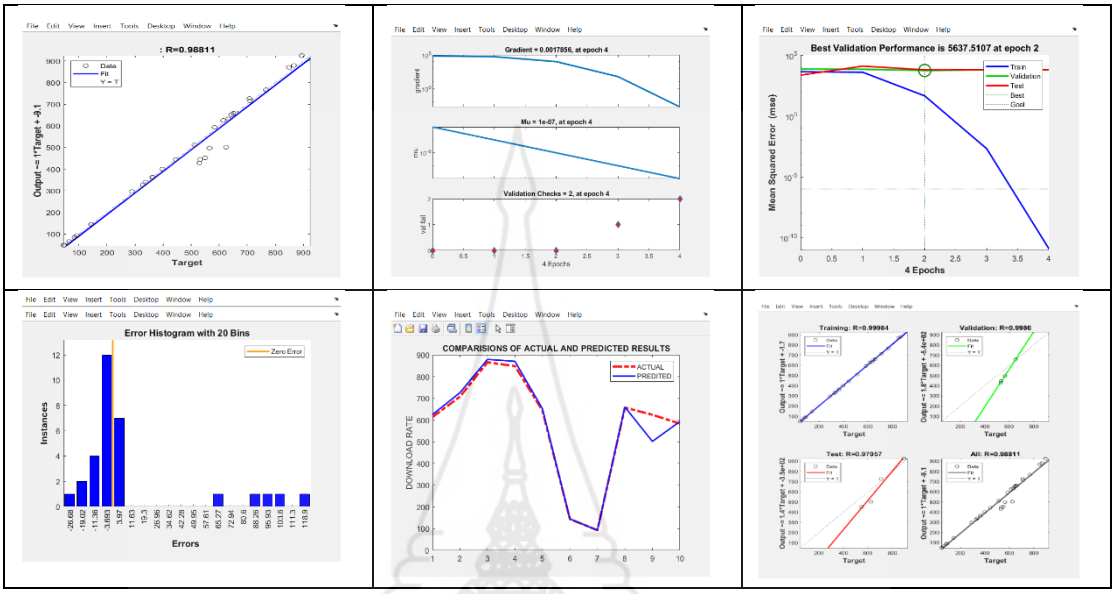


Upload

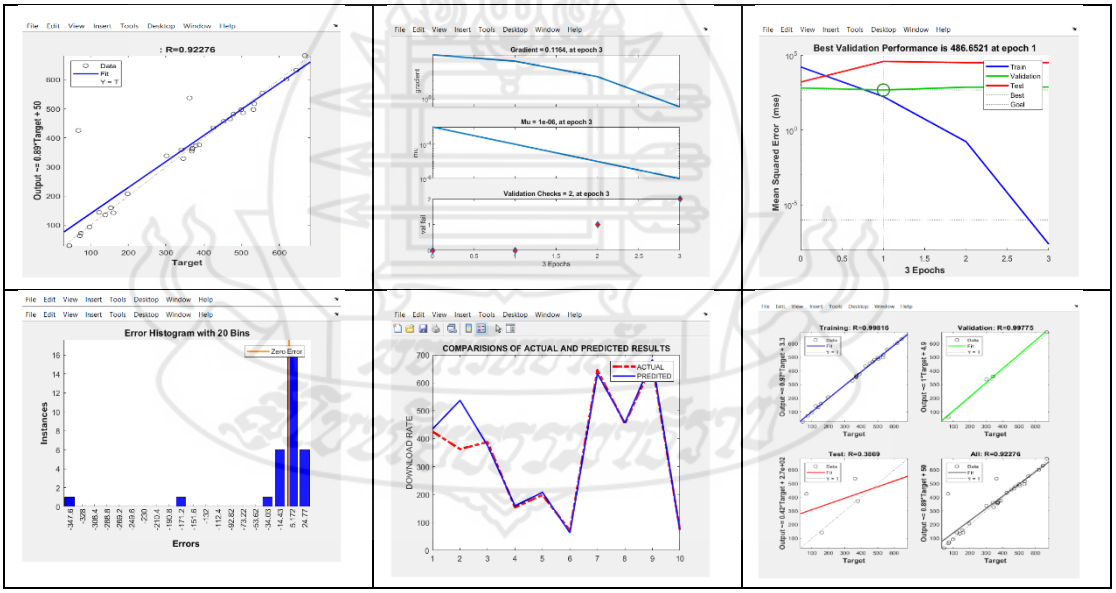


ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่

Download

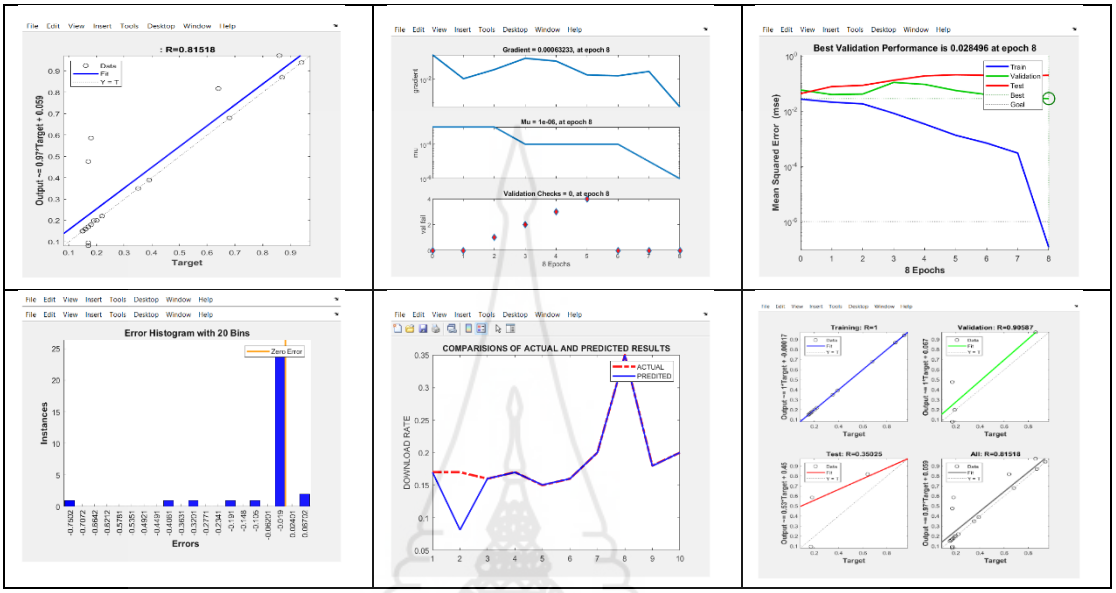


Upload

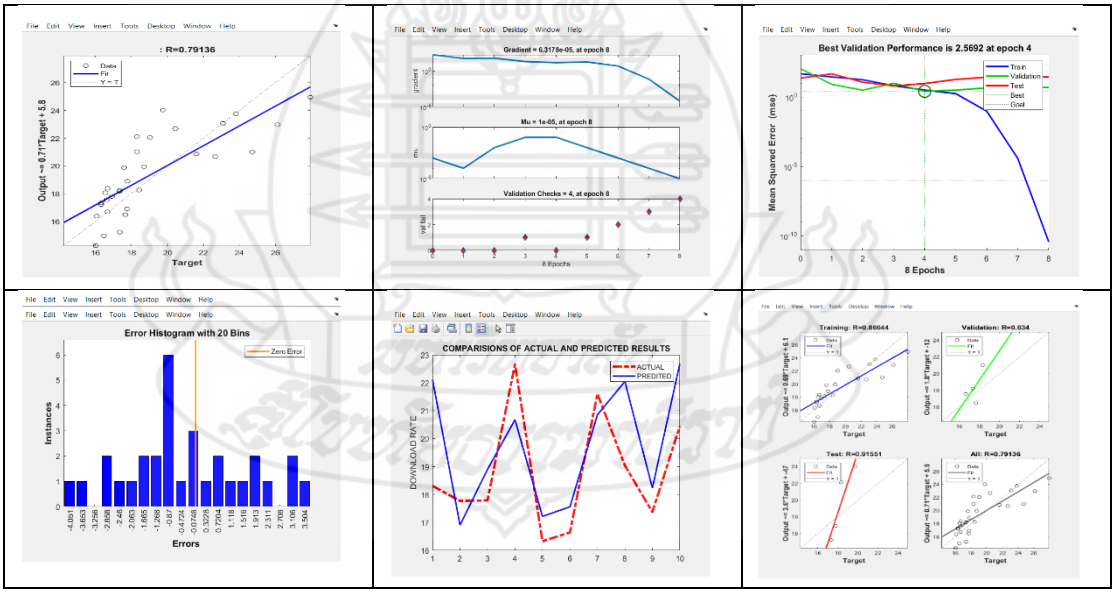


ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน

Download



Upload



ภาคผนวก ง

โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) และ อินเทอร์เน็ตขาออก (Upload)
ที่เลเยอร์ชั้นซ่อน 3n (5-15-1)

ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) ของศูนย์ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 3n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

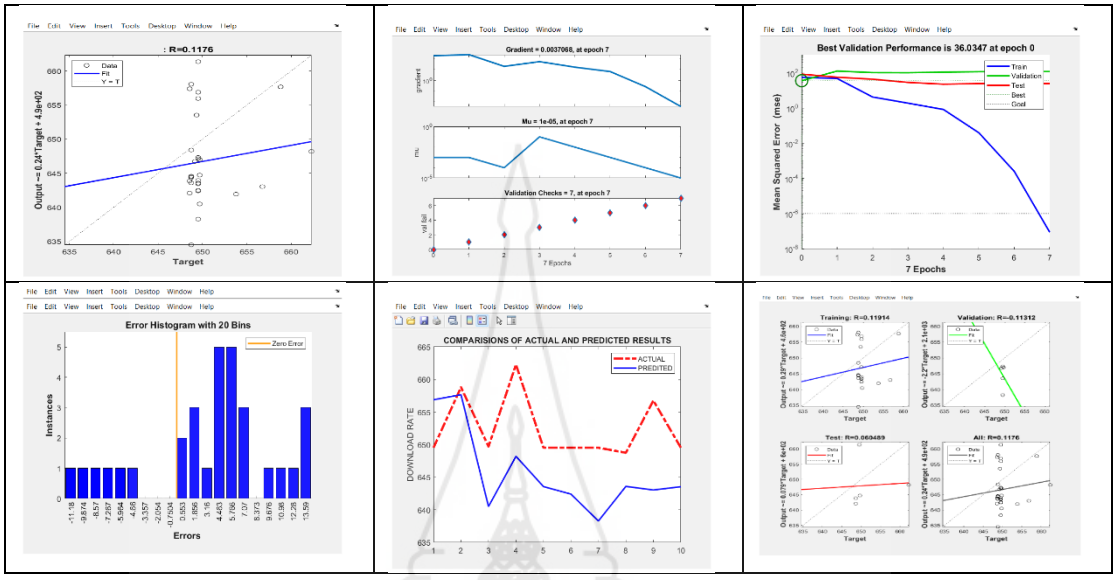
สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศวช.มสธ.ลำปาง	1.2400	0.1176	36.0347	0
ศวช.มสธ.สุโขทัย	1.8445	0.87605	1688.5846	3
ศวช.มสธ.นครสวรรค์	1.5042	0.88877	84.3219	3
ศวช.มสธ.อุดรธานี	4.0290	0.13444	153.663	0
ศวช.มสธ.อุลราชธานี	1.2467	0.52687	118.4333	9
ศวช.มสธ.นครนายก	3.5057	0.73383	2245.394	3
ศวช.มสธ.เพชรบุรี	1.0054	0.76727	28.8747	1
ศวช.มสธ.จันทบุรี	1.2705	0.069213	150.3915	5
ศวช.มสธ. นครศรีธรรมราช	5.1140	0.60894	10.461	3
ศวช.มสธ.ยะลา	6.1369	0.99576	0.008621	1
หลักสี่ - กรุงเทพ	6.5881	0.99461	14.7186	1
ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่	5.5786	0.74558	132.1537	1
ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน	7.6870	0.90643	0.070316	2

ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ของศูนย์ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 3n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

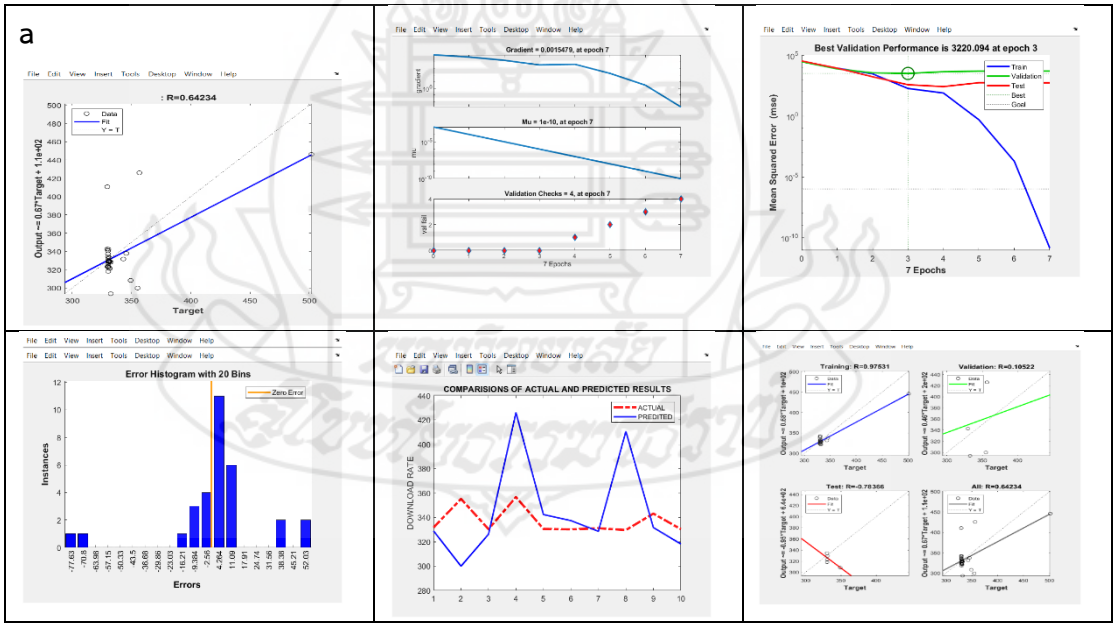
สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศวช.มสธ.ลำปาง	7.5225	0.64234	3220.094	3
ศวช.มสธ.สุโขทัย	1.3369	0.41081	62.8617	3
ศวช.มสธ.นครสวรรค์	7.9945	0.97793	0.018321	1
ศวช.มสธ.อุดรธานี	1.0535	0.21295	25.3301	2
ศวช.มสธ.อุลราชธานี	0.9122	0.31011	4.4713	2
ศวช.มสธ.นครนายก	5.7416	0.24095	460.4771	2
ศวช.มสธ.เพชรบุรี	2.0702	0.12501	59.9865	1
ศวช.มสธ.จันทบุรี	1.4875	0.10097	36.3141	10
ศวช.มสธ. นครศรีธรรมราช	7.3850	0.28262	20.793	2
ศวช.มสธ.ยะลา	2.4575	0.99969	0.026708	2
หลักสี่ - กรุงเทพ	6.3067	0.93714	148.254	2
ศวช.มสธ.ลำปาง	7.5225	0.64234	3220.094	3
ศวช.มสธ.สุโขทัย	1.3369	0.41081	62.8617	3

ศวช.มสธ.ลำปาง

Download

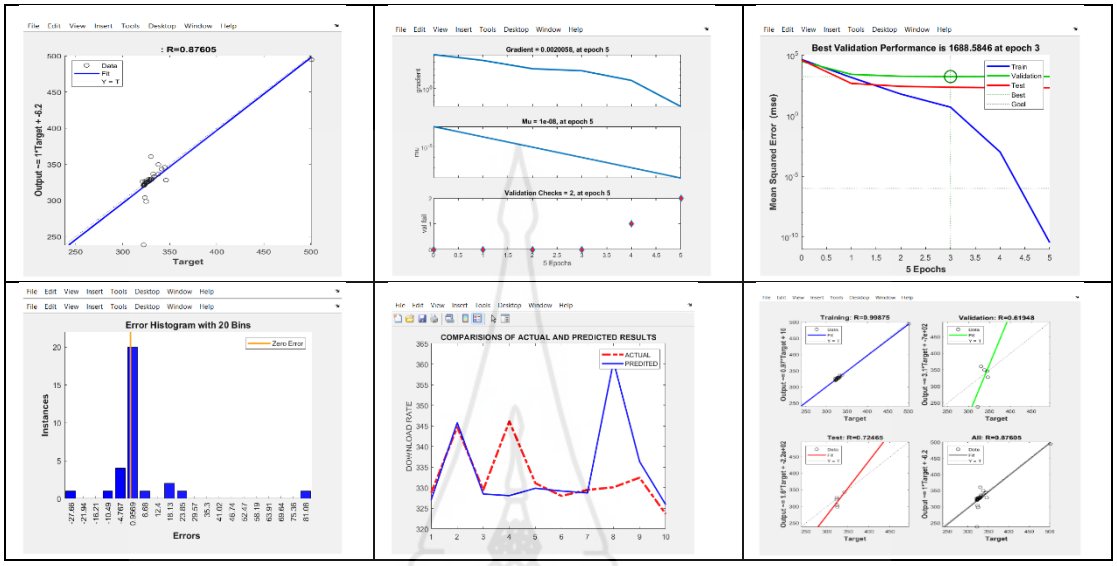


Upload

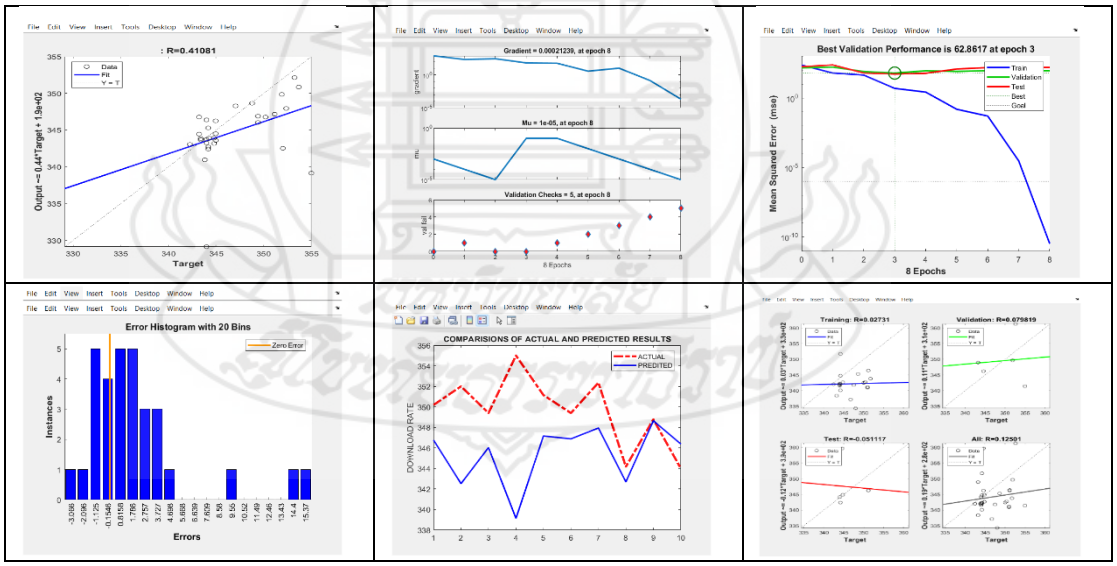


ศวช.มสธ.สุโขทัย

Download

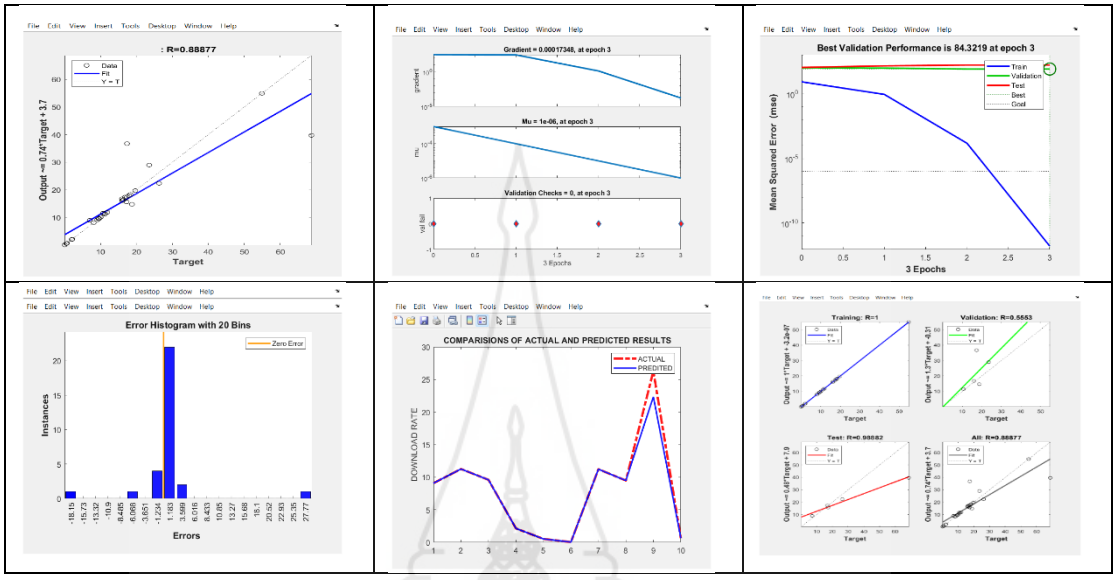


Upload

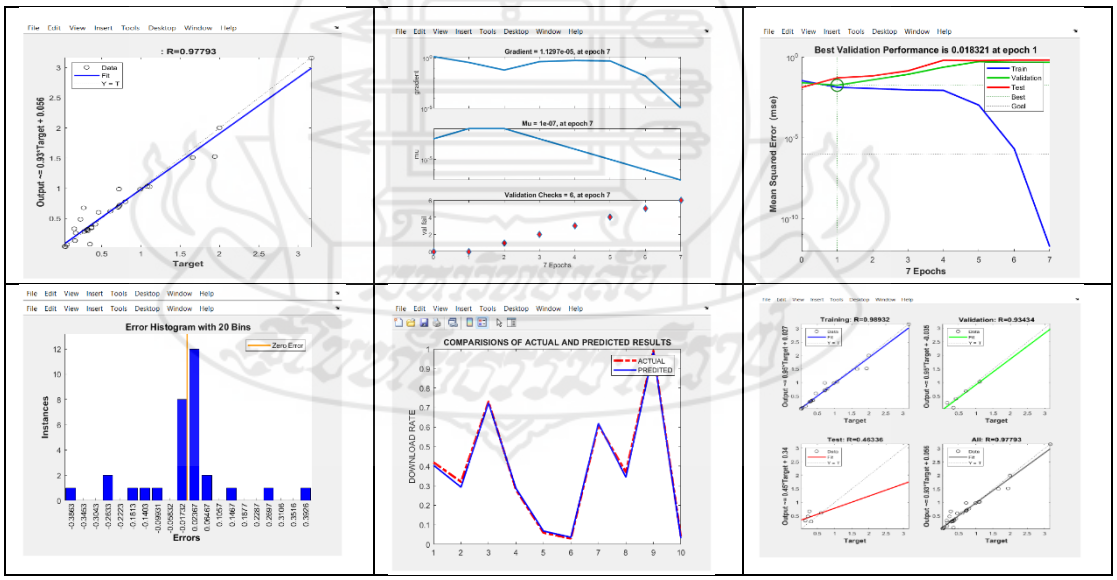


ศวช.มสธ.นครสวรรค์

Download

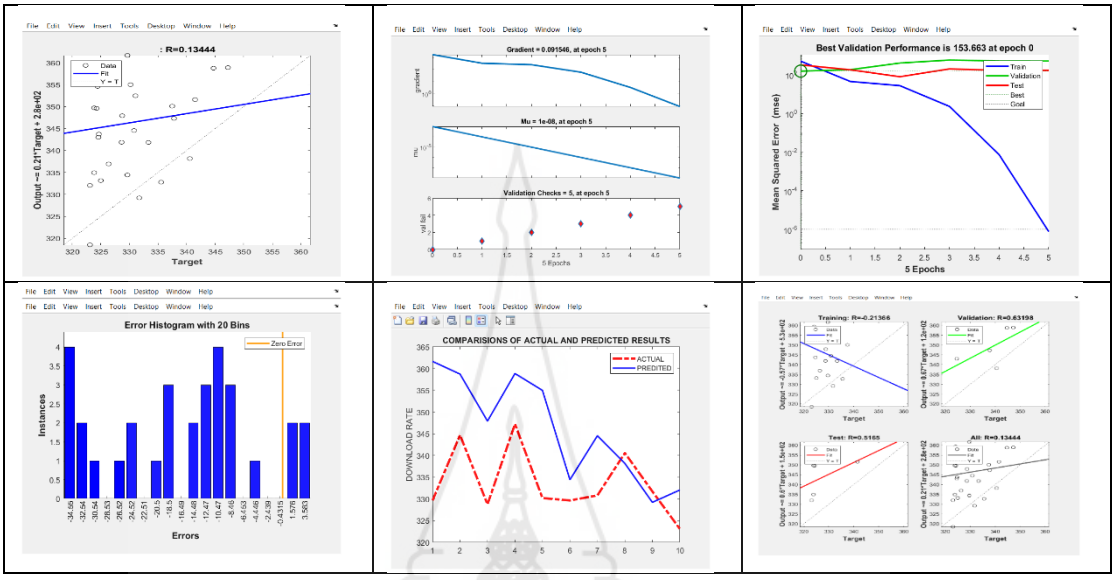


Upload

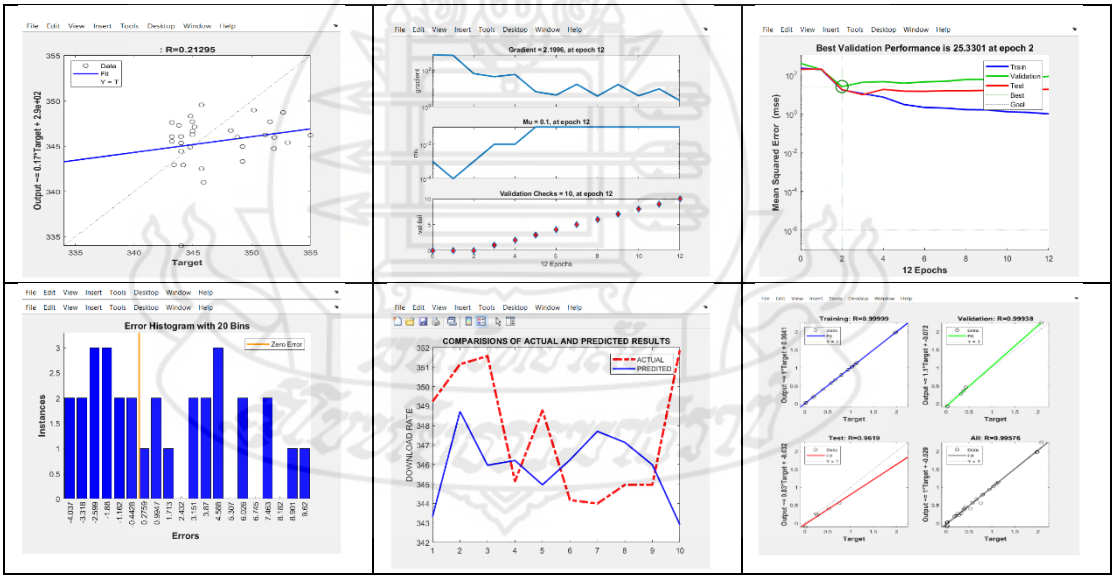


ศวช.มสธ.อุดรธานี

Download

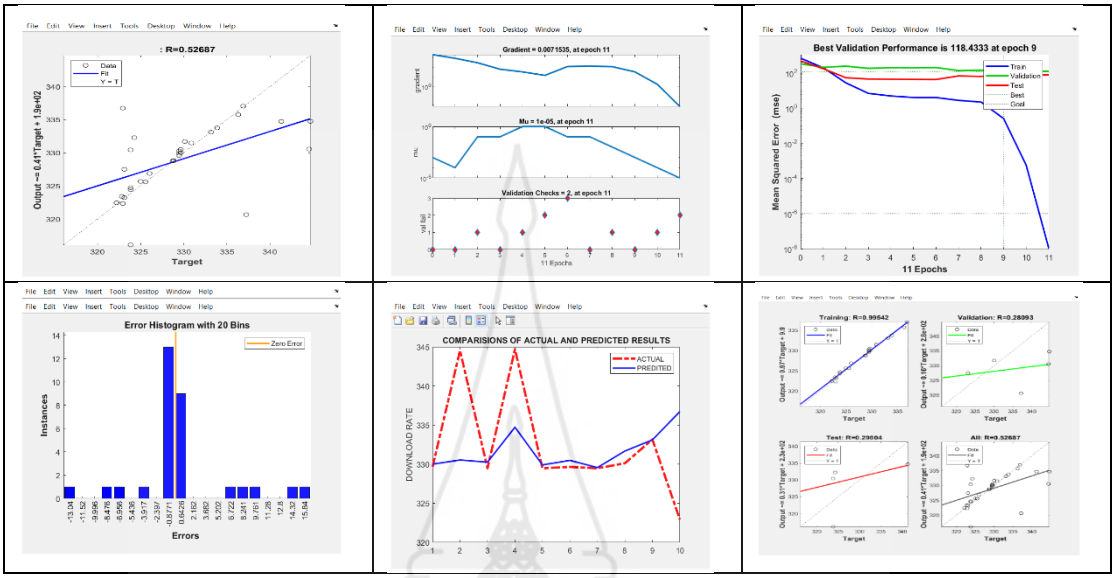


Upload

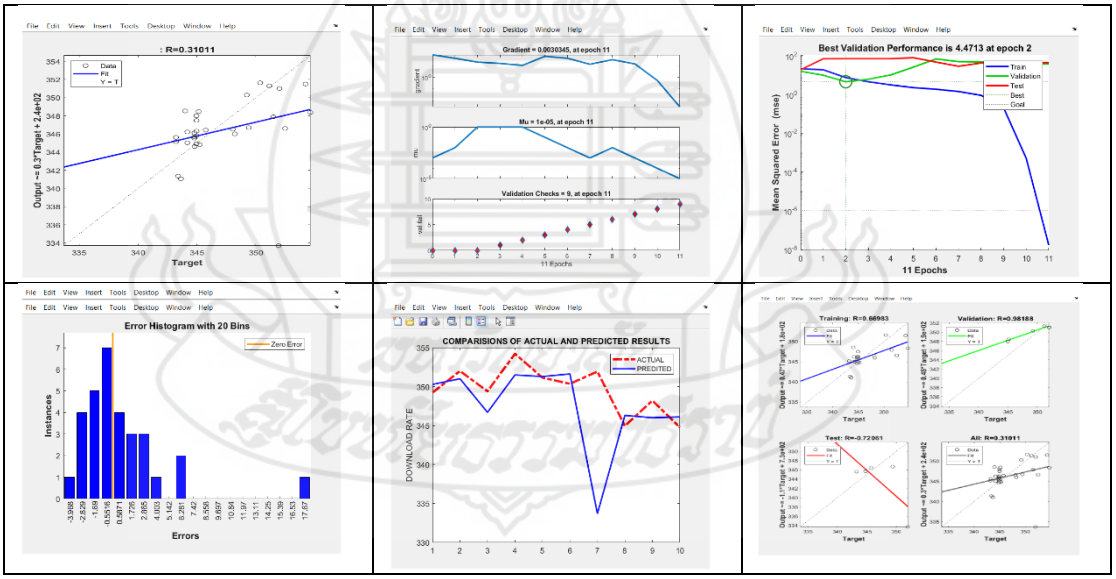


ศวช.มสธ.อุลราชธานี

Download

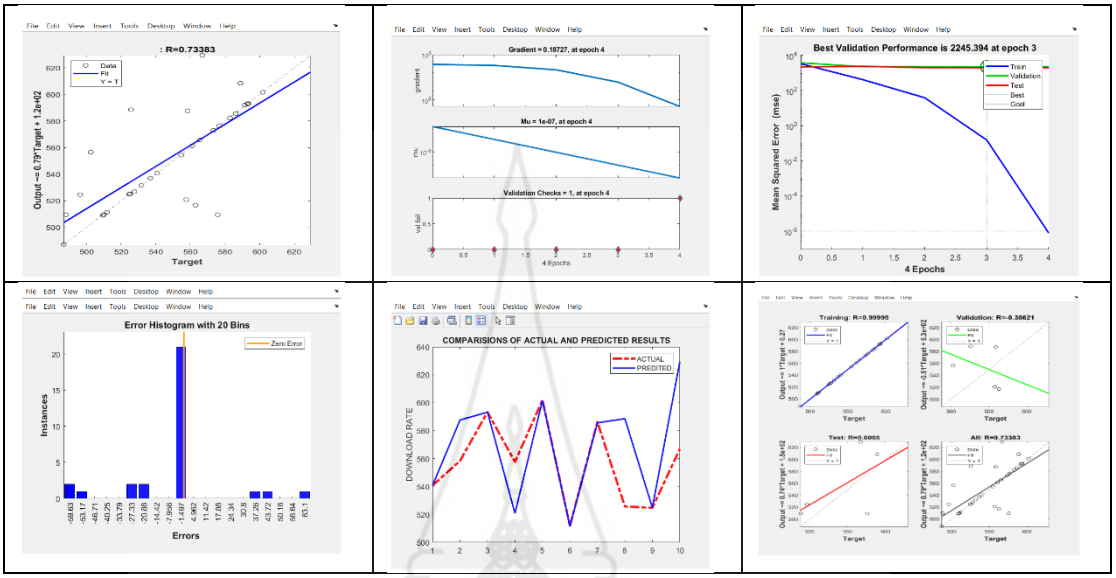


Upload

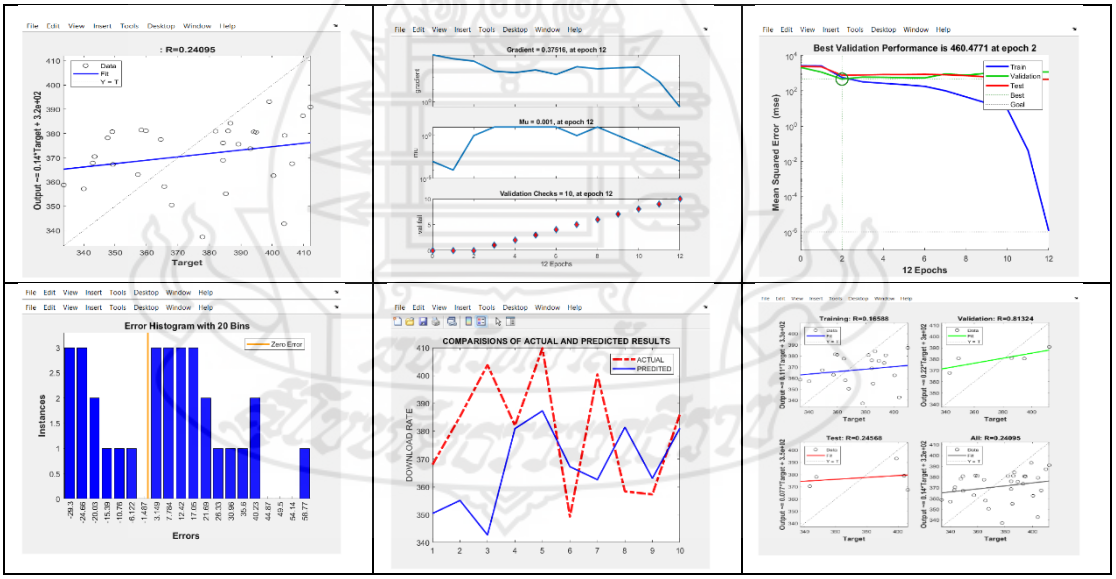


ศวช.มสธ.นครนายก

Download

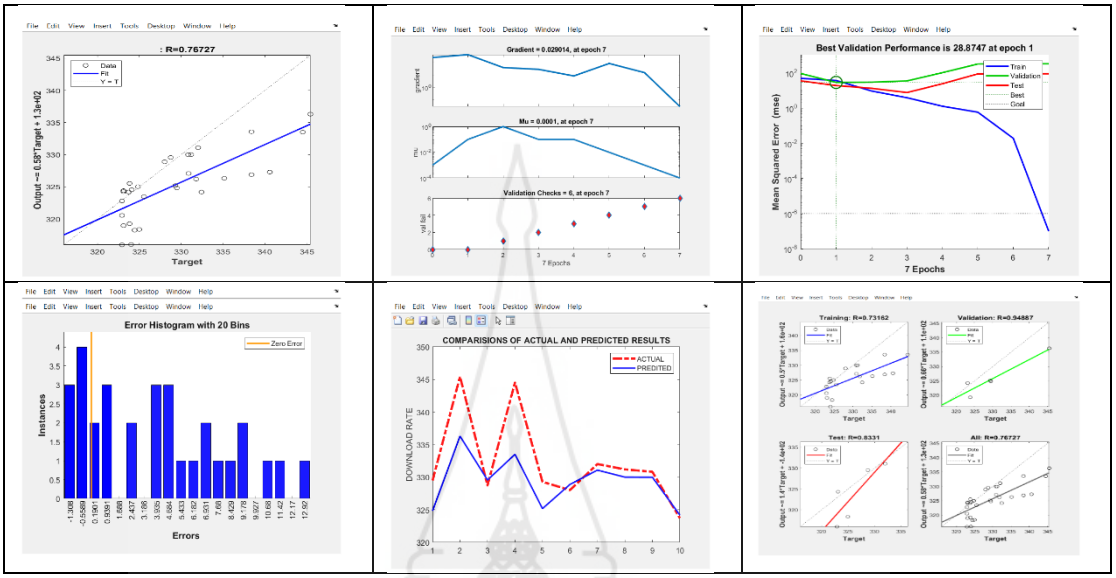


Upload

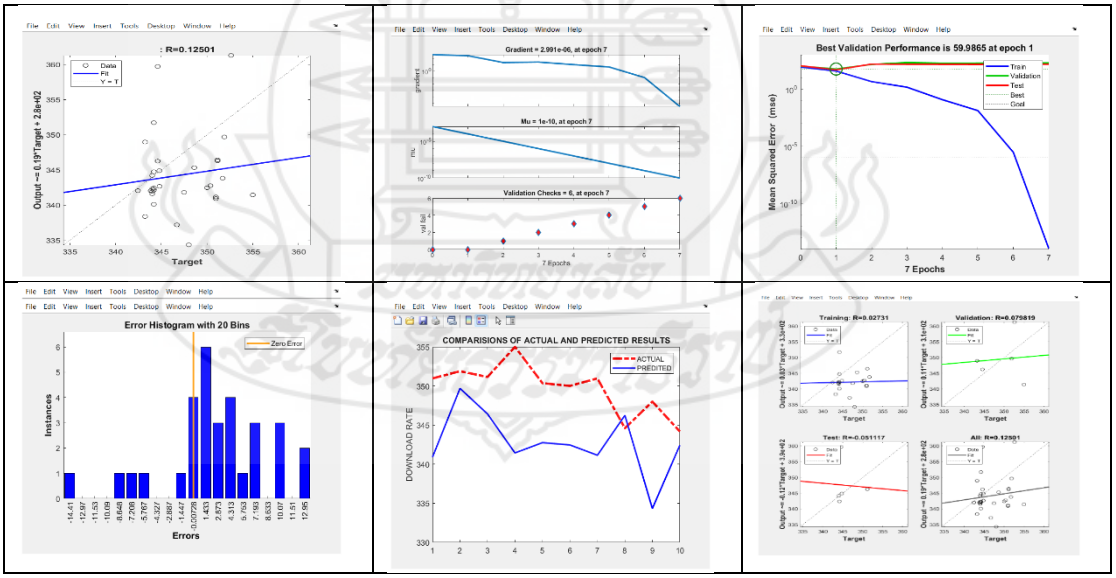


ศวช.มสธ.เพชรบุรี

Download

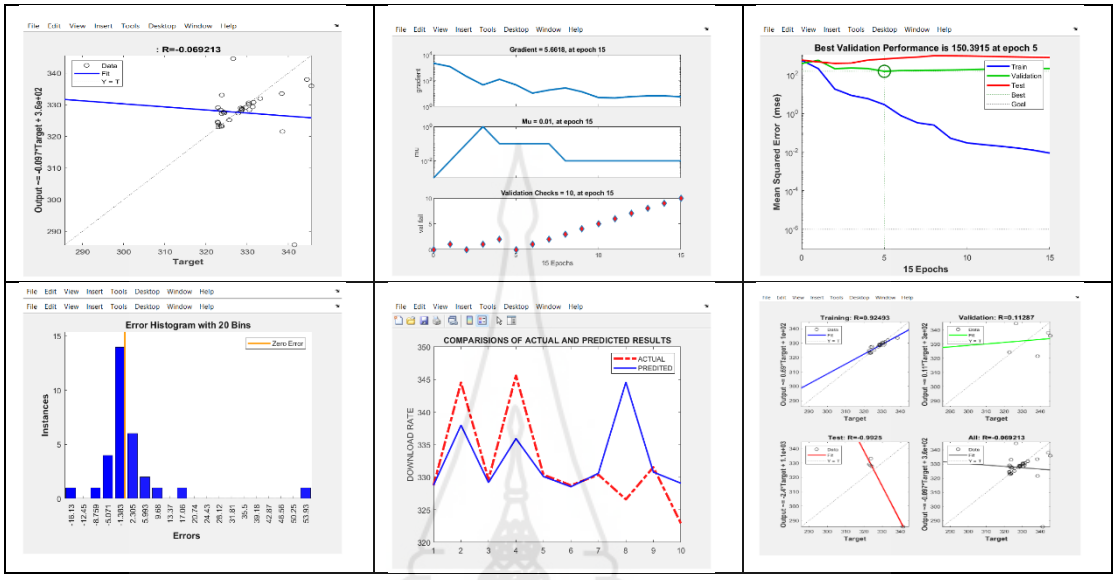


Upload

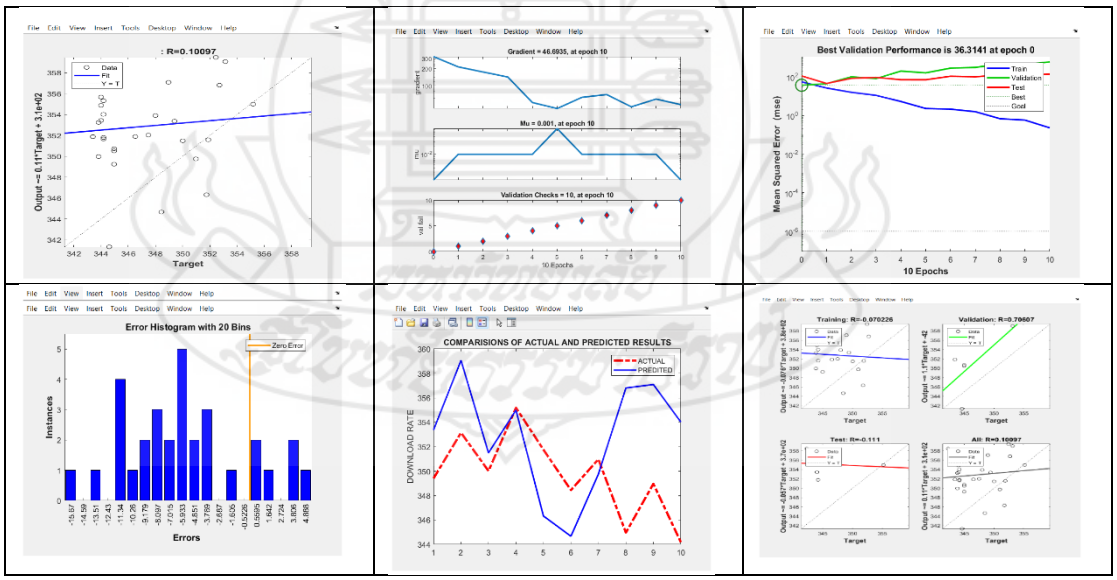


ศวช.มสธ.จันทบุรี

Download

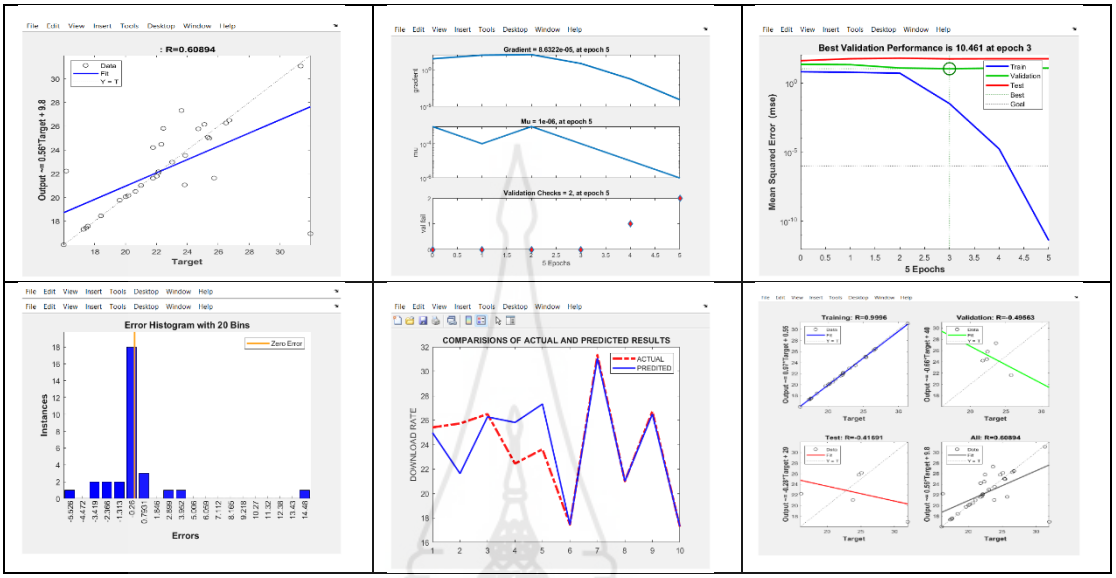


Upload

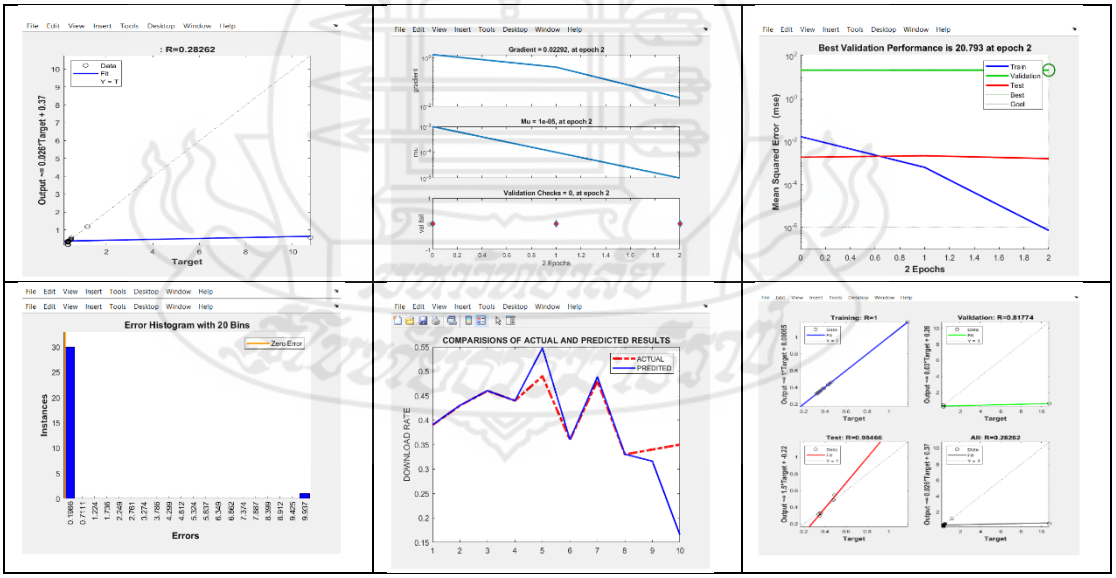


ศวช.มสธ.นครศรีธรรมราช

Download

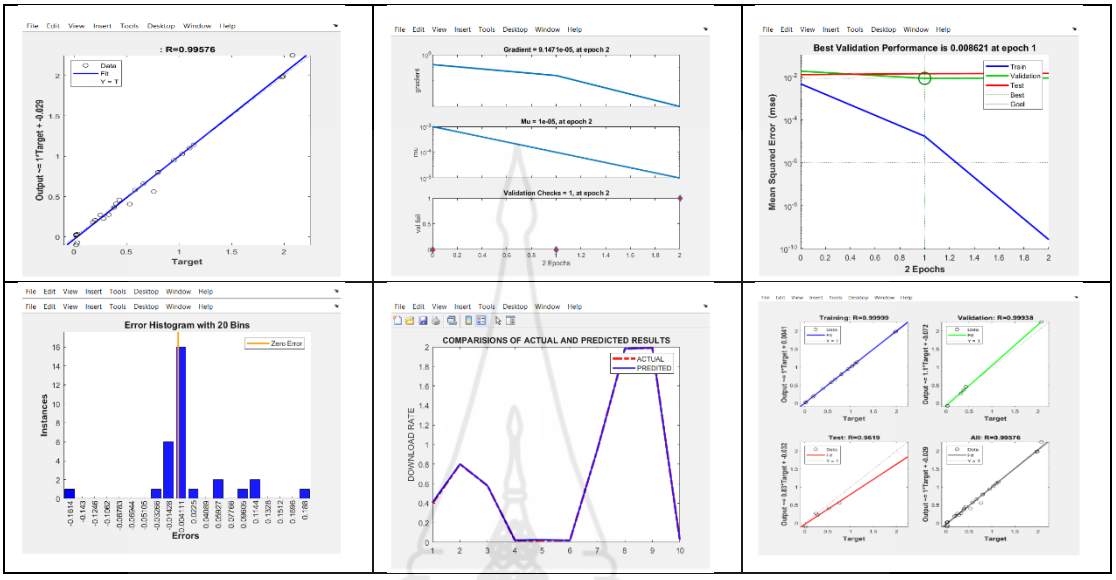


Upload

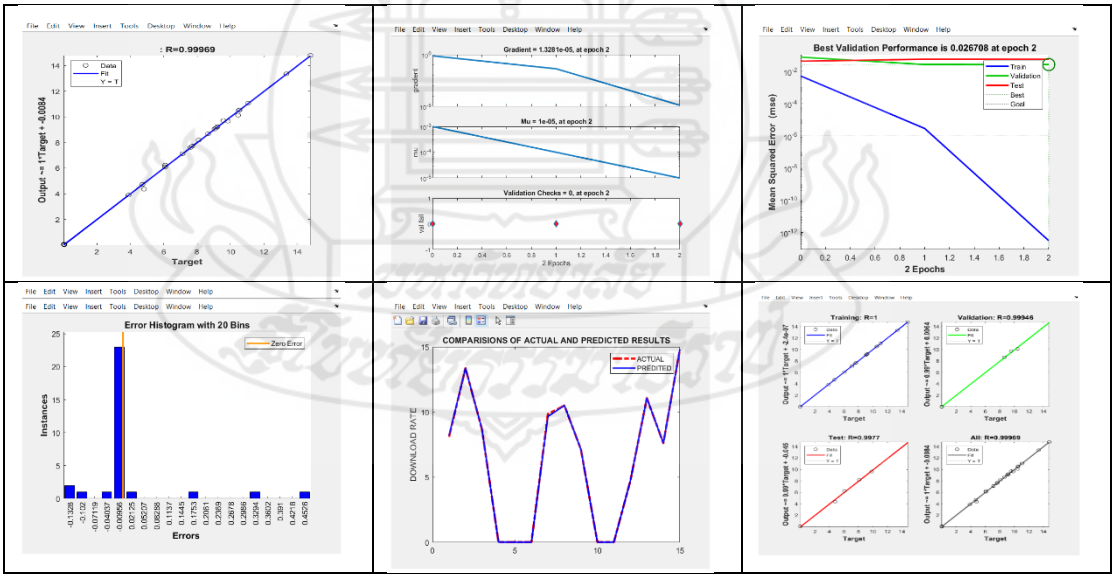


ศวช.มสธ.ยะลา

Download

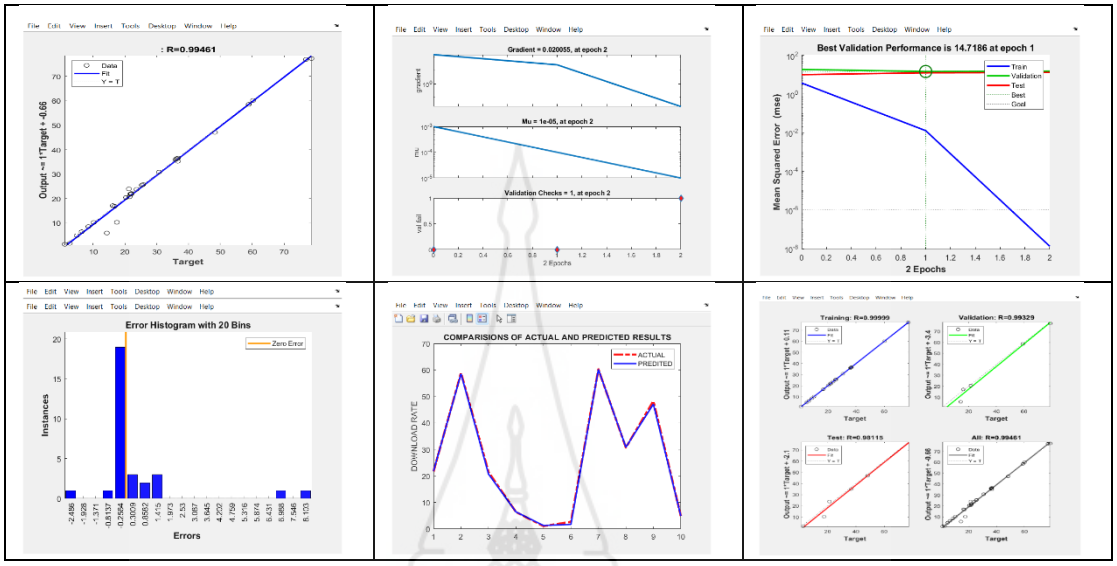


Upload

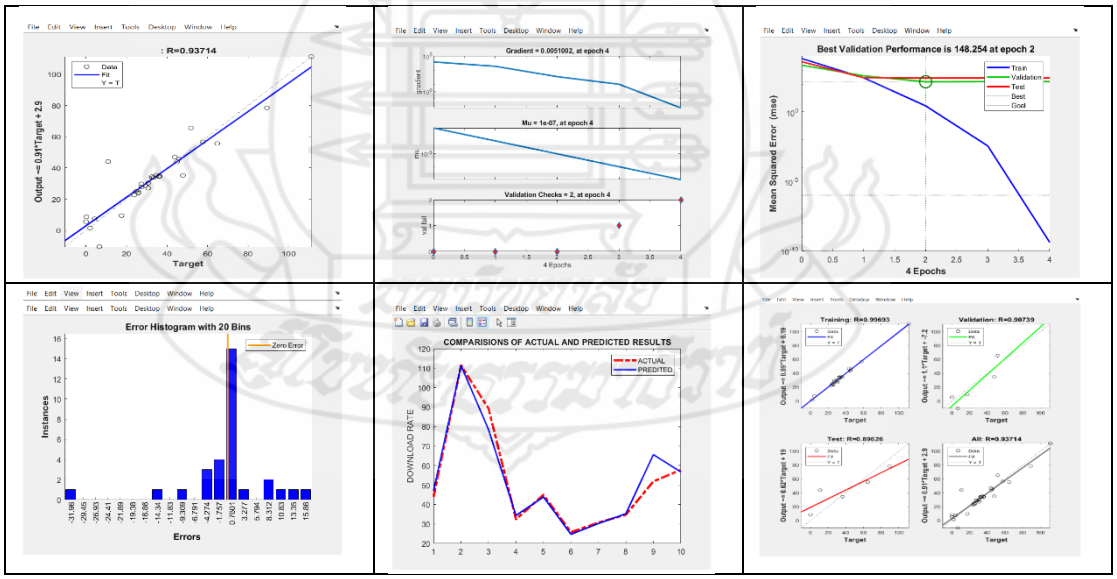


หลักสี่ – กรุงเทพ

Download

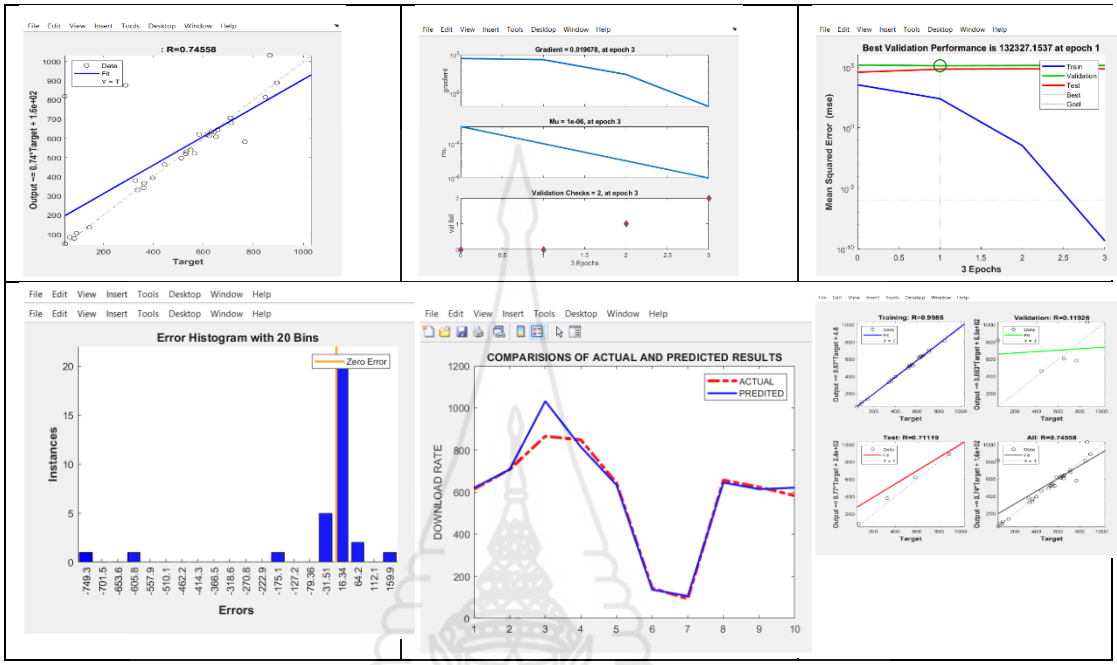


Upload

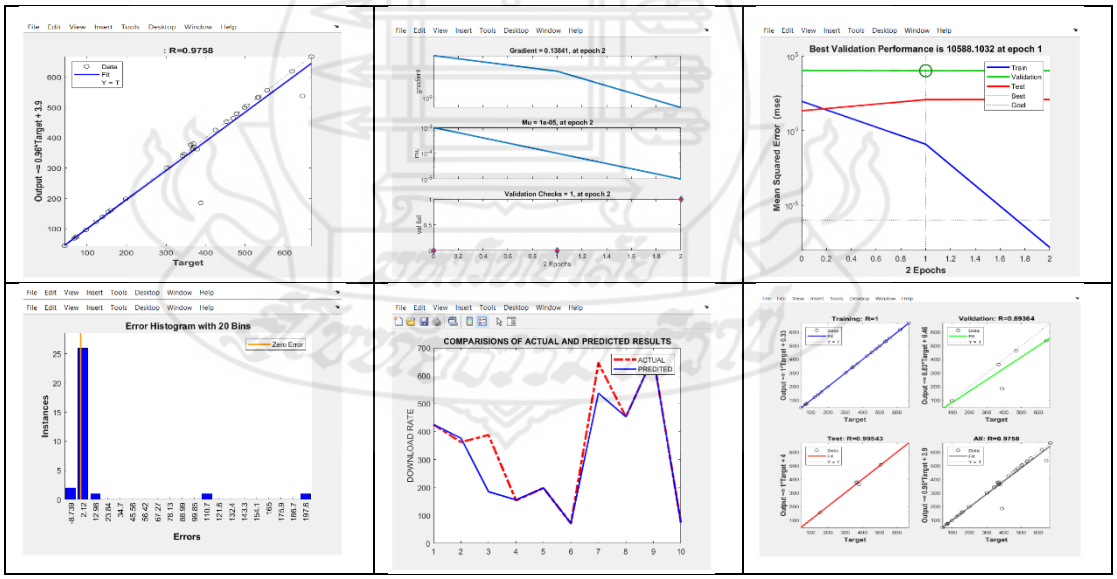


ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่

Download

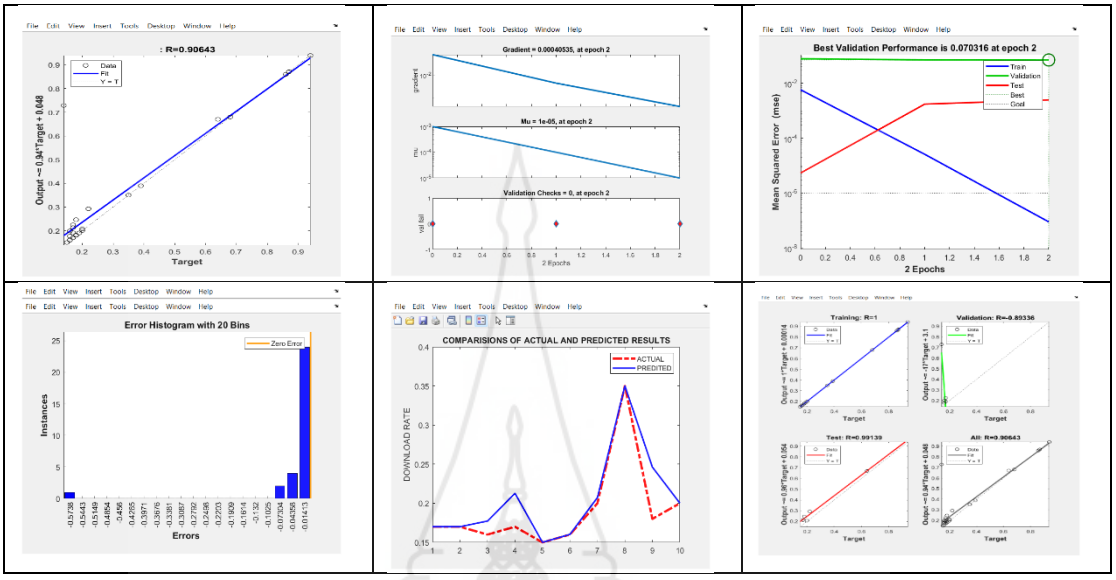


Upload

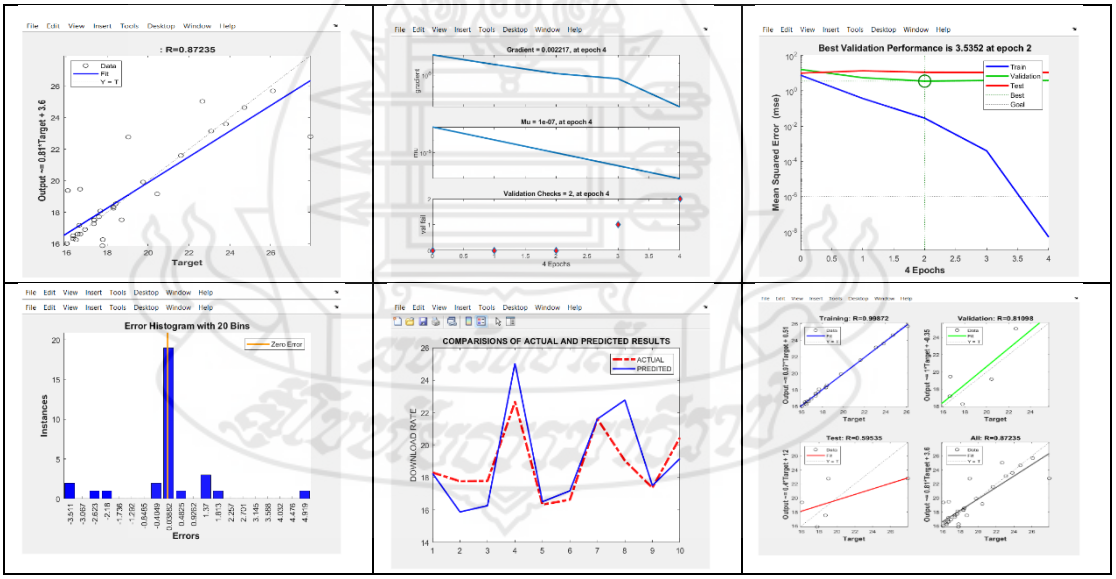


ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน

Download



Upload



ภาคผนวก จ

โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) และ อินเทอร์เน็ตขาออก (Upload)
ที่เลเยอร์ชั้นซ่อน 4n (5-20-1)

ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) ของศูนย์ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 4n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

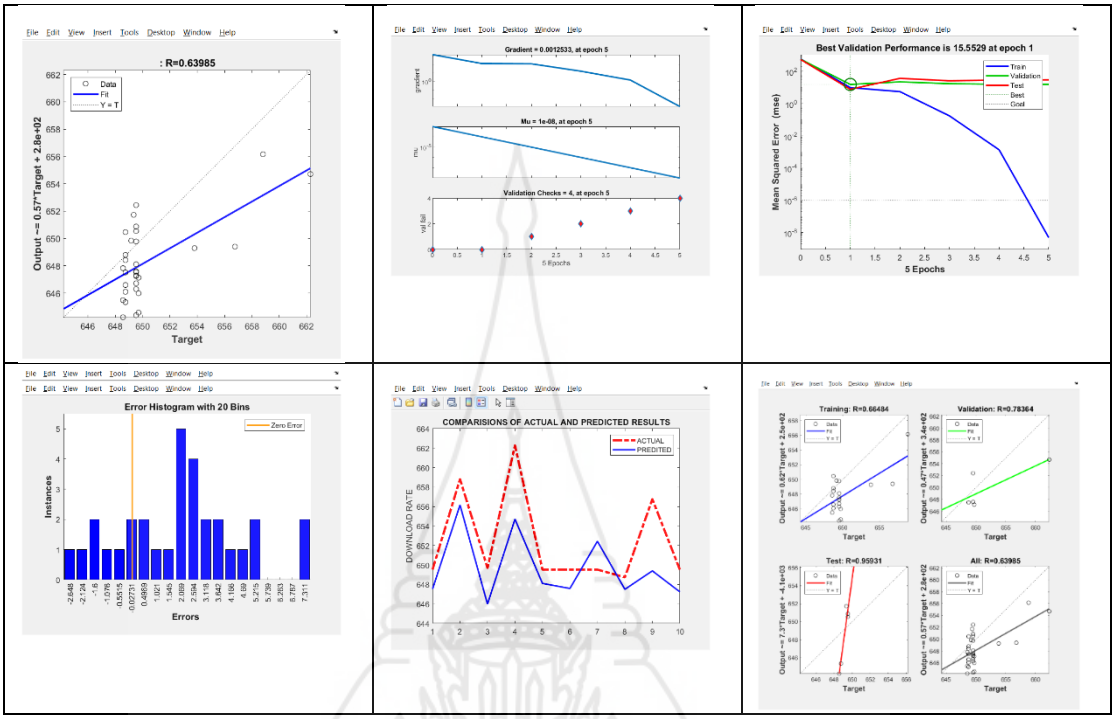
สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศวช.มสธ.ลำปาง	0.5052	0.63985	15.5529	1
ศวช.มสธ.สุโขทัย	2.0610	0.93623	303.7351	3
ศวช.มสธ.นครสวรรค์	0.0182	0.99925	0.82022	2
ศวช.มสธ.อุดรธานี	1.3584	0.37262	8.2486	1
ศวช.มสธ.อุลราชธานี	2.3894	0.3276	38.015	5
ศวช.มสธ.นครนายก	6.1636	0.43405	3613.731	2
ศวช.มสธ.เพชรบุรี	1.7537	0.71342	35.1712	2
ศวช.มสธ.จันทบุรี	4.1815	0.4415	393.8094	1
ศวช.มสธ. นครศรีธรรมราช	6.1361	0.71199	2.4518	2
ศวช.มสธ.ยะลา	3.0195	0.94925	0.012343	1
หลักสี่ - กรุงเทพ	2.2454	0.97468	108.4457	2
ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่	7.7503	0.93618	8503.3936	3
ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน	7.6870	0.90643	0.070316	2

ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ของศูนย์ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 4n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

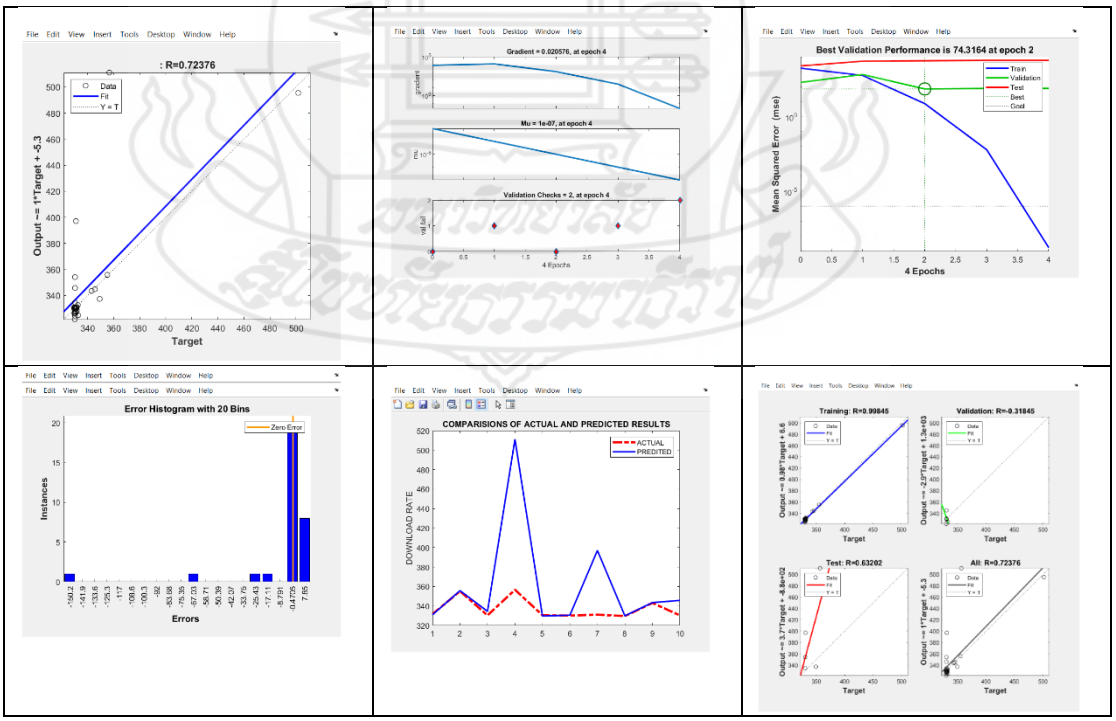
สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศวช.มสธ.ลำปาง	7.0050	0.72376	74.3164	2
ศวช.มสธ.สุโขทัย	2.4297	0.29722	31.2292	1
ศวช.มสธ.นครสวรรค์	4.2718	0.99277	0.047676	2
ศวช.มสธ.อุดรธานี	2.2007	0.08796	15.5227	1
ศวช.มสธ.อุลราชธานี	1.7301	0.25542	19.8894	2
ศวช.มสธ.นครนายก	4.9240	0.24439	1135.0431	2
ศวช.มสธ.เพชรบุรี	1.1476	0.03207	7.9114	9
ศวช.มสธ.จันทบุรี	3.1278	0.21382	56.2299	2
ศวช.มสธ. นครศรีธรรมราช	9.8646	0.99145	0.46001	2
ศวช.มสธ.ยะลา	3.9409	0.9999	0.031211	1
หลักสี่ - กรุงเทพ	8.4663	0.9624	164.22	3
ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่	3.7647	0.96778	2688.8116	1
ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน	8.0057	0.67108	4.3644	3

ศวช.มสธ.ลำปาง

Download

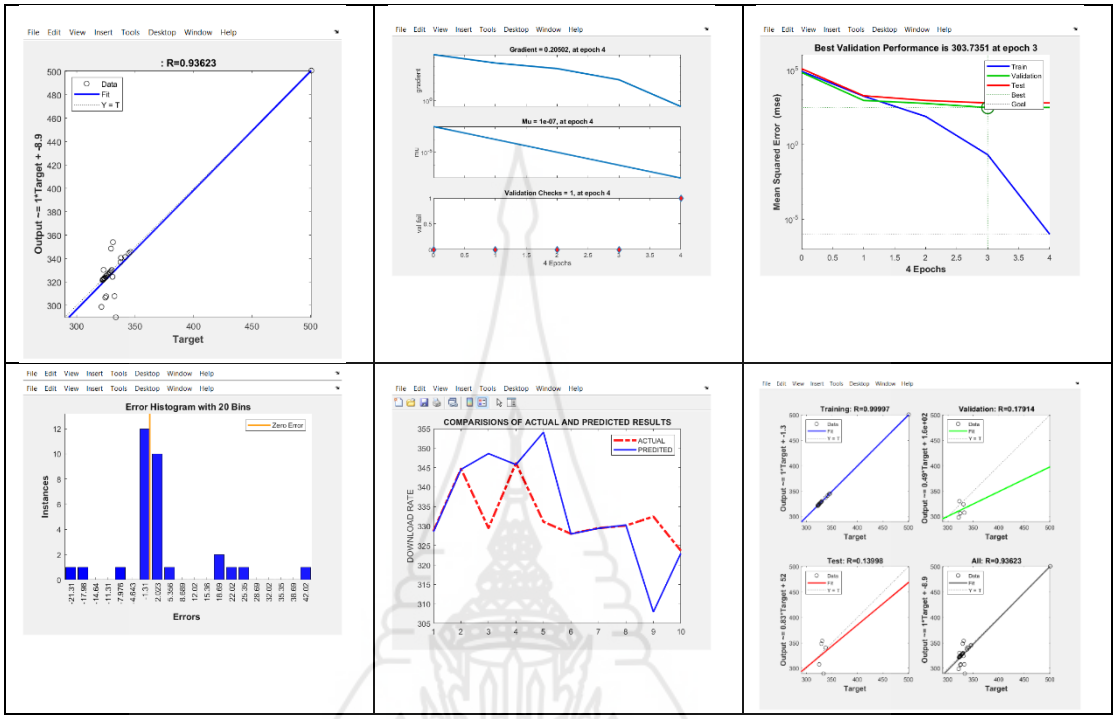


Upload

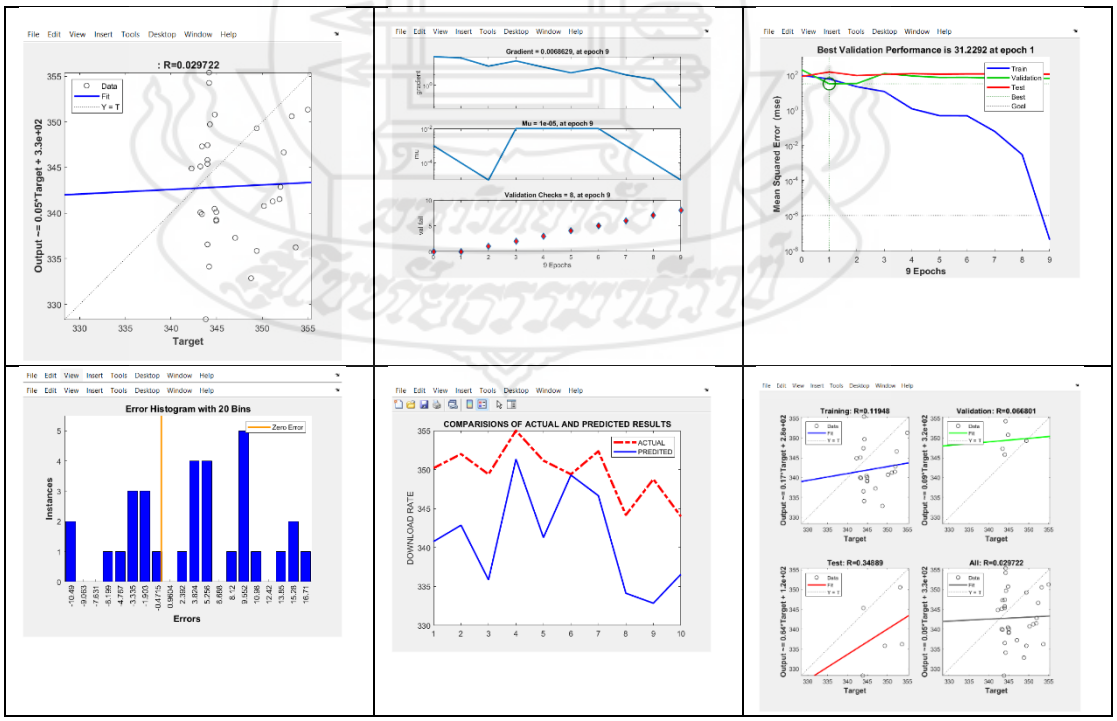


ศวช.มสธ.สุโขทัย

Download

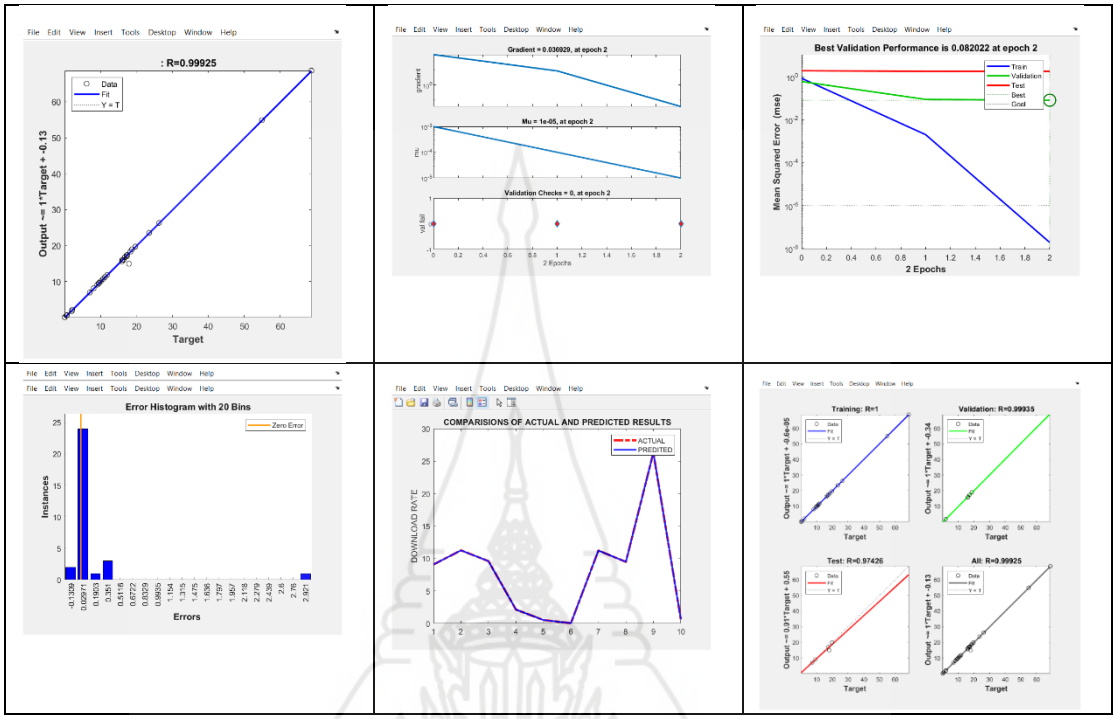


Upload

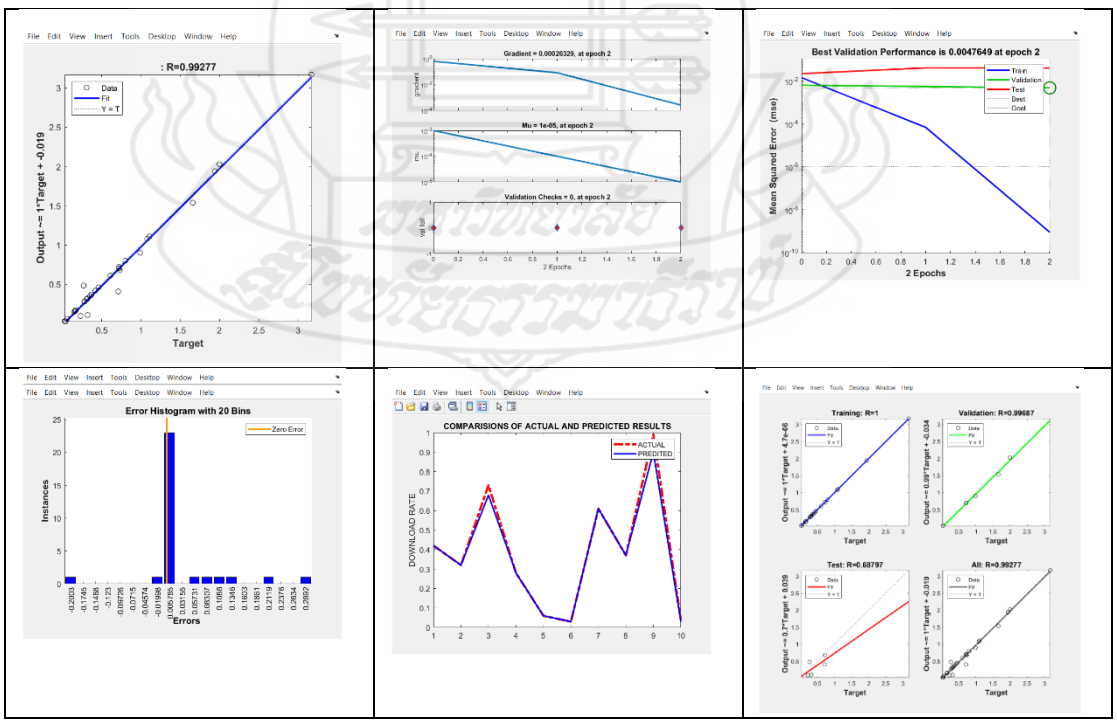


ศวช.มสธ.นครสวรรค์

Download

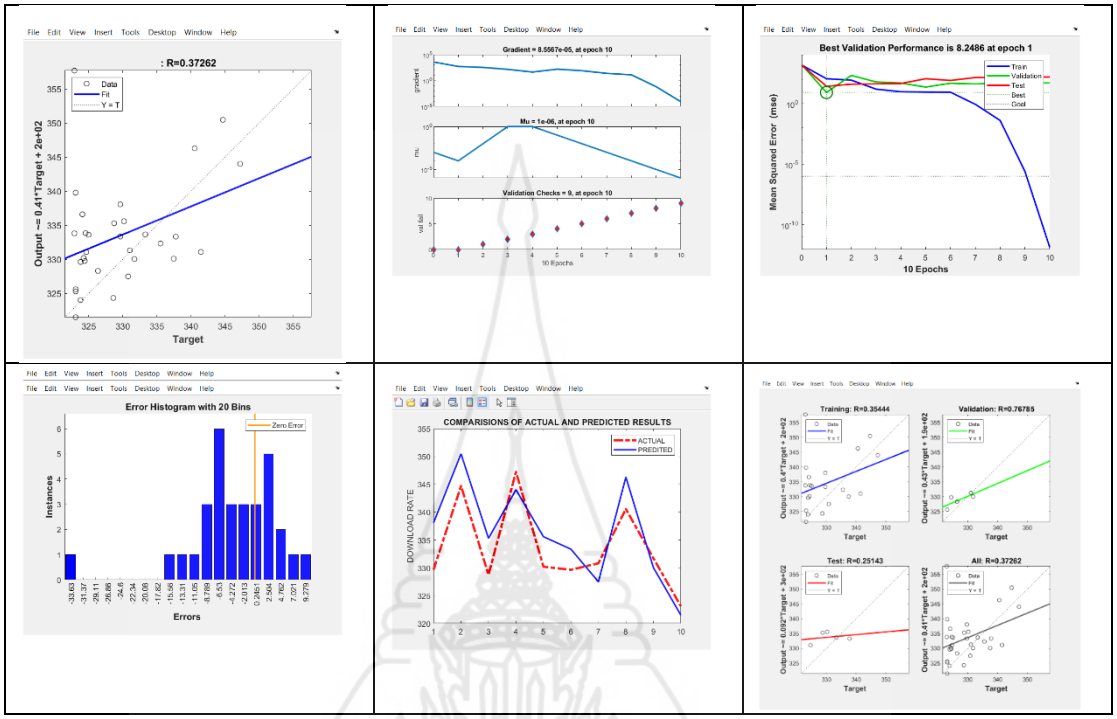


Upload

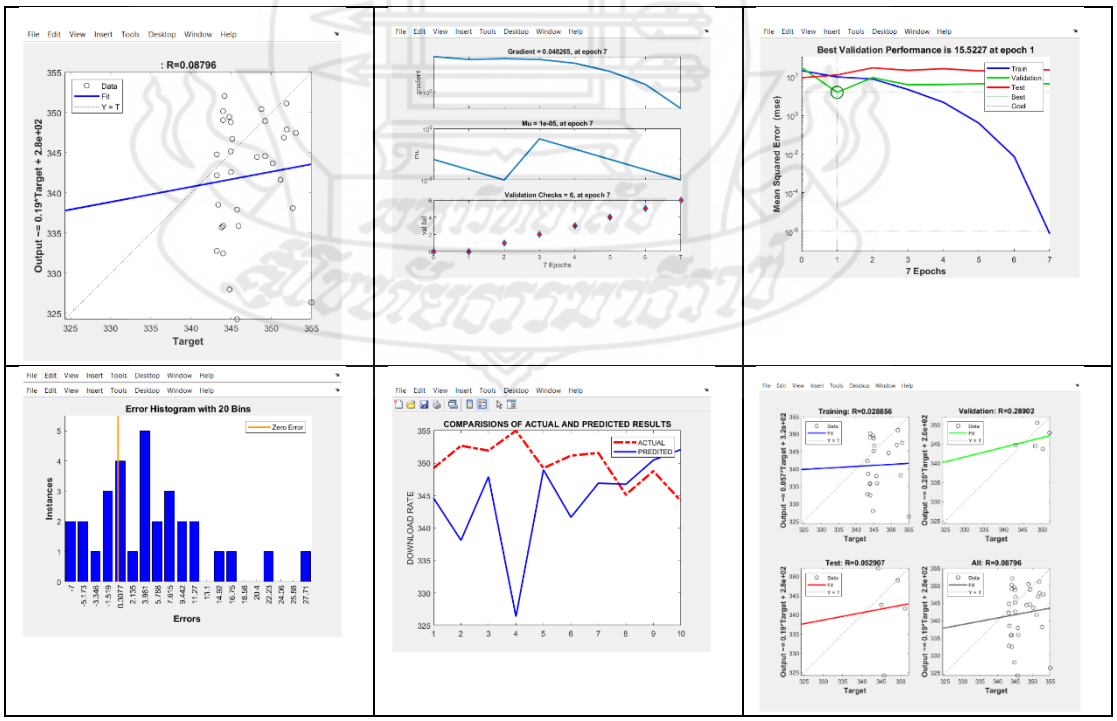


ศวช.มสธ.อุดรธานี

Download

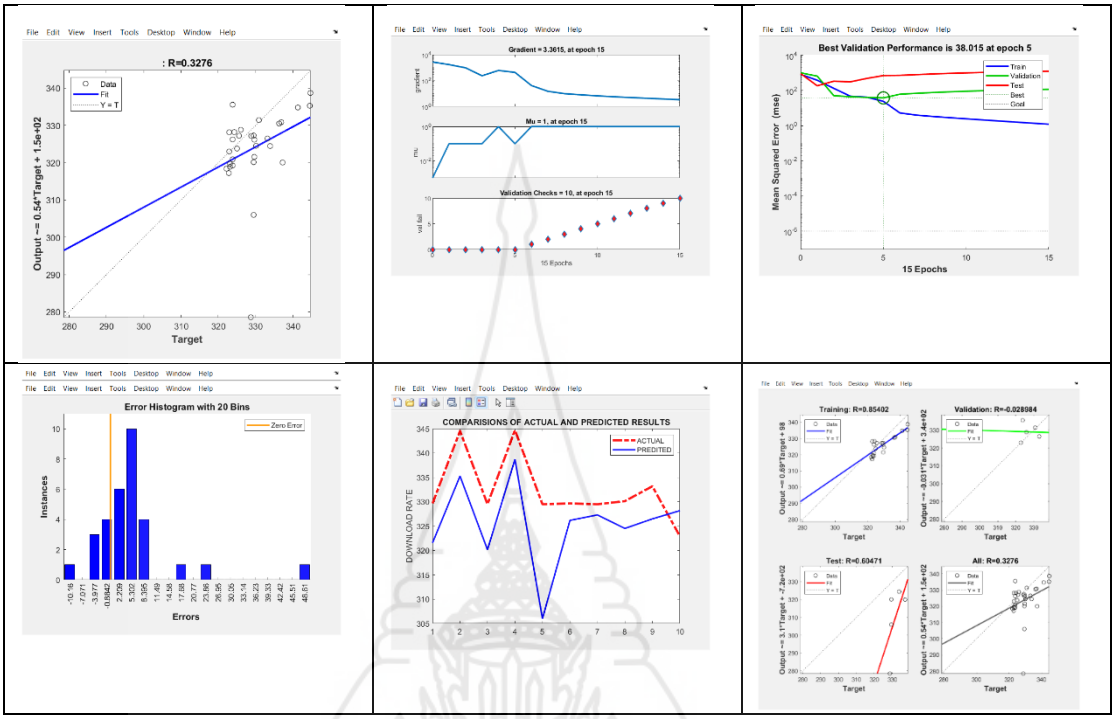


Upload

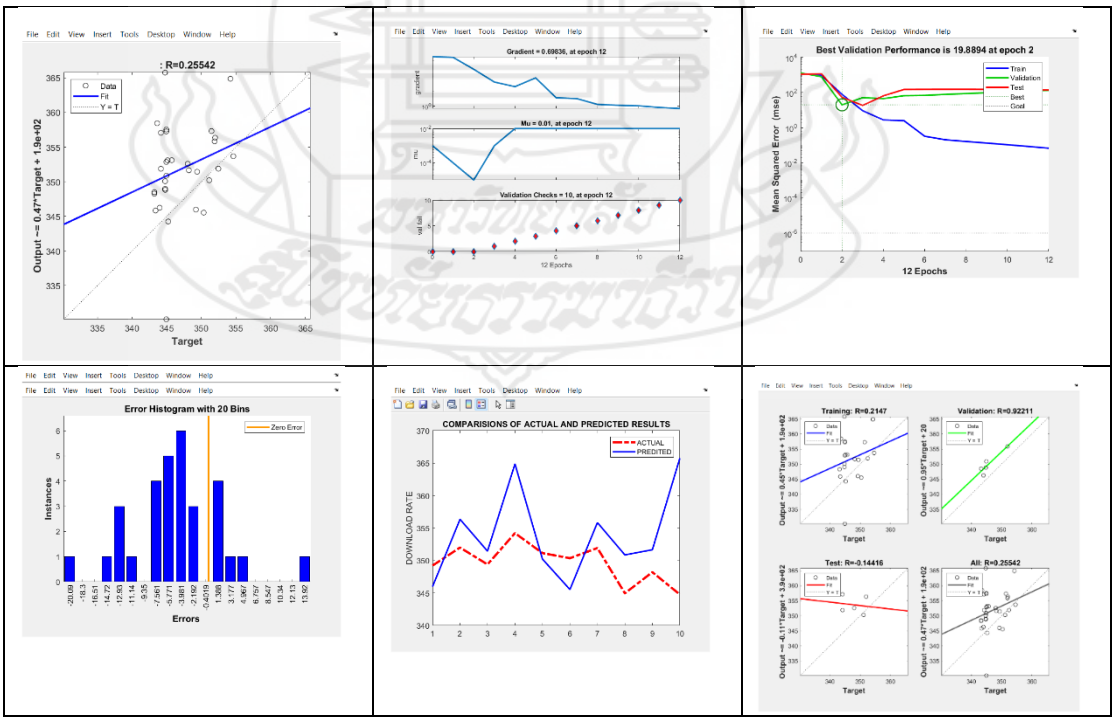


ศวช.มสธ.อุลราชธานี

Download

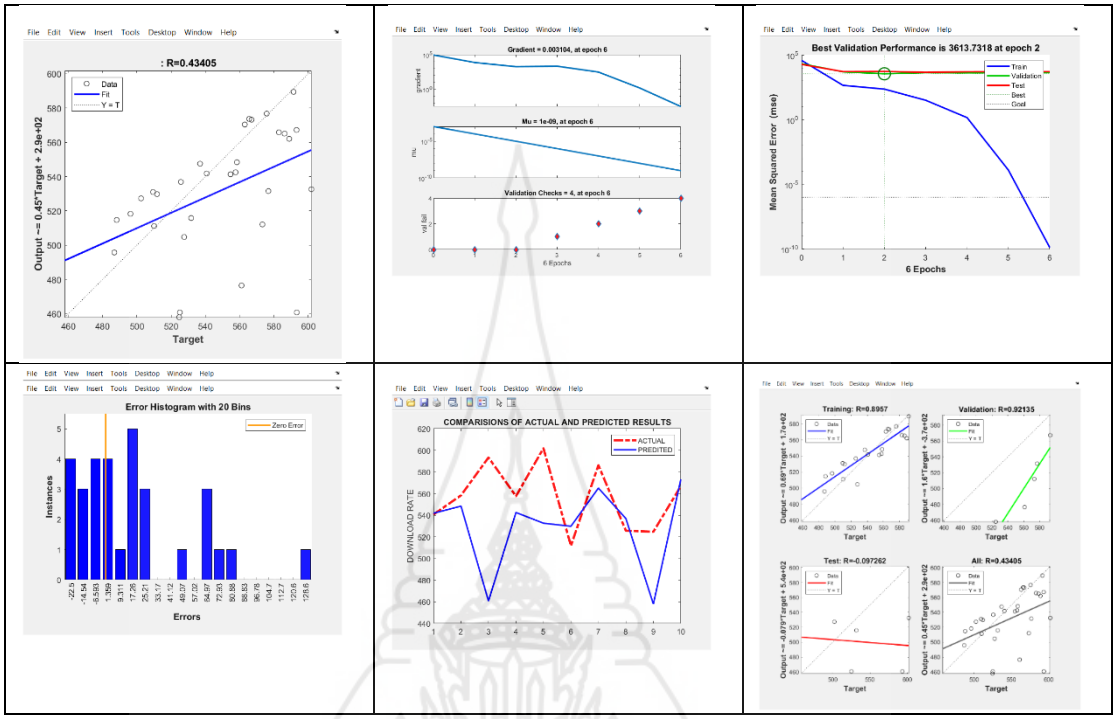


Upload

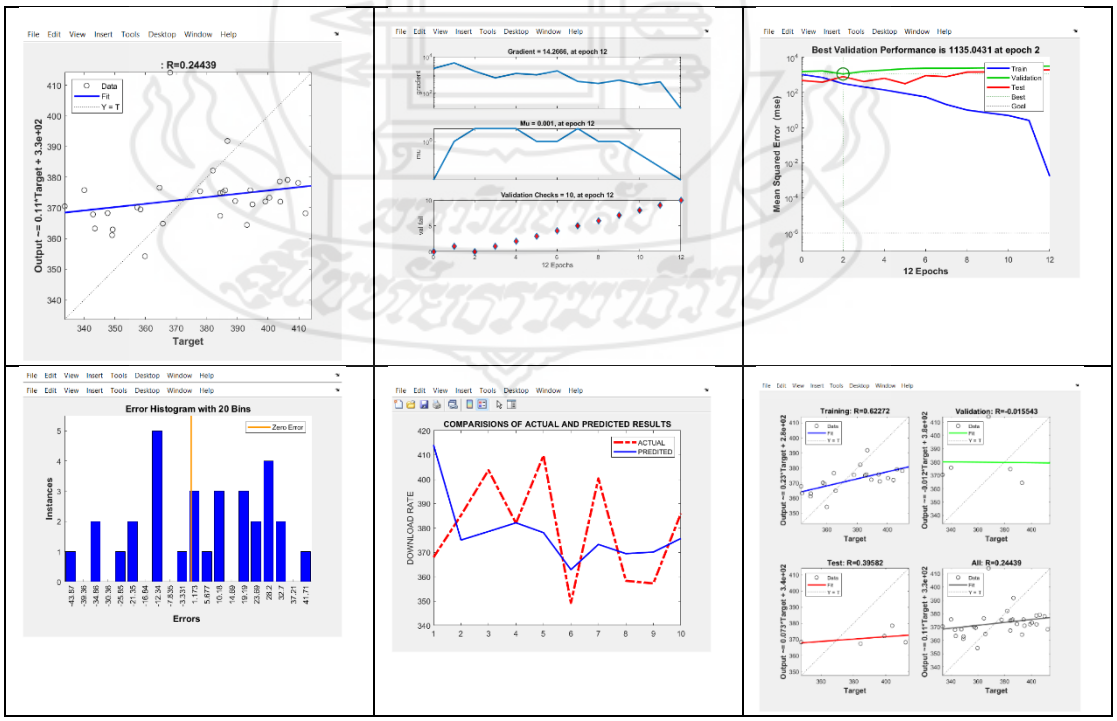


ศวช.มสธ.นครนายก

Download

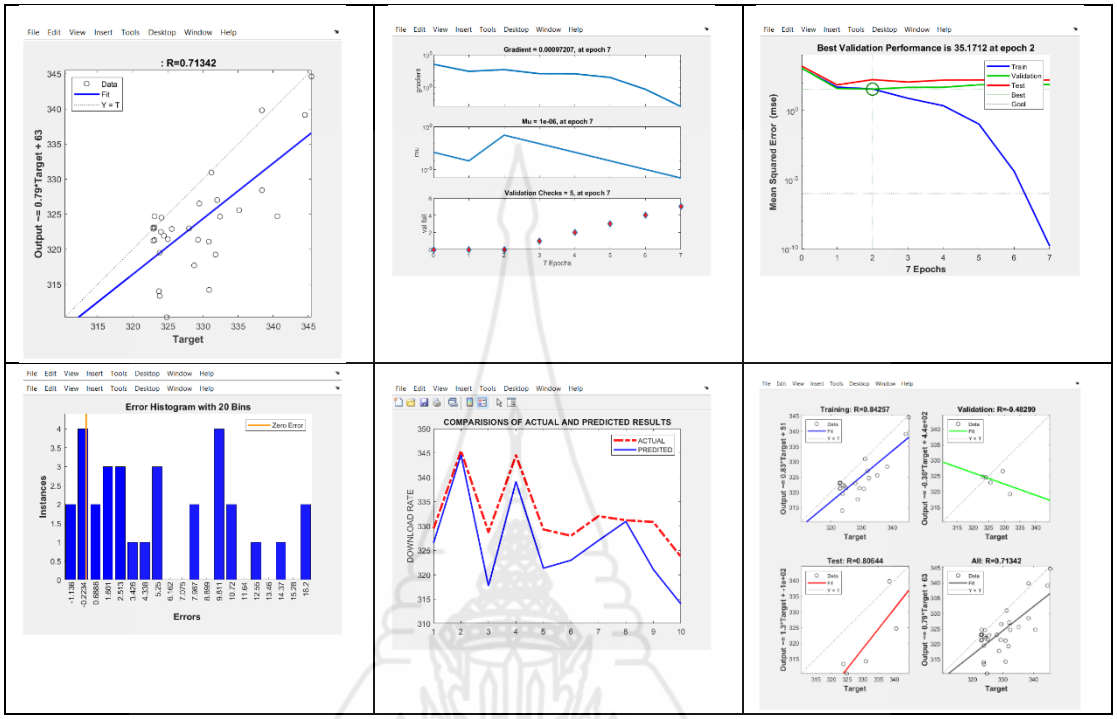


Upload

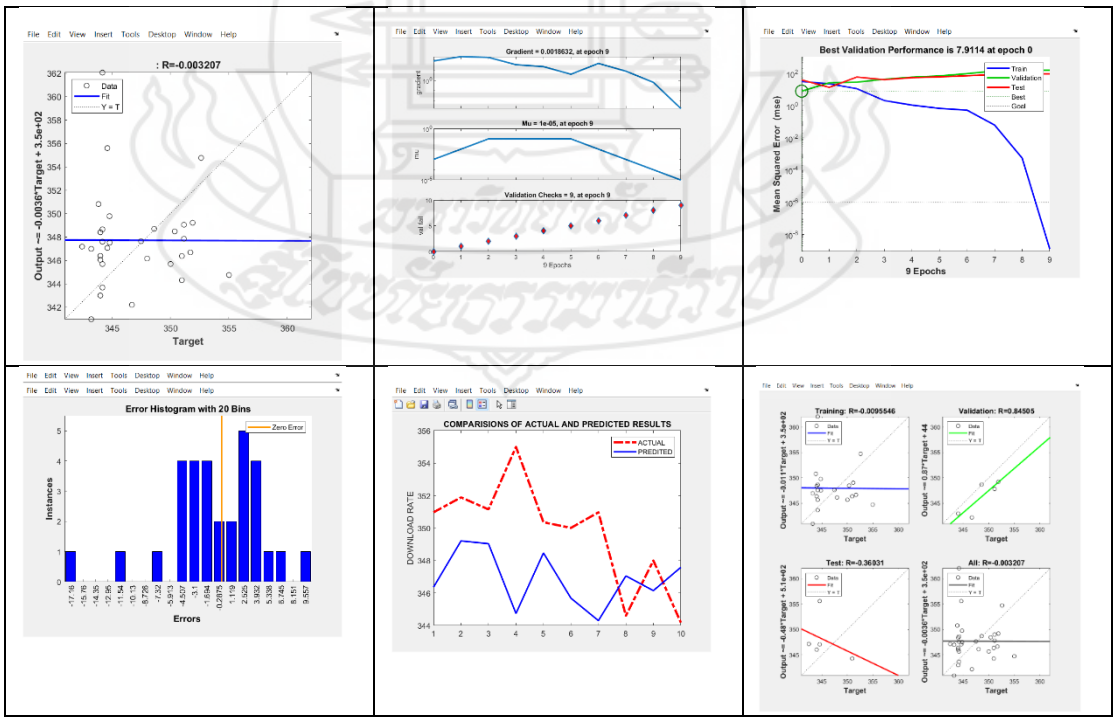


ศวช.มสธ.เพชรบุรี

Download

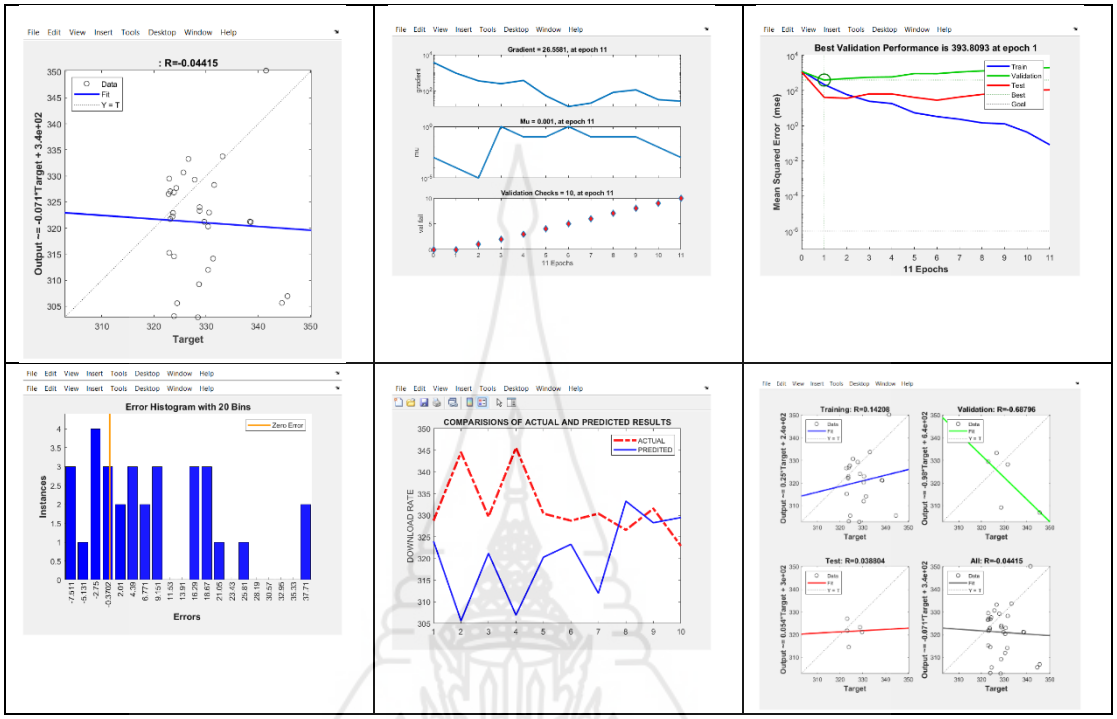


Upload

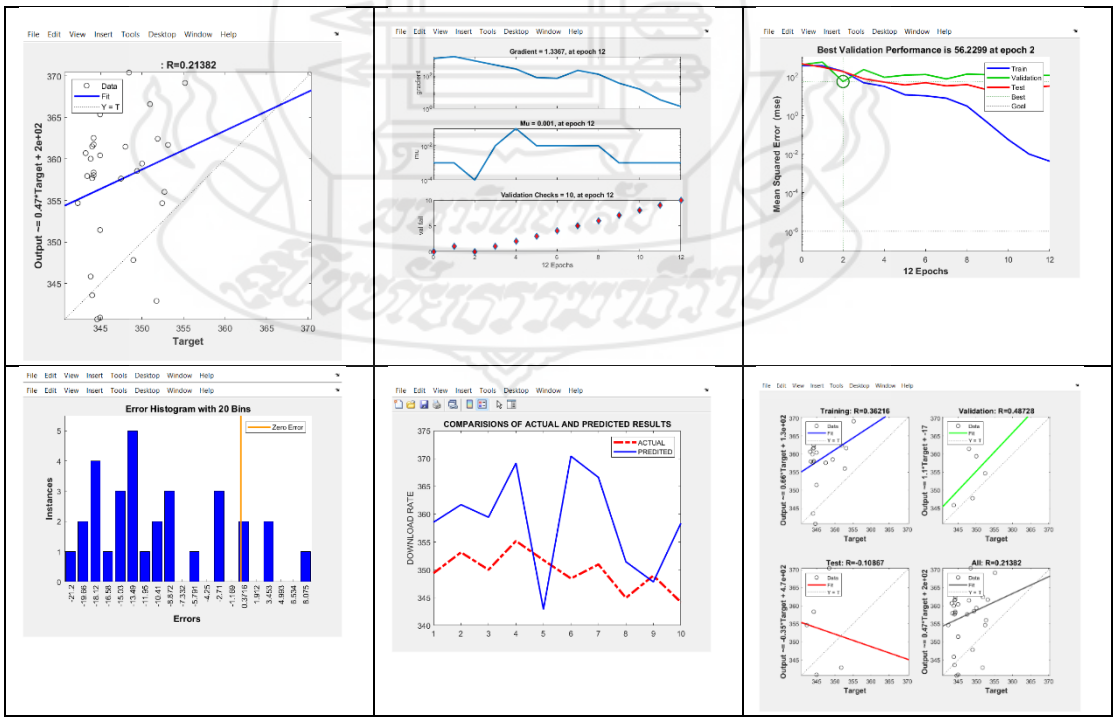


ศวช.มสธ.จันทบุรี

Download

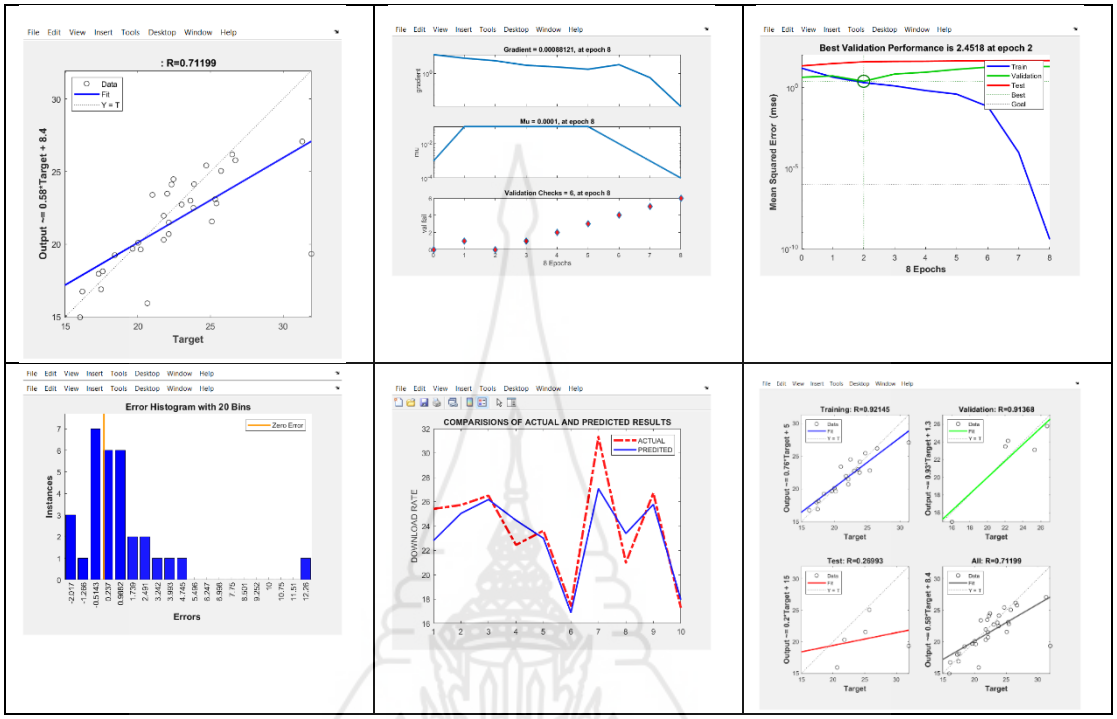


Upload

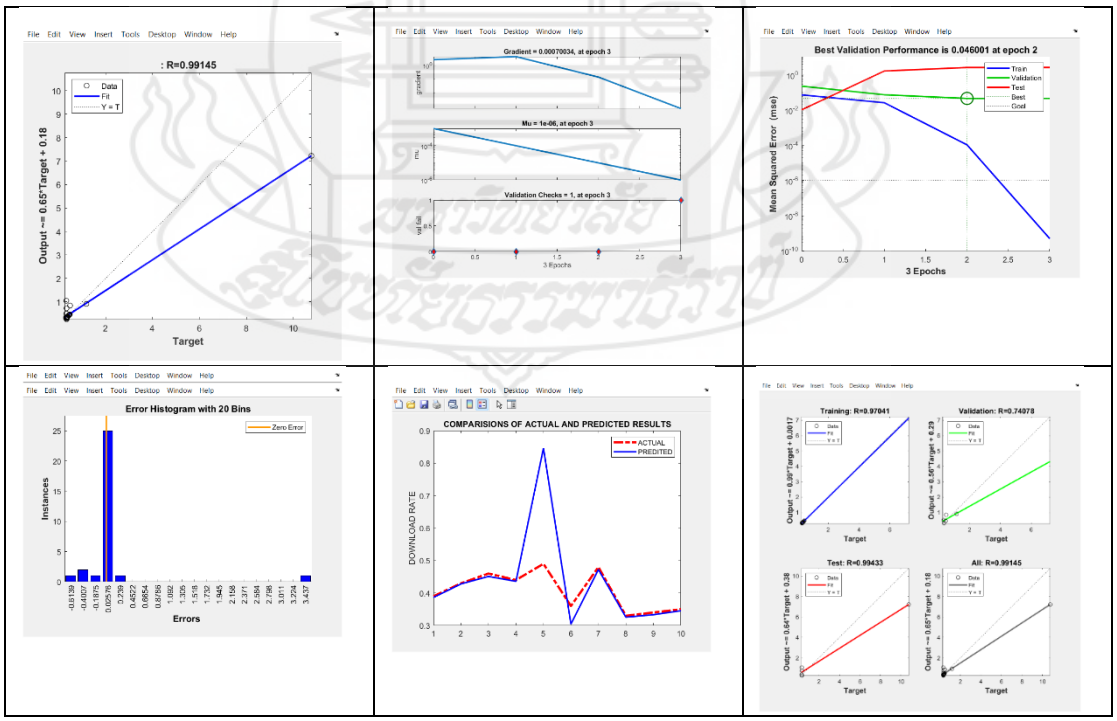


ศวช.มสธ.นครศรีธรรมราช

Download

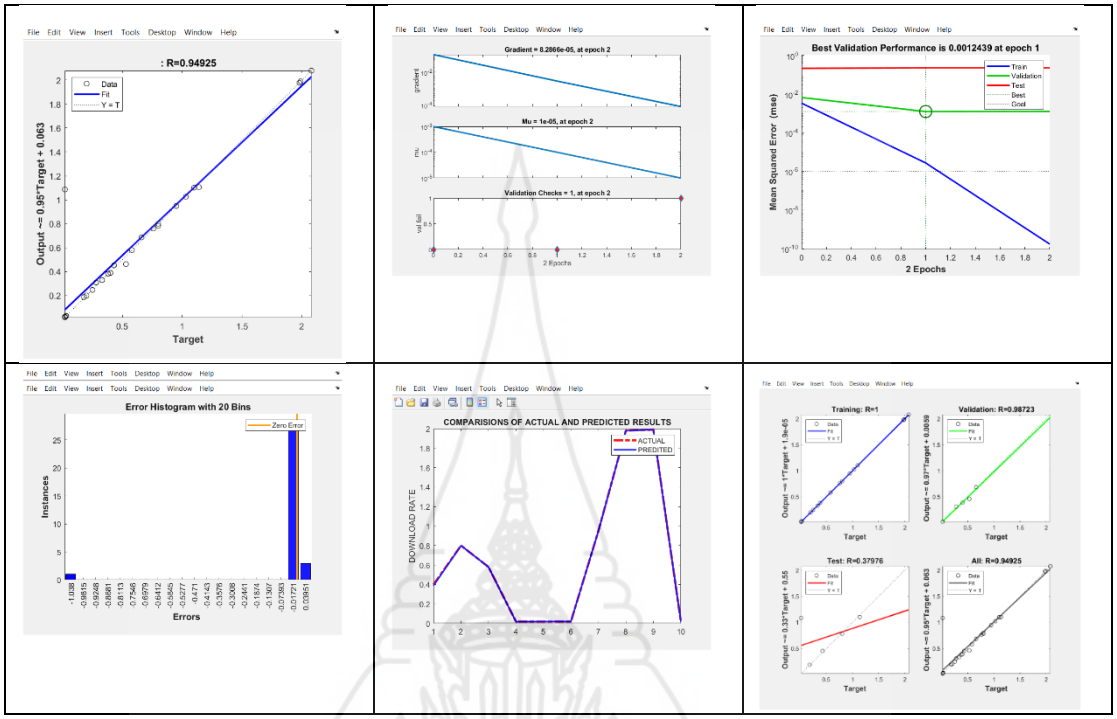


Upload

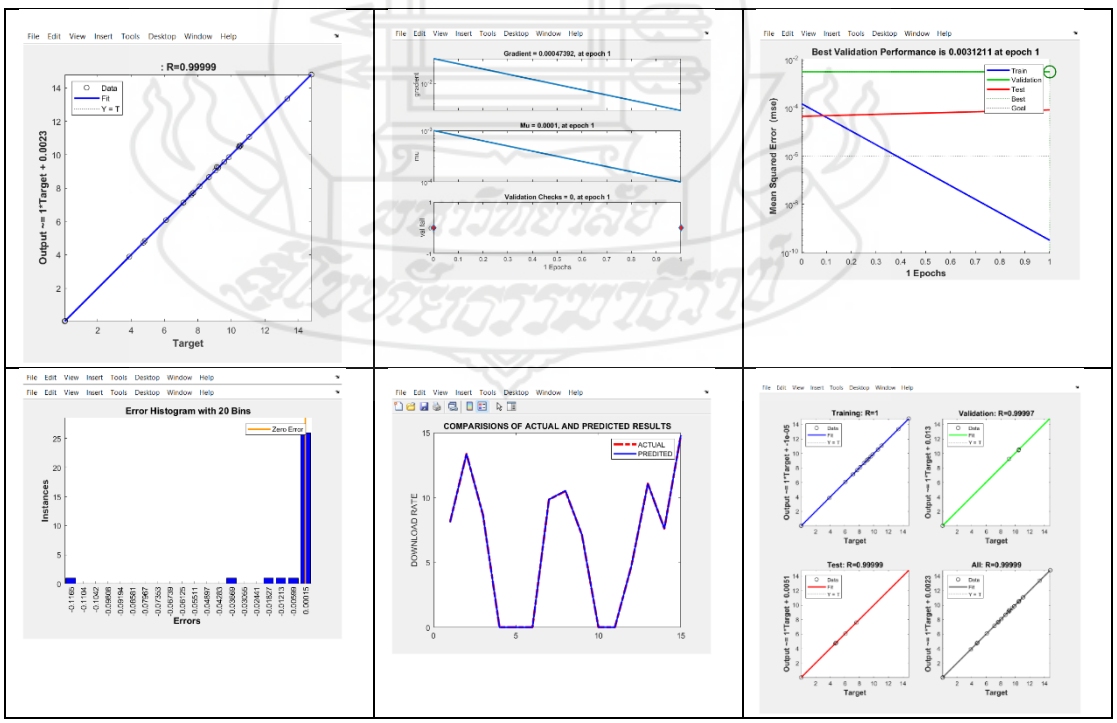


ศวช.มสธ.ยะลา

Download

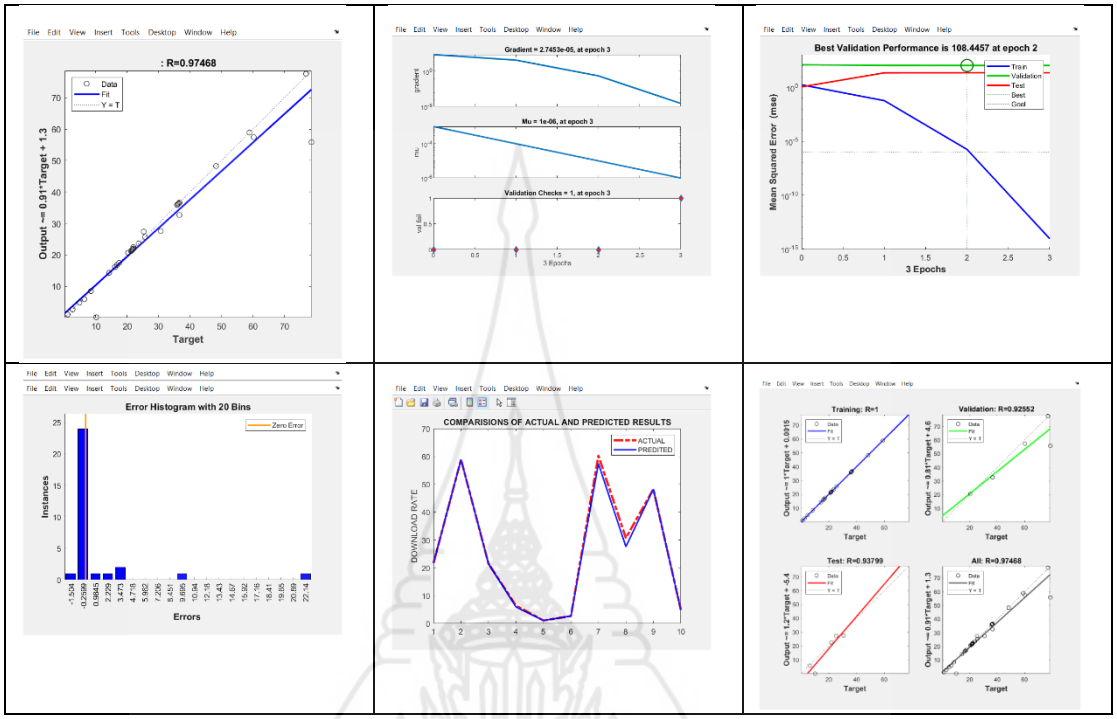


Upload

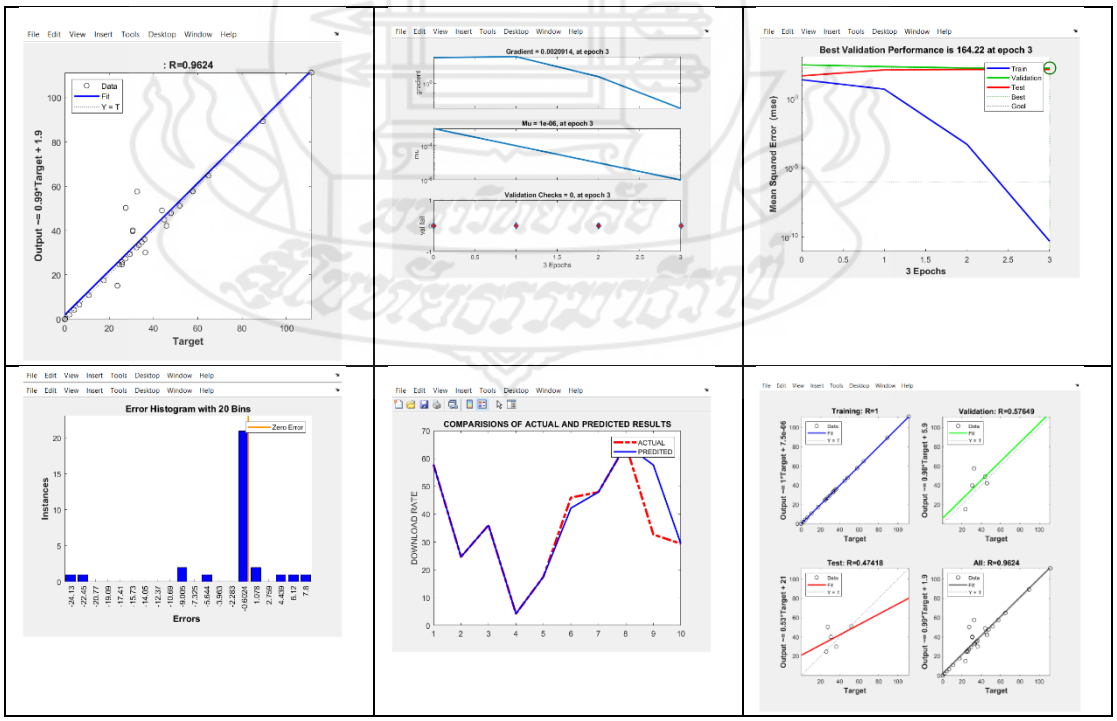


หลักสี่ – กรุงเทพ

Download

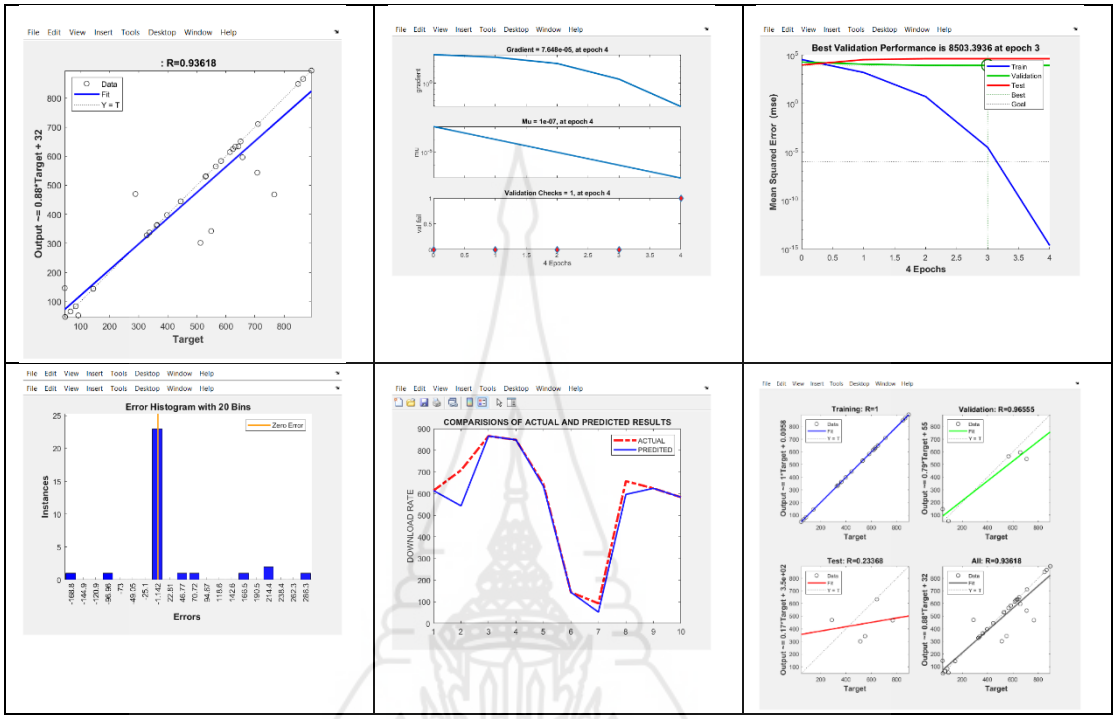


Upload

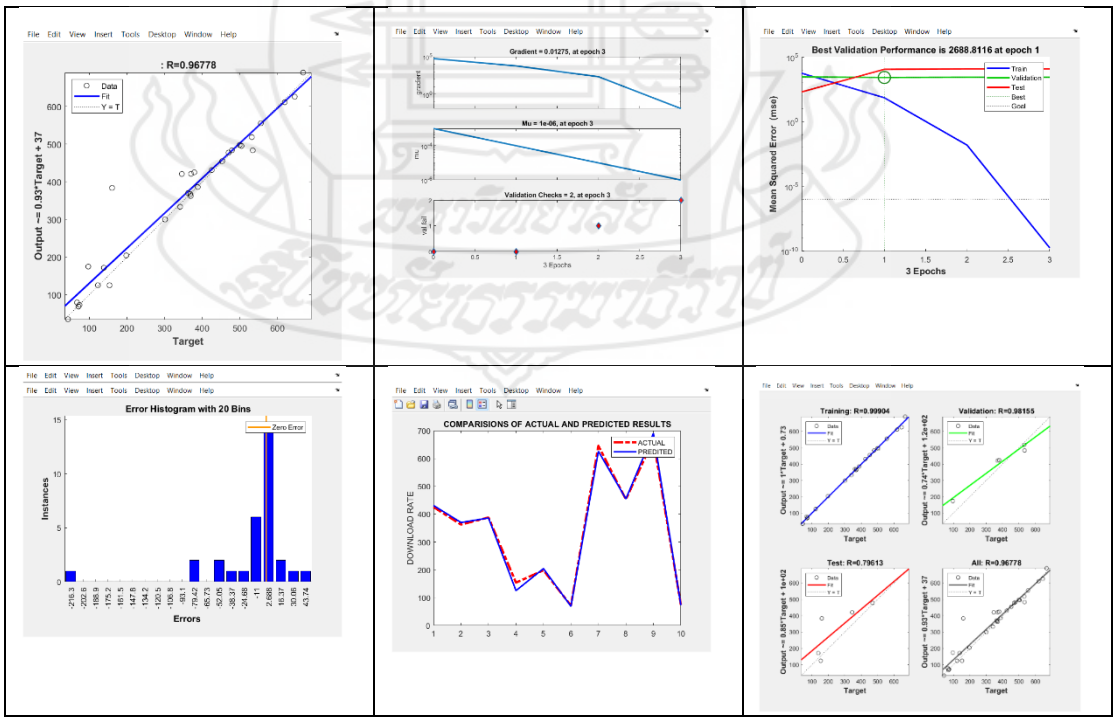


ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่

Download

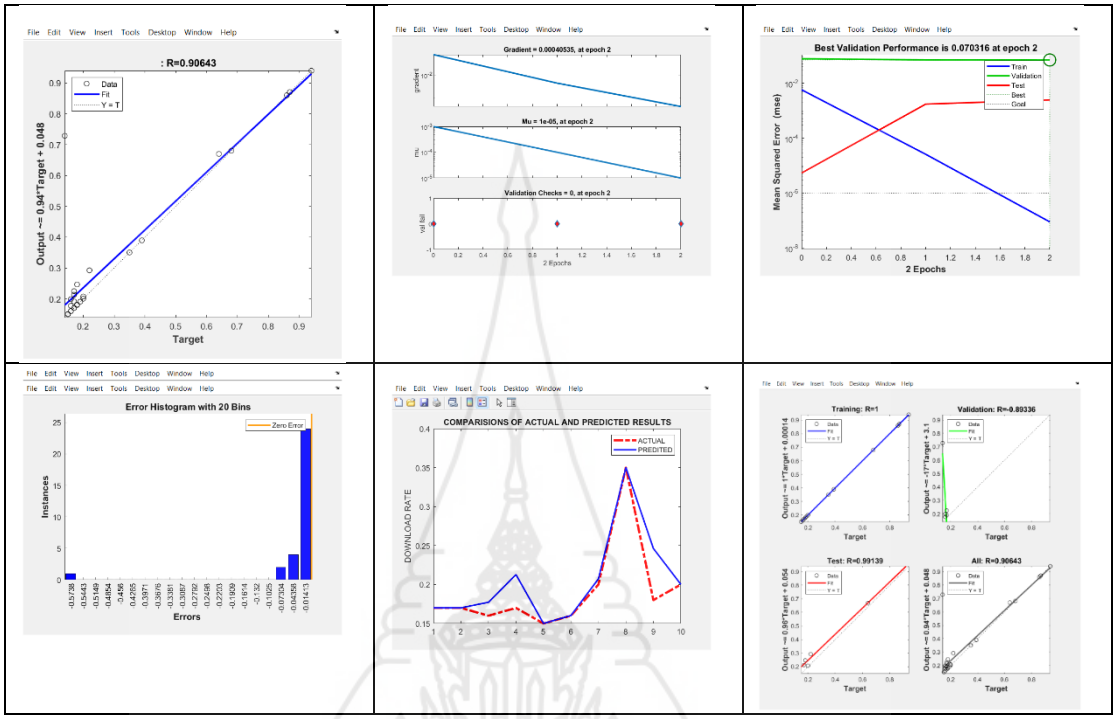


Upload

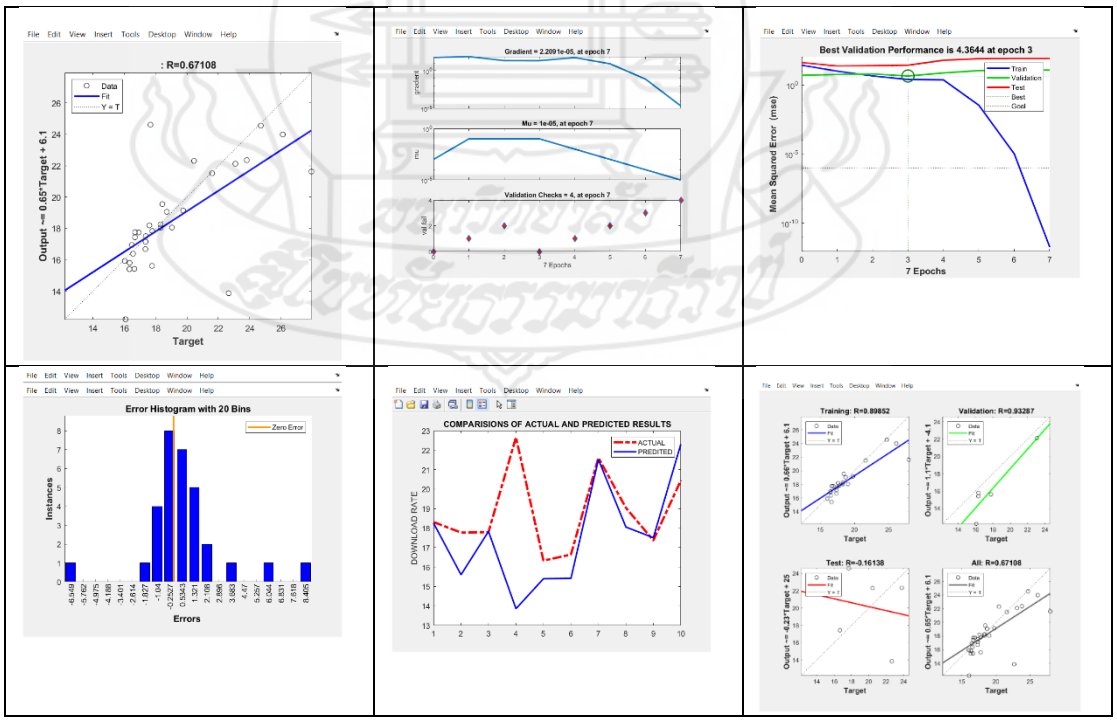


ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน

Download



Upload



ภาคผนวก ฉ

โมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) และ อินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ที่เลเยอร์ชั้นซ่อน 5n (5-25-1)

ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Download) ของศูนย์ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 5n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

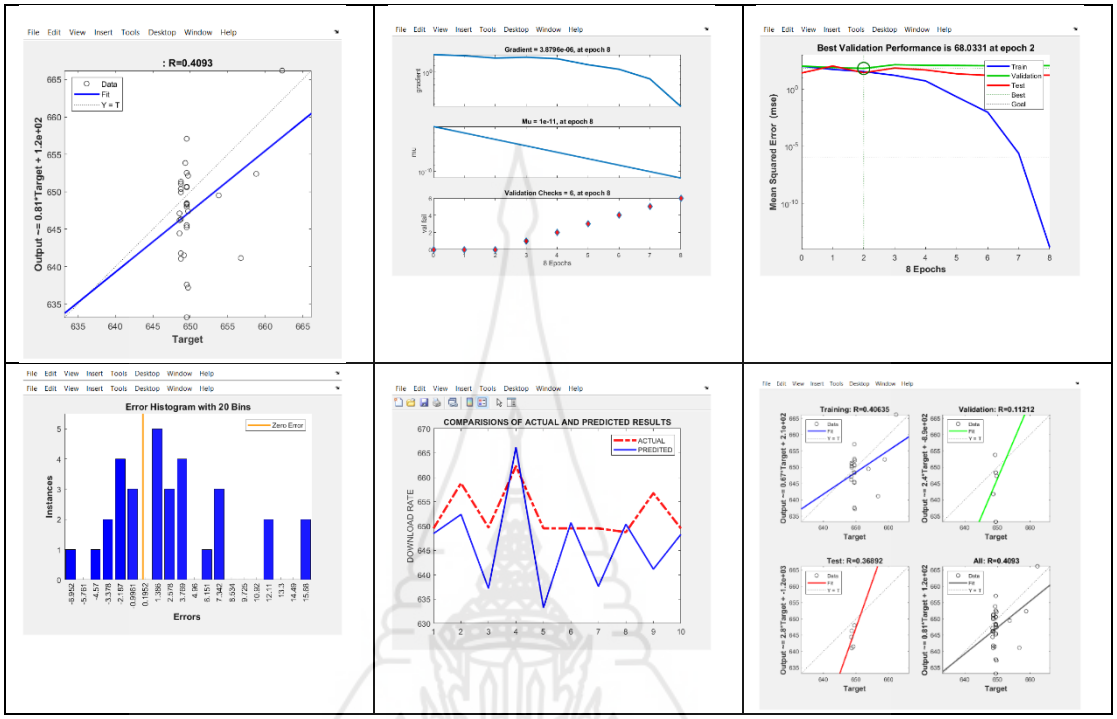
สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศวช.มสธ.ลำปาง	1.0991	0.4093	68.0331	2
ศวช.มสธ.สุโขทัย	10.5191	0.21771	2060.553	1
ศวช.มสธ.นครสวรรค์	7.8023	0.9838	2.0098	3
ศวช.มสธ.อุดรธานี	4.2744	0.35306	89.0721	10
ศวช.มสธ.อุลราชธานี	4.1941	0.15915	255.8164	0
ศวช.มสธ.นครนายก	7.8819	0.61164	1045.6998	2
ศวช.มสธ.เพชรบุรี	3.6185	0.08779	40.0832	0
ศวช.มสธ.จันทบุรี	4.5837	0.08461	116.7446	1
ศวช.มสธ. นครศรีธรรมราช	7.7924	0.12791	37.2225	1
ศวช.มสธ.ยะลา	9.6721	0.98212	0.019508	2
หลักสี่ - กรุงเทพ	6.1184	0.97624	57.8099	2
ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่	11.3021	0.88779	2589.994	1
ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน	5.5136	0.80692	0.03678	2

ผลที่ได้จากการสร้างโมเดลพยากรณ์ปริมาณอินเทอร์เน็ตขาออก (Upload) ของศูนย์ 10 แห่ง และ 3 ชุมสาย ตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 โดยการใช้อัลกอริทึม Lavenberg-Marquardt (trainlm) โดยการกำหนดเลเยอร์ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 5n เมื่อ n แทนจำนวนข้อมูลนำเข้า

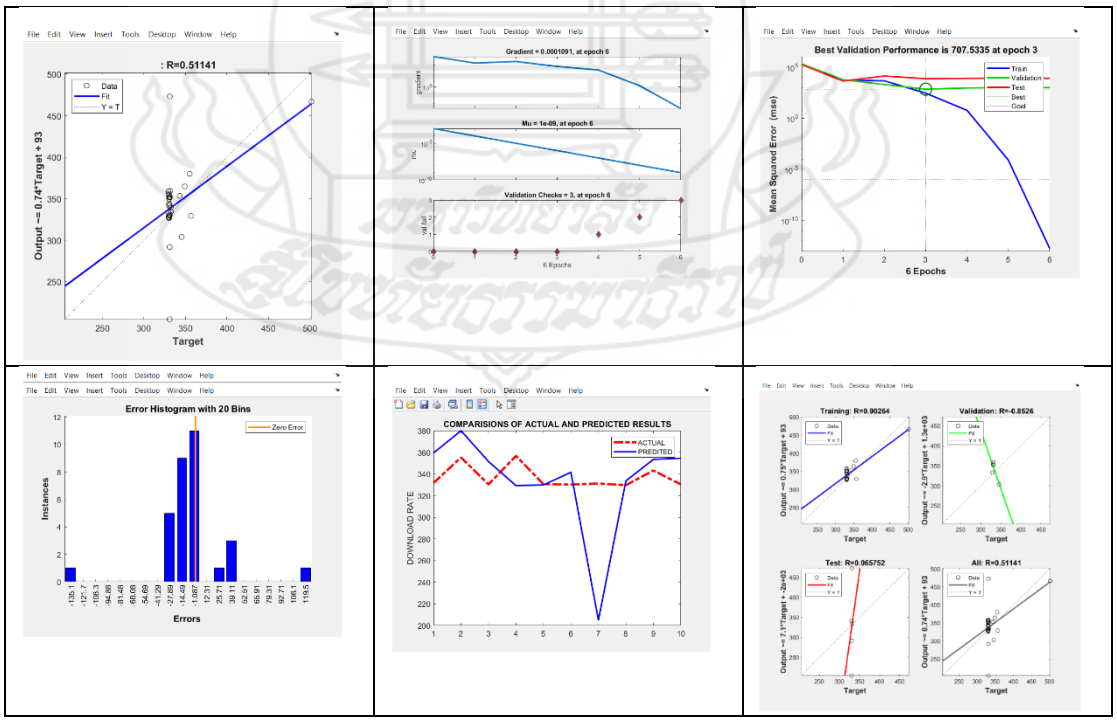
สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศวช.มสธ.ลำปาง	8.2667	0.51141	707.5335	3
ศวช.มสธ.สุโขทัย	2.0251	0.09782	90.2694	1
ศวช.มสธ.นครสวรรค์	12.1977	0.95933	0.16188	1
ศวช.มสธ.อุดรธานี	2.4797	0.21595	3.5404	4
ศวช.มสธ.อุลราชธานี	2.6765	0.22143	65.7685	2
ศวช.มสธ.นครนายก	8.2059	0.4187	1923.173	12
ศวช.มสธ.เพชรบุรี	2.4168	0.13586	62.2855	1
ศวช.มสธ.จันทบุรี	2.7624	0.10509	491.0454	2
ศวช.มสธ. นครศรีธรรมราช	9.3334	0.21251	20.9612	2
ศวช.มสธ.ยะลา	4.3700	0.98153	4.818	2
หลักสี่ - กรุงเทพ	4.6628	0.97044	176.3253	2
ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่	6.2261	0.96685	69.8361	2
ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน	4.6577	0.70691	18.1176	1

ศวช.มสธ.ลำปาง

Download

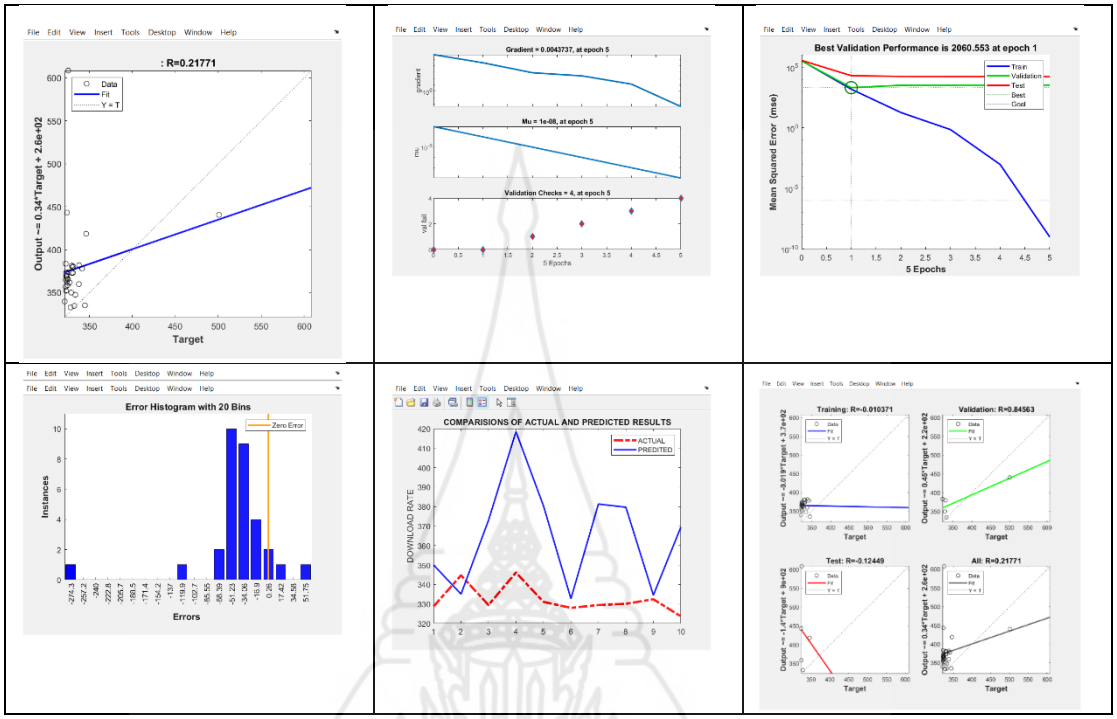


Upload

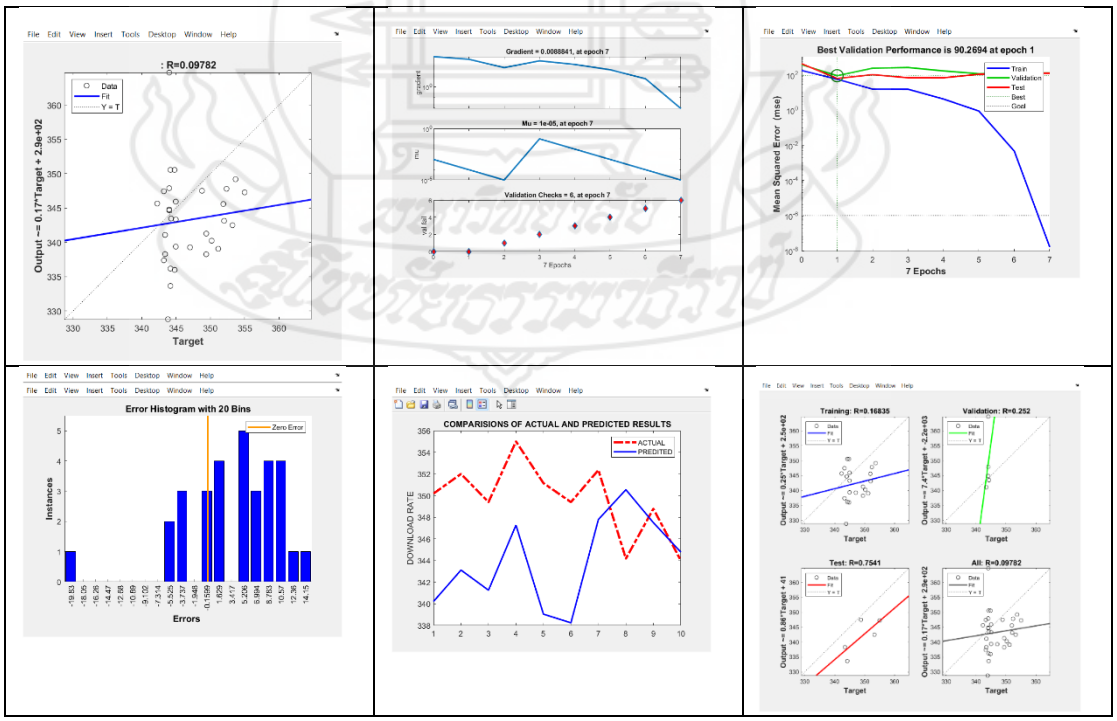


ศวช.มสธ.สุโขทัย

Download

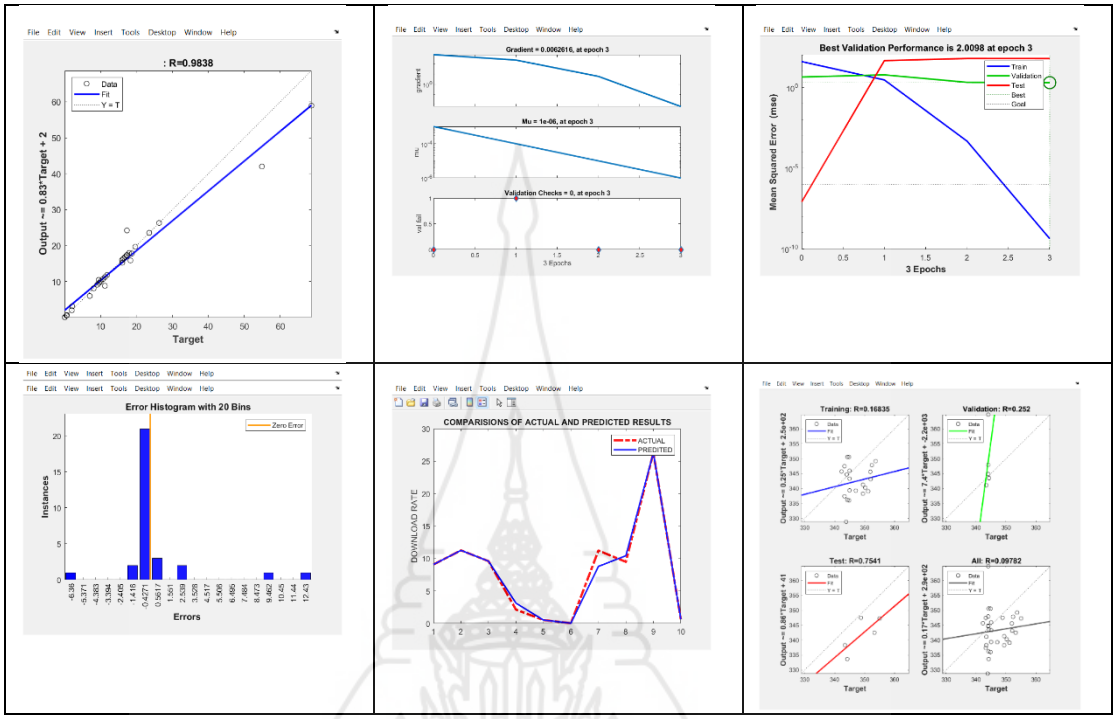


Upload

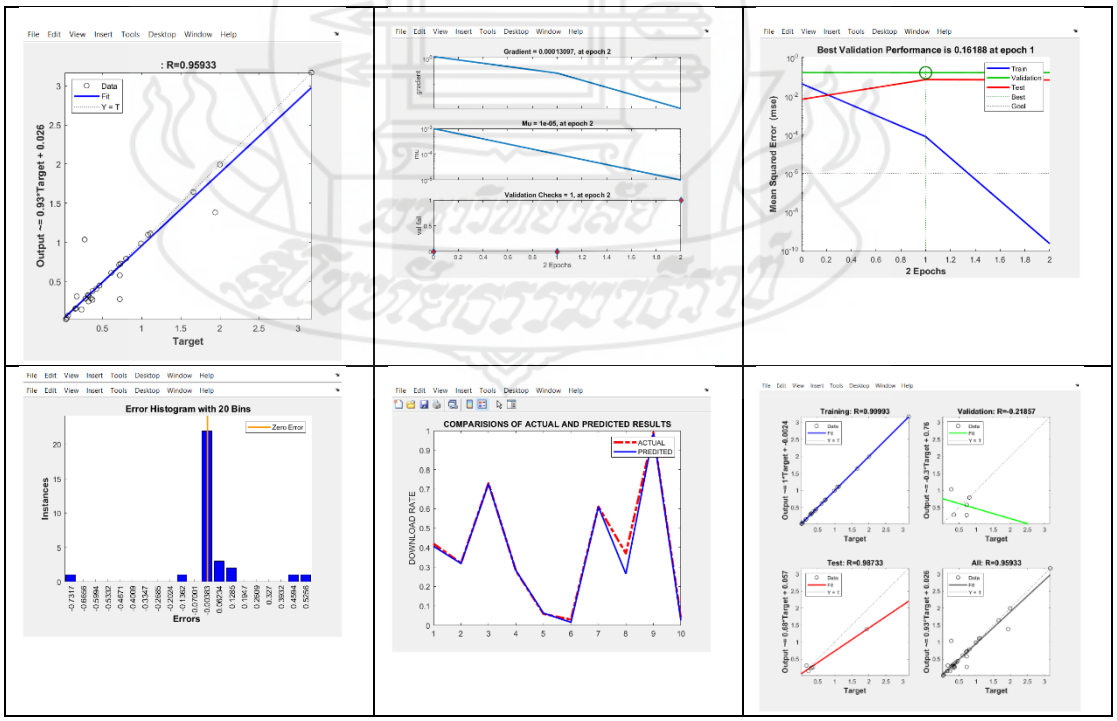


ศวช.มสธ.นครสวรรค์

Download

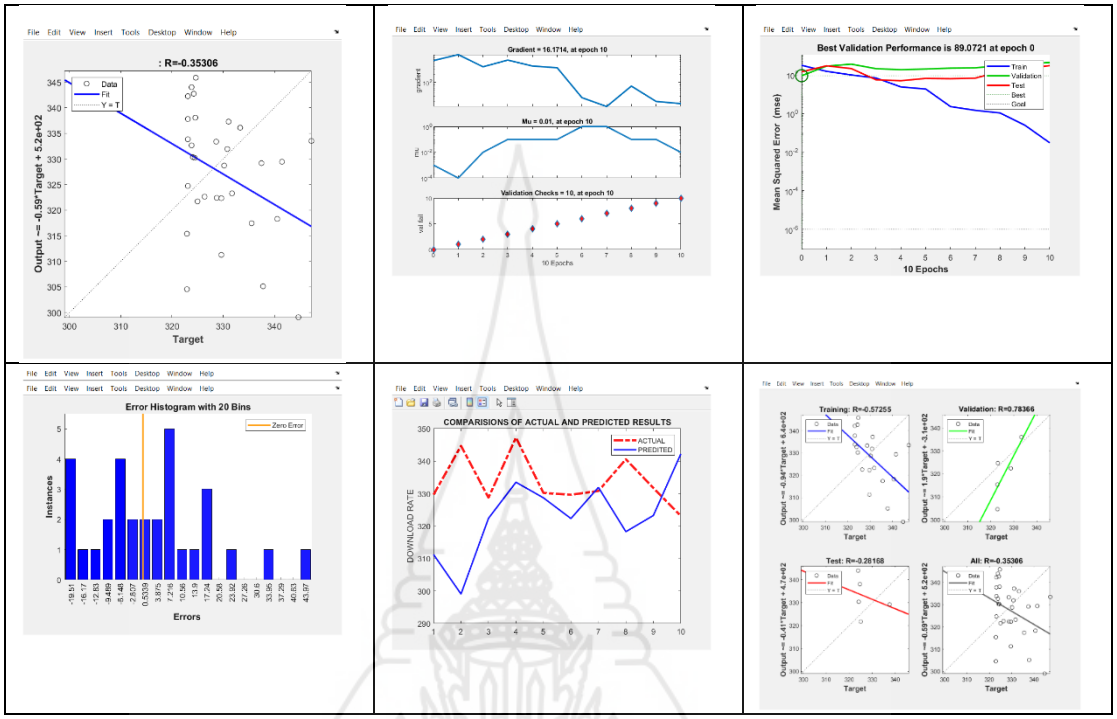


Upload

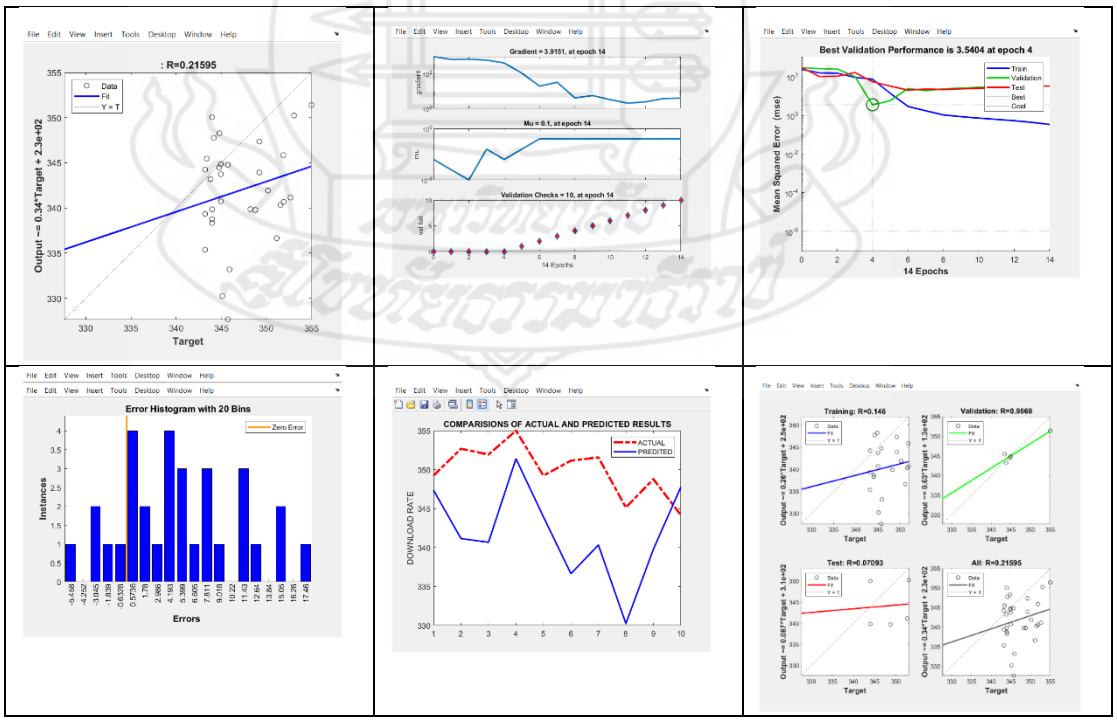


ศวช.มสธ.อุดรธานี

Download

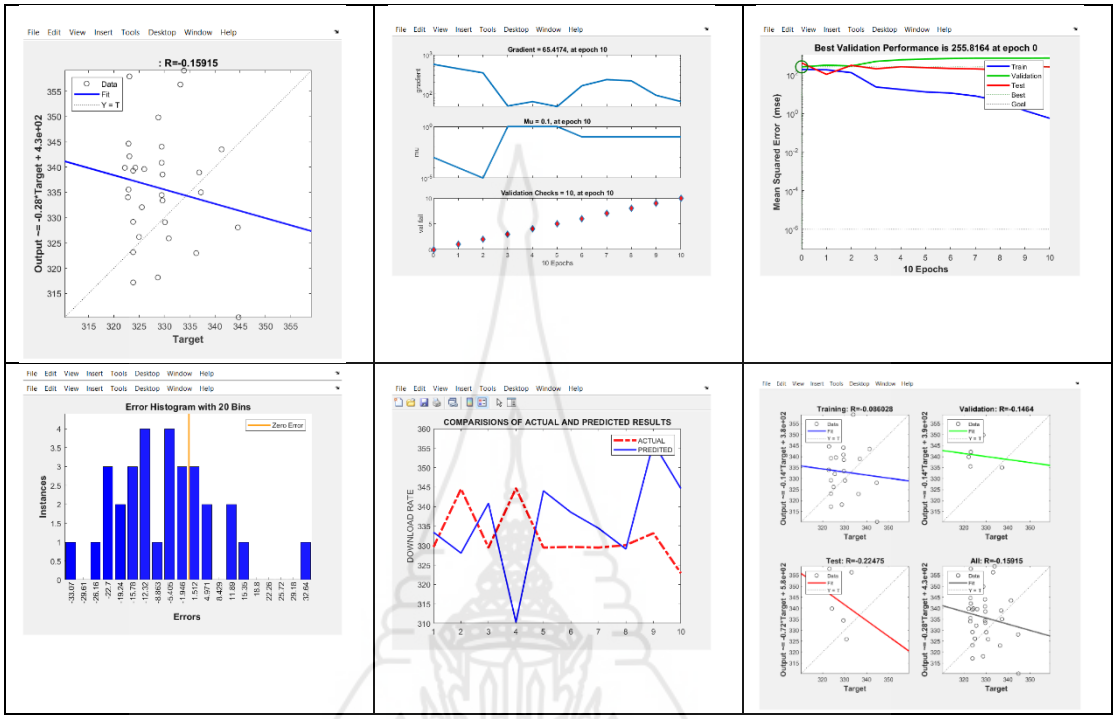


Upload

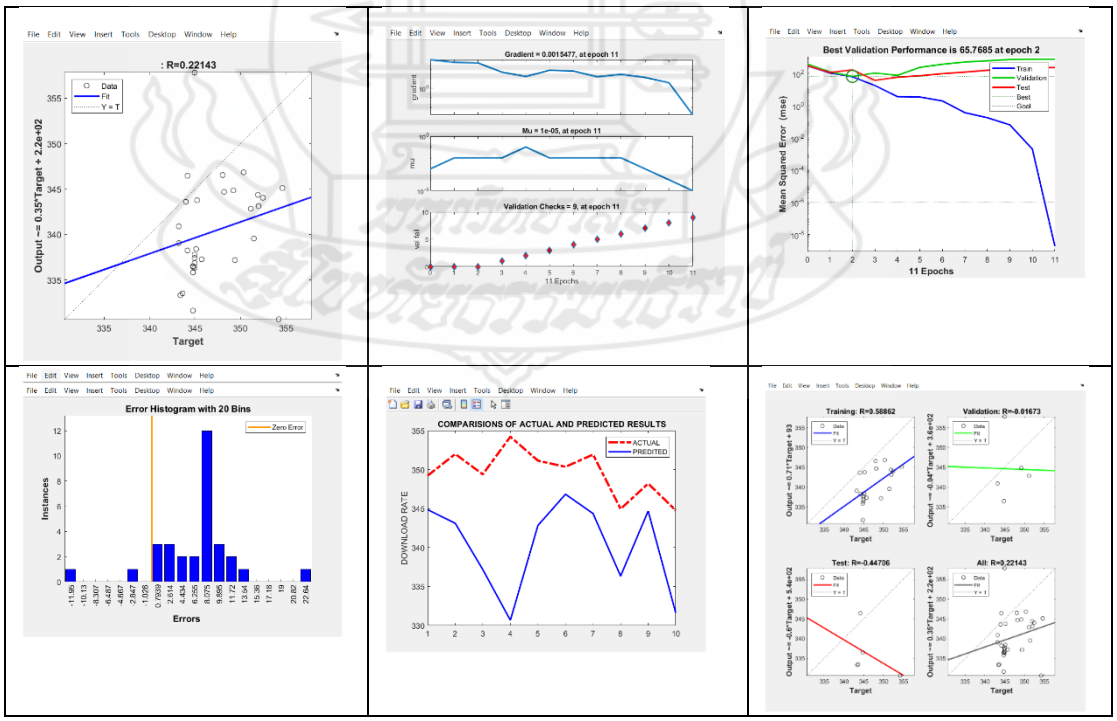


ศวช.มสธ.อุลราชธานี

Download

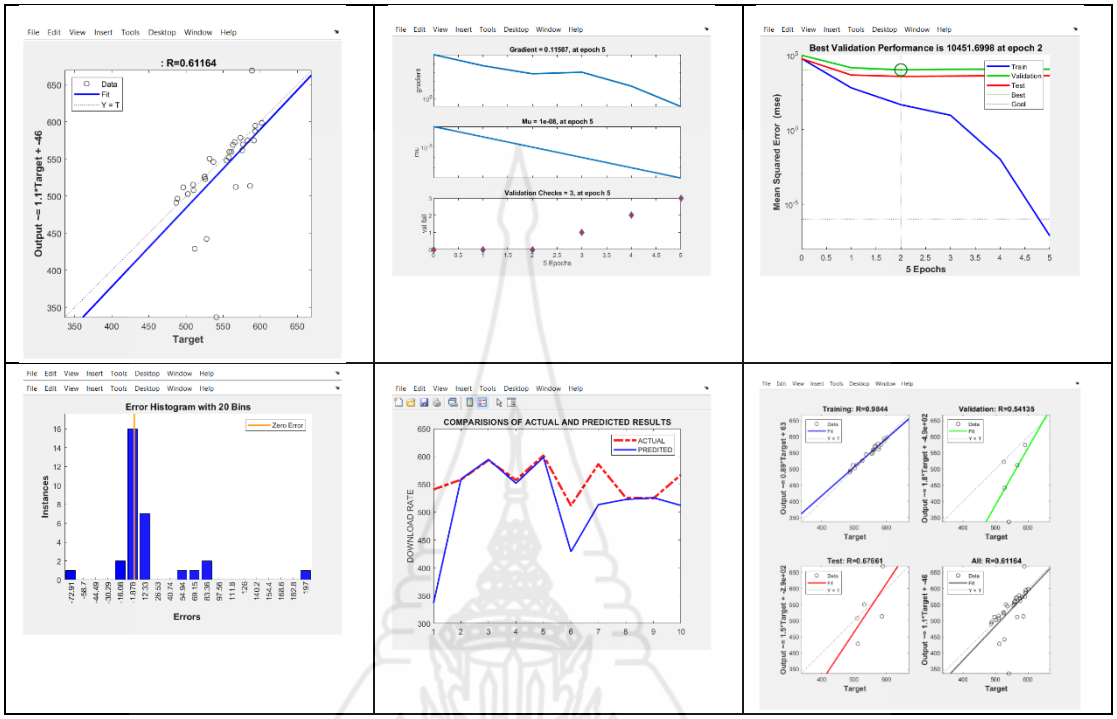


Upload

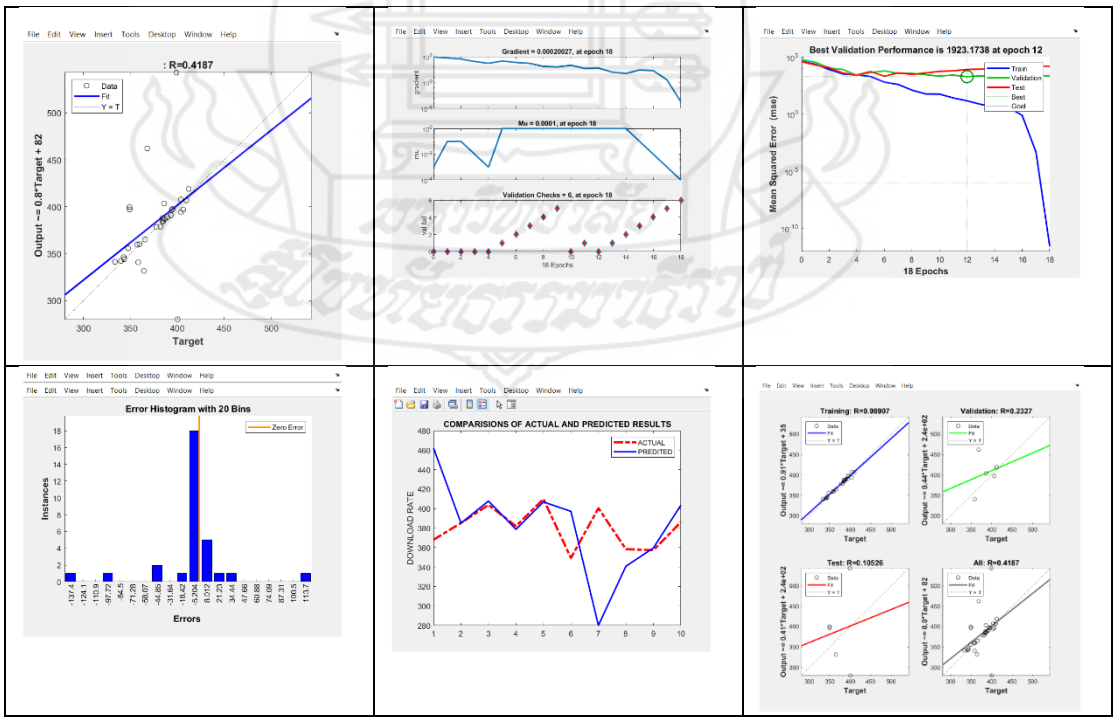


ศวช.มสธ.นครนายก

Download

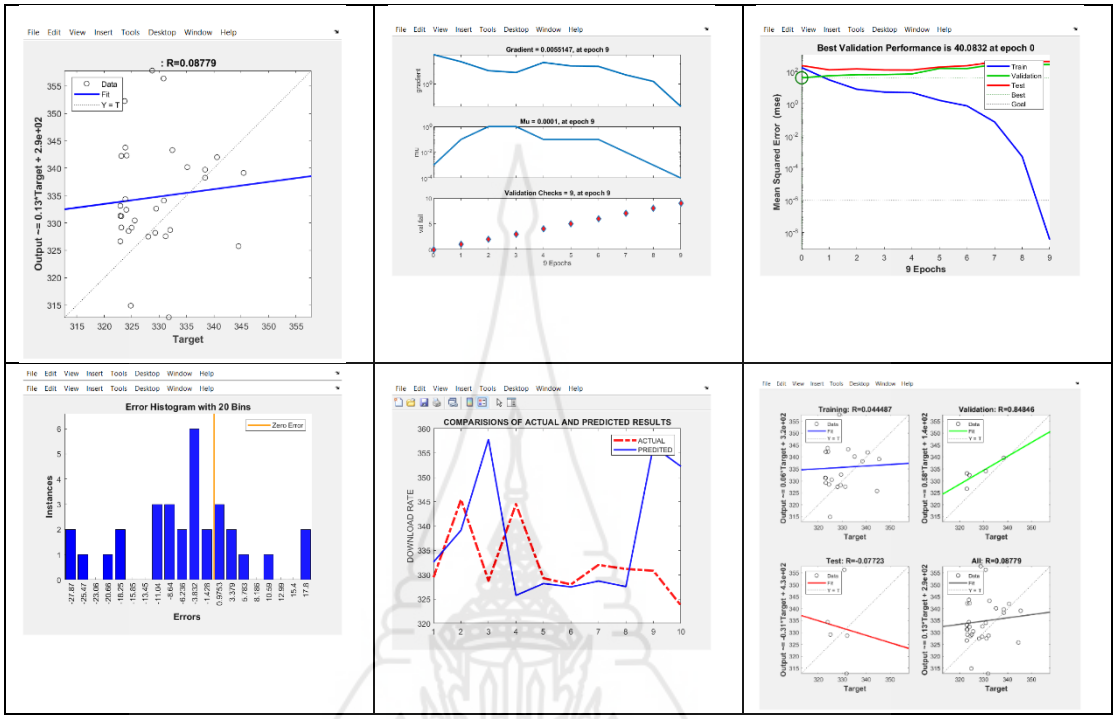


Upload

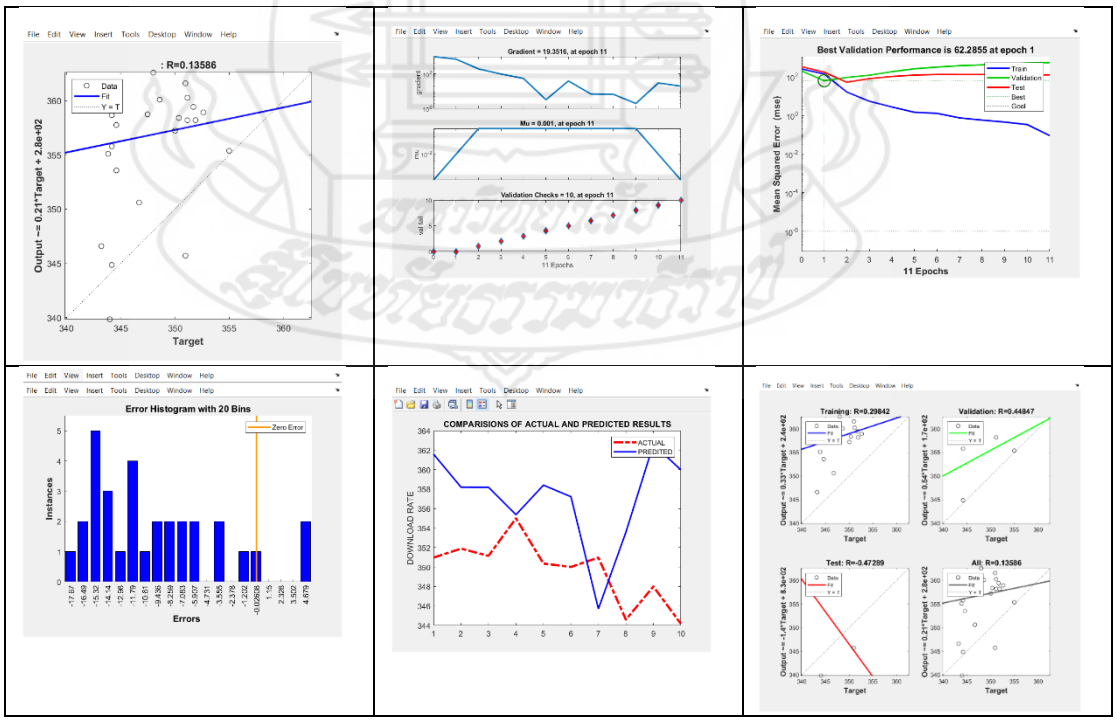


ศวช.มสธ.เพชรบุรี

Download

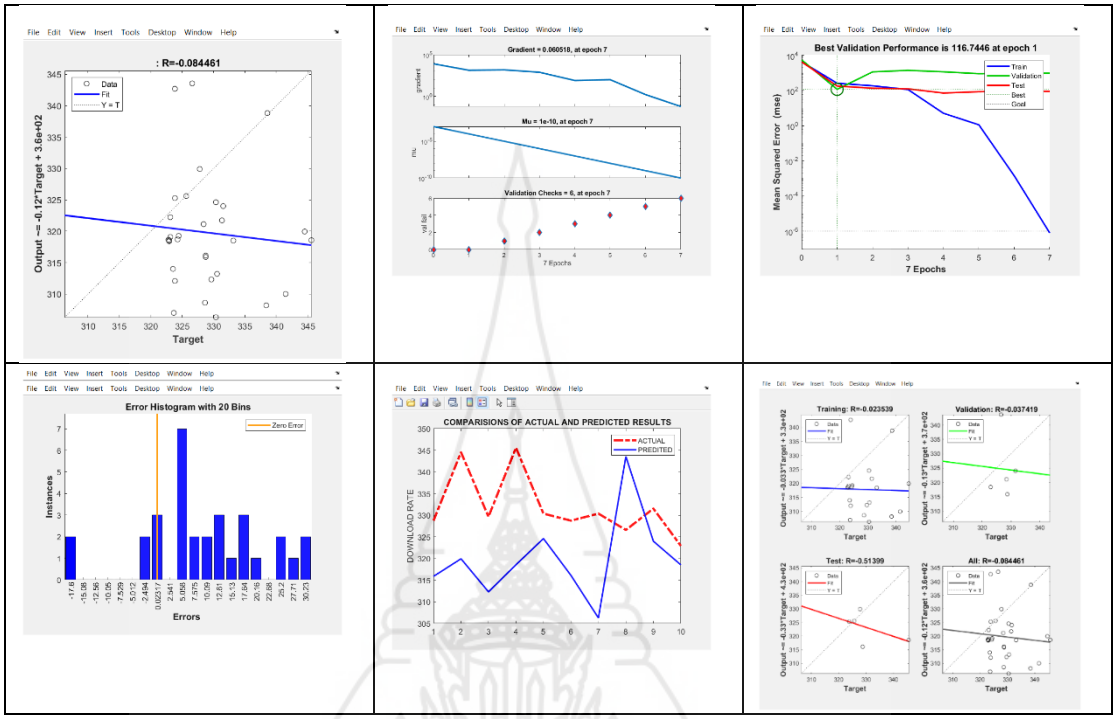


Upload

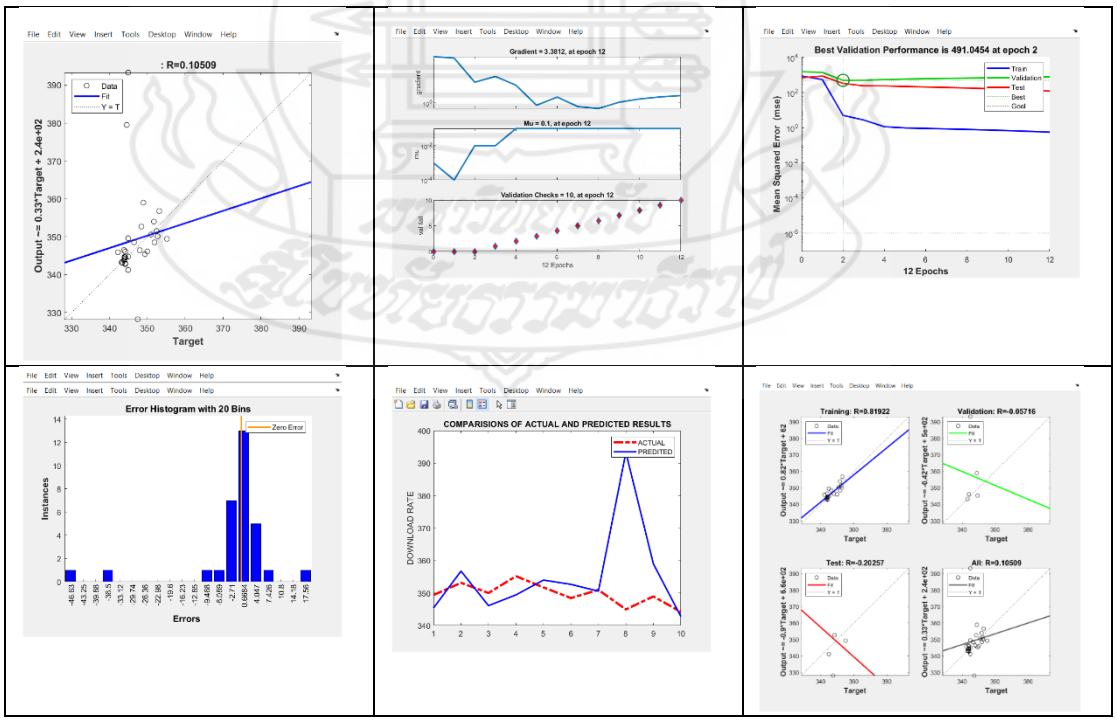


ศวช.มสธ.จันทบุรี

Download

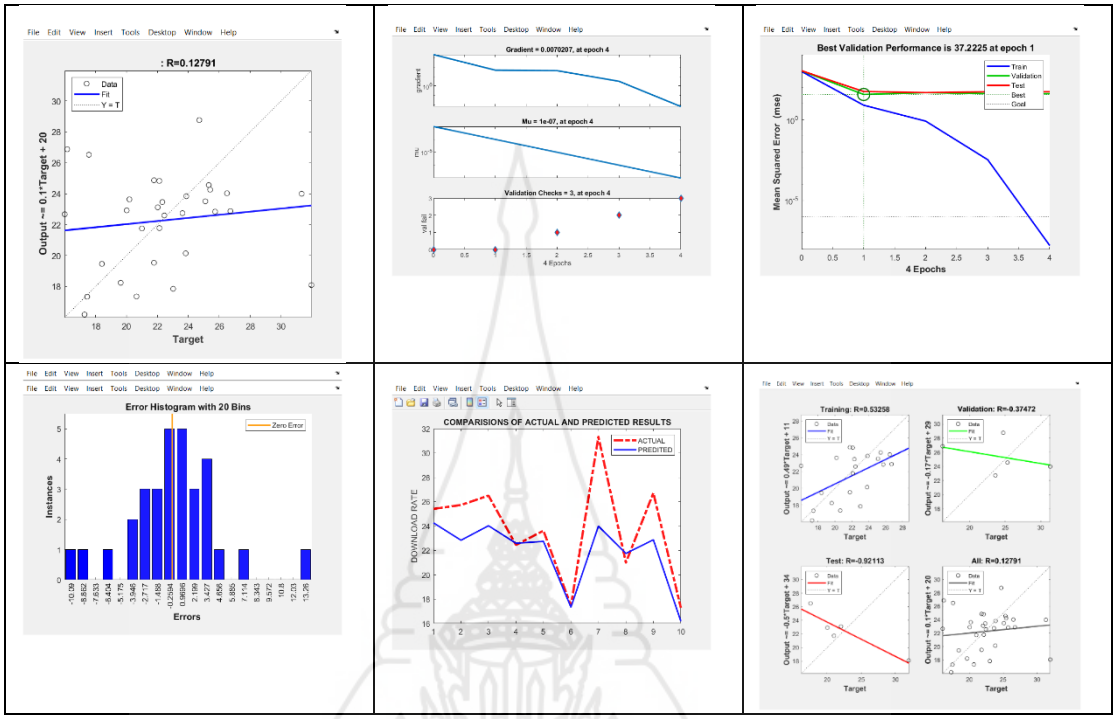


Upload

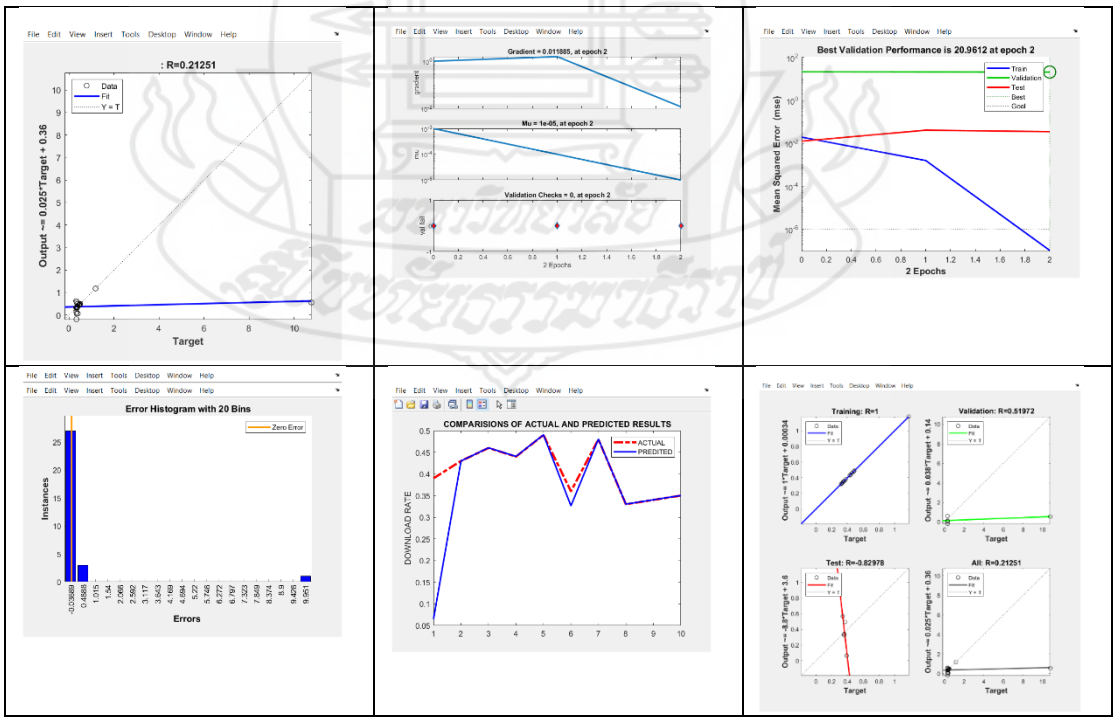


ศวช.มสธ.นครศรีธรรมราช

Download

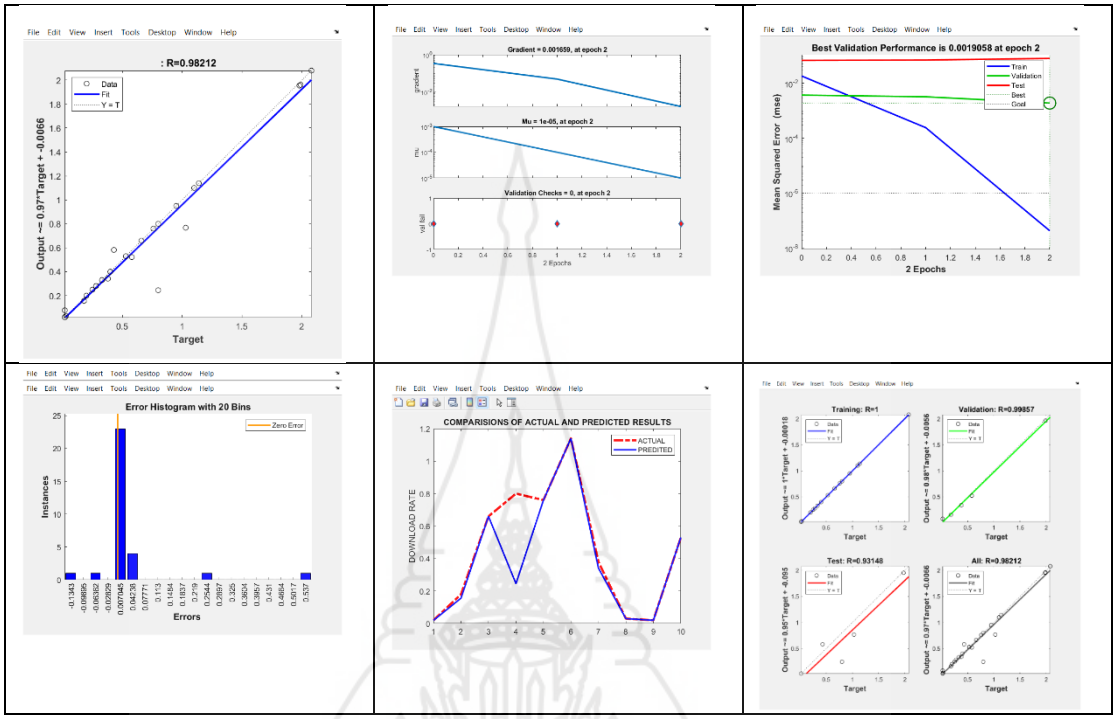


Upload

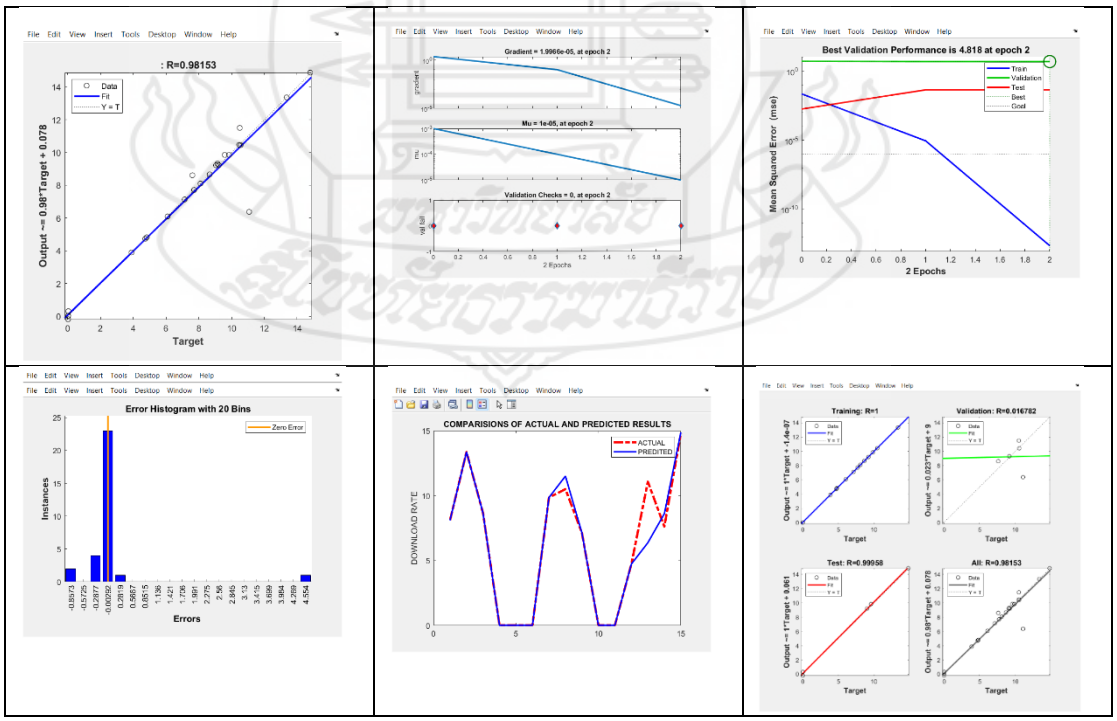


ศวช.มสธ.ยะลา

Download

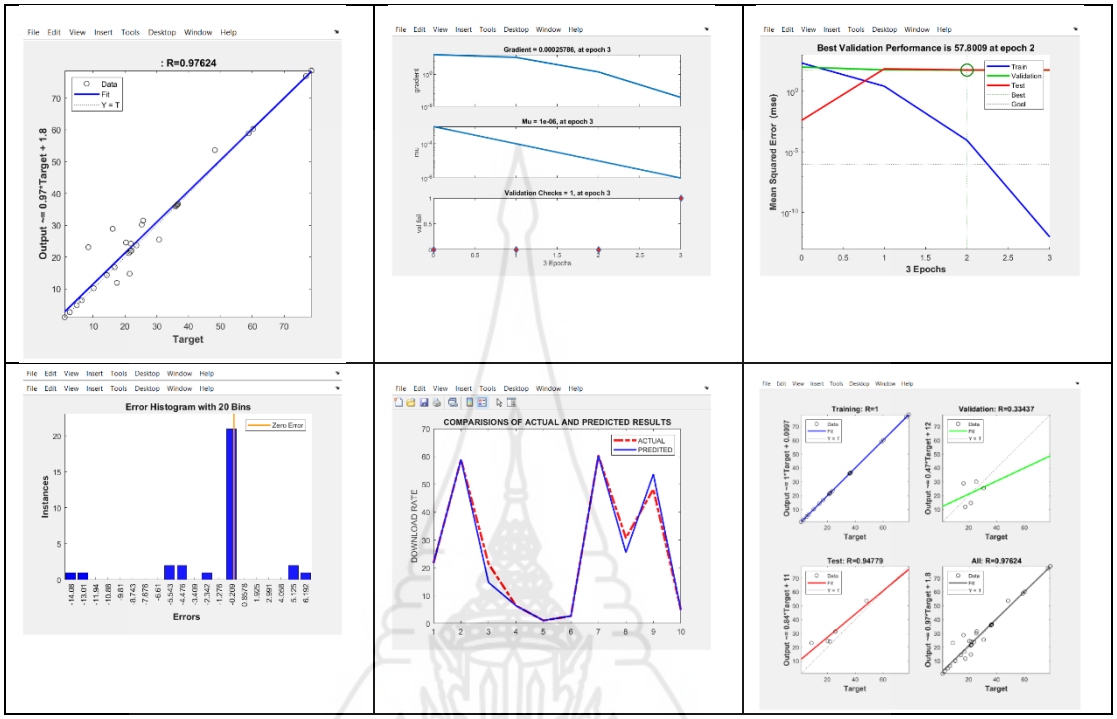


Upload

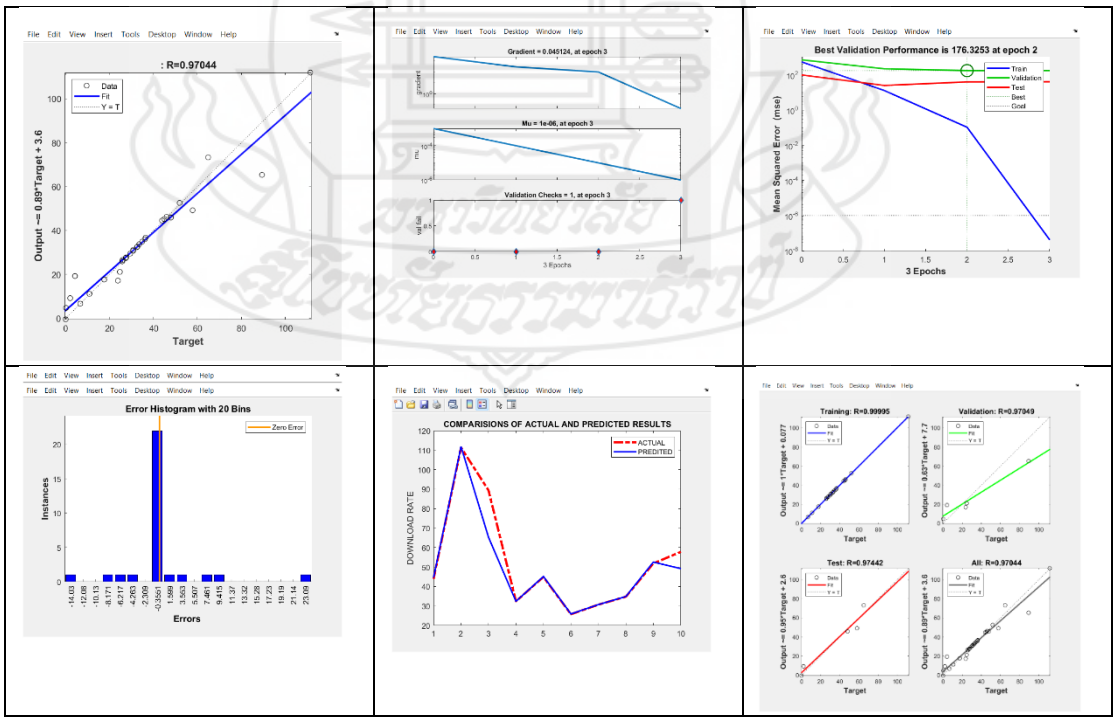


หลักสี่ – กรุงเทพ

Download

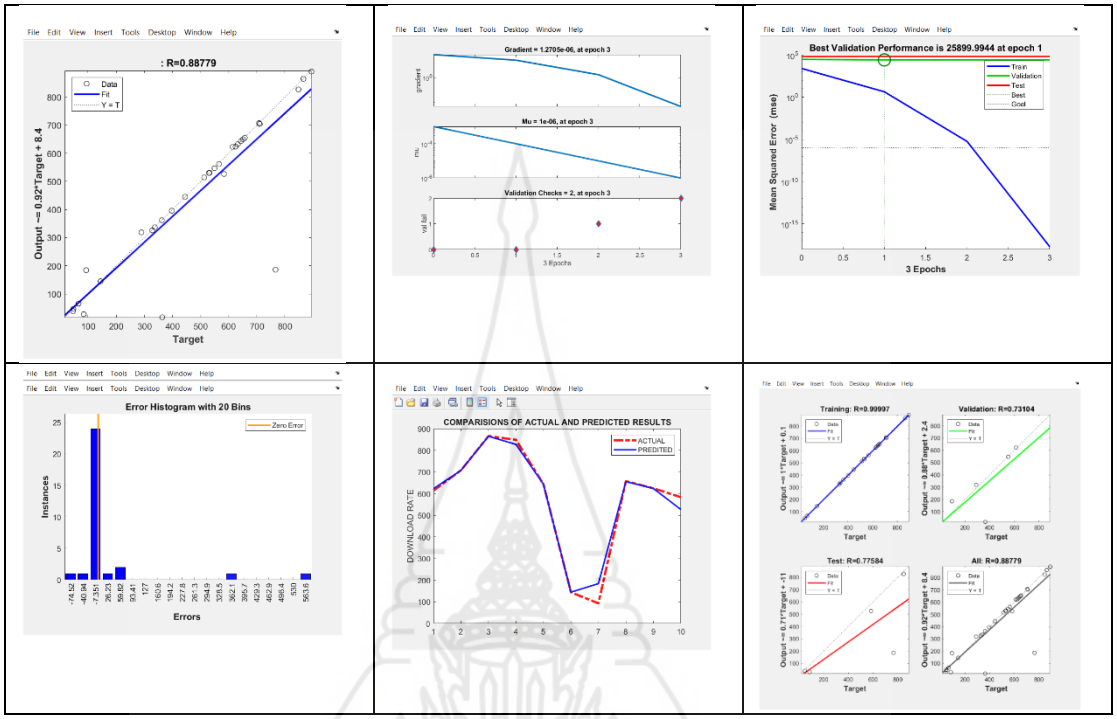


Upload

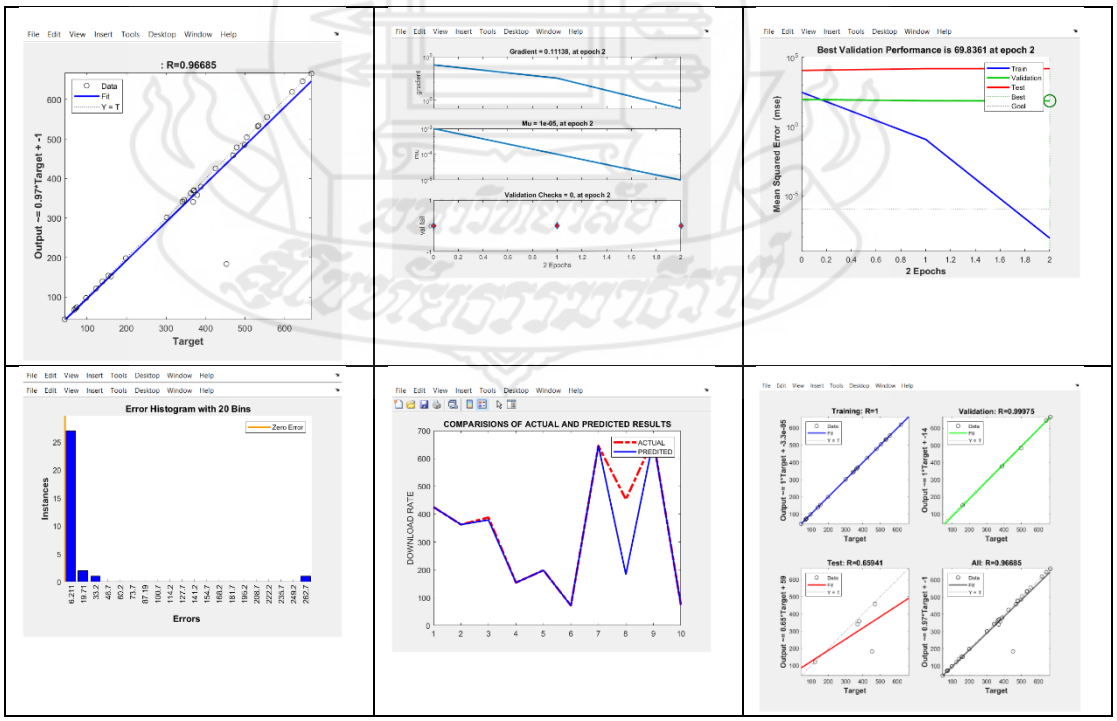


ชุมสายแจ้งวัฒนะฯ - ศูนย์ฯ หลักสี่

Download

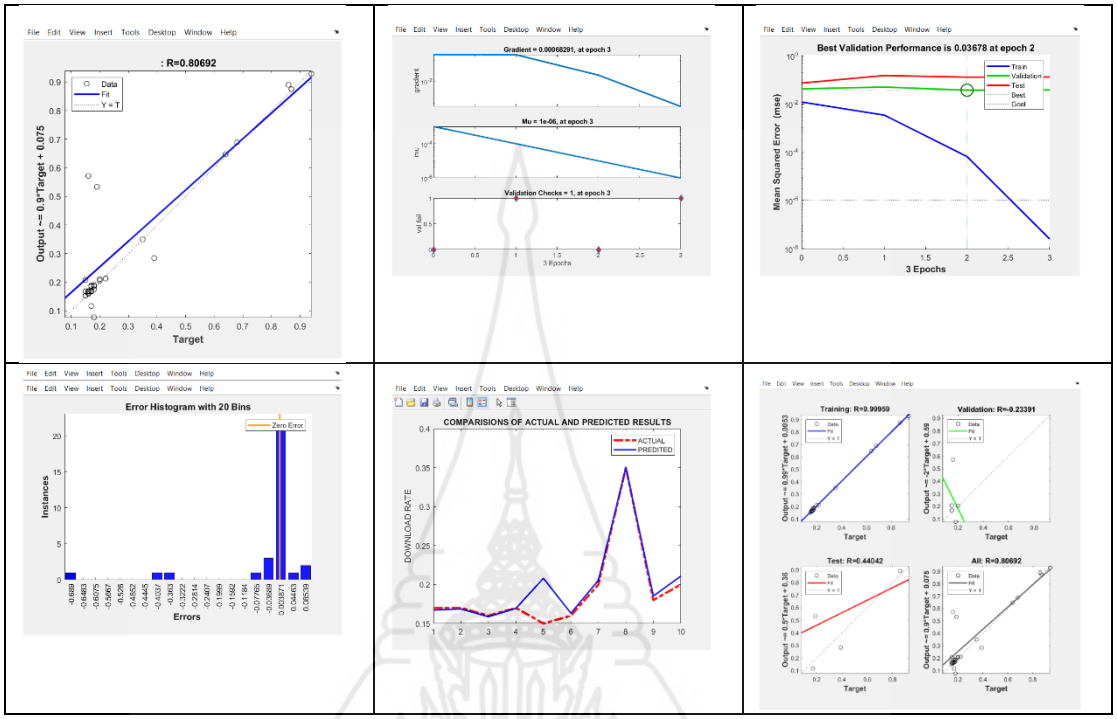


Upload

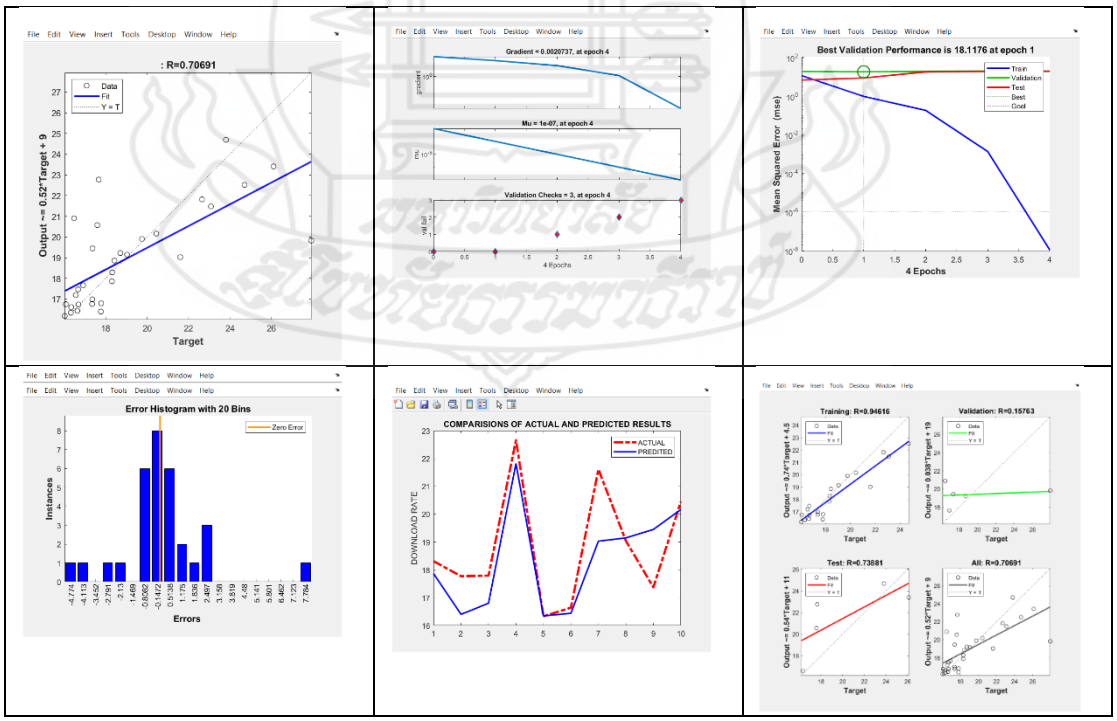


ชุมสายปากเกร็ด - ศูนย์ฯ บางพูน

Download



Upload



ภาคผนวก ช

บทความวิจัยที่ได้รับการเผยแพร่

นัทวุฒิ ขันธกสิกรรม และคณะ. การพัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม. วารสารการประชุมวิชาการระดับชาติ ครั้งที่ 8 วิทยาลัยเทคโนโลยีสยาม. 2022

acm
Thailand
การประชุมวิชาการระดับชาติ
เชื่อมต่อเทคโนโลยีในวิถีชีวิตใหม่
8th TECHCON 2022
27 JULY 2022
PROCEEDINGS
8th TECHCON 2022

การพัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ต โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

DEVELOPMENT FORECASTING MODEL FOR INTERNET DATA TRANSFER USING NEURAL NETWORK TECHNIQUE

นัทวุฒิ ขันธกสิกรรม*[1] ศรันย์ นาคฉนอม[2] และ เตชค์ฐสิณป์ เพียซ้าย[3]

สาขาวิชาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช

NATTAWUT.KHA@STOU.AC.TH

บทคัดย่อ

การวิจัยนี้เป็นการศึกษาและพัฒนารูปแบบการพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม โดยข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลปริมาณการรับ-ส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม 2564 ของศูนย์ลำปาง ศูนย์สุโขทัย ศูนย์นครสวรรค์ ศูนย์อุดรธานี ศูนย์อุลราชธานี ศูนย์นครนายก ศูนย์เพชรบุรี ศูนย์จันทบุรี ศูนย์นครศรีธรรมราช ศูนย์ยะลา ชุมสายที่ 1 ชุมสายที่ 2 และชุมสายที่ 3 เพื่อหาโมเดลสำหรับการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งจากการวิเคราะห์เบื้องต้นพบว่าปริมาณข้อมูลการรับส่งอินเทอร์เน็ตรายเดือนมีลักษณะการเคลื่อนไหวของแนวโน้มเป็นเส้นตรงและไม่มีอิทธิพลของช่วงเวลา โดยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการสร้างโมเดลการพยากรณ์ในงานวิจัยนี้ได้ศึกษาอัลกอริทึมชนิด Lavenberg - Marquardt โดยการวัดประสิทธิภาพจากการพิจารณาค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Squared Error : MSE) และค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ซึ่งผลจากงานวิจัยนี้ศูนย์ลำปางมีค่า MAPE ดีที่สุดเท่ากับ 0.3296 ศูนย์ยะลามีค่า R (Regression) ดีที่สุดเท่ากับ 0.99976 ชุมสายที่ 3 มีค่า MSE ดีที่สุดเท่ากับ 0.028496 และจำนวนรอบของการเรียนรู้ (EPOCH) ที่ดีเท่ากับ 1 มีจำนวน 5 แห่งได้แก่ ศูนย์สุโขทัย, ศูนย์นครสวรรค์, ศูนย์อุดรธานี, ศูนย์นครศรีธรรมราช, และศูนย์ยะลา

คำหลัก: โมเดลพยากรณ์, โครงข่ายประสาทเทียม, การวัดประสิทธิภาพ

ABSTRACT

This research is to study and develop a forecasting model for Internet traffic using neural network techniques. The data used in the research were data on the amount of monthly internet traffic from January to December 2021 of Lampang center, Sukhothai center, Nakhonsawan center, Udonthani center, Ubonratchathani center, Nakhonnayok center, Phetchaburi center, Chanthaburi center, Nakhonsithammarat center, Yala center, Terminal 1,

"บทความเผยแพร่เป็นข้อคิดเห็นของผู้เขียนเท่านั้น ผู้เขียนต้องรับผิดชอบต่อผลกฎหมายใด ๆ ที่อาจเกิดขึ้นจากบทความนั้น"

Terminal 2 and Terminal 3 to find the most suitable forecasting model. From the preliminary analysis, it was found that the monthly Internet traffic data was characterized by linear trend movement and had no influence over time period. The neural network technique used in predictive modeling was studied in this study to study the Lavenberg - Marquardt type algorithm. The efficiency was measured by considering the mean squared error (MSE) and the mean absolute percentage error (MAPE). The results from Lampang center had the best MAPE value, which was 0.3296. Yala center had the best R (regression), which was 0.99976. Terminal 3 had the best MSE value, which was 0.028496. In addition, there are five centers, which had EPOCH equal to 1. These centers are Sukhothai center, Nakhonsawan center, Udonthani center, Nakhonsithammarat center, and Yala center.

Keywords: Predictive models, Neural Networks, Performance measurement

1. บทนำ

ในปัจจุบัน การใช้งานอินเทอร์เน็ตถูกใช้งานผ่านกิจกรรมในหลากหลายรูปแบบทั้งได้เพิ่มปริมาณการใช้งานที่สูงขึ้นอย่างต่อเนื่องทำให้อัตราการการรับส่งข้อมูลบนอินเทอร์เน็ตเพิ่มสูงขึ้นตามไปด้วยจึงทำให้องค์กรมีความต้องการอินเทอร์เน็ตหรือช่องทางการรับส่งข้อมูลบนอินเทอร์เน็ต (Bandwidth) สูงขึ้นตามไปด้วย โดยเฉพาะหน่วยงานที่มีการทำกิจกรรมหรือการให้บริการในรูปแบบออนไลน์ อาทิเช่น สถาบันทางการเงินการธนาคาร หน่วยงานภาครัฐและภาคเอกชนที่มีการดำเนินกิจกรรมในรูปแบบอื่นที่ใช้อินเทอร์เน็ตเป็นสื่อหลักในการดำเนินงาน สถาบันทางด้านการศึกษาของประเทศไทย รวมทั้งมหาวิทยาลัยต่าง ๆ ทั้งในและต่างประเทศ ซึ่งในปัจจุบันได้ผันเปลี่ยนกิจกรรมมาดำเนินการในการให้บริการหรือการปฏิบัติงานในรูปแบบออนไลน์ผ่านระบบอินเทอร์เน็ตมากยิ่งขึ้น ด้วยเหตุเหล่านี้จึงทำให้เกิดความต้องการสำหรับการใช้งานอินเทอร์เน็ตในรูปแบบต่าง ๆ ที่หลากหลายมากขึ้น อีกทั้งยังเกิดความต้องการช่องทางสำหรับการสื่อสารหรือแบนด์วิดท์ที่สามารถรองรับกับปริมาณการใช้งานของอินเทอร์เน็ตที่เพียงพอต่อการใช้หรือให้บริการอยู่ในขณะนั้น และต้องสามารถรองรับปริมาณที่เพิ่มสูงขึ้นได้หากผู้ใช้งานมีจำนวนมากขึ้น ทั้งนี้เพื่อเป็นการป้องกันไม่ให้เกิดปัญหาขณะการใช้งานอินเทอร์เน็ตหรือที่เรียกว่าอินเทอร์ล่มระหว่างการใช้งานนั่นเองซึ่งสอดคล้องกับการสำรวจการใช้งานอินเทอร์เน็ตของสำนักงานพัฒนาธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์ หรือ ETDA (เอ็ตด้า) กระทรวงดิจิทัลเพื่อเศรษฐกิจและสังคมที่มีการสำรวจข้อมูลการใช้งานอินเทอร์เน็ตโดยพบว่าจำนวนผู้ใช้อินเทอร์เน็ตเพิ่มจำนวนขึ้นทุกปีทำให้ปริมาณการใช้งานอินเทอร์เน็ตเพิ่มขึ้นตามลำดับ (สำนักงานพัฒนาธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์, 2564)

สำหรับงานวิจัยนี้ได้พัฒนาโมเดลพยากรณ์สำหรับปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้การวัดค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) และค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Squared Error : MSE) ในการวัดค่าประสิทธิภาพของรูปแบบโมเดลพยากรณ์ที่ได้พัฒนาขึ้น โดยข้อมูลที่นำมาพัฒนาโมเดลพยากรณ์ได้ขอ

"บทความเผยแพร่เป็นข้อคิดเห็นของผู้เขียนเท่านั้น ผู้เขียนต้องรับผิดชอบต่อผลกฎหมายใด ๆ ที่อาจเกิดขึ้นจากบทความนั้น"

ความอนุเคราะห์ข้อมูลจากบริษัทโทรคมนาคมแห่งชาติจำกัด (มหาชน) ซึ่งเป็นข้อมูลปริมาณการใช้งานอินเทอร์เน็ตเดือนมกราคม ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2564 ซึ่งในการวิจัยได้ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนโดยข้อมูลส่วนแรกเป็นข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึกโมเดล (Train) และข้อมูลส่วนที่สองเป็นข้อมูลที่ใช้สำหรับการทดสอบโมเดล (Test) จากนั้นจึงจะทำการหาค่าประสิทธิภาพของโมเดลการพยากรณ์(ผุสดี บุญรอด และกรวัฒน์ พลเยี่ยม, 2560) ที่ให้ค่าที่ดีที่สุดสำหรับการสร้างโมเดลการพยากรณ์ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวนี้

2. วัตถุประสงค์การวิจัย

1. เพื่อศึกษารูปแบบการพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม
2. เพื่อพัฒนาโมเดลพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม
3. เพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ใช้ในการพยากรณ์โดยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

3. ประโยชน์การวิจัย

1. ได้ทราบวิธีการพัฒนาโมเดลสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้งานอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม
2. ได้โมเดลพยากรณ์ปริมาณการใช้งานอินเทอร์เน็ตด้วยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม
3. ได้ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่ใช้ในการพยากรณ์ที่ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

4. สมมติฐานการวิจัย

ได้โมเดลพยากรณ์แบบโครงข่ายประสาทเทียมของการวัดปริมาณการรับส่งข้อมูลในเครือข่ายอินเทอร์เน็ตที่เหมาะสมโดยการวัดด้วยค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ที่มีประสิทธิภาพไม่น้อยกว่าร้อยละ 90 เปอร์เซ็นต์

5. กรอบแนวคิดในการวิจัย

การวิจัยนี้มีส่วนประกอบของค่าต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องสำหรับการพัฒนาโมเดล ดังต่อไปนี้

MTBF คือ Mean time between failures เป็นเวลาเฉลี่ยที่สามารถให้บริการได้ (ฟังก์ชันนี้ทำหน้าที่ในการตรวจสอบการให้บริการ) ซึ่งมีค่าเป็น 24 หมายความว่า สามารถให้บริการได้ตลอดเวลานั่นเอง

MTTR คือ Mean time to repair เป็นเวลาเฉลี่ยที่ไม่สามารถให้บริการได้ (ฟังก์ชันนี้ทำหน้าที่ในการตรวจการไม่สามารถให้บริการ) ซึ่งมีค่าเป็น 0 หมายความว่าไม่มีช่วงเวลาใดเลยที่ไม่สามารถให้บริการได้

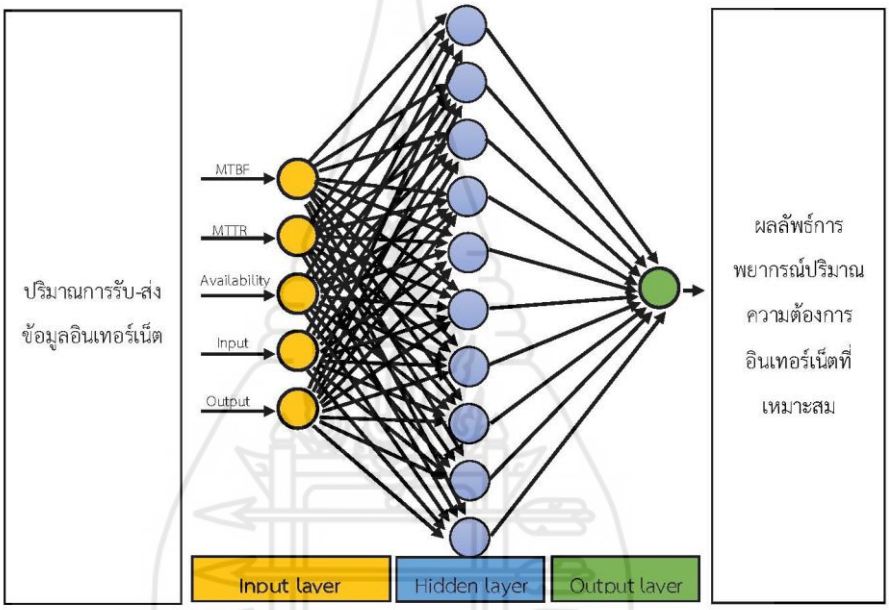
Available คือ ค่าความพร้อมใช้ของการให้บริการ มีค่า 100% หมายความว่าพร้อมใช้ตลอดเวลาซึ่งจะสอดคล้องกับ MTBF

"บทความเผยแพร่เป็นข้อคิดเห็นของผู้เขียนเท่านั้น ผู้เขียนต้องรับผิดชอบต่อผลกฎหมายใด ๆ ที่อาจเกิดขึ้นจากบทความนั้น"

Input คือ ปริมาณการรับข้อมูลบนอินเทอร์เน็ตเป็นรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2564

Output คือ ปริมาณการส่งข้อมูลบนอินเทอร์เน็ตเป็นรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2564

จากข้อมูลการใช้งานอินเทอร์เน็ตดังกล่าวสามารถนำมากำหนดกรอบแนวคิดในการดำเนินงานวิจัย รายละเอียดแสดงได้ดังภาพที่ 1 ดังนี้



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดในการวิจัย

6. วิธีดำเนินการวิจัย/RESEARCH METHODOLOGY

6.1 ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

Lavenberg – Marquardt (LM) เป็นกระบวนการการเรียนรู้หรือการฝึกสอนในโครงข่ายประสาทเทียม โดยจำเป็นต้องมีข้อมูลประกอบด้วย 3 กลุ่ม คือ ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training) ข้อมูลสำหรับการตรวจสอบ (Validation) และข้อมูลสำหรับทดสอบ (Testing) โดยความแม่นยำของอัลกอริทึม LM จะขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลกลุ่มการตรวจสอบซึ่งหากกลุ่มข้อมูลสำหรับการตรวจสอบมีรูปแบบเหมือนกับกลุ่มข้อมูล

สำหรับทดสอบจะทำให้โมเดลมีความแม่นยำมากและเหมาะสมกับงานข้อมูลเกือบทุกด้าน การเรียนรู้อัลกอรึทึมแบบ LM นี้ยังเป็นกระบวนการเรียนรู้ที่มีความรวดเร็วแต่จะลดลงเมื่อมีจำนวนตัวแปรนำเข้าหรือจำนวนโหนดชั้นซ่อนเร้นที่มีจำนวนมาก (รสริน โคตรเสนา และอัจฉราพรรณ ประทุมมณี, 2563)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบส่งสัญญาณไปข้างหน้า (feedforward artificial neural network) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วยชั้นต่าง ๆ โดยชั้นแรกจะเป็นชั้นข้อมูลนำเข้า (input layer) และชั้นสุดท้ายเป็นชั้นผลลัพธ์ (output layer) ส่วนระหว่างชั้นข้อมูลนำเข้ากับชั้นผลลัพธ์อาจมีหรือไม่มีชั้นซ่อน (hidden layer) อยู่ภายในก็ได้ ซึ่งขึ้นกับกฎการเรียนรู้ที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม โดยการเชื่อมต่อระหว่างชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมแบบส่งสัญญาณไปข้างหน้าจะมีค่าถ่วงน้ำหนักเป็นตัวเชื่อม และสัญญาณนำเข้าที่เข้ามาจะถูกส่งไปตามทิศทางของลูกศรที่มีการจำกัดทิศทางการเคลื่อนที่เป็นแบบทางเดียวหรือเคลื่อนที่ไปข้างหน้าโดยโครงข่ายมีการเชื่อมต่อกันอย่างสมบูรณ์ นั่นคือ ที่โหนดทุกโหนดในชั้นที่กำหนดเชื่อมต่อกันทุกโหนดกับชั้นถัดไปจนถึงชั้นผลลัพธ์โดยไม่มีการย้อนกลับ

กำหนดเวกเตอร์ เป็นชุดข้อมูลในชั้นข้อมูลนำเข้า สำหรับการสร้างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมกรณีที่กำหนดชั้นข้อมูลนำเข้า 1 ชั้น ภายใต้จำนวนโหนด 1 โหนด ชั้นซ่อน 10 ชั้นภายใต้จำนวนโหนด 1 โหนด โดยใช้ sigmoid logistic function เป็นฟังก์ชันกระตุ้น และชั้นผลลัพธ์ 1 ชั้น ภายใต้จำนวนโหนด 1 โหนด โดยใช้ linear function เป็นฟังก์ชันกระตุ้น แต่ละโหนดที่อยู่ในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์ จะประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน คือ

พิจารณาโหนดที่อยู่ในชั้นซ่อน

ขั้นตอนที่ 1 : คำนวณค่าผลรวมของโหนดในชั้นซ่อน โดยใช้ฟังก์ชันการรวมกัน (combination function) ซึ่งเป็นการนำค่าของโหนดข้อมูลนำเข้าที่เชื่อมโยงมาคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละเส้นเชื่อมโยง ดังนั้นค่าผลรวมของโหนดที่ j ในชั้นซ่อน คือ $net_j = w_i x_i + bias$ สำหรับ $j = 1$

ขั้นตอนที่ 2 : ปรับค่าผลรวมของข้อมูลในชั้นซ่อนด้วยฟังก์ชันกระตุ้น โดยใช้ sigmoid logistic function เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ (y_j) ของชั้นซ่อน โดยที่ $y_j = f(net) = \frac{1}{1+e^{-net}}$

พิจารณาโหนดที่อยู่ในชั้นผลลัพธ์

ขั้นตอนที่ 1 : คำนวณค่าผลรวมของโหนดในชั้นผลลัพธ์ โดยใช้ฟังก์ชันการรวมกันดังนั้นค่าผลรวมของโหนดที่ k ในชั้นผลลัพธ์ คือ

$net_k = \sum w_{jk} y_j = w11y1 + w21y2 + ... + w51y5 + bias$ สำหรับ $k = 1$

ขั้นตอนที่ 2 : ปรับค่าผลรวมของข้อมูลในชั้นผลลัพธ์ด้วยฟังก์ชันกระตุ้นโดยใช้ linear function เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ของชั้นผลลัพธ์ โดยที่ $y_k = f(net)k = net$ [6] (Beale, M.H., Hagan, M.T. and Demuth, H.B., 2011)

6.2 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ข้อมูลปริมาณการรับและการส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตเป็นระยะเวลา 1 ปีเริ่มจากเดือนมกราคม ถึงธันวาคม พ.ศ. 2564

6.3 เกณฑ์วัดประสิทธิภาพ

เกณฑ์วัดประสิทธิภาพจากโมเดลการพยากรณ์ที่สร้างขึ้นจะใช้วิธีการคำนวนหาค่า MSE และ ค่า MAPE (ชญานิน บุญมานะ และนัท กุลวานิช, 2560) ซึ่งจะหาจากค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำที่สุดในการวัดความถูกต้องของโมเดลการพยากรณ์จากเครื่องคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการปฏิบัติการ ซึ่งมีสูตรคำนวนดังนี้ (รัชฎา แต่งภูเขียว และณัฐนันท์ อิสสระพงศ์, 2562)

$$MSE = \sum \frac{|A_t - F_t|^2}{N} \quad (1)$$

$$MAPE = \frac{\left[\frac{\sum |A_t - F_t|}{A_t} x100\right]}{N} \quad (2)$$

โดยที่

F_t หมายถึง ค่าพยากรณ์ในงวดที่ 1

A_t หมายถึง ค่าที่เกิดขึ้นจริงในช่วงเวลา t

N หมายถึง จำนวนข้อมูล

7. ผลการวิจัย

การวิจัยนี้นำเสนอการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ด้วยวิธีโครงข่ายประสามเทียมโดยทำการแบ่งข้อมูลของปริมาณการรับ - ส่งอินเทอร์เน็ตออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกเป็นข้อมูลสำหรับการฝึกโมเดล ส่วนที่สองเป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบโมเดล โดยผลจากการพัฒนาโมเดลสามารถดูค่าจากตารางที่ 1 และ 2

ตารางที่ 1 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์จากข้อมูลปริมาณการรับ – ส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตขาเข้า (Input)

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ลำปาง	0.3296	0.6929	7.3484	7
ศูนย์สุโขทัย	4.5794	0.68633	713.5121	1
ศูนย์นครสวรรค์	1.4968	0.98351	51.9565	1
ศูนย์อุดรธานี	1.3693	0.72674	3.2381	1
ศูนย์อุลราชธานี	1.1628	0.68812	13.9186	8
ศูนย์นครนายก	2.8658	0.79476	10ห62.5638	7

"บทความเผยแพร่เป็นข้อคิดเห็นของผู้เขียนเท่านั้น ผู้เขียนต้องรับผิดชอบต่อผลกฎหมายใด ๆ ที่อาจเกิดขึ้นจากบทความนั้น"

สถานที่	INPUT (Download Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์เพชรบุรี	1.7597	0.61281	116.8104	2
ศูนย์จันทบุรี	0.8521	0.81596	12.9491	4
ศูนย์นครศรีธรรมราช	8.2212	0.77443	2.6673	1
ศูนย์ยะลา	1.4215	0.99976	9.6721	1
ชุมสายที่ 1	5.1377	0.9716	21.0445	3
ชุมสายที่ 2	3.2139	0.98811	5637.5107	2
ชุมสายที่ 3	5.3292	0.81518	0.028496	8

ตารางที่ 2 ผลการพัฒนาโมเดลพยากรณ์จากข้อมูลปริมาณการรับ – ส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตขาออก (Output)

สถานที่	OUTPUT (Upload Data Transfer)			
	MAPE	ค่า R	MSE	EPOCH
ศูนย์ลำปาง	6.3325	0.77375	4660.1037	5
ศูนย์สุโขทัย	0.5963	0.79195	24.0634	8
ศูนย์นครสวรรค์	0.0030	0.97322	0.13746	3
ศูนย์อุดรธานี	0.6102	0.69589	8.0153	6
ศูนย์อุลราชธานี	0.6014	0.6543	2.6908	3
ศูนย์นครนายก	4.3126	0.50048	356.484	3
ศูนย์เพชรบุรี	0.9530	0.64238	26.8822	2
ศูนย์จันทบุรี	0.5640	0.67647	18.457	12
ศูนย์นครศรีธรรมราช	5.9441	0.9981	0.078411	1
ศูนย์ยะลา	0.4744	0.99488	1.6964	2
ชุมสายที่ 1	8.9210	0.99027	0.16757	1
ชุมสายที่ 2	8.2696	0.92276	486.6521	1
ชุมสายที่ 3	8.6749	0.79136	2.5692	4

8. สรุปและอภิปรายผล

การใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีที่ใช้ในการสร้างโมเดลการพยากรณ์ที่สามารถใช้งานในหลากหลายสาขาวิชาโดยเฉพาะด้านการพยากรณ์ที่สามารถจำลองการทำงานของระบบประสาทของมนุษย์ที่สามารถมีการเรียนรู้ และฝึกฝนได้ ทั้งมีความเหมาะสมกับปริมาณข้อมูลที่มีจำนวนมากและไม่เปลี่ยนแปลง

ตามช่วงเวลา และสามารถวัดค่าประสิทธิภาพความแม่นยำในการพยากรณ์ได้ผ่านทางการเขียนภาษาโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อให้มีการวนรอบการคำนวณในการหาค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดีที่สุดได้โดยมีการทำงานในลักษณะที่ประกอบด้วยชั้น Input layer, Hidden layer และ Output layer ซึ่งผลจากงานวิจัยนี้ศูนย์ลำปางมีค่า MAPE ดีที่สุดเท่ากับ 0.3296 ศูนย์ยะลามีค่า R (Regression) ดีที่สุดเท่ากับ 0.99976 ชุมสายที่ 3 มีค่า MSE ดีที่สุดเท่ากับ 0.028496 และจำนวนรอบของการเรียนรู้ (EPOCH) ที่ดีเท่ากับ 1 มีจำนวน 5 แห่งได้แก่ ศูนย์สุโขทัย, ศูนย์นครสวรรค์, ศูนย์อุดรธานี, ศูนย์นครศรีธรรมราช, และศูนย์ยะลา

9. ข้อเสนอแนะ

การพยากรณ์ปริมาณการรับส่งข้อมูลอินเทอร์เน็ตโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมนี้ควรรวบรวมข้อมูลที่นำมาใช้ในการสร้างโมเดลให้มากขึ้น ทั้งนี้เพื่อการวัดประสิทธิภาพของโมเดลที่พัฒนาให้มีความละเอียดมากยิ่งขึ้น

10. รายการอ้างอิง

ชญานิน บุญมานะ และนัท กุลวานิช. (2560). *การเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์*, [วิทยานิพนธ์]. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ผุสดี บุญรอด และกรวัฒน์ พลเยี่ยม. (2560). แบบจำลองการพยากรณ์ราคามันสำปะหลังโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น. *บทความวิจัยภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, 25(3),* 534-543

รสริน โคตรเสนา และอัจฉราพรรณ ประทุมมณี. (2563). *การพยากรณ์ความต้องการสินค้าโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ของโรงงานผลิตขนมแห่งหนึ่ง*. [วิทยานิพนธ์]. มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์

รัชฎา แต่งภูเขียว และณัฐนันท์ อิสสระพงศ์. (2562). การวิเคราะห์เปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์สำหรับการวางแผนการผลิต กรณีศึกษา บริษัทเนื้อโคขุนนครพนม. *วารสารวิชาการมหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเชีย, 13(3)*

สำนักงานพัฒนาธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์ กระทรวงดิจิทัลเพื่อเศรษฐกิจและสังคม. (2564). *การสำรวจข้อมูลการใช้งานอินเทอร์เน็ต*. https://www.etda.or.th/th/newsevents/pr-news/ETDA-released-IUB-2020.aspx

Beale, M.H., Hagan, M.T. and Demuth, H.B. (2011). *Neural Network ToolboxTM 7 User's Guide*. MA: The WathWorks, Inc.

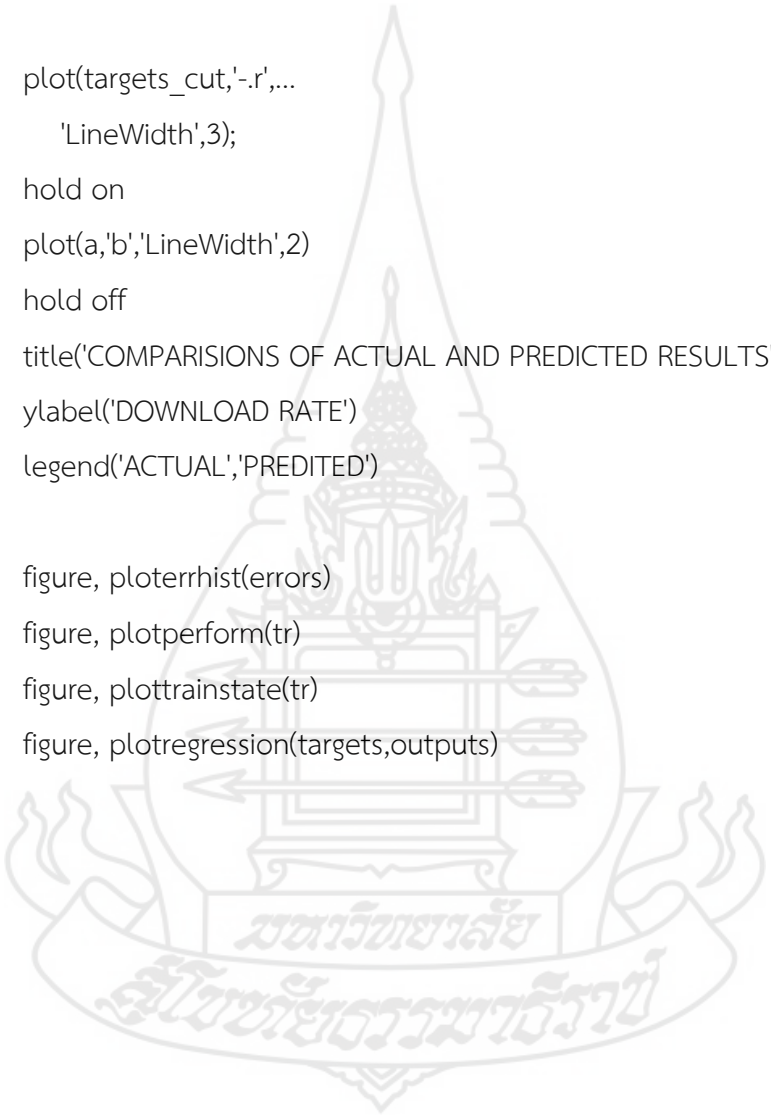
ภาคผนวก ซ

ตัวอย่างการ Coding สำหรับการหาค่าประสิทธิภาพของโมเดล

```
clc,close all
inputs; %=input_;
targets; %=target_;

%create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 5;
net_A = fitnet(hiddenLayerSize);

%net_A.input{1}.processFcns = {'removeconstanrows','mapminmax'};
%net_A.output{2}.processFcns = {'removeconstanrows','mapminmax'};

net_A.divideFcn = 'dividerand'; %Divide data randomly
net_A.divideMode = 'sample'; %Divide up every sample
net_A.divideParam.trainRatio = 70/100;
net_A.divideParam.valRatio = 15/100;
net_A.divideParam.testRatio = 15/100;

net_A.trainFcn = 'trainlm'; %Levenberg-Marquardt
net_A.trainParam.goal=1e-6

net_A.performFcn = 'msereg'; %Mean Square Error
%MSE = 'msereg'
net_A.performParam.ratio=0.5;
net_A.trainParam.epochs=1000; % Round of Learning
net_A.trainParam.max_fail=10;

net_A.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist',...
    'plotregression','plotfit'};
```

```
%view(net_A)
MAPE = 10;
while MAPE >= 9
    if MAPE >= 9

%Train the Networks
[net_A,tr] = train(net_A,inputs,targets);

%Test the Network
outputs = net_A(inputs);
errors = gsubtract(targets,outputs);
performance = perform(net_A,targets,outputs)

%Recalculates Training, Validation and Test Performance
trainTargets = targets .* tr.trainMask{1};
valTargets = targets .* tr.valMask{1};
testTargets = targets .* tr.testMask{1};
trainPerformance = perform(net_A,trainTargets,outputs)
valPerformance = perform(net_A,valTargets,outputs)
testPerformance = perform(net_A,testTargets,outputs)

a=sim(net_A,inputs_cut);
dif=abs(targets_cut-a)./targets_cut;
MAPE=(sum(dif)/length(a))*100
    else
        plot(targets_cut,'-.r',...
            'LineWidth',3);
        hold on
    plot(a,'--b','LineWidth',2)
    hold off
    title('COMPARISIONS OF ACTUAL AND PREDICTED RESULTS')
```

```
    ylabel('DOWNLOAD RATE')
    legend('ACTUAL','PREDITED')
    MAPE
end
end

plot(targets_cut,'-.r',...
    'LineWidth',3);
hold on
plot(a,'b','LineWidth',2)
hold off
title('COMPARISIONS OF ACTUAL AND PREDICTED RESULTS')
ylabel('DOWNLOAD RATE')
legend('ACTUAL','PREDITED')

figure, ploterrhist(errors)
figure, plotperform(tr)
figure, plottrainstate(tr)
figure, plotregression(targets,outputs)
```



ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ – นามสกุล	นัทวุฒิ ขันธกสิกรรม
วันเดือนปีเกิด	19 กุมภาพันธ์ 2527
สถานที่เกิด	จังหวัดนครสวรรค์
ประวัติการศึกษา	วิทยาศาสตรบัณฑิต (วิทยาการคอมพิวเตอร์) มหาวิทยาลัยนเรศวร
ตำแหน่งปัจจุบัน	นักวิชาการคอมพิวเตอร์ ชำนาญการ ศูนย์วิทยบริการและชุมชนสัมพันธ์ มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราชนครสวรรค์