



พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์สัญญาณลมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

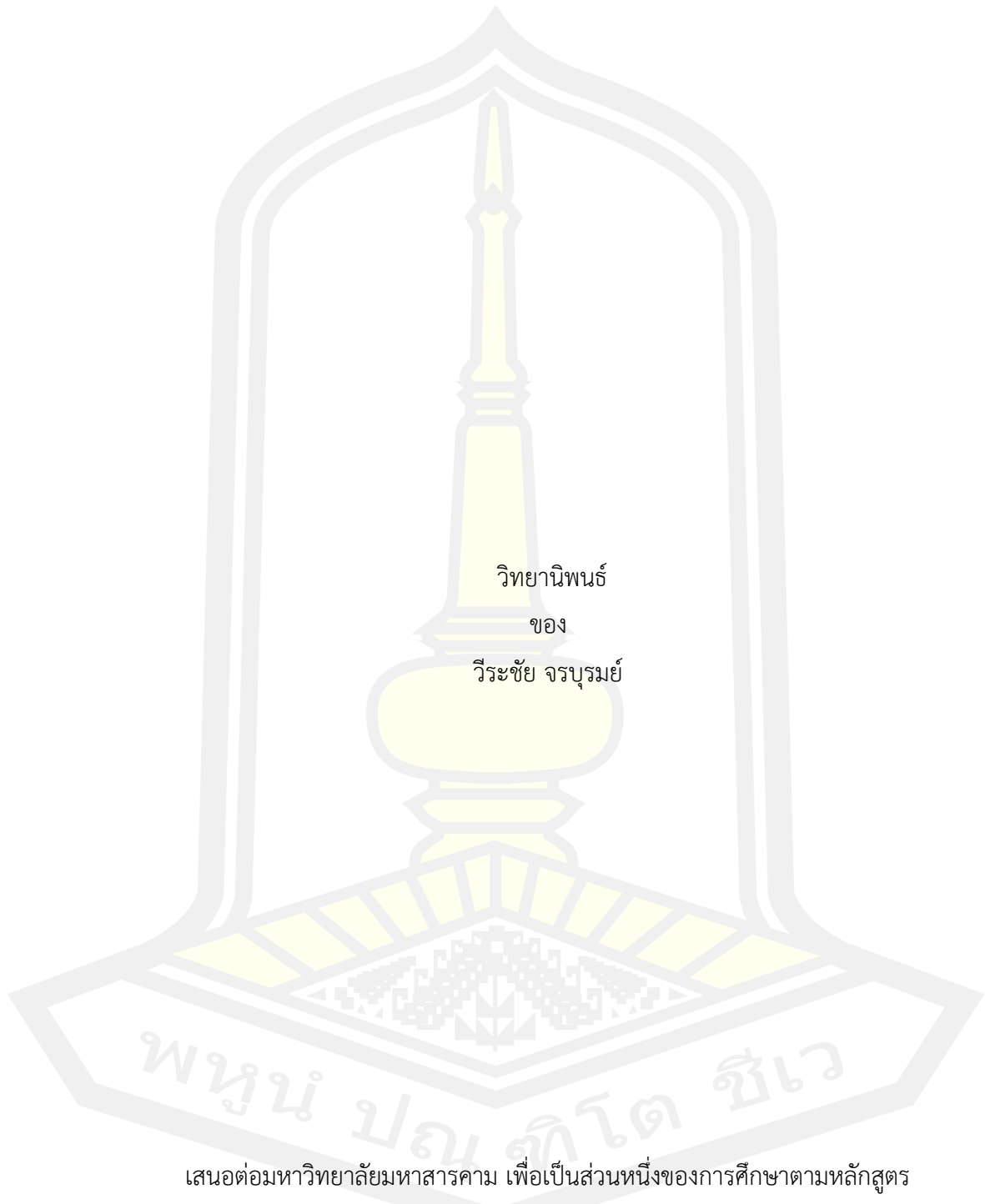
วิทยานิพนธ์
ของ
วีระชัย จรบุรมย์

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์

มีนาคม 2565

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์สัญญาณลมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

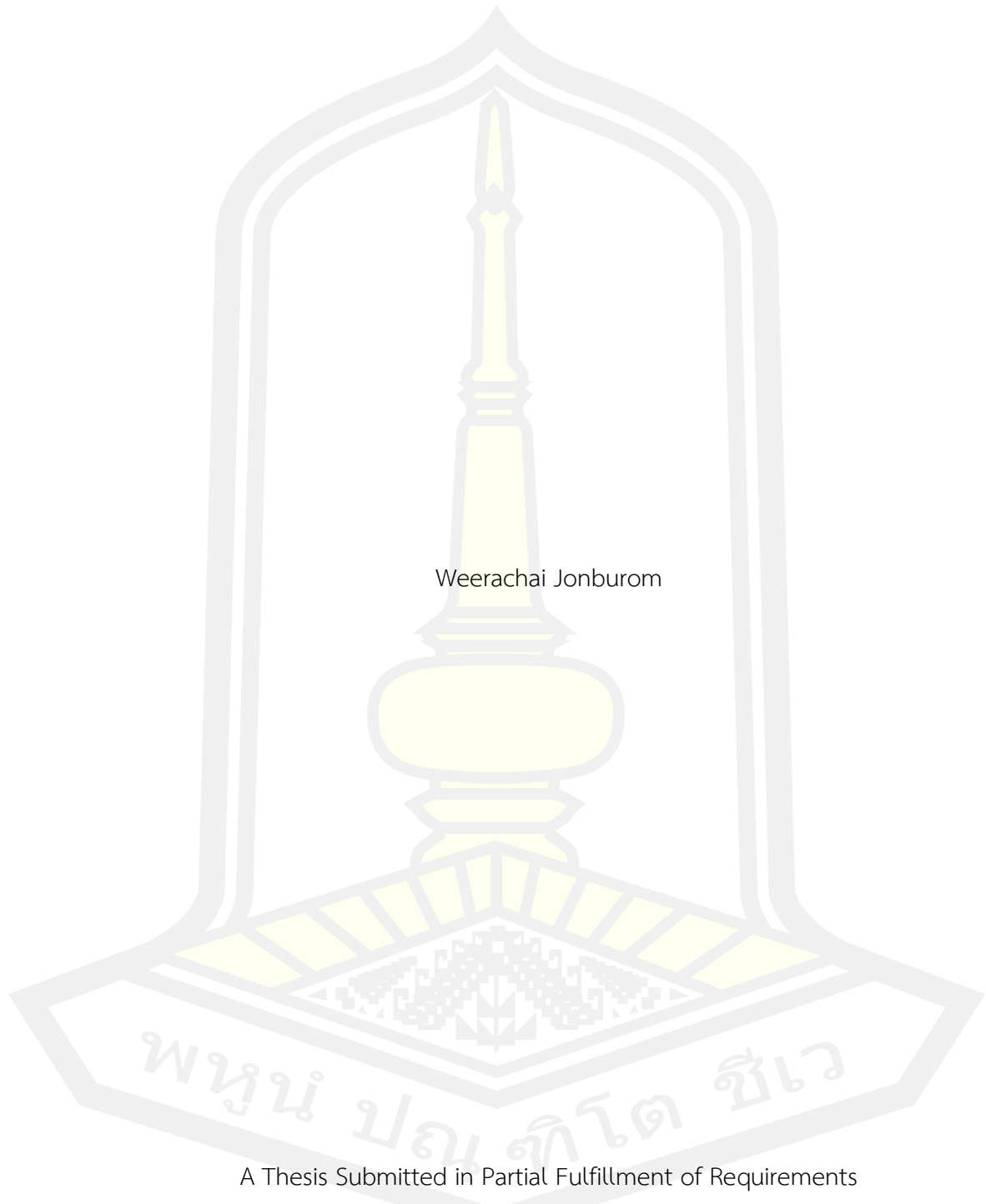


เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์

มีนาคม 2565

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

Development of a prediction model of wind signal using artificial neural networks



Weerachai Jonburom

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements
for Master of Engineering (Electrical and Computer Engineering)

March 2022

Copyright of Maharakham University



คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนายวิระชัย จรบุรมย์ แล้ว เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(รศ. ดร. อนันต์ เครือทรัพย์ถาวร)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผศ. ดร. นิวัตร อังควิศิษฐพันธ์)

.....กรรมการ

(รศ. ดร. ชลธิ์ โพธิ์ทอง)

.....กรรมการ

(รศ. ดร. วรวัฒน์ เสี่ยงมวิบูล)

มหาวิทยาลัยอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัย มหาสารคาม

.....
(รศ. ดร. เกียรติศักดิ์ ศรีประทีป)

คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

.....
(รศ. ดร. กริสน์ ชัยมูล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อเรื่อง	พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์สัญญาณลมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม		
ผู้วิจัย	วีระชัย จรบุรมย์		
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. นิวัตร อังควิศิษฐพันธ์		
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต	สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม	ปีที่พิมพ์	2565

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอการเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซปตรอนด้วยเทคนิคเกลูฟอปติไมเซชัน โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์สัญญาณลมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งใช้หลักการของการพยากรณ์ทางสถิติเชิงตัวเลข และข้อมูลอนุกรมเวลาจากข้อมูลความกดอากาศ, อุณหภูมิ และความเร็วลม, แล้วหาประสิทธิภาพด้านความถูกต้องของแบบจำลองการพยากรณ์ที่พัฒนาขึ้น โดยแบ่งชุดข้อมูลอนุกรมเวลาเป็น 2 ชุด คือ ชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ 70% ของข้อมูลทั้งหมด เพื่อให้แบบจำลองได้เรียนรู้จากชุดข้อมูลจริง และชุดข้อมูลทดสอบ 30 % ผลลัพธ์แบบจำลองการพยากรณ์ที่ได้คือ แบบจำลอง 3-9-3-1 ใช้ข้อมูลชั้นนำเข้ามีจำนวนโหนด 3 โหนด ชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวนโหนด 9 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกม์ ชั้นซ่อนที่ 2 มีจำนวนโหนด 3 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกม์ และชั้นผลลัพธ์ มีจำนวนโหนด 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเพียวลินน์ ได้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยยกกำลังสองในการพยากรณ์ที่ 0.0054 สรุปได้ว่าแบบจำลองการพยากรณ์ สามารถใช้พยากรณ์สัญญาณลมได้เป็นอย่างดี ในการวิจัยในอนาคตอาจใช้อัลกอริทึมการฝึกสอนโดยเครื่องมือเพิ่มประสิทธิภาพเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ผิดพลาดน้อยที่สุด

คำสำคัญ : แบบจำลองการพยากรณ์, สัญญาณลม, โครงข่ายประสาทเทียม

TITLE	Development of a prediction model of wind signal using artificial neural networks		
AUTHOR	Weerachai Jonburom		
ADVISORS	Assistant Professor Niwat Angkawisittpan , Ph.D.		
DEGREE	Master of Engineering	MAJOR	Electrical and Computer Engineering
UNIVERSITY	Maharakham University	YEAR	2022

ABSTRACT

This thesis presented the optimization of Multi-Layer Perceptron MLP) Artificial Neural Networks (ANN) using the Grey Wolf Optimizer (GWO) algorithm. The objective was to develop a prediction model for wind signal using artificial neural networks by using the principle of numerical statistical prediction and time-series data from air pressure, temperature, and wind speed. For accuracy and efficiency of the developed prediction model, the model consisted of the time series data divided into two sets as 70% for the learning data set and 30% for the test data set of the total data for the model to learn from the actual data set. The results obtained were Model 3-24-12-1 using input data with 3 nodes, 1 hidden layer with 24 nodes using tansig activation function, 2 hidden layers with 12 nodes using the tansig activation function and the output layer had 1 node using purelin activation function. The mean squared error in the prediction was obtained at 0.0054. It can be concluded that the prediction model could be used to forecast wind signals very well. In future work, the training algorithms by the optimizer may be used to achieve the least erroneous results.

Keyword : Prediction model, Wind signal, Artificial neural network

กิตติกรรมประกาศ

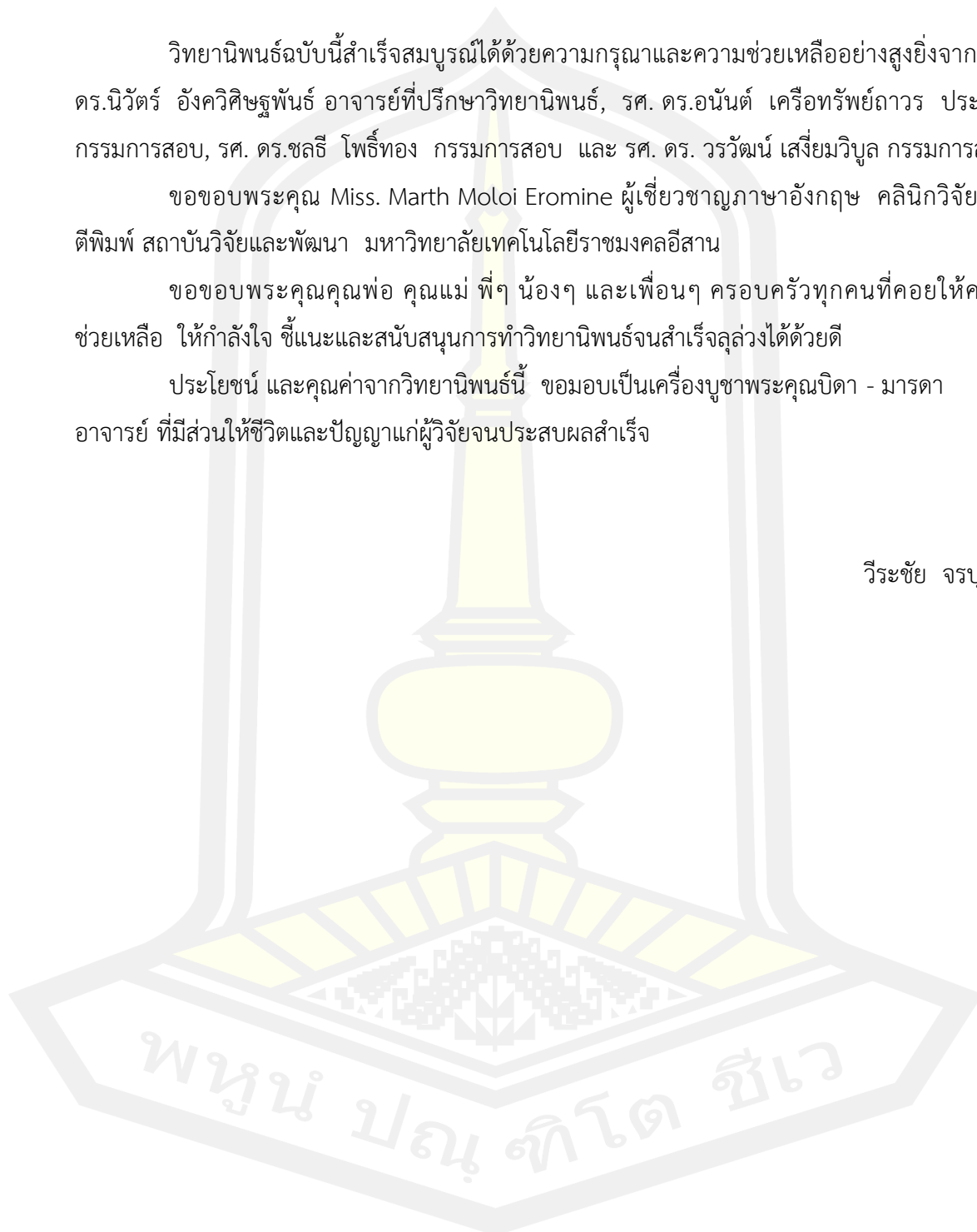
วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จสมบูรณ์ได้ด้วยความกรุณาและความช่วยเหลืออย่างสูงยิ่งจาก ผศ. ดร.นิวัตร อังควิศิษฐพันธ์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์, รศ. ดร.อนันต์ เครือทรัพย์ถาวร ประธานกรรมการสอบ, รศ. ดร.ชลธิ โปธ์ทอง กรรมการสอบ และ รศ. ดร. วรวัฒน์ เสี่ยงมวิบูล กรรมการสอบ

ขอขอบพระคุณ Miss. Marth Moloi Eromine ผู้เชี่ยวชาญภาษาอังกฤษ คลินิกวิจัยและตีพิมพ์ สถาบันวิจัยและพัฒนา มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน

ขอขอบพระคุณคุณพ่อ คุณแม่ พี่ๆ น้องๆ และเพื่อนๆ ครอบครัวทุกคนที่คอยให้ความช่วยเหลือ ให้กำลังใจ ชี้แนะและสนับสนุนการทำวิทยานิพนธ์จนสำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี

ประโยชน์ และคุณค่าจากวิทยานิพนธ์นี้ ขอมอบเป็นเครื่องบูชาพระคุณบิดา - มารดา ครู-อาจารย์ ที่มีส่วนให้ชีวิตและปัญญาแก่ผู้วิจัยจนประสบผลสำเร็จ

วีระชัย จรบุรมย์



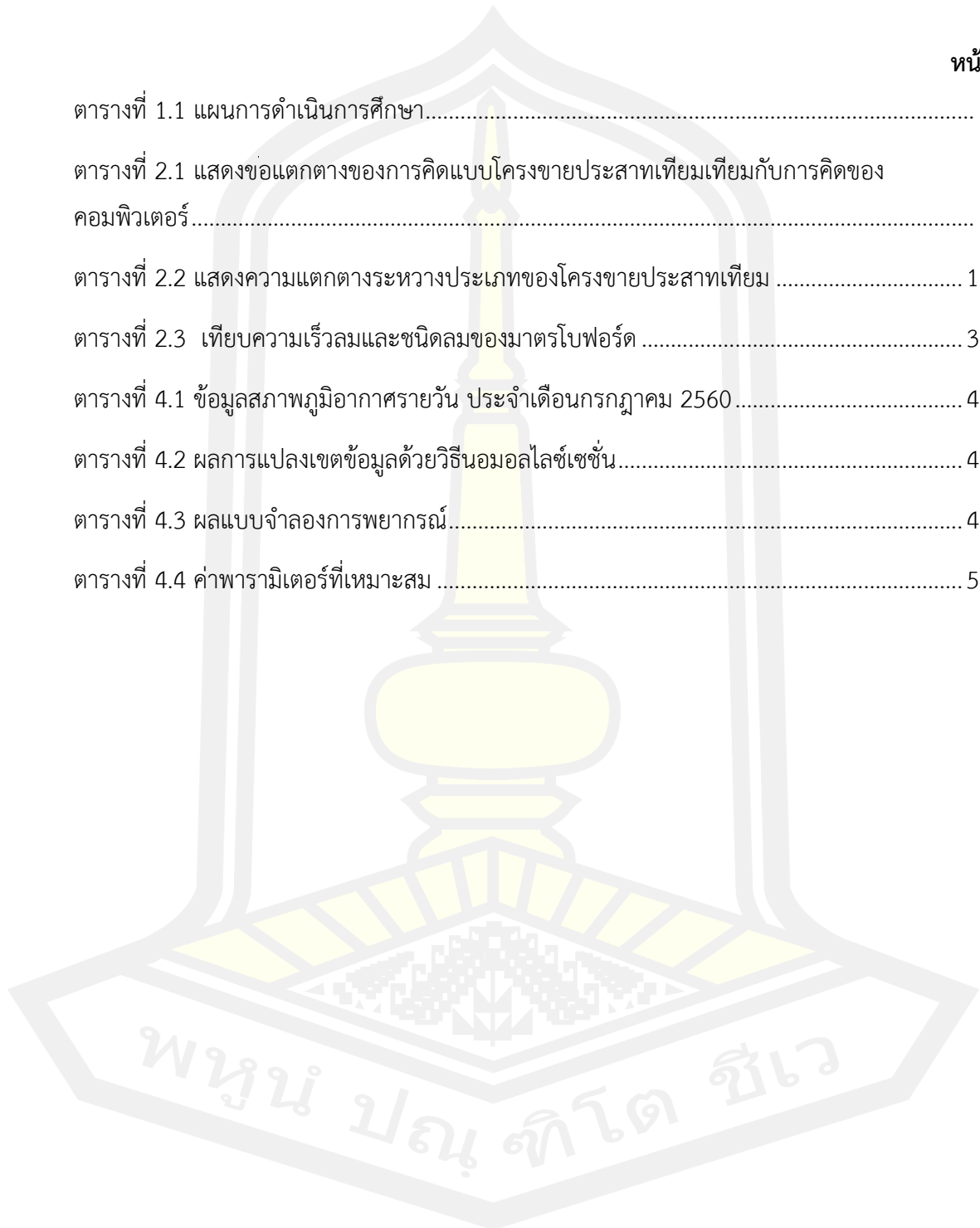
สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฌ
สารบัญรูปภาพ.....	ญ
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 หลักการและเหตุผล	1
1.2 วัตถุประสงค์	2
1.3 ความสำคัญของปัญหา.....	2
1.4 ขอบเขตการศึกษา.....	2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	2
1.6 แผนการดำเนินงาน	3
1.7 สถานที่ดำเนินการศึกษา	3
1.8 นิยามศัพท์เฉพาะ	4
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	5
2.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network).....	5
2.2 โครงข่ายประสาทเทียมพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น (Multi-layer perceptron)	12
2.3 เกลวูฟออปติไมซ์ (Grey wolf optimizer).....	18
2.4 GWO-based MLP trainer.....	22
2.5 ความถูกต้องของการพยากรณ์ (Accuracy)	26

2.6 สัญญาณลม (Wind Signals)	27
2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	38
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	40
3.1 การรวบรวมข้อมูลและออกแบบการจัดรูปแบบเขตข้อมูล	40
3.2 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์	40
3.3 การทดลองหาโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม	41
บทที่ 4 ผลการวิจัยและอภิปราย	44
4.1 ผลการรวบรวมข้อมูล	44
4.2 ผลการจัดรูปแบบเขตข้อมูล.....	45
4.3 ผลการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์.....	48
4.4 ผลการทดสอบหาประสิทธิภาพแบบจำลอง.....	50
4.5 อภิปรายผลการวิจัย	53
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัย.....	55
5.1 สรุปผลการวิจัย	55
5.2 ข้อเสนอแนะ	56
บรรณานุกรม.....	57
ภาคผนวก.....	60
ภาคผนวก ก ชุดข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันปี 2558	61
ประวัติผู้เขียน.....	74

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1.1 แผนการดำเนินการศึกษา.....	3
ตารางที่ 2.1 แสดงข้อแตกต่างของการคิดแบบโครงข่ายประสาทเทียมเทียบกับการคิดของคอมพิวเตอร์.....	8
ตารางที่ 2.2 แสดงความแตกต่างระหว่างประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม	11
ตารางที่ 2.3 เทียบความเร็วและชนิดลมนของมาตริบโพร์ต	30
ตารางที่ 4.1 ข้อมูลสภาพภูมิอากาศรายวัน ประจำเดือนกรกฎาคม 2560.....	44
ตารางที่ 4.2 ผลการแปลงเขตข้อมูลด้วยวิธีนอมอลไลซ์เซชัน.....	46
ตารางที่ 4.3 ผลแบบจำลองการพยากรณ์.....	49
ตารางที่ 4.4 ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม	54



สารบัญรูปภาพ

	หน้า
ภาพประกอบที่ 2.1 ความสัมพันธ์ของระบบประสาททั้ง 4 ส่วน.....	6
ภาพประกอบที่ 2.2 การทำงานของเซลล์ประสาทเทียม	9
ภาพประกอบที่ 2.3 โครงข่ายประสาทเทียม.....	13
ภาพประกอบที่ 2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ.....	14
ภาพประกอบที่ 2.5 Sigmoid function	16
ภาพประกอบที่ 2.6 ลำดับชั้นทางสังคม (Social hierarchy)	20
ภาพประกอบที่ 2.7 เทคนิคการปรับปรุงตำแหน่งในการค้นหาเป้าหมาย	21
ภาพประกอบที่ 2.8 GWO provides MLP with weights/biases and receives average MSE for all training samples.....	24
ภาพประกอบที่ 2.9 แนวคิดของ training MLP โดยตัวแทนการค้นหาของ GWO.....	25
ภาพประกอบที่ 2.10 สัญญาณลม	27
ภาพประกอบที่ 2.11 ทิศทางลม.....	29
ภาพประกอบที่ 2.12 ลมอีโอสโทรฟิกพัดขนานกับไอโซบาร์ ในซีกโลกเหนือความกดอากาศต่ำจะอยู่ทางซ้ายของลมส่วนในซีกโลกใต้ความกดอากาศต่ำจะอยู่ทางขวาของลมกับความเร็วลม และตั้งฉากกับความเร็วลม	31
ภาพประกอบที่ 2.13 ทิศทางของลมอีโอสโทรฟิก ในซีกโลกเหนือที่ไม่มีแรงฝัดในระดับความสูงจากพื้นดิน 3 กิโลเมตร.....	32
ภาพประกอบที่ 2.14 บริเวณความกดอากาศต่ำ.....	33
ภาพประกอบที่ 2.15 บริเวณความกดอากาศสูง	33
ภาพประกอบที่ 2.16 ในระดับความสูง 1 กิโลเมตรแรกจากผิวพื้นที่มีแรงฝัด ลมผิวพื้นพัดข้ามไอโซบาร์ และทำมุมกับไอโซบาร์.....	35
ภาพประกอบที่ 2.17 เรดิโอซอนด์.....	36

ภาพประกอบที่ 2.18 วินด์แวน..... 37

ภาพประกอบที่ 2.19 อะนิโมมิเตอร์แบบรูปถ้วย..... 37

ภาพประกอบที่ 2.20 แอร์โรเวน..... 37

ภาพประกอบที่ 3.1 การกำหนดโครงสร้างการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม MATLAB..... 41

ภาพประกอบที่ 3.2 ขั้นตอนการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม..... 42

ภาพประกอบที่ 3.3 การฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียม (Training ANNs)..... 43

ภาพประกอบที่ 4.1 รูปแบบข้อมูลที่ผ่าน Normalize..... 48

ภาพประกอบที่ 4.2 กำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 50 รอบ..... 50

ภาพประกอบที่ 4.3 กำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 100 รอบ..... 51

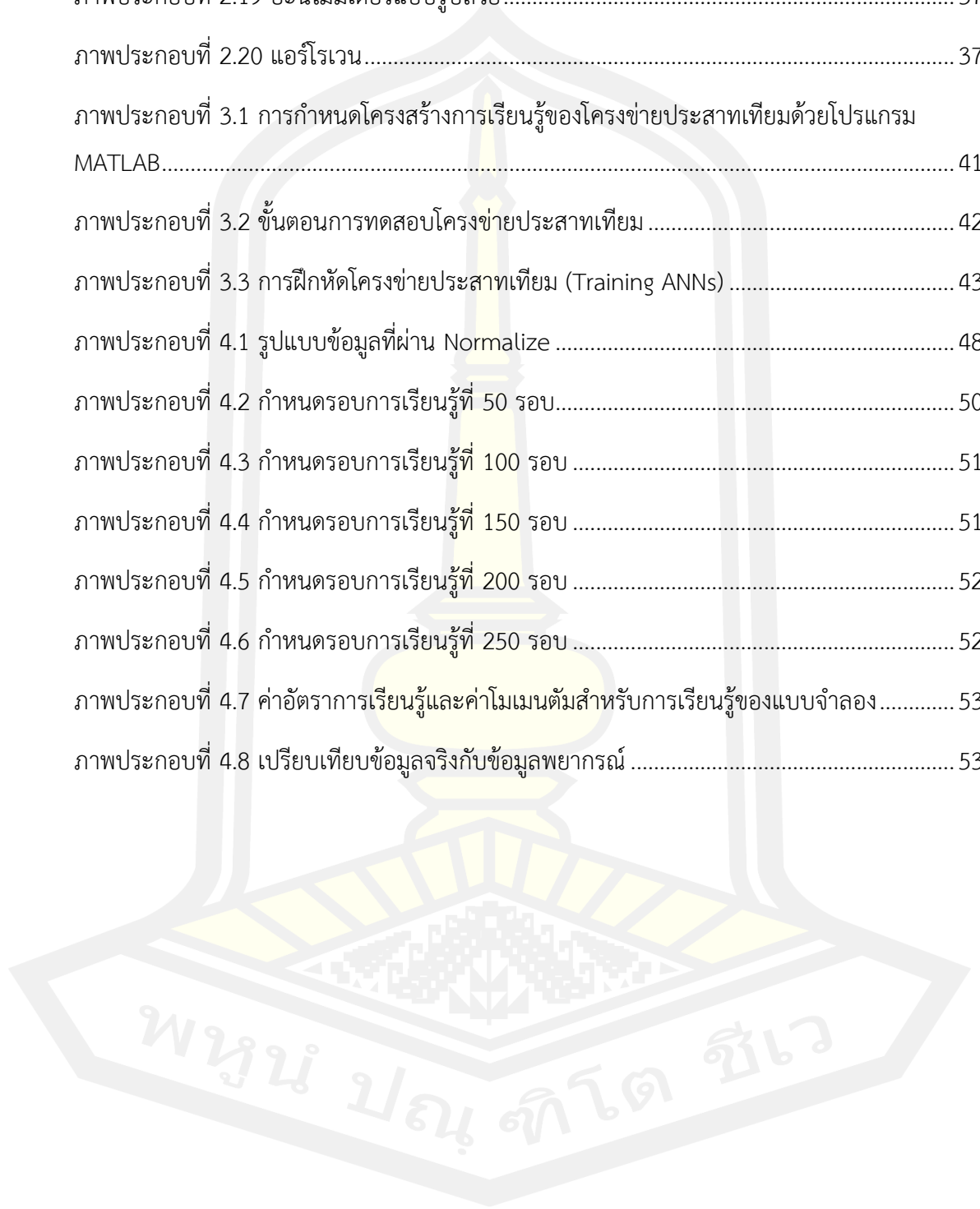
ภาพประกอบที่ 4.4 กำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 150 รอบ..... 51

ภาพประกอบที่ 4.5 กำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 200 รอบ..... 52

ภาพประกอบที่ 4.6 กำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 250 รอบ..... 52

ภาพประกอบที่ 4.7 ค่าอัตราการเรียนรู้และค่าโมเมนตัมสำหรับการเรียนรู้ของแบบจำลอง..... 53

ภาพประกอบที่ 4.8 เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับข้อมูลพยากรณ์..... 53



บทที่ 1

บทนำ

1.1 หลักการและเหตุผล

ในปัจจุบันศาสตร์ของการพยากรณ์ส่งผลต่อการวางแผนเพื่อรับมือกับสภาพอากาศ ไม่ว่าจะเป็นด้านเศรษฐกิจ [1-2] การเกษตร [3] การจราจรขนส่ง [4] ลอจิสติกส์ [5] ไปจนถึงการป้องกันภัยพิบัติทางธรรมชาติ [6] และการระบาดของโรคต่างๆ [7] ในทางวิทยาการข้อมูล (Data Sciences) และ Business Analytics นั้นมีสาขาหนึ่งคือ การวิเคราะห์เชิงการพยากรณ์ (Predictive Analytics) การวิเคราะห์เชิงการพยากรณ์ที่แม่นยำ จะนำไปสู่การวิเคราะห์เชิงสั่งการ (Prescriptive Analytics) ที่เหมาะสม หากการพยากรณ์อนาคตได้ล่วงหน้ามีความแม่นยำมากเท่าใด ยิ่งทำให้การจัดการ สั่งการ วางแผน รองรับความเสี่ยงและทำให้การบริหารความเสี่ยง (Risk management) ทำได้ดีมากยิ่งขึ้น ความยากของการพยากรณ์อากาศนั้นเกิดจากข้อมูลในการพยากรณ์มีความซับซ้อนมาก ความก้าวหน้าของอินเทอร์เน็ตทุกสรรพสิ่ง (Internet of Things : IoTs) ทำให้มีข้อมูลไหลเข้ามา มากขึ้น อุปกรณ์ตรวจวัดมีมากขึ้น การสร้างสถานีตรวจวัดอากาศทำได้ง่ายมากขึ้น และมีปริมาณ ข้อมูลมหาศาล ข้อมูลสำหรับการพยากรณ์อากาศเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา (Time-series data) [8] และอาจจะเป็นข้อมูลแบบเรียลไทม์ไหลเข้ามาอย่างต่อเนื่อง ข้อมูลอนุกรมเวลาเหล่านี้มีอัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation or Serial Correlation) หรือความสัมพันธ์กันอันเกิดจากเวลา สภาพอากาศใน เวลาที่ผ่านมาไม่นานเช่นในวันเดียวกันน่าจะมีความคล้ายคลึงสัมพันธ์กับสภาพอากาศในปัจจุบันหรือ ในอีกวันสองวันมากกว่าสภาพอากาศในอดีตที่ผ่านมาแล้วยาวนาน ซึ่งการพยากรณ์อนาคตอันใกล้ ย่อมมีโอกาสแม่นยำมากกว่าอนาคตที่ห่างออกไป จะเห็นได้ว่าการพยากรณ์อากาศเป็นการวิเคราะห์ เชิงพยากรณ์ที่เป็นข้อมูลขนาดใหญ่ มีข้อมูลหลากหลายประเภท เป็นข้อมูลเรียลไทม์ เป็นข้อมูลอนุกรม เวลาและข้อมูลเชิงพื้นที่ มีความไม่แน่นอนจากการเปลี่ยนแปลงภูมิอากาศของโลกเอง ทำให้เป็นงานที่ ทำทายอย่างยิ่ง การพยากรณ์อากาศในปัจจุบันจึงไม่สามารถใช้คนคำนวณด้วยมือเปล่าได้ เพราะ ข้อมูลมีขนาดใหญ่ (Big Volume) มีความเร็วสูงเพราะเป็นข้อมูลแบบเรียลไทม์ (Big Velocity) มีความ หลากหลายของข้อมูล (Big Variety) ต้องการอาศัย Supercomputer โดย Supercomputing และอาศัยความรู้ด้านการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) และปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่พยายามให้คอมพิวเตอร์ความเร็วสูงเรียนรู้จากข้อมูล จักรูปแบบ (Pattern) ของ ข้อมูลและนำมาพยากรณ์ต่อไป

ความท้าทายของการพยากรณ์สภาพภูมิอากาศคือความแปรปรวนข้อมูลในการพยากรณ์มี ความซับซ้อน เนื่องจากความก้าวหน้าของอินเทอร์เน็ตทุกสรรพสิ่ง (Internet of Things : IoTs)

การสร้างสถานีตรวจวัดอากาศทำได้ง่ายมากขึ้น จึงส่งผลให้มีปริมาณข้อมูลจำนวนมหาศาล และข้อมูลสำหรับการพยากรณ์สภาพภูมิอากาศเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา (Time-series data) [8] และอาจจะเป็นข้อมูลแบบเรียลไทม์ไหลเข้ามาอย่างต่อเนื่อง ข้อมูลอนุกรมเวลาเหล่านี้มีอัตสหสัมพันธ์ หรือความสัมพันธ์กันอันเกิดจากเวลา (Autocorrelation or Serial Correlation) สภาพภูมิอากาศในเวลาที่ผ่านมาไม่นานเช่นในวันเดียวกันจะมีความคล้ายคลึงสัมพันธ์กับสภาพภูมิอากาศในปัจจุบัน หรือในอีกวันสองวันมากกว่าสภาพภูมิอากาศในอดีตที่ผ่านมาแล้วเป็นสัปดาห์ หรือเดือน ซึ่งการพยากรณ์อนาคตอันใกล้ย่อมมีโอกาสแม่นยำมากกว่าอนาคตที่ห่างออกไป

ดังนั้นจากการศึกษาจึงให้ความสนใจการพัฒนาต้นแบบการพยากรณ์การเกิดลม โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น [9] สำหรับพยากรณ์การเกิดลม [10-14] โดยอาศัยข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาจากสถานีตรวจวัดสภาพภูมิอากาศจังหวัดสกลนคร ตั้งแต่ปี 2558 - 2562 ได้แก่ ความกดอากาศ อุณหภูมิ และ ความเร็วลม แล้วหาประสิทธิภาพด้านความถูกต้องของต้นแบบการพยากรณ์ที่พัฒนาขึ้น โดยใช้เทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพโครงข่ายประสาทเทียมด้วยเกลวูฟออปติไมซ์เซอร์ (Grey Wolf Optimizer) [15]

1.2 วัตถุประสงค์

1. เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์สัญญาณลมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

1.3 ความสำคัญของปัญหา

1. เพื่อเสนอแบบจำลองการพยากรณ์ที่ออกแบบและพัฒนาโดยใช้เทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพโครงข่ายประสาทเทียมด้วยเกลวูฟออปติไมซ์เซอร์ (Grey Wolf Optimizer)

1.4 ขอบเขตการศึกษา

1. ศึกษา และออกแบบการพยากรณ์สัญญาณลมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ด้วยเกลวูฟออปติไมซ์เซอร์ (Grey Wolf Optimizer)
2. ทดสอบแบบจำลองการพยากรณ์ที่พัฒนาขึ้น กับแบบจำลองแบบเดิม
3. วิเคราะห์ เปรียบผลและหาประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์กับชุดข้อมูลจริง
4. สรุปผลและเสนอแนะ

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ต้นแบบการพยากรณ์สัญญาณลมที่มีความถูกต้อง
2. ได้ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์
3. สามารถนำต้นแบบการพยากรณ์ที่พัฒนาขึ้นไปประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ด้านอื่น ๆ ได้

1.6 แผนการดำเนินงาน

1. ศึกษาข้อมูล บทความงานวิจัย และแหล่งข้อมูลอื่นๆ ที่เกี่ยวข้องกับเนื้อหาที่ต้องการศึกษา
2. ออกแบบแบบจำลองการพยากรณ์สัญญาณลมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
3. พัฒนา ทดสอบและปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์เพื่อให้ได้ความแม่นยำ และความถูกต้องตามที่ต้องการ
4. ทดลอง และเปรียบเทียบผลกับแบบการพยากรณ์กับชุดข้อมูลจริง
5. วิเคราะห์ สรุปผล และรายงานผล

ตารางที่ 1.1 แผนการดำเนินการศึกษา

รายการ	ระยะเวลา										
	ภาคเรียนที่ 2/2564										
	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	
1. ศึกษาข้อมูลที่เกี่ยวข้อง	←→										
2. ออกแบบแบบจำลองฯ			←→								
3. พัฒนา ทดสอบและปรับปรุงแบบจำลองฯ						←→					
4. ทดลอง และเปรียบเทียบผล							←→				
5. เก็บผลการทดลอง							←→				
6. วิเคราะห์ สรุปผล รายงานผลและเผยแพร่ผลงานวิจัย								←→			
7. จัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์			←→								

1.7 สถานที่ดำเนินการศึกษา

1. คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
2. คณะอุตสาหกรรมและเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน
3. สถานีอุตุนิยมวิทยาสกลนคร จังหวัดสกลนคร

1.8 นิยามศัพท์เฉพาะ

Prediction analytics คือ เทคโนโลยีซึ่งเรียนรู้จากประสบการณ์ (ข้อมูล) เพื่อพยากรณ์เหตุการณ์บางอย่างที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ซึ่งทำให้สามารถช่วยในการตัดสินใจได้ดียิ่งขึ้น โดยประกอบไปด้วยเทคนิคหลายๆ ด้าน อาทิเช่น หลักสถิติ การเรียนรู้ของเครื่อง เป็นต้น

Wind signal คือ อากาศที่เคลื่อนที่ การเคลื่อนที่ของอากาศ เป็นผลเนื่องจากความแตกต่างของอุณหภูมิสองแห่ง หรือความแตกต่างของความกดอากาศสองแห่ง โดยลม จะพัดจากบริเวณที่มีความกดอากาศสูง เข้าสู่บริเวณที่มีความกดอากาศต่ำ โดยกระแสการไหลของลมจะหยุด หรือความดันของสองจุดมีค่าเท่ากัน



บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อการศึกษา และออกแบบแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อหาความสัมพันธ์ของสัญญาณการเกิดลม ได้แก่ ความกดอากาศ ทิศทางลม อุณหภูมิความ แล้วนำสมการทางคณิตศาสตร์ที่ได้เข้าสู่ขั้นตอนการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron) และใช้เทคนิคการจัดเรียงข้อมูลที่เหมาะสมด้วยเกลจอร์ฟออปติไมเซอร์ (Grey Wolf Optimize) แล้ว เปรียบเทียบความถูกต้องของการพยากรณ์ปริมาณลม กับชุดข้อมูลจริง ซึ่งเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการศึกษาวิจัยครั้งนี้ ประกอบไปด้วยทฤษฎี และข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

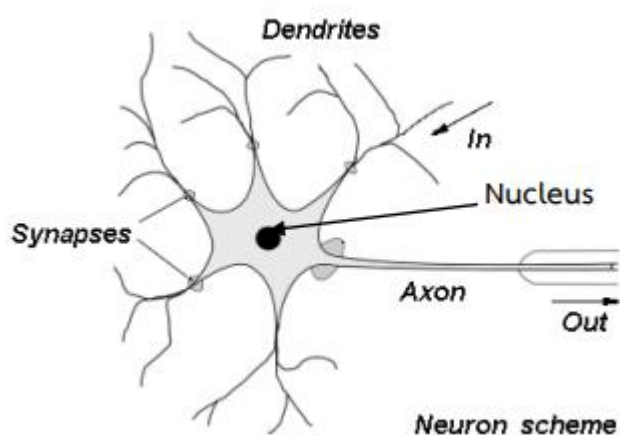
2.1 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network)

โครงข่ายประสาทเทียม หรือ ข่ายงานประสาทเทียม (Artificial Neural Network) คือ โมเดลทางคณิตศาสตร์หรือโมเดลทางคอมพิวเตอร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ (connectionist) [16] แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาโครงข่ายไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท (neurons) และ จุดประสานประสาท (synapses) ตามโมเดลนี้ ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน

2.1.1 แบบจำลองของเซลล์ประสาท

เรื่องราวของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น มีพื้นฐานมากจากนิวรอนที่เป็นของจริง ในสมองมนุษย์ นิวรอนหรือเซลล์ประสาทในสมองนั้นจะมีหน้าที่หลักสองประการ คือ การคำนวณ และ ทำการส่งผลที่ได้จากการคำนวณไปยังอีกปลายหนึ่งของเซลล์ประสาทอย่างรวดเร็ว เพื่อให้สามารถส่งผลดังกล่าวไปยังเซลล์อื่น ๆ ได้อย่างทันทงที่ ซึ่งทั้งหมดนี้จะทำงาน โดยอาศัยหลักการทางไฟฟ้า โดยรูปร่างลักษณะของนิวรอนในสมองมนุษย์นั้นดังแสดงใน ภาพประกอบที่ 2.1 ซึ่งจะมีลักษณะคล้ายกับต้นไม้ที่ปราศจากใบ ที่แต่ละกิ่งและรากที่เชื่อมโยงกัน ด้วยลำต้น โดยส่วนประกอบการทำงานหลักของข่ายประสาทคือเซลล์ประสาท และกลุ่มเซลล์ ประสาทนั้นจะมีการรับรู้ โดยมีการทำงานคือ จะรับอินพุต (Input) จากแหล่งต่างๆ นำมารวมเข้า ด้วยกันและ มีการทำงานในแบบไม่เป็นเส้นตรง (Non-Linear) และส่งเอาตพุดสุดท้ายออกมา มนุษย์นั้นมีความซับซ้อนในกระบวนการคิดซ้ำ ทำให้

เซลล์ประสาทมีความหลากหลายอย่างมาก อย่างไรก็ตามเซลล์ประสาทตามธรรมชาติทั้งหมดมีส่วนประกอบพื้นฐาน 4 ส่วนเหมือนกัน ส่วนประกอบเหล่านี้เรียกตามชื่อทางชีววิทยาว่า เดนไดรท (Dendrites), โซมา (Soma), แอ็คซอน (Axon) และซินแนปส์ (Synapses)



ภาพประกอบที่ 2.1 ความสัมพันธ์ของระบบประสาททั้ง 4 ส่วน

เดนไดรทเป็นส่วนขยายหรือส่วนต่อของโซมา[17] ซึ่งมีลักษณะคล้ายขนซึ่งทำหน้าที่เหมือนเป็นช่องทางนำเข้าของคาอินพุต และเดนไดรทจะทำการรับอินพุตผ่านซินแนปส์ของเซลล์ประสาทอื่น โดยโซมาจะคอยประมวลผลสัญญาณไฟฟ้าที่รับเข้ามาตลอดเวลา แล้วส่งผลการทำงานเป็นเอาตพุตออกไปให้เซลล์ประสาทอื่น โดยผ่านทางแอ็คซอนและซินแนปส์ การเรียนรู้และความทรงจำเป็นคุณสมบัติที่สำคัญที่สุดในการนำมาใช้งาน การเรียนรู้ของมนุษย์ไม่ได้เกิดจากการเปลี่ยนแปลงทางเคมีชีวภาพเพียงอย่างเดียว แต่ต้องมีการเปลี่ยนแปลงทางด้านกายวิภาค (anatomical-alterations) ควบคู่ไปด้วย ซึ่งการเปลี่ยนแปลงทางกายวิภาคนี้จะไม่เกิดกับนิวรอนหรือซินแนปส์เพียงตัวเดียวหรือจุดเดียว คือ จะเกิดกับหลาย ๆ นิวรอน พร้อม ๆ กัน เมื่อถึงเวลาหนึ่งนิวรอนก็จะหมดหน้าที่ไป แต่การลบล้างของความทรงจำ จะไม่เหมือนกับการสลายไปของนิวรอน นิวรอนตัวหนึ่งจะรวมงานกับนิวรอนอีกหลายตัวเพื่อก่อให้เกิดรูปแบบของความทรงจำสำหรับเรื่องใดเรื่องหนึ่งขึ้นในสมอง หมายความว่าความจำใน เรื่องหนึ่ง ๆ มักเกิดจากการเปลี่ยนแปลงของนิวรอนหลาย ๆ ตัว และจะเกิดในสวนใดสวนหนึ่งของสมอง โดยแต่ละสวนของสมองจะแบ่งหน้าที่และความถนัดในเรื่องหน้าที่กันออกไป นิวรอนเหล่านี้ คือ รากฐานระบบประสาทของมนุษย์รวมทั้งการทำหน้าที่ในด้านการคิดคำนึงต่าง ๆ ด้วย โดยจำนวนนิวรอนที่มีอยู่ในสมองมนุษย์นั้นมีอยู่เป็นจำนวนมาก โดยนิวรอนแต่ละตัวจะเชื่อมโยงกับนิวรอนตัวอื่นอีกนับพันตัว และเชื่อกันว่าความรู้ทั้งหมดของมนุษย์ นั้น

จะเก็บไว้ในจุดเชื่อมโยง (connections) ต่าง ๆ โดยขึ้นอยู่กับความเข้มของการเชื่อมโยงด้วย สิ่งเหล่านี้ทำให้มนุษย์สามารถเรียน คิด จดจำ หรือระลึกถึงสิ่งที่จำไว้ เพื่อที่จะสามารถนำไปใช้ ประโยชน์ ได้อย่างฉับพลัน จึงเป็นความมหัศจรรย์ที่คอมพิวเตอร์ไม่สามารถทำได้

2.1.2 คุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมนั้น มีคุณสมบัติที่เทียบเท่ากับสมองมนุษย์คนเรา ในด้านการเรียนและจดจำ เช่น สมองของมนุษย์เรานั้น เมื่อได้รับการเรียนรู้บางสิ่งหลาย ๆ ครั้งนั้น ก็จะเกิดการจดจำ และเมื่อพบเห็นสิ่งที่ไม่เคยได้เรียนรู้มาก่อนก็สามารถที่จะอนุมานได้ว่าสิ่งนั้นคือ อะไรจากความรูที่ได้รับจากการเรียนรู้ในก่อนหน้านี้ที่ผ่านมา

โครงข่ายประสาทมีคุณสมบัติ 2 ประการ คือ

- 1) การเรียนรู้ (learning) โครงข่ายประสาทสามารถเรียนรู้จากชุดฝึกสอนที่ได้ทำการป้อนให้ โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้
- 2) การระลึกหรือจดจำได้ (recall) โครงข่ายประสาทเทียมสามารถระลึกได้ทั้งชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ หรือชุดทั่วไปได้ดีในระดับที่ยอมรับได้ โดยชุดทดสอบจะมีความแตกต่างจากชุดฝึกสอน ซึ่งความ แตกต่างนั้นเรียกรวมสิ่งบิตเป็นของข้อมูลนั้น ๆ ซึ่งเป็นลักษณะของสภาพความเป็นจริงที่เกิดขึ้น

โครงข่ายประสาทเทียมในทัศนะของคอมพิวเตอร์นั้น จะประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผล (processing elements (PE)) ที่เชื่อมโยงกันหลายตัว ทำงานในลักษณะขนานกันไปคล้ายกับนิวรอนในสมองของมนุษย์ เพื่อแปลงข้อมูลจากรูปแบบหนึ่งไปสู่อีกรูปแบบหนึ่ง การใช้โครงข่ายประสาทเทียมนี้จะนำไปสู่รูปแบบของการสอนให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้แทนที่จะเป็น การป้อนโปรแกรมให้กับคอมพิวเตอร์ โดยจุดมุ่งหมายของการสอนนิวรอนหรือการป้อนข้อมูลที่ต้องการให้กับคอมพิวเตอร์เรียนรู้ คือ การทำให้ระบบคอมพิวเตอร์นี้สามารถแสดงคำตอบใน รูปแบบที่ต้องการได้ ซึ่งจะเป็นการป้อนข้อมูลที่ถือว่ามีอยู่แล้วเขาไปให้โครงข่ายประสาทเทียม พร้อมด้วยค่าเอาต์พุตที่ต้องการให้โครงข่ายประสาทเทียมนั้นแสดงออกมา จากนั้นโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการคำนวณและปรับค่าตัวเลขน้ำหนักเองโดยไขกฎเกณฑ์ต่าง ๆ เขาช่วย จนกระทั่งเอาต์พุตที่ได้ออกมานั้นถูกต้องแม่นยำอยู่ในเกณฑ์ที่น่าพอใจ ส่วนตัวเลขที่เป็นกลไกที่ ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และจดจำได้นั้นจะอยู่ในรูปที่เรียกว่า “เมตริกซ์ น้ำหนัก” ลักษณะการทำงานแบบนี้จะทำให้ผู้ใช้โครงข่ายประสาทเทียม สามารถที่จะป้อนข้อมูลใหม่ ๆ เขาไปแล้วปล่อยให้ทำหน้าที่ของโครงข่ายประสาท

เทียมชนิดนั้น ๆ ที่จะหาทางที่จะจัดการ ปรับตัวเพื่อที่จะหาคำตอบนั้นเอาเอง ความก้าวหน้าของ
โครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบันเป็นไปได้ อย่างรวดเร็ว ทำให้สามารถแก้ปัญหาให้กับงานบางประเภท
ที่ไม่สามารถทำงานได้จนสัมฤทธิ์ผล และให้คำตอบในแบบที่ผู้ใช้งานพึงพอใจ

ขอเปรียบเทียบระหว่างการประมวลผลแบบดั้งเดิมกับโครงข่ายประสาทเทียม

1) การประมวลผลแบบดั้งเดิม (traditional approach) เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลโดยมนุษย์ ดังนั้นทรัพยากรมนุษย์จะถูกใช้ใน การพัฒนาอัลกอริทึมและโปรแกรม

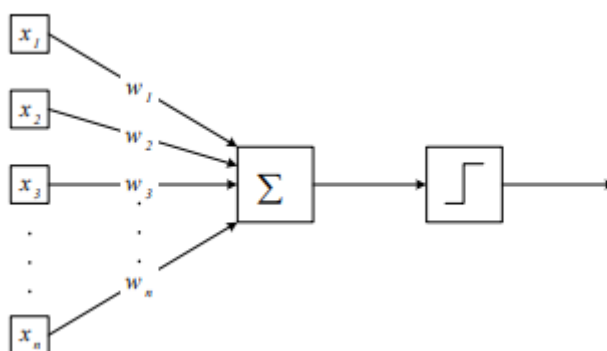
2) การประมวลผลแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network - approach) ในกระบวนการสอน จะมีการสอนวนซ้ำหลาย ๆ รอบ เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมเกิดการเรียนรู้ เมื่อสิ้นสุดการสอนแล้วโครงข่ายประสาทเทียมก็จะสามารถจำแนก ข้อมูลใด และเมื่อมีข้อมูลใหม่ ๆ ที่ต้องการให้โครงข่ายรู้จักก็สามารถทำในทำนองเดียวกันและ ต้องมีการสอนใหม่ แต่ทำให้ประหยัดเวลาและแรงงานในการพัฒนาโปรแกรมขึ้นมาใหม่ การเก็บข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบกระจายและถูกใช้ร่วมกันโดย หลาย ๆ เซลล์ประสาท ซึ่งต่างกับแบบดั้งเดิม คือ ข้อมูลจะเก็บไว้ในหน่วยความจำ การเก็บข้อมูล ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบกระจายนั้นทำให้เกิดความซ้ำซ้อน ซึ่งเป็นการเพิ่มความทนทาน คือ เป็นระบบสำรองทดแทน (fault/error tolerance system) รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนใหญ่จะมีองค์ประกอบที่สำคัญ เช่น รูปแบบการเรียนรู้ภายในส่วนโปรเซสซึ่ง มีการบวก การคูณ การลบตัวเลขบรรจุอยู่ หน่วยโปรเซสซึ่งในโครงข่ายประสาทเทียมจะทำงานสัมพันธ์กันโดยขึ้นกับการเชื่อมโยงกันหมด ทุกส่วนหรือเชื่อมโยงเพียงบางส่วนก็ได้ การสร้างโครงข่ายประสาท-เทียมต้องเริ่มด้วยการพิจารณาจากเรื่องของการเชื่อมต่อกันภายในและสถาปัตยกรรมที่สนับสนุนการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมให้เป็นไปได้

ตารางที่ 2.1 แสดงข้อแตกต่างของการคิดแบบโครงข่ายประสาทเทียมเทียบกับการคิดของคอมพิวเตอร์

คอมพิวเตอร์	โครงข่ายประสาทเทียม
Process digital data in binary form.	Process analog signals that fluctuate continuously.
Make yes/no decision based on mathematical or logical functions.	Make weighted decision based on fuzzy, incomplete and contradictory data.
Rigidly structured sequence of operations with predictable results.	Independently formulated methods of data processing.

2.1.3 หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูลการทดลองในปัจจุบันได้แสดงให้เห็นว่าเซลล์ประสาททางชีววิทยา (Biological neurons) ของมนุษย์นั้นมีความซับซ้อนทางโครงสร้างมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างโดยวงจรโครงข่ายเซลล์ประสาทเทียมอย่างมีนัยสำคัญ โดยเมื่อทางด้านชีววิทยานั้นสามารถให้ความเข้าใจเกี่ยวกับเซลล์ประสาทได้ดีกว่ารวมถึงเมื่อเทคโนโลยีในปัจจุบันที่ก้าวหน้าไปอย่างมากนั้น นักออกแบบวงจรโครงข่ายประสาทเทียมจึงสามารถที่จะพัฒนาระบบของโครงข่ายได้ อย่างต่อเนื่อง โดยเป็นการสร้างที่มีความสามารถเหนือกว่าความเข้าใจของมนุษย์ในด้านของสมอง แต่ในปัจจุบันนี้ เป้าหมายของวงจรโครงข่ายประสาทเทียมไม่ใช่การสร้างสมองที่ยิ่งใหญ่หรูหรา แต่ เป็นในทางตรงข้าม คือ นักวิจัยวงจรโครงข่ายเซลล์ประสาทได้กำลังค้นหาเพื่อที่ทำความเข้าใจ เกี่ยวกับความสามารถของเซลล์ประสาทตามธรรมชาติของมนุษย์ เพื่อที่จะนำไปใช้ในการแก้ปัญหาที่ไม่สามารถแก้ได้โดยวิธีการคำนวณดั้งเดิม โดยเซลล์ประสาทเทียมนั้นได้ถูกจำลอง ขึ้นมาตามหน้าที่พื้นฐานทั้ง 4 ของเซลล์ประสาทธรรมชาติดังแสดงในภาพประกอบที่ 2.1 โครงข่ายประสาทเทียมจะมีอินพุตหลายค่าเข้ามาในโครงข่าย โดยจะถูกแทนด้วย สัญลักษณ์ทางคณิตศาสตร์ $X(n)$ และแต่ละอินพุตนั้นจะถูกคูณด้วยค่าความรู้หรือเป็นค่าน้ำหนัก (weight) ซึ่งแทนด้วย $W(n)$ โดยที่ปกติผลคูณของค่าน้ำหนักและอินพุตที่เข้าสู่โครงข่ายนั้น จะถูก นำมารวมกันและส่งผ่านเข้าไปในฟังก์ชัน(transfer function) เพื่อที่จะหาเอาตพุตหรือผลลัพธ์ ออกมา โดยกระบวนการนี้นั้นทำให้ง่ายต่อการใช้งานและสามารถนำไปใช้กับโครงสร้างวงจร โครงข่ายอื่นที่ใช่ฟังก์ชันผลรวม (summing functions) และฟังก์ชันการส่งผ่านที่ต่างกันได้ โดยที่บางแอปพลิเคชันนั้น ต้องการคำตอบที่เป็น “ใช่หรือไม่ใช่” หรือคาบนาารี (binary) โดย แอปพลิเคชันนั้นอาจจะรวมถึงการจดจำข้อความ การชี้เฉพาะคำพูด และการแปลความหมาย รูปภาพของเหตุการณ์ดังแสดงภาพประกอบที่ 2.2



ภาพประกอบที่ 2.2 การทำงานของเซลล์ประสาทเทียม

2.1.3.1 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม (learning of neural network)

โดยทั่วไปการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ก็คือ การสอนโครงข่ายให้ทำการคำนวณข้อมูลเอาต์พุตพร้อมกับปรับปรุงค่าน้ำหนักโดยใช้ข้อมูลอินพุตที่ป้อนให้กับโครงข่าย โดยอาศัยกระบวนการทำซ้ำ (iterative) สามารถแบ่งเป็น 3 ประเภท คือ

1) การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning)

การเรียนรู้แบบมีผู้สอนนั้นต้องการชุดข้อมูลอินพุต และเอาต์พุตเป้าหมายเป็นชุดฝึกสอนควบคู่ (training pair) โดยปกติการสอนโครงข่ายนั้นจะใช้ชุดฝึกสอนควบคู่กันหลายชุด ในระหว่างการสอนโครงข่ายจะเกิดเอาต์พุตจริงซึ่งแตกต่างจากเอาต์พุตเป้าหมายทำให้ได้ค่าความคลาดเคลื่อนหรือค่าความผิดพลาด โดยโครงข่ายจะเรียนรู้ข้อมูลทั้งสองโดยการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อลดค่าความแตกต่างหรือค่าความผิดพลาดระหว่างค่าของตัวแปรเอาต์พุตของโครงข่ายกับค่าของ ข้อมูลเอาต์พุตที่ถูกต้องให้น้อยที่สุด การปรับค่าน้ำหนักจะปรับทีละน้อย ๆ โดยกระบวนการทำซ้ำ กับข้อมูลที่ละชุด จนกระทั่งค่าน้ำหนักในโครงข่ายลู่ออก ซึ่งทั้งหมดนี้เรียกว่า การเรียนรู้ จากนั้น เมื่อเราป้อนค่าข้อมูลอินพุตล่าสุดซึ่งเป็นข้อมูลชุดใหม่ก็จะได้ค่าตัวแปรเอาต์พุตของโครงข่าย เมื่อโครงข่ายทำการเรียนรู้แล้วก็จะป้อนข้อมูลอินพุตล่าสุดให้กับโครงข่าย เพื่อที่จะหาค่าของตัวแปร เอาต์พุตซึ่งคือ ค่าผลการทำนายหรือระบุค่าหรือวลีสำคัญ เป็นต้น ซึ่งในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้ การเรียนรู้แบบมีผู้สอนเท่านั้น

2) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (unsupervised learning)

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนนั้นได้ถูกพัฒนาเพื่อให้ใกล้เคียงกับระบบการเรียนรู้ของสมองมนุษย์มากยิ่งขึ้น โดยจะมีเพียงชุดข้อมูลอินพุตเท่านั้น จากนั้น กระบวนการเรียนรู้จะใช้ หลักทางสถิติ โดยหาค่าทางสถิติของชุดฝึกสอน และทำการจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็นระดับต่าง ๆ โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะหาค่าเอาต์พุตเองจากความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต

3) การเรียนรู้เชิงบังคับ (reinforcement learning)

การเรียนรู้เชิงบังคับนั้นเป็นการเรียนรู้แบบมีผู้สอน และไม่มีผู้สอน โดยจะใช้การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนในระหว่างการสอนที่มีเพียงชุดข้อมูลอินพุต และจะใช้การเรียนรู้แบบมีผู้สอนคือเมื่อค่าเอาต์พุต และจะทำการบอกรางวัลหรือผิดแต่จะไม่บอกค่าเอาต์พุตที่ถูกคืออะไร

2.1.4 ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

จากแนวคิดของเซลล์ประสาทเทียม ที่ต้องมีการเชื่อมต่อและมีการคำนวณค่าฟังก์ชันกระตุ้น โดยมากจะเป็นตัวบ่งบอกโครงสร้างทางสถาปัตยกรรม ซึ่งจะมีกฎกำหนดวิธีการของโครงข่ายโดยแบ่งออกเป็นประเภทได้ 5 ประเภท ดังนี้

- 1) ประเภทการคาดเดา (Prediction)
- 2) ประเภทการจัดลำดับหมวดหมู่ (Classification)
- 3) ประเภทการเชื่อมโยงข้อมูล (Data association)
- 4) ประเภทกระบวนการสร้างความคิด (Data conceptualization)
- 5) ประเภทการกลั่นกรองข้อมูล (Data filtering)

ตารางที่ 2.2 แสดงความแตกต่างระหว่างประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม

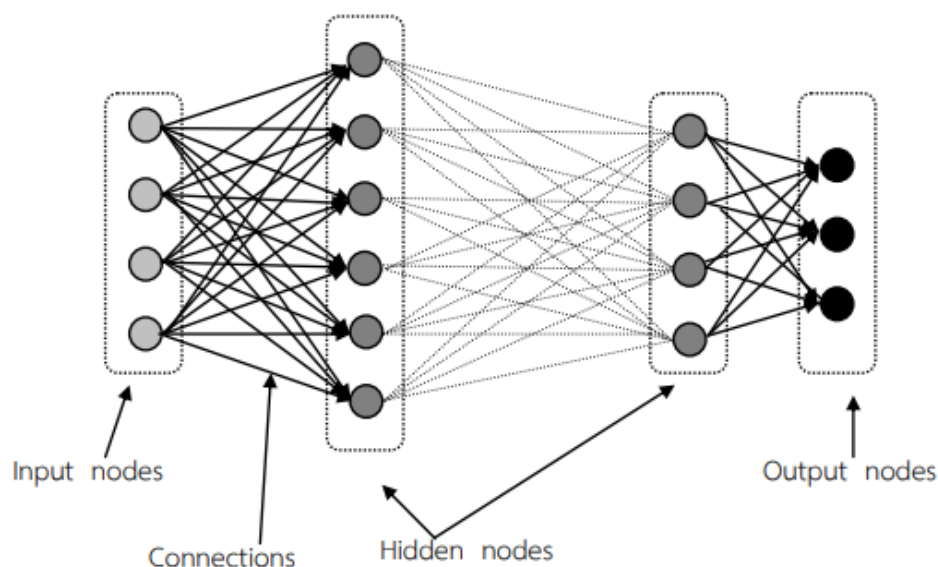
ชนิดโครงข่าย	โครงข่าย	การใช้
การคาดเดา Prediction	<ul style="list-style-type: none"> - Back-propagation - Delta Bar Delta - Extended Delta Bar Delta - Directed Random Search - Higher Order Neural Networks - Self-organizing map into Back-propagation 	ใช้ค่าอินพุตเพื่อคาดเดา เอาทพุต
การจัดหมวดหมู่ Classification	<ul style="list-style-type: none"> - Learning Vector Quantization - Counter -propagation - Probabilistic Neural Networks 	ใช้ค่าอินพุตเพื่อ กำหนดการจัดหมวดหมู่

2.2 โครงข่ายประสาทเทียมพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น (Multi-layer perceptron)

สถาปัตยกรรมโครงข่ายพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น เป็นโครงข่ายประเภท การคาดเดา (Networks for Prediction) [17-18] ที่มักใช้ทำงานกับงานคาดเดาสามารถช่วยกำหนดลำดับความสำคัญได้

2.2.1 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น (Multi-layer perceptron)

สถาปัตยกรรมโครงข่ายพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น หรือโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าโดยมีการเรียนรู้แบบย้อนกลับ [18-19] นั้นถูกพัฒนาในต้นปี 1970 โดยจากหลายๆ แหล่งและเป็นการทำงานพัฒนารวมกันของอริสระ โดยในปัจจุบันสถาปัตยกรรมแบ็คพรอพาเกชัน (Back-propagation) หรือแบบแพร่ย้อนกลับนี้เป็นที่นิยมสูงสุดและยังมีประสิทธิภาพมาก รวมถึงยังมีความง่ายสำหรับการเปนต์นแบบสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความซับซ้อนมากขึ้นที่เป็นแบบหลายเลเยอร์ โดยเทคนิคการแพร่ย้อนของของสถาปัตยกรรมแบบนี้ได้ถูกใช้ในหลายแอปพลิเคชันด้วยกัน และยังมีผลต่อชนิดของโครงข่ายขนาดใหญ่ในด้านของรูปร่างและวิธีการฝึกที่แตกต่างกันไป เพราะมีจุดแข็งที่สำคัญของเทคนิค คือวิธีการทำงานแบบไม่เชิงเส้น (non-linear) ที่มีความเหมาะสมต่อการแก้ปัญหาที่มีความไม่ชัดเจน โครงข่ายประสาทเทียมพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้นนั้น มีลักษณะต้นแบบ คือ จะมีจำนวนหนึ่งชั้นอินพุต (Input Layer) หนึ่งชั้นเอาทพุต (Output Layer) และอย่างน้อยหนึ่งชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ไม่มีข้อกำหนดทางทฤษฎีต่อจำนวนของชั้นซ่อน แต่ตามแบบฉบับจะมีเพียงหนึ่งชั้นหรือสองชั้นเท่านั้น โดยบางการทำงานที่แก้ปัญหาที่ซับซ้อนจะต้องมีอย่างน้อยที่สุดสี่ชั้น (สามชั้นซ่อนกับหนึ่งชั้นเอาทพุต) แต่ละชั้นเชื่อมต่อกับชั้นที่ตามมา ดังแสดงในภาพประกอบที่ 2.3



ภาพประกอบที่ 2.3 โครงข่ายประสาทเทียม

จากนั้น ชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นการแสดงถึงการไหลของข้อมูล (Information) ในกระบวนการ ของการเรียกซ้ำหรือการแพร่กลับ[20] โดยการเรียกซ้ำนั้นเป็นกระบวนการนำข้อมูลอินพุตสู่โครงข่ายที่ได้รับการฝึกสอนแล้ว และรอรับคำตอบที่เอาต์พุตโดยการเปรียบเทียบค่าความแตกต่างหรือ ค่าความผิดพลาดจากการแพร่ย้อนกลับในช่วงของการเรียกซ้ำ โดยจะไซในขณะที่โครงข่ายกำลังเรียนรู้จากข้อมูลชุดฝึกสอน จำนวนชั้นและจำนวนโหนดในแต่ละชั้นนั้นมีผลต่อการทำงานของโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้า และมีการเรียนรู้แพร่ย้อนกลับ โดยสิ่งเหล่านี้เป็นสิ่งที่ละเอียดอ่อนมาก และเป็นศิลปะของนักออกแบบโครงข่าย โดยไม่มีคำตอบที่ตายตัวหรือแน่นอนสำหรับการออกแบบโครงข่าย จะมีเพียงกฎทั่วไปที่นักวิจัยและวิศวกรส่วนใหญ่หยิบยกขึ้นมาและ ทำตามกฎนั้นดังต่อไปนี้

กฎที่ 1 เมื่อข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่ต้องการมีความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนมากขึ้น จำนวนของหน่วยประมวลผลในชั้นซ่อนก็ควรจะมากขึ้นด้วย

กฎที่ 2 ถ้ากระบวนการสามารถแยกเป็นหลายขั้นตอนได้ ก็ต้องเพิ่มชั้นซ่อน แต่ถ้ากระบวนการไม่สามารถแยกเป็นชั้นซ่อนได้ ชั้นที่เพิ่มเข้าไปอาจทำให้สามารถจดจำอย่างง่ายได้ แต่จะไม่ใช่วิธีการธรรมดา

กฎที่ 3 ปริมาณข้อมูลการฝึกสร้างขอบเขตบนของหน่วยประมวลผลในชั้นซ่อน

2.2.2 ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

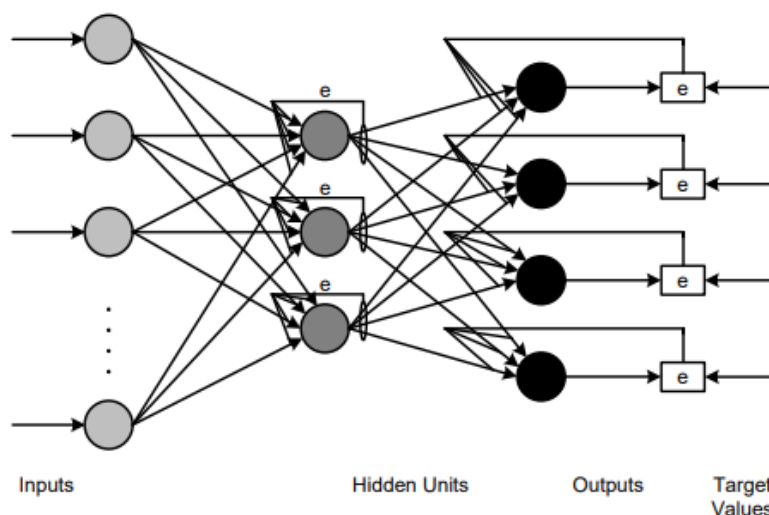
โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ หรือแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น มีลักษณะหลักๆ ดังนี้คือ

- 1) จำนวนชั้นต่างๆ โครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยชั้นต่างๆ คือชั้นอินพุต ชั้นเอาตพุต และชั้นซ่อนซึ่งจะอยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาตพุต
- 2) การเชื่อมต่อระหว่างชั้นต่างๆ นั้น จะมีลักษณะที่ทุก ๆ โหนดในชั้นอินพุตนั้น จะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ โหนดในชั้นซ่อน และทุกๆ โหนดในชั้นซ่อนจะทำการส่งสัญญาณต่อไปยังโหนดในชั้นเอาตพุต
- 3) การทำงานของชั้นต่างๆ นั้น ในชั้นอินพุตจะไม่มีการประมวลผลใด ๆ ทั้งสิ้นจะทำหน้าที่เพียงแครับสัญญาณหรือข้อมูลเข้าแล้วกระจายออกไปยังแต่ละโหนดในชั้นซ่อน ส่วน ชั้นซ่อนและชั้นเอาตพุตนั้น จะเป็นชั้นที่มีการประมวลผล โดยภาพที่ 3-5 จะเป็นการแสดงถึงลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้น ซึ่งจะประกอบไปด้วยชั้นอินพุต ชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้น และชั้นของเอาตพุต โดยแต่ละโหนดจะถูกเชื่อมต่อกันเป็นโครงข่าย

2.2.3 วิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ

โครงข่ายแบบเพอร์เซพตรอนแบบหลายชั้นมีรายละเอียดดังนี้ ดังในภาพประกอบที่

2.4



ภาพประกอบที่ 2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

2.2.3.1 ขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ[19]

- 1) กำหนดจำนวนโหนดในชั้นอินพุต (N), จำนวนโหนดในชั้นเอาตพุต (J),

จำนวนโหนดในชั้นซ่อน (M) จำนวน 1 ชั้นซ่อน และกำหนดจำนวนข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุต
 ต่อจากนั้นจะทำการกำหนดจำนวนรอบสูงสุดที่จะทำการเรียนรู้ (R) รวมถึงค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้

2) กำหนดค่าพารามิเตอร์ของอัตราการเรียนรู้ (η) ที่อยู่ในช่วง $[0, 1]$

3) การสุมน้ำหนักเริ่มต้นให้กับทุกๆ เส้นเชื่อมโยงภายในโครงข่ายประสาท
 เทียมในทั้ง 2 ชั้น โดยให้มีค่าน้ำหนักอยู่ระหว่าง $[-1, 1]$

4) รับค่าอินพุตของข้อมูลชุดแรกหรือข้อมูลแถวแรก เพื่อใช้ในการ
 คำนวณค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

5) คำนวณค่าผลรวมของโหนดในชั้นซ่อน (S_m) ก่อนทำการปรับค่ารวม
 ด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ฟังก์ชันซิกมอยด์ ซึ่งจะได้ค่าของโหนดในชั้นซ่อนที่อยู่
 ในช่วง $[0, 1]$ โดยมีรายละเอียดดังสมการ 2.1 ถึง 2.3 ค่าเอาต์พุตของชั้นซ่อนก่อนทำการปรับค่า ดัง
 สมการที่ 2.1

$$S_m = \sum_{n=1}^N X_n * W_{nm}$$

...(2.1)

ค่าเอาต์พุตของชั้นซ่อนหลังทำการปรับค่า ดังสมการที่ 2.2

$$y_m = f(s_m)$$

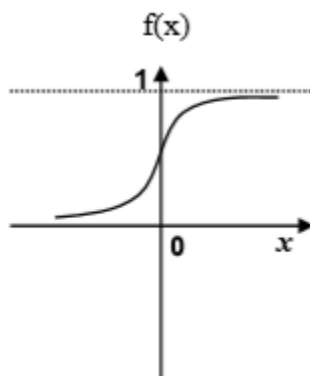
...(2.2)

ฟังก์ชันที่ใช้ปรับค่า $f(x)$ ดังสมการที่ 2.3

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

...(2.3)

พหุบัณฑิต ชีวะ



ภาพประกอบที่ 2.5 Sigmoid function

6) คำนวณค่าเอาตพุตของโหนดในชั้นเอาตพุตด้วยสมการที่ 2.4 จากนั้นทำการปรับคผลรวมด้วยฟังก์ชันกระตุ้นฟังก์ชันซิกมอยด์ ดังสมการที่ 2.3 ซึ่งจะได้ค่าของโหนดในชั้นเอาตพุตที่อยู่ในช่วง $[0, 1]$ สำหรับค่าของผลลัพธ์ในโหนดของชั้นเอาตพุตนั้น หลังทำการปรับค่าแสดงดังสมการที่ 2.5

$$v_j = \sum_{m=1}^M y_m * w_{mj} \quad \dots(2.4)$$

ค่าเอาตพุตของชั้นเอาตพุตหลังทำการปรับค่า ดังสมการที่ 3.5

$$z_j = f(v_j) \quad \dots(2.5)$$

7) การหาค่าความผิดพลาดของโหนดในชั้นเอาตพุต และทำการปรับน้ำหนักนั้น โดยการนำเอาตพุตที่คำนวณได้จริงเปรียบเทียบกับเอาตพุตที่ได้กำหนดไว้ เพื่อหาค่าความผิดพลาดของข้อมูล โดยถ้าค่าผิดพลาดของข้อมูลน้อยกว่าค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้แล้วนั้นโครงข่ายประสาทเทียมก็จะทำการรับข้อมูลชุดต่อไปเข้าสู่โครงข่าย โดยถ้าไม่ได้ทำการปรับน้ำหนักแล้วนั้นโครงข่ายประสาทเทียมจะทำการรับข้อมูลแถวถัดไป และจะกลับไปทำ ขอบ 5 แต่ถาเป็นข้อมูลชุดสุดท้ายของข้อมูลแล้วนั้น จะไปทำขอบ 8 ค่าความผิดพลาดในแต่ละแถวของข้อมูล ดังสมการที่ 2.6

$$e^q = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^j (t_j - z_j)^2 \quad \dots(2.6)$$

ทำการปรับน้ำหนักระหว่างโหนดในชั้นซ่อนและชั้นเอาตพุต ดังสมการที่ 2.7

$$w_{mj}^{(r+1)} = w_{mj}^r + \eta \{ (t_j^q - z_j^q) * [z_j^q (1 - z_j^q)] * y_m^{(q)} \} \quad \dots(2.7)$$

ทำการปรับน้ำหนักระหว่างโหนดในชั้นอินพุตและชั้นซ่อน มีสมการที่ 2.8

$$w_{nm}^{(r+1)} = w_{nm}^{(r)} + \eta \left\{ \sum_{j=1}^J (t_j^{(q)} - z_j^{(q)}) [z_j^{(q)} (1 - z_j^{(q)})] w_{mj}^r \right\} * [y_m^q (1 - y_j^{(q)})] [* x_n^{(q)}] \quad \dots(2.8)$$

8) คำนวณค่าผิดพลาดรวมเฉลี่ย (Mean Squared Error : MSE) ในทุก ๆ แลวข้อมูล โดยนำค่าผิดพลาดของแต่ละแลวของชุดข้อมูลมารวมกัน แล้วทำการหาค่าเฉลี่ย เพื่อใช้ในการตรวจสอบวผลลัพธของทุกๆ ข้อมูลในแต่ละรอบนั้นมีค่าน้อยกว่าค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ในทุกๆ แลวข้อมูลหรือไม่ โดยถาคาคความผิดพลาดยอมรับได้ให้จบการเรียนรู้ แต่ถ้าคาคความผิดพลาดเฉลี่ยมากกว่าค่าที่ยอมรับได้ให้ตรวจสอบว่าได้ทำการเรียนรู้ครบตามจำนวนรอบที่กำหนดไว้ หรือไม่ถาครบแล้วให้จบการเรียนรู้ แต่ถายังไม่ครบให้กลับไปทำขอ 4 ใหม่ ซึ่งก็คือเริ่มต้นการเรียนรู้รอบใหม่

การคาคผิดพลาดรวมเฉลี่ย ดังสมการที่ 2.9

$$E = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q e^{(q)} \quad \dots(2.9)$$

2.2.3 การวัดประสิทธิภพ

$$\text{คาคความถูกต้องของข้อมูล (\%)} = \frac{\text{จำนวนแลวที่ทายถูก}}{\text{จำนวนแลวทั้งหมด}} * 100$$

2.2.4 การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในงานดานตาง ๆ

เนื่องจากความสามารถในการเรียนรู้ การจดจำ และจำลองพฤติกรรมทางกายภพของระบบโครงข่ายประสาทเทียมจากข้อมูลชุดฝกสอนที่ปอนให้กับโครงข่าย ซึ่งเปนการทำงานที่ซับซ้อน และในดานผลการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ถาได้รับข้อมูลการฝกสอนที่ดี นั้น

โครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถทำงานในด้านต่าง ๆ สำหรับชุดทดสอบที่มีค่าความแม่นยำสูง จึงได้มีผู้นำมาประยุกต์ใช้งานหลากหลาย ดังนี้

- 1) งานในด้านของการสกัดองค์ความรู้จากฐานข้อมูลขนาดใหญ่
- 2) งานในด้านของการจดจำรูปแบบที่มีความไม่แน่นอน เช่น ลายมือ ลายเซ็นต์

ตัวอักษร รูปภาพ

- 3) งานในด้านของการประมาณค่าฟังก์ชันหรือการประมาณความสัมพันธ์ (โดยมีการกำหนด อินพุตและเอาต์พุต แต่ไม่ได้มีการระบุวาอินพุตและเอาต์พุตนั้น มีความสัมพันธ์กันอย่างไร)
- 4) งานในด้านของการจัดหมวดหมู่และการแยกแยะสิ่งของหรือข้อมูล
- 5) งานในด้านการทำนาย เช่น พยากรณ์อากาศ พยากรณ์หุ้น
- 6) งานในด้านของการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมกับการควบคุมกระบวนการทางเคมี โดยวิธีพยากรณ์แบบจำลอง (*Model Predictive Control*)
- 7) งานในด้านของการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายกลับในการทำนาย พลังงานความร้อนที่สะสมอยู่ในตัวอาคาร
- 8) งานในด้านการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการหาไซโครเมตริกซารท การประยุกต์ใช้ข่ายงานระบบประสาทควบคุมระบบ

2.3 เกลวูฟออปติไมซ์ (Grey wolf optimizer)

ขั้นตอนวิธีเพิ่มประสิทธิภาพในการการค้นหา เกลวูฟออปติไมซ์ (Grey wolf optimizer : GWO) เลียนแบบพฤติกรรมการล่าเหยื่อของหมาป่าสีเทาตามธรรมชาติ การจัดลำดับชั้นของเป็นผู้นำฝูงและกลไกการล่าเหยื่อในธรรมชาติอัลกอริทึมนี้ถูกนำเสนอโดย Mirjalili et al. ในปี พ.ศ. 2557 [20-21] โดยการแบ่งหมาป่าสีเทาออกเป็นสี่ชนิด ได้แก่ แอลฟา (α), เบต้า (β), เดลต้า (δ), และ โอเมก้า (ω) ถูกใช้เพื่อจำลองลำดับชั้นความเป็นผู้นำ และขั้นตอนหลักของการล่าเหยื่อ การค้นหาเหยื่อ ล้อมรอบเหยื่อและโจมตีเหยื่อให้เกิดประสิทธิภาพและรวดเร็ว

2.3.1 แนวคิด

เกลวูฟออปติไมซ์ (Grey wolf optimizer : GWO) ถูกคิดค้นจากข้อสังเกตพฤติกรรมการล่าเหยื่อของหมาป่าสีเทา เดิมทีหมาป่าสีเทาถือเป็นนักล่าที่ด้านบนสุดของห่วงโซ่อาหาร หมาป่าสีเทาส่วนใหญ่ชอบจะรวมกลุ่มกันเป็นฝูง ขนาดของฝูงมีเฉลี่ย 5-12 ตัว ที่น่าสนใจเป็นพิเศษคือหมาป่าสีเทาจะมีลำดับชั้นทางสังคมที่เข้มงวดมาก

α คือผู้นำอาจเป็นตัวผู้หรือตัวเมียก็ได้ อัลฟาส่วนใหญ่เป็นผู้รับผิดชอบในการตัดสินใจเกี่ยวกับการล่าสัตว์สถานที่นอนเวลาที่จะปลุกและอื่น ๆ การตัดสินใจของอัลฟาจะถูก

กำหนดให้เป็นคำสั่งหรือการตัดสินใจสูงสุดที่ฝูงต้องปฏิบัติตาม อย่างไรก็ตามพฤติกรรมด้านระบบ ประชาธิปไตยบางประเภทก็ถูกสังเกตด้วยเช่นกันซึ่งอัลฟาจะติดตามหมาป่าตัวอื่น ๆ ในฝูง ในการรวมฝูงสมาชิกในฝูงจะยอมรับอัลฟาที่น่าสนใจอัลฟาไม่จำเป็นต้องมาจากสมาชิกที่แข็งแกร่งที่สุดของฝูง แต่เป็นตัวที่ดีที่สุดในแง่ของการจัดการฝูง ความฉลาด ประสบการณ์ นี้แสดงให้เห็นว่าสังคมของหมาป่าสืบทอดให้ความสำคัญของความสามารถด้านสติปัญญา มากกว่าความแข็งแรง

ระดับที่สองในลำดับชั้นของหมาป่าสืบทอดเป็น β เบต้าเป็นหมาป่าที่อยู่ได้บังคับบัญชาของอัลฟา ซึ่งจะช่วยอัลฟาในการตัดสินใจหรือกิจกรรมอื่น ๆ ของฝูง หมาป่ารุ่นเบต้าสามารถเป็นได้ทั้งตัวผู้หรือตัวเมีย และอาจเป็นตัวที่ดีที่สุดในการเป็นอัลฟา ในกรณีที่หมาป่าตัวหนึ่งตายไปหรือแก่ตัวมาก หมาป่ารุ่นเบต้าจะเชื่อฟังคำสั่งอัลฟา แต่สามารถสั่งการหมาป่าระดับล่างอื่น ๆ ได้เช่นกัน มีบทบาทในการให้คำปรึกษาแก่อัลฟา และผู้ฝึกหัดให้กับสมาชิกในฝูง เบต้าเสริมคำสั่งของอัลฟา หรือให้ข้อเสนอแก่อัลฟา

หมาป่าสืบทอดที่อยู่ลำดับชั้นต่ำที่สุดคือโอเมก้า (ω) โอเมก้ามีบทบาทเป็นมดงานจะต้องทำงานตามคำสั่ง และเมื่อล่าเหยื่อได้ต้องส่งอาหารให้กับหมาป่าตัวอื่น ๆ ในฝูงทั้งหมด และเป็นหมาป่าตัวสุดท้ายที่ได้รับอนุญาตให้กิน อาจดูเหมือนโอเมก้าไม่ได้รับการให้ความสำคัญในฝูง แต่ก็สังเกตเห็นว่าทั้งฝูงอาจจะเกิดปัญหาในกรณีของการสูญเสียโอเมก้า ทั้งนี้โอเมก้ายังช่วยรักษาสมดุลโครงสร้างของฝูง ในบางกรณีโอเมก้ายังเป็นพี่เลี้ยงหมาป่าแรกเกิดของฝูงอีกด้วย

ถ้าหมาป่าไม่ใช่ได้แก่ (α), (β), หรือ (ω) เขาเรียกว่าผู้ได้บังคับบัญชา คือหมาป่า (δ) หมาป่าชั้นนี้จะขึ้นเป็น (α) และ (β) ในอนาคต ซึ่งมีอำนาจเหนือ (ω) มีหน้าที่ในการรักษาความปลอดภัยให้ฝูง รับผิดชอบในการเฝ้าดูขอบเขตของอาณาเขตและแจ้งเตือนอันตรายให้กับสมาชิกในฝูง รู้ ปกป้องและดูแลหมาป่าที่ป่วย อ่อนแอ อายุมาก หรือหมาป่าที่มีประสบการณ์ซึ่งเคยเป็น (α) หรือ (β) และยังออกล่าช่วย (α) และ (β) ด้วย

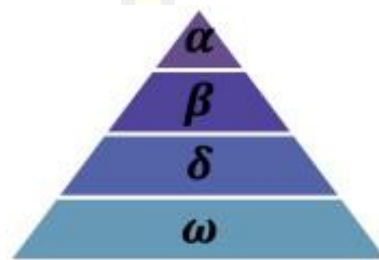
นอกเหนือจากลำดับชั้นทางสังคมของหมาป่า เทคนิคการล่าสัตว์ยังเป็นพฤติกรรมทางสังคมที่น่าสนใจอีกอย่างหนึ่งของหมาป่าสืบทอด โดยมีขั้นตอนการล่าดังนี้

- 1) ติดตามไล่ล่าและเข้าหาเหยื่อ
- 2) ไล่ตามล้อมรอบและจู่โจมเหยื่อจนกว่าจะหยุดเคลื่อนย้าย
- 3) โจมตีเหยื่อ

2.3.2 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Mathematical model)

เทคนิคการล่าสัตว์และลำดับชั้นทางสังคมของหมาป่าสีเทาเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อออกแบบ GWO และทำการเพิ่มประสิทธิภาพ แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่นำเสนอของลำดับชั้นทางสังคมการติดตามล้อมรอบและโจมตีเหยื่อมีดังนี้

เพื่อที่จะคำนวณลำดับชั้นทางสังคมของหมาป่าเมื่อออกแบบ GWO จะพิจารณาแนวทางที่เหมาะสมที่สุด คือการติดตาม (α), (β) และ (δ) ตามลำดับ ส่วนที่เหลือของการแก้ปัญหาทางเลือกจะถือว่าเป็น (ω) ในขั้นตอนวิธีการของ GWO การล่าสัตว์ (การเพิ่มประสิทธิภาพ) ถูกชี้นำโดย (α), (β) และ (δ) ส่วนหมาป่า (ω) จะเป็นผู้ติดตาม ดังภาพประกอบที่ 2.6



ภาพประกอบที่ 2.6 ลำดับชั้นทางสังคม (Social hierarchy)

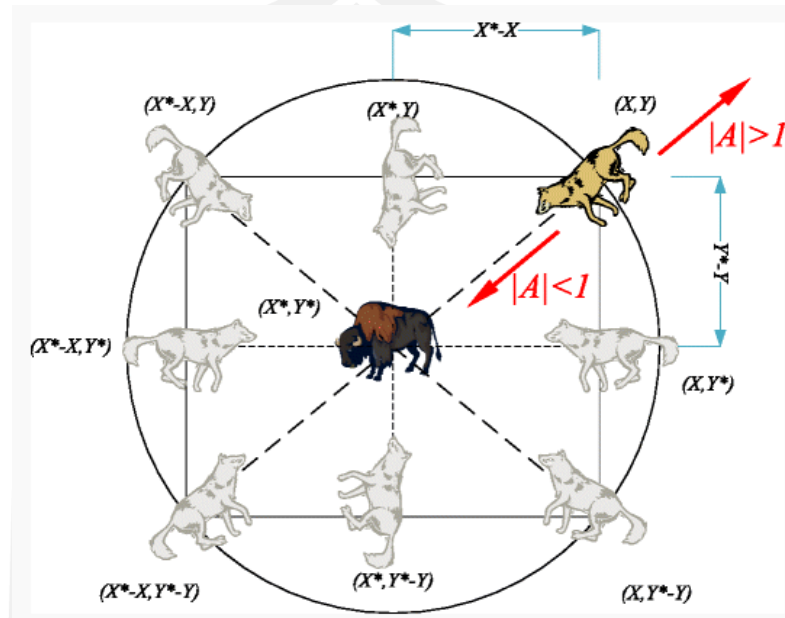
เกอวูฟออปติไมซ์ (Grey wolf optimize : GWO) อัลกอริทึมนี้เลียนแบบความเป็นผู้นำทางสังคมและพฤติกรรมการล่าสัตว์ของหมาป่าสีเทาในธรรมชาติ[23] ในอัลกอริทึมนี้ประชากรแบ่งออกเป็น 4 กลุ่มคือ (α), (β) และ (δ) และ (ω) หมาป่าสามตัวแรกก็คือ (α), (β) และ (δ) ซึ่งเป็นผู้แนะนำหมาป่าตัวอื่น ๆ รวมถึง (ω) ให้ไปยังพื้นที่ที่มีแนวโน้มในการค้นหาเหยื่อ ในระหว่างการเพิ่มประสิทธิภาพหมาป่าจะอัปเดตตำแหน่งรอบ (α), (β) และ (δ) ดังนี้

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)| \quad \dots(2.10)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D \quad \dots(2.11)$$

โดยที่ t คือตำแหน่งบ่งชี้ปัจจุบัน $A = 2a \cdot r_1$, $C = 2 \cdot r_2$, X_p เป็นเวกเตอร์ตำแหน่งของเหยื่อ X ระบุเวกเตอร์ตำแหน่งของหมาป่าจะลดลงเป็นเส้นตรงจาก 2 ถึง 0 และ r_1 , r_2 เป็นเวกเตอร์สุ่มใน $[0,1]$ แนวคิดเกี่ยวกับการปรับปรุงตำแหน่งโดยใช้สมการที่ 2.10 และสมการที่ 2.11 แสดงไว้ในรูปประกอบที่ 2.8 หมาป่าในตำแหน่ง (X , Y) สามารถเคลื่อนย้ายตัวเองไปรอบ ๆ ตัวเหยื่อได้ตามที่เสนอในสมการ แม้ว่าจะมี 7 ตำแหน่งที่สามารถแสดงได้ในภาพประกอบที่ 2.7

พารามิเตอร์สุ่ม A และ C อนุญาตให้หมาป่าเคลื่อนที่ไปยังตำแหน่งใด ๆ ในพื้นที่ว่างต่อเนื่องรอบ ๆ เหยื่อได้เท่านั้น



ภาพประกอบที่ 2.7 เทคนิคการปรับปรุงตำแหน่งในการค้นหาเป้าหมาย

อัลกอริทึม GWO [23] จะสันนิษฐานได้เสมอว่า (α) , (β) และ (δ) จะเป็นตำแหน่งที่ใกล้เคียงที่ดีที่สุด ระหว่างการเพิ่มประสิทธิภาพการแก้ปัญหาที่ดีที่สุดสามข้อแรกที่ได้รับมาจนถึงปัจจุบันถือว่าเป็นตำแหน่งของ (α) , (β) และ (δ) ตามลำดับ จากนั้นหมาป่า (ω) จะสามารถจัดตำแหน่งใหม่ได้ในส่วนที่เกี่ยวข้องกับ (α) , (β) และ (δ) แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่เสนอเพื่อปรับตำแหน่งของหมาป่า ω ใหม่ดังสมการที่

$$D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha - X| \quad \dots(2.12)$$

$$D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta - X| \quad \dots(2.13)$$

$$D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta - X| \quad \dots(2.14)$$

โดยที่ X_α แสดงตำแหน่งของ (α) , X_β แสดงตำแหน่งของ (β) , X_δ แสดงตำแหน่งของ (δ) C_1, C_2, C_3 เวกเตอร์สุ่มและ X เป็นการระบุตำแหน่งในปัจจุบัน สมการที่ 2.12, 2.13 และสมการที่ 2.14 คำนวณระยะทางประมาณระหว่างตำแหน่งปัจจุบันกับ (α) , (β) และ (δ) ตามลำดับ หลังจากกำหนดระยะทางแล้ว ตำแหน่งสุดท้ายของที่อยู่ปัจจุบันจะถูกคำนวณดังนี้

$$X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot (D_\alpha) \quad \dots(2.14)$$

$$X_2 = X_\beta - A_2 \cdot (D_\beta) \quad \dots(2.15)$$

$$X_3 = X_\delta - A_3 \cdot (D_\delta) \quad \dots(2.16)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad \dots(2.17)$$

โดยที่ X_α แสดงตำแหน่งของแอลฟา X_β แสดงตำแหน่งของเบต้า X_δ แสดงตำแหน่งของเดลต้า และ A_1, A_2, A_3 เป็นเวกเตอร์สุ่มตามลำดับ และ t คือจำนวนการทำซ้ำ ดังสมการที่ 4, 5 และสมการที่ 6 กำหนดทิศทางของ ω ไปทางแอลฟา (α) , เบต้า (β) และเดลต้า (δ) ตามลำดับ สมการที่ 7, 8, 9 และสมการที่ 10 แล้วจะได้ตำแหน่งสุดท้ายของ (ω) นอกจากนี้ อาจสังเกตได้ว่ามีเวกเตอร์สองตัว คือ A และ C เวกเตอร์สองตัวนี้เป็นการสุ่มและการปรับตำแหน่งเพื่อใช้ในการสำรวจ และการเข้าถึงเป้าหมายสำหรับขั้นตอนวิธี GWO ดังภาพประกอบที่ 4 การสำรวจหรือการค้นหาเกิดขึ้นเมื่อ A มีค่ามากกว่า 1 หรือน้อยกว่า -1 เวกเตอร์ C ยังสนับสนุนการค้นหาเมื่อมีค่ามากกว่า 1 ในทางตรงกันข้ามการเข้าสู่เป้าหมายจะกระทำเมื่อ $|A| < 1$ และ $C < 1$ ควรสังเกตว่า A จะลดลงในเชิงเส้นระหว่างการเพิ่มประสิทธิภาพ เพื่อเน้นการใช้ประโยชน์ในขณะที่รอบการค้นหาเพิ่มขึ้น อย่างไรก็ตาม C จะถูกสร้างขึ้นแบบสุ่มตลอดรอบการเพิ่มประสิทธิภาพ เพื่อเน้นการสำรวจเป็นกลไกที่มีประโยชน์มากสำหรับการแก้ไขปัญหาความลึ้มเหลวในการเข้าถึงเป้าหมาย

2.4 GWO-based MLP trainer

ขั้นตอนแรกและสำคัญที่สุดในการสอน MLP โดยใช้เมตาฮีริสติก (Meta-heuristics) [23] ถือเป็นวิธีการ ในการหาคำตอบอย่างมีเหตุผล ซึ่งได้รับความนิยมอย่างมากในการหาคำตอบในปัจจุบัน ซึ่งมีความรวดเร็วในการประมวลผล สำหรับการแก้ไขปัญหาที่มีความสลับซับซ้อน เมตาฮีริ

สตริกที่มีความนิยมแพร่หลายประกอบด้วยวิธีซิมูเลทเทด แอนนีลลิ่ง (Simulated Annealing), วิธีทาบูเสิร์ช (Taboo Search) วิธีนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Neural Network) วิธีทางพันธุกรรม (Genetic Algorithm) และวิธีฝูงมด (Ant Colony Optimisation) วิธีหาค่าเหมาะสมแบบกลุ่ม อนุภาค (Particle Swarm Optimisation) วิธีมีมีติก (Memetic Algorithms) วิธีบีส์ (The Bees Algorithm) วิธีฮาร์โมนีเซิร์ช (Harmony Search Algorithm) และ วิธีการ ใหม่ คือ วิธีแบท (Bat Algorithm) โดยวิธีการเหล่านี้จะได้ ค่าตอบหรือผลตอบสนองที่ไม่ใช่ค่าที่เหมาะสมที่สุด แต่จะใกล้เคียงค่าที่เหมาะสมที่สุด โดยกระบวนการทำงานจะมีการวนซ้ำตามค่าที่กำหนด แล้วจะหยุดการทำงาน เมื่อสอดคล้องกับเงื่อนไขของพารามิเตอร์ที่กำหนดไว้

$$V = \{W, \theta\} = \{w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{n,m}, h, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\} \quad \dots(2.18)$$

โดยที่ n คือจำนวนโหนดอินพุต, W_{ij} แสดงน้ำหนักการเชื่อมต่อจากโหนดชั้นอินพุต i ไปยังโหนด j ในชั้นซ่อน θ_j คือความลาดเอียง (threshold) ของโหนดชั้นซ่อนหลังจากกำหนดตัวแปรแล้วจำเป็นต้องกำหนดฟังก์ชันเป้าของขั้นตอนวิธี GWO ดังที่ได้กล่าวมาแล้ว วัตถุประสงค์ในการสอน MLP คือการเข้าถึงการจำแนก การประมาณความถูกต้องหรือการคาดการณ์ สำหรับการสอนและตัวอย่างการทดสอบเมตริกทั่วไปสำหรับการประเมินประสิทธิภาพของ MLP คือ Mean Square Error (MSE) ในเมตริกนี้ชุดฝึกหัดที่กำหนดจะใช้กับ MLP และสมการต่อไปนี้จะคำนวณความแตกต่างระหว่างผลลัพธ์ที่ต้องการ และค่าที่ได้จาก MLP

$$MSE = \sum_{i=1}^n (\alpha_i^k - d_i^k)^2 \quad \dots(2.19)$$

โดยที่ m คือจำนวนเอาต์พุต, d_i^k คือเอาต์พุตที่ต้องการของหน่วยอินพุต i เมื่อใช้ตัวอย่างการฝึกที่ k และ α_i^k คือเอาต์พุตจริงของยูนิตอินพุต i เมื่อการสอนที่ k ปรากฏในอินพุต

เห็นได้ว่า MLP ควรปรับตัวเองให้เข้ากับชุดตัวอย่างการสอนทั้งหมดเพื่อให้มีประสิทธิภาพ ดังนั้น ประสิทธิภาพของ MLP จะถูกประเมินตามค่าเฉลี่ยของ MSE จากสอนทั้งหมดดังนี้

$$MSE = \sum_{k=1}^s \frac{\sum_{i=1}^m (\alpha_i^k - d_i^k)^2}{s} \quad \dots(2.20)$$

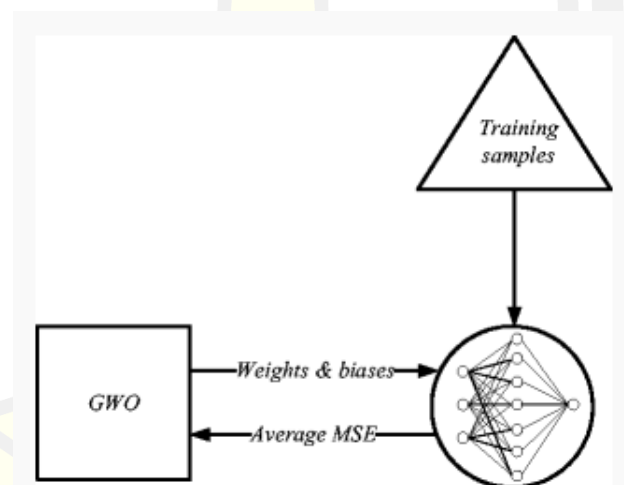
โดยที่ s คือจำนวนตัวอย่างการสอน, m คือ จำนวนเอาต์พุต, จำนวนเอาต์พุต, d_i^k คือ เอาต์พุตที่ต้องการของหน่วยอินพุต i เมื่อใช้ตัวอย่างการฝึกที่ k และ d_i^k คือเอาต์พุตจริงของยูนิตอินพุต i เมื่อตัวอย่างการฝึกที่ k ปรากฏในอินพุต

หลังจากนั้น ปัญหาของการฝึกสอน MLP สามารถกำหนดด้วยตัวแปรและค่าเฉลี่ย MSE สำหรับขั้นตอนวิธี GWO ดังนี้

$$\text{Minimize: } F(V) = \overline{MSE} \quad \dots(2.20)$$

$$\text{Minimize: } F(V) = \overline{MSE} \quad \dots(2.21)$$

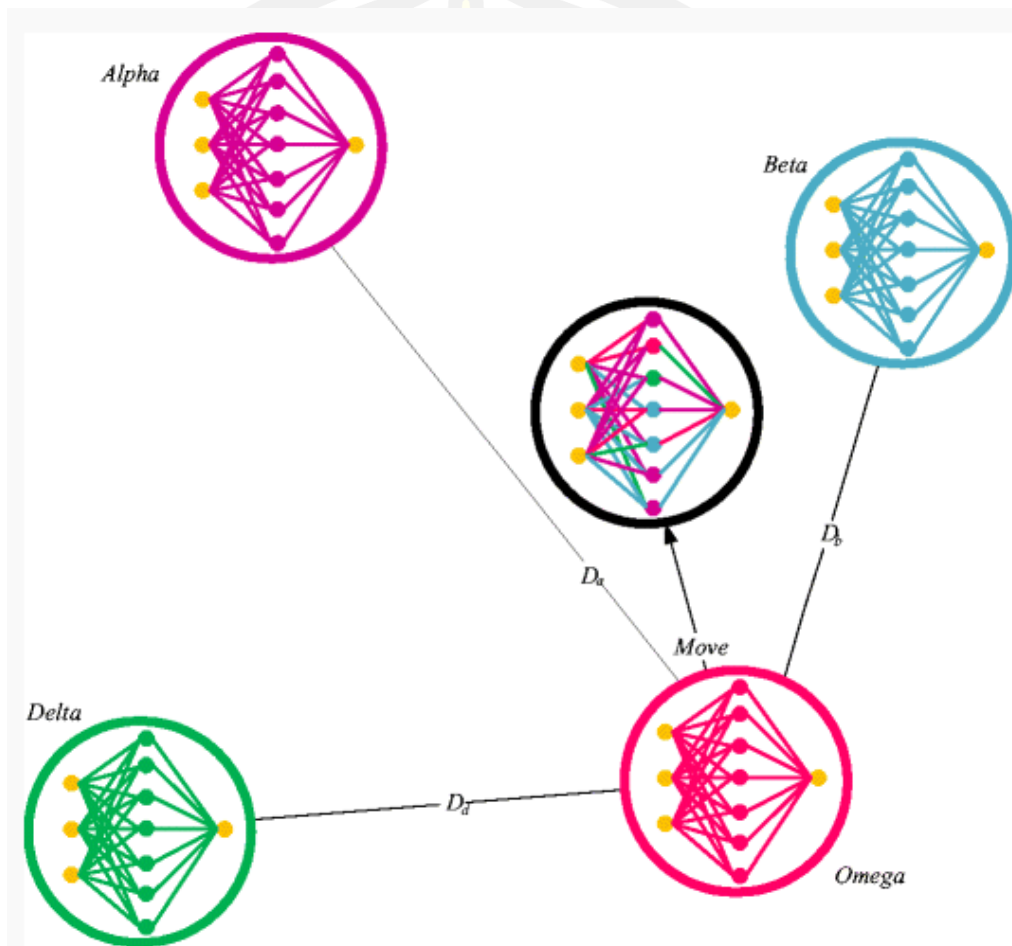
ภาพประกอบที่ 2.8 แสดงกระบวนการโดยรวมของการฝึกอบรม MLP โดยใช้ GWO อาจเห็นได้ว่าอัลกอริทึม GWO ให้ MLP กับน้ำหนักหารด้วยความลาดเอียง และรับค่าเฉลี่ย MSE สำหรับตัวอย่างการฝึกทั้งหมด อัลกอริทึม GWO จะทำการเปลี่ยนแปลงน้ำหนักและมีความลาดเอียงเพื่อลด MSE เฉลี่ยของตัวอย่างการฝึกทั้งหมด



ภาพประกอบที่ 2.8 GWO provides MLP with weights/biases and receives average MSE for all training samples.

แนวคิดเกี่ยวกับวิธีที่ใช้ในการหาเป้าหมาย และการฝึกสอน MLP ด้วย GWO อัลกอริทึม ดังภาพประกอบที่ 2.9 จะเห็นได้ว่าหมาป่า ω มีแนวโน้มสูงกว่า α , β และ δ ตามลำดับ นี่คือเหตุผลที่ตำแหน่งถัดไปของหมาป่า ω จะอยู่ใกล้กับ α และ β กล่าวอีกนัยหนึ่งการมีส่วนร่วมของหมาป่า α ในการกำหนดน้ำหนัก และการคาดคะเนของหมาป่า ω เป็นระดับสูงสุด แสดงให้เห็นว่าจำนวนน้ำหนักและอคติที่เปลี่ยนเป็นสีม่วง เมื่อมีการเคลื่อนที่ของหมาป่า ω สูงกว่า β และ

δ การมีส่วนร่วมน้อยลงของ β และ δ ในตำแหน่งถัดไปของ ω สามารถเน้นด้วยสีฟ้าและสีเขียวได้อย่างชัดเจน จะสังเกตเห็นแม้ว่าจะใช้สีที่คล้ายกัน น้ำหนักและค่าอคติไม่สมบูรณ์ แทนที่ด้วย α , β และ δ ในความเป็นจริงค่าระหว่างค่าของน้ำหนักปัจจุบันหารด้วยค่าอคติของ ω คำนวณโดยใช้สมการที่ 2.17 และแทนที่ด้วยค่าปัจจุบัน



ภาพประกอบที่ 2.9 แนวคิดของ training MLP โดยตัวแทนการค้นหาของ GWO

ดังนั้นแนวโน้มสูงของการเรียนรู้และการการเข้าใกล้เป้าหมายของ MLP ที่ดีขึ้นในแต่ละรอบ ด้วยวิธีนี้ไม่มีการรับประกันแน่นอนสำหรับการหา MLP ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับชุดข้อมูลโดยใช้ GWO เนื่องจากลักษณะการทำงานแบบสุ่มของอัลกอริทึม จะใช้ MLP ที่ดีที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ในแต่ละรอบ อย่างไรก็ตามค่าเฉลี่ย MSE โดยเฉลี่ยจะลดลงในระหว่างการทำซ้ำ หรือค่า GWO converges นั้นเอง

2.5 ความถูกต้องของการพยากรณ์ (Accuracy)

การพยากรณ์ทุกวิธีต้องมีค่าความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้น ความถูกต้องของค่าพยากรณ์จะมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (Error) ซึ่งเป็นผลต่างของค่าจริง (Z_t) กับค่าพยากรณ์ ($\hat{Z}_{t-1}(1)$) แทนด้วย e_t ดังนี้

$$e_t = Z_t - \hat{Z}_{t-1}(1) \quad \dots(2.22)$$

ค่าคาดหวังของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ คือ

$$E[e_t(l)] = 0 \quad \dots(2.23)$$

ความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ คือ

$$\begin{aligned} V[e_t(l)] &= V[Z_{t+l} - \hat{Z}_t(l)] \\ &= V[Z_{t+l}] + V[\hat{Z}_t(l)] \\ &= \sigma^2 + \frac{\sigma^2}{t-1} = \frac{t\sigma^2}{t-1} \end{aligned} \quad \dots(2.24)$$

ซึ่งความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน ก็คือ ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Mean Square Error, MSI) และความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Standard Error, SE) เท่ากับ \sqrt{MSI}

การหาค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ 4 ค่า ดังนี้

- ค่าเฉลี่ยของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Mean Square Error, MSE) คือ

$$MSI = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t [e_i(1)]^2 \quad \dots(2.25)$$

- ค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Root Mean Square Error, RMSE) หรือความคลาดเคลื่อนมาตรฐาน (Standard Error, SE) คือ

$$RMSE = SE = \sqrt{MSI} \quad \dots(2.26)$$

- ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของความคลาดเคลื่อน (Mean absolute deviation, MAD) คือ

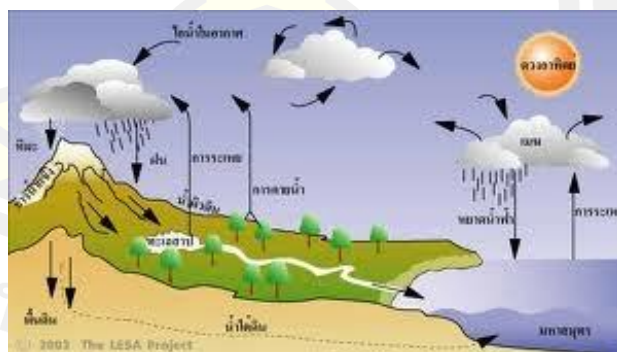
$$MAI = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t e_i(1) \quad \dots(2.27)$$

- ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อน (Mean absolute percent error, MAPE) คือ

$$MAP. = \frac{100}{t} \sum_{i=1}^t \left| \frac{e_i(1)}{Z_i} \right| \quad \dots(2.28)$$

2.6 สัญญาณลม (Wind Signals)

สัญญาณลม คือ เกิดจากการเคลื่อนที่ของการอากาศ อากาศที่มีอุณหภูมิสูงจะขยายตัวทำให้ความหนาแน่นของอากาศลดลงและลอยตัวสูงขึ้น อากาศที่มีอุณหภูมิต่ำกว่าจึงเคลื่อนที่เข้ามาแทนที่ ดังภาพประกอบที่ 2.10 พื้นดินและพื้นน้ำจะรับ และคายพลังงานความร้อนจากดวงอาทิตย์ได้ไม่เท่ากัน ทำให้อากาศเหนือพื้นดิน และพื้นน้ำมีอุณหภูมิ แตกต่างกันในเวลากลางวันพื้นดินรับความร้อนจากดวงอาทิตย์ได้เร็วกว่าพื้นน้ำ อุณหภูมิ ของพื้นดินจึงสูงกว่าพื้นน้ำ ส่วนเวลากลางคืนพื้นดินคายความร้อนได้เร็วกว่าพื้นน้ำ อุณหภูมิของพื้นดินจึงลดต่ำกว่าพื้นน้ำ ความสามารถในการรับและคายความร้อนจากดวงอาทิตย์ของพื้นโลกแต่ละแห่งไม่เท่ากัน บริเวณป่าที่ใบจะดูดรังสีจากดวงอาทิตย์ไว้ได้ถึง ร้อยละ 95 ของรังสีทั้งหมดที่ส่องมาถึงผิวโลก แต่พื้นที่ปกคลุมด้วยหิมะจะดูดรังสีไว้ได้เพียง ร้อยละ 25 เท่านั้น



ภาพประกอบที่ 2.10 สัญญาณลม

ลม คือ มวลอากาศที่เคลื่อนที่ไปในทิศทางหนึ่งทางใดในแนวระดับ ซึ่งการเคลื่อนที่ของมวลอากาศมีสาเหตุมาจาก

1) อุณหภูมิ อากาศร้อนจะมีอุณหภูมิสูง ความหนาแน่นของอากาศจะน้อยและลอยตัวสูงขึ้นและอากาศเย็นที่มีอุณหภูมิต่ำกว่า มีความหนาแน่นของอากาศมากกว่า จะเคลื่อนที่มาแทนที่ทำให้เกิดลม

2) ความกดอากาศ อากาศร้อนมีความกดอากาศต่ำ และมีความหนาแน่นต่ำ อากาศร้อนจึงลอยตัวสูงขึ้นส่วนอากาศเย็นมีความ กดอากาศสูง และมีความหนาแน่นมากกว่าจะเคลื่อนที่เข้าหาบริเวณที่มีอากาศร้อน ดังนั้น ลมจึงพัดจากบริเวณที่มีความกดอากาศสูง เข้าสู่บริเวณที่มีความกดอากาศต่ำ

ความกดอากาศ แบ่งเป็น 2 ประเภท ดังนี้

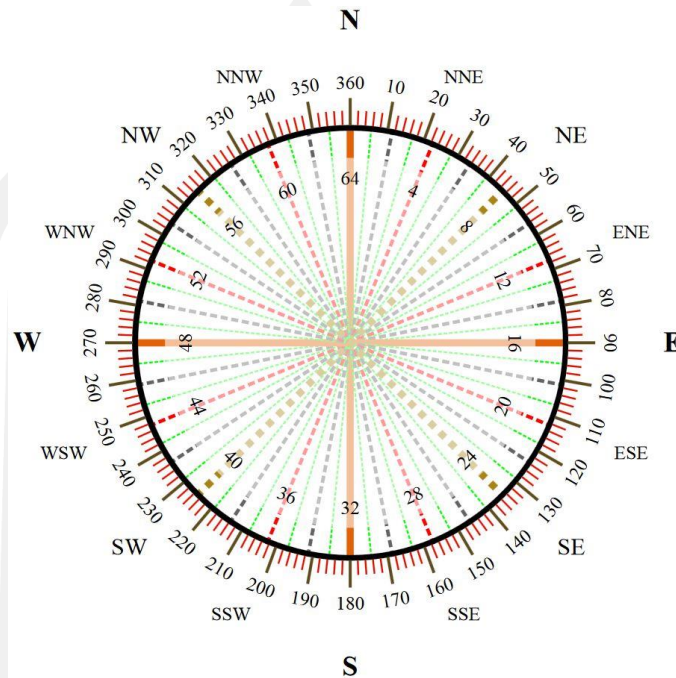
1) ความกดอากาศสูง (High pressure areas) หมายถึง บริเวณที่มีความกดอากาศสูงกว่า บริเวณข้างเคียงบริเวณ ที่มีความกดอากาศสูงนี้จะมีท้องฟ้าแจ่มใสและอากาศหนาวเย็นกระแสลมจะพัดเวียนออกจากศูนย์กลางในทิศทางตามเข็มนาฬิกา (ในซีกโลกฝ่ายเหนือ) อิทธิพลของความกดอากาศสูงจากประเทศจีนทำให้ประเทศไทยมีอากาศหนาวเย็นในช่วงฤดูหนาว

2) ความกดอากาศต่ำ (Low pressure areas) หมายถึง บริเวณที่มีความกดอากาศต่ำกว่า บริเวณข้างเคียง กระแสลมจะพัดเวียนเข้าหาศูนย์กลางคล้ายกันหอยในทิศทางทวนเข็มนาฬิกา(ในซีกโลกฝ่ายเหนือ) บริเวณที่มีความกดอากาศต่ำท้องฟ้าจะมีเมฆมาก ถ้าหากมีความกดอากาศต่ำมาก ก็จะเป็นพายุ ดีเปรสชัน และอาจรุนแรงขึ้นเป็นพายุไซร่อน

การวัดลมมีวิธีการวัด 2 วิธี คือ วัดทิศทาง และวัดความเร็วลม

1. ทิศลม อาจเรียกชื่อตามทิศต่างๆ ของเข็มทิศ หรือเรียกเป็นองศาจากทิศจริง ปัจจุบันการวัด ทิศลมนิยมวัดทิศทางตามเข็มทิศ และวัดเป็นองศา ถ้าวัดทิศทางด้วยเข็มทิศ เข็มทิศจะถูกแบ่งออกเป็น ทิศใหญ่ๆ 4 ทิศ คือ ทิศเหนือ ทิศใต้ ทิศตะวันออก ซึ่งทิศทั้ง 4 ทิศ เมื่อแบ่งย่อยอีกจะเป็น 8 ทิศ โดยจะเพิ่มทิศตะวันออกเฉียงเหนือ ทิศตะวันออกเฉียงใต้ ทิศตะวันตกเฉียงเหนือ และทิศตะวันออกเฉียงใต้ นอกจากนี้ยังสามารถแบ่งจาก 8 ทิศ ให้ย่อยเป็น 16 ทิศ หรือ 32 ทิศ ได้อีก แต่การรายงานทิศทางนั้น มักนิยมรายงานจำนวนทิศเพียง 8 หรือ 16 ทิศ เท่านั้น ส่วนการวัดทิศทางที่เป็นองศาบอกมุมของลมจากทิศจริง ในลักษณะที่เวียนไปตามเข็มนาฬิกา ใช้สเกลจาก 0 องศา ไปจนถึง 360 องศา เช่น ลมทิศ 0 องศา หรือ 360 องศา เป็นทิศตะวันออก , ลมทิศ 45 องศา เป็นทิศตะวันออกเฉียงเหนือ, ลมทิศ 90 องศา เป็นทิศตะวันออก, ลมทิศ 135 องศา เป็นทิศตะวันออกเฉียง

ใต้, ลมทิศ 180 องศา เป็นทิศใต้, ลมทิศ 225 องศา เป็นทิศตะวันออกเฉียงใต้, ลมทิศ 270 องศา เป็นทิศตะวันตก และลมทิศ 315 องศา เป็นทิศตะวันตกเฉียงเหนือ ดังภาพประกอบที่ 2.11



ภาพประกอบที่ 2.11 ทิศทางลม

2. ความเร็วลมคือ การเคลื่อนที่ของอากาศที่ทำให้เกิดแรง หรือความกดที่ผ่านจุดที่กำหนดให้บนพื้นผิวโลก และแรงหรือความกดเป็นสัดส่วนกับกำลัง 2 ของความเร็วลม อธิบายดังในรูปของสมการ

$$P = kv^2 \quad \dots(2.29)$$

โดยที่ P = ความกดที่เกิดจากการกระทำของลม

V = ความเร็วลม

K = ค่าคงที่ของหน่วยที่ใช้

ถ้าความกดอากาศมีหน่วยเป็นปอนด์ต่อตารางฟุต ความเร็วลมเป็นนอต (1 นอต หมายถึง 1 ไมล์ทะเล (6,080.20 ฟุต) ต่อชั่วโมง ซึ่งเป็นหน่วยมาตรฐานความเร็วลมที่ใช้ในสหรัฐอเมริกา) สมการจะเป็น $P = 0.0053 v^2$ โดยประมาณสำหรับผิวพื้นที่ราบเรียบ แต่ถ้าความเร็วลมมีหน่วยเป็นไมล์ต่อชั่วโมง ค่า P ที่ได้จะเปลี่ยนไปเป็น $P = 0.004 v^2$ ด้วยเหตุนี้แรงที่เกิดขึ้นเนื่องจากการกระทำของลม ทำให้สามารถหาความเร็วลมได้ โดยที่ไม่ต้องอาศัยเครื่องมือใดๆ แต่จะสังเกตได้จากปรากฏการณ์ของวัตถุที่อยู่รอบๆ ดังนั้น เพื่อวัตถุประสงค์ดังกล่าวจึงได้มีการกำหนด

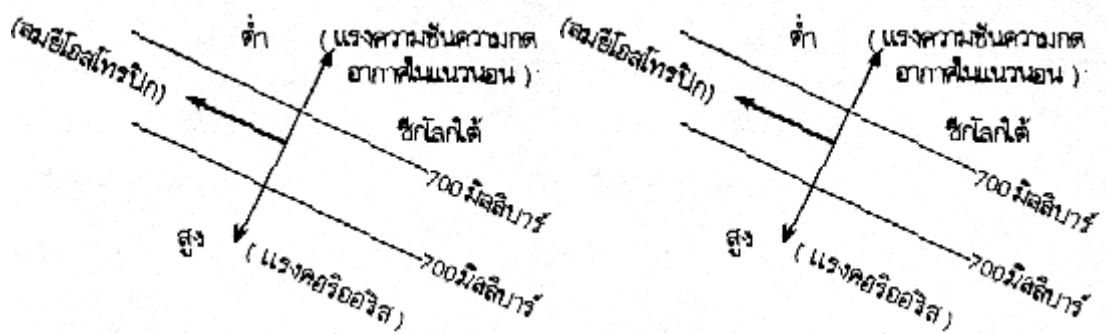
มาตราความเร็วลมขึ้น เรียกว่ามาตราโบฟอร์ต (Beaufort Scale) พลเรือเอก เซอร์ฟรานซิส โบฟอร์ต (Admiral Sir Francis Beaufort) ชาวอังกฤษ เป็นผู้คิดขึ้นใช้ในปี พ.ศ. 2548 สำหรับตรวจลมในทะเล ต่อมาได้ถูกดัดแปลงนำมาใช้ทั้งบนบกและในทะเล มาตราโบฟอร์ต จะใช้เปรียบเทียบกับสิ่งที่กีดขวางไม่ว่าบนบกและในทะเล โดยสิ่งที่กีดขวางต่างๆ ได้แก่ ใบไม้ กิ่งไม้ สายโทรเลข สายโทรศัพท์ ธง สิ่งปรักหักพังต่างๆ และคลื่นในทะเล เกณฑ์ที่ใช้กำหนดความเร็วลม ได้มาจากการสังเกตกำลังลมเหนือพื้นดินและในทะเล มาตราโบฟอร์ต เริ่มต้นจากมาตราที่ 0 ไปจนถึงมาตราที่ 17 ความเร็วลมจะเพิ่มขึ้นคือ ที่มาตรา 0 จะเป็นเขตลมสงบ ไปจนถึงมาตราที่ 17 ลมมีกำลังแรงจัดกลายเป็นพายุเฮอริเคน

ตารางที่ 2.3 เทียบความเร็วลมและชนิดลมของมาตราโบฟอร์ต

มาตราโบฟอร์ต	ความเร็วลม		ชนิดลม
	นอต	กม./ชม.	
0	1	1.6 หรือ 0-0.2 เมตรต่อวินาที	ลมสงบ
1	1 – 3	1.6 – 4.8 หรือ 0.3-1.5 เมตรต่อวินาที	ลมเบา
2	4 – 6	6.4 – 8.6 หรือ 1.6-3.3 เมตรต่อวินาที	ลมอ่อน
3	7 – 10	12.8 – 19.2 หรือ 3.4-5.4 เมตรต่อวินาที	ลมเฉื่อย
4	11 – 21	20.8 – 28.8 หรือ 5.5-7.9 เมตรต่อวินาที	ลมปานกลาง
5	17 – 21	30.4 – 38.4 หรือ 8.0-10.7 เมตรต่อวินาที	ลมกระโชก
6	22 – 27	40.0 - 38.4 หรือ 10.8-13.8 เมตรต่อวินาที	ลมแรง
7	28 – 33	51.2 – 60.8 หรือ 13.9-17.1 เมตรต่อวินาที	พายุปานกลาง
8	34 – 40	62.4 – 73.6 หรือ 17.2-20.7 เมตรต่อวินาที	พายุกระโชก
9	41 – 47	75.2 – 86.4 หรือ 20.8-24.4 เมตรต่อวินาที	พายุแรง
10	48 – 55	88.0 – 100.8 หรือ 24.5-28.4 เมตรต่อวินาที	พายุจัด

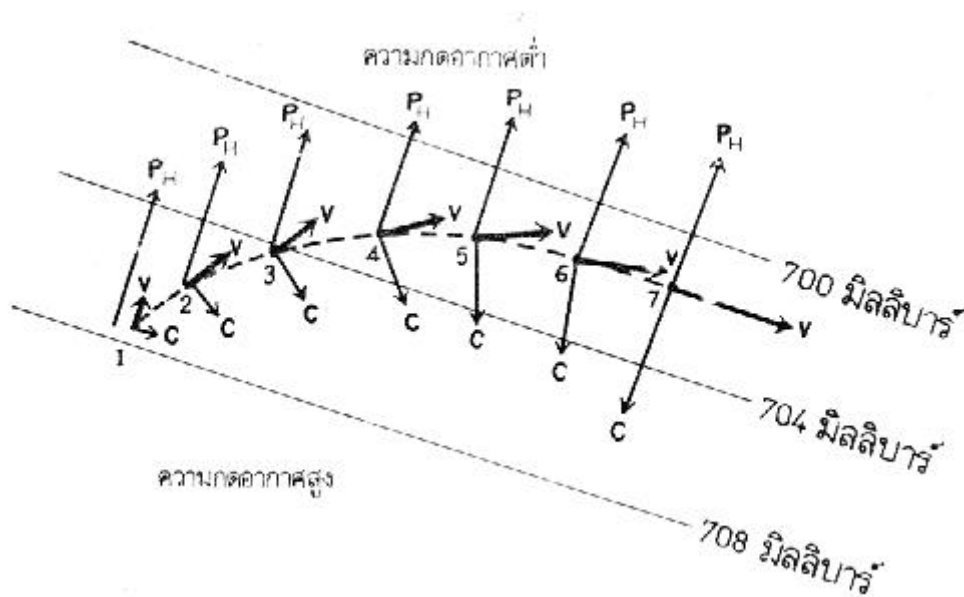
2.6.1 ประเภทของลม

1) ลมชั้นบน ลมอีโอสโทรฟิก (Geostrophic Wind) เป็นลมที่เกิดจากแรง 2 แรงที่มากระทำต่อกัน คือ แรงความชันความกดอากาศกับแรงคอริออลิส เนื่องจากการหมุนของโลก แรงทั้ง 2 จะพัดอยู่ในทิศทางตรงข้ามกันและมีความสมดุลกัน ลมนี้พัดขนานกับไอโซบาร์ที่เป็นเส้นตรงและขนานกัน ซีกโลกเหนือ ความกดอากาศต่ำจะอยู่ทางซ้ายของลม ส่วนในซีกโลกใต้ความกดอากาศต่ำ จะอยู่ทางขวาของลม ดังภาพประกอบที่ 2.12 แรงความชันความกดอากาศที่ไม่เกี่ยวข้องกับความเร็วลม แต่แรงคอริออลิสเป็นปฏิภาค



ภาพประกอบที่ 2.12 ลมอีโอสโทรฟิกพัดขนานกับไอโซบาร์ ในซีกโลกเหนือความกดอากาศต่ำจะอยู่ทางซ้ายของลม ส่วนในซีกโลกใต้ความกดอากาศต่ำจะอยู่ทางขวาของลมกับความเร็วลม และตั้งฉากกับความเร็วลม

ลมนี้เป็นลมลักษณะชั้นบนอยู่สูงจากพื้นดินตั้งแต่ 1 กิโลเมตร ขึ้นไปเป็นระยะที่ไม่มีแรงฝืด พ้นจากอิทธิพลของสิ่งกีดขวางธรรมชาติบนพื้นโลก และจะเกิดที่ละติจูดประมาณ 10 หรือ 15 เหนือศูนย์สูตร เพราะที่ละติจูดต่ำแรงคอริออลิสจะมีค่าน้อย ยิ่งบริเวณศูนย์สูตรแรงนี้จะมีค่าเป็นศูนย์ ดังภาพประกอบที่ 2.13 แสดงทิศทางของลมอีโอสโทรฟิกในซีกโลกเหนือที่ไม่มีแรงฝืด ในระดับความสูงจากพื้นดิน 3 กิโลเมตร อากาศเคลื่อนที่จากความกดอากาศสูงไปยังความกดอากาศต่ำ ก่อนที่ลมจะเคลื่อนที่ที่ แรงคอริออลิสมีค่าเป็นศูนย์ เมื่อความแตกต่างของความกดอากาศเกิดขึ้น อากาศจะเคลื่อนที่เริ่มจากตำแหน่งที่ 1 เคลื่อนด้วยความเร็วลมข้ามไอโซบาร์ ซึ่งในขณะที่อากาศเคลื่อนที่จากตำแหน่งที่ 1 ถึงตำแหน่งที่ 7 แรงเฉื่อยจะค่อยๆ เบนเฉไปทางขวาและความสมดุลของลมจะเกิดขึ้นที่ตำแหน่งที่ 7



ภาพประกอบที่ 2.13 ทิศทางของลมอีโอสโทรฟิก ในซีกโลกเหนือที่ไม่มีแรงฝืดในระดับความสูงจากพื้นดิน 3 กิโลเมตร

โดยที่ P_H = แรงความชันความกดอากาศในแนวนอน

V = ลมอีโอสโทรฟิก

C = แรงคอริโอลิส

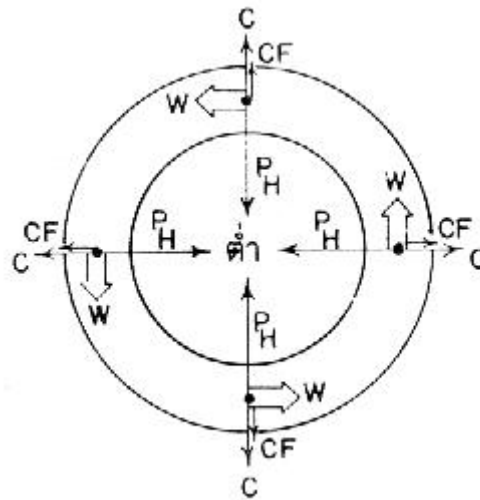
1) ลมเกรเดียนต์ (Gradient Wind) เป็นลมที่เกิดจาแรง 3 แรง กระทำต่อกัน และมีความสมดุลกันคือ แรงความชันความกดอากาศในแนวนอน และแรงคอริโอลิส (ทั้ง 2 แรงทำให้เกิดลมอีโอสโทรฟิก) แต่มีแรงที่กระทำเพิ่มขึ้นอีกแรงหนึ่ง คือแรงหนีศูนย์กลาง (centrifugal Force) ซึ่งเป็นแรงที่ออกจากศูนย์กลางลมนี้อิโซบาร์จะมีลักษณะเป็นแนวโค้ง และจะพัดขนานกับความโค้งตามไอโซบาร์ ภาพประกอบที่ 2.15 แสดงความสมดุลของแรง 3 แรง รอบๆ บริเวณความกดอากาศต่ำและความกดอากาศสูงในซีกโลกเหนือ

โดยที่ P_H = แรงความชันความกดอากาศในแนวนอน

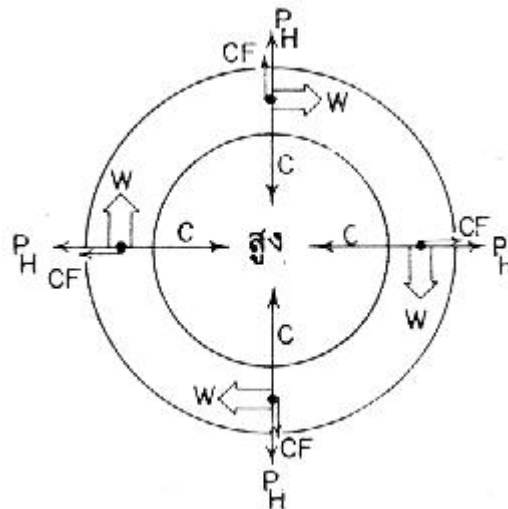
C = แรงคอริโอลิส

CF = แรงหนีศูนย์กลาง

W = ทิศทางลม



ภาพประกอบที่ 2.14 บริเวณความกดอากาศต่ำ



ภาพประกอบที่ 2.15 บริเวณความกดอากาศสูง

ภาพประกอบที่ 2.14 แสดงระบบความกดอากาศต่ำ แรงความชันความกดอากาศในแนวนอนเป็นแรงที่เข้าหาศูนย์กลางความกดอากาศต่ำเสมอ แรงคอริโอลิสเป็นแรงที่อยู่ตรงข้ามกับแรงความชันความกดอากาศในแนวนอน ส่วนแรงหนีศูนย์กลางเป็นแรงที่ออกจากศูนย์กลางอยู่ในทิศทางเดียวกับแรงคอริโอลิส ทำให้เกิดความสมดุลกับแรงความชันความกดอากาศในแนวนอนหรือ

$$P_h = C + CF \quad \dots(2.30)$$

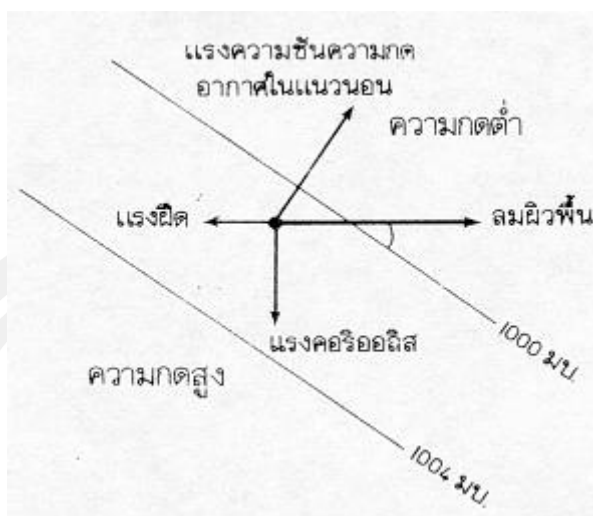
เพื่อเกิดความสมดุลของแรงเหล่านี้บนแผ่นภาพต้องจำไว้ว่า แรงคอริโอลิส จะอยู่ทางขวาของทิศทางลม ลมนี้จะพัดขนานกับการหมุนเวียนของศูนย์กลางความกดอากาศต่ำในทิศทางทวนเข็มนาฬิกาในซีกโลกเหนือ

ภาพประกอบที่ 2.16 แสดงระบบความกดอากาศสูง แรงความชันความกดอากาศในแนวนอนจะออกจากศูนย์กลางความกดอากาศสูง และแรงหนีศูนย์กลางจะออกจากศูนย์กลางความกดอากาศสูงเช่นเดียวกัน ส่วนแรงคอริโอลิสจะเข้าหาศูนย์กลางความกดอากาศสูง ทำให้เกิดความสมดุล ดังนี้

$$C = Ph + CF \quad \dots(2.31)$$

แรงคอริโอลิสจะอยู่ทางขวาของทิศทางลม ลมนี้จะพัดพพานานกับการหมุนเวียนของความกดอากาศสูงในทิศทางตรงตามเข็มนาฬิกา ส่วนในซีกโลกใต้จะกลับตรงกันข้าม คือเมื่อแรงความชันความกดอากาศในแนวนอนเคลื่อนที่ แรงคอริโอลิสจะเริ่มเฉไปทางซ้าย ลมจะพัดในทิศทางตามเข็มนาฬิกาบริเวณความกดอากาศต่ำ และพัดทวนเข็มนาฬิกาบริเวณความกดอากาศสูง

3) ลมผิวพื้น (Surface Winds) คือ ลมที่พัดจากบริเวณผิวพื้นไปยังความสูงประมาณ 1 กิโลเมตรเหนือพื้นดิน ซึ่งเป็นบริเวณที่มีการคลุกเคล้าของอากาศ และมีแรงฝัดอันเกิดจากการปะทะกับสิ่งกีดขวางร่วมกระทำด้วย ในระดับต่ำแรงความชันความกดอากาศในแนวนอนจะไม่สมดุลกับ แรงคอริโอลิส แรงฝัดทำให้ความเร็วลมลดลง มีผลให้แรงคอริโอลิสลดลงไปด้วย ลมผิวพื้นจะไม่พัดขนานกับไอโซบาร์ แต่พัดข้ามไอโซบาร์จากความกดอากาศสูงไปยังความกดอากาศต่ำ และทำมุมกับไอโซบาร์ ดังภาพประกอบที่ 2.16 การทำมุมนั้นขึ้นอยู่กับความหยาบของผิวพื้น ถ้าเป็นทะเลที่ราบเรียบ จะทำมุม 10 ถึง 20 แต่พื้นดินทำมุม 20 ถึง 40 ส่วนบริเวณที่เป็นป่าไม้หนาทึบ อาจทำมุมถึง 90 มุมที่ทำกับไอโซบาร์อยู่ในระดับความสูง 10 เมตร เหนือผิวพื้น ที่ระดับความสูงมากกว่า 10 เมตร ขึ้นไปแรงฝัดลดลง แต่ความเร็วลมจะเพิ่มขึ้น มุมที่ทำกับไอโซบาร์จะเล็กลง ส่วนที่ระดับความสูงใกล้ 1 กิโลเมตร เกือบไม่มีแรงฝัด ดังนั้นลมจึงพัดขนานกับไอโซบาร์

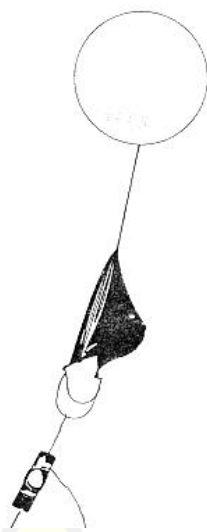


ภาพประกอบที่ 2.16 ในระดับความสูง 1 กิโลเมตรแรกจากผิวพื้นที่มีแรงผืด สมณิผิวพื้นพัดข้ามไอโซบาร์ และทำมุมกับไอโซบาร์

การตรวจลมชั้นบน

การตรวจลมชั้นบน วิธีง่ายๆ ใช้ ไพลอตแบลลูน (Pilot Balloon) ในการหยั่งอากาศ เป็นแบลลูนขนาดย่อม อัดด้วยก๊าซไฮโดรเจนหรือก๊าซฮีเลียม แล้วปล่อยแบลลูนให้ลอยขึ้นจากพื้นดิน แบลลูนที่ลอยขึ้นไปในอากาศลอยด้วยอัตราความเร็วที่กำหนดไว้ หลังจากปล่อยแบลลูนไปแล้ว ใช้ กล้องส่อง ทางไกลขนาดเล็ก เรียกว่ากล้องทีโอโดไรต์ (Theodolite) ส่งดูแบลลูน โดยหันกล้องตาม แบลลูนตลอดเวลา เพื่อวัดมุมการเคลื่อนที่ของลมแบลลูน วัดมุมในแนวตั้ง (ความสูง) และวัดมุมใน แนวนอน (ทิศทาง) การวัดมุนั้นปกติวัดมุนกันทุกๆ นาที (หรือครึ่งนาที) เนื่องจากสามารถคำนวณหา อัตราการลอยของแบลลูนได้ จึงสามารถคำนวณหาความสูงของแบลลูน จากการคำนวณตาม ตรีโกณมิติสามารถหาที่อยู่ของแบลลูนและเขียนที่อยู่ลงบนกระดาษพิเศษ การคำนวณหาความเร็วลม และทิศทางลม จะทำกันในระดับความสูงทุกๆ 300 เมตร การตรวจลมวิธีนี้ มีข้อเสียก็คือถ้าแบลลูน ถูกเมฆบังก็ไม่สามารถเห็นแบลลูน จึงทำการตรวจต่อไปไม่ได้

ไพลอตแบลลูน สามารถใช้ตรวจลมพร้อมกับเครื่องมือที่เรียกว่า เรดิโอสอนด์ (Radiosonde) เป็นการตรวจลมในระดับความสูงจากพื้นดินไปจนถึงระดับ 30 กิโลเมตร เครื่องเรดิโอสอนด์ประกอบด้วยเครื่องส่งใช้ตรวจความกด ความชื้นและอุณหภูมิ กับเครื่องส่งวิทยุ บรรจุอยู่ใน กล้องขนาดเล็ก และมีสถานีเครื่องรับวิทยุขนาดย่อมบนพื้นดิน นำกล้องนี้มาผูกติดกับแบลลูนซึ่งมีรั่ม ชูชีพผูกติดไปด้วย ดังภาพประกอบที่ 2.17

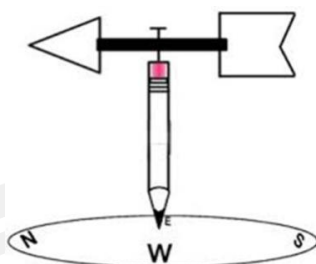


ภาพประกอบที่ 2.17 เรดิโอซอนด์

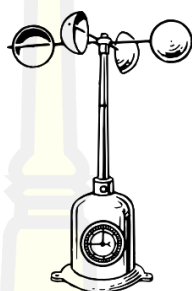
เครื่องวัดลม

1) เครื่องวัดทิศทางลม เรียกว่า วินด์เวน (Wind Vane) ส่วนใหญ่จะมีลักษณะเป็นลูกศรยาว ซึ่งมีความยาวเป็นแผ่น ทางตั้งเห็นตัวบังคับให้ปลายศรลมชี้ในทิศทางที่ลมพัดเข้ามา โดยมีแกนของศรลมหมุนไปโดยรอบ และต่อเข้ากับวงจรไฟฟ้า อ่านทิศทางลมตามที่ปลายศรลมชี้ไปที่หน้าปัดของเครื่อง ดังภาพประกอบที่ 2.18

2) เครื่องวัดความเร็วลม เรียกว่าอะนิโมมิเตอร์ (Anemometer) ซึ่งอะนิโมมิเตอร์แบบเก่าแก่ที่สุดคือแบบแผ่นกระดก (Pressure Plate Anemometer) ประดิษฐ์โดย โรเบิร์ต ฮุก (Robert Hook) เมื่อปี พ.ศ. 2210 ประกอบด้วยแผ่นโลหะรูปสี่เหลี่ยมผืนผ้าแขวนติดอยู่กับแกน และแกนนี้ติดอยู่กับเสาในแนวตั้ง แผ่นโลหะนี้หมุนรอบแกนได้อย่างอิสระ และตั้งฉากกับทิศทางลมเสมอ เมื่อมีลมพัดปะทะกับแผ่นโลหะ ปลายด้านหนึ่งของแผ่นโลหะจะกระดกขึ้น มุมที่แผ่นโลหะทำกับแนวตั้งนั้น จะขึ้นอยู่กับความแรงของลม ถ้าลมนั้นแรงมากมุมที่จะทำให้ใหญ่ขึ้น ความเร็วลมอ่านได้จากสเกลที่ทำไว้บนโลหะโค้งที่ติดอยู่กับแกนของแผ่นโลหะ ปัจจุบันแบบที่นิยมใช้กันมากที่สุด คือ แบบลูกถ้วย (Cup Anemometer) ประกอบด้วยลูกถ้วยรูปครึ่งทรงกลม 3 หรือ 4 ใบ ติดอยู่กับเพลานในแนวตั้ง ความมกที่แตกต่างกันจากด้านหนึ่งของลูกถ้วยใบหนึ่ง ไปยังลูกถ้วยอีกใบหนึ่ง เป็นเหตุให้ลูกถ้วยหมุนรอบๆ เพลา ดังภาพประกอบที่ 2.20 อัตราที่ลูกถ้วยหมุนจะเป็นสัดส่วนตรงต่อความเร็วลม การหมุนของลูกถ้วยปกติจะถูกเปลี่ยนกลับเป็นความเร็วลมผ่านระบบเกียร์ และสามารถอ่านความเร็วลมได้จากหน้าปัด หรือส่งไปยังเครื่องบันทึกเวลา

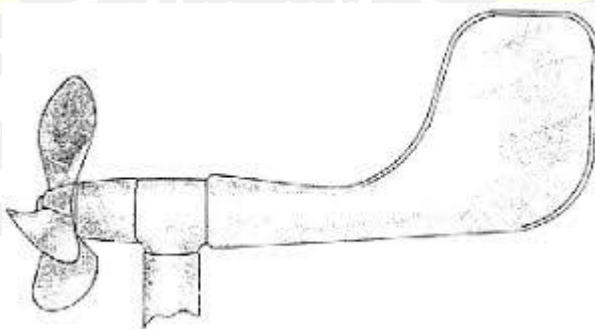


ภาพประกอบที่ 2.18 วินต์แวน



ภาพประกอบที่ 2.19 อะนิโมมิเตอร์แบบรูปถ้วย

ส่วนเครื่องวัดที่วัดได้ทั้งความเร็วลม และทิศทางลม เรียกว่า แอร์โรเวน (Aerovane) โดยรวมอะนิโมมิเตอร์และวินต์แวนเข้าด้วยกัน เครื่องมือนี้ใช้ใบมีดที่เป็นใบจักร 3 ใบ วัดความเร็วลม ใบจักรหมุนเป็นอัตราส่วนต่อความเร็วลม จากรูปร่างของเครื่องที่เพียว และมีปีกอยู่ในแนวตั้งช่วยให้ใบมีดหันเข้าหาลม ดังภาพประกอบที่ 2.20 วินต์แวนจะทำหน้าที่ 2 อย่าง คือ บอกทิศทางลม และช่วยให้แกนของใบจักรชี้เข้าหาทิศทางลม ทั้งอะนิโมมิเตอร์และวินต์แวน เชื่อมต่อเข้ากับเครื่องมือที่ทำการบันทึก



ภาพประกอบที่ 2.20 แอร์โรเวน

เครื่องวัดลมที่กล่าวมานี้เป็นการวัดลมที่พื้นดิน และบอกทิศทาง หรือความเร็วลมในตำแหน่งคงที่โดยเฉพาะสิ่งกีดขวางอื่นๆ ก็มีอิทธิพลต่อลม เช่น อาคาร ต้นไม้ และอื่นๆ ความเร็วลมจะเพิ่มมากขึ้นอย่างรวดเร็วเมื่อความสูงเพิ่มขึ้น ดังนั้น เครื่องมือที่ใช้วัดลมควรตั้งอยู่ที่โล่งที่อากาศถ่ายเทได้สะดวก และควรอยู่สูงกว่าหลังอาคาร แต่ในทางปฏิบัติอะนิโมมิเตอร์จะถูกวางไว้ในระดับความสูงต่างๆ ไม่แน่นอน ทำให้การวัดลมมีความผิดพลาดอยู่เสมอ

2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

เสาวลักษณ์ อร่ามพงศานุวัต (2553) [10] การพัฒนาแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ปริมาณ PM_{10} ในเขตกรุงเทพมหานคร โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น สอนแบบ Back-propagation ซึ่งผลการดำเนินงานวิจัยพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมได้ชุดการพยากรณ์ที่ให้ผลการพยากรณ์คลาดเคลื่อนน้อยที่สุด โดยมีค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) เท่ากับ 0.0063 ซึ่งแสดงว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่กลับ สามารถใช้ในการพยากรณ์ปริมาณ PM_{10} ได้เป็นอย่างดี

Shiqiong Zhou (2556) [24] การพยากรณ์สัญญาณลมโดยใช้ต้นแบบ Autoregressive-moving-average หรือ ARMA ข้อมูลสัญญาณลมที่วัดได้ถูกสร้างขึ้นโดยใช้แบบจำลอง ARMA และสัญญาณลมของโซล่าฟาร์มจะถูกคาดการณ์ หลังจากได้รับรูปแบบที่เหมาะสมและได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โมเดล ARMA ที่ใช้ Identification Toolbox บนโปรแกรม MATLAB ถูกใช้ในการคาดการณ์สัญญาณของลม ซึ่งเป็นวิธีการใหม่ และได้ผลดีมากผลที่ได้แสดงให้เห็นว่ารูปแบบ ARMA จากการใช้ Identification Toolbox บนโปรแกรม MATLAB เป็นข้อมูลที่ถูกต้องในการคาดการณ์สัญญาณลม และสามารถสะท้อนถึงลักษณะของสัญญาณลมที่จะเกิดขึ้นในอนาคตได้

Holger R. Maier (2543) [25] การใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการทำนายและการคาดการณ์แหล่งน้ำ กรณีศึกษา : การทบทวนการสร้างแบบจำลอง และการประยุกต์ใช้ พบว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) มีศักยภาพในการเป็นเครื่องมือที่มีประโยชน์ในการทำนายและคาดการณ์ตัวแปรของแหล่งน้ำ อย่างไรก็ตาม เพื่อให้ได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพ จึงมีการเปลี่ยนแปลงกระบวนการตั้งแต่การใช้โมเดล ANN พื้นฐานจนถึงการศึกษารณีศึกษาที่เพิ่มมากขึ้นในการพัฒนาแนวทางสำหรับนักออกแบบโมเดล ANN . ซึ่งสรุปได้ว่าในปัจจุบันมีแนวโน้มที่นักวิจัยสามารถใช้ ANNs กับการแก้ไขปัญหาที่วิธีการอื่น ๆ ไม่ประสบความสำเร็จได้

Wen Long (2559) [21] ได้เสนอแนวคิดใหม่เกี่ยวกับการเพิ่มประสิทธิภาพการแก้ไขปัญหาด้วย เกลวูฟ ออพติไมซ์ (Grey wolf optimize : GWO) เป็นขั้นตอนวิธี meta-heuristic ใหม่ที่ได้แรงบันดาลใจจากลำดับความเป็นผู้นำและพฤติกรรมกรล่าเหยื่อของหมาป่าสีเทาในธรรมชาติ การ

จัดลำดับชั้นของเป็นผู้นำฝูงและกลไกการล่าเหยื่อในธรรมชาติอัลกอริทึมแบ่งหมาป่าสี่เทอออกเป็นสี่ชนิด ได้แก่ แอลฟา (α), เบต้า (β), เดลต้า (δ), และโอเมก้า (ω) ถูกใช้เพื่อจำลองลำดับชั้นความเป็นผู้นำ และขั้นตอนหลักของการล่าเหยื่อ การค้นหาเหยื่อ ล้อมรอบเหยื่อและโจมตีเหยื่อให้เกิดประสิทธิภาพและรวดเร็ว ในอัลกอริทึม GWO พารามิเตอร์ของ a จะลดลงจาก 2 เป็น 0 เพื่อหาค่าการลดเวลาในการลู่เข้าหาคำตอบ หรือการการสำรวจตามพารามิเตอร์ที่เปลี่ยนแปลงตามเวลาตามนิยามของการลดเชิงเส้น จะใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของอัลกอริทึม GWO ผลการจำลองที่ทดสอบด้วยฟังก์ชัน unconstrained มาตรฐาน 10 ฟังก์ชัน แสดงให้เห็นว่าวิธีการ GWO ได้โซลูชันที่ดีและประสิทธิภาพในการลู่เข้าสู่คำตอบ และเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีมาตรฐาน GWO กับวิธีการอื่นๆ จะเห็นว่ามีประสิทธิภาพดีกว่า

Mohamed F. Hassanin (2559) [22] การใช้ GWO ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ โดยใช้ GMO เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของ ANNs พบว่าการทดสอบการสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ เปรียบเทียบประสิทธิภาพของระบบได้ดังนี้ 1) วิธี GWOBP จำนวนรอบการเรียนรู้ 700 รอบ ใช้เวลา 80 วินาที และความถูกต้อง 75 % ค่ามาตรฐาน (std) อยู่ที่ 0.278 และค่าเฉลี่ยการเรียนรู้อยู่ที่ 0.381 2) วิธี BP จำนวนรอบการเรียนรู้ 1,000 รอบ ใช้เวลา 62 วินาที และความถูกต้อง 25 % ค่ามาตรฐาน (std) อยู่ที่ 0.587 และค่าเฉลี่ยการเรียนรู้อยู่ที่ 0.458 3) วิธี GWOFFNN จำนวนรอบการเรียนรู้ 100 รอบ ใช้เวลา 59 วินาที และความถูกต้อง 72 % ค่ามาตรฐาน (std) อยู่ที่ 0.432 และค่าเฉลี่ยการเรียนรู้อยู่ที่ 0.348 จะเห็นว่าวิธี GWOBP ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดคือมีความถูกต้องที่ 75 %

Seyedali Mirjalili (2558) [23] ผลของการใช้เกลวัวร์พอพอติไมซ์ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบโปรเซพตรอน ขั้นตอนวิธี GWO-MLP เมื่อเทียบกับการเพิ่มประสิทธิภาพแบบสุ่มอีก 5 แบบการสอนโครงข่ายประสาทเทียม PSO, GA, ACO, ES และ PBIL ผลการค้นหาแสดงให้เห็นว่าวิธีการนี้สามารถที่จะมีประสิทธิภาพมากกว่า และช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการหาค่าประมาณของน้ำหนัก และค่าอคติสำหรับ MLPs ที่เหมาะสมที่สุด นอกจากนี้ยังมีความถูกต้องสูงเป็นอันดับแรก และรองลงมาคือ AVG ในกลุ่มแรกคือ GeneticBP สถิติในกลุ่มที่สอง GWOFFNN อยู่ลำดับสุดท้าย อัลกอริทึม BP เป็นอัลกอริทึมที่เร็วที่สุดตามด้วย GWOBP ส่วน GWOFFNN เป็น อัลกอริทึมที่ช้าที่สุด 60% ของการทดลองกลุ่มที่สอง

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนการดำเนินการวิจัยเกี่ยวกับพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์สัญญาณลมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ขั้นตอนเริ่มจากขั้นตอนการรวบรวมข้อมูล และการจัดรูปแบบเขตข้อมูล (Data transformation) ให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำไปประมวลผล หรือสำหรับการเรียนรู้ของเครื่องได้ จากนั้นก็จะเข้าสู่ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ข้อมูล และทดสอบแม่แบบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม Matlab [26] ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.1 การรวบรวมข้อมูลและออกแบบการจัดรูปแบบเขตข้อมูล

1) การรวบรวมและวิเคราะห์ชุดข้อมูล โดยข้อมูลที่นำมาใช้สำหรับการพยากรณ์ เป็นข้อมูลรายงานสภาพอากาศที่รวบรวมมาจากสถานีอุตุนิยมวิทยาสกลนคร กรมอุตุนิยมวิทยา ซึ่งเป็นสถานีตรวจวัดสภาพอากาศ ซึ่งใช้ข้อมูลการตรวจวัดสภาพอากาศรายวัน ตั้งแต่ปี 2558 – 2562 โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะแบบไม่เชิงเส้น และทำการแบ่งชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ (Training Set) คิดเป็น 70% ของข้อมูลทั้งหมด เพื่อให้แบบจำลองได้เรียนรู้จากชุดข้อมูลจริง และข้อมูลชุดทดสอบ (Test Set) คิดเป็น 30% ของข้อมูลทั้งหมด

2) การแปลงค่าเขตข้อมูล (Data transformation) เป็นกระบวนการปรับขอบเขตของข้อมูล ให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมสำหรับการนำไปใช้งานในการสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมให้เกิดการเรียนรู้ ส่วนเครื่องมือ (Tools) ที่ใช้หลักการของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จำเป็นต้องแปลงค่าเขตข้อมูล ด้วยวิธีการนอร์มัลไลเซชัน (Normalization) และจัดการข้อมูลว่าง (Missing data) [27] ซึ่งเป็นการลดค่าของข้อมูลให้อยู่ในขอบเขตที่เหมาะสมกับการทำงานของโปรแกรม และฟังก์ชันที่ใช้งานของโครงข่ายประสาทเทียม

3.2 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์

สำหรับงานวิจัยนี้มีลำดับขั้นตอนการทำงานดังนี้

1) กำหนดให้ $X(t) = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ คือ เซตของตัวแปร ข้อมูลเข้าที่เวลา t และ n คือจำนวนตัวแปรด้านป้อนเข้า $Y(t+1) = \{y\}$ คือเซตของข้อมูลตัวแปรผลลัพธ์ที่เวลา $t+1$ ทำการแบ่งข้อมูล เป็น 2 ชุด คือ ชุดสอน (Training set) และชุดทดสอบ (Test set) และกำหนดชั้นข้อมูลนำเข้า (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden layer) ชั้นผลลัพธ์ (Output layer)

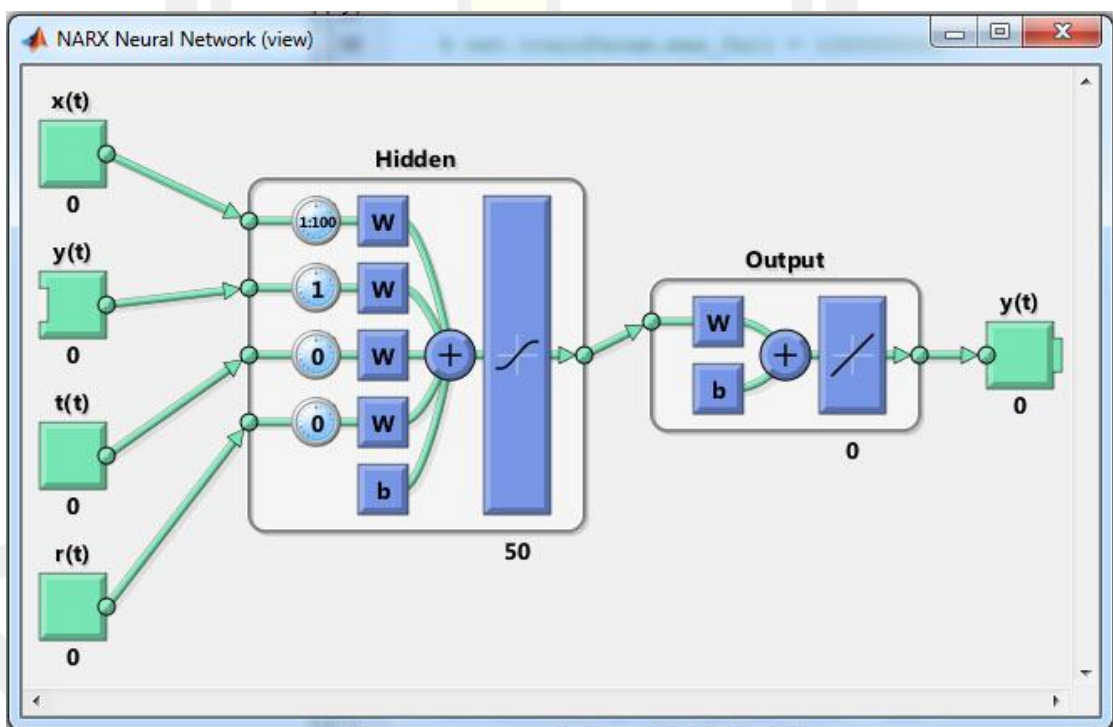
2) ทำการเตรียมข้อมูล (preprocessing) โดยทำการแปลงข้อมูล (Normalization) ให้อยู่ในช่วง $[-1, 1]$

3) ทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network training) โดย
ใช้ตัวแปรข้อมูลเข้า $x(t)$ และตัวแปรผลลัพธ์ $Y(t+1)$ โดยใช้ข้อมูลชุดสอน

4) วัดประสิทธิภาพแบบจำลองด้วยค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลัง
สอง (Mean square error: MSE) [28]

3.3 การทดลองหาโครงสร้างของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม

1) งานวิจัยนี้ใช้เครื่องมือในการทดสอบความถูกต้องในการพยากรณ์ด้วยโปรแกรม MATLAB โดยเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Multilayer feed forward neural network) และนำการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับมาใช้ เนื่องจากเป็นโครงข่ายที่สามารถเรียนรู้ได้ โดยการปรับค่านำหนักเพื่อลดค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าข้อมูลส่งออก (Output) และค่าเป้าหมาย (Target) ซึ่งส่งผลให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่ออกมานั้นมีค่าสูงกว่าค่าที่กำหนดไว้ และต้องมีการปรับสอนโครงข่ายอีกครั้ง ตัวอย่างใช้งานโปรแกรม MATLAB ดังภาพประกอบที่ 3.1



ภาพประกอบที่ 3.1 การกำหนดโครงสร้างการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม
MATLAB

2) ใช้ฟังก์ชันการฝึก (Training function) แบบ trainlm (Levenberg Marquardt Algorithm) เนื่องจากมีความเร็วสูงในการประมวลผล และ GWO-based MLP trainer ซึ่งมีความรวดเร็วในการประมวลผล และเหมาะสำหรับการแก้ไขปัญหาที่มีความสลับซับซ้อน

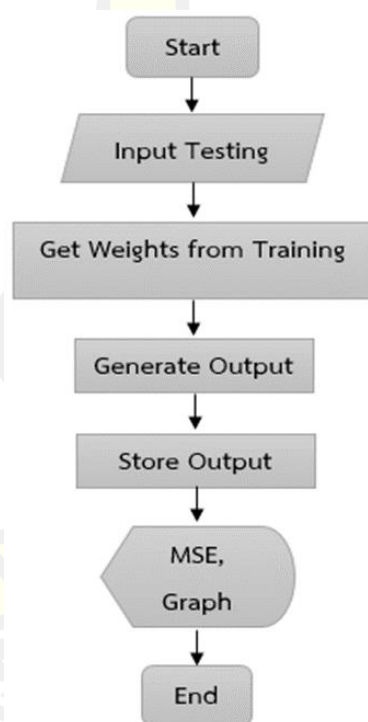
3) ใช้ฟังก์ชันการเรียนรู้ (Learning function) แบบ LearnGDM (Gradient descent with momentum weight/bias learning function.)

4) จำนวนชั้น (Layer) ในการหาผลลัพธ์ (Output) โดยนับจากชั้นซ่อนไปจนถึงชั้นผลลัพธ์ แบบไม่คงตัวจนกว่าจะได้ค่าผลลัพธ์ที่มีความถูกต้องที่สุด

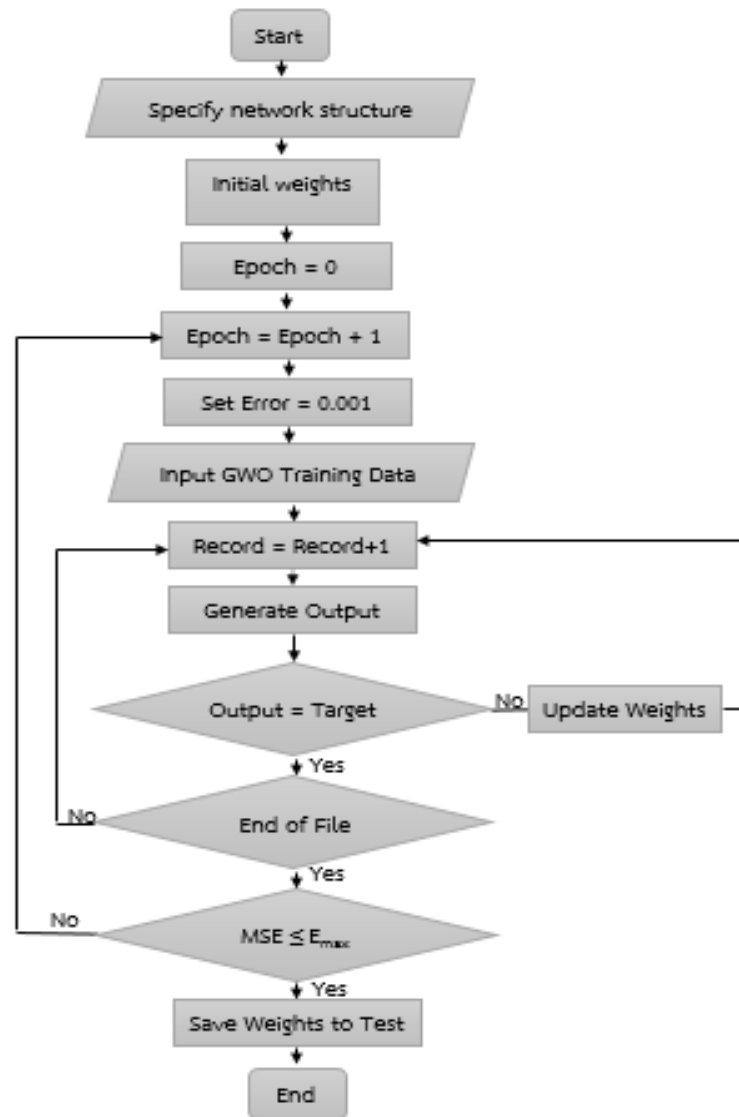
5) ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) แบบ logsig, tansig และ purelin ในชั้นซ่อน (Hidden Layer) และในชั้นผลลัพธ์ (Output Layer)

6) ใช้ Mean square error (MSE) ในการวัดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์

ภาพประกอบที่ 3.2 แสดงขั้นตอนการทดสอบโครงข่าย ซึ่งเริ่มจากการนำเข้าสู่ชุดข้อมูล ทดสอบ และทำการคำนวณค่าผลลัพธ์ จากค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่ได้จากการสอน (Training) ซึ่งมีขั้นตอนการฝึกหัดโครงข่าย ดังภาพประกอบที่ 3.3



ภาพประกอบที่ 3.2 ขั้นตอนการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม



ภาพประกอบ
การฝึกหัด
โครงข่าย
ประสาทเทียม
(Training

ที่ 3.3

ANNs)



บทที่ 4

ผลการวิจัยและอภิปราย

ในบทนี้จะเป็นผลการดำเนินการวิจัยของการหาแบบจำลองการพยากรณ์สัญญาณลมโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสม ซึ่งมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

4.1 ผลการรวบรวมข้อมูล

ชุดข้อมูลที่น่ามาใช้ในการพยากรณ์เป็นข้อมูลจากสถานีตรวจวัดสภาพภูมิอากาศจังหวัดสกลนคร เป็นข้อมูลการรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันตั้งแต่ปี 2558 - 2562 ได้แก่ ข้อมูลความกดอากาศค่าระหว่าง 0-1,100 มิลลิเมตรปรอท (mmhg) ข้อมูลอุณหภูมิค่าระหว่าง 0-42 องศาเซลเซียส (°C) และข้อมูลความเร็วลมมีค่าระหว่าง 0-50 เมตรต่อชั่วโมง (mph) ซึ่งเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะแบบไม่เชิงเส้นจำนวน 1,825 ชุดข้อมูล และทำการแบ่งชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ (Training Set) คิดเป็น 70% หรือ 1,277 ชุดข้อมูล เพื่อให้แบบจำลองได้เรียนรู้จากชุดข้อมูลจริง และข้อมูลชุดทดสอบ (Test Set) คิดเป็น 30% หรือ 548 ชุดข้อมูล แสดงข้อมูลดังตารางที่ 4.1 ตารางที่ 4.1 ข้อมูลสภาพภูมิอากาศรายวัน ประจำเดือนกรกฎาคม 2560

Date	Temperature (°C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
Jul-17									
1	32	28.3	23	9	4.9	0	986.6	985.3	983.7
2	34	31.1	27	15	10.2	0	986.6	984.3	981.7
3	33	30.6	26	15	8.5	0	985.6	982.3	979.8
4	32	29.6	27	15	12.2	6	984.7	982.4	980.7
5	30	28	25	6	4.1	0	986.6	984.9	982.7
6	32	28.8	25	13	6.3	0	989.6	987.3	985.6
7	33	29.9	26	13	5.8	0	990.5	988.3	986.6
8	33	29.2	26	11	5.2	0	990.5	988.1	986.6
9	32	29	24	15	7.2	0	989.6	988.1	985.6
10	33	29.7	25	11	5	0	988.6	986.8	985.6
11	34	31	25	11	4.8	0	988.6	986.8	984.7
12	35	31.5	26	13	6.8	0	989.6	987.3	984.7

ตารางที่ 4.1 (ต่อ) ข้อมูลสภาพภูมิอากาศรายวัน ประจำเดือนกรกฎาคม 2560

Date	Temperature (°C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
13	35	32.4	28	7	4	0	988.6	986.8	984.7
14	34	30.3	27	15	5.8	0	989.6	987.5	985.6
15	34	30.7	24	31	12.3	6	988.6	986.4	983.7
16	31	28.2	25	11	5.7	0	988.6	986.7	984.7
17	32	26.2	0	7	3.1	0	988.6	986.4	983.7
18	32	29	25	22	9.8	0	989.6	987.4	984.7
19	31	27.3	25	17	6.7	0	989.6	987.3	984.7
20	32	27.2	25	26	7.8	0	988.6	986.5	983.7
21	31	27.1	25	17	5.6	0	987.6	985.6	983.7
22	34	28.8	25	13	4.7	0	986.6	984.2	981.7
23	34	29.5	26	15	6.3	0	984.7	983.2	979.8
24	32	27.8	25	20	9.5	0	985.6	983.8	981.7
25	32	27.6	26	19	8.4	0	986.6	985.1	982.7
26	30	26.5	25	11	4.2	0	986.6	984.7	981.7
27	32	26.5	25	15	6.1	0	986.6	984.2	980.7
28	28	26.2	25	11	7	0	986.6	985.3	982.7
29	29	26.1	24	15	7.5	0	988.6	986.1	984.7
30	29	26.2	25	15	6.5	0	990.5	987.7	985.6
31	31	27.1	25	9	3.1	0	990.5	988.6	985.6

4.2 ผลการจัดรูปแบบเขตข้อมูล

ผลการจัดรูปแบบเขตข้อมูล (Data transformation) โดยเลือกข้อมูลจากค่าเฉลี่ยให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำไปประมวลผล หรือสำหรับการเรียนรู้ของเครื่องได้ด้วยอัลกอริทึมมินแมกนอมอลไลซ์เซชัน (Min-Max Normalization) จะได้ค่าของข้อมูลในช่วง [-1, 1]

$$\text{สูตรทั่วไปคือ } x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} - 1$$

โดยที่ x' คือ ค่า x -normalize

x คือ ค่า x จริง

$\min(x)$ คือ ค่าน้อยสุดของชุดข้อมูล x

$\max(x)$ คือ ค่ามากที่สุดของชุดข้อมูล x

แปลงข้อมูลด้วยโปรแกรมแมตแล็บ (Matlab) ใช้คำสั่ง ดังนี้

```
norm = (x-min(x))/(max(x)-min(x))*2-1;
```

โดยที่ norm คือ ค่า x -normalize

x คือ ค่า x จริง

$\min(x)$ คือ ค่าน้อยสุดของชุดข้อมูล x

$\max(x)$ คือ ค่ามากที่สุดของชุดข้อมูล x

ตารางที่ 4.2 ผลการแปลงเขตข้อมูลด้วยวิธีนอมอลไลซ์เซชัน

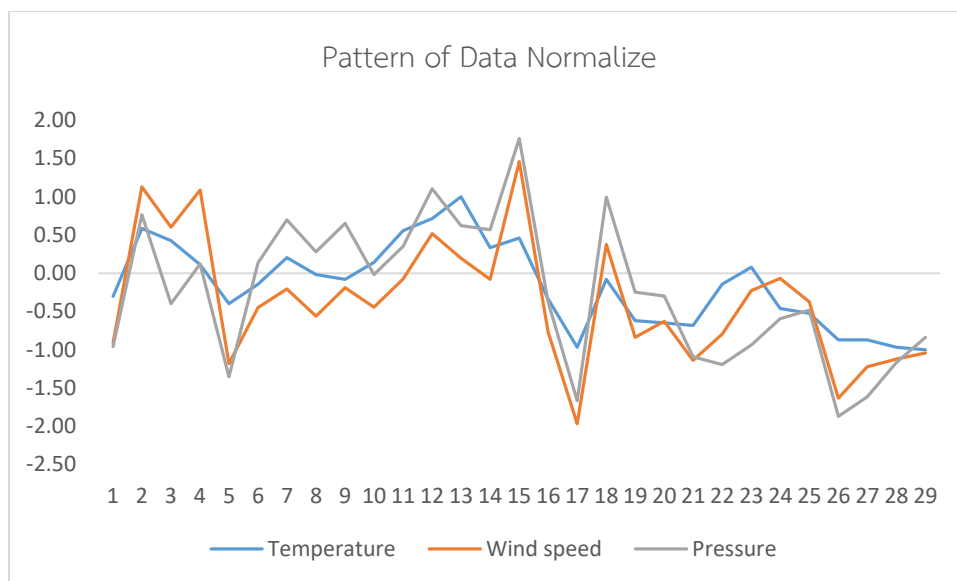
Date	Temperature (°C)	Wind Speed (mph)	Pressure (Hg)	Temperature Normalize	Wind Speed Normalize	Pressure Normalize
1	28.3	4.9	985.3	-0.30159	-0.6087	-0.04762
2	31.1	10.2	984.3	0.587302	0.543478	-0.36508
3	30.6	8.5	982.3	0.428571	0.173913	-1
4	29.6	12.2	982.4	0.111111	0.978261	-0.96825
5	28	4.1	984.9	-0.39683	-0.78261	-0.1746
6	28.8	6.3	987.3	-0.14286	-0.30435	0.587302
7	29.9	5.8	988.3	0.206349	-0.41304	0.904762
8	29.2	5.2	988.1	-0.01587	-0.54348	0.84127
9	29	7.2	988.1	-0.07937	-0.1087	0.84127
10	29.7	5	986.8	0.142857	-0.58696	0.428571
11	31	4.8	986.8	0.555556	-0.63043	0.428571
12	31.5	6.8	987.3	0.714286	-0.19565	0.587302
13	32.4	4	986.8	1	-0.80435	0.428571
14	30.3	5.8	987.5	0.333333	-0.41304	0.650794
15	30.7	12.3	986.4	0.460317	1	0.301587
16	28.2	5.7	986.7	-0.33333	-0.43478	0.396825
17	26.2	3.1	986.4	-0.96825	-1	0.301587

ตารางที่ 4.2 (ต่อ) ผลการแปลงเขตข้อมูลด้วยวิธีนอมอลไลซ์เซชัน

Date	Temperature (°C)	Wind Speed (mph)	Pressure (Hg)	Temperature Normalize	Wind Speed Normalize	Pressure Normalize
Jul-17						
18	29	9.8	987.4	-0.07937	0.456522	0.619048
19	27.3	6.7	987.3	-0.61905	-0.21739	0.587302
20	27.2	7.8	986.5	-0.65079	0.021739	0.333333
21	27.1	5.6	985.6	-0.68254	-0.45652	0.047619
22	28.8	4.7	984.2	-0.14286	-0.65217	-0.39683
23	29.5	6.3	983.2	0.079365	-0.30435	-0.71429
24	27.8	9.5	983.8	-0.46032	0.391304	-0.52381
25	27.6	8.4	985.1	-0.52381	0.152174	-0.11111
26	26.5	4.2	984.7	-0.87302	-0.76087	-0.2381
27	26.5	6.1	984.2	-0.87302	-0.34783	-0.39683
28	26.2	7	985.3	-0.96825	-0.15217	-0.04762
29	26.1	7.5	986.1	-1	-0.04348	0.206349
30	26.2	6.5	987.7	-0.96825	-0.26087	0.714286
31	27.1	3.1	988.6	-0.68254	-1	1

หลังจากปรับเขตข้อมูลให้อยู่ช่วงข้อมูล [-1, 1] แล้วจะเห็นว่าข้อมูลมีรูปแบบ (Pattern) ที่เหมาะสมสำหรับนำเข้าสู่ขั้นตอนกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องผ่านต้นแบบการพยากรณ์ที่จะพัฒนาขึ้นในขั้นตอนต่อไป ดังภาพประกอบที่ 4.1





ภาพประกอบที่ 4.1 รูปแบบข้อมูลที่ผ่าน Normalize

4.3 ผลการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์

หลังจากทำการรวบรวมข้อมูลการรายงานสภาพภูมิอากาศ และทำการแปลงระเบียนข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมทั้งหมด 1,825 ระเบียน แล้วขั้นตอนต่อไปคือการแบ่งชุดข้อมูลนำเข้าสำหรับการเรียนรู้ 70 เปอร์เซ็นต์ ได้ 1,277 ชุดข้อมูล และข้อมูลสำหรับทดสอบ 548 ชุดข้อมูล โดยเลือกใช้โปรแกรมแมตแล็บ (MATLAB: Matrix Laboratory) ในการสร้างและทดสอบต้นแบบการพยากรณ์ ดังนี้

กำหนดชุดข้อมูลนำเข้า 3 ชุดได้แก่ อุณหภูมิ, ความกดอากาศ, ความเร็วลม ด้วยสมการ $X(t) = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ คือ เซตของตัวแปร ข้อมูลเข้าที่เวลา t และ n คือจำนวนตัวแปรด้านป้อนเข้า $Y(t+1) = \{y_t\}$ คือเซตของข้อมูลตัวแปรผลลัพธ์ที่เวลา $t+1$ ทำการแบ่งข้อมูล เป็น 2 ชุด คือ ชุดสอน (Training set) และชุดทดสอบ (Test set) และกำหนดชั้นข้อมูลนำเข้า (Input layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ชั้นผลลัพธ์ (Output layer) และทดสอบหาประสิทธิภาพของต้นแบบ โดยทดสอบหาต้นแบบการพยากรณ์กำหนดรูปแบบการเรียนรู้ ดังนี้

พหุ ประสิทธิภาพ

ตารางที่ 4.3 ผลแบบจำลองการพยากรณ์

Learning Algorithm=trainlm, Train Algorithm=GWO, Epoch=250, Goals=0.001			
Network Model		Transfer Function	Performance (MSE)
1	3-6-1	tansig-purelin	0.020179
2	3-6-1	logsig-purelin	0.022877
3	3-9-1	tansig-purelin	0.024679
4	3-9-1	logsig-purelin	0.019521
5	3-9-1	tansig- tansig	0.017948
6	3-24-1	logsig-purelin	0.018145
7	3-9-3-1	tansig-logsig-purelin	0.0063117
8*	3-9-3-1	tansig-tansig- purelin	0.0053768
9	3-9-3-1	logsig-tansig-purelin	0.0090696

จากตารางที่ 4.3 ผลการทดลองหาแบบจำลองการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดพบว่าจากโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง MSE น้อยที่สุด คือ โครงข่ายแบบจำลองที่ 8 รูปแบบโครงข่าย 3-9-3-1 ซึ่งกำหนดให้มีชั้นข้อมูลเข้า 3 โหนด ในชั้นซ่อนที่ 1 มี 9 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกส์ (Tan-Sigmoid : tansig) ในชั้นซ่อนที่ 2 มี 3 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกส์ และจำนวนชั้นผลลัพธ์ 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเพียวลิน (Pure-Linear : purelin) ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง เท่ากับ 0.0054 ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีความผิดพลาดน้อยที่สุด เมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่น ๆ และโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสองมากที่สุด คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบจำลองที่ 3 รูปแบบโครงข่าย 3-9-1 มีชั้นข้อมูลเข้า 3 โหนด ในชั้นซ่อนที่ 1 มี 9 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกส์ และจำนวนชั้นผลลัพธ์ 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบล็อกซิกส์ (Log-Sigmoid : logsig) ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง เท่ากับ 0.0246 และได้ค่าอื่นๆ ดังนี้

แบบจำลองที่ 1 รูปแบบโครงข่าย 3-6-1 มีชั้นข้อมูลเข้า 3 โหนด ในชั้นซ่อนที่ 1 มี 6 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกส์ และจำนวนชั้นผลลัพธ์ 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเพียวลิน ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง เท่ากับ 0.0201

แบบจำลองที่ 2 รูปแบบโครงข่าย 3-6-1 มีชั้นข้อมูลเข้า 3 โหนด ในชั้นซ่อนที่ 1 มี 6 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบล็อกซิกส์ และจำนวนชั้นผลลัพธ์ 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเพียวลิน ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง เท่ากับ 0.0228

แบบจำลองที่ 4 รูปแบบโครงข่าย 3-6-1 มีชั้นข้อมูลเข้า 3 โหนด ในชั้นซ่อนที่ 1 มี 9 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบลือกซิกส์ และจำนวนชั้นผลลัพธ์ 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเพียวลิน ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง เท่ากับ 0.0195

แบบจำลองที่ 5 รูปแบบโครงข่าย 3-9-1 มีชั้นข้อมูลเข้า 3 โหนด ในชั้นซ่อนที่ 1 มี 9 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกส์ และจำนวนชั้นผลลัพธ์ 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกส์ ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง เท่ากับ 0.0179

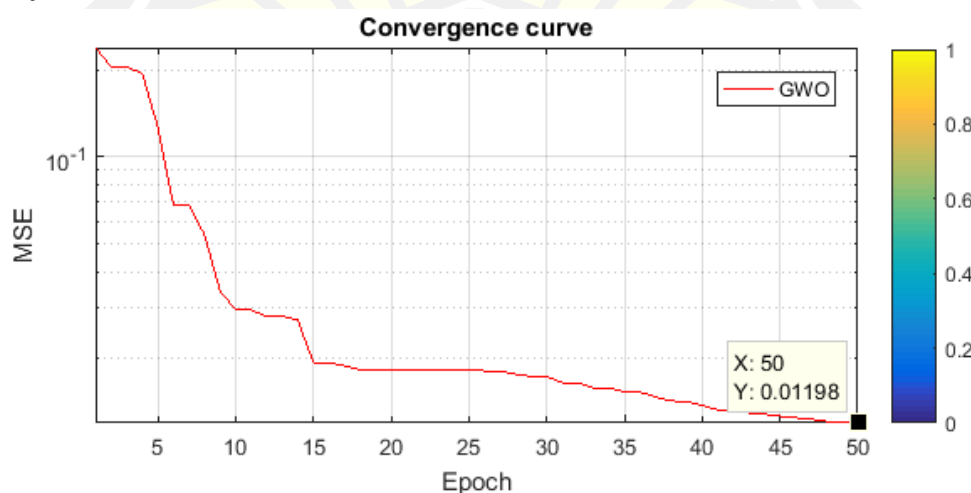
แบบจำลองที่ 6 รูปแบบโครงข่าย 3-24-1 มีชั้นข้อมูลเข้า 3 โหนด ในชั้นซ่อนที่ 1 มี 24 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบลือกซิกส์ และจำนวนชั้นผลลัพธ์ 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเพียวลิน ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง เท่ากับ 0.0195

แบบจำลองที่ 7 รูปแบบโครงข่าย 3-9-3-1 ซึ่งกำหนดให้มีชั้นข้อมูลเข้า 3 โหนด ในชั้นซ่อนที่ 1 มี 9 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกส์ ในชั้นซ่อนที่ 2 มี 3 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบลือกซิกส์ และจำนวนชั้นผลลัพธ์ 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเพียวลิน ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง (MSE : Mean Square Error) เท่ากับ 0.0063

และแบบจำลองที่ 9 รูปแบบโครงข่าย 3-9-3-1 ซึ่งกำหนดให้มีชั้นข้อมูลเข้า 3 โหนด ในชั้นซ่อนที่ 1 มี 9 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบลือกซิกส์ ในชั้นซ่อนที่ 2 มี 3 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกส์ และจำนวนชั้นผลลัพธ์ 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเพียวลิน ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง เท่ากับ 0.0090

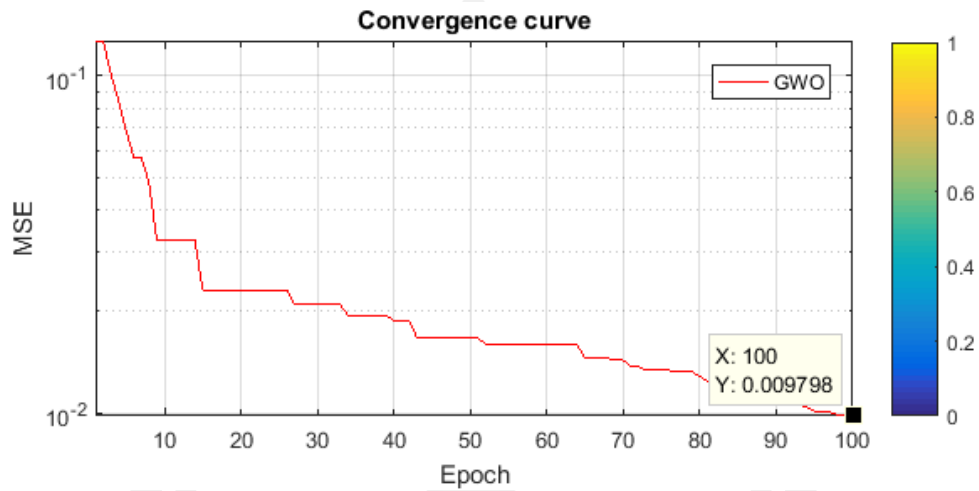
4.4 ผลการทดสอบหาประสิทธิภาพแบบจำลอง

ผลการทดสอบหาประสิทธิภาพแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอเซพตรอน (MLP) เพิ่มประสิทธิภาพด้วยเกลวูฟออดิไมเซอร์ (GWO training) โดยการกำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 50 รอบ ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง เท่ากับ 0.0119 ดังภาพประกอบที่ 4.2

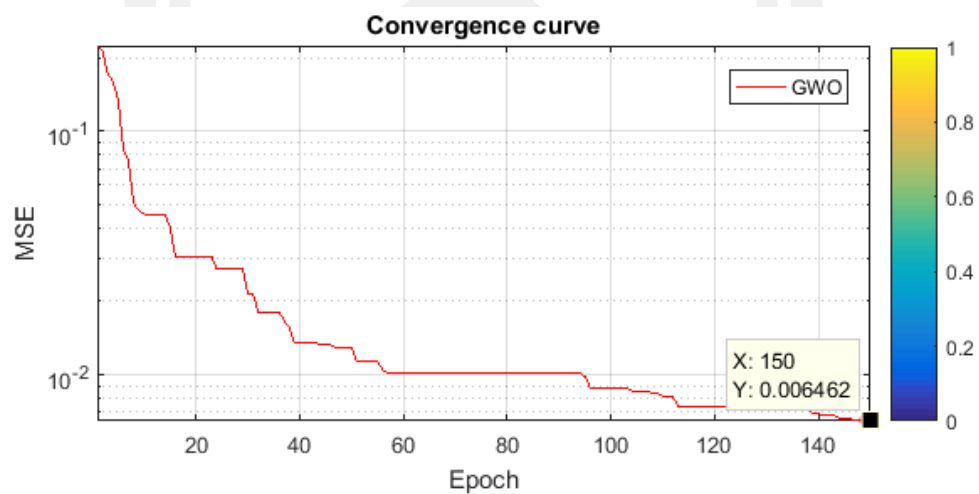


ภาพประกอบที่ 4.2 กำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 50 รอบ

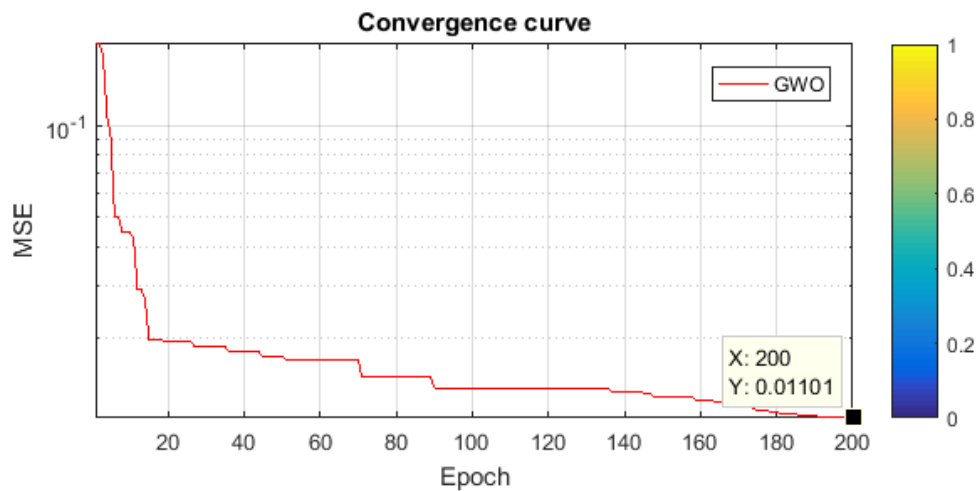
กำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 100 รอบ ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง เท่ากับ 0.0097
 ดังภาพประกอบที่ 4.3



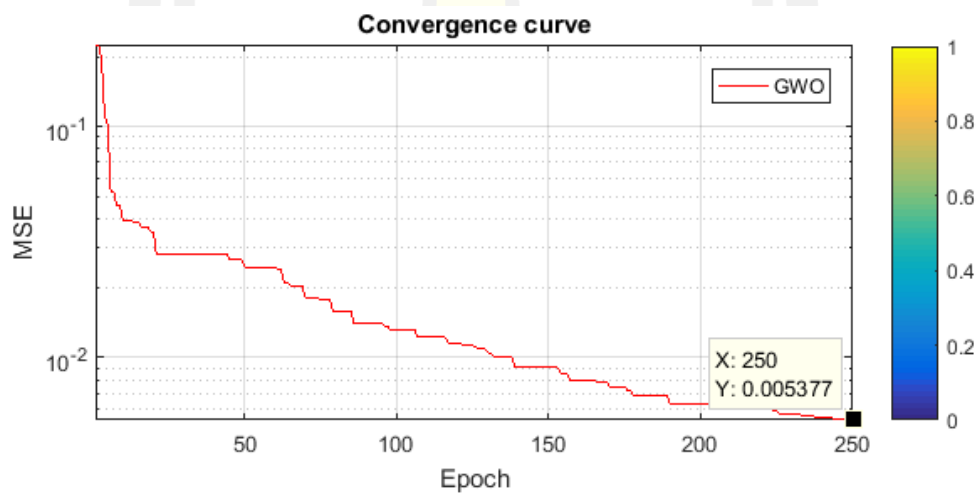
ภาพประกอบที่ 4.3 กำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 100 รอบ
 กำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 150 รอบ ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง เท่ากับ 0.0084
 ดังภาพประกอบที่ 4.4



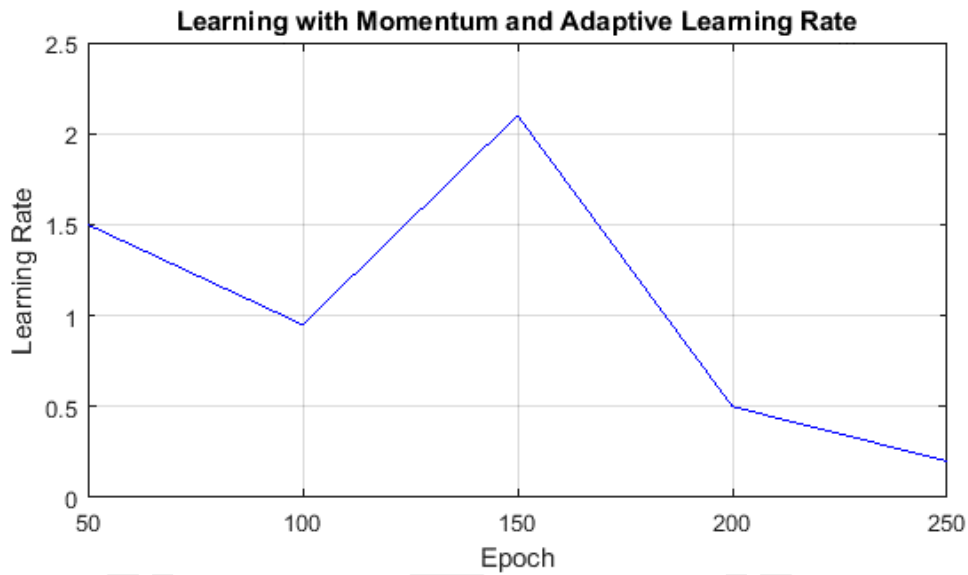
ภาพประกอบที่ 4.4 กำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 150 รอบ
 กำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 200 รอบ ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง เท่ากับ 0.0064
 ดังภาพประกอบที่ 4.5



ภาพประกอบที่ 4.5 กำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 200 รอบ และกำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 250 รอบ ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสอง เท่ากับ 0.0054 ดังภาพประกอบที่ 4.6

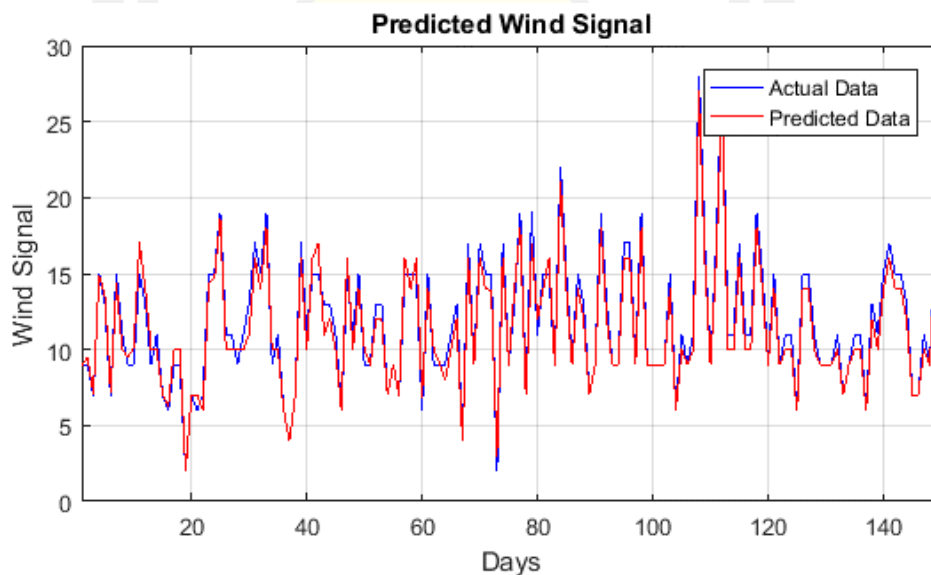


ภาพประกอบที่ 4.6 กำหนดรอบการเรียนรู้ที่ 250 รอบ ผลอัตราการเรียนรู้ในชั้นซ่อนกับชั้นผลลัพธ์ ได้เท่ากับ 0.2 ค่าโมเมนตัมในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์ เท่ากับ 1.2 อัตราการเรียนรู้จะเริ่มเข้าสู่ค่าพารามิเตอร์ที่กำหนดคือ 0.2 ในรอบการเรียนรู้ที่ 250 ซึ่งเป็นรอบการเรียนรู้ที่ให้ผลค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสองน้อยที่สุด ดังภาพประกอบที่ 4.7



ภาพประกอบที่ 4.7 ค่าอัตราการเรียนรู้และค่าโมเมนตัมสำหรับการเรียนรู้ของแบบจำลอง

ผลการพยากรณ์สัญญาณลมของแบบจำลองที่ 8 รูปแบบโครงข่าย 3-9-3-1 ซึ่งกำหนดให้มีชั้นข้อมูลเข้า 3 โหนด ในชั้นซ่อนที่ 1 มี 9 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกส์ ในชั้นซ่อนที่ 2 มี 3 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกส์ และจำนวนชั้นผลลัพธ์ 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเพียวลิน ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสองน้อยสุด โดยผลการพยากรณ์สัญญาณลมที่ได้จากข้อมูลการพยากรณ์เทียบกับข้อมูลจริง แสดงดังภาพประกอบที่ 4.8



ภาพประกอบที่ 4.8 เปรียบเทียบข้อมูลจริงกับข้อมูลพยากรณ์

4.5 อภิปรายผลการวิจัย

ผลการปรับค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด โดยค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมต่อการเรียนรู้ในการทดลองครั้งนี้ใช้อัตรา

การเรียนรู้ในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์ที่ 0.2/0.2/0.2 ส่วนค่าโมเมนตัมในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์ปรับค่าที่ 1.2/1.2/1.2 สำหรับฟังก์ชันกระตุ้นการเรียนรู้ในชั้นซ่อนใช้ฟังก์ชันแบบแทนซิกส์ และชั้นผลลัพธ์ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลือกซิกส์ กำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้ (Epochs) เท่ากับ 50, 100, 150, 200, 250 ตามลำดับ และค่าความผิดพลาดเป้าหมายที่ให้โครงข่ายเรียนรู้ 0.001 แสดงในตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม

ลำดับที่	ฟังก์ชันดำเนินการ	ค่าพารามิเตอร์
1	อัตราการเรียนรู้ในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์	0.2/0.2/0.2
2	ค่าโมเมนตัมในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์	1.2/1.2/1.2
3	ฟังก์ชันกระตุ้นชั้นซ่อน	tansig
4	ฟังก์ชันถ่ายโอนผลลัพธ์	purelin
5	จำนวนรอบการเรียนรู้ (Epochs)	50,100,150,200,250
6	ค่าความผิดพลาดเป้าหมายที่ให้โครงข่ายเรียนรู้	0.001

การปรับค่าพารามิเตอร์ให้กับแบบจำลองจะปรับค่าพารามิเตอร์ในชั้นผลลัพธ์ก่อน แล้วค่อยปรับในชั้นซ่อน การปรับพารามิเตอร์ด้วยวิธีนี้เรียกว่า (Backpropagation) หลังจากสอนโครงข่ายหลายรอบจนได้ค่าความผิดพลาดต่ำสุดแล้ว ก็จะได้แบบจำลองสำหรับใช้พยากรณ์สัญญาณ โดยสามารถป้อนค่าอุณหภูมิ ความดัน และความเร็วลมให้กับแบบจำลอง แล้วแบบจำลองพยากรณ์สัญญาณลมที่จะเกิดขึ้นได้

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มีแนวคิดในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์สัญญาณโดยประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม และเพิ่มประสิทธิภาพแบบจำลองด้วยกลยุทธ์การฝึกฝนแบบ Gradient Descent (GWO Trainer) ด้วยความเร็วในการประมวลผล และความสามารถในการหาคำตอบสำหรับปัญหาที่มีความซับซ้อนได้ อีกทั้งเป็นการนำเสนออัลกอริทึมด้านโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถนำไปสู่การวิเคราะห์เชิงสังเคราะห์ (Prescriptive Analytics) ที่เหมาะสม ถ้าผลการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตที่มีความถูกต้อง ก็จะทำให้การจัดการความเสี่ยงเพื่อวางแผนรองรับความเสี่ยง ส่งผลให้การบริหารความเสี่ยง (Risk management) มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

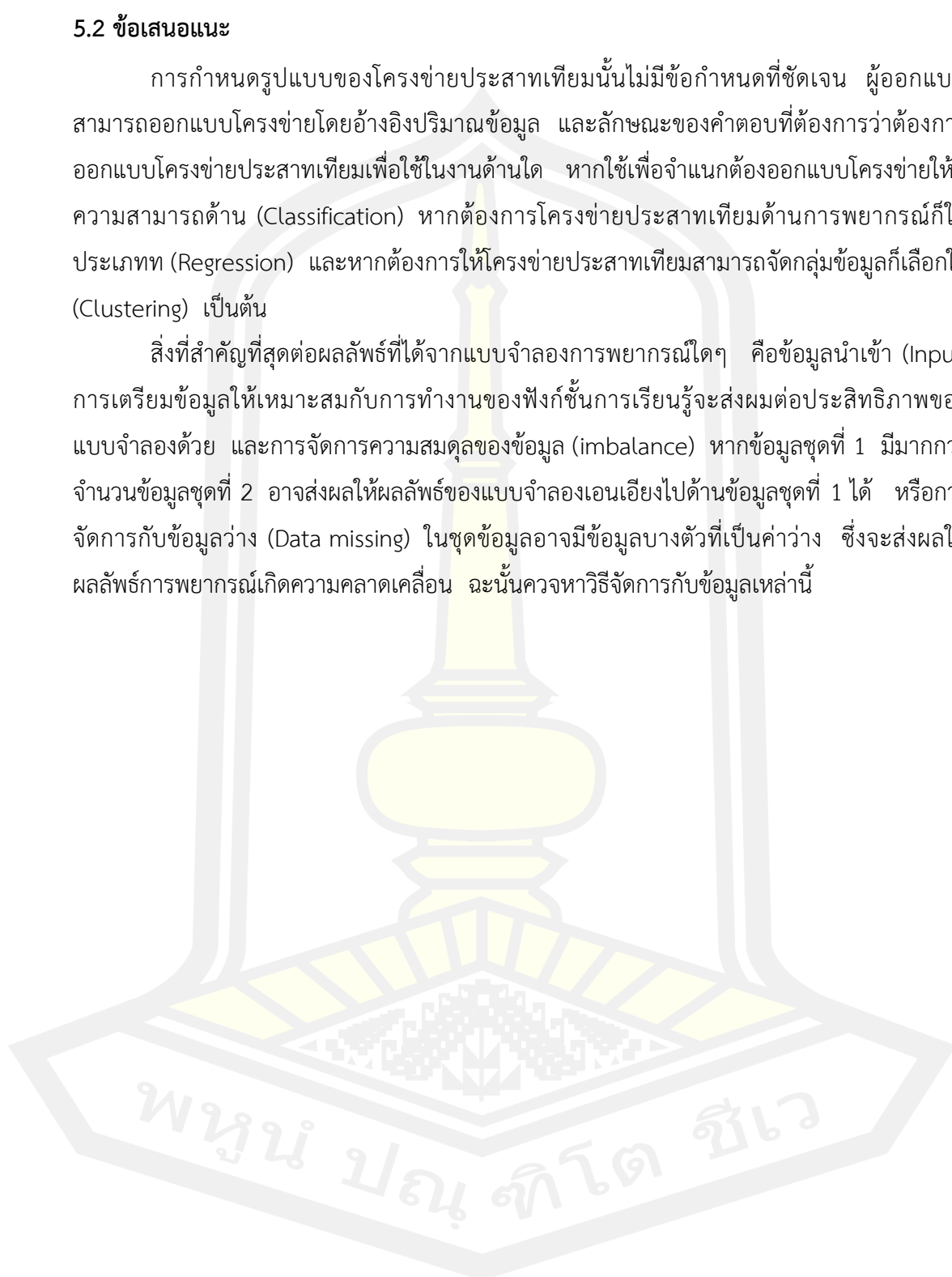
จากผลการวิจัยเลือกใช้สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Multilayer Feedforward Neural Networks Back Propagation) โดยเลือกใช้การเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt Back Propagation (Trainlm) และเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายด้วย GWO Trainer ซึ่งมีความเร็วในการปรับอัตราการเรียนรู้ มีคุณลักษณะในการลดการใช้งานหน่วยความจำ กำหนดให้โครงข่ายนี้มีจำนวนชั้นซ่อน (Hidden Layer) 2 ชั้น และกำหนดรูปแบบของข้อมูลนำเข้า (Input Layer) ที่ผ่านกระบวนการนอร์มัลไลเซชัน (Normalization) โดยมีค่าระหว่าง -1 ถึง 1 ได้แก่ ข้อมูลความกดอากาศ อุณหภูมิและความเร็วลม ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นและฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Log-Sigmoid (logsig) , Tan-Sigmoid (tansig) และ Pure-Linear (purelin) สลับระหว่างชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 หลังจากนั้นกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ได้แก่ อัตราการเรียนรู้ในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์, ค่าโมเมนตัมในชั้นซ่อนและชั้นผลลัพธ์ฟังก์ชันกระตุ้นการเรียนรู้ในชั้นซ่อน, และฟังก์ชันถ่ายโอนชั้นผลลัพธ์, กำหนดจำนวนรอบการเรียนรู้ (Epochs) และค่าความผิดพลาดเป้าหมายที่ให้โครงข่ายเรียนรู้ ซึ่งได้ผลการทดลองที่พอสรุปได้ดังนี้

ผลการพยากรณ์สัญญาณของแบบจำลองที่ 8 รูปแบบโครงข่าย 3-9-3-1 ซึ่งกำหนดให้มีชั้นข้อมูลเข้า 3 โหนด ในชั้นซ่อนที่ 1 มี 9 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกส์ ในชั้นซ่อนที่ 2 มี 3 โหนด ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกส์ และจำนวนชั้นผลลัพธ์ 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเพียวลิน ได้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยยกกำลังสองน้อยสุดที่ 0.0054

5.2 ข้อเสนอแนะ

การกำหนดรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นไม่มีข้อกำหนดที่ชัดเจน ผู้ออกแบบสามารถออกแบบโครงข่ายโดยอ้างอิงปริมาณข้อมูล และลักษณะของคำตอบที่ต้องการว่าต้องการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในงานด้านใด หากใช้เพื่อจำแนกต้องออกแบบโครงข่ายให้มีความสามารถด้าน (Classification) หากต้องการโครงข่ายประสาทเทียมด้านการพยากรณ์ก็ใช้ประเภท (Regression) และหากต้องการให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจัดกลุ่มข้อมูลก็เลือกใช้ (Clustering) เป็นต้น

สิ่งที่สำคัญที่สุดต่อผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองการพยากรณ์ใดๆ คือข้อมูลนำเข้า (Input) การเตรียมข้อมูลให้เหมาะสมกับการทำงานของฟังก์ชันการเรียนรู้จะส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วย และการจัดการความสมดุลของข้อมูล (imbalance) หากข้อมูลชุดที่ 1 มีมากกว่าจำนวนข้อมูลชุดที่ 2 อาจส่งผลให้ผลลัพธ์ของแบบจำลองเอนเอียงไปด้านข้อมูลชุดที่ 1 ได้ หรือการจัดการกับข้อมูลว่าง (Data missing) ในชุดข้อมูลอาจมีข้อมูลบางตัวที่เป็นค่าว่าง ซึ่งจะส่งผลให้ผลลัพธ์การพยากรณ์เกิดความคลาดเคลื่อน ฉะนั้นควรวางวิธีจัดการกับข้อมูลเหล่านี้



บรรณานุกรม



บรรณานุกรม

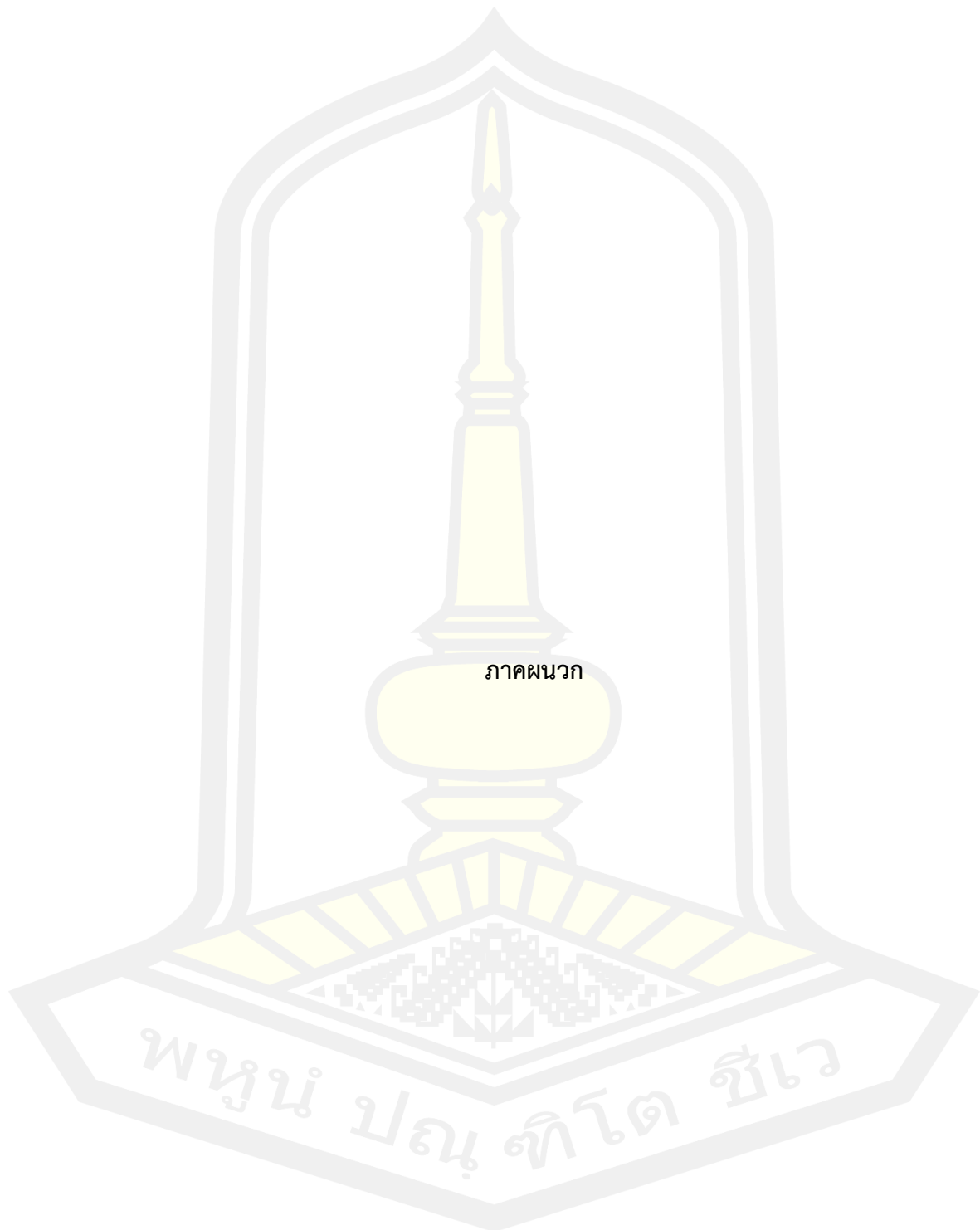
- [1] Giovanis, Eleftherios. Study of Discrete Choice Models and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System in the Prediction of Economic Crisis Periods in USA (March 1, 2012). *Economic Analysis and Policy*, Vol. 42, No. 1, pp. 79-96, 2012, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2014737>.
- [2] Uthayakumar, J., Metawa. N., Shankar, K. et al. Intelligent hybrid model for financial crisis prediction using machine learning techniques. *Inf Syst E-Bu Manage* 18, 617–645 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10257-018-0388-9>.
- [3] M. T. Shakoore, K. Rahman, S. N. Rayta and A. Chakrabarty. Agricultural production output prediction using Supervised Machine Learning techniques. *International Conference on Next Generation Computing Applications (NextComp)*, 2017, pp. 182-187, doi: 10.1109/NEXTCOMP.2017.8016196.
- [4] Kranti Kumar, M. Parida, V.K. Katiyar, Short Term Traffic Flow Prediction for a Non Urban Highway Using Artificial Neural Network. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, Volume 104, 2013, Pages 755-764, ISSN 1877-0428, <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.11.170>.
- [5] Guo, H., Guo, C., Xu, B. et al. MLP neural network-based regional logistics demand prediction. *Neural Comput & Applic* 33, 3939–3952 (2021). <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05488-0>.
- [6] Jemli, Rim, Nouri Chtourou, & Rochdi Feki. Insurability Challenges Under Uncertainty: An Attempt to Use the Artificial Neural Network for the Prediction of Losses from Natural Disasters. *Panoeconomicus [Online]*, 57.1 (2010): 43-60. Web. 28 Jul. 2021.
- [7] Zhu, X., Fu, B., Yang, Y. et al. Attention-based recurrent neural network for influenza epidemic prediction. *BMC Bioinformatics* 20, 575 (2019). <https://doi.org/10.1186/s12859-019-3131-8>.
- [8] Do, Duy-Phuong. Hourly Average Wind Speed Simulation and Forecast Based on ARMA Model in Jeju Island, Korea. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 2016. 11(1): p.1548-1555.
- [9] Ampa Sarasiri. Techniques for learning the fundamentals of neural networks.

article published, 2017.

- [10] Soawalak Arampongsanuwat. Development of a Prediction Model of PM₁₀ in Bangkok Using Artificial Neural Networks. National Conference on Computing and Information Technology 2010, 40: p. 104-109.
- [11] Tawee Chaipimonplin. The Roles of Artificial Neural Network for Geographical Research in Thailand. social science journal Srinakharinwirot University, 2014. 17: p. 315.
- [12] Alexiadis M, D.P. Sahsamanoglou H et al. Short Term Forecasting of Wind Speed and Related Electrical Power. Solar Energy, 1998. 63(1): p. 61-68.
- [13] Pinson, G.N.K. Wind Power Forecasting Using Fuzzy Neural Networks Enhanced with On-line Prediction Risk Assessment. IEEE Bologna PowerTech Conference, 2003: p. 23-26.
- [14] G. Bai, Y. Ding, M. B. Yildirim and Y. Ding. Short-term prediction models for wind speed and wind power. The 2014 2nd International Conference on Systems and Informatics (ICSAI 2014), 2014, pp.180 - 185, doi: 10.1109/ICSAI.2014.7009282.
- [15] Mirjalili, S. Grey Wolf Optimizer. Advances in Engineering Software, 2014. 69: p. 46.
- [16] ชูพิย์ดาเยะ. Neural Network. กรุงเทพฯ: สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์วิทยาลัยวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยรังสิต, 2551.
- [17] พยุง มีสัจ. ระบบฟัซซีและโครงข่ายประสาทเทียม. กรุงเทพฯ: คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, 2551.
- [18] Demuth, H., Beale, M. and Hagan, M. Neural Network Toolbox 5 User's Guide. n.p.: The Mathworks, 2007.
- [18] LeCun, Y., et a. Handwritten digit recognition with a back-propagation network. In Advances in neural information processing systems, 1990: p. 396-404.
- [19] Pu-YunKow. Seamless integration of convolutional and back-propagation neural networks for regional multi-step-ahead PM_{2.5} forecasting. Journal of Cleaner Production, Volume 261, 10 July 2020.
- [20] Demuth, H., Beale, M. and Hagan, M. Neural Network Design. Boston: PWS

Publishing, 1996.

- [21] Long, W. A Novel Grey Wolf Optimizer for Global Optimization Problems. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 2016(978-1-4673-9613-4/16): p. 1266.
- [22] Hassanin, M.F. Grey WolfOptimizer-based Back-propagation Neural Network Algorithm. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 2016(9781509028634/16): p. 213.
- [23] Mirjalili, S. How effective is the Grey Wolf optimizer in training multi-layer perceptrons. Springer Science+Business Media New York, 2015. 43: p. 150-161.
- [24] Zhou, S. Wind Signal Forecasting Based on System Identification Toolbox of MATLAB International Conference on Intelligent System Design and Engineering Applicatio, 2013. 3: p. 1614-1617.
- [25] Holger R. Maier, Graeme C. Dandy. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. Environmental Modelling & Software, Volume 15, Issue 1, 2000, Pages 101-124,ISSN 1364-8152, [https://doi.org/10.1016/S1364-8152\(99\)00007-9](https://doi.org/10.1016/S1364-8152(99)00007-9).
- [26] Maitha H. Al Shamisi. Using MATLAB to Develop Artificial Neural Network Models for Predicting Global Solar Radiation in Al Ain City UAE. In book: Engineering Education and Research Using MATLAB, 2011.
- [27] Hyun Kang. The prevention and handling of the missing data. Korean J Anesthesiol. 2013 May; 64(5): 402–406.
- [28] T. Kaur, S. Kumar and R. Segal. Application of artificial neural network for short term wind speed forecasting. 2016 Biennial International Conference on Power and Energy Systems: Towards Sustainable Energy (PESTSE), 2016, pp. 1-5, doi: 10.1109/PESTSE.2016.7516458.



ภาคผนวก

พหุมนุ ปณฺ ทิโต ชีเว



ภาคผนวก ก

ชุดข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันปี 2558

พหุบัน ปณฺ ทิโต ชีเว

ตารางที่ ก. 1 ข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันเดือนมกราคม 2558

Time	Temperature (°C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
Jan-15									
1	28	26.3	25	9	7.7	7	997.4	996.4	995.4
2	29	27.8	26	9	6.8	6	996.4	994.3	992.7
3	29	27.7	27	7	6.3	6	993.5	992.8	991.5
4	27	27	27	15	11	7	996.4	995.4	994.5
5	27	22.4	17	13	8	0	998.4	997	994.5
6	27	25.3	24	7	5	4	997.4	996.4	995.4
7	26	25.7	25	15	13	11	999.4	998.4	997.4
8	27	25.3	23	11	8	6	1000	999.4	998.4
9	26	24.7	23	9	8	6	999.4	998.4	997.4
10	25	22.8	21	9	5.8	4	999.4	997.6	994.5
11	26	22.3	18	15	7.6	4	999.4	998.4	996.4
12	25	24	22	13	7.8	6	998.4	996.9	995.4
13	24	22.6	19	9	5.8	4	996.4	994.7	993.5
14	29	25.4	21	11	6.6	4	992.5	991.5	990.5
15	29	27.7	26	7	6	4	989.6	988.9	988.6
16	25	23.3	21	6	3.3	0	990.5	990.5	990.5
17	29	21	0	9	8.3	6	989.6	741.4	0
18	30	29.5	29	9	6.5	4	988.6	988.1	987.6
19	24	24	24	0	0	0	991.5	990.5	989.6
20	24	23.3	23	7	6.3	6	993.5	992.5	991.5
21	28	26	24	6	5.3	4	991.5	990.5	988.6
22	28	27	26	7	3.7	0	992.5	992.2	991.5
23	23	22	21	15	15	15	994.5	994.5	994.5
24	26	24.3	23	15	12.3	11	993.5	992.5	991.5
25	25	24.3	23	19	19	19	994.5	993.5	992.5
26	24	15.3	0	11	8.7	6	994.5	993.5	992.5
27	27	25	23	11	8.7	6	993.5	992.5	991.5
28	30	29.3	28	9	8.3	7	992.5	991.5	990.5
29	24	24	24	11	11	11	995.4	995.4	995.4
30	25	23	21	13	11.7	11	995.4	995.4	995.4
31	26	24	19	17	13.4	9	997.4	995.6	994.5

ตารางที่ ก. 2 ข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันเดือนกุมภาพันธ์ 2558

Time	Temperature (°C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
Feb-15									
1	27	25.7	24	15	12.3	11	995.4	994.1	992.5
2	27	26	25	19	14.3	11	994.5	994.5	994.5
3	24	23.5	23	9	8	7	996.4	996.4	996.4
4	26	24.7	24	11	5	0	994.5	993.5	992.5
5	29	28	27	6	5	4	994.5	994.5	994.5
6	33	31	30	4	1.3	0	991.5	991.5	991.5
7	36	33.3	28	7	4.8	0	989.6	987.8	986.6
8	29	27.3	25	17	16	15	993.5	992	990.5
9	30	28.2	25	11	9.2	4	993.5	991.4	989.6
10	27	25	23	15	11	7	994.5	994.5	994.5
11	28	27	26	15	11.7	9	994.5	993.5	992.5
12	25	23.7	22	13	7	4	995.4	995.4	995.4
13	26	24	22	13	10	7	995.4	994.7	994.5
14	33	29.2	25	11	7.2	4	994.5	991.9	989.6
15	35	33	30	6	5.5	4	990.5	988.6	986.6
16	32	30.3	28	15	14.5	13	991.5	990	988.6
17	28	25.7	23	11	8.7	4	993.5	992.8	992.5
18	27	25.3	23	15	13	9	994.5	993.7	992.5
19	20	20	20	9	9	9	996.4	996.4	996.4
20	29	25.4	20	9	7.1	6	995.4	992.3	988.6
21	32	28.4	22	13	8.4	6	991.5	989.1	986.6
22	36	31.9	26	13	7.6	4	989.6	987	983.7
23	37	31.9	24	7	5	2	988.6	986.9	983.7
24	37	29.7	0	9	6.3	4	988.6	986.3	983.7
25	37	36.5	35	7	4.5	0	982.7	982.5	981.7
26	30	28.3	26	15	11.3	4	988.6	987.9	987.6
27	25	23.7	22	15	13	9	991.5	991.2	990.5
28	29	27	25	15	10	6	988.6	987.1	984.7

ตารางที่ ก. 3 ข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันเดือนมีนาคม 2558

Time	Temperature (°C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
Mar-15									
1	34	29.7	24	15	9.3	0	990.5	987.8	984.7
2	35	32.5	29	9	5.8	0	988.6	986.1	983.7
3	35	34	33	9	7	6	987.6	986.6	985.6
4	32	29.3	26	9	6.8	4	989.6	989.3	988.6
5	35	29.6	0	11	5.6	0	988.6	984.3	981.7
6	35	32.7	27	13	6.5	0	986.6	983.9	982.7
7	35	35	35	4	4	4	983.7	983.7	983.7
8	34	31.6	28	17	10.6	7	986.6	984.5	982.7
9	32	28.4	25	9	6.7	4	989.6	987.1	984.7
10	27	26.3	26	17	14.3	11	991.5	990.5	989.6
11	26	23.7	21	15	12.3	9	994.5	994.5	994.5
12	26	23.7	21	15	11	9	996.4	995.8	995.4
13	29	26.8	25	0	0	0	996.4	994.5	992.5
14	32	29.5	27	17	15.5	15	993.5	992.3	990.5
15	35	27.8	0	9	6.3	0	992.5	990.2	988.6
16	35	32.6	29	13	7	4	991.5	989.1	985.6
17	36	34.7	34	19	17	15	989.6	988.6	987.6
18	30	28	26	7	6	4	992.5	992.5	992.5
19	33	29.9	25	19	10.7	0	992.5	988.9	985.6
20	33	30.4	26	11	9.5	9	993.5	990.2	985.6
21	34	31.9	28	15	10	0	991.5	987.4	984.7
22	37	34.3	29	15	9	0	990.5	988.3	985.6
23	36	32.8	28	9	4.2	0	991.5	990.5	988.6
24	28	26.3	24	22	19.8	19	996.4	994.5	992.5
25	31	25.3	18	15	9.3	0	996.4	993.7	990.5
26	29	24.4	18	9	8.3	6	996.4	994.2	991.5
27	32	25.8	19	15	8	0	997.4	995.3	992.5
28	33	27.3	21	13	8.4	0	996.4	994.6	991.5
29	34	29.6	23	7	4.6	2	993.5	990.9	987.6
30	32	27.8	23	9	7	0	991.5	989.7	987.6
31	31	26.4	23	19	13.2	6	994.5	993.3	992.5

ตารางที่ ก. 4 ข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันเดือนเมษายน 2558

Time	Temperature (°C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
Apr-15									
1	30	24.7	20	13	8.6	4	996.4	994.6	991.5
2	34	27.1	20	9	4.9	0	994.5	992.2	989.6
3	35	30.5	23	9	5.7	4	994.5	992.7	990.5
4	26	25.1	24	17	8	4	996.4	993.7	991.5
5	26	23.8	21	17	5.8	0	995.4	991.7	989.6
6	32	27.6	22	9	5.4	0	991.5	990.3	988.6
7	26	22.8	22	19	10	0	993.5	992	989.6
8	31	26.2	22	9	5	0	992.5	991.7	990.5
9	33	29	22	9	6	0	992.5	990.5	988.6
10	33	28.7	25	9	3.5	0	992.5	990.4	988.6
11	33	29.8	25	9	7	6	990.5	989.1	987.6
12	36	30.7	25	15	6.9	0	988.6	987.2	985.6
13	37	33	29	6	3	0	989.6	987.6	985.6
14	37	31.8	26	11	4.4	0	989.6	987.8	985.6
15	36	25.3	0	9	4.8	0	989.6	987.6	985.6
16	36	32.6	26	11	6.5	0	989.6	987.3	983.7
17	36	31	24	28	9.8	0	988.6	986	982.7
18	36	31.9	26	17	10.3	0	987.6	985.6	982.7
19	33	30.5	27	9	4.5	0	987.6	985.4	983.7
20	38	33.5	28	17	9.7	6	989.6	987.1	983.7
21	31	24.6	0	28	14.9	2	989.6	987.5	985.6
22	31	27.3	22	11	6	0	989.6	987.3	984.7
23	36	31.5	26	11	6	2	988.6	986.1	982.7
24	37	31.8	28	17	13	7	987.6	985.8	983.7
25	37	33.6	28	11	8.8	4	986.6	985	983.7
26	37	32.5	28	11	6.7	0	987.6	986	984.7
27	27	25	23	19	13	0	989.6	987.8	985.6
28	32	27.8	23	15	7.3	0	987.6	986.8	985.6
29	33	29.4	25	9	6	0	989.6	986.2	984.7
30	35	30.8	26	15	7.8	0	987.6	985.4	983.7

ตารางที่ ก. 5 ข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันเดือนพฤษภาคม 2558

Time	Temperature (° C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
May-15									
1	37	32.3	27	9	5.2	0	987.6	985.5	983.7
2	36	31.5	27	11	5.5	0	985.6	984.7	983.7
3	37	32.4	27	11	6.4	0	986.6	984.7	982.7
4	39	33.2	27	6	4	0	985.6	983.7	981.7
5	35	30.8	26	15	7.4	0	986.6	985	983.7
6	32	29.5	24	15	10.8	6	987.6	986.1	984.7
7	33	28.2	24	11	7.5	4	987.6	986.5	984.7
8	32	28.3	25	9	4	0	988.6	987.1	985.6
9	32	28.5	24	9	5.3	0	989.6	988.3	986.6
10	33	28.8	25	9	6.4	4	989.6	988.4	986.6
11	36	32.3	26	11	5.3	0	987.6	985.5	983.7
12	36	32.5	27	7	4.7	0	984.7	982.9	980.7
13	34	30.2	25	9	3.8	0	985.6	983.7	981.7
14	35	31.2	26	11	5.7	4	985.6	983.7	981.7
15	33	28.4	24	11	6.6	2	987.6	985.6	983.7
16	35	31.3	26	6	3.7	0	986.6	982.9	980.7
17	35	31.8	27	13	7.7	0	986.6	984.5	982.7
18	33	29.3	26	11	8	4	987.6	986.1	984.7
19	32	31.2	29	15	9.7	4	989.6	986.8	983.7
20	35	31.2	26	17	8.2	0	987.6	985.3	983.7
21	36	32.2	27	15	10.3	0	985.6	984.7	983.7
22	34	29.8	28	15	9.2	0	985.6	984.5	983.7
23	30	26.4	25	13	7.2	0	984.7	984.3	982.7
24	32	28.2	25	7	2.5	0	984.7	983.4	981.7
25	30	27.8	26	7	6.3	4	985.6	984	981.7
26	31	28.9	26	11	6.6	0	986.6	985.8	983.7
27	33	30	26	9	6.3	0	986.6	984.7	982.7
28	29	26.5	25	17	7	0	986.6	985.6	983.7
29	34	29.3	25	13	7.9	0	987.6	986.5	984.7
30	35	30.6	26	9	5.6	0	987.6	985.9	983.7
31	26	25.2	24	6	3	0	987.6	986	984.7

ตารางที่ ก. 6 ข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันเดือนมิถุนายน 2558

Time	Temperature (° C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
Jun-15									
1	31	27.9	26	6	3.7	0	987.6	985.8	983.7
2	33	28.7	24	11	6	0	986.6	984.7	982.7
3	33	29	25	9	5.2	0	984.7	982.9	980.7
4	34	29.2	26	9	5.2	0	983.7	982.3	980.7
5	34	30.6	26	11	7.5	0	984.7	982.7	979.8
6	36	32.3	27	19	8.6	0	981.7	980.9	978.8
7	29	28.3	27	9	5	0	981.7	980.9	979.8
8	30	27.3	25	11	3.9	0	984.7	983.3	981.7
9	32	29	26	11	4.8	0	985.6	984.1	982.7
10	31	28.8	27	15	10.3	6	985.6	984.9	983.7
11	33	30.3	27	13	8.9	4	985.6	984.9	983.7
12	34	31.3	27	13	9.4	9	986.6	984.6	982.7
13	32	30.3	27	11	9.4	6	987.6	986.4	983.7
14	35	31.4	27	13	9.1	6	985.6	984.4	982.7
15	34	31	28	15	9.8	6	982.7	982.2	980.7
16	32	29.3	26	9	6	0	982.7	981.1	979.8
17	27	26.3	25	0	0	0	983.7	982.5	981.7
18	30	27.7	25	19	6.8	0	984.7	983.4	982.7
19	32	30	27	22	17.6	9	983.7	982.8	980.7
20	31	29.3	27	19	16.3	13	985.6	984.2	982.7
21	32	29	26	13	11.5	9	987.6	987.1	986.6
22	29	26.9	23	13	8	4	988.6	987.6	985.6
23	31	26.9	22	19	7.4	0	985.6	984.4	983.7
24	28	25.8	24	15	9.7	6	987.6	986.6	985.6
25	27	26.1	24	11	7.5	6	987.6	987.2	985.6
26	32	28.9	24	19	14.5	9	986.6	985.1	983.7
27	30	28.1	25	20	13.4	6	986.6	984.5	983.7
28	34	29.3	25	19	11.4	4	986.6	984.7	982.7
29	35	31.4	27	15	10.8	7	985.6	984	981.7
30	33	23	0	19	14.2	7	982.7	982.3	981.7

ตารางที่ ก. 7 ข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันเดือนกรกฎาคม 2558

Time	Temperature (° C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
Jul-15									
1	28	26.4	25	7	6	4	984.7	983.9	982.7
2	28	25.5	23	6	5	4	985.6	985	983.7
3	31	28.3	25	13	5.5	0	983.7	981.8	979.8
4	30	26.9	25	11	5.4	0	982.7	982	980.7
5	30	27.5	25	11	6.4	2	984.7	982.8	980.7
6	31	28.3	25	17	7.5	0	985.6	984.3	982.7
7	33	30	26	13	8.2	0	984.7	983.3	981.7
8	31	27.4	24	7	5.2	4	984.7	984.3	983.7
9	30	26.7	24	13	7.7	0	987.6	985.6	983.7
10	35	31.5	28	7	4.5	0	988.6	985.6	983.7
11	30	30	30	6	6	6	986.6	986.6	986.6
12	33	28.6	26	13	7.4	0	987.6	985.6	982.7
13	33	30	26	15	9.7	0	987.6	986.1	983.7
14	34	30.5	26	17	12.3	6	987.6	985.5	983.7
15	35	30.5	26	13	6.2	0	987.6	986.6	985.6
16	35	32.4	28	13	7.8	4	987.6	986.8	984.7
17	35	31.4	27	9	7	0	986.6	985.4	983.7
18	36	30.2	27	9	6.8	4	986.6	985	983.7
19	33	29.7	26	11	7.3	6	987.6	986.1	984.7
20	32	29.2	26	6	3.3	0	987.6	986.8	985.6
21	35	31.4	26	11	7.8	0	987.6	986	984.7
22	35	32.4	28	15	11.2	6	983.7	982.7	981.7
23	31	29.2	27	17	12.7	9	981.7	980.6	979.8
24	28	25.9	24	13	7.5	0	981.7	981	979.8
25	29	26.5	25	22	19.3	17	984.7	983.5	982.7
26	32	29	25	19	17.7	15	985.6	984.8	983.7
27	33	29.4	25	13	9.2	6	985.6	984.7	983.7
28	34	29.8	26	13	10	9	986.6	984.8	982.7
29	29	26.8	25	20	13.6	9	985.6	985.3	984.7
30	24	24	24	17	11	9	986.6	984.7	983.7
31	28	25.1	23	22	16.8	11	984.7	983.4	981.7

ตารางที่ ก. 8 ข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันเดือนสิงหาคม 2558

Time	Temperature (° C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
Aug-15									
1	33	29.3	26	22	11.5	7	983.7	982.7	981.7
2	34	33.5	33	7	7	7	982.7	982.2	981.7
3	31	28.2	25	15	10.5	6	984.7	984.2	983.7
4	30	27.8	26	15	11.7	9	985.6	984.7	983.7
5	33	29.7	26	19	10.5	4	984.7	984	982.7
6	32	29.7	27	19	9.7	0	984.7	983.8	982.7
7	27	27	27	22	15.8	11	984.7	983.8	982.7
8	25	24.6	24	19	14.6	11	983.7	983.1	982.7
9	26	24.6	24	22	15.9	13	983.7	982.3	981.7
10	28	26	24	20	14.3	11	984.7	984.4	983.7
11	31	28.4	25	20	13	0	988.6	987.4	985.6
12	32	28.7	26	13	8.8	4	986.6	985.3	983.7
13	34	30	26	15	9.4	4	984.7	983.3	981.7
14	31	29.3	28	9	9	9	984.7	984	983.7
15	34	29.1	26	4	3.4	0	986.6	985.2	983.7
16	32	27.4	23	13	5.1	0	985.6	984.3	981.7
17	32	29.6	25	15	6.2	0	983.7	982.1	979.8
18	32	29.9	27	26	18.4	9	984.7	983.4	981.7
19	33	29.8	25	6	4.4	4	987.6	987	986.6
20	32	28.2	25	6	2.4	0	988.6	986.5	984.7
21	36	31.8	26	9	4.6	0	986.6	985.9	984.7
22	36	31.6	27	19	6.6	0	986.6	985.4	983.7
23	28	26.4	25	6	3.8	0	987.6	986.1	984.7
24	33	29.5	25	9	4.9	0	988.6	986.2	983.7
25	33	29.4	24	7	4.6	0	989.6	988	985.6
26	33	28.7	25	6	3	0	988.6	986.3	983.7
27	31	28.4	26	9	5	0	986.6	984.2	981.7
28	31	28.3	25	13	6.3	0	987.6	986	984.7
29	29	26.4	25	9	5.9	0	989.6	988.5	986.6
30	32	29.1	25	11	6.6	0	990.5	988.4	985.6
31	33	29.2	25	13	5.7	0	988.6	986.6	983.7

ตารางที่ ก. 9 ข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันเดือนกันยายน 2558

Time	Temperature (° C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
Sep-15									
1	31	26.9	25	13	5.1	0	986.6	985.1	983.7
2	29	27.3	25	11	6.2	0	985.6	984.2	982.7
3	33	29.2	25	9	6.2	0	986.6	984.7	983.7
4	34	29.8	25	4	2	0	988.6	987.4	985.6
5	28	28	28	7	7	7	985.6	985.6	985.6
6	30	27	25	15	5.7	0	986.6	986	984.7
7	29	26.7	25	15	10.5	4	990.5	988.9	987.6
8	32	28.7	25	9	5.2	0	992.5	990.4	988.6
9	29	26	24	7	3.5	0	991.5	990.4	989.6
10	34	28.8	24	7	3.8	0	991.5	989.1	986.6
11	34	29.8	25	7	4	0	990.5	987.9	985.6
12	34	29.8	25	9	5.5	0	989.6	987.6	985.6
13	35	30.3	25	6	3.7	0	989.6	986.8	983.7
14	31	27.8	24	11	7.5	0	989.6	987.6	985.6
15	31	27.8	23	11	8.8	6	988.6	987.6	986.6
16	33	27.6	23	11	5.8	0	990.5	989.4	987.6
17	33	30	25	6	4.3	0	991.5	989.6	987.6
18	33	30.3	27	11	7	4	990.5	989	986.6
19	34	30.1	25	17	9.1	0	989.6	988.1	985.6
20	34	30.4	25	13	7.9	0	990.5	988.7	986.6
21	34	30.3	26	11	7	0	989.6	987.8	985.6
22	35	31.2	27	6	2.3	0	989.6	987.3	984.7
23	34	30.3	26	20	7.7	0	987.6	985.8	984.7
24	36	31.2	26	7	4.7	2	987.6	984.8	981.7
25	34	30.8	25	11	6	0	988.6	986.6	984.7
26	34	30.7	26	6	4.7	0	989.6	988.4	986.6
27	34	29.5	26	11	6.1	0	991.5	988.5	986.6
28	32	29.6	26	19	12.4	0	990.5	988.9	987.6
29	32	28.8	24	13	7.3	0	991.5	989.9	988.6
30	33	29.4	23	6	1.6	0	992.5	991.3	989.6

ตารางที่ ก. 10 ข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันเดือนตุลาคม 2558

Time	Temperature (° C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
01-Oct									
1	33	29.8	23	9	4.5	0	994.5	992.1	989.6
2	34	30	23	7	5.1	0	993.5	991.6	988.6
3	34	30.6	24	13	7.3	0	991.5	989.3	985.6
4	34	29.1	25	11	6	0	989.6	987	985.6
5	33	30.2	25	15	8	0	990.5	988.4	985.6
6	33	29.9	24	17	12	4	993.5	991.6	988.6
7	31	28	24	19	10	0	992.5	990.4	988.6
8	30	27.6	24	15	9.8	0	992.5	990.2	988.6
9	32	29.5	23	24	12.8	0	992.5	990.7	988.6
10	31	27.5	23	17	8.8	0	993.5	991.9	989.6
11	33	29	24	7	5	0	993.5	991.2	989.6
12	35	29.8	24	9	4.5	0	992.5	990.5	988.6
13	34	30.6	25	11	7.2	4	992.5	989.8	987.6
14	34	30.9	24	15	7	0	993.5	990.7	988.6
15	35	31	24	9	6	0	994.5	992.4	990.5
16	36	30.1	23	13	7.2	0	994.5	992.3	989.6
17	33	29	23	15	10.4	6	995.4	992.5	990.5
18	33	29.5	25	13	8.5	6	994.5	993	991.5
19	34	29.7	23	7	5.9	0	994.5	991.9	990.5
20	35	31.9	26	7	6.4	6	994.5	992.4	989.6
21	34	31.7	27	13	8	0	994.5	991.5	989.6
22	33	28.8	23	13	8.7	0	994.5	992.2	990.5
23	33	29.7	23	15	8	0	993.5	990.8	988.6
24	35	30.9	23	11	7	4	992.5	990.1	988.6
25	35	32.8	26	9	5.3	0	993.5	990.5	987.6
26	35	30.3	23	9	6.6	0	991.5	989.3	987.6
27	35	29.9	22	13	6	0	990.5	988	986.6
28	34	30.1	25	11	6.9	0	989.6	987.6	986.6
29	36	31	25	6	3.1	0	990.5	988.6	986.6
30	33	30.6	27	17	7.4	0	991.5	989.3	986.6
31	32	28.9	23	24	14.8	0	994.5	992	990.5

ตารางที่ ก. 11 ข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันเดือนพฤศจิกายน 2558

Time	Temperature (° C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
Nov-15									
1	32	29.2	20	11	5.6	0	995.4	993	990.5
2	33	29.6	23	9	6.5	4	994.5	992	988.6
3	34	28.3	21	7	4	0	992.5	990.1	988.6
4	35	30.1	22	9	4	0	992.5	989.9	988.6
5	35	30.7	22	13	8.1	0	992.5	990.5	988.6
6	35	30.3	23	11	6	0	993.5	990.8	988.6
7	36	31.3	23	7	5.3	0	992.5	989.6	987.6
8	36	31.8	24	7	5	0	990.5	988.6	985.6
9	37	30.8	25	9	4.8	0	990.5	988.6	986.6
10	38	31.3	24	7	4.5	4	990.5	989.2	987.6
11	35	29.8	24	15	9	0	991.5	990	987.6
12	34	29.7	23	15	9.6	0	994.5	992.1	990.5
13	33	28.6	23	11	7.4	4	995.4	992.2	989.6
14	35	29.3	22	9	5.7	0	992.5	990.5	988.6
15	34	29.4	22	20	10.1	0	993.5	991.3	989.6
16	35	32.2	26	11	5.8	0	993.5	991	988.6
17	31	28.2	25	13	8.8	0	993.5	992	990.5
18	32	27.2	22	11	6.8	4	994.5	992.7	989.6
19	35	30.8	25	9	6.5	4	993.5	991.5	989.6
20	35	30.3	25	9	5.9	2	993.5	990.8	988.6
21	38	33.6	29	9	6.3	2	992.5	990.7	987.6
22	38	35.6	31	7	3.6	0	991.5	988.3	985.6
23	37	35.5	33	9	6	4	991.5	989.4	985.6
24	33	29.5	27	15	12	7	993.5	991	988.6
25	32	29.7	27	15	8	2	994.5	992.3	990.5
26	36	32.2	27	9	5.3	4	993.5	991.4	988.6
27	33	29.9	26	13	11	9	993.5	990.7	988.6
28	34	29.8	26	11	8.3	4	992.5	990	987.6
29	32	28.8	25	7	5.5	2	992.5	990.5	988.6
30	34	30.2	26	9	7	4	992.5	990.3	987.6

ตารางที่ ก. 12 ข้อมูลรายงานสภาพภูมิอากาศรายวันเดือนธันวาคม 2558

Time	Temperature (° C)			Wind Speed (mph)			Pressure (Hg)		
	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min	Max	Avg	Min
Dec-15									
1	36	31.6	27	11	6.7	4	992.5	990.5	988.6
2	34	31.3	26	9	6.6	4	992.5	990.5	988.6
3	32	29.4	25	15	11	7	993.5	991.4	989.6
4	31	27.4	25	11	7.7	4	993.5	991.4	988.6
5	33	29.9	25	15	10.1	6	993.5	991.5	989.6
6	31	26.9	21	11	7	4	995.4	992.8	989.6
7	30	27.5	24	13	10.7	7	996.4	993	989.6
8	28	25.3	23	9	7.5	6	994.5	994.5	994.5
9	32	27.6	22	11	3.8	0	994.5	991.6	989.6
10	28	25	22	9	6	0	993.5	993	992.5
11	32	29.1	23	11	8.2	6	993.5	991.5	989.6
12	32	28.3	23	15	10	6	994.5	992.8	990.5
13	33	29.4	23	9	5	0	995.4	992.7	990.5
14	34	30.5	25	7	5.1	0	996.4	993.9	991.5
15	36	31.4	24	7	5.1	0	994.5	991.8	989.6
16	35	28.3	21	7	3.8	0	993.5	991	989.6
17	36	28	20	6	2	0	992.5	990.5	988.6
18	34	31.2	24	13	10.8	0	994.5	992.1	990.5
19	31	27.9	24	19	15.5	11	994.5	992	989.6
20	34	27.9	19	13	5.7	0	993.5	991.2	988.6
21	35	28.5	18	11	3.1	0	993.5	990.9	988.6
22	33	30.5	24	15	14.3	13	993.5	990.9	989.6
23	28	26.3	23	24	18.7	0	997.4	996	994.5
24	27	23.4	17	19	15.6	0	999.4	996.6	993.5
25	30	24.8	19	19	13.2	0	996.4	993.2	990.5
26	30	26.9	22	22	12.6	0	994.5	991.7	989.6
27	33	25.4	19	9	3.2	0	992.5	990.7	988.6
28	32	27	20	15	10.4	0	992.5	990	987.6
29	34	29.2	20	9	7.5	0	992.5	990	988.6
30	27	24.4	22	28	24.1	15	994.5	992.9	991.5
31	25	20.1	14	17	12.9	0	997.4	994.7	992.5

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นายวีระชัย จรบุรมย์
วันเกิด	วันที่ 1 สิงหาคม พ.ศ. 2524
สถานที่เกิด	จังหวัดร้อยเอ็ด ประเทศไทย
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	เลขที่ 208 ม.1 ต.ไโฮหย่อง อ.พังโคน จ.สกลนคร 47160
ตำแหน่งหน้าที่การงาน	อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์และอิเล็กทรอนิกส์
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน วิทยาเขตสกลนคร เลขที่ 199 ม.3 ต.พังโคน อ.พังโคน จ.สกลนคร 47160
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2543 มัธยมศึกษาตอนปลาย โรงเรียนเชียงใหม่ประชานุสรณ์ จังหวัดร้อยเอ็ด พ.ศ. 2547 ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต (วท.บ.) สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ สถาบันราชภัฏมหาสารคาม พ.ศ. 2565 ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วศ.ม.) สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

พูน ปณ ทัต ชีเว