

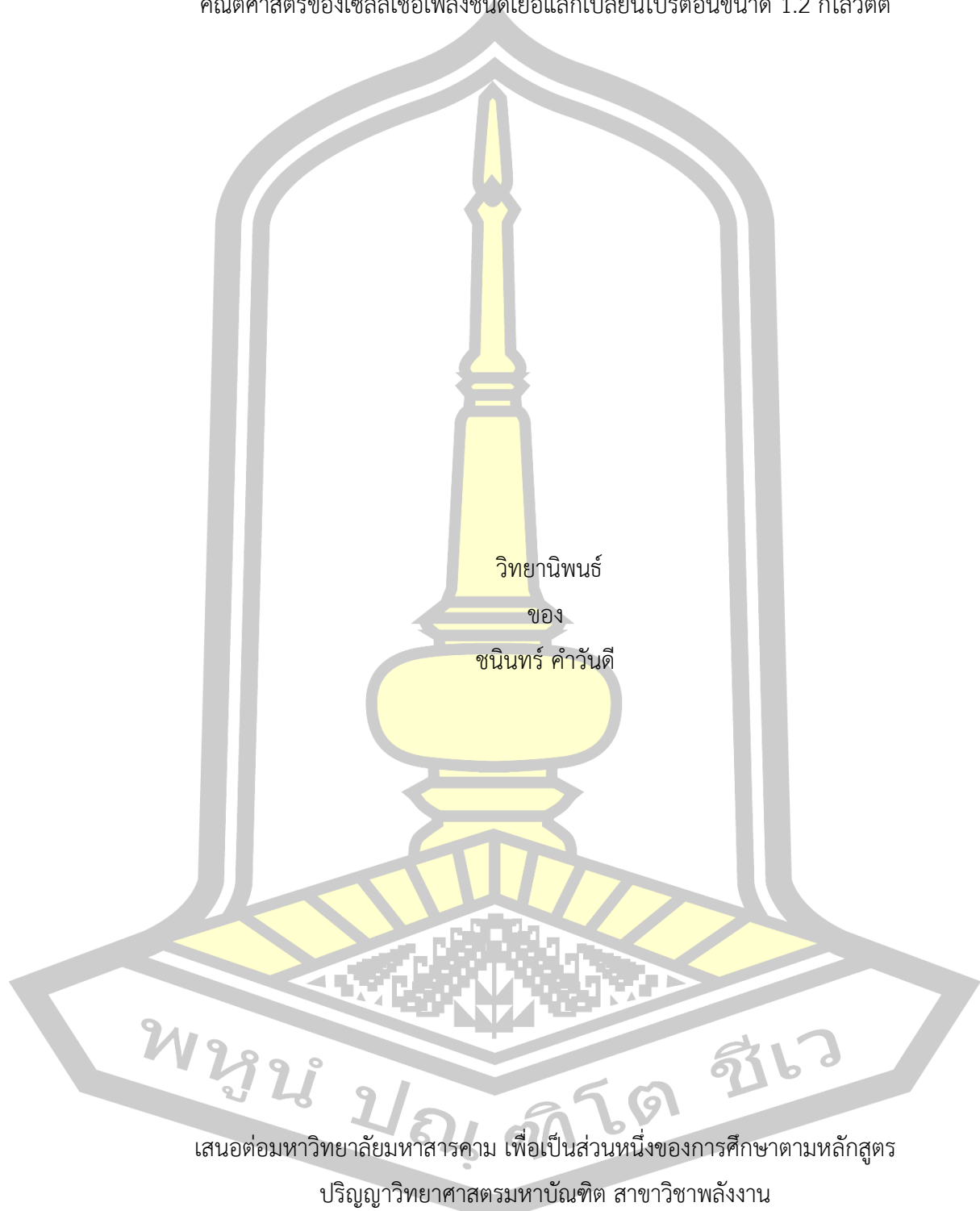
การประยุกต์ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม LabVIEW ในการสร้างแบบจำลองทาง
คณิตศาสตร์ของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอนขนาด 1.2 กิโลวัตต์

วิทยานิพนธ์
ของ
ชนินทร์ คำวันดี

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาพลังงาน
มิถุนายน 2567

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

การประยุกต์ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม LabVIEW ในการสร้างแบบจำลองทาง
คณิตศาสตร์ของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอนขนาด 1.2 กิโลวัตต์



วิทยานิพนธ์
ของ
ชนินทร์ คำวันดี

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

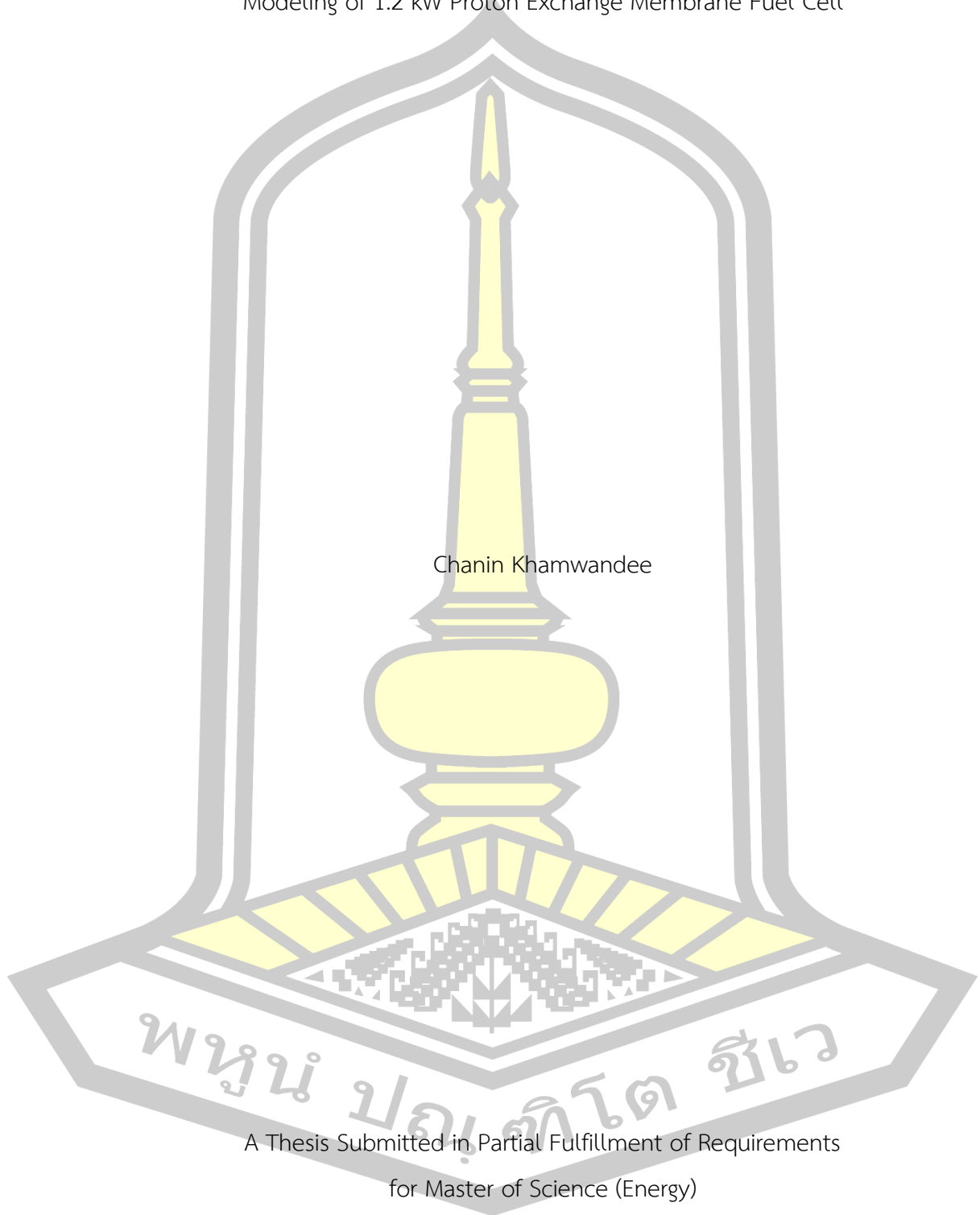
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาพลังงาน

มิถุนายน 2567

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

Application of Neural Network Technique with LabVIEW Program in Mathematical
Modeling of 1.2 kW Proton Exchange Membrane Fuel Cell

Chanin Khamwandee



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements
for Master of Science (Energy)

June 2024

Copyright of Mahasarakham University



คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนายชนินทร์ คำวันดี แล้ว
เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชา
พลังงาน ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(รศ. ดร. ไพศาล จี๊ฟู)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผศ. ดร. อนุสรณ์ แสงประจักษ์)

.....กรรมการ

(ผศ. ดร. เจนจิรา เปี่ยมดี)

.....กรรมการ

(รศ. ดร. ชีรวงศ์ เหล่าสุวรรณ)

.....กรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายนอก

(รศ. ดร. ไพศาล จี๊ฟู)

มหาวิทยาลัยขอนแก่นให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาพลังงาน ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

.....
(ศ. ดร. ไพโรจน์ ประมวล)

คณบดีคณะวิทยาศาสตร์

.....
(รศ. ดร. กริสน์ ชัยมูล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อเรื่อง	การประยุกต์ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโปรแกรม LabVIEW ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน ขนาด 1.2 กิโลวัตต์		
ผู้วิจัย	ชนินทร์ คำวันดี		
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อนุสรณ์ แสงประจักษ์		
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต	สาขาวิชา	พลังงาน
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม	ปีที่พิมพ์	2567

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นการนำเสนอเทคนิคในการสร้างแบบจำลองระบบเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน (PEMFC) ผ่านวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) ด้วยโปรแกรม LabVIEW เพื่อประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้าของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC และเพื่อให้เห็นถึงความแม่นยำในการประมาณการของวิธีการ ANN จึงนำเสนอการใช้งานสมการถดถอยพหุคูณ (Multiple Linear Regression: MLR) และแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (Analytical Mathematics Model: AMM) เพื่อเปรียบเทียบความแม่นยำในการประมาณการด้วยวิธี ANN. โดยทำการศึกษาระบบการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง PEMFC และตัวแปรที่มีผลกระทบต่อการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง ทำการออกแบบและสร้างแบบจำลอง PEMFC ด้วยวิธีการ ANN ด้วยโปรแกรม LabVIEW ทดสอบการประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้าของแบบจำลอง ANN เปรียบเทียบกับวิธีการ MLR และ AMM และทำการวิเคราะห์หาค่าความแม่นยำของการประมาณการด้วยฟังก์ชันการสูญเสีย Loss Function ผลที่ได้จากการวิเคราะห์พบว่า วิธีการแบบ ANN มีความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับวิธีการแบบ MLR และ AMM เนื่องจากค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAE) ของ ANN, MLR และ AMM คือ 0.443 , 0.665, 1.512 ตามลำดับ และผลการทดสอบความแม่นยำของแบบจำลอง (R-square) ของ ANN, MLR และ AMM คือ 0.982, 0.964, 0.802 ตามลำดับ ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) มีความแม่นยำในการประมาณการมากกว่าเมื่อเทียบกับวิธีการอื่น ๆ

คำสำคัญ : เซลล์เชื้อเพลิง, โครงข่ายประสาทเทียม, สมการถดถอยพหุคูณ, แบบจำลองเซลล์เชื้อเพลิง

TITLE Application of Neural Network Technique with LabVIEW Program in Mathematical Modeling of 1.2 kW Proton Exchange Membrane Fuel Cell

AUTHOR Chanin Khamwandee

ADVISORS Assistant Professor Arnusorn Saengprajak , Ph.D.

DEGREE Master of Science **MAJOR** Energy

UNIVERSITY Mahasarakham **YEAR** 2024
University

ABSTRACT

This thesis presents a technique for modeling a proton exchange membrane fuel cell system (PEMFC) through an artificial neural networks (ANN) method with LabVIEW to estimate the voltage of PEMFC fuel cells. Multiple Linear Regression (MLR) equations and Analytical Mathematics Models (AMM) are used to compare the predictive accuracy of the ANN method. By studying the working system of the PEMFC fuel cell and the variables that affect the operation of the fuel cell. Develop a PEMFC model using the ANN method within the LabVIEW program. Test the voltage estimation produced by the ANN model, compare it with the results from the MLR and AMM methods, and analyze the accuracy of the estimation by evaluating the Loss Function. The analysis results indicate that the ANN method exhibited the lowest error when compared to the MLR and AMM methods. This is because the mean absolute error (MAE) of ANN, MLR, and AMM are 0.443, 0.665, and 1.512, respectively, and the model accuracy test results (R-square) of ANN, MLR, and AMM are 0.982, 0.964, and 0.802. Therefore, the study concluded that the artificial neural network (ANN) method is more accurate in estimation compared to other methods.

Keyword : Fuel cell, ANN, PEMFC, Multiple Linear Regression, Fuel cell Model

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์ได้ด้วยดี โดยได้รับความอนุเคราะห์และความช่วยเหลือจากผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อนุสรณ์ แสงประจักษ์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำและข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์ ตลอดจนตรวจสอบแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ และสนับสนุนพร้อมให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยตั้งแต่เริ่มต้นการทำงานวิจัยจนกระทั่งเสร็จสิ้นงานวิจัย ซึ่งผู้วิจัยรู้สึกขอบคุณเป็นอย่างสูงในความกรุณาของอาจารย์ที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ที่เป็นประโยชน์อย่างยิ่งสำหรับการวิจัยทางวิทยาศาสตร์ประยุกต์ทั้งในอดีต ปัจจุบัน และต่อไปในอนาคต

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. ไพศาล จิ์ฟู ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์และกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาสละเวลาอันมีค่ามาทำหน้าที่เป็นกรรมการผู้ทรงคุณวุฒิ ซึ่งได้ให้ความรู้และข้อเสนอแนะต่าง ๆ ที่ทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สมบูรณ์แบบมากยิ่งขึ้นและที่กรุณาให้ข้อคิดที่เป็นประโยชน์แก่ผู้วิจัย

ขอขอบคุณพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. ชีรวรงค์ เหล่าสุวรรณ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. เจนจิรา เปี่ยมดี กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาให้ข้อเสนอแนะการปรับปรุงที่ทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สมบูรณ์ยิ่งขึ้น

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. บุญยัง ปลั่งกลาง อาจารย์ประจำคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี ที่ได้ให้ความอนุเคราะห์ในการใช้ข้อมูลที่เป็นสำหรับการจัดทำวิทยานิพนธ์

สุดท้ายนี้ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ คณะวิทยาศาสตร์ ภาควิชาฟิสิกส์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ที่ได้เป็นสถานที่ในการศึกษาเรียนรู้และจัดทำวิทยานิพนธ์ ตลอดมาตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน และขอกราบขอบพระคุณคุณพ่อคุณแม่ และครอบครัวที่คอยให้กำลังใจเสมอมาขอขอบพระคุณครอบครัวและน้องสาวที่คอยเป็นกำลังใจและให้คำปรึกษาเมื่อมีสภาวะจิตใจไม่มั่นคงแก่ผู้วิจัยจนสำเร็จการศึกษา ผู้วิจัยขอมอบวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ไว้เพื่อเป็นเกียรติแต่บิดามารดา อาจารย์ที่ปรึกษาและผู้มีพระคุณทุกท่าน

ชนินทร์ คำวันดี

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญรูปภาพ.....	ฎ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 หลักการและเหตุผล	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา	6
1.3 ขอบเขตการศึกษา.....	6
1.4 ผลที่คาดว่าจะได้รับ.....	6
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	7
2.1 เซลล์เชื้อเพลิง	7
2.1.1 ประวัติความเป็นมาของเซลล์เชื้อเพลิง.....	7
2.1.2 ความหมายและความสำคัญของเซลล์เชื้อเพลิง	9
2.1.3 ชนิดของเซลล์เชื้อเพลิง	10
2.2 หลักการทำงานของเทคโนโลยีเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC	13
2.2.1 ส่วนประกอบของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC.....	14
2.2.2 แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ของ PEMFC	21
2.2.3 สมการสูญเสียภายในเซลล์เชื้อเพลิง.....	26
2.3 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks - ANN)	33

2.3.1	หลักการทํางานของระบบโครงข่ายประสาทเทียม.....	34
2.3.2	ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function).....	38
2.3.3	ทอพอโลยีของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network Topology).....	40
2.3.4	โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation: BP)	42
2.3.5	ขั้นตอนในกระบวนการเรียนรู้ (Training Algorithm).....	46
2.3.6	ปัจจัยที่มีผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม	48
2.3.7	แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม.....	50
2.4	แบบจำลองโดยเทคนิคสหสัมพันธ์และการวิเคราะห์การถดถอย	55
2.4.1	วิธีการคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์	55
2.4.2	การวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis)	56
2.4.3	การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุโดยโปรแกรมสำเร็จรูป	60
บทที่ 3	วิธีดำเนินงานวิจัย	66
3.1	การทำงานทางกายภาพของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC.....	66
3.2	การออกแบบแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้วยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม.....	68
3.2.1	ขั้นตอนการออกแบบการทํางานของโครงข่ายประสาทเทียม.....	68
3.2.2	การออกแบบระบบโครงข่ายประสาทเทียมผ่านโปรแกรม LabVIEW	70
3.2.3	ขั้นตอนการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	74
3.3	ขั้นตอนการสร้างสมการถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (Multiple Linear Regression : MLR)	78
3.3.1	ขั้นตอนการใช้โปรแกรมสำเร็จรูปในการสร้างสมการถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (Multiple linear regression).....	80
3.3.2	การสร้างสมการถดถอย	82
3.4	ขั้นตอนคำนวณผ่านแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM).....	86
3.5	เปรียบเทียบความแม่นยำของการประมาณการ	88
3.5.1	ขั้นตอนการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยด้วย ANOVA (F-Test).....	90

บทที่ 4 ผลการทดลอง	93
4.1 ผลการวิเคราะห์แรงดันไฟฟ้าของเซลล์เชื้อเพลิงโดยระบบโครงข่ายประสาทเทียม	94
4.1.1 การปรับปรุงโครงสร้างข้อมูล	96
4.2 ผลการจำลองเซลล์เชื้อเพลิงผ่านสมการการถดถอยแบบพหุ	97
4.3 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงระหว่างระบบโครงข่ายประสาทเทียม กับการทำงานจริงของเซลล์เชื้อเพลิง	98
4.3.1 ผลการวิเคราะห์และเปรียบเทียบแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการประมาณการ	100
4.4 ผลการวิเคราะห์ค่าความแม่นยำของการประมาณการผ่านผลการวิเคราะห์ทางสถิติ	104
4.4.1 ผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนด้วยวิธีแบบ LSD	104
4.4.2 ผลการวิเคราะห์ความแม่นยำของแบบจำลองการประมาณการ	105
บทที่ 5 สรุป	110
5.1 สรุปผลการวิจัย	110
5.2 อุปสรรคในการวิจัย	111
5.3 ข้อเสนอแนะ	112
บรรณานุกรม	113
ภาคผนวก ก	119
ประวัติผู้เขียน	123



สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 สภาวะอุณหภูมิการทำงาน และการประยุกต์ใช้งานเซลล์เชื้อเพลิงแบบต่าง ๆ.....	12
ตารางที่ 2 ค่ามาตรฐานทางอุณหพลศาสตร์และการคำนวณปริมาณทางอุณหพลศาสตร์	23
ตารางที่ 3 ค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นสำหรับแรงดันไฟฟ้าแท้จริงของเซลล์เชื้อเพลิง.....	30
ตารางที่ 4 เปรียบเทียบระหว่างนิรเวอร์ลธรรมดาและแบบจำลองนิรเวอร์ล	37
ตารางที่ 5 แสดงค่าพารามิเตอร์ที่มีผลต่อการเรียนรู้ในโครงข่ายประสาท	48
ตารางที่ 6 แสดงขีดจำกัดการทำงานของ Nexa™ Power Module.....	67
ตารางที่ 7 แสดงค่าพารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ของเซลล์เชื้อเพลิง.....	88
ตารางที่ 8 การวิเคราะห์การถดถอยเพื่อประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้า โดยวิธี All Enter.....	97
ตารางที่ 9 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนเพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างของแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการประมาณการ.....	104
ตารางที่ 10 ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบรายคู่ (Post Hoc) ของค่าเฉลี่ยแรงดันไฟฟ้า	105
ตารางที่ 11 ตารางแสดงผลการวิเคราะห์ความแม่นยำของการประมาณการ.....	106



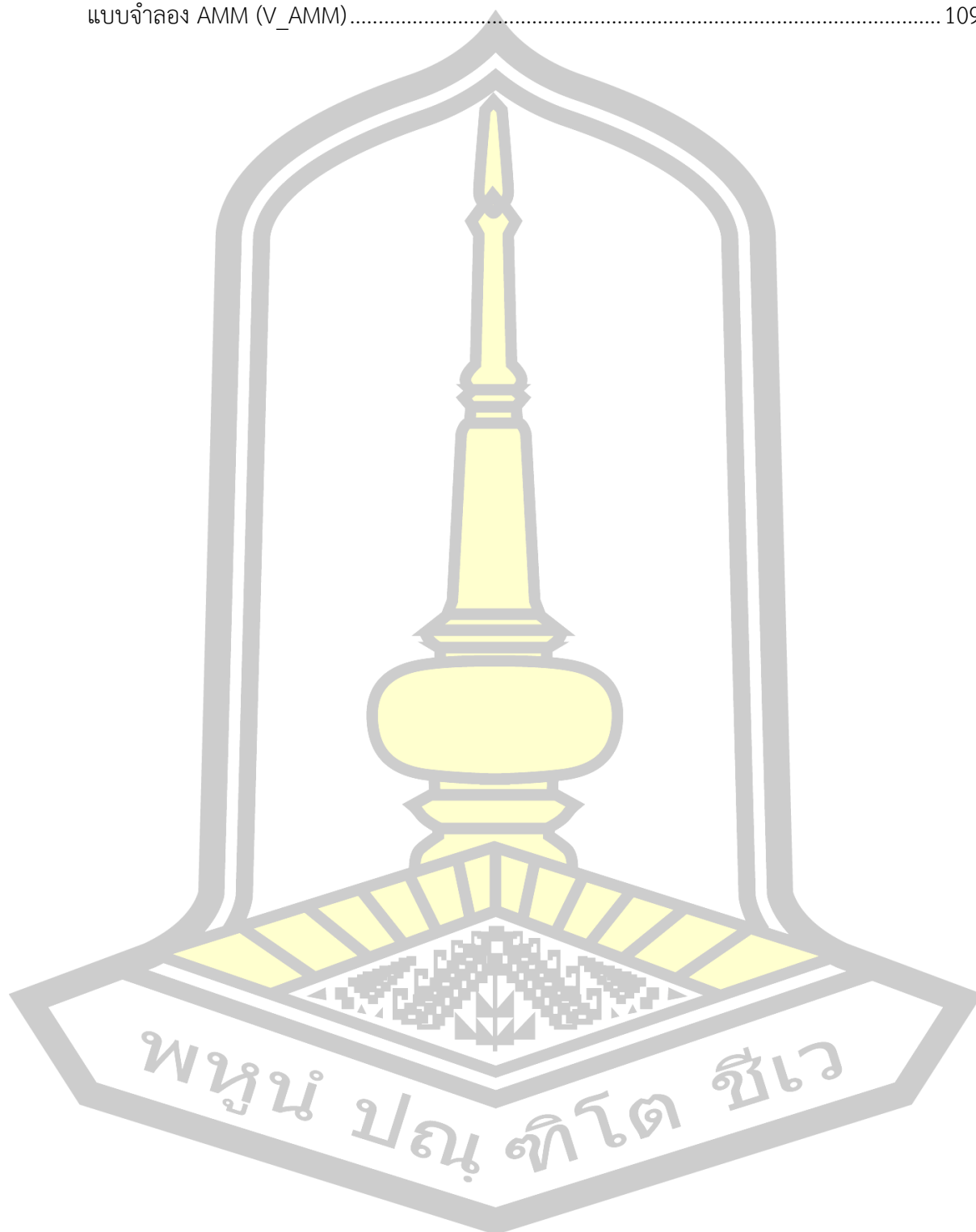
สารบัญรูปภาพ

	หน้า
ภาพที่ 1 ความแตกต่างของเซลล์เชื้อเพลิงกับแบตเตอรี่.....	9
ภาพที่ 2 แสดง (ก) การทำงานของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าซึ่งถูกขับเคลื่อนด้วยเครื่องยนต์ความร้อน (ข) วิธีการเปลี่ยนรูปพลังงานด้วยเครื่องยนต์เผาไหม้และเซลล์เชื้อเพลิง.....	10
ภาพที่ 3 แสดงการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงในเชิงอุณหพลศาสตร์	14
ภาพที่ 4 ส่วนประกอบของเซลล์พื้นฐานในเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEM	15
ภาพที่ 5 แสดงรูปแบบของข้อไฟฟ้าแบบมีตัวเร่งปฏิกิริยาที่ใช้สำหรับเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเมมเบรนแลกเปลี่ยนโปรตอน	17
ภาพที่ 6 แสดงผลของตัวเร่งปฏิกิริยาที่มีผลต่อการเกิดปฏิกิริยา	18
ภาพที่ 7 แสดงส่วนประกอบของเซลล์เชื้อเพลิงแบบเซลล์เดี่ยว	20
ภาพที่ 8 การประกอบ stack cell	21
ภาพที่ 9 แสดงคุณสมบัติของแรงดันและกระแสไฟฟ้า (I-V curve) ของเซลล์เชื้อเพลิง	26
ภาพที่ 10 เซลล์เชื้อเพลิงแบบ PEM (20 cell, 4W, 0.96V/cell).....	33
ภาพที่ 11 องค์ประกอบของเครือข่ายประสาทของสมองมนุษย์.....	35
ภาพที่ 12 เซลล์ประสาทอย่างง่าย.....	36
ภาพที่ 13 เซลล์ประสาทเทียมอย่างง่าย	37
ภาพที่ 14 แสดงช่วงของข้อมูลที่ได้จาก function sigmoid, tanh และ ReLU	39
ภาพที่ 15 เครือข่ายป้อนสู่ด้านหน้าชั้นเดียว.....	41
ภาพที่ 16 เครือข่ายป้อนสู่ด้านหน้าหลายชั้น.....	42
ภาพที่ 17 แสดงโครงข่ายของกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ.....	43
ภาพที่ 18 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น.....	44
ภาพที่ 19 แสดงกราฟการกำหนดอัตราการเรียนรู้	49
ภาพที่ 20 โครงสร้างนิเวศของเซลล์เชื้อเพลิงแบบฟิวส์.....	51

ภาพที่ 21 โปรแกรม LabVIEW ซึ่งใช้ในการสร้างแบบจำลอง ANN	51
ภาพที่ 22 แสดงแนวคิดการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น แบบวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด.....	60
ภาพที่ 23 NexaTM Power Module User's Manual.....	66
ภาพที่ 24 แสดงขั้นตอนการทดสอบด้วยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม	69
ภาพที่ 25 แสดงสมการ Sigmoid ผ่าน “Block Diagram”	70
ภาพที่ 26 แสดงการวิหาค่าความคลาดเคลื่อนผ่าน “Block Diagram”	70
ภาพที่ 27 แสดงการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในกระบวนการ “Backpropagation” ผ่าน “Block Diagram”	71
ภาพที่ 28 แสดง Block diagram ของเครือข่ายป้อนสู่ด้านหน้าหลายชั้น (Multilayer feedforward networks).....	71
ภาพที่ 29 แสดง Block Diagram กระบวนการการแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation)	72
ภาพที่ 30 โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม	72
ภาพที่ 31 แสดงการบันทึกข้อมูลก่อนทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม	74
ภาพที่ 32 แสดงการกำหนดโหนดขณะเริ่มการทดสอบ	75
ภาพที่ 33 แสดงการอัปเดตไฟร์เข้าสู่แบบจำลอง	75
ภาพที่ 34 แสดงการตรวจสอบข้อมูล.....	76
ภาพที่ 35 แสดงการบันทึกข้อมูลหลังการทดสอบ	76
ภาพที่ 36 แสดงกระบวนการเปรียบเทียบข้อมูลก่อนและหลังการทำงานของโปรแกรม	77
ภาพที่ 37 แสดงผลการจำลองโครงข่ายประสาทเทียมผ่านโปรแกรม LabVIEW.....	78
ภาพที่ 38 แสดง Flowchart ขั้นตอนสร้างสมการถดถอย.....	79
ภาพที่ 39 แสดงการกำหนดตัวแปรที่จะใช้.....	80
ภาพที่ 40 การใช้คำสั่งในการหาสหสัมพันธ์.....	81
ภาพที่ 41 แสดงเมนูย่อยเมื่อเลือกคำสั่ง Bivariate.....	81
ภาพที่ 42 การเลือกตัวแปรที่เราต้องการทราบความสัมพันธ์	81

ภาพที่ 43 แสดงผลลัพธ์ของการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรด้วยวิธีการแบบสหสัมพันธ์.....	82
ภาพที่ 44 แสดงการเลือกคำสั่งในการสร้างสมการถดถอยแบบพหุ.....	83
ภาพที่ 45 เมนูย่อยการในการสร้างสมการการถดถอยแบบพหุ.....	83
ภาพที่ 46 กำหนดตัวแปรอิสระ และตัวแปรตาม	84
ภาพที่ 47 แสดงการกำหนดค่าความเชื่อมั่น	84
ภาพที่ 48 แสดงผลลัพธ์ในการสร้างสมการการถดถอยแบบพหุ.....	85
ภาพที่ 49 แสดงขั้นตอนการคำนวณผ่านแบบจำลองเชิงวิเคราะห์	87
ภาพที่ 50 แสดงขั้นตอนการเปรียบเทียบความแม่นยำของการประมาณการ	89
ภาพที่ 51 แสดงผลการทดสอบด้วย One-Way ANOVA F-Test	92
ภาพที่ 52 ผลทดสอบอ้างอิง NexaTM Power Module User's Manual.....	93
ภาพที่ 53 แสดงผลการวิเคราะห์การทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงด้วยโปรแกรมโครงข่ายประสาทเทียม	94
ภาพที่ 54 แสดงการกำหนดค่าโหนดที่ใช้ในการวิเคราะห์ผ่านโครงข่ายประสาทเทียม	95
ภาพที่ 55 แสดงข้อมูลจากระบบโครงข่ายประสาทเทียมกับข้อมูลอ้างอิง	95
ภาพที่ 56 แสดง monitor สำหรับการนำเข้าข้อมูลเพื่อนำไป “normalization” ในโปรแกรม LabVIEW	96
ภาพที่ 57 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันไฟฟ้ากับกระแสไฟฟ้าที่ความดัน 1-9 บาร์	99
ภาพที่ 58 แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้า ที่ความดัน 1 บาร์.....	101
ภาพที่ 59 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันและกระแสไฟฟ้าที่ความดัน 2 บาร์.....	102
ภาพที่ 60 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันและกระแส ที่ความดัน 3 บาร์	103
ภาพที่ 61 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลการทดลอง (V_EXP) กับข้อมูลจากแบบจำลอง ANN (V_ANN).....	106
ภาพที่ 62 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลการทดลอง (V_EXP) กับข้อมูลจากแบบจำลอง MLR (V_MLR).....	108

ภาพที่ 63 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลการทดลอง (V_{EXP}) กับข้อมูลจาก
แบบจำลอง AMM (V_{AMM})..... 109



บทที่ 1

บทนำ

1.1 หลักการและเหตุผล

เซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน (Proton exchange membrane fuel cell) หรือ PEMFC เป็นเทคโนโลยีที่สามารถผลิตไฟฟ้าโดยอาศัยหลักการทางปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมีที่เกิดขึ้นระหว่างไฮโดรเจนกับออกซิเจน ที่เกิดขึ้นบน Proton exchange membrane หรือ PEM ที่จะทำให้หน้าทีในการแยกอิเล็กตรอนออกจากไฮโดรเจนโดยไฮโดรเจนที่ถูกแยกออกมานั้นจะทำปฏิกิริยากับออกซิเจนได้ผลผลิตเป็นน้ำออกมา ส่วนอิเล็กตรอนจะถูกส่งไปยังโหลดหรือเครื่องใช้ไฟฟ้าต่าง ๆ ในรูปของกระแสไฟฟ้า จึงทำให้เซลล์เชื้อเพลิงแบบเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน หรือ PEMFC นั้นเป็นเทคโนโลยีที่ไม่ก่อให้เกิดมลพิษทางอากาศ ทำให้ PEMFC นั้นจะมีบทบาทต่ออุตสาหกรรมพลังงานเป็นอย่างมาก เช่น อุตสาหกรรมรถยนต์ไฟฟ้า อุตสาหกรรมเครื่องใช้ไฟฟ้า เป็นต้น ซึ่งอุตสาหกรรมเหล่านี้เป็นอุตสาหกรรมที่ใช้พลังงานไฟฟ้า

ในปัจจุบันแหล่งพลังงานในกลุ่มฟอสซิลของโลกเริ่มหมดลงและการใช้พลังงานดังกล่าวยังมีปัญหาในเรื่องของมลพิษทางอากาศและสถานะโลกร้อนที่รุนแรงขึ้น ซึ่งเป็นปัญหาที่ไม่สามารถมองข้ามได้ เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวจึงต้องแสวงหาแหล่งพลังงานและพัฒนาเทคโนโลยีพลังงานรูปแบบใหม่ๆ ที่มีความยั่งยืนและเป็นมิตรต่อสิ่งแวดล้อม เช่นกันกับในงานวิจัยนี้ที่มุ่งเน้นในเรื่องของเทคโนโลยีเซลล์เชื้อเพลิงซึ่งเป็นเทคโนโลยีพลังงานสะอาด โดยการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อประเมินการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน (PEMFC) ซึ่งจะเป็นประโยชน์ต่อการศึกษา การวิจัยและพัฒนาเทคโนโลยีดังกล่าวต่อไป

การสร้างแบบจำลองของเซลล์เชื้อเพลิงนั้นมีเทคนิคในการสร้างแบบจำลองได้หลากหลายวิธี โดยในงานวิจัยฉบับนี้ได้เลือกวิธีการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้วยวิธีแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) ในการศึกษาวิจัย เนื่องจาก ANN มีการทำงานเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ มันสามารถปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น และสามารถจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูล ด้วยความสามารถในการเรียนรู้สิ่งที่ต้องการของ ANN ที่กล่าวมาข้างต้นนี้จึงทำให้มันมีความยืดหยุ่นและมีประสิทธิภาพในเรียนรู้และการจำลองพฤติกรรมทางกายภาพของระบบที่มีความซับซ้อนจากข้อมูลที่ป้อนให้เรียนรู้ การประยุกต์ใช้ ANN จึงเป็นทางเลือก

ที่น่าสนใจในการนำมาสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับการศึกษาวิจัย และพัฒนาเซลล์เชื้อเพลิงด้วยเช่นกัน โดยคาดว่า

ผลลัพธ์จากการจำลองของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์โดยใช้เทคนิคแบบ ANN นั้น จะให้ค่าที่มีความแม่นยำสูง มีความใกล้เคียงกันค่าการทำงานจริงของเซลล์เชื้อเพลิง จึงจะทำให้แบบจำลองเซลล์เชื้อเพลิงมีผลลัพธ์การทำงานดีที่สุด สามารถที่จะใช้ทำนายผลการทดสอบของเซลล์เชื้อเพลิงได้ ซึ่งถ้าแบบจำลองมีความแม่นยำสูงก็จะสามารถพัฒนาเซลล์เชื้อเพลิงโดยใช้เพียงแค่แบบจำลองได้ (Jourdani et al., 2017) ทำให้สามารถลดต้นทุนในการศึกษา วิจัยและพัฒนาเทคโนโลยีดังกล่าวได้ การศึกษาวิจัยที่เกี่ยวข้องกับแบบจำลองคณิตศาสตร์ด้วยวิธีแบบ ANN ในเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC ที่ผ่านมามีโดยสังเขปดังนี้

วรารณ เรืองฤทธิ์, (2002) ได้พัฒนาระบบควบคุมกระบวนการพลวัตของเซลล์เชื้อเพลิงโดยให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเป็นตัวแทนโหนดทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงเซลล์เดียว ด้วยโครงสร้างที่มีจำนวนชั้นอินพุต 4 โหนด, ชั้นซ่อน 4 โหนดและชั้นส่งออกข้อมูล 3 โหนด แล้วทำการจำลองระบบควบคุมของโหนดทดสอบเซลล์เชื้อเพลิง โดยผลจากการทดลองพบว่าเมื่อค่าเป้าหมายของของกระบวนการเปลี่ยนแปลงกระบวนการจะมีการปรับตัวเข้าสู่ค่าเป้าหมายใหม่ได้เร็ว และผลจากการประเมินค่าสมรรถนะของเครื่องควบคุมพบว่ากระบวนการมีการปรับตัวได้เร็ว เนื่องจากค่าที่ได้จากการประเมินความคลาดเคลื่อนด้วยวิธีต่าง ๆ มีค่าใกล้เคียงกันเมื่อค่าเป้าหมายเปลี่ยนแปลง

ปนัดดา แสงแก้ว, (2554) ได้ออกแบบโมเดลจำลองด้วย MATLAB/Simulink สำหรับทดสอบคุณลักษณะการทำงานของชุดเซลล์เชื้อเพลิงและได้ติดตั้งเพื่อทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงในห้องปฏิบัติการชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน (PEMFC) ขนาด 1.2 kW โดยศึกษาประสิทธิภาพการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงซึ่งขึ้นอยู่กับความดัน, อุณหภูมิ, อัตราการไหลของแก๊สและความชื้น เพื่อนำมาวิเคราะห์รวมทั้งการทดสอบการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงซึ่งมีการเปรียบเทียบข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองและข้อมูลการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงในห้องปฏิบัติการ ผลที่ได้ในสภาวะไม่มีโหลดแรงดันจะมีค่า 97.21% กำลังงานจะมีค่า 100% แต่ในขณะมีโหลดสูงสุดแรงดันจะมีค่า 90.19% กำลังงานมีค่า 83.61% เมื่อเทียบกับแบบจำลอง

Chen et al., (2021) ได้ทำการศึกษาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของชุดเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน (PEMFC) ขนาด 1.2 kW โดยใช้โปรแกรม MATLAB/Simulink ในการจำลองรูปแบบการทำงาน โดยใช้แบบจำลองการวิเคราะห์ (Analytical model) เพื่อศึกษาพฤติกรรมการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงร่วมกับวงจรทอนระดับแรงดันไฟฟ้ากระแสตรงจากการป้อน

ค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ซึ่งพบว่าความดันของไฮโดรเจนมีผลต่อการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง การเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิไม่มีผลกระทบต่อการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง เมื่อเทียบกับแรงดันไฟฟ้าแบบจำลองของระบบเซลล์เชื้อเพลิงเมื่อต่อร่วมกับแบบจำลองของวงจรทอนระดับแรงดันไฟฟ้ากระแสตรง สามารถให้ค่าแรงดันไฟฟ้าสอดคล้องกับหลักทฤษฎี

Omran et al., (2021) ได้ทำการศึกษาาระบบเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน (PEMFC) โดยใช้การจำลองการทำงานผ่านโปรแกรม MATLAB/Simulink โดยมีการกำหนดสภาวะการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอนตาม โมเดลเซลล์เชื้อเพลิงรุ่น Horizon H-500 XP ขนาด 500 W ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองได้ค่าแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าใกล้เคียงกับการทดสอบเซลล์เชื้อเพลิง โดยในการตอบสนองต่อโหลดและการเปลี่ยนแปลงอัตราการไหลของไฮโดรเจน มีความคลาดเคลื่อนอยู่ระหว่าง 2% ถึง 6% ขึ้นอยู่กับความต้านทานโหลดที่ใช้ โดยรวมการทดลองแสดงให้เห็นว่าระบบ PEMFC โดยรวมมีประสิทธิภาพสูงสุดประมาณ 48%

Yang et al., (2021) ได้ทำการศึกษาเอกสารงานวิจัยโครงข่ายประสาทของฮอปฟิลด์ (Rotor Hopfield Neural Network (RHNN)) แบบปรับปรุง เป็นการศึกษาเพื่อระบุพฤติกรรมชั่วคราวที่ไม่เป็นเชิงเส้นของเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน (PEM) โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อปรับปรุงโครงสร้างให้มีประสิทธิภาพ จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทของฮอปฟิลด์ (RHNN) ได้มีการเสนอวิธีการประมาณคำตอบที่มีความหนาเชื่อถือหรือ metaheuristic แบบใหม่ที่เรียกว่าอัลกอริทึมแบบเบิกทาง (pathfinder algorithm) ตามปัจจัยแนวทางร่วม (GFPP) สำหรับ PEMFC โดยผลการวิจัยปรากฏว่าข้อผิดพลาดสัมพัทธ์สูงสุด 0.5665% และ 0.4141% สำหรับการทดสอบโมเดลที่ใช้ RHNN ดั้งเดิม และโมเดลที่ใช้ GFPP-RHNN ตามลำดับ ซึ่งผลการทดสอบนี้แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงขึ้นของวิธีการในการสร้างแบบจำลอง

Salimi Nanadegani et al., (2020) ได้ทำการศึกษาผลกระทบของพารามิเตอร์ที่มีผลกระทบต่อการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน เช่น อุณหภูมิความชื้นสัมพัทธ์ในขั้วแคโทดและแอโนด, ปริมาณสารสัมพันธ์ที่ด้านแคโทดและแอโนด, บนเส้นโค้งโพลารไรเซชันของ PEMFC (เซลล์เชื้อเพลิงเมมเบรนแลกเปลี่ยนโปรตอน) โดยใช้ ANN (โครงข่ายประสาทเทียม) จำลองการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง เพื่อจุดประสงค์ในการจำลองการวิเคราะห์ที่ใช้หาค่าความถูกต้องโดยใช้ข้อมูลจากห้องปฏิบัติการ เพื่อดูสภาพการทำงานสูงสุดและต่ำสุดของเซลล์เชื้อเพลิงผ่านการประมาณการ ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่า ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์สมบูรณ์ถูกคำนวณเป็น 1.95% แสดงว่าผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมแสดงถึงข้อมูลในห้องปฏิบัติการอย่าง

แม่นยำมาก โดยผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่ากำลังของเซลล์เชื้อเพลิงเพิ่มขึ้น 23.6% และ 28.9% ตามรุ่น และเครือข่ายตามลำดับเมื่อเปรียบเทียบกับกำลังไฟฟ้าสูงสุด

Shao et al., (2014) ได้ทำการนำเสนอวิธีการ ANN (artificial neural network) ที่ช่วยปรับปรุงความเสถียรและความน่าเชื่อถือของระบบ PEMFC ในส่วนแรกสร้างแบบจำลอง PEMFC และจำลองขึ้นโดยใช้ MATLAB ส่วนที่สอง จะใช้แบบจำลองและการทดลองนี้ เป็นกลไกของข้อบกพร่องที่เกิดขึ้นในระบบ PEMFC ส่วนที่สาม ANN สำหรับการวินิจฉัยข้อบกพร่องถูกสร้างขึ้น และแบบจำลองโมเดลนี้จะได้รับการฝึกอบรมและทดสอบโดยชุดข้อมูล โดยผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่า เมื่อเทียบกับวิธีก่อนหน้านี้สำหรับการวินิจฉัยข้อผิดพลาดของระบบ PEMFC วิธีการวินิจฉัยข้อบกพร่องที่เสนอมีอัตราการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนที่สูงกว่าวิธีก่อนหน้านี้ นอกจากนี้ โครงสร้างบางส่วนของวิธีนี้สามารถเปลี่ยนแปลงได้ได้ง่ายควบคู่ไปกับการเปลี่ยนแปลงระบบ PEMFC สรุปได้ว่าวิธีการวินิจฉัย PEMFC นี้ด้วย ANN มีค่าสำหรับการใช้งาน

Wilberforce & Olabi, (2020) ได้ศึกษาเส้นโค้งโพลาริเซชันที่ใช้ตรวจสอบประสิทธิภาพของเชื้อเพลิงในในแง่ของประสิทธิภาพและความทนทาน โดยในการตรวจสอบนี้เป็นการสำรวจการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เพื่อกำหนดแรงดันและกระแสของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน ที่มีพื้นที่เมมเบรนขนาด 11.46 cm^2 ความสามารถในการคาดการณ์ประสิทธิภาพสำหรับวิธีการจัดการข้อมูล (GMDH) เช่นเดียวกับการส่งต่อข้อมูลย้อนกลับ (FFBP) โดยใช้เครือข่ายในการประมาณการค่ากระแสและแรงดันที่ได้รับจากเซลล์เชื้อเพลิงเมมเบรนแลกเปลี่ยนโปรตอน พบว่าระบบเครือข่ายประสาทแบบ GMDH ที่เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดในการคาดการณ์ประสิทธิภาพของ Proton Exchange Membrane ซึ่งมีการสรุปเพิ่มเติมว่าการเพิ่มขึ้นของอัตราการไหลของสารตั้งต้นจะมีผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพของเซลล์เชื้อเพลิง

Özcelep et al., (2020) ได้ศึกษาทดลองเกี่ยวกับเซลล์เชื้อเพลิงเมมเบรนแลกเปลี่ยนโปรตอน (PEMFC) ในการศึกษาส่วนใหญ่ขึ้นอยู่กับผลกระทบปริมาณการใช้ไฮโดรเจนในช่วงกำลังไฟฟ้า 0 - 600 W และเพิ่มขึ้น 0 - 100 Watt/s ผลการทดลองได้รับการประมวลผลโดยโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และวิธีการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR) ความสัมพันธ์ระหว่างพลังงานที่ใช้ไปทั้งหมด พลังงานสูงสุด ความชันกราฟ และปริมาณการใช้ไฮโดรเจน จะถูกนำมาทดลองและกำหนดสมการใหม่ โดยอัตราข้อผิดพลาดเฉลี่ยของ ANN และ MLR คือ 0.3189% และ 0.1124% ในขณะที่ R^2 เฉลี่ยมีค่าเท่ากับ 0.9965 สำหรับการจำลอง ANN และการจำลอง 0.9545 MLR โดยผลการทดสอบพลังงานและประสิทธิภาพ Exergy ลดลง 6% พลังงานเริ่มต้นเพิ่มขึ้น 13%

Huo et al., (2021) ได้ศึกษาการเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงเมมเบรนแลกเปลี่ยนโปรตอน (PEMFCs) โดยกราฟโพลาริเซชัน (I-V curve) โดยทั่วไปจะใช้เป็นตัวชี้วัดที่สำคัญสำหรับการประเมิน ซึ่งสามารถแสดงคุณสมบัติที่สำคัญหลายอย่างของ PEMFC เช่น ความหนาแน่นกระแส กำลังจำเพาะ ฯลฯ อย่างไรก็ตาม มีการทดลองจำนวนมากเพื่อให้ได้ I-V เส้นโค้งโพลาริเซชันดำเนินการซึ่งใช้ทรัพยากรเป็นจำนวนมากเนื่องจากการประกอบอิเล็กโทรดเมมเบรน (MEA) ใน PEMFC ซึ่งเกี่ยวข้องกับกระบวนการไฟฟ้าเคมี อุณหพลศาสตร์ และอุทกพลศาสตร์ที่ซับซ้อน เพื่อแก้ปัญหาจึงได้ใช้การเรียนรู้เชิงลึก (DL) เพื่อออกแบบวิธีการคาดคะเนประสิทธิภาพตามการสุ่มอัลกอริทึม (RF) และโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ซึ่งสามารถลดการทดลองที่ไม่จำเป็นสำหรับการพัฒนา ในวิธีการ เพื่อปรับปรุงคุณภาพของชุดข้อมูลการทดสอบอัลกอริทึม (RF) จะถูกนำมาใช้เพื่อเลือกปัจจัยที่สำคัญให้เป็นคุณสมบัติอินพุตของแบบจำลองและปัจจัยที่เลือกต่อไปจะตรวจสอบโดยการศึกษาก่อนหน้านี้ ANN เพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองการทำนายประสิทธิภาพซึ่งส่งออกเส้นโค้งโพลาริเซชันของกระแส (I) และแรงดันไฟฟ้า (V) โดยเฉพาะอย่างยิ่งการ “Normalization” และวิธี “drop out” จะถูกนำมาใช้เพื่อปรับปรุงโมเดลที่เป็นลักษณะทั่วไป โดยประสิทธิภาพของแบบจำลองจะทำตาม ANN นั้นจะได้รับการประเมินจากโพลาริเซชัน (I-V curve) ซึ่งผลการทดลองระบุว่าเส้นโค้งการทำนายของแบบจำลองที่เสนอมีผลออกมาเป็นผลดีซึ่งแสดงด้วยความโค้งโพลาริเซชัน โดยในการศึกษานี้ได้แสดงให้เห็นว่าเทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึกเป็นส่วนเสริมที่สำคัญสำหรับการเพิ่มประสิทธิภาพ PEMFC

จากงานวิจัยตัวอย่างที่ได้ศึกษามาข้างต้นจะเห็นได้ว่าการศึกษการใช้แบบจำลองแบบ ANN กับเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC ในลักษณะต่าง ๆ กัน แต่โดยส่วนใหญ่แล้วนั้นเกี่ยวข้องกับการใช้แบบจำลอง ANN กับใช้กับเซลล์เชื้อเพลิงขนาดเล็ก ในส่วนของชุดเซลล์เชื้อเพลิง (Fuel cell stack) ที่มีขนาดใหญ่ขึ้นมีเพียงการใช้แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (Analytical model) ในการจำลองการทำงานเทียบกับผลการทดลองจริง (ดังเช่นกรณีของ ปันดดา แสงแก้ว. (2554) และ Chen et al. (2021)) ดังนั้นการประยุกต์ใช้แบบจำลอง ANN กับชุดเซลล์เชื้อเพลิงจึงเป็นแนวทางหนึ่งของการศึกษาที่น่าสนใจว่าจะทำให้เกิดความแม่นยำมากกว่าเพียงใด และเพื่อให้เห็นความสามารถของแบบจำลองที่สร้างโดยวิธีการแบบ ANN ผู้วิจัยจึงทำการศึกษาเปรียบเทียบระหว่างแบบจำลอง ANN กับแบบจำลองที่สร้างโดยเทคนิคสมการถดถอยหลายตัวแปร (Multiple linear regression, MLR) และแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ ซึ่งได้ศึกษาไว้โดย ปันดดา แสงแก้ว. (2554) สำหรับชุดเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC ขนาด 1.2 kW มาเปรียบเทียบกัน โดยใช้โปรแกรม LABVIEW สร้างแบบจำลอง และ

ทำวิเคราะห์ข้อมูลเปรียบเทียบกันโดยใช้โปรแกรม SPSS เพื่อจำแนกว่าแบบจำลองต่าง ๆ มีความแตกต่างกันทางสถิติเพียงใด

1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

1.2.1 เพื่อศึกษาการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการคาดการณ์การทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงขนาด 1.2 kW

1.2.2 เพื่อเปรียบเทียบความแม่นยำของการคาดการณ์ด้วยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียมกับวิธีการวิเคราะห์ผ่านสมการถดถอยเชิงเส้นและแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ เทียบกับผลการทำงานจริงของเซลล์เชื้อเพลิงขนาด 1.2 kW

1.3 ขอบเขตการศึกษา

1.3.1 ใช้โปรแกรม LabVIEW ในการจำลองการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง ขนาด 1.2 kW โดยใช้วิธีการของโครงข่ายประสาทเทียม

1.3.2 วิเคราะห์ความแม่นยำของแบบจำลองที่ใช้วิธีการแบบ ANN MLR และแบบเชิงวิเคราะห์ เปรียบเทียบกันกับผลการทดลองในห้องปฏิบัติการ

1.3.3 เปรียบเทียบแรงดันไฟฟ้า ของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของเซลล์เชื้อเพลิงขนาด 1.2 kW โดยใช้วิธีการแบบ ANN MLR และ AMM เปรียบเทียบกันกับผลการทดลองในห้องปฏิบัติการ

1.4 ผลที่คาดว่าจะได้รับ

1.4.1 สามารถเปรียบเทียบความแตกต่างของประสิทธิภาพในการประมาณการการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน ขนาด 1.2 kw ด้วยวิธีการจำลองโครงข่ายประสาทเทียมผ่านโปรแกรม LabVIEW เทียบวิธีแบบอื่น ๆ ในการประมาณการ

1.4.4 มีความเข้าใจและสามารถต่อยอดการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks (ANN)) ของระบบเซลล์เชื้อเพลิงแบบฟิวเอ็่ม โดยใช้โปรแกรม LabVIEW

1.4.3 สามารถนำงานวิจัยฉบับนี้ไปเป็นแนวทางในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์โดยใช้วิธีแบบโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อพัฒนารูปแบบของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของเซลล์เชื้อเพลิง ให้มีความหลากหลายต่อการเลือกใช้งานในอนาคต

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 เซลล์เชื้อเพลิง

2.1.1 ประวัติความเป็นมาของเซลล์เชื้อเพลิง

หลักการกำเนิดไฟฟ้าด้วยเซลล์เชื้อเพลิงนั้นถูกคิดค้นขึ้นโดย คลิสเตียน เฟรดเดอริก โชนไบน์ (Christian Friedrich Schönbein) นักวิทยาศาสตร์ชาวสวิส ในปี ค.ศ. 1838 แต่ผู้ที่สร้างเซลล์เชื้อเพลิงได้สำเร็จเป็นคนแรกคือ เซอร์ วิลเลียม โกรฟ (Sir William Grove) นักวิทยาศาสตร์ชาวเวลส์ โดยได้ทำการสร้างจนสำเร็จในปีเดียวกัน ซึ่งต่อมาได้รับการขนานนามว่าเป็นบิดาแห่งเซลล์เชื้อเพลิง โดยหลังการให้กำเนิดไฟฟ้าด้วยเซลล์เชื้อเพลิงมีที่มาจากการพิจารณาในการกลับกันกับกระบวนการแยกน้ำด้วยกระแสไฟฟ้า กล่าวคือ ในกระบวนการแยกน้ำด้วยกระแสไฟฟ้านั้นใช้พลังงานไฟฟ้าแยกน้ำออกเป็นแก๊สไฮโดรเจนและแก๊สออกซิเจน ในทางกลับกันการรวมตัวกันของแก๊สไฮโดรเจนและแก๊สออกซิเจนน่าจะผลิตพลังงานไฟฟ้าออกมาได้ (Spiegel, 2017)

โดย Grove นั้นได้อาศัยแนวคิดนี้ในการสร้างเซลล์เชื้อเพลิง โดยใช้แผ่นแพลทินัมที่มีลักษณะเป็นแถบยาว ๆ เป็นขั้วไฟฟ้าหรืออิเล็กโทรด ใส่ไว้ในหลอดทดลอง 2 หลอด หลอดหนึ่งบรรจุแก๊สไฮโดรเจนอีกหลอดหนึ่งบรรจุแก๊สออกซิเจน ปิดปากหลอดทั้งสองให้สนิท แล้วนำหลอดแก้วทั้งสองไปจุ่มในสารละลายกรดกำมะถันเจือจาง ผลที่ได้คือ มีกระแสไฟฟ้าไหลระหว่างแผ่นอิเล็กโทรดทั้งสอง และเกิดน้ำในหลอดแก้วทั้งสองด้วย แม้ว่าแรงดันไฟฟ้าที่เกิดจากหลอดแก้วทั้งสองมีค่าไม่มากนักแต่เมื่อ Grove นำหลอดแก้วหลาย ๆ ชุดมาต่อเข้าด้วยกัน ทำให้ได้แรงดันสูงขึ้น ซึ่ง Grove ได้เรียกอุปกรณ์นี้ว่า แบตเตอรี่แก๊ส (Douglas & Liebafsky, 1960)

แบตเตอรี่แก๊สที่ Grove ทำขึ้นมีลักษณะค่อนข้างไปทางอุปกรณ์ทดลองทางวิทยาศาสตร์ ซึ่งยังไม่เหมาะต่อการนำไปใช้งานจริง จึงได้มีการพยายามทำให้แบตเตอรี่แก๊สของ Grove สามารถนำไปใช้งานได้จริงได้ โดยในปี ค.ศ.1889 Ludwig Mond และ Charles Langer ได้เปลี่ยนมาใช้แก๊สจากอุตสาหกรรมถ่านหินแทนแก๊สไฮโดรเจนบริสุทธิ์ แล้วเรียกชื่ออุปกรณ์นี้ว่า เซลล์เชื้อเพลิง (Brusso, 2021) แต่หลังจากนั้นก็ไม่มีรายงานความคืบหน้าใด ๆ เกี่ยวกับเซลล์เชื้อเพลิง เนื่องจากในเวลาใกล้เคียงกันนั้นได้มีการค้นพบเครื่องยนต์สันดาปภายในและนักวิทยาศาสตร์และวิศวกรสนใจที่จะพัฒนาเครื่องยนต์สันดาปภายในมากกว่าเซลล์เชื้อเพลิง ส่งผลให้เครื่องยนต์สันดาปภายในมีการ

พัฒนาอย่างรวดเร็วแต่การพัฒนาเซลล์เชื้อเพลิงหยุดการพัฒนาต่อยอดไปเกือบร้อยปี (Spiegel, 2017)

จนกระทั่งปี ค.ศ.1932 ฟรานซิส โทมัส เบคอน แห่งมหาวิทยาลัยเคมบริดจ์ ได้นำเซลล์เชื้อเพลิงของโมนด์และแลงเกอร์ มาพัฒนาและปรับปรุงใหม่โดยใช้ขั้วไฟฟ้าที่ทำจากนิกเกิลแทนแพลทินัม (Ortiz-Rivera et al., 2007) และเปลี่ยนอิเล็กโทรไลต์จากกรดซัลฟิวริกเป็นโพแทสเซียมไฮดรอกไซด์ที่มีสมบัติเป็นด่าง ทำให้การกัดกร่อนแท่งอิเล็กโทรดลดน้อยลง เซลล์เชื้อเพลิงที่เบคอนพัฒนาและปรับปรุงขึ้นในปี ค.ศ.1932 นับเป็นเซลล์เชื้อเพลิงชนิดอัลคาไลน์เครื่องแรกของโลก แต่เบคอนต้องใช้เวลาถึง 27 ปีในการพัฒนาเซลล์เชื้อเพลิงจึงจะประสบความสำเร็จในการสร้างเซลล์เชื้อเพลิงที่ใช้งานได้จริงเครื่องแรกของโลก (Andújar & Segura, 2009)

ในปี ค.ศ.1977 เซลล์เชื้อเพลิงเครื่องแรกของโลกมีขนาด 5 กิโลวัตต์ ซึ่งมีพลังงานมากพอใช้กับเครื่องเชื่อมโลหะได้ และปลายปี ค.ศ.1977 แฮรี คาร์ล ประสบความสำเร็จในการสาธิตการใช้งานเซลล์เชื้อเพลิงขนาด 15 กิโลวัตต์ กับรถแทรกเตอร์ขนาด 20 แรงม้า (Brusso, 2021) ในสมัยแรก ๆ การใช้งานเซลล์เชื้อเพลิงยังอยู่ในวงจำกัด โดยใช้เป็นแหล่งกำเนิดไฟฟ้าในยานอวกาศและผลิตน้ำดื่มให้กับนักบินอวกาศของนาซา ในปี ค.ศ.1976 และ ค.ศ.1979 เกิดภาวะขาดแคลนน้ำมันและน้ำมันมีราคาแพง จึงเกิดแนวคิดที่จะนำเซลล์เชื้อเพลิงมาใช้แทนเครื่องยนต์ที่ใช้น้ำมัน และเริ่มมีการทดสอบรถยนต์ที่ใช้เซลล์เชื้อเพลิงเป็นแหล่งกำเนิดพลังงาน (Spiegel, 2017)

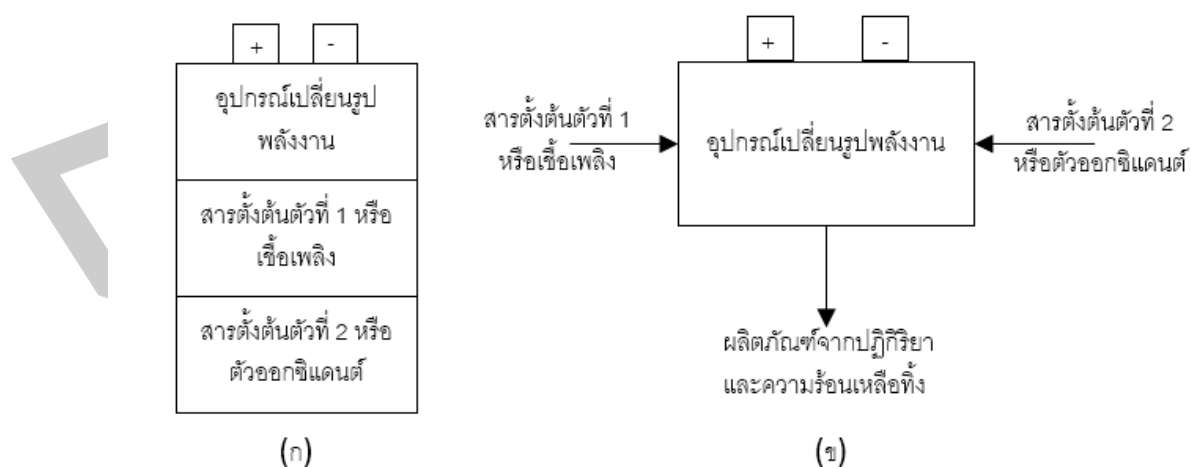
ในปัจจุบันมีโรงไฟฟ้าที่ใช้เซลล์เชื้อเพลิงในการผลิตกระแสไฟฟ้า และเริ่มสร้างเครื่องต้นแบบของรถยนต์ที่ใช้เซลล์เชื้อเพลิง ส่วนเซลล์เชื้อเพลิงขนาดเล็กนั้น บริษัทเครื่องใช้ไฟฟ้ายักษ์ใหญ่ของญี่ปุ่นได้จัดการสาธิตเซลล์เชื้อเพลิงที่ใช้เป็นแหล่งพลังงานให้กับอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบพกพาเมื่อไม่นานมานี้ (Ortiz-Rivera et al., 2007; Spiegel, 2017)

แนวคิดด้านเซลล์เชื้อเพลิงนั้นถูกจดประการขึ้นในปี ค.ศ.1838 โดย Sir William Grove หรือบิดาแห่งเซลล์เชื้อเพลิง โดยการศึกษาเกี่ยวกับเซลล์เชื้อเพลิงนั้นได้มีการศึกษาค้นคว้ากันอย่างต่อเนื่อง (Spiegel, 2017) โดยการในปี ค.ศ. 1839 Grove ได้พบว่ากระบวนการอิเล็กโทรลิซิส ซึ่งเป็นกระบวนการแตกตัวของน้ำเป็นแก๊สไฮโดรเจนและออกซิเจนโดยใช้กระแสไฟฟ้าเป็นกระบวนการที่สามารถดำเนินการย้อนกลับได้โดยใช้ตัวเร่งปฏิกิริยาที่เหมาะสม (Brusso, 2021; Douglas & Liebhafsky, 1960)

2.1.2 ความหมายและความสำคัญของเซลล์เชื้อเพลิง

เซลล์เชื้อเพลิงเป็นอุปกรณ์ทางเคมีไฟฟ้า ที่ทำหน้าที่ในการเปลี่ยนรูปพลังงานเคมีของสารตั้งต้นหรือเชื้อเพลิงไปเป็นพลังงานไฟฟ้าโดยตรงโดยไม่ต้องผ่านกระบวนการเผาไหม้ ลักษณะการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงคล้ายแบตเตอรี่คือ ผลิตกระแสไฟฟ้าได้โดยตรงจากเชื้อเพลิงและตัวออกซิแดนต์ด้วยปฏิกิริยาเคมีไฟฟ้าและมีองค์ประกอบหลักที่เหมือนกันคือขั้วไฟฟ้าและอิเล็กโทรไลต์ (Jawad et al., 2022) ข้อแตกต่างระหว่างเซลล์เชื้อเพลิงและแบตเตอรี่คือ แบตเตอรี่เป็นเครื่องเก็บพลังงาน ปริมาณพลังงานสูงสุดและอายุการใช้งานของแบตเตอรี่ขึ้นอยู่กับปริมาณสารตั้งต้นที่บรรจุในแบตเตอรี่ (Xu, 2023)

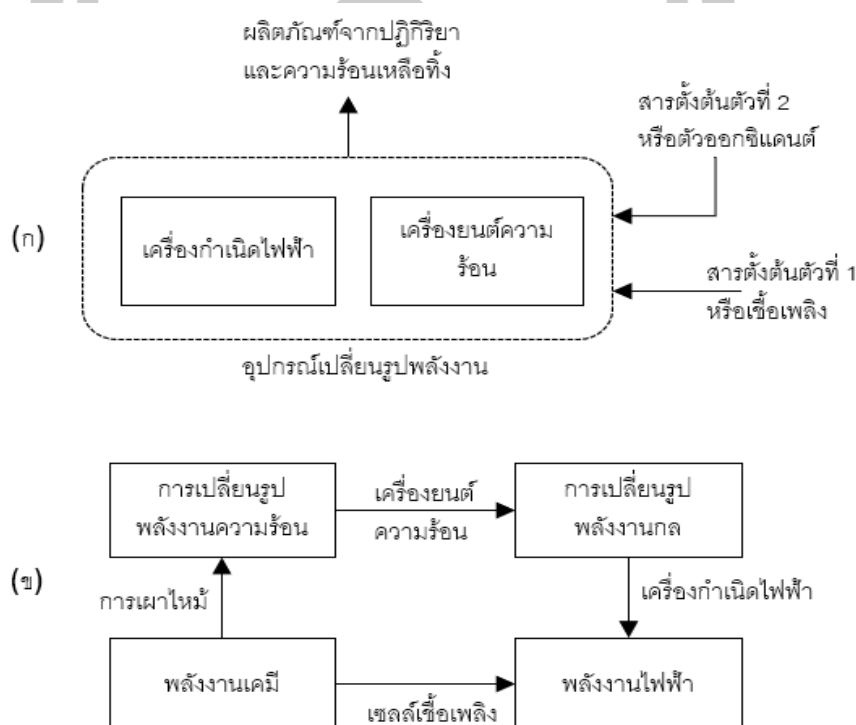
แต่การบรรจุสารตั้งต้นและตัวออกซิแดนต์รวมกันในแบตเตอรี่ จะทำให้ปฏิกิริยาเคมีไฟฟ้าที่เกิดขึ้นในแบตเตอรี่ค่อยข้างช้า และอาจจะเกิดการผุกร่อนขององค์ประกอบภายในส่งผลให้เกิดการรั่วซึมของสารตั้งต้นและตัวออกซิแดนต์ นอกจากนี้ขั้วไฟฟ้าในแบตเตอรี่จะถูกใช้ระหว่างการเกิดปฏิกิริยาเคมีไฟฟ้าส่งผลให้อายุการใช้งานแบตเตอรี่สั้นลง ในขณะที่เซลล์เชื้อเพลิงทำหน้าที่เป็นเพียงอุปกรณ์เปลี่ยนรูปพลังงานซึ่งสามารถทำงานได้อย่างต่อเนื่องตราบเท่าที่มีการป้อนสารตั้งต้นเข้าสู่ระบบ (Bahadur Bhandari et al., 2019) ไม่มีการรั่วซึมของสารตั้งต้นจากเซลล์เชื้อเพลิงยกเว้นในกรณีที่ส่วนประกอบของเซลล์ชำรุดเสียหาย นอกจากนี้ขั้วไฟฟ้าที่ใช้ในเซลล์เชื้อเพลิงจะไม่ถูกใช้ในปฏิกิริยาขณะทำงานส่งผลให้อายุการใช้งานของขั้วไฟฟ้า ดังนั้นอายุการใช้งานของเซลล์เชื้อเพลิงจึงยาวนานกว่าแบตเตอรี่ (Zhou et al., 2018)



ภาพที่ 1 ความแตกต่างของเซลล์เชื้อเพลิงกับแบตเตอรี่

ที่มา: <https://illustrationprize.com/th/122-difference-between-cell-and-battery.html>

เซลล์เชื้อเพลิงมีลักษณะเหมือนเครื่องยนต์สันดาปภายใน คือมีการเก็บแก๊สเชื้อเพลิงและตัวออกซิแดนต่นอกตัวเครื่อง และมีความต่างกันในเรื่องของการเปลี่ยนรูปพลังงานเคมีไปเป็นพลังงานไฟฟ้า โดยการเปลี่ยนพลังงานเคมีไปเป็นพลังงานไฟฟ้าในเครื่องยนต์สันดาปจะเป็นแบบหลายขั้นตอน (Tsumoto & Tsumoto, 2011; Zhang et al., 2023) กล่าวคือ เครื่องยนต์สันดาปจะเปลี่ยนพลังงานเคมีไปเป็นพลังงานความร้อน ก่อนด้วยการเผาไหม้จากนั้นจึงเปลี่ยนพลังงานความร้อนเป็นพลังงานจลน์ด้วยเครื่องยนต์ความร้อน และจึงเปลี่ยนพลังงานจลน์ไปเป็นพลังงานไฟฟ้าด้วยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าซึ่งขับเคลื่อนด้วยเครื่องยนต์ความร้อน (Köster, 2012)



ภาพที่ 2 แสดง (ก) การทำงานของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าซึ่งถูกขับเคลื่อนด้วยเครื่องยนต์ความร้อน (ข) วิธีการเปลี่ยนรูปพลังงานด้วยเครื่องยนต์เผาไหม้และเซลล์เชื้อเพลิง

ที่มา: (เลขพัฒน์ และ ทิฆมทรัพย์, 2014), วารสารวิชาการมหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเชีย, 7(1)

2.1.3 ชนิดของเซลล์เชื้อเพลิง

เซลล์เชื้อเพลิงแบ่งตามประเภทของวัสดุของวัสดุอิเล็กโทรไลต์ 5 ประเภทได้ดังต่อไปนี้

เซลล์เชื้อเพลิงแบบต่าง (Alkaline fuel cell, AFC)

เซลล์เชื้อเพลิงแบบต่าง จัดเป็นเซลล์เชื้อเพลิงที่มีการพัฒนาขึ้นในรุ่นแรก ๆ และประสบความสำเร็จอย่างมาก เมื่อองค์การบริหารการบินและอวกาศแห่งชาติประเทศสหรัฐอเมริกา (NASA) ได้นำการใช้งานทางด้านอวกาศ (Qinghe et al., 2021) เช่น ยานอวกาศอะพอลโลและกระสวยอวกาศ เป็นต้น เซลล์เชื้อเพลิงชนิดนี้ใช้สารโพแทสเซียมไฮดรอกไซด์ (KOH) เป็นสารอิเล็กโทรไลต์ โดยสามารถใช้งานได้ที่อุณหภูมิ 100 ถึง 250 องศาเซลเซียส มีประสิทธิภาพร้อยละ 60 แต่เซลล์เชื้อเพลิงชนิดนี้มีความไวต่อแก๊สคาร์บอนไดออกไซด์ในอากาศ ดังนั้นจึงต้องใช้เชื้อเพลิงที่มีความบริสุทธิ์สูง ซึ่งหลักการทำงานโดยไฮโดรเจนจะถูกป้อนเข้าสู่ขั้วแอโนด เข้าไปทำปฏิกิริยากับไฮดรอกซิลไอออน (OH) ได้ผลิตภัณฑ์เป็นน้ำและอิเล็กตรอน (Ayar & Karakoc, 2023; Jawad et al., 2022)

เซลล์เชื้อเพลิงแบบกรดฟอสฟอริก (Phosphoric acid fuel cell, PAFC)

เซลล์เชื้อเพลิงแบบกรดฟอสฟอริก ใช้ของเหลวที่เป็นกรดฟอสฟอริก (H_3PO_4) เป็นสารอิเล็กโทรไลต์ และใช้โลหะผสมของแพลทินัมเป็นวัสดุสำหรับทำขั้วแอโนดและแคโทด โดยเซลล์เชื้อเพลิงชนิดนี้ถูกใช้เป็นเซลล์เชื้อเพลิงแบบแรกของเซลล์เชื้อเพลิงสมัยใหม่ และเป็นเซลล์เชื้อเพลิงที่มีการใช้งานมานานที่สุด (Fuel Cell & Hydrogen Energy Association, 2017) รวมทั้งเป็นเซลล์เชื้อเพลิงแบบแรกในการนำมาใช้งานในเชิงธุรกิจ ในปัจจุบันนั้นเซลล์เชื้อเพลิงชนิดนี้จะชาร์ตเข้าไปในสถานีผลิตกำลังไฟฟ้า รวมไปถึงการใช้งานในระบบยานยนต์ขนาดใหญ่ เช่น รถประจำทาง เป็นต้น แต่ข้อเสียของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดนี้คือมีประสิทธิภาพในการผลิตไฟฟ้าต่ำ และเกิดการกัดกร่อนของกรดที่อุณหภูมิการใช้งาน (Ayar & Karakoc, 2023; Jawad et al., 2022)

เซลล์เชื้อเพลิงแบบเกลือคาร์บอเนตหลอม (Molten carbonate fuel cell, MCFC)

สำหรับเซลล์เชื้อเพลิงแบบเกลือคาร์บอเนตหลอมจะใช้สารอิเล็กโทรไลต์คือลิเทียมคาร์บอเนต (Li_2CO_3) ผสมกับโพแทสเซียมคาร์บอเนต (K_2CO_3) หรือโซเดียมคาร์บอเนต (Na_2CO_3) โดยใช้นิกเกิลออกไซด์ (NiO) โดยเกลือเหล่านี้จะหลอมเป็นคาร์บอเนตไอออน (Qinghe et al., 2021) ซึ่งไหลจากขั้วแคโทดไปยังขั้วแอโนดเพื่อรวมกับไฮโดรเจนเป็นแก๊สคาร์บอนไดออกไซด์ น้ำ และอิเล็กตรอน ในปัจจุบันได้มีการพัฒนาเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเกลือคาร์บอเนตหลอม ใช้กับแก๊สธรรมชาติ และถ่านหิน สำหรับโรงไฟฟ้า เพื่อผลิตไฟฟ้าจ่ายกับบ้านเรือน และใช้กับหน่วยงานทหาร โดนสามารถประยุกต์ใช้แก๊สเชื้อเพลิงได้หลายชนิด เช่น แก๊สไฮโดรเจน แก๊สคาร์บอนมอนอกไซด์ เป็นต้น (Behling, 2013)) ซึ่งปัญหาสำคัญของเซลล์เชื้อเพลิงประเภทนี้คือ ใช้

สารอิเล็กโทรไลต์เป็นของเหลวที่เป็นสารกักต่อน้ำ จึงทำให้ประสิทธิภาพและอายุการใช้งานของเซลล์เชื้อเพลิงสั้น รวมไปถึงการทำงานที่อุณหภูมิสูง ซึ่งเร่งให้การเสื่อมของเซลล์เชื้อเพลิงเร็วขึ้นด้วย (Ayar & Karakoc, 2023; Jawad et al., 2022)

เซลล์เชื้อเพลิงแบบออกไซด์แข็ง (Solid oxide fuel cell, SOFC)

เซลล์เชื้อเพลิงแบบออกไซด์แข็ง เป็นเซลล์เชื้อเพลิงที่ใช้เซรามิกเป็นวัสดุอิเล็กโทรไลต์ โดยจะใช้งานในอุณหภูมิ 600 ถึง 1,000 องศาเซลเซียส (Ayar & Karakoc, 2023) เซลล์เชื้อเพลิงชนิดนี้มีข้อดีคือสามารถใช้งานได้หลายประเภทโดยเฉพาะเชื้อเพลิงประเภทไฮโดรคาร์บอน เช่น แก๊สธรรมชาติ เอทานอล และไม่จำเป็นต้องใช้แพลทินัมเป็นตัวเร่งปฏิกิริยา นอกจากนี้เซลล์เชื้อเพลิงชนิดนี้ยังให้ประสิทธิภาพการผลิตไฟฟ้าสูงถึง 60 ถึง 70 เปอร์เซ็นต์ (Fuel Cell & Hydrogen Energy Association, 2017)

เซลล์เชื้อเพลิงแบบเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน (Proton exchange membrane fuel cell, PEMFC)

เซลล์เชื้อเพลิงชนิดนี้ ประกอบด้วยเมมเบรนพอลิเมอร์ของแข็ง เช่น พอลิเตตระฟลูออโรเอทิลีน (Polytetrafluoroethylene) ซึ่งทำหน้าที่เป็นสารอิเล็กโทรไลต์ โดยชั้นของเมมเบรนพอลิเมอร์จะถูกประกอบด้วยขั้วแอโนดและแคโทดซึ่งขั้วไฟฟ้าทั้งสองจะทำมาจากโลหะแพลทินัมหรือโลหะผสมของแพลทินัม (Fuel Cell & Hydrogen Energy Association, 2017) ซึ่งมีราคาแพงทำให้ต้นทุนในการผลิตสูงชัน เนื่องจากเซลล์เชื้อเพลิงชนิดนี้ใช้พอลิเมอร์เมมเบรนเป็นอิเล็กโทรไลต์จึงไม่มีปัญหาเกี่ยวกับการรั่วซึมและการกักต่อน้ำของอิเล็กโทรไลต์ที่เป็นของเหลว (Xu, 2023) แต่แก๊สเชื้อเพลิงที่ใช้ต้องเป็นแก๊สไฮโดรเจนบริสุทธิ์ที่มีแก๊สคาร์บอนมอนอกไซด์ไม่เกิน 10 ส่วนในล้านส่วน (PPM) และไม่มีกำมะถันเจือปน เซลล์เชื้อเพลิงชนิดนี้จึงเหมาะกับการใช้งานที่อุณหภูมิไม่เกิน 120 องศาเซลเซียส (ถมยา และคณะ., 2020)

ตารางที่ 1 สภาวะอุณหภูมิการทำงาน และการประยุกต์ใช้งานเซลล์เชื้อเพลิงแบบต่าง ๆ

ประเภทของเซลล์เชื้อเพลิง	ไอออนที่ส่งถ่าย	อุณหภูมิการทำงาน (°C)	การประยุกต์ใช้งาน
AFC	OH^-	50-200	ใช้กับยานอวกาศ เช่น ยานอพอลโล
PEM	H^+	50-100	ใช้กับรถยนต์และงานที่ต้องมีการเคลื่อนย้ายและใช้เป็นระบบพลังงานร่วม (ความร้อนและไฟฟ้าขนาดกำลังการผลิตต่ำ)

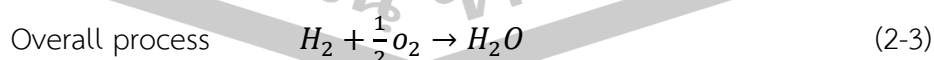
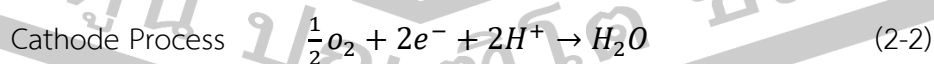
PAFC	H^+	~220	ใช้เป็นระบบพลังงานร่วมขนาด 200 kW
MCFC	CO_3^{2-}	~650	เหมาะสำหรับระบบพลังงานร่วมขนาดกำลังการผลิตปานกลางจนถึงใหญ่
SOFC	O^{2-}	500-1000	เหมาะสำหรับระบบพลังงานร่วมตั้งแต่เล็กจนถึงขนาดใหญ่ (2kW-MW)

เซลล์เชื้อเพลิงทั้ง 5 ประเภทต่างก็มีข้อดีข้อเสียที่แตกต่างกัน จึงทำให้การประยุกต์ใช้งานของเซลล์เชื้อเพลิงทั้ง 5 ประเภทนี้แตกต่างกันออกไป (Samad et al., 2018) โดยในปัจจุบันเทคโนโลยีเซลล์เชื้อเพลิงที่กำลังเป็นที่สนใจที่สุดเป็นเซลล์เชื้อเพลิงแบบเมมเบรนแลกเปลี่ยนโปรตอน (PEMFC) ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

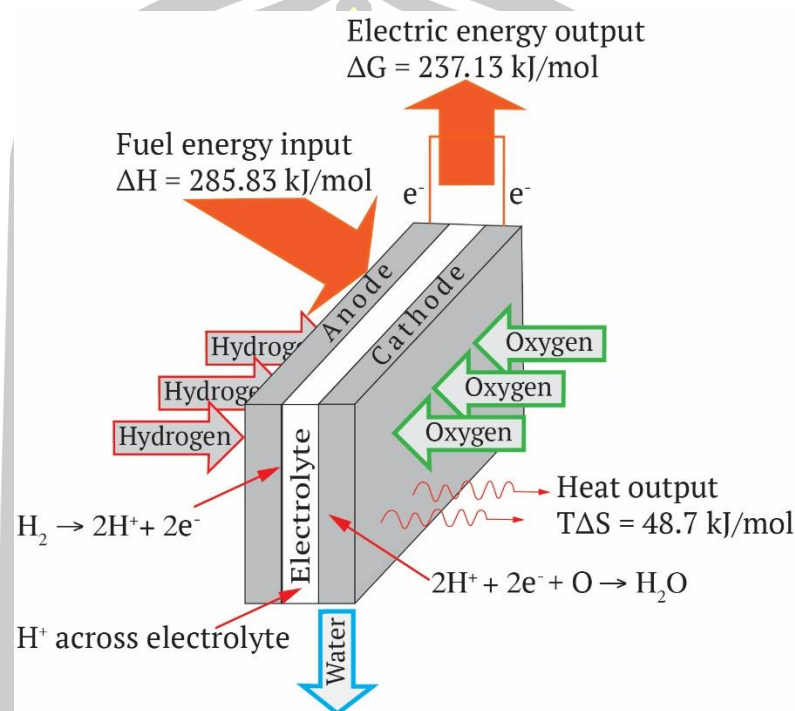
2.2 หลักการทำงานของเทคโนโลยีเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC

ในเซลล์เชื้อเพลิงนั้นจะประกอบไปด้วยขั้วไฟฟ้าที่มีความพรุน คือ แอโนดและแคโทดที่สัมผัสกับสารอิเล็กโทรไลต์ ซึ่งอาจเป็นของแข็งหรือของเหลว โดยการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงนั้นจะเริ่มจากการที่ขั้วแอโนดได้รับเชื้อเพลิงซึ่งได้แก่ แก๊สไฮโดรเจน โดยจะเกิดปฏิกิริยาออกซิเดชัน (Oxidation) ซึ่งโมเลกุลของแก๊สไฮโดรเจนจะเกิดการแตกตัวทำให้เกิด อิเล็กตรอน (e^-) กับโปรตอน (H^+) (ชัยเสนา, 2018) ดังสมการ 2.1

เมื่อพิจารณาปฏิกิริยาเคมีไฟฟ้าที่เกิดขึ้นในเซลล์เชื้อเพลิงพีอีเอ็มเมื่อใช้แก๊สไฮโดรเจนและแก๊สออกซิเจนเป็นสารตั้งต้น ปฏิกิริยาที่เกิดขึ้นที่ขั้วแอโนดคือปฏิกิริยาออกซิเดชันของแก๊สไฮโดรเจน (ปฏิกิริยาที่ขั้วแอโนด) ส่วนปฏิกิริยาที่เกิดขึ้นที่ขั้วแคโทดคือปฏิกิริยารีดักชันของออกซิเจน (ปฏิกิริยาที่ขั้วแคโทด) ซึ่งผลิตภัณฑ์ที่ได้คือน้ำที่แสดงในปฏิกิริยารวม (Dekel, 2018) ปฏิกิริยาออกซิเดชัน-รีดักชันในเซลล์เชื้อเพลิงพีอีเอ็มจะประกอบด้วยปฏิกิริยาฐานหลายปฏิกิริยา (Köster, 2012) ซึ่งจะอธิบายในสมการ 2.2 ซึ่งผลจากปฏิกิริยาจะได้โมเลกุลของน้ำรวมทั้งเกิดความร้อนขึ้น



การทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงนั้นสามารถอธิบายได้โดยใช้ทฤษฎีอุณหพลศาสตร์ ที่เรียกว่า Thermodynamic Potentials โดยอาศัยความสัมพันธ์ของปริมาณต่าง ๆ ทางอุณหพลศาสตร์ ซึ่งจะสามารถใช้หลักการนั้นอธิบายการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงได้ดังนี้ (Köster, 2012)

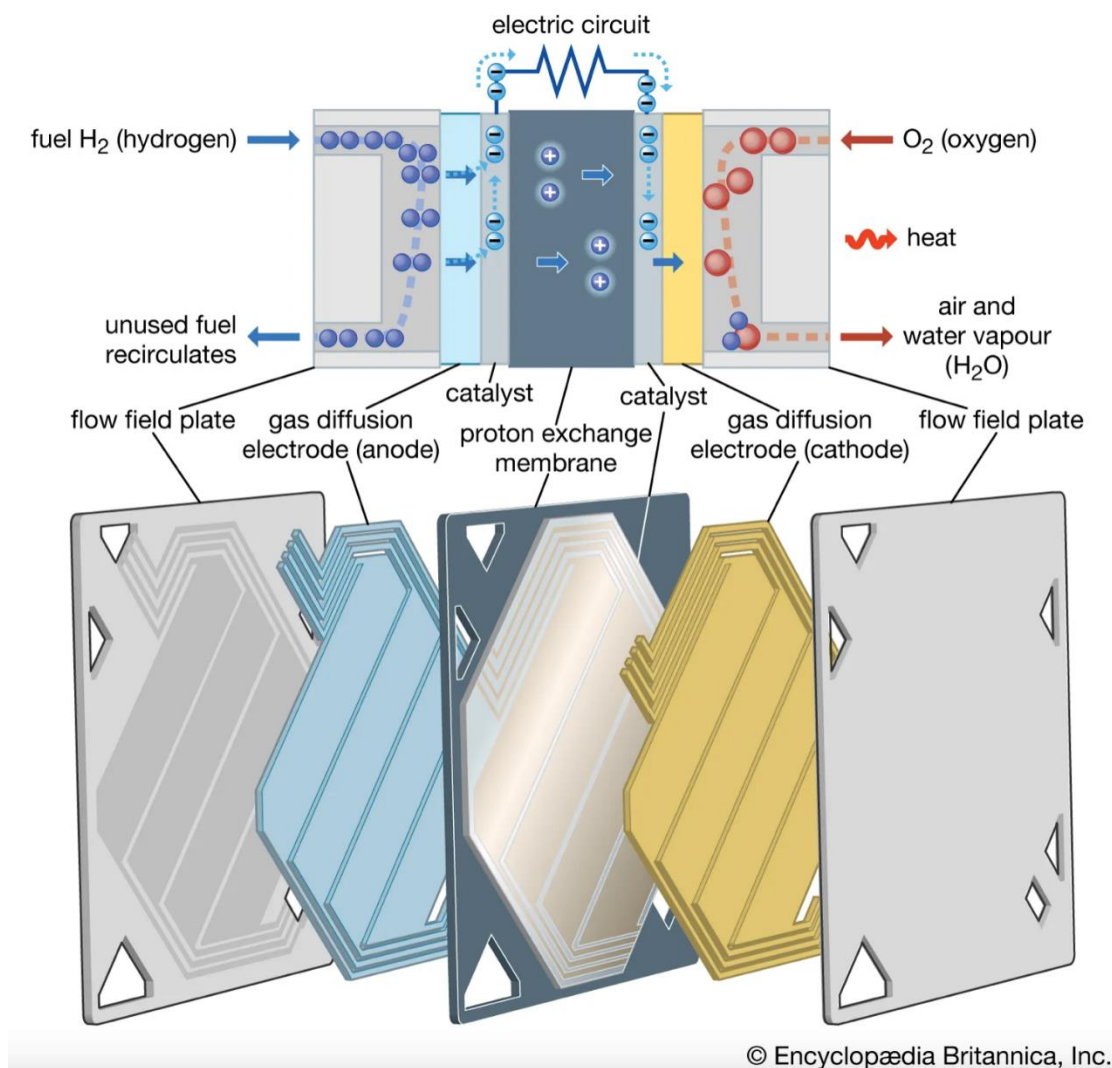


ภาพที่ 3 แสดงการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงในเชิงอุณหพลศาสตร์

ที่มา: (Al-bonsrulah et al., 2021), Applied Sciences, 5597, 11

2.2.1 ส่วนประกอบของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC

สำหรับเซลล์เชื้อเพลิงชนิดพอลิเมอร์อิเล็กโทรไลต์เมมเบรน หรือ PEM นั้นจะประกอบไปด้วยเมมเบรนพอลิเมอร์ซึ่งทำหน้าที่เป็น อิเล็กโทรไลต์ เพื่อเป็นตัวกลางในการแลกเปลี่ยนไอออนไฮโดรเจนหรือโปรตอน โดยที่เมมเบรนดังกล่าวจะถูกประกบด้วยชั้นไฟฟ้า ที่มีรูพรุนและมีตัวเร่งปฏิกิริยาที่เป็นแพลทินัม (Pt) กระจายอย่างสม่ำเสมอ (Zhang et al., 2023) โดยหลักการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEM โดยแสดงในภาพที่ 3 โดยน้ำที่เกิดขึ้นจากกระบวนการไฟฟ้าเคมีจะถูกดึงออกจากเซลล์พร้อมกับแก๊สที่เหลือจากการเกิดปฏิกิริยาทางชีวเคมี ส่วนความร้อนที่เกิดขึ้นจะถูกดึงออกโดยระบบหล่อเย็น (cooling system) (Behling, 2013; Xu, 2023)



ภาพที่ 4 ส่วนประกอบของเซลล์พื้นฐานในเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEM

ที่มา: <https://www.britannica.com/technology/fuel-cell/images-videos#/media/1/221374/100899>

เซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEM ต้องอาศัยความชื้นเป็นตัวกลางในการพาไฮโดรเจนไอออนให้เคลื่อนที่ผ่านเมมเบรนจากขั้วแอโนดไปขั้วแคโทด เนื่องจากเมมเบรนมีคุณสมบัติในการนำไอออนได้ดีเมื่อมีความชื้น ดังนั้นแก๊สไฮโดรเจนและแก๊สออกซิเจนที่ใช้ในการเกิดปฏิกิริยาต้องเป็นแก๊สที่มีความชื้น (ธมยา และคณะ., 2020)

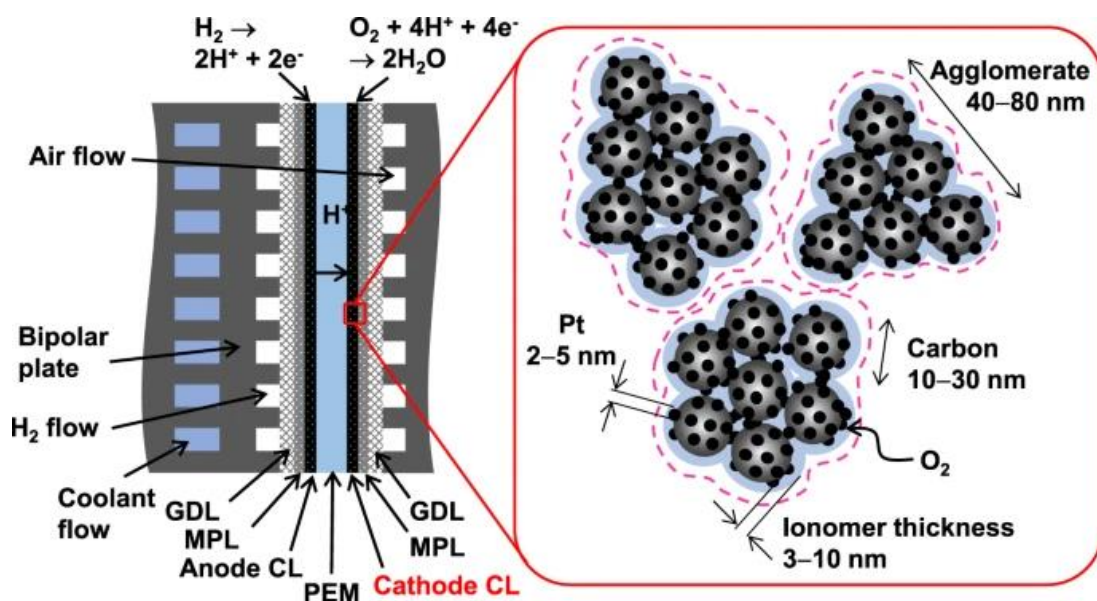
สำหรับประสิทธิภาพการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEM มีปัจจัยหรือตัวแปรหลายอย่างที่เกี่ยข้อง ดังนี้

เมมเบรน (Membrane) อิเล็กโทรไลต์ของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEM จะมีลักษณะเป็นเมมเบรนพอลิเมอร์เหมือนพลาสติก มีคุณสมบัติในการแลกเปลี่ยนไอออน ซึ่งส่วนใหญ่เป็นโมเลกุลของกรดเปอร์ฟลูออโรซัลโฟนิก (Perfluorosulfonic acid) จึงมักเรียกโพลิเมอร์ชนิดนี้ว่า เมมเบรนแลกเปลี่ยนโปรตอน (Proton exchange membrane, PEM) โดยมีคุณสมบัติเป็นฉนวนไฟฟ้าแต่สามารถนำไอออนไฮโดรเจนได้ดี และเงื่อนไขการนำไอออนนั้นต้องอยู่ในสภาวะที่มีความชื้นเข้าไปเกี่ยวข้องด้วย โดยที่ค่าคุณสมบัติของเมมเบรนพอลิเมอร์ที่ดี มีความเหมาะสมสำหรับถูกใช้เป็นสารอิเล็กโทรไลต์ในเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEM คือ มีค่าการนำไอออนสูงแต่มีค่าการนำอิเล็กตรอนต่ำ มีค่าการแพร่ของแก๊สต่ำ มีขนาดที่แน่นอน มีค่าความแข็งแรงเชิงกลสูง มีการแพร่ของน้ำต่ำ มีการต้านทานต่อการสูญเสียน้ำ และมีค่าการถ่ายเทไอออนบวกสูง (Qinghe et al., 2021)

เนื่องจากเมมเบรนมีคุณสมบัติความเป็นกรด ซึ่งจำเป็นต้องมีโมเลกุลของน้ำต่อไฮโดรเจนไอออน ที่ทำให้เกิดการนำไอออนได้ดีที่สุดนั้นคือ 3 ต่อ 1 ดังนั้นค่าการนำไอออนของโพลิเมอร์จึงขึ้นอยู่กับค่าความดันน้ำที่ตำแหน่งนั้น ๆ หรืออีกนัยหนึ่งก็คือขึ้นอยู่กับอุณหภูมินั่นเอง (Samad et al., 2018)

ขั้วไฟฟ้า (Electrode) ขั้วไฟฟ้าเป็นบริเวณที่เกิดปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมีโดยตัวเร่งปฏิกิริยาที่ประกอบด้วยแพลทินัมที่เกาะอยู่บนคาร์บอน ซึ่งจะเสริมความแข็งแรงด้านผ้าหรือกระดาษคาร์บอน และใช้สารละลายอิมัลชันของเทฟลอน เป็นตัวเชื่อมยึดอนุภาคแพลทินัมให้ติดอยู่บนคาร์บอน (Jawad et al., 2022)

การสร้างขั้วไฟฟ้าแบบที่มีชั้นตัวเร่งปฏิกิริยาที่ยึดติดบนแผ่นเมมเบรน สามารถทำได้ 2 วิธี คือ วิธีแรกเป็นการทำขั้วไฟฟ้าแบบเก่าคือการใช้แพลทินัมดำ (Platinum black) มาอัดเป็นแผ่นโดยใช้ความร้อนให้ติดลงไปโดยตรงบนแผ่นเมมเบรน (Al-bonsrulah et al., 2021; ชัยเสนา, 2018) และอีกวิธีหนึ่งเป็นการทำขั้วไฟฟ้าแบบใหม่หรือแบบชั้นฟิล์มบาง (มีความหนา 4-5 μm) โดยการนำแพลทินัมมาเกาะบนตัวรองรับคาร์บอนก่อน จากนั้นค่อยนำไปเกาะบนเมมเบรน (Dekel, 2018) โดยขั้วไฟฟ้าแบบชั้นฟิล์มบางจะให้สมรรถนะการทำงานที่ดีกว่าขั้วไฟฟ้าแบบใช้แพลทินัมดำ โดยเปรียบเทียบจากการใช้ไฮโดรเจนกับอากาศเป็นสารตั้งต้นและยังมีปริมาณการใช้แพลทินัมที่น้อยแบบแรก ถึง 10 เท่า (Jawad et al., 2022) ดังภาพที่ 5

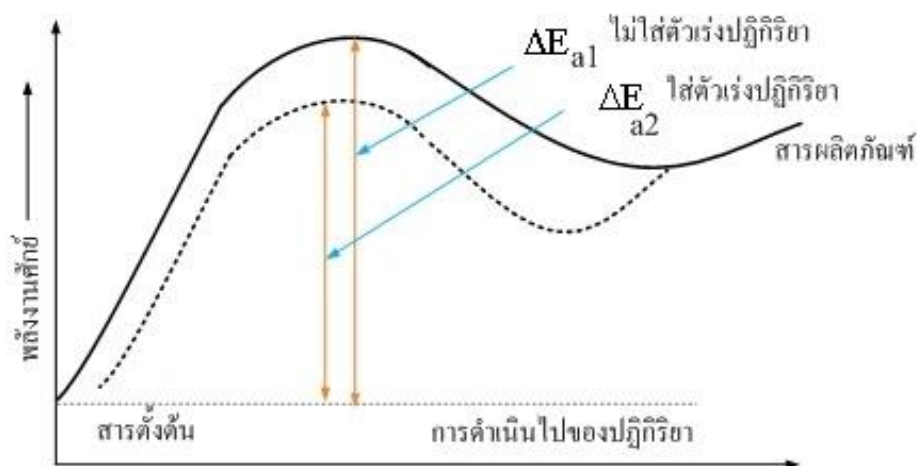


ภาพที่ 5 แสดงรูปแบบของขั้วไฟฟ้าแบบมีตัวเร่งปฏิกิริยาที่ใช้สำหรับเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเมมเบรนแลกเปลี่ยนโปรตอน

ที่มา: (Jinnouchi et al., 2021), Nature Communications, 12

ตัวเร่งปฏิกิริยา (Catalyst) ปฏิกิริยาภายในเซลล์เชื้อเพลิงเป็นปฏิกิริยาระหว่างไฮโดรเจนและออกซิเจน ซึ่งถ้านำแก๊สทั้งสองมาผสมกันในอุณหภูมิปกติจะไม่เกิดปฏิกิริยาขึ้น เนื่องจากโมเลกุลมีความเสถียรมากเกินไปแต่ถ้าจะมีบางสิ่งมาทำเป็นตัวกระตุ้นจนทำให้เกิดปฏิกิริยาขึ้น (Albonsrulah et al., 2021)

โดยตัวเร่งปฏิกิริยานั้นเมื่อเติมลงไปจะทำให้เกิดปฏิกิริยาได้เร็วขึ้นหรือทำให้อัตราการเกิดปฏิกิริยาเพิ่มขึ้น โดยที่ตัวเร่งปฏิกิริยาอาจจะมีส่วนร่วมในการปฏิกิริยาดำเนินไปหรือไม่ก็ได้แต่เมื่อปฏิกิริยาสิ้นสุดลง ตัวเร่งปฏิกิริยาเหล่านี้จะต้องมีปริมาณเท่าเดิมและมีสมบัติเหมือนเดิม (Dekel, 2018) ซึ่งการที่ตัวเร่งปฏิกิริยานั้นสามารถเพิ่มอัตราการเกิดปฏิกิริยาได้นั้นเนื่องจากว่า ตัวเร่งปฏิกิริยาจะช่วยลดพลังงานก่อกัมมันต์ของปฏิกิริยาให้ต่ำลง จึงทำให้มีโมเลกุลที่มีพลังงานสูงกว่าหรือเท่ากับพลังงานก่อกัมมันต์จำนวนมากขึ้น ปฏิกิริยาเคมีจึงเกิดได้เร็วขึ้น แต่จะไม่ทำให้พลังงานของปฏิกิริยาเปลี่ยนแปลง (Samad et al., 2018) ดังแสดงในรูป 6



ภาพที่ 6 แสดงผลของตัวเร่งปฏิกิริยาที่มีผลต่อการเกิดปฏิกิริยา

ที่มา: <https://chemistryprosite.wordpress.com/2017/03/05/featured-content-2/>

จากกราฟภาพที่ 6 จะเห็นว่าพลังงานก่อกัมมันต์ของปฏิกิริยาที่มีตัวเร่งปฏิกิริยาจะต่ำกว่าพลังงานก่อกัมมันต์ของปฏิกิริยา แต่พลังงานของปฏิกิริยายังคงเท่าเดิม เนื่องจากตัวเร่งปฏิกิริยาทำได้เพียงให้พลังงานก่อกัมมันต์ลดลง แต่ไม่ทำให้พลังงานของสารตั้งต้นและผลิตภัณฑ์เปลี่ยนแปลงไป (Köster, 2012) ในการเติมตัวเร่งปฏิกิริยาควรใช้เพียงเล็กน้อยเนื่องจากหาใช้มากเกินไป ตัวเร่งปฏิกิริยาอาจกลายเป็นสารตั้งต้นสารหนึ่งที่เข้าไปทำปฏิกิริยาแทนและทำให้ปฏิกิริยาเปลี่ยนแปลงไป (Samad et al., 2018)

แผ่นสะสมกระแส (Current collector plate) เป็นส่วนประกอบของเซลล์ที่มีน้ำหนักมากที่สุด โดยเฉพาะเมื่อประกอบเป็นชั้นเซลล์ซึ่งแผ่นสะสมกระแสเรียกอีกอย่างหนึ่งว่าแผ่นช่องทางเดินแก๊ส (Gas flow field plate) ซึ่งจะประกอบเป็นโครงสร้างหลักของเซลล์เชื้อเพลิงแบบเซลล์แถว (stack cell) แผ่นสะสมประแสนั้นมีด้วยกันอยู่ 2 แบบ คือ แผ่นช่องทางไหลของแก๊สแบบสองขั้ว (bipolar plate) และแผ่นช่องทางไหลของแก๊สแบบขั้วเดียว (unipolar plate)

bipolar plate นั้นจะอยู่ระหว่างเซลล์ โดยแต่ละเซลล์จะประกอบไปด้วยเซลล์เชื้อเพลิงแบบแถว ซึ่งในแต่ละ bipolar plate นั้นจะคั่นอยู่ระหว่างเซลล์แต่ละเซลล์ประกอบเป็น stack cell และแต่ละ bipolar plate นั้นจะทำหน้าที่เป็นทั้งขั้วบวก (Cathode) และขั้วลบ (anode) ในเวลาเดียวกัน (Behling, 2013)

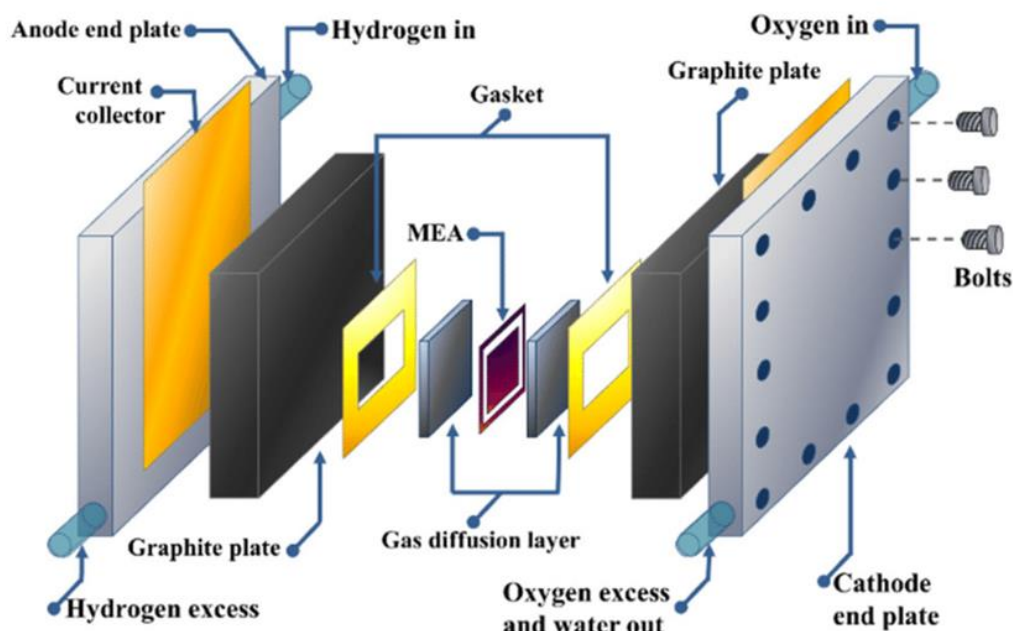
unipolar plate นั้นจะทำหน้าที่เป็นขั้วบวกหรือขั้วลบอย่างใดอย่างหนึ่งเท่านั้น โดยหน้าที่หลักของแผ่นสะสมกระแสคือ ทำให้เกิดการกระจายเชื้อเพลิงและอากาศเข้าไปในพื้นที่ที่ทำ

ปฏิกิริยา, ระบายความร้อนที่เกิดจากปฏิกิริยา, ส่งถ่ายกระแสไฟฟ้าจากเซลล์ต่อเซลล์และ ป้องกันการรั่วไหลของแก๊สข้ามเซลล์ (Qinghe et al., 2021)

ชั้นของเซลล์เชื้อเพลิง (Fuel cell stack) เซลล์เชื้อเพลิงฟิวีเอ็มแบบเซลล์เดี่ยวประกอบไปด้วยขั้วแอโนดและแคโทดอย่างละ 1 ขั้ว สามารถผลิตศักย์ไฟฟ้าตามทฤษฎีได้ 1.23 โวลต์ เทียบกับขั้วไฟฟ้าอ้างอิงไฮโดรเจน แต่ที่ภาวะการทำงานจริงจะสามารถผลิตศักย์ไฟฟ้าได้ประมาณ 1 โวลต์ หรือน้อยกว่า เพราะการสูญเสียศักย์ไฟฟ้าเนื่องจากปัจจัยต่าง ๆ ประกอบด้วยความดัน อุณหภูมิ อัตราการไหลของสารตั้งต้น และความชื้นของสารตั้งต้น (Qinghe et al., 2021) โดยเซลล์เชื้อเพลิงแบบเซลล์เดี่ยวประกอบด้วยส่วนประกอบสำคัญ 3 ส่วน ได้แก่ ชั้นประกอบเมมเบรนและขั้วไฟฟ้า (membrane electrode assembly, MEA) ผ่านช่องทางการไหลของแก๊ส (Flow field plate) และปะเก็น (Gasket) (Zhou et al., 2018)

โดยชั้นประกอบเมมเบรนและขั้วไฟฟ้าประกอบด้วยเมมเบรน ชั้นการแพร่ของแก๊ส และชั้นตัวเร่งปฏิกิริยามาประกบกัน (ภาพที่ 7) แต่ละชั้นจะมีหน้าที่และสมบัติที่แตกต่างกัน กล่าวคือ เมมเบรนทำหน้าที่ส่งผ่านโปรตอนซึ่งเกิดขึ้นเนื่องจากปฏิกิริยาออกซิเดชันของแก๊สไฮโดรเจนจากขั้วแอโนดไปขั้วแคโทด และเป็นตัวกั้นระหว่างแก๊สเชื้อเพลิงและตัวออกซิแดนต์ไม่ให้เกิดปฏิกิริยากันโดยตรง (Xu, 2023) โดยเมมเบรนที่ใช้ในเซลล์เชื้อเพลิงฟิวีเอ็มควรมีความสามารถในการนำโปรตอนได้ดีแต่นำกระแสไฟฟ้าต่ำ เพราะทนทานต่อสารเคมีและปฏิกิริยาต่าง ๆ เช่น ปฏิกิริยาดังไฮโดรเจน ปฏิกิริยาออกซิเดชัน-รีดักชัน และปฏิกิริยาไฮดรไรซิส, เมมเบรนต้องสามารถดูดซับน้ำไว้ภายในได้เมื่อมีปริมาณน้ำภายในเมมเบรนน้อยและต้องคายน้ำออกจากแผ่นได้เมื่อมีปริมาณน้ำมากเกินไปและตัวเมมเบรนจะไม่ยอมให้แก๊สซึมผ่าน เพราะการซึมของแก๊สเชื้อเพลิงผ่านเมมเบรนจะทำให้ประสิทธิภาพของเซลล์เชื้อเพลิงลดลงและทำให้เกิดปฏิกิริยากันโดยตรงระหว่างแก๊สเชื้อเพลิงและตัวออกซิแดนต์ (Zhang et al., 2023)

พหุ ประสิทธิภาพ

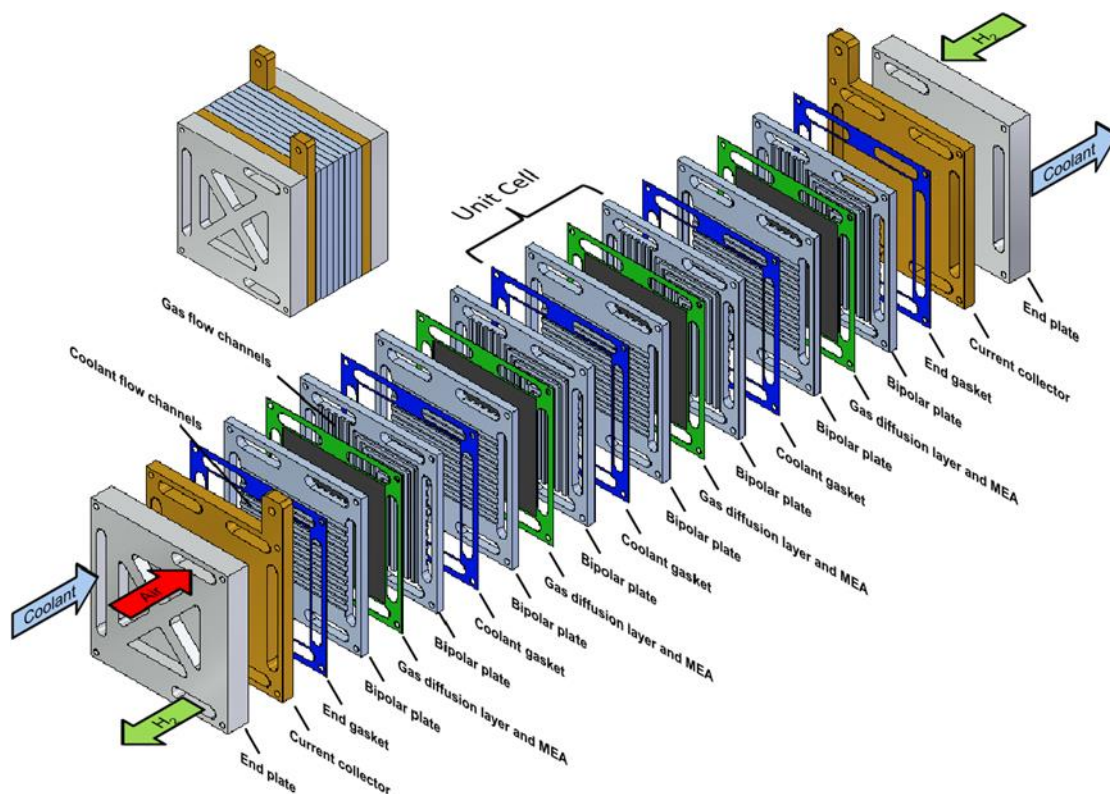


ภาพที่ 7 แสดงส่วนประกอบของเซลล์เชื้อเพลิงแบบเซลล์เดี่ยว

ที่มา: Proton Exchange Membrane Fuel Cells (PEMFCs): Advances and Challenges - Scientific Figure on ResearchGate. (16 Mar, 2024)

ชั้นการแพร่ของแก๊สเป็นชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นตัวเร่งปฏิกิริยากับแผ่นช่องทางการไหลของแก๊ส ชั้นแพร่ของแก๊สเป็นเส้นทางผ่านของแก๊สเชื้อเพลิงจากช่องทางการไหลของแก๊ส ไปยังตัวเร่งปฏิกิริยาที่อยู่ติดกัน เป็นเส้นทางผ่านของน้ำที่เกิดขึ้นจากปฏิกิริยาบนตัวเร่งปฏิกิริยาไปยังช่องทางการไหลของแก๊ส เป็นตัวนำอิเล็กตรอนจากชั้นตัวเร่งปฏิกิริยาไปยังแผ่นสะสมกระแสไฟฟ้าเพื่อให้ครบวงจรและเกิดกระแสไฟฟ้าขึ้นในเซลล์เชื้อเพลิง ส่งผ่านความร้อนที่ได้จากปฏิกิริยาไปยังช่องทางการไหลของแก๊สเพื่อกำจัดออกจากเซลล์ และเป็นตัวรองรับเชิงกลเพื่อป้องกันการซ้อนทับกันระหว่างชั้นประกอบเมมเบรนและขั้วไฟฟ้ากับช่องทางการไหลของแก๊ส (Jinnouchi et al., 2021)

เซลล์เชื้อเพลิงฟิวส์แบบเซลล์เดี่ยวจะผลิตศักย์ไฟฟ้าได้ประมาณ 1 โวลต์ ซึ่งไม่เพียงพอที่จะนำไปใช้งานจริง ดังนั้นจึงมีการนำเซลล์เชื้อเพลิงแบบเซลล์เดี่ยวจำนวนหลายเซลล์มาต่ออนุกรมกันโดยขั้วแคโทดของเซลล์หนึ่งจะต่อกับขั้วแอโนดของอีกเซลล์หนึ่ง เรียกว่า เซลล์เชื้อเพลิงแบบเซลล์แถว (stack cell) ดังภาพที่ 8



ภาพที่ 8 การประกอบ stack cell

ที่มา: (He, 2011)

2.2.2 แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ของ PEMFC

แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (Analytical Mathematic Model, AMM) ของ PEMFC เกี่ยวข้องกับทางด้านอุณหพลศาสตร์และไฟฟ้า โดยในทางอุณหพลศาสตร์นั้นปฏิกิริยาเคมีที่เกิดขึ้นระหว่างแก๊สไฮโดรเจนและแก๊สออกซิเจนซึ่งเป็นปฏิกิริยาที่จะเปลี่ยนพลังงานเคมีเป็นพลังงานไฟฟ้า (Sathishkumar et al., 2016) โดยในปริมาณทางอุณหพลศาสตร์สามารถเขียนสมการที่ปล่อยออกมาได้ดังสมการ (2-4)



ความร้อนหรือเอนทัลปีของการเกิดปฏิกิริยาเคมีที่ปล่อยออกมาจากระบบนั้น คือผลต่างระหว่างความร้อนของการเกิดผลิตภัณฑ์กับสารตั้งต้น ซึ่งความร้อนของการเกิดสารผลิตภัณฑ์หรือน้ำจากปฏิกิริยาเคมี จะมีค่าความร้อนเท่ากับ -285.83 kJ/mol และค่าความร้อนของการเกิดสารตั้งต้นหรือแก๊สไฮโดรเจนและแก๊สออกซิเจน จะมีค่าเท่ากับ 0 kJ/mol ซึ่งแสดงไว้ที่สมการ (2-1) (Fuel Cell & Hydrogen Energy Association, 2017)

ปฏิกิริยาเคมีไฟฟ้ารวมที่เกิดขึ้นในเซลล์เชื้อเพลิงจะคล้ายกับปฏิกิริยาการเผาไหม้ของแก๊สไฮโดรเจนซึ่งเป็นปฏิกิริยาคายความร้อน แสดงว่าจะมีการปลดปล่อยพลังงานจากระบบ เอนทัลปีหรือพลังงานที่ปลดปล่อยสามารถคำนวณได้จากผลต่างระหว่างความร้อน การเกิดของผลิตภัณฑ์และสารตั้งต้นดังสมการ (2-5)

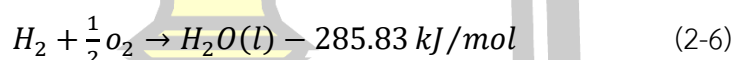
$$\Delta H = H_{f,H_2O} - H_{f,H_2} - \frac{1}{2} H_{f,O_2} \quad (2-5)$$

เมื่อแทนค่าความร้อนการเกิดของผลิตภัณฑ์และสารตั้งต้น

$$\Delta H = -286.83 - 0 - \frac{1}{2} 0$$

$$\Delta H = -285.83 \text{ kJ/mol}$$

จากสมการที่ (2-4) เมื่อเขียนปฏิกิริยารวมในเทอมของเอนทัลปี จะสามารถเขียนได้ใหม่ดังแสดงในสมการที่ (2-6) เครื่องหมายลบ (-) ของค่าเอนทัลปีของปฏิกิริยาแสดงถึงการปลดปล่อยพลังงานจากปฏิกิริยา หรือปฏิกิริยาที่เกิดขึ้นเป็นปฏิกิริยาคายความร้อนนั่นเอง (Behling, 2013; Sathishkumar et al., 2016) จะได้



ปฏิกิริยาดังกล่าวจะเป็นจริงเมื่ออุณหภูมิของสารตั้งต้นและผลิตภัณฑ์มีค่าเท่ากับ 25 องศาเซลเซียส และน้ำอยู่ในสถานะของเหลว ค่าเอนทัลปี 286.83 กิโลจูลต่อโมล จะเรียกว่าค่าความร้อนสูงของไฮโดรเจน (Hydrogen's higher heating value, HHV) ซึ่งเป็นความร้อนที่เกิดขึ้นเนื่องจากการเผาไหม้ของแก๊สไฮโดรเจนจำนวน 1 โมล กับแก๊สออกซิเจน 0.5 โมล แต่ถ้าน้ำที่เกิดขึ้นอยู่ในสถานะแก๊สที่อุณหภูมิเดียวกันคือ 25 องศาเซลเซียส ความร้อนที่เกิดขึ้นจะมีค่าเท่ากับ 241.98 กิโลจูลต่อโมล เรียกค่าความร้อนดังกล่าวว่าค่าความร้อนต่ำของไฮโดรเจน คือความร้อนการระเหยของน้ำซึ่งมีค่าเท่ากับ 45 กิโลจูลต่อโมล (He, 2011; Jinnouchi et al., 2021)

พลังงานหรือเอนทัลปีจากการเผาไหม้ของแก๊สไฮโดรเจนจะมีค่าเท่ากับ 286.83 กิโลจูลต่อโมล หรือ 241.98 กิโลจูลต่อโมล ซึ่งขึ้นอยู่กับสถานะของน้ำที่เกิดขึ้นสำหรับในเซลล์เชื้อเพลิงความสัมพันธ์ระหว่างค่าเอนทัลปีของปฏิกิริยาเคมี โดยค่าเอนทัลปีนั้นสามารถแสดงได้ในเทอมของพลังงานเสรีของกิบส์ (เลซพัฌน์ และ ทิมทรีพย์, 2014) ดังสมการที่ (2-7)

$$\Delta G = \Delta H - T\Delta s \quad (2-7)$$

โดยค่าเอนทัลปีของปฏิกิริยาดังกล่าวสามารถคำนวณได้จากสมการ 2.8

$$\Delta S = S_{f,H_2O} - S_{f,H_2} - \frac{1}{2} S_{f,O_2} \quad (2-8)$$

เมื่อ ΔH คือ เอนทาลปี (kJ/kg)

ΔS คือ เอนโทรปี (kJ/kg)

ΔG คือ พลังงานเสรีกิ๊บส์ (kJ/kg)

จากกระบวนการเกิดปฏิกิริยาของเซลล์เชื้อเพลิง เป็นการรวมอะตอมของแก๊สไฮโดรเจนและออกซิเจน เกิดเป็นโมเลกุลของน้ำ โดยกระบวนการเกิดจะสมมติให้เกิดที่ความดัน 1 บรรยากาศและอุณหภูมิ 298 เคลวิน พลังงานที่เกิดการรวมกันของอะตอม ทำให้ปริมาณของแก๊สลดลง ซึ่งจะเกี่ยวข้องกับการเปลี่ยนแปลงของปริมาณเอนทาลปีและเอนโทรปี (Jawad et al., 2022) ดังในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ค่ามาตรฐานทางอุณหพลศาสตร์และการคำนวณปริมาณทางอุณหพลศาสตร์

Quantity	H_2	$0.5O_2$	H_2O	change
Enthalpy	0	0	-285.83 kJ	$\Delta H = -285.83 \text{ kJ}$
Entropy	130.68 J/K	0.5×205.14 J/K	69.91 J/K	$T\Delta S = -48.70 \text{ kJ}$

พลังงานที่ปล่อยออกมาจากเซลล์เชื้อเพลิง ΔG นั้นสามารถคำนวณได้ตามสมการที่ 2.7 จะได้

$$\Delta G = \Delta H - T\Delta S = -285.83 \text{ kJ} - (-48.70 \text{ kJ}) = -237.13 \quad (2-9)$$

การลดลงของเอนโทรปีนั้นเกิดจากปฏิกิริยาการรวมตัว ดังนั้นปริมาณพลังงาน $T\Delta S$ ต้องถ่ายเทให้กับสิ่งแวดล้อมในรูปของพลังงานความร้อนอุณหภูมิ T เพื่อให้เอนโทรปีรวมมีค่าคงที่ จากการคำนวณพลังงานไฟฟ้าที่เซลล์เชื้อเพลิงให้ออกมา เท่ากับ 237.13 kJ ต่อ 1 โมลไฮโดรเจน โดยจะมีพลังงานบางส่วนที่สูญเสียให้กับสิ่งแวดล้อม (Köster, 2012)

งานทางไฟฟ้าและศักย์ไฟฟ้าตามทฤษฎี

งานทางไฟฟ้าที่ได้นั้นจะอยู่ในรูปของประจุไฟฟ้าและความต่างศักย์ไฟฟ้า ซึ่งงานทางไฟฟ้าตามทฤษฎี (W_{el}) สามารถคำนวณได้จากผลคูณระหว่างประจุ (q) และศักย์ไฟฟ้า (E) (Köster, 2012) ตามสมการที่ 2.10

$$W_{el} = qE \quad (2-10)$$

โดยที่ประจุไฟฟ้าทั้งหมดที่มีการถ่ายโอนในเซลล์เชื้อเพลิงต่อจำนวนโมลของแก๊สไฮโดรเจนที่ถูกใช้ในปฏิกิริยา คือ

$$q = n_e(N_{avg}q_{el}) \quad (2-11)$$

เมื่อ	W_{el}	คือ งานทางไฟฟ้า (J/mol)
	q	คือ ประจุ (Coulombs/mol)
	E	คือ ค่าความต่างศักย์ไฟฟ้า (volts)
	n_e	คือ จำนวนอิเล็กตรอนต่อโมเลกุล H_2 (เท่ากับ 2 Electron/Molecule)
	N_{avg}	คือ จำนวนโมเลกุลต่อโมล (เลขอาโวกาโด) เท่ากับ 6.022×10^{23} (Molecule/Mol)
	q_{el}	คือ ประจุของอิเล็กตรอน 1 อิเล็กตรอน เท่ากับ 1.602×10^{-19} (Coulombs/Electron)
	F	คือ ผลคูณระหว่างเลขอาโวกาโดกับ ประจุ 1 อิเล็กตรอน 96,785 (Molecule/Electron-Mol)

จากสมการ 2.11 ค่าคงตัวของฟาราเดย์ (F) ก็คือผลคูณระหว่าง N_{avg} และ q_{el} นั้นเอง ดังนั้นจากสมการงานทางไฟฟ้าตามทฤษฎี สามารถเขียนได้ใหม่เป็น สมการที่ 2.12

$$W_{el} = qE = n_eFE \quad (2-12)$$

สำหรับปฏิกิริยาแบบผันกลับได้ ที่เกิดขึ้นในเซลล์เชื้อเพลิง พบว่าพลังงานอิสระของกิบส์ (Gibbs free energy) ทั้งหมดจะถูกเปลี่ยนเป็นพลังงานไฟฟ้า จึงสามารถเขียนให้อยู่ในรูปของความสัมพันธ์ระหว่างงานทางไฟฟ้ากับพลังงานอิสระของกิบส์ ดังสมการที่ 2.13

$$W_{el} = -\Delta G = nFE \quad (2-13)$$

จากสมการที่ 2-12 และ 2-13 นั้นสามารถจัดรูปใหม่และเขียนให้อยู่ในรูปของความสัมพันธ์ระหว่างงานทางไฟฟ้ากับพลังงานอิสระของกิบส์ ดังสมการ

$$E = -\frac{\Delta G}{n_eF} \quad (2-14)$$

โดยที่อุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียส จะได้

$$E = -\frac{\Delta G}{nF} = \frac{237,340 \text{ J/mol}}{2 \times 96,485 \text{ A.s/mol}} = 1.229 \text{ Volts}$$

สำหรับศักย์ไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์เชื้อเพลิงขึ้นอยู่กับค่าพลังงานอิสระของกิบส์ ของแก๊สเชื้อเพลิงความสามารถในการเร่งปฏิกิริยาของตัวเร่งปฏิกิริยา และกระแสไฟฟ้าที่ถูกต้อง เมื่อนำแต่ละเซลล์เชื้อเพลิงมาต่อเข้าด้วยกันแบบอนุกรม แรงดันไฟฟ้าจะมีค่าสูงขึ้นตามจำนวนชั้นของเซลล์เชื้อเพลิงที่ต่อกัน (CHO, 2015)) กระแสไฟฟ้าที่เป็นฟังก์ชันขึ้นกับขนาดของพื้นที่ทำปฏิกิริยาของเซลล์เชื้อเพลิง คุณลักษณะของแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากเซลล์เชื้อเพลิงสามารถเปลี่ยนแปลงได้ตามความต้องการของผู้ใช้งาน (Cassidy et al., 2015; Zhang et al., 2023)

โพลาไรเซชันเนื่องจากความเข้มข้น (Concentration Polarization)

โพลาไรเซชันเนื่องจากความเข้มข้นเกิดในช่วงท้ายสุดของกราฟโพลาไรเซชัน ซึ่งเป็นช่วงที่เกิดความหนาแน่นของกระแสไฟฟ้าสูง การลดลงของความต่างศักย์นั้นเกิดขึ้นเนื่องจากข้อจำกัดในการจ่ายเชื้อเพลิงหรือตัวออกซิไดซ์ให้กับเซลล์เชื้อเพลิง ซึ่งจำเป็นต้องใช้เป็นจำนวนมาก ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับความสามารถในการแพร่ (Diffusion) แก๊สไปยังขั้วไฟฟ้าด้วย เพื่อใช้ในการผลิตกระแสไฟฟ้าในช่วงที่มีความหนาแน่นของกระแสไฟฟ้าสูง และเมื่อเกิดปฏิกิริยาที่ขั้วไฟฟ้ามีค่าสูงจะเป็นผลให้ความเข้มข้นของสารตั้งต้นลดลงเนื่องจากอัตราการเกิดปฏิกิริยาจากซ้ายไปขวามีค่าสูง (Salim et al., 2015) ทำให้ความดันของสารตั้งต้นลดลง เป็นผลให้ศักย์ไฟฟ้าลดลงตามสมการของเนิร์นสต์ (Nernst's Equation) ดังสมการต่อไปนี้

$$E_{Nernst} = E_{0,cell} + \frac{RT}{2F} \ln(P_{H_2} P_{O_2}^{0.5}) \quad (2-15)$$

เมื่อ E_{Nernst} คือค่าความต่างศักย์ไฟฟ้า (Volts)

$E_{0,cell}$ คือศักย์ภาพอ้างอิงของเซลล์เชื้อเพลิง

F คือค่าคงที่ของฟาราเดย์ (96,487 C/mol)

R คือค่าคงที่ของแก๊สจะมีค่าเท่ากับ 8.314 J/(mol.K)

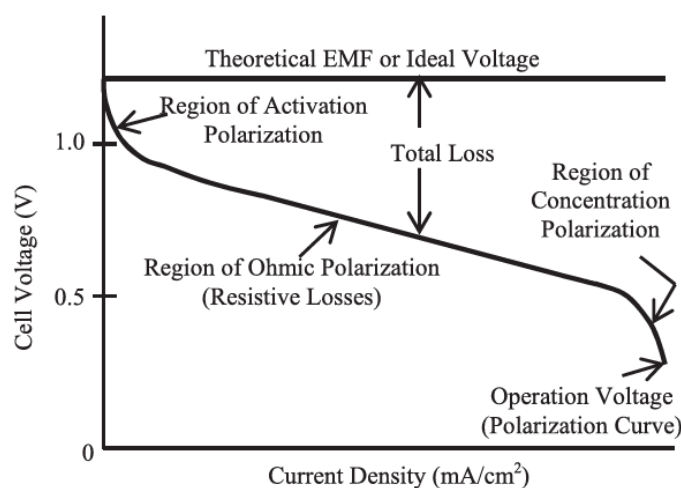
T คืออุณหภูมิแก๊ส (K)

P คือ Partial Pressure ของ H_2 , O_2 และ H_2O

2.2.3 สมการสูญเสียภายในเซลล์เชื้อเพลิง

พื้นฐานแนวคิดหลักของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน คือการเปลี่ยนแปลงพลังงานเคมีที่เก็บไว้ในพันธะเคมีระหว่างอะตอมและโมเลกุลของเซลล์เชื้อเพลิง เป็นพลังงานไฟฟ้า โดยมีเชื้อเพลิงทางซ้ายแอโนดเป็นไฮโดรเจน และทางขวาแคโทดเป็นอากาศ (Salim et al., 2015)

ซึ่งในการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงจะมีตัวแปรมากมายที่มีผลกระทบต่อการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง โดยประสิทธิภาพของเซลล์เชื้อเพลิงสามารถแสดงได้ด้วยกราฟความสัมพันธ์ระหว่างกระแส (I) และแรงดันไฟฟ้า (V) หรือกราฟโพลาริเซชัน ดังภาพที่ 9



ภาพที่ 9 แสดงคุณสมบัติของแรงดันและกระแสไฟฟ้า (I-V curve) ของเซลล์เชื้อเพลิง

ที่มา: Salim et al., (2015), Renewable Energy, 82, 26-34

จากภาพที่ 9 แสดงกราฟโพลาริเซชันของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEM ซึ่งจะเห็นลักษณะของแรงดันไฟฟ้าที่ได้ออกมาจากเซลล์เชื้อเพลิงและกระแสไฟฟ้าที่จ่ายให้กับภาระโหลดทางไฟฟ้า ในแต่ละช่วงได้แสดงให้เห็นถึงการสูญเสียที่เกิดภายในเซลล์เชื้อเพลิง ซึ่งมีด้วยกัน 3 ช่วง โดยในการสูญเสียช่วงแรกเรียกว่า “การสูญเสียศักย์ไฟฟ้าจากโพลาริเซชันของปฏิกิริยา” เป็นการสูญเสียอันเนื่องมาจากการทำปฏิกิริยาทางเคมีที่เกิดขึ้นภายในเซลล์เชื้อเพลิงซึ่งจะเกิดขึ้นในช่วงแรกของกราฟ การสูญเสียช่วงที่สองเรียกว่า “การสูญเสียศักย์ไฟฟ้าโอห์มมิก” เป็นการสูญเสียอันเนื่องมาจากความต้านทานวัสดุที่ถูกนำมาใช้ซึ่งจะเกิดในช่วงกลางของกราฟ (Zhang et al., 2023) และการสูญเสียของกราฟช่วงสุดท้ายเรียกว่า “การสูญเสียศักย์ไฟฟ้าจากโพลาริเซชันของความเข้มข้น” เกิดจากความเข้มข้นหรือความหนาแน่นของเซลล์เชื้อเพลิงที่เกิดปฏิกิริยาและการเกิดการอุดตันการไหลของน้ำที่

เกิดขึ้น โดยในแต่ละช่วงของการสูญเสียของเซลล์เชื้อเพลิงยังขึ้นอยู่กับขนาดทางกายภาพของเซลล์เชื้อเพลิงด้วยเช่นกัน (He, 2011; Salim et al., 2015)

ในการสูญเสียที่เกิดขึ้นภายในเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน สามารถที่จะคำนวณขนาดของแรงดันแท่งจริงของเซลล์เชื้อเพลิงได้จากสมการที่ 2-16

$$V_{cell} = E_{ernst} - \Delta E_{act} - \Delta E_{ohmic} - \Delta E_{conc} \quad (2-16)$$

ระบบเซลล์เชื้อเพลิงในทางปฏิบัตินั้น เมื่อความหนาแน่นกระแสมากขึ้น จะเป็นผลทำให้ค่าความต่างศักย์จะแตกต่างกันมากขึ้นเรื่อย ๆ เนื่องจากข้อจำกัดของการแพร่ของแก๊ส โดยในระบบเซลล์เชื้อเพลิงที่มีความดันสูงกว่า แก๊สจะสามารถแพร่เข้าไปทำปฏิกิริยาได้มากกว่าระบบที่มีความดันต่ำกว่า (CHO, 2015; Salim et al., 2015) โดยศักย์ไฟฟ้ามาตรฐานของเซลล์เชื้อเพลิงจะถูกกำหนดด้วยสมการของเนิร์นสต์ (Nernst's equation) ดังสมการที่ 2-15

$$E_{Nernst} = E_{0,cell} + \frac{RT}{2F} \ln(P_{H_2} P_{O_2}^{0.5})$$

จากสมการที่ 2-15 E^0 เป็นฟังก์ชันของอุณหภูมิ โดยสามารถแสดงได้ว่า

$$E_{0,cell} = E_{0,cell}^0 - K_E(T - 298)$$

โดยที่ $E_{0,cell}^0$ คือศักย์ไฟฟ้ามาตรฐาน ที่อุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียส และความดัน 1 atm

K_E คือค่าคงที่เชิงประจักษ์มีค่าประมาณ $8.5 \times 10^{-4} V/K$

$E_{0,cell}^0$ คือความสัมพันธ์ระหว่างงานทางไฟฟ้ากับพลังงานเสรีกิบบ์ (2-14)

สภาวะการสูญเสียของเซลล์เชื้อเพลิง

การสูญเสียศักย์ไฟฟ้าจากโพลาริเซชันของปฏิกิริยา

เป็นการสูญเสียแรงดันไฟฟ้ากระตุ้นการทำงานที่เกิดจากจลพลศาสตร์อิเล็กโทรดในปฏิกิริยาเคมีและไฟฟ้าเคมี ซึ่งการสูญเสียดังกล่าวเป็นผลมาจากขั้นตอนปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมีที่เกิดขึ้นบนพื้นผิวที่เกิดการแลกเปลี่ยนอิเล็กโทรด โดยการสูญเสียเนื่องจากแรงดันไฟฟ้ากระตุ้นการทำงาน (Yurukcu et al., 2021) สามารถแสดงได้ด้วยสมการทาเฟล (Tafel equation) ดังต่อไปนี้

$$V_{act,cell} = \frac{RT}{\alpha nF} \ln\left(\frac{I}{I_0}\right) = T \cdot [a + b \ln(I)] \quad (2-17)$$

โดยที่ α คือค่าสัมประสิทธิ์การถ่ายโอนอิเล็กตรอนของปฏิกิริยา

n คือจำนวนอิเล็กตรอนที่มีส่วนร่วมในปฏิกิริยา ($2 e^- / mol$)

I คือกระแสไฟฟ้าตามทียอกแบบ

I_0 คือค่าความหนาแน่นของกระแสไฟฟ้าแลกเปลี่ยน

จากสมการที่ 2-17 ยังสามารถอธิบายได้ด้วยผลรวมของแรงดันไฟฟ้าตก (Voltage drop) สองตัวได้แก่ V_{act1} และ V_{act2} จะเขียนเป็นสมการได้ว่า

$$V_{act,cell} = \eta_0 + (T - 298).a + T.b \ln(I) = V_{act1} + V_{act2}$$

$$\text{หรือ } V_{act1} = \eta_0 + (T - 298).a \quad (2-18)$$

$$V_{act2} = T.b \ln(I) \quad (2-19)$$

โดยที่ η_0, a, b คือค่าคงที่เชิงประจักษ์ นอกจากนี้ V_{act2} ยังสามารถอธิบายได้อีกแบบตั้งสมการต่อไปนี้

$$V_{act2} = R_{act}I = (R_{act0} + R_{act1} + R_{act2})I \quad (2-20)$$

โดยที่ R_{act0} คือค่าคงที่

R_{act1} คือพหุนามที่ขึ้นกับกระแสไฟฟ้า

R_{act2} คือเทอมของอุณหภูมิที่อยู่ในรูปแบบ $\beta(T - 298)$; β คือค่าคงที่

การสูญเสียศักย์ไฟฟ้าโอห์มมิก

เป็นการสูญเสียเนื่องจากความต้านทานของการไหลของไอออนในขั้วและความต้านทานการไหลของอิเล็กตรอนผ่านตัวนำไฟฟ้าของชั้นส่วนของเซลล์เชื้อเพลิง (R_{ohm}) สามารถแสดงเป็นสมการ (Salim et al., 2015; Yurukcu et al., 2021) ดังต่อไปนี้

$$V_{ohm,cell} = IR_{ohm} \quad (2-21)$$

โดยที่ R_{ohm} คือความต้านทานรวมของเซลล์เชื้อเพลิงทั้งหมด โดยขึ้นอยู่กับอุณหภูมิและกระแสไฟฟ้าของเซลล์เชื้อเพลิง ซึ่งสามารถเขียนสมการได้เป็น

$$R_{ohm} = R_{ohm0} + R_{ohm1} + R_{ohm2} \quad (2-22)$$

$$R_{ohm} = R_{ohm0} + \gamma_1 I + \gamma_2 (T - 298) \quad (2-23)$$

โดยที่ $R_{ohm0}, \gamma_1(\Omega/A)$ และ $\gamma_2(\Omega/K)$ เป็นค่าคงที่เชิงประจักษ์

การสูญเสียศักย์ไฟฟ้าจากโพลาไรเซชันของความเข้มข้น

เป็นการสูญเสียเนื่องจากความเข้มข้นและความหนาแน่นของเซลล์เชื้อเพลิง ในระหว่างกระบวนการทำปฏิกิริยา จะเกิดการแพร่ของมวลจากช่องการไหลของแก๊สไปยังตำแหน่งที่เกิดปฏิกิริยา (ที่พื้นผิวของตัวเร่งปฏิกิริยา) โดยที่ความหนาแน่นของกระแสสูง จะมีการเคลื่อนย้ายสารตั้งต้นไปยังตำแหน่งที่เกิดปฏิกิริยาได้ช้า (Salim et al., 2015; Yurukcu et al., 2021) นั่นจึงเป็นสาเหตุที่ทำให้แรงดันไฟฟ้าความเข้มข้นลดลง สามารถแสดงได้เป็นสมการแรงดันไฟฟ้าตกคล่อมความเข้มข้น ได้ดังนี้

$$V_{conc, cell} = -\frac{RT}{nF} \ln\left(\frac{C_s}{C_b}\right) = -\frac{RT}{nF} \ln\left(1 - \frac{I}{I_{limit}}\right) \quad (2-24)$$

โดยที่ C_s คือ ความเข้มข้นของพื้นผิวที่บริเวณเกิดปฏิกิริยา

C_b คือ ความเข้มข้นรวมในช่องทางเดินของแก๊ส

I_{limit} คือ ขีดจำกัดกระแสไฟฟ้าของเซลล์เชื้อเพลิง

จากสมการดังกล่าวตั้งแต่สมการที่ 2-15 ถึง 2-24 สามารถนำมาเขียนในเป็นสมการแรงดันไฟฟ้าแท้จริงของเซลล์เชื้อเพลิงได้ใหม่ได้ (Salim et al., 2015) ดังต่อไปนี้

$$V_{cell} = E_{stack} - (V_{act1} + R_{act1}I) - (R_{ohm0} + R_{ohm1} + R_{ohm2})I + \frac{RT}{nF} \ln\left(1 - \frac{I}{I_{limit}}\right) \quad (2-25)$$

โดยที่ $E_{stack} = N_{cell} \times E_{nersrt}$; N_{cell} คือ จำนวนของเซลล์สแต็ก ตัวแปรต่าง ๆ ในสมการ 2-25 สามารถหาได้จากสมการในตารางที่ 3

สำหรับปริมาณเชื้อเพลิงที่เซลล์เชื้อเพลิงใช้เพื่อผลิตกระแสไฟฟ้า สามารถคำนวณได้โดยตรงจากปริมาณกระแสไฟฟ้า เนื่องจากปริมาณการใช้เชื้อเพลิงแปรผันโดยตรงกับปริมาณกระแสไฟฟ้าที่เซลล์เชื้อเพลิงผลิตออกมา เพื่อเกิดปฏิกิริยาสุดท้ายได้น้ำออกมาเป็นผลิตภัณฑ์ และสามารถทราบปริมาณน้ำที่เกิดจากปฏิกิริยาได้จากการคำนวณปริมาณกระแสไฟฟ้าที่ถูกใช้ไปโดยตัวต้านทานภายนอกเช่นเดียวกัน (Zhang et al., 2023)

ตารางที่ 3 ค่าพารามิเตอร์ที่จำเป็นสำหรับแรงดันไฟฟ้าแท้จริงของเซลล์เชื้อเพลิง

<i>parameter</i>	<i>Empirical Constant</i>
V_{act1}	$26.5230 - 8.9224 \times 10^{-2}(T - 298)$
R_{act}	$-1.0526 + 6.945 \times 10^{-11}I^6 - 1.7272 \times 10^{-8}I^5$ $+ 1.7772 \times 10^{-6}I^4 - 9.8133 \times 10^{-5}I^3$ $+ 3.1430 \times 10^{-3}I^2 - 3.5320 \times 10^{-2}I$ $+ 1.3899 \times 10^{-3}(T - 298)$
R_{ohm0}	1.7941
R_{ohm1}	$-2.3081 \times 10^{-2}I$
R_{ohm2}	$-2.0060 \times 10^{-3}(T - 298)$

ที่มา: (Salim et al., 2015)

อัตราการใช้แก๊สไฮโดรเจนในปฏิกิริยานั้นเป็นฟังก์ชันของกระแสไฟฟ้าที่ออกมา (output current) ซึ่งกระแสไฟฟ้าที่ได้นั้นมาในหน่วยแอมแปร์ ซึ่งนั่นหมายความว่า จำนวนอิเล็กตรอนที่เคลื่อนที่ผ่านวงจรไฟฟ้าต่อวินาที ในแต่ละโมเลกุลของไฮโดรเจนนั้นจะประกอบด้วยอิเล็กตรอน 2 ตัว ดังนั้นการวัดกระแสไฟฟ้าจะหมายถึง การวัดจำนวนของโมเลกุลของไฮโดรเจนที่แตกตัวแล้วให้อิเล็กตรอนออกมา โดยความสัมพันธ์ระหว่างกระแสไฟฟ้าและอัตราการใช้ไฮโดรเจนนั้นสามารถคำนวณได้จาก (Dekel, 2018)

$$1 \text{ ampere of current} = 1 \text{ coulomb of electron/second}$$

$$1 \text{ coulomb of electron/second} = 6.241506 \times 10^{18} \text{ electron/second}$$

จากความรู้พื้นฐานทางเคมีในการคำนวณปริมาณของสารจากสมการเคมี จะได้ความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณสารในสมการเคมี ดังนี้



$$\frac{1}{a} \text{ moles of } A = \frac{1}{b} \text{ moles of } B = \frac{1}{c} \text{ moles of } C = \frac{1}{d} \text{ moles of } D \quad (2-27)$$

จากปฏิกิริยาด้านข้างแอโนดของเซลล์เชื้อเพลิง



ดังนั้นจะได้ว่า

$$\begin{aligned} \text{moles of } H_2 &= \frac{1}{2} \text{ moles of } e^- \\ &= \frac{6.241506 \times 10^{18} / 6.022136 \times 10^{23}}{2} \\ &= 5.182136 \times 10^{-6} \text{ moles} \end{aligned}$$

แต่พบว่า 1 โมล เท่ากับ แก๊ส 22.428782×10^3 (ปอนด์ดา แสงแก้ว, 2554)

ดังนั้น อัตราการใช้แก๊สไฮโดรเจนต่อปริมาณกระแสไฟฟ้า 1 แอมแปร์ สำหรับเซลล์เชื้อเพลิง 1 เซลล์ เท่ากับ $5.182136 \times 10^{-6} \frac{\text{moles}}{\text{second}} \times 22.428782 \times 10^3 \frac{\text{cc}}{\text{mole}}$ ซึ่งมีค่าเท่ากับ $0.116229 \frac{\text{cc}}{\text{second}}$ ดังนั้น อัตราการใช้แก๊สไฮโดรเจนสำหรับ single cell จะสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\text{Hydrogen consumption rate} = 0.116229 \text{ x Amps} \quad (2-29)$$

ในกรณีที่นำเซลล์มาต่ออนุกรม จะสามารถคำนวณอัตราการใช้แก๊สไฮโดรเจนได้จาก

$$\text{Hydrogen consumption rate} = 0.116229 \times n_{\text{cell}} \text{ x Amps} \quad (2-30)$$

โดยที่ n_{cell} คือ จำนวน single cell ที่นำมาต่ออนุกรมกัน

อัตราการใช้แก๊สไฮโดรเจนที่คำนวณได้นั้นคือ อัตราการไหล (flow rate) นั้นเอง และจากสมการ การคำนวณที่กล่าวมาเป็นขีดจำกัดต่ำสุดของการใช้แก๊สไฮโดรเจน ซึ่งในทางปฏิบัติจริงแล้วจะยังคงเหลือแก๊สไฮโดรเจนอยู่ประมาณ 1% ที่ไม่ได้เกิดปฏิกิริยา แล้วนำมาพิจารณาปฏิกิริยาด้านแคโทดของเซลล์เชื้อเพลิง



$$\frac{1}{2} \text{ moles of } H_2O = \frac{1}{4} \text{ moles of } e^-$$

$$\text{moles of } H_2O = 5.182136 \times 10^{-6} \text{ moles}$$

เมื่อคำนวณเป็นปริมาณน้ำที่เกิดขึ้นเมื่อเซลล์เชื้อเพลิง 1 เซลล์ จ่ายกระแส 1 แอมแปร์ ให้กับวงจรโหลดภายนอกได้เท่ากับ $93.3576 \frac{\mu g}{\text{sec}}$ (ปอนด์ดา แสงแก้ว, 2554)

ดังนั้นอัตราการเกิดน้ำขึ้นภายในเซลล์เชื้อเพลิง 1 เซลล์ ซึ่งเป็นผลเนื่องมาจากปฏิกิริยาทางไฟฟ้าเคมีคือ ผลคูณระหว่างปริมาณกระแสไฟฟ้าที่เซลล์เชื้อเพลิงจ่ายให้กับวงจรโหลดภายนอกกับอัตราการเกิดน้ำภายในเซลล์ ตามสมการต่อไปนี้

$$\text{Water production rate} = 93.3576 \times \text{Amps} \frac{\mu\text{g}}{\text{sec}} \quad (2-32)$$

ในกรณีที่นำเซลล์เชื้อเพลิงมาต่ออนุกรมกัน จะสามารถคำนวณอัตราเกิดน้ำได้ดังนี้

$$\text{Water production rate} = 93.3576 \times n_{\text{cell}} \times \text{Amps} \frac{\mu\text{g}}{\text{sec}} \quad (2-33)$$

ปริมาณน้ำที่เกิดขึ้นภายในเซลล์เชื้อเพลิงนอกจากน้ำที่เกิดจากปฏิกิริยาภายในเซลล์แล้วยังมีน้ำที่มาจากกระบวนการทำความชื้นให้กับเซลล์เชื้อเพลิงด้วย (ปนัดดา แสงแก้ว, 2554)

การทำปฏิกิริยาของไฮโดรเจนและออกซิเจน

โดยการทำปฏิกิริยาของไฮโดรเจนและออกซิเจนนั้นจะถูกแยกออกจากกันโดยเมมเบรน (10-20 μm) เป็นการนำโปรตอนจากขั้วแอโนดไปยังขั้วแคโทดที่ซึ่งอิเล็กตรอนไม่สามารถทะลุผ่านไปได้ โดยการเคลื่อนที่ของโปรตอนนั้นจะทำการดึงโมเลกุลของน้ำมาด้วย ทำให้เกิดการกระจายตัวของความชื้นในเมมเบรน โมเลกุลของน้ำจะสามารถไปได้ทั้งสองทิศทางภายในเมมเบรนและโดยตรงกับปริมาณน้ำที่ผลิตในฝั่งแคโทด (Dekel, 2018)

อิเล็กตรอนที่เกิดขึ้นในฝั่งแอโนดนั้นไม่สามารถผ่านเมมเบรนและได้ถูกใช้ในวงจรไฟฟ้าภายนอกเช่น มอเตอร์ หลอดไฟ และอื่น ๆ ก่อนย้อนกลับสู่แคโทด โดยการไหลของอิเล็กตรอนหรือที่เรียกว่ากระแสไฟฟ้านั้น จะสัมพันธ์โดยตรงกับความหนาแน่นของกระแสไฟฟ้า ดังสมการ 3.33

$$J_{H+} = \frac{i}{F} \quad (2-34)$$

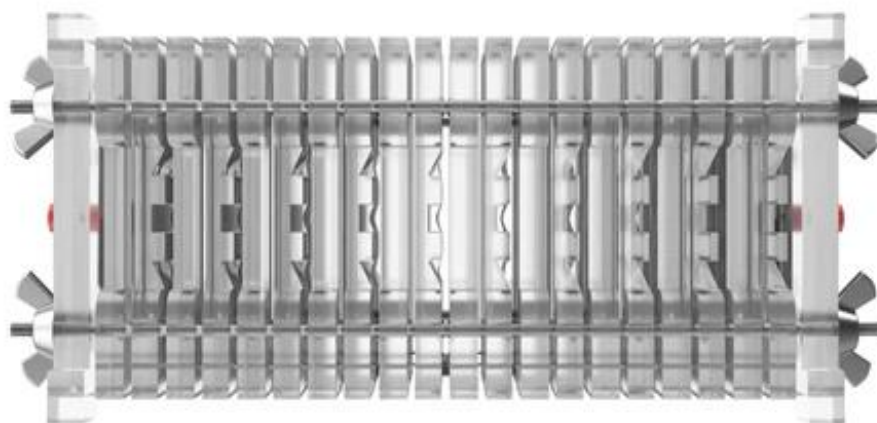
โดยที่ F คือค่าคงที่ของฟาราเดย์

ค่าแรงดันเอนทัลปีของเซลล์เชื้อเพลิงหนึ่งเซลล์มาจากพลังงานปลดปล่อยเสรีกิบส์ (Gibb's Free Energy, G) ดังสมการที่ 3.34

$$J_{rev} = \frac{\Delta G}{2F} = 1.23 \text{ V} \quad (2-35)$$

ซึ่งแรงดันนี้ไม่เคยได้ถึงค่าทางทฤษฎี แม้กระทั่งในสภาพไม่มีโหลดแรงดันของเซลล์หนึ่งเซลล์ที่พิกัดกระแส (ประมาณ 0.5 A.cm^{-2}) มีค่าประมาณ 0.6-0.7 V ดังนั้นเซลล์เชื้อเพลิงได้ถูกสร้างโดยการนำเซลล์มาต่ออนุกรมกันโดยประกอบเป็นชั้น ๆ ดังภาพที่ 10 เพื่อเพิ่มแรงดันให้สูงขึ้น (CHO, 2015; Qinghe et al., 2021)

จากภาพที่ 10 เป็นการนำเซลล์เชื้อเพลิงแบบเซลล์เดี่ยวมาต่อเข้าด้วยกันแบบวงจรรอนุกรม โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อเพิ่มค่าแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากเซลล์เชื้อเพลิง โดยจากรูปเป็นการนำเอาเซลล์เชื้อเพลิงที่มีแรงดันไฟฟ้าต่อเซลล์เท่ากับ 0.96V/cell นำมาต่อเข้าด้วยกันทั้งหมด 20 เซลล์ โดยใช้การต่อแบบอนุกรม ดังนั้นแรงดันไฟฟ้าที่จะได้เซลล์เชื้อเพลิงดังกล่าวจะได้เป็น 19.2 V ต่อ 20 เซลล์



ภาพที่ 10 เซลล์เชื้อเพลิงแบบ PEM (20 cell, 4W, 0.96V/cell)

ที่มา: <https://www.shutterstock.com/search/fuel-cell-stack>

2.3 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks - ANN)

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นหนึ่งในเทคนิคของการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) คือโมเดลทางคณิตศาสตร์สำหรับประมาณผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ (Connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายระบบประสาทในสมองของมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบ (pattern Recognition) และการสร้างความรู้ใหม่ (Knowledge Extraction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ โดยแนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาโครงข่ายไฟฟ้าชีวภาพ (Bioelectric Network) ในสมอง ซึ่งประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทหรือนิวรอน (Neurons) และจุดประสานประสาท (Synapses) โดยในแต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาทเรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrite) เป็น input และปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า แอกซอน (Axon) เป็นเหมือน output ของเซลล์ (Bingham & Miikkulainen, 2022; Wang et al., 2020)

โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ถูกแบ่งตามการเชื่อมต่อของปุ่มประสาทและฟังก์ชันกระตุ้น แบ่งออกเป็น 5 ประเภท (Wu & Feng, 2018)

1. ประเภทการคาดเดา (Prediction) คือการใช้ข้อมูลนำเข้า (Input) เพื่อเดาข้อมูลส่งออก (Output) เช่นที่เรียกว่า “Back-propagation” “Delta Bar Delta Extended” และ “Delta Bar Delta” เป็นต้น
2. ประเภทการจัดหมวดหมู่ (Classification) คือการใช้ข้อมูลนำเข้าเพื่อกำหนดการจัดหมวดหมู่ เช่นที่เรียกว่า “Learning Vector Quantization” และ “Counter-propagation” เป็นต้น
3. ประเภทการเชื่อมโยงข้อมูล (Data Association) คือการใช้ข้อมูลนำเข้าเพื่อกำหนดการจัดหมวดหมู่แต่จะจดจำข้อมูลที่มีค่าความคลาดเคลื่อน (Error) เช่นที่เรียกว่า “Hopfield, Boltzmann Machine” และ “Hamming Network” เป็นต้น
4. ประเภทกระบวนการสร้างความคิด (Data Conceptualization) คือการวิเคราะห์ข้อมูลนำเข้า (Input) เพื่อจัดกลุ่ม เช่นที่เรียกว่า “Adaptive Resonance Network” และ “Self-Organization Map” เป็นต้น
5. ประเภทการกลั่นกรองข้อมูล (Data Filtering) คือการทำให้ข้อมูลนำเข้ามีความสม่ำเสมอที่เรียกว่า “Recirculation”

ในงานวิจัยฉบับนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ประเภทการคาดเดา (Prediction) เพื่อประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้าจากเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน (PEMFC)

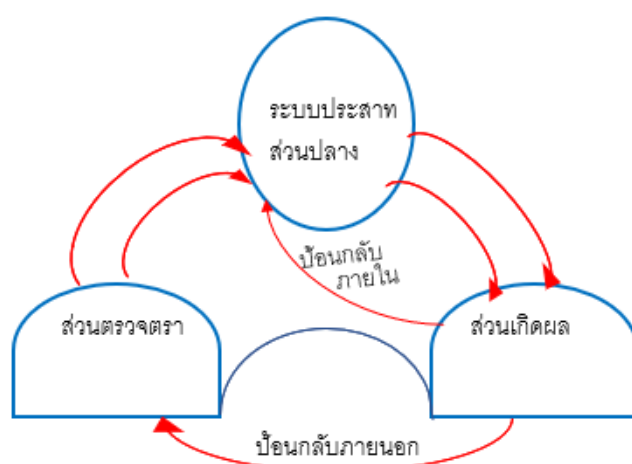
2.3.1 หลักการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทเทียม

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมหรือที่เรียกว่า “Neural Network” เริ่มต้นด้วยการป้อนค่าข้อมูลนำเข้า (input) เข้าไปยังโครงข่าย (network) จากนั้นนำค่าข้อมูลนำเข้าคูณด้วยค่าน้ำหนัก (weight) ของแต่ละโหนดนำเข้าข้อมูล โดยผลที่ได้จากทุก ๆ โหนดของโครงข่ายประสาท (neuron) จะเอามารวมกันแล้วก็เอามาเทียบกับค่าเริ่มต้น (threshold) ที่กำหนดไว้ ถ้าผลที่ได้มีค่ามากกว่าค่าเริ่มต้น (threshold) แล้วโครงข่ายประสาท จะส่งออกค่าที่ผ่านการประเมินออกไปยังส่วนของการส่งออกข้อมูล (output) แล้วจะส่งผลที่ได้เหล่านั้นไปยังส่วนนำเข้าข้อมูล ของโหนดโครงข่ายประสาทอื่น ๆ ที่เชื่อมต่อกันในโครงข่ายประสาท ในกรณีเดียวกันถ้าค่าที่ได้มีน้อยกว่า “threshold”

จะไม่มีค่าข้อมูลส่งออกเกิดขึ้น โดยสิ่งสำคัญคือเราต้องทราบค่าน้ำหนัก หรือ “weight” และค่าเริ่มต้น “threshold” สำหรับสิ่งที่เราต้องการเพื่อให้ระบบเรียนรู้ซึ่งเป็นค่าที่ไม่แน่นอน แต่ในระบบโครงข่ายประสาทเทียมสามารถปรับค่าเหล่านั้นได้โดยการสอนให้ระบบรู้จักรูปแบบ (pattern) ของสิ่งที่เราต้องการให้เรียนรู้ เรียกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (back propagation) เพื่อใช้ในการปรับปรุงค่าน้ำหนักของโครงข่าย (Network weight) หลังจากใส่รูปแบบข้อมูลสำหรับฝึกให้แก่โครงข่ายในแต่ละครั้งแล้ว ค่าที่ได้รับจากโครงข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับผลที่คาดหวัง แล้วทำการคำนวณหาความผิดพลาด ซึ่งค่าความผิดพลาดนี้จะถูกส่งกลับเข้าสู่โครงข่ายเพื่อใช้แก้ไขค่าน้ำหนักคะแนนต่อไป (Stošović & Litovski, 2017)

โครงข่ายประสาทธรรมชาติ

สมองมนุษย์ประกอบด้วยโหนดการประมาณผลหรือเรียกว่า “นิวรอล” ประมาณ 10^{11} โหนด แต่ละนิวรอลเชื่อมโยงกับเป็นโครงข่าย จำนวนการเชื่อมโยงมีประมาณ 6×10^{15} นั่นคือมีความหนาแน่นของการเชื่อมโยงประมาณ 10^4 ต่อหนึ่งนิวรอล โดยการทำงานแต่ละครั้งของสมองมนุษย์มีความซับซ้อนไม่เป็นเชิงเส้นและเป็นแบบขนาน การทำงานแต่ละครั้งของสมองมนุษย์จะใช้เวลาอยู่ในช่วงมิลิวินาที ระบบประสาทของมนุษย์มีการส่งผ่านข้อมูลที่มีการเปลี่ยนรูประหว่างสัญญาณไฟฟ้ากับสัญญาณเคมี อาจพิจารณาว่าเสมือนเป็นโครงข่ายการปิดเปิดทางไฟฟ้า ที่ถูกควบคุมด้วยกระบวนการทางชีวเคมี การทำงานของร่างกายมนุษย์ประกอบด้วย 3 ส่วนหลัก คือ ส่วนตรวจรับ, ระบบประสาทส่วนกลาง และส่วนเกิดผล (Wu & Feng, 2018) ดังแสดงในภาพที่ 11

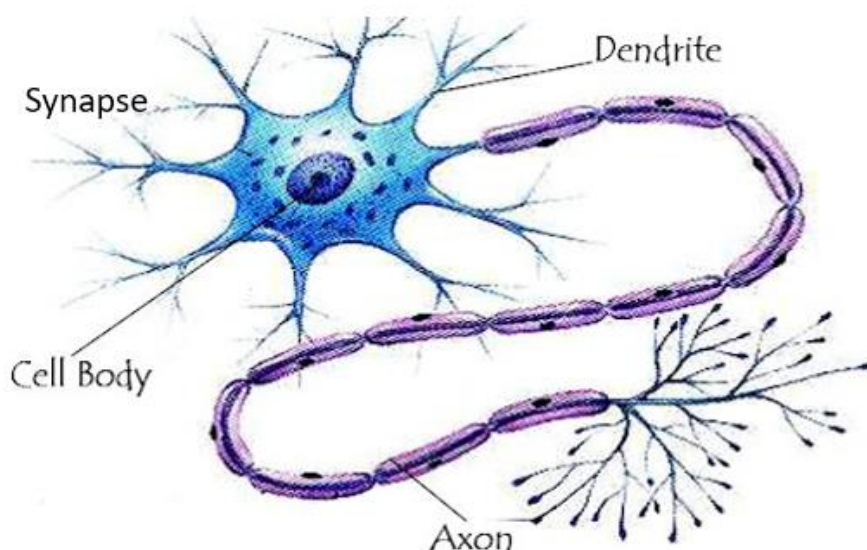


ภาพที่ 11 องค์ประกอบของโครงข่ายประสาทของสมองมนุษย์

จากภาพที่ 11 จะพบว่าส่วนตรวจรับจะรับข้อมูลป้อนเข้าทั้งจากภายนอกและภายในระบบ จากนั้นจะส่งข้อมูลในรูปสัญญาณไฟฟ้าแบบอัมพัลส์ เข้าสู่ระบบของประสาทส่วนกลางต่อไป โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลของระบบประสาทส่วนกลางจะส่งไปควบคุมการทำงานของส่วนเกิดผล (Wu & Feng, 2018)

เซลล์ประสาทธรรมชาติ

เซลล์ประสาท ประกอบด้วยองค์ประกอบหลัก 3 ส่วน คือ โซมา หรือตัวเซลล์, เดนไดรต์, แอซอน แสดงดังรูป 12 โดยที่เดนไดรต์คือส่วนที่มีกิ่งก้านคล้ายต้นไม้ทำหน้าที่เป็นส่วนรับข้อมูลและส่งให้กับโซมา ซึ่งแต่ละกิ่งจะรับรู้ได้ด้วยค่าถ่วงน้ำหนักที่แตกต่างกัน แอซอนคือส่วนที่มีรูปร่างเป็นทรงกระบอกยาวทำหน้าที่นำข้อมูลจากโซมา ส่วนโซมาคือส่วนที่รวมข้อมูลป้อนเข้าทั้งหมดเข้าด้วยกันและประมวลผลในการเชื่อมนิวรอลเข้าด้วยกันเป็นระบบเครือข่าย และยังมีองค์ประกอบที่อยู่ระหว่างแอซอนของนิวรอลหนึ่ง กับเดนไดรต์ของนิวรอลที่อยู่ข้างเคียง เรียกว่าไซแนปส์ (Khrisat & Alqadi, 2022)



ภาพที่ 12 เซลล์ประสาทอย่างง่าย

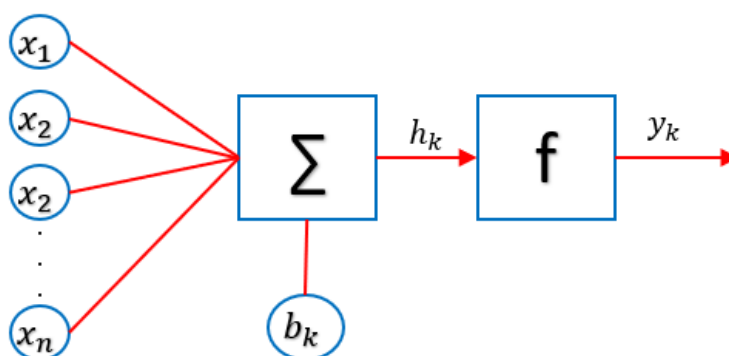
ที่มา: <https://sites.google.com/site/20082541cell/>

เครือข่ายประสาทเทียม

เครือข่ายประสาทเทียม อาจพิจารณาให้เป็นขั้นตอนวิธีทางคณิตศาสตร์ ของเครือข่ายธรรมชาติ โดยตั้งอยู่บนพื้นฐานดังนี้ (Wu & Feng, 2018)

- 1) โหนดประมวลผลเรียกว่า นิวรอล การส่งผ่านข้อมูลระหว่างนิวรอลทำได้โดยการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอล
- 2) การเชื่อมโยงแต่ละส่วนจะขึ้นอยู่กับค่าการเชื่อมโยงหรือค่านำหนัก
- 3) ข้อมูลส่งออกถูกกำหนดด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function หรือ transfer function) ซึ่งปกติความสัมพันธ์ระหว่างผลรวมของข้อมูลป้อนเข้าที่คูณด้วยค่าการเชื่อมโยงกับข้อมูลส่งออกเป็นความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น (Wu & Feng, 2018)

โดยจากกลไกการทำงานของเซลล์ประสาทธรรมชาติ สามารถสร้างแบบจำลองของเซลล์ประสาทได้ ซึ่งเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ประดิษฐ์ขึ้นมาโดยทั่วไปเรียกว่าเซลล์ประสาทเทียม ดังภาพที่ 13



ภาพที่ 13 เซลล์ประสาทเทียมอย่างง่าย

โดยลักษณะของเซลล์ประสาทธรรมชาติและเซลล์ประสาทเทียม สามารถเปรียบเทียบส่วนต่าง ๆ ได้ดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 เปรียบเทียบระหว่างนิวรอลธรรมชาติและแบบจำลองนิวรอล

ลำดับ	นิวรอลธรรมชาติ	แบบจำลองนิวรอล
1	โซมา	ส่วนประมวลผล
2	เดนไดรต์	ข้อมูลป้อนเข้า
3	แอกซอน	ข้อมูลส่งออก
4	ไซแนป	ค่าการเชื่อมโยง

5	ความเร็วในการประมวลผลต่ำ	ความเร็วในการประมวลผลสูง
6	เครือข่ายประกอบด้วยนิวรอนจำนวนมาก	เครือข่ายประกอบด้วยนิวรอนจำนวนน้อย

จากภาพที่ 13 ตัวแปรด้านเข้า x_i โดยที่ $i = 1, 2, 3, \dots, N$ จะถูกส่งผ่านไปรวมกันด้วยค่าถ่วงน้ำหนักที่ไม่เท่ากัน ซึ่งจะได้ผลรวมเป็น

$$\begin{aligned} h_k &= \sum_{i=1}^N w_{ki} x_i + b_k \\ &= w_{k1} x_1 + w_{k2} x_2 + \dots + w_{kN} x_N + b_k \end{aligned} \quad (2-36)$$

จากนั้นส่งสัญญาณ h_k ผ่านแอคติเวชันฟังก์ชัน (Activation function) เพื่อคำนวณค่าตัวแปรด้านนอก y_k

$$y_k = f(\sum_{i=1}^N w_{ki} x_i + b_k) \quad (2-37)$$

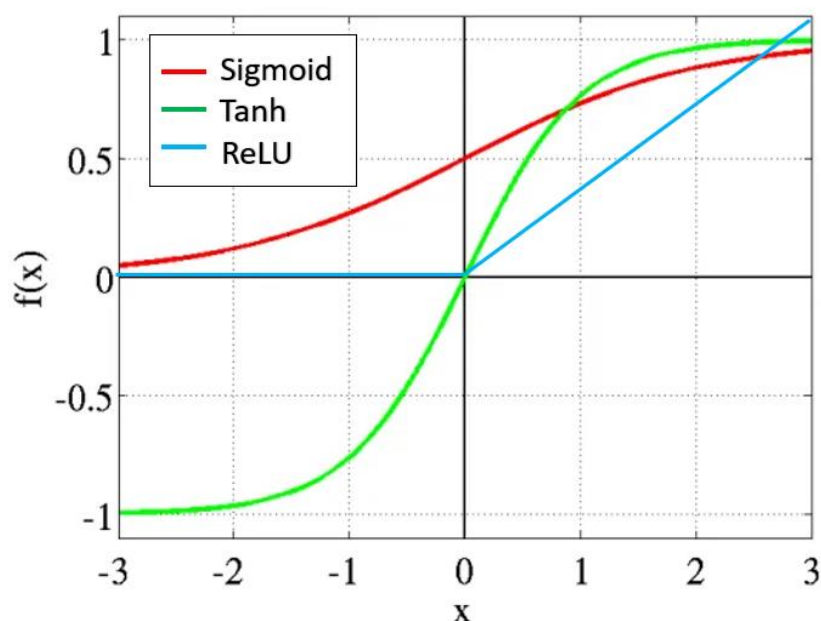
โดยที่ h_k คือค่าผลรวมของตัวแปรด้านเข้าของนิวรอนที่ k
 w_{ki} คือค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างนิวรอนที่ i และ k
 b_k คือค่าไบอัส ของนิวรอนที่ k

2.3.2 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)

ฟังก์ชันกระตุ้นทำหน้าที่เป็นเกณฑ์สำหรับข้อมูลที่ถูกส่งผ่านในแต่ละเซลล์ประสาทในระบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยการแปลงข้อมูลในด้าน input ให้เป็นข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้น (non-linear) ซึ่งจะช่วยให้เครือข่ายประสาทสามารถจำแนกและคาดการณ์ได้ ด้วยสิ่งนี้ทำให้ฟังก์ชันกระตุ้นเป็นองค์ประกอบสำคัญในการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทเทียม หากระบบเครือข่ายไม่มีฟังก์ชันกระตุ้น เครือข่ายจะลดขนาดลงเป็นกลายเป็นแบบจำลองเชิงเส้น ซึ่งจะเป็นการจำกัดความสามารถในการเรียนรู้และแก้ไขปัญหาที่ซับซ้อนของระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Bingham & Miikkulainen, 2022; Maniatopoulos & Mitianoudis, 2021)

ฟังก์ชันกระตุ้นมีด้วยกันหลายชนิดขึ้นอยู่กับการเลือกใช้งานเพื่อแสดงผลลัพธ์ข้อมูล โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้ฟังก์ชันกระตุ้น ในการบีบข้อมูลในช่วง “output” ให้อยู่ในช่วงข้อมูลที่เราต้องการ โดยในงานวิจัยฉบับนี้จะกล่าวถึงฟังก์ชันกระตุ้น ที่เป็นที่ยอมรับใช้ในโครงข่ายประสาทเทียม 3 ชนิด ได้แก่ “Rectified Linear Unit (ReLU function)” “Sigmoid Function” และ

“Hyperbolic Tangent (tanh function)” (Maniatopoulos & Mitianoudis, 2021) ดังที่แสดงในภาพที่ 14



ภาพที่ 14 แสดงช่วงของข้อมูลที่ได้จาก function sigmoid, tanh และ ReLU

ที่มา: <https://blog.pjjop.org/modern-regularization-with-data-augmentation-batch-normalization-and-dropout/>

ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function)

ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function) เป็นฟังก์ชันที่เป็น S-curve ทำให้ตัวฟังก์ชันเป็นที่นิยมเนื่องจากผลของค่า “output” จะอยู่ในช่วง (0,1) ดังนั้นจึงเหมาะสมสำหรับการหาความน่าจะเป็น (probability) ของ “output” โดยความน่าจะเป็นที่ได้นั้นจะมีตั้งแต่ 0 ถึง 1 จะมีรูปสมการดังต่อไปนี้ (Wang et al., 2020)

สมการ *sigmoid*

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2-38)$$

โดยที่ x คือ ข้อมูล *input*

e คือ ค่าคงที่ทางคณิตศาสตร์มีค่าประมาณ ≈ 2.71828

ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic Tangent) (tanh function)

ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (หรือ “tanh function”) เป็นฟังก์ชันที่ให้ลักษณะกราฟข้อมูลออกมาเป็นโค้งรูปตัวเอส (S-curve) และทำหน้าที่เหมือนกันฟังก์ชันซิกมอยด์ แต่ช่วงข้อมูลที่เป็นผลลัพธ์จาก “output” ที่ได้จากฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ นั้นจะมีข้อมูลอยู่ในช่วง (-1,1) โดยสามารถเขียนเป็นรูปสมการได้ดังต่อไปนี้ (Wang et al., 2020)

สมการ tanh function

$$\tanh(x) = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})} \quad (2-39)$$

โดยที่ x คือข้อมูล input

e คือค่าคงที่ทางคณิตศาสตร์มีค่าประมาณ ≈ 2.71828

ฟังก์ชัน ReLU (Rectified Linear Unit)

ฟังก์ชัน ReLU เป็นฟังก์ชันเส้นตรงที่ถูกปรับแก้แล้ว แล้วไม่ได้เป็นรูป “S-curve” เหมือนกับฟังก์ชัน Sigmoid และ tanh โดย ReLU เป็นฟังก์ชันที่เรียบง่าย เรียกว่า “Ramp function” คือ ถ้าค่า “input” มีค่าตั้งแต่ 0 ขึ้นไป “output” จะมีค่าเท่ากับ ส่วน “input” ที่น้อยกว่า 0 จะกำหนด “output” เป็น 0 ตลอด โดยสามารถเขียนฟังก์ชัน ReLU ให้เป็นสมการได้ดังนี้ (Maniatopoulos & Mitianoudis, 2021)

สมการ ReLU

$$\text{relu}(x) = \begin{cases} x & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{if } x < 0 \end{cases}$$

หรือจะสามารถเขียนใหม่ได้ว่า

$$\text{relu}(x) = \max(0, x) \quad (2-40)$$

2.3.3 ทอพอโลยีของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network Topology)

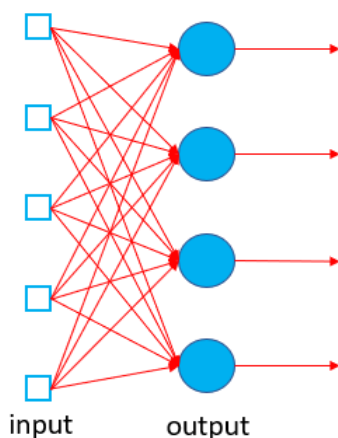
เป็นรูปแบบการเชื่อมต่อของเครือข่ายของระบบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ส่งข้อมูลระหว่างโหนดแต่ละโหนดในระบบเครือข่าย โดยทอพอโลยี ของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นสามารถ

แบ่งออกได้เป็นหลายแบบตามลักษณะการคำนวณ โดยสามารถแบ่งได้เป็นสองลักษณะ คือ โครงข่ายประสาทแบบคำนวณแบบไปข้างหน้า และ โครงข่ายประสาทแบบคำนวณวนกลับ (Bingham & Miiikkulainen, 2022) โดยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะกล่าวถึงแต่หัวข้อโครงข่ายประสาทแบบคำนวณไปข้างหน้าเป็นหลัก

โครงข่ายประสาทเทียมแบบคำนวณไปข้างหน้า

1). เครือข่ายป้อนสู่ด้านหน้าชั้นเดียว (Single-layer feedforward networks)

เครือข่ายป้อนสู่ด้านหน้าชั้นเดียว จัดเป็นแบบของโครงสร้างเครือข่ายประสาทที่ซับซ้อนน้อยที่สุด ขั้นตอนของโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยกลุ่มของนิวรอน การส่งผ่านข้อมูลการกระทำจากกลุ่มข้อมูลป้อนเข้าส่งไปยังชั้นข้อมูลส่งออก และไม่มีการส่งข้อมูลย้อนกลับ จึงเรียกรูปแบบการส่งผ่านข้อมูลแบบนี้ว่า ป้อนสู่ด้านหน้า ดังภาพที่ 15 เรียกว่า เครือข่ายชั้นเดียว (Single-layer network) การนับจำนวนชั้นของเครือข่ายในปัจจุบันจะนับเป็นชั้น เมื่อชั้นนั้นมีโหนดที่เป็นส่วนประมวลผล กล่าวคือ ไม่นับกลุ่มข้อมูลป้อนเข้าภายนอกของเครือข่ายเป็นชั้น เนื่องจากไม่มีส่วนประมวลผลอยู่ (Garbin et al., 2020; I. Goodfellow et al., 2016)

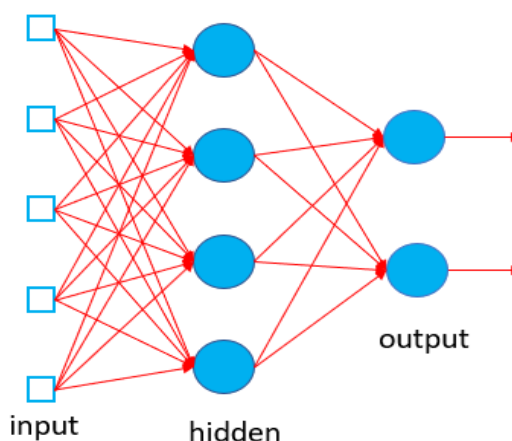


ภาพที่ 15 เครือข่ายป้อนสู่ด้านหน้าชั้นเดียว

2). เครือข่ายป้อนสู่ด้านหน้าหลายชั้น (Multilayer feedforward networks)

โครงสร้างของเครือข่ายแบบที่สองเป็นแบบป้อนสู่ด้านหน้าเช่นกัน แต่แตกต่างจากแบบแรก เนื่องจากมีชั้นซ่อนอย่างน้อยหนึ่งชั้น ชั้นซ่อนหรือนิวรอนที่ซ่อน จะมีส่วนประมวลผลอยู่ด้วย นิวรอนที่ซ่อนอยู่นี้จะแทรกอยู่ระหว่างส่วนข้อมูลป้อนเข้าจากภายนอกของเครือข่ายและส่วนข้อมูล

ส่งออกจากเครือข่าย ข้อมูลป้อนเข้าโหนดต้นทางภายในกลุ่มข้อมูลป้อนเข้าของเครือข่ายจะถูกป้อนให้ส่วนประมวลผลของชั้นต่อไปหรือชั้นซ่อนชั้นแรกนั่นเอง ข้อมูลส่งออกที่ได้จากชั้นซ่อนชั้นแรกนี้จะถูกส่งให้กับชั้นที่อยู่ต่อไป โดยตัวอย่างของเครือข่ายป้อนสู่ด้านหน้าหลายชั้นจะแสดง (Garbin et al., 2020; I. Goodfellow et al., 2016; I. J. Goodfellow, 2015) ดังภาพที่ 16



ภาพที่ 16 เครือข่ายป้อนสู่ด้านหน้าหลายชั้น

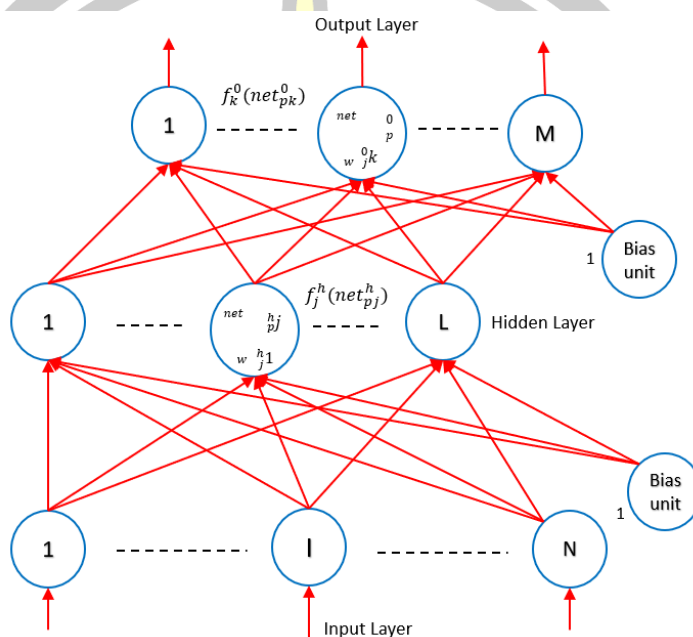
โครงข่ายแบบหลายชั้นนั้นจะนำมาใช้ในเทคนิคการเรียนรู้หลายแบบ แบบที่หนึ่งคือโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (back-propagation: BP) เป็นการนำค่าที่ได้จาก “output” มาเปรียบเทียบกับค่าที่คาดหวัง (target) เพื่อที่จะค่าความคลาดเคลื่อน ซึ่งจะใช้ค่าความคลาดเคลื่อนมาปรับค่าน้ำหนักในแต่ละการเชื่อมโยงของเครือข่ายเพื่อลดค่าความคลาดเคลื่อนให้เหลือน้อยที่สุด (Lee et al., 2016)

โดยปัญหาของการเรียนรู้ของระบบโครงข่ายประสาทเทียมนั้นขึ้นอยู่กับตัวอย่างที่นำมาใช้ในการเรียนรู้ของระบบโครงข่าย โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะมีความแม่นยำมากขึ้นหากได้เรียนรู้จากตัวอย่างที่มากขึ้น หากตัวอย่างที่ทำการเรียนรู้น้อยก็อาจจะทำให้ข้อสรุปผิดพลาดได้

2.3.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation: BP)

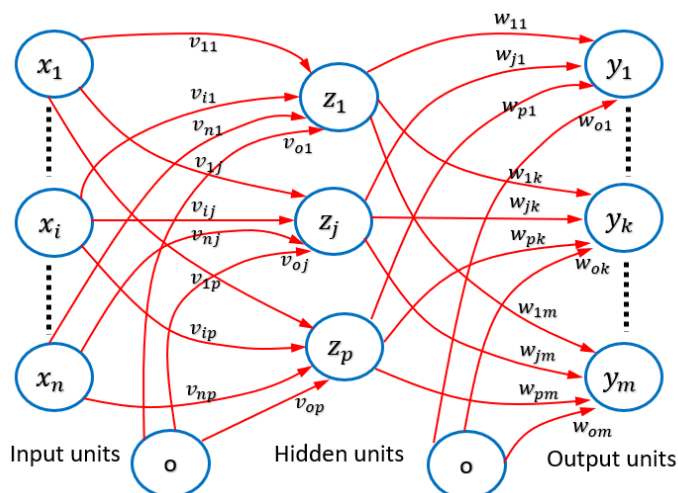
การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Learning) เป็นการนำค่าความผิดพลาด (Error) ที่อยู่โหนด output ให้อ้อนกลับ (Backpropagation) ให้อ้อนกลับไปยังชั้นซ่อน (hidden layer) เพื่อปรับค่าน้ำหนักให้เหมาะสมกับความต้องการของเครือข่าย (Lillicrap et al., 2020; Wright et al., 2022)

โดยกระบวนการสำคัญของการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับจะมีทั้งหมด 3 ขั้นตอน คือ การป้อนข้อมูลไปด้านหน้า (Feedforward) ของรูปแบบการป้อนเข้าข้อมูล, การคำนวณและการส่งค่าความผิดพลาดย้อนกลับ (Backpropagation Error) และ การปรับค่าน้ำหนักให้เหมาะสม (Lee et al., 2016) โดยรูปแบบของการเรียนรู้รูปแบบแพร่ย้อนกลับสามารถทำเป็นรูปแบบกระบวนการได้ดังภาพที่ 17



ภาพที่ 17 แสดงโครงข่ายของกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ

จากภาพที่ 17 แสดงโครงข่ายของกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ประกอบไปด้วย เซลล์นิวรอนที่เรียงอย่างน้อยสามชั้นเพื่อให้โครงข่ายสามารถจำแนกรูปแบบแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear separable) โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้รูปแบบแพร่ย้อนกลับ ชั้นแรกเป็นชั้นการรับเข้าข้อมูล (input layer) ชั้นถัดมาเป็นชั้นซ่อน (Hidden layer) ซึ่งซ่อนอยู่ถัดจากชั้นการรับข้อมูล โดยชั้นนี้สามารถมีได้หลายชั้น ทำหน้าที่ประมวลผลข้อมูล และชั้นสุดท้ายเป็นชั้นส่งออกข้อมูล (output layer) ทำหน้าที่คำนวณให้ได้ผลลัพธ์เป็นคำตอบตามที่คาดหวังไว้ โดยแต่ละชั้นจะมีการเชื่อมโยงกันที่ส่วนของค่าไบแอส (Bias unit) โดยจะเชื่อมต่อกับทุก ๆ โหนดในแต่ละชั้น (Lillirap et al., 2020)



ภาพที่ 18 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น

หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ

จากภาพที่ 18 เป็นการแสดงตัวอย่างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับที่มีโครงสร้างแบบหลายชั้น และมีจำนวนชั้นซ่อน z จำนวน 1 ชั้น อยู่ระหว่างโหนดส่งออกข้อมูล y (output y) และโหนดนำเข้าข้อมูล x (input x) โดยที่ค่าไบอัส “ w_{ok} ” ส่งให้สำหรับโหนดส่งออกข้อมูล y_k (output y_k) และค่าไบอัส v_{oj} ส่งให้สำหรับโหนดชั้นซ่อน z_j ด้วยทิศทางการไหลของสัญญาณข้อมูลจะไหลไปข้างหน้าเมื่ออยู่ในช่วงของการทำงาน แต่เมื่ออยู่ในช่วงแพร่กลับ (Backpropagation) สัญญาณข้อมูลจะไหลย้อนกลับในทิศทางเดิม (Reverse Direction) (Lee et al., 2016; Lillicrap et al., 2020)) ในระหว่างที่ทิศทางการไหลของสัญญาณข้อมูลไปข้างหน้าไหล โหนดนำเข้าข้อมูล แต่ละตัว (x_i) จะได้รับสัญญาณข้อมูลและจะกระจายสัญญาณข้อมูลไปให้โหนดชั้นซ่อนแต่ละตัว $z_1, \dots, z_p$ เพื่อทำการคำนวณค่าระดับการกระตุ้น (z_j) แล้วจะส่งสัญญาณข้อมูลให้โหนดส่งออกข้อมูลต่อไป จากนั้นโหนดส่งออกข้อมูลแต่ละตัว (y_k) ก็จะคำนวณค่าระดับการกระตุ้น (y_k) เพื่อจัดเป็นผลตอบสนองของโครงข่ายที่มีต่อรูปแบบการนำเข้าข้อมูลที่กำหนดให้กับระบบ (Lee et al., 2016)

ในระหว่างการเรียนรู้ โหนดส่งออกข้อมูลแต่ละตัวจะทำการเปรียบเทียบค่าระดับการกระตุ้น (y_k) ที่คำนวณออกมาได้กับค่าเป้าหมาย (target value, t_k) เพื่อนำไปคำนวณหาความผิดพลาดของแต่ละโหนด โดยค่าผิดพลาดนี้ใช้สัญลักษณ์เป็น $\delta_k (k = 1, \dots, m)$ ค่า δ_k ที่เป็นค่าความผิดพลาดของโหนดส่งออกข้อมูล y_k นี้ จะถูกส่งกลับไปให้กับทุกโหนดในชั้นก่อนหน้าหรือโหนดชั้นซ่อน ที่เชื่อมต่อกับโหนดส่งออกข้อมูล y_k จากนั้นจะนำค่าที่ได้ไปปรับปรุงค่าน้ำหนักระหว่างชั้น output กับชั้นซ่อนต่อไป (Lee et al., 2016)

ในการทำงานเดียวกันกับค่าความผิดพลาด $\delta_j (j = 1, \dots, p)$ จะถูกคำนวณที่แต่ละโหนดในชั้นซ่อน z_k แต่ไม่จำเป็นต้องส่งผลการคำนวณกลับไปยังชั้นนำเข้าข้อมูล เพียงแต่นำไปปรับปรุงค่าน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนและชั้นนำเข้าข้อมูลเท่านั้น เมื่อได้รับค่าความผิดพลาด δ แล้ว การปรับปรุงค่าน้ำหนักสำหรับทุกชั้นจะเกิดขึ้นในทันที โดยการปรับค่าน้ำหนัก w_{jk} จากโหนดชั้นซ่อน z_k ไปยังชั้นส่งออกข้อมูล y_k ภายใต้เงื่อนไขของค่าความผิดพลาด δ_k และค่าระดับการกระตุ้น z_j ของโหนดชั้นซ่อน z_j ส่วนการปรับค่าน้ำหนัก v_{ij} จากโหนดนำเข้าข้อมูล x_i ไปยังโหนดชั้นซ่อน z_k จะทำภายใต้เงื่อนไขของค่าความผิดพลาด δ_j และค่าระดับการกระตุ้น x_i ของโหนดนำเข้าข้อมูล (Lee et al., 2016)

กำหนดให้ค่าตัวแปรต่าง ๆ ที่ใช้แทนในสมการ

x คือเวกเตอร์การเรียนรู้ที่นำเข้า (Input training vector)

$$x = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$$

t คือเวกเตอร์ส่งออกเป้าหมาย

$$t = (t_1, \dots, t_i, \dots, t_n)$$

δ_k คือค่าความผิดพลาดเนื่องจากโหนดส่งออกข้อมูล y_k ที่แพร่กลับมายังโหนดชั้นซ่อนเพื่อนำไปปรับปรุงค่าน้ำหนัก w_{jk}

δ_j คือค่าความผิดพลาดเนื่องจากโหนดชั้นซ่อน z_j เพื่อนำไปปรับปรุงค่าน้ำหนัก v_{ij}

α คืออัตราการเรียนรู้

x_i คือโหนดการนำเข้าที่ i สำหรับโหนดนำเข้าข้อมูล สัญญาณนำเข้าและสัญญาณส่งออก ใช้สัญลักษณ์ x_i เหมือนกัน

v_{oj} คือค่าไบแอสบนโหนดชั้นซ่อนที่ j

z_j คือโหนดชั้นซ่อนที่ j
ผลลัพธ์ส่งออกข้อมูลที่ส่งไปให้ z_j ใช้สัญลักษณ์ว่า z_in_j โดยที่

$$z_in_j = v_{oj} + \sum_i x_i v_{ij} \quad (2-41)$$

สัญญาณข้อมูล output หรือค่าระดับการกระตุ้นของ z_j ใช้สัญลักษณ์ z_j

$$z_j = f(z_in_j) \quad (2-42)$$

w_{ok} คือค่าไบแอสบนโหนด output ที่ k

y_k คือโหนด output ที่ k

ผลลัพธ์ input ที่ส่งไปให้ y_k ใช้สัญลักษณ์ y_in_k โดยที่

$$y_in_k = w_{ok} + \sum_j x_j w_{jk} \quad (2-43)$$

สัญญาณข้อมูล *output* หรือค่าระดับการกระตุ้นของ y_k ใช้สัญลักษณ์ y_k

$$y_k = f(y_in_k) \quad (2-44)$$

2.3.5 ขั้นตอนในกระบวนการเรียนรู้ (Training Algorithm)

ขั้นที่ 1 การกำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นให้ตั้งค่าสุ่มที่น้อยที่สุด (Small random Values)

ขั้นที่ 2 ทดสอบเงื่อนไขของการสิ้นสุดการเรียนรู้ถ้ายังไม่เป็นไปตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้

(ทดสอบแล้วเป็นเท็จ) ให้เริ่มต้นทำต่อในขั้นตอนที่ 3 ถึงขั้นตอนที่ 10

ขั้นที่ 3 สำหรับแต่ละคู่ของการเรียนรู้ (Training Pair) ให้ทำตามขั้นตอนที่ 4 ถึงขั้นตอนที่ 8

ช่วงการให้ข้อมูลป้อนกลับ (feedforward)

ขั้นที่ 4 แต่ละโหนดนำเข้าข้อมูล ($x_i, i = 1, \dots, n$) ได้รับสัญญาณข้อมูลเข้าโหนดนำเข้าข้อมูล x_i และกระจายสัญญาณไปให้โหนดชั้นซ่อน

ขั้นที่ 5 แต่ละโหนดชั้นซ่อน ($z_j, j = 1, \dots, p$) จะรวมผลคูณของค่าน้ำหนักกับสัญญาณข้อมูลนำเข้า ดังสมการ

$$z_in_j = v_{oj} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2-45)$$

จากนั้นนำฟังก์ชันการกระตุ้นไปคำนวณหาค่าสัญญาณข้อมูลส่งออก เพื่อส่งสัญญาณข้อมูลให้กับทุกโหนดในชั้นถัดไป (โหนดส่งออกข้อมูล) ดังสมการ

$$z_j = f(z_in_j) \quad (2-46)$$

ขั้นที่ 6 แต่ละโหนดส่งออกข้อมูล ($y_k, k = 1, \dots, m$) จะทำการรวมค่าผลคูณของค่าน้ำหนักกับสัญญาณข้อมูลนำเข้า จะได้สมการ

$$y_in_k = v_{ok} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (2-47)$$

จากนั้นนำฟังก์ชันการกระตุ้นไปคำนวณค่าระดับการกระตุ้น เพื่อเป็นสัญญาณข้อมูลส่งออกต่อไป

ช่วงการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (backpropagation of error)

ขั้นที่ 7 แต่ละโหนดส่งออกข้อมูล ($y_k, k = 1, \dots, m$) จะได้รูปแบบเป้าหมาย (Target Pattern) ที่มีความสัมพันธ์กับรูปแบบ input (input training pattern) แล้วนำไป

คำนวณค่าความผิดพลาด (Error information terms: δ_k) โดยค่า δ_k นี้จะถูกส่งไปยังทุกโหนดของชั้นที่ต่ำกว่าดังสมการ (2-48)

$$\delta_k = (t_k - y_k)f'(y_{in_k}) \quad (2-48)$$

ทำการคำนวณค่าน้ำหนักที่ถูกต้อง (Weight correction term: Δw_{jk}) รวมถึงค่าไบแอสที่ถูกต้อง (Bias correction term: Δw_{ok}) เพื่อนำไปปรับปรุงค่าน้ำหนักต่อไป

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (2-49)$$

$$\Delta w_{ok} = \alpha \delta_k \quad (2-50)$$

ขั้นที่ 8 ในแต่ละโหนดชั้นซ่อน ($z_j, j = 1, \dots, p$) จะรวมค่า Delta input ของโหนดนั้น ๆ ที่ได้รับจากชั้นซ่อน ในชั้นที่สูงกว่าตามความสัมพันธ์

$$\delta_{in_j} = \sum_{i=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (2-51)$$

จากนั้นนำผลที่ได้ไปคำนวณหาค่าความผิดพลาดของแต่ละโหนดจากสมการ

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (2-52)$$

เมื่อได้ค่า δ_j จะนำผลที่ได้ไปคำนวณหาค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่ถูกต้อง เพื่อนำไปปรับปรุงค่าน้ำหนักต่อไป

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j z_i \quad (2-53)$$

$$\Delta v_{oj} = \alpha \delta_j \quad (2-54)$$

โดยที่ α คืออัตราการเรียนรู้ของโครงข่าย

ช่วงปรับปรุงค่าน้ำหนักและค่าไบแอส (update weights and Biases)

ขั้นที่ 9 แต่ละโหนดส่งออกข้อมูล ($y_k, k = 1, \dots, m$) จะทำการปรับค่าไบแอสและค่าน้ำหนัก ($j = o, \dots, p$) ดังนี้

$$w_{jk}(new) = w_{jk}(old) + \Delta w_{jk} \quad (2-55)$$

ในแต่ละโหนดชั้นซ่อน ($z_j, j = 1, \dots, p$) ก็ทำการปรับค่า Bias และน้ำหนัก ($i = o, \dots, n$) ดังสมการต่อไปนี้

$$v_{ij}(new) = v_{ij}(old) + \Delta v_{ij} \quad (2-56)$$

ขั้นที่ 10 สภาวะหยุดการทดสอบ

2.3.6 ปัจจัยที่มีผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะต้องมีพารามิเตอร์ต่าง ๆ เข้ามาเกี่ยวข้องด้วย เพื่อประสิทธิภาพของการเรียนรู้ค่าต่าง ๆ (Wright et al., 2022) ดังตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 5 แสดงค่าพารามิเตอร์ที่มีผลต่อการเรียนรู้ในโครงข่ายประสาท

พารามิเตอร์	รูปแบบที่ใช้	ใช้สำหรับ
อัตราการเรียนรู้	ใช้ทุกรูปแบบ	ควบคุมการปรับค่าน้ำหนักให้อยู่ในช่วงที่กำหนดลดเวลาคำนวณลงสำหรับบางโครงข่าย
โมเมนตัม	Backpropagation	ทำให้การปรับค่าน้ำหนักคงที่มากขึ้น
การระงับค่าคลาดเคลื่อน	Backpropagation	กำหนดค่าโหนดส่งออกที่ใกล้เคียงกับค่าที่ต้องการก่อนที่ค่าความคลาดเคลื่อนจะถูกพิจารณา
ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)	ใช้ทุกรูปแบบ	ใช้สำหรับทุกฟังก์ชันเพื่อสร้างโหนดส่งออกส่วนใหญ่เป็นฟังก์ชันซิกมอยด์

ค่าโมเมนตัม (Momentum)

หลักการของค่าโมเมนตัม (μ) จะอาศัยเหตุผลที่ว่าในกรณีที่ค่าของข้อมูลในการเรียนรู้บางค่ามีความแตกต่างกันมากเมื่อเทียบกับค่าข้อมูลส่วนใหญ่ เพื่อหลีกเลี่ยงการกระจายตัวของข้อมูลเช่นนี้ จึงต้องใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ (α) ที่มีค่าน้อย ๆ แต่การทำเช่นนี้จะส่งผลให้ใช้ระยะเวลานานในการเรียนรู้ โครงข่ายจึงต้องมีการปรับค่าน้ำหนักหลายครั้ง ดังนั้นเพื่อให้กระบวนการเรียนรู้เกิดการลู่เข้า (Convergence) ได้เร็วขึ้น (I. J. Goodfellow, 2015) จึงมีการเพิ่มค่าโมเมนตัมเพิ่มเข้าไปในสมการของการปรับปรุงค่าน้ำหนัก

ในการนำค่าโมเมนตัมมาใช้ในการเรียนรู้นั้น ต้องมีการเก็บข้อมูลของค่าน้ำหนักที่ปรับปรุงแล้วสำหรับรูปแบบการรู้ก่อนหน้าไว้ หรือค่าน้ำหนักใหม่ที่ได้จากขั้นตอนที่ $t+1$ จะได้มาจากการเรียนในขั้นตอนที่ t และ $t-1$ ดังนั้นจะได้สมการสำหรับปรับปรุงค่าน้ำหนักเมื่อมีการเพิ่มค่าโมเมนตัมเข้ามามีดังนี้ (Lee et al., 2016; Lillicrap et al., 2020)

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \alpha \delta_k z_j + \mu [w_{jk}(t) - w_{jk}(t-1)]$$

$$\text{หรือ } \Delta w_{jk}(t+1) = \alpha \delta_k z_j + \mu \Delta w_{jk}(t) \quad (2-57)$$

$$\text{และ } v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + \alpha \delta_j x_i + \mu [v_{ij}(t) - v_{ij}(t-1)]$$

$$\text{หรือ } \Delta v_{jk}(t+1) = \alpha \delta_j x_i + \mu \Delta v_{ij}(t) \quad (2-58)$$

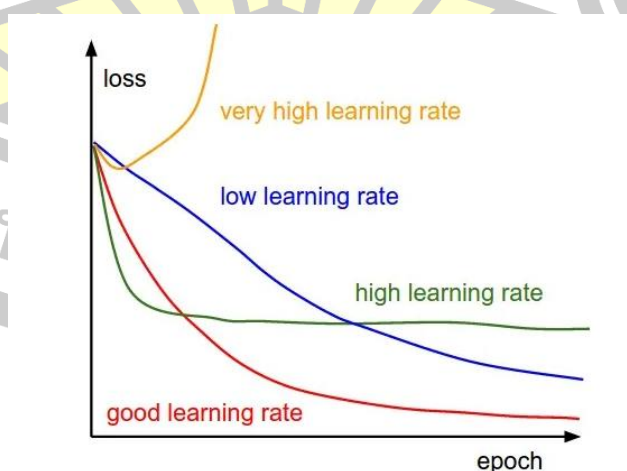
โดยที่ μ คือพารามิเตอร์ของค่าโมเมนตัมที่มีค่าจำกัดอยู่ระหว่างค่า 0 ถึง 1

อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เป็น Hyperparameter ที่ควบคุมการเปลี่ยนแปลงของค่าน้ำหนัก (Weight) ของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมใน 1 รอบของการเรียนรู้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) จะส่งผลต่อโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม โดยถ้ามีการปรับอัตราการเรียนรู้มากเกินไปจะทำให้ผลของโมเดลไม่ลู่เข้าสู่ผลที่ควรจะเป็น แต่ถ้าปรับไว้น้อยเกินไปจะทำให้โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมลู่เข้าสู่ผลที่คาดหวังช้าและใช้เวลานานในการเรียนรู้ โดยสามารถทดลองปรับค่าอัตราการเรียนรู้ ว่าค่าไหนที่เหมาะสมกับโมเดลที่ทำการศึกษา (Lillicrap et al., 2020)

การปรับค่าอัตราการเรียนรู้ (Adaptive Learning Rate)

อัตราการเรียนรู้เป็นค่าพารามิเตอร์ที่สำคัญสำหรับโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม โดยถ้าเราปรับอัตราการเรียนรู้สูงเกินไปทำให้โมเดลได้ผลลู่ออกจากผลที่เราต้องการ แต่ถ้าปรับให้น้อยเกินไปโมเดลจะลู่เข้าสู่ผลที่ต้องการช้า (I. Goodfellow et al., 2016; Liu et al., 2019) ดังภาพที่ 19



ภาพที่ 19 แสดงกราฟการกำหนดอัตราการเรียนรู้

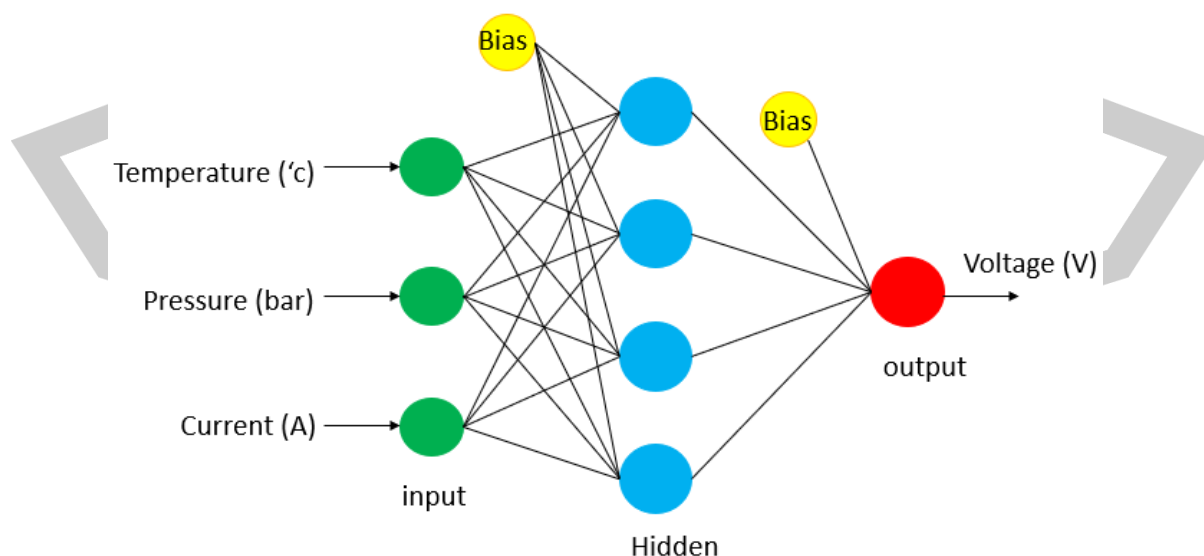
ที่มา: Kanoktipsatharporn.S (2019) <https://www.bualabs.com/archives/618/learning-rate-deep-learning-how-to-hyperparameter-tuning-ep-1/>

จากภาพที่ 19 เป็นการกำหนดอัตราการเรียนรู้ โดยเส้นสีแดงเป็นการกำหนดอัตราการเรียนรู้ที่ถูกต้องสำหรับการเรียนรู้ของแบบจำลอง ซึ่งผลที่ได้จะใกล้เคียงกับค่าที่ต้องการ เส้นสีน้ำเงินเป็นการกำหนดอัตราการเรียนรู้ต่ำเกินไปทำให้ผลลู่เข้าสู่คำตอบได้ช้า และเส้นสีเขียวและสีเหลืองแสดงผลของการกำหนดอัตราการเรียนรู้ที่สูงเกินไปทำให้คำตอบที่ได้มีค่าลู่ออกจากผลที่ต้องการ (Liu et al., 2019) ดังนั้นการปรับอัตราการเรียนรู้จึงเป็นขั้นตอนสำคัญในการการเรียนรู้ของแบบจำลอง ทั้งนี้อัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมจะขึ้นอยู่กับทั้งฟังก์ชันการสูญเสีย (loss function) แบบจำลองและข้อมูลที่ใช้ในการสอน จึงเป็นไปได้ยากที่จะมีค่าใดค่าหนึ่งเหมาะสมกับทุก ๆ กรณี แต่โดยทั่วไปจะตั้งอัตราการเรียนรู้ที่ 0.1-0.01

2.3.7 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Neural network modeling)

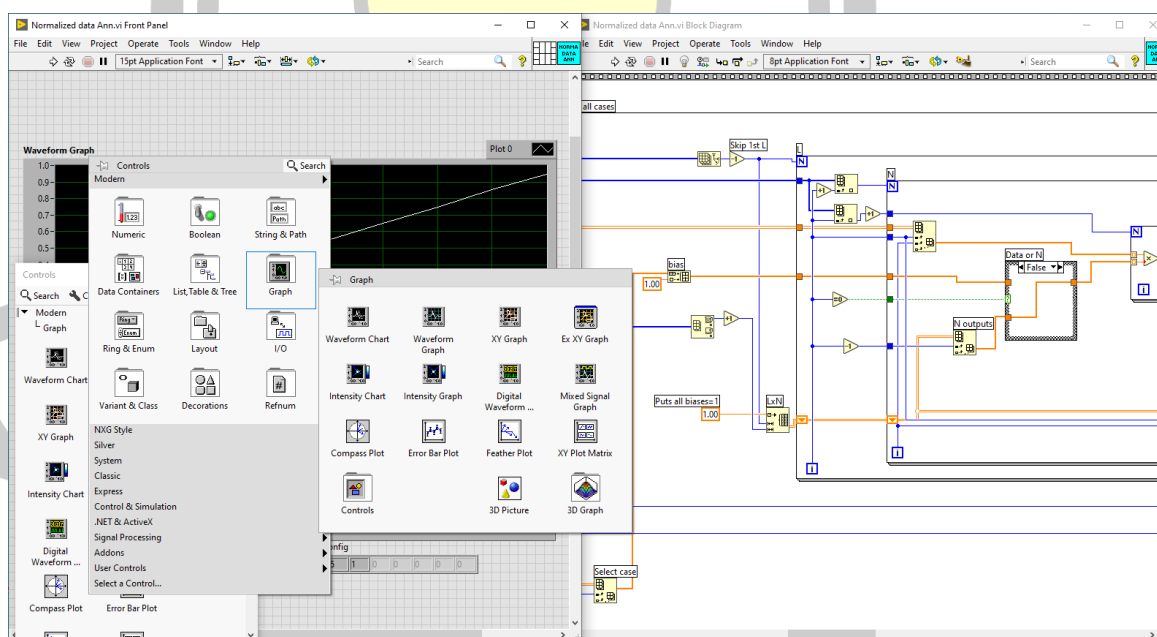
การสร้างระบบควบคุมของโหนดทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงแบบฟิวเอ็่มเป็นลักษณะของระบบประสาทในธรรมชาติ สามารถนำมาสร้างเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์หรือเซลล์ประสาทเทียม ซึ่งมีข้อดีคือ สามารถใช้ในการคำนวณแบบจำลองที่สลับซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น (Stošović & Litovski, 2017) ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้นำเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการหาแบบจำลองของเซลล์เชื้อเพลิงแบบเยื่อแผ่นแลกเปลี่ยนโปรตอนแบบหลายเซลล์ ดังภาพที่ 20



ภาพที่ 20 โครงสร้างนิรวลเน็ตเวิร์คของเซลล์เชื้อเพลิงแบบฟลูอิด

จากภาพที่ 20 เป็นการจำลองการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงผ่านแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยในงานวิจัยฉบับนี้จะกำหนดตัวแปรในฝั่งนำเข้าข้อมูลจะประกอบไปด้วย อุณหภูมิ (หน่วย $^{\circ}\text{C}$), กระแสไฟฟ้า (หน่วย A) และ ความดันแก๊ส (หน่วย bar) ในแบบจำลองมีชั้นซ่อน 1 ชั้นซ่อน และตัวแปรทางฝั่งส่งออกข้อมูล คือแรงดันไฟฟ้าซึ่งเป็นตัวแปรที่เราต้องการทราบผล

หลังจากได้กำหนดตัวแปรและสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแล้ว ผู้วิจัยจะใช้โปรแกรม “LabVIEW” ในการจำลองการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทเทียมผ่านโปรแกรม “LabVIEW” โดยมีตัวแปรทางฝั่งนำเข้าข้อมูล ชั้นซ่อน และส่งออกข้อมูล เหมือนกับแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ดังกล่าว โดยโปรแกรม LabVIEW เป็นโปรแกรมประเภท GUI (Graphic User Interface) ซึ่งพัฒนามาจากภาษา C (Olaru & Olaru, 2012) ดังนั้น ผู้ใช้ไม่จำเป็นต้องเขียน code คำสั่งใด ๆ แต่สามารถเลือกไอคอนรูปภาพแทนคำสั่งนั้น ๆ มาประกอบกันให้ได้โปรแกรมการทำงานที่ต้องการได้ ทำให้ลดเวลาในการเขียนโปรแกรมได้ลงมาก โดยเฉพาะในงานเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อเชื่อมต่อกับอุปกรณ์วัดคุมต่าง ๆ จะประกอบด้วยหน้าต่างแสดงผล (Front panel) และหน้าต่างสำหรับการเขียนโปรแกรมในการทำงานร่วมกัน ดังภาพที่ 21



ภาพที่ 21 โปรแกรม LabVIEW ซึ่งใช้ในการสร้างแบบจำลอง ANN

เทคนิคการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การทำ “Batch normalization”

Batch normalization คือการปรับค่าเฉลี่ย (Mean) และค่าความแปรปรวน (Variance) ของค่าข้อมูลที้นำเข้าสำหรับแต่ละชั้นให้เป็นมาตรฐาน แล้วปรับขนาด (Scale) และตำแหน่งของข้อมูลนำเข้าทั้งหมด ในการทำเทคนิคนี้จะส่งผลให้การเรียนรู้ของแบบจำลองทำได้เร็วขึ้น (Garbin et al., 2020; Li et al., 2018)

ขั้นตอนการทำ Batch normalization

ขั้นที่ 1 หาค่า Mean μ_B และ Variance σ_B^2 ของ Mini-Batch B:

$$\mu_B = \frac{1}{m_B} \sum_{i=1}^{m_B} x^{(i)} \quad (2-59)$$

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{m_B} \sum_{i=1}^{m_B} (x^{(i)} - \mu_B)^2 \quad (2-60)$$

ขั้นที่ 2 Normalize x ด้วยการนำ input x ไปลบกับ Mean ของ Mini-Batch และหารส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ Mini-Batch:

$$x_{norm}^{(i)} = \frac{x^{(i)} - \mu_B}{\sqrt{\mu_B + \epsilon}} \quad (2-61)$$

โดยที่ ϵ (Epsilon) คือจำนวนขนาดเล็กมาก ๆ ที่บวกเข้าไปเพื่อป้องกันไม่ให้ตัวหารสมการเป็น 0 โดยปกติตั้งเป็น 10^{-5}

ขั้นที่ 3 Scale และปรับตำแหน่งชุดข้อมูล โดยการนำ $x_{norm}^{(i)}$ ไปคำนวณร่วมกับ “Scaling parameter, γ ” และ “Shifting parameter, β ”

$$\tilde{x}^{(i)} = \gamma x_{norm}^{(i)} + \beta \quad (2-62)$$

โดย ร่วมกับ Scaling parameter γ และ Shifting parameter β จะถูกใส่เข้าไปในโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับเพื่อให้อัลกอริทึม (Algorithm) ปรับค่าทั้งสองระหว่างการเรียนรู้ของแบบจำลอง (Garbin et al., 2020)

กฎการเรียนรู้แบบเกรเดียนต์เดสเซนต์ (Gradient descent learning)

การเรียนรู้แบบเกรเดียนต์เดสเซนต์เป็นการเรียนรู้พื้นฐานของเครือข่าย ซึ่งเป็นกลไกที่นำเอาอนุพันธ์ของตัวแปรต่าง ๆ มาอัปเดตโดยมีเป้าหมายเพื่อลดค่าการสูญเสียในฟังก์ชันการสูญเสีย ซึ่ง

เป็นฟังก์ชันที่มีหน้าที่ในการช่วยความแม่นยำของฟังก์ชันสมมุติฐาน (hypothesis function) ซึ่งเป็นการหาค่าเฉลี่ยของผลต่างของค่าจริงกับค่าที่คาดการณ์ออกมา (Li et al., 2018) ดังสมการ (2-54)

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (t_k - y_k)^2$$

$$= \frac{1}{2} \sum_k [t_k - f(\sum_i w_{ki} x_i + b_k)]^2 \quad (2-63)$$

ฟังก์ชันค่าผิดพลาด (E) เป็นสมการกำลังสองในรูปของค่าถ่วงน้ำหนักกับค่าผิดพลาดกฎเกรเดียนต์เดสเซนต์จะปรับเวกเตอร์ถ่วงน้ำหนักในทิศทางของเวกเตอร์ตัวแปรด้านเข้า โดย E จะมีค่าเป็นบวกเสมอ ถ้า w_{ki} และ b_k ถูกปรับเข้าสู่ค่าที่ต้องการ (Garbin et al., 2020) ค่าของฟังก์ชันจะน้อยลงในลักษณะที่ถูเข้าสู่ศูนย์เมื่อผ่านกระบวนการทำซ้ำไปเรื่อย ๆ วิธีเกรเดียนต์เดสเซนต์จะปรับเปลี่ยนค่า w_{ki} และ b_k แต่ละตัวด้วยค่า Δw_{ki} และ Δb_k ซึ่งเป็นสัดส่วนกับค่าเกรเดียนต์ของฟังก์ชันค่าผิดพลาดที่นิยามไว้ข้างต้น (Li et al., 2018) ดังสมการต่อไปนี้

$$\Delta w_{ki} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ki}}$$

$$= \alpha \sum_p (t_k - y_k) x_i \quad (2-64)$$

$$\Delta b_k = -\alpha \frac{\partial E}{\partial b_k}$$

$$= \alpha \sum_p (t_k - y_k) \quad (2-65)$$

โดยที่ p คือ จำนวนรูปแบบทั้งหมดที่ใช้ในการปรับสอน
 α คือ อัตราการเรียนรู้

วิธีเกรเดียนต์เดสเซนต์จะทำหน้าที่ในสุ่มค่าน้ำหนักเริ่มต้นและปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักให้ดีขึ้น โดยในรอบแรกของการคำนวณจะเริ่มจากการสุ่มค่าน้ำหนักค่าแรกขึ้นมาก่อน และทำการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองที่เกิดจากค่าถ่วงน้ำหนักที่สุ่มขึ้นมา ด้วยการใช้ค่าความคลาดเคลื่อนจากฟังก์ชันการสูญเสีย และนำค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้ มาช่วยในการคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักใหม่ที่ดีกว่าเดิม และนำค่าถ่วงน้ำหนักปัจจุบันที่ได้มาทำแบบนี้วนซ้ำไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะได้ค่าถ่วงน้ำหนักที่ทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลองต่ำที่สุด

2.3.8 การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (ANN)

- **การตลาด** โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ได้นำมาใช้ในเรื่องของการแยกส่วนตลาด (Market Segmentation) โดยจะเป็นการระบุว่ากลุ่มตลาดเป้าหมายเป็นอะไร ซึ่งมีสองเทคนิคคือ แบบ “Unsupervised” จะทำงานด้วยการพยายามรวมกลุ่มลูกค้าที่มีลักษณะเหมือนกัน และแบบ “Supervise” ที่จะทำให้การเรียนรู้เส้นแบ่งกลุ่ม ซึ่งประโยชน์ของการทราบกลุ่มลูกค้าเป้าหมายจะทำให้ให้นักการตลาดสามารถมุ่งเน้นการขายผลิตภัณฑ์ไปที่ลูกค้ากลุ่มนั้น ๆ และ โครงข่ายประสาทเทียมยังสามารถนำมาใช้ในการศึกษาพฤติกรรมผู้บริโภคหรือการตอบสนองต่อการโฆษณาได้ด้วย
- **การค้าปลีก** ผู้ค้าปลีกใช้ ANN ในการพยากรณ์ยอดขาย โดยผลการพยากรณ์ที่ได้จะมีผลการพยากรณ์ที่ค่อนข้างดีกว่าเทคนิคอย่าง regression เนื่องจาก ANN สามารถวิเคราะห์ตัวแปรที่เกี่ยวข้องเป็นจำนวนมากได้ นอกจากนี้ ANN ยังสามารถวิเคราะห์ความเชื่อมโยงของการซื้อสินค้าต่าง ๆ ได้ด้วย ผู้ค้าปลีกจึงสามารถนำผลการวิเคราะห์มาปรับที่ที่ตั้งวางสินค้าที่เชื่อมโยงกันมาอยู่ใกล้ ๆ กัน
- **การเงินและการธนาคาร** ANN นิยมใช้กันมากในการพยากรณ์ทางการเงินและการค้า เช่น อัตราการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ราคาหลักทรัพย์ ราคาการซื้อขายล่วงหน้า เป็นต้น นอกจากนี้ยังใช้ในการวิเคราะห์ความเสี่ยงในการให้สินเชื่อและความเสี่ยงในการล้มละลาย มีความท้าทายในการใช้ ANN ในการวิเคราะห์ความเชื่อมโยงกันระหว่างกลยุทธ์ของบริษัทในระยะสั้นกับผลการดำเนินงานของบริษัท
- **การประกันภัย** ANN ใช้ในการแบ่งกลุ่มลูกค้าเพื่อที่จะได้คำนวณค่าประกันภัยให้สอดคล้องกับความเสี่ยง นอกจากนี้ยังช่วยในการพยากรณ์ความถี่ในการเรียกเงินประกัน และยังช่วยตรวจสอบการเรียกเงินประกันโดยไม่สุจริต และ ANN ยังใช้สำหรับการเสนอเงื่อนไขพิเศษให้แก่ลูกค้าแต่ละรายเพื่อสร้างแรงจูงใจแก่ลูกค้าได้
- **การสื่อสาร** ธุรกิจสื่อสารสนใจเรื่องการเปลี่ยนไปใช้บริการของคู่แข่ง และการใช้บริการที่เชื่อมโยงกันกับการสื่อสาร ซึ่งข้อมูลได้รับจะทำให้มีการสร้างโปรโมชั่นใหม่ ๆ เพื่อรักษาสถานลูกค้าและพยายามดึงลูกค้าใหม่ ๆ เข้ามาใช้บริการ
- **การจัดการด้านการผลิต** ANN ใช้ได้อย่างประสบความสำเร็จในด้านการควบคุมตารางเวลาการผลิต ซึ่งเทคนิคที่นิยมใช้กันมา คือ “Hopfield neural network” ซึ่งสามารถแก้ปัญหา Optimization ที่ซับซ้อนได้และได้พัฒนามาเป็น “Neuro-dynamic programming” ใน

การควบคุมการผลิตยังสามารถรับข้อมูลจากการบริโภคของลูกค้าโดยตรง ทำให้เกิดการประสานระหว่างการตลาดและการผลิตได้อย่างสอดคล้อง และยังสามารถเรียนรู้กระบวนการผลิตที่ให้ผลที่ได้ยิ่งขึ้นอีกด้วย และ ANN ยังใช้ได้ดีในเรื่องของการควบคุมคุณภาพสินค้า รวมทั้งการตรวจจับความผิดพลาดของผลิตภัณฑ์ และยังช่วยวิเคราะห์ระยะเวลาที่โครงการจะใช้ในการผลิตสินค้าต่าง ๆ ได้เป็นอย่างดี

2.4 แบบจำลองโดยเทคนิคสหสัมพันธ์และการวิเคราะห์การถดถอย

การหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลเชิงปริมาณ 2 ชุด โดยเทคนิคการวิเคราะห์สหสัมพันธ์เป็นเทคนิคการหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลเชิงปริมาณตั้งแต่ 2 ชุดขึ้นไป หรือตัวแปรแบบต่อเนื่องตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป และสามารถบอกได้ว่าข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กันนั้นมีความสัมพันธ์กันในทิศทางใด ในขณะเดียวกันหาข้อมูลตั้งแต่ 2 ชุดมีความสัมพันธ์โดยที่ข้อมูลชุดหนึ่ง (ตัวแปรตาม) ขึ้นอยู่กับข้อมูลชุดอื่น ๆ (ตัวแปรอิสระ) (Bahadur Bhandari et al., 2019; Costa, 2016) เทคนิคการวิเคราะห์การถดถอยจะช่วยประมาณการค่าของตัวแปรตามเมื่อกำหนดค่าของตัวแปรอิสระเหล่านั้น

สำหรับการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ เป็นการศึกษาระดับ หรือขนาดของความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงระหว่างตัวแปรสองตัวแปรว่ามีมากน้อยเพียงใด เครื่องมือที่ใช้วัดเรียกว่า สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) นิยมเขียนแทนด้วย r หรือ ρ โดยวัดออกมาเป็นตัวเลขที่มีค่าอยู่ระหว่าง -1 กับ 1 ถ้า r มีค่าใกล้ 1 แสดงว่า ตัวแปรสองตัวนั้นมีความสัมพันธ์กันมากและมีทิศทางเดียวกัน คือ ถ้า X มีค่ามาก Y จะมีค่ามากด้วย ถ้า r มีค่าใกล้ -1 แสดงว่า ตัวแปรสองตัวนั้นมีความสัมพันธ์กันมากเช่นกันแต่มีทิศทางตรงข้ามกัน (Costa, 2016, 2017) กล่าวคือ ถ้า X มีค่ามาก Y จะมีค่าน้อย หรือ X มีค่าน้อย Y จะมีค่ามาก ถ้า X และ Y มีความสัมพันธ์กันน้อย ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ r จะเข้าใกล้ (Costa, 2017)

2.4.1 วิธีการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

ในการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์นั้นสามารถทำได้หลายวิธีขึ้นอยู่กับประเภทของข้อมูลหรือตัวแปรที่เราใช้ เช่นสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์พี, สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สเปียร์แมน และสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สัน เป็นต้น

โดยในงานวิจัยฉบับนี้จะกล่าวถึงเฉพาะวิธีการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สัน ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้ในการหาความสัมพันธ์ที่เกิดระหว่างข้อมูลเชิงปริมาณ หรือตัวแปรแบบต่อเนื่อง โดย

สัมประสิทธิ์เพียร์สันจะเขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ ρ สามารถเขียนเป็นสมการคณิตศาสตร์ได้ (Bahadur Bhandari et al., 2019; Tsumoto & Tsumoto, 2011) ดังต่อไปนี้

$$\rho = \frac{cov(x,y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad \text{หรือ} \quad \rho = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y}$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \mu_y)^2}} \quad (2-66)$$

โดยที่ ρ แทนสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สัน

$cov(x, y)$ หรือ σ_{xy} แทนความแปรปรวนของตัวแปร x และ y

σ_x, σ_y แทนส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปร x และ y

μ_x, μ_y แทนค่าเฉลี่ยของตัวแปร x และ y

โดยในการปฏิบัติเราจะเก็บรวบรวมข้อมูลจากตัวอย่าง จากนั้นจะทำการประมาณค่า ρ ด้วย r โดยที่

$$R = \frac{cov(x,y)}{s_x s_y}$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}}$$

$$= \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{\sqrt{[n \sum_{i=1}^n (x_i)^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2][n \sum_{i=1}^n (y_i)^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2]}} \quad (2-67)$$

โดยที่ R แทนสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สัน

$cov(x, y)$ แทนความแปรปรวนร่วมของตัวแปร x และ y

s_x, s_y แทนส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปร x และ y

$\bar{x}, \bar{y}$ แทนค่าเฉลี่ยของตัวแปร x และ y

n แทนจำนวนตัวอย่าง

2.4.2 การวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis)

การวิเคราะห์การถดถอย เป็นวิธีการทางสถิติอย่างหนึ่งที่ใช้ในการตรวจสอบลักษณะของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตั้งแต่ 2 ตัวแปรขึ้นไป โดยตัวแปรสามารถแบ่งได้เป็นตัวแปรอิสระ (Independent Variable) และตัวแปรตาม (Dependent Variable) (Costa, 2016)

โดยผลการศึกษาการวิเคราะห์การถดถอยจะทำให้เราทราบถึงขนาดผลกระทบของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระที่มีผลต่อตัวแปรตาม และ แบบจำลองของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม โดยในการวิเคราะห์การถดถอย มักจะเรียกตัวแปรอิสระว่า ตัวทำนาย (Predictor) หรือ ตัวแปรกระตุ้น (Stimulus Variable) และในส่วนของตัวแปรตาม จะถูกเรียกว่าตัวแปรตอบสนอง (Response variable) หรือตัวแปรเกณฑ์ (Criterion variable)(Costa, 2017)

ชนิดของการวิเคราะห์การถดถอย

ในการวิเคราะห์การถดถอยนั้นมียู่ด้วยกันหลายชนิดโดยขึ้นอยู่กับลักษณะของตัวแปรตาม ซึ่งรูปแบบความสัมพันธ์และการกำหนดตัวแปรอิสระ (ตัวแปรต้น) โดยทั่วไปจะแบ่งการวิเคราะห์การถดถอยได้เป็น 2 ประเภท คือ

1. การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear regression analysis) เป็นการวิเคราะห์การถดถอยที่ตัวแปรอิสระส่วนใหญ่เป็นตัวแปรเชิงปริมาณ ส่วนตัวแปรตามจำเป็นจะต้องเป็นตัวแปรเชิงปริมาณเท่านั้น โดยรูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามนั้นเราสามารถเขียนแทนได้ด้วยสมการทางคณิตศาสตร์ที่เป็นเชิงเส้น (Linear model) (Stastny & Lehner, 2018)

การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นสามารถวิเคราะห์ได้ 2 แบบ

1.1 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple linear regression))

ในการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย จะประกอบไปด้วยตัวแปรตาม 1 ตัว และตัวแปรอิสระเพียง 1 ตัว โดยในการวิเคราะห์เป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้งสอง และสร้างรูปแบบของสมการทางคณิตศาสตร์ที่เป็นการประมาณการค่าของตัวแปรตาม (Costa, 2017)

1.2 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (Multiple linear regression)

จะประกอบไปด้วยตัวแปรตาม 1 ตัวและ ตัวแปรอิสระตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป ในการวิเคราะห์จะเป็นการหาขนาดของความสัมพันธ์ และสร้างสมการรูปแบบสมการทางคณิตศาสตร์ที่เป็นการประมาณการตัวแปรตาม โดยใช้ตัวแปรอิสระที่กำลังศึกษา (Bahadthur Bhandari et al., 2019)

2. การวิเคราะห์การถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear regression) เป็นการวิเคราะห์การถดถอย ที่มีรูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามสามารถเขียนแทนได้ด้วยสมการทางคณิตศาสตร์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear model) โดยในงานวิจัยฉบับนี้จะไม่ขอกล่าวถึงหัวข้อของการวิเคราะห์การถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้น

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่าง ค่าอุณหภูมิการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง ความดันในการจ่ายไฮโดรเจน และกระแสไฟฟ้าจากเซลล์เชื้อเพลิง ว่ามีผลต่อค่าแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากเซลล์เชื้อเพลิงเช่นใด จึงเกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ หรือ MLR ดังนี้

การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (Multiple linear Regression, MLR)

แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ จะแบบออกเป็นตัวแปรอิสระ (X) จะนวน n ตัว และตัวแปรตาม (Y) จำนวน 1 ตัว

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

เป็นสมการถดถอยของประชากร

$$Y' = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \cdots + b_n X_n$$

เป็นสมการถดถอยของกลุ่มตัวอย่าง

$$Z'_Y = B_1 Z_{x_1} + B_2 Z_{x_2} + \cdots + B_n Z_{x_n}$$

เป็นสมการถดถอยของกลุ่มตัวอย่างในรูปคะแนนมาตรฐาน

ในการวิเคราะห์การถดถอยแบบพหุนั้นเป็นการศึกษาความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรหลาย ๆ ตัว กับตัวแปรตาม ดังนั้นในการสร้างแบบจำลองสมการประมาณการ จะพิจารณาจากการมีตัวแปรอยู่ในระบบสมการ ซึ่งเรียกว่า การนำตัวแปรเข้าระบบสมการ โดยที่นิยมมีด้วยกัน 4 วิธี คือ

- 1) **All Enter** ถือว่าตัวแปรอิสระทุกตัวมีอิทธิพลต่อตัวแปรตาม จึงนำตัวแปรอิสระทุกตัวเข้าสู่ระบบสมการพร้อมกันในที่เดียว
- 2) **Forward** กำหนดเริ่มต้นสร้างสมการยังไม่มีตัวแปรใด ๆ อยู่ในระบบสมการ จากนั้นให้เริ่มทำการสร้างระบบสมการโดยนำตัวแปรอิสระที่มีขนาดของอิทธิพลสูงสุดให้เข้าไปสร้างสมการกับตัวแปรตามก่อน หลังจากนั้นจึงนำตัวแปรอิสระที่เหลือที่มีขนาดของอิทธิพลรองลงมาเข้าไปทีละตัว และจะหยุดการนำเข้าตัวแปรอิสระสู่ระบบสมการหาพบว่าตัวแปรนั้นมีขนาดของอิทธิพลน้อย (ไม่นับสำคัญ) หรือไม่มีอิทธิพลเลย
- 3) **Backward** กำหนดให้เมื่อเริ่มสร้างสมการมีตัวแปรอิสระทุกตัวอยู่ครบในระบบสมการ จากนั้นให้ทำการดึงตัวแปรอิสระที่มีขนาดของอิทธิพลน้อยที่สุด (ไม่นับสำคัญ) ออกจากสมการทีละตัว (โดยพิจารณาจากค่า Partial F) จนกระทั่งเหลือตัวแปรในระบบสมการเฉพาะที่มีอิทธิพลต่อตัวแปรตาม

- 4) **Stepwise** เป็นวิธีการที่นำตัวแปรอิสระเข้าสมการทีละตัวเช่นเดียวกับ Forward และเมื่อตัวแปรนั้นเข้าไปอยู่ในระบบสมการแล้ว จะทำการตรวจสอบย้อนกลับโดยวิธี Backward อีกครั้งหนึ่ง ในทุกครั้งที่มีการนำตัวแปรเข้าสู่ระบบสมการ

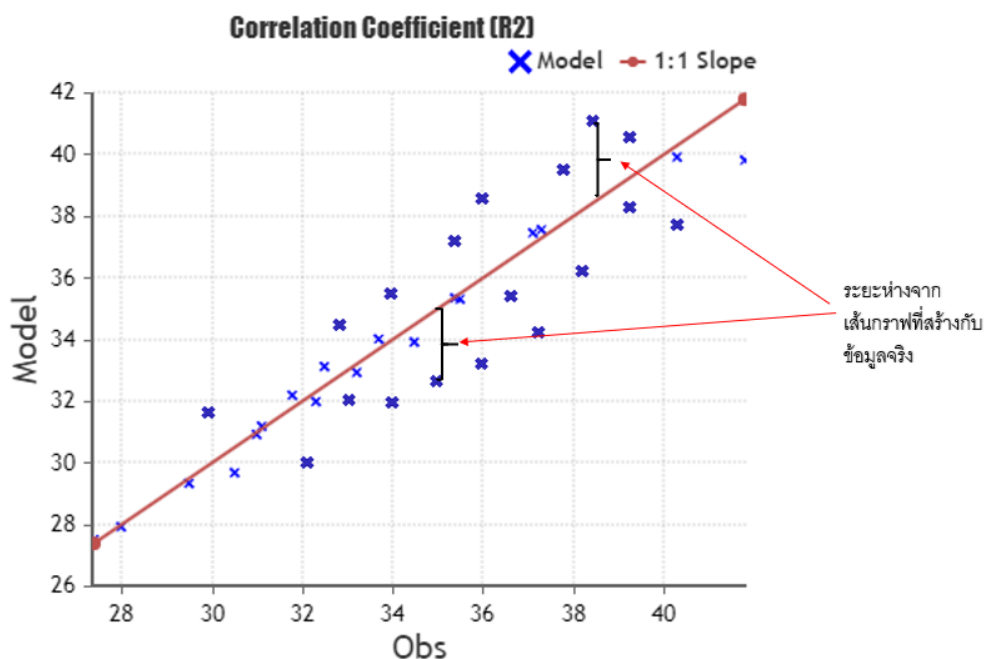
สำหรับการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ในสมการถดถอยเชิงเส้นแบบพหุในการศึกษานี้จะใช้การนำตัวแปรเข้าระบบสมการแบบที่ 1 (All enter)

เงื่อนไขเบื้องต้นในการใช้การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ

1. ตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม มีมาตรวัดเป็น interval ขึ้นไป
2. ตัวแปรอิสระและตัวแปรตามต้องสุ่มจากประชากรที่มีการแจกแจงแบบปกติ
3. ตัวแปรอิสระจะต้องไม่มีความสัมพันธ์กันเอง (ไม่เกิด Multicollinearity)
4. ข้อมูลจะต้องไม่มีความสัมพันธ์ภายในตัวมันเอง
5. ค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการประมาณการ จะต้องมีเงื่อนไขคือ ต้องมีการแจกแจงแบบปกติ (Assumption of Normality), มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0, มีค่าความแปรปรวนคงที่ (Homogeneity of Normality), มีค่าความคลาดเคลื่อนที่เป็นอิสระกัน (Assumption of Autocorrelation) (Bahadur Bhandari et al., 2019; Costa, 2017)

แนวคิดของการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (MLR)

ในการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (ในกรณีของการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายหลายตัวแปร) จะเป็นการนำข้อมูลจากตัวแปรต่าง ๆ ที่ได้ทำการศึกษามาวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ที่สามารถบอกแนวโน้มของความสัมพันธ์โดยใช้แผนภาพเส้นตรงแทนได้ ดังภาพที่ 22 ในการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นจะทำการหาเส้นตรงที่ดีที่สุดเพื่อเป็นตัวแทนของรูปแบบความสัมพันธ์ของตัวแปรที่ศึกษา ซึ่งเส้นตรงที่ดีที่สุดที่เราเลือกใช้นั้นจะมีเพียงเส้นเดียว โดยถือหลักการว่าต้องมีผลรวมของระยะห่างกำลังสองจากเส้นกราฟถึงทุก ๆ จุดนั้นจะต้องมีค่าน้อยที่สุด เราเรียกหลักการนี้ว่า วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Method of least squares) (Costa, 2016)



ภาพที่ 22 แสดงแนวคิดการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น แบบวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด

ภาพที่ 22 ซึ่งแสดงกราฟแนวคิดการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด โดยจากเส้นตรงดังกล่าวใช้กระบวนการทางสถิติเพื่อหาค่าคงที่และใช้สัมประสิทธิ์สมการสร้างเป็นแบบจำลองในรูปสมการทางคณิตศาสตร์ เรียกว่า สมการถดถอยเชิงเส้น หรือสมการประมาณการ หลังจากได้แบบจำลองแล้ว จึงทำการตรวจสอบความสอดคล้องของแบบจำลอง เพื่อดูว่าแบบจำลองที่สร้างขึ้นนั้นมีความสอดคล้องหรือมีความเหมาะสมกับข้อมูลหรือไม่ โดยมีการทดสอบทางสถิติตามเงื่อนไขข้างต้น

2.4.3 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุโดยโปรแกรมสำเร็จรูป

การสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (MLR) โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป (SPSS) นั้นสามารถให้ผลการวิเคราะห์ได้อย่างรวดเร็ว ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

1. ตัวแปรอิสระและตัวแปรตาม มีมาตรวัดเป็น “interval” ขึ้นไป หรือไม่
2. สํารวจข้อมูลทุกตัวแปรว่ามีการกระจายตัวแบบปกติหรือไม่ โดยใช้โปรแกรมทดสอบการแจกแจงของข้อมูล เลือกสถิติทดสอบเป็นแบบ “Kolmogorov-Smirnov (K-S)” กำหนด ค่าระดับนัยสำคัญเท่ากับ 0.05 ตั้งสมมุติฐาน แล้วพิจารณาค่า Sig. หากมากกว่า 0.05 แสดงว่าข้อมูลกระจายตัวเป็นแบบปกติ

3. ทำการการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (MLR) กำหนดตัวแปรตาม และตัวแปรอิสระ
4. ตรวจสอบตัวแปรอิสระจะต้องไม่มีความสัมพันธ์กันเอง (ไม่เกิด Multicollinearity) โดยใช้ค่า “Variance inflation factor, VIF” < 4 หรือค่า “Tolerance” > 0.2 หรือค่า “Eigen Value” < 10 เลือกตัวใดตัวหนึ่งก็ได้
5. ทำการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนจากการประมาณการ
 - ก. ความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการประมาณการ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 โดยตรวจสอบค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนได้โดยใช้ ตาราง “Residual Statistics” โดยเข้าไปที่หัวข้อ “Residual” ที่ตารางค่า “Mean” โดยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นจากการประมาณการจะต้องมีค่าใกล้เคียงหรือเท่ากับศูนย์ หรือ Residual = 0.000
 - ข. ค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการประมาณการจะต้องมีการแจกแจงแบบปกติ โดยทำการตรวจสอบโดยพิจารณากราฟว่ามีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่ โดยจากกราฟ “Normal P-P Plot of Regression Standardized Residual” จะแสดงจุดของข้อมูลและเส้นตรงที่ลากทแยงเป็นแนวเส้นที่แสดงการแจกแจงแบบปกติ ดังนั้นถ้าหากจุดของข้อมูลมีการเรียงตัวใกล้กับเส้นตรงจะถือว่าข้อมูลนั้นมีการแจกแจงแบบปกติ
 - ค. ความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการประมาณการ มีการแจกแจงแบบปกติ โดยพิจารณาแผนภาพการกระจาย “Scatter Plot” หากค่าความคลาดเคลื่อนเปลี่ยนแปลงใกล้ศูนย์ หรือมีการเปลี่ยนแปลงในช่วงแคบ แสดงว่า ค่าแปรปรวนของความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการประมาณการนั้นเป็นค่าคงที่
 - ง. ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน (ไม่เกิด “Autocorrelation”) โดยทำการตรวจสอบความเป็นอิสระของความคลาดเคลื่อน โดยใช้ ค่า “Durbin-Watson” (d) เป็นตัวทดสอบ (Bahadur Bhandari et al., 2019)

ลำดับของการอ่านผลการวิเคราะห์การถดถอย

เมื่อผ่านการตรวจสอบข้อมูลเบื้องต้นในการวิเคราะห์การถดถอยแล้ว ลำดับต่อไปจะเป็นการอ่านผลการของวิเคราะห์การถดถอย โดยลำดับการอ่านผลการวิเคราะห์จะเป็นดังต่อไปนี้ (Bahadthur Bhandari et al., 2019)

การตรวจสอบความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม ว่ามีความสัมพันธ์เชิงเส้นกับตัวแปรตามหรือไม่ โดยใช้ F test ในตาราง ANOVA หรือค่า Sig. หาก Sig. < α แสดงว่าความสัมพันธ์เป็นแบบเชิงเส้น

1. การตรวจสอบความมีนัยสำคัญของค่าคงที่ และค่าสัมประสิทธิ์แต่ละตัวในสมการหรือในตารางที่แสดงค่า Coefficients โดยพิจารณาว่า Sig < α (0.05) แสดงว่าค่าสัมประสิทธิ์มีอิทธิพลต่อตัวแปรความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามเป็นแบบเชิงเส้น
2. การเขียนรูปแบบของสมการการถดถอยจากค่าสัมประสิทธิ์ (b_n) ที่ได้จากตาราง Coefficients ในรูป

$$Y' = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n \quad (2-68)$$

3. การสรุปสมการการถดถอยที่ได้จากตาราง Model Summary

ลำดับที่ 4 การสรุปสมการการถดถอยที่ได้จากตาราง Model Summary

นำค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์พหุคูณ สัมประสิทธิ์การประมาณการ และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานมาสรุปรวมกับสมการถดถอยในรูปตาราง

โดยค่า R-Square หรือสัมประสิทธิ์การประมาณการ (Coefficient of determinant) เป็นดัชนีที่บอกถึงร้อยละของการเปลี่ยนแปลงในตัวแปรตาม ที่มีผลมาจากตัวแปรอิสระทุกตัวซึ่ง $R^2 = .964$ หมายความว่า ตัวแปรอิสระสามารถอธิบายความผันแปรหรือการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตามได้ร้อยละ 96.4 และจากค่า “Standard Error of the Estimate” เป็นค่าที่แสดงค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานในการประมาณการ ของสมการประมาณการที่ได้ กล่าวอีกนัยหนึ่ง ค่า R^2 ใช้ อธิบายถึงความแม่นยำของแบบจำลองในการประมาณการนั่นเอง

2.5 การเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลอง

ทำการทดสอบแบบจำลองทั้งสาม ได้แก่ 1) แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM) 2) แบบจำลอง ANN และ 3) แบบจำลอง MLR มาเปรียบเทียบค่าต่าง ๆ ใน 2 แนวทางได้แก่

1. เปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน (Error) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (RMSE) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE) ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) และ R^2 โดย ค่าความคลาดเคลื่อนต่าง ๆ หาได้ดังนี้

ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง

ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) เป็นการวัดค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าที่ประมาณจากแบบจำลองว่ามีความแตกต่างกันมากน้อยเพียงใด โดยถ้าหากว่าค่า RMSE มีค่าเท่ากับศูนย์จะหมายความว่าแบบจำลองที่ประมาณค่าได้มีค่าเท่ากับค่าจริงพอดี ดังนั้นถ้าหากว่าค่า RMSE ที่ได้มีค่าน้อยเพียงใด แสดงว่าแบบจำลองนั้นสามารถเป็นตัวแทนค่าจริงได้ดีมากเท่านั้น โดยสามารถเขียนสมการของค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลัง (RMSE) (Pham et al., 2020; Sada, 2021) ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_t^s - Y_t^a)^2} \quad (2-69)$$

โดยที่ Y_t^s คือค่าที่ประมาณได้จากแบบจำลอง
 Y_t^a คือค่าข้อมูลจริง
 n คือจำนวนของข้อมูลที่ใช้ในการประมาณแบบจำลอง

ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Square Error, MSE)

เป็นการวัดค่าเฉลี่ยของผลรวมยกกำลังสองของความต่างระหว่างค่าจริงกับค่าที่คาดการณ์ได้

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_t^s - Y_t^a)^2 \quad (2-70)$$

โดยที่ Y_t^s คือค่าที่ประมาณได้จากแบบจำลอง
 Y_t^a คือค่าข้อมูลจริง
 n คือจำนวนของข้อมูลที่ใช้ในการประมาณแบบจำลอง

ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE)

เป็นการวัดค่าเฉลี่ยของผลรวมระหว่างค่าจริงกับค่าที่ประมาณการได้ ซึ่ง MAE จะวัดค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของทั้งโมเดล โดยสามารถเขียนสมการคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์เฉลี่ยดังนี้

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_t^s - Y_t^a| \quad (2-71)$$

โดยที่ Y_t^s คือค่าที่ประมาณได้จากแบบจำลอง
 Y_t^a คือค่าข้อมูลจริง
 n คือจำนวนของข้อมูลที่ใช้ในการประมาณแบบจำลอง

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient: R)

เป็นการวิเคราะห์ว่าตัวแปรสองตัวหรือชุดของตัวแปรมีความผันแปรเกี่ยวเนื่องกันมากน้อยเพียงใด โดยจะเรียงค่าที่แสดงถึงความสัมพันธ์ว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง ± 1 โดยสามารถเขียนสมการสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ได้ (Costa, 2017; Tsumoto & Tsumoto, 2011) ดังต่อไปนี้

$$R = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \sum(y_i - \bar{y})^2}} \quad (2-72)$$

โดยที่ R แทนสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สัน

x_i, y_i แทนตัวอย่างตัวแปร x และ y

$\bar{x}, \bar{y}$ แทนค่าเฉลี่ยของตัวแปร x และ y

สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) จะมีค่าอยู่ในช่วง -1 ถึง 1

ถ้า $r=1$ หมายความว่าตัวแปร x และ y มีความสัมพันธ์เชิงบวกแบบตามกันโดยสมบูรณ์

ถ้า $r=0$ หมายความว่าตัวแปร x และ y ไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรง

ถ้า $r=-1$ หมายความว่าตัวแปร x และ y มีความสัมพันธ์เชิงลบกันโดยสมบูรณ์

เมื่อได้ R จากการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เราสามารถนำค่า R ดังกล่าวมา ยกกำลังสองเพื่อหาค่า **R-Square** ได้ โดย **R Square** เป็นค่าที่บอกถึงการกลมกลืนของข้อมูลกับ regression model ที่อธิบายถึงเปอร์เซ็นต์ของความแปรปรวนที่ตัวแปรอิสระสามารถอธิบายตัวแปรตาม โดย **R-squared** จะสามารถแสดงถึงความมากหรือน้อยของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามในโมเดล (Costa, 2016) สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (2-73)$$

$$SS_{res} = \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$SS_{tot} = \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y}_i)^2$$

2. **เปรียบเทียบผลการตรวจสอบ** : วิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA) หรือการทดสอบ (F-Test) เป็นการเปรียบเทียบค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D. = Standard Deviation) ความแปรปรวน หรือความผันแปร ระหว่างข้อมูลการทดลองกับข้อมูลที่ได้จากการใช้แบบจำลองต่าง ๆ โดยใช้ **ANOVA** เพื่อพิจารณาว่าข้อมูลจากแบบจำลองต่าง ๆ แตกต่าง

จากค่าที่ได้จากการทดลองจริงอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ โดยกำหนดค่า $\alpha = 0.05$ โดยใช้โปรแกรม SPSS ในการเปรียบเทียบ ด้วยวิธีการแบบ LSD (MacFarland & Yates, 2020)

หลักการของการวิเคราะห์ความแปรปรวน

ในการวิเคราะห์ความแปรปรวนคือการแบ่งความแปรปรวนของข้อมูลทั้งหมดออกตามสาเหตุที่ทำให้ข้อมูลแตกต่างกัน คือความแปรปรวนภายในกลุ่ม (Within Group) และความแปรปรวนระหว่างกลุ่ม (Between Group) โดยที่

ความแปรปรวนทั้งหมด = ความแปรปรวนภายในกลุ่ม + ความแปรปรวนระหว่างกลุ่ม
การเปรียบเทียบพหุคูณ (Multiple Comparison)

เป็นเทคนิคการวิเคราะห์ความแปรปรวนซึ่งเป็นการทดสอบว่าจะมีค่าเฉลี่ยของประชากร n กลุ่มแตกต่างกันหรือไม่ ถ้าแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (Significant) ก็จะบอกเพียงว่ามีค่าเฉลี่ยอย่างน้อย 1 คู่ที่มีค่าแตกต่างกัน แต่จะไม่บอกว่าเป็นคู่ใด ซึ่งจะต้องทำการทดสอบหลังการวิเคราะห์ (Post hoc test) โดยวิธีการเปรียบเทียบพหุคูณ (Multiple Comparison) ซึ่งมีอยู่หลายวิธี ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เลือกใช้วิธีแบบ Least- Significant Different (LSD) มีใช้ในการเปรียบเทียบพหุคูณ (Bahadur Bhandari et al., 2019; MacFarland & Yates, 2020)

วิธีการ Least- Significant Different (LSD)

วิธีการเปรียบเทียบพหุคูณแบบ LSD หรือ Fisher's Least- Significant Different เป็นเทคนิคที่ R.A. Fisher ได้พัฒนาขึ้นซึ่งเป็นการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยประชากรครั้งละหลายคู่ โดยใช้สมการ (MacFarland & Yates, 2020)

$$LSD = t_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{MSE \left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_k} \right)} \quad (2-74)$$

โดยที่ MSE แทนความแปรปรวนจาก One-Way ANOVA

n_i แทนข้อมูลกลุ่ม i

n_k แทนจำนวนข้อมูลกลุ่ม j

วิธี LSD มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. คำนวณค่า LSD
2. หาค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าเฉลี่ย $\bar{x}_i - \bar{x}_k$
3. นำค่าเฉลี่ย $|\bar{x}_i - \bar{x}_k|$ เปรียบเทียบกับค่า LSD
 - a. ถ้าค่า $|\bar{x}_i - \bar{x}_k| > LSD$ แสดงว่า $\mu_i \neq \mu_k$
 - b. ถ้าค่า $|\bar{x}_i - \bar{x}_k| \leq LSD$ แสดงว่า $\mu_i = \mu_k$

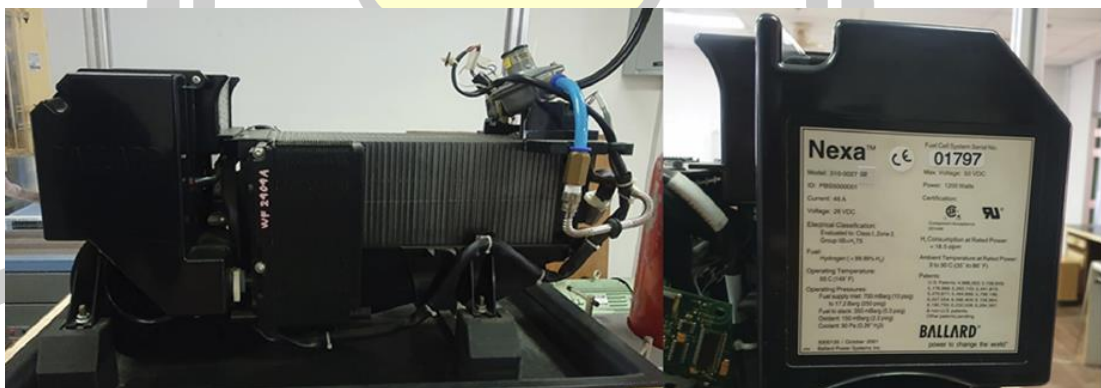
บทที่ 3

วิธีดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้ทำการศึกษาการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง Proton Exchange Membrane Fuel Cell (PEMFC) ยี่ห้อ BALLARD รุ่น NexaTM Power Module รหัส MAN5100078 ขนาด 1.2 kW โดยจะใช้ข้อมูลที่ได้จากการทำงานจริงนำมาเปรียบเทียบกับแบบจำลองต่าง ๆ ได้แก่ 1) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANN) ซึ่งใช้โปรแกรม LabVIEW ในการสร้างแบบจำลอง 2) แบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (MLR) ซึ่งสร้างโดยใช้โปรแกรม SPSS และ 3) แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (Analytical Mathematical Model, AMM) ซึ่งใช้สมการที่เกี่ยวข้องกับตัวแปรทางกายภาพต่าง ๆ โดยทั้ง 3 แบบจำลองมีรายละเอียดในการทำ ดังนี้

3.1 การทำงานทางกายภาพของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC

ในการทดสอบประสิทธิภาพของเซลล์เชื้อเพลิง จำเป็นต้องมีชุดทดสอบซึ่งประกอบไปด้วยอุปกรณ์ควบคุมชนิดต่าง ๆ ซึ่งทำหน้าที่ควบคุมปัจจัยที่มีผลต่อการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง เช่น อัตราการไหลของแก๊ส และโวลต์อิเล็กทรอนิกส์ โดยจะทำการศึกษาจากเซลล์เชื้อเพลิงชนิด Proton Exchange Membrane Fuel Cell (PEMFC) ขนาด 1.2 kW ยี่ห้อ BALLARD รุ่น NexaTM Power Module รหัส MAN5100078 ดังภาพที่ 23



ภาพที่ 23 NexaTM Power Module User's Manual

ที่มา: คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

ในการทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอนนั้น จะใช้เซลล์เชื้อเพลิงยี่ห้อ ยี่ห้อ BALLARD รุ่น NexaTM Power Module ดังแสดงในภาพที่ 23 มาใช้ในการทดสอบหาประสิทธิภาพ

การทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง ชนิด เยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอนดังกล่าวที่ใช้ในการทดสอบ มีรายละเอียดคุณสมบัติการทำงานดังตารางที่ 6

ตารางที่ 6 แสดงขีดจำกัดการทำงานของ Nexa™ Power Module

OUTPUTS	Requirement	Definition	Quantity
Power	Rated Power	Capacity at Standard Condition, BOL	1200W
	Voltage	Operating Voltage Range Voltage at Rated Power	22V-50V 26V
	Start-up Time	Minimum Time to Achieve Rated Power from a Cold Start Condition	2 Minutes
Emissions	Noise	Minimum Noise Emission at 1 m	72 dBA
	Water	Minimum quantity of liquid water produced at Rated power	870 mL/hr
Physical	Dimensions	L x W x H	56 x 25 x 33 cm
	Mass	Total system mass	13 kg
Lifetime	Operating life	Minimum number of operating hours before EOL	1500 hr
	Cyclic life	Minimum number of start-up and shut-down Cyclic before EOL	500
	Shelf life	Minimum storage (Non-operation) before EOL	2 years
INPUTS	Requirement	Definition	Quantity
Fuel	Purity	Lowest acceptable concentration of Hydrogen	99.99% H ₂ (vol)
	Pressure	Allowable range of inlet supply pressure	70-1720 kPa(g)
	Acceptable Impurities	Maximum total inert fluids (Including Helium, Argon, Nitrogen and Water vapour)	0.1% (vol)
		Maximum CO and CO ₂ combined	2 ppm(vol)
		Maximum total Hydro carbon	1 ppm(vol)

		Maximum Oxygen	500 ppm(vol)
	Consumption	Maximum fuel consumption at rated power	<18.5 SLPM
Power conditioning	Current ripple	Maximum acceptable current ripple at 120 Hz. With respect to average DC net output current	24.7% RMS 35% peak-peak
DC power supply	Voltage	Allowable range of input voltage	18V to 30V
	Power	Maximum power draw during start-up	60W
Operating environment	Location	Acceptable locations for use	Indoors and outdoor
	Temperature Range	Range of acceptable ambient, cooling air and Oxidant air temperatures	3°C-40°C
	Relative Humidity	Range of acceptable ambient relative humidity	0%-95% (non-condensing)
	EMI tolerance	Tolerance to and operates safely in the EMI Environment specified by	UL 991

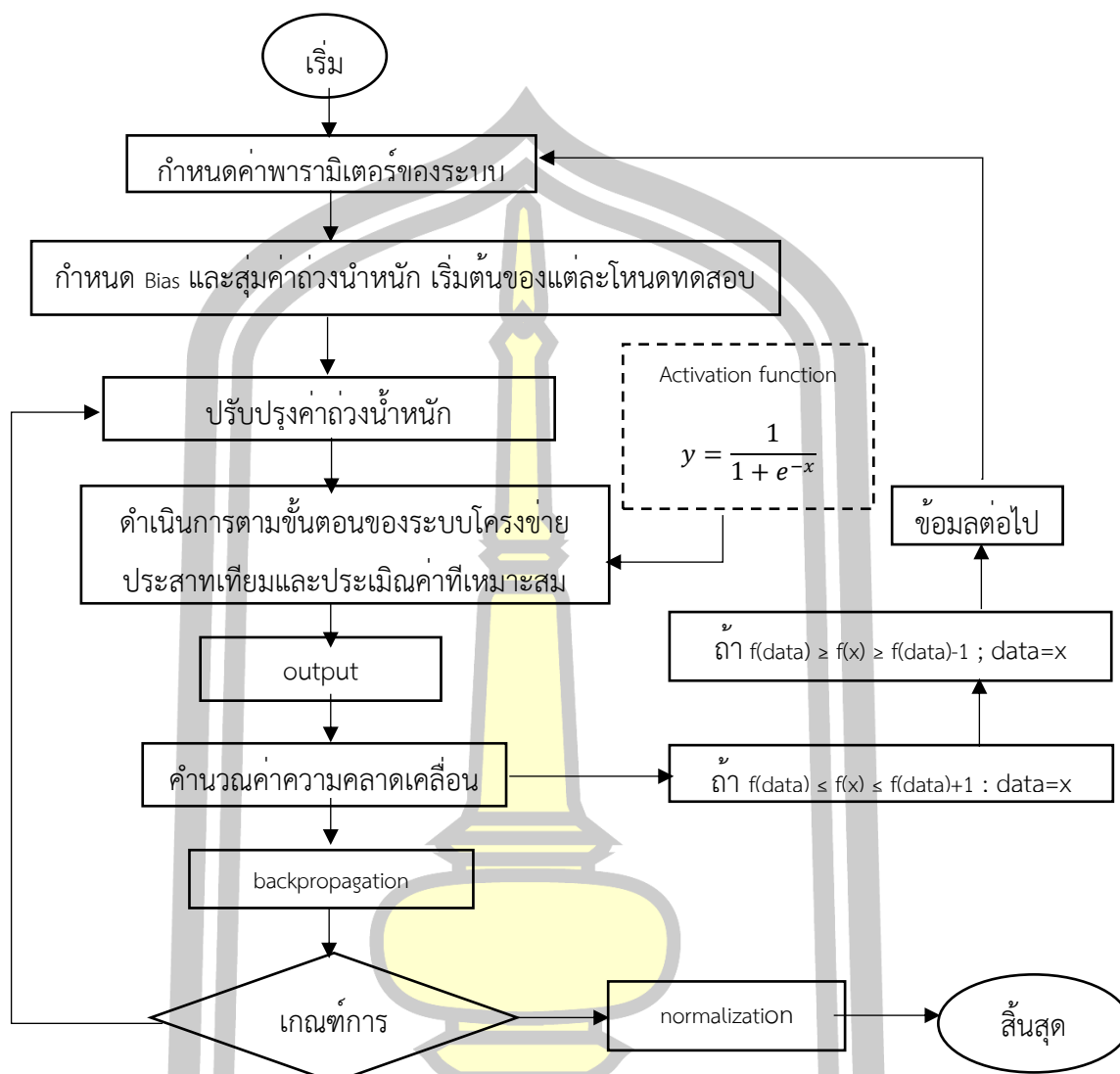
ที่มา: Copyright © 2003 Ballard Power Systems Inc.

จากตารางที่ 6 แสดงขีดจำกัดการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง “Nexa™ Power Module” ซึ่งเป็นเซลล์เชื้อเพลิงที่ใช้ทดสอบการทำงานจริงในการวิจัย โดยผลการทดลองที่ได้ จากการทดสอบนั้นจะนำไปเป็นข้อมูลอ้างอิงในการเปรียบเทียบแรงดันไฟฟ้าของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน กับแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM), สมการถดถอย (MLR) และ ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ในลำดับถัดไป

3.2 การออกแบบแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้วยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม

3.2.1 ขั้นตอนการออกแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

การออกแบบการทดสอบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเริ่มต้นด้วยการกำหนดค่านำเข้าข้อมูล และสิ้นสุดกระบวนการด้วยค่าส่งออกข้อมูล โดยสามารถแสดงเป็นแผนผังการทำงาน ขั้นตอนการทดสอบของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแสดงได้ต่อไปนี้



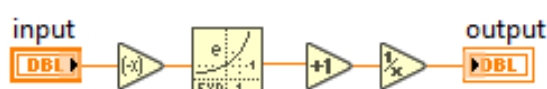
ภาพที่ 24 แสดงขั้นตอนการทดสอบด้วยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม

จากภาพที่ 24 แสดงแผนผังการทำงาน ขั้นตอนการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยเริ่มต้นด้วยการกำหนดค่านำเข้าข้อมูล คือกระแสไฟฟ้า (A) ความดันแก๊สไฮโดรเจน (P) อุณหภูมิเซลล์เชื้อเพลิง (Tem) และกระแสไฟฟ้า (A) และส่งออกค่าข้อมูลที่ต้องการคือแรงดันไฟฟ้าจากเซลล์เชื้อเพลิง (V) หลังจากกำหนดข้อมูลนำเข้าแล้ว ขั้นตอนต่อมาคือการกำหนดค่าไบแอส เริ่มต้นเท่ากับ 1 และสุมค่าน้ำหนักออกมา เมื่อได้ค่ากำหนดเริ่มต้นแล้ว จะการปรับค่าเฉลี่ย และค่าความแปรปรวนของค่าตัวแปรนำเข้า สำหรับแต่ละชั้นข้อมูลให้เป็นมาตรฐาน ก่อนเข้าสู่กระบวนการคำนวณเพื่อให้สามารถให้แบบจำลองเรียนรู้ได้เร็วขึ้นด้วยวิธีการ “normalization” จากนั้นเข้าสู่สมการรวมผลโดยนำค่าน้ำหนักที่สุ่มได้คูณด้วยค่าตัวแปรแต่ละตัวและบวกด้วยค่าไบแอส ค่าที่ได้จากสมการรวมผลนั้นจะนำไปใช้กับฟังก์ชันการกระตุ้นหรือด้วยฟังก์ชันซิกมอยด์ ทำให้ข้อมูลที่ผ่านฟังก์ชันดังกล่าวไม่เป็น

เส้นตรง เพื่อให้สอดคล้องกับกับทำงานจริงของเซลล์เชื้อเพลิง ผลที่ได้ฟังก์ชันการกระตุ้นจะนำมาซึ่งค่าความคลาดเคลื่อน ระหว่างค่าเริ่มต้นกับผลที่ได้เพื่อหาผลต่าง จากนั้นใช้กระบวนการโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Backpropagation) เพื่อปรับค่าน้ำหนักก่อนหน้าให้เป็นค่าน้ำหนักที่เหมาะสม จากนั้นนำค่าน้ำหนักที่ได้ใหม่เข้าสู่กระบวนการผ่านสมการรวมผลและฟังก์ชันกระตุ้นอีกครั้งจนกว่าค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จะเป็นที่พึงพอใจ แล้วทำการปรับค่าเฉลี่ยและค่าความแปรปรวนของค่าข้อมูลที่ส่งออก ให้เป็นรูปแบบเดิมก่อนด้วยการ “normalization” จึงจะสิ้นสุดกระบวนการทดสอบด้วยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม

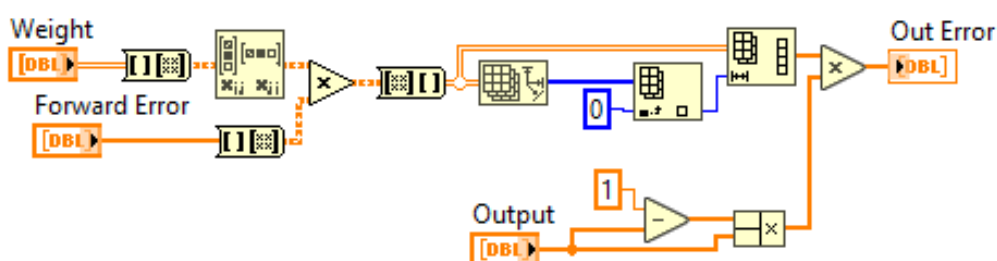
3.2.2 การออกแบบระบบโครงข่ายประสาทเทียมผ่านโปรแกรม LabVIEW

การออกแบบโมเดลสำหรับทดสอบ จะเป็นการจำลองการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงด้วยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ซึ่งหลังจากได้รูปแบบพื้นฐานของเซลล์เชื้อเพลิงที่ประกอบไปด้วย ด้านนำเข้าข้อมูล, ชั้นซ่อน และส่วนส่งออกข้อมูล แล้วลำดับถัดไปเป็นการทำแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ด้วยโปรแกรม LabVIEW (Alshareefi et al., 2021; Kodosky, 2020) ดังรูปต่อไปนี้



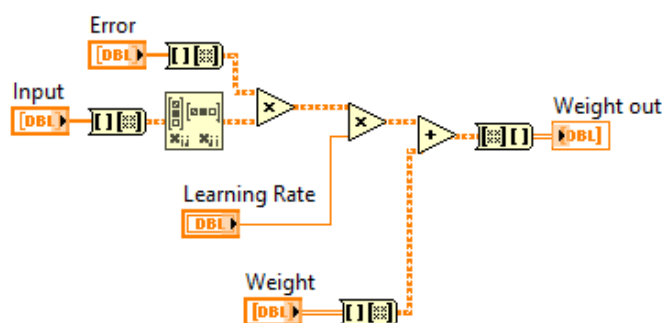
ภาพที่ 25 แสดงสมการ Sigmoid ผ่าน “Block Diagram”

จากภาพที่ 25 เป็นการจำลองสร้างฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ด้วยฟังก์ชันซิกมอยด์ (Function Sigmoid) โดยใช้ “Block Diagram” ของโปรแกรม LabVIEW



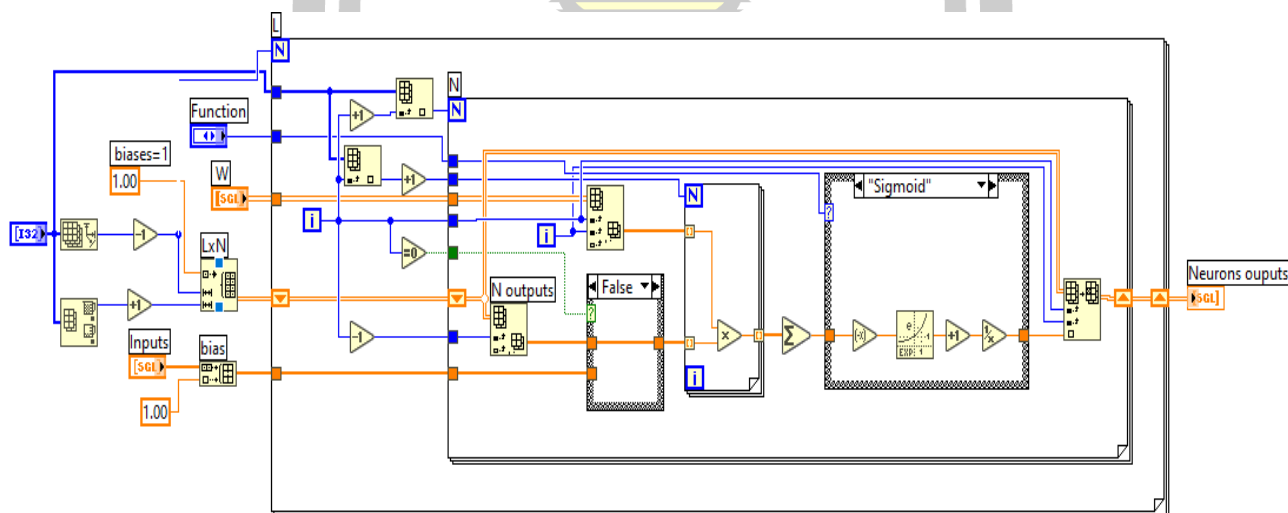
ภาพที่ 26 แสดงการวิธีหาค่าความคลาดเคลื่อนผ่าน “Block Diagram”

จากภาพที่ 26 ทำการจำลองสมการหาค่าความคลาดเคลื่อนของค่านำเข้าข้อมูล ในกระบวนการป้อนไปข้างหน้า (forward error) ด้วย “Block Diagram”

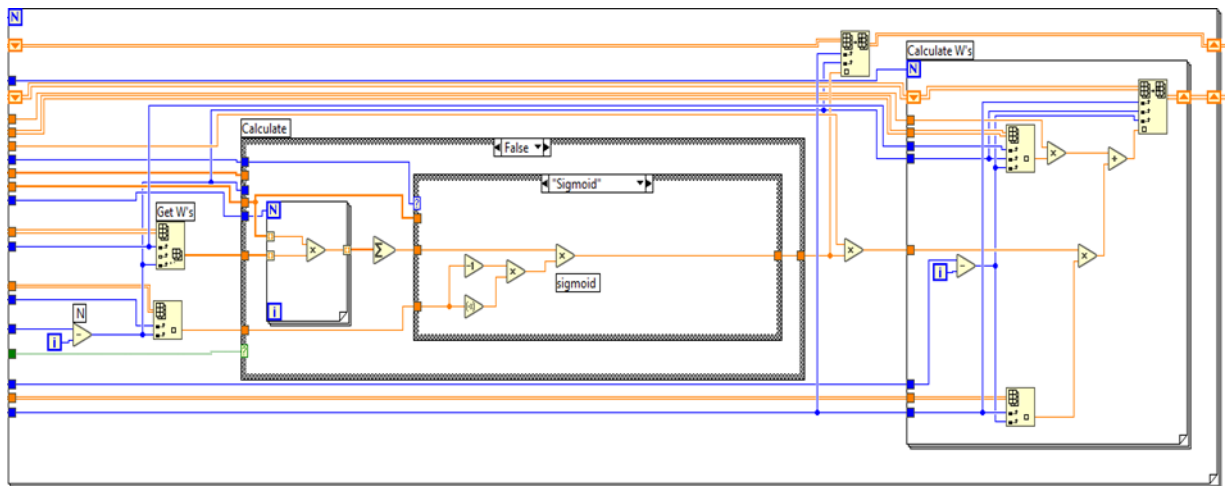


ภาพที่ 27 แสดงการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในกระบวนการ “Backpropagation” ผ่าน “Block Diagram”

จากภาพที่ 27 เป็นกระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของ ANN โดยกำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.5 เพื่อให้ผลที่ได้วิ่งเข้าสู่ผลของการประมาณการได้เร็วขึ้น

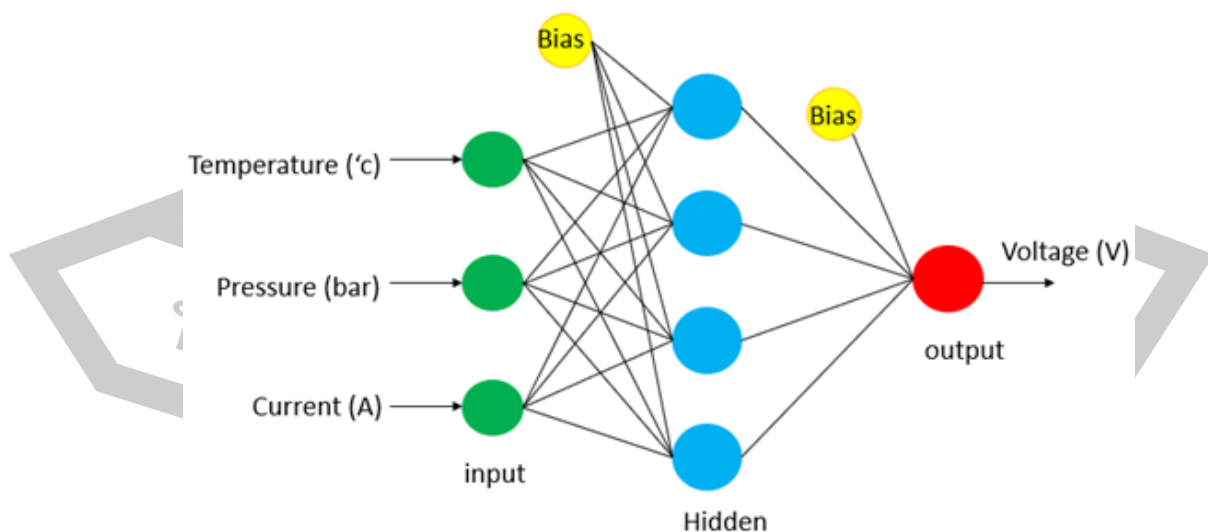


ภาพที่ 28 แสดง Block diagram ของเครือข่ายป้อนสู่ด้านหน้าหลายชั้น (Multilayer feedforward networks)



ภาพที่ 29 แสดง Block Diagram กระบวนการการแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation)

จากภาพที่ 28 และ 29 เป็นการจำลองระบบ ANN ด้วย “Block Diagram” ในกระบวนการคำนวณแบบป้อนสู่ด้านหน้าแบบหลายชั้น เพื่อหาค่าการประมาณการ และกระบวนการแพร่ย้อนกลับเพื่อหาค่าความคลาดเคลื่อนในการนำไปปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก ทำให้ค่าการประมาณการที่ได้มีความคลาดเคลื่อนจากค่าเป้าหมายต่ำที่สุด โดยกำหนดค่าไบแอสเท่ากับ 1 และน้ำหนักเริ่มต้นที่กำหนดคือ 0.1 ก่อนจะมีผ่านปรับปรุงผ่านการแพร่ย้อนกลับ



ภาพที่ 30 โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม

3.2.2 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมของระบบเซลล์เชื้อเพลิง

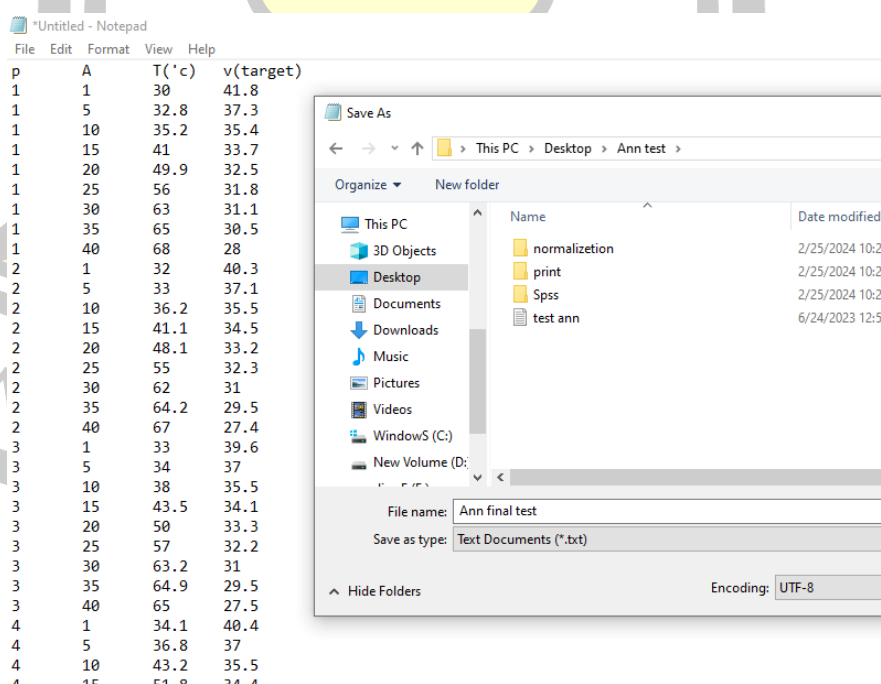
การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมของระบบเซลล์เชื้อเพลิง โดยกระบวนการฝึกข้อมูลผ่านโครงข่ายประสาทเทียมทำโดยใช้ “Block Diagram” ของโปรแกรม LabVIEW เพื่อศึกษาถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ของระบบ วิธีการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งเป็นขั้นตอนได้ดังนี้

1. ออกแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อกำหนดตัวแปรนำเข้าและส่งออกที่ต้องการ ซึ่งโครงสร้างจะประกอบด้วยชั้นนำเข้าข้อมูล, ชั้นซ่อนและชั้นส่งออกข้อมูล ดังภาพที่ 30
2. ตัวแปรด้านนำเข้าได้แก่ อุณหภูมิของเซลล์เชื้อเพลิง, ความดันของแก๊สไฮโดรเจน, และค่าความหนาแน่นของกระแส
3. ตัวแปรด้านส่งออก คือ แรงดันไฟฟ้า
4. เมื่อได้ข้อมูลที่ต้องการแล้วนำมาแบ่งเพื่อที่จะใช้ในการฝึกข้อมูลในโครงข่ายประสาทเทียม
5. ข้อมูลที่ได้จะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่ต้องนำไปใช้เป็นตัวแปรด้านนำเข้าข้อมูลและส่วนที่ต้องนำไปใช้เป็นตัวแปรทางด้านส่งออกข้อมูล
6. ข้อมูลที่นำไปใช้ทางด้านอินพุตจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลที่นำไปใช้ในการฝึกการเรียนรู้และข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
7. ข้อมูลที่นำไปใช้ทางด้านส่งออกจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ ข้อมูลที่นำไปใช้เป็นค่าเป้าหมายและข้อมูลที่เก็บไว้เพื่อใช้ในการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
8. นำข้อมูลที่ใช้ในการฝึกป้อนเข้าไปทางด้านนำเข้า และข้อมูลที่เป็นค่าเป้าหมายป้อนเข้าไปทางด้านเอาต์พุตของโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่ออกแบบไว้
9. ทำการ “normalization” ข้อมูลเพื่อให้ปรับข้อมูลให้มีการกระจายตัวแบบปกติ
10. กำหนดฟังก์ชันการกระตุ้นของชั้นซ่อนและชั้นส่งออกข้อมูล, กำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนและชั้นส่งออกข้อมูล
11. ใช้คำสั่งเพื่อให้โปรแกรม LabVIEW ทำการเริ่มต้นฝึกโครงข่ายประสาทเทียม

12. เมื่อโปรแกรมเริ่มต้นฝึกโครงข่ายจะใช้เวลาซักพักเพื่อให้โปรแกรมเรียนรู้ จนกว่าโปรแกรมจะหยุดทำงานหรือครบรอบที่กำหนดไว้ จะได้ผลการคาดการณ์ผ่านโครงข่ายประสาทเทียม
13. ป้อนผลการคาดการณ์ผ่านโครงข่ายประสาทเทียมและและจากทำงานจริงของเซลล์เชื้อเพลิงที่ได้จากข้อมูลอ้างอิง เข้าสู่ระบบอีกครั้งเพื่อทำการเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนของข้อมูลการทดสอบที่ได้จากการทำงานจริงกับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม
14. เขียนกราฟเพื่อแสดงค่าความแตกต่างระหว่างผลการทดสอบที่ได้จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าที่ได้จากแบบจำลองทางกาย (ค่าที่ได้จากการทำงานจริง)
15. ใช้สมการในการวิเคราะห์ความแม่นยำของค่าการประมาณการ โดยผลที่ได้จากการวิเคราะห์ความแม่นยำของค่าการประมาณการจะนำไปเปรียบเทียบกับ วิธีการอื่น ๆ ที่ผ่านการวิเคราะห์ความแม่นยำต่อไป

3.2.3 ขั้นตอนการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 1 เตรียมข้อมูลตัวแปรฝั่ง input และตัวแปรด้าน output โดยบันทึกข้อมูลเป็นไฟล์ .txt



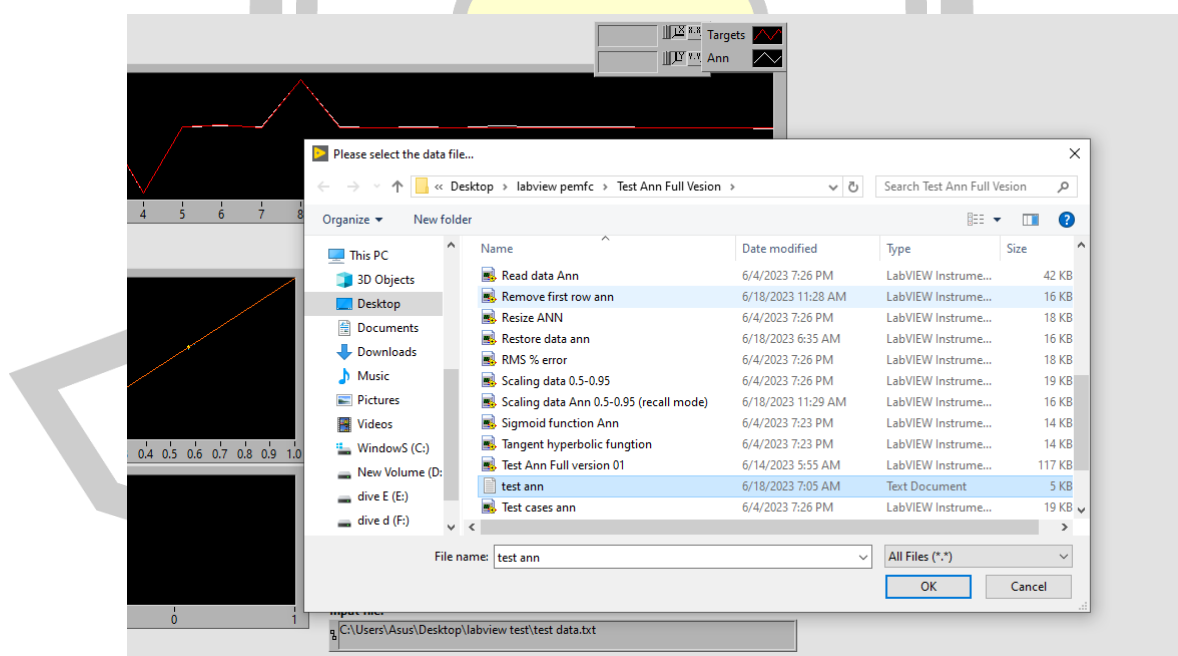
ภาพที่ 31 แสดงการบันทึกข้อมูลก่อนทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 2 เข้าสู่หน้าโปรแกรม LabVIEW จากนั้นกด “Run” โปรแกรม ตัวโปรแกรมจะ
ให้ทำการกำหนดโหนด โดยกำหนดฝั่งนำเข้าข้อมูล 3 โหนด ชั้นซ่อน 5 โหนด และฝั่งส่งออกข้อมูล 1
โหนด ตามที่ผู้วิจัยได้ออกแบบไว้ (ดังภาพที่ 32)



ภาพที่ 32 แสดงการกำหนดโหนดขณะเริ่มการทดสอบ

ขั้นตอนที่ 3 เลือกไฟล์ .txt ที่เราทำการบันทึกไว้ก่อนหน้าเข้าสู่ตัวโปรแกรมจากนั้นกด OK
เพื่ออัปโหลดไฟล์ข้อมูลเข้าสู่ LABVIEW (ดังภาพที่ 33)



ภาพที่ 33 แสดงการอัปโหลดไฟล์เข้าสู่แบบจำลอง

ขั้นตอนที่ 4 หลังจากอัปโหลดข้อมูล โปรแกรมจะขึ้นให้ยืนยันข้อมูลที่เราอัปโหลด ในหัวข้อ “target” เลือก “column” ที่ 3 เป็นเป้าหมาย และตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลก่อนเริ่มทดสอบ จากนั้นกด “Accept” (ดังภาพที่ 34)

Data file path: C:\Users\NasasT\Desktop\Ann test\Ann final test.txt

Inputs start at column (type number from first row below): 0

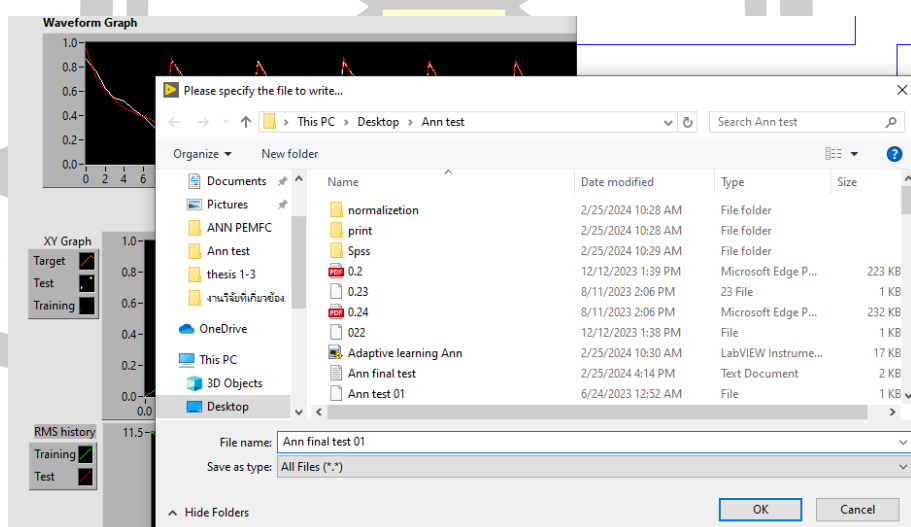
Targets start at column (type number from first row below): 3

node config: 3 5 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0

	0	1	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	p	A	T(c)	v(target)																
Data	1.00	1.00	30.00	41.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	1.00	5.00	32.80	37.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	1.00	10.00	35.20	35.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	1.00	15.00	41.00	33.70	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	1.00	20.00	49.90	32.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	1.00	25.00	56.00	31.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	1.00	30.00	63.00	31.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	1.00	35.00	65.00	30.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	1.00	40.00	68.00	28.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	2.00	1.00	32.00	40.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	2.00	5.00	33.00	37.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	2.00	10.00	36.20	35.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

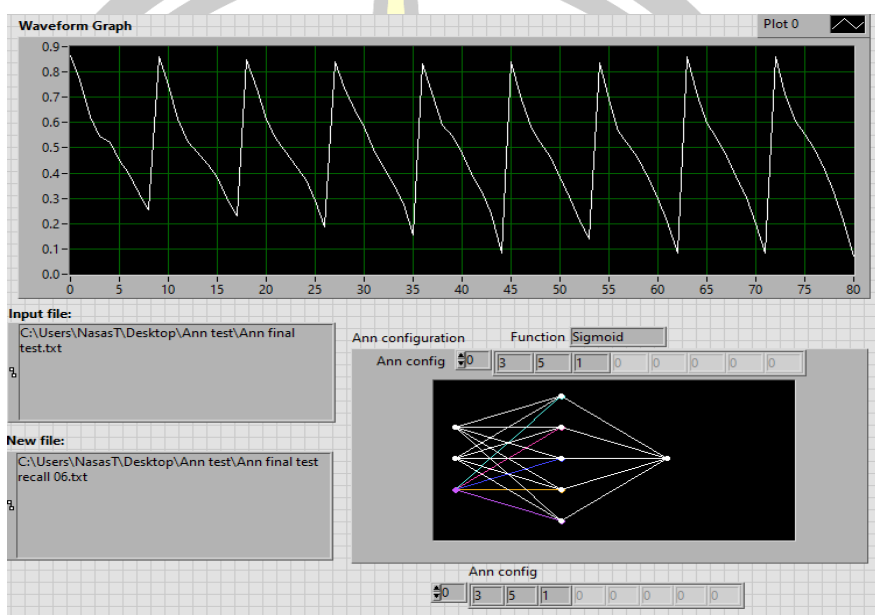
ภาพที่ 34 แสดงการตรวจสอบข้อมูล

ขั้นตอนที่ 5 หลังจากยืนยันข้อมูลแล้ว โปรแกรมจะเริ่มต้นการทำงาน เมื่อโปรแกรมทำงานเสร็จสิ้นจะขึ้นหน้าต่างเพื่อให้บันทึกผลการจำลองของโครงข่ายประสาทเทียม และกด “OK” เพื่อทำการบันทึก (ดังภาพที่ 35) โดยไฟล์ที่บันทึกจะเป็นไฟล์ที่ยังใช้การไม่ได้



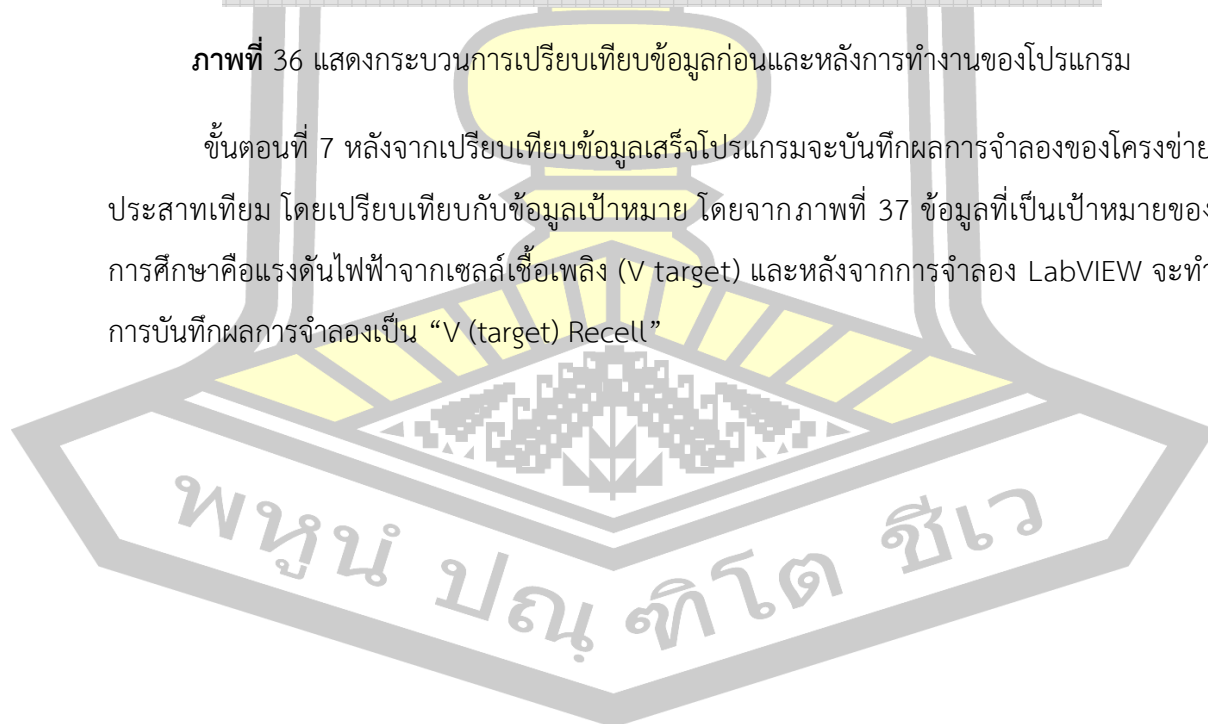
ภาพที่ 35 แสดงการบันทึกข้อมูลหลังการทดสอบ

ขั้นตอนที่ 6 นำผลการจำลองที่ได้ก่อนหน้านี้ที่เข้าสู่กระบวนการ “normalized” โดยขั้นตอนนี้จะเป็นการเปรียบเทียบข้อมูลก่อนและหลังการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม โดยการเลือกข้อมูลหลังการจำลอง และข้อมูลก่อนการจำลองเข้าสู่กระบวนการ “normalize” โปรแกรมจะทำการอ่านข้อมูลก่อนและหลังการการจำลอง (ดังภาพที่ 36)



ภาพที่ 36 แสดงกระบวนการเปรียบเทียบข้อมูลก่อนและหลังการทำงานของโปรแกรม

ขั้นตอนที่ 7 หลังจากเปรียบเทียบข้อมูลเสร็จโปรแกรมจะบันทึกผลการจำลองของโครงข่ายประสาทเทียม โดยเปรียบเทียบกับข้อมูลเป้าหมาย โดยจากภาพที่ 37 ข้อมูลที่เป็นเป้าหมายของการศึกษาคือแรงดันไฟฟ้าจากเซลล์เชื้อเพลิง (V target) และหลังจากการจำลอง LabVIEW จะทำการบันทึกผลการจำลองเป็น “V (target) Recell”



Ann final test recall 06 - Notepad

File	Edit	Format	View	Help	
p	A	T('c)	v(target)	v(target)	Recell
1	1	30	41.8	40.139839E+0	
1	5	32.8	37.3	38.355278E+0	
1	10	35.2	35.4	35.508984E+0	
1	15	41	33.7	34.053963E+0	
1	20	49.9	32.5	33.579666E+0	
1	25	56	31.8	32.274681E+0	
1	30	63	31.1	31.240719E+0	
1	35	65	30.5	29.719681E+0	
1	40	68	28	28.477722E+0	
2	1	32	40.3	40.066673E+0	
2	5	33	37.1	37.938698E+0	
2	10	36.2	35.5	35.352371E+0	
2	15	41.1	34.5	33.634830E+0	
2	20	48.1	33.2	32.847763E+0	
2	25	55	32.3	31.908409E+0	
2	30	62	31	30.980883E+0	
2	35	64.2	29.5	29.410700E+0	
2	40	67	27.4	28.085962E+0	
3	1	33	39.6	39.841187E+0	
3	5	34	37	37.630859E+0	
3	10	38	35.5	35.342617E+0	
3	15	43.5	34.1	33.896606E+0	
3	20	50	33.3	32.864113E+0	
3	25	57	32.2	31.868279E+0	
3	30	63.2	31	30.775507E+0	
3	35	64.9	29.5	29.216349E+0	
3	40	65	27.5	27.245985E+0	
4	1	34.1	40.4	39.666496E+0	
4	5	36.8	37	37.746830E+0	
4	10	43.2	35.5	36.045856E+0	
4	15	51.8	34.4	34.726833E+0	
4	20	61	33.1	33.085632E+0	
4	25	65	32.2	31.722210E+0	
4	30	65.8	31	30.470978E+0	
4	35	66	29.4	28.924223E+0	
4	40	64.1	27.3	26.606615E+0	

ภาพที่ 37 แสดงผลการจำลองโครงข่ายประสาทเทียมผ่านโปรแกรม LabVIEW

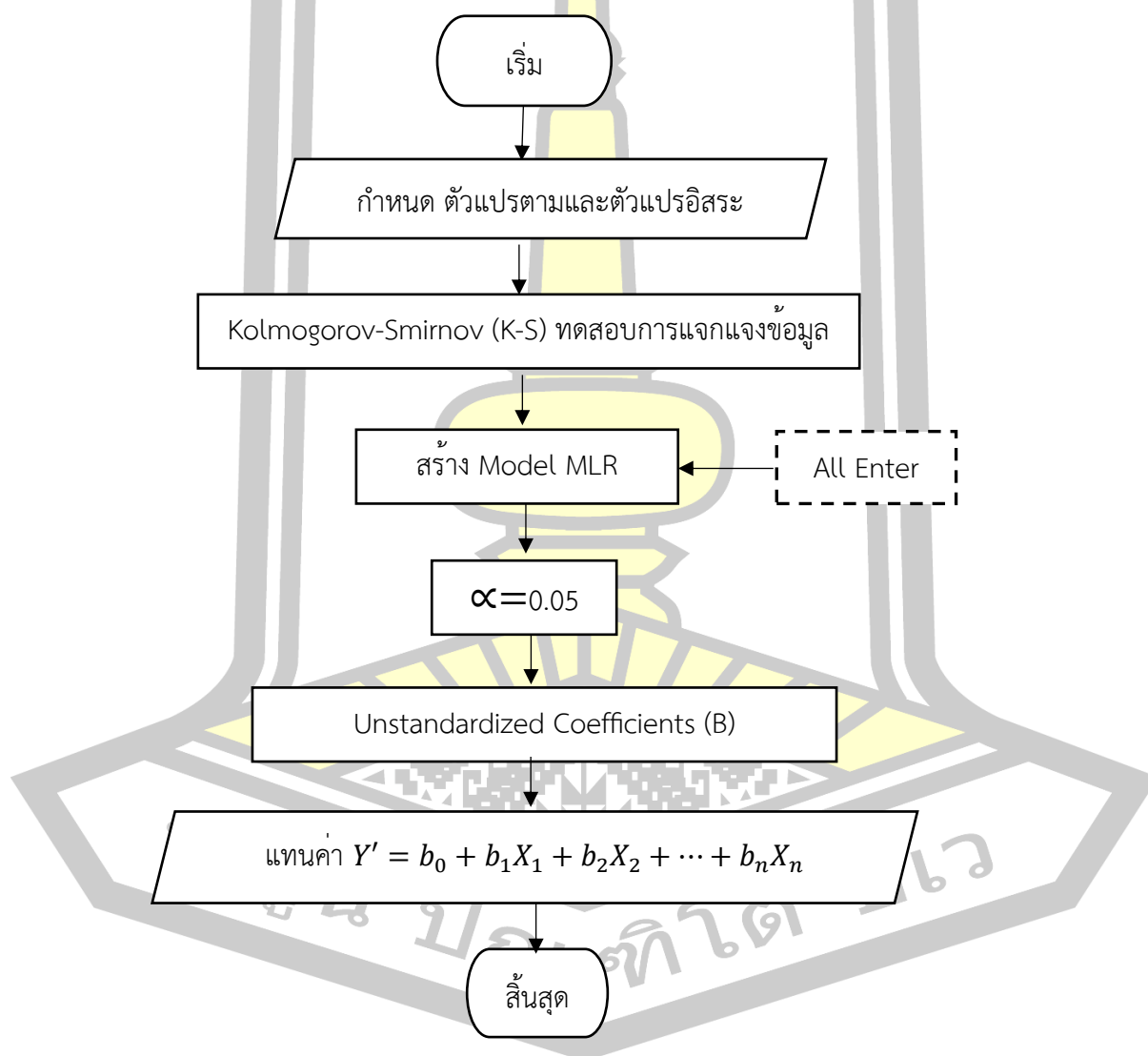
ขั้นตอนที่ 8 นำผลการทดสอบที่ได้ “V (target)” และ “V (target) Recell” ไปเขียนเป็นกราฟความสัมพันธ์ และหาความค่าความคลาดเคลื่อนของทั้งสองข้อมูล ด้วยการทดสอบความแม่นยำของการประมาณการผ่านสมการ ที่ (2.64), (2.65), (2.66), (2.67) และ (2.68)

จากนั้นนำผลที่ได้จากทดสอบผ่านสมการทดสอบความแม่นยำของการประมาณการดังกล่าวไปเปรียบเทียบกับวิธีวิเคราะห์ด้วยสมการถดถอย และแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ต่อไป โดยแต่ละวิธีการจะผ่านการทดสอบด้วยสมการทดสอบความแม่นยำของการประมาณการ

3.3 ขั้นตอนการสร้างสมการถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (Multiple Linear Regression : MLR)

ขั้นตอนในการสร้างสมการถดถอยเริ่มต้นด้วยการกำหนดตัวแปรตามคือ V และตัวแปรอิสระคือ ความดันแก๊สไฮโดรเจน (P) กระแสไฟฟ้า (A) และอุณหภูมิเซลล์เชื้อเพลิง (Tem) จากนั้นทดสอบการแจกแจงของข้อมูล ด้วยตัวทดสอบ Kolmogorov-Smirnov (K-S) กำหนด ค่าระดับนัยสำคัญ

เท่ากับ 0.05 จากนั้นทดสอบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามว่ามีความสัมพันธ์กันในทิศทางใด เริ่มต้นสร้างสมการโดยผ่านโปรแกรมอัตโนมัติ โดยใช้วิธีการแบบ “All Enter” เป็นการกำหนดว่าตัวแปรอิสระทุกตัวมีอิทธิพลต่อตัวแปรตาม จากนั้นกำหนดค่าความมีนัยสำคัญที่ 0.05 เมื่อได้ผลการสร้างสมการทำการพิจารณาที่ตาราง “Coefficients” ในคอลัม “Unstandardized Coefficients (B)” นำค่าที่ได้ในคอลัมนี้ดังกล่าวไปแทนค่าในสมการถดถอย $Y' = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n$ จากนั้นจะได้สมการถดถอยสำหรับการนำไปใช้ในการประมาณการค่าตัวแปรตาม ซึ่งสามารถแสดงขั้นตอนการสร้างสมการถดถอยผ่านแผนผังต่อไปนี้



ภาพที่ 38 แสดง Flowchart ขั้นตอนสร้างสมการถดถอย

3.3.1 ขั้นตอนการใช้โปรแกรมสำเร็จรูปในการสร้างสมการถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (Multiple linear regression)

ในการศึกษานี้ได้ใช้โปรแกรมสำเร็จรูป SPSS ในการสร้างแบบจำลอง MLR เพื่อจำลองการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงโดยทำการตรวจสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรดังนี้

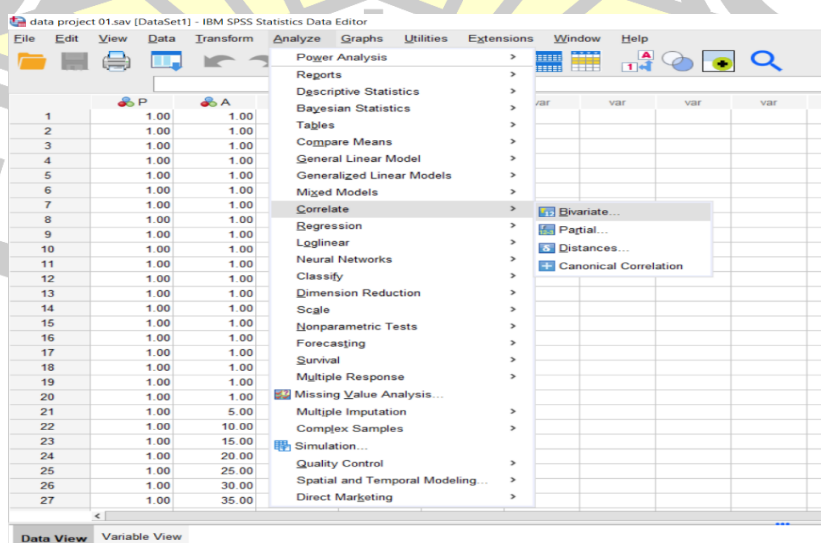
1. กำหนดตัวแปรต้น และตัวแปรตาม ในการสร้างสมการถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ ดังภาพที่

39

	P	A	T	ti	V	var	var	var	var	var
1	1.00	1.00	27.10	10.00	67.50					
2	1.00	1.00	25.80	20.00	67.00					
3	1.00	1.00	26.40	30.00	65.10					
4	1.00	1.00	24.00	40.00	63.00					
5	1.00	1.00	23.20	50.00	62.00					
6	1.00	1.00	23.40	60.00	60.00					
7	1.00	1.00	22.90	70.00	58.00					
8	1.00	1.00	20.50	80.00	57.00					
9	1.00	1.00	20.80	90.00	55.10					
10	1.00	1.00	21.20	100.00	54.50					
11	1.00	1.00	21.80	110.00	53.00					
12	1.00	1.00	20.00	120.00	52.00					
13	1.00	1.00	18.40	130.00	51.00					
14	1.00	1.00	19.20	140.00	48.50					
15	1.00	1.00	17.60	150.00	48.00					
16	1.00	1.00	18.30	160.00	45.00					
17	1.00	1.00	19.30	170.00	44.00					
18	1.00	1.00	15.40	180.00	43.00					
19	1.00	1.00	16.10	190.00	41.00					
20	1.00	1.00	11.20	200.00	40.80					
21	1.00	5.00	10.50	210.00	37.10					
22	1.00	10.00	6.50	220.00	35.40					
23	1.00	15.00	5.90	230.00	34.50					
24	1.00	20.00	5.90	240.00	33.30					
25	1.00	25.00	5.90	250.00	32.20					
26	1.00	30.00	5.80	260.00	31.10					
27	1.00	35.00	1.00	270.00	29.40					

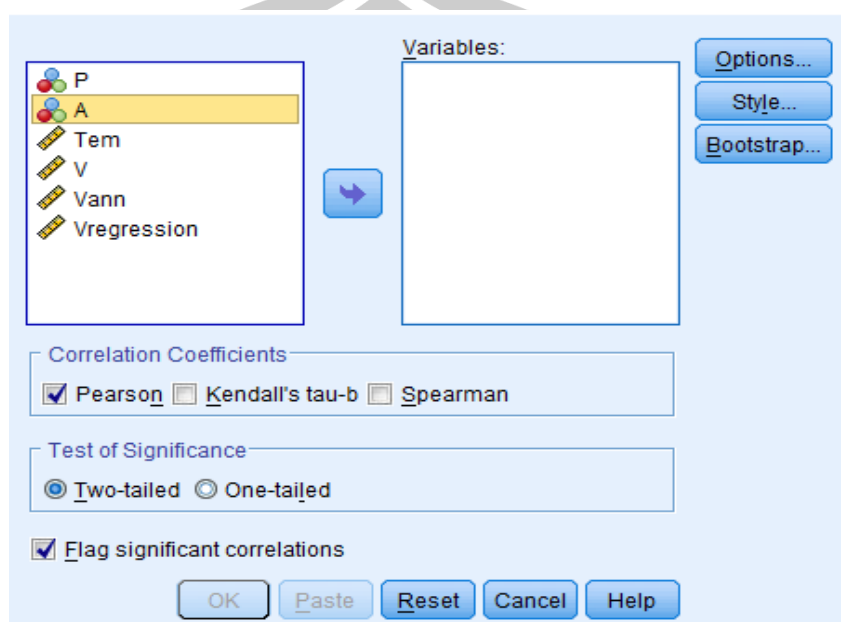
ภาพที่ 39 แสดงการกำหนดตัวแปรที่จะใช้

2. ตรวจสอบความสัมพันธ์ของข้อมูลโดยใช้การตรวจสอบแบบสหสัมพันธ์ โดยเลือกคำสั่ง Analyze/Correlate/Bivariate... ตามลำดับดังภาพที่ 40



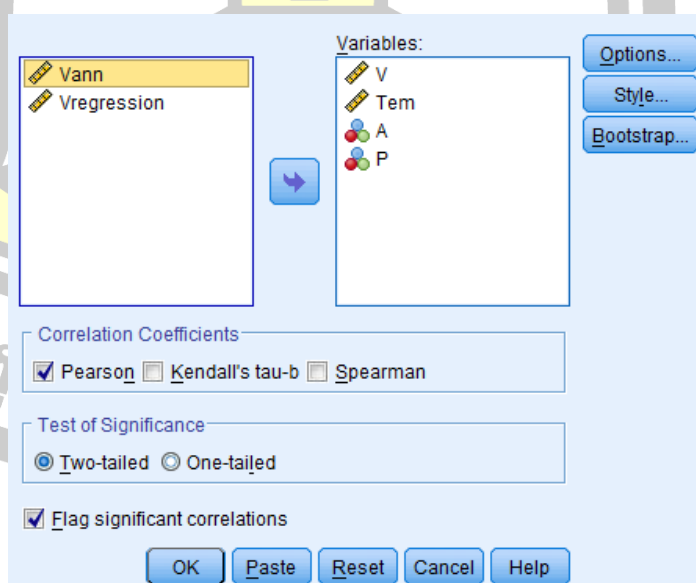
ภาพที่ 40 การใช้คำสั่งในการหาสหสัมพันธ์

3. เมื่อเลือกคำสั่ง “Bivariate” จะได้เมนูย่อยภาพที่ 41



ภาพที่ 41 แสดงเมนูย่อยเมื่อเลือกคำสั่ง Bivariate

4. เลือกตัวแปรที่เราต้องการทราบความสัมพันธ์ ไว้ในช่อง “Variable” โดยเลือกวิธีการของ Pearson ในส่วนของ Correlation Coefficients ดังภาพที่ 42



ภาพที่ 42 การเลือกตัวแปรที่เราต้องการทราบความสัมพันธ์

5. เมื่อเราได้ย้ายตัวแปรที่เราต้องการทราบความสัมพันธ์ไปไว้ในช่องของ “Variable” จากนั้นกด OK เพื่อยืนยันการใช้คำสั่ง และโปรแกรมจะแสดงผลดังนี้

Correlations

		V	Tem	A	P
V	Pearson Correlation	1	-.888**	-.973**	-.101
	Sig. (2-tailed)		.000	.000	.367
	N	81	81	81	81
Tem	Pearson Correlation	-.888**	1	.933**	.108
	Sig. (2-tailed)	.000		.000	.339
	N	81	81	81	81
A	Pearson Correlation	-.973**	.933**	1	.000
	Sig. (2-tailed)	.000	.000		1.000
	N	81	81	81	81
P	Pearson Correlation	-.101	.108	.000	1
	Sig. (2-tailed)	.367	.339	1.000	
	N	81	81	81	81

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

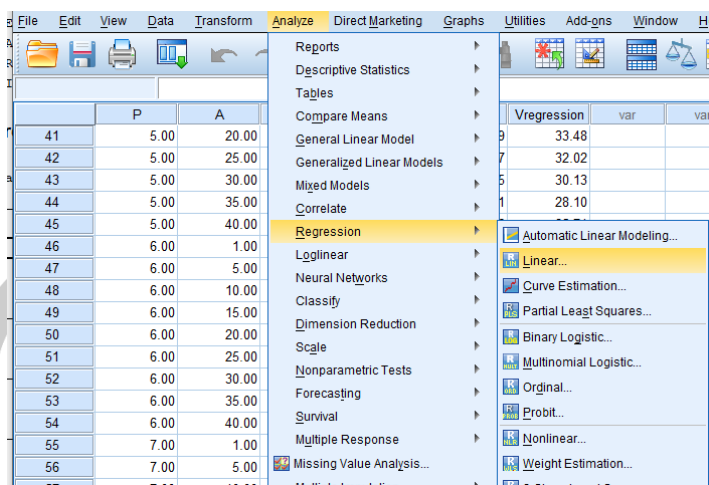
ภาพที่ 43 แสดงผลลัพธ์ของการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรด้วยวิธีการแบบสหสัมพันธ์

จากภาพที่ 43 ตัวแปรต้นที่กำหนดคือ P, A, T และตัวแปรตามคือ V โดยจากรูปข้างต้น ตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กันมากที่สุดคือตัวแปร A กับ V ซึ่งมีความสัมพันธ์กันค่อนข้างมากอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.01 ($p\text{-value} < 0.001$, $r = 0.941$)

3.3.2 การสร้างสมการถดถอย

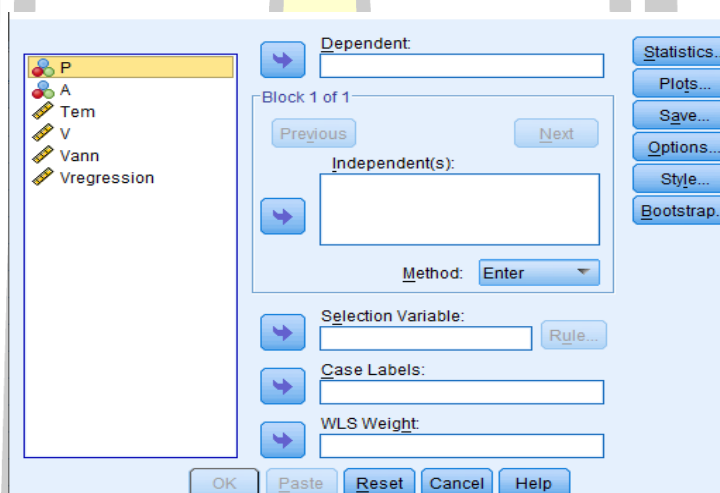
หลังจากผ่านการตรวจสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรแล้วว่าแต่ละตัวแปรมีความสัมพันธ์เชิงเส้น ขั้นต่อไปจะเป็นการนำเอาตัวแปรที่ผ่านการตรวจสอบความสัมพันธ์มาสร้างเป็นสมการถดถอย (Multiple Linear Regression) ตามขั้นตอนต่อไปนี้

1. กำหนดตัวแปรที่เราต้องการนำมาสร้างสมการถดถอยแบบพหุ จากนั้นเลือกคำสั่ง Analyze/Regression/Linear ตามลำดับ (ดังภาพที่ 44)



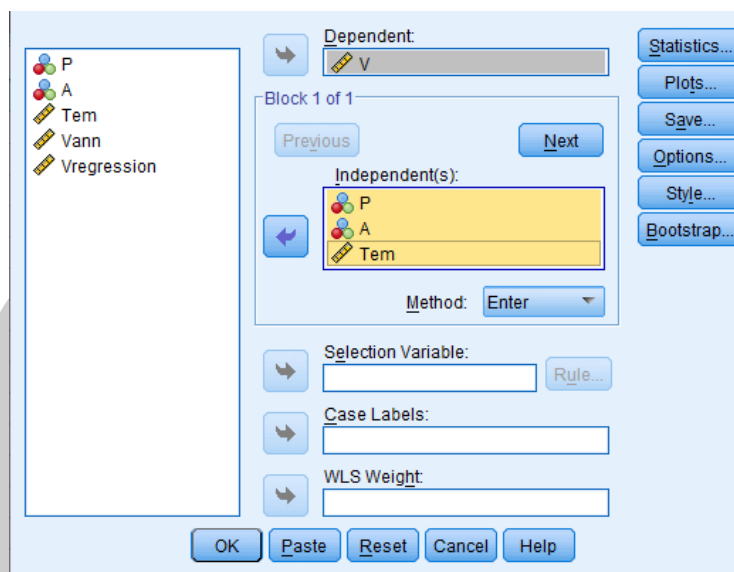
ภาพที่ 44 แสดงการเลือกคำสั่งในการสร้างสมการถดถอยแบบพหุ

2. เมื่อคลิกที่คำสั่ง Linear จะได้เมนูย่อยดังภาพที่ 45



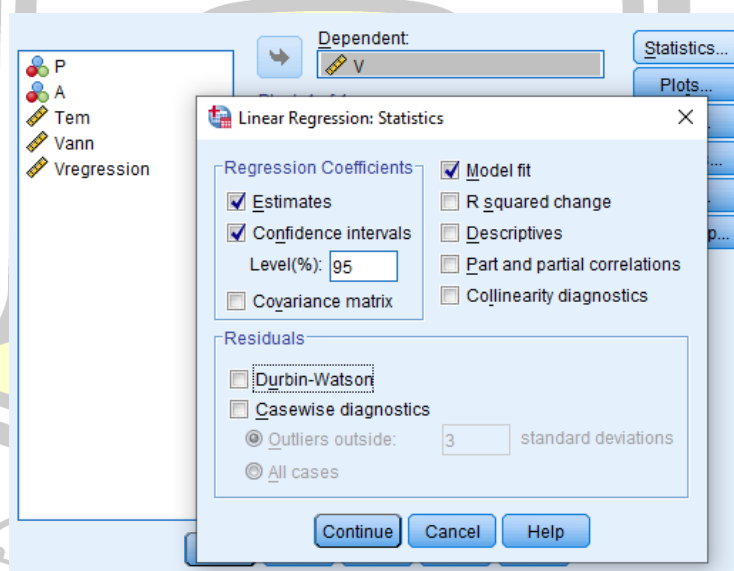
ภาพที่ 45 เมนูย่อยในการสร้างสมการถดถอยแบบพหุ

3. กำหนดตัวแปรอิสระ P, A, Tem โดยย้ายไปที่ช่อง Independent(s) และเลือกตัวแปรตาม V ไปไว้ในช่อง Dependent ดังภาพที่ 46



ภาพที่ 46 กำหนดตัวแปรอิสระ และตัวแปรตาม

4. จากนั้นกดที่คำสั่ง “Statistic” จะได้เมนูย่อยดังแล้ว แล้วเลือกเครื่องหมายถูกไว้หน้าคำสั่ง “Confidence intervals” ซึ่งเป็นการกำหนดค่าความเชื่อมั่น แล้วคลิกที่ “Continue” เพื่อกลับไปยังเมนู “Linear Regression” จากนั้นกด “OK” จะได้ผลการคำนวณ



ภาพที่ 47 แสดงการกำหนดค่าความเชื่อมั่น

5. ผลลัพธ์การสร้างสมการการถดถอยจะแสดงออกมาดังในภาพที่ 48

Variables Entered/Removed^a

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	Tem, P, A ^b	.	Enter

a. Dependent Variable: V

b. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.982 ^a	.964	.963	.81084

a. Predictors: (Constant), Tem, P, A

Coefficients^a

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	95.0% Confidence Interval for B	
		B	Std. Error	Beta			Lower Bound	Upper Bound
1	(Constant)	37.457	.691		54.217	.000	36.082	38.833
	P	-.208	.037	-.129	-5.677	.000	-.280	-.135
	A	-.395	.020	-1.209	-19.362	.000	-.436	-.354
	Tem	.085	.021	.254	4.040	.000	.043	.127

a. Dependent Variable: V

ภาพที่ 48 แสดงผลลัพธ์ในการสร้างสมการถดถอยแบบพหุ

จากภาพที่ 48 ในการพิจารณาความสัมพันธ์ของตัวแปรเราจะพิจารณาค่า Sig. หรือค่า P-value คือผลการทดสอบสมมติฐานว่ามีโอกาสเกิดขึ้นได้โดยบังเอิญอยู่เท่าใด (โดยมีการวัดเป็น %) โดยในทางสถิติความบังเอิญที่จะเกิดขึ้นนั้นควรจะน้อยกว่า 0.05 หรือ 5% เรียกว่ามีนัยสำคัญเชิงสถิติ

ในงานวิจัยฉบับนี้ได้มีการกำหนดค่าความเชื่อมั่นที่ 95 % นั้นหมายความว่าค่า p-value หรือค่า Sig. ที่ได้นั้นจะต้องมีค่าต่ำกว่า 5% หรือ 0.05 ถึงจะมีนัยสำคัญทางสถิติ โดยจากผลลัพธ์ในตาราง Coefficient สามารถนำมาใช้ในการสร้างสมการ Multiple linear regression ได้จากสมการประมาณการ

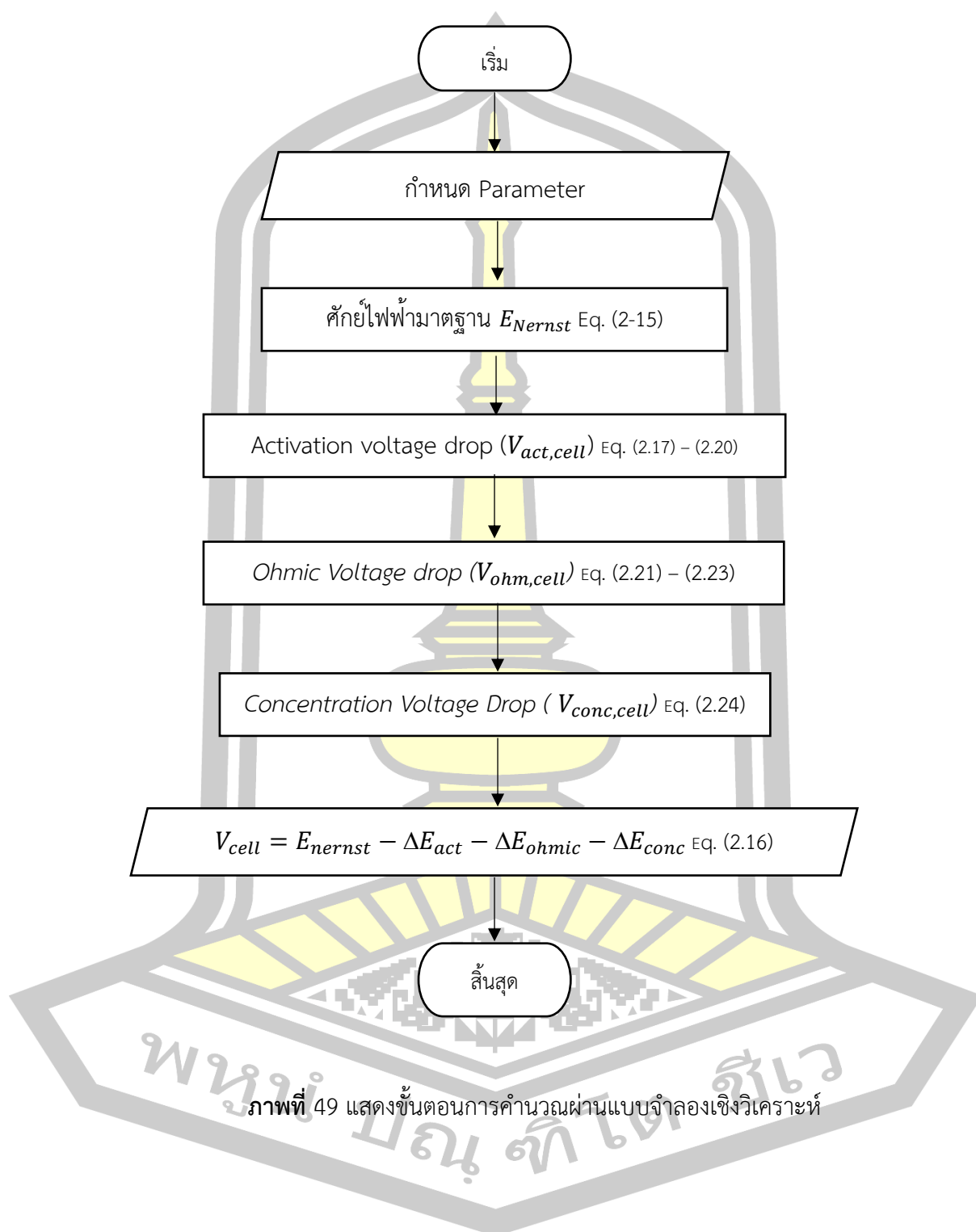
$$Y' = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n$$

*หมายเหตุ ในการเลือกตัวแปรมาสร้างสมการจำเป็นต้องใช้ตัวแปรที่มีค่า p-value ต่ำกว่า 0.05 หรือ $p \leq 0.05$ มาสร้างสมการถดถอย สำหรับตัวแปรที่มีค่า Sig. หรือค่า $p \geq 0.05$ นั้นไม่ต้องนำมาพิจารณาในสร้างสมการถดถอยเนื่องจากตัวแปรดังกล่าวไม่มีอิทธิพลต่อการเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรตามในเชิงสถิติ

หลังจากการสร้างสมการการถดถอยสำเร็จ ผลลัพธ์ที่จะนำมาพิจารณาต่อไปคือค่า “R-Square” ในตาราง “Model Summary” ซึ่งค่า “R-Square” จะเป็นค่าที่บ่งบอกถึงความแม่นยำในการใช้สมการประมาณการ โดยนำค่า “R-Square $\times 100$ ” ผลลัพธ์ที่ได้จะออกมาเป็นค่าเปอร์เซ็นต์ความแม่นยำ (%) ของสมการประมาณการ

3.4 ขั้นตอนคำนวณผ่านแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM)

แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (Analytical Mathematic Model, AMM) ของ PEMFC เกี่ยวข้องกับทางด้านอุณหพลศาสตร์และไฟฟ้า เริ่มต้นด้วยการคำนวณหา $E_{0,cell}$ ซึ่งศักย์ไฟฟ้ามาตรฐาน ที่อุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียส และความดัน 1 atm ผ่านความสัมพันธ์ระหว่างงานทางไฟฟ้ากับพลังงานเสรีของกิบส์ ดังสมการ (2-14) เพื่อนำค่าดังกล่าวไปใช้ในการหาศักย์ไฟฟ้ามาตรฐานของเซลล์เชื้อเพลิงที่ใช้เป็นตัวทดสอบ โดยศักย์ไฟฟ้ามาตรฐานของเซลล์เชื้อเพลิงจะถูกกำหนดด้วยสมการการแพร่ของเนิร์นสต์ (E_{Nernst}) ดังสมการที่ (2-15) ในการหาแรงดันไฟฟ้าแท้จริงของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC นั้นจะใช้ศักย์ไฟฟ้ามาตรฐานของเซลล์เชื้อเพลิงลบด้วยสภาวะการสูญเสียแรงดันไฟฟ้าของเซลล์เชื้อเพลิงได้แก่ “Activation voltage drop, $V_{act,cell}$ ” “Ohmic Voltage drop, $V_{ohm,cell}$ ” และ “Concentration Voltage Drop, $V_{conc,cell}$ ” ดังสมการที่ (2-17), (2-21) และ (2-24) ตามลำดับ โดยผลลัพธ์สุดท้ายของการคำนวณจะเป็นแรงดันไฟฟ้าแท้จริงของเซลล์เชื้อเพลิงที่ทำกรทดสอบ ดังสมการที่ (2-16) ซึ่งเป็นแรงดันไฟฟ้าของเซลล์เชื้อเพลิงจำนวน 1 เซลล์ ขั้นตอนการทำแบบจำลองเชิงวิเคราะห์สามารถแสดงเป็นแผนผังได้ ดังภาพที่ 49 โดยค่าพารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ของเซลล์เชื้อเพลิงได้แสดงไว้ในตารางที่ 7



ภาพที่ 49 แสดงขั้นตอนการคำนวณผ่านแบบจำลองเชิงวิเคราะห์

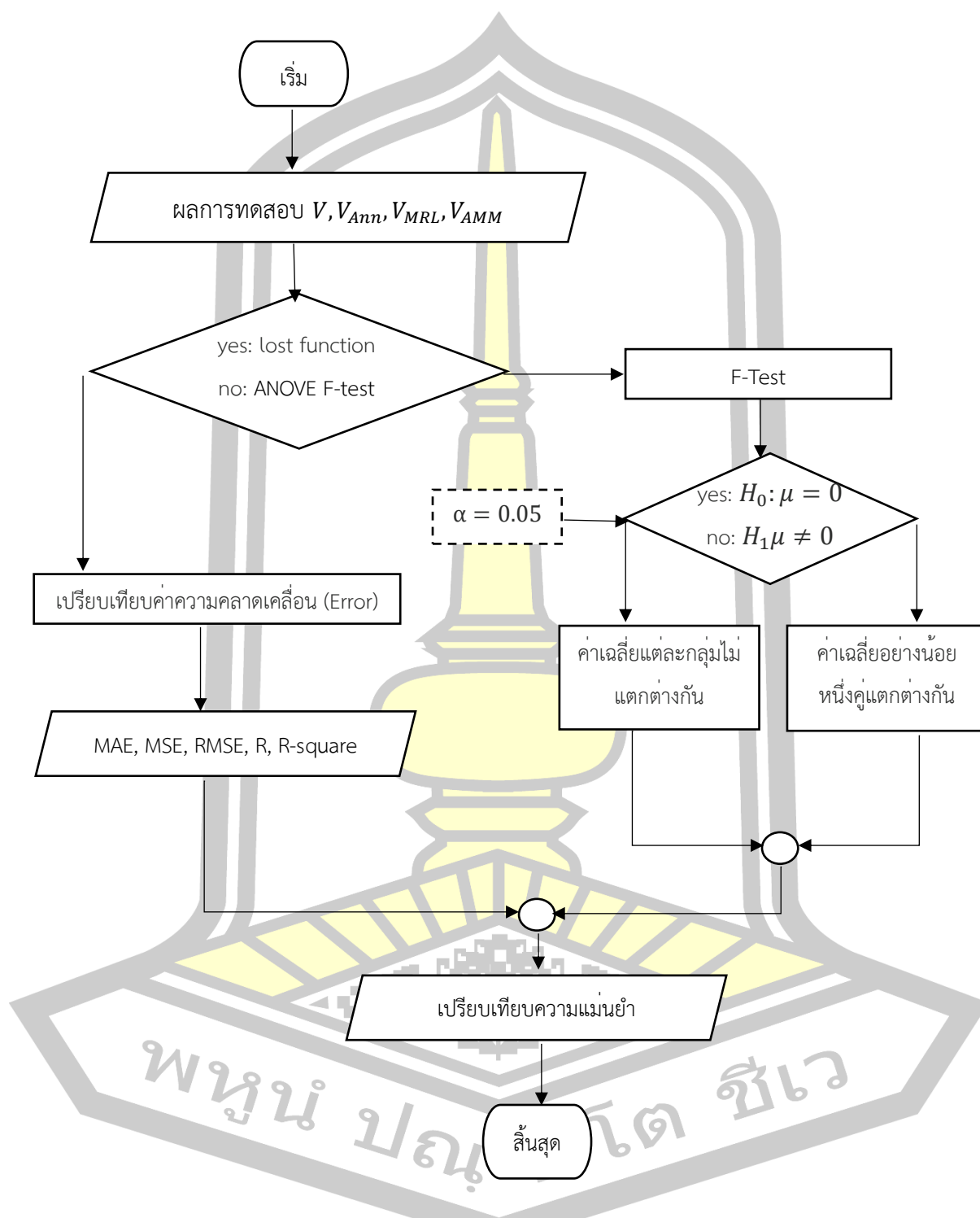
ตารางที่ 7 แสดงค่าพารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ของเซลล์เชื้อเพลิง

parameter	Constant
A, Area of cell (cm^2)	110
I, current of density (A/cm^2)	0.4
R, Ideal gas constant (J/molK^2)	8.344
F, Faraday's constant (coulombs)	96,487
G, Gibbs function in liquid form (J/mol)	-228,170
n, Number of electrons per reaction iron	2
$P_{\text{H}_2\text{O}}$, Hydrogen pressure (bar)	1-3
P_{O_2} , Oxygen pressure (bar)	1-3
N_{cell} , Number of cells	43
α , transfer coefficient	0.5
I_0 , Exchange current density (A)	$10^{-6.911}$
I_L , Limiting current density (A)	1.4
R_{ohmic} , internal resistance (Ωcm^2)	0.2

ที่มา: การศึกษาและวิเคราะห์การผลิต ไฟฟ้าจากเซลล์เชื้อเพลิงขนาด 1.2 kW ชนิด PEMFC ร่วมกับ MATLAB/Simulation โดย (ปนัดดา แสงแก้ว, 2554)

3.5 เปรียบเทียบความแม่นยำของการประมาณการ

วิธีที่ใช้ในการตรวจสอบและเปรียบเทียบความแม่นยำของการประมาณการจะแบ่งออกเป็นสอง 2 ช่วง ในช่วงแรกจะใช้วิธีการหาผลต่างของข้อมูลก่อนและหลังการทดสอบ เพื่อเปรียบเทียบว่าข้อมูลทั้งสองชุดมีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 ด้วยวิธีการ “One-Way ANOVA” ส่วนที่สองของการทดสอบ จะทดสอบเพื่อหาความแม่นยำของการประมาณการโดยเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนด้วยฟังก์ชันการสูญเสีย (Lost Function) ตามสมการที่ (2.69), (2.70), (2.71), (2.72) และ (2.73) ซึ่งสามารถแสดงเป็นแผนผังของขั้นตอนการการเปรียบเทียบความแม่นยำของการประมาณการได้ดังภาพที่ 50



ภาพที่ 50 แสดงขั้นตอนการเปรียบเทียบความแม่นยำของการประมาณการ

3.5.1 ขั้นตอนการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยด้วย ANOVA (F-Test)

เป็นการเปรียบเทียบข้อมูลก่อนและหลังในตัวอย่างเดียวกัน เพื่อดูว่าผลการทดสอบก่อนและหลังดีขึ้นหรือไม่ (MacFarland & Yates, 2020)

1. ข้อตกลงเบื้องต้น:

- 1) กลุ่มตัวอย่างจะต้องมี 1 กลุ่มและได้มาโดยการสุ่มจากประชากรที่มีค่าตัวแปรที่จะนำมาทดสอบมีการแจกแจงเป็นโค้งปกติ
- 2) ค่าตัวแปรตามที่จะนำมาทดสอบ จะต้องเป็นข้อมูลต่อเนื่องหรือมีการวัดที่อยู่ในระดับอันตรภาค (Interval Scale) หรืออัตราส่วน (Ratio Scale)

2. ขั้นตอนในการทดสอบสมมติฐาน โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป

ขั้นตอนที่ 1 การตั้งสมมติฐาน

จากงานวิจัยฉบับนี้ ; ตั้งการทราบความแม่นยำของการประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC โดยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม สมการถดถอย และ แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ เปรียบเทียบกับแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการทำงานทางกายภาพของเซลล์เชื้อเพลิง

สมมติฐานทางสถิติ

H_0 : ค่าเฉลี่ยของแต่ละกลุ่มไม่แตกต่างกัน

H_1 : ค่าเฉลี่ยแตกต่างกันอย่างน้อยหนึ่งกลุ่ม

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu_4$$

H_1 : มีอย่างน้อย 1 คู่ที่ไม่เท่ากัน

ขั้นตอนที่ 2 การกำหนดค่าอัลฟา (ค่าความเชื่อมั่น) โดยปกติค่าที่ใช้จะมี 2 ค่า คือ 0.01 กับ 0.05 โดยวิทยานิพนธ์ฉบับนี้กำหนดค่าความเชื่อมั่นเท่ากับ 0.05

ขั้นตอนที่ 3 เริ่มต้นใช้โปรแกรมสำเร็จรูปในการคำนวณ

- 1) เปิดโปรแกรม SPSS เลือกเปิดไฟล์ “TEST.sav” ที่บันทึกไว้
- 2) คลิกเมนู “Analyze” เลือกคำสั่ง “Compare Mean” เลือก “One-Way ANOVA”
- 3) ที่หน้าต่าง One-Way ANOVA

- i. คลิกเลือกตัวแปรแรงดันไฟฟ้า (V) ไว้ที่ช่อง “Dependent” และเลือกตัวแปรกลุ่ม (Group) ไว้ที่ช่อง “Factor”
- ii. คลิกเลือกปุ่ม “Options” เลือก “Homogeneity of variance test” แล้วคลิก “Continue”
- iii. คลิกเลือก “Post Hoc...” แล้วเลือก “LSD” และกำหนด “Significance Level” เท่ากับ 0.05 แล้วคลิก “Continue” (เพื่อกลับไปหน้าจอต่าง One-Way ANOVA
- iv. กดปุ่ม “OK” จะได้แสดงผลการคำนวณออกมาที่ “Output Window” ได้ดังภาพที่ 51

Test of Homogeneity of Variances

Levene Statistic	df1	df2	Sig.
.466	3	320	.706

ANOVA

	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Between Groups	235.227	3	78.409	4.684	.003
Within Groups	5356.944	320	16.740		
Total	5592.170	323			

Multiple Comparisons

Dependent Variable: V
LSD

(I) Group	(J) Group	Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
					Lower Bound	Upper Bound
PEMFC	ANN	.00988	.64292	.988	-1.2550	1.2748
	MLR	.00005	.64292	1.000	-1.2648	1.2649
	Analyze	-1.96442*	.64292	.002	-3.2293	-.6995
ANN	PEMFC	-.00988	.64292	.988	-1.2748	1.2550
	MLR	-.00983	.64292	.988	-1.2747	1.2551
	Analyze	-1.97430*	.64292	.002	-3.2392	-.7094
MLR	PEMFC	-.00005	.64292	1.000	-1.2649	1.2648
	ANN	.00983	.64292	.988	-1.2551	1.2747
	Analyze	-1.96447*	.64292	.002	-3.2294	-.6996
Analyze	PEMFC	1.96442*	.64292	.002	.6995	3.2293
	ANN	1.97430*	.64292	.002	.7094	3.2392
	MLR	1.96447*	.64292	.002	.6996	3.2294

*. The mean difference is significant at the 0.05 level.

ภาพที่ 51 แสดงผลการทดสอบด้วย One-Way ANOVA F-Test

ขั้นตอนที่ 4 การสรุปผลการทดสอบ

สมมติฐานทางสถิติ : ANOVA

H_0 : ค่าเฉลี่ยของแต่ละกลุ่มไม่แตกต่างกัน

H_1 : ค่าเฉลี่ยแตกต่างกันอย่างน้อยหนึ่งกลุ่ม

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu_4$$

H_1 : มีอย่างน้อย 1 คู่ที่ไม่เท่ากัน

P - Value = 0.003, ค่าอัลฟา (ระดับนัยสำคัญ)=.05

ดังนั้น P - Value < อัลฟา (ระดับนัยสำคัญ) จึงปฏิเสธ H_0 ยอมรับ H_1

สมมติฐานสถิติ ; Homogeneity of variance test

H_0 : ค่าแรงดันไฟฟ้าทั้ง 4 กลุ่มมีความแปรปรวนเท่ากัน

H_1 : ค่าแรงไฟฟ้าอย่างน้อย 2 กลุ่มที่มีความแปรปรวนแตกต่างกัน

$$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma_3^2 = \sigma_4^2$$

H_1 : ปฏิเสธ H_0

ค่าสถิติ Levene's = 0.466, P - Value = 0.706, ค่าอัลฟา (ระดับนัยสำคัญ)=.05

ดังนั้น P - Value > อัลฟา (ระดับนัยสำคัญ) จึงยอมรับ H_0

สมมติฐานทางสถิติ : Multiple Comparison

H_0 : $\mu_i \neq \mu_k$ ค่าเฉลี่ยของแต่ละกลุ่มไม่แตกต่างกัน

H_1 : $\mu_i \neq \mu_k$ ค่าเฉลี่ยแตกต่างกันอย่างน้อยหนึ่งคู่

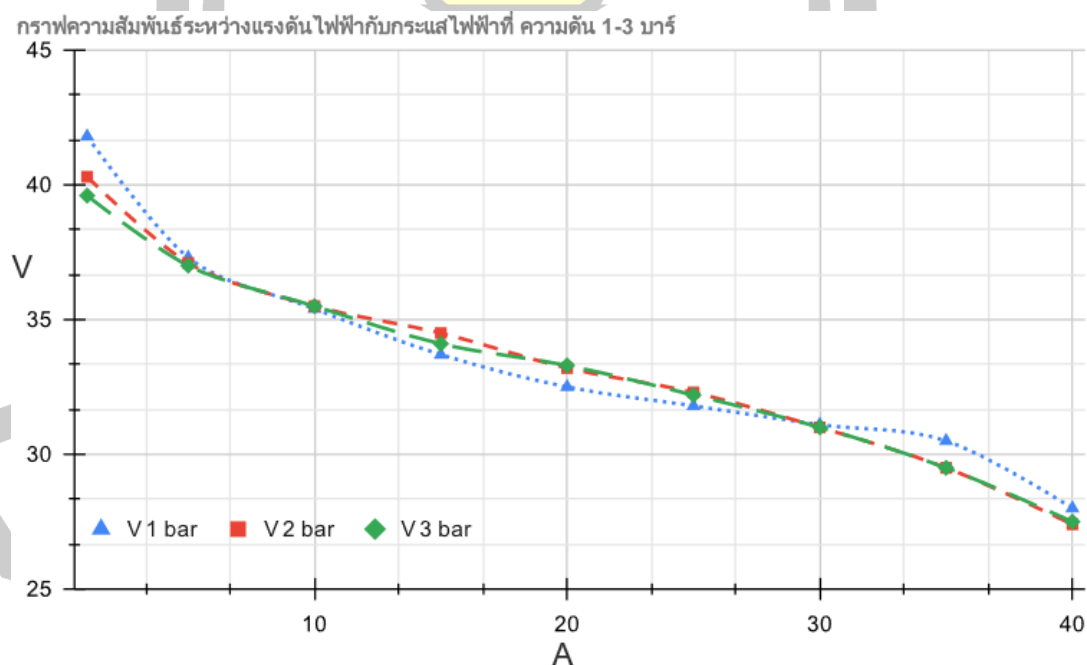
ดังนั้น จากตารางมีค่า P - Value < อัลฟา (ระดับนัยสำคัญ) ค่าแรงดันไฟฟ้าเฉลี่ยของคู่นั้นมีความแตกต่างกัน ดังนั้น กลุ่ม 1 (PEMFC) แตกต่างจากกลุ่ม 4 (Analyze), กลุ่ม 2 (Ann) แตกต่างจากกลุ่ม 4 (Analyze) และกลุ่ม 3 (MLR) แตกต่างจากกลุ่ม 4 (Analyze) อย่างมีนัยสำคัญ 0.5

บทที่ 4

ผลการทดลอง

ในบทนี้เป็นการนำเสนอผลการประมาณการของแรงดันไฟฟ้า ด้วยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANN), สมการถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ (MLR) และ แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM) นำมาวิเคราะห์เพื่อหาค่าความคลื่อนของการประมาณการโดยเปรียบเทียบกับค่าแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการทำงานทางกายภาพของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC และหาความแม่นยำของการประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้าของแต่ละวิธีการผ่านฟังก์ชันการสูญเสีย และเปรียบเทียบผลต่างของค่าการประมาณการด้วยวิธีตรวจสอบแบบ “Paired Samples t-test” สำหรับข้อมูลการทำงานทางกายภาพของเซลล์เชื้อเพลิงสามารถแสดงผ่านกราฟความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันไฟฟ้ากับกระแสไฟฟ้าที่ความดัน 1-3 บาร์

โดยผลการทดสอบนั้นเป็นการอ้างอิงจากผลการทดสอบของ ปณิตดา แสงแก้ว (2554), การศึกษาและวิเคราะห์การผลิตไฟฟ้าจากเซลล์เชื้อเพลิงขนาด 1.2 kW ชนิด PROTON EXCHANGE MEMBRANE FUEL CELL (PEMFC) ดังกราฟความสัมพันธ์ต่อไปนี้



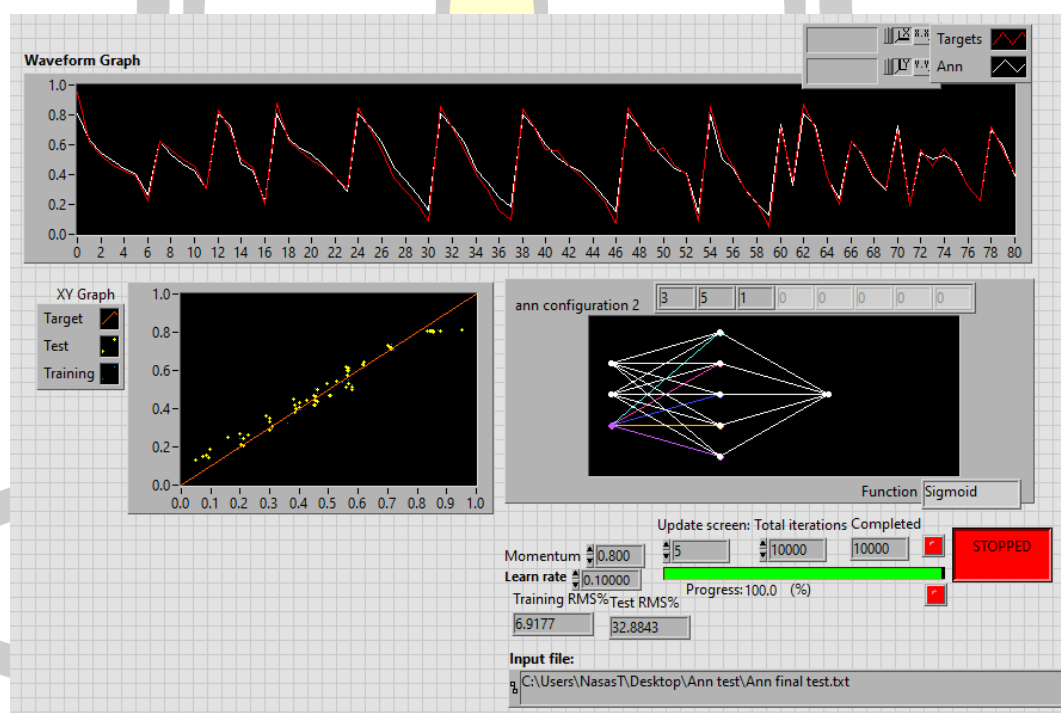
ภาพที่ 52 ผลทดสอบอ้างอิง NexaTM Power Module User's Manual

ที่มา: การศึกษาและวิเคราะห์การผลิตไฟฟ้าจากเซลล์เชื้อเพลิงขนาด 1.2 kW ชนิด PEMFC ร่วมกับ MATLAB/Simulation โดย (ปณิตดา แสงแก้ว, 2554)

จากภาพที่ 52 แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันไฟฟ้ากับกระแสไฟฟ้า ที่ความดันแก๊สไฮโดรเจน 1-3 บาร์ โดยอ้างอิงผลการทดสอบทางกายภาพของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน โดยเส้นกราฟสีน้ำเงินแสดงค่าแรงดันไฟฟ้าที่ความดัน 1 บาร์ กราฟเส้นสีแดงแสดงค่าแรงดันไฟฟ้าที่ความดัน 2 บาร์ และกราฟเส้นสีเขียวแสดงค่าแรงดันไฟฟ้าที่ความดัน 3 บาร์ โดยแต่ละจุดทดสอบที่ทำการบันทึกค่าแรงดันจะเป็นจุดที่มีค่ากระแสไฟฟ้าตั้งแต่ 1, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35 และ 40 A ตามลำดับ

4.1 ผลการวิเคราะห์แรงดันไฟฟ้าของเซลล์เชื้อเพลิงโดยระบบโครงข่ายประสาทเทียม

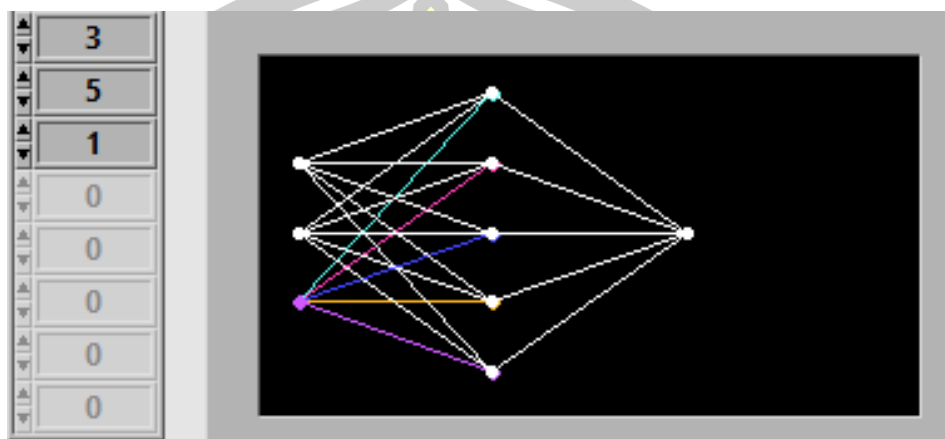
ผลการทดลองที่ได้จากโปรแกรมระบบโครงข่ายประสาทเทียม เป็นผลการคำนวณครั้งสุดท้ายของระบบโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งก่อนที่จะได้ผลการคำนวณที่แน่นอนของระบบโครงข่ายประสาทเทียม ตัวระบบจะมีการคำนวณซ้ำหลายรอบเพื่อที่ระบบจะได้เกิดการเรียนรู้ โดยตัวโปรแกรมระบบโครงข่ายประสาทนั้นมีการตั้งค่าการเรียนรู้ของระบบอยู่ที่ 10000 รอบ ก่อนที่ระบบจะนำผลการคำนวณครั้งสุดท้ายมาเขียนเป็นกราฟการทำงาน ดังภาพที่ 53



ภาพที่ 53 แสดงผลการวิเคราะห์การทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงด้วยโปรแกรมโครงข่ายประสาทเทียม

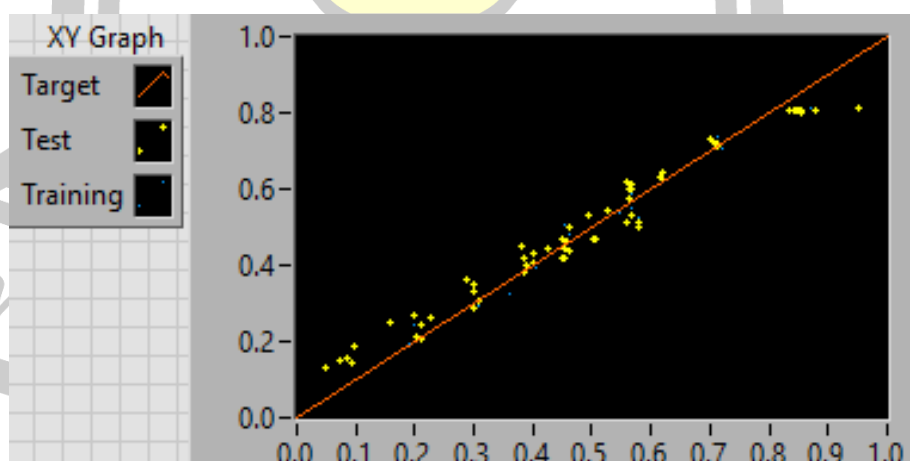
จากภาพที่ 53 จะเห็นว่าได้ทำการกำหนดอัตราการเรียนรู้ หรือการคำนวณซ้ำ ของระบบ 10000 รอบ เพื่อให้ผลการคำนวณออกมาใกล้เคียงกับ ข้อมูลอ้างอิงให้มากที่สุด โดยกำหนดค่า

อุณหภูมิ, ความดันแก๊ส และ กระแสไฟฟ้า ในด้านของค่าอินพุต และกำหนดการคำนวณผ่านชั้นซ่อน hidden ทั้งหมด 5 จุด และผลการวิเคราะห์สุดท้ายจะเป็นค่าแรงดันไฟฟ้าทางด้านเอาต์พุตของระบบโครงข่ายประสาทเทียม ดังภาพที่ 54



ภาพที่ 54 แสดงการกำหนดค่าโหนดที่ใช้ในการวิเคราะห์ผ่านโครงข่ายประสาทเทียม

จากภาพที่ 54 ผลการคำนวณครั้งสุดท้ายของระบบโครงข่ายประสาทเทียมจะสิ้นสุดก็ต่อเมื่อโปรแกรมมีการคำนวณซ้ำหลาย ๆ ครั้งเพื่อให้ค่าสุดท้ายมีความใกล้เคียงกับค่าอ้างอิงมากที่สุด ซึ่งระบบโครงข่ายประสาทเทียมจะมีการเรียนรู้หลังจากผ่านค่าคำนวณซ้ำหลาย ๆ รอบ ก่อนจะได้ค่าสุดท้ายของการคำนวณ หลังจากการคำนวณเสร็จสิ้นระบบจะทำการนำผลการวิเคราะห์สุดท้ายที่ได้มาเขียนกราฟ เปรียบเทียบกับ ข้อมูลที่เรานำมาอ้างอิง ดังภาพที่ 55



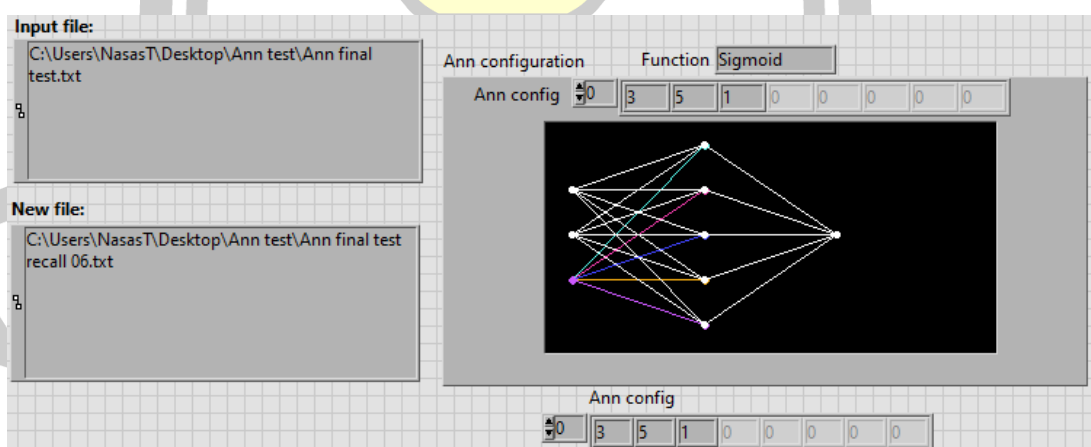
ภาพที่ 55 แสดงข้อมูลจากระบบโครงข่ายประสาทเทียมกับข้อมูลอ้างอิง

จากภาพที่ 55 กราฟเส้นสีแดงแสดงค่าอ้างอิงที่ใช้สำหรับนำผลการการวิเคราะห์จากระบบโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการเปรียบเทียบข้อมูล และจุดสีเหลืองคือ ผลการวิเคราะห์จากระบบโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะเห็นได้ว่า ผลการวิเคราะห์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีการวางจุดอยู่บริเวณใกล้เคียงกับเส้นอ้างอิง ซึ่งสามารถบอกได้ว่าข้อมูลจากการวิเคราะห์ของระบบนั้นมีความใกล้เคียงกับข้อมูลอ้างอิง โดยเราสามารถนำข้อมูลจากการวิเคราะห์ของระบบมาเปลี่ยนเป็นตัวเลขเพื่อให้มีความแม่นยำในการเปรียบเทียบข้อมูลมากขึ้นได้โดยการนำข้อมูลจากระบบโครงข่ายประสาทเทียมมาทำการปรับโครงสร้างของข้อมูลได้โดยใช้วิธีการ “normalization” ซึ่งเป็นกระบวนการสำหรับการปรับปรุงโครงสร้างข้อมูล เพื่อที่จะทำให้ฐานข้อมูลที่มีความซ้ำซ้อนให้อยู่ในรูปแบบที่เป็นรูปแบบที่ต้องการ

4.1.1 การปรับปรุงโครงสร้างข้อมูล

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลที่ผ่านระบบโครงข่ายประสาทเทียมนั้นยังไม่แม่นยำพอที่จะนำมาใช้ในการเปรียบเทียบกับข้อมูลอ้างอิงได้ เนื่องจากข้อมูลที่ได้จากระบบโครงข่ายประสาทเทียมนั้นอาจจะมีข้อมูลที่ซ้ำซ้อนไม่เป็นระเบียบซึ่งยากต่อการนำมาเปรียบเทียบกับข้อมูลอ้างอิง

โดยเราจะใช้วิธีการ “normalization” ในการปรับโครงสร้างของข้อมูลซึ่งระบบโครงข่ายประสาทเทียมไม่ได้ออกแบบมาไว้สำหรับการทำ “normalization” จึงต้องใช้อีกโปรแกรมในการทำ “normalization” ของชุดข้อมูลโดยการเขียนโมเดลในการปรับโครงสร้างของข้อมูลผ่านโปรแกรม LabVIEW ดังภาพที่ 56



ภาพที่ 56 แสดง monitor สำหรับการนำเข้าข้อมูลเพื่อนำไป “normalization” ในโปรแกรม LabVIEW

จากภาพที่ 56 รูปภาพทางด้านขวาจะแสดงโหนดที่เรากำหนดในขั้นตอนการทดสอบด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียม และรูปทางด้านซ้ายแสดงการนำเข้าข้อมูลที่จะนำไป “normalization” โดย “input file” จะเป็นการนำเข้าข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์ผ่านระบบโครงข่ายประสาทเทียม และในส่วน “new file” จะเป็นข้อมูลชุดใหม่ที่ได้จากการปรับโครงสร้างข้อมูลด้วยวิธี “normalization” แล้ว ซึ่งข้อมูลชุดนี้จะเป็นข้อมูลที่จะนำไปใช้ในการเปรียบเทียบกับข้อมูลอ้างอิง

รูปแบบการทำโมเดลการทำงานของระบบ “normalization” จะมีการทำงานของระบบคล้ายคลึงกับการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยมีการปรับเปลี่ยนเพื่อให้สามารถนำชุดข้อมูลมาทำการ normalization โดยผ่านการนำเข้าสู่ชุดข้อมูล และบันทึกผลการท “normalization” ซึ่งจะเป็นไฟล์ข้อมูลในรูปของการเปรียบเทียบข้อมูลเก่ากับข้อมูลใหม่

4.2 ผลการจำลองเซลล์เชื้อเพลิงผ่านสมการการถดถอยแบบพหุ

สมการการถดถอยนั้นเป็นสมการที่ใช้เพื่อทำนายผลการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงในสภาวะต่าง ๆ ของเซลล์เชื้อเพลิง ว่าตัวแปรแต่ละตัวมีความสัมพันธ์กันอย่างไร และความแม่นยำของการทำนายผลการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง โดยเราจะวิเคราะห์ผ่านการใช้โปรแกรมสำเร็จรูปในการสร้างสมการการถดถอยแบบพหุ ด้วยวิธีแบบ All Enter ดังนี้

ตารางที่ 8 การวิเคราะห์การถดถอยเพื่อประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้า โดยวิธี All Enter

ตัวแปร	b	SE_b	β	t	p-value
ความดันแก๊ส	-.208	.037	-.129	-5.677	.000
กระแสไฟฟ้า	-.395	.020	-1.209	-19.362	.000
อุณหภูมิ	.085	.021	.254	4.040	.000
ค่าคงที่ 37.457; $SE_{est}=\pm 0.81$					
$R = .982$; $R^2 = 96.4$; $F = 685.470$; $p\text{-value} = .000$					

จากตารางที่ 8 จะเห็นได้ว่าปัจจัยทั้ง 3 ด้านมีความสัมพันธ์กับค่าแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC ในระดับสูง โดยมีค่าสัมประสิทธิ์พหุคูณเป็น 0.982 และสามารถร่วมกันประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้าของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC ได้ร้อยละ 96.4 อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 โดยมีความคลาดเคลื่อนมาตรฐานเท่ากับ ± 0.81

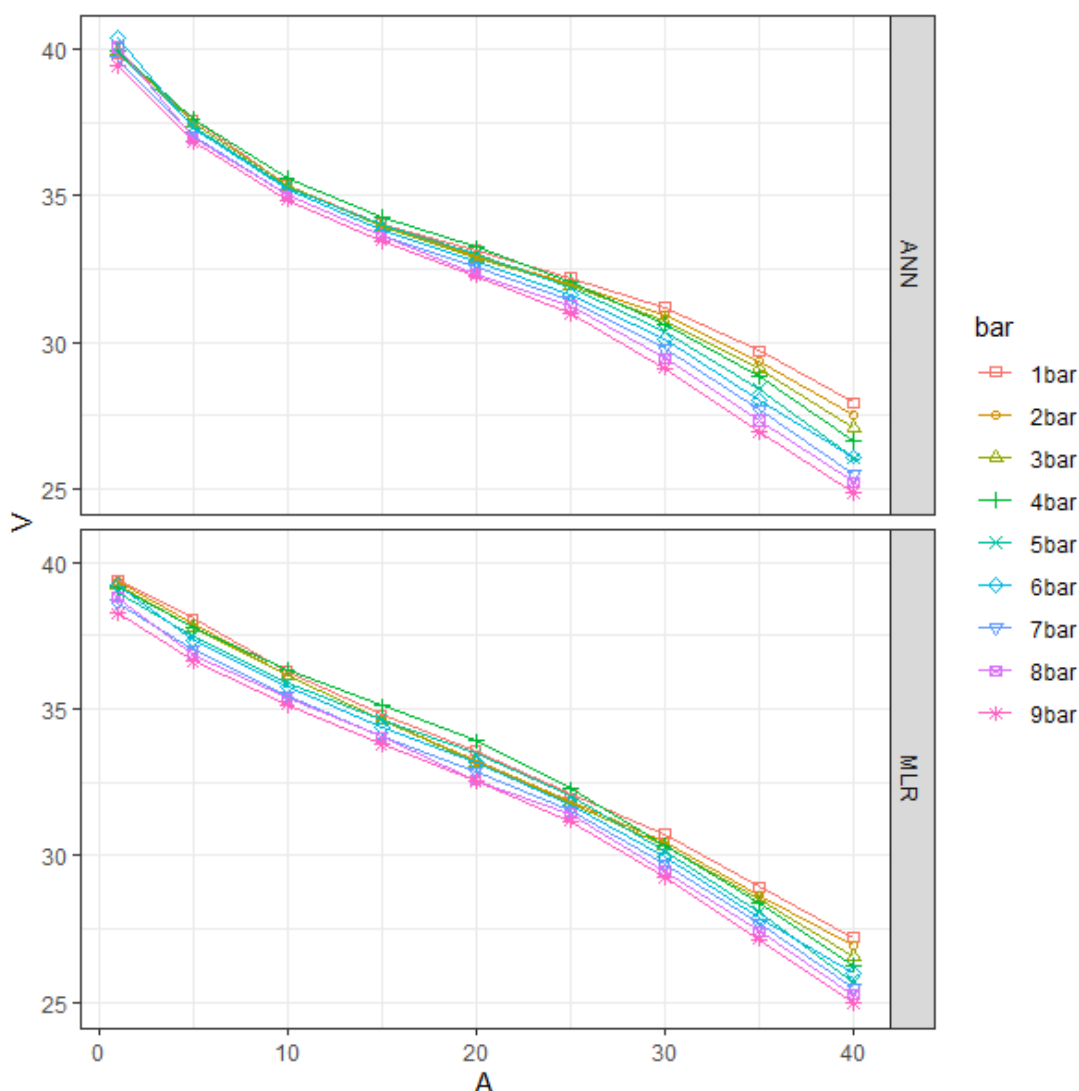
เมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวประมาณการ พบว่าปัจจัยด้านความดันแก๊ส กระแสไฟฟ้า และอุณหภูมิ สามารถประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้าของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC ได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 เมื่อนำปัจจัยทุกด้านเข้าสู่สมการ จะได้รูปสมการการประมาณค่าแรงดันไฟฟ้า เป็นดังต่อไปนี้

$$V = 37.457 + (-0.395)A + (-0.208)P + (0.085)Tem$$

4.3 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงระหว่างระบบโครงข่ายประสาทเทียมกับการทำงานจริงของเซลล์เชื้อเพลิง

การวิเคราะห์ข้อมูลจะเป็นการนำข้อมูลทั้งสองชุดซึ่งมาจากการเก็บข้อมูลการทำงานจริงของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด Proton Exchange Membrane Fuel Cell (PEMFC) ขนาด 1.2 kW ยี่ห้อ BALLARD รุ่น NexaTM Power Module รหัส MAN5100078 และข้อมูลจากการจำลองการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงด้วยระบบโครงข่ายประสาทเทียมในการจำลองการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิง และสมการถดถอย โดยจะทำการประมาณการการเกิดแรงดันไฟฟ้าที่ความดันแก๊สไฮโดรเจนตั้งแต่ 1-9 บาร์ ซึ่งหลังผ่านการวิเคราะห์จะสามารถเขียนเป็นกราฟโพลาริเซชัน ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันไฟฟ้ากับกระแสไฟฟ้าได้ดังนี้





ภาพที่ 57 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันไฟฟ้ากับกระแสไฟฟ้าที่ความดัน 1-9 บาร์

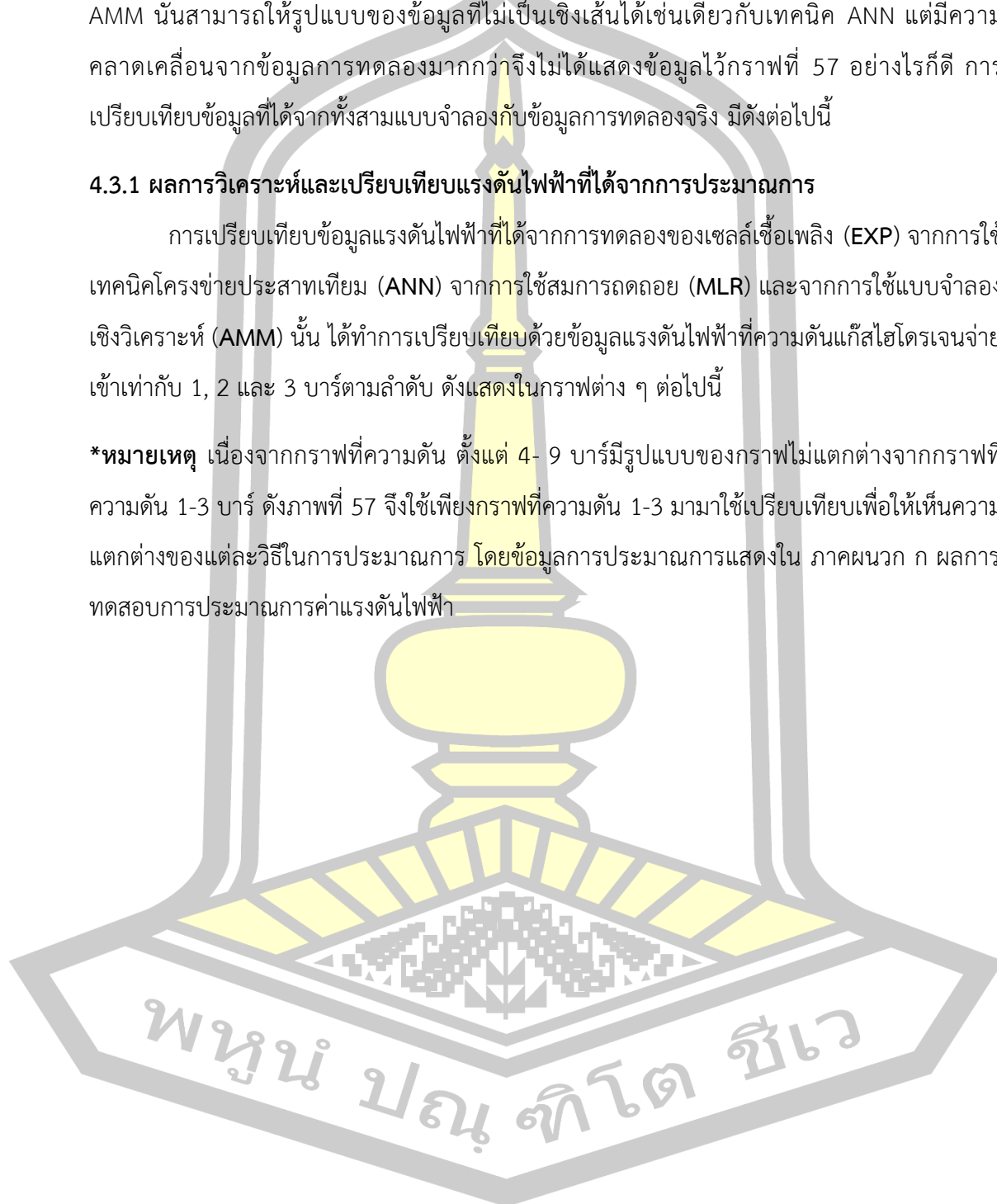
ภาพที่ 57 เป็นกราฟความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันไฟฟ้า (แกนตั้ง) กับกระแสไฟฟ้า (แกนนอน) จากการประมาณการด้วยวิธี ANN และ MLR ตั้งแต่ความดันแก๊สไฮโดรเจนที่ 1 บาร์ไปจนถึง 9 บาร์ ตามลำดับ จากกราฟคุณสมบัติดังกล่าว แสดงให้เห็นว่าแรงดันไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจากการประมาณการด้วยวิธี ANN มีความเป็นเส้นตรงน้อยกว่าเส้นกราฟที่ประมาณการด้วยเทคนิค MLR เนื่องจากฟังก์ชันการกระตุ้น หรือ activation function ทำให้ผลของการประมาณการที่ได้นั้นเป็นข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้น ทำให้ข้อมูลที่คำนวณได้นั้นมีขอบเขตที่กว้างกว่าข้อมูลเชิงเส้น ทำให้สามารถจำลองลักษณะข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี เช่น ลักษณะของเส้นโค้ง หรือรูปตัวเอส (S curve) ส่วนการประมาณการด้วยเทคนิค MLR นั้น ข้อมูลที่ได้จะผ่านสมการถดถอยแบบเชิงเส้น ทำให้กราฟจากรูปมีความเป็นเส้นตรงมากกว่าเส้นกราฟที่ได้จาก ANN โดยความแตกต่างของสมการเชิงเส้นและไม่เป็น

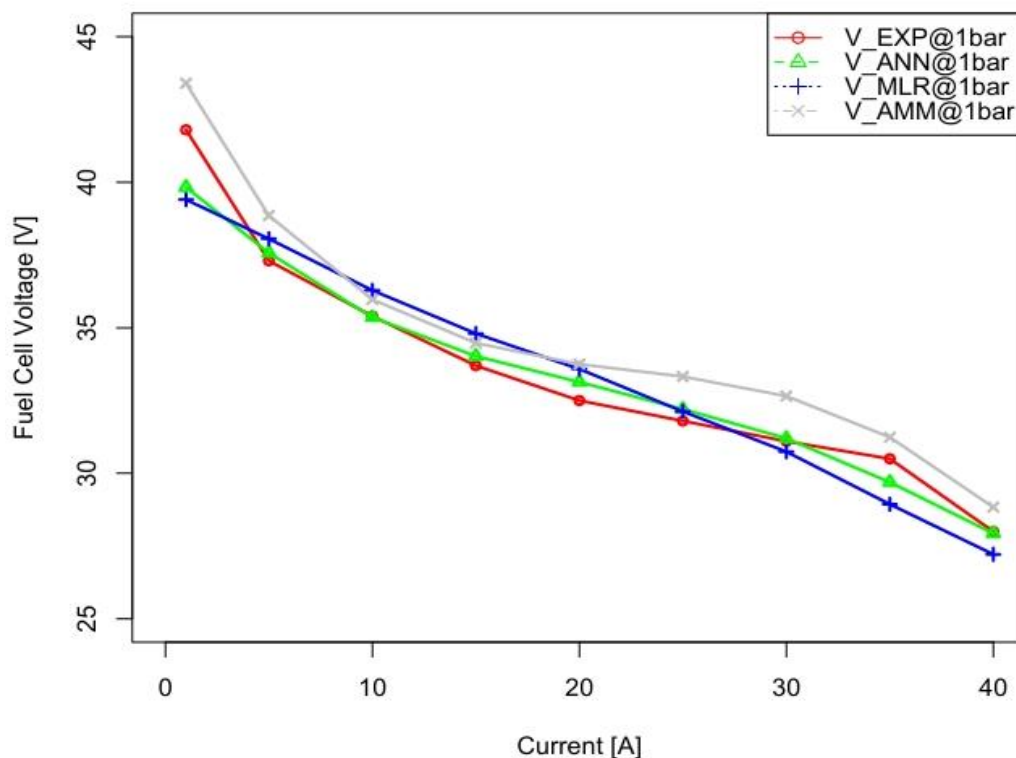
เชิงเส้นจะสามารถเห็นภาพได้ชัดเจนขึ้นเมื่อนำข้อมูลที่ได้จาก ANN และ MLR ไปเปรียบเทียบกับข้อมูลแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการทำงานทางกายภาพของเซลล์เชื้อเพลิง ส่วนข้อมูลจากแบบจำลอง AMM นั้นสามารถให้รูปแบบของข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้เช่นเดียวกับเทคนิค ANN แต่มีความคลาดเคลื่อนจากข้อมูลการทดลองมากกว่าจึงไม่ได้แสดงข้อมูลไว้กราฟที่ 57 อย่างไรก็ตาม การเปรียบเทียบข้อมูลที่ได้จากทั้งสามแบบจำลองกับข้อมูลการทดลองจริง มีดังต่อไปนี้

4.3.1 ผลการวิเคราะห์และเปรียบเทียบแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการประมาณการ

การเปรียบเทียบข้อมูลแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการทดลองของเซลล์เชื้อเพลิง (EXP) จากการใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) จากการใช้สมการถดถอย (MLR) และจากการใช้แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM) นั้น ได้ทำการเปรียบเทียบด้วยข้อมูลแรงดันไฟฟ้าที่ความดันแก๊สไฮโดรเจนจ่ายเข้าเท่ากับ 1, 2 และ 3 บาร์ตามลำดับ ดังแสดงในกราฟต่าง ๆ ต่อไปนี้

***หมายเหตุ** เนื่องจากกราฟที่ความดัน ตั้งแต่ 4- 9 บาร์มีรูปแบบของกราฟไม่แตกต่างจากกราฟที่ความดัน 1-3 บาร์ ดังภาพที่ 57 จึงใช้เพียงกราฟที่ความดัน 1-3 มามาใช้เปรียบเทียบเพื่อให้เห็นความแตกต่างของแต่ละวิธีในการประมาณการ โดยข้อมูลการประมาณการแสดงใน ภาคผนวก ก ผลการทดสอบการประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้า



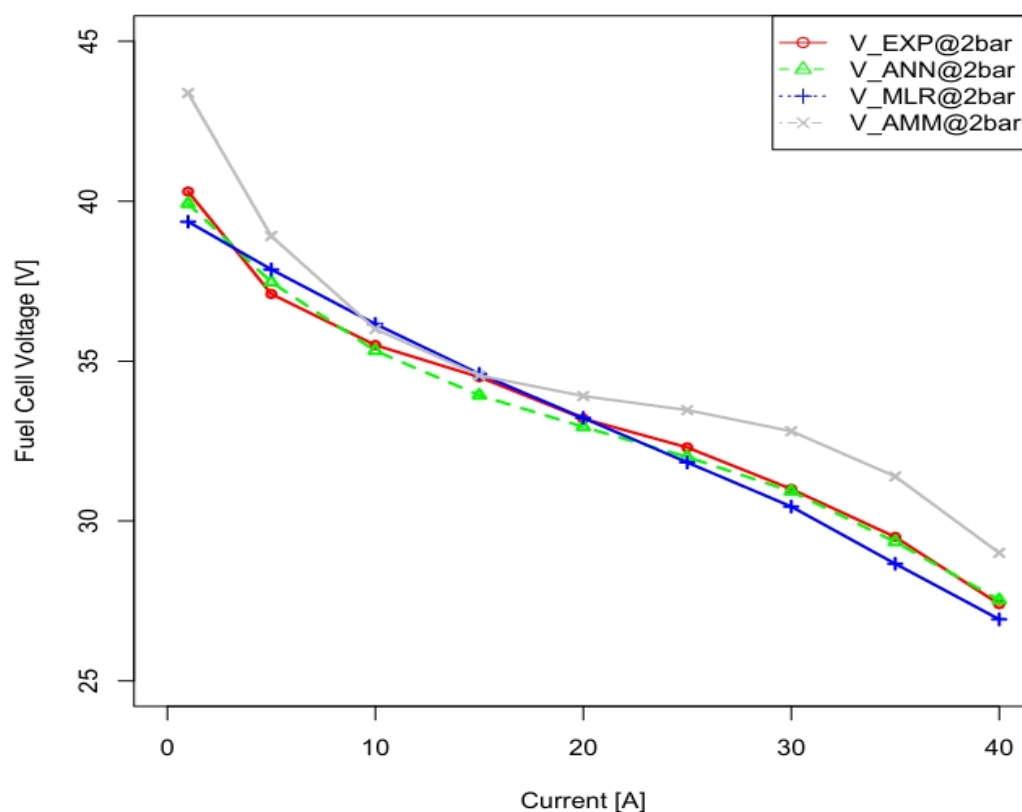


ภาพที่ 58 แสดงกราฟความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้า ที่ความดัน 1 บาร์

จากภาพที่ 58 กราฟแสดงการเปรียบเทียบแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการประมาณการด้วยวิธีการ ANN (เส้นกราฟสีเขียว, V_ANN) แรงดันไฟฟ้าที่ได้จากวิธีการแบบ MLR (เส้นกราฟสีน้ำเงิน, V_MLR) และแรงดันไฟฟ้าจากแบบจำลอง AMM (เส้นกราฟสีเทา, V_AMM) กับข้อมูลแรงดันไฟฟ้าของเซลล์เชื้อเพลิงที่ได้จากการทดลอง (V_EXP) ที่สภาวะต่าง ๆ (เส้นสีแดง) จากกราฟดังกล่าวจะเห็นได้ว่า ที่ความดัน 1 บาร์ นั้น V_EXP จะมีแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด คือ 41.8 V และ 28.0 V ตามลำดับ ส่วน V_ANN ได้แรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด คือ 39.82 V และ 27.93 V ตามลำดับ โดยมีผลต่างของแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเมื่อเทียบกับ V_EXP เท่ากับ 1.97 V และ 0.06 V ตามลำดับ

ส่วนค่า V_MLR พบว่ามีค่าสูงสุดและต่ำสุด คือ 39.39 V และ 27.21 V ตามลำดับ ผลต่างของค่าแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเมื่อเทียบกับค่า V_EXP มีค่าเท่ากับ 2.40 V และ 0.78 V ตามลำดับ และในส่วน V_AMM นั้น มีแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด คือ 36.39 V และ 28.83 V ตามลำดับ เมื่อเทียบผลต่างของแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดกับ V_EXP มีค่าเท่ากับ 5.404 V และ -

0.83 V ตามลำดับ โดยผลต่างที่ติดลบนั้นแสดงให้เห็นว่าค่าแรงดันไฟฟ้า (V_{MLR}) ที่ได้จากการประมาณการโดยวิธีแบบ MLR นั้นมีสูงกว่าค่าแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการทดลอง (V_{EXP})

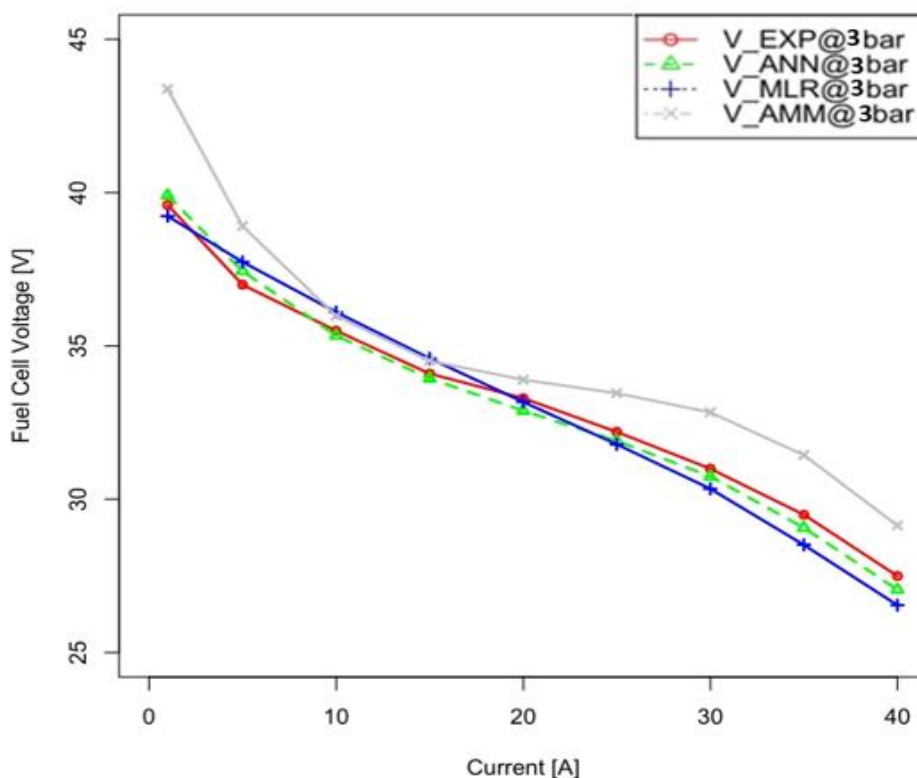


ภาพที่ 59 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันและกระแสไฟฟ้าที่ความดัน 2 บาร์

จากกราฟที่ 59 เปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนของการประมาณการที่แรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดของข้อมูลการทดลองและข้อมูลจากแบบจำลองที่ความดัน 2 บาร์ กับแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการทดลอง (V_{EXP}) โดยในส่วนของ V_{ANN} มีค่าแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด คือ 39.92 V และ 27.52 V ตามลำดับ โดยมีค่าแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดที่แตกต่างจากในกรณีของ V_{EXP} เท่ากับ 0.37 V และ -0.13 V ตามลำดับ โดยผลต่างที่ติดลบนั้นแสดงให้เห็นว่า V_{ANN} นั้นมีค่าแรงดันไฟฟ้ามากกว่า V_{EXP}

ในส่วนของ V_{MLR} นั้นมีแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด คือ 39.361 V และ 26.925 V ตามลำดับ โดยมีค่าแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดที่แตกต่างจากในกรณีของ V_{EXP} เท่ากับ 0.93 V และ 0.47 V ตามลำดับ และในกรณีของ V_{AMM} นั้น 36.384 V และ 29.003 V ตามลำดับ

ผลต่างของแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเมื่อเทียบกับ V_EXP คือ 3.916 และ -1.603 ตามลำดับ โดย V_AMM นั้นมีค่าแรงดันที่ได้มากกว่า V_EXP ที่ได้จากการทำงานจริงของเซลล์เชื้อเพลิง



ภาพที่ 60 กราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันและกระแส ที่ความดัน 3 บาร์

และในส่วนของความดัน 3 บาร์นั้น ข้อมูลจากภาพที่ 60 แสดงให้เห็นว่า V_ANN มีแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด คือ 39.91 V และ 27.054 V ตามลำดับ ผลต่างของแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเมื่อเทียบกับ V_EXP คือ -0.31 V และ 0.446 V ตามลำดับ โดย V_ANN นั้นมีค่าแรงดันสูงที่ได้มากกว่า V_EXP ในส่วนของ V_MLR มีแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด คือ 39.238 V และ 26.548 V ตามลำดับ โดยมีผลต่างของแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด เมื่อเทียบกับ V_EXP คือ 0.361 และ 0.951 ตามลำดับ และในกรณีของ V_AMM นั้นมีค่าแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเท่ากับ 36.386 และ 29.146 ตามลำดับ ผลต่างของแรงดันไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด เมื่อเทียบกับกรณีของ V_EXP คือ 3.214 และ -1.646 ตามลำดับ

จากกราฟความสัมพันธ์ระหว่างแรงดันไฟฟ้ากับกระแสไฟฟ้าที่ความดัน 1-3 บาร์ ดังภาพที่ 58, 59 และ 60 แสดงให้เห็นว่า เส้นกราฟ V_ANN มีพฤติกรรมของเส้นกราฟใกล้เคียงกับรูปแบบพฤติกรรมของเส้นกราฟ V_EXP มากกว่าเส้นกราฟของ V_MLR เนื่องจาก V_ANN ใช้ฟังก์ชันการ

กระตุ้นหรือ “Activation function” ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้นจึงสามารถประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้าที่การกระจายตัวได้มากกว่าเทคนิคแบบ MLR ที่สามารถประมาณการตัวแปรที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรง ซึ่งแรงดันไฟฟ้าจากการทดลอง (V_{EXP}) มีค่าการกระจายตัวของแรงดันไฟฟ้าสูงเป็นสาเหตุให้ V_{ANN} มีพฤติกรรมของเส้นกราฟใกล้เคียงกว่า V_{MLR} และ V_{AMM}

4.4 ผลการวิเคราะห์ค่าความแม่นยำของการประมาณการผ่านผลการวิเคราะห์ทางสถิติ

4.4.1 ผลการวิเคราะห์ค่าเฉลี่ยของความแปรปรวนด้วยวิธีแบบ LSD

โดยในหัวข้อนี้จะเป็นการเปรียบเทียบผลการทดสอบค่าการประมาณการของแรงดันไฟฟ้าทั้ง 3 วิธีประมาณการ ได้แก่ แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM), สมการถดถอย (MLR) และ โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) โดยมีผลการทดสอบการทำงานทางกายภาพของเซลล์เชื้อเพลิง (EXP) เป็นข้อมูลสำหรับเปรียบเทียบความแม่นยำของการประมาณการ การวิเคราะห์เริ่มต้นด้วยทดสอบค่าเฉลี่ยของความแปรปรวน ด้วย One-Way ANOVA จากนั้นวิเคราะห์ด้วยสมการ “loss Function” เพื่อทดสอบความแม่นยำของการประมาณการ ดังที่แสดงต่อไปนี้

ตารางที่ 9 ผลการวิเคราะห์ความแปรปรวนเพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างของแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการประมาณการ

แรงดันไฟฟ้า	แหล่งความแปรปรวน	df	SS	MS	F	P-Value
แรงดันไฟฟ้าจากการประมาณการ 4 วิธี	ระหว่างกลุ่ม	3	235.227	78.409	4.684	.003*
	ภายในกลุ่ม	320	5356.944	16.740		
	รวม	323	5592.170			

* p-value < .05

จากตารางที่ 12 พบว่าค่าแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการประมาณการทั้ง 4 วิธี ได้แก่ EXP, ANN, MLR และ AMM มีอย่างน้อย 1 คู่ที่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ

จากตารางที่ 10 เมื่อทำการทดสอบความแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ยเป็นรายคู่ของค่าแรงดันไฟฟ้าจากการประมาณการด้วยวิธีการแตกต่างกัน 4 วิธี โดยใช้วิธีการทดสอบแบบ LSD พบว่าค่าเฉลี่ยแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากการทดลอง (V_{EXP}) มีค่าแตกต่างจากค่าเฉลี่ยของ V_{AMM} โดยค่าเฉลี่ย V_{EXP} มีค่าน้อยกว่าค่าเฉลี่ยของ V_{AMM} และค่าเฉลี่ยแรงดันไฟฟ้าที่ได้จาก V_{ANN} มีค่าแตกต่างจาก V_{AMM} โดยค่าเฉลี่ยแรงดันไฟฟ้าของ V_{ANN} มีค่าน้อยกว่าค่าเฉลี่ยของ V_{AMM} นอกจากนี้แล้ว ค่าเฉลี่ยแรงดันไฟฟ้าจาก V_{MLR} ก็พบว่ามีค่าแตกต่างจากค่าเฉลี่ยของ V_{AMM} โดย

ค่าเฉลี่ยแรงดันไฟฟ้าของ V_MLR มีค่าน้อยกว่าค่าเฉลี่ยของ V_AMM อย่างไรก็ตามวิธีการสร้างแบบจำลองโดยวิธี ANN อาจให้ลักษณะเส้นกราฟที่มีพฤติกรรมใกล้เคียงกับข้อมูลการทดลองมากกว่าวิธีการแบบ MLR แต่ข้อมูลในตารางชี้ให้เห็นว่า วิธีการแบบ ANN และ MLR ในกรณีศึกษานี้ไม่ได้มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติแต่อย่างใด

ตารางที่ 10 ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบรายคู่ (Post Hoc) ของค่าเฉลี่ยแรงดันไฟฟ้า

แรงดันไฟฟ้า	$\bar{X}$	EXP	ANN	MLR	AMM
		32.864	32.854	32.864	34.828
EXP	32.864		.00988 (.988)	.00005 (1.000)	-1.96442* (.002)
ANN	32.854			-.00983 (.988)	-1.9743* (.002)
MLR	32.864				-1.96447* (.002)
AMM	34.828				

* p-value < .05

4.4.2 ผลการวิเคราะห์ความแม่นยำของแบบจำลองการประมาณการ

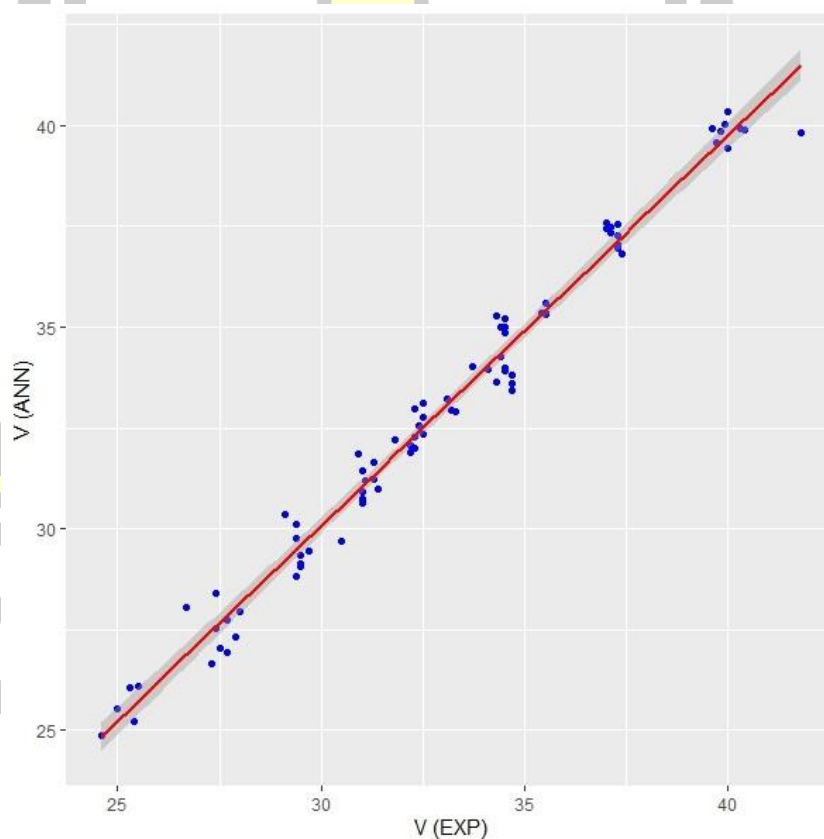
จากการเปรียบเทียบกราฟที่ผ่านมาไม่สามารถสรุปได้ว่าวิธีการใดที่สามารถประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้าได้แม่นยำที่สุด ดังนั้นจึงเสนอวิธีการวิเคราะห์ความแม่นยำของการประมาณการผ่านสมการ โดยในการวิเคราะห์นั้นจะใช้ข้อมูลแรงดันไฟฟ้าที่ประมาณการได้ตั้งแต่ ความดัน 1 บาร์ ถึงความดัน 9 บาร์ ในการวิเคราะห์

โดยในการประเมินความแม่นยำของการประมาณการนั้น ใช้สมการในการประเมินความแม่นยำของการประมาณการด้วยการประเมินค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE), ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (RMSE), ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE), ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) และความแม่นยำของแบบจำลอง (R Square) ดังสมการที่ (2-64), (2-65), (2.66), (2-67), (2-68) ตามลำดับ ในการวิเคราะห์ความแม่นยำของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN), แบบจำลองสมการถดถอย (MLR) และแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM) เทียบกับการทำงานทางกายภาพของเซลล์เชื้อเพลิง (EXP) โดยผลการประเมินจะได้ออกมาเป็นตารางแสดงผลการประเมินดังต่อไปนี้

ตารางที่ 11 ตารางแสดงผลการวิเคราะห์ความแม่นยำของการประมาณการ

Statistical	ANN	MLR	AMM
MAE	0.443	0.665	1.987
MSE	0.318	0.625	5.547
RMSE	0.564	0.791	2.335
R	0.991	0.982	0.95
R Square	0.982	0.964	0.902

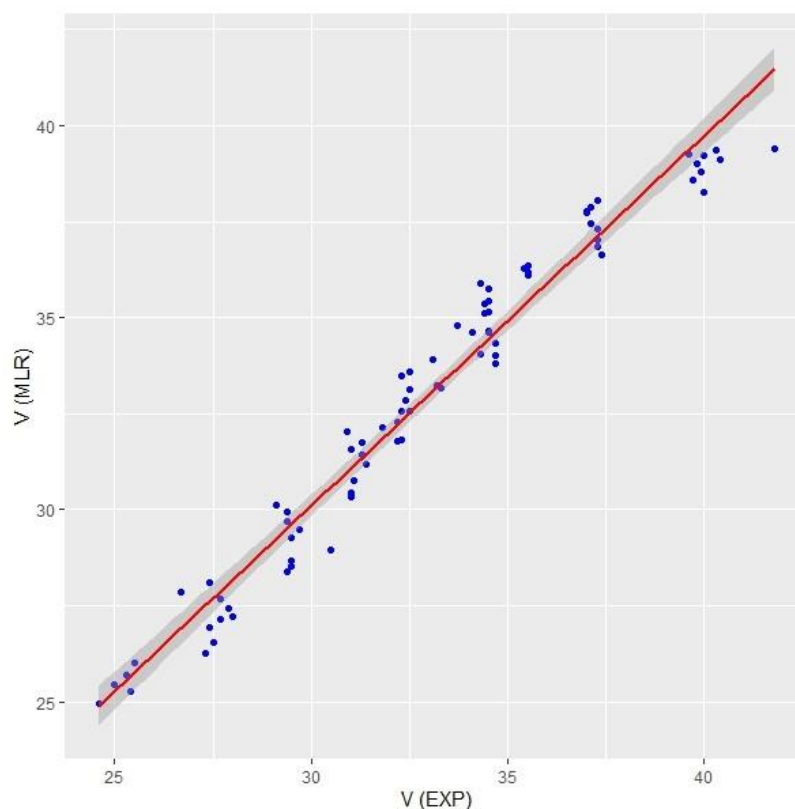
จากตารางที่ 11 ผลการวิเคราะห์ผ่านสมการวิเคราะห์ความแม่นยำของการประมาณการ จากตารางที่แสดงค่า MAE, MSE, RMSE, R และ R-Square ของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN), สมการถดถอย (MLR) และ แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM) โดยจากตารางการวิเคราะห์ค่าความแม่นยำของการประมาณการสามารถแสดงให้เห็นนั้นสามารถนำมาแสดงเป็นกราฟวิเคราะห์ความแม่นยำของการประมาณการได้ดังต่อไปนี้



ภาพที่ 61 แสดงกราฟสัมพันธ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลการทดลอง (V_EXP) กับข้อมูลจากแบบจำลอง ANN (V_ANN)

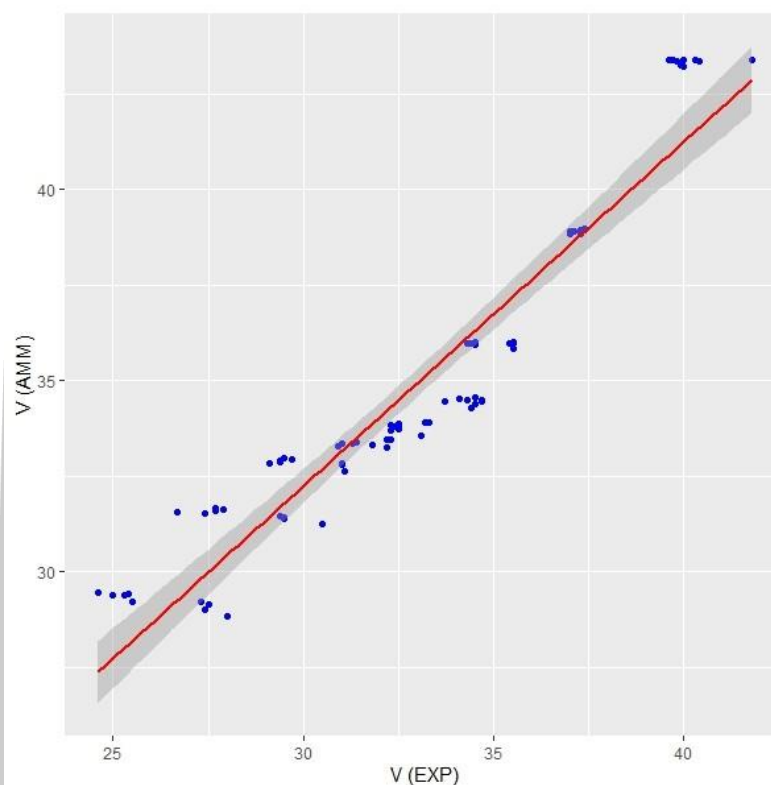
จากภาพที่ 61 เป็นการนำเอาผลการวิเคราะห์จากตารางการวิเคราะห์ความแม่นยำของการประมาณการจากตารางที่ 11 มาแสดงเป็นกราฟในเทอมของกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง V_ANN กับ V_EXP โดยจากแสดงข้อมูลที่ได้จากการประมาณการเป็นจุดสีน้ำเงิน และเส้นตรงกลางสีแดงแสดงถึงข้อมูลจริงที่ใช้ในการวัดความแม่นยำ โดยจากกราฟ มีค่า R หรือค่า “Correlation” เท่ากับ 0.991 หมายความว่าข้อมูลที่ได้จากการประมาณการมีความสัมพันธ์เชิงบวกและมีความสัมพันธ์สูงมาก กับข้อมูลการทำงานจริง ที่ค่า MAE ซึ่งบอกถึงความคลาดเคลื่อนของข้อมูลการประมาณการหรือจุดสีน้ำเงินกับข้อมูลจริงหรือเส้นสีแดงดังแสดงในกราฟ โดยการเอาข้อมูลลบด้วยข้อมูลจริงเพื่อให้ได้ความคลาดเคลื่อนหรือค่าความคลาดเคลื่อน หรือก็คือหาระยะทางระหว่างจุดข้อมูลถึงเส้นสีแดงแล้วใส่ค่าสัมบูรณ์ เพื่อให้ค่าที่ได้เป็นบวกและนำมาหาค่าเฉลี่ย ถ้าค่าที่ได้มีค่าน้อย หมายความว่าค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของทั้งชุดข้อมูลมีค่าต่ำ โดยจากตารางค่า MAE ของโครงข่ายประสาทเทียมเท่ากับ 0.443 ที่ค่า MSE หรือ “Mean Square Error” คือการหาค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนแล้วยกกำลังสองโดยจากตาราง ค่า MSE เท่ากับ 0.318 ซึ่งยังไม่สามารถบอกความแม่นยำได้เท่าเท่าที่ควรดังนั้นจึงนำค่า MSE มาหารากที่สอง (square root) จะได้ค่า RMSE จากกราฟค่า RMSE เท่ากับ 0.564 บ่งบอกว่าการประมาณการด้วยวิธีการแบบ ANN โดยเฉลี่ยแล้วผิดจากค่าจริง เท่ากับ ± 0.564 จุด และสุดท้าย ค่า R-Square บ่งบอกความแม่นยำของโมเดลการประมาณการ จากตาราง ค่า R-Square เท่ากับ 0.982 แสดงว่าโมเดลแบบ ANN มีความแม่นยำในการประมาณการเท่ากับ 98.2 เปอร์เซนต์ ซึ่งเป็นเทคนิคที่ให้ค่าความแม่นยำสูงที่สุดนั่นเอง





ภาพที่ 62 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลการทดลอง (V_EXP) กับข้อมูลจากแบบจำลอง MLR (V_MLR)

จากภาพที่ 62 กราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง V_EXP กับ V_MLR มีค่า R หรือค่า “Correlation” เท่ากับ 0.982 หมายความว่าข้อมูลที่ได้จากการประมาณการมีความสัมพันธ์เชิงบวก และมีความสัมพันธ์สูงมากกับข้อมูลการทำงานจริง โดยค่า MAE ซึ่งบอกถึงความคลาดเคลื่อนของข้อมูลการประมาณการหรือจุดสีน้ำเงินกับข้อมูลจริงหรือเส้นสีแดงดังแสดงในกราฟ โดยจากตารางค่า MAE ของ MLR เท่ากับ 0.665 ที่ค่า MSE เท่ากับ 0.625 พิจารณาที่ค่า $RMSE$ หรือค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง มีค่าเท่ากับ 0.791 บ่งบอกถึงว่าการประมาณการด้วย MLR โดยเฉลี่ยแล้ววิธีการดังกล่าวประมาณการผิดจากค่าจริง เท่ากับ ± 0.791 จุด สุดท้ายแล้วค่า R -Square มีค่าเท่ากับ 0.964 แสดงว่าโมเดลแบบ MLR มีความแม่นยำในการประมาณการเท่ากับ 96.4 เปอร์เซ็นต์



ภาพที่ 63 แสดงกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลการทดลอง (V_EXP) กับข้อมูลจากแบบจำลอง AMM (V_AMM)

ภาพที่ 63 แสดงเป็นกราฟในเทอมของกราฟสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง V_EXP กับ V_AMM ผลการวิเคราะห์ข้อมูลได้ค่า R เท่ากับ 0.95 แสดงว่าข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองมีความสัมพันธ์เชิงบวกกับข้อมูลการทดลอง โดยที่มีค่า MAE เท่ากับ 2.108 ค่า MSE เท่ากับ 5.547 เมื่อพิจารณาค่า RMSE หรือค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง พบว่ามีค่าเท่ากับ 2.335 บ่งบอกว่าการประมาณการด้วยวิธี AMM โดยเฉลี่ยให้ค่าผิดจากค่าจริง เท่ากับ ± 2.335 point สุดท้ายค่า R-Square จากตาราง ค่า R-Square เท่ากับ 0.902 แสดงว่าโมเดล AMM มีความแม่นยำในการประมาณการเท่ากับ 90.2 เปอร์เซ็นต์

ดังนั้นจากตารางที่ 14 และจากรูปภาพที่ 61, 62 และ 63 สามารถบอกได้ว่า วิธีการประมาณการด้วยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) มีความแม่นยำสูงที่สุดเมื่อเทียบกับวิธีการแบบสมการถดถอย (MLR) และแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM) ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยน้อยที่สุดเท่ากับ 0.443 มีการประมาณการผิดจากค่าจริงต่ำที่สุดเท่ากับ ± 0.564 และมีความแม่นยำของแบบจำลองการประมาณการสูงที่สุดเท่ากับ 0.982 หรือ 98.2 เปอร์เซ็นต์

บทที่ 5

สรุป

จากการดำเนินการสร้างโมเดลแบบจำลองการทำงานของเซลล์เชื้อเพลิงขนาด 1.2 kW ด้วยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ผ่านโปรแกรม LabVIEW และการวิเคราะห์ความแม่นยำของการประมาณการ โดยการเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ความแม่นยำในการประมาณการ กับวิธีแบบสมการถดถอย (MLR) และแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM) ที่ผ่านมา ผู้วิจัยสามารถสรุปผลได้ดังนี้

5.1 สรุปผลการวิจัย

ผลของการสร้างแบบจำลองเซลล์เชื้อเพลิงด้วยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ผ่านโปรแกรม LabVIEW และการวิเคราะห์ความแม่นยำในการประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้าสามารถสรุปเป็นหัวข้อได้ดังต่อไปนี้

5.1.1 ในการทดสอบโมเดลแบบจำลองคณิตศาสตร์ของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอนด้วยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) กำหนดตัวแปรขาเข้า คือ ความดันแก๊สไฮโดรเจน (P), กระแสไฟฟ้า (A) และอุณหภูมิ (Tem) และตัวแปรขาออก (output) กำหนดเป็นค่าแรงดันไฟฟ้า (V) โดยผลของการจำลองด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ได้ผลการประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้าใกล้เคียงกับการทำงานจริงของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอนขนาด 1.2 kw

5.1.2 พิจารณาสมการถดถอย (MLR) และแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM) เป็นตัวเปรียบเทียบความแม่นยำของการประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้าด้วยวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) โดยใช้ข้อมูลการทำงานจริงของเซลล์เชื้อเพลิง (EXP) เป็นข้อมูลอ้างอิงในการวิเคราะห์ความแม่นยำของการประมาณการ ได้ข้อสรุปดังนี้

1. จากการทดสอบสามารถบอกได้ว่า ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการประมาณการ (MAE) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) มีค่าเฉลี่ยความผิดพลาดน้อยที่สุดที่เท่ากับ 0.443 เมื่อเทียบกับสมการถดถอย (MLR) และแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM) ที่มีค่าเฉลี่ยความผิดพลาดเท่ากับ 0.665 และ 1.987 ตามลำดับ
2. พิจารณาที่ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE) และรากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (RMSE) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) มี

ความผิดพลาดน้อยที่สุดที่ 0.318 และ 0.564 ซึ่งสามารถบอกได้ว่าวิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) มีการประมาณการผิดพลาดจากค่าจริงเท่ากับ ± 0.564 ซึ่งมีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดเมื่อเทียบกับวิธีการแบบสมการถดถอย (MLR) และแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM) ที่มีการประมาณการผิดพลาดจากค่าจริงเท่ากับ ± 0.791 และ ± 2.335 ตามลำดับ

3. พิจารณาที่ค่าความสัมพันธ์ของตัวแปรต้นและตัวแปรตาม หรือ Correlation (R) โดยโครงข่ายประสาทเทียม (ANN), สมการถดถอย (MLR) และแบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM) มีค่า R เท่ากับ 0.991, 0.982 และ 0.95 จากผลดังกล่าวสามารถบอกได้ว่า โครงข่ายประสาทเทียมมีค่ามีความสัมพันธ์ระหว่างชุดข้อมูลที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.991 ซึ่งใกล้เคียงกับ 1 มากที่สุด
4. พิจารณาค่า R-Square บอกถึงความแม่นยำของวิธีการที่ใช้ในการประมาณการ โดยโครงข่ายประสาทเทียม (ANN), สมการถดถอย (MLR) และ แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM) มีความแม่นยำของการประมาณการเท่ากับ 0.982, 0.964 และ 0.902 ตามลำดับ

ดังนั้นจากการทดสอบที่ผ่านมาสามารถสรุปได้ว่า วิธีการแบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) มีความแม่นยำในการประมาณค่าแรงดันไฟฟ้าของเซลล์เชื้อเพลิงชนิดเยื่อแลกเปลี่ยนโปรตอน (PEMFC) สูงที่สุดเท่ากับ 0.982 หรือ 98.2 เปอร์เซ็นต์เมื่อเทียบกับวิธีการอื่น ๆ โดยสรุปแล้วการเปรียบเทียบจะให้เห็นถึงมุมมองที่เกี่ยวกับวิธีการใช้ประโยชน์ในการสร้างแบบจำลองที่แตกต่างกัน เพื่อให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการวิจัยและพัฒนาเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของเซลล์เชื้อเพลิงชนิด PEMFC โดยข้อมูลการเปรียบเทียบข้างต้นได้ให้ข้อมูลของวิธีการประมาณการที่เหมาะสมที่สุด ส่วนการนำไปใช้อาจแตกต่างกันออกไปตามความต้องการเฉพาะของการใช้งาน เช่น บางกรณีต้องการความแม่นยำสูง สามารถเลือกเอาวิธีแบบ ANN บางกรณีต้องการความสะดวกและเรียบง่ายในการใช้งานก็ควรเลือกรูปแบบ MLR และบางกรณีต้องการให้เกิดความเข้าใจในเชิงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับพฤติกรรมของเซลล์เชื้อเพลิงก็ควรเลือกรูปแบบ AMM

5.2 อุปสรรคในการวิจัย

5.2.1. เนื่องจากจำนวนข้อมูลการทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงที่ได้รับจากภาควิศวกรรมการไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรีมีจำนวนจำกัด และไม่สามารถทดสอบ

เอาข้อมูลเพิ่มเติมได้เนื่องจากอุปกรณ์ชำรุด จึงอาจทำให้การสร้างแบบจำลองต่าง ๆ เกิดความคลาดเคลื่อนในผลการศึกษายู่บ้าง

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1. เนื่องจากงานวิจัยเป็นการประมาณการผลการทดสอบที่มีมาแล้ว จึงควรมีการเพิ่มเติมผลการประมาณการของโครงข่ายประสาทเทียม ในการประมาณการค่าการทำงานล่วงหน้าเพื่อทดสอบประสิทธิภาพในการประมาณการของโครงข่ายประสาทเทียม

5.3.2. ควรเพิ่มการทดสอบเซลล์เชื้อเพลิงในสถานะที่มีการควบคุม และเปรียบเทียบผลการประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้าด้วยโครงข่ายประสาทเทียมกับการทำงานทางกายภาพของเซลล์เชื้อเพลิงในสภาวะการทำงานที่มีการควบคุมที่อุณหภูมิห้องซึ่งจะช่วยลดค่าการสูญเสียของเซลล์เชื้อเพลิง

5.3.3. ควรเพิ่มการทดสอบ Activation function โดยใช้สมการเพิ่มเติมเช่น Hyperbolic Tangent (tanh function), Rectified Linear Unit (ReLU) และ อื่น ๆ เพื่อให้ได้เห็นความแตกต่าง



บรรณานุกรม

- Al-bonsrulah, H., Alshukri, M., Alsabery, A., & Hashim, I. (2021). Numerical and Theoretical Study of Performance and Mechanical Behavior of PEM-FC Using Innovative Channel Geometrical Configurations. *Applied Sciences*, 11, 5597. <https://doi.org/10.3390/app11125597>
- Alshareefi, H., Lupu, C., Ismail, L., & Luu, D. (2021). The design and testing of a neural controller based on artificial neural network theory using LabVIEW facilities. *UPB Scientific Bulletin, Series C: Electrical Engineering*, 83, 2021.
- Andújar, J. M., & Segura, F. (2009). Fuel cells: History and updating. A walk along two centuries. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(9). <https://doi.org/10.1016/j.rser.2009.03.015>
- Ayar, M., & Karakoc, T. H. (2023). Decision mechanism between fuel cell types: A case study for small aircraft. *International Journal of Hydrogen Energy*, 48(60). <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2022.12.020>
- Bahadur Bhandari, D., Lal Pradhan Asso, B., Gyanu Subedi, N., & Deb Subedi Asso, K. (2019). Correlation and regression analysis using SPSS. *Journal.Oxfordcollege.Edu.Np*.
- Behling, N. (2013). Making fuel cells work. *Issues in Science and Technology*, 29(3).
- Bingham, G., & Miikkulainen, R. (2022). Discovering Parametric Activation Functions. *Neural Networks*, 148. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2022.01.001>
- Brusso, B. C. (2021). Electrochemistry and the development of the hydrogen fuel cell [history]. *IEEE Industry Applications Magazine*, 27(5). <https://doi.org/10.1109/MIAS.2021.3086965>
- Cassidy, M., Gamble, S., & Irvine, J. T. S. (2015). Application of Exsolved Structures as a Route to More Robust Anodes for Improved Biogas Utilisation in SOFCs. *ECS Meeting Abstracts*, MA2015-03(1). <https://doi.org/10.1149/ma2015-03/1/155>
- Chen, K., Laghrouche, S., & Djerdir, A. (2021). Prognosis of fuel cell degradation under different applications using wavelet analysis and nonlinear autoregressive

- exogenous neural network. *Renewable Energy*, 179, 802–814.
<https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.07.097>
- CHO, D.-H. (2015). A Study on the Heat Transfer Performance of Dimpled Double Pipe Heat Exchanger on a Fuel Cell. *Journal of Fisheries and Marine Sciences Education*, 27, 1727–1733. <https://doi.org/10.13000/JFMSE.2015.27.6.1727>
- Costa, V. (2016). Correlation and regression. *Fundamentals of Statistical Hydrology*, 391–440. https://doi.org/10.1007/978-3-319-43561-9_9
- Costa, V. (2017). Correlation and regression. *Springer*.
- Dekel, D. R. (2018). Review of cell performance in anion exchange membrane fuel cells. *Journal of Power Sources*, 375. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2017.07.117>
- Douglas, D. L., & Liebhafsky, H. A. (1960). Fuel cells: History, operation, and applications. *Physics Today*, 13(6). <https://doi.org/10.1063/1.3056989>
- Fuel Cell & Hydrogen Energy Association. (2017). How Do Fuel Cell Electric Vehicles Work Using Hydrogen? *Key Components of a Hydrogen Fuel Cell Electric Car*.
- Garbin, C., Zhu, X., & Marques, O. (2020). Dropout vs. Batch normalization: An empirical study of their impact to deep learning. *Multimedia Tools and Applications*, 79(19–20). <https://doi.org/10.1007/s11042-019-08453-9>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT press.
- Goodfellow, I. J. (2015). Deep Feedforward Networks. *Deep Learning Book*, 1.
- He, J. (2011). *Control of a Fuel Delivery System for Polymer Electrolyte Membrane Fuel Cells based on a Two-Phase Transient Model*.
- Huo, W., Li, W., Zhang, Z., Sun, C., Zhou, F., & Gong, G. (2021). Performance prediction of proton-exchange membrane fuel cell based on convolutional neural network and random forest feature selection. *Energy Conversion and Management*, 243, 114367.
- Jawad, N. H., Yahya, A. A., Al-Shathr, A. R., Salih, H. G., Rashid, K. T., Al-Saadi, S., Abdulrazak, A. A., Salih, I. K., Zrelli, A., & Alsathy, Q. F. (2022). Fuel Cell Types, Properties of Membrane, and Operating Conditions: A Review. *Sustainability (Switzerland)*, 14(21). <https://doi.org/10.3390/su142114653>
- Jinnouchi, R., Kudo, K., Kodama, K., Kitano, N., Suzuki, T., Minami, S., Shinozaki, K., Hasegawa, N., & Shinohara, A. (2021). The role of oxygen-permeable ionomer for

- polymer electrolyte fuel cells. *Nature Communications*, 12.
<https://doi.org/10.1038/s41467-021-25301-3>
- Jourdani, M., Mounir, H., & El Marjani, A. (2017). Numerical simulation of the performance of proton exchange membrane fuel cell with different membrane geometries. *Journal of Mechanical Engineering and Sciences*, 11, 2941–2951.
<https://doi.org/10.15282/jmes.11.3.2017.14.0265>
- Khrisat, M. S., & Alqadi, Z. A. (2022). Solving multiple linear regression problem using artificial neural network. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 12(1). <https://doi.org/10.11591/ijece.v12i1.pp770-775>
- Kodosky, J. (2020). LabVIEW. *Proc. ACM Program. Lang.*, 4(HOPL).
<https://doi.org/10.1145/3386328>
- Köster, V. (2012). How Do Fuel Cells Work? *ChemViews*.
<https://doi.org/10.1002/chemv.201200016>
- Lee, J. H., Delbruck, T., & Pfeiffer, M. (2016). Training deep spiking neural networks using backpropagation. *Frontiers in Neuroscience*, 10(NOV).
<https://doi.org/10.3389/fnins.2016.00508>
- Li, Y., Wang, N., Shi, J., Hou, X., & Liu, J. (2018). Adaptive Batch Normalization for practical domain adaptation. *Pattern Recognition*, 80.
<https://doi.org/10.1016/j.patcog.2018.03.005>
- Lillicrap, T. P., Santoro, A., Marris, L., Akerman, C. J., & Hinton, G. (2020). Backpropagation and the brain. *Nature Reviews Neuroscience*, 21(6).
<https://doi.org/10.1038/s41583-020-0277-3>
- Liu, L., Jiang, H., He, P., Chen, W., Liu, X., Gao, J., & Han, J. (2019). On the variance of the adaptive learning rate and beyond. *arXiv Preprint arXiv:1908.03265*.
- MacFarland, T., & Yates, J. (2020). *Oneway Analysis of Variance (ANOVA)*. 293–359.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-62404-0_5
- Maniatopoulos, A., & Mitianoudis, N. (2021). Learnable Leaky ReLU (LeLeLU): An Alternative Accuracy-Optimized Activation Function. *Information (Switzerland)*, 12(12). <https://doi.org/10.3390/info12120513>
- Olaru, A., & Olaru, S. (2012). Assisted research of the neural network with LabVIEW instrumentation. *Advanced Materials Research*, 403, 97–104.

- Omran, A., Lucchesi, A., Smith, D., Alaswad, A., Amiri, A., Wilberforce, T., Sodré, J. R., & Olabi, A. G. (2021). Mathematical model of a proton-exchange membrane (PEM) fuel cell. *International Journal of Thermofluids*, 11, 100110. <https://doi.org/10.1016/j.ijft.2021.100110>
- Ortiz-Rivera, E. I., Reyes-Hernandez, A. L., & Febo, R. A. (2007). *Understanding the history of fuel cells*. <https://doi.org/10.1109/HEP.2007.4510259>
- Özcelep, Y., Sevgen, S., & Samli, R. (2020). A study on the hydrogen consumption calculation of proton exchange membrane fuel cells for linearly increasing loads: Artificial Neural Networks vs Multiple Linear Regression. *Renewable Energy*, 156. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.04.085>
- Pham, T. B., Singh, S. K., & Ly, H.-B. (2020). Using Artificial Neural Network (ANN) for prediction of soil coefficient of consolidation. *Vietnam Journal of Earth Sciences*, 42(4), 311–319. <https://doi.org/10.15625/0866-7187/42/4/15008>
- Qinghe, L., Liu, Z., Sun, Y., Yang, S., & Deng, C. (2021). A review on temperature control of proton exchange membrane fuel cells. *Processes*, 9(2). <https://doi.org/10.3390/pr9020235>
- Sada, S. (2021). Improving the predictive accuracy of artificial neural network (ANN) approach in a mild steel turning operation. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 112. <https://doi.org/10.1007/s00170-020-06405-4>
- Salim, R., Nabag, M., Noura, H., & Fardoun, A. (2015). The parameter identification of the Nexa 1.2 kW PEMFC's model using particle swarm optimization. *Renewable Energy*, 82, 26–34. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2014.10.012>
- Salimi Nanadegani, F., Nemati Lay, E., Iranzo Paricio, J. A., Salva, J. A., & Sunden, B. (2020). On neural network modeling to maximize the power output of PEMFCs. *Electrochimica Acta*, 34810, 136345.
- Samad, S., Loh, K. S., Wong, W. Y., Lee, T. K., Sunarso, J., Chong, S. T., & Wan Daud, W. R. (2018). Carbon and non-carbon support materials for platinum-based catalysts in fuel cells. *International Journal of Hydrogen Energy*, 43(16). <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2018.02.154>

- Sathishkumar, S., Praveenkumar, S., Vetrivel, A., & Vidhyasri, E. (2016). *Design and Analysis of Flow Field Geometry Designs of Proton Exchange Membrane (Pem) Fuel Cell*.
- Shao, M., Zhu, X.-J., Cao, H.-F., & Shen, H.-F. (2014). An artificial neural network ensemble method for fault diagnosis of proton exchange membrane fuel cell system. *Energy*, 67, 268–275.
- Spiegel, C. (2017). History of Fuel Cells. *Fuel Cell Basics*.
- Stastny, B. J., & Lehner, P. E. (2018). Comparative evaluation of the forecast accuracy of analysis reports and a prediction market. *Judgment and Decision Making*, 13(2). <https://doi.org/10.1017/s1930297500007105>
- Stošović, M. A., & Litovski, V. (2017). Applications of artificial neural networks in electronics. *Electronics*, 22(2). <https://doi.org/10.7251/ELS1721087A>
- Tsumoto, Y., & Tsumoto, S. (2011). Correlation and Regression Analysis for Characterizations of a University Hospital. *The Review of Socionetwork Strategies*, 5(2), 43–55. <https://doi.org/10.1007/S12626-010-0020-Z>
- Wang, Y., Li, Y., Song, Y., & Rong, X. (2020). The influence of the activation function in a convolution neural network model of facial expression recognition. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(5). <https://doi.org/10.3390/app10051897>
- Wilberforce, T., & Olabi, A. G. (2020). Performance prediction of proton exchange membrane fuel cells (PEMFC) using adaptive neuro inference system (ANFIS). *Sustainability*, 12(12), 4952.
- Wright, L. G., Onodera, T., Stein, M. M., Wang, T., Schachter, D. T., Hu, Z., & McMahon, P. L. (2022). Deep physical neural networks trained with backpropagation. *Nature*, 601(7894). <https://doi.org/10.1038/s41586-021-04223-6>
- Wu, Y., & Feng, J. (2018). Development and Application of Artificial Neural Network. *Wireless Personal Communications*, 102(2), 1645–1656. <https://doi.org/10.1007/s11277-017-5224-x>
- Xu, J. (2023). State of the Arts of Hydrogen Fuel Cell Vehicles. *Highlights in Science, Engineering and Technology*, 43. <https://doi.org/10.54097/hset.v43i.7414>

- Yang, M., Zhang, L., Li, T.-Y., Yousefi, N., & Li, Y.-K. (2021). Optimal model identification of the PEMFCs using optimized rotor hopfield neural network. *Energy Reports*, 7, 3655–3663.
- Yurukcu, M., Yurtsever, F. M., Demirel, S., Saldaña, J., & Murat Sari, M. (2021). Chapter Five—Advanced materials for next-generation fuel cells. *Sustainable Materials for Transitional and Alternative Energy*, 2, 213–266.
<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-824379-4.00003-3>
- Zhang, Z., Zhang, J., Hu, S., & Zhang, T. (2023). An effective equivalent stiffness model combined with equivalent beam model to predict the contact pressure distribution for a large PEM fuel cell stack. *International Journal of Hydrogen Energy*, 48(30). <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2022.07.224>
- Zhou, W., Yang, L., Cai, Y., & Ying, T. (2018). Dynamic programming for new energy vehicles based on their work modes Part II: Fuel cell electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 407. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2018.10.048>
- ชัยเสนา, ก. (2018). การ ศึกษา สมรรถนะ ของ เซลล์ เชื้อเพลิง ชนิด ออกไซด์ แข็ง โดย ใช้ แบบจำลอง เชิง ตัวเลข. *Buuir.Buu.Ac.Th*.
- ถมยา, อ. (2020). ประสิทธิภาพ เซลล์ เชื้อเพลิง ชนิด เมม เบรน แลกเปลี่ยน โปรตอน มี ผล ต่อ แรงดัน. *Ph03.Tci-Thaijo.Org*.
- ปนัดดา แสงแก้ว. (2554). การ ศึกษา และ วิเคราะห์ การ ผลิต ไฟฟ้า จาก เซลล์ เชื้อเพลิง ขนาด 1.2 kW ชนิด Proton exchange membrane fuel cell (PEMFC) ร่วม กับ Matlab/Simulation.
- เริงฤทธิ์, ว. (2002). ระบบ ควบคุม สำหรับ หน่วย ทดสอบ เซลล์ เชื้อเพลิง พี อี เอ็ม แบบ เซลล์ เดียว.
- เลขพัฒน์, ส., & ทิมทรัพย์, ส. (2014). “เซลล์เชื้อเพลิง” แหล่งพลังงานทดแทนในอนาคต. *วารสารวิชาการมหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเซีย ฉบับวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี (Online)*, 7(1), 1–10.

ภาคผนวก ก

ผลการทดสอบการประมาณการค่าแรงดันไฟฟ้า



ผลการประมาณการแรงดันไฟฟ้าด้วยวิธีการทางกายภาพของเซลล์เชื้อเพลิง (EXP), โครงข่ายประสาทเทียม (ANN), สมการถดถอย (MLR) และ แบบจำลองเชิงวิเคราะห์ (AMM)

<i>P (Bar)</i>	<i>A (Ampere)</i>	<i>T('c)</i>	<i>V (EXP)</i>	<i>V (ANN)</i>	<i>V (MLR)</i>	<i>V (AMM)</i>
<i>1bar</i>	1	30	41.8	39.825	39.399	43.396
	5	32.8	37.3	37.569	38.056	38.853
	10	35.2	35.4	35.356	36.285	35.972
	15	41	33.7	34.026	34.802	34.476
	20	49.9	32.5	33.134	33.582	33.749
	25	56	31.8	32.204	32.125	33.324
	30	63	31.1	31.202	30.743	32.653
	35	65	30.5	29.696	28.938	31.241
	40	68	28	27.939	27.218	28.837
<i>2bar</i>	1	32	40.3	39.927	39.361	43.384
	5	33	37.1	37.469	37.866	38.909
	10	36.2	35.5	35.323	36.162	36.005
	15	41.1	34.5	33.931	34.603	34.551
	20	48.1	33.2	32.944	33.222	33.908
	25	55	32.3	32.001	31.832	33.467
	30	62	31	30.93	30.451	32.809
	35	64.2	29.5	29.347	28.663	31.394
	40	67	27.4	27.529	26.925	29.003
<i>3bar</i>	1	33	39.6	39.91	39.238	43.386
	5	34	37	37.446	37.743	38.913
	10	38	35.5	35.341	36.108	35.985
	15	43.5	34.1	33.942	34.599	34.517
	20	50	33.3	32.892	33.176	33.898
	25	57	32.2	31.908	31.794	33.461
	30	63.2	31	30.748	30.345	32.838
	35	64.9	29.5	29.073	28.515	31.443

	40	65	27.5	27.054	26.548	29.146
4bar	1	34.1	40.4	39.903	39.124	43.377
	5	36.8	37	37.599	37.773	38.848
	10	43.2	35.5	35.603	36.341	35.845
	15	51.8	34.4	34.264	35.096	34.279
	20	61	33.1	33.235	33.901	33.576
	25	65	32.2	32.074	32.265	33.243
	30	65.8	31	30.63	30.358	32.803
	35	66	29.4	28.817	28.400	31.458
	40	64.1	27.3	26.652	26.264	29.228
5bar	1	35	39.8	39.871	38.993	43.369
	5	35.5	37.1	37.345	37.455	38.913
	10	40.2	34.3	35.275	35.879	35.969
	15	49	34.5	33.998	34.651	34.401
	20	58.5	32.3	32.986	33.481	33.695
	25	64.5	30.9	31.867	32.015	33.299
	30	65.5	29.1	30.351	30.125	32.853
	35	64.9	27.4	28.414	28.100	31.535
	40	60	25.3	26.06	25.709	29.4
6bar	1	40.2	40	40.361	39.226	43.222
	5	36.1	37.3	37.276	37.299	38.912
	10	41	34.5	35.216	35.740	35.964
	15	47.8	34.7	33.811	34.341	34.464
	20	57	32.5	32.769	33.147	33.772
	25	63.8	31.3	31.635	31.749	33.354
	30	66	29.4	30.1	29.960	32.87
	35	64.5	26.7	28.047	27.858	31.58
	40	66	25.5	26.098	26.011	29.239
7bar	1	35	39.7	39.587	38.578	43.402
	5	35.2	37.3	37.059	37.015	38.955

	10	39.9	34.5	35.019	35.439	36.015
	15	47	34.3	33.638	34.066	34.51
	20	56.1	32.4	32.564	32.863	33.825
	25	64	31	31.429	31.558	33.375
	30	65.2	29.4	29.76	29.685	32.924
	35	65	27.7	27.734	27.693	31.592
	40	62	25	25.537	25.464	29.394
8bar	1	40	39.9	40.046	38.794	43.26
	5	35.5	37.3	36.957	36.833	38.959
	10	41.5	34.4	35.006	35.367	35.981
	15	49	34.7	33.608	34.028	34.465
	20	55	32.5	32.333	32.562	33.88
	25	64.8	31.3	31.242	31.418	33.374
	30	65.1	29.7	29.447	29.469	32.951
	35	64.2	27.9	27.333	27.418	31.641
	40	62	25.4	25.23	25.256	29.417
9bar	1	36.1	40	39.428	38.256	43.393
	5	35.5	37.4	36.822	36.625	38.971
	10	41.2	34.5	34.853	35.134	36.004
	15	48.8	34.7	33.449	33.804	34.488
	20	57.3	32.3	32.263	32.550	33.827
	25	64.5	31.4	30.981	31.185	33.405
	30	65.1	29.5	29.128	29.261	32.972
	35	63.5	27.7	26.941	27.151	31.684
	40	61	24.6	24.883	24.964	29.468

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นาย ชรินทร์ คำวันดี
วันเกิด	27/04/39
สถานที่เกิด	291 หมู่ที่1 ต. ไร่ อ. พรรณานิคม จ. สกลนคร
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	63/4 หมู่ที่ 20 ต. ขามเรียง อ. กันทรวิชัย จ. มหาสารคาม
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2557 มัธยมศึกษาและมัธยมปลาย โรงเรียนสกลราชวิทยานุกูล พ.ศ. 2561 ปริญญาตรี คณะวิทยาศาสตร์ สาขา พลังงาน มหาวิทยาลัย มหาสารคาม พ.ศ. 2567 ปริญญาโท คณะวิทยาศาสตร์ สาขา พลังงาน มหาวิทยาลัย มหาสารคาม
ทุนวิจัย	ทุนวิจัยประยุกต์ ปริญญาโท

พูน ปณ ทัต ชีเว