

การพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์สำหรับการทำนายพารามิเตอร์ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์โดยใช้
โครงข่ายประสาทเทียม



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาปิโตรเคมีและวิทยาศาสตร์พอลิเมอร์ สาขาวิชาปิโตรเคมีและวิทยาศาสตร์พอลิเมอร์

คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2565

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

DEVELOPMENT OF SOFT SENSOR FOR CARBON DIOXIDE ADSORPTION PARAMETERS
PREDICTION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Science in Petrochemistry and Polymer Science
Field of Study of Petrochemistry and Polymer Science

FACULTY OF SCIENCE

Chulalongkorn University

Academic Year 2022

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์สำหรับการทำนายพารามิเตอร์ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
โดย	นายพงศ์พล ธวัชบัณฑิต
สาขาวิชา	ปิโตรเคมีและวิทยาศาสตร์พอลิเมอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	รองศาสตราจารย์ ดร.เบญจพล เฉลิมสินสุวรรณ
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม	ดร.รัชชานนท์ เปี่ยมใจสว่าง

คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

.....	คณบดีคณะวิทยาศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.พลกฤษณ์ แสงวณิช)	
คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์	ประธานกรรมการ
.....	
(รองศาสตราจารย์ ดร.คณศ วังษ์ระวี)	
.....	อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(รองศาสตราจารย์ ดร.เบญจพล เฉลิมสินสุวรรณ)	
.....	อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม
(ดร.รัชชานนท์ เปี่ยมใจสว่าง)	
.....	กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ธีรวัฒน์ เสมอ)	
.....	กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ศศิธร สรรพอคำ)	

พงศ์พล รัชชบัณฑิต : การพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์สำหรับการทำนายพารามิเตอร์ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. (DEVELOPMENT OF SOFT SENSOR FOR CARBON DIOXIDE ADSORPTION PARAMETERS PREDICTION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK) อ.ที่ปรึกษาหลัก : รศ. ดร.เบญจพล เฉลิมสินสุวรรณ, อ.ที่ปรึกษาร่วม : ดร.รัชชานนท์ เปี่ยมใจสว่าง

การดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ในระดับโรงงานอุตสาหกรรมนั้นเป็นกระบวนการที่สำคัญในการลดปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ที่เป็นแก๊สเรือนกระจกในแก๊สไอเสียก่อนส่งออกสู่ชั้นบรรยากาศ ซึ่งการรู้ปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ที่ถูกดูดซับและเวลาที่การดูดซับเข้าสู่สมดุลจึงเป็นประโยชน์ในการวางแผนการดำเนินงานในอุตสาหกรรม ดังนั้นในงานวิจัยนี้ ศึกษาและพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายพารามิเตอร์ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาด้วยโครงสร้างที่มีจำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้นซ่อน ในแต่ละชั้นซ่อนประกอบด้วย 10 เซลล์ประสาท และฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อนและชั้นส่งออกคือ ฟังก์ชันแทนซิกมอยด์มีประสิทธิภาพสูงสุด จากนั้นนำโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างดังกล่าวไปใช้ในการศึกษาผลของสมการทางจลนศาสตร์และนำตัวแปรส่งออกไปแทนค่าในสมการทางจลนศาสตร์เพื่อสร้างเส้นโค้งของดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ เส้นโค้งที่สร้างจากสมการของปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียมมีค่าเฉลี่ยของค่า R-square สูงสุดคือ 0.8731 และค่าเฉลี่ยของค่า RMSE ต่ำที่สุดคือ 0.2358 จากนั้นนำโครงข่ายประสาทเทียมไปพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์โดยเริ่มจากการแปลงโครงข่ายประสาทเทียมให้เป็นโปรแกรมที่เป็นภาษาไพทอน และนำโปรแกรมนี้ไปใส่ใน Raspberry pi 4 model b ตัวแปรนำเข้าทั้งหมดจะถูกคำนวณผ่านโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้แปลงเป็นภาษาไพทอนแล้ว และส่งค่าตัวแปรส่งออกไปแสดงค่าผ่านแพลตฟอร์ม Grafana ซึ่งเป็นแพลตฟอร์มที่สะดวกและรวดเร็ว และสามารถรายงานค่าในเวลาจริงได้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สาขาวิชา	ปิโตรเคมีและวิทยาศาสตร์พอลิเมอร์	ลายมือชื่อนิสิต
ปีการศึกษา	2565	ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก
		ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาร่วม

6372040023 : MAJOR PETROCHEMISTRY AND POLYMER SCIENCE

KEYWORD: CARBON DIOXIDE, Raspberry pi, Artificial Neural Networks, Soft sensor, Carbon Dioxide Adsorption Process

Pongpon Tawatbundit : DEVELOPMENT OF SOFT SENSOR FOR CARBON DIOXIDE ADSORPTION PARAMETERS PREDICTION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK. Advisor: Assoc. Prof. BENJAPON CHALERMSINSUWAN, Ph.D. Co-advisor: Ratchanon Piemjaiswang, Ph.D.

The carbon dioxide adsorption process on an industrial scale plays a crucial role in reducing the emission of carbon dioxide into the atmosphere. Understanding the amount of carbon dioxide adsorbed and the time it takes to reach equilibrium is essential for effective planning in the industry. In this research, an artificial neural network was developed to predict parameters related to carbon dioxide adsorption. The neural network was designed with two hidden layers, each consisting of 10 neurons. Tan - Sigmoid functions were used as the activation functions in both the hidden and output. The neural network was then employed to examine the impact of kinetic equations on the adsorption process. By substituting the output variables into the kinetic equations, a carbon dioxide adsorption capacity curve was constructed. Among the kinetic equations, the curves generated from pseudo-first order reactions exhibited the highest mean R-square value of 0.8731 and the lowest mean RMSE value of 0.2358. To implement the neural network, it was converted into a Python program and deployed on a Raspberry Pi 4 Model B. This enables the computation of all input variables using the converted Python neural network. The resulting output variable values, including carbon dioxide adsorption at equilibrium, the pseudo-first-rate reaction speed constant, and the time required to reach equilibrium, are displayed, and reported in real-time using the Grafana platform. Grafana offers a convenient and efficient solution for monitoring and reporting these values.

Field of Study:	Petrochemistry and Polymer Science	Student's Signature
Academic Year:	2022	Advisor's Signature
		Co-advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เรื่องการพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการทำนายพารามิเตอร์ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ สำเร็จลุล่วงด้วยดีเนื่องจากผู้วิจัยได้รับความอนุเคราะห์และช่วยเหลืออย่างสูงจากบุคคลหลายท่าน จึงขอขอบคุณไว้ ณ โอกาสนี้

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. เบญจพล เฉลิมสินสุวรรณ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้กรุณาให้ คำปรึกษา ชี้แนะแนวทางในการทำการทํางานวิจัยและข้อเสนอแนะที่เกี่ยวข้องกับการแก้ไขปรับปรุงงานวิจัย เพื่อให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร. คณศ วังษะระวี ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ชีรวัฒน์ เสมมาและผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ศศิธร สรรพอคำ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ที่ให้ความอนุเคราะห์เป็นกรรมการสอบและให้คำแนะนำ ข้อเสนอแนะและความคิดเห็นที่เป็นประโยชน์ต่อวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณคณาจารย์และเจ้าหน้าที่ทุกท่านในสหสาขาวิชาปิโตรเคมีและวิทยาศาสตร์พอลิเมอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่ได้ให้คำแนะนำและช่วยเหลือในการทำงานวิจัยนี้และอำนวยความสะดวก ในการวิจัย

ขอขอบคุณ ดร.ปรารภนา นิมมานเทอดวงศ์และดร.รัชชานนท์ เปี่ยมใจสว่าง ที่ถ่ายทอดความรู้และให้คำปรึกษาเกี่ยวข้องกับการดำเนินงานวิจัยและขอขอบคุณ ตลอดจน พี่ ๆ เพื่อน ๆ และน้อง ๆ ที่เป็นกำลังใจให้แก่ผู้วิจัยเสมอมา

สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา รวมถึงผู้มีพระคุณทุกท่านที่อยู่เบื้องหลังและได้ให้กำลังใจ คำปรึกษาและสนับสนุนในด้านต่าง ๆ แก่ผู้ทำวิจัยเสมอมาจนสำเร็จการศึกษา

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

พงศ์พล รัชชบัณฑิต

สารบัญ

	หน้า
.....	ค
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ง
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญรูปภาพ.....	ญ
บทที่ 1 บทนำ.....	12
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	12
1.2 วัตถุประสงค์.....	13
1.3 ขอบเขตงานวิจัย.....	13
1.4 ข้อยกเว้นงานวิจัย.....	13
1.5 คำจำกัดความของงานวิจัย.....	13
1.6 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย.....	14
1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	16
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	17
2.1 คาร์บอนไดออกไซด์ (Carbon dioxide).....	17
2.2 กระบวนการการดูดซับ (Adsorption process).....	18
2.2.1 สมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม (Pseudo-first order equation).....	19
2.2.2 สมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม (Pseudo-second order equation).....	19

2.2.3	สมการของอาฟรามี (Avrami's equation).....	20
2.3	การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning)	20
2.3.1	การเรียนรู้โดยมีผู้สอน (Supervised learning).....	20
2.3.2	การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning).....	21
2.3.3	การเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้สอน (Semi-supervised learning).....	21
2.3.4	การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement learning).....	21
2.4	โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network)	21
2.5	ซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ (Soft sensor).....	26
2.6	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	27
บทที่ 3	ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย.....	29
3.1	ศึกษางานวิจัยและตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์.....	30
3.2	การรวบรวมและจัดการข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์.....	31
3.3	การพัฒนาและทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการทำนายพารามิเตอร์ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์.....	41
3.4	การพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม	48
บทที่ 4	ผลการวิจัยและวิจารณ์ผลการทดลอง.....	53
4.1	ผลของการฝึกโครงข่ายประสาทเทียม	53
4.2	ผลของการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาทำนายค่าพารามิเตอร์ทั้งจลนศาสตร์	62
4.3	การนำโครงข่ายประสาทเทียมไปพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์	68
บทที่ 5	สรุปผลการทดลอง	75
5.1	สรุปผลการวิจัย.....	75
5.2	ข้อเสนอแนะ	76
บรรณานุกรม.....		77
ประวัติผู้เขียน.....		86



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1.1 ช่วงข้อมูลของข้อมูลนำเข้า ข้อมูลส่งออก ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์.....	14
ตารางที่ 1.2 ข้อกำหนดของโครงข่ายประสาทเทียม	15
ตารางที่ 3.1 ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย.....	35
ตารางที่ 3.2 ตารางแสดงชุดข้อมูลทดสอบที่ไม่เกี่ยวข้อง	40
ตารางที่ 3.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทุกชั้นซ่อนมีจำนวนเซลล์ประสาทเท่ากับ 3....	41
ตารางที่ 3.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทุกชั้นซ่อนมีจำนวนเซลล์ประสาทเท่ากับ 5....	42
ตารางที่ 3.5 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทุกชั้นซ่อนมีจำนวนเซลล์ประสาทเท่ากับ 7....	43
ตารางที่ 3.6 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทุกชั้นซ่อนมีจำนวนเซลล์ประสาทเท่ากับ 10..	44
ตารางที่ 3.7 ชุดข้อมูลทดสอบที่ไม่เกี่ยวข้องชุดที่สอง	48
ตารางที่ 4.1 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ทั้งหมด.....	54
ตารางที่ 4.2 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square จากตารางที่ 4.1 โดยพิจารณาแต่ละจำนวนเซลล์ประสาท	54
ตารางที่ 4.3 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square จากตารางที่ 4.1 โดยไม่สนใจผลของฟังก์ชันกระตุ้น.....	56
ตารางที่ 4.4 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ของโครงข่ายประสาทเทียมที่จำนวนเซลล์ประสาทและจำนวนชั้นซ่อนต่างกัน	57
ตารางที่ 4.5 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ในการเปรียบเทียบผลของฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นซ่อนและชั้นส่งออก	59
ตารางที่ 4.6 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ของโครงข่ายประสาทเทียมที่รูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้นและจำนวนชั้นซ่อนแตกต่างกัน	60
ตารางที่ 4.7 ผลของการทำนายตัวแปรส่งออกทั้ง 5 ตัวแปร.....	63
ตารางที่ 4.8 ค่า RMSE และค่า R-square ของเส้นโค้งที่สร้างจากตัวแปรจากการทำนายและตัวแปรที่เป็นค่าจริงจากตารางที่ 3.7.....	67

สารบัญรูปภาพ

	หน้า
รูปที่ 1.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม	15
รูปที่ 2.1 ภาพรวมของกระบวนการและระบบในการดักจับคาร์บอนไดออกไซด์ในโรงงานอุตสาหกรรม [2].....	18
รูปที่ 2.2 การดูดซับและคายออกของตัวถูกดูดซับบนพื้นผิวของตัวดูดซับ [5].....	18
รูปที่ 2.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม 3 ชั้น [16].....	23
รูปที่ 2.4 กระบวนการแพร่ย้อนกลับ [18].....	24
รูปที่ 2.5 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเส้นตรง [20].....	25
รูปที่ 2.6 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบลอกซิกมอยด์ [20].....	25
รูปที่ 2.7 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกมอยด์ [20].....	26
รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย.....	29
รูปที่ 3.2 ตัวอย่างของกราฟแสดงปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ต่อเวลา.....	31
รูปที่ 3.3 หน้าต่างของโปรแกรม Engauge Digitizer	32
รูปที่ 3.4 ตัวอย่างของตารางแสดงชุดข้อมูลที่ได้จากการนำกราฟในรูปที่ 3.2 มาสกัดผ่านโปรแกรม Engauge Digitizer	33
รูปที่ 3.5 เครื่องมือการปรับแต่งเส้นโค้ง.....	34
รูปที่ 3.6 ตัวอย่างตารางรวมค่า R-square	46
รูปที่ 3.7 ตัวอย่างตารางค่าเฉลี่ยของค่า R-square.....	47
รูปที่ 3.8 Raspberry pi 4 model b	49
รูปที่ 3.9 RS485 CAN HAT for Raspberry pi.....	49
รูปที่ 3.10 Industrial Grade RS485 Temperature & Humidity Sensor	50
รูปที่ 3.11 หน้าต่างของโปรแกรม MQTT Explorer	51
รูปที่ 3.12 หน้าต่างของแพลตฟอร์ม Grafana.....	52

รูปที่ 4.1 กราฟแสดงค่าเฉลี่ยของค่า R-square ในแต่ละจำนวนเซลล์ประสาท	55
รูปที่ 4.2 ผลของชั้นซ่อนในจำนวนเซลล์ประสาทที่ต่างกัน.....	56
รูปที่ 4.3 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ของชั้นซ่อนที่จำนวนเซลล์ประสาทแตกต่างกัน	58
รูปที่ 4.4 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ในแต่ละรูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้น	59
รูปที่ 4.5 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ที่รูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้นและจำนวนชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน	60
รูปที่ 4.6 แผนภูมิการเปรียบเทียบ (parity plot) ของการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโครงสร้างที่มีประสิทธิภาพสูงสุด	62
รูปที่ 4.7 แผนภูมิการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าที่ทำนายของค่าคงที่อัตราเร็วของสมการทางจลนศาสตร์ทั้ง 3 สมการจากข้อมูลในตารางที่ 4.7	63
รูปที่ 4.8 การกระจายของชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมก่อน (A) และหลัง (B) กำจัดค่าผิดปกติ.....	64
รูปที่ 4.9 กราฟจากการนำค่าของตัวแปรส่งออกที่ทำนายได้ที่อุณหภูมิ 40 องศาเซลเซียส	65
รูปที่ 4.10 กราฟจากการนำค่าของตัวแปรส่งออกที่ทำนายได้ที่อุณหภูมิ 50 องศาเซลเซียส	66
รูปที่ 4.11 กราฟจากการนำค่าของตัวแปรส่งออกที่ทำนายได้ที่อุณหภูมิ 60 องศาเซลเซียส	67
รูปที่ 4.12 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์.....	68
รูปที่ 4.13 อุปกรณ์ที่ใช้ในการพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์	68
รูปที่ 4.14 หน้าต่างของโปรแกรม Visual Studio Code ส่วนที่ 1.....	69
รูปที่ 4.15 หน้าต่างของโปรแกรม Visual Studio Code ส่วนที่ 2.....	70
รูปที่ 4.16 หน้าต่างของโปรแกรมสำหรับเขียนภาษาไพทอนในระบบปฏิบัติการ Linux.....	72
รูปที่ 4.17 หน้าต่างของโปรแกรม MQTT Explorer ในขณะที่มีการส่งค่ามาจาก Raspberry pi....	73
รูปที่ 4.18 หน้าต่างของแพลตฟอร์ม Grafana ที่แสดงค่าของตัวแปรที่นำเข้ามาจาก MQTT Broker	74

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันอุตสาหกรรมปิโตรเคมีเติบโตอย่างรวดเร็วตามความต้องการผลิตภัณฑ์ปิโตรเคมีที่เพิ่มสูงขึ้น สารตั้งต้นที่ใช้ในการผลิตผลิตภัณฑ์ปิโตรเคมีคือน้ำมันดิบ (crude oil) และแก๊สธรรมชาติ (natural gas) ซึ่งมีสารประกอบไฮโดรคาร์บอน (hydrocarbon) เป็นองค์ประกอบหลักและในแก๊สธรรมชาติยังมีคาร์บอนไดออกไซด์เป็นองค์ประกอบด้วย เมื่อสารประกอบไฮโดรคาร์บอนผ่านกระบวนการทางปิโตรเคมี เช่น กระบวนการผลิตเอทิลีนออกไซด์ (ethylene oxide) จะทำให้เกิดคาร์บอนไดออกไซด์ (carbon dioxide, CO₂) เป็นผลิตภัณฑ์ผลพลอยได้ (byproduct) [1] ซึ่งคาร์บอนไดออกไซด์เป็นแก๊สเรือนกระจก (greenhouse gas) ที่เป็นสาเหตุหลักของภาวะโลกร้อน จึงต้องมีการลดปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ [2, 3] หนึ่งในวิธีการลดปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์คือการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ กระบวนการการดูดซับเป็นกระบวนการแบบคัดเลือกจำเพาะในการดักจับองค์ประกอบหนึ่งในสารผสมหรือเรียกว่าตัวถูกดูดซับ (adsorbate) บนพื้นผิวของของอนุภาคของแข็งที่มีรูพรุนหรือตัวดูดซับ (adsorbent) [4] แต่การหาปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ที่ถูกดูดซับนั้นไม่สามารถวัดได้โดยตรงจะต้องผ่านกระบวนการและการคำนวณที่เฉพาะเจาะจง เช่น การหาพื้นผิวจำเพาะ (specific surface area) และการใช้วิธีการเชิงปริมาตร (volumetric method) [5] เพื่อหาความสามารถในการดูดซับของตัวดูดซับแต่ละตัว ซึ่งวิธีการเหล่านี้ต้องใช้เวลา เป็นกระบวนการที่ซับซ้อน และมีค่าใช้จ่ายสูง จึงต้องมีการหาวิธีแก้ปัญหานี้ วิธีที่สามารถทำนายปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ที่ถูกดูดซับได้รวดเร็ว ประหยัดและแม่นยำ คือ การใช้ซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ (soft sensor) ทั้งนี้ ซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ทำงานบนพื้นฐานของการคำนวณจากสมการทางคณิตศาสตร์ที่ได้มาจากการนำข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์มาหาความสัมพันธ์เพื่อสร้างสมการผ่านการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) [6, 7]

งานวิจัยนี้ต้องการพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์แบบใช้ข้อมูล (data-driven soft sensor) ที่สามารถทำนายปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ที่จุดสมดุลและปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ที่เวลาใด ๆ ได้ นอกจากนี้การทำนายปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ที่เวลาใด ๆ จะสามารถทำนายเวลาที่การดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์จะเข้าสู่จุดสมดุล ซึ่งในทางอุตสาหกรรม การทำนายเวลาที่การดูดซับจะเข้าสู่จุดสมดุล จะสามารถคำนวณเวลาที่จำเป็นต้องเปลี่ยนตัวดูดซับหรือนำตัวดูดซับไปเข้าสู่กระบวนการฟื้นฟูสภาพ (regeneration process) ซึ่งจะเป็นอีกแนวทางหนึ่งที่จะช่วยในการวางแผนการดำเนินการในอุตสาหกรรม

1.2 วัตถุประสงค์

- 1) พัฒนาและทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับทำนายพารามิเตอร์ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์
- 2) พัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายพารามิเตอร์ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์

1.3 ขอบเขตงานวิจัย

- 1) ข้อมูลและตัวแปรที่ใช้ในสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมถูกรวบรวมมาจากผลงานที่ถูกเผยแพร่ที่เกี่ยวกับการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ดังตารางที่ 1.1
- 2) พัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถทำนายพารามิเตอร์ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ผ่านโปรแกรม MATLAB
- 3) การพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์จะพัฒนาโดยใช้ raspberry pi 4 model b เป็นคอมพิวเตอร์บอร์ดเดี่ยว (single-board computer) และเซ็นเซอร์สำหรับตรวจวัดอุณหภูมิและความชื้น
- 4) การทดสอบประสิทธิภาพของซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์จะทดสอบโดยใช้แก๊สไอเสียจำลอง (simulated flue gas) และข้อมูลนำเข้าอื่น ๆ ที่ผ่านการป้อนเข้า

1.4 ข้อจำกัดงานวิจัย

- 1) ช่วงของข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองอยู่ในช่วงตามตารางที่ 1.1
- 2) โครงข่ายประสาทเทียมและซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์จะทำนายพารามิเตอร์ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ในช่วงข้อมูลตามตารางที่ 1.1

1.5 คำจำกัดความของงานวิจัย

- 1) **ซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ (soft sensor)** การรวมกันของคำว่าซอฟต์แวร์ (software) และเซ็นเซอร์ (sensor) เป็นการจำลองสัญญาณผ่านการคำนวณจากโปรแกรมคอมพิวเตอร์และข้อมูลออกเป็นสัญญาณคล้ายกับฮาร์ดแวร์เซ็นเซอร์ (hardware sensor)
- 2) **โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network)** เป็นส่วนหนึ่งของการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) โดยการจำลองการทำงานของระบบประสาททางชีววิทยาผ่านการคำนวณทางคณิตศาสตร์

1.6 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

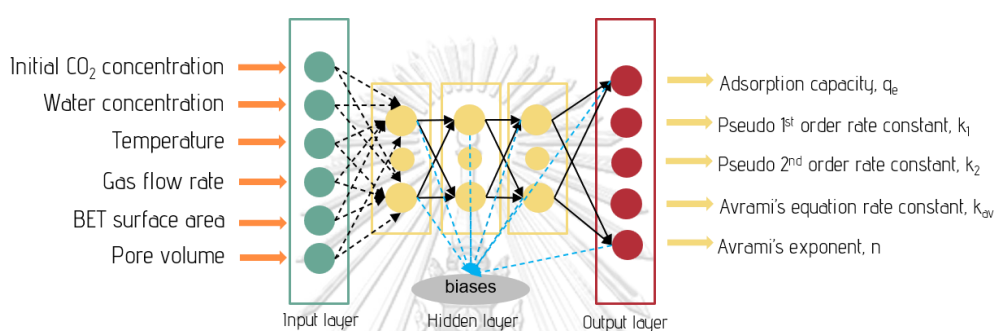
- 1) คำนวณค่าเอกสารและข้อมูลที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ การดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ โครงข่ายประสาทเทียม และซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์
- 2) รวบรวมและจัดการข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ของแต่ละตัวดูดซับเพื่อนำไปสร้างชุดข้อมูลดังตารางที่ 1.1

ตารางที่ 1.1 ช่วงข้อมูลของข้อมูลนำเข้า ข้อมูลส่งออก ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์

ข้อมูล	ช่วงข้อมูล	หน่วย
ข้อมูลนำเข้า		
ความเข้มข้นของคาร์บอนไดออกไซด์ในแก๊สไอเสีย	1 – 100	% Vol
ปริมาณของน้ำในแก๊สไอเสีย	0 – 22.5	% Vol
อุณหภูมิ	10 – 360	°c
อัตราการไหลของแก๊ส	0.6 – 32000	l/h
พื้นที่ผิวจำเพาะของตัวดูดซับ	0.33 – 3324	m ² /g
ปริมาตรของรูพรุนของตัวดูดซับ	0.35 – 2580	mm ³ /g
ข้อมูลส่งออก		
ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ที่จุดสมดุล	0.0317 – 18.7750	mmol/g
ค่าคงที่อัตราเร็วปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม	0.0082 – 3.9350	1/min
ค่าคงที่อัตราเร็วปฏิกิริยาอันดับสองเทียม	0.0003 – 45.0100	g/mmol min
ค่าคงที่ของการดูดซับแบบ Avrami	1.2×10^{-6} – 3.6990	1/min
ค่าแสดงกำลังของ Avrami	0.3014 – 2.3530	-

- 3) พัฒนาและทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการทำนายปริมาณของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์โดยลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมดังรูปที่ 1.1 และออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมดังตารางที่ 1.2
 - 3.1 ค้นหาอัลกอริทึมของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพในการทำนายสูงที่สุด [8]

- 3.2 ค้นหาจำนวนเซลล์ประสาท (neurons) ในชั้นซ่อน (hidden layer) และจำนวนของชั้นซ่อนที่มีความเหมาะสมและทำให้ประสิทธิภาพในการทำนายของโครงข่ายประสาทเทียมสูงที่สุด [8]
- 3.3 ค้นหาฟังก์ชันแลกเปลี่ยน (transfer function) ที่สามารถทำให้ประสิทธิภาพในการทำนายของโครงข่ายประสาทเทียมสูงที่สุด [9]
- 3.4 ทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการปรับปรุง โดยการเปรียบเทียบผลจากการทำนายกับค่าจริงจากชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ



รูปที่ 1.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

ตารางที่ 1.2 ข้อกำหนดของโครงข่ายประสาทเทียม

ลำดับ	รายการ	รายละเอียด
1	ประเภทโครงข่าย	Feed Forward Backpropagation (FFBP)
2	รูปแบบการฝึก	Levenburg-Marquardt (LM) backpropagation
3	การวัดประสิทธิภาพ	R, Root mean square error (RMSE)
4	รูปแบบการส่งข้อมูล	Hyperbolic tangent sigmoid (TANSIG) Logarithmic sigmoid (LOGSIG) Linear (PURELIN)
5	การแบ่งข้อมูล	แบบสุ่ม
6	จำนวนข้อมูลนำเข้า	6
7	จำนวนข้อมูลส่งออก	5
8	จำนวนชั้นซ่อน	1 – 6
9	จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อน	3, 5, 7 และ 10

- 4) พัฒนาและทดสอบซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ที่ใช้ในการวัดปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ซอฟต์แวร์ประกอบด้วย คอมพิวเตอร์บอร์ดเดี่ยว (single board computer) ตัวตรวจวัดอุณหภูมิ (temperature sensor) และตัวตรวจวัดความชื้น (humidity sensor) แสดงผลผ่านจอ LCD หรือส่งข้อมูลไปยังอีเมล และทดสอบประสิทธิภาพของซอฟต์แวร์ที่ผ่านการปรับปรุงโดยการเปรียบเทียบผลจากการทำนายกับผลจากการตรวจวัดด้วยเครื่องมือมาตรฐาน
- 5) วิเคราะห์ข้อมูล สรุปผล และเขียนวิทยานิพนธ์

1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1) โครงข่ายประสาทเทียมและซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ที่สามารถทำนายพารามิเตอร์ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์

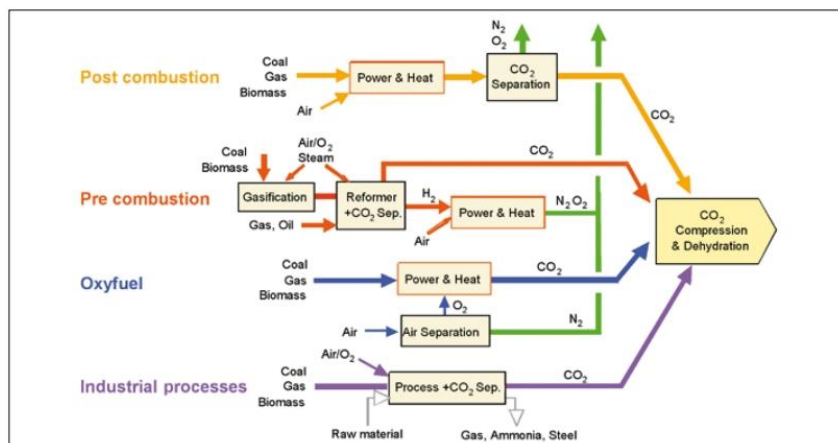
บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 คาร์บอนไดออกไซด์ (Carbon dioxide)

คาร์บอนไดออกไซด์เป็นแก๊สที่ไม่มีสี และไม่มีกลิ่นที่ความเข้มข้นต่ำ แต่เมื่อความเข้มข้นสูงจะมีกลิ่นฉุนและเป็นกรด คาร์บอนไดออกไซด์ที่ถูกปล่อยสู่ชั้นบรรยากาศมาจากการใช้ชีวิตประจำวันของมนุษย์ การขนส่ง การผลิตพลังงานและการดำเนินงานในระบบอุตสาหกรรม [3] ส่วนคาร์บอนไดออกไซด์ในอุตสาหกรรมปิโตรเคมีมีที่มาจากสองแหล่ง คือ เป็นส่วนประกอบในสารตั้งต้นทั้งในน้ำมันดิบและแก๊สธรรมชาติ และเป็นผลิตภัณฑ์ผลพลอยได้จากการนำสารตั้งต้นไปผ่านกระบวนการและปฏิกิริยาทางปิโตรเคมี [1] เช่น กระบวนการผลิตเอทิลีนออกไซด์ (ethylene oxide) และกระบวนการผลิตแอมโมเนีย (ammonia) จะได้คาร์บอนไดออกไซด์ที่มีความบริสุทธิ์สูงหรืออยู่ในรูปแก๊สไอเสียที่เกิดจากเผาไหม้ของน้ำมันเชื้อเพลิงและแก๊สเชื้อเพลิง เป็นต้น [2]

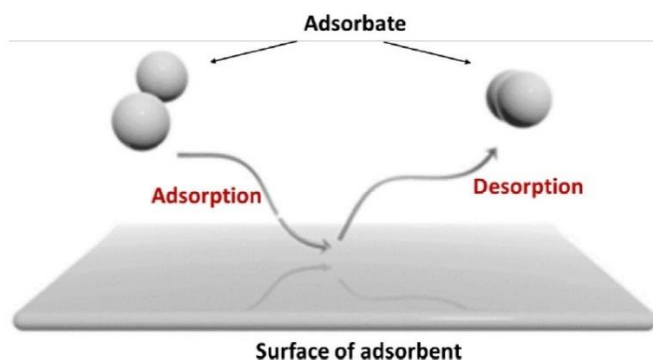
คาร์บอนไดออกไซด์เป็นแก๊สเรือนกระจกที่เป็นสาเหตุหลักของภาวะโลกร้อน การเพิ่มขึ้นของปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ในชั้นบรรยากาศส่งผลให้อุณหภูมิภายในชั้นบรรยากาศของโลกสูงส่งผลให้เกิดปัญหาสิ่งแวดล้อม เช่น การละลายของภูเขาน้ำแข็งบริเวณขั้วโลกที่เป็นกำลังเป็นปัญหาที่ได้รับความสนใจจากทั่วโลก [10] และคาร์บอนไดออกไซด์ยังส่งผลกระทบต่อมนุษย์และสัตว์ทั้งในระยะสั้นและระยะยาว [11] จึงต้องมีการลดปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์โดยการดักจับ ใช้ประโยชน์ และกักเก็บ (carbon dioxide capture, utilization storage, CCUS) เพื่อแยกคาร์บอนไดออกไซด์ออกจากแก๊สที่จะถูกปล่อยสู่ชั้นบรรยากาศ [1, 2] กระบวนการดักจับคาร์บอนไดออกไซด์มีด้วยกันหลายกระบวนการ แต่ในงานวิจัยนี้ศึกษากระบวนการดูดซับ (adsorption process) เพราะเป็นกระบวนการพื้นฐานและสามารถนำไปใช้ในระดับโรงงานอุตสาหกรรมได้จริง



รูปที่ 2.1 ภาพรวมของกระบวนการและระบบในการดักจับคาร์บอนไดออกไซด์ในโรงงานอุตสาหกรรม [2]

2.2 กระบวนการการดูดซับ (Adsorption process)

กระบวนการการดูดซับเป็นกระบวนการแบบคัดเลือกจำเพาะในการดักจับองค์ประกอบหนึ่งในสารผสมหรือเรียกว่าตัวถูกดูดซับ (adsorbate) บนพื้นผิวของของอนุภาคของแข็งที่มีรูพรุนหรือตัวดูดซับ (adsorbent) [4] กระบวนการการดูดซับแบ่งออกเป็น 2 ประเภทตามอันตรกิริยาระหว่างตัวดูดซับและตัวถูกดูดซับ ประเภทที่หนึ่ง คือ การดูดซับเชิงเคมี (chemisorption) การดูดซับประเภทนี้ตัวดูดซับและตัวถูกดูดซับจะเกิดอันตรกิริยาต่อกันด้วยการเกิดปฏิกิริยาเคมีระหว่างตัวถูกดูดซับกับผิวของตัวดูดซับ เช่น เกิดการแลกเปลี่ยนอิเล็กตรอนระหว่างตัวดูดซับและตัวถูกดูดซับ หรือเกิดพันธะเคมี (covalent, ionic, and hydrogen bonding) เป็นต้น ประเภทที่สอง คือ กระบวนการการดูดซับเชิงกายภาพ (Physisorption) การดูดซับประเภทนี้ตัวถูกดูดซับและตัวดูดซับจะเกิดอันตรกิริยาต่อกันด้วยแรงแวนเดอวาลส์ (Van der Waals forces) หรือแรงกระทำทางไฟฟ้า (electrostatic forces)



รูปที่ 2.2 การดูดซับและคายออกของตัวถูกดูดซับบนพื้นผิวของตัวดูดซับ [5]

การหาปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ที่ถูกดูดซับบนตัวดูดซับนั้นไม่สามารถวัดได้โดยตรงจะต้องผ่านกระบวนการและการคำนวณที่เฉพาะเจาะจง เช่น การหาพื้นผิวจำเพาะ (specific surface area) การใช้วิธีการหาเชิงปริมาตร (volumetric method) [5] หรือการใช้สมการทางจลนศาสตร์ (Kinetic equation) [12] เพื่อคำนวณปริมาณของการดูดซับ ซึ่งในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้เลือกศึกษาสมการทางจลนศาสตร์ที่ใช้คำนวณปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ที่ถูกดูดซับ 3 สมการดังนี้

2.2.1 สมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม (Pseudo-first order equation)

สมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียมถูกพัฒนาขึ้นในศตวรรษที่ 19 โดย Lagergren เพื่ออธิบายอัตราการดูดซับระหว่างกรดออกซาลิกและกรดมาโลนิกที่ถูกดูดซับบนถ่าน หรือต่อมาใช้อธิบายอัตราการดูดซับระหว่างเฟสของเหลวและของแข็งและยังเป็นสมการที่ใช้กันแพร่หลายจนถึงปัจจุบัน สามารถเขียนสมการได้ดังนี้ [13]

$$\frac{dq_t}{dt} = k_1(q_e - q_t) \quad (2.1)$$

$$q_t = q_e(1 - e^{-k_1 t}) \quad (2.2)$$

เมื่อ	k_1	คือ	ค่าคงอัตราเร็วปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม (หนึ่งส่วนนาที)
	q_e	คือ	ปริมาณการดูดซับบนตัวดูดซับ ณ จุดสมดุล (มิลลิโมลต่อกรัม)
	q_t	คือ	ปริมาณการดูดซับบนตัวดูดซับ ณ เวลาใด ๆ (มิลลิโมลต่อกรัม)

2.2.2 สมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม (Pseudo-second order equation)

Ho และคณะ [14] ได้ใช้สมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียมเพื่ออธิบายการดูดซับเชิงเคมีระหว่างไอออนของโลหะที่มีประจุสองบวก (divalent metal ions) กับถ่านหินร่วน (peat) ไอออนของโลหะที่มีประจุสองบวกจะเกิดพันธะเคมีของหมู่ฟังก์ชันที่มีขั้ว (polar functional group) หรือบริเวณเร่ง (active site) ของถ่านหินร่วน กล่าวคืออัตราการเกิดปฏิกิริยาเคมีจะขึ้นอยู่กับปริมาณของบริเวณเร่งของตัวดูดซับดังสมการต่อไปนี้

$$\frac{dq_t}{dt} = k_2(q_e - q_t)^2 \quad (2.3)$$

$$\frac{t}{q_t} = \frac{1}{k_2 q_e^2} + \frac{t}{q_e} \quad (2.4)$$

เมื่อ	k_2	คือ	ค่าคงอัตราเร็วปฏิกิริยาอันดับสองเทียม (กรัมต่อมิลลิโมลนาที่)
	q_e	คือ	ปริมาณการดูดซับบนตัวดูดซับ ณ จุดสมดุล (มิลลิโมลต่อกรัม)
	q_t	คือ	ปริมาณการดูดซับบนตัวดูดซับ ณ เวลาใด ๆ (มิลลิโมลต่อกรัม)

2.2.3 สมการของอาฟรามิ (Avrami's equation)

สมการของอาฟรามิถูกพัฒนาขึ้นเพื่ออธิบายเรื่องการเปลี่ยนวัฏภาค (phase transition) และการเจริญเติบโตของคริสตัล และยังมีความเหมาะสมในการอธิบายการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ [15] ซึ่งสมการอาฟรามิแสดงดังต่อไปนี้

$$\frac{dq_t}{dt} = k_A^{n_A} t^{(n_A-1)} (q_e - q_t) \quad (2.5)$$

$$q_t = q_e (1 - e^{-(k_A t)^{n_A}}) \quad (2.6)$$

เมื่อ	k_A	คือ	ค่าคงอัตราเร็วของสมการของอาฟรามิ (หนึ่งส่วนนาท)
	q_e	คือ	ปริมาณการดูดซับบนตัวดูดซับ ณ จุดสมดุล (มิลลิโมลต่อกรัม)
	q_t	คือ	ปริมาณการดูดซับบนตัวดูดซับ ณ เวลาใด ๆ (มิลลิโมลต่อกรัม)
	n	คือ	เลขชี้กำลังของอาฟรามิ (Avrami's exponent)

จากสมการข้างต้นจะเห็นได้ว่าการจะคำนวณปริมาณการดูดซับนั้นทำได้ยากและยังต้องทราบค่าตัวแปรอีกหลายตัวในสมการ จึงต้องมีวิธีการที่สามารถทำนายปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ที่ถูกดูดซับได้รวดเร็ว ประหยัดและแม่นยำ วิธีการดังกล่าวคือ การใช้งานเรียนรู้ของเครื่อง

2.3 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning)

การเรียนรู้ของเครื่องเป็นส่วนหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence, AI) เป็นการสอนเครื่องคอมพิวเตอร์โดยใช้อัลกอริทึมที่หลากหลาย เช่น โครงข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) ต้นไม้ตัดสินใจ (decision trees) หรือการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีน (K-mean clustering) เพื่อหารูปแบบของข้อมูลสำหรับการทำนายหรือคาดการณ์เหตุการณ์ในอนาคต ซึ่งการเรียนรู้ของเครื่องแบ่งออกเป็น 4 ประเภทดังนี้ [16]

2.3.1 การเรียนรู้โดยมีผู้สอน (Supervised learning)

การเรียนรู้โดยมีผู้สอนเป็นการเรียนรู้ของเครื่องที่ต้องใช้ข้อมูลในการสอน ซึ่งชุดข้อมูลประกอบด้วยชุดข้อมูลและผลลัพธ์ เปรียบเสมือนการสอนเด็กเล็กที่ต้องให้ข้อมูลพร้อมกับยกตัวอย่างผลลัพธ์ที่สอดคล้องกับข้อมูลที่ให้ เช่นการสอนเด็กเล็กเรียกชื่อสุนัขและแมว โดยยกตัวอย่างรูปภาพของสุนัขและแมวพร้อมกับสอนเด็กเล็กว่าภาพใดคือสุนัขและภาพใด

คือแมว เป็นต้น อัลกอริทึมที่เป็นการเรียนรู้โดยมีผู้สอนเช่น โครงข่ายประสาทเทียม ต้นไม้ตัดสินใจ หรือซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (support vector machine) เป็นต้น [16]

2.3.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning)

การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนเป็นการเรียนรู้ของเครื่องแบบที่ให้ข้อมูลแก่เครื่องแต่ไม่ได้ระบุประเภทของข้อมูล จึงต้องใช้อัลกอริทึมในการหารูปแบบและความสัมพันธ์ของข้อมูลเพื่อระบุประเภทของข้อมูล เช่น การให้เด็กเล็กจัดเก็บสิ่งของเข้าชั้นเก็บของโดยที่เก็บของเล่นไว้ชั้นบน และเก็บขนมไว้ชั้นล่าง เมื่อเด็กคนถัดไปซื้อของมากก็จะเก็บสิ่งของให้ตรงกับหมวดหมู่ที่เด็กคนแรกที่เก็บไว้ เป็นต้น อัลกอริทึมที่เป็นการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน เช่น การแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีน หรือการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (principal component analysis, PCA) เป็นต้น [16]

2.3.3 การเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้สอน (Semi-supervised learning)

การเรียนรู้แบบกึ่งมีผู้สอนเป็นการเรียนรู้ที่ผสมผสานระหว่างการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนและการเรียนรู้แบบมีผู้สอน หากในชุดข้อมูลที่ให้แก่เครื่องมีข้อมูลที่ไม่มีผลลัพธ์ที่จะสอนหรือไม่ได้ระบุประเภทในปริมาณมาก เครื่องจะใช้การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนเพื่อระบุประเภทข้อมูล จากนั้นข้อมูลที่ถูกระบุประเภทจะถูกนำไปใช้เป็นผลลัพธ์ที่เพื่อใช้สอนเครื่องแบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอนต่อไป [16]

2.3.4 การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง (Reinforcement learning)

การเรียนรู้แบบเสริมกำลังเป็นการเรียนรู้แบบลองผิดลองถูก โดยที่เครื่องจะเรียนรู้ด้วยตัวเองจากสถานการณ์หรือข้อผิดพลาดในอดีตและปรับใช้ในการเรียนรู้ครั้งต่อไปเพื่อให้ได้การตัดสินใจที่ดีที่สุด ตัวอย่างอัลกอริทึมของการเรียนรู้แบบเสริมกำลังคือ กระบวนการตัดสินใจแบบมาร์คอฟ (Markov decision process, MDP) และการเรียนรู้แบบ Q (Q-learning) [16]

ในงานวิจัยนี้เลือกใช้การเรียนรู้แบบมีผู้สอน โดยเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมเป็นอัลกอริทึมในการสอนเครื่อง

2.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network)

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการจำลองและพัฒนารูปแบบการส่งข้อมูลมาจากโครงข่ายประสาททางชีววิทยา โดยใช้หลักการทางคณิตศาสตร์ โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยหน่วยเล็ก ๆ ที่เรียกว่า เซลล์ประสาท (neurons) หลากๆ เซลล์ประสาทรวมกันจะเป็นชั้น (layer) แบ่งออกเป็น 3 ชั้น คือ ชั้นนำเข้า (input layer) ชั้นซ่อน (hidden layer) และชั้นส่งออก (output layer) โดยที่ชั้นนำเข้าเป็นชั้นที่ใช้ในการรับข้อมูลนำเข้า (Input) จากภายใน และส่งไปยังชั้นซ่อนที่

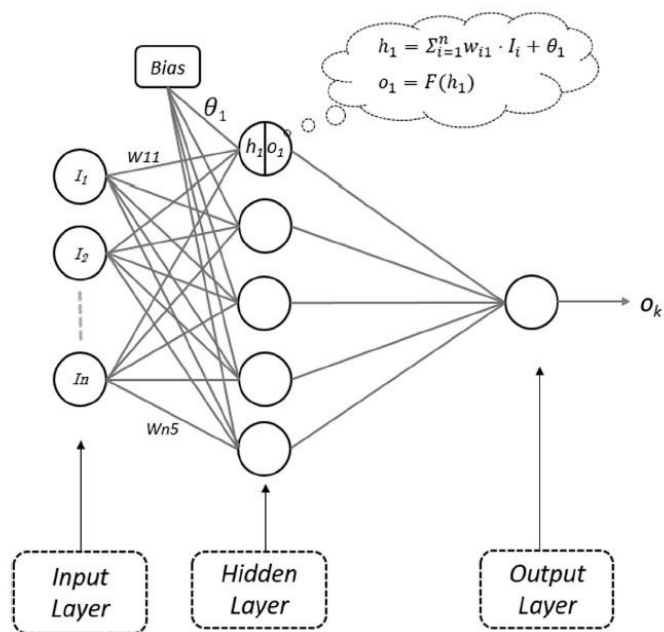
เป็นชั้นสำหรับรับข้อมูลจากชั้นนำเข้าไปประมวลผลแล้วส่งข้อมูลที่ผ่านการประมวลผลออกไปยังชั้นส่งออก ซึ่งข้อมูลนำเข้าไปทุกตัวในชั้นนำเข้าไปจะต่อเข้าเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนและในแต่ละข้อมูลนำเข้าไปจะมีค่าถ่วงน้ำหนัก (weight, w_{ij}) ซึ่งเป็นค่าที่บ่งบอกถึงผลของข้อมูลนำเข้านั้น ๆ ต่อข้อมูลส่งออกภายในแต่ละเซลล์ของชั้นซ่อนจะส่งค่าผลรวมของการนำข้อมูลนำเข้าไปทุกตัวคูณกับค่าน้ำหนักของตัวเอง แล้วนำผลรวมทั้งหมดไปคูณกับค่าไบอัส (bias, θ_j) จะได้ค่าๆ หนึ่งออกมาในแต่ละเซลล์ในชั้นซ่อน ดังสมการที่ 2.7 [16] โดยที่ค่าที่ได้จากการคำนวณจากสมการที่ 2.7 นั้น จะถูกส่งไปยังชั้นส่งออกเพื่อส่งออกข้อมูลเป็นผลลัพธ์สุดท้าย หรือเปรียบเสมือนผลของการทำนายในการเรียนรู้ของเครื่อง (output) ซึ่งการส่งสัญญาณจากชั้นซ่อนสู่ชั้นซ่อนหรือจากชั้นซ่อนสู่ชั้นส่งออกจะต้องผ่านการแปลงค่าสัญญาณด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) โดยคำนวณค่าผ่านสมการที่ 2.8 [16, 17]

$$h_j = \sum_{i=1}^N w_{ij} I_i + \theta_j \quad (2.7)$$

เมื่อ	i	คือ	ลำดับของข้อมูลนำเข้าไปในชั้นนำเข้าไป
	j	คือ	ลำดับของเซลล์ประสาทในชั้นซ่อน
	h_j	คือ	ค่า action potential จากเซลล์ประสาทลำดับที่ j
	N	คือ	จำนวนของข้อมูลนำเข้าไปในชั้นนำเข้าไป
	w_{ij}	คือ	ค่าถ่วงน้ำหนักจากเซลล์ประสาทลำดับที่ i ในชั้นนำเข้าไปสู่เซลล์ประสาทลำดับที่ j ในชั้นซ่อน
	I_i	คือ	ค่าของข้อมูลจากชั้นนำเข้าไป
	θ_j	คือ	ค่าไบอัสในแต่ละเซลล์ประสาทลำดับที่ j ในชั้นซ่อน

$$o_j = F(h_j) \quad (2.8)$$

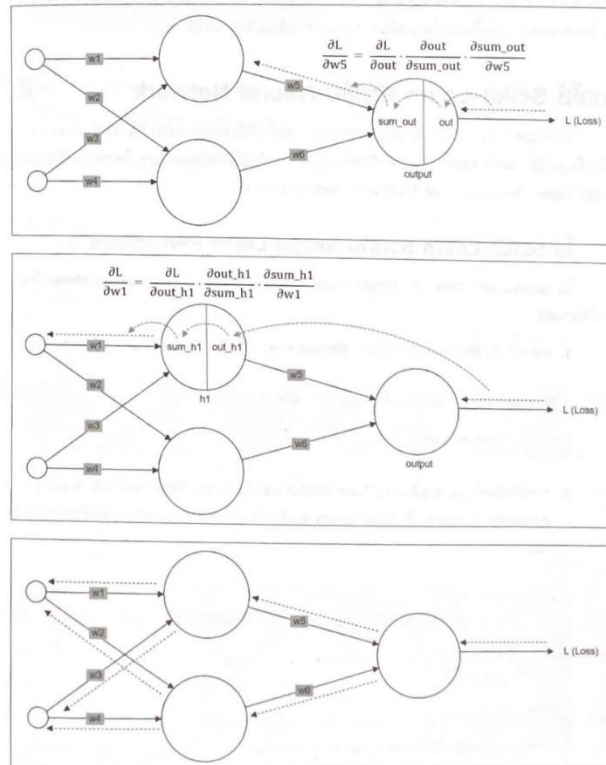
เมื่อ	o_j	คือ	ค่าสัญญาณที่ผ่านการแปลงจากฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละเซลล์ประสาทที่ j
	F	คือ	ฟังก์ชันกระตุ้น
	h_j	คือ	ค่า action potential จากเซลล์ประสาทลำดับที่ j



รูปที่ 2.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม 3 ชั้น [16]

จากสมการที่ 2.7 และ 2.8 และจากรูปที่ 2.3 เป็นการอธิบายถึงโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้าง 3 ชั้น คือชั้นนำเข้า ชั้นซ่อน และชั้นส่งออก หากมีชั้นซ่อนมากกว่าหนึ่งชั้น การส่งข้อมูลจากชั้นซ่อนที่ 1 ไปยังชั้นซ่อนที่ 2 จะเปรียบเสมือนการส่งข้อมูลจากชั้นนำเข้าไปสู่ชั้นซ่อนจะสามารถใช้สมการที่ 2.7 และ 2.8 คำนวณได้ดังเดิม

งานวิจัยนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้าแพร่กระจายย้อนกลับ (feed-forward backpropagation network) เป็นการรวมกันของการส่งข้อมูลแบบไปข้างหน้า (feed-forward) และการแพร่กระจายย้อนกลับ (backpropagation technique) โดยที่รูปแบบการส่งข้อมูลไปข้างหน้าจะเป็นการรับข้อมูลจากชั้นนำเข้า จากนั้นข้อมูลจะถูกส่งไปยังชั้นซ่อนและผ่านการคำนวณจากสมการที่ 2.7 และ 2.8 และข้อมูลที่ผ่านการแปลงค่าจากฟังก์ชันกระตุ้นจะถูกส่งไปยังชั้นส่งออก จากนั้นจะเข้าสู่กระบวนการแพร่กระจายย้อนกลับโดยนำค่าส่งออกค่าแรกที่คำนวณได้มาเปรียบเทียบกับค่าส่งออกจริงเพื่อหาค่าความผิดพลาด (loss) และคำนวณย้อนกลับโดยเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดกับค่าน้ำหนักในแต่ละค่าโดยใช้วิธี partial derivative แบบกฎลูกโซ่ (chain rule) จากรูปที่ 2.4 เป็นการแพร่กระจายย้อนกลับเพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักแต่ละค่าใหม่ ทำซ้ำและอัปเดตค่าน้ำหนักไปเรื่อย ๆ จนกว่าจะได้ค่าน้ำหนักที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด [16, 18]



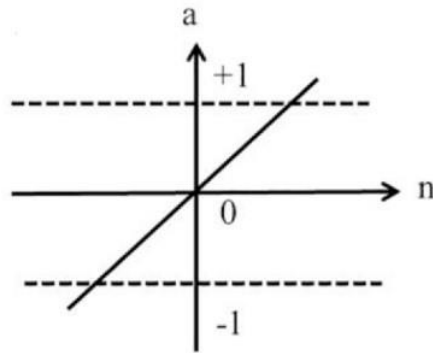
รูปที่ 2.4 กระบวนการแพร่ย้อนกลับ [18]

อีกหนึ่งฟังก์ชันที่มีความสำคัญในการคำนวณก็คือฟังก์ชันกระตุ้น ฟังก์ชันกระตุ้นเปรียบเสมือนตัวช่วยที่ช่วยให้โครงข่ายประสาทเทียมเข้าใจข้อมูลที่คำนวณได้ และแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่ควรจะเป็น หากไม่มีฟังก์ชันกระตุ้น ข้อมูลที่ส่งออกจะอยู่ในรูปฟังก์ชันเส้นตรงที่เป็นพหุนามดีกรีหนึ่งที่มีความซับซ้อน [19] ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น 3 ฟังก์ชัน ดังนี้

- ฟังก์ชันเส้นตรง (linear) เป็นฟังก์ชันกระตุ้นที่เป็นสัดส่วนโดยตรงกับข้อมูลนำเข้า ดังสมการที่ 2.9

$$f(x) = x \quad (2.9)$$

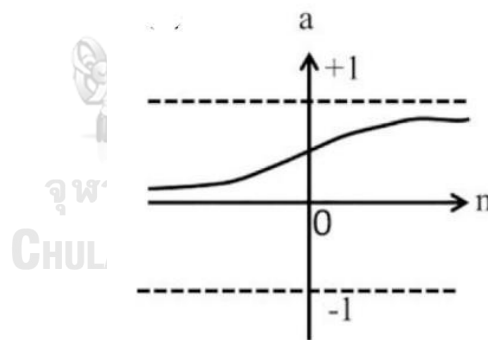
เมื่อ x คือ ผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณผ่านสมการที่ (2.7)



รูปที่ 2.5 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเส้นตรง [20]

- ฟังก์ชันลอจิสติกมอยด์ (log-sigmoid) เป็นฟังก์ชันกระตุ้นแบบไม่เป็นเส้นตรง (non-linear) ที่นิยมใช้กันมากที่สุด โดยแปลงค่าให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 [19] โดยใช้สมการที่ 2.10 ในการแปลงค่า

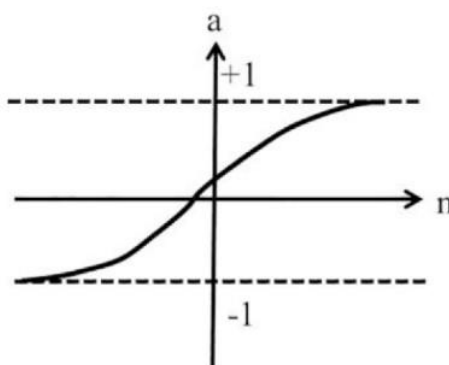
$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.10)$$



รูปที่ 2.6 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบลอจิสติกมอยด์ [20]

- ฟังก์ชันแทนซิกมอยด์ (tan-sigmoid) เป็นฟังก์ชันกระตุ้นที่มีความคล้ายกับฟังก์ชันกระตุ้นลอจิสติกมอยด์ แต่จะมีความสมมาตรรอบจุดกำเนิด (origin) โดยแปลงค่าให้อยู่ในช่วง -1 ถึง 1 หากค่าที่จะผ่านฟังก์ชันนี้มีค่ามาก ค่าที่ได้จากการแปลงค่าจะเข้าใกล้ 1 แต่หากค่าที่จะผ่านฟังก์ชันมีค่าน้อย ค่าที่ได้จากการแปลงก็จะเข้าใกล้ -1 [21] โดยฟังก์ชันแทนซิกมอยด์จะใช้สมการที่ 2.11 ในการแปลงค่า

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.11)$$



รูปที่ 2.7 ฟังก์ชันกระตุ้นแบบแทนซิกมอยด์ [20]

จากที่กล่าวมาข้างต้นเป็นโครงสร้างและหลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งทำงานบนโปรแกรมบนเครื่อง ถ้าหากต้องการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้ประโยชน์ทั้งในด้านการดำรงชีวิต และอุตสาหกรรมจะต้องมีแพลตฟอร์มที่จะนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใส่ไว้ และเมื่อแพลตฟอร์มนี้รวมกับโครงข่ายประสาทเทียมและทำหน้าที่ทำนายและคาดการณ์สิ่งต่าง ๆ ก็เปรียบเสมือนเป็นเซ็นเซอร์ (sensor) จึงเรียกว่า ซอฟต์เซ็นเซอร์ (soft-sensor)

2.5 ซอฟต์เซ็นเซอร์ (Soft sensor)

ซอฟต์เซ็นเซอร์ถูกนำไปใช้อย่างมากในโรงงานอุตสาหกรรม คำว่าซอฟต์เซ็นเซอร์ เกิดจากการรวมคำสองคำคือ “ซอฟต์แวร์” (software) เพราะการวัดสัญญาณของเซ็นเซอร์จะวัดในโปรแกรมคอมพิวเตอร์เป็นส่วนใหญ่ และ “เซ็นเซอร์” เพราะการแสดงผลของข้อมูลที่ตรวจวัดมีความคล้ายคลึงกับเซ็นเซอร์ทั่วไปหรือฮาร์ดแวร์เซ็นเซอร์ (hardware sensor) [7] ซอฟต์เซ็นเซอร์สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทคือ แบบใช้โมเดล (model-driven) และแบบใช้ข้อมูล (data-driven) ซอฟต์เซ็นเซอร์แบบใช้โมเดล (model-driven soft sensor) หรือเรียกอีกชื่อว่า “White box” เพราะเซ็นเซอร์ประเภทนี้มีข้อมูลเกี่ยวกับปรากฏการณ์ที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการที่ต้องการวัด ใช้สมการทางเคมีและฟิสิกส์ในการแปลผล เช่น สมการการคายความร้อน (Exothermal equation) เป็นต้น ซอฟต์เซ็นเซอร์แบบใช้ข้อมูล (data-driven soft sensor) หรือเรียกว่า “Black box” เพราะเซ็นเซอร์ประเภทนี้ ไม่มีข้อมูลเบื้องหลังที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการที่จะวัด ซึ่งจะใช้ข้อมูลในการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรในกระบวนการโดยการใช้เครื่องมือทางคอมพิวเตอร์ เช่น การวิเคราะห์การถดถอย (regression)

analysis) หรือโครงข่ายประสาทในการหาสมการความสัมพันธ์และแปลผลการวัดของเซ็นเซอร์ด้วยสมการที่ได้ [Kadlec, 2009 #40][Bangert, 2021 #29]

2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในปัจจุบัน มีงานวิจัยที่นำการเรียนรู้ของเครื่อง มาประยุกต์ใช้ในการทำนายข้อมูลเกี่ยวกับการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ Xinzhe และคณะ [22] สร้างแบบจำลองในการทำนายปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ โดยใช้ random forest (RF) เป็นอัลกอริทึมสำหรับสร้างแบบจำลอง จากผลของการนำข้อมูลนำเข้าไปทำนาย พบว่า ความดันมีอิทธิพลต่อการดูดซับอย่างมากที่อุณหภูมิต่ำและลดลงเมื่อความดันเพิ่มขึ้น ในแง่ของคุณสมบัติของตัวดูดซับ พบว่า คุณสมบัติของพื้นผิวของตัวดูดซับมีอิทธิพลต่อปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์มากกว่าองค์ประกอบทางเคมีของตัวดูดซับในสถานะที่ช่วงอุณหภูมิและความดันต่างกัน

Xiangzhou และคณะ [23] นำการเรียนรู้ของเครื่องมาทำนายประสิทธิภาพของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ของวัสดุคาร์บอนที่มีรูพรุนที่สังเคราะห์มาจากของเสียชีวภาพ ผู้วิจัยได้นำชุดข้อมูล 527 ชุดที่ประกอบไปด้วยคุณสมบัติของพื้นผิวของตัวดูดซับ องค์ประกอบทางเคมี และสถานะที่ใช้ในการดูดซับมาสร้างแบบจำลองโดยใช้ gradient boosting decision tree (GBDTs) เป็นอัลกอริทึม โดยมี R^2 ของชุดข้อมูลสำหรับฝึกและทดสอบสูงที่สุด และมี root mean squared error (RMSE) ต่ำที่สุด

Zihao และคณะ [24] ศึกษาการใช้โครงข่ายประสาทเชิงลึก (deep neural network) ในการทำนายปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ผู้วิจัยได้นำข้อมูลนำเข้า 5 พารามิเตอร์ ได้แก่ พื้นที่ผิว BET (Brunauer-Emmett-Teller surface area) ปริมาตรของรูพรุนขนาดเล็ก (micropore volume) ปริมาตรของรูพรุนขนาดกลาง (mesopore volume) อุณหภูมิและความดัน ไปสร้างแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเชิงลึกสำหรับทำนายปริมาณของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ซึ่งผู้วิจัยได้วัดความแม่นยำในการทำนายของแบบจำลอง พบว่า มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย 0.43 เปอร์เซ็นต์

Moradi และคณะ [8] นำโครงข่ายประสาทเทียมมาทำนายปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์บนตัวดูดซับประเภทซีโอไลต์ (zeolite) โดยใช้อุณหภูมิและความดันเป็นข้อมูลนำเข้าและให้ปริมาณของการดูดซับ เป็นข้อมูลส่งออก ผู้วิจัยได้สร้างแบบจำลองจากการฝึกอัลกอริทึม TRAINLM และจำนวนเซลล์ประสาทใน hidden layer ที่เหมาะสมที่สุด คือ 10 จากนั้น นำแบบจำลองไปทำนายการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์บนข้อมูลที่ไม่ผ่านการฝึก พบว่า ผลของการทำนายและผลจากการทดลองดังกล่าวมีความสอดคล้องกัน

จากงานวิจัยที่กล่าวมาทั้งหมดเป็นการนำข้อมูลไปฝึกอัลกอริทึมเพื่อสร้างแบบจำลองที่ใช้ในการทำนายผล ทั้งนี้ ยังมีงานวิจัยที่ได้นำอัลกอริทึมในการเรียนรู้ของเครื่อง เช่น โครงข่ายประสาทเทียม ไปประยุกต์ใช้ร่วมกับอุปกรณ์ตรวจ หรือ ซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์แบบใช้ข้อมูลในการทำนายผล เช่น งานวิจัยของ Skon และคณะ [25] ได้พัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์แบบใช้ข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลและทำนายปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ ผู้วิจัยได้รวบรวมข้อมูลมาจากตึกแห่งหนึ่งในประเทศฟินแลนด์ ข้อมูลที่รวบรวมมาประกอบไปด้วย อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และปริมาณของคาร์บอนไดออกไซด์ โดยให้อุณหภูมิและความชื้นสัมพัทธ์เป็นข้อมูลนำเข้า พบว่าการทำนายไม่มีประสิทธิภาพมากพอหากใช้ข้อมูลนำเข้าเพียงแค่ 2 พารามิเตอร์ จำเป็นต้องมีข้อมูลอื่น ๆ เพิ่มเติมและ Shamang และคณะ [26] ได้พัฒนาซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการทำนายจำนวนคนที่อาศัยอยู่ในห้องที่มีการติดตั้งเครื่องระบายอากาศ โดยการเก็บข้อมูลปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ ความชื้นสัมพัทธ์ อุณหภูมิ และความดัน ในทุก ๆ หนึ่งนาทิจึงส่งข้อมูลไปยังโปรแกรม MATLAB เพื่อนำข้อมูลไปสร้างแบบจำลองผ่านอัลกอริทึม time series ซึ่งจะทำนายจำนวนคนที่อยู่ในห้อง และนำผลจากการทำนายมาควบคุมเครื่องระบายอากาศที่จะระบายอากาศเมื่อมีจำนวนคนในห้องสูงขึ้นและปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์สูงขึ้น ซึ่งจะช่วยลดปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ที่เป็นพิษต่อร่างกายอีกด้วย

บทที่ 3

ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมและซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ที่สามารถทำนายพารามิเตอร์ของการดูดซับ ดังนั้น ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยนี้ครอบคลุมตั้งแต่ศึกษากระบวนการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ การออกแบบและทดสอบประสิทธิภาพโครงข่ายประสาทเทียม รวมทั้งการศึกษาและพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม ดังแสดงในรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

3.1 ศึกษางานวิจัยและตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์

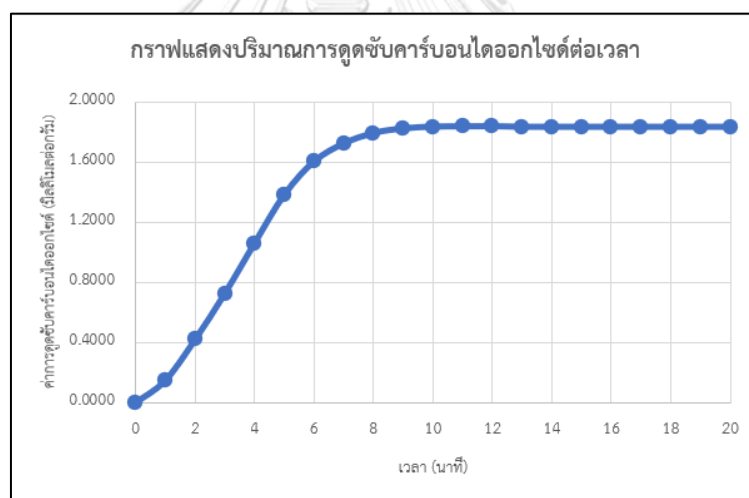
ผู้วิจัยได้ศึกษาและรวบรวมตัวแปรที่มีเกี่ยวข้องกับการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ในกระบวนการดูดซับและแบ่งตัวแปรออก 3 กลุ่ม ได้แก่ คุณสมบัติทางกายภาพของตัวดูดซับ สภาวะในกระบวนการดูดซับ และตัวแปรทางจลนศาสตร์ของการดูดซับ โดยกลุ่มคุณสมบัติทางกายภาพของตัวดูดซับประกอบด้วย พื้นที่ผิวจำเพาะ (specific surface area, SA) และ ปริมาตรของรูพรุนบนตัวดูดซับ (pore volume, PV) กลุ่มสภาวะในกระบวนการดูดซับประกอบด้วย ความเข้มข้นเริ่มต้นของคาร์บอนไดออกไซด์ในแก๊ส (initial CO₂ concentration, IC) ความเข้มข้นของน้ำในแก๊ส (water concentration, WC) อุณหภูมิที่ใช้ในกระบวนการดูดซับ (operation temperature, T) และอัตราการไหลของแก๊ส (Gas flow rate, GF) และในการศึกษาตัวแปรทางจลนศาสตร์ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ผู้วิจัยได้ศึกษาสมการทางจลนศาสตร์ที่ใช้คำนวณปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ที่ถูกดูดซับ 3 สมการ สมการที่หนึ่ง คือ สมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม (pseudo – first order equation) สมการที่สอง คือ สมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม (pseudo – second order equation) และสมการที่สาม คือ สมการของอาฟรามี (avrami's equation) ดังแสดงในสมการที่ 2.2 2.4 และ 2.6 ตามลำดับ ดังนั้น ตัวแปรทางจลนศาสตร์ที่เกี่ยวข้องกับ 3 สมการทางจลนศาสตร์ที่กล่าวมาข้างต้นจะมีทั้งหมด 5 ตัวแปร ได้แก่ ปริมาณของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล (adsorption capacity at equilibrium, q_e) ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม (pseudo – first order rate constant, k_1) ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม (pseudo – second order rate constant, k_2) ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการของอาฟรามี (avrami's equation rate constant, k_{av}) และเลขชี้กำลังของสมการอาฟรามี (avrami's exponent, n)

จากการศึกษาวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์พบว่า การหาปริมาณแก๊สคาร์บอนไดออกไซด์ที่ถูกดูดซับนั้นไม่สามารถวัดได้โดยตรงจะต้องผ่านกระบวนการและการคำนวณที่เฉพาะเจาะจง เช่น การใช้วิธีการเชิงปริมาตร (volumetric method) การหาพื้นที่ผิวจำเพาะ เพื่อหาความสามารถในการดูดซับของตัวดูดซับแต่ละตัว หรือการใช้สมการทางจลนศาสตร์และไอโซเทอมในคำนวณหาปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ที่ถูกดูดซับ ซึ่งวิธีที่กล่าวมาข้างต้นนี้ต้องใช้เวลา เป็นกระบวนการที่ซับซ้อน และมีค่าใช้จ่ายที่สูงกว่าเดิม ดังนั้น ผู้วิจัยจึงศึกษาและพัฒนาซอฟต์แวร์แบบใช้ข้อมูลร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมที่สามารถทำนายปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ที่จุดสมดุลและเวลาที่การดูดซับจะเข้าสู่สมดุล ซึ่งการทราบเวลาที่การดูดซับจะเข้าสู่สมดุลก็จะทราบเวลาที่จำเป็นต้องเปลี่ยนตัวดูดซับหรือนำตัวดูดซับเข้าไปสู่กระบวนการฟื้นฟูสภาพ (regeneration process) ซึ่งจะเป็นแนวทางในการวางแผนการดำเนินการในระดับอุตสาหกรรม

3.2 การรวบรวมและจัดการข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์

ข้อมูลที่นำมาพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมถูกรวบรวมมาจากงานวิจัย 45 งานวิจัย จำนวน 404 ชุดข้อมูลโดยในหนึ่งชุดข้อมูลประกอบด้วยตัวแปรนำเข้า (input) 6 ตัวแปร ได้แก่ ความเข้มข้นเริ่มต้นของคาร์บอนไดออกไซด์ ความเข้มข้นของน้ำในแก๊ส อุณหภูมิที่ใช้ในกระบวนการดูดซับ อัตราการไหลของแก๊ส พื้นที่ผิวจำเพาะ และปริมาตรของรูพรุนบนตัวดูดซับ และตัวแปรส่งออก (output) 5 ตัวแปร ได้แก่ ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล ค่าคงที่อัตราเร็วของปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม ค่าคงที่อัตราเร็วของปฏิกิริยาอันดับสองเทียม ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการอาฟรามี และเลขชี้กำลังของสมการอาฟรามี

การรวบรวมตัวแปรนำเข้า 6 ตัวแปรจะถูกรวบรวมจากข้อมูลที่ระบุไว้ในงานวิจัยในตารางที่ 3.1 และตัวแปรส่งออก 5 ตัวแปรจะถูกรวบรวมโดยการนำกราฟแสดงปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ เวลาใด ๆ (adsorption capacity at any time, q_t) ต่อเวลา (time, t) ที่ถูกแสดงในงานวิจัย ตัวอย่างกราฟแสดงปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ต่อเวลาแสดงดังรูปที่ 3.2



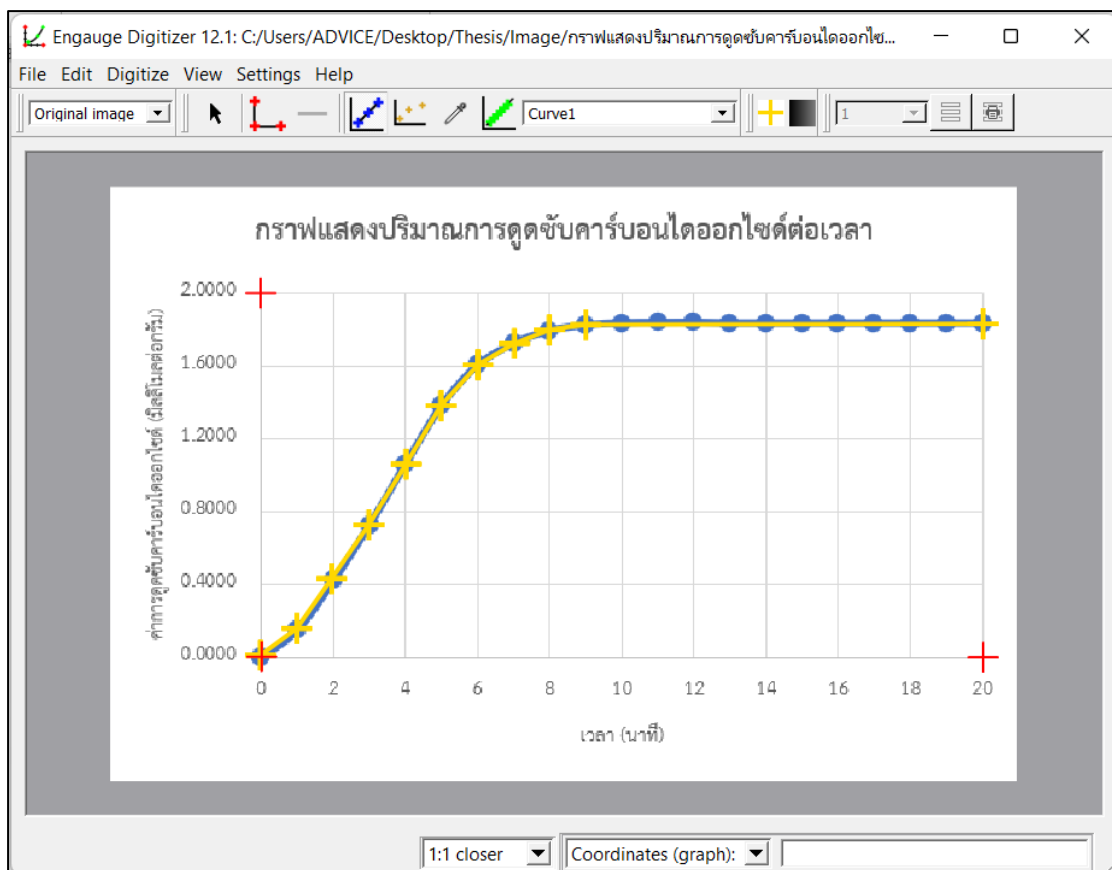
รูปที่ 3.2 ตัวอย่างของกราฟแสดงปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ต่อเวลา

นำกราฟในรูปที่ 3.2 มาสกัดโดยใช้โปรแกรม Engauge Digitizer เพื่อเก็บชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ เวลาใด ๆ และเวลา และเก็บจนปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์เข้าสู่จุดสมดุล ขั้นตอนในการใช้โปรแกรม Engauge Digitizer มีดังนี้

- นำกราฟเข้าสู่โปรแกรม Engauge Digitizer
- กำหนดค่าของจุดสามจุดบนแกนของกราฟโดยใช้เครื่อง Axis point tool จุดแรก กำหนดจุดแรกบริเวณจุดกำเนิดของกราฟ ($x = 0$ และ $y = 0$) จุดที่สอง กำหนดจุด

ที่ค่ามีสูงสุดในแกนตั้ง ($x = 0$ และ $y =$ ค่าสูงที่สุดในแกนตั้ง) และจุดที่สาม กำหนดจุดที่มีค่าสูงสุดในแกนนอน ($x =$ ค่าสูงที่สุดในแกนนอน และ $y = 0$)

- ใช้เครื่อง Curve point tool ในการกำหนดจุดบนเส้นกราฟที่แสดงปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์
- ส่งออกข้อมูลที่สกัดได้ออกมาในรูปแบบของไฟล์โปรแกรม Excel



รูปที่ 3.3 หน้าต่างของโปรแกรม Engauge Digitizer

ลักษณะของชุดข้อมูลดังกล่าวจะเป็นตารางที่ประกอบด้วยสองคอลัมน์ คอลัมน์ที่หนึ่งคือเวลา และคอลัมน์ที่สองคือปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ เวลาใด ๆ ตัวอย่างของชุดข้อมูลแสดงดังรูปที่ 3.4

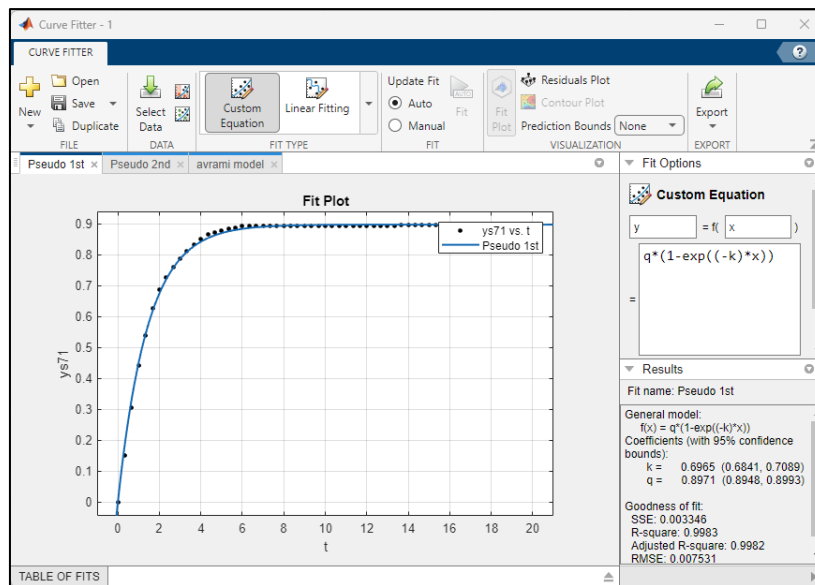
Time (min)	Adsorption capacity (mmol/g)
0	0.0000
1	0.1478
2	0.4188
3	0.7248
4	1.0594
5	1.3818
6	1.6024
7	1.7221
8	1.7917
9	1.8221
10	1.8340
11	1.8358
12	1.8368
13	1.8327
14	1.8327
15	1.8327
16	1.8327
17	1.8327
18	1.8327
19	1.8327
20	1.8327

รูปที่ 3.4 ตัวอย่างของตารางแสดงชุดข้อมูลที่ไดจากการนำกราฟในรูปที่ 3.2 มาสกัดผ่านโปรแกรม

Engauge Digitizer

จากนั้นนำชุดข้อมูลที่ไดตั้งรูปที่ 3.4 ไปหาค่าตัวแปรทางจลนศาสตร์โดยการใช้เครื่องมือการปรับแต่งเส้นโค้ง (curve fitting tool) ซึ่งเป็นเครื่องมือหนึ่งในโปรแกรม MATLAB และเครื่องมือการปรับแต่งเส้นโค้งจะคำนวณค่าของตัวแปรทางจลนศาสตร์ที่เป็นตัวแปรส่งออกทั้ง 5 ตัวแปรออกมา ซึ่งรายละเอียดและวิธีการใช้เครื่องมือปรับแต่งเส้นโค้งมีดังนี้

- นำชุดข้อมูลตั้งรูปที่ 3.4 เข้าสู่เครื่องมือปรับแต่งเส้นโค้งโดยในเครื่องมือจะให้ระบุค่า x เป็นค่าในแกนนอนและค่า y เป็นค่าในแกนตั้ง ในที่นี้ให้แกนนอนเป็นเวลาและแกนตั้งเป็นค่าการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ จากนั้นเครื่องมือจะนำข้อมูลที่ไ้ระบุไว้ข้างต้นไปสร้างเส้นโค้งที่ลักษณะเหมือนเส้นโค้งในรูปที่ 3.2
- นำสมการทางจลนศาสตร์ทั้งสามสมการ คือ สมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม สมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม และสมการของอาฟรามี ไปใส่ในช่อง custom equation ในเครื่องมือที่ละสมการตั้งรูปที่ 3.5 จากนั้นเครื่องมือจะใช้สมการทางจลนศาสตร์สร้างเส้นโค้งที่ใกล้เคียงกับกับเส้นโค้งที่สร้างจากชุดข้อมูล และคำนวณค่าของตัวแปรทางจลนศาสตร์ออกมา และทำซ้ำจนครบทั้งสามสมการทางจลนศาสตร์



รูปที่ 3.5 เครื่องมือการปรับแต่งเส้นโค้ง

ตัวแปรในทุกชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยตัวแปรนำเข้าและตัวแปรส่งออกจะถูกแปลงหน่วยให้อยู่ในหน่วยและรวบรวมเป็นชุดข้อมูลดังตารางที่ 3.1 ซึ่งจากการรวบรวมข้อมูลตัวแปรนำเข้า จะพบว่าในบางงานวิจัยไม่ได้แสดงค่าของตัวแปรนำเข้าครบทั้ง 6 ตัว และเกิดเป็นค่าที่สูญหาย (missing value) จึงต้องเติมค่าของตัวแปรที่สูญหายนั้นด้วยวิธีการหาค่าเฉลี่ยกลุ่ม (group average) โดยเฉลี่ยค่าของตัวแปรทั้งหลักของตัวแปรนั้นและนำค่าเฉลี่ยไปเติมลงในค่าที่สูญหาย [27]

จากนั้นนำข้อมูลทั้ง 404 ชุดข้อมูลไปเข้าสู่กระบวนการกำจัดค่าผิดปกติ (removing outliers) ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation, S.D.) ในการกำจัดค่าผิดปกติในชุดข้อมูลทั้ง 404 ชุดข้อมูล สมการที่ 3.1 สมการในการคำนวณส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ซึ่งในงานวิจัยจะกำจัดค่าผิดปกติที่เกินขอบเขตของส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานซึ่งเท่ากับ 2 [28]

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n - 1}} \quad (3.1)$$

เมื่อ S คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน
 x_i คือ ค่าของตัวแปรในแต่ละชุดข้อมูล
 μ คือ ค่าเฉลี่ยของแต่ละตัวแปร
 n คือ จำนวนชุดข้อมูล

ตารางที่ 3.1 ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย

No.	Input						Output						Ref.
	IC (%vol)	WC (%vol)	T (°C)	GF (l/h)	SA (m ² /g)	PV (mm ³ /g)	q _e (mmol/g)	k ₁ (1/min)	k ₂ (g/mmol·min)	k _{sv} (1/min)	n		
1	10	12	60 – 100	6085	42.33	198.83	0.7512 – 1.8238	0.2324 – 0.5824	0.2694 – 1.6510	0.2705 – 0.7654	1.2770 – 2.0880	[29]	
2	8	0 – 15	55	9	45 – 65	117 – 165	0.5667 – 2.8894	0.0297 – 0.1668	0.0078 – 0.5198	0.0324 – 0.2057	0.9347 – 1.5320	[30]	
3	10	15.5	60	18 – 41.35	80.92	330	0.3706 – 8.2689	0.0845 – 0.3375	0.02396 – 0.3204	0.1073 – 0.3783	1.1890 – 1.5910	[31]	
4	41.6	12.44	30 – 100	1.5 – 6	36.49 – 114.28	160 – 460	0.8919 – 2.0298	0.0196 – 0.2307	0.0051 – 0.4744	0.0312 – 0.2910	1.3020 – 1.8120	[32]	
5	2.34	2.13	50	9.171	9.6 – 228	10 – 240	0.3548 – 5.1696	0.0767 – 0.2380	0.0237 – 0.9327	0.0889 – 0.2842	0.6548 – 1.5760	[33]	
6	1	10	60	2.4	21.6 – 42.5	100 – 140	1.8636 – 2.8012	0.0100 – 0.0183	0.0012 – 0.30054	0.0192 – 0.0239	1.1970 – 1.3920	[34]	
7	12	7 – 22.5	50 – 90	18	80.92	330	0.0820 – 0.4929	0.0756 – 0.2880	0.2056 – 5.0350	0.0961 – 0.3449	1.3080 – 1.6270	[35]	
8	20	0	45 – 100	3.6	0.37 – 20.86	1 – 440	2.4212 – 4.0472	0.1743 – 0.3092	0.0780 – 0.2567	0.2015 – 0.3858	1.2020 – 1.7080	[36]	
9	2	0	20	60	2.33 – 334.56	1 – 560	0.7385 – 1.9099	0.1453 – 0.2675	0.1554 – 0.7101	0.1572 – 0.3014	1.1100 – 1.3270	[37]	
10	5 – 20	0	25 – 130	68	1060	1340	0.0317 – 0.4937	0.09937 – 0.6489	0.4865 – 45.0100	0.1048 – 0.6613	0.8168 – 1.0700	[38]	

ตารางที่ 3.1 ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย (ต่อจากหน้าที่แล้ว)

No.	Input						Output						Ref.
	IC (%vol)	WC (%vol)	T (°C)	GF (l/h)	SA (m ² /g)	PV (mm ³ /g)	q _e (mmol/g)	k ₁ (l/min)	k ₂ (g/mmol·min)	k _{sv} (l/min)	n		
11	1 - 15	0	20	90	1253 - 1983	530 - 930	0.0622 - 0.7315	0.7097 - 2.1290	4.4090 - 44.6500	0.8450 - 2.4310	0.4623 - 1.6090	[39]	
12	4 - 48	0	30	3 - 6	1642	830	0.1271 - 0.7649	0.2398 - 0.6814	1.1150 - 5.897	0.2848 - 0.8172	1.2760 - 1.5300	[40]	
13	10	10	25 - 75	3	3314	1680	0.2067 - 0.4224	0.2005 - 0.3332	0.0809 - 3.2010	0.2425 - 0.3980	1.2000 - 1.3860	[41]	
14	10	0	200	6	33.72 - 102.88	170 - 310	0.7200 - 1.7400	0.6600 - 0.7900	0.3900 - 1.1600	0.1300 - 0.8300	0.5400 - 1.2900	[12]	
15	15	15	60	300	1.25 - 3.89	5.36 - 13.4	1.0876 - 6.7117	0.1226 - 0.7059	0.0316 - 1.5300	0.1245 - 0.7236	1.0220 - 1.1090	[42]	
16	10	12	60	12000 - 32000	51.89	270	2.5774 - 2.8340	0.4367 - 1.2290	0.3272 - 1.1490	0.5341 - 1.4620	1.3340 - 1.4660	[43]	
17	5 - 15	15	60	18 - 42	100.94 - 363.97	525 - 1436	0.7340 - 1.8425	0.2905 - 0.7858	0.3418 - 0.9664	0.3147 - 1.0810	0.9407 - 1.9210	[44]	
18	1	1	60	18	1.9	27	2.9631	0.1016	0.0513	0.1214	1.2650	[45]	
19	10	0	45 - 90	6	56.5 - 122.8	50 - 320	0.4945 - 0.8659	0.0788 - 0.2198	0.2134 - 0.8860	0.0748 - 0.2057	0.8132 - 0.9485	[46]	
20	10	0	30	4.8	215 - 269	348 - 630	0.6596 - 1.1296	0.4621 - 0.7772	0.8802 - 2.7070	0.5478 - 0.9098	1.2930 - 1.5090	[47]	

ตารางที่ 3.1 ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย (ต่อจากหน้าที่แล้ว)

No.	Input						Output						Ref.
	IC (%vol)	WC (%vol)	T (°C)	GF (l/h)	SA (m ² /g)	PV (mm ³ /g)	q _e (mmol/g)	k ₁ (l/min)	k ₂ (g/mmol·min)	k _{sv} (l/min)	n		
21	10	0 - 10	60 - 200	3	200.1 - 392.5	500 - 590	0.4917 - 3.9133	0.0679 - 0.5590	0.0247 - 2.4000	0.0777 - 0.6060	1.1020 - 1.5450	[48]	
22	10	0 - 15	60	4.8	201	430	0.6354 - 1.2469	0.3124 - 0.7001	0.5749 - 2.4810	0.2317 - 0.7901	0.7713 - 1.2030	[49]	
23	10	10	60	6	2.9 - 97.6	49.3 - 386.7	0.8502 - 1.1143	0.3567 - 0.5728	0.6775 - 1.4720	0.2853 - 0.5785	0.8066 - 1.0940	[50]	
24	10	0	200	6	7.07 - 100.03	10 - 670	0.6700 - 2.3900	0.2500 - 0.5100	0.1100 - 0.8200	0.2100 - 0.4600	0.8700 - 1.0300	[51]	
25	10	0	60	99 - 1149	70 - 1730	0.7288 - 1.2925	0.7288 - 1.2925	0.3432 - 0.8144	0.7998 - 1.5900	0.3626 - 1.0820	0.8971 - 1.6960	[52]	
26	10	0	25 - 200	6	9.8 - 44	70 - 230	0.1100 - 4.5542	0.4133 - 2.1840	0.2172 - 4.1280	0.5280 - 2.1180	0.8538 - 2.3530	[53]	
27	10	10	60	30	0.51 - 104.1	16.8 - 94	0.6600 - 2.2800	0.1730 - 0.2981	0.0087 - 0.1409	0.1405 - 0.3193	0.8157 - 1.1550	[54]	
28	30 - 100	0	280 - 360	6	50.09 - 127.45	250 - 520	1.9640 - 18.7750	0.0098 - 0.0671	0.0003 - 0.0425	0.0013 - 0.0892	0.7436 - 1.5820	[55]	
29	5 - 20	0	50 - 90	12 - 72	0.93 - 1.69	0.98 - 2.29	0.3900 - 1.1800	0.4057 - 1.4880	0.9312 - 3.9680	0.4851 - 1.0970	0.6131 - 1.6060	[56]	
30	10	12	60	10	4.2 - 100.6	10 - 61.5	0.7782 - 1.2085	0.2228 - 0.3185	0.3512 - 0.8594	0.2688 - 0.3751	1.2150 - 1.5370	[57]	

ตารางที่ 3.1 ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย (ต่อจากหน้าที่แล้ว)

No.	Input					Output							Ref.
	IC (%vol)	WC (%vol)	T (°C)	GF (l/h)	SA (m ² /g)	PV (mm ³ /g)	q _e (mmol/g)	k ₁ (l/min)	k ₂ (g/mmol·min)	k _{sv} (l/min)	n		
31	1.04	0	25 – 75	0.6	102 – 1024	98 – 2580	0.0330 – 0.6390	0.0408 – 0.1072	0.0683 – 0.8132	0.0541 – 0.1252	1.2600 – 1.6380	[58]	
32	10	0	75	60	28 – 53	110 – 300	2.5600 – 3.5200	1.2220 – 1.6200	3.1160 – 6.3420	1.5640 – 2.0460	1.4240 – 2.0460	[59]	
33	10	0	60	4.8	89 – 452	140 – 620	1.5000 – 2.9000	0.2253 – 0.3958	0.0753 – 0.3233	0.3265 – 0.5128	1.5000 – 1.5470	[60]	
34	5 – 20	0	40 – 80	24 – 72	0.93 – 1.69	0.98 – 2.29	0.5858 – 1.1789	0.3500 – 1.3800	0.2400 – 2.0660	0.4751 – 1.2830	0.8229 – 1.5940	[61]	
35	10	0	18 – 150	15	157	0	0.3010 – 0.5700	2.3500 – 3.9350	5.3130 – 20.65200	2.2900 – 3.6990	1.9390 – 1.9800	[62]	
36	2 – 50	0	20 – 70	6	2 – 62	28 – 367	0.2433 – 4.3036	0.0082 – 0.5471	0.0113 – 2.9525	0.0152 – 0.5444	1.0801 – 1.6424	[63]	
37	10	0	20 – 80	6	89	140	1.7036 – 2.0691	0.1147 – 0.1904	0.0275 – 0.0826	0.1894 – 0.2667	1.5420 – 1.6050	[64]	
38	30	0	30 – 70	6	975.26	305	2.3077 – 2.6202	0.1082 – 0.1580	0.0188 – 0.0427	0.1825 – 0.2353	1.5910 – 1.6610	[65]	
39	10	0	30 – 90	1.8	566 – 3324	440 – 1750	0.9039 – 3.9463	0.0221 – 0.1405	0.0013 – 0.1775	0.0516 – 0.1457	1.0390 – 1.5270	[66]	
40	10	0	20 – 70	3	2 – 62	20 – 367	0.3891 – 2.6200	0.0379 – 0.3960	0.0053 – 1.6700	0.0704 – 0.4727	1.3180 – 1.6630	[67]	

ตารางที่ 3.1 ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย (ต่อจากหน้าที่แล้ว)

No.	Input					Output							Ref.
	IC (%vol)	WC (%vol)	T (°C)	GF (l/h)	SA (m ² /g)	PV (mm ³ /g)	q _e (mmol/g)	k ₁ (l/min)	k ₂ (g/mmol·min)	k _{sv} (l/min)	n		
41	5	5	60	60	0.33 – 3.05	0.35 – 2.62	0.3101 – 1.1690	0.4762 – 2.1290	0.2752 – 11.6000	0.6838 – 2.6980	1.5830 – 1.7930	[68]	
42	2	0	10 – 40	3 – 6	8.94 – 34.31	56.5 – 250.1	1.4520 – 4.9882	0.0106 – 0.0851	0.0004 – 0.0365	0.0365 – 0.1268	1.2770 – 1.6620	[69]	
43	15	0	25	6	112.33 – 944.05	70 – 380	2.5400 – 3.9200	0.0889 – 0.9396	0.0351 – 0.5293	1.2 × 10 ⁶ – 0.8739	0.3014 – 0.9294	[70]	
44	15	0	25	6	89 – 1303	61 – 520	1.2790 – 1.9910	0.5754 – 1.7950	0.7549 – 2.5640	0.4939 – 2.0160	0.8550 – 1.1720	[71]	
45	1	0 – 2.5	20 – 60	18 – 42	492 – 960	203 – 362	0.1560 – 0.9291	0.0565 – 0.7941	0.0239 – 8.5010	0.0897 – 0.9975	1.3060 – 1.6310	[72]	

ชุดข้อมูลที่ได้จากการกำจัดค่าผิดปกติจะกำหนดให้เป็นชุดข้อมูลสำหรับฝึก (training dataset) สำหรับการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม และในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้เพิ่มชุดข้อมูลที่ไม่ได้เกี่ยวข้องกับชุดข้อมูลสำหรับฝึก หรือชุดข้อมูลทดสอบที่ไม่เกี่ยวข้อง (blind test dataset) โดยการรวบรวมตัวแปรในชุดข้อมูลนี้ใช้วิธีการเดียวกับการรวบรวมตัวแปรในชุดข้อมูลสำหรับฝึก ซึ่งชุดข้อมูลทดสอบที่ไม่เกี่ยวข้องจะมีทั้งหมด 3 ชุดข้อมูลดังแสดงในตารางที่ 3.2 รวมชุดข้อมูลสำหรับฝึกที่ได้จากการกำจัดค่าผิดปกติและชุดข้อมูลทดสอบที่ไม่เกี่ยวข้องเข้าด้วยกันเป็นชุดข้อมูลเดียวที่มีจำนวน 407 ชุดข้อมูล เพื่อนำชุดข้อมูลนั้นเข้าสู่กระบวนการปรับปรุงโครงสร้างข้อมูลให้เป็นมาตรฐาน (normalization) ในงานวิจัยนี้ใช้วิธีการปรับมาตรฐานค่าต่ำสุดและค่าสูงสุดให้ข้อมูลในแต่ละตัวแปรอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 โดยใช้สมการที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 ตารางแสดงชุดข้อมูลทดสอบที่ไม่เกี่ยวข้อง

No.	Input						Output					Ref.
	IC (%vol)	WC (%vol)	T (°C)	GF (L/h)	SA (m ² /g)	PV (mm ³ /g)	q _e (mmol/g)	k ₁ (1/min)	k ₂ (g/mmol·min)	k _{av} (1/min)	n	
1	1	1	30	18	129	1040	3.5624	0.5626	0.2144	0.5711	1.0160	[73]
2	1	1	40	18	129	1040	3.0547	0.6934	0.3316	0.6986	1.0080	
3	1	1	50	18	129	1040	2.9096	0.7301	0.3731	0.6913	0.9481	

$$X_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.2)$$

เมื่อ X_{norm} คือ ค่าของตัวแปรในชุดข้อมูลที่ถูกปรับปรุงโครงสร้างข้อมูลให้เป็น

มาตรฐาน

x คือ ค่าของตัวแปรในแต่ละชุดข้อมูล

x_{min} คือ ค่าที่ต่ำที่สุดของตัวแปรหนึ่งในชุดข้อมูล

x_{max} คือ ค่าที่สูงที่สุดของตัวแปรหนึ่งในชุดข้อมูล

เมื่อรวบรวมและจัดข้อมูลตามวิธีการที่ได้กล่าวมาข้างต้นแล้ว ขั้นตอนถัดไปคือการนำชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยตัวแปรนำเข้าและตัวแปรส่งออกไปพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการทำนายพารามิเตอร์ของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์

ตารางที่ 3.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทุกชั้นซ่อนมีจำนวนเซลล์ประสาทเท่ากับ 5

No.	Number of neural in hidden layer (Neuron)	Activation function						Output layer
		Hidden layer (Layer)						
		1	2	3	4	5	6	
1	5	TANSIG						PURELIN
2		TANSIG	TANSIG					
3		TANSIG	TANSIG	TANSIG				
4		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG			
5		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG		
6		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	
7	5	LOGSIG						PURELIN
8		LOGSIG	LOGSIG					
9		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG				
10		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG			
11		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG		
12		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	
13	5	TANSIG						TANSIG
14		TANSIG	TANSIG					
15		TANSIG	TANSIG	TANSIG				
16		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG			
17		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG		
18		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	
19	5	LOGSIG						TANSIG
20		LOGSIG	LOGSIG					
21		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG				
22		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG			
23		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG		
24		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	

ตารางที่ 3.5 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทุกชั้นซ่อนมีจำนวนเซลล์ประสาทเท่ากับ 7

No.	Number of neural in hidden layer (Neuron)	Activation function						Output layer
		Hidden layer (Layer)						
		1	2	3	4	5	6	
1	7	TANSIG						PURELIN
2		TANSIG	TANSIG					
3		TANSIG	TANSIG	TANSIG				
4		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG			
5		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG		
6		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	
7	7	LOGSIG						PURELIN
8		LOGSIG	LOGSIG					
9		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG				
10		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG			
11		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG		
12		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	
13	7	TANSIG						TANSIG
14		TANSIG	TANSIG					
15		TANSIG	TANSIG	TANSIG				
16		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG			
17		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG		
18		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	
19	7	LOGSIG						TANSIG
20		LOGSIG	LOGSIG					
21		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG				
22		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG			
23		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG		
24		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	

ตารางที่ 3.6 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทุกชั้นซ่อนมีจำนวนเซลล์ประสาทเท่ากับ 10

No.	Number of neural in hidden layer (Neuron)	Activation function						Output layer
		Hidden layer (Layer)						
		1	2	3	4	5	6	
1	10	TANSIG						PURELIN
2		TANSIG	TANSIG					
3		TANSIG	TANSIG	TANSIG				
4		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG			
5		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG		
6		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	
7	10	LOGSIG						PURELIN
8		LOGSIG	LOGSIG					
9		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG				
10		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG			
11		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG		
12		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	
13	10	TANSIG						TANSIG
14		TANSIG	TANSIG					
15		TANSIG	TANSIG	TANSIG				
16		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG			
17		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG		
18		TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	TANSIG	
19	10	LOGSIG						TANSIG
20		LOGSIG	LOGSIG					
21		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG				
22		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG			
23		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG		
24		LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	LOGSIG	

การทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาจากโครงสร้างที่กล่าวมาข้างต้น โดยการใช้ค่าทางสถิติสองค่าคือ ค่า R-square และค่า RMSE

- ค่า R หรือค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของพีร์สัน (Pearson's correlation coefficient) เป็นค่าที่บ่งชี้ความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างสองตัวแปร อยู่ในช่วง -1 ถึง 1 หากค่า R มีค่าเป็นบวกและเข้าใกล้ 1 แสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างสองตัวแปรที่มีความสอดคล้องกัน เช่น หากตัวแปรหนึ่งมีค่าเพิ่มขึ้น อีกตัวแปรก็หนึ่งก็จะมีความเพิ่มขึ้นด้วย ถ้าหากค่า R มีค่าเป็นลบและเข้าใกล้ -1 แสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างสองตัวแปรที่ไม่สอดคล้องกัน เช่น ถ้าตัวแปรหนึ่งมีค่าเพิ่มขึ้น อีกตัวแปรหนึ่งจะมีค่า

ลดลง และค่า R เท่ากับ 0 หมายถึงตัวแปรสองตัวไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นต่อกัน
สมการในการคำนวณค่าแสดงดัง**สมการที่ 3.3**

- ค่า R-square หรือค่าสัมประสิทธิ์ แสดงการตัดสินใจ (coefficient of determination) เป็นค่าที่ใช้วัดความสามารถในการอธิบายตัวแปรตามจากแบบจำลองสถิติ ค่า R-square อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ค่า R-square ที่มีค่าเป็น 1 แสดงว่าแบบจำลองสามารถอธิบายข้อมูลได้ดีและมีความสอดคล้องกับข้อมูลจริงมาก ค่า R-square ที่มีค่าเป็น 0 หมายถึงแบบจำลองไม่สามารถอธิบายข้อมูลได้เลย สมการในการคำนวณค่าแสดงดัง**สมการที่ 3.4**
- ค่า RMSE หรือ Root mean square error เป็นค่าที่ใช้ในการประเมินความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริง (actual values) และค่าที่ได้จากการทำนาย (predicted values) จากโครงข่ายประสาทเทียม ค่า RMSE แสดงถึงความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียม โดยค่า RMSE ที่เป็นตัวเลขเข้าใกล้ศูนย์จะแสดงถึงความสามารถในการทำนายที่ดีที่สุด สมการในการคำนวณค่า RMSE แสดงดัง**สมการที่ 3.5**

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} (x_i - \bar{x})(y_{i,exp} - y_m)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{i=n} (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{i=n} (y_{i,exp} - y_m)^2}} \quad (3.3)$$

$$R - square = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{i=n} (y_{i,exp} - y_{i,predict})^2}{\sum_{i=1}^{i=n} (y_{i,exp} - y_m)^2} \quad (3.4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{i=n} (y_{i,exp} - y_{i,predict})^2}{n}} \quad (3.5)$$

เมื่อ	$R - square$	คือ	ค่าสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจ
	$RMSE$	คือ	ค่า Root mean square error
	x_i	คือ	ค่าของตัวแปรนำเข้าที่เป็นตัวแปรอิสระ
	\bar{x}	คือ	ค่าเฉลี่ยของตัวแปรนำเข้าที่เป็นตัวแปรอิสระ
	$y_{i,exp}$	คือ	ค่าของตัวแปรส่งออกที่เป็นค่าจริง
	$y_{i,predict}$	คือ	ค่าของตัวแปรส่งออกที่ได้จากการทำนาย
	y_m	คือ	ค่าเฉลี่ยของค่าของตัวแปรส่งออกที่เป็นค่าจริง
	n	คือ	จำนวนของค่าตัวแปรส่งออก

ในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแต่ละโครงสร้างเพื่อหาโครงสร้างที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดจะใช้ตัวแปรนำเข้า 6 ตัวได้แก่ ความเข้มข้นเริ่มต้นของคาร์บอนไดออกไซด์ ความเข้มข้นของน้ำในแก๊ส อุณหภูมิ พื้นที่ผิวจำเพาะและปริมาตรของรูพรุนบนตัวดูดซับและตัวแปรส่งออกแค่ 2 ตัวแปรได้แก่ ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล และค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม เพื่อลดเวลาในการฝึกโครงข่ายประสาทเทียม และแบ่งชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกออกเป็น 3 ชุดย่อยคือ ชุดข้อมูลสำหรับฝึก (train) ร้อยละ 70 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด ชุดข้อมูลสำหรับตรวจสอบ (validate) ร้อยละ 15 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (test) ร้อยละ 15 ตามขั้นตอนดังนี้

- นำชุดข้อมูลนำเข้าที่ผ่านการกำจัดค่าผิดปกติและปรับโครงสร้างของข้อมูลแล้ว มาฝึกโครงข่ายประสาทเทียม คำนวณค่า R-square และค่า RMSE ของชุดข้อมูลย่อยสำหรับฝึก ตรวจสอบและทดสอบ
- นำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านได้ฝึกแล้วมาทำนายตัวแปรส่งออกทั้ง 2 ตัวแปรจากตัวแปรนำเข้าในชุดข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องดังตารางที่ 3.2 นำค่าตัวแปรส่งออกที่ได้มา คำนวณค่าความคลาดเคลื่อนกับค่าจริงโดยใช้ฟังก์ชันความคลาดเคลื่อน (error function หรือ loss function)
- จัดเก็บค่า R-square และ RMSE ของชุดข้อมูลย่อย และค่าความคลาดเคลื่อนไว้เป็นค่าจากการฝึกครั้งที่ 1 ทำการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมใหม่และจัดเก็บค่าข้างต้นจนครบ 300 ครั้ง
- ใช้ค่าความคลาดเคลื่อนที่คำนวณจากตัวแปรส่งออกที่ทำนายได้และตัวแปรส่งออกที่เป็นค่าจริงในการประเมินประสิทธิภาพของการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมแต่ละครั้ง โดยพิจารณาเฉพาะครั้งที่มีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด 3 ครั้ง และจัดเก็บค่า R-square และ RMSE ของชุดข้อมูลย่อยในการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมของครั้งนั้น ๆ ดังรูปที่ 3.6

No.	q_c						k_1					
	Train		Validate		Test		Train		Val		Test	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
1	0.6046	0.7455	0.6318	0.6606	0.6305	0.7082	0.6462	0.2122	0.5390	0.2898	0.6305	0.3047
2	0.8572	0.4403	0.5932	0.5770	0.4731	0.9648	0.7347	0.1989	0.7271	0.1917	0.4731	0.2584
3	0.8380	0.4848	0.7103	0.5686	0.6383	0.6680	0.7503	0.1935	0.8079	0.1566	0.6383	0.2325

รูปที่ 3.6 ตัวอย่างตารางรวมค่า R-square

- คำนวณค่าเฉลี่ยของค่า R-square ของชุดข้อมูลย่อยของทั้ง 3 ครั้ง โดยใช้สมการที่ 3.6 ถึง สมการที่ 3.8 โดยคำนวณทั้งสองตัวแปรส่งออก จากนั้นคำนวณค่าเฉลี่ยของค่า R-square ของทั้งสามชุดข้อมูลย่อยของตัวแปรส่งออกทั้งสองตัวแปรโดยใช้สมการที่ 3.9 และผลของการเฉลี่ยค่า R-square แสดงดังรูปที่ 3.7 ซึ่งจะเป็นค่าที่ใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละโครงสร้าง

$$\text{The average of } R_{s_{\text{training}}} = \frac{\sum_{i=1}^{i=3} R_{s_i} \text{ of training set}}{3} \quad (3.6)$$

$$\text{The average of } R_{s_{\text{validate}}} = \frac{\sum_{i=1}^{i=3} R_{s_i} \text{ of validate set}}{3} \quad (3.7)$$

$$\text{The average of } R_{s_{\text{test}}} = \frac{\sum_{i=1}^{i=3} R_{s_i} \text{ of test set}}{3} \quad (3.8)$$

$$\text{The average of all } R = \frac{R_{q_e, \text{train}} + R_{q_e, \text{validate}} + R_{q_e, \text{test}} + R_{k_1, \text{train}} + R_{k_1, \text{validate}} + R_{k_1, \text{test}}}{6} \quad (3.9)$$

No.	q _e			k ₁			Average of All R ²
	R ² of train	R ² of validate	R ² of test	R ² of train	R ² of validate	R ² of test	
1							
2	0.7666	0.6451	0.5807	0.7104	0.6913	0.5807	0.6625
3							

รูปที่ 3.7 ตัวอย่างตารางค่าเฉลี่ยของค่า R-square

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

- ทำซ้ำตั้งแต่ต้นจนครบทุกโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม และพิจารณาโครงสร้างที่มีค่าเฉลี่ยของค่า R-square สูงที่สุด

เมื่อได้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าเฉลี่ยของค่า R-square สูงที่สุดแล้ว ใช้โครงสร้างนั้นในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ตัวแปรส่งออกทั้งหมด 5 ตัวแปรและพัฒนาตามวิธีการเดิมที่ใช้ในการหาโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าเฉลี่ยของค่า R-square ที่สูงที่สุด จากนั้นนำโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงสุดมาทดสอบโดยใช้ชุดข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องของชุดที่สองดังตารางที่ 3.7 ซึ่งข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องทั้งสามชุดดังตารางที่ 3.7 นำมาจาก 3 งานวิจัยที่แตกต่างกันโดยตัวแปรนำเข้าทุกตัวแปรมีค่าแตกต่างกันและช่วงอุณหภูมิอยู่ในช่วง 40 ถึง 60 องศาเซลเซียสซึ่งเป็นช่วงอุณหภูมิที่นิยมใช้กันในกระบวนการดูดซับในอุตสาหกรรม การทำนายจากโครงข่ายประสาทเทียม

จะได้เป็นตัวแปรส่งออก 5 ตัวแปร จากนั้นนำทั้ง 5 ตัวแปรไปแทนค่าในสมการทางจลนศาสตร์ทั้ง 3 สมการ ดังนี้

- สมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม : ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล และค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม
- สมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม : ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล และค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม
- สมการของอาฟรามี : ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการอาฟรามี และเลขชี้กำลังของอาฟรามี

เมื่อแทนค่าตัวแปรทั้งหมดลงในแต่ละสมการแล้วจะสามารถสร้างเส้นโค้งแสดงปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ เวลาใด ๆ ต่อเวลาได้ แล้วคำนวณค่า R-square และ RMSE ระหว่างเส้นโค้งที่สร้างจากตัวแปรที่ได้จากการทำนายและเส้นโค้งที่ได้สร้างจากตัวแปรจากค่าจริงเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของสมการทางจลนศาสตร์ทั้ง 3 สมการ

ตารางที่ 3.7 ชุดข้อมูลทดสอบที่ไม่เกี่ยวข้องชุดที่สอง

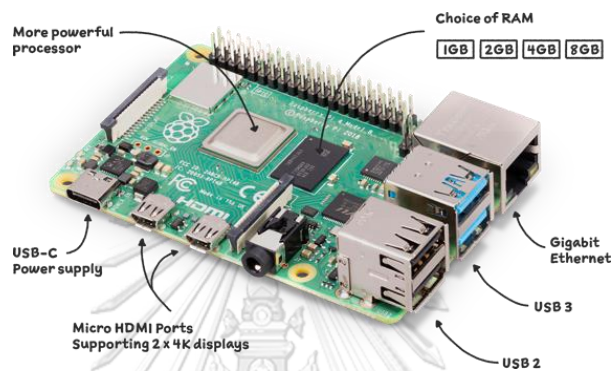
No.	Input						Output					Ref.
	IC (%vol)	WC (%vol)	T (°C)	GF (L/h)	SA (m ² /g)	PV (mm ³ /g)	q _e (mmol/g)	k ₁ (1/min)	k ₂ (g/mmol·min)	k _{av} (1/min)	n	
1	1	1	40	18	129	1040	3.0547	0.6934	0.3316	0.6986	1.0080	[73]
2	16	0	50	19.8	16.82	181	0.6760	0.1664	0.2136	0.1740	1.6480	[74]
3	1	0	60	18	127.6	650	3.2204	0.7865	0.3655	0.8826	1.1430	[75]

3.4 การพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อได้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงสุดแล้ว นำโครงข่ายประสาทเทียมนี้มาแปลงให้อยู่อยู่ในรูปฟังก์ชัน และแปลงฟังก์ชันของโครงข่ายประสาทเทียมให้เป็นภาษาไพทอน (python) เพื่อนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้ในฮาร์ดแวร์ ซึ่งฮาร์ดแวร์ที่ใช้ในการพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์มีองค์ประกอบดังนี้

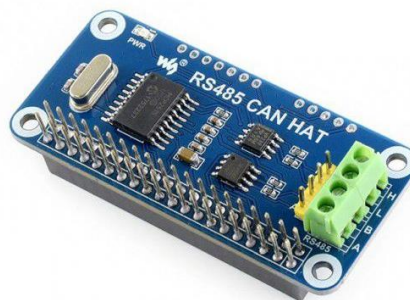
- คอมพิวเตอร์บอร์ดเดี่ยว (single board computer) เป็นบอร์ดคอมพิวเตอร์ขนาดเล็กที่มีความสามารถเหมือนเก็บคอมพิวเตอร์ ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้ Raspberry pi 4 model b เป็นคอมพิวเตอร์บอร์ดเดี่ยว Raspberry pi 4 model b มีองค์ประกอบ

หลักที่ 4 ส่วน คือ หน่วยประมวลผลกลาง (CPU) หน่วยความจำ (RAM) พอร์ตต่าง ๆ ที่ใช้ในการเชื่อมต่อกับฮาร์ดแวร์อื่น ๆ เช่น พอร์ต USB และ พอร์ต HDMI เป็นต้น และส่วนสุดท้ายคือ พอร์ตอเนกประสงค์ (general purpose input/output, GPIO) เป็นพอร์ตที่ใช้ในการเชื่อมต่อและควบคุมอุปกรณ์ภายนอกกับคอมพิวเตอร์ เช่นต่อส่วนขยายเพิ่มเติมเพื่อใช้ในการรับค่าจากตัวตรวจจับ (sensor) เป็นต้น ตัวอย่างของ Raspberry pi 4 model b แสดงดังรูปที่ 3.8



รูปที่ 3.8 Raspberry pi 4 model b

- ส่วนขยายเพิ่มเติม (expansion headers) เป็นส่วนที่ออกแบบมาเพื่อเชื่อมต่อและขยายความสามารถของ Raspberry pi โดยเชื่อมต่อกับอุปกรณ์อื่น เช่น ตัวตรวจจับ ในงานวิจัยนี้ใช้ RS485 CAN HAT เป็นส่วนขยายเพิ่มเติมเพื่อให้ Raspberry pi สามารถติดต่อสื่อสารกับตัวตรวจจับที่ใช้ระบบ RS485 และ CAN ซึ่งเป็นระบบมาตรฐานในการสื่อสารในระบบอิเล็กทรอนิกส์ ตัวอย่างของ RS485 CAN HAT แสดงดังรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9 RS485 CAN HAT for Raspberry pi

- ตัวตรวจวัด (sensor) คืออุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดหรือตรวจจับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ในสภาวะแวดล้อม เช่น อุณหภูมิและความชื้น เป็นต้น ในงานวิจัยนี้ใช้ Industrial Grade RS485 Temperature & Humidity Sensor ดังรูปที่ 3.10 เป็นตัวตรวจวัดที่สามารถวัดได้ 2 พารามิเตอร์ คือ อุณหภูมิและความชื้น ซึ่งเป็นตัวตรวจวัดที่ใช้ในระดับอุตสาหกรรมมีช่วงในการวัดอุณหภูมิอยู่ที่ -40 ถึง 120 องศาเซลเซียส และมีช่วงในการวัดความชื้นอยู่ที่ 0 ถึง 99.9 เปอร์เซ็นต์ของความชื้น

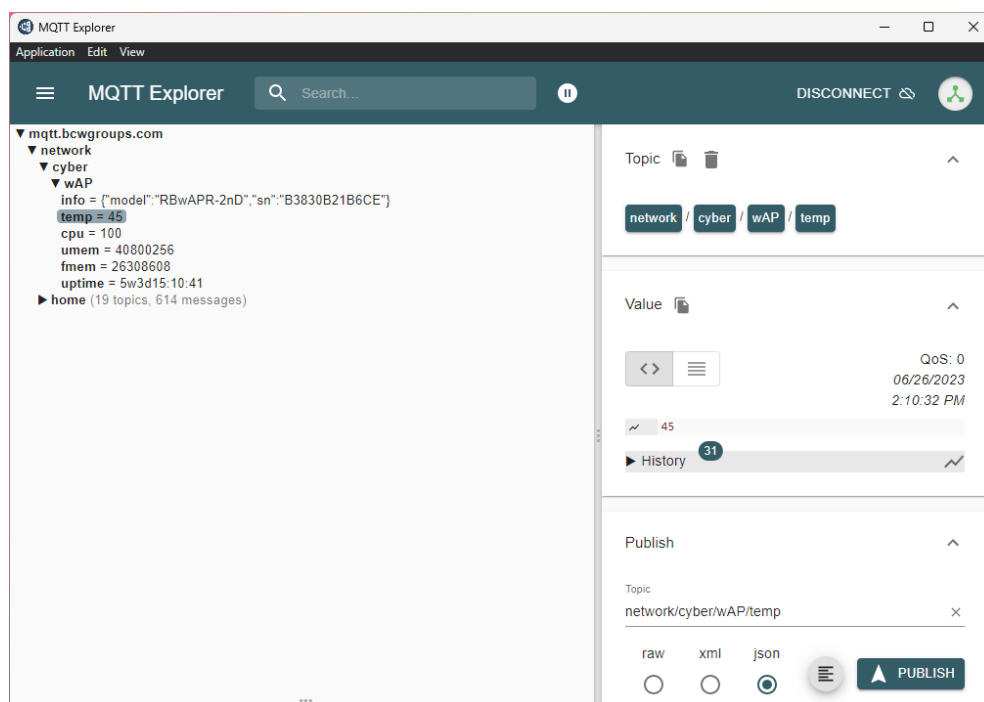


รูปที่ 3.10 Industrial Grade RS485 Temperature & Humidity Sensor

การทำนายโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมจะต้องใช้ตัวแปรนำเข้าทั้งหมด 6 ตัวแปรได้แก่ ความเข้มข้นเริ่มต้นของคาร์บอนไดออกไซด์ ความเข้มข้นของน้ำในแก๊ส อุณหภูมิ อัตราการไหลของแก๊ส พื้นที่ผิวจำเพาะ และปริมาตรของรูพรุนบนตัวดูดซับ ซึ่งจะเห็นว่าตัวตรวจวัดที่ใช้ในการพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์มีแค่ตัวตรวจวัดที่อ่านค่าเฉพาะอุณหภูมิและความชื้น (ความเข้มข้นของน้ำในแก๊ส) ตัวแปรอื่น ๆ ที่สามารถวัดได้เช่น ความเข้มข้นเริ่มต้นของคาร์บอนไดออกไซด์ และอัตราการไหลของแก๊ส จะเป็นการใส่ค่าของตัวแปรผ่านซอฟต์แวร์ เช่นเดียวกับพื้นที่ผิวจำเพาะและปริมาตรของรูพรุนบนตัวดูดซับ เพื่อเป็นการจำลองการใช้ซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ในการวัดปริมาณคาร์บอนไดออกไซด์ กระบวนการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ในแก๊สไอเสียในโรงงานอุตสาหกรรมโดยที่ไม่เสียค่าใช้จ่ายมากเกินไป

การส่งข้อมูลจาก Raspberry pi ซึ่งเปรียบเสมือนซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์มาแสดงผลจะส่งผ่านตัวกลางคือ Message Queuing Telemetry Transport หรือ MQTT เป็นตัวกลางในการสื่อสารระหว่างอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ผ่านเครือข่าย การทำงานผ่าน MQTT มีองค์ประกอบหลัก 3 ส่วน คือ Broker เป็นตัวกลางในการรับส่งข้อมูลคือ Eclipse Mosquitto ที่ทำงานผ่านระบบ cloud server Publisher หรือผู้ส่งข้อมูล ซึ่งก็คือ Raspberry pi ส่งข้อมูลมาในรูปแบบต่าง ๆ ในหัวข้อ (topic) ที่กำหนด และส่วนสุดท้ายคือ Subscriber หรือผู้รับข้อมูล เป็นอุปกรณ์หรือแอปพลิเคชันที่รับข้อมูลใน

หัวข้อนั้น ๆ ในงานวิจัยนี้ใช้แพลตฟอร์ม Grafana เป็น Subscriber ในการรับข้อมูล **รูปที่ 3.11** แสดงหน้าต่างของโปรแกรม MQTT Explorer และ**รูปที่ 3.12** แพลตฟอร์ม Grafana



รูปที่ 3.11 หน้าต่างของโปรแกรม MQTT Explorer

สุดท้ายนำข้อมูลจาก MQTT Explorer ไปแสดงผลผ่าน Grafana ซึ่งเป็นแพลตฟอร์มโอเพนซอร์สที่ใช้สร้างและแสดงผลกราฟหรือข้อมูลในรูปแบบที่สวยงามและมีประสิทธิภาพสูง และสามารถแสดงผลแบบ real-time ได้ โดย Grafana สามารถเชื่อมต่อกับ MQTT Broker และดึงข้อมูลที่ต้องการแสดงผลมาแสดงในแพลตฟอร์มได้ **รูปที่ 3.12** แสดงหน้าต่างของ Grafana ในแพลตฟอร์ม Grafana จะแสดงผลตัวแปรทั้งหมด 6 ตัวแปรคือ ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการทางจลนศาสตร์ อุณหภูมิและความชื้นที่ตรวจวัดได้จากตัวตรวจวัด เวลาที่เริ่มทำได้วัดและเวลาที่การดูดซับจะเข้าสู่สมดุล

การคำนวณเวลาที่ การดูดซับเข้าสู่สมดุลคำนวณโดยนำค่าปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการทางจลนศาสตร์ทั้ง 3 สมการ และเลขชี้กำลังของสมการของอาฟรามี่ไปคำนวณย้อนกลับโดยกำหนดแทนค่าร้อยละ 99.9999 ของปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุลลงในปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ เวลาใด ๆ สำหรับการคำนวณเวลาที่การดูดซับเข้าสู่สมดุลของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียมและจัดรูปของสมการใหม่ดัง**สมการที่ 3.10** และทำเช่นเดียวกันในสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียมแต่กำหนดค่าเป็น

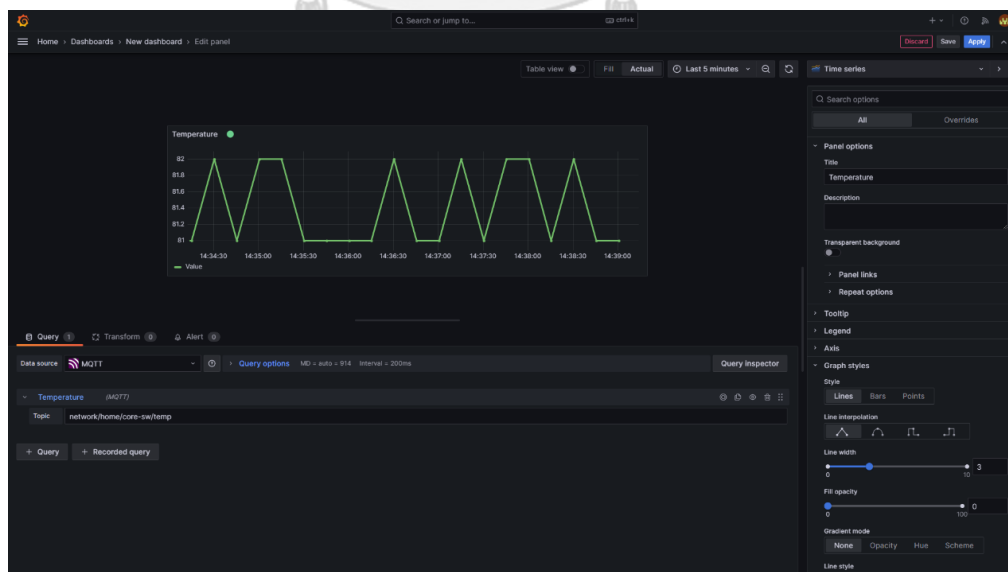
ร้อยละ 95 ของปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ตั้งสมการที่ 3.11 และแทนค่าร้อยละ 99.9999 ของปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ในสมการของอาฟรามิดังสมการที่ 3.12

$$t_1 = \frac{\ln(0.0001)}{-(k_1)} \quad (3.10)$$

$$t_2 = \frac{95}{q_e k_2} \quad (3.11)$$

$$t_{av} = \frac{(-\ln(0.0001))^{\frac{1}{n}}}{k_{av}} \quad (3.12)$$

เมื่อ	t_1	คือ	เวลาที่การดูดซับเข้าสู่สมดุลจากสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม
	t_2	คือ	เวลาที่การดูดซับเข้าสู่สมดุลจากสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม
	t_{av}	คือ	เวลาที่การดูดซับเข้าสู่สมดุลจากสมการของอาฟรามิ
	q_e	คือ	ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล
	k_1	คือ	ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม
	k_2	คือ	ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม
	k_{av}	คือ	ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการของอาฟรามิ
	n	คือ	เลขชี้กำลังของสมการของอาฟรามิ



รูปที่ 3.12 หน้าต่างของแพลตฟอร์ม Grafana

บทที่ 4

ผลการวิจัยและวิจารณ์ผลการทดลอง

4.1 ผลของการฝึกโครงข่ายประสาทเทียม

ในการศึกษาผลของโครงสร้างที่ใช้ในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม โดยโครงสร้างที่นำมาพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมมีทั้งหมด 96 โครงสร้างแสดงดังตารางที่ 3.3 ถึง 3.6 ซึ่งมีการปรับเปลี่ยนโครงสร้างด้วยการปรับเปลี่ยนจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนในจำนวน 3 5 7 และ 10 เซลล์ประสาท การปรับเปลี่ยนจำนวนชั้นซ่อนในจำนวน 1 ถึง 6 ชั้นซ่อน และการปรับเปลี่ยนฟังก์ชันกระตุ้นโดยในชั้นซ่อนจะใช้ฟังก์ชันแทนซิกมอยด์ และฟังก์ชันลอกซิทมอยด์เป็นฟังก์ชันกระตุ้น และในชั้นส่งออกจะใช้ฟังก์ชันเส้นตรงและฟังก์ชันแทนซิกมอยด์เป็นฟังก์ชันกระตุ้น ในการศึกษาผลของโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้ชุดข้อมูลที่มีตัวแปรนำเข้า 6 ตัวแปรได้แก่ ความเข้มข้นเริ่มต้นของคาร์บอนไดออกไซด์ ความเข้มข้นของน้ำในแก๊ส อุณหภูมิ อัตราการไหลของแก๊ส พื้นที่ผิวจำเพาะและปริมาตรของรูพรุนบนตัวดูดซับ และตัวแปรส่งออก 2 ตัวแปร คือ ปริมาณของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุลและค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม การใช้ตัวแปรส่งออกสองตัวเพื่อลดเวลาในการหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงสุด

ค่าที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละโครงสร้างคือค่าเฉลี่ยของค่า R-square ทั้งหมดของชุดข้อมูลย่อยของทั้ง 2 ตัวแปรส่งออก ซึ่งถูกแบ่งออกเป็น 3 ชุดเพื่อใช้ในการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมคือ ชุดข้อมูลสำหรับฝึก ตรวจสอบ และทดสอบ ดังรูปที่ 3.6 และ 3.7 โดยค่าเฉลี่ยของค่า R-square ในแต่ละโครงสร้างแสดงดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ทั้งหมด

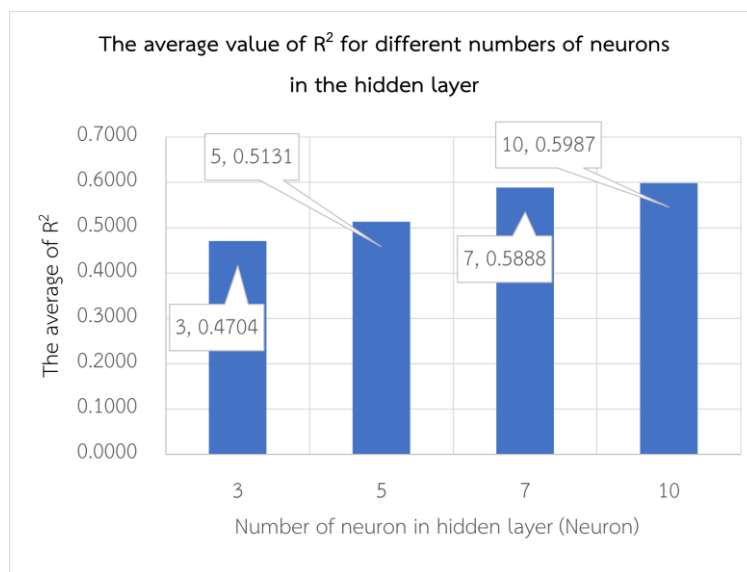
จำนวนเซลล์ประสาท ในชั้นซ่อน (เซลล์ประสาท)	จำนวนชั้นซ่อน (ชั้น)	ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ทั้งหมด			
		ฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นซ่อนและชั้นส่งออก			
		TANSIG – PURELIN	LOGSIG – PURELIN	TANSIG – TANSIG	LOGSIG – TANSIG
3	1	0.3953	0.4953	0.5432	0.3562
	2	0.5167	0.4106	0.5499	0.5508
	3	0.4962	0.5149	0.5241	0.5534
	4	0.3239	0.4987	0.4800	0.4797
	5	0.3524	0.5132	0.4798	0.4523
	6	0.4603	0.4326	0.4905	0.4197
5	1	0.5074	0.5376	0.5893	0.5880
	2	0.5113	0.5595	0.5261	0.4082
	3	0.4549	0.4596	0.5665	0.4867
	4	0.5672	0.5224	0.4265	0.4974
	5	0.4330	0.4846	0.5852	0.5319
	6	0.5306	0.5407	0.4792	0.5214
7	1	0.5648	0.6433	0.5416	0.6340
	2	0.5541	0.5119	0.6590	0.6376
	3	0.6288	0.6270	0.6379	0.5976
	4	0.4701	0.6594	0.6592	0.6255
	5	0.6447	0.4593	0.5410	0.4773
	6	0.5660	0.5881	0.6088	0.5930
10	1	0.5974	0.5930	0.6575	0.6592
	2	0.6395	0.6518	0.6625	0.5576
	3	0.6082	0.6084	0.6088	0.6491
	4	0.5704	0.6162	0.5690	0.4961
	5	0.5997	0.6070	0.6031	0.5828
	6	0.5419	0.4602	0.6272	0.6027

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ในการศึกษาผลของการเพิ่มจำนวนเซลล์ประสาทจาก 3 เป็น 5 7 และ 10 เซลล์ประสาท โดยเฉลี่ยค่าในตารางที่ 4.1 และแสดงดังตารางที่ 4.2 และนำมาสร้างกราฟดังรูปที่ 4.1

ตารางที่ 4.2 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square จากตารางที่ 4.1 โดยพิจารณาแต่ละจำนวนเซลล์ประสาท

จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อน (เซลล์ประสาท)	ค่าเฉลี่ยของค่า R-square
3	0.4704
5	0.5131
7	0.5888
10	0.5987



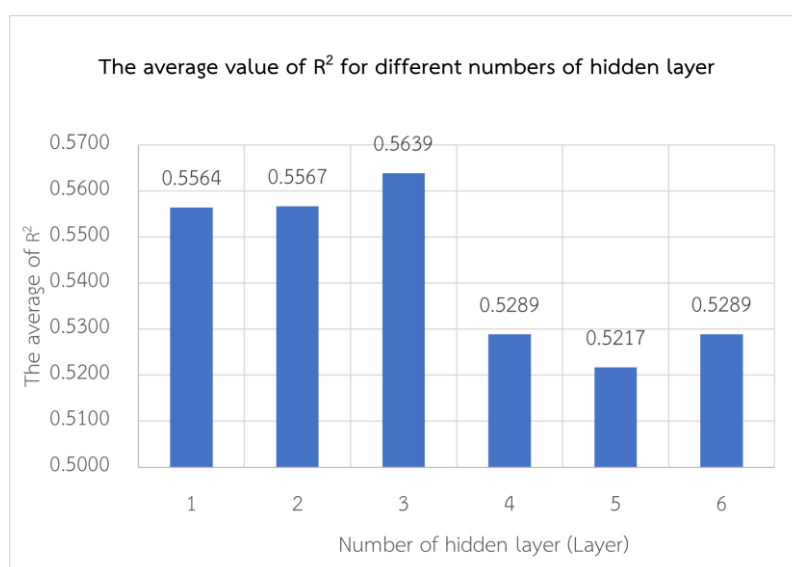
รูปที่ 4.1 กราฟแสดงค่าเฉลี่ยของค่า R-square ในแต่ละจำนวนเซลล์ประสาท

จากตารางที่ 4.2 และรูปที่ 4.1 พบว่าการเพิ่มจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนจะทำให้ค่า R-square มีแนวโน้มที่สูงขึ้น เมื่อจำนวนเซลล์ประสาทเท่ากับ 3 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ทั้งหมดจะเท่ากับ 0.4704 เมื่อเพิ่มจำนวนเซลล์ประสาทเป็น 5 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ทั้งหมดจะเท่ากับ 0.5225 และเมื่อเพิ่มจำนวนเซลล์ประสาทเป็น 7 และ 10 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ทั้งหมดจะเท่ากับ 0.5888 และ 0.5987 ตามลำดับ การเพิ่มจำนวนเซลล์ประสาทเปรียบเสมือนการเพิ่มความซับซ้อนให้กับโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจับความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ซับซ้อนมากขึ้น แต่การเพิ่มจำนวนเซลล์ประสาทที่มากขึ้นจะทำให้เกิดการเรียนรู้ที่มากเกินไป (overfitting) จะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพที่สูงในขั้นตอนการฝึก แต่เมื่อนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้กับข้อมูลใหม่ที่ไม่เกี่ยวข้องกับชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกจะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพลดลงได้ [76]

การเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนจะศึกษาผลเฉลี่ยของค่า R-square ของชั้นซ่อนโดยนำผลของจำนวนเซลล์ประสาทและฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นซ่อนและชั้นส่งออกไม่ศึกษา แสดงดังตารางที่ 4.3 และนำค่าจากตารางที่ 4.3 มาสร้างกราฟ โดยให้แกนตั้งเป็นค่าเฉลี่ยของค่า R-square และแกนนอนเป็นจำนวนชั้นซ่อนดังรูปที่ 4.2

ตารางที่ 4.3 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square จากตารางที่ 4.1 โดยไม่สนใจผลของฟังก์ชันกระตุ้น

จำนวนชั้นซ่อน (ชั้น)	ค่าเฉลี่ยของค่า R-square
1	0.5547
2	0.5567
3	0.5639
4	0.5289
5	0.5217
6	0.5289



รูปที่ 4.2 ผลของชั้นซ่อนในจำนวนเซลล์ประสาทที่ต่างกัน

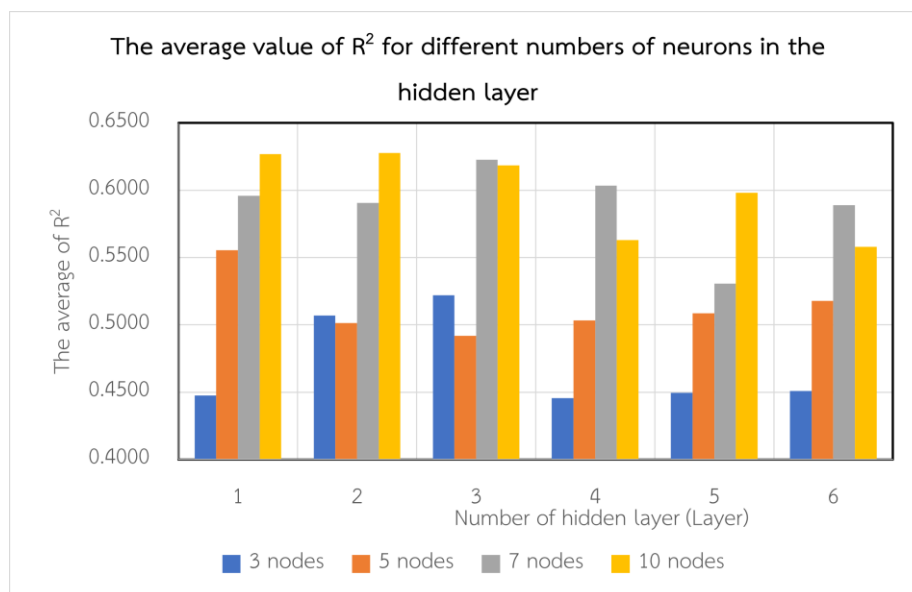
จากตารางที่ 4.3 และรูปที่ 4.2 จะพบว่าการเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนจาก 1 ชั้นไปจนถึง 3 ชั้น ค่าเฉลี่ยของค่า R-square เพิ่มขึ้นตามลำดับคือ 0.5564 0.5567 และ 0.5639 จากนั้นเมื่อเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเป็น 4 5 และ 6 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square จะลดลงเป็น 0.5289 0.5217 และ 0.5289 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่าการเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนจาก 1 ชั้นซ่อนจนถึง 3 ชั้นซ่อนจะทำให้ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมสูงขึ้นโดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยของค่า R-square ที่สูงขึ้น แต่เมื่อเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนจนถึง 4 5 และ 6 พบว่าค่าเฉลี่ยของค่า R-square จะลดลงเนื่องจากโครงสร้างจะมีความซับซ้อนมากขึ้นเมื่อเพิ่มจำนวนชั้นซ่อน ข้อเสียของโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ซับซ้อนมากขึ้น อาจจะทำให้การเรียนรู้ที่มากเกินไป ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถทำนายได้ดีในข้อมูลที่ไม่เคยเห็นหรือเป็นข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องกับการฝึกโครงข่ายประสาทเทียม [77]

เมื่อพิจารณาจำนวนของชั้นซ่อนร่วมกับจำนวนเซลล์ประสาท จะได้ผลดังตารางที่ 4.4 และรูปที่ 4.3 ที่จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนเท่ากับ 3 และเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนจาก 1 ถึง 6 พบว่า

ค่าเฉลี่ยของค่า R-square สูงจนจำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 3 คือ 0.5222 และเมื่อเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเป็น 4 ค่าเฉลี่ยของของ R-square ลดลงและค่าคงที่เมื่อเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเป็น 5 และ 6 เมื่อจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนเท่ากับ 5 พบว่าที่จำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 1 มีค่าเฉลี่ยของค่า R-square มากที่สุดเท่ากับ 0.5556 และลดลงจนค่าเฉลี่ยของค่า R-square คงที่และไม่เพิ่มขึ้น จากนั้นเพิ่มจำนวนเซลล์ประสาทเป็น 7 พบว่าค่าเฉลี่ยของค่า R-square ที่จำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 1 และ 2 คงที่ และเพิ่มขึ้นจนค่าเฉลี่ยของค่า R-square สูงสุดคือ 0.6228 ที่จำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 3 และเมื่อเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเป็น 4 5 และ 6 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ลดลงและเพิ่มขึ้นอย่างไม่เสถียรและเมื่อเพิ่มจำนวนเซลล์ประสาทเท่ากับ 10 เซลล์ประสาท ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ที่ที่จำนวนชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 ค่อนข้างคงที่คือ 0.6268 และ 0.6279 ซึ่งที่จำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 2 มีค่ามากกว่าเล็กน้อย และเมื่อเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเป็น 3 จนถึง 6 พบว่าค่าเฉลี่ยของค่า R-square ลดลงและเพิ่มขึ้นอย่างไม่คงที่ จะเห็นได้ว่าการเพิ่มจำนวนเซลล์ประสาททำให้ค่าเฉลี่ยของค่า R-square สูงขึ้น และจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับจำนวนเซลล์ประสาทแต่ละจำนวนพบว่าอยู่ในช่วง 1 ถึง 3 ชั้นซ่อน ด้วยจำนวนชุดข้อมูลนำเข้าที่ผ่านการกำจัดค่าผิดปกติมีจำนวนชุดข้อมูลที่ลดลง จำนวนชั้นซ่อนจำนวน 1 ถึง 3 ชั้นซ่อน ซึ่งมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลนำเข้าและไม่ซับซ้อนจนทำให้เกิดการเรียนรู้ที่มากเกินไป [76, 77]

ตารางที่ 4.4 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ของโครงข่ายประสาทเทียมที่จำนวนเซลล์ประสาทและจำนวนชั้นซ่อนต่างกัน

จำนวนชั้นซ่อน (ชั้น)	จำนวนเซลล์ประสาท (เซลล์ประสาท)			
	3	5	7	10
1	0.4475	0.5556	0.5959	0.6268
2	0.5070	0.5013	0.5907	0.6279
3	0.5222	0.4919	0.6228	0.6186
4	0.4456	0.5034	0.6035	0.5629
5	0.4494	0.5087	0.5306	0.5981
6	0.4508	0.5180	0.5890	0.5580



รูปที่ 4.3 ค่าเฉลี่ยของค่า R -square ของชั้นซ่อนที่จำนวนเซลล์ประสาทแตกต่างกัน

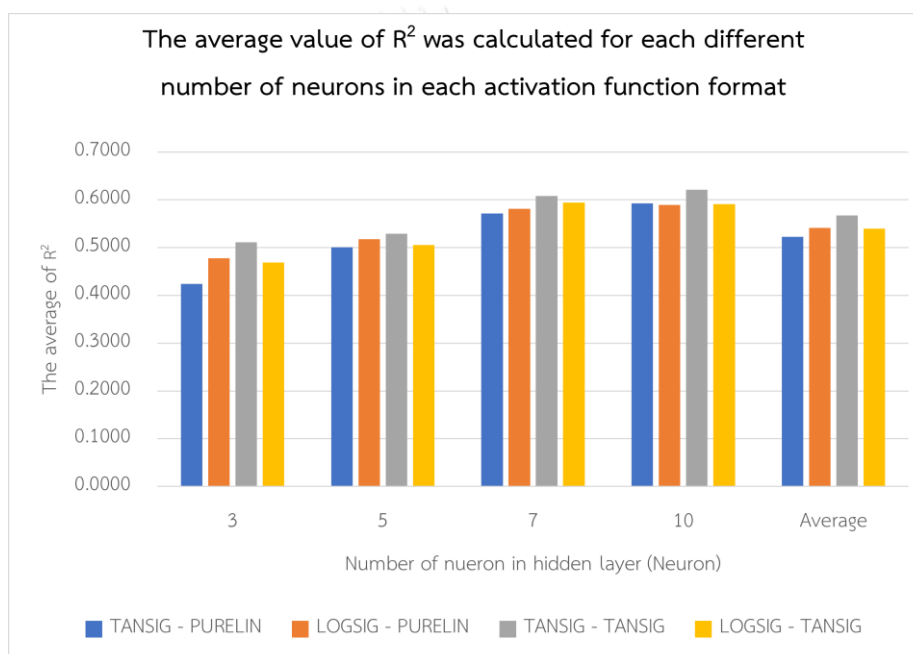
จากนั้นศึกษาผลของฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นซ่อนและชั้นส่งออกโดยในงานวิจัยนี้จะศึกษาโดยใช้ฟังก์ชันกระตุ้น 3 ฟังก์ชันคือ ฟังก์ชันแทนซิกมอยด์ (TANSIG) ฟังก์ชันลอกซิกมอยด์ (LOGSIG) และฟังก์ชันเส้นตรง (PURELIN) และกำหนดรูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อนและชั้นส่งออกมา 4 รูปแบบดังนี้

- ฟังก์ชันกระตุ้นที่ชั้นซ่อน : ฟังก์ชัน TANSIG
ฟังก์ชันกระตุ้นที่ชั้นส่งออก : ฟังก์ชัน PURELIN
- ฟังก์ชันกระตุ้นที่ชั้นซ่อน : ฟังก์ชัน LOGSIG
ฟังก์ชันกระตุ้นที่ชั้นส่งออก : ฟังก์ชัน PURELIN
- ฟังก์ชันกระตุ้นที่ชั้นซ่อน : ฟังก์ชัน TANSIG
ฟังก์ชันกระตุ้นที่ชั้นส่งออก : ฟังก์ชัน TANSIG
- ฟังก์ชันกระตุ้นที่ชั้นซ่อน : ฟังก์ชัน LOGSIG
ฟังก์ชันกระตุ้นที่ชั้นส่งออก : ฟังก์ชัน TANSIG

การเปรียบเทียบผลของฟังก์ชันกระตุ้นที่กำหนดขึ้นทั้ง 4 รูปแบบข้างต้น ผู้วิจัยได้ทำการเฉลี่ยค่า R ในแต่ละหลักของตารางที่ 4.1 ตั้งแต่หลักที่ 3 จนถึงหลักที่ 6 แสดงดังตารางที่ 4.5 และนำค่าจากตารางที่ 4.5 มาสร้างแผนภูมิแท่งแสดงดังรูปที่ 4.4

ตารางที่ 4.5 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ในการเปรียบเทียบผลของฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นซ่อนและชั้นส่งออก

จำนวนเซลล์ประสาท (เซลล์ประสาท)	รูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้น (ชั้นซ่อน - ชั้นส่งออก)			
	TANSIG - PURELIN	LOGSIG - PURELIN	TANSIG - TANSIG	LOGSIG - TANSIG
3	0.4242	0.4776	0.5112	0.4687
5	0.5007	0.5174	0.5288	0.5056
7	0.5714	0.5815	0.6079	0.5942
10	0.5928	0.5894	0.6214	0.5913
เฉลี่ยทั้งหมด	0.5223	0.5415	0.5673	0.5399

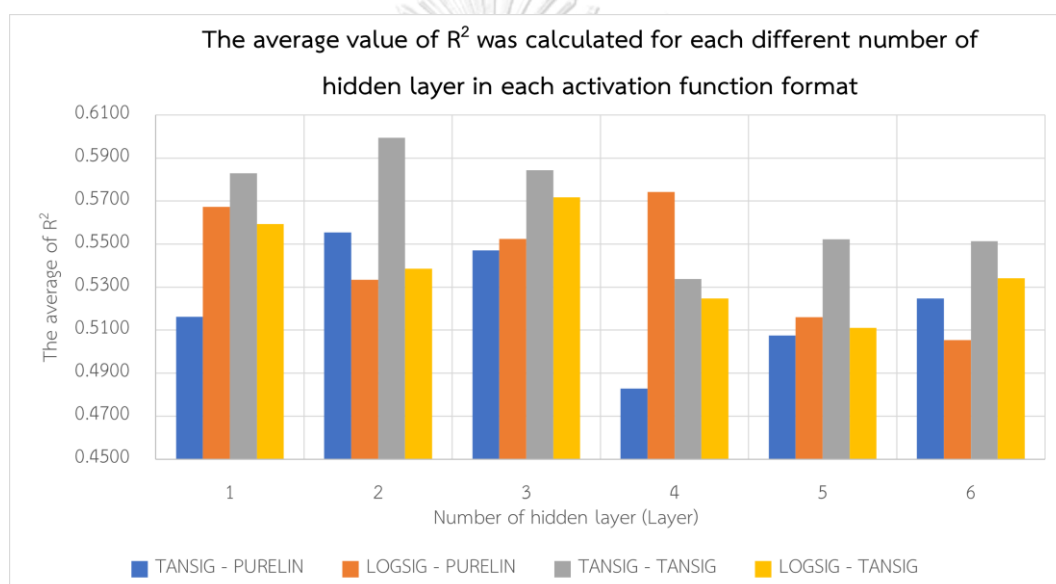


รูปที่ 4.4 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ในแต่ละรูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้น

จากตารางที่ 4.5 และรูปที่ 4.4 จะพบว่าในทุกจำนวนเซลล์ประสาท ค่าเฉลี่ยของค่า R-square จะสูงสุดเมื่อรูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้นเป็น TANSIG - TANSIG เนื่องฟังก์ชันกระตุ้น TANSIG ทั้งชั้นซ่อนและชั้นส่งออก เป็นฟังก์ชันที่หาความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้นของข้อมูล ทำให้สามารถเรียนรู้ข้อมูลที่ซับซ้อนได้ จากนั้นพิจารณาค่าเฉลี่ยของค่า R-square ในแต่ละรูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้นที่จำนวนชั้นซ่อนแตกต่างกัน แสดงผลดังตารางที่ 4.6 และรูปที่ 4.5

ตารางที่ 4.6 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ของโครงข่ายประสาทเทียมที่รูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้นและจำนวนชั้นซ่อนแตกต่างกัน

จำนวนชั้นซ่อน (ชั้น)	รูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้น (ชั้นซ่อน - ชั้นส่งออก)			
	TANSIG - PURELIN	TANSIG - PURELIN	TANSIG - PURELIN	TANSIG - PURELIN
1	0.5162	0.5673	0.5829	0.5594
2	0.5554	0.5335	0.5994	0.5386
3	0.5470	0.5525	0.5843	0.5717
4	0.4829	0.5742	0.5337	0.5247
5	0.5075	0.5160	0.5523	0.5110
6	0.5247	0.5054	0.5514	0.5342

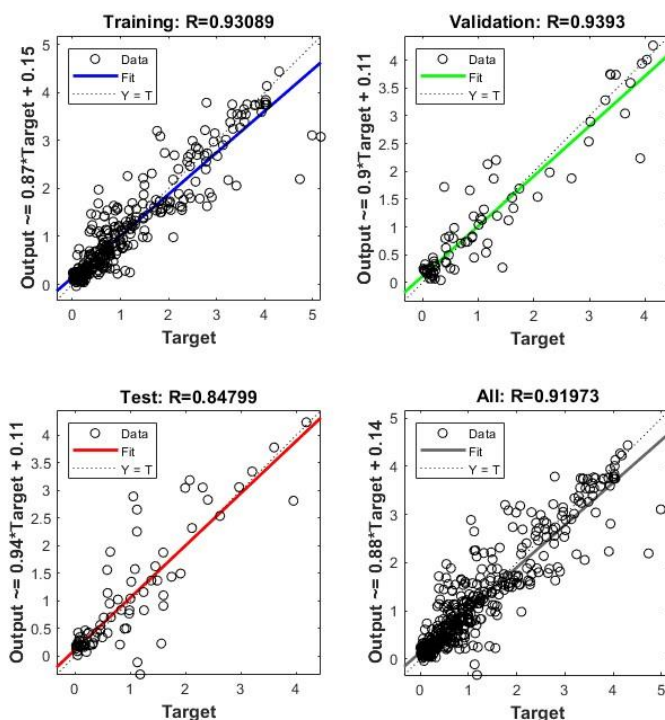


รูปที่ 4.5 ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ที่รูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้นและจำนวนชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน

จากการศึกษาค่าเฉลี่ยของค่า R-square ของโครงข่ายประสาทเทียมที่รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นและจำนวนชั้นซ่อนแตกต่างกันพบว่าแนวโน้มของค่าเฉลี่ยของค่า R-square ของโครงข่ายประสาทเทียมที่รูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้นที่ชั้นซ่อนเหมือนกันจะแนวโน้มของค่าเฉลี่ยของค่า R-square ที่คล้ายคลึงกันจากรูปที่ 4.5 จะเห็นว่าค่าเฉลี่ยของค่า R-square ที่รูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้นที่มีฟังก์ชันกระตุ้นที่ชั้นซ่อนเหมือนกันคือ TANSIG - PURELIN มีแนวโน้มเช่นเดียวกับ TANSIG - TANSIG และ LOGSIG - PURELIN มีแนวโน้มที่คล้ายคลึงกับ LOGSIG - TANSIG โดยฟังก์ชันกระตุ้นรูปแบบ TANSIG - TANSIG มีค่าเฉลี่ยของค่า R-square ที่สูงกว่าฟังก์ชันกระตุ้นรูปแบบ TANSIG - PURELIN ด้วยฟังก์ชันกระตุ้นที่ชั้นส่งออกที่แตกต่างกัน ทำให้ค่าเฉลี่ยของค่า R-square แตกต่างกันด้วย การใช้ TANSIG เป็นฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นส่งออกที่เป็นฟังก์ชันที่การแปรผันไม่เชิงเส้น

จะช่วยให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และจับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนได้ดีกว่าฟังก์ชันกระตุ้นแบบ PURELIN ที่เป็นการแปรผันเชิงเส้น ในกรณีของฟังก์ชันกระตุ้นรูปแบบ LOGSIG – PURELIN และ LOGSIG – TANSIG การใช้ฟังก์ชันกระตุ้นรูปแบบ LOGSIG – TANSIG จะช่วยให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนได้ซึ่งแสดงในช่วงจำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 1 ถึง 3 และเมื่อเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนเป็น 4 ถึง 6 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมมีความซับซ้อนมากขึ้นทำให้เกิดภาวะการเรียนรู้ที่มากเกินไป ทำให้ค่าเฉลี่ยของค่า R-square ลดลงและไม่คงที่ ซึ่งในโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นรูปแบบ TANSIG – PURELIN และ TANSIG – TANSIG ก็เป็นเช่นเดียวกัน จากรูปที่ 4.5 รูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นซ่อนและชั้นส่งออกและจำนวนชั้นซ่อนที่ทำให้ค่าเฉลี่ยของค่า R-square สูงที่สุดคือ ฟังก์ชันกระตุ้นรูปแบบ TANSIG – TANSIG ที่จำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 2 ชั้น

จากผลการทดสอบที่กล่าวมาข้างต้นโครงสร้างที่ใช้พัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมและทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพที่สุดคือ โครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น แต่ละชั้นซ่อนประกอบด้วย 10 เซลล์ประสาท ฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นซ่อนคือ TANSIG และฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นส่งออกคือ TANSIG นำโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างข้างต้นไปฝึกผ่านชุดข้อมูลที่ผ่านการกำจัดค่าผิดปกติและปรับปรุงโครงสร้างของข้อมูล เพื่อแสดงค่า R ของชุดข้อมูลย่อยสำหรับฝึก ตรวจสอบ และทดสอบ พบว่าที่ชุดข้อมูลย่อยสำหรับฝึกมีค่า R เท่ากับ 0.93089 ค่า R ของชุดข้อมูลย่อยสำหรับตรวจสอบเท่ากับ 0.9393 และค่า R ของชุดข้อมูลย่อยสำหรับทดสอบเท่ากับ 0.84799 และมีค่า R รวมเท่ากับ 0.91973 ดังรูปที่ 4.6 จากนั้นจึงนำโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างดังกล่าวไปพัฒนาในขั้นถัดไป



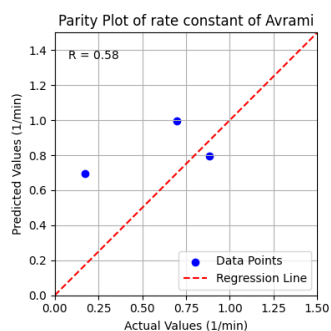
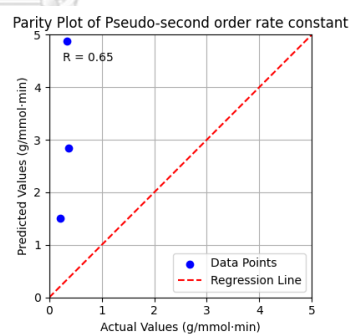
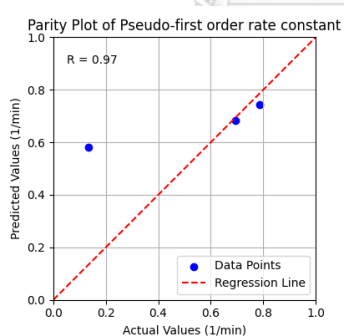
รูปที่ 4.6 แผนภูมิการเปรียบเทียบ (parity plot) ของการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโครงสร้างที่มีประสิทธิภาพสูงสุด

4.2 ผลของการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาทำนายค่าพารามิเตอร์ทั้งজনসংস্কৃত

จากขั้นตอนที่แล้วได้โครงสร้างที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพสูงสุดคือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น แต่ละชั้นซ่อนประกอบด้วย 10 เซลล์ประสาทฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นซ่อนคือ TANSIG และฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นส่งออกคือ TANSIG และนำโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมนี้มาพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำนายตัวแปรส่งออกทั้ง 5 ตัวแปรได้แก่ ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการของอาฟรามิ และเลขชี้กำลังของอาฟรามิ และนำโครงข่ายประสาทเทียมนี้มาทำนายค่าตัวแปรส่งออกทั้ง 5 ตัวแปรข้างต้นโดยใช้ตัวแปรนำเข้าดังตารางที่ 3.7 ช่วงอุณหภูมิที่ใช้ในตัวแปรนำเข้าคือช่วง 40 ถึง 60 องศาเซลเซียส ซึ่งเป็นช่วงอุณหภูมิที่ใช้ในกระบวนการดูดซับในโรงงานอุตสาหกรรม ผลของการทำนายตัวแปรส่งออกแสดงดังตารางที่ 4.7 จากนั้นนำค่าของตัวแปรที่ทำนายได้ในแต่ละช่วงอุณหภูมิมาสร้างแผนภูมิการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าที่ทำนายได้ ดังรูปที่ 4.7

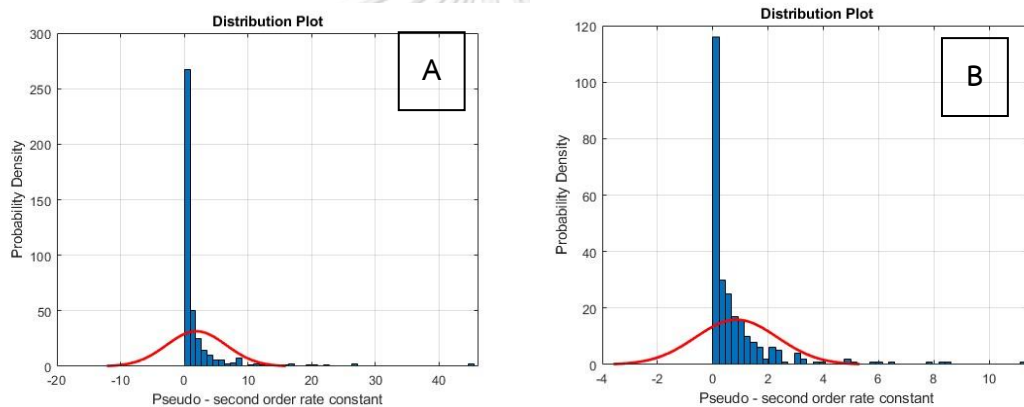
ตารางที่ 4.7 ผลของการทำนายตัวแปรส่งออกทั้ง 5 ตัวแปร

ตัวแปรส่งออก	ชุดข้อมูลย่อยที่ 1 (40 องศาเซลเซียส)		ชุดข้อมูลย่อยที่ 2 (50 องศาเซลเซียส)		ชุดข้อมูลย่อยที่ 3 (60 องศาเซลเซียส)	
	ค่าจริง	ค่าจากการทำนาย	ค่าจริง	ค่าจากการทำนาย	ค่าจริง	ค่าจากการทำนาย
ปริมาณของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล (มิลลิโมลต่อกรัม)	3.0547	3.1208	0.6760	0.7025	3.2204	2.7136
ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม (หนึ่งต่อนาที)	0.6934	0.6827	0.1334	0.5813	0.7865	0.7420
ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม (กรัมต่อมิลลิโมลนาท)	0.3316	4.8731	0.2136	1.5021	0.3655	2.8358
ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการของอาฟรามี่ (หนึ่งต่อนาที)	0.6986	0.9949	0.1740	0.6933	0.8826	0.7976
เลขชี้กำลังของอาฟรามี่	1.0080	1.2672	1.6480	1.3117	1.1430	1.1871



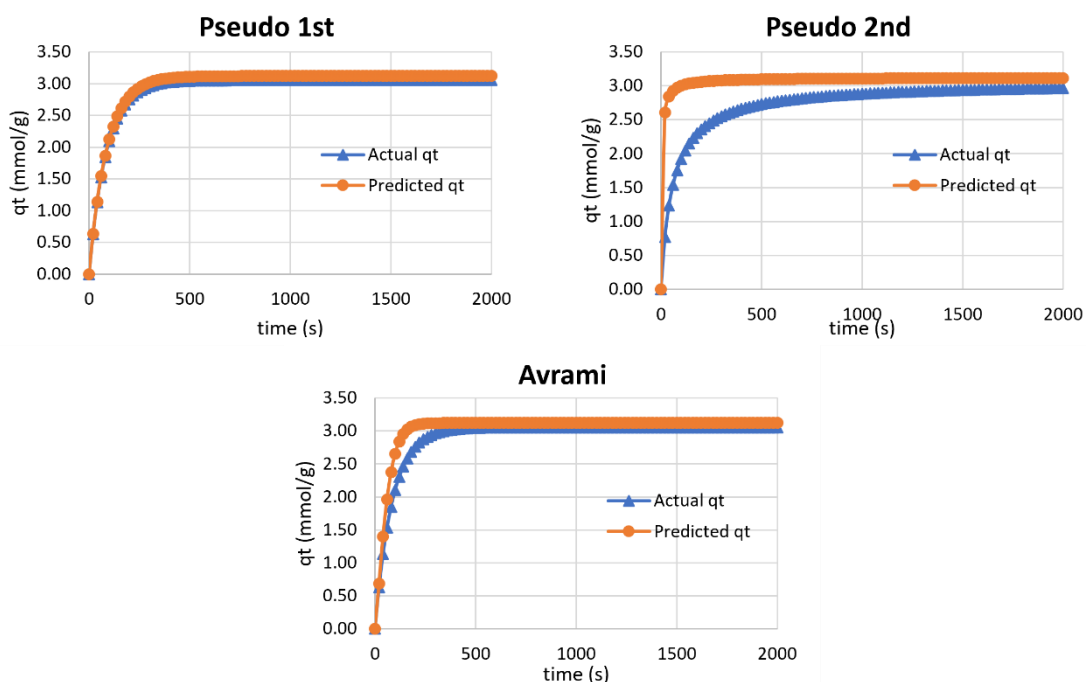
รูปที่ 4.7 แผนภูมิการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงและค่าที่ทำนายของค่าคงที่อัตราเร็วของสมการทางจลนศาสตร์ทั้ง 3 สมการจากข้อมูลในตารางที่ 4.7

จากตารางที่ 4.7 และรูปที่ 4.7 พบว่าค่า R ของแผนภูมิการของแผนภูมิของค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม สมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียมและสมการของอาฟรามิเท่ากับ 0.97 0.65 และ 0.58 แต่ถ้าหากพิจารณาจากเส้น regression จะพบว่าค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียมอยู่ห่างจากเส้น regression ทั้งสามจุด เนื่องจากในชุดข้อมูลของตัวแปรค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียมที่เก็บมาพิสัยของค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียมกว้าง การกำจัดค่าผิดปกติของข้อมูลไม่สามารถกำจัดค่าผิดปกติได้หมดทำให้มีผลต่อการหาความสัมพันธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมและทำให้ประสิทธิภาพในการทำนายค่าคงที่อัตราเร็วของปฏิกิริยาอันดับสองเทียมต่ำ โดยรูปที่ 4.8 แสดงการกระจายของข้อมูลก่อนและหลังกำจัดค่าผิดปกติของชุดข้อมูลสำหรับฝึกของตัวแปรค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม



รูปที่ 4.8 การกระจายของชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมก่อน (A) และหลัง (B) กำจัดค่าผิดปกติ

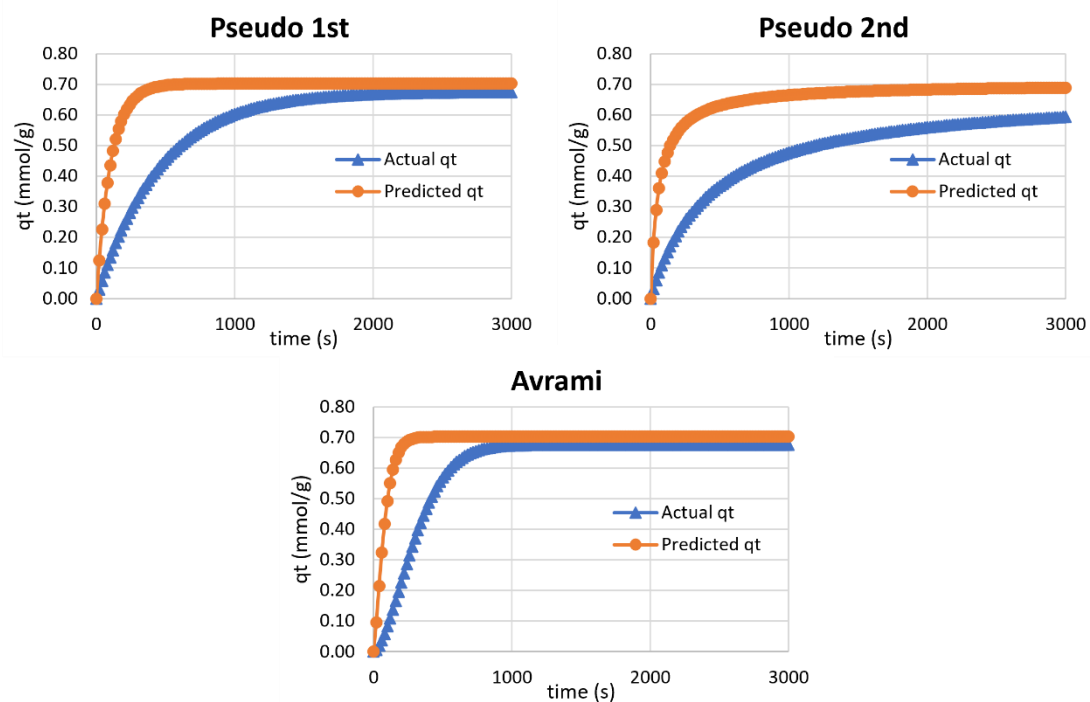
จากนั้นนำค่าของตัวแปรนำออกที่ทำนายได้ไปแทนค่าในสมการทางจลนศาสตร์ตั้งสมการที่ 2.2 2.4 และ 2.6 และเปรียบเทียบค่าตัวแปรส่งออกจากตารางที่ 3.7 โดยกำหนดเวลาที่แทนในสมการค่าตั้งแต่เวลาที่ 0 นาทีจนถึง 50 นาที แสดงดังรูปที่ 4.9 ถึง 4.11



รูปที่ 4.9 กราฟจากการนำค่าของตัวแปรส่งออกที่ทำนายได้ที่อุณหภูมิ 40 องศาเซลเซียส

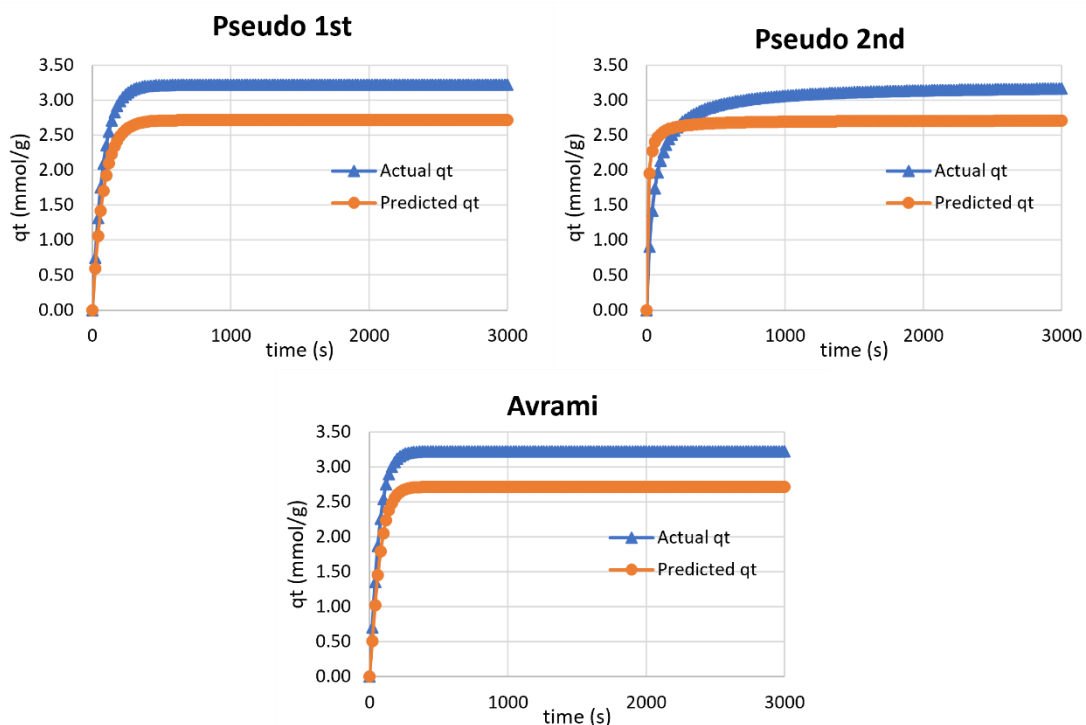
จากการนำค่าตัวแปรนำออกที่ได้จากชุดข้อมูลย่อยชุดแรกจากตารางที่ 3.7 ไปสร้างเส้นโค้งการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ดังรูปที่ 4.9 และคำนวณค่า RMSE และค่า R-square เปรียบเส้นโค้งที่สร้างจากค่าจากการทำนายและเส้นโค้งที่สร้างจากค่าจริง ค่า RMSE และค่า R-square ของเส้นโค้งที่สร้างจากสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียมคือ 0.0636 และ 0.9999 ตามลำดับ ค่า RMSE และค่า R-square ของเส้นโค้งที่สร้างจากสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียมคือ 0.3822 และ 0.5290 และค่า RMSE และค่า R-square ของเส้นโค้งที่สร้างจากสมการของอาฟรามิคือ 0.1333 และ 0.9463 ตามลำดับ

นำตัวแปรนำออกที่ทำนายได้จากชุดข้อมูลย่อยชุดที่ 2 จากตารางที่ 3.7 ไปแทนค่าในสมการทางจลนทั้ง 3 สมการ และสร้างเส้นโค้งการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ดังรูปที่ 4.10 จากนั้นคำนวณค่า RMSE และ R-square ระหว่างเส้นโค้งที่สร้างจากค่าจริงและเส้นโค้งที่สร้างจากค่าที่ได้จากการทำนาย พบว่า ค่า RMSE และค่า R-square ของเส้นโค้งที่สร้างจากสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียมคือ 0.1443 และ 0.6203 ตามลำดับ ค่า RMSE และค่า R-square ของเส้นโค้งที่สร้างจากสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียมคือ 0.1837 และ 0.7541 และค่า RMSE และค่า R-square ของเส้นโค้งที่สร้างจากสมการของอาฟรามิคือ 0.1360 และ 0.5665 ตามลำดับ



รูปที่ 4.10 กราฟจากการนำค่าของตัวแปรส่งออกที่ทำนายได้ที่อุณหภูมิ 50 องศาเซลเซียส

ขั้นตอนถัดมาตัวแปรนำออกที่ทำนายได้จากชุดข้อมูลย่อยชุดที่ 3 จากตารางที่ 3.7 ไปแทนค่าในสมการทางจลน์ทั้ง 3 สมการ และสร้างเส้นโค้งการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ดังรูปที่ 4.11 จากนั้นคำนวณค่า RMSE และ R-square ระหว่างเส้นโค้งที่สร้างจากค่าจริงและเส้นโค้งที่สร้างจากค่าที่ได้จากการทำนาย พบว่า ค่า RMSE และค่า R-square ของเส้นโค้งที่สร้างจากสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียมคือ 0.4995 และ 0.9992 ตามลำดับ ค่า RMSE และค่า R-square ของเส้นโค้งที่สร้างจากสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียมคือ 0.4035 และ 0.7037 และค่า RMSE และค่า R-square ของเส้นโค้งที่สร้างจากสมการของอาฟรามิคือ 0.5022 และ 0.9977 ตามลำดับ

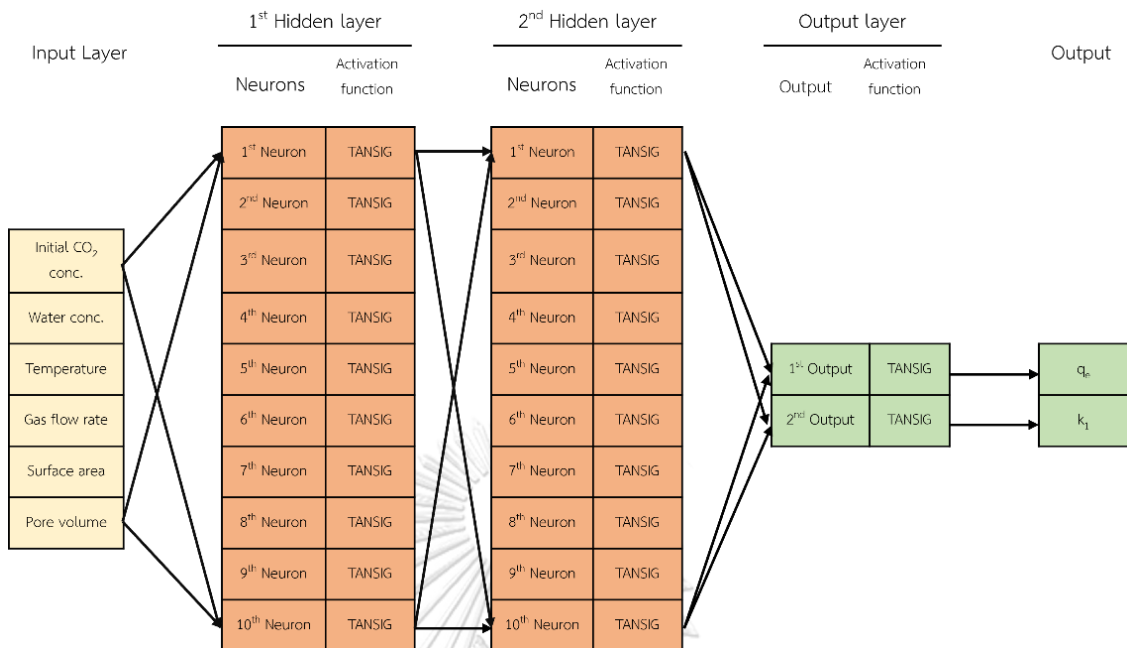


รูปที่ 4.11 กราฟจากการนำค่าของตัวแปรส่งออกที่ทำนายได้ที่อุณหภูมิ 60 องศาเซลเซียส

ตารางที่ 4.8 ค่า RMSE และค่า R-square ของเส้นโค้งที่สร้างจากตัวแปรจากการทำนายและตัวแปรที่เป็นค่าจริงจากตารางที่ 3.7

สมการทาง จลนศาสตร์	ชุดข้อมูลย่อยที่ 1 (40 องศาเซลเซียส)		ชุดข้อมูลย่อยที่ 2 (50 องศาเซลเซียส)		ชุดข้อมูลย่อยที่ 3 (60 องศาเซลเซียส)	
	RMSE	R-square	RMSE	R-square	RMSE	R-square
สมการปฏิกิริยา อันดับหนึ่งเทียม	0.0636	0.9999	0.1443	0.6203	0.4995	0.9992
สมการปฏิกิริยา อันดับสองเทียม	0.3822	0.5290	0.1837	0.7541	0.4035	0.7037
สมการของ อาฟรามิ	0.1333	0.9463	0.1360	0.5665	0.5022	0.9977

จากตารางที่ 4.8 พบว่าค่า R-square จากเส้นโค้งที่จากการการนำตัวแปรนำออกจากการทำนายไปแทนในสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียมมีค่าเฉลี่ยสูงสุด คือ 0.8731 และมีค่าเฉลี่ยของค่า RMSE ต่ำที่สุดคือ 0.2358 ดังนั้นในการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้ในขั้นการพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์จะใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่ทำนายตัวแปรส่งออก 2 ตัวแปรจากสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียมคือ ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์และค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแสดงดังรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์

4.3 การนำโครงข่ายประสาทเทียมไปพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์

ในการพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ผู้วิจัยได้ต่อตัวตรวจวัดเข้ากับส่วนขยายเพิ่มเติม และนำส่วนขยายเพิ่มเติมต่อเข้ากับคอมพิวเตอร์บอร์ดเดียวหรือในงานวิจัยนี้คือ Raspberry pi 4 model b ดังรูปที่ 4.13



รูปที่ 4.13 อุปกรณ์ที่ใช้ในการพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์

นำโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาได้จากขั้นตอนที่แล้วมาแปลงให้เป็นภาษาไพทอนที่สามารถนำไปใช้กับ Raspberry pi ได้ด้วยโปรแกรม Visual Studio Code ดังรูปที่ 4.14 และรูปที่ 4.15

```

70 # create b1,b2,b3,IW1,LW2 and LW3
71 b1 = np.array([[ -2.26552412643191], [0.919276947864615], [0.918717859228880]],
72              [2.11610503147308], [0.435954888821908], [-0.172077831695779],
73              [0.17122525975085], [2.15181181193874], [1.51545427953487],
74              [-2.13155319456259]])
75 b2 = np.array([[ -1.671959677], [1.234147541], [-1.20858615], [0.380381242], [-0.488990408],
76              [-0.260784537], [0.622227113], [-0.683354914], [1.756211966], [-1.764584546]])
77 b3 = np.array([[0.137396668], [-0.317640964]])
78 x_offset = np.array([[0],[0],[0],[0],[0],[0]])
79 x_gain = np.array([[2],[2],[2],[2],[2],[2]])
80 y_min = -1
81 y_xoff = np.array([[0.0771],[0.0882]])
82 y_gain = np.array([[0.392734413],[1.257782529]])
83 iw1 = [
84         [0.425673854, 1.097383745, -0.895049175, 1.230921443, 0.127532637, -0.520687427],
85         [-0.775924724, -0.172231461, 0.644693845, -1.443897993, -0.144798032, 1.561428331],
86         [-1.912527681, -0.040334042, 0.527421195, 0.8930174, 0.596530093, -1.545797582],
87         [-1.698464005, -0.063553642, -0.262625405, 2.949077745, -0.224954358, 0.576426007],
88         [-0.810599483, 0.373573264, -0.801788159, -0.956398471, 0.054376997, -1.447787648],
89         [1.673747834, -1.977090562, 0.848514432, -1.767421667, -0.387824889, 0.085913647],
90         [-0.066298516, 1.516255711, -0.310500728, -0.371830774, -0.844464103, -1.636235733],
91         [1.821036769, -0.106653413, 0.19291851, -1.159654008, 1.617775177, -0.50870624],
92         [-1.093329382, 1.350311049, -0.446741969, -0.552260514, 0.363864632, 0.870037779],
93         [-1.256699922, -1.312791124, -0.115756639, -1.921712951, -0.29324291, 2.283239621]
94     ]
95 lw2 = [
96         [0.23460032, -0.990218149, 0.568869937, 0.984524742, -1.113974503, -0.727527266, -0.770795774, -1.01717335, 0.75224161, 0.751188902],
97         [-0.472917029, -0.725612834, -0.226841927, 1.436905375, -0.617024473, -0.108409016, 0.28004012, -0.917508273, -0.67989523, -0.936919667],
98         [0.646438987, 0.080590053, -0.490004036, 0.308851705, 0.965524789, 0.014139642, -0.849384724, 0.598995371, -0.336238748, -0.194605352],
99         [-0.09358638, -0.848406975, 1.011998878, -0.418655897, 0.262768965, 1.34948231, -0.88354558, -0.72253654, -0.24458351, 0.21799353],
100        [0.358474966, -0.38923869, 0.018887297, -0.175175885, -0.719212497, 0.501125955, -0.742150517, 0.342801043, 0.018934534, 0.756661333],
101        [1.26797448, 0.121951347, -0.211839787, -0.776979, -0.449047834, 0.307468828, -0.292749701, -1.161778113, -0.533032062, -0.10628013],
102        [0.419472532, 0.807717914, 0.018235135, 0.353476264, -0.957542388, 0.900511764, -0.286046304, 1.094549028, 0.980049871, 1.168496014],
103        [0.728454555, 0.682122037, 0.414313737, -2.244532026, 0.438068211, -0.37726405, 0.945513196, -1.343104238, -0.155660564, 1.999106059],
104        [-0.27638181, -0.062333933, -0.384081101, 0.721993241, 0.597212129, -0.458444169, -1.191877778, 0.811218857, -0.586388451, -3.246251492],
105        [-0.634638118, -0.646072618, -0.405244079, -0.084022558, 0.898798621, -0.907036538, -0.614175068, 0.003739548, -0.416731556, 0.0134387868]
106    ]
107 lw3 = [
108        [-0.712594515, 0.826927862, 0.837514801, 0.001375924, 0.874361586, 0.251936752, -0.201011519, 1.541973463, 1.032786396, -0.120617644],
109        [0.837301446, -0.24791088, -0.405982987, 0.261544515, -0.075919887, -0.249090056, -0.254938484, -0.509465243, -0.11551708, -0.002770911]
110    ]
111 IW1_1 = np.array(iw1)
112 LW2_1 = np.array(lw2)
113 LW3_2 = np.array(lw3)

```

รูปที่ 4.14 หน้าต่างของโปรแกรม Visual Studio Code ส่วนที่ 1

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จากรูปที่ 4.14 คือการประกาศตัวแปรประกอบด้วย ตัวแปรคงที่ x_offset x_gain y_xoff y_gain และ y_min ตัวแปรค่าน้ำหนักซึ่งจากรูปที่ 4.14 คือตัวแปร IW1_1 LW2_1 และ LW3_2 ในการประกาศตัวแปรน้ำหนักจะต้องประกาศเป็น array จึงสร้าง iw1 lw2 และ lw3 ที่เป็น list มาก่อนเพื่อใส่ค่าน้ำหนักลงไปและจึงแปลงตัวแปร iw1 lw2 และ lw3 เป็น array และตัวแปรสำคัญอีกหนึ่งตัวแปรคือไบอัส จากรูปที่ 4.14 ตัวแปรไบอัส คือ ตัวแปร b1 b2 และ b3 โดยประกาศตัวแปรเป็น array เช่นกัน


```

115 # Prompt the user for input values
116 x1 = float(input("Enter the value for initial Co2 conc.: "))
117 x4 = float(input("Enter the value for flow rate: "))
118 x5 = float(input("Enter the value for surface area: "))
119 x6 = float(input("Enter the value for pore volume: "))
120
121 while True:
122     # Register number, number of decimals, function code
123     # temperature = instrument.read_register(1, 2, 4)
124     temperature = instrument.read_register(REGISTER_ADDRESS_TEMP, REGISTER_NUMBER_DECIMALS,
ModBus_Command)
125     humidity = instrument.read_register(REGISTER_ADDRESS_HUM, REGISTER_NUMBER_DECIMALS,
ModBus_Command)
126     try:
127         print("\n_____ \n")
128         # Recieve the data input from RS485 sensor (TEMP & HUMI)
129         print("Temperature :",temperature,"degree celsius")
130         humidity_percent = "{:.2f}".format(humidity / 10)
131         print("Humidity :",humidity_percent,"%vol")
132
133         # Assign Two input of TEMP & HUMI to new variable
134         x2 = float(humidity_percent)
135         x3 = float(temperature)
136
137
138         # 1st normalize
139         ic = (x1 - 1)/(50 - 1)
140         wc = (x2 - 0)/(13.5 - 0)
141         t = (x3 - 10)/(150 - 10)
142         fr = (x4 - 0.6)/(90 - 0.6)
143         sa = (x5 - 0.3300)/(1448 - 0.3300)
144         pv = (x6 - 0.3500)/(1060 - 0.3500)
145
146
147         # Create the array
148         input = None
149         input = np.array([[ic], [wc], [t], [fr], [sa], [pv]])
150
151         # Normalize map minmax input
152         xp1 = ((input - x_offset)*x_gain)+(-1)
153
154         # Simulation
155         a1 = 2/(1 + np.exp((-2)*((np.dot(LW1_1, xp1)) + b1)))-1
156         a2 = 2/(1 + np.exp((-2)*((np.dot(LW2_1, a1)) + b2)))-1
157         a3 = np.dot(LW3_2, a2) + b3
158         y1 = ((a3 - y_min)/y_gain) + y_xoff
159
160         t = (np.log(0.0001))/((-1)*(y1[1][0]))
161         rounded_t = round(t)
162
163         #print(y1)
164         print("Adsorption capacity at equilibrium :","{:.4f}".format(y1[0][0]),"mmol/g")
165         print("Pseudo 1st order rate constant :","{:.4f}".format(y1[1][0]),"1/min")
166         print("Approximated equilibrium time :","rounded_t","min")
167         #print("\n_____ \n")
168
169         client.publish("ANN_Pongpon/Temperature",temperature)
170         client.publish("ANN_Pongpon/Humidity",humidity_percent)
171         client.publish("ANN_Pongpon/Time",rounded_t)
172     except IOError:
173         print("Failed to read from instrument")
174         time.sleep(5)

```

รูปที่ 4.15 หน้าต่างของโปรแกรม Visual Studio Code ส่วนที่ 2

CHULALONGKORN UNIVERSITY

จากรูปที่ 4.15 บรรทัดที่ 116 ถึง 119 เป็นการประกาศตัวแปรเพื่อรับค่าตัวแปรนำเข้าอีก 4 ตัวที่ไม่ได้รับข้อมูลจากตัวตรวจวัดไดโนให้ x1 คือ ความเข้มข้นเริ่มต้นของคาร์บอนไดออกไซด์ x4 คือ อัตราการไหลของแก๊ส x5 คือ พื้นที่ผิวจำเพาะและ x 6 คือ ปริมาตรของรูพรุนบนตัวดูดซับ

จากบรรทัดที่ 121 จนถึงบรรทัดที่ 174 คือการวนซ้ำเนื่องจากได้กำหนดตัวตรวจวัดให้อ่านค่าในทุก ๆ 5 วินาที ซึ่งจะจำแนกแต่ละส่วนของการวนซ้ำได้ดังนี้ บรรทัดที่ 124 และ 125 คือการอ่านค่าอุณหภูมิและความชื้นจากตัวตรวจวัด บรรทัดที่ 126 จนถึง 173 เป็นการกำหนดเงื่อนไข หากตัวตรวจวัดไม่สามารถทำการเก็บข้อมูลได้ จะแสดงข้อความ “Failed to read from instrument” ดังบรรทัดที่ 173 ถ้าหากตัวตรวจวัดสามารถเก็บข้อมูลได้จากเข้าสู่บรรทัดที่ 129 จนถึง 131

บรรทัดที่ 129 จนถึง 131 คือการแสดงค่าอุณหภูมิและความชื้นที่ตัวตรวจวัดอ่านค่าได้ จากนั้นกำหนดให้ $\times 2$ คือ ค่าความชื้นและ $\times 3$ คือ อุณหภูมิ ดังบรรทัดที่ 134 และ 135 การกำหนดตัวแปรนำเข้าไปในละตัวแปรเป็น $\times 1$ ถึง $\times 6$ เพื่อนำตัวแปรนำเข้าทั้ง 6 ตัวไปเข้าสู่อุปกรณ์ปรับโครงสร้างของข้อมูลครั้งที่ 1 ในบรรทัดที่ 139 ถึง 144 จากนั้นตัวแปรนำเข้าจะถูกสร้างเป็น array ในบรรทัดที่ 149

จากนั้นจะเข้าสู่อุปกรณ์คำนวณจากค่าคงที่น้ำหนักและไบอัสของโครงข่ายประสาทเทียมในช่วงบรรทัดที่ 152 ถึง 158 จากนั้นค่าตัวแปรส่งออกที่ได้จะถูกนำไปคำนวณเวลาที่การดูดซับเข้าสู่สมดุลในบรรทัดที่ 160 และ 161 การนำตัวแปรที่ทำนายได้คำนวณย้อนกลับทำโดยการกำหนดให้ ค่าปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ เวลาใด ๆ เท่ากับร้อยละ 99.9999 ของปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล และจัดรูปสมการใหม่ดัง**สมการที่ 3.5** แทนค่าตัวแปรลงในสมการจะสามารถคำนวณเวลาที่การดูดซับเข้าสู่สมดุลได้

เมื่อผ่านการคำนวณทั้งหมดแล้วในบรรทัดที่ 164 ถึง 166 คือการแสดงค่าตัวแปรส่งออกที่ได้จากการคำนวณ จากนั้นการส่งค่าตัวแปรที่ทำนายได้ไปสู่ MQTT Explorer จะใช้คำสั่งในบรรทัดที่ 169 ถึง 171 เป็นการส่งข้อมูลไปในหัวข้อ “ANN_Pongpon” และมีหัวข้อย่อยเป็น Temperature Humidity และ Time ตามลำดับ

นำโครงข่ายประสาทเทียมที่แปลงเป็นภาษาไพทอน ไปใส่เข้าไปในโปรแกรมสำหรับอ่านไพทอนใน Raspberry pi ซึ่งใช้ระบบปฏิบัติการ Linux แสดงดัง**รูปที่ 4.16** ซึ่งในโปรแกรมจะอ่านค่าตัวแปรนำเข้าสองทางคือ อ่านจากตัวตรวจวัดที่ต่อเข้ากับ Raspberry pi ซึ่งคือตัวแปรนำเข้า 2 ตัวคือ อุณหภูมิและความชื้น และตัวแปรนำเข้าอีก 4 ตัวที่เหลือคือ ความเข้มข้นเริ่มต้นของคาร์บอนไดออกไซด์ อัตราการไหลของแก๊ส พื้นที่ผิวจำเพาะ และปริมาตรรูพรุนบนตัวดูดซับ ตัวแปรทั้ง 4 ตัวจะใส่ค่าเข้าสู่โปรแกรมโดยตรง ในการใช้ตัวตรวจวัดแค่ตัวแปรนำเข้าแค่ 2 ตัว เพื่อทดสอบว่าตัวตรวจวัดที่วัดค่าจริงสามารถนำค่าที่วัดได้มาเป็นตัวแปรนำเข้าสำหรับการทำนายการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ จากนั้นโปรแกรมจะคำนวณและส่งค่าที่เป็นตัวแปรส่งออกมา 2 ค่า คือปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล และค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม และโปรแกรมจะใช้ค่าปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุลในการคำนวณย้อนกลับเพื่อหาเวลาที่การดูดซับเข้าสู่สมดุล และแสดงในโปรแกรมดัง**รูปที่ 4.16**


```

File Edit View Run Tools Help
Thonny - /home/nonote0003/tempReaderModbus.py @ 14: 5

tempReaderModbus.py x
48 instrument.serial.baudrate = 9600
49 instrument.serial.bytesize = 8
50 instrument.serial.parity = minimalmodbus.serial.PARITY_NONE
51 instrument.serial.stopbits = 1
52 instrument.mode = minimalmodbus.MODE_RTU
53 instrument.serial.timeout = 2
54
55 # Print MODBUS configuration
56 print ("MODBUS Configuration\n")
57 print ("*****\n")
58 print (instrument)
59 print ("\n*****\n")
60
61 # Read Temperature
62 REGISTER_ADDRESS_TEMP = 1
63 REGISTER_NUMBER_DECIMALS = 1
64 REGISTER_ADDRESS_HUM = 0
65 ModBus_Command = 3
66 client = mqtt.Client()
67 client.username_pw_set("note", "zT6vGnICCoSD6Vb")
68 client.connect(host)

Shell x
, bytesize=8, parity='N', stopbits=1, timeout=2, xonxoff=False, rtscts=False, dsrdtr=False)>
*****
Enter the value for inicial Co2 conc.: 1
Enter the value for flow rate: 18
Enter the value for surface area: 129
Enter the value for pore volume: 1046

Temperature : 28.6 degree celsius
Humidity : 6.63 %vol
Adsorption capacity at equilibrium : 2.0940 mmol/g
Pseudo 1st order rate constant : 0.3987 1/min
Approximated equilibrium time : 23 min

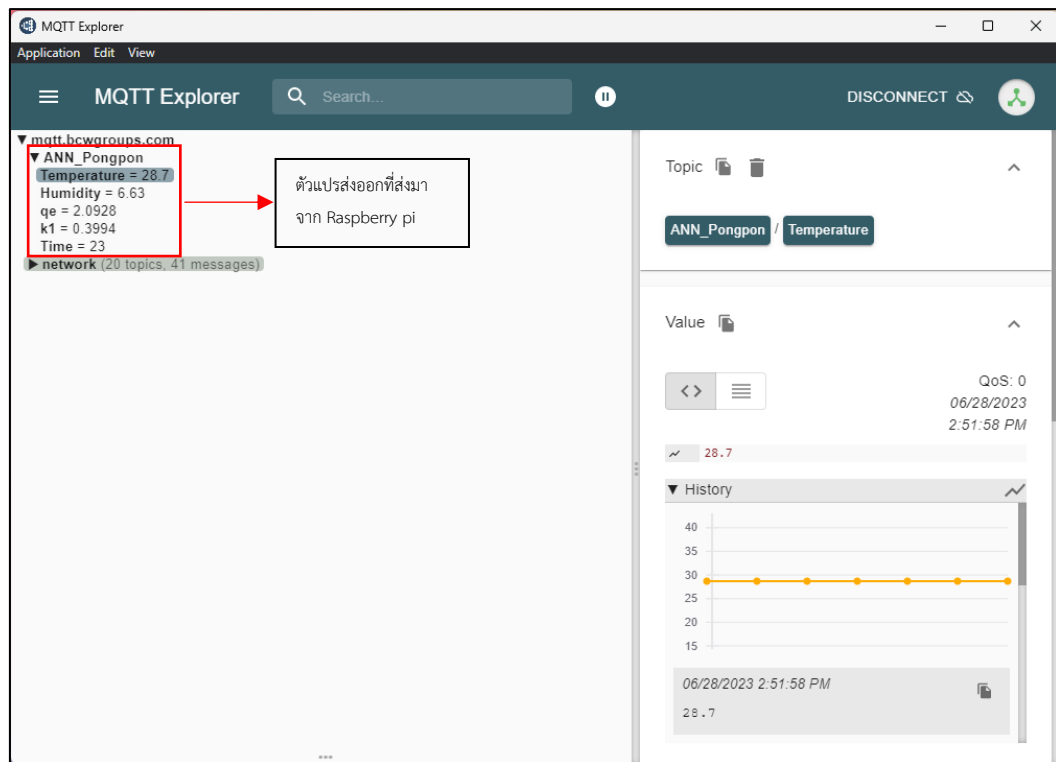
```

การใส่ตัวแปรนำเข้า

บรรทัดแรกและบรรทัดที่สองคือค่าตัวแปรนำเข้าที่อ่านได้จากตัวตรวจวัด ถัดมาคือค่าที่ได้จากการทำนายทั้ง 3 ตัวแปร

รูปที่ 4.16 หน้าต่างของโปรแกรมสำหรับเขียนภาษาไพทอนในระบบปฏิบัติการ Linux

โปรแกรมโครงข่ายประสาทเทียมจาก Raspberry pi จะส่งค่าของตัวแปรที่ทำนายออกมาได้ ไปสู่ MQTT Broker โดยค่าที่ส่งไปมี 5 ตัวแปรคือ อุณหภูมิ ความชื้น (ความเข้มข้นของน้ำในแก๊ส) ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่ง เทียม และเวลาที่การดูดซับเข้าสู่สมดุล จากรูปที่ 4.17 หน้าต่างของโปรแกรม MQTT Explorer ในขณะที่มีการส่งข้อมูลมาจาก Raspberry pi



รูปที่ 4.17 หน้าต่างของโปรแกรม MQTT Explorer ในขณะที่มีการส่งค่ามาจาก Raspberry pi

ในขั้นสุดท้ายคือการนำข้อมูลที่แสดงในโปรแกรม MQTT Explorer มาแสดงค่าผ่านแพลตฟอร์ม Grafana โดยการดึงข้อมูลมาจาก MQTT Broker ดังรูปที่ 4.18 การดึงข้อมูลจาก MQTT Broker เพื่อแสดงผลผ่านแพลตฟอร์ม Grafana ทำโดยการเชื่อมต่อ MQTT Broker กับแพลตฟอร์ม Grafana จากนั้นดึงข้อมูลในแต่ละหัวข้อจาก MQTT Broker ไปแสดงดังรูปที่ 4.18 จากรูปเป็นการแสดงผล 6 ค่าตัวแปร คือ อุณหภูมิ (แถวที่หนึ่งทางขวา)และความชื้น (แถวที่หนึ่งทางซ้าย) เป็นสองตัวแปรที่อ่านค่าจากตัวตรวจวัด ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล (แถวที่สองทางซ้าย) ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม (แถวที่สองทางขวา) และเวลาที่เริ่มทำการดูดซับ (แถวที่สามทางซ้าย) และเวลาที่การดูดซับเข้าสู่สมดุล (แถวที่สามทางขวา)



รูปที่ 4.18 หน้าต่างของแพลตฟอร์ม Grafana ที่แสดงค่าของตัวแปรที่นำเข้ามาจาก MQTT Broker



บทที่ 5

สรุปผลการทดลอง

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ทำการเก็บข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ และนำข้อมูลที่ได้มาไปพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมโดยแบ่งเป็นตัวแปรนำเข้า 6 ตัวแปรได้แก่ ความเข้มข้นเริ่มต้นของคาร์บอนไดออกไซด์ ความเข้มข้นของน้ำในแก๊ส อุณหภูมิที่ใช้ในกระบวนการดูดซับ อัตราการไหลของแก๊ส พื้นที่ผิวจำเพาะ และปริมาตรของรูพรุนบนตัวดูดซับ และตัวแปรส่งออก 5 ตัวแปร ได้แก่ ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล ค่าคงที่อัตราเร็วของปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม ค่าคงที่อัตราเร็วของปฏิกิริยาอันดับสองเทียม ค่าคงที่อัตราเร็วของสมการอาฟรามี และเลขชี้กำลังของสมการอาฟรามี

ในการพิจารณาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแล้วทำให้ได้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดคือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างดังนี้ จำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อน 10 เซลล์ประสาท จำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น และมีฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อนและชั้นส่งออกเป็น TANSIG และ TANSIG ตามลำดับ ซึ่งการใช้โครงสร้างนี้ในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมทำให้ได้ค่าเฉลี่ยของค่า R-square สูงที่สุด คือ 0.6625

การพิจารณาผลของสมการทางจลนศาสตร์ 3 สมการคือ สมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม สมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม และสมการของอาฟรามี โดยการนำโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงสุดจากขั้นตอนที่ผ่านมา มาทำนายตัวแปรส่งออกที่เป็นตัวแปรของสมการทางจลนศาสตร์ของทั้ง 3 สมการ และนำตัวแปรส่งออกที่ทำนายได้มาแทนค่าลงในสมการทั้ง 3 สมการ เพื่อสร้างเส้นโค้งของการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ พบว่าค่า R-square จากเส้นโค้งที่จากการทำนายตัวแปรนำออกจากการทำนายไปแทนในสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียมนั้นมีค่าเฉลี่ยสูงที่สุด คือ 0.8731 และมีค่าเฉลี่ยของค่า RMSE ต่ำที่สุดคือ 0.2358 ในการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้ในขั้นการพัฒนาซอฟต์แวร์เช่นเซอร์จะใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่ทำนายตัวแปรส่งออก 2 ตัวแปรจากสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียมคือ ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์และค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม และการนำค่าตัวแปรส่งออกที่ทำนายได้มาคำนวณย้อนกลับจากผ่านสมการทางจลนศาสตร์ทั้ง 3 สมการประมาณเวลาที่การดูดซับเข้าสู่สมดุล พบว่าเวลาที่คำนวณได้ยังมีความคลาดเคลื่อนกับเวลาจริง เนื่องจากความแม่นยำในการทำนายค่าตัวแปรส่งออกยังไม่สูงพอ

การนำโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดไปพัฒนาซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ซึ่งพัฒนาผ่าน Raspberry pi โดยการจำลองสถานะในกระบวนการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ และจำลองการวัดผ่านตัวตรวจวัดที่วัดค่าอุณหภูมิและความชื้น ซึ่งเป็นตัวแปรนำเข้าไปทำนายค่าตัวแปรส่งออก และส่งค่าตัวแปรส่งออกซึ่งก็คือ ปริมาณการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ ณ จุดสมดุล และค่าคงที่อัตราเร็วของสมการปฏิกิริยาอันดับหนึ่งเทียม และในยังสามารถคำนวณหาเวลาที่ การดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์เข้าสู่สมดุล และสามารถส่งค่าแปรส่งออกทั้ง 3 ตัวร่วมกับตัวแปรนำเข้าที่วัดได้จากตัวตรวจวัดไปแสดงค่าบนแพลตฟอร์ม Grafana ผ่าน MQTT Broker

5.2 ข้อเสนอแนะ

- เพื่อความแม่นยำในการทำนายของโครงข่ายประสาทเทียม ควรเพิ่มจำนวนชุดข้อมูลให้กรณีศึกษามีมากขึ้น การเก็บค่าในการทดลองมีความหลากหลายและควบคุมได้ยาก เนื่องจากสถานะในการทดลองของแต่ละงานวิจัยต่างกัน อาจจะทำให้ในสถานะเดียวกันค่าที่ได้จากการทดลองมีค่าแตกต่างกันด้วย
- เพื่อให้ซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์มีความสมบูรณ์มากขึ้น ควรเพิ่มตัวตรวจวัดที่สามารถวัดความเข้มข้นของคาร์บอนไดออกไซด์เริ่มต้นและอัตราการไหลของแก๊ส และทดสอบซอฟต์แวร์เซ็นเซอร์ในกระบวนการดูดซับคาร์บอนไดออกไซด์ที่เป็นการทดลองจริง
- เพื่อเพิ่มความแม่นยำให้กับการทำนายค่าจากสมการปฏิกิริยาอันดับสองเทียม และสมการของอาฟรามี ควรนำทั้งสองสมการไปพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อหาโครงสร้างที่เหมาะสมของแต่ละสมการ อาจทำให้การทำนายของทั้งสองสมการมีความแม่นยำมากขึ้น

บรรณานุกรม

- [1] J. G. Speight, *Handbook of petrochemical Processes*. CRC Press, 2019.
- [2] M. Takht Ravanchi and S. Sahebdehfar, "Carbon dioxide capture and utilization in petrochemical industry: potentials and challenges," *Applied Petrochemical Research*, vol. 4, no. 1, pp. 63-77, 2014.
- [3] B. Metz, O. Davidson, H. De Coninck, M. Loos, and L. Meyer, *IPCC special report on carbon dioxide capture and storage*. Cambridge: Cambridge University Press, 2005.
- [4] R. W. Rousseau, *Handbook of separation process technology*. John Wiley & Sons, 1987.
- [5] N. Stadie, *Synthesis and thermodynamic studies of physisorptive energy storage materials*. California Institute of Technology, 2013.
- [6] R. Luttmann *et al.*, "Soft sensors in bioprocessing: a status report and recommendations," vol. 7, ed: Wiley Online Library, 2012, pp. 1040-1048.
- [7] P. Kadlec, B. Gabrys, and S. Strandt, "Data-driven soft sensors in the process industry," *Computers & chemical engineering*, vol. 33, no. 4, pp. 795-814, 2009.
- [8] H. Moradi, H. Azizpour, K. Keynejad, Z. Nasrollahi, H. Bahmanyar, and E. Soltani, "Predicting carbon dioxide adsorption capacity on types 13X and 5A zeolites using artificial neural network modeling," *International Nano Letters*, vol. 12, no. 1, pp. 107-112, 2022.
- [9] J. Skön, M. Johansson, M. Raatikainen, K. Leiviskä, and M. Kolehmainen, "Modelling indoor air carbon dioxide (CO₂) concentration using neural network," *methods*, vol. 14, no. 15, p. 16, 2012.
- [10] B. K. Bose, "Global warming: Energy, environmental pollution, and the impact of power electronics," *IEEE Industrial Electronics Magazine*, vol. 4, no. 1, pp. 6-17, 2010.
- [11] D. A. S. Goel, *Carbon Dioxide*, Third Edition ed. (Encyclopedia of Toxicology). 2014,.

- [12] Y. Guo *et al.*, "Magnesium-based basic mixtures derived from earth-abundant natural minerals for CO₂ capture in simulated flue gas," *Fuel*, vol. 243, pp. 298-305, 2019.
- [13] W. Plazinski, W. Rudzinski, and A. Plazinska, "Theoretical models of sorption kinetics including a surface reaction mechanism: a review," *Advances in colloid and interface science*, vol. 152, no. 1-2, pp. 2-13, 2009.
- [14] Y.-S. Ho and G. McKay, "Pseudo-second order model for sorption processes," *Process biochemistry*, vol. 34, no. 5, pp. 451-465, 1999.
- [15] B. Ohs, M. Krödel, and M. Wessling, "Adsorption of carbon dioxide on solid amine-functionalized sorbents: A dual kinetic model," *Separation and Purification Technology*, vol. 204, pp. 13-20, 2018.
- [16] H. Belyadi and A. Haghghat, *Machine learning guide for oil and gas using Python*. Elsevier, 2021.
- [17] P. Bangert, *Machine learning and data science in the oil and gas industry: Best practices, tools, and case studies*. Gulf Professional Publishing, 2021.
- [18] บ. ปะสีละเตสัง, สร้างการเรียนรู้สำหรับ AI ด้วย *Python Machine Learning*. กรุงเทพฯ: ซีเอ็ดดูเคชั่น, 2564.
- [19] S. Sharma, S. Sharma, and A. Athaiya, "Activation functions in neural networks," *towards data science*, vol. 6, no. 12, pp. 310-316, 2017.
- [20] M. G. Tadesse, Y. Chen, L. Wang, V. Nierstrasz, and C. Loghin, "Tactile comfort prediction of functional fabrics from instrumental data using intelligence systems," *Fibers and Polymers*, vol. 20, no. 1, pp. 199-209, 2019.
- [21] P. Baheti. "Activation Functions in Neural Networks [12 Types & Use Cases]." <https://www.v7labs.com/blog/neural-networks-activation-functions#h3> (accessed).
- [22] X. Zhu *et al.*, "Machine learning exploration of the critical factors for CO₂ adsorption capacity on porous carbon materials at different pressures," *Journal of Cleaner Production*, vol. 273, p. 122915, 2020.
- [23] X. Yuan *et al.*, "Applied machine learning for prediction of CO₂ adsorption on biomass waste-derived porous carbons," *Environmental Science & Technology*, vol. 55, no. 17, pp. 11925-11936, 2021.

- [24] Z. Zhang *et al.*, "Prediction of carbon dioxide adsorption via deep learning," *Angewandte Chemie*, vol. 131, no. 1, pp. 265-269, 2019.
- [25] K. O. Yoro, M. Singo, J. L. Mulopo, and M. O. Daramola, "Modelling and Experimental Study of the CO₂ adsorption behaviour of polyaspartamide as an adsorbent during Post-combustion CO₂ capture," *Energy Procedia*, vol. 114, pp. 1643-1664, 2017.
- [26] K. J. Shamang, M. I. Chukwuma-Uchegbu, G. J. Dawi, and A. J. Usman, "Carbon Dioxide Sensor Application In Building Energy Efficiency," *Carbon*, vol. 9, no. 1, 2022.
- [27] H. Kang, "The prevention and handling of the missing data," *Korean journal of anesthesiology*, vol. 64, no. 5, pp. 402-406, 2013.
- [28] A. L. Comrey, "A method for removing outliers to improve factor analytic results," *Multivariate Behavioral Research*, vol. 20, no. 3, pp. 273-281, 1985.
- [29] J. Ma *et al.*, "Continuous CO₂ capture performance of K₂CO₃/Al₂O₃ sorbents in a novel two-stage integrated bubbling-transport fluidized reactor," *Chemical Engineering Journal*, vol. 404, p. 126465, 2021.
- [30] S. Sengupta, V. Amte, R. Dongara, A. K. Das, H. Bhunia, and P. K. Bajpai, "Effects of the adsorbent preparation method for CO₂ capture from flue gas using K₂CO₃/Al₂O₃ adsorbents," *Energy & Fuels*, vol. 29, no. 1, pp. 287-297, 2015.
- [31] O.-a. Jaiboon, B. Chalermssinsuwan, L. Mekasut, and P. Piumsomboon, "Effect of flow patterns/regimes on CO₂ capture using K₂CO₃ solid sorbent in fluidized bed/circulating fluidized bed," *Chemical engineering journal*, vol. 219, pp. 262-272, 2013.
- [32] M. Yan *et al.*, "Effect of operating parameters for CO₂ capture from syngas of supercritical water gasification using K₂CO₃/γ-Al₂O₃ composite adsorbent," *Biomass Conversion and Biorefinery*, pp. 1-11, 2022.
- [33] S. Bararpourhamzehkolaei, "Post-Combustion Carbon Dioxide Capture using Alumina-Supported Potassium Carbonate," 2021.

- [34] S. B. Jo *et al.*, "Regenerable potassium-based alumina sorbents prepared by CO₂ thermal treatment for post-combustion carbon dioxide capture," *Korean Journal of Chemical Engineering*, vol. 33, pp. 3207-3215, 2016.
- [35] N. Jongartklang, S. Chanchairoek, P. Piumsomboon, and B. Chalermssinsuwan, "Correlations of kinetic parameters with various system operating conditions for CO₂ sorption using K₂CO₃/Al₂O₃ solid sorbent in a fixed/fluidized bed reactor," *Journal of environmental chemical engineering*, vol. 4, no. 2, pp. 1938-1947, 2016.
- [36] P. Zhao, G. Zhang, and L. Hao, "A novel blended amine functionalized porous silica adsorbent for carbon dioxide capture," *Adsorption*, vol. 26, pp. 749-764, 2020.
- [37] Z. Gu *et al.*, "Experimental and kinetics investigations of low-concentration CO₂ adsorption on several amine-functionalized adsorbents," *Process Safety and Environmental Protection*, vol. 160, pp. 573-583, 2022.
- [38] F. Raganati, R. Chirone, and P. Ammendola, "CO₂ capture by temperature swing adsorption: working capacity as affected by temperature and CO₂ partial pressure," *Industrial & Engineering Chemistry Research*, vol. 59, no. 8, pp. 3593-3605, 2020.
- [39] M. Balsamo, A. Silvestre-Albero, J. Silvestre-Albero, A. Erto, F. Rodriguez-Reinoso, and A. Lancia, "Assessment of CO₂ adsorption capacity on activated carbons by a combination of batch and dynamic tests," *Langmuir*, vol. 30, no. 20, pp. 5840-5848, 2014.
- [40] K. Munusamy, G. Sethia, D. V. Patil, P. B. S. Rallapalli, R. S. Somani, and H. C. Bajaj, "Sorption of carbon dioxide, methane, nitrogen and carbon monoxide on MIL-101 (Cr): Volumetric measurements and dynamic adsorption studies," *Chemical Engineering Journal*, vol. 195, pp. 359-368, 2012.
- [41] Q. Liu, L. Ning, S. Zheng, M. Tao, Y. Shi, and Y. He, "Adsorption of carbon dioxide by MIL-101 (Cr): regeneration conditions and influence of flue gas contaminants," *Scientific reports*, vol. 3, no. 1, pp. 1-6, 2013.
- [42] C. Zhao, X. Chen, and C. Zhao, "Carbonation behavior of K₂CO₃ with different microstructure used as an active component of dry sorbents for CO₂ capture,"

- Industrial & engineering chemistry research*, vol. 49, no. 23, pp. 12212-12216, 2010.
- [43] L. Li *et al.*, "CO₂ capture over K₂CO₃/MgO/Al₂O₃ dry sorbent in a fluidized bed," *Energy & Fuels*, vol. 25, no. 8, pp. 3835-3842, 2011.
- [44] B. Guo, Y. Wang, J. Guo, X. Qiao, M. Zhang, and Y. Jin, "Experiment and kinetic model study on modified potassium-based CO₂ adsorbent," *Chemical Engineering Journal*, vol. 399, p. 125849, 2020.
- [45] M. Irani, K. A. Gasem, B. Dutcher, and M. Fan, "CO₂ capture using nanoporous TiO (OH) ₂/tetraethylenepentamine," *Fuel*, vol. 183, pp. 601-608, 2016.
- [46] N. Yang, P. Ning, K. Li, and J. Wang, "MgO-based adsorbent achieved from magnesite for CO₂ capture in simulate wet flue gas," *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers*, vol. 86, pp. 73-80, 2018.
- [47] X. Jiao, L. Li, N. Zhao, F. Xiao, and W. Wei, "Synthesis and low-temperature CO₂ capture properties of a novel Mg-Zr solid sorbent," *Energy & fuels*, vol. 27, no. 9, pp. 5407-5415, 2013.
- [48] S. Zhang, W. Cai, J. Yu, C. Ji, and N. Zhao, "A facile one-pot cation-anion double hydrolysis approach to the synthesis of supported MgO/γ-Al₂O₃ with enhanced adsorption performance towards CO₂," *Chemical Engineering Journal*, vol. 310, pp. 216-225, 2017.
- [49] X. Jiao, H. Li, L. Li, F. Xiao, N. Zhao, and W. Wei, "Synthesis and CO₂ capture properties of mesoporous MgAl (O) sorbent," *RSC Advances*, vol. 4, no. 87, pp. 47012-47020, 2014.
- [50] P. Zeng *et al.*, "One-step synthesis of structurally improved, Al₂O₃-supported K₂CO₃ pellets via graphite-casting method for low-temperature CO₂ capture," *Separation and Purification Technology*, vol. 292, p. 120929, 2022.
- [51] Y. Guo *et al.*, "Structure-performance relationships of magnesium-based CO₂ adsorbents prepared with different methods," *Chemical Engineering Journal*, vol. 379, p. 122277, 2020.

- [52] Y. Guo, C. Tan, J. Sun, W. Li, J. Zhang, and C. Zhao, "Porous activated carbons derived from waste sugarcane bagasse for CO₂ adsorption," *Chemical engineering journal*, vol. 381, p. 122736, 2020.
- [53] Y. Guo, C. Tan, J. Sun, W. Li, J. Zhang, and C. Zhao, "Biomass ash stabilized MgO adsorbents for CO₂ capture application," *Fuel*, vol. 259, p. 116298, 2020.
- [54] P. Wang *et al.*, "Structurally improved, urea-templated, K₂CO₃-based sorbent pellets for CO₂ capture," *Chemical Engineering Journal*, vol. 374, pp. 20-28, 2019.
- [55] L. Zhang *et al.*, "Alkali metal nitrates promoted MgO composites with high CO₂ uptake for thermochemical energy storage," *ACS Applied Energy Materials*, vol. 4, no. 9, pp. 9513-9524, 2021.
- [56] C. Zhao, Y. Guo, J. Yan, J. Sun, W. Li, and P. Lu, "Enhanced CO₂ sorption capacity of amine-tethered fly ash residues derived from co-firing of coal and biomass blends," *Applied Energy*, vol. 242, pp. 453-461, 2019.
- [57] Y. Guo, C. Zhao, X. Chen, and C. Li, "CO₂ capture and sorbent regeneration performances of some wood ash materials," *Applied Energy*, vol. 137, pp. 26-36, 2015.
- [58] H. T. Jang, Y. Park, Y. S. Ko, J. Y. Lee, and B. Margandan, "Highly siliceous MCM-48 from rice husk ash for CO₂ adsorption," *International Journal of Greenhouse Gas Control*, vol. 3, no. 5, pp. 545-549, 2009.
- [59] W. Zeng and H. Bai, "Swelling-agent-free synthesis of rice husk derived silica materials with large mesopores for efficient CO₂ capture," *Chemical Engineering Journal*, vol. 251, pp. 1-9, 2014.
- [60] Y. Liu *et al.*, "Dynamic performance of CO₂ adsorption with tetraethylenepentamine-loaded KIT-6," *Microporous and Mesoporous Materials*, vol. 134, no. 1-3, pp. 16-21, 2010.
- [61] Y. Guo *et al.*, "Kinetic study on CO₂ adsorption behaviors of amine-modified co-firing fly ash," *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers*, vol. 96, pp. 374-381, 2019.
- [62] F. Raganati, M. Alfe, V. Gargiulo, R. Chirone, and P. Ammendola, "Kinetic study and breakthrough analysis of the hybrid physical/chemical CO₂

- adsorption/desorption behavior of a magnetite-based sorbent," *Chemical Engineering Journal*, vol. 372, pp. 526-535, 2019.
- [63] Q. Liu, J. Shi, S. Zheng, M. Tao, Y. He, and Y. Shi, "Kinetics studies of CO₂ adsorption/desorption on amine-functionalized multiwalled carbon nanotubes," *Industrial & Engineering Chemistry Research*, vol. 53, no. 29, pp. 11677-11683, 2014.
- [64] Y. Liu *et al.*, "Carbon dioxide capture by functionalized solid amine sorbents with simulated flue gas conditions," *Environmental science & technology*, vol. 45, no. 13, pp. 5710-5716, 2011.
- [65] F. Su, C. Lu, S.-C. Kuo, and W. Zeng, "Adsorption of CO₂ on Amine-Functionalized Y-Type Zeolites," *Energy & Fuels*, vol. 24, no. 2, pp. 1441-1448, 2010, doi: 10.1021/ef901077k.
- [66] S. Mutyala, M. Jonnalagadda, H. Mitta, and R. Gundeboyina, "CO₂ capture and adsorption kinetic study of amine-modified MIL-101 (Cr)," *Chemical Engineering Research and Design*, vol. 143, pp. 241-248, 2019.
- [67] Q. Liu *et al.*, "Amine-functionalized low-cost industrial grade multi-walled carbon nanotubes for the capture of carbon dioxide," *Journal of Energy Chemistry*, vol. 23, no. 1, pp. 111-118, 2014.
- [68] P. Wang, Y. Guo, C. Zhao, J. Yan, and P. Lu, "Biomass derived wood ash with amine modification for post-combustion CO₂ capture," *Applied Energy*, vol. 201, pp. 34-44, 2017.
- [69] Q. Ye, J. Jiang, C. Wang, Y. Liu, H. Pan, and Y. Shi, "Adsorption of low-concentration carbon dioxide on amine-modified carbon nanotubes at ambient temperature," *Energy & Fuels*, vol. 26, no. 4, pp. 2497-2504, 2012.
- [70] F. Sher, S. Z. Iqbal, S. Albazzaz, U. Ali, D. A. Mortari, and T. Rashid, "Development of biomass derived highly porous fast adsorbents for post-combustion CO₂ capture," *Fuel*, vol. 282, p. 118506, 2020.
- [71] X. Liu *et al.*, "Potassium and zeolitic structure modified ultra-microporous adsorbent materials from a renewable feedstock with favorable surface chemistry for CO₂ capture," *ACS applied materials & interfaces*, vol. 9, no. 32, pp. 26826-26839, 2017.

- [72] Y. Guo, C. Zhao, C. Li, and Y. Wu, "CO₂ sorption and reaction kinetic performance of K₂CO₃/AC in low temperature and CO₂ concentration," *Chemical Engineering Journal*, vol. 260, pp. 596-604, 2015.
- [73] Y. Kong, X. Shen, S. Cui, and M. Fan, "Development of monolithic adsorbent via polymeric sol-gel process for low-concentration CO₂ capture," *Applied Energy*, vol. 147, pp. 308-317, 2015.
- [74] P. B. Ramos, M. F. Ponce, F. Jerez, G. P. Barreto, and M. A. Bavio, "Assessment of industrial waste for adsorption and capture of CO₂: Dynamic and static capture system," *Journal of Environmental Chemical Engineering*, vol. 10, no. 3, p. 107521, 2022.
- [75] Y. Kong, G. Jiang, M. Fan, X. Shen, and S. Cui, "Use of one-pot wet gel or precursor preparation and supercritical drying procedure for development of a high-performance CO₂ sorbent," *RSC Advances*, vol. 4, no. 82, pp. 43448-43453, 2014.
- [76] S. Lawrence, C. L. Giles, and A. C. Tsoi, "Lessons in neural network training: Overfitting may be harder than expected," in *AAAI/IAAI*, 1997, pp. 540-545.
- [77] H. Li, J. Li, X. Guan, B. Liang, Y. Lai, and X. Luo, "Research on overfitting of deep learning," in *2019 15th international conference on computational intelligence and security (CIS)*, 2019: IEEE, pp. 78-81.



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	พงศ์พล ธวัชบัณฑิต
วัน เดือน ปี เกิด	6 มีนาคม 2540
สถานที่เกิด	กำแพงเพชร
วุฒิการศึกษา	พ.ศ. 2552 - 2557 โรงเรียนกำแพงเพชรพิทยาคม พ.ศ. 2559 - 2562 วิทยาศาสตร์บัณฑิต ภาควิชาเคมี คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย พ.ศ. 2563 - 2566 วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาปิโตรเคมีและ วิทยาศาสตร์พอลิเมอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ที่อยู่ปัจจุบัน	3/29 หมู่บ้านวัชรนคร ซอย 4 ถนนเทศบาล 2 ตำบลในเมือง อำเภอเมือง จังหวัดกำแพงเพชร 62000
ผลงานตีพิมพ์	การนำเสนอผลงานวิชาการในหัวข้อ "Development of artificial neural network model for carbon dioxide adsorption parameters prediction" ในงาน Internatioanl Conference on Renewable Energy and Conservation ครั้งที่ 7 วัน 18 - 20 พฤศจิกายน 2565 เมือง ปารีส ประเทศฝรั่งเศส