

ชื่อโครงการ การทำนายความสามารถในการละลายของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ในการทำบริสุทธิ์แก๊สธรรมชาติ โดยโครงข่ายประสาทเทียม

ชื่อนิติกร่วมโครงการ นางสาวรัชนีพร ช่างปั้น
นายปฏิพล จันทบูรณ์

ชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา ดร. อธิวัฒน์ เสมมา

ภาควิชา เคมีเทคนิค คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ปีการศึกษา 2563

บทคัดย่อ

แก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์เป็นแก๊สที่พบในผลิตภัณฑ์ปิโตรเลียมและแก๊สธรรมชาติ โดยแก๊สธรรมชาติที่มีส่วนประกอบของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ มากกว่า 4 ppm จะถูกกำหนดว่าเป็นแก๊สเปรี๊ยะว ซึ่งแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ก่อให้เกิดมลพิษทางอากาศบริเวณหอกลั่นและหอแยกแก๊ส อีกทั้ง กัดกร่อนอุปกรณ์ในกระบวนการผลิตและขนส่งแก๊สธรรมชาติได้ โดยความสามารถในการละลายของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวทำละลายเป็นปัจจัยสำคัญในการออกแบบ พัฒนา และเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการทำบริสุทธิ์แก๊สธรรมชาติ อีกทั้ง บ่งบอกถึงข้อมูลเชิงอุณหพลศาสตร์ แก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์สามารถละลายได้ดีในตัวดูดซึม (absorbent) จำพวกเอมีน (เช่น MDEA EDA และ DIPA) และ ของเหลวไอออนิก (เช่น $[C_2MIM][eFAP]$ $[BMIM][Tf_2N]$ $[DMEAH][For]$ และ $[C_8MIM][PF_6]$) อย่างไรก็ตาม การทดลองหาความสามารถในการละลายของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวดูดซึมหักล้างมีค่าใช้จ่ายสูง เนื่องจากต้องใช้ความดันในการดำเนินการทดลองสูง และการเลือกตัวดูดซึมที่เหมาะสมยังต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญด้านการทำบริสุทธิ์แก๊สธรรมชาติอีกด้วย

โครงการวิจัยนี้จึงนำโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการรวบรวมข้อมูลด้วยกระบวนการทางวิทยาศาสตร์ข้อมูล เพื่อทำนายความสามารถในการละลายของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวดูดซึมต่าง ๆ จากการรวบรวมข้อมูลความสามารถในการละลายของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวดูดซึม 62 ชนิด เช่น MDEA EDA DIPA $[DMEAH][Ac]$ $[BMIM][Tf_2N]$ และ $[C_8MIM][PF_6]$ ที่อุณหภูมิและความดันต่าง ๆ และนำมาวิเคราะห์ด้วยฟังก์ชัน ANN ในโปรแกรม MATLAB ซึ่งกำหนดให้ข้อมูลนำเข้า คือ อุณหภูมิ ความดัน ชนิดและความเข้มข้นของตัวดูดซึม และข้อมูลส่งออก คือ ความสามารถในการละลาย ($mol_{H_2S}/mol_{Absorbent}$) พบว่าการวิเคราะห์ด้วย Levenberg-Marquardt algorithm โดยใช้จำนวนข้อมูล training ร้อยละ 70 จำนวนข้อมูล validating ร้อยละ 15 และจำนวนข้อมูล testing ร้อยละ 15 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด และใช้ 17 hidden neurons พบว่าความสามารถในการละลายที่ทำนายได้มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) = 0.9817 และ ค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ย (MSE) = 0.0138 ซึ่งได้ผลเป็นที่น่าพอใจอย่างมาก

ภาควิชา เคมีเทคนิค

ลายมือชื่อนิติกร รัชนีพร ช่างปั้น
ลายมือชื่อนิติกร ปฏิพล จันทบูรณ์
ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษา.....

Title Prediction of Solubility of Hydrogen Sulfide Gas in Natural Gas Purification by Artificial Neural Network

Student name Ms. Rachaneeporn Changpun

Mr. Patipon Janthboon

Advisor Dr. Teerawat Sema

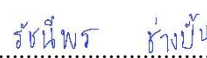
Department of Chemical Technology, Faculty of Science, Chulalongkorn University, Academic Year 2020


Abstract


Hydrogen sulfide is found in petroleum and natural gas products. Natural gas containing more than 4 ppm is defined as a sour gas. Hydrogen sulfide pollutes an environment at the refinery and the gas separation area. It also causes corrosion in process equipment and pipelines. Solubility of hydrogen sulfide is a main parameter to design, develop, and optimize the natural gas purification process. Moreover, it represents the thermodynamic properties of hydrogen sulfide. Amine based solvents (such as MDEA, EDA, and DIPA) and Ionic liquids (such as [C₂MIM][eFAP], [BMIM][Tf₂N], [DMEA][For], and [C₈MIM][PF₆]) have high potential to be used as hydrogen sulfide absorbent. However, an experimental study for the solubility of hydrogen sulfide is very costly. It is because of the high pressure experimental operating condition. Additionally, an expert in the natural gas purification process is essential for selecting of appropriate absorbents.

In this research project, artificial neural networks (ANN) and data science were applied for predicting the solubility of hydrogen sulfide. The solubility data of hydrogen sulfide in 62 different absorbents over ranges of temperature and pressure were collected from the literatures. The collected data were then analyzed by ANN function in MATLAB program. In the ANN model, temperature, pressure, absorbent, and its concentration were set as inputs, while the solubility of hydrogen sulfide (mol H₂S/mol_{absorbent}) was set as an output. The model was optimized by Levenberge-Marquardt (LM) algorithm with data splitting (70% for training, 15% for validating, and 15% for testing) and 17 hidden neurons. It was found that very satisfactory predicted results were obtained with a coefficient of determination (R²) of 0.9817 and a mean squared error (MSE) of 0.0138

Department of Chemical Technology

Student's signature 

Student's signature 

Advisor's signature 

กิตติกรรมประกาศ

รายงานโครงการวิจัยฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี เพราะได้รับความช่วยเหลือจาก ดร. อีรวัฒน์ เสมอ อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการ ซึ่งท่านได้ให้คำแนะนำ ความรู้ และข้อคิดเห็นต่าง ๆ ในด้านวิชาการ รวมไปถึงการฝึกฝนทักษะต่าง ๆ ด้านการทำงาน ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการทำโครงการวิจัยนี้ และคณะผู้จัดทำยังสามารถนำทักษะเหล่านี้ไปประยุกต์ใช้ต่อไปในอนาคตได้

ขอขอบคุณ ดร. พรารณา นิมมานเทอดวงศ์ สำหรับคำแนะนำและความช่วยเหลือในทุก ๆ ด้านในการทำโครงการวิจัย ซึ่งทำให้โครงการวิจัยนี้สามารถดำเนินการสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี รวมถึงขอบคุณ ดร. วิชรา อุไรสกุล ที่ได้ให้คำแนะนำในการใช้โปรแกรม Engauge Digitizer สำหรับเตรียมข้อมูลเพื่อใช้ในการดำเนินงานวิจัยสามารถสำเร็จไปได้ด้วยดี

ขอขอบคุณเพื่อน ๆ นักศึกษาภาควิชาเคมีเทคนิค จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่เป็นกำลังใจร่วมทุกข์ร่วมสุข และให้ความช่วยเหลือเกื้อกูลตลอดมา

สุดท้ายนี้ขอขอบพระคุณบิดามารดา และครอบครัว ซึ่งสนับสนุนให้ได้รับการศึกษาเล่าเรียนตลอดจนคอยให้ความช่วยเหลือและให้กำลังใจเสมอมาจนทำให้งานวิจัยครั้งนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

คณะผู้จัดทำ

สารบัญ

เนื้อหา	หน้าที่
บทคัดย่อภาษาไทย	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ข
กิตติกรรมประกาศ	ค
สารบัญ	ง
สารบัญรูป	ฉ
สารบัญตาราง	ช
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1. ความเป็นมาและความสำคัญ	1
1.2. วัตถุประสงค์	2
1.3. ขอบเขตงานวิจัย	2
1.4. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย	2
1.5. สมมติฐาน	2
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	3
2.1. ปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence)	3
2.2. Artificial neural network	4
2.3. แก๊สธรรมชาติ	4
2.4. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	5
บทที่ 3 วิธีดำเนินงานวิจัย	7
3.1. ศึกษาและออกแบบ ข้อมูลรับเข้าและข้อมูลส่งออก	7
3.2. จัดเก็บและรวบรวมข้อมูล	7
3.3. สร้างแบบโครงข่ายประสาทเทียม	8
3.4. วิเคราะห์และสรุปข้อมูลที่ใช้สร้างโครงข่ายประสาทเทียม	11

สารบัญ (ต่อ)

เนื้อหา	หน้าที่
บทที่ 4 ผลการทดลอง และ วิเคราะห์ผล	13
4.1 ศึกษาพฤติกรรมของความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ในสารดูดซึ่มที่สภาวะต่าง ๆ จากข้อมูลที่รวบรวมได้จากวรรณกรรม	13
4.2. ศึกษาหาอัลกอริทึมที่เหมาะสม สำหรับสร้างแบบจำลองโครงข่ายที่ทำนายความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ได้แม่นยำที่สุด	22
4.3. ศึกษาหาจำนวน hidden neuron ที่ทำให้ได้โครงข่ายที่แม่นยำที่สุด.....	23
4.4. ศึกษาผลความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียม	25
บทที่ 5 สรุปผลการทดลอง	28
5.1. สรุปผลการทดลอง.....	28
5.2. ข้อเสนอแนะ	28
เอกสารอ้างอิง.....	29

สารบัญรูป

	หน้าที่
รูปที่ 1 กราฟที่กำหนดแกน X-Y.....	7
รูปที่ 2 กราฟที่กำหนดจุดตามจุดข้อมูลในกราฟ	7
รูปที่ 3 ตารางบันทึกข้อมูลสำหรับจัดเตรียมข้อมูลรับเข้าและข้อมูลส่งออก.....	8
รูปที่ 4 หน้าต่าง Neural Network Start (nnstart) หลังจากกด Run.....	8
รูปที่ 5 หน้าต่าง Neural Fitting (nftool) สำหรับกำหนดข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลอง	9
รูปที่ 6 หน้าต่าง Neural Fitting (nftool) สำหรับกำหนดสัดส่วนข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลอง	9
รูปที่ 7 หน้าต่าง Neural Fitting (nftool) สำหรับกำหนดค่า Number of Hidden neurons.....	10
รูปที่ 8 หน้าต่าง Neural Fitting (nftool) สำหรับเลือก Algorithm	10
รูปที่ 9 ตัวอย่างหน้าจอสำหรับส่วนแสดงผลความแม่นยำของแบบจำลอง	11
รูปที่ 10 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ย (MSE) กับจำนวน hidden neuron ที่ใช้ใน อัลกอริทึมทั้ง 3 แบบ ในขั้นตอน testing	22
รูปที่ 11 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) กับ จำนวน Hidden neuron ที่ใช้ใน อัลกอริทึมทั้ง 3 แบบในขั้นตอน testing	23
รูปที่ 12 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ย (MSE) กับ จำนวน hidden neuron.....	24
รูปที่ 13 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) กับ จำนวน hidden neuron	24
รูปที่ 14 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าที่ได้จากทดลองที่รวบรวมไว้ สำหรับความดันกับค่าความสามารถในการละลายของ H_2S ของ MIPA.....	26
รูปที่ 15 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าที่ได้จากทดลองที่รวบรวมไว้ สำหรับความดันกับค่าความสามารถในการละลายของ H_2S ของ [HMIM][Tf ₂ N].....	27

สารบัญตาราง

หน้าที่

ตารางที่ 1 ข้อมูลจากการวิเคราะห์และสรุปข้อมูลที่ใช้สำหรับสร้างแบบจำลอง	12
ตารางที่ 2 ชนิดของตัวดูดซึ่ม ความเข้มข้น (%wt) ช่วงอุณหภูมิ (K) ความดัน (kPa) และ ค่าความสามารถในการละลายของ H ₂ S.....	14

บทที่ 1 บทนำ

1.1. ความเป็นมาและความสำคัญ

แก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์เป็นแก๊สที่มีบทบาทสำคัญในกระบวนการผลิตแก๊สธรรมชาติ โดยแก๊สธรรมชาติที่มีส่วนประกอบของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ มากกว่า 4 ppm (ที่ standard condition for temperature and pressure: STP) จะถูกกำหนดว่าเป็นแก๊สเปรี้ยว (sour gas) ซึ่งจะก่อให้เกิดมลพิษทางอากาศ และมีสภาพเป็นกรดสามารถกัดกร่อนอุปกรณ์ในกระบวนการขนส่งและผลิตได้ ส่งผลให้เกิดค่าใช้จ่ายในการบำรุงรักษา และทำให้ต้นทุนในการสร้างหรือออกแบบระบบขนส่งและผลิตแก๊สธรรมชาติมีราคาสูงขึ้น

แก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์สามารถถูกกำจัดออกจากแก๊สธรรมชาติด้วยกระบวนการที่เรียกว่า natural gas sweetening ซึ่งกระบวนการดังกล่าวนี้จะแบ่งได้เป็นหลายวิธีการ ได้แก่ การดูดซึม (absorption) โดยของเหลว การดูดซับ (adsorption) บนของแข็ง การซึมผ่านเยื่อเลือกผ่าน (permeation membrane) และ การแยกโดยการกลั่นที่อุณหภูมิเย็นยิ่งยวด (cryogenic distillation)

วิธีการดูดซึม (absorption) โดยของเหลว เป็นวิธีที่นิยมใช้มากที่สุด เนื่องจากมีประสิทธิภาพและต้นทุนที่เหมาะสมสำหรับการทำบริสุทธิ์แก๊สธรรมชาติ โดยใช้หลักการความสามารถในการละลาย (solubility) ของแก๊สในตัวทำละลาย ซึ่งการทำบริสุทธิ์แก๊สธรรมชาติเกิดได้ทั้งกระบวนการทางกายภาพและเคมี สามารถบ่งบอกถึงคุณสมบัติทางอุณหพลศาสตร์ได้ โดยตัวดูดซึม (absorbent) ที่นิยมใช้ คือ กลุ่มเอมีน และกลุ่ม Ionic liquid อย่างไรก็ตาม การทดลองหาความสามารถในการละลายของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวดูดซึมมีค่าใช้จ่ายสูง เนื่องจากต้องดำเนินการทดลองที่ภาวะความดันสูง และการเลือกตัวดูดซึมที่เหมาะสมยังต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญด้านการทำบริสุทธิ์แก๊สธรรมชาติ

โครงการวิจัยนี้ จึงมีการนำโครงข่ายประสาทเทียม (artificial neuron network : ANN) ซึ่งเป็นการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ (AI) แขนงหนึ่งที่มีความสามารถในวิเคราะห์ และทำนายผลจากข้อมูล ร่วมกับการรวบรวมข้อมูลด้วยกระบวนการทางวิทยาศาสตร์ข้อมูล (data science) เพื่อทำนายความสามารถในการละลายของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวดูดซึมแต่ละชนิด ที่อุณหภูมิและความดันต่าง ๆ เข้ามาใช้แก้ไขปัญหาในการลดต้นทุน เวลา และทรัพยากรบุคคลในการทำบริสุทธิ์แก๊สธรรมชาติ

1.2. วัตถุประสงค์

1. ศึกษาการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อประยุกต์ใช้กับกระบวนการวิทยาศาสตร์ข้อมูล และวิเคราะห์ข้อมูลความสามารถในการละลายของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวดูดซึม
2. ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมกับกระบวนการวิทยาศาสตร์ข้อมูลเพื่อทำนายความสามารถในการละลายของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวดูดซึมหลายชนิดที่อุณหภูมิและความดันต่าง ๆ ได้อย่างถูกต้องแม่นยำ

1.3. ขอบเขตงานวิจัย

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นศึกษาและรวบรวมข้อมูลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องผ่านการทบทวนวรรณกรรมด้วยกระบวนการวิทยาศาสตร์ข้อมูลแล้วนำไปประยุกต์ใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อสร้างโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับทำนายค่าความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวดูดซึมต่าง ๆ ที่มีประสิทธิภาพสูงสุด จากการเลือกอัลกอริทึม และปรับค่า hidden neuron ที่เหมาะสม

1.4. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย

ก. ในแง่ของตัวนิสิตเอง

เรียนรู้และประยุกต์ใช้ความรู้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับทำนายค่าความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวดูดซึมต่าง ๆ รวมถึงสามารถนำทักษะจากกระบวนการของวิทยาศาสตร์ข้อมูล (data science) ไปประยุกต์กับความรู้ทางวิศวกรรมเคมี เทคโนโลยีทางเชื้อเพลิง และ ประยุกต์ใช้ความรู้กับสาขาอื่น ๆ เพื่อใช้แก้ปัญหาเฉพาะด้านในสาขานั้น ๆ ได้

ข. ในแง่ความรู้ความเข้าใจ

เรียนรู้ผลของตัวแปรที่มีผลต่อค่าความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวดูดซึมต่าง ๆ ซึ่งสามารถออกแบบชุดข้อมูลรับเข้าและข้อมูลส่งออก สำหรับประยุกต์ใช้กับการทำนายผลค่าความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวดูดซึมต่าง ๆ โดยเลือก algorithm และปรับจำนวน hidden neuron เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการทำนายผลได้แม่นยำสูงสุด

1.5. สมมติฐาน

สามารถประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมจากโปรแกรม MATLAB ในการสร้างแบบจำลองเพื่อทำนายผลค่าความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวดูดซึมต่าง ๆ ได้แม่นยำ และครอบคลุมที่สุด

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1. ปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence)

ปัญญาประดิษฐ์ (artificial Intelligence) หรือที่เรียกสั้น ๆ ว่า “AI” เป็นศาสตร์แขนงหนึ่งของวิทยาการคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการพัฒนาเครื่องจักรกล ให้สามารถเรียนรู้เพื่อแก้ปัญหา โดยหาเหตุผลจากองค์ความรู้ที่มีอยู่ แล้วนำไปวิเคราะห์ จนได้ผลสรุปหรือผลลัพธ์ที่ต้องการ ปัญญาประดิษฐ์จึงเป็นศาสตร์ที่มีวัตถุประสงค์เพื่อใช้พัฒนาให้เครื่องจักรมีสมองและกระบวนการคิดเสมือนมนุษย์ มีประสิทธิภาพในการดำเนินงานต่าง ๆ ลดข้อผิดพลาดให้น้อยลง แก้ไขปัญหา และ ตัดสินใจด้วยความรวดเร็วเทียบเท่าหรือมากกว่ามนุษย์ ระบบการกระทำที่เหมือนมนุษย์ ระบบความคิดอย่างมีเหตุผล และ ระบบการกระทำอย่างมีเหตุผล

วิวัฒนาการของปัญญาประดิษฐ์ตามยุคสมัยจะเริ่มตั้งแต่การคิดค้นศาสตร์ในแขนงนี้ ซึ่งทำให้มีการพัฒนาของรูปแบบของเทคโนโลยีใหม่ ๆ ขึ้นมากมาย ตั้งแต่การนำปัญหามาใช้ทดสอบกับระบบปัญญาประดิษฐ์ เพื่อวัดความสามารถ และ ประสิทธิภาพต่อมาจึงมีการประยุกต์ใช้กับฐานองค์ความรู้ที่ช่วยให้ปัญญาประดิษฐ์สามารถเรียนรู้ได้ใกล้เคียงกับมนุษย์มากขึ้น มีการเข้าใจถึงปัญหาและเรียนรู้จากประสบการณ์ที่ผ่านมาได้ ด้วยการพัฒนาอย่างต่อเนื่องทำให้ธุรกิจ และ อุตสาหกรรมต่าง ๆ ตื่นตัว และ หันมาสนใจในการพัฒนาปัญญาประดิษฐ์มากขึ้นจนถึงปัจจุบัน

การนำปัญญาประดิษฐ์เข้ามาใช้งานสามารถส่งเสริมการทำงานได้อย่างมากมาย ด้วยคุณสมบัติต่าง ๆ ของปัญญาประดิษฐ์ อาทิ ทำความเข้าใจและเรียนรู้ได้จากประสบการณ์ วินิจฉัยปัญหาที่มีความซับซ้อน และสามารถตอบสนองต่อสถานการณ์ที่เกิดขึ้นได้หลากหลายรูปแบบ เป็นต้น สิ่งเหล่านี้ช่วยให้ปัญญาประดิษฐ์มีข้อได้เปรียบมากกว่ามนุษย์ในหลายด้าน ได้แก่ การคำนวณที่มีความซับซ้อนและปริมาณมากเกินกว่ามนุษย์จะทำได้ ระบบจัดเก็บข้อมูลที่อยู่แบบถาวรสามารถเรียกใช้ได้เมื่อต้องการ และการทำงานวนซ้ำที่เกิดความผิดพลาดน้อยกว่ามนุษย์ อย่างไรก็ตามปัญญาประดิษฐ์ก็มีข้อจำกัดในการทำงานหลาย ๆ ด้าน เช่น ปัญญาประดิษฐ์มักถูกสร้างขึ้นเพื่อนำมาใช้งานด้านใดด้านหนึ่ง ดังนั้น เมื่อพบกับหน้าที่ที่เกินความรับผิดชอบจะไม่สามารถตัดสินใจได้ หรือแก้ไขสถานการณ์ที่เหนือความคาดหมายได้ อีกทั้ง ยังต้องอาศัยองค์ความรู้เป็นหลัก เมื่อขาดสิ่งนี้ไปปัญญาประดิษฐ์จะไม่สามารถทำงานได้ตามเป้าหมาย เป็นต้น [1]

2.2. Artificial neural network

artificial neural network (ANN) หรือ โครงข่ายประสาทเทียม เป็นการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ (AI) แขนงหนึ่ง โดยโครงข่ายประสาทเทียมนี้ เป็นส่วนหนึ่งของระบบคอมพิวเตอร์ที่ออกแบบมาเพื่อจำลองวิธีที่สมองของมนุษย์วิเคราะห์และประมวลผลข้อมูล และการแก้ปัญหาที่พิสูจน์ได้ว่าเป็นไปไม่ได้ หรือปัญหาที่แก้ได้ยากเมื่อกระทำการแก้โดยมนุษย์ ANN มีความสามารถในการเรียนรู้ด้วยตนเองที่จะช่วยให้วิเคราะห์ ประมวลผล และสร้างผลลัพธ์ได้ดีขึ้นเมื่อมีข้อมูลมากขึ้น

โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ถูกนำมาใช้เพื่อสนับสนุนการใช้งานในสาขาธุรกิจ และ วิทยาศาสตร์ ที่หลากหลายในช่วงหลายปีที่ผ่านมา โดยแพลตฟอร์มปัญญาประดิษฐ์ที่สร้างขึ้นบน ANN กำลังขัดขวางวิธีการในการทำสิ่งต่าง ๆ แบบเดิม ๆ ในชีวิตประจำวันให้เปลี่ยนไป ตั้งแต่การแปลภาษาไปจนถึงการเรียนรู้เชิงลึกที่ใช้ ANN เพื่อทำนายโอกาสที่จะเกิดเหตุการณ์ [2]

การออกแบบ ANN จำเป็นที่จะต้องใช้การตัดสินใจในหลายขั้นตอนจากผู้พัฒนา โดยมีลำดับขั้นตอนการออกแบบดังนี้ กำหนดข้อมูลที่จะใช้ กำหนดตัวแปรเข้า (input variables) แยกข้อมูลออกเป็นชุดเรียนรู้ (training set) และชุดทดสอบ (test set) เลือกอัลกอริทึมการเรียนรู้ แปลงตัวแปรไปเป็นข้อมูลเข้าของเครือข่าย ทำการฝึกข้อมูล (training) เพื่อให้เครือข่ายเกิดการเรียนรู้โดยการทำซ้ำจนกว่าจะได้ข้อผิดพลาดของ ANN ต่ำกว่าค่าที่ยอมรับได้ และทำการทดสอบข้อมูล (เก็บตัวอย่างข้อมูลเพื่อตรวจสอบความถูกต้องของ ANN) [3]

2.3. แก๊สธรรมชาติ

แก๊สธรรมชาติ คือ ปิโตรเลียมชนิดหนึ่ง เกิดจากซากพืชซากสัตว์ที่ทับถมกันภายใต้ความร้อนหลายร้อยล้านปีและแรงกดดันมหาศาลจนแปรสภาพเป็นปิโตรเลียม ทั้งที่อยู่ในสถานะของแข็ง คือ ถ่านหินของเหลว คือ น้ำมันดิบ และแก๊ส ซึ่งก็คือแก๊สธรรมชาติ แก๊สธรรมชาติมีแก๊สหลายอย่างประกอบเข้าด้วยกัน อาทิ มีเทน อีเทน โพรเพน บิวเทน แต่โดยทั่วไปจะประกอบด้วยแก๊สมีเทนเป็นส่วนใหญ่ คือ ร้อยละ 70 ขึ้นไป แก๊สพวกนี้เป็นสารไฮโดรคาร์บอนทั้งสิ้น เมื่อจะนำมาใช้ ต้องแยกแก๊สออกจากกันเสียก่อน จึงจะใช้ประโยชน์ได้เต็มที่ นอกจากสารไฮโดรคาร์บอนแล้ว แก๊สธรรมชาติยังอาจประกอบด้วยแก๊สอื่น ๆ ที่ไม่ใช่ไฮโดรคาร์บอน อาทิ แก๊สคาร์บอนไดออกไซด์ แก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ แก๊สไนโตรเจนและน้ำ เป็นต้น สารประกอบเหล่านี้สามารถแยกออกจากกันได้ โดยนำมาผ่านกระบวนการแยกที่โรงแยกแก๊สธรรมชาติ แก๊สที่ได้แต่ละตัวนำไปใช้ประโยชน์ต่อเนื่องได้อีกมากมาย เช่น มีเทน (CH_4) อีเทน (C_2H_6) โพรเพน (C_3H_8) บิวเทน (C_4H_{10}) เพนเทน (C_5H_{12}) เฮกเซน (C_6H_{14}) และสารอื่นที่ไม่ใช่ไฮโดรคาร์บอน เช่น แก๊สคาร์บอนไดออกไซด์

แก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ แก๊สไนโตรเจนและน้ำ เป็นต้น โดยทั่วไป สามารถจำแนกออกตามคุณสมบัติของชนิดแก๊สและการใช้ประโยชน์ได้เป็น 4 ประเภท คือ

- **แก๊สหวาน (Sweet Gas)** หมายถึง แก๊สธรรมชาติที่มีส่วนประกอบของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์อยู่น้อยมากหรือไม่มีเลย
- **แก๊สเปรี้ยว (Sour Gas)** หมายถึง แก๊สธรรมชาติที่มีส่วนประกอบของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์อยู่มาก โดยทั่วไปแก๊สธรรมชาติถือว่าเป็นแก๊สเปรี้ยวถ้ามีส่วนประกอบของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ มากกว่า 5.7 มิลลิกรัมต่อลูกบาศก์เมตรของแก๊สธรรมชาติซึ่งเทียบเท่ากับประมาณ 4 ppm โดยปริมาตรภายใต้ อุณหภูมิและความดันมาตรฐาน อย่างไรก็ตามเกณฑ์นี้แตกต่างกันไปในแต่ละประเทศ รัฐหรือแม้กระทั่งหน่วยงาน
- **แก๊สแห้ง (Dry gas)** หมายถึง แก๊สธรรมชาติที่มีองค์ประกอบหลักเป็นแก๊สมีเทนและแก๊สอีเทน ซึ่งมีสถานะเป็นแก๊สที่มีอุณหภูมิและความดันปกติ โดยมี โพรเพน บิวเทน และไฮโดรคาร์บอนเหลว น้อยกว่า 0.1 แกลลอนต่อแก๊สธรรมชาติ 1,000 ลูกบาศก์ฟุต (น้อยกว่า 4%) โดยสามารถนำไปใช้เป็นวัตถุดิบในการผลิตแก๊สธรรมชาติเหลว (liquefied natural gas; LNG) เพื่อบรรจุถังและขนส่งไปจำหน่ายต่างประเทศได้ และสามารถใช้เป็นวัตถุดิบในการผลิตเมธานอล บัญ ไนโตรเจน แอมโมเนีย และผลิตภัณฑ์ปิโตรเคมีต่าง ๆ ใช้แทนน้ำมันเตาในการผลิตกระแสไฟฟ้าและใช้ในโรงงานอุตสาหกรรมต่าง ๆ
- **แก๊สชื้น (Wet Gas)** หมายถึง แก๊สธรรมชาติที่มีองค์ประกอบหลักเป็นพวกแก๊สธรรมชาติเหลว โดยมี โพรเพน บิวเทน และ ไฮโดรคาร์บอนเหลวมากกว่า 0.1197 แกลลอนต่อแก๊สธรรมชาติ 1,000 ลูกบาศก์ฟุต (ตั้งแต่ 4-8 % ขึ้นไป) ใช้เป็นวัตถุดิบผลิตแก๊สปิโตรเลียมเหลว (liquefied petroleum gas; LPG) หรือแก๊สหุงต้ม ซึ่งเป็นเชื้อเพลิงหุงต้มในครัวเรือน ขับเคลื่อนรถยนต์ ใช้กับระบบตู้เย็น และ เครื่องทำความเย็น ใช้เป็นวัตถุดิบป้อนโรงงานกลั่นน้ำในดิบบางส่วน และ ใช้เป็นวัตถุดิบสำหรับผลิตภัณฑ์ปิโตรเลียมชนิดต่าง ๆ [4]

2.4. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Hamzehie และคณะ [5] ได้ทำการศึกษาการใช้แบบจำลองบนโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เพื่อทำนายความสามารถในการละลายของแก๊สกรด (H_2S และ CO_2) ในสารละลายเอมีนและสารละลายไอออนิกเหลว (ionic liquid : IL) แบบบริสุทธิ์และแบบผสม 32 ชนิดในช่วงที่กว้างของอุณหภูมิ และ ค่าความดันย่อย (partial pressure) ของแก๊สกรด (H_2S และ CO_2) ความเข้มข้นของมวลโดยรวม น้ำหนักโมเลกุล อุณหภูมิวิกฤตและความดันวิกฤตของสารละลายถูกเลือกเป็นตัวแปรเข้าของโครงข่าย มีการรวบรวมความสามารถในการละลายของ H_2S จากวรรณกรรมเป็นจำนวน 733 ข้อมูลการทดลอง ประกอบด้วย ข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ (train data) ข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (test data) และ ข้อมูลที่ใช้ตรวจสอบความถูกต้อง (validation data) โดยปัจจัยที่ดีในการพัฒนา ANN ประกอบด้วย จำนวนเซลล์ประสาท (neurons) จำนวนชั้นที่ซ่อนอยู่ (hidden layers)

และ ฟังก์ชันการถ่ายโอน (transfer function) ซึ่งเราจะได้อ่าเหล่านี้มาจากข้อมูลที่รวบรวมจากรรณกรรมในข้างต้น ในการประเมินความถูกต้องของโครงข่ายข่าย การวิเคราะห์การถดถอย (regression analysis) ด้วยความสามารถในการละลาย H_2S จำนวน 169 ข้อมูล ซึ่งไม่ได้ถูกนำไปใช้ในขั้นตอนการเรียนรู้ข้อมูล การทดสอบและการตรวจสอบความถูกต้องของการพิจารณาในข้างต้น นอกจากนี้ การประมาณค่าประสิทธิภาพของเครือข่ายได้รับการตรวจสอบโดยชุดข้อมูลเพิ่มเติม จากความสามารถในการละลายของ CO_2 จำนวน 114 ข้อมูล และหาประสิทธิภาพสูงสุดของโครงข่ายจากอัลกอริทึมของ Levenberge-Marquardt โดยมีชั้นที่ซ่อนอยู่สองชั้น ซึ่งแต่ละชั้นประกอบด้วยเซลล์ประสาทจำนวน 8 และ 4 เซลล์ประสาท ตามลำดับ ใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอน Tan-sigmoid สำหรับชั้นที่ซ่อนอยู่และชั้นนำเข้า ผลแบบจำลองแสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง ANN ที่พัฒนาขึ้นมีความสามารถในการประมาณค่าความสามารถในการละลายของก๊าซกรดในสารละลายต่าง ๆ ได้อย่างแม่นยำโดยมีค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ย (MSE) เท่ากับ 3.104 และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) ที่ 0.997

Hosseini และคณะ [6] กล่าวว่า ไฮโดรเจนซัลไฟด์เป็นแก๊สกรดที่มีฤทธิ์กัดกร่อน เป็นพิษและไวไฟ ซึ่งพบได้ทั่วไปในอุตสาหกรรมน้ำมันและแก๊ส สำหรับอุตสาหกรรมการผลิตน้ำมันและแก๊ส เพื่อประโยชน์ในการพิจารณาด้านสิ่งแวดล้อม ควรที่จะต้องกำจัดแก๊สเปรี้ยวออกไป โดยปกติจะดำเนินการโดยใช้กระบวนการดูดซึมแก๊สและของเหลว (gas-liquid absorption) โดยของเหลวไอออนิก (ionic liquid) เป็นสารละลายใหม่และมีคุณสมบัติที่ต้องการ รวมถึงไม่ส่งผลเสียกับสารละลายเอมีนดั้งเดิม คุณสมบัติที่โดดเด่นของของเหลวไอออนิก เช่น ค่าความดันไอที่น้อยมาก ความเสถียรทางความร้อนและไฟฟ้าเคมีที่มีค่าสูง ความสามารถในการละลายสูง และ ความไม่ไวไฟ ที่ทำให้ของเหลวไอออนิกเป็นตัวเลือกที่ดีสำหรับการเป็นตัวทำละลายของเหลวดั้งเดิมในการแยกแก๊ส และ การดูดซึม การสร้างแบบจำลองสำหรับการประมาณค่าความสามารถในการละลายที่แม่นยำเป็นทางเลือกที่เหมาะสมสำหรับการตรวจวัดในห้องปฏิบัติการที่มีค่าใช้จ่ายสูง และ ใช้เวลานาน ในการศึกษานี้ได้เสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น (multi-layer perceptron neural network) เพื่อทำนายความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ในของเหลวไอออนิกที่แตกต่างกัน 33 ชนิด ในช่วงความดันและอุณหภูมิ ความดันวิกฤต อุณหภูมิวิกฤต และ ค่าอะเซนตริก (acentric factor) ถูกใช้เป็นพารามิเตอร์เพื่อแยกความแตกต่างระหว่างของเหลวไอออนิกที่แตกต่างกัน เนื่องจากขั้นตอนที่ไม่เคยมีมาก่อนในการทำนายความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ในของเหลวไอออนิกค่าความดันและอุณหภูมิที่ไม่มีหน่วยเป็นตัวแปรนำเข้าเพิ่มเติมนอกเหนือจากพารามิเตอร์ที่กล่าวไปแล้วข้างต้น ยิ่งไปกว่านั้นค่าลอการิทึมธรรมชาติของค่าความสามารถในการละลายได้รับการพิจารณาสำหรับการสร้างแบบจำลอง แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นส่งผลให้ค่าเบี่ยงเบนสัมพัทธ์สัมบูรณ์เฉลี่ย 2.57% บ่งบอกถึงความแม่นยำที่ยอมรับได้ นอกจากนี้ผลการวิจัยยังถูกเปรียบเทียบกับแบบจำลองที่นำเสนอในวรรณกรรม แม้ว่าบางแบบจำลองจะให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่า แต่แบบจำลองเหล่านั้นก็ผ่านการเรียนรู้และทดสอบสำหรับจุดข้อมูลและของเหลวไอออนิกในจำนวนที่จำกัด เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองล่าสุดที่มีจุดข้อมูลและ ของเหลวไอออนิกที่คล้ายกัน แบบจำลองที่นำเสนอในการศึกษานี้ส่งผลให้เกิดข้อผิดพลาดที่ต่ำกว่ามากสำหรับของเหลวไอออนิกในช่วงที่กว้างกว่า

บทที่ 3 วิธีดำเนินงานวิจัย

3.1. ศึกษาและออกแบบ ข้อมูลรับเข้าและข้อมูลส่งออก

ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องและออกแบบส่วนประกอบของข้อมูลรับเข้า (Input) และข้อมูลส่งออก (Output) สำหรับใช้ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียม กำหนดให้

ข้อมูลรับเข้า คือ อุณหภูมิ (K), ความดันย่อยของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ (kPa), ชนิดของตัวดูดซึม และความเข้มข้นของตัวดูดซึม (% weight)

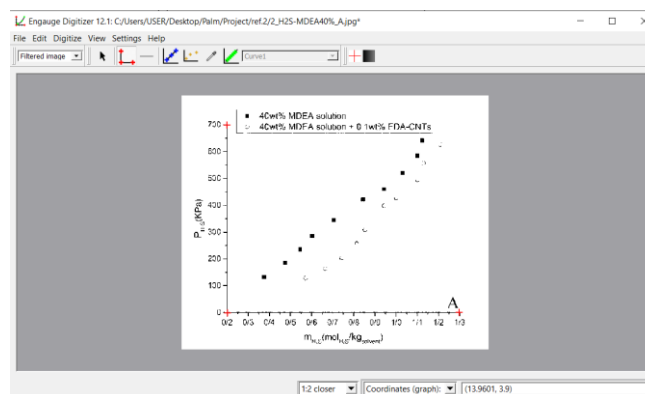
ข้อมูลส่งออก คือ ค่าความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ ($\text{mol}_{\text{H}_2\text{S}}/\text{mol}_{\text{absorbent}}$)

3.2. จัดเก็บและรวบรวมข้อมูล

ศึกษาและจัดเก็บข้อมูลที่ต้องการจากการทบทวนวรรณกรรมโดยตรง หรือใช้โปรแกรม Engauge Digitizer ในการแปลงข้อมูลจากกราฟออกมาเป็นตัวเลข ตามขั้นตอนที่ 3.2.1 – 3.2.4

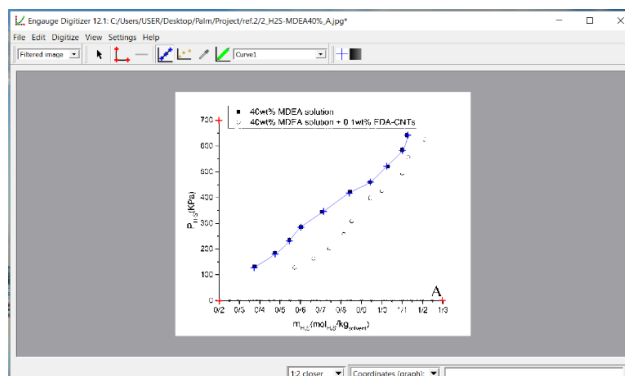
3.2.1. เลือก File >> Import (เลือกรูปของกราฟที่ต้องการ)

3.2.2. เลือก Axis point tools (กำหนดแกน X-Y)



รูปที่ 1 กราฟที่กำหนดแกน X-Y

3.2.3. เลือก Curve (กำหนดจุดในกราฟที่ต้องการทราบค่า)



รูปที่ 2 กราฟที่กำหนดจุดตามจุดข้อมูลในกราฟ

3.2.4. เลือก File >> Export (กำหนดนามสกุลไฟล์ .csv)

3.2.5. จัดการข้อมูลที่ได้ โดยนำข้อมูลที่ได้แปลงหน่วยตามที่กำหนดในขั้นตอนที่ 2.1. แล้วบันทึกลงในตารางที่ออกแบบไว้ในโปรแกรม Excel

Input																	Output	
H ₂ S partial pressure	MDEA	EDA-CNTs	DIPA	Sulfolane	[bmim][acetate]	[C2mim][eFAP]	[bmim][TF2N]	[DMEA][Ac]	[DMEA][For]	[MDEA][Ac]	[MDEA][For]	[C8mim][PF6]	Temp.	H ₂ O	mol H ₂ S/mol active			
kPa	%wt	%wt	%wt	%wt	%wt	%wt	%wt	%wt	%wt	%wt	%wt	%wt	K	%wt				
0.006165	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	0.03008			
1.1902	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	0.32486			
7.851	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	0.67116			
38.29	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	0.9157			
43.26	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	0.9337			
63.89	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	0.9896			
83.54	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	1.0287			
149.97	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	1.1226			
173.59	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	1.19			
216.18	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	1.2015			
296.79	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	1.3242			
343.5	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	1.337			
407.5	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	1.4313			
532.8	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	1.547			
616.7	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	1.6561			
846.7	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	1.8795			
1162.4	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	2.0714			
1220.5	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	2.1748			
1345.5	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	2.3741			
2036.4	11.7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	88.3	2.9991			
0.005706	49	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	298.15	51	0.009719			

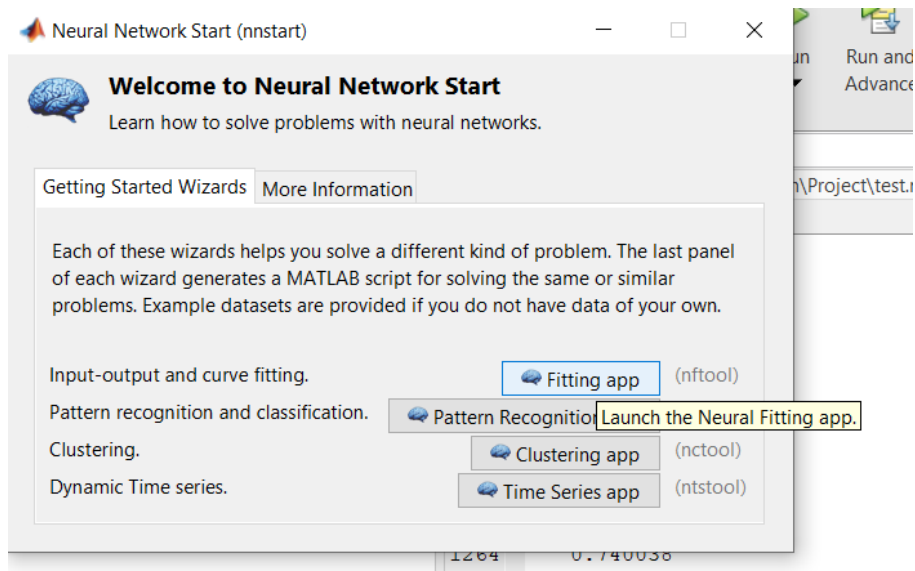
รูปที่ 3 ตารางบันทึกข้อมูลสำหรับจัดเตรียมข้อมูลรับเข้าและข้อมูลส่งออก

3.3. สร้างแบบโครงข่ายประสาทเทียม

สร้างโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อวิเคราะห์และทำนายผล โดยใช้โปรแกรม MATLAB

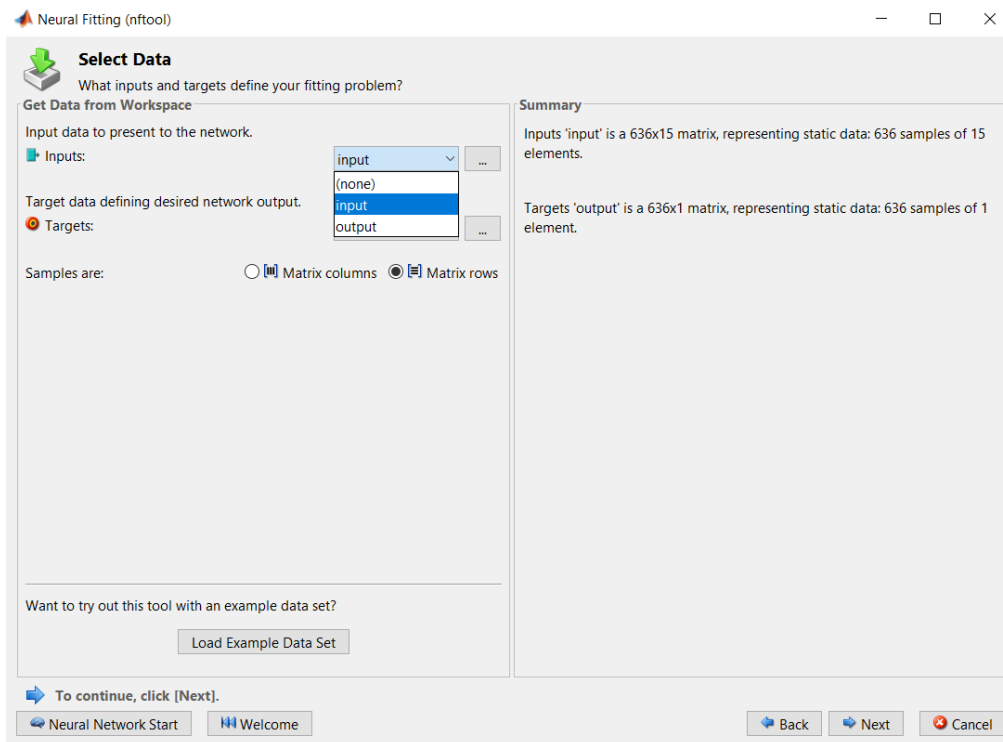
3.3.1. กำหนด ฟังก์ชัน nnstart

3.3.2. กด Run >> Fitting app >> Next



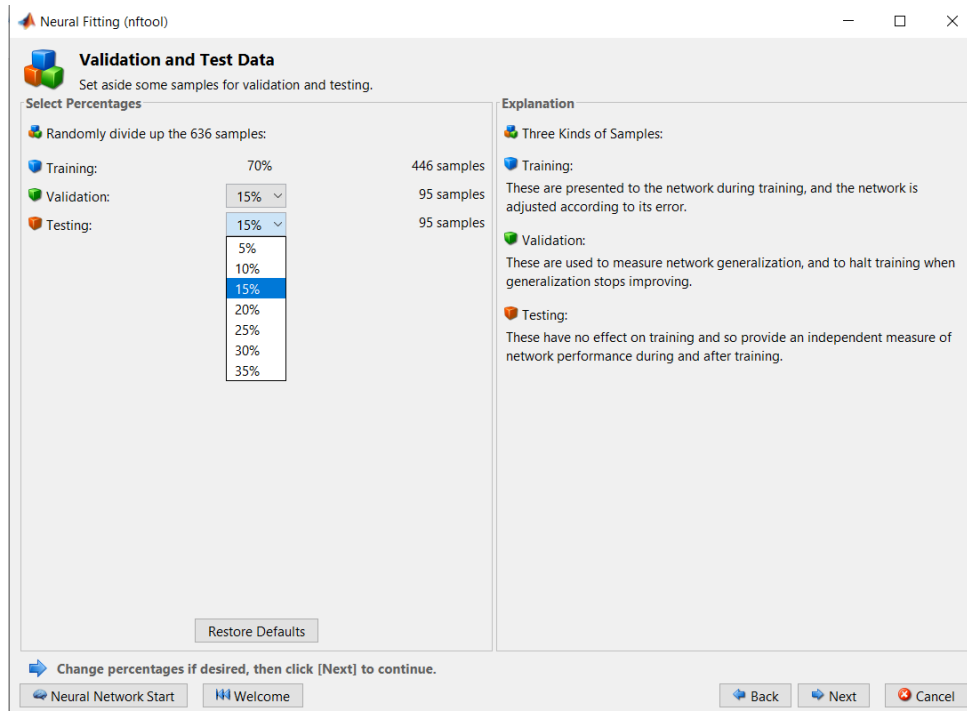
รูปที่ 4 หน้าต่าง Neural Network Start (nnstart) หลังจากกด Run

3.3.3. ตั้งค่ากำหนดข้อมูลสำหรับ Input (ข้อมูลรับเข้า) และ Targets (ข้อมูลส่งออก) แล้วกำหนด Matrix rows >> Next



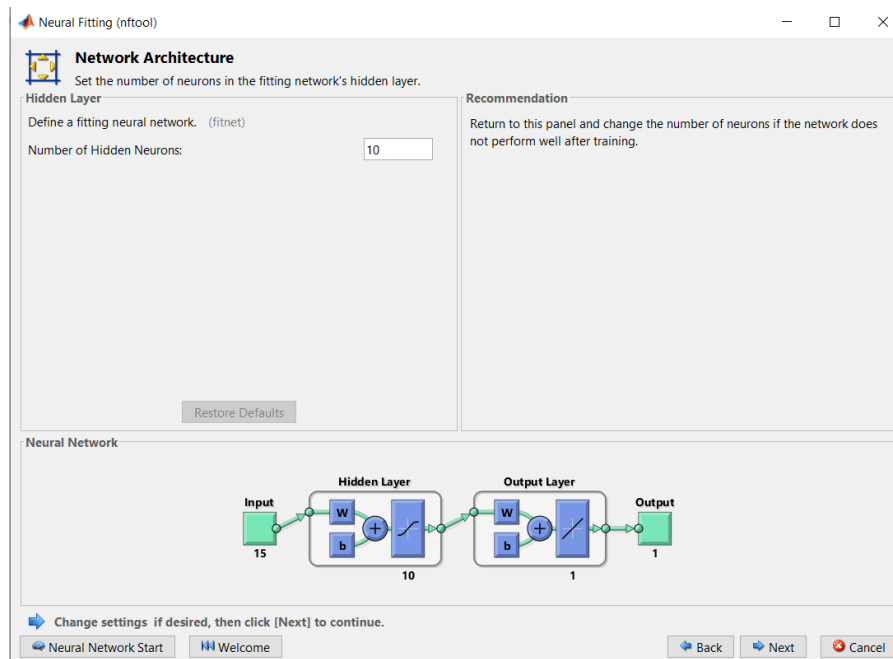
รูปที่ 5 หน้าต่าง Neural Fitting (nftool) สำหรับกำหนดข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลอง

3.3.4. กำหนดค่า Training = 70%, Validation = 15% และ Testing = 15% >> Next



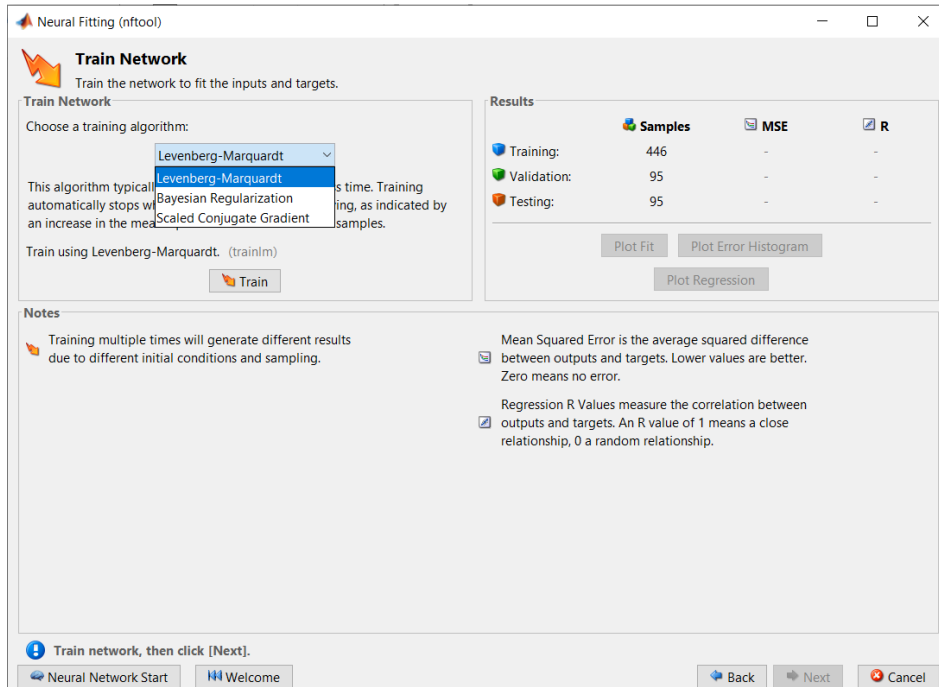
รูปที่ 6 หน้าต่าง Neural Fitting (nftool) สำหรับกำหนดสัดส่วนข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลอง

3.3.5. กำหนดค่า Number of Hidden neurons ตามที่ออกแบบไว้ >> Next



รูปที่ 7 หน้าต่าง Neural Fitting (nftool) สำหรับกำหนดค่า Number of Hidden neurons

3.3.6. เลือก Algorithm ตามที่ออกแบบไว้ >> กด Train



รูปที่ 8 หน้าต่าง Neural Fitting (nftool) สำหรับเลือก Algorithm

3.3.7. พิจารณาค่า MSE และ R^2 ที่เหมาะสมที่สุด แล้วบันทึกผล โดยการทำให้ค่าปรับค่า Number of Hidden neurons ในขั้นตอนที่ 3.4.5 และเปลี่ยน Algorithm ในขั้นตอนที่ 3.4.6 จนกว่าจะได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุด

	Samples	MSE	R
Training:	446	2.04053e-2	9.80676e-1
Validation:	95	4.26086e-2	9.52215e-1
Testing:	95	1.99977e-2	9.66497e-1

รูปที่ 9 ตัวอย่างหน้าจอสำหรับส่วนแสดงผลความแม่นยำของแบบจำลอง

3.4. วิเคราะห์และสรุปข้อมูลที่ใช้สร้างโครงข่ายประสาทเทียม

จำแนกข้อมูลออกเป็นกลุ่ม คือ สารดูดซึ่มประเภทเอมีน, สารดูดซึ่มประเภทของเหลวไอออนิก, สารดูดซึ่มประเภทผสม และสารดูดซึ่มประเภททางกายภาพ ซึ่งจะวิเคราะห์ตามช่วงของความดันย่อยของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์ (kPa) สามารถแบ่งเป็น 3 ระดับ คือ 1.ความดันระดับต่ำ (0-100 kPa) 2.ความดันระดับปานกลาง (100-1,000 kPa) และ 3.ความดันระดับสูง (มากกว่า 1,000 kPa) ดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ข้อมูลจากการวิเคราะห์และสรุปข้อมูลที่ใช้สำหรับสร้างแบบจำลอง

	Amine	Ionic liquid	Hybrid		Physical
			Amine + Ionic liquid	Amine + Physical	
Data point	1221	1549	80	413	106
No.	1, 4, 42, 49, 51 - 62	9 - 39, 48	8	2, 3, 5, 40, 41, 43 - 47	6, 7, 50
Pressure	H ₂ S solubility (mol H ₂ S/mol _{absorbent})				
Low	0.0014 - 1.1924	0.0019 - 0.7925	0.0302 - 0.2724	0.0032 - 0.5364	-
Medium	0.0972 - 3.3485	0.0122 - 1.5590	0.1854 - 0.3908	0.0352 - 3.5750	0.0067 - 0.6000
High	0.4054 - 2.9991	0.0753 - 7.0000	-	0.1930 - 3.1120	0.1905 - 9.2041
Pressure	Pressure (kPa)				
Low	0.001 - 99.285	0.464 - 99.900	3.270 - 90.500	0.028 - 99.600	-
Medium	100.800 - 996.155	100.200 - 999.800	101.910 - 473.730	104.000 - 998.200	162.000 - 975.000
High	1008.500 - 5692.000	1003.000 - 9630.000	-	1003.400 - 5550.000	1005.000 - 5675.000

บทที่ 4 ผลการทดลอง และ วิเคราะห์ผล

4.1 ศึกษาพฤติกรรมของความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ในสารดูดซึมน้ำที่สถานะต่าง ๆ จากข้อมูลที่รวบรวมได้จากวรรณกรรม

จากการรวบรวมความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ (H_2S) ในสารดูดซึมน้ำที่สถานะต่าง ๆ จาก 40 วรรณกรรม สามารถรวบรวมข้อมูลได้ทั้งสิ้น 3369 จุดข้อมูล เมื่อนำข้อมูลดังกล่าวที่ได้มาจัดหมวดหมู่แบ่งแยกตามชนิดของสารดูดซึมน้ำ จะแบ่งประเภทของสารดูดซึมน้ำได้เป็น 62 ชนิด ดังแสดงในตารางที่ 2 ซึ่งชนิดของสารดูดซึมน้ำ ความเข้มข้น ช่วงอุณหภูมิ ความดัน มีผลต่อค่าความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์

สำหรับตัวดูดซึมน้ำจะสามารถจำแนกได้เป็น 4 ประเภท ได้แก่ สารดูดซึมน้ำประเภทเอมีน (amine-based absorbent) สารดูดซึมน้ำประเภทของเหลวไอออนิก (Ionic liquid absorbent) สารดูดซึมน้ำกายภาพ (physical absorbent) และสารดูดซึมน้ำผสม (hybrid absorbent) ดังแสดงในตารางที่ 1

จากการรวบรวมข้อมูลความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ในสารดูดซึมน้ำ (absorbent) ที่แตกต่างกันจะเห็นว่าพฤติกรรมของข้อมูลที่มีแนวโน้มไปในทางเดียวกัน คือ ความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ที่อุณหภูมิเดียวกันจะมีค่าลดลง เมื่อความเข้มข้นของตัวดูดซึมน้ำมีค่ามากขึ้น และความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ในสารดูดซึมน้ำที่มีความเข้มข้นเท่ากันจะมีค่าลดลง เมื่อมีการดำเนินการทดลองที่อุณหภูมิมากขึ้น และจากตารางที่ 1 สามารถวิเคราะห์ได้ว่าประเภทสารดูดซึมน้ำที่เหมาะสมในแต่ละช่วงความดัน คือ 1.ความดันระดับต่ำ (0-100 kPa) สารดูดซึมน้ำประเภทเอมีน 2.ความดันระดับปานกลาง (100-1,000 kPa) สารดูดซึมน้ำประเภทเอมีนและประเภทผสมระหว่างสารดูดซึมน้ำเอมีนกับสารดูดซึมน้ำกายภาพ และ 3.ความดันระดับสูง (มากกว่า 1,000 kPa) สารดูดซึมน้ำประเภทกายภาพ และสารดูดซึมน้ำประเภทของเหลวไอออนิก ตามลำดับ

ตารางที่ 2 ชนิดตัวดูดซึม ความเข้มข้น ช่วงอุณหภูมิ ความดัน และความสามารถในการละลายของ H₂S [7]-[45]

No.	Absorbent	% wt	Temperature (K)	Pressure (kPa)	H ₂ S solubility (molH ₂ S/mol _{absorbent})	Reference	Data point
1	MDEA	11.7	298.15	0.006 - 2036.4	0.0301 - 2.9991	7	20
		49	298.15	0.006 - 1167.4	0.0097 - 1.3839	7	12
		40	303.15	131.55 - 641.53	1.1256 - 3.3485	9	10
		40	318.15	131.25 - 690.34	0.9166 - 3.1155	9	10
		40	333.15	132.39 - 636.8	0.8147 - 2.7845	9	10
		50	283	0.486 - 17.25	0.081 - 0.447	36	6
		50	298	0.153 - 12.715	0.028 - 0.366	36	12
		50	313.15	0.0551 - 7.7245	0.011 - 0.215	14	31
		20.9	313.15	0.52 - 1600	0.13 - 1.725	17	27
		35	283	0.141 - 18.982	0.052 - 0.449	36	6
		35	298	0.156 - 14.838	0.042 - 0.449	36	6
		35	313.15	0.0018 - 313	0.0041 - 0.869	35	24
		35	373.15	0.551 - 301.7	0.021 - 0.548	35	12
		30	313.15	0.974 - 405.1	0.62 - 1.016	37	11
		19.25	313.14 - 413.15	183.4 - 4253.1	0.5956 - 2.3095	43	35
		32.28	313.14 - 413.16	165.2 - 4895.9	0.7071 - 2.4014	43	36
		48.81	313.11 - 393.16	147.9 - 2783	0.2998 - 2.7901	44	26
20	310.93 - 388.71	13.24 - 1537.26	0.18 - 1.587	46	30		

ตารางที่ 2 ชนิดตัวดูดซึม ช่วงอุณหภูมิ ความดัน และความสามารถในการละลายของ H₂S [7]-[45] (ต่อ)

No.	Absorbent	% wt	Temperature (K)	Pressure (kPa)	H ₂ S solubility (molH ₂ S/mol _{absorbent})	Reference	Data point
2	MDEA 20.9%wt+Sulfolane 30.5%wt	51.4	313.15 - 473.15	1.3 - 3210	0.0098 - 0.8471	17	39
				1.403 - 1576.4	0.0608 - 1.2728	9	20
	MDEA 48.6%wt + sulfolane 30.5 %wt	79.1	313.15	1.686 - 3186.9	0.0089 - 1.1593	9	16
3	MDEA 40%wt + EDA-CNTs 0.1%wt	40.1	303.15	126.68 - 626.91	1.6969 - 3.575	8	10
				131.25 - 651.14	1.3342 - 3.1207	8	10
				127.61 - 624.09	0.9047 - 3.0826	8	10
4	DIPA			0.092 - 10.562	0.0826 - 0.6429	9	9
				0.276 - 21.112	0.0866 - 0.5685	9	8
				0.988 - 3114.6	0.0758 - 1.6208	9	22
				3.172 - 3350.2	0.0388 - 1.2593	9	17
				24 - 49.5	0.306 - 0.318	45	4
				54.8 - 118.2	0.511 - 0.539	45	6
				5.7 - 432.8	0.087 - 0.932	45	8
				96.4 - 203.6	0.698 - 0.76	45	4
				4.9 - 9.6	0.119 - 0.122	45	4
				17.9 - 36.1	0.282 - 0.292	45	4
7.3 - 20.1	0.144 - 0.197	45	8				

ตารางที่ 2 ชนิดตัวดูดซึม ช่วงอุณหภูมิ ความดัน และความสามารถในการละลายของ H₂S [7]-[45] (ต่อ)

No.	Absorbent	% wt	Temperature (K)	Pressure (kPa)	H ₂ S solubility (molH ₂ S/mol _{absorbent})	Reference	Data point
4	DIPA	21	323.63 - 352.83	8.2 - 16.7	0.145 - 0.231	45	4
		20.9	323.59 - 353.78	5.2 - 10.3	0.096 - 0.144	45	5
		20.8	322.66 - 352.5	3.4 - 5.5	0.094 - 0.232	45	4
		20.7	322.76 - 337.67	43.8 - 66.3	0.623 - 0.644	45	4
		20.5	323.45 - 353.93	5.9 - 10.6	0.14 - 0.143	45	4
		10.5	322.78 - 354.2	5.2 - 71	0.184 - 0.653	45	8
		10.4	322.76 - 352.56	116.6 - 197.2	0.88 - 0.93	45	4
		10.3	322.67 - 353.47	12.4 - 20.2	0.32 - 0.325	45	4
5	DIPA 40 %wt+ sulfolane 40 %wt	80	313.15	4.642 - 1379.7	0.0787 - 1.0978	9	12
		80	373.15	62.47 - 3903	0.0365 - 1.0804	9	11
6	GBL	100	303.15 - 353.15	0.163 - 1.356	0.0605 - 0.2642	16	34
7	NML	100	303.15 - 353.15	0.162 - 1.214	0.0834 - 0.5773	16	39
8	MDEA50%+[BMIM][Ac] 5%wt	55	323.15	24.839 - 437.2	0.1731 - 0.3644	10	8
	MDEA50%+[BMIM][Ac] 10%wt	60	323.15	24.58 - 415.04	0.136 - 0.3157	10	8
	MDEA30%+[BMIM][Ac] 5%wt	35	323.15	44.16 - 473.73	0.2052 - 0.3854	10	8
	MDEA30%+[BMIM][Ac] 10%wt	40	323.15	32.43 - 459.45	0.1812 - 0.3908	10	8
	MDEA50%+[BMIM][Ac] 50%wt	100	323.15	3.27 - 166.09	0.038 - 0.2394	10	8
	MDEA50%+[BMIM][Ac] 5%wt	55	348.15	39.709 - 371.67	0.1083 - 0.3262	10	8

ตารางที่ 2 ชนิดตัวดูดซึม ช่วงอุณหภูมิ ความดัน และความสามารถในการละลายของ H₂S [7]-[45] (ต่อ)

No.	Absorbent	% wt	Temperature (K)	Pressure (kPa)	H ₂ S solubility (molH ₂ S/mol _{absorbent})	Reference	Data point
8	MDEA50%+[BMIM][Ac] 10%wt	60	348.15	22.07 - 288.09	0.0858 - 0.2808	10	8
	MDEA30%+[BMIM][Ac] 5%wt	35	348.15	44.19 - 423.51	0.1434 - 0.3778	10	8
	MDEA30%+[BMIM][Ac] 10%wt	40	348.15	15.9 - 408.31	0.1486 - 0.3611	10	8
	MDEA50%+[bmim][acetate] 50%wt	100	348.15	25.45 - 107.98	0.0302 - 0.3605	10	8
9	[C ₂ mim][eFAP]	100	303.15 - 353.15	58.2 - 1941.5	0.0225 - 1.4548	11	79
10	[C ₂ mim][OTf]	100	303.15 - 353.16	6.43 - 2455	0.0299 - 1.3105	17	36
11	[DMEA][Ac]	100	303.15 - 333.15	6.464 - 110.958	0.011 - 0.195	13	43
12	[DMEA][For]	100	303.15 - 333.15	5.953 - 115.732	0.0069 - 0.1509	13	40
13	[MDEA][Ac]	100	303.15 - 333.15	9.239 - 139.274	0.0112 - 0.2291	13	35
14	[MDEA][For]	100	303.15 - 333.15	7.013 - 116.458	0.0074 - 0.1057	13	33
15	[C ₈ MIM][PF ₆]	100	303.15 - 353.15	84.5 - 1958.4	0.0485 - 2.3025	15	48
16	[HoeMIM][PF ₆]	100	303.15 - 353.15	133.6 - 1685	0.0359 - 0.8612	18	47
17	[HoeMIM][Tf ₂ N]	100	303.15 - 353.15	156.2 - 1832	0.0611 - 1.3384	18	41
18	[HoeMIM][BF ₄]	100	303.15 - 353.15	121 - 1066	0.0204 - 0.328	18	51
19	[BMIM][PF ₆]	100	298.15 - 403.15	69 - 9630	0.0163 - 7	18	81
20	[BMIM][Tf ₂ N]	100	303.15 - 343.15	94.4 - 916	0.0537 - 1.0408	18	44
21	[BMIM]BF ₄	100	303.15 - 343.15	60.8 - 836	0.0309 - 0.548	18	42

ตารางที่ 2 ชนิดตัวดูดซึม ช่วงอุณหภูมิ ความดัน และความสามารถในการละลายของ H₂S [7]-[45] (ต่อ)

No.	Absorbent	% wt	Temperature (K)	Pressure (kPa)	H ₂ S solubility (molH ₂ S/mol _{absorbent})	Reference	Data point
22	[EMIM][PF ₆]	100	303.15 - 363.15	144.9 - 1933	0.0331 - 0.5601	18	40
23	[EMIM][Tf ₂ N]	100	303.15 - 353.15	107.7 - 1686	0.0515 - 1.5575	18	42
24	[EMIM][CF ₃ SO ₃]	100	303.15 - 353.15	64.3 - 2455.3	0.0299 - 1.3106	18	36
25	[HMIM][PF ₆]	100	303.15 - 343.15	111 - 1100	0.0526 - 0.996	18	67
26	[HMIM][Tf ₂ N]	100	303.15 - 353.15	68.5 - 2016.8	0.0299 - 2.3467	18	87
27	[OMIM][Tf ₂ N]	100	303.15 - 353.15	93.5 - 1911.9	0.0672 - 2.7807	18	47
28	[EMIM][EtSO ₄]	100	303.15 - 353.15	113.7 - 1270.4	0.0121 - 0.1338	19	36
29	[BMIM][MeSO ₄]	100	298.15	10.8 - 750.9	0.0225 - 1.0877	20	8
30	[BMIM][BF ₄]	100	303.15 - 343.15	60.8 - 836	0.0309 - 0.548	21	42
31	[HEMIM][BF ₄]	100	303.15 - 353.15	121 - 1066	0.0204 - 0.328	23	51
32	[HEMIM][PF ₆]	100	303.15 - 353.15	133.6 - 1685	0.0359 - 0.8613	24	47
33	[HEMIM][OTf]	100	303.15 - 353.15	105.9 - 1839	0.0354 - 1.1612	24	41
34	[HEMIM][Tf ₂ N]	100	303.15 - 353.15	156.2 - 1832	0.0611 - 1.3384	24	41
35	[EMIM][Ac]	100	293.15 - 333.15	2.419 - 346.774	0.09767 - 1.03847	25	62
36	[EMIM][Pro]	100	293.15 - 333.15	1.143 - 323.481	0.00345 - 1.34729	25	63
37	[EMIM][Lac]	100	293.15 - 333.15	1.813 - 322.345	0.00195 - 0.96346	25	59
38	[BMIM][Ac]	100	293.15 - 333.15	0.464 - 318.338	0.0708 - 1.371	25	65

ตารางที่ 2 ชนิดตัวดูดซึม ช่วงอุณหภูมิ ความดัน และความสามารถในการละลายของ H₂S [7]-[45] (ต่อ)

No.	Absorbent	% wt	Temperature (K)	Pressure (kPa)	H ₂ S solubility (molH ₂ S/mol _{absorbent})	Reference	Data point
39	[HMIM][Ac]	100	293.15 - 333.15	2.025 - 353.42	0.09797 - 1.559	25	62
40	2-Piperidineethanol 45%wt+Sulfolane 40%wt	85	323.15 - 373.15	0.0284 - 5550	0.00325 - 3.11196	22	44
41	AMP 15%wt+ Pz 5%wt	20	313.15 - 343.15	202 - 1579	0.53534 - 0.89149	31	26
42	MDEA 25%wt+ AMP 20%wt	45	313.15 - 343.15	286 - 1775	0.438 - 1.144	31	27
43	MDEA 25%wt+ AMP 15%wt+ Pz 5%wt	45	313.15 - 343.15	428 - 2040	0.37624 - 1.0897	31	27
	MDEA 25%wt+ AMP 10%wt+ Pz 10%wt	45	313.15 - 343.15	415 - 2047	0.2815 - 0.92903	31	27
	MDEA 25%wt+ AMP 5%wt+ Pz 15%wt	45	313.15 - 343.15	213 - 1993	0.10212 - 0.71966	31	27
44	NMP 85%wt+ MEA 15 %wt	100	298.15 - 373.15	20.1 - 1301.3	0.033 - 0.653	32	20
45	NMP 70%wt+ DEA 30 %wt	100	298.15 - 373.15	29.5 - 1274.9	0.027 - 0.616	32	23
46	Sulfolane 85%wt+ DEA 15 %wt	100	323.15 - 373.15	57.9 - 1374.8	0.021 - 0.64204	33	14
	Sulfolane 70%wt+ DEA 30 %wt	100	303.15 - 373.15	15 - 1439.7	0.02669 - 1.13675	33	21
	Sulfolane 50%wt+ DEA 50 %wt	100	303.15 - 373.15	14.3 - 1386	0.03734 - 1.00401	33	21

ตารางที่ 2 ชนิดตัวดูดซึ่ม ช่วงอุณหภูมิ ความดัน และความสามารถในการละลายของ H₂S [7]-[45] (ต่อ)

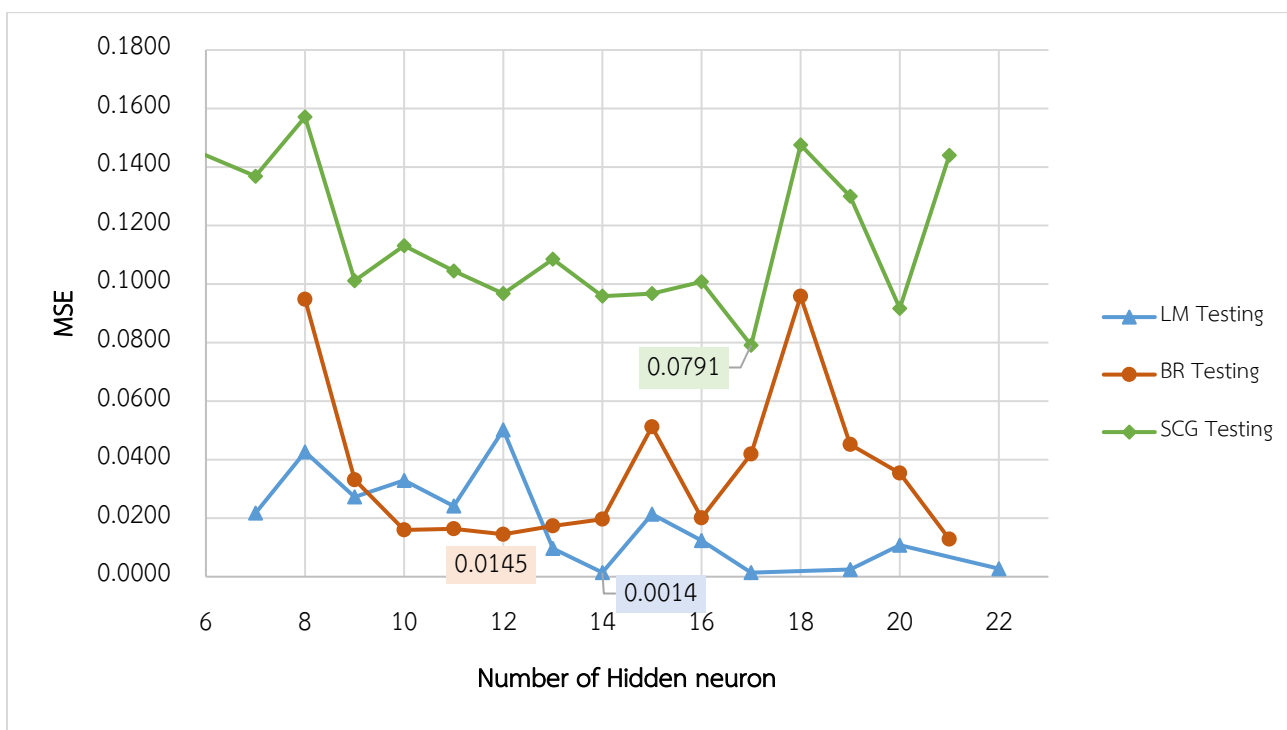
No.	Absorbent	% wt	Temperature (K)	Pressure (kPa)	H ₂ S solubility (molH ₂ S/mol _{absorbent})	Reference	Data point
47	Sulfolane 85%wt+ MEA 15 %wt	100	323.15 - 373.15	16.3 - 1390.6	0.0352 - 0.7301	34	14
	Sulfolane 70%wt+ MEA 30 %wt	100	303.15 - 373.15	9.3 - 1333.4	0.06045 - 1.08333	34	21
48	[HMIM][BF ₄]	100	303.15 - 343.15	111.0 - 1070.0	0.171 - 1.244	26	33
49	MIPA 20%wt	20	313.15 - 393.15	51.4 - 1256.3	0.171 - 1.244	27	18
	MIPA 30%wt	30	313.15 - 393.15	60.1 - 1263.1	0.104 - 1.084	27	17
	MIPA 40%wt	40	313.15 - 393.15	80.3 - 1317.3	0.109 - 0.989	27	17
	MIPA 50%wt	50	313.15 - 393.15	106.3 - 1467.6	0.104 - 0.981	27	17
50	N-Dodecan	100	313.10 - 434.50	524 - 5675	0.00674 - 9.20408	28	33
51	MEA	30	313.15-373.15	0.963 - 435.3	0.135 - 0.899	37	43
52	MDEA 6%wt + MEA 24%wt	30	313.15-373.15	1.285 - 444.6	0.13 - 0.886	37	44
53	MDEA 37.25%wt+ AEEA 1.63%wt	38.88	313.15 - 353.15	23.7 - 1325	0.129 - 1.134	38	28
	MDEA 35.63%wt+ AEEA 3.11%wt	38.75	313.15 - 353.15	20.8 - 1451.9	0.196 - 1.159	38	41
	MDEA 34.88%wt+ AEEA 3.81%wt	38.69	313.15 - 353.15	14.1 - 1387.7	0.127 - 1.192	38	38
54	AEEA 10%wt	10	313.15 - 353.15	9.5 - 1553.6	0.3711 - 2.2081	39	39
	AEEA 30%wt	30	313.15 - 353.15	9.5 - 1594.2	0.1268 - 1.6165	39	51

ตารางที่ 2 ชนิดตัวดูดซึม ช่วงอุณหภูมิ ความดัน และความสามารถในการละลายของ H₂S [7]-[45] (ต่อ)

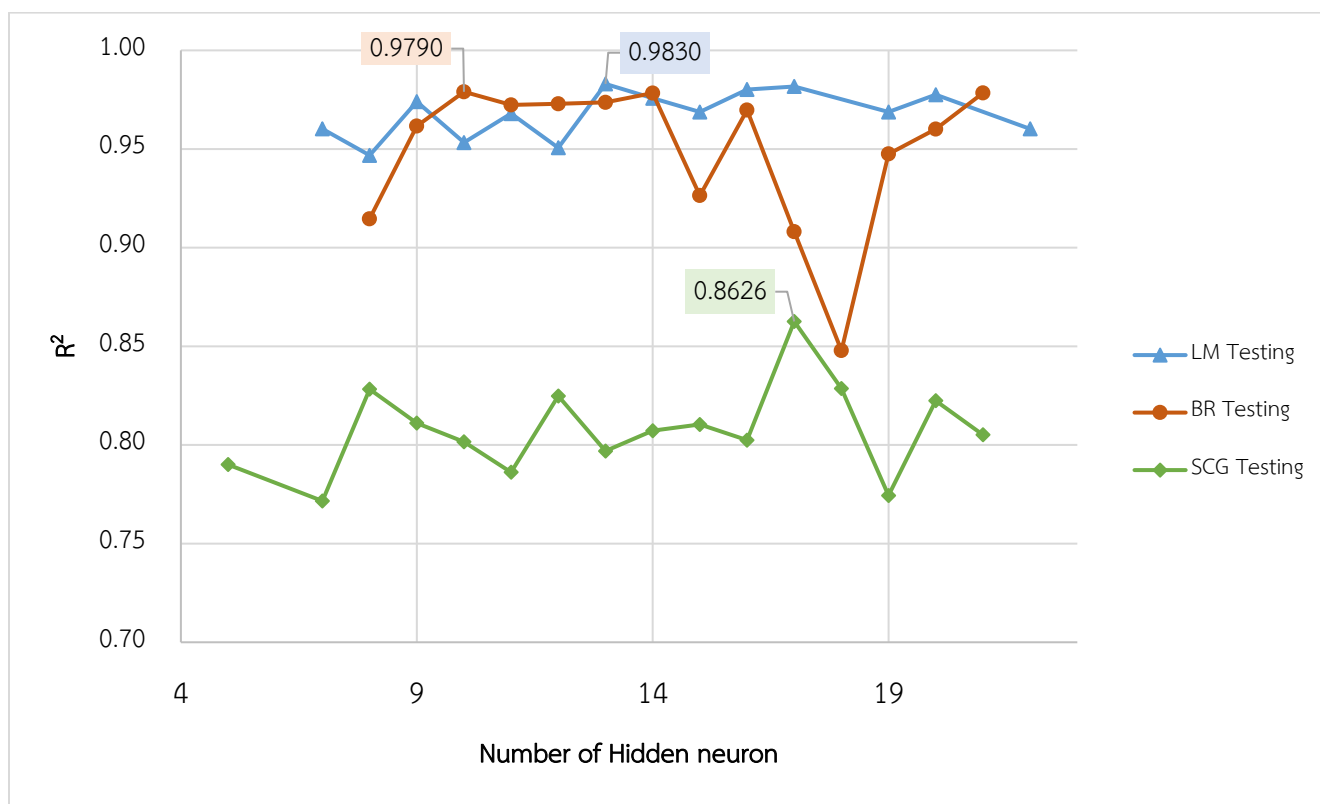
No.	Absorbent	% wt	Temperature (K)	Pressure (kPa)	H ₂ S solubility (molH ₂ S/mol _{absorbent})	Reference	Data point
55	TEA	48.36	298.15 - 398.15	0.0161 - 3835	0.0015 - 0.969	40	25
		67.47	298.15 - 398.15	0.0267 - 5692	0.0014 - 0.9373	40	27
56	DGA	60	323.15 - 373.15	2.52 - 1890	0.057 - 1.091	41	40
		40	313.15 - 333.15	11.65 - 1763.1	0.2723 - 1.2242	46	34
57	DEA	25	310.93 - 422.04	0.0009 - 3706.4	0.0038 - 1.582	42	107
58	MEA	15.2	313.15 - 413.15	0.0012 - 3853	0.0052 - 1.633	42	55
59	MDEA 18%wt + MEA 12%wt	30	313.15 - 373.15	1.307 - 442.3	0.103 - 0.95	37	45
60	MDEA 40%wt + AMP 5%wt	45	313.2 - 353.2	18.5 - 1441.5	0.454 - 1.206	29	15
61	MDEA 30%wt + AMP 15%wt	45	313.2 - 353.2	23 - 1368.5	0.56 - 1.111	29	16
62	MDEA 22.5%wt + AMP 22.5%wt	45	313.2 - 353.2	15.5 - 1152	0.405 - 1.253	29	22

4.2. ศึกษาหาอัลกอริทึมที่เหมาะสม สำหรับสร้างแบบจำลองโครงข่ายที่ทำนายความสามารถในการละลายของ แก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ได้แม่นยำที่สุด

จากการทดลองหาอัลกอริทึมที่เหมาะสม สำหรับสร้างแบบจำลองโครงข่ายที่แม่นยำที่สุด โดยการนำ ข้อมูลทั้งหมด 3369 จุดข้อมูลที่รวบรวมได้จากวรรณกรรม ทำการฝึกฝนข้อมูลด้วยฟังก์ชัน nnstart ในโปรแกรม Matlab ซึ่งจะใช้อัลกอริทึม 3 แบบ คือ 1. Levenberg-Marquardt (LM) 2. Bayesian Regularization (BR) และ 3. Scaled Conjugate Gradient (SCG) โดยทำการปรับจำนวนของ hidden neurons ที่ทำให้แบบจำลอง โครงสร้างประสาทเทียมมีค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ย (MSE) ที่มีค่าใกล้เคียง 0 มากที่สุด และ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) ที่มีค่าใกล้เคียง 1 มากที่สุด โดยจะต้องพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ย และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ควบคู่กัน จากนั้นทำการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ย และ สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ได้จากการใช้อัลกอริทึมทั้ง 3 แบบ พิจารณาได้ดังรูปที่ 10 และ 11



รูปที่ 10 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ย (MSE) กับจำนวน hidden neuron ที่ใช้ใน อัลกอริทึมทั้ง 3 แบบ ในขั้นตอน testing

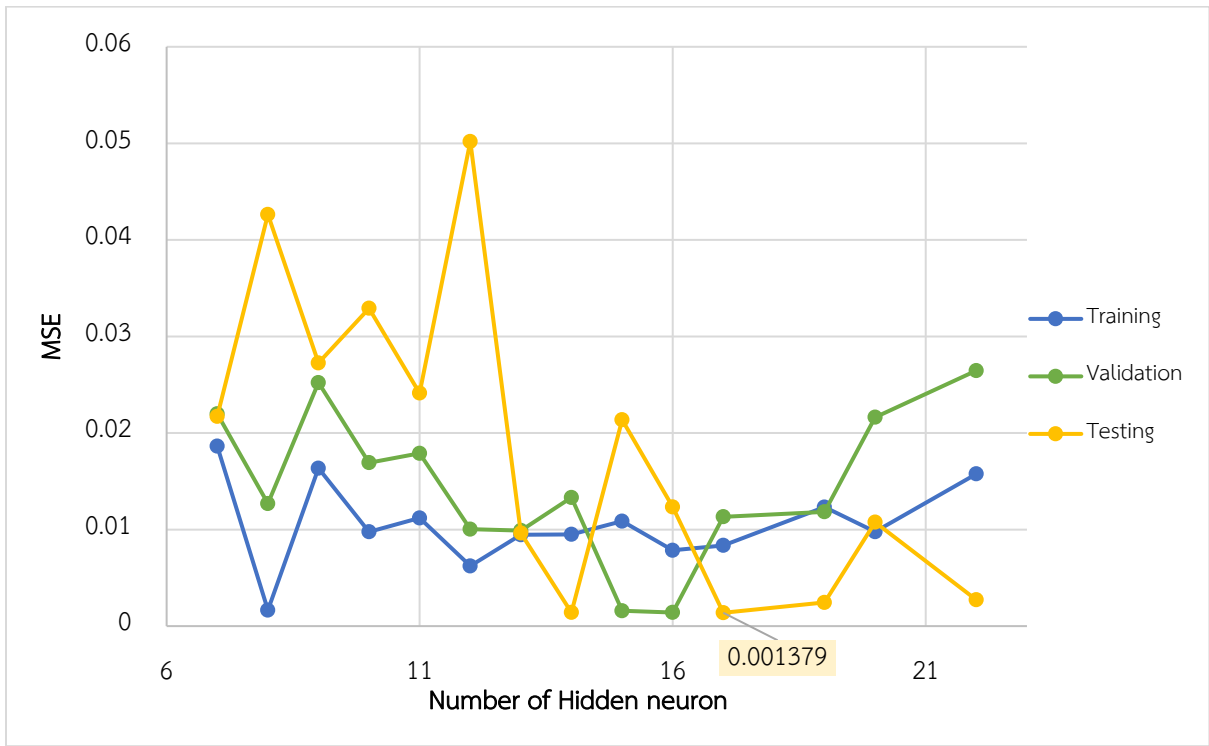


รูปที่ 11 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) กับ จำนวน Hidden neuron ที่ใช้ใน อัลกอริทึมทั้ง 3 แบบในขั้นตอน testing

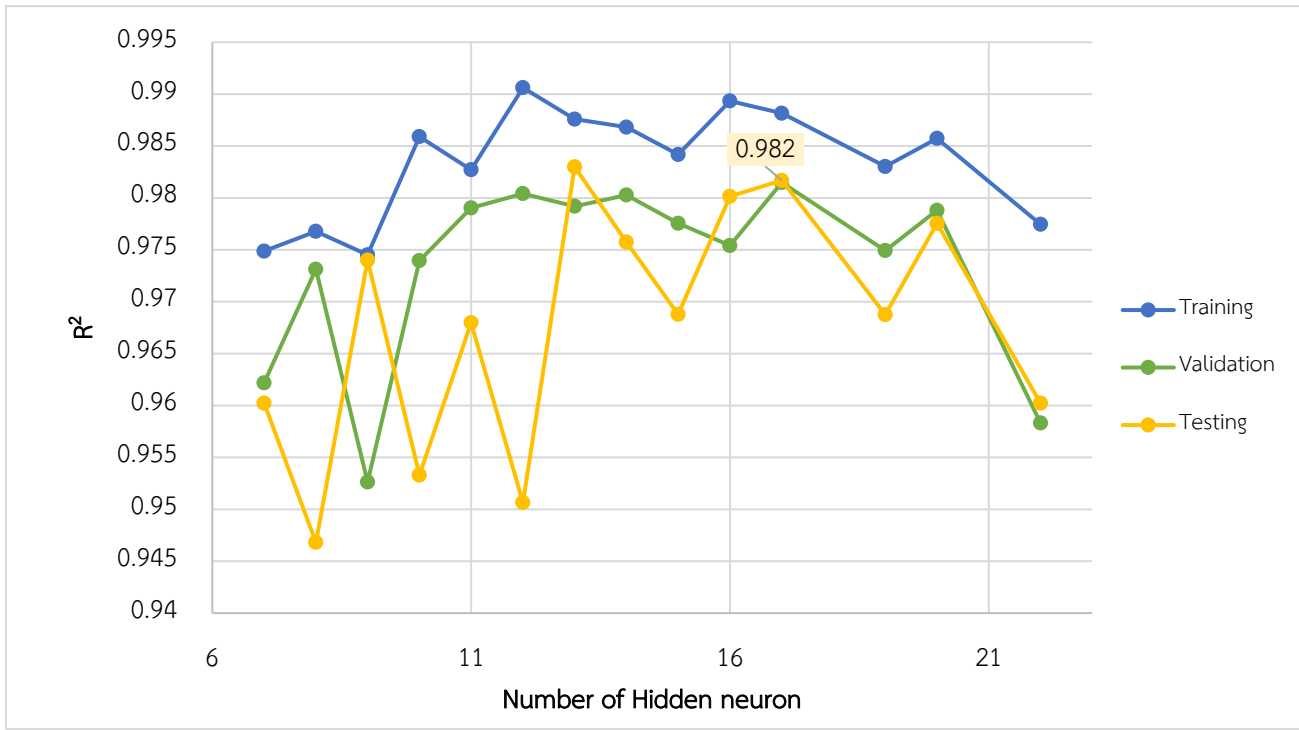
จากผลการทดลองในรูปที่ 10 และ 11 จึงสามารถสรุปได้ว่า อัลกอริทึมที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการทำนายความสามารถในการละลายของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์แม่นยำสูงสุด คือ Levenberg-Marquardt (LM)

4.3. ศึกษาหาจำนวน hidden neuron ที่ทำให้ได้โครงข่ายที่แม่นยำที่สุด

ในการหาจำนวน hidden neuron ที่เหมาะสม สำหรับสร้างแบบจำลองโครงข่ายที่แม่นยำที่สุด จากข้อมูลทั้งหมด 3369 จุดข้อมูลที่รวบรวมไว้ จะทดลองโดยการนำข้อมูลทั้งหมดมาทำการฝึกฝนข้อมูลด้วยฟังก์ชัน nnstart ในโปรแกรม Matlab ซึ่งจะใช้อัลกอริทึม Levenberg-Marquardt (LM) เนื่องจากเป็นอัลกอริทึมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับชุดข้อมูลนี้ ซึ่งได้มาจากการวิเคราะห์และสรุปผลการทดลองในข้อ 4.2 โดยในการทดลองจะทำการปรับจำนวนของ hidden neuron และพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ยและค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ควบคู่กันในการปรับจำนวนของ hidden neuron แต่ละครั้ง ดำเนินการขั้นตอนนี้ซ้ำจนกว่าจะได้ จำนวนของ hidden neuron ที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ย (MSE) ที่มีค่าใกล้เคียง 0 และ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) ที่มีค่าใกล้เคียง 1 มากที่สุด พิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ย และ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ควบคู่กันในการปรับจำนวนของ hidden neuron แต่ละครั้งได้จากรูปที่ 12 และ 13



รูปที่ 12 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ย (MSE) กับ จำนวน hidden neuron

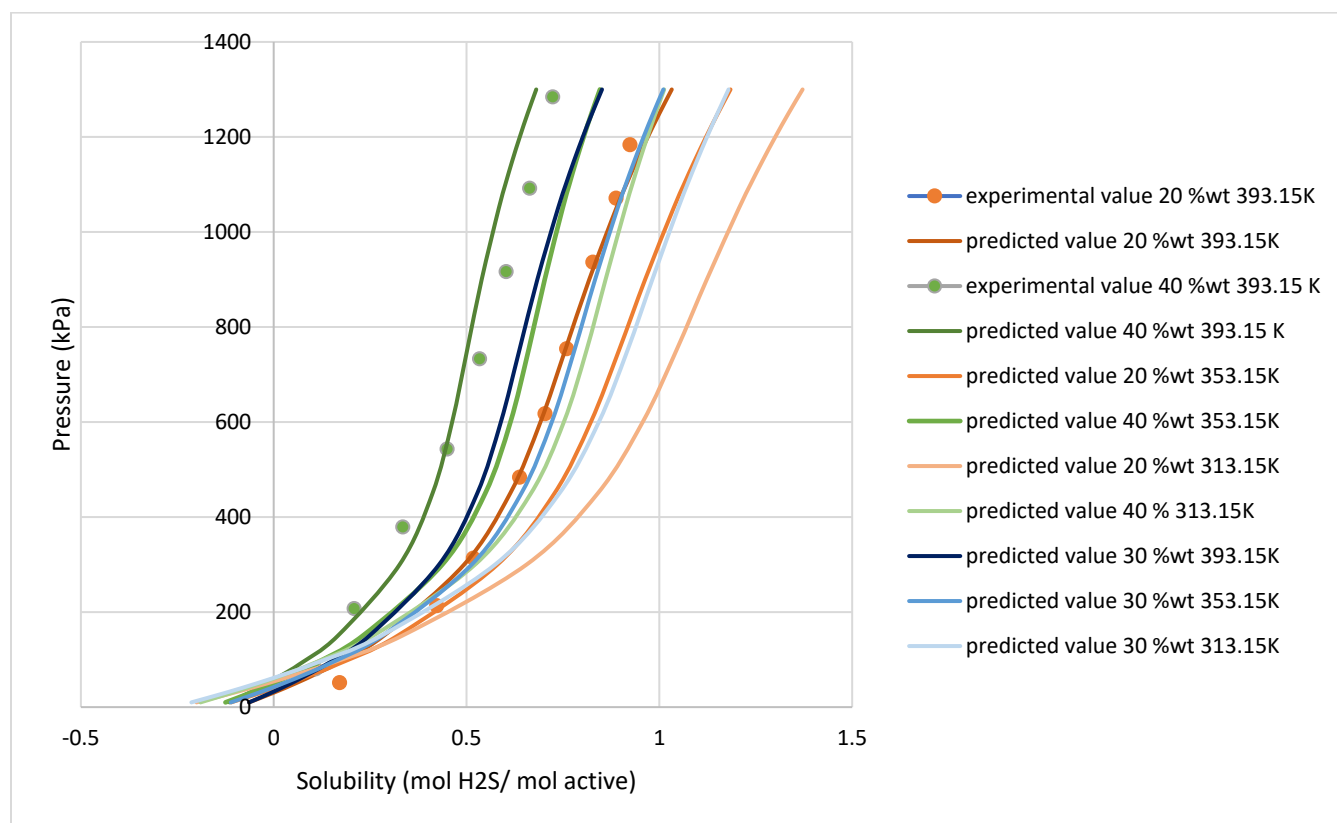


รูปที่ 13 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) กับ จำนวน hidden neuron

จากผลการทดลองในรูปที่ 12 และ 13 พบว่า ค่าของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) ของโครงข่ายที่มีจำนวน hidden neuron เท่ากับ 13 และ 17 มีค่าเข้าใกล้ 1 มากที่สุด ซึ่งการที่ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ยิ่งเข้าใกล้ 1 จะแสดงว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการทำนายที่แม่นยำมาก แต่เมื่อพิจารณาควบคู่กับค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ย จะพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวน hidden neuron เท่ากับ 17 ตัว จะให้ค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ยใกล้เคียง 0 มากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวน hidden neuron เท่ากับ 13 ตัว ดังนั้น จึงสรุปได้ว่าจำนวน hidden neuron ที่เหมาะสม สำหรับข้อมูลทั้งหมด คือ 17 ตัว ซึ่งมีค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เฉลี่ยเท่ากับ 0.001379 และ ค่าของสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.982 แสดงถึงความแม่นยำในการทำนายผลที่ยอมรับได้ของโครงข่ายประสาทเทียม

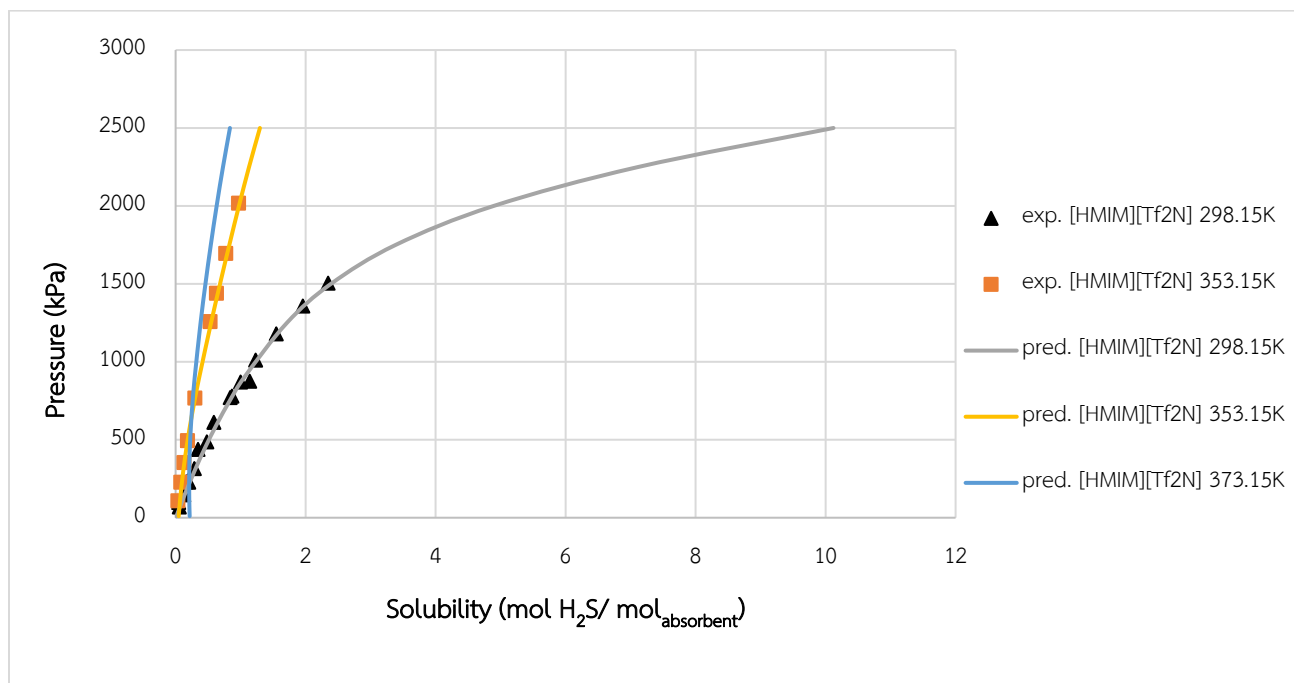
4.4. ศึกษาผลความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียม

ทำการทดสอบความแม่นยำของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ในข้อ 4.3 โดยการทำการทดลอง กำหนดข้อมูลนำเข้า (input data) จากชุดข้อมูล 3369 จุดข้อมูลที่รวบรวมไว้ และ กำหนดข้อมูลนำเข้าจากชุดข้อมูลที่อยู่นอกเหนือจาก 3369 จุดข้อมูลที่รวบรวมไว้ มาทำนายความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ในแก๊สธรรมชาติของตัวดูดซึมนี่แตกต่างกัน จากผลการทำนายแสดงให้เห็นว่า เมื่อกำหนดข้อมูลนำเข้า (input data) โดยการเลือกข้อมูลจากชุดข้อมูล 3369 จุดข้อมูลที่รวบรวมไว้ ในการศึกษาครั้งนี้ ทำการเลือกชุดข้อมูลจากความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ของสารดูดซึมนประเภท monoisopropyl amine (MIPA) ที่มีความเข้มข้นร้อยละ 20 โดยมวล และ 40 โดยมวล ที่อุณหภูมิ 393.15 เคลวิน จากการศึกษาพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้พฤติกรรมความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้าและข้อมูลส่งออก ทำให้สามารถทำนายความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ออกมาได้ใกล้เคียงกับค่าความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์จากการทดลอง และเมื่อกำหนดข้อมูลนำเข้าโดยทำการเลือกข้อมูลจากชุดข้อมูลที่อยู่นอกเหนือจาก 3369 จุดข้อมูลที่รวบรวมไว้ ในการศึกษาครั้งนี้ ทำการทำนายความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ของสารดูดซึมนประเภท monoisopropyl amine (MIPA) ที่มีความเข้มข้นร้อยละ 30 โดยมวล ที่อุณหภูมิ 313.15 เคลวิน 353.15 เคลวิน และ 393.15 เคลวิน ความเข้มข้นร้อยละ 20 โดยมวล และ ร้อยละ 40 โดยมวล ที่อุณหภูมิ 313.15 เคลวิน และ 353.15 เคลวิน ตามลำดับ พบว่าความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ที่ทำนายได้จากโครงข่ายประสาทเทียม และ ความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์จากการทดลองที่ภาวะเดียวกันให้ค่าความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์อยู่ในแนวโน้มเดียวกัน ทั้งนี้แนวโน้มดังกล่าวยังแสดงถึงพฤติกรรมของความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ในสารดูดซึมนี่ภาวะต่าง ๆ กล่าวคือ ที่ความเข้มข้นของตัวดูดซึมนี่เท่ากัน ความสามารถในการละลายของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์จะมีค่าลดลงเมื่ออุณหภูมิในกระบวนการทำบริสุทธิ์แก๊สธรรมชาติมีค่าเพิ่มขึ้น และที่อุณหภูมิในกระบวนการทำบริสุทธิ์แก๊สธรรมชาติมีค่าเท่ากัน ความสามารถในการละลายของแก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์จะมีค่าลดลงเมื่อความเข้มข้นของสารดูดซึมนี่เพิ่มขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 14



รูปที่ 14 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าที่ได้จากทดลองที่รวบรวมไว้ สำหรับความดันกับค่าความสามารถในการละลายของ H_2S ของ MIPA

การตรวจสอบความแม่นยำในการทำนายของโครงข่ายประสาทเทียม โดยการกำหนดข้อมูลนำเข้าจากการเลือกข้อมูลจากชุดข้อมูล 3369 จุดข้อมูลที่รวบรวมไว้ ในการศึกษาครั้งนี้ ทำการเลือกชุดข้อมูลจากความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ของสารดูดซึมของเหลวไอออนิกประเภท [HMIM][Tf₂N] ที่อุณหภูมิ 298.15 เคลวิน และ 353.15 เคลวิน พบว่า โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้นสามารถทำนายค่าความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ ซึ่งค่าที่ได้มีความใกล้เคียงกับค่าความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ที่ได้จากการทดลอง และเมื่อกำหนดข้อมูลนำเข้าโดยทำการเลือกข้อมูลจากชุดข้อมูลที่อยู่ นอกเหนือจาก 3369 จุดข้อมูลที่รวบรวมไว้ ในการศึกษาครั้งนี้ ทำการทำนายความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ของสารดูดซึมของเหลวไอออนิกประเภท [HMIM][Tf₂N] อุณหภูมิ 373.15 เคลวิน พบว่า ความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ที่ทำนายได้จากโครงข่ายประสาทเทียม สามารถทำนายแนวโน้มความสามารถในการละลายของแก๊สซัลเฟอร์ไดออกไซด์ออกมาได้อย่างถูกต้อง ดังแสดงในรูปที่ 15



รูปที่ 15 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่ได้จากการทำนายด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าที่ได้จากทดลองที่รวบรวมไว้ สำหรับความดันกับค่าความสามารถในการละลายของ H₂S ของ [HMIM][Tf₂N]

บทที่ 5 สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ศึกษาและรวบรวมข้อมูลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องผ่านการทบทวนวรรณกรรมด้วยกระบวนการวิทยาศาสตร์ข้อมูล แล้วนำไปประยุกต์ใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมในฟังก์ชันของโปรแกรม Matlab เพื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงสุด สำหรับทำนายค่าความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ในตัวดูดซึมต่าง ๆ จากการเลือกอัลกอริทึม และปรับจำนวนของ hidden neuron ให้เหมาะสมกับข้อมูล ผลการทดลองสรุปได้ดังนี้

5.1. สรุปผลการทดลอง

จากข้อมูลที่รวบรวมได้จาก 40 วรรณกรรมคิดเป็น 3369 จุดข้อมูล สามารถจัดประเภทของสารดูดซึมได้ทั้งหมด 4 ประเภท และ สรุปช่วงของความดัน อุณหภูมิ ค่าความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ได้ดังตารางที่ 1 และแบ่งย่อยได้ 62 ชนิด ดังตารางที่ 2 ซึ่งเมื่อนำข้อมูลเหล่านี้ไปใช้ในการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจากฟังก์ชัน nnstart ใน โปรแกรม Matlab พบว่าอันกอริทึมที่เหมาะสมที่สุดคือ Levenberg-Marquardt (LM) และจำนวน hidden neuron ที่เหมาะสมที่สุด คือ 17 ตัว จะได้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำที่ค่า MSE และค่า R^2 เท่ากับ 0.001379 และ 0.982 ตามลำดับ ซึ่งถือว่ามีความแม่นยำสูงมากในทางทฤษฎี เมื่อนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ไปทดสอบกับค่าที่สมมติฐานทั้งที่อยู่ในช่วง และไม่อยู่ในช่วงของข้อมูลที่ใช้ในการพัฒนาโครงข่าย พบว่าผลที่ได้เป็นที่น่าพึงพอใจมาก ดังนั้น จึงสามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมนี้ สามารถใช้ในการทำนายค่าความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ได้จริง และ มีความแม่นยำสูง จึงสามารถแก้ปัญหา ความยุ่งยาก และค่าใช้จ่ายในการทดลองหาค่าความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ได้ และสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับอุตสาหกรรมแก๊สธรรมชาติได้อย่างหลากหลาย

5.2. ข้อเสนอแนะ

5.2.1 ในการคำนวณและการรวบรวมข้อมูลออกจากวรรณกรรม อาจเกิดข้อผิดพลาดและคลาดเคลื่อนจากการแปลงหน่วยได้ ดังนั้นควรศึกษา และเลือกวิธีการที่เหมาะสมสำหรับวรรณกรรมนั้น ๆ

5.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมไม่เหมาะกับการทำนายค่าความสามารถในการละลายที่มีค่าต่ำมาก เพราะโครงข่ายจะให้ค่าที่ทำนายได้ออกมามีค่าเป็นลบ

5.2.3 สามารถพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับทำนายค่าความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์จากตัวแปรนำเข้าอื่น ๆ เช่น ค่าความดันวิกฤต อุณหภูมิวิกฤต และ ค่าอะเซนทริกแฟกเตอร์ ได้

5.2.4 ในการศึกษาต่อไปในอนาคตควรจะต้องรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับค่าความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ ให้เป็นปัจจุบันเสมอ เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถทำนายค่าความสามารถในการละลายของไฮโดรเจนซัลไฟด์ได้อย่างแม่นยำ และ ทำนายได้ครอบคลุมช่วงของภาวะที่หลากหลายมากขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] ชูพันธ์ รัตนโกคา, เอกสารคำสอนวิชาความรู้เบื้องต้นปัญญาประดิษฐ์ (Introduction to Artificial Intelligence), หน้า 27-28. เข้าถึงเมื่อ 23 ธันวาคม 2563 แหล่งที่มา <http://choopanr.staff.kmutnb.ac.th/files/course/common/AI.pdf>
- [2] มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร. เทคนิคการเรียนรู้พื้นฐานโครงข่ายประสาทเทียม. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <http://www.mut.ac.th/research-detail-92> [18 ตุลาคม 2563]
- [3] Walczak, S., Cerpe, N., Artificial neural networks. Encyclopedia of Physical Science and Technology (Third Edition). (2003), 631-645.
- [4] บริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน). Basic of natural gas. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: [https://dscng.pttplc.com/\(S\(4y0ktsysaxayofhccplqy3mkg\)\)/Knowledge/Knowledgeinside?p=Basic_of_Natural_Gas](https://dscng.pttplc.com/(S(4y0ktsysaxayofhccplqy3mkg))/Knowledge/Knowledgeinside?p=Basic_of_Natural_Gas) [20 ธันวาคม 2563]
- [5] Hamzehie, M.E., et al., Application of artificial neural networks for estimation of solubility of acid gases (H₂S and CO₂) in 32 commonly ionic liquid and amine solutions. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2015. 24: p. 106-114.
- [6] Hosseini, M., R. Rahimi, and M. Ghaedi, Hydrogen sulfide solubility in different ionic liquids: an updated database and intelligent modeling. Journal of Molecular Liquids, 2020. 317.
- [7] Chunxi, L. and W. Fürst, Representation of CO₂ and H₂S solubility in aqueous MDEA solutions using an electrolyte equation of state. Chemical Engineering Science 2000. 55: p. 2975-2988.
- [8] Maleki, A., V. Irani, and A. Tavasoli, H₂S solubility enhancement using ethylene diamine functionalized carbon nanotubes and the aqueous solution of N-methyldiethanolamine. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2019. 71.
- [9] Zong, L. and C.-C. Chen, Thermodynamic modeling of CO₂ and H₂S solubilities in aqueous DIPA solution, aqueous sulfolane–DIPA solution, and aqueous sulfolane–MDEA solution with electrolyte NRTL model. Fluid Phase Equilibria, 2011. 306(2): p. 190-203.

- [10] Haghtalab, A. and A. Afsharpour, Solubility of CO₂+H₂S gas mixture into different aqueous N-methyldiethanolamine solutions blended with 1-butyl-3-methylimidazolium acetate ionic liquid. *Fluid Phase Equilibria*, 2015. 406: p. 10-20.
- [11] Jalili, A.H., et al., Solubility of CO₂ and H₂S in the ionic liquid 1-ethyl-3-methylimidazolium tris(pentafluoroethyl)trifluorophosphate. *The Journal of Chemical Thermodynamics*, 2013. 67: p. 55-62.
- [12] Nematpour, M., et al., Solubility of CO₂ and H₂S in the ionic liquid 1-ethyl-3-methylimidazolium trifluoromethanesulfonate. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2016. 30: p. 583-591.
- [13] Afsharpour and Alireza, An RETM approach to model CO₂ and H₂S solubility in four protic ionic liquids using mSRK and CPA EoSs. *Journal of Molecular Liquids*, 2021. 324.
- [14] Huttenhuis, P.J.G., et al., Gas solubility of H₂S and CO₂ in aqueous solutions of N-methyldiethanolamine. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2007. 55(1-2): p. 122-134.
- [15] Safavi, M., et al., Study of the solubility of CO₂, H₂S and their mixture in the ionic liquid 1-octyl-3-methylimidazolium hexafluorophosphate: Experimental and modelling. *The Journal of Chemical Thermodynamics*, 2013. 65: p. 220-232.
- [16] Koolivand Salooki, M., et al., Experimental and modelling investigation of H₂S solubility in N-methylimidazole and gamma-butyrolactone. *The Journal of Chemical Thermodynamics*, 2019. 135: p. 133-142.
- [17] Macgregor, R.J. and A.E. Mather, Equilibrium Solubility of H₂S and CO₂ and Their Mixtures. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 1991. 69: p. 1357-1366.
- [18] Taheri, M., et al., Ionic liquid screening for CO₂ capture and H₂S removal from gases: The syngas purification case. *Chemical Engineering Science*, 2021. 230.
- [19] Jalili, A.H., et al., Solubility and diffusion of CO₂ and H₂S in the ionic liquid 1-ethyl-3-methylimidazolium ethylsulfate. *The Journal of Chemical Thermodynamics*, 2010. 42: p. 1298-1303.

- [20] Shiflett, M.B., A.M.S. Niehaus, and A. Yokozeki, Separation of CO₂ and H₂S Using Room-Temperature Ionic Liquid [bmim][MeSO₄]. *Journal of Chemical & Engineering Data*, 2010. 55(11): p. 4785–4793.
- [21] Jalili, A.H., et al., Solubility of H₂S in Ionic Liquids [bmim][PF₆], [bmim][BF₄], and [bmim][Tf₂N]. *Journal of Chemical & Engineering Data*, 2009. 54(6): p. 1844–1849.
- [22] Jou, F.-Y., F.D. Otto, and A.E. Mather, Solubility of H₂S, CO₂, and Their Mixtures in an Aqueous Solution of 2-Piperidineethanol and Sulfolane. *Journal of Chemical and Engineering Data*, 1998. 43(3): p. 409-412.
- [23] Shokouhi, M., et al., Solubility and Diffusion of H₂S and CO₂ in the Ionic Liquid 1-(2-Hydroxyethyl)-3-methylimidazolium Tetrafluoroborate. *Journal of Chemical & Engineering Data*, 2010. 55(4): p. 1663–1668.
- [24] Sakhaeinia, H., et al., Solubility of H₂S in 1-(2-hydroxyethyl)-3-methylimidazolium ionic liquids with different anions. *Fluid Phase Equilibria*, 2010. 298(2): p. 303-309.
- [25] Huang, K., et al., Thermodynamic validation of 1-alkyl-3-methylimidazolium carboxylates as task-specific ionic liquids for H₂S absorption. *AIChE Journal*, 2013. 59(6): p. 2227-2235.
- [26] Rahmati-Rostami, M., et al., Solubility of H₂S in ionic liquids [hmim][PF₆], [hmim][BF₄], and [hmim][Tf₂N]. *The Journal of Chemical Thermodynamics*, 2009. 41(9): p. 1052-1055.
- [27] Miguel Ángel, R.-M., R.-L. María Esther, and T. Arturo, Equilibrium solubility of H₂S in aqueous solutions of 1-amino-2-propanol as function of concentration, temperature, and pressure. *The Journal of Chemical Thermodynamics*, 2012. 50: p. 43-49.
- [28] Feng, G.-X. and A.E. Mather, Solubility of H₂S in n-dodecane. *Fluid Phase Equilibria*, 1993. 87: p. 341-346.
- [29] Shokouhi, M., H. Bozorgzade, and P. Sattari, Solubility of Hydrogen Sulfide in Aqueous Blends of 2-Amino-2-methyl-1-propanol and N-Methyldiethanoleamine: Experimental Measurement and Modeling. *Journal of Chemical & Engineering Data*, 2015. 60(7): p. 2119-2127.

- [30] Jou, F.-Y., et al., Solubility of H₂S, CO₂, CH₄, and C₂H₆ in sulfolane at elevated pressures. *Fluid Phase Equilibria*, 1990. 56: p. 313-324.
- [31] Haghtalab, A., A. Izadi, and A. Shojaeian, High pressure measurement and thermodynamic modeling the solubility of H₂S in the aqueous N-methyldiethanolamine + 2-amino-2-methyl-1-propanol + piperazine systems. *Fluid Phase Equilibria*, 2014. 363: p. 263-275.
- [32] Florentino, M.-G., R.-L. Esther, and T. Arturo, Solubility of hydrogen sulfide in mixtures of N-methylpyrrolidone with alkanolamines. *Fluid Phase Equilibria*, 1992. 73: p. 167-174.
- [33] Florentino, M.-G., T. Arturo, and R.-L. Esther, Gas solubility of hydrogen sulfide and carbon dioxide mixtures of sulfolane with diethanolamine at different temperatures. *Fluid Phase Equilibria*, 1994. 95: p. 163-114.
- [34] Florentino, M.-G., R.-L. Esther, and T. Arturo, Gas solubility of carbon dioxide and hydrogen sulfide in mixtures of sulfolane with monoethanolamine. *Fluid Phase Equilibria*, 1993. 86: p. 225-231.
- [35] Jou, F.-Y., et al., The Solubility of Carbon Dioxide and Hydrogen Sulfide in a 35 wt% Aqueous Solution of Methyldiethanolamine. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 1993. 71: p. 264-268.
- [36] Li, M.-H. and K.-P. Shen, Solubility of Hydrogen Sulfide in Aqueous Mixtures of Monoethanolamine with N-Methyl diethanolamine. *Journal of Chemical and Engineering Data*, 1993. 38(1): p. 105-108.
- [37] Zoghi, A.T. and M. Shokouhi, Measuring solubility of hydrogen sulphide in aqueous blends of N-methyldiethanolamine and 2-((2 aminoethyl) amino) ethanol and correlating by the Deshmukh–Mather model. *The Journal of Chemical Thermodynamics*, 2016. 100: p. 106-115.
- [38] Zoghi, A.T., et al., Measuring and correlating solubility of hydrogen sulfide in aqueous solution of 2-((2 aminoethyl) amino) ethanol. *The Journal of Chemical Thermodynamics*, 2018. 118: p. 198-205.

- [39] Li, Y.-g. and A.E. Mather, Correlation and Prediction of the Solubility of CO₂ and H₂S in Aqueous Solutions of Triethanolamine. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 1996. 35(12): p. 4804-4809.
- [40] Martin, J.L., F. Otto, and A.E. Mather, Solubility of Hydrogen Sulfide and Carbon Dioxide in a Diglycoamine Solution. *Journal of Chemical and Engineering Data*, 1978. 23(2): p. 163-164.
- [41] Lawson, J.D. and A.W. Garst, Equilibrium Solubility of Hydrogen Sulfide and Carbon Dioxide in Aqueous Monoethanolamine and Aqueous Diethanolamine Solutions. *Journal of Chemical and Engineering Data*, 1976. 21(1): p. 20-30.
- [42] Kuranov, G., et al., Solubility of Single Gases Carbon Dioxide and Hydrogen Sulfide in Aqueous Solutions of N-Methyldiethanolamine in the Temperature Range 313-413 K at Pressures up to 5 MPa. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 1996. 35(6): p. 1959-1966.
- [43] Kamps, Á.P.-S., et al., Solubility of Single Gases Carbon Dioxide and Hydrogen Sulfide in Aqueous Solutions of N-Methyldiethanolamine at Temperatures from 313 to 393 K and Pressures up to 7.6 MPa: New Experimental Data and Model Extension. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2001. 40(2): p. 696-706.
- [44] Uusi-Kyyny, P., et al., Measurements of H₂S solubility in aqueous diisopropanolamine solutions and vapour pressure of diisopropanolamine. *Fluid Phase Equilibria*, 2013. 338: p. 164-171.
- [45] Abdullatif M. Bhairi, Experimental Equilibrium Between Acid Gases and Ethanolamine Solutions (Master's Thesis, Oklahoma State, University of Oklahoma, 1980), p. 39-42.