

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายค่าความเข้มข้นของหอกัลันแยกเอทานอลและน้ำ
โดยมีจำนวนข้อมูลจำกัด



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมเคมี ภาควิชาวิศวกรรมเคมี
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2565
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

Application of Artificial Neural Network for Prediction of Ethanol-Water Separation
Distillation Concentration with Limited Data



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering in Chemical Engineering

Department of Chemical Engineering

FACULTY OF ENGINEERING

Chulalongkorn University

Academic Year 2022

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายค่าความเข้มข้นของหอกลิ้นแยกเอทานอลและน้ำโดยมีจำนวนข้อมูลจำกัด
โดย	นายพันธกานต์ ชุนหะวัฒนกิจ
สาขาวิชา	วิศวกรรมเคมี
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อภิวัฒน์ สุทธิธารวัช

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของ
ของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณะบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(ศาสตราจารย์ ดร.ศราวุธ ริมดุสิต)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อภิวัฒน์ สุทธิธารวัช)

..... กรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พงศ์ธร เจริญสุขานิมิตร)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ดร.ศิริชาญ จิระพงษ์พันธ์)

พันธกานต์ ชุนหะวัฒนกิจ : การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายค่าความเข้มข้นของหอกลิ้นแยกเอทานอลและน้ำโดยมีจำนวนข้อมูลจำกัด. (Application of Artificial Neural Network for Prediction of Ethanol-Water Separation Distillation Concentration with Limited Data) อ.ที่ปรึกษาหลัก : ผศ. ดร.อภิรักษ์ สุทธิธรรวัช

โครงข่ายประสาทเทียมนั้นเป็นรูปแบบหนึ่งของระบบการคิดของคอมพิวเตอร์ที่สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ของตัวแปรโดยใช้ข้อมูลจำนวนมาก ในปัจจุบันนั้นโครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกปรับใช้ในสิ่งรอบตัวมากมายรวมถึงในวิศวกรรมเคมีโดยเฉพาะในการทำนายความเข้มข้นขาออกของระบบหอกลิ้น แต่เนื่องจากงานของวิศวกรรมเคมีนั้นส่วนมากเป็นการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรที่มาจากการทดลองซึ่งอาศัยเวลาและเงินทุนจำนวนมากในการทำการทดลองทำให้ไม่สามารถตั้งประสิทธิภาพในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมได้อย่างเต็มที่ งานวิจัยฉบับนี้จึงมีจุดประสงค์ที่จะศึกษาและค้นคว้าการแก้ปัญหาดังกล่าวโดยใช้หอกลิ้นแยกเอทานอลและน้ำเป็นระบบในการศึกษา มาจากแนวคิดที่ว่า หากใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่เรียนรู้ข้อมูลพื้นฐานของหอกลิ้นจากทฤษฎีพื้นฐานของหอกลิ้นแล้วนำค่าจากโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมาสร้างสมการความสัมพันธ์กับข้อมูลจริงที่มีจำกัดจากการทดลอง(Regression) เพื่อให้ค่าทำนายเหล่านั้นใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุดซึ่งถูกเรียกว่าระบบการคำนวณ ถึงแม้ข้อมูลจริงมีจำนวนจำกัดเพียง 15 ข้อมูลแต่เนื่องจากค่าที่ทำนายได้จากโครงข่ายประสาทเทียมนั้นอยู่บนพื้นฐานของทฤษฎีหอกลิ้น ทำให้ค่าที่ทำนายหลังจากการปรับแก้ด้วยสมการความสัมพันธ์(Correction Function) มีประสิทธิภาพของความแม่นยำสูงกว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีข้อมูลจำกัดได้มากกว่า 3.4 เท่า รวมถึงมีความเที่ยงตรงไม่เกินความคลาดเคลื่อนร้อยละ 1 จากค่าจริงทั้งการทำนายความเข้มข้นขาออกที่ยอดหอและก้นหอ จากผลที่ได้ทำให้สามารถนำการปรับใช้ระบบการคำนวณนี้ในระบบหอกลิ้นจริงไม่ว่าจะเป็น หอกลิ้นขนาดเล็กในการทดลอง หอกลิ้นในรูปแบบขั้นตอนเดียว หรือหอกลิ้นในโรงงานอุตสาหกรรม

สาขาวิชา วิศวกรรมเคมี

ลายมือชื่อนิสิต

ปีการศึกษา 2565

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก

6370193421 : MAJOR CHEMICAL ENGINEERING

KEYWORD: artificial neural network, Distillation, Regression

Panthakarn Chunhawattanakit : Application of Artificial Neural Network for Prediction of Ethanol-Water Separation Distillation Concentration with Limited Data. Advisor: Asst. Prof. APINAN SOOTTITANTAWAT, D.Eng.

An artificial neural network (ANN) is one of computing thinking systems which capable of learning the relationship of variables using enormous data. Nowadays, the ANN is applied in many tasks included in chemical engineering such as distillation concentrations outlet prediction. But since much of the works in chemical engineering field is to find the correlation of experimental variables that rely on enormous amounts of time and capital to conduct the experiments. So, it does impossible to fully extract the efficiency of ANN. the objective of this study is to study and quantify the problem using a systematic distillation of ethanol and water. The method used to solve the problem, which is the core of this thesis, comes from the idea that if we use an ANN that learns the principle of a distillation tower, then take the predicted values from the ANN and create a regression equation with the insufficient actual data. Although the actual data are limited to 15 data, the predicted values have a 3.4 times higher accuracy performance than using an ANN with sufficient data, as well as the precision of on more than 1 percent of the actual value for both predicting outlet concentrations at top and bottom of the distillation tower. This gives a chance to successfully deploy this calculation system in a real distillation tower system, such as a lab distillation column, Batch Distillation Column, or Industrial Distillation Column, etc.

Field of Study: Chemical Engineering

Student's Signature

Academic Year: 2022

Advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ ผศ.ดร.อภิรักษ์ สุทธิธรรวรัช ผู้เป็นอาจารย์ที่ปรึกษาที่ให้โอกาสผู้วิจัยได้ร่วมทำงานกับบริษัทวิจัยและพัฒนาระดับประเทศ จุดประกายแนวคิดใหม่ในการแก้ไขปัญหาซึ่งเป็นที่มาของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ และเป็นผู้ช่วยเหลือและสนับสนุนตลอดการทำวิจัย

ขอขอบคุณ ศ. ดร. ศราวุธ ริมดุสิต ที่ให้เกียรติเป็นประธานในการสอบวิทยานิพนธ์ รวมถึง ผศ. ดร. พงศ์ธร เจริญศุภนิมิตร และ ดร. ศิริชาญ จิระพงษ์พันธ์ ที่ให้เกียรติมาเป็นกรรมการในการสอบวิทยานิพนธ์นี้ รวมถึงให้ข้อเสนอแนะเพื่อให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีความสมบูรณ์ และเล็งเห็นประโยชน์ในการปรับใช้ในอนาคต

ขอขอบคุณ บริษัท โกลบอล อาร์แอนด์ดี จำกัด และ ทุนจากหน่วยบริหารและจัดการทุนด้านการเพิ่มความสามารถในการแข่งขันของประเทศ (บพข.) ในการเรียนรู้วิธีการปรับใช้โครงข่ายประสาทเทียมเข้ากับระบบหอกลิ้น และประสบการณ์ในการทำงานเป็นผู้ช่วยนักวิจัย

ขอขอบคุณภาควิศวกรรมเคมี คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่สนับสนุนทุนการศึกษาในการศึกษาต่อระดับปริญญาโทของผู้วิจัย

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

พันธกานต์ ชุนหะวัฒนกิจ

สารบัญ

	หน้า
.....	ค
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ง
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญภาพ.....	ฐ
บทที่ 1	1
บทนำ	1
1.1 ที่มาและปัญหาที่เกิดขึ้น	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	3
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย	3
บทที่ 2 ทฤษฎีพื้นฐานและการทบทวนวรรณกรรม.....	5
2.1 ทฤษฎีพื้นฐาน.....	5
2.1.1 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning).....	5
2.1.2 ระบบหอกลับ.....	10
2.2 การทบทวนวรรณกรรม	15
2.2.1 ทำนายระบบหอกลับด้วยการเรียนรู้เชิงลึก	15
2.2.2 วิธีแก้ปัญหาหากมีจำนวนข้อมูลจำกัดกับการเรียนรู้เชิงลึก.....	17
บทที่ 3 การทำวิจัย.....	18

3.1 แผนการดำเนินงาน	18
3.2 ขั้นตอนการทำวิจัย	20
3.2.1. กระบวนการออกแบบการศึกษา (Design of Study Process)	20
3.2.1.1 ออกแบบหอกลั่นแยกเอทานอลและน้ำ (Designing Ethanol-Water Distillation)	20
3.2.1.2 ออกแบบระบบการคำนวณเพื่อรองรับข้อมูลที่มีจำกัด (Designing the Calculation System For Insufficient Actual Data)	21
3.2.1.3 ออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Designing Artificial Neural Network)	22
3.2.2 กระบวนการเก็บข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา (Collecting Data Process)	23
3.2.2.1 คำนวณหาความเข้มข้นขาออกของหอกลั่นที่ออกแบบตามการเปลี่ยนแปลงจากตัวแปรจากโปรแกรม Aspen Plus (Collected Data of Designed Distillation from Aspen Plus)	23
3.2.2.2 คำนวณหาความเข้มข้นขาออกของหอกลั่นที่ออกแบบตามการเปลี่ยนแปลงจากตัวแปรจากวิธี McCabe-Thiele (Collected Data of Designed Distillation from McCabe-Thiele)	24
3.2.3 กระบวนการศึกษาและทดสอบ (Study and Testing Process)	25
3.2.3.1 ศึกษาระบบการคำนวณ (Studying the Calculation System)	25
3.2.3.1.1 การสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลพื้นฐาน (Training and Testing Artificial Neural Network with Principal Data)	25
3.2.3.1.2 ศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปรแปรผันที่มีผลต่อความเข้มข้นขาออกหอกลั่น (Studying Affected Variables of Concentration Output)	26
3.2.3.1.3 การหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าจากการทำนายและข้อมูลจริงที่มีอยู่จำกัด (Determine the Correction Functions)	26
3.2.3.2 ศึกษาโครงข่ายประสาทเทียม (Studying the Artificial Neural Network)	26

3.2.3.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายและวิเคราะห์ผล (Comparison and Analysis of Performance).....	26
บทที่ 4 ผลการทดลองและวิเคราะห์ผล.....	27
4.1. ผลการออกแบบและข้อมูลของหอกลั่นเอทานอลและน้ำ (Result and Data of Designed Ethanol-Water Distillation Column)	27
4.2 ผลการศึกษาระบบการคำนวณ (Result of Studying Calculation System)	30
4.2.1 ผลลัพธ์และการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกสอนด้วยข้อมูลชุดพื้นฐาน (Result and Analyst of Trained Artificial Neural Network with Principal Data)	30
4.2.2 ผลการศึกษาของตัวแปรแปรผันที่มีผลต่อความเข้มข้นขาออกของหอกลั่นและความสัมพันธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมและข้อมูลจริง (Results of Dependent Variable to Distillation Outlet Concentration and Relation of The Artificial Neural Network and Actual Data)	33
4.2.3 ผลการศึกษาตัวแปรรวมและความสัมพันธ์ของฟังก์ชันปรับแก้ในระบบการคำนวณ (Results of Concluded Variables and Correction Function in Calculation System).....	40
4.2.4 ผลการทำนายค่าความเข้มข้นขาออกหอกลั่นที่ความสัมพันธ์ของฟังก์ชันปรับแก้ ในระบบการคำนวณ (Results of Output Distillation Concentration Prediction with Correction Functions in Calculation System)	46
4.3 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม (Result of Training and Testing Artificial Neural Network).....	63
4.4 วิเคราะห์ผลการทำนายระหว่างระบบการคำนวณและโครงข่ายประสาทเทียม (Analysis of Calculation System and Artificial Neural Network)	73
4.5 กรณีศึกษาการใช้ระบบการคำนวณเพื่อช่วยทำนายค่าความเข้มข้นขาออกจากหอกลั่น (Case Study of The Calculation System For Predicted Distillation Concentration Output).....	77
บทที่ 5 สรุปผลการดำเนินงาน และข้อเสนอแนะ	81

5.1 สรุปผลการดำเนินงาน.....	81
5.2 ข้อเสนอแนะ	82
ภาคผนวก.....	83
บรรณานุกรม.....	95
ประวัติผู้เขียน.....	99



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 สรุปข้อมูลหอกลิ้นแยกเอทานอลและน้ำที่ใช้ในการศึกษา.....	4
ตารางที่ 2 รูปแบบสมการของฟังก์ชัน	6
ตารางที่ 3 ค่าของตัวแปรของตัวอย่างการคำนวณ.....	7
ตารางที่ 4 ประกาศตัวแปร	11
ตารางที่ 5 แผนการดำเนินงานและรายละเอียด	18
ตารางที่ 6 เครื่องมือและตัวแปรในการศึกษาและออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม	23
ตารางที่ 7 ตัวแปรปรับค่าที่ส่งผลต่อความเข้มข้นขาออกหอกลิ้นและจำนวนข้อมูลของข้อมูลจริง....	24
ตารางที่ 8 ตัวแปรปรับค่าที่ส่งผลต่อความเข้มข้นขาออกหอกลิ้นและจำนวนข้อมูลของข้อมูลพื้นฐาน	25
ตารางที่ 9 ข้อมูลเศษส่วนโดยโมลของเอทานอลของแต่ละชั้นสมดุล ณ เศษส่วนโดยโมลของเอทานอลขาออกยอดหอและก้นหอ 0.8 และ 0.01 ตามลำดับ ที่ความดัน 2 บาร์	27
ตารางที่ 10 ข้อมูลจริงเพื่อใช้ในสอนโครงข่ายประสาทเทียมและระบบคำนวณ	29
ตารางที่ 11 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกสอน ตรวจสอบ และ ทดสอบด้วยข้อมูลพื้นฐานที่หน่วยการคำนวณต่าง ๆ	31
ตารางที่ 12 ตารางค่าสัมประสิทธิ์ของความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงของเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอของโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 หน่วยการคำนวณและข้อมูลจริง.....	37
ตารางที่ 13 ตารางค่าสัมประสิทธิ์ของความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงของเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกก้นหอของโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 หน่วยการคำนวณและข้อมูลจริง.....	37
ตารางที่ 14 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 1	42

ตารางที่ 15 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกกัน หอยของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของ โครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 1.....	44
ตารางที่ 16 รูปแบบตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นเอทานอลขาออกยอดหอย.....	45
ตารางที่ 17 รูปแบบตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นเอทานอลขาออกกันหอย.....	45
ตารางที่ 18 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งถูกสอนด้วยข้อมูลจริง	64
ตารางที่ 19 ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการทดสอบกับชุดข้อมูลจริงของ โครงข่ายประสาทเทียมและระบบการคำนวณด้วยตัวแปรรวมแบบที่ 1	73
ตารางที่ 20 ตารางตัวแปรคำนวณในกรณีศึกษาการปรับใช้ระบบการคำนวณ	78
ตารางที่ 21 ตารางแสดงค่าภาระความร้อนของเครื่องควบแน่นที่ความดัน 1.6 ถึง 2.1 บาร์.....	79
ตารางที่ 22 ข้อมูลจริงเพื่อใช้ในการศึกษาและตรวจสอบ	83
ตารางที่ 23 ข้อมูลจริงเพื่อใช้ในการทดสอบ	85
ตารางที่ 24 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอยของ ระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียม ที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 2.....	88
ตารางที่ 25 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอยของ ระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียม ที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 3.....	89
ตารางที่ 26 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอยของ ระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียม ที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 4.....	89
ตารางที่ 27 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอยของ ระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียม ที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 5.....	90

ตารางที่ 28 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกก้นหอยของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 2..... 90

ตารางที่ 29 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกก้นหอยของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 3..... 91

ตารางที่ 30 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกก้นหอยของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 4..... 92

ตารางที่ 31 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกก้นหอยของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 5..... 92

ตารางที่ 32 ตารางสรุปค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของการทดสอบกับชุดข้อมูลจริงของระบบการคำนวณแต่ละตัวแปรรวม 93

สารบัญภาพ

	หน้า
รูปภาพที่ 1 แผนผังการประยุกต์ใช้ระบบคำนวณ	4
รูปภาพที่ 2 แผนผังการใช้โครงข่ายประสาทเทียมโดยตรง	4
รูปภาพที่ 3 โครงสร้างของประสาทเทียม	5
รูปภาพที่ 4 โครงสร้างของการเรียนรู้เชิงลึก	6
รูปภาพที่ 5 ความสัมพันธ์ของอัตราการเรียนรู้.....	9
รูปภาพที่ 6 ตัวอย่างการคำนวณ McCabe-Thiele.....	12
รูปภาพที่ 7 รูปร่างอิงสมการในการคำนวณแบบ Rigorous	13
รูปภาพที่ 8 องค์ประกอบของสารเทียบกับอุณหภูมิของหม้อต้ม [12].....	16
รูปภาพที่ 9 แผนผังการดำเนินงาน	19
รูปภาพที่ 10 แผนผังระบบในการคำนวณ	21
รูปภาพที่ 11 กราฟแสดงอุณหภูมิที่ขึ้นสมดุล ณ ความเข้มข้นขาออกที่ออกแบบที่ความดัน 2 บาร์. 28	
รูปภาพที่ 12 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของข้อมูลพื้นฐานชุดทดสอบที่หน่วยการคำนวณ แตกต่างกันในชั้นช้อนที่ 1	31
รูปภาพที่ 13 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอยของข้อมูลพื้นฐานที่ใช้ทดสอบ และค่าที่ได้จากการทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีหน่วยการคำนวณ 10-10 และ 50-10....	32
รูปภาพที่ 14 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลน้ำขาออกก้นหอยของข้อมูลพื้นฐานที่ใช้ทดสอบและ ค่าที่ได้จากการทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีหน่วยการคำนวณ 10-10 และ 50-10	32
รูปภาพที่ 15.....	34
รูปภาพที่ 16.....	36
รูปภาพที่ 17 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลขาออกยอดหอยแบบที่ 1 ระหว่างโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 และข้อมูลจริงชุดเพื่อการศึกษา.....	39

รูปภาพที่ 18 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลขาออกกันหอบแบบที่ 1 ระหว่างโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 และข้อมูลจริงชุดเพื่อการศึกษา.....	40
รูปภาพที่ 19 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลขาออกกยอดหอบแบบที่ 1 ระหว่างโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 และข้อมูลจริงชุดเพื่อการศึกษา.....	41
รูปภาพที่ 20 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลขาออกกันหอบแบบที่ 1 ระหว่างโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 และข้อมูลจริงชุดเพื่อการศึกษา.....	41
รูปภาพที่ 21 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกกยอดหอบของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบและค่าทำนายจากระบบการคำนวณด้วยฟังก์ชันปรับแก้แบบที่ 1 ที่หน่วยการคำนวณ 10 15 20 25 30 40 และ 50 ตามลำดับกราฟ A ถึง G	50
รูปภาพที่ 22 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลน้ำขาออกกันหอบของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบและค่าทำนายจากระบบการคำนวณด้วยฟังก์ชันปรับแก้แบบที่ 1 ที่หน่วยการคำนวณ 10 15 20 25 30 40 และ 50 ตามลำดับกราฟ A ถึง G	54
รูปภาพที่ 23 กราฟค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของข้อมูลจริงชุดทดสอบและระบบการคำนวณด้วยฟังก์ชันปรับแก้แบบที่ 1 ที่หน่วยการคำนวณ 10 15 20 25 30 40 และ 50 ตามลำดับกราฟ A ถึง G.....	55
รูปภาพที่ 24 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกกยอดหอบของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบและค่าทำนายจากระบบการคำนวณหน่วยการคำนวณ 10 โดยมีรูปแบบฟังก์ชันปรับแก้ที่ 1 ถึง 5 ตามลำดับกราฟ A ถึง E	58
รูปภาพที่ 25 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลน้ำขาออกกันหอบของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบและค่าทำนายจากระบบการคำนวณหน่วยการคำนวณ 10 โดยมีรูปแบบฟังก์ชันปรับแก้ที่ 1 ถึง 5 ตามลำดับกราฟ A ถึง E.....	61
รูปภาพที่ 26 กราฟค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของข้อมูลจริงชุดทดสอบและระบบการคำนวณ 10 หน่วยการคำนวณที่ฟังก์ชันปรับแก้ที่ 1 ถึง 5 ตามลำดับกราฟ A ถึง E.....	62
รูปภาพที่ 27 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของโครงข่ายประสาทเทียมในชุดข้อมูลจริงทดสอบ	64
รูปภาพที่ 28 กราฟเปรียบเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของการทำนายเศษส่วนโดยโมลของเอทานอลขาออกกยอดหอบจากการทดสอบกับชุดข้อมูลจริงของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนหน่วยการคำนวณในชั้นซ่อนที่ 1 แตกต่างกัน.....	65

รูปภาพที่ 29 กราฟเปรียบเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของการทำนาย
 เศษส่วนโดยโมลของเอทานอลขาออกกันหอกจากการทดสอบกับชุดข้อมูลจริงของโครงข่ายประสาท
 เทียมที่มีจำนวนหน่วยการคำนวณในชั้นซ่อนที่ 1 แตกต่างกัน..... 66

รูปภาพที่ 30 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลน้ำขาออกก้นหอยของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบและค่า
 ทำนายจากโครงข่ายประสาทเทียมโดยมีหน่วยการคำนวณ 10 15 20 25 30 40 และ 50 ตามลำดับ
 กราฟ A ถึง G..... 69

รูปภาพที่ 31 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลน้ำขาออกก้นหอยของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบและค่า
 ทำนายจากโครงข่ายประสาทเทียมโดยมีหน่วยการคำนวณ 10 15 20 25 30 40 และ 50 ตามลำดับ
 กราฟ A ถึง G..... 72

รูปภาพที่ 32 กราฟเปรียบเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการทดสอบกับ
 ชุดข้อมูลจริงระหว่างระบบการคำนวณและโครงข่ายประสาทเทียม..... 74

รูปภาพที่ 33 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกก้นหอยของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบกับ
 ค่าทำนายจากโครงข่ายประสาทเทียม 40-10 (DL 40-10) และ ระบบการคำนวณฟังก์ชันปรับแก้
 รูปแบบที่ 1 ที่มีหน่วยการคำนวณ 10-10 (10-10 Cor. Fn. 1) 76

รูปภาพที่ 34 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลน้ำขาออกก้นหอยของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบกับค่า
 ทำนายจากโครงข่ายประสาทเทียม 40-10 (DL 40-10) และ ระบบการคำนวณฟังก์ชันปรับแก้
 รูปแบบที่ 1 ที่มีหน่วยการคำนวณ 10-10 (10-10 Cor. Fn. 1) 77

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและปัญหาที่เกิดขึ้น

การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) คือ อัลกอริทึมที่ทำให้เครื่องจักรหรือคอมพิวเตอร์เรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลและสามารถปรับปรุงพฤติกรรมของตัวเองให้สามารถทำงานได้ดียิ่งขึ้น ที่ผ่านมานั้นการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ได้รับความนิยมมากเนื่องจากสามารถช่วยทำงานในหลายระบบ เช่น การแนะนำเพลงให้กับผู้ฟังเพลงจากสตรีมมิ่ง โดยใช้หลักการที่ว่า หากผู้ใช้ชอบฟังเพลงแนวหนึ่งซึ่งซ้ำกับบุคคลอีกหลายคนที่ชอบฟังเพลงแบบนั้นระบบจะทำการแนะนำเพลงที่บุคคลเหล่านั้นชื่นชอบให้กับผู้ใช้ เป็นต้น [1] แต่อย่างไรก็ตามการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) นั้นยังมีข้อจำกัดเนื่องจากต้องอาศัยมนุษย์เพื่อให้ระบบนั้นเรียนรู้และทำงานได้มีประสิทธิภาพ ซึ่งถ้าหากมีข้อมูลจำนวนมากและมีความซับซ้อน จะไม่สามารถพัฒนาการเรียนรู้ได้เร็ว ซึ่งต่างจากการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ที่สามารถเรียนรู้ข้อผิดพลาดของตัวเองและปรับปรุงแก้ไขได้ด้วยตัวเอง โดยที่โครงสร้างของการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ประกอบมาจากโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ซึ่งเป็นหนึ่งในระบบการคำนวณของคอมพิวเตอร์จากโมเดลคณิตศาสตร์ ที่อ้างอิงมาจากระบบประสาทของสมองมนุษย์ที่สามารถจดจำและประมวลผล ในปัจจุบันโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ได้ถูกปรับใช้ในงานหลายงาน เช่น การแปลภาษา การตรวจจับโรคปอด การตรวจจำใบหน้า และการตรวจจับวัตถุ เป็นต้น [2] นอกจากนี้ในทศวรรษที่ผ่านมา การเรียนรู้ของเครื่องได้รับความนิยมมากขึ้นในการทำงานรวมถึงงานของวิศวกรรมเคมี ไม่ว่าจะเป็นการทำนายความสามารถในการละลายของสาร หรือลักษณะโมเลกุลของสารในการเกิดปฏิกิริยา เป็นต้น [3]

หอกลิ้นเป็นอุปกรณ์หนึ่งที่ใช้ในการแยกสารละลายในสถานะของเหลวผสมที่มีองค์ประกอบตั้งแต่สองชนิดขึ้นไป (Homogeneous Liquid Mixtures) โดยอาศัยความสามารถในการระเหยที่ไม่เท่ากันของสาร ณ อุณหภูมิและความดันนั้นๆ ในการออกแบบหอกลิ้นนั้น จะถูกคำนวณโดยผ่านทฤษฎีของอุณหพลศาสตร์ (Thermodynamics) และสมดุลมวล (Mass Balance) เป็นหลักเพื่อหาค่าที่ใช้ในการควบคุมหอกลิ้นให้ได้ผลิตภัณฑ์ที่ต้องการ แต่ค่าที่ได้อาจจะไม่ตรงกับความเป็นจริงเนื่องจากในหอกลิ้นจริงนั้นมีตัวแปรที่สำคัญอย่างการถ่ายเทมวลและพลังงานที่ถูกละใน

การคำนวณเนื่องจากมีความซับซ้อน ทำให้ค่าของตัวแปรในการควบคุมนั้นต่างออกไป จึงต้องอาศัยประสบการณ์และความเชี่ยวชาญของผู้ควบคุมเพื่อควบคุมหอกลับเพื่อให้ได้ความบริสุทธิ์ตามเป้าหมายที่ต้องการ ซึ่งความบริสุทธิ์ของสารขาออกนั้นเป็นหนึ่งในตัวแปรที่มีความล่าช้าต่อการเปลี่ยนแปลงและยากต่อการวัดค่าจากเครื่องมือโดยตรงหรือถูกเรียกว่า ฮาร์ดเซนเซอร์(Hard Sensor) [4] ซึ่งปัญหาดังกล่าวสามารถแก้ไขด้วยซอฟต์แวร์เซนเซอร์(Soft Sensor) ที่สามารถคำนวณค่าของความบริสุทธิ์ ณ เวลานั้นได้จากสมการความสัมพันธ์ที่ถูกสร้างขึ้นระหว่างตัวแปรต้นที่สะดวกต่อการวัดค่าจาก ฮาร์ดเซนเซอร์ และมีความไวต่อการเปลี่ยนแปลงจากสิ่งรบกวน(Disturbance) เช่น อัตราการไหล อุณหภูมิ และความดัน เป็นต้น และตัวแปรตามที่มีความล่าช้าต่อการเปลี่ยนแปลงใน ณ ที่นี้คือความบริสุทธิ์ของสารขาออกยอดหอและก้นหอ

การเรียนรู้เชิงลึก(Deep Learning)หรือระบบโครงข่ายประสาทเทียม(Artificial Neural Network) สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างแปรได้[5] ดังนั้นจึงถูกใช้ในการทำเป็นซอฟต์แวร์เซนเซอร์ของหอกลับซึ่งสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ [6] เนื่องจากสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ผ่านข้อมูลที่ถูกสอนด้วยตัวเองและสามารถเรียนรู้ข้อมูลที่ซับซ้อนได้โดยการเพิ่มหน่วยการคำนวณ(Node) ถึงแม้ว่าการมีหน่วยการคำนวณที่สูงขึ้นจะสามารถทำนายผลได้แม่นยำมากขึ้นแต่มีโอกาสมากขึ้นการเกิดปัญหาอย่าง การแก้ปัญหาเกินพอดี (Overfitting) [7] จากแนวปฏิบัติทั่วไปเพื่อให้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมได้อย่างมีประสิทธิภาพ จำนวนข้อมูลที่ถูกใช้สอนนั้นต้องมีจำนวนอย่างน้อย 10 เท่าของหน่วยการคำนวณในชั้นซ่อน[8]

หากข้อมูลที่กำลังศึกษานั้นเป็นข้อมูลที่ได้จากการทดลองซึ่งมีอยู่จำกัด ดังนั้นจำนวนของข้อมูลอาจมีไม่ถึง 10 เท่าของหน่วยการคำนวณซึ่งจะส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการทำนายของระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำไม่ได้ไม่เท่าที่ควรเนื่องจากมีปัญหาจากการแก้ปัญหาเกินพอดีปัญหาในส่วนนี้สามารถถูกแก้ไขได้โดยมีตัวอย่างเช่น การเพิ่มข้อมูลที่มากขึ้นซึ่งเป็นการแก้ปัญหาที่ตรงจุดแต่ในบางกรณีอาจจะไม่สามารถทำได้หรือต้องใช้งบประมาณในการเก็บข้อมูลที่มากขึ้นเกินขอบเขตที่ตั้งไว้ ต่อมาคือเลือกใช้จำนวนหน่วยการคำนวณที่น้อยลงซึ่งสามารถแก้ปัญหาเรื่องการแก้ปัญหาเกินพอดีได้ แต่จะส่งผลให้ความแม่นยำในการทำนายลดลงซึ่งอาจจะอยู่ในขอบเขตที่ไม่สามารถรับได้ และสุดท้ายคือการถ่ายทอดการเรียนรู้(Transfer Learning) ซึ่งสามารถทำงานได้ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ไม่ได้ผ่านการถ่ายทอดการเรียนรู้ เมื่อมีอัตราส่วนของจำนวนข้อมูลต่อหน่วยการคำนวณมากกว่า 1 เท่าขึ้นไป[9]

ในปัจจุบันได้มีการศึกษาการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายความบริสุทธิ์ของผลิตภัณฑ์มากขึ้นหรือที่ถูกระบุว่าซอฟต์แวร์แต่ยังมีปัญหาในเรื่องจำนวนของข้อมูลที่ต้องใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากข้อมูลของระบบหอกลั่นนั้นเป็นข้อมูลจากการทดลองดังนั้นการหาจำนวนที่มากขึ้นนั้นหมายถึงจำนวนเงินและเวลาในการเก็บข้อมูลที่สูงขึ้น ดังนั้นทางผู้เขียนจึงเล็งเห็นปัญหานี้และมีแนวคิดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการเรียนรู้ระบบหอกลั่นที่ถูกคำนวณขึ้นจากวิธีทางคณิตศาสตร์เป็นเบื้องต้นก่อน แล้วใช้สมการฟังก์ชันแก้ไข(Correction Function) เพื่อปรับค่าที่ทำนายได้ให้แม่นยำกับข้อมูลจริงที่มีอยู่จำกัด

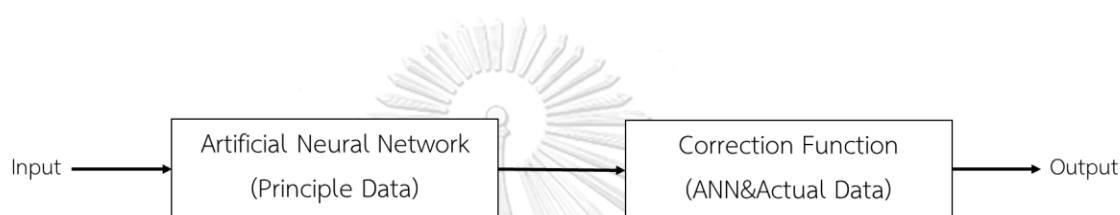
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

เพื่อประยุกต์ใช้ระบบการคำนวณอาศัยโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายค่าความเข้มข้นขาออกหอกลั่นในกรณีข้อมูลจำกัด

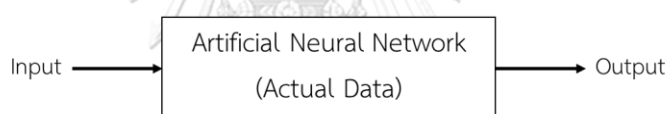
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1. ออกแบบหอกลั่นแยกเอทานอลและน้ำที่ความเข้มข้นขาเข้า 0.5 เศษส่วนโดยโมล โดยมีความเข้มข้นเอทานอลขาออกของยอดหอและก้นหอเท่ากับ 0.8 และ 0.01 เศษส่วนโดยโมลโดยให้ขนาดของเส้นผ่านศูนย์กลางหอกลั่นเท่ากับ 4 นิ้วและความสูงหอไม่เกิน 10 เมตร
2. ข้อมูลหอกลั่นแยกเอทานอลและน้ำที่มีข้อมูลอย่างจำกัดจะถูกคำนวณจากโปรแกรม Aspen Plus V11 จำนวน 16 จุดข้อมูลในระยะสมดุลซึ่งสมมติเป็นข้อมูลจากการทดลองเพื่อใช้ในการหาความสัมพันธ์ของระบบหอกลั่นให้แก่ระบบการคำนวณ ซึ่งจะถูกใช้ในการหาความสัมพันธ์ในฟังก์ชันแก้ไขในรูปที่ 1 และถูกใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมในรูปที่ 2
3. ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบระบบการคำนวณทั้ง 2 รูปแบบจะถูกคำนวณจากโปรแกรม Aspen Plus V11 จำนวน 100 จุดข้อมูลโดยวัดผลโดยวัดจากค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของตัวแปรขาออกจากการคำนวณ
4. ข้อมูลทั้งหมดจากการคำนวณจากวิธี McCabe-Thiele จำนวน 14,400 ข้อมูลจะถูกแบ่งในการสอน ตรวจสอบและทดสอบแก่โครงข่ายประสาทเทียมในรูปที่ 1 เป็นจำนวน 12,000 1,000 และ 1,400 ตามลำดับ
5. ในชุดข้อมูลทั้งหมดนั้นจะอยู่ในช่วงของความดันที่ 1.9 2.0 และ 2.1 บาร์ และมีความเข้มข้นขาเข้าหอกลั่นอยู่ที่ร้อยละ 49 50 และ 51 โดยโมล

6. โครงข่ายประสาทเทียมในรูปที่ 1 และ 2 จะมีโครงสร้างของชั้นซ่อนทั้งหมด 2 ชั้นโดยชั้นแรกจะมีช่วงในการศึกษาตั้งแต่ 10 ถึง 50 หน่วยการคำนวณโดยเพิ่มครั้งละ 5 หน่วยการคำนวณและในชั้นที่ 2 จะคงที่ไว้ที่ 10 หน่วยการคำนวณ ซึ่งโครงสร้างที่มีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองที่น้อยที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมในรูปที่ 2 จากการทดสอบจะถูกเลือกใช้ในการวัดผลในข้อที่ 3 กับระบบการคำนวณที่มีจำนวนหน่วยการคำนวณที่แตกต่างกันทั้งหมด โครงข่ายประสาทเทียมจะถูกสร้างขึ้นโดยโปรแกรม Python ในระบบไลบรารี Keras



รูปภาพที่ 1 แผนผังการประยุกต์ใช้ระบบคำนวณ



รูปภาพที่ 2 แผนผังการใช้โครงข่ายประสาทเทียมโดยตรง

ตารางที่ 1 สรุปข้อมูลหอกลับแยกเอทานอลและน้ำที่ใช้ในการศึกษา

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา	: McCabe-Thiele	14,400	ข้อมูล
	- ข้อมูลในการใช้สอน	12,000	ข้อมูล
	- ข้อมูลในการตรวจสอบ	1,000	ข้อมูล
	- ข้อมูลในการทดสอบ	1,400	ข้อมูล
	: Aspen Plus	116	ข้อมูล
	- ข้อมูลที่ใช้การให้สอน	15	ข้อมูล
	- ข้อมูลในการตรวจสอบ	1	ข้อมูล
	- ข้อมูลในการทดสอบ	100	ข้อมูล

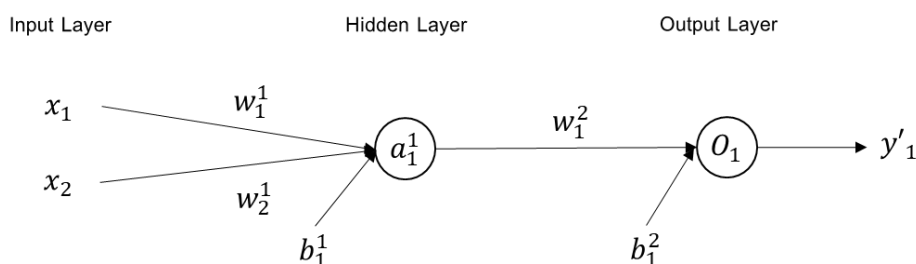
บทที่ 2

ทฤษฎีพื้นฐานและการทบทวนวรรณกรรม

2.1 ทฤษฎีพื้นฐาน

2.1.1 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เป็นอัลกอริทึมหลักในการเรียนรู้ของการเรียนรู้เชิงลึก จากรูปภาพที่ 3 โครงสร้างของประสาทเทียมประกอบด้วย 3 ชั้นได้แก่ ชั้นขาเข้า (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และ ชั้นขาออก (Output Layer) การคำนวณนั้นจะเริ่มที่ชั้นซ่อนตามสมการที่ 1 การคำนวณในหน่วยการคำนวณที่ 1 (1^{st} Node) ค่าของ a_1^1 เป็นค่าที่มาจากฟังก์ชันกระตุ้น (f , Activation Function) ของผลรวมตัวแปรขาเข้า (x_i) ที่คูณกับน้ำหนัก (w_i^1) ซึ่งแทนด้วยลูกศรและค่าอุปทาน (b_i^1) ค่าที่ได้จากชั้นซ่อน (a_1^1) จะถูกคำนวณต่อในชั้นขาออกที่หน่วยการคำนวณที่ 1 โดยใช้สมการที่ 2 เพื่อหาค่าขาออกหรือค่าที่ต้องการทำนาย (y'_i) จากการคำนวณดังกล่าว สมการในการคำนวณนั้นมีลักษณะคล้ายกับสมการเส้นตรงซึ่งทำให้สามารถหาความสัมพันธ์ที่เป็นเส้นตรงได้ดีแต่ในการใช้งาน การแปรผันอาจไม่ได้เป็นเส้นตรงดังนั้นจึงมีการใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อเพิ่มความไม่เป็นเส้นตรงเข้าไปในตัวระบบโครงข่ายประสาทเทียม[10] โดยตัวอย่างของฟังก์ชันกระตุ้นที่ได้รับความนิยมในการใช้งานได้แก่ ฟังก์ชันเส้นตรง (Linear Function) ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid) ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิคแทนเจนต์ (tanh) และ ฟังก์ชันเส้นตรงที่ถูกปรับแก้ (ReLU) เป็นต้น โดยที่รูปแบบสมการฟังก์ชันที่กล่าวข้างต้นถูกแสดงไว้ในตารางที่ 2 ค่าน้ำหนักและค่าอุปทานนั้นเป็นค่าที่ถูกสมมุติขึ้นมา



รูปภาพที่ 3 โครงสร้างของประสาทเทียม

$$a_1^1 = f(x_1 w_1^1 + x_2 w_2^1 + b_1^1)$$

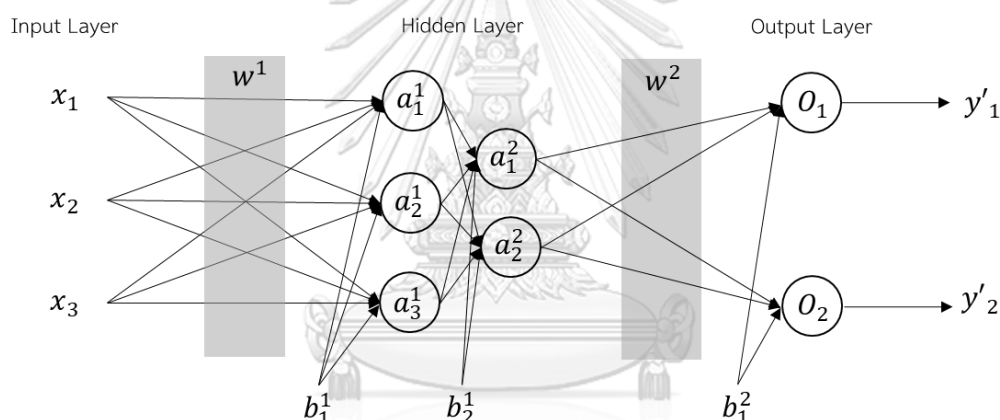
สมการที่ 1

$$y'_1 = f(a_1^1 w_1^2 + b_1^2)$$

สมการที่ 2

ตารางที่ 2 รูปแบบสมการของฟังก์ชัน

รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้น	สมการ
ฟังก์ชันเส้นตรง(Linear Function)	$f(x) = ax ; a = \text{ค่าคงที่}$
ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid)	$f(x) = 1/(1 + e^{(-x)})$
ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (tanh)	$f(x) = 2/(1/(1 + e^{(-x)})) - 1$
ฟังก์ชันเส้นตรงที่ถูกปรับแก้ (ReLU)	$f(x) = x ; x \geq 0$ $f(x) = 0 ; x < 0$



รูปภาพที่ 4 โครงสร้างของการเรียนรู้เชิงลึก

ชั้นซ่อน (Hidden Layer) เป็นชั้นที่เกิดการคำนวณและการเรียนรู้มากที่สุดในโครงข่ายประสาทเทียม โดยสามารถได้มากกว่า 1 หน่วยการคำนวณซึ่งการเพิ่มหน่วยการคำนวณนั้นทำให้ความสามารถในการทำนายเพิ่มขึ้นและนอกจากนี้ยังสามารถเพิ่มชั้นซ่อนได้มากกว่า 1 ชั้นซึ่งจะถูกเรียกว่า การเรียนรู้เชิงลึกดังรูปภาพที่ 4 ที่มี 3 และ 2 หน่วยการคำนวณในชั้นที่ 1 และ 2 ตามลำดับโดยที่มีตัวแปรขาเข้าและขาออกเท่ากับ 3 และ 2 ตัวแปรตามลำดับซึ่งการเพิ่มหรือลดจำนวนของชั้นซ่อนหรือหน่วยการคำนวณนั้นขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของระบบที่ต้องการศึกษาแต่การมีชั้นซ่อนจำนวนมากนั้นก่อให้เกิดปัญหาเรื่อง Vanishing gradient หรือคือการอัปเดตค่าน้ำหนักจากการสอนเปลี่ยนแปลงน้อยมากจากการที่อนุพันธ์ที่ส่งต่อจากขาออกถึงขาเข้าลดลงจนเหลือน้อยมากๆ [11] ค่าน้ำหนักหนักนั้นเปรียบเสมือนสัมประสิทธิ์ที่ใช้บอกถึงความสำคัญของตัวแปรขาเข้า ซึ่งค่า

นี้สามารถปรับเปลี่ยนเพื่อให้การทำนายค่ามีประสิทธิภาพขึ้นได้อธิเช่นตัวอย่างการคำนวณดังนี้โดยอ้างอิงโครงสร้างของประสาทเทียมจากรูปที่ 1 โดยกำหนดค่าของข้อมูลตามตารางที่ 2 และใช้ฟังก์ชันเส้นตรงที่ถูกปรับแก้เป็นฟังก์ชันกระตุ้น

$$\begin{aligned} a_1^1 &= f(x_1 w_1^1 + x_2 w_2^1 + b_1^1) \\ &= f(1 \times (-1) + 0 \times 1 + 0) \\ &= f(-1) = 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} O_1 &= a_1^1 w_1^2 + b_1^2 \\ y'_1 &= f(O_1) \\ &= f(0 \times 1 + 0) \\ &= f(0) = 0 \end{aligned}$$

จากการคำนวณหาค่าตัวแปรขาออก y'_1 โดยใช้ค่าน้ำหนักที่กำหนดพบว่ามีคลาดเคลื่อนจากค่า y_1 ซึ่งเป็นค่าที่ต้องการหรือคือค่าที่นำมาสอน ดังนั้นหากปรับค่าน้ำหนัก w_1^1 จาก -1 เป็น 2 จะทำให้ค่าของ y'_1 มีค่าเท่ากับ y_1 โดยมีการคำนวณดังนี้

$$\begin{aligned} a_1^1 &= f(x_1 w_1^1 + x_2 w_2^1 + b_1^1) \\ &= f(1 \times (2) + 0 \times 1 + 0) \\ &= f(2) = 2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} y'_1 &= f(a_1^1 w_1^2 + b_1^2) \\ &= f(2 \times 1 + 0) \\ &= f(2) = 2 \end{aligned}$$

ตารางที่ 3 ค่าของตัวแปรของตัวอย่างการคำนวณ

ตัวแปร	ค่าของตัวแปร
x_1	1
x_2	0
y_1	2
w_1^1	-1
w_2^1	1
w_1^2	1

b_1^1, b_1^2

0

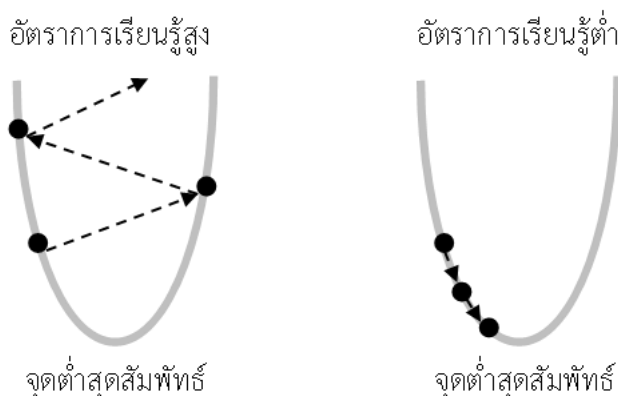
จากตัวอย่างการปรับค่าน้ำหนักข้างต้น ทำให้ระบบมีความแม่นยำที่สูงขึ้นในการทำนายโดยที่ค่าของน้ำหนักนั้นสามารถหาได้จากวิธีการลองผิดลองถูก แต่หากระบบของโครงข่ายประสาทเทียมมีความซับซ้อนที่เพิ่มขึ้นหรือมีจำนวนข้อมูลที่สูงขึ้น การลองผิดลองถูกจะเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพที่ต่ำในการหาค่าของน้ำหนักที่เหมาะสมในการทำนายค่า ดังนั้น จึงมีการคิดค้นการหาค่าน้ำหนักโดยการใช้ค่าความคลาดเคลื่อนของค่าจากการทำนายและค่าจากชุดข้อมูลในการคำนวณย้อนกลับ (Backpropagation) เพื่อคำนวณค่าน้ำหนักและค่าอุปทานที่เหมาะสม ซึ่งกระบวนการนี้คือกระบวนการที่ทำให้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และจดจำความสัมพันธ์ของข้อมูล

การคำนวณย้อนกลับ (Backpropagation)

การคำนวณย้อนกลับคือการใช้ค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าที่ได้จากการทำนายและค่าที่นำไปใช้ในการปรับค่าน้ำหนักและค่าอุปทานเพื่อให้ได้ความคลาดเคลื่อนที่น้อยที่สุด การเคลื่อนลงตามความชัน (Gradient Descent Algorithm) เป็นหนึ่งในอัลกอริทึมที่ใช้เพื่อหาจุดต่ำสุดสัมพัทธ์ (Local minimum) ของค่าความคลาดเคลื่อน ซึ่งมีสมการการปรับปรุงค่าน้ำหนักดังสมการที่ 3 โดยที่ η คืออัตราการเรียนรู้ (Learning rate) หรือความมากน้อยในการปรับค่าซึ่งอัตราการเรียนรู้มากจะทำให้ค่าของน้ำหนักเปลี่ยนแปลงมากตาม อาจจะทำให้เจอจุดต่ำสุดสัมพัทธ์ของค่าความคลาดเคลื่อนได้เร็วขึ้นหรืออาจจะทำให้เกิดการลู่ออกดังรูปภาพที่ 5 ซึ่งอัตราการเรียนรู้ต่ำนั้นจะหาจุดต่ำสุดสัมพัทธ์ได้อย่างแน่นอนแต่ อาจใช้ระยะเวลาเวลานานมากกว่า

$$w'_i = w_i - \eta \frac{\partial E}{\partial w_i} \quad \text{สมการที่ 3}$$

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} (y_i - y'_i)^2 \quad \text{สมการที่ 4}$$



รูปภาพที่ 5 ความสัมพันธ์ของอัตราการเรียนรู้

E คือฟังก์ชันค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยซึ่งโดยทั่วไปนั้นจะใช้เป็นค่าคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ย ที่สามารถหาได้จากสมการที่ 4 การหาค่า สมการอนุพันธ์ย่อยของค่าคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ย ($\frac{\partial E}{\partial w_i}$) สามารถหาได้จากกฎลูกโซ่ตามสมการที่ 5 ซึ่งเป็นการคูณกันของอนุพันธ์ย่อยสามอนุพันธ์ย่อยประกอบจาก อนุพันธ์ย่อยของค่าคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ยเทียบกับค่าขาออก อนุพันธ์ย่อยของค่าคลาดเคลื่อนยกกำลังสองเฉลี่ยเทียบกับค่าผลรวมซึ่งขึ้นกับฟังก์ชันกระตุ้น และอนุพันธ์ย่อยของค่าผลรวมเทียบกับน้ำหนัก ซึ่งมีสมการดัง สมการที่ 6 7 และ 8 ตามลำดับ

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = \frac{\partial E}{\partial y'_i} \frac{\partial y'_i}{\partial O_i} \frac{\partial O_i}{\partial w_i}$$

สมการที่ 5

$$\frac{\partial E}{\partial y'_i} = \frac{-2}{n} \sum_{i=1}^{i=n} (y_i - y'_i)$$

สมการที่ 6

$$\frac{\partial y'_i}{\partial O_i} = \frac{\partial f(O_i)}{\partial O_i}$$

สมการที่ 7

$$\frac{\partial O_i}{\partial w_i} = \frac{\sum_i^n (w_i a_i^l) + b_i^l}{\partial w_i}$$

สมการที่ 8

2.1.2 ระบบหอกลิ้น

หอกลิ้นนั้นเป็นอุปกรณ์ในการแยกสารตั้งแต่สองสารที่อยู่ในสถานะของเหลวขึ้นไปโดยอาศัยคุณสมบัติของสารที่มีจุดเดือดที่ไม่เท่ากันโดยที่สารที่มีความสามารถในการเป็นไอที่สูงกว่าจะลอยสู่อุดหอและควบแน่นที่อุณหภูมิที่ต่ำกว่าสารที่มีความสามารถในการเป็นไอที่ต่ำกว่า และความสามารถเป็นไอที่แตกต่างกัน ณ อุณหภูมิหนึ่งๆ สามารถถูกคำนวณเพื่อหาจุดสมดุลของสถานะไอและของเหลวได้จากสมการ modified Raoult's law ตามสมการที่ 9

$$y_i P = \gamma_i x_i P_i^{sat}$$

สมการที่ 9

McCabe-Thiele เป็นหนึ่งในวิธีการวิเคราะห์และคำนวณระบบหอกลิ้นแบบสองสารซึ่งสามารถใช้หาความเข้มข้นของแต่ละชั้นได้โดยการใช้วิธีการกราฟ โดยมีสมมติฐานที่ว่าพลังงานความร้อนในการระเหยของแต่ละสารนั้นมีค่าที่เท่ากัน ทุกโมลที่ของเหลวระเหยเป็นไอจะเท่ากับไอที่ควบแน่น ละเว้นผลจากเทอร์โมไดนามิกส์อื่นๆ เช่นความร้อนที่เกิดจากการผสมสาร และการคำนวณหาค่าของความเข้มข้นของสารในแต่ละชั้นสมดุลนั้นสามารถหาได้จากการลากกราฟโดยใช้สมการที่ 10 ถึง 13 โดยอ้างอิงจุดสมดุลของไอและของเหลวจากสมการที่ 9 ซึ่งมีตัวอย่างกราฟในการคำนวณดังรูปที่ 6

$$\text{Rectifying line} \quad y_{i+1} = \frac{R}{R+1} x_i + \left(1 - \frac{1}{R+1}\right) X_D$$

สมการที่ 10

$$\text{Stripping line} \quad y_{i+1} = \frac{V_B + 1}{V_B} x_i - \frac{1}{V_B} X_B$$

สมการที่ 11

$$\text{Feed line} \quad y_j = \frac{q}{q-1} x_j - \frac{Z_F}{q-1}$$

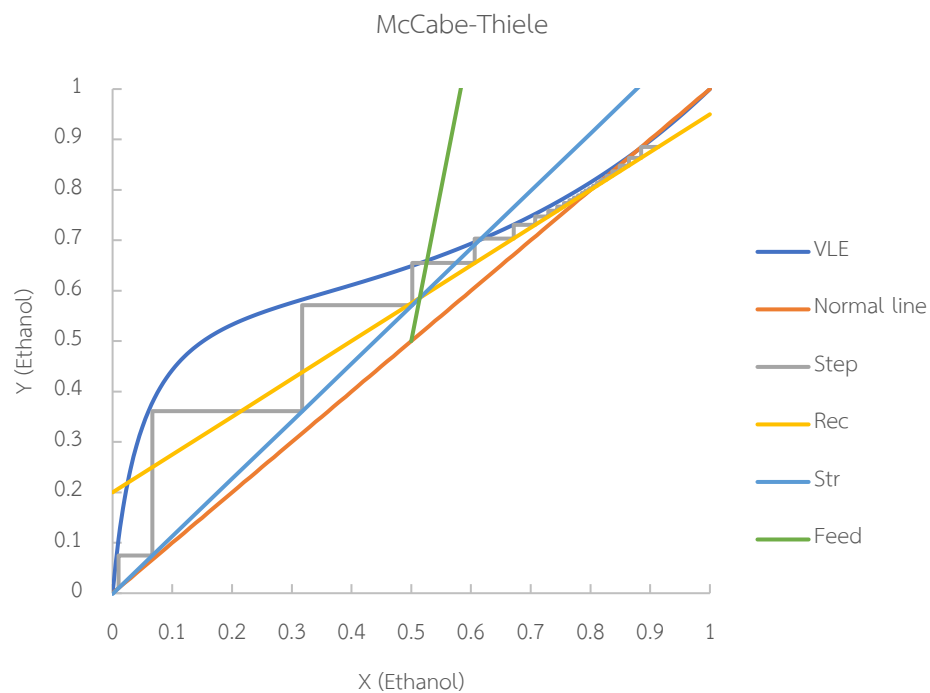
สมการที่ 12

$$q = \frac{\Delta H^{vap} + C_{pl}(T_b - T_F)}{\Delta H^{vap}}$$

สมการที่ 13

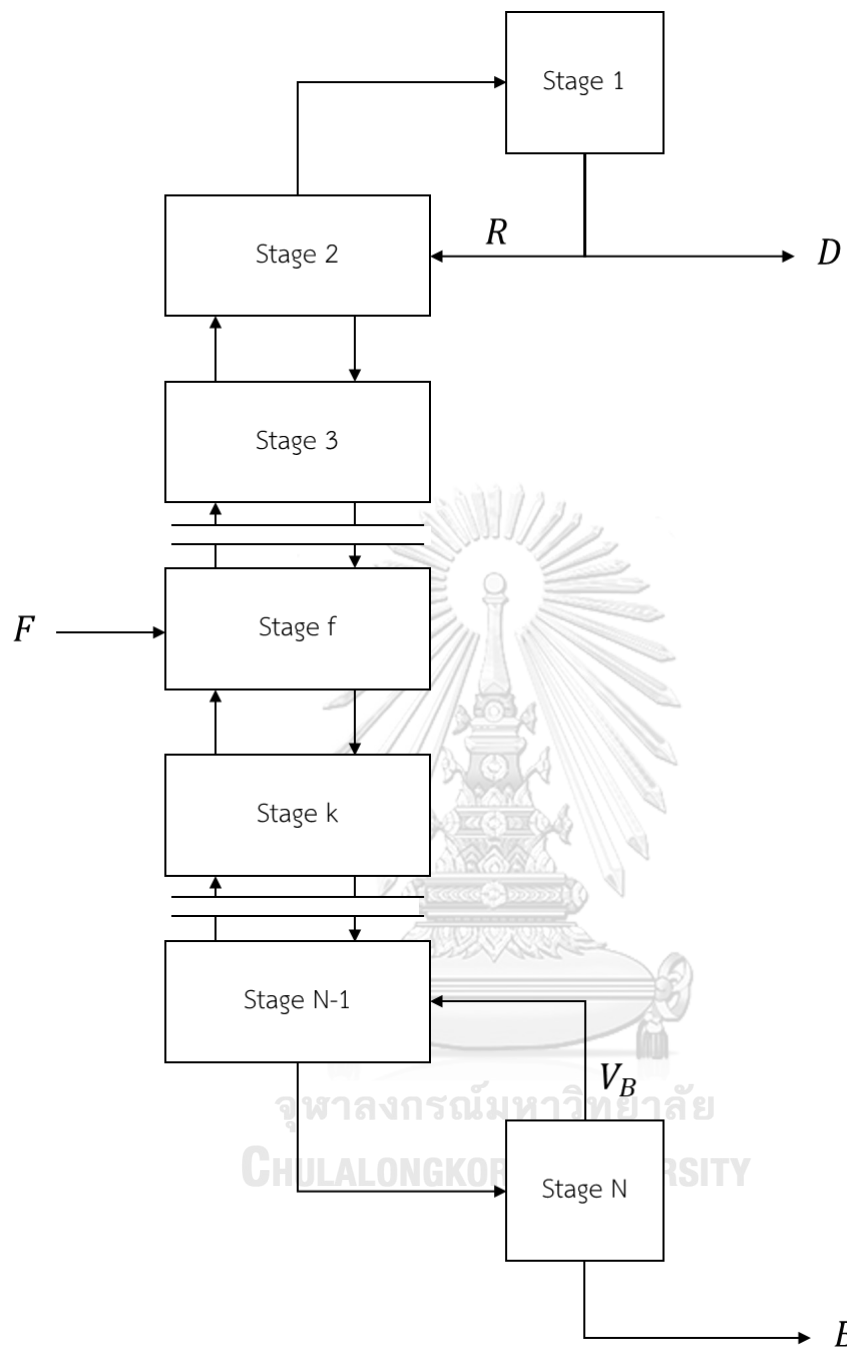
ตารางที่ 4 ประกาศตัวแปร

ตัวแปร	ความหมาย
y_{i+1}	เศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นเอทานอลในสถานะไอในชั้นสมดุลถัดไป
x_{i+1}	เศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นเอทานอลในสถานะของเหลวในชั้นสมดุลถัดไป
y_i	เศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นเอทานอลในสถานะของไอในชั้นสมดุลปัจจุบัน
x_i	เศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นเอทานอลในสถานะของเหลวในชั้นสมดุลปัจจุบัน
X_D	เศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นเอทานอลในสถานะของเหลวในชั้นสมดุล ณ ขาออกยอดหอกลั่น
X_B	เศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นเอทานอลในสถานะของเหลวในชั้นสมดุล ณ ขาออกก้นหอกลั่น
Z_F	เศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นเอทานอลในสายขาเข้า
R	รีฟลัก เรโซ
V_B	บอยอัฟ เรโซ
y_j, x_j	เศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นเอทานอลที่ทับกันของสมการที่ 10 11 และ 12
ΔH^{vap}	ความร้อนของการเป็นไอของสายขาเข้า
C_{pl}	ความจุความร้อนเฉพาะของสายขาเข้า
T_b	อุณหภูมิจุดเดือดของสารในสายขาเข้า
T_F	อุณหภูมิจุดของสารในสายขาเข้า



รูปภาพที่ 6 ตัวอย่างการคำนวณ McCabe-Thiele

Rigorous Method เป็นอีกวิธีหนึ่งในการวิเคราะห์ระบบหอกลั่นที่สามารถคำนวณหาความเข้มข้นของสารในชั้นสมดุลได้โดยอาศัยสมการสมดุลไอและของเหลวเช่นเดียวกับวิธีของ McCabe แต่จะถูกคิดขั้นต่อขั้นด้วยสมการสมดุลมวลและพลังงานซึ่งหากอ้างอิงจากรูปภาพที่ 7 จะมีชุดสมการในการคำนวณดังนี้ และการคำนวณในรูปแบบนี้สามารถคำนวณได้ผ่านโปรแกรมเสมือนอย่าง Aspen Plus



รูปภาพที่ 7 รูปอ้างอิงสมการในการคำนวณแบบ Rigorous

1.) ที่ชั้นขาเข้า ($k=f$)

$$\frac{dM_F}{dt} = F + L_{f-1} + V_{f+1} - L_f - V_f \quad \text{สมการที่ 14}$$

$$\frac{dM_f x_{f,i}}{dt} = F z_{f,i} + L_{f-1} x_{f-1,i} + V_{f+1} y_{f+1,i} - L_f x_{f,i} - V_f y_{f,i} \quad \text{สมการที่ 15}$$

$$\frac{dM_f h_f}{dt} = F h_{f,i} + L_{f-1} h_{f-1} + V_{f+1} H_{f+1} - L_f h_f - V_f H_f \quad \text{สมการที่ 16}$$

2.) ที่ชั้นสมดุล ($1 < k < N$)

$$\frac{dM_k}{dt} = L_{k-1} + V_{k+1} - L_k - V_k \quad \text{สมการที่ 17}$$

$$\frac{dM_k x_{k,i}}{dt} = L_{k-1} x_{k-1,i} + V_{k+1} y_{k+1,i} - L_k x_{k,i} - V_k y_{k,i} \quad \text{สมการที่ 18}$$

$$\frac{dM_k h_k}{dt} = L_{k-1} h_{k-1} + V_{k+1} H_{k+1} - L_k h_k - V_k H_k \quad \text{สมการที่ 19}$$

3.) ที่ชั้นรีฟลักตรัม ($k=1$)

$$\frac{dM_1}{dt} = V_2 - R - D \quad \text{สมการที่ 20}$$

$$\frac{dM_1 x_{1,i}}{dt} = V_2 y_{2,i} - (R + D) x_{D,i} \quad \text{สมการที่ 21}$$

$$\frac{dM_1 h_1}{dt} = V_2 H_2 - (R + D) h_1 - Q_c \quad \text{สมการที่ 22}$$

4.) ที่ชั้นรีบอยเลอร์ ($k=N$)

$$\frac{dM_N}{dt} = L_{N-1} - B - V_B \quad \text{สมการที่ 23}$$

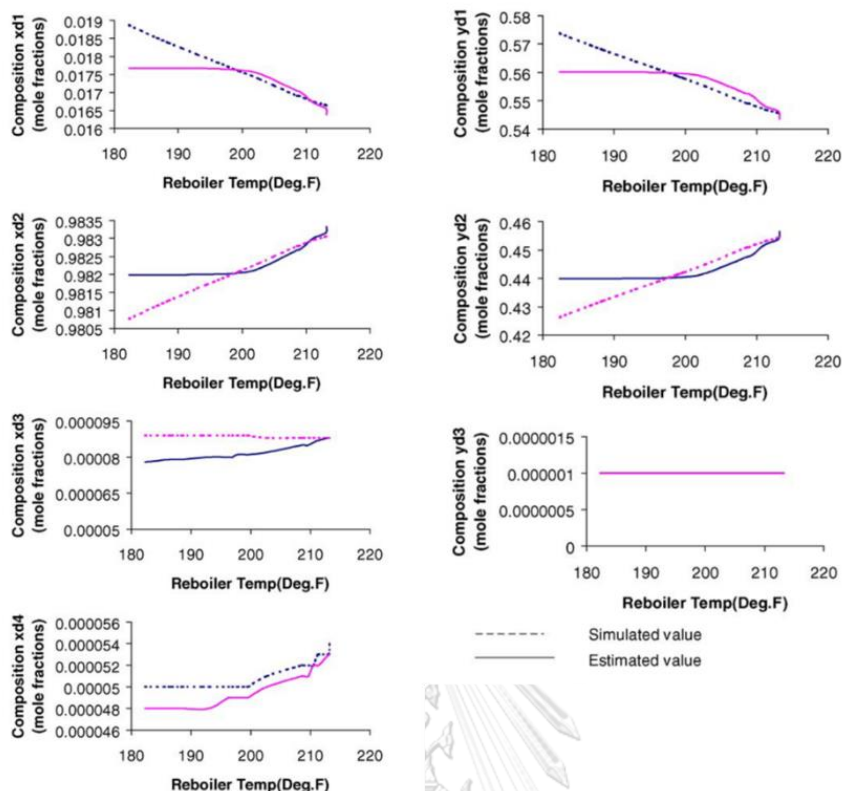
$$\frac{dM_N x_{N,i}}{dt} = L_{N-1} x_{N-1,i} - B x_{B,i} - V_B y_{N,i} \quad \text{สมการที่ 24}$$

$$\frac{dM_N h_N}{dt} = L_{N-1} h_{N-1,i} - B h_N - V_B H_N + Q_B \quad \text{สมการที่ 25}$$

2.2 การทบทวนวรรณกรรม

2.2.1 ทำนายระบบหอกลับด้วยการเรียนรู้เชิงลึก

Vijander Singh (2004) ทำการทดลองในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายค่าความเข้มข้นสารในระบบหอกลับจากอุณหภูมิของแต่ละชั้น โดยมีจำนวนชุดข้อมูลจากการจำลองเพื่อใช้ในการสอนและทดสอบ 110 และ 20 ชุดข้อมูล จากรูปที่ 8 ซึ่งเป็นผลการทดสอบพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมยังไม่สามารถทำนายค่าที่มีประสิทธิภาพได้ถึงแม้ว่า จะมีหน่วยการคำนวณทั้งหมด 105 หน่วยในชั้นซ่อนซึ่งเป็นข้อสังเกตว่าการมีหน่วยการคำนวณมากและใกล้เคียงกับจำนวนชุดข้อมูลที่สอนยังไม่สามารถทำให้ระบบสามารถทำนายระบบหอกลับได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่มีระยะเวลาในการคำนวณที่สั้นกว่าการจำลองถึงร้อยละ 68.75 [12]



รูปภาพที่ 8 องค์ประกอบของสารเทียบกับอุณหภูมิของหม้อต้ม [12]

Hyukwon Kwon (2020) ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายอุณหภูมิในชั้นการผลิตกลั่นแยกนอมอลบิวเทน จากไอโซบิวเทน โดยมีชุดข้อมูลจากการทดลองเพื่อใช้ในการสอน 11,312 ชุดข้อมูลและทดสอบ 4849 ชุดข้อมูล และมีอัตราการไหลเข้าสู่หอกลั่น (Reflux flow rate) อัตราการไหลของไอน้ำ (Reboiler steam flow rate) และความดันเป็นตัวแปรต้นเนื่องจากมีความสัมพันธ์ต่ออุณหภูมิในชั้นผลิต ซึ่งอุณหภูมิในชั้นผลิตนั้นสามารถแทนความเข้มข้นของผลิตภัณฑ์เนื่องจากที่สถานะ อุณหภูมิ และความดันค่าหนึ่งนั้นสามารถมีความเข้มข้นของสารได้เพียงค่าเดียวเมื่อเข้าสู่สมดุล และการวัดอุณหภูมินั้นสามารถทำได้สะดวกกว่าการวัดความเข้มข้นของสารโดยตรง ซึ่งผลการทดสอบพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำนายได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยที่มีค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองอยู่ 0.0791 โดยที่มีหน่วยการคำนวณ 30 หน่วย [9]

Yeonju Shin (2020) มีการใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับลำดับการเขียนโปรแกรมกำลังสอง (Successive quadratic programming) เพื่อใช้ในการควบคุมหอกลั่นแยกโพเพนโดยที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายอุณหภูมิของชั้นที่ 4 และความเข้มข้นของโพเพนขาออกยอดหอล่างหน้าเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงค่าควบคุมหรือมีการรบกวนต่อระบบ เป็นผลทำให้ระบบนั้นมีความกว้างของความเข้มข้นผลิตภัณฑ์ที่น้อยกว่าและ เข้าสู่สมดุลเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงค่าควบคุมได้รวดเร็วกว่าการใช้ระบบควบคุมทั่วไปอย่างระบบควบคุมพีไอถึงประมาณร้อยละ 61 ชุดข้อมูลจากโปรแกรมเสมือนในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมมีจำนวนเท่ากับ 1,475 ชุดข้อมูลโดยมีหน่วยการคำนวณ ณ ชั้นซ่อนที่ 15 หน่วยและมีผลทดสอบค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองที่ 1.19×10^{-8} [13] ทำให้เห็นว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายระบบหอกลั่นนั้นสามารถทำให้ควบคุมระบบได้มีประสิทธิภาพมากขึ้นแต่ยังมีปัญหาในเรื่องของความต้องการชุดข้อมูลขนาดใหญ่ในการทำให้ระบบทำนายมีประสิทธิภาพ

2.2.2 วิธีแก้ปัญหากหากมีจำนวนข้อมูลจำกัดกับการเรียนรู้เชิงลึก

Yu-Da Hsiao (2021) ใช้หลักการถ่ายทอดความรู้ (Transfer Learning) เพื่อลดจำนวนชุดข้อมูลในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในการทำนายค่าความเข้มข้นขาออกหอกลั่นแยกบิวเทน ซึ่งทำให้ระบบสามารถทำนายผลได้อย่างมีประสิทธิภาพตั้งแต่ 90 ชุดข้อมูลขึ้นไปโดยที่มีหน่วยการคำนวณ 80 หน่วยต่อชั้นในชั้นซ่อน และพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมทั่วไปนั้นสามารถทำงานได้ใกล้เคียงกับโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้วิธีถ่ายทอดความรู้ เมื่ออัตราส่วนของจำนวนหน่วยการคำนวณในชั้นซ่อนที่มากที่สุดต่อข้อมูลที่ใช้ในการสอน มีค่าตั้งแต่ 0.45 ขึ้นไป [14]

บทที่ 3 การทำวิจัย

3.1 แผนการดำเนินงาน

แผนดำเนินการของงานวิจัยได้ถูกแบ่งเป็นหัวข้อทั้งหมด 5 หัวข้อดังแสดงในตารางที่ 5

ตารางที่ 5 แผนการดำเนินงานและรายละเอียด

3.1.1 ออกแบบหอกลั่นแยกเอทานอลและน้ำ (Designing Ethanol-Water Distillation)

- ระบุจำนวนชั้นภายในหอกลั่น
 - ระบุตำแหน่งชั้นภายในหอกลั่นเพื่อใช้ในการควบคุมอุณหภูมิ
-

3.1.2 เก็บข้อมูลจากหอกลั่นเอทานอลและน้ำจากที่ออกแบบ

- คำนวณหาความเข้มข้นขาออกของหอกลั่นที่ออกแบบตามการเปลี่ยนแปลงจากตัวแปรจากโปรแกรม Aspen Plus (Collected Data of Designed Distillation from Aspen Plus)
 - คำนวณหาความเข้มข้นขาออกของหอกลั่นที่ออกแบบตามการเปลี่ยนแปลงจากตัวแปรจากวิธี McCabe-Thiele (Collected Data of Designed Distillation from McCabe-Thiele)
-

3.1.3 ศึกษาและออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Studying and Training Artificial Neural Network)

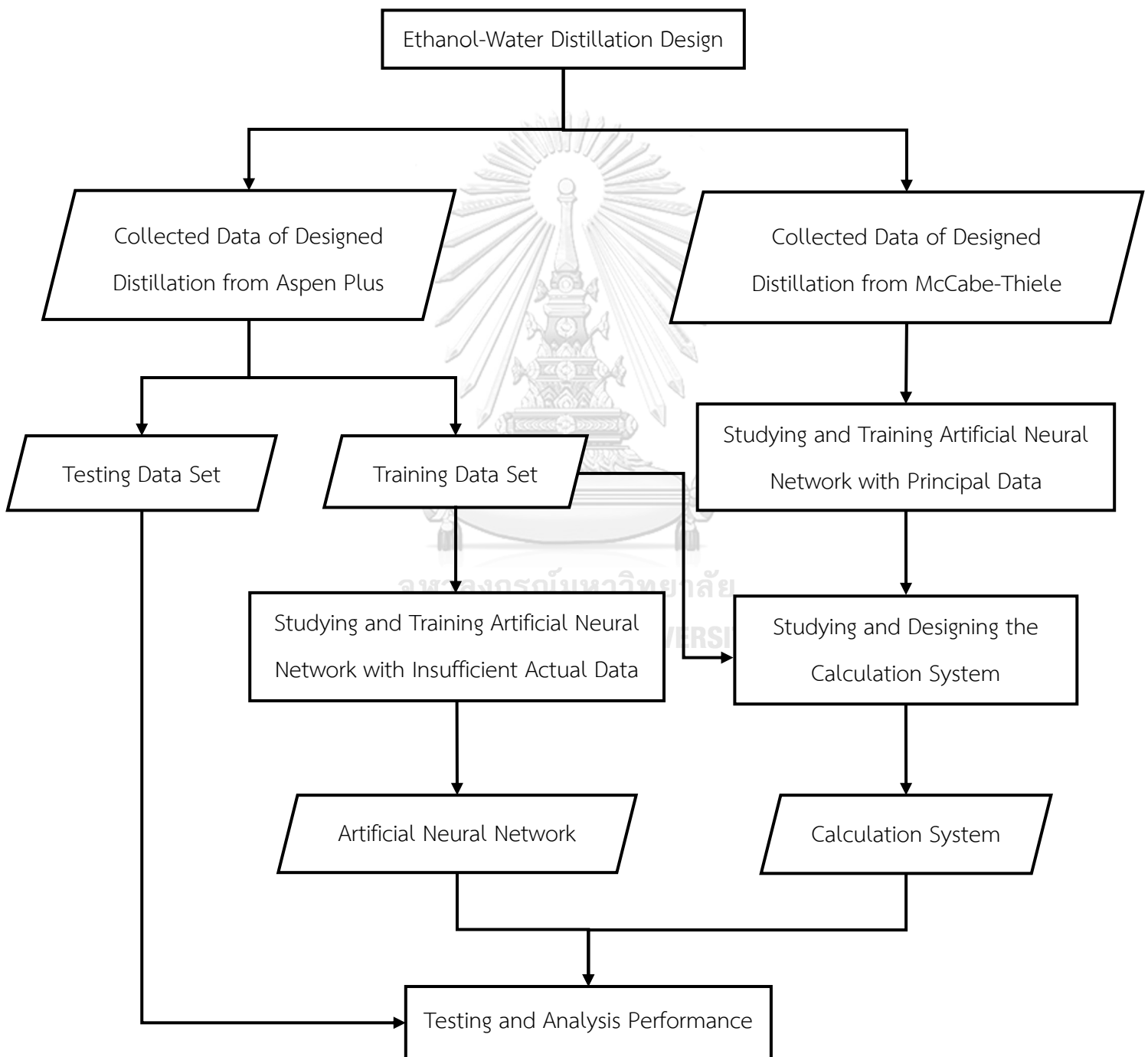
- ออกแบบตัวแปรขาเข้าและออกของโครงข่ายประสาทเทียม
 - ศึกษาและสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลจริงที่มีจำกัด (Studying and Training Artificial Neural Network with Sufficient Actual Data)
 - ศึกษาและสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลพื้นฐานจากการคำนวณแบบ (Studying and Training Artificial Neural Network with Principal Data)
-

3.1.4 ออกแบบและศึกษาระบบการคำนวณเพื่อรองรับข้อมูลที่มีจำกัด (Studying and Designing the Calculation System For Sufficient Actual Data)

- ออกแบบระบบการคำนวณโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกสอนด้วยข้อมูลพื้นฐาน
-

3.1.5 ทดสอบและวิเคราะห์ผลในเรื่องประสิทธิภาพของการทำงาน (Testing and Analysis Performance)

- ทดสอบประสิทธิภาพของระบบคำนวณและโครงข่ายประสาทเทียม
- วิเคราะห์ผลการทำนายระหว่างระบบการคำนวณและโครงข่ายประสาทเทียม



รูปภาพที่ 9 แผนผังการดำเนินงาน

3.2 ขั้นตอนการทำวิจัย

ขั้นตอนการทำวิจัยเพื่อการค้นหาและออกแบบระบบการคำนวณที่มีพื้นฐานมาจากโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อสามารถใช้ในการทำนายความเข้มข้นขาออกยอดหอและกันหอของหอกลั่นอย่างมีประสิทธิภาพ ถูกแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนได้แก่ กระบวนการออกแบบการศึกษา, กระบวนการเก็บข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา, กระบวนการศึกษาและทดสอบ

3.2.1. กระบวนการออกแบบการศึกษา (Design of Study Process)

3.2.1.1 ออกแบบหอกลั่นแยกเอทานอลและน้ำ (Designing Ethanol-Water Distillation)

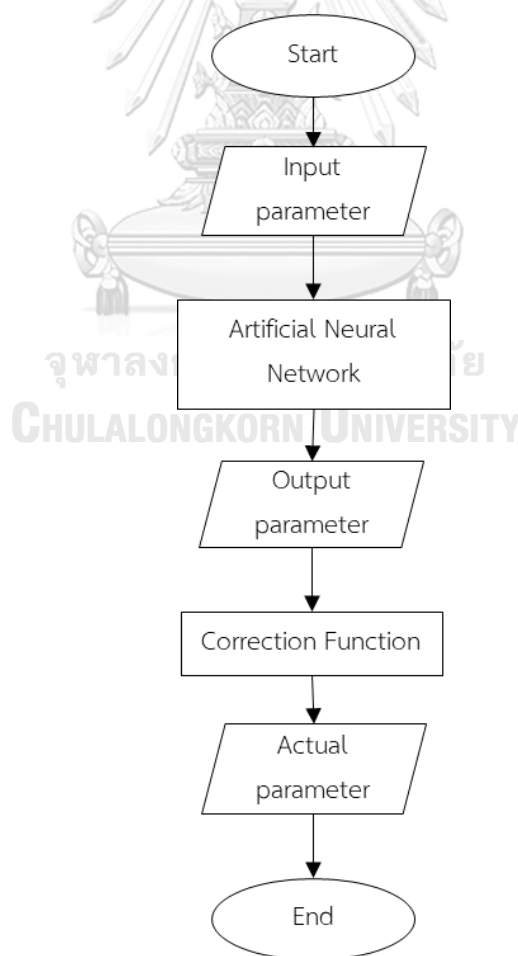
ข้อกำหนดในการออกแบบหอกลั่นนั้นถูกอ้างอิงจากหอกลั่นเอทานอลและน้ำที่จะถูกสร้างเพื่อเป็นอุปกรณ์ในการทดลองโดยมีพื้นที่จำกัด ดังนั้นความสูงของหอกลั่นจึงถูกกำหนดไว้ที่ 10 เมตรและเส้นผ่านศูนย์กลางของหอกลั่นมีค่าเท่ากับ 4 นิ้วตามขนาดมาตรฐานของท่อ ข้อกำหนดร้อยละความเข้มข้นผลิตภัณฑ์ของเอทานอลโดยโมลในการกลั่นมีค่าเท่ากับ ร้อยละ 80 และ 1 โดยโมลที่ยอดหอกลั่นและกันหอกลั่นตามลำดับโดยที่มีความดันที่ยอดหอเท่ากับ 2 บาร์สัมบูรณ์ การคำนวณในการออกแบบนั้นจะถูกคำนวณในโปรแกรมจำลองกระบวนการเชิงพาณิชย์ Aspen plus V11

การรักษาเสถียรภาพของหอกลั่นในขณะทำงาน นั้นเป็นสิ่งจำเป็นในการทดลอง ดังนั้นจึงต้องมีการควบคุมอุณหภูมิภายในหอกลั่น [15] โดยตำแหน่งที่ใช้ควบคุมนั้นมีความสำคัญอย่างยิ่งดังนั้นการเลือกลำดับชั้นในการควบคุมนั้นจะถูกเลือกจากเกณฑ์ดังนี้

1. ตำแหน่งในการควบคุมไม่ควรที่ขอบของหอกลั่นควรอยู่ระหว่างหอกลั่น [16]
2. ตำแหน่งในการติดตั้งตำแหน่งวัดอุณหภูมิควรหลีกเลี่ยงการติดตั้งในลำดับชั้นที่มีความต่างของอุณหภูมิระหว่างชั้นที่มีค่าต่ำ เนื่องจากการควบคุมนั้นจะถูกควบคุมจากการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ หากตำแหน่งที่ติดตั้งเป็นตำแหน่งในช่วงที่การเปลี่ยนแปลงเกิดน้อย จะส่งผลให้ไม่สามารถควบคุมได้อย่างมีประสิทธิภาพ [17]
3. ตำแหน่งในการควบคุมอุณหภูมินั้นควรมีการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิที่ต่ำเมื่อพบกับกับการเปลี่ยนแปลงของความเข้มข้นขาเข้าที่ไม่ได้เจตนา [15]

3.2.1.2 ออกแบบระบบการคำนวณเพื่อรองรับข้อมูลที่มีจำกัด (Designing the Calculation System For Insufficient Actual Data)

โครงข่ายประสาทเทียมนั้นสามารถทำนายผลได้อย่างมีประสิทธิภาพหากมีข้อมูลจำนวนมาก และหอกลั่นนั้นมีทฤษฎีหลายทฤษฎีที่สามารถคำนวณเพื่อทำนายผลของการเปลี่ยนแปลงตัวแปรที่ส่งผลต่อความเข้มข้นขาออกของหอกลั่น ดังนั้นหากเราใช้ข้อมูลจำนวนมากที่มาจากการคำนวณของทฤษฎีเบื้องต้นเพื่อสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้เข้าในความสัมพันธ์ของระบบหอกลั่น ซึ่งในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้ข้อมูลที่มาจากการคำนวณแบบ McCabe-Thiele เป็นข้อมูลเบื้องต้น(Principal Data) จำนวนมากในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งค่าความเข้มข้นขาออกที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าว จะถูกนำมาคำนวณแก้ไขจากความสัมพันธ์ที่สร้างขึ้น (Correction Function) ซึ่งมาจากข้อมูลจริงที่มีจำกัด(Insufficient Actual Data) ที่ถูกคำนวณขึ้นจากโปรแกรม Aspen Plus V11 โดยมีแผนภาพของระบบคำนวณตามรูปที่ 10



รูปภาพที่ 10 แผนผังระบบในการคำนวณ

3.2.1.3 ออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Designing Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมจะถูกสร้างขึ้นด้วยโปรแกรม Python ในระบบไลบรารี Keras โดยมีสรุปเครื่องมือและตัวแปรในการศึกษาตามตารางที่ 5 ซึ่งมีรายละเอียดและเหตุผลดังนี้ ตัวแปรขาเข้าประกอบไปด้วยตัวแปรที่มีผลต่อการควบคุมการทำงานของหอกลั่น ซึ่งมีความรวดเร็วต่อการเปลี่ยนแปลงและสามารถวัดค่าได้สะดวกได้แก่ อุณหภูมิของชั้นที่ถูกควบคุมอุณหภูมิภายในหอกลั่น(T_s) อัตราส่วนของอัตราไหลเชิงโมลของสายรีฟลักต์สายขาเข้า(R/F) ความดันของยอดหอกลั่น(P) และเศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นของเอทานอลขาเข้า(Z_p) โดยที่ตัวแปรขาออกนั้นคือเศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นเอทานอลขาออกยอดหอ(X_D) และกันหอ(X_B) ซึ่งเป็นตัวแปรที่มีความล่าช้าในการเปลี่ยนแปลงและวัดผล

โครงข่ายประสาทเทียมมีสองชั้นในชั้นซ่อน ซึ่งช่วงในการศึกษาคือ 10 ถึง 50 หน่วยการคำนวณในชั้นแรกและ 10 หน่วยการคำนวณในชั้นสอง เนื่องจากการมีจำนวนหน่วยการคำนวณในชั้นแรกมากกว่าชั้นที่สองสามารถทำให้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมมีแนวโน้มของประสิทธิภาพในการทำนายได้ดีมากขึ้น [5] และฟังก์ชันกระตุ้น(Activation Function) ที่ใช้ในชั้นซ่อนคือ ฟังก์ชันเส้นตรงที่ถูกปรับแก้(ReLU) เนื่องจากเป็นฟังก์ชันที่สามารถเรียนรู้ได้อย่างไม่อึดตัว [18] ต่างจากไฮเพอร์โบลิคแทนเจนต์ และฟังก์ชันซิกมอยด์ที่ถูกกำหนดให้อยู่ในช่วงค่าค่าหนึ่ง และเนื่องจากเศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นของเอทานอลขาออกที่ต้องการในการทำนายนั้นอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ดังนั้นฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นขาออกจะถูกใช้เป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ที่มีค่าจำกัดจากการคำนวณในช่วงเดียวกัน อัลกอริทึมที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมคือ Adam ซึ่งเป็นรูปแบบในการคำนวณย้อนกลับที่มีประสิทธิภาพและสามารถเรียนรู้ได้อย่างรวดเร็ว [19]

โครงข่ายประสาทเทียมจะถูกสุ่มค่าน้ำหนักเริ่มต้น(Random Initialization Weight) ก่อนที่จะถูกคำนวณย้อนกลับ (Back Propagation) เพื่อหาน้ำหนักที่ทำนายค่าได้ดีขึ้น โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกสอน 100 ครั้งและเลือกครั้งที่มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองที่ต่ำที่สุดของข้อมูลชุดทดสอบ (Mean Square Error of Testing Data) เพื่อให้มั่นใจว่าน้ำหนักที่ได้นั้นไม่ใช่ผลลัพธ์ที่เป็นจุดอานม้า ตัวแปรขาเข้าได้แก่ อุณหภูมิของชั้นภายในหอกลั่น(T_s) อัตราส่วนระหว่างอัตราไหลเชิงโมลของรีฟลักต์และสายขาเข้า และความดันยอดหอ(R/F) จะถูกบรรทัดฐาน(Normalize) โดยค่าที่มากที่สุดและน้อยที่สุดของแต่ละตัวแปรจะถูกปรับเป็น 1 และ 0 ตามลำดับเพื่อทำให้การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมลู่เข้าค่าตอบได้รวดเร็วขึ้นและมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น [20]

ตารางที่ 6 เครื่องมือและตัวแปรในการศึกษาและออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม

ตัวแปรขาเข้า (Input Variable)	: อุณหภูมิของชั้นภายในหอกกลั่น (T_3) : อัตราส่วนระหว่างอัตราไหลเชิงโมลของรีฟลักและสายขาเข้า (R_F) : ความดันยอดหอ (P) : เศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นของเอทานอลขาเข้า (Z_f)
ตัวแปรขาออก (Output Variable)	: ความเข้มข้นเอทานอลขาออกยอดหอ (X_D) : ความเข้มข้นเอทานอลขาออกก้นหอ (X_B)
ชั้นซ่อน (Hidden Layer)	
หน่วยการคำนวณในชั้นที่ 1	: 10 – 50 หน่วยการคำนวณ
หน่วยการคำนวณในชั้นที่ 2	: 10 หน่วยการคำนวณ
ฟังก์ชันกระตุ้น	
ชั้นซ่อน (Hidden Layer)	: ฟังก์ชันเส้นตรงที่ถูกปรับแก้ (ReLU)
ชั้นขาออก (Output Layer)	: ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid)
การคำนวณย้อนกลับ (Back propagation)	: Adam (Adaptive Moment Estimation)

3.2.2 กระบวนการเก็บข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา (Collecting Data Process)

3.2.2.1 คำค้นหาความเข้มข้นขาออกของหอกกลั่นที่ออกแบบตามการเปลี่ยนแปลงจากตัวแปรจากโปรแกรม Aspen Plus (Collected Data of Designed Distillation from Aspen Plus)

การเก็บข้อมูลนั้นจะถูกเก็บจากโปรแกรม Aspen plus โดยถูกสมมติให้เป็นข้อมูลจริง (Actual Data) ที่จะถูกนำมาใช้เป็นชุดข้อมูลจริงที่มีอยู่จำกัด โดยที่มีช่วงในการปรับค่าตัวแปรแปรผันเพื่อศึกษาความเข้มข้นขาออกยอดหอและก้นหอตามตารางที่ 7 ค่าของอุณหภูมิของชั้นควบคุมภายในหอกกลั่นนั้นถูกกำหนดจากขั้นตอนการออกแบบหอกกลั่นโดยเป็นข้อมูลของหอกกลั่นที่สามารถกลั่นได้ความเข้มข้นที่ถูกออกแบบในสภาพความดันที่ 1.9 2.0 และ 2.1 บาร์สัมบูรณ์ ซึ่งมีค่าเท่ากับ 98.1 99.6 101 องศาเซลเซียส ตามลำดับ เพื่อใช้เป็นตัวแปรคงตัวใน ๓ ความดันในขณะที่เปลี่ยนแปลงค่าความเข้มข้นเอทานอลขาเข้าและ อัตราส่วนรีฟลัก

ข้อมูลจริงนั้นถูกคำนวณขึ้นภายใต้ช่วงในการเปลี่ยนตัวแปรแปรผันในช่วงที่กำหนดตามตาราง 7 จำนวน 2 ชุดข้อมูลคือ ข้อมูลที่ใช้ทดสอบ และข้อมูลที่ใช้สอนและศึกษาโดยมีจำนวนข้อมูลเท่ากับ 100 และ 45 ตามลำดับ ข้อมูลที่ใช้สอนและศึกษาทั้งหมด 45 ข้อมูลนั้นจะถูกศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแปรผันและความเข้มข้นขาออกในขั้นตอนของการทดสอบระบบการคำนวณก่อนจะถูกสุ่มจำนวน 1 ใน 3 ของข้อมูลเพื่อใช้ในการสร้างและทดสอบระหว่างระบบการคำนวณและโครงข่ายประสาทเทียม

ตารางที่ 7 ตัวแปรปรับค่าที่ส่งผลต่อความเข้มข้นขาออกหอกลิ้นและจำนวนข้อมูลของข้อมูลจริง

ตัวแปรปรับค่า	ช่วงค่าในการปรับ	
- เศษส่วนโดยโมลของเอทานอลขาเข้า (Z_F)	0.49, 0.5, 0.51	
- อัตราส่วนรีฟลัก (R_F)	1.35 - 1.67	
- ความดันยอดหอกลิ้น (P)	1.9, 2.0, 2.1 (บาร์)	
- อุณหภูมิของชั้นควบคุมภายในหอกลิ้น (T_s)	98.1, 99.6, 101 (องศาเซลเซียส)	
จำนวนข้อมูลที่ถูกเก็บผล		
- ข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Testing Data)	100	ข้อมูล
- ข้อมูลที่ใช้สอนและศึกษา (Study and Training Data)	45	ข้อมูล
- ข้อมูลที่ใช้ในการสอนและตรวจสอบ (Training and Validate Data)	16	ข้อมูล

3.2.2.2 คำนวณหาความเข้มข้นขาออกของหอกลิ้นที่ออกแบบตามการเปลี่ยนแปลงจากตัวแปรจากวิธี McCabe-Thiele (Collected Data of Designed Distillation from McCabe-Thiele)

การเก็บข้อมูลนั้นจะถูกเก็บจากการคำนวณแบบ McCabe-Thiele โดยเป็นข้อมูลพื้นฐานในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมในระบบการคำนวณที่ออกแบบ โดยที่มีการคำนวณหาตัวแปรอัตราส่วนรีฟลักและอัตราส่วนบอยอัพที่สามารถกลั่นได้ความเข้มข้นขาออกยอดหอ ก้นหอและความเข้มข้นแต่ละลำดับชั้น ณ ความดันและความเข้มข้นเอทานอลขาเข้า ตามตารางที่ 8 โดยที่มีลำดับชั้นสมดุลภายในหอเท่ากับหอกลิ้นที่ถูกออกแบบ

ข้อมูลพื้นฐานนั้นถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ ข้อมูลที่ใช้ทดสอบ และข้อมูลที่ใช้สอนและตรวจสอบโดยมีจำนวนข้อมูลเท่ากับ 1,400 และ 14,000 ข้อมูลที่ใช้ทดสอบจะถูกใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพในการทำนายของโครงข่ายประสาทเทียมในระบบการ

คำนวณ หลังจากการถูกสอนเพื่อเป็นการวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมว่าสามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรขาเข้าและออกของข้อมูลชุดพื้นฐานได้ดีหรือไม่ ก่อนจะถูกนำค่าที่ทำนายนำไปใช้ในการหาความสัมพันธ์กับข้อมูลจริงที่ใช้ในการสอนเพื่อทดสอบในลำดับถัดไป

ตารางที่ 8 ตัวแปรปรับค่าที่ส่งผลต่อความเข้มข้นขาออกหอกลับและจำนวนข้อมูลของข้อมูลพื้นฐาน

ตัวแปรปรับค่า	ช่วงค่าในการปรับ	
- เศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นของเอทานอลขาเข้า (Z_f)	0.49, 0.5, 0.51	
- ความดันยอดหอกลับ (P)	1.9, 2.0, 2.1 (บาร์)	
- เศษส่วนโดยโมลของเอทานอลขาออกยอดหอ (X_D)	0.79 - 0.82	
- เศษส่วนโดยโมลของเอทานอลขาออกก้นหอ (X_B)	0.007 - 0.012	
จำนวนข้อมูลที่ถูกเก็บผล		
- ข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Testing Data)	1,400	ข้อมูล
- ข้อมูลที่ใช้ในการสอนและตรวจสอบ (Training and Validate Data)	13,000	ข้อมูล

3.2.3 กระบวนการศึกษาและทดสอบ (Study and Testing Process)

3.2.3.1 ศึกษากระบวนการคำนวณ (Studying the Calculation System)

การทดสอบระบบการคำนวณที่ถูกออกแบบขึ้นนั้นถูกแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน ได้แก่ การสอน-ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลพื้นฐาน ศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปรแปรผลที่มีผลต่อความเข้มข้นขาออกยอดหอ และการหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าจากการทำนายและข้อมูลจริงที่มีอยู่จำกัด

3.2.3.1.1 การสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลพื้นฐาน (Training and Testing Artificial Neural Network with Principal Data)

โครงข่ายประสาทเทียมจะถูกสอนและทดสอบด้วยข้อมูลพื้นฐาน(Principal Data) และถูกศึกษาพฤติกรรมและประสิทธิภาพในการทำนายตามขอบเขตการศึกษาโครงข่ายประสาทเทียม

3.2.3.1.2 ศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปรแปรผันที่มีผลต่อความเข้มข้นขาออกหอกลับ (Studying Affected Variables of Concentration Output)

เนื่องจากตัวแปรปรับค่าหรือตัวแปรแปรผันนั้นมีผลต่อความเข้มข้นขาออกทั้งสิ้น ดังนั้น จึงต้องมีการศึกษาเพื่อสร้างความเข้าใจของการเปลี่ยนแปลงนั้นๆ โดยที่ค่าความเข้มข้นขาออกที่ถูกทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นจากข้อมูลพื้นฐาน จะถูกนำมาศึกษาหาความสัมพันธ์กับค่าความเข้มข้นขาออกข้อมูลจริง 45 ข้อมูล ที่สภาวะเงื่อนไขเดียวกัน

3.2.3.1.3 การหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าจากการทำนายและข้อมูลจริงที่มีอยู่จำกัด (Determine the Correction Functions)

หลังจากศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปรแปรผันที่มีผลต่อความเข้มข้นขาออกกลับ ข้อมูลจริง 16 ข้อมูลใน 45 ข้อมูลจะถูกสุ่มเพื่อใช้ในการหาสมการความสัมพันธ์ระหว่างค่าทำนายจากโครงข่ายประสาทเทียมและค่าจากข้อมูลจริง โดยค่าทำนายและค่าจริงนั้น จะอยู่ในรูปของตัวแปรรวมโดยมีทั้งหมด 5 รูปแบบซึ่งถูกแสดงดังตารางที่ 16 และ 17 สุดท้ายสมการความสัมพันธ์ของตัวแปรรวมที่กล่าวมาจะถูกเรียกว่าฟังก์ชันปรับแก้ (Correction Functions)

3.2.3.2 ศึกษาโครงข่ายประสาทเทียม (Studying the Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมจะถูกสอนและตรวจสอบด้วยข้อมูลจริงจำนวน 16 ข้อมูล โดยที่เป็นข้อมูลชุดเดียวกันที่ใช้ในการหาสมการความสัมพันธ์ในหัวข้อที่ 3.2.3.1.3 และมีขอบเขตการศึกษาโครงข่ายประสาทเทียมเช่นเดียวกับโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกสอนด้วยข้อมูลพื้นฐาน เพื่อหาโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความสามารถในการทำนายได้ดีที่สุดในการทดสอบกับระบบการคำนวณ

3.2.3.3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายและวิเคราะห์ผล (Comparison and Analysis of Performance)

ระบบการคำนวณและโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกวิเคราะห์ผลและวัดผลประสิทธิภาพจากค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง จากข้อมูลจริงจำนวน 100 ข้อมูล

บทที่ 4

ผลการทดลองและวิเคราะห์ผล

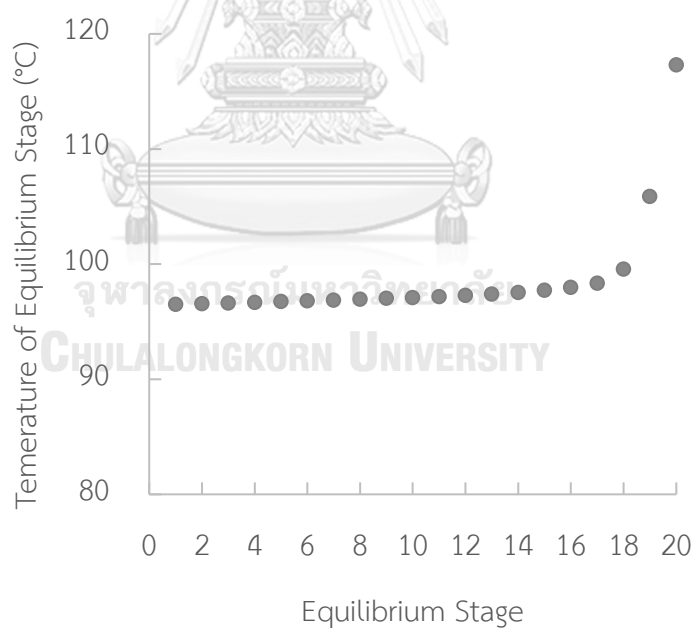
4.1. ผลการออกแบบและข้อมูลของหอกลั่นเอทานอลและน้ำ (Result and Data of Designed Ethanol-Water Distillation Column)

จากข้อกำหนดของพื้นที่ในการสร้างหอกลั่นส่งผลให้หอกลั่นนั้นมีขนาดเล็ก ทำให้มีการเลือกรูปแบบภายในหอกลั่นเป็นแบบ โครงสร้างบรรจุ (Structure Packing) โดยได้เลือกเป็น BxPlus เนื่องจากมีความดันลด (Pressure Drop) ที่ต่ำที่ 0.1 – 0.5 มิลลิบาร์ ต่อหนึ่งชั้นสมดุล (Equilibrium Stage) และค่าของความสูงต่อหนึ่งชั้นสมดุลอยู่ที่ 0.2 – 0.5 เมตร [21] ซึ่งมีความเหมาะสมในการสร้างหอกลั่นขนาดเล็ก และจากการปรึกษากับผู้จัดจำหน่ายของทางบริษัททำให้ได้ข้อสรุปที่ว่าจำนวนชั้นสมดุลภายในหอกลั่นนั้นจะมีค่าเท่ากับ 19 ชั้นโดยรวมเครื่องต้ม (Reboiler) ในตารางที่ 9 คือผลจากการคำนวณด้วยโปรแกรม Aspen Plus ของหอกลั่นเพื่อให้ได้เศษส่วนโดยโมลของเอทานอลขาออกยอดหอ (X_D) และก้นหอ (X_B) 0.8 และ 0.01 ที่ความดัน 2 บาร์สัมบูรณ์ การทดสอบหาชั้นสมดุลที่เหมาะสมในการควบคุมอุณหภูมิ ตามวิธีในหัวข้อที่ 3.2.1.1 นั้นจากรูปที่ 11 พบว่าชั้นที่เหมาะสมในการควบคุมนั้นอยู่ในช่วงชั้นสมดุลที่ 18 โดยมีร้อยละการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงความเข้มข้นขาเข้าเอทานอลที่ 0.085 เมื่อเทียบกับร้อยละความเข้มข้นขาเข้าเอทานอลที่ 50 โดยมีค่าที่น้อยกว่าชั้นสมดุลที่ 17 และ 19 ที่มีค่าเท่ากับ 0.087 และ 0.098 ตามลำดับ

ตารางที่ 9 ข้อมูลเศษส่วนโดยโมลของเอทานอลของแต่ละชั้นสมดุล ณ เศษส่วนโดยโมลของเอทานอลขาออกยอดหอและก้นหอ 0.8 และ 0.01 ตามลำดับ ที่ความดัน 2 บาร์

ชั้นสมดุล	อุณหภูมิของชั้นสมดุล (°C)	X_D	X_B
1 (เครื่องควบแน่น)	96.49	0.800	
2	96.56	0.780	0.800
3	96.62	0.762	0.788
4	96.68	0.747	0.777
5	96.75	0.733	0.768
6	96.81	0.719	0.760
7	96.88	0.707	0.752

8	96.94	0.694	0.744
9	97.02	0.681	0.737
10	97.10	0.668	0.729
11	97.18	0.653	0.721
12	97.28	0.638	0.712
13	97.40	0.620	0.703
14	97.54	0.598	0.692
15	97.72	0.572	0.680
16	97.97	0.537	0.664
17	98.35	0.488	0.644
18	99.55	0.349	0.593
19	105.88	0.090	0.426
20 (เครื่องต้ม)	117.30	0.010	0.108



รูปภาพที่ 11 กราฟแสดงอุณหภูมิที่ชั้นสมดุล ณ ความเข้มข้นขาออกที่ออกแบบที่ความดัน 2 บาร์

ตารางที่ 10 คือข้อมูลจริงจำนวน 16 ข้อมูลที่ถูกสุ่มขึ้นจากชุดข้อมูลจริง 45 ข้อมูล ในตารางที่ 23 ซึ่งถูกใช้สอนและศึกษา เพื่อใช้ในการสร้างและออกแบบระบบการคำนวณ และโครงข่ายประสาทเทียม และในตารางที่ 24 คือข้อมูลจริงชุดทดสอบจำนวน 100 ข้อมูล โดยที่ T_s คืออุณหภูมิของชั้นสมดุลที่ 18 และ R_F คืออัตราการไหลโดยโมลของรีฟลักต์ต่อขาเข้า

ตารางที่ 10 ข้อมูลจริงเพื่อใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมและระบบคำนวณ

P (bar)	Z_f	RR	T_s (°C)	R_F	X_D	X_B
1.9	0.49	1.353	98.1	0.829	0.794	0.009
1.9	0.49	1.433	98.1	0.874	0.798	0.008
1.9	0.49	1.593	98.1	0.964	0.805	0.008
1.9	0.5	1.353	98.1	0.846	0.795	0.008
1.9	0.51	1.353	98.1	0.864	0.795	0.008
1.9	0.51	1.433	98.1	0.910	0.798	0.008
1.9	0.51	1.513	98.1	0.957	0.802	0.008
1.9	0.51	1.673	98.1	1.051	0.808	0.008
2	0.49	1.433	99.6	0.876	0.797	0.008
2	0.49	1.593	99.6	0.966	0.803	0.008
2	0.5	1.513	99.6	0.940	0.800	0.008
2	0.5	1.593	99.6	0.986	0.803	0.008
2.1	0.5	1.353	101	0.849	0.792	0.008
2.1	0.5	1.593	101	0.987	0.802	0.008
2.1	0.51	1.673	101	1.054	0.805	0.007
2.1	0.51	1.593	101	1.007	0.802	0.007

4.2 ผลการศึกษาระบบการคำนวณ (Result of Studying Calculation System)

4.2.1 ผลลัพธ์และการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมที่ฝึกสอนด้วยข้อมูลชุดพื้นฐาน (Result and Analyst of Trained Artificial Neural Network with Principal Data)

โครงข่ายประสาทเทียมภายในระบบการคำนวณได้ถูกสอนโดยข้อมูลพื้นฐาน (Principal Data) โดยผลของการสอนในแต่ละจำนวนหน่วยคำนวณได้ถูกแสดงในตารางที่ 11 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของความเข้มข้นขาออกที่ใช้ในการทดสอบ (Testing Loss) โดยคิดจากสมการที่ 28 นั้นมีแนวโน้มที่ลดลงเมื่อมีการเพิ่มหน่วยการคำนวณที่มากขึ้นในชั้นที่ 1 เนื่องจากความสามารถในการจับความสัมพันธ์ของตัวแปรขาเข้าและขาออกที่ดีขึ้นเมื่อมีจำนวนหน่วยการคำนวณที่เพิ่มขึ้น [22] จากรูปภาพที่ 12 ซึ่งเป็นค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของข้อมูลพื้นฐานชุดทดสอบ (Mean Square Error of Principal Testing Data) สังเกตได้ว่า ถึงแม้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของการทำนายเศษส่วนเอทานอลขาออกยอดหอ (MSE X_D) ของ 10 หน่วยการคำนวณจะมีค่าน้อยกว่าค่าของ 15 หน่วยการคำนวณ แต่ค่าของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE AVG.) ระหว่างเศษส่วนเอทานอลขาออกยอดหอ (X_D) และกันหอ (X_B) มีค่าที่ต่ำกว่า เนื่องจากค่านี้ถูกใช้เป็นเป้าหมาย ของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งหมายถึงโครงข่ายประสาทเทียมที่ฝึกสอน โดยให้มีค่าเป้าหมายที่ต่ำที่สุด จากรูปภาพที่ 13 และ 14 พบว่าการเพิ่มหน่วยการคำนวณของโครงข่ายประสาทเทียมทำให้ความแม่นยำ (Precision) ของค่าทำนายนั้นดีขึ้นจากการที่โครงข่ายประสาทเทียมที่หน่วยการคำนวณ 50-10 มีการกระจายตัวของค่าทำนายที่น้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่หน่วยการคำนวณ 10-10 แต่ถึงกระนั้นทั้งสองโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถทำนายได้ดีไม่เกิดขอบเขตร้อยละหนึ่งจากข้อมูลทดสอบ

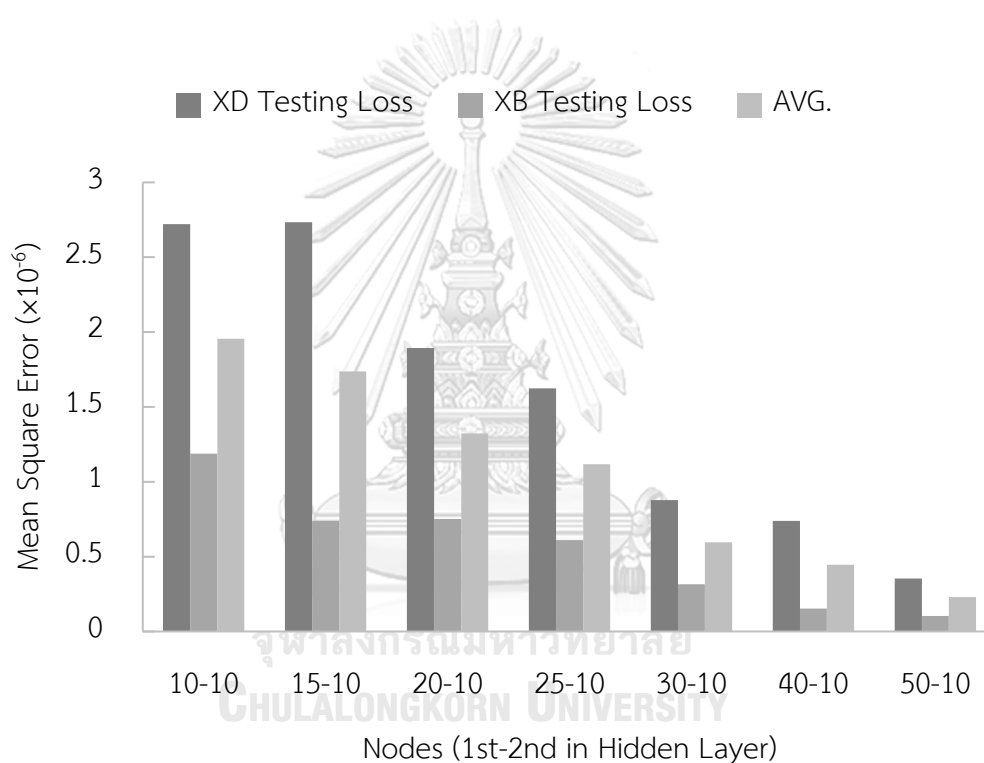
$$MSE X_D = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} (X_{D,Actual} - X_{D,Predicted})^2 \quad \text{สมการที่ 26}$$

$$MSE X_B = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} (X_{B,Actual} - X_{B,Predicted})^2 \quad \text{สมการที่ 27}$$

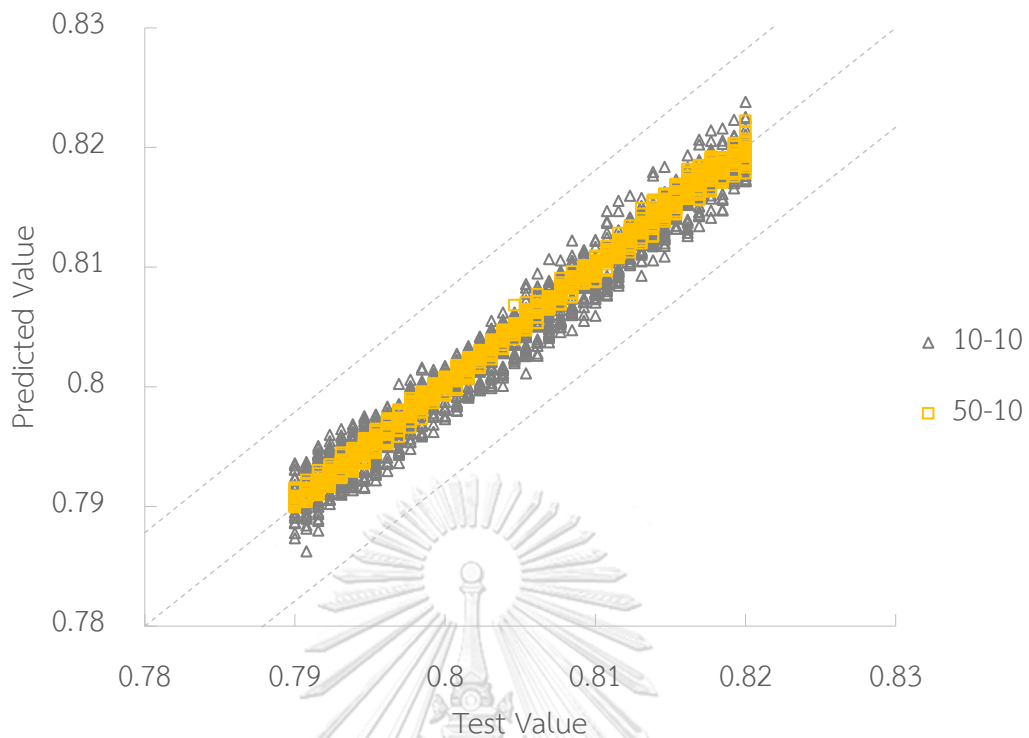
$$MSE AVG. = \frac{MSE X_D + MSE X_B}{2} \quad \text{สมการที่ 28}$$

ตารางที่ 11 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกสอน ตรวจสอบ และ ทดสอบด้วยข้อมูลพื้นฐานที่หน่วยการคำนวณต่าง ๆ

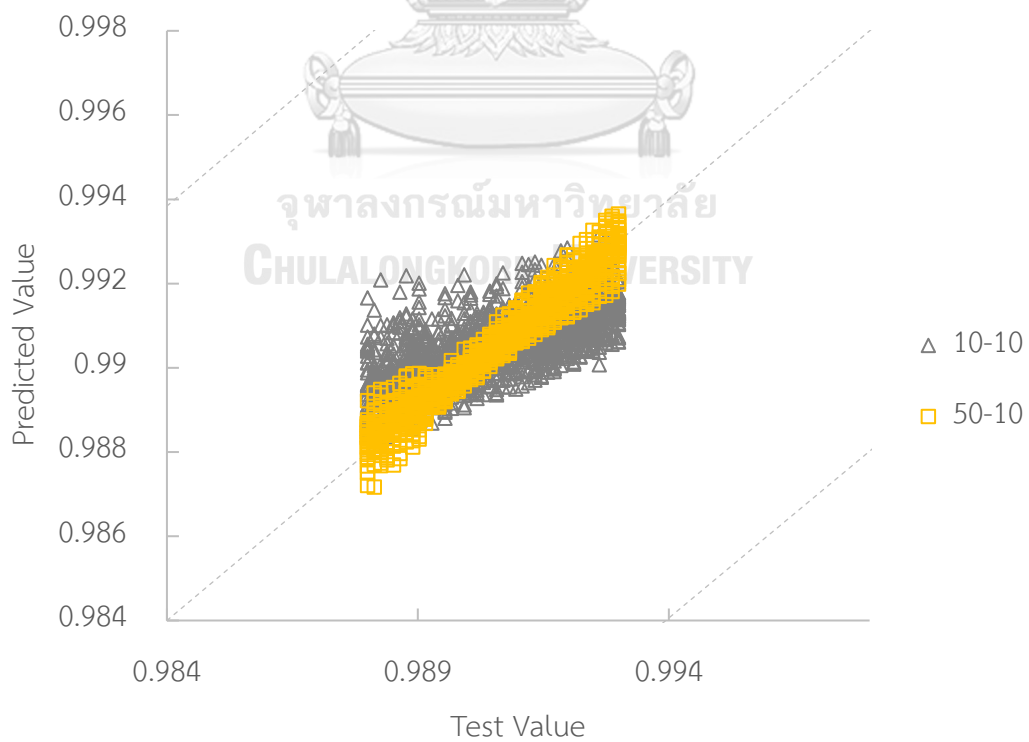
หน่วยการคำนวณ (ชั้นที่1 - ชั้นที่ 2)	10-10	15-10	20-10	25-10	30-10	40-10	50-10
Training loss ($\times 10^{-6}$)	2.000	1.721	1.269	1.172	0.597	0.443	0.242
Validation loss ($\times 10^{-6}$)	2.023	1.799	1.379	1.125	0.583	0.498	0.239
Testing loss ($\times 10^{-6}$)	1.955	1.737	1.322	1.117	0.596	0.447	0.229



รูปภาพที่ 12 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของข้อมูลพื้นฐานชุดทดสอบที่หน่วยการคำนวณ แตกต่างกันในชั้นซ่อนที่ 1



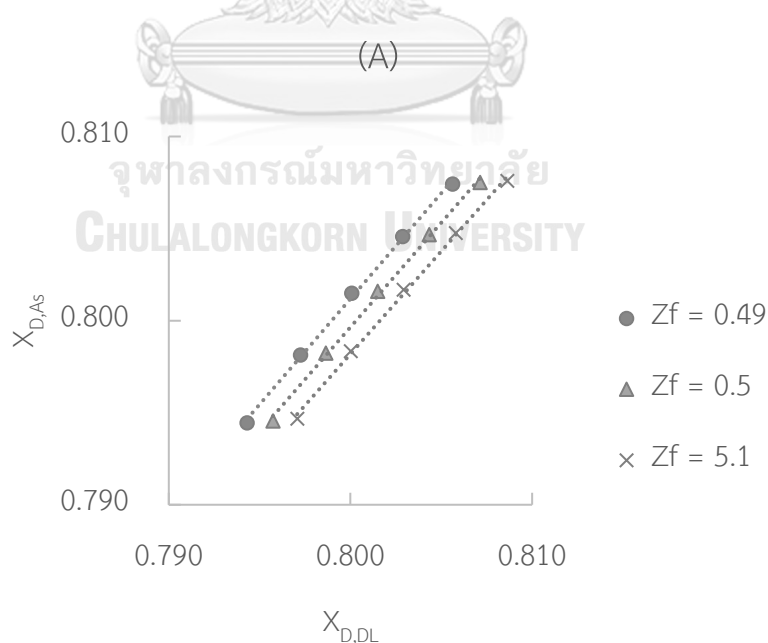
รูปภาพที่ 13 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอของข้อมูลพื้นฐานที่ใช้ทดสอบ และค่าที่ได้จากการทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีหน่วยการคำนวณ 10-10 และ 50-10

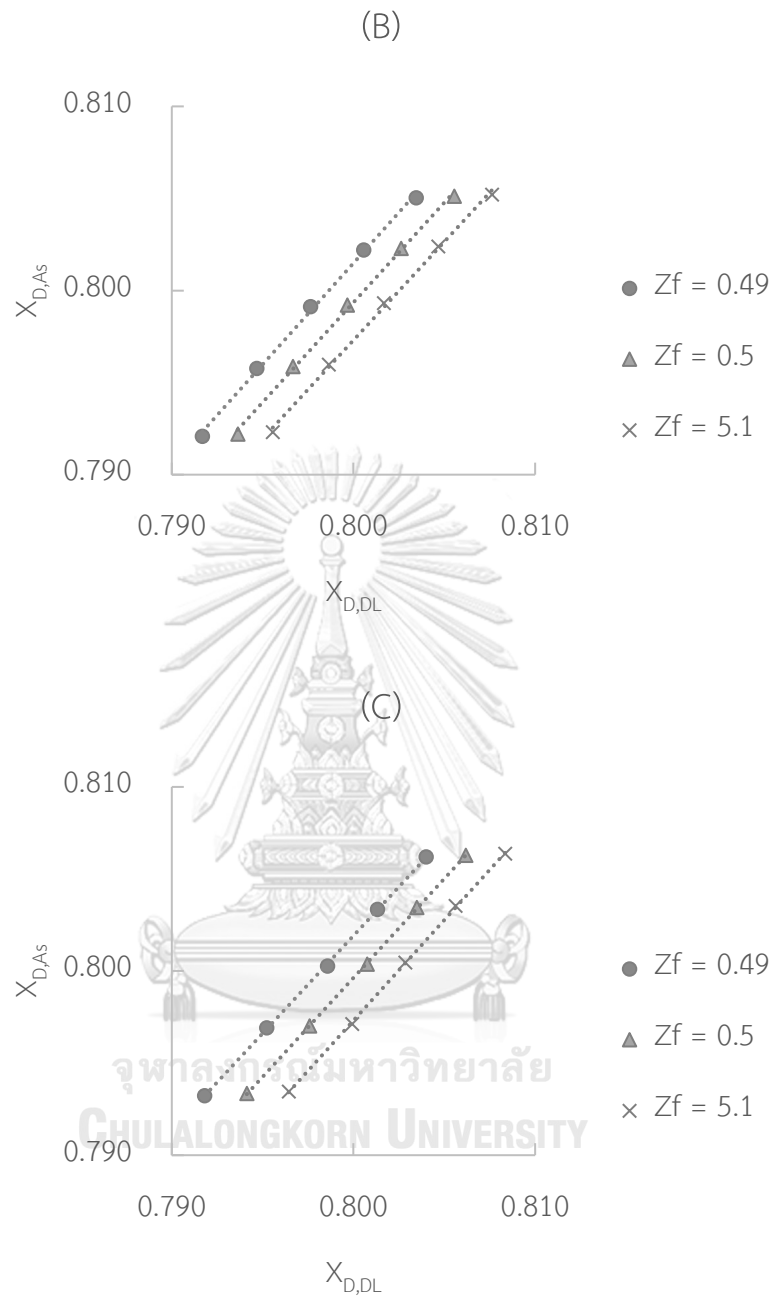


รูปภาพที่ 14 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลน้ำขาออกกันหอของข้อมูลพื้นฐานที่ใช้ทดสอบและค่าที่ได้จากการทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีหน่วยการคำนวณ 10-10 และ 50-10

4.2.2 ผลการศึกษาของตัวแปรแปรผันที่มีผลต่อความเข้มข้นขาออกของหอกลั่นและความสัมพันธ์ของ โครงข่ายประสาทเทียมและข้อมูลจริง (Results of Dependent Variable to Distillation Outlet Concentration and Relation of The Artificial Neural Network and Actual Data)

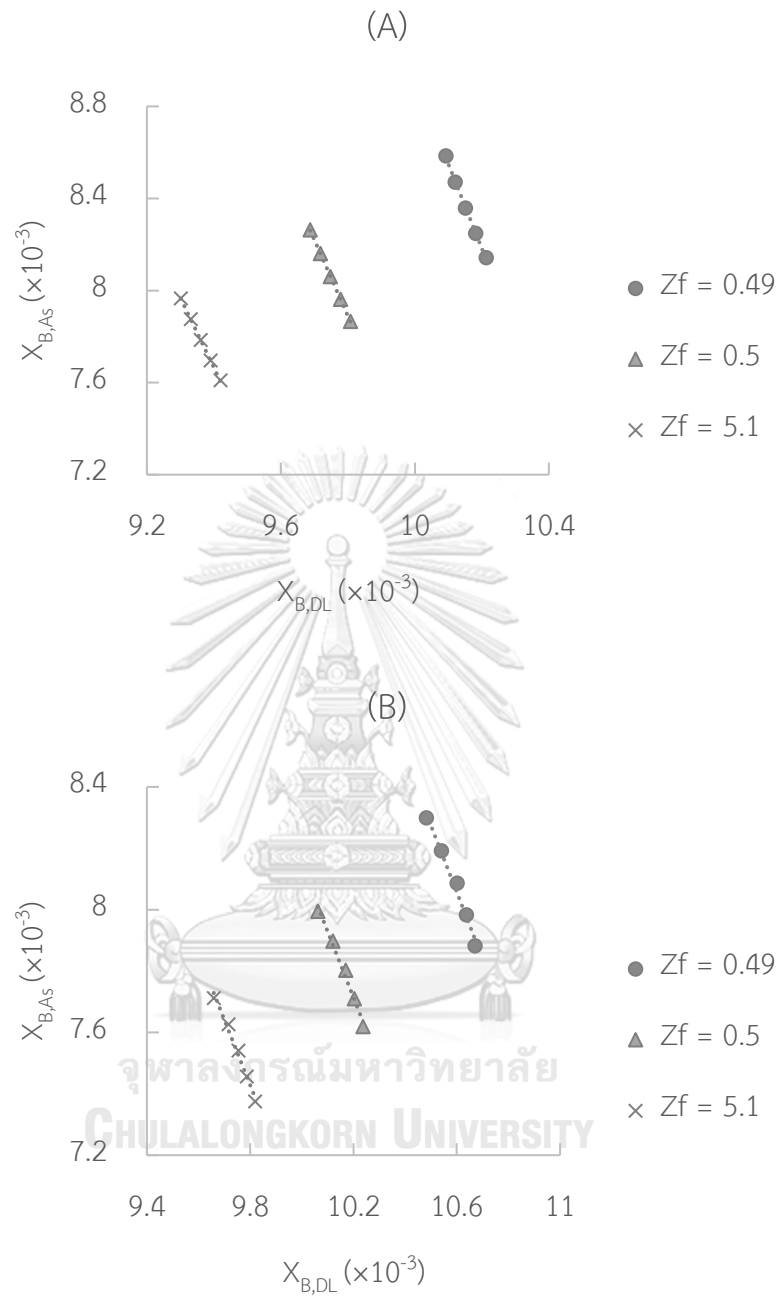
หลังจากเก็บผลการทดลองในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลชุดพื้นฐานในขั้นต้น ขั้นถัดไปคือการศึกษาและการพัฒนาการสมการเพื่อหาความสัมพันธ์ของค่าความเข้มข้นขาออกจากโครงข่ายประสาทเทียมและข้อมูลจริง ความเข้มข้นขาออกของหอกลั่นนั้นเป็นตัวแปรที่มีผลมาจากตัวแปรแปรผันทั้งหมด 3 ตัวแปรได้แก่ความดันยอดหอกลั่น(P) เศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาเข้า(Z_f) และอัตราส่วนรีฟลัก(R/F) ดังนั้นเพื่อการศึกษาเบื้องต้นของความสัมพันธ์จึงทำการสร้างกราฟระหว่างเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอและกันหอที่ถูกทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 หน่วยการคำนวณและชุดข้อมูลจริงที่ใช้สอนและศึกษาจำนวน 45 ข้อมูล ณ ค่าของตัวแปรแปรผันที่เท่ากันซึ่งได้แสดงในรูปภาพที่ 15 และ 16 โดย $X_{D,DL}$ และ $X_{B,DL}$ คือค่าเศษส่วนโดยโมลเอทานอลที่ถูกคำนวณด้วยโครงข่ายประสาทเทียมขาออกยอดหอและกันหอตามลำดับ $X_{D,As}$ และ $X_{B,As}$ คือค่าเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอและกันหอจากข้อมูลจริงตามลำดับ

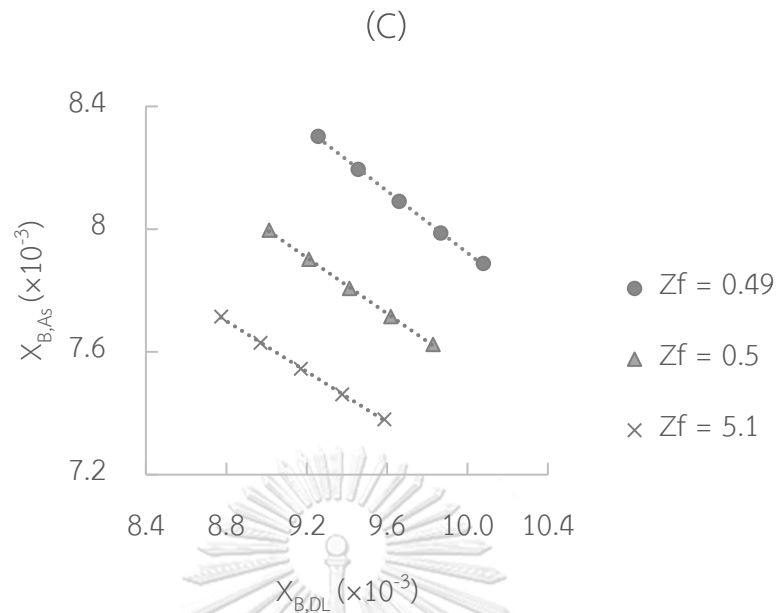




รูปภาพที่ 15

- (A) กราฟความสัมพันธ์เศษส่วนโดยโมลเอทานอลออกยอดหอของโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 หน่วยการคำนวณและข้อมูลจริง ที่ความดันยอดหอ 1.9 บาร์
- (B) กราฟความสัมพันธ์เศษส่วนโดยโมลเอทานอลออกยอดหอของโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 หน่วยการคำนวณและข้อมูลจริง ที่ความดันยอดหอ 2 บาร์
- (C) กราฟความสัมพันธ์เศษส่วนโดยโมลเอทานอลออกยอดหอของโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 หน่วยการคำนวณและข้อมูลจริง ที่ความดันยอดหอ 2.1 บาร์





รูปภาพที่ 16

- (A) กราฟความสัมพันธ์เศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกกันหของโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 หน่วยการคำนวณและข้อมูลจริง ที่ความดันยอดหอ 1.9 บาร์
- (B) กราฟความสัมพันธ์เศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกกันหของโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 หน่วยการคำนวณและข้อมูลจริง ที่ความดันยอดหอ 2 บาร์
- (C) กราฟความสัมพันธ์เศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกกันหของโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 หน่วยการคำนวณและข้อมูลจริง ที่ความดันยอดหอ 2.1 บาร์

จากภาพ 15 และ 16 ความสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นจากการถดถอยแบบเส้นตรง (Linear Regression) ที่ความดันยอดหอและเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาเข้าที่เท่ากัน แต่มีอัตราส่วนรีฟลักซ์ที่แตกต่างกัน สามารถสร้างสมการความสัมพันธ์เชิงเส้นตรง โดยมีความชันและจุดตัดแกนตั้งตามตารางที่ 13 และ 14 โดยสมการเส้นตรงมีรูปแบบสมการตามสมการที่ 29 และ 30 ตามลำดับ

$$X_{D,As} = mX_{D,DL} + c \quad \text{สมการที่ 29}$$

$$X_{B,As} = mX_{B,DL} + c \quad \text{สมการที่ 30}$$

ตารางที่ 12 ตารางค่าสัมประสิทธิ์ของความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงของเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออก ยอดหอของโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 หน่วยการคำนวณและข้อมูลจริง

X_D	ความชื้น (m)	จุดตัดแกน y (c)	ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ($\times 10^{-1}$)
P = 2 bara			
z = 0.49	1.061	-0.047	9.998
z = 0.5	1.076	-0.061	9.999
z = 0.51	1.092	-0.076	9.997
P = 1.9 bara			
z = 0.49	1.101	-0.079	9.980
z = 0.5	1.085	-0.068	9.981
z = 0.51	1.069	-0.058	9.981
P = 2.1 bara			
z = 0.49	1.147	-0.116	9.984
z = 0.5	1.134	-0.108	9.981
z = 0.51	1.116	-0.095	9.981

ตารางที่ 13 ตารางค่าสัมประสิทธิ์ของความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงของเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออก ก้นหอของโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 หน่วยการคำนวณและข้อมูลจริง

X_B	ความชื้น (m)	จุดตัดแกน y (c)	ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ($\times 10^{-1}$)
P = 2 bara			
z = 0.49	-2.166	0.031	9.850
z = 0.5	-2.145	0.030	9.858
z = 0.51	-2.128	0.028	9.863
P = 1.9 bara			
z = 0.49	-0.505	0.013	9.994
z = 0.5	-0.456	0.012	9.995

$z = 0.51$	-0.412	0.011	9.995
$P = 2.1 \text{ bara}$			
$z = 0.49$	-3.677	0.046	9.989
$z = 0.5$	-3.310	0.040	9.998
$z = 0.51$	-3.033	0.036	9.999

จากผลของค่าสัมประสิทธิ์การตัดสนใจในตารางที่ 12 และ 13 พบว่าความสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นของเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอของโครงข่ายประสาทเทียมและข้อมูลจริงมีความเป็นเส้นตรงโดยที่มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสนใจ (R^2) มากกว่า 0.5 ซึ่งเป็นค่าที่สามารถยอมรับได้ในงานวิจัยทางวิทยาศาสตร์ [23] ดังนั้นสมการเชิงเส้นตรงที่ถูกสร้างขึ้นสามารถแทนข้อมูลที่อยู่ระหว่างจุดข้อมูลที่ใช้ในการถดถอยได้ (Regression) แต่ยังมีข้อจำกัดในการใช้จำนวนข้อมูลจำนวนไม่น้อยในการสร้างความสัมพันธ์เนื่องจากต้องมีปรับเปลี่ยนของอัตราส่วนรีฟลักซ์ ณ ความดันและเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาเข้าเดียวกัน เพื่อให้เห็นความเปลี่ยนแปลงของความเข้มข้นเอทานอลขาออกในสถานะการณ่นั้นๆ และความไม่สะดวกในการใช้งาน เนื่องจากต้องใช้ความสัมพันธ์เชิงเส้นตามความดันและเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาเข้านั้นๆ ดังนั้นหากรวมผลของตัวแปรแปรผันเหล่านี้ที่ประกอบไปด้วย ความดันยอดหอกลั่น(P) เศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาเข้า(Z_f) อุณหภูมิของชั้นควบคุมน้ำ (T_s) และอัตราส่วนรีฟลักต์ต่อสายขาเข้า (R_f) เข้าด้วยกันโดยจะเรียกว่าตัวแปรรวม แล้วทำการหาสมการความสัมพันธ์ของตัวแปรรวมระหว่างตัวแปรรวมของโครงข่ายประสาทเทียมและตัวแปรรวมของข้อมูลจริง เพื่อใช้เป็นฟังก์ชันปรับแก้(Correction Function) ซึ่งสามารถแก้ไขปัญหาดังกล่าวที่ข้างต้นได้อย่างสมบูรณ์

ในการสร้างตัวแปรเพื่อรวบรวมตัวแปรแปรผันที่ส่งผลนั้นในวิศวกรรมเคมีนั้น มักจะถูกรวบรวมออกมาเป็นตัวแปรแบบไร้หน่วย(Dimensionless) เพื่อความสะดวกในการใช้งานและเป็นการรวบรวมตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กัน ดังนั้นจึงได้ทดลองรวมตัวแปรตามสมการที่ 31 และ 32 โดยเป็นสมการตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกรูปแบบที่ 1 ของยอดหอและกันหอ ตามลำดับ ค่าคงที่สูงสุดของแต่ละตัวแปรแปรผันนั้นได้ถูกนำมาหารเพื่อปรับค่าตัวแปรแปรผันนั้นให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ซึ่งอยู่ในช่วงค่าเดียวกันกับค่าเศษส่วนโดยโมล ดังนั้นตัวแปรแปรผัน อาทิเช่น อุณหภูมิของชั้นควบคุมน้ำ นั้น

มีค่าที่มากจะไม่ส่งผลต่อตัวแปรรวมมากจนทำให้ไม่เห็นการเปลี่ยนแปลงของค่าเศษส่วน โดยโมลขาออกที่เป็นผลมาจากตัวแปรแปรผัน โดยที่ค่าคงที่สูงสุดของแต่ละตัวแปรแปรผัน ในสมการนั้นเป็นค่าสูงสุดจากชุดข้อมูลพื้นฐานซึ่งมีค่าตามลำดับดังนี้ อัตราส่วนโดยโมลของรีฟลักต์ต่อสายขาเข้าสูงสุด ($R_{F,max}$) ความดันยอดท่อสูงสุด (P_{max}) และ อุณหภูมิสูงสุดของชั้นควบคุม ($T_{s,max}$) เท่ากับ 1.381 2.1 บาร์สัมบูรณ์ และ 101.44 องศาเซลเซียส

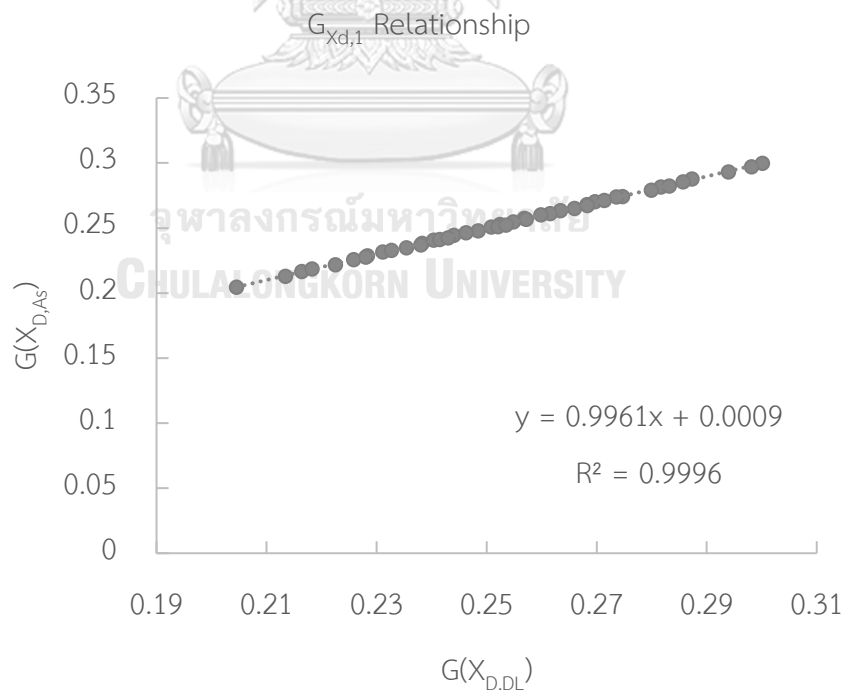
$$G_{Xd,1} = \frac{Z_f X_D R_F P T_s}{R_{F,max} P_{max} T_{s,max}}$$

สมการที่ 31

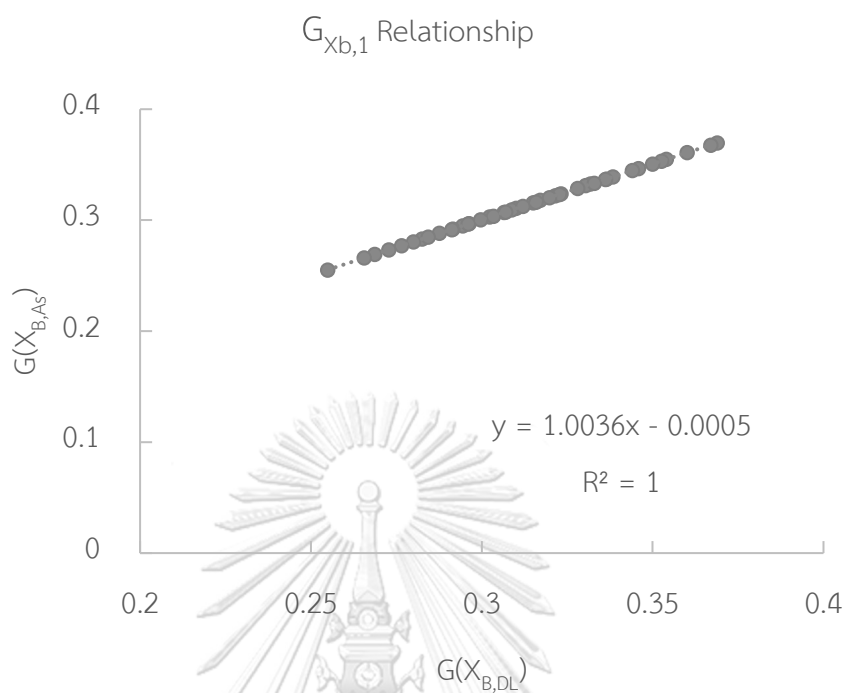
$$G_{Xb,1} = \frac{Z_f (1 - X_B) R_F P T_s}{R_{F,max} P_{max} T_{s,max}}$$

สมการที่ 32

รูปภาพที่ 17 และ 18 คือกราฟความสัมพันธ์ของตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลขาออก ยอดท่อและกันท่อตามลำดับ และมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) จากการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) มากกว่า 0.999 ซึ่งหมายความว่าตัวแปรรวมดังกล่าวมีความสัมพันธ์ในเชิงเส้นตรง [23]



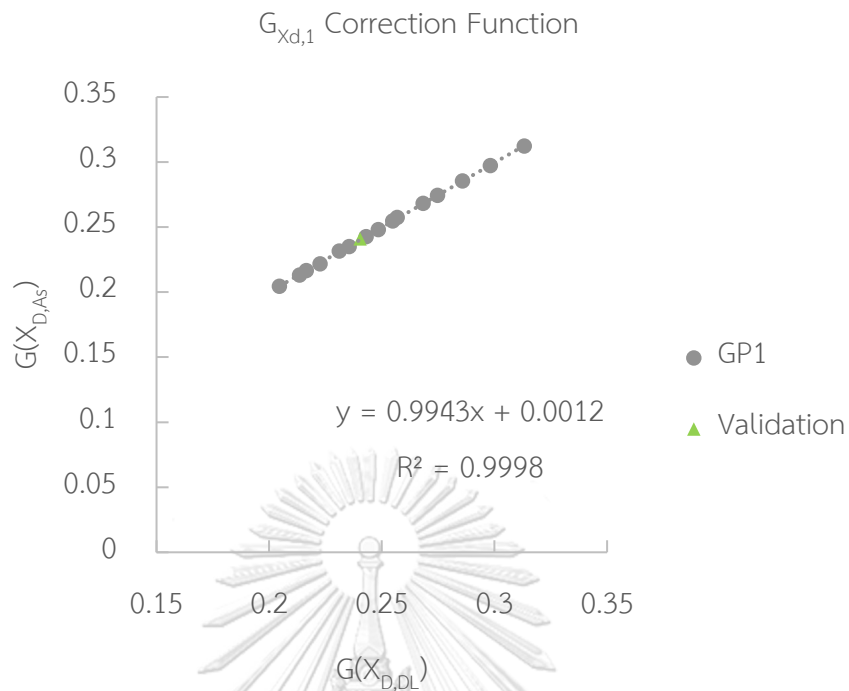
รูปภาพที่ 17 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลขาออกยอดท่อแบบที่ 1 ระหว่างโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 และข้อมูลจริงชุดเพื่อการศึกษา



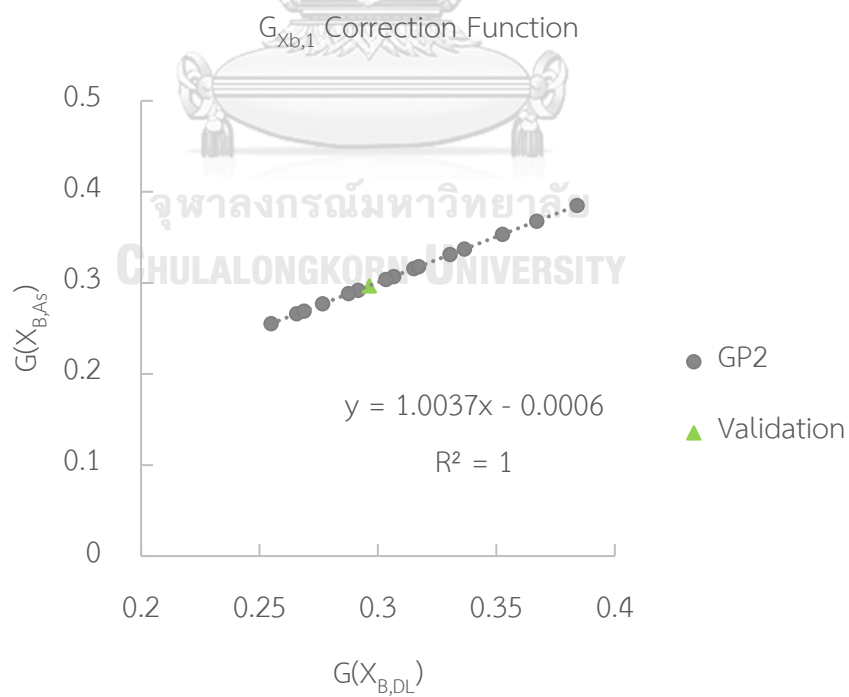
รูปภาพที่ 18 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลขาออกกันหอแบบที่ 1 ระหว่างโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 และข้อมูลจริงชุดเพื่อการศึกษา

4.2.3 ผลการศึกษาตัวแปรรวมและความสัมพันธ์ของฟังก์ชันปรับแก้ในระบบการคำนวณ (Results of Concluded Variables and Correction Function in Calculation System)

ฟังก์ชันปรับแก้(Correction Function) ที่ถูกใช้ในระบบการคำนวณนั้นจะถูกสร้างขึ้นจากสร้างสมการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น(Linear Regression) ของตัวแปรรวม 16 ข้อมูลจริงที่ถูกสุ่มจากชุดข้อมูลจริง 45 ข้อมูล โดยหนึ่งข้อมูลจะถูกใช้ในการตรวจสอบ(Validate) ความสามารถของสมการความสัมพันธ์นั้นๆ ผลลัพธ์ของสมการความสัมพันธ์และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ของตัวแปรรวมรูปแบบที่ 1 ได้ถูกแสดงดังรูปที่ 19 และ 20



รูปภาพที่ 19 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลขาออกยอดหอแบบที่ 1 ระหว่างโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 และข้อมูลจริงชุดเพื่อการศึกษา



รูปภาพที่ 20 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลขาออกกันหอแบบที่ 1 ระหว่างโครงข่ายประสาทเทียม 10-10 และข้อมูลจริงชุดเพื่อการศึกษา

จากรูปภาพที่ 19 และ 20 จุดของข้อมูลตรวจสอบ (จุดสามเหลี่ยม) มีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองจากการทำนายของสมการ เทียบกับข้อมูลจริงพบว่ามีค่าเท่ากับ 6.68×10^{-4} และ 4.45×10^{-5} ของค่าตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลขาออกยอดหอและกั้นหอ ตามลำดับ ซึ่งสามารถบ่งบอกได้ว่าสมการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นที่สร้างขึ้นสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพเนื่องจากค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าน้อยกว่าร้อยละ 0.5 ของตัวแปรรวมจากข้อมูลจริงที่ใช้ในการตรวจสอบ

จากตารางที่ 14 และ 15 เป็นตารางที่แสดงถึงผลของสมการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นหรือฟังก์ชันปรับแก้และผลความคลาดเคลื่อนของค่าตัวแปรรวมจากข้อมูลตรวจสอบของเศษส่วนโดยโมลขาออกยอดหอและกั้นหอ ตามลำดับ ซึ่งมีผลปรากฏว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจในทุกโครงข่ายประสาทเทียมนั้นนั้นมีค่ามากกว่า 0.999 ซึ่งหมายถึงความสัมพันธ์ของตัวแปรรวมระหว่างข้อมูลจริงและข้อมูลพื้นฐานนั้นเป็นเส้นตรง และ ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองของข้อมูลตรวจสอบมีค่าน้อยกว่า 1.0×10^{-3} ในทุกโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งมีความหมายว่าทุกโครงข่ายประเทียมนั้นสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพโดย จะถูกทดสอบในขั้นทดสอบระบบคำนวณกับข้อมูลจริง 100 ข้อมูลในการทำนายเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกในลำดับถัดไป

ตารางที่ 14 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 1

$G_{xd,1}$	ความชัน (m)	จุดตัดแกน y (c)	ค่าสัมประสิทธิ์	ค่ารากที่สองของ
			การตัดสินใจ (R^2)	ความคลาดเคลื่อน กำลังสอง (RMSE)
หน่วยการ				
คำนวณ (ชั้นที่ 1 – ชั้นที่ 2)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-3}$)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-3}$)
10-10	9.943	1.226	9.998	0.668
15-10	9.963	0.700	9.998	0.877

20-10	9.967	0.564	9.999	0.346
25-10	9.999	-0.160	9.999	0.498
30-10	9.965	0.647	10.00	0.043
40-10	9.965	0.570	9.999	0.467
50-10	9.982	0.143	10.00	0.344



ตารางที่ 15 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกกัน หอของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของ โคร่งข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 1

$G_{xb,1}$	ความชัน (m)	จุดตัดแกน y (c)	ค่าสัมประสิทธิ์ การตัดสินใจ (R^2)	ค่ารากที่สองของ ความคลาดเคลื่อน กำลังสอง (RMSE)
หน่วยการคำนวณ (ชั้นที่ 1 – ชั้นที่ 2)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-3}$)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-4}$)
10-10	10.037	-0.552	10.000	0.045
15-10	10.035	-0.491	10.000	0.041
20-10	10.016	0.137	10.000	0.210
25-10	10.024	0.009	10.000	0.064
30-10	10.008	0.469	10.000	0.087
40-10	10.014	0.228	10.000	0.075
50-10	10.013	0.255	10.000	0.107

รูปแบบของตัวแปรรวมอาจมีผลต่อความสามารถในการทำนายเศษส่วนความเข้มข้นเอทานอลขาออก ดังนั้นจึงมีการสร้างตัวแปรรวมในรูปแบบอื่นอีกจำนวน 4 รูปแบบตามสมการ 33 ถึง 37 สำหรับตัวแปรรวมของเศษส่วนความเข้มข้นขาออกยอดหอ ภายในตารางที่ 16 และ สมการ 38 ถึง 42 สำหรับตัวแปรรวมของเศษส่วนความเข้มข้นขาออกกันหอ ภายในตารางที่ 17 ตามลำดับ และมีสมการความสัมพันธ์ของแต่ละตัวแปรรวมที่หน่วยการคำนวณที่แตกต่างกันและผลของค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองของข้อมูลตรวจสอบ ในตารางที่ 24 ถึง 31 ซึ่งถูกแสดงในภาคผนวก ซึ่งทุกรูปแบบของตัวแปรรวมมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ที่มากกว่า 0.999 และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองของข้อมูลตรวจสอบมีค่าน้อยกว่า 1.3×10^{-3} ในทุกโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีความหมายว่าทุกรูปแบบของตัวแปรรวมนั้นมีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรง และสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพเช่นเดียวกันตัวแปรรวมในรูปแบบแรก

ตารางที่ 16 รูปแบบตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นเอทานอลขาออกยอดหอ

รูปแบบที่	รูปแบบตัวแปรรวมของเศษส่วนความเข้มข้นขาออกยอดหอ	
1	$G_{Xd,1} = \frac{Z_f X_D R_F P T_s}{R_{F,max} P_{max} T_{s,max}}$	สมการที่ 33
2	$G_{Xd,2} = (Z_f X_D)^{\frac{R_F P T_s}{R_{F,max} P_{max} T_{s,max}}}$	สมการที่ 34
3	$G_{Xd,3} = \left(\frac{X_D}{Z_f}\right)^{\frac{R_F P T_s}{R_{F,max} P_{max} T_{s,max}}}$	สมการที่ 35
4	$G_{Xd,4} = \left(\frac{R_F P T_s}{R_{F,max} P_{max} T_{s,max}}\right)^{Z_f X_D}$	สมการที่ 36
5	$G_{Xd,5} = \left(\frac{R_F P T_s}{R_{F,max} P_{max} T_{s,max}}\right)^{\frac{X_D}{Z_f}}$	สมการที่ 37

ตารางที่ 17 รูปแบบตัวแปรรวมของเศษส่วนโดยโมลความเข้มข้นเอทานอลขาออกก้นหอ

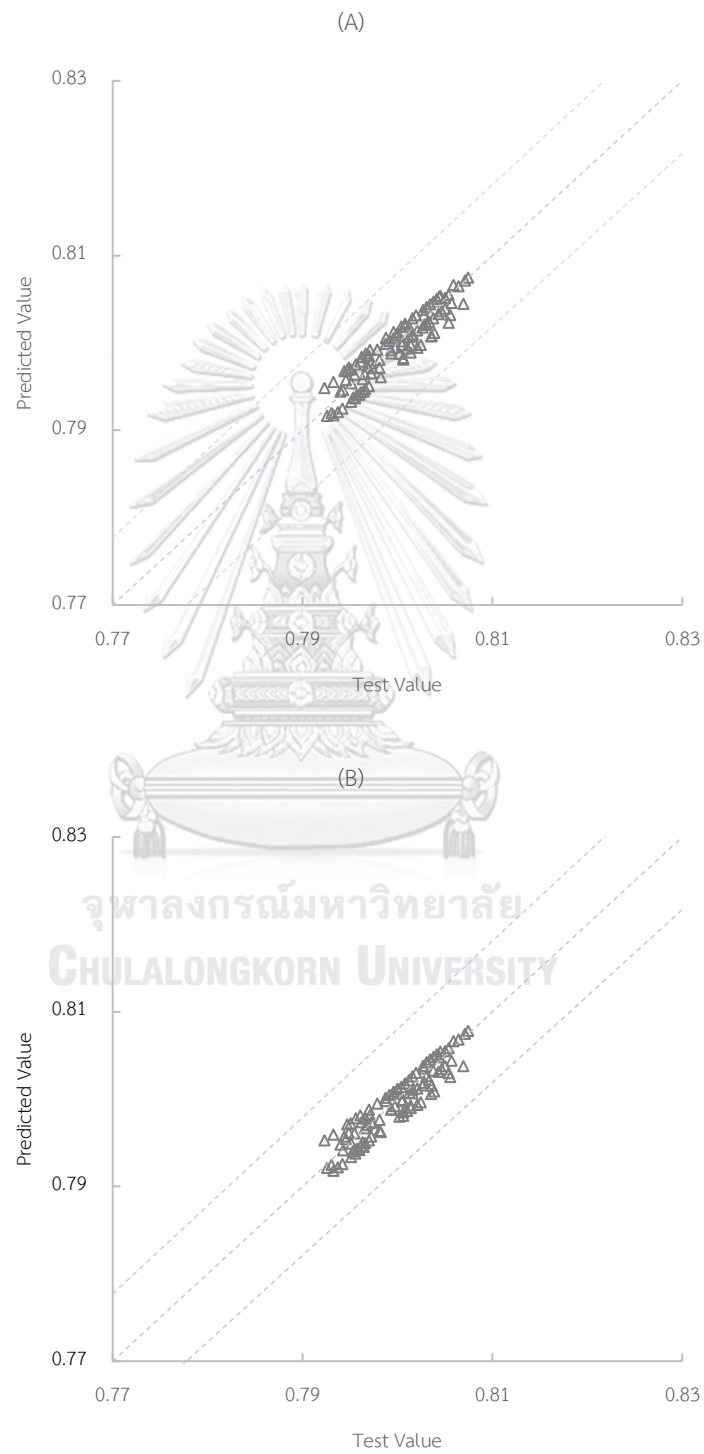
รูปแบบที่	รูปแบบตัวแปรรวมของเศษส่วนความเข้มข้นขาออกก้นหอ	
1	$G_{Xb,1} = \frac{Z_f (1 - X_B) R_F P T_s}{R_{F,max} P_{max} T_{s,max}}$	สมการที่ 38
2	$G_{Xb,2} = (Z_f (1 - X_B))^{\frac{R_F P T_s}{R_{F,max} P_{max} T_{s,max}}}$	สมการที่ 39
3	$G_{Xb,3} = \left(\frac{1 - X_B}{Z_f}\right)^{\frac{R_F P T_s}{R_{F,max} P_{max} T_{s,max}}}$	สมการที่ 40
4	$G_{Xb,4} = \left(\frac{R_F P T_s}{R_{F,max} P_{max} T_{s,max}}\right)^{Z_f (1 - X_B)}$	สมการที่ 41

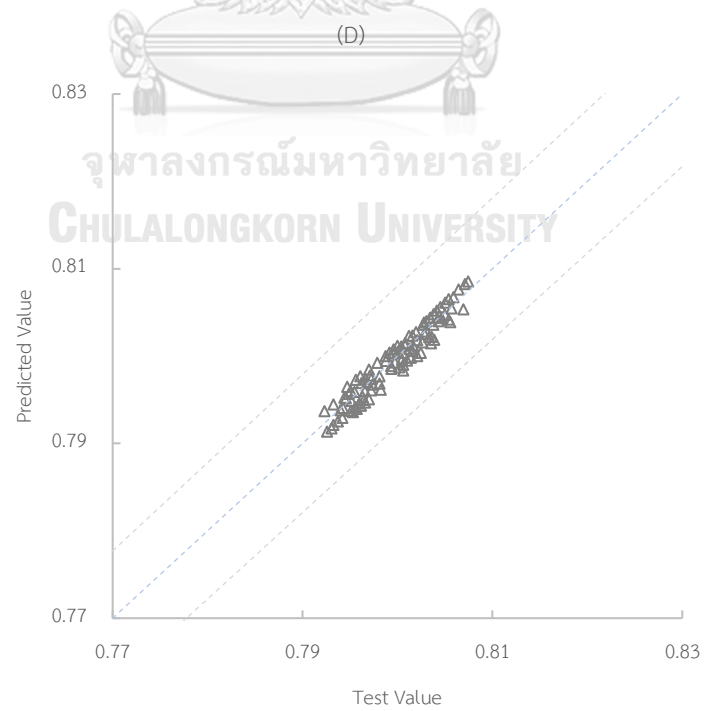
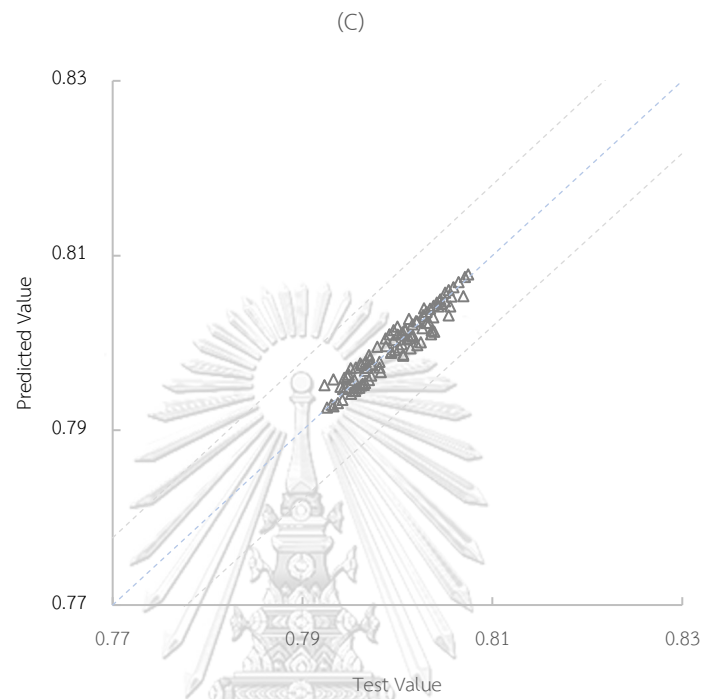
$$5 \quad G_{Xb,5} = \left(\frac{R_F P T_s}{R_{F,max} P_{max} T_{s,max}} \right)^{\frac{1-X_B}{Z_f}} \quad \text{สมการที่ 42}$$

4.2.4 ผลการทำนายค่าความเข้มข้นขาออกหอกลิ้นที่ความสัมพันธ์ของฟังก์ชันปรับแก้ ในระบบการคำนวณ (Results of Output Distillation Concentration Prediction with Correction Functions in Calculation System)

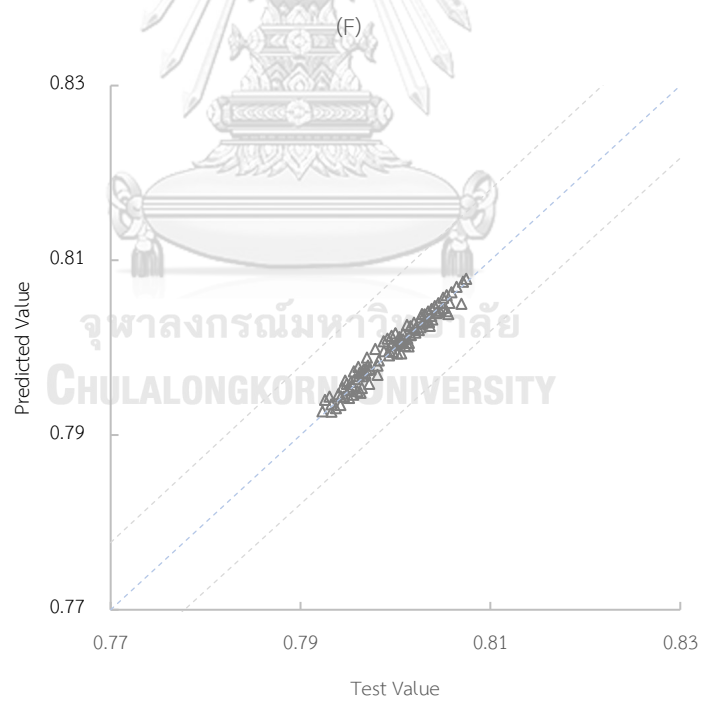
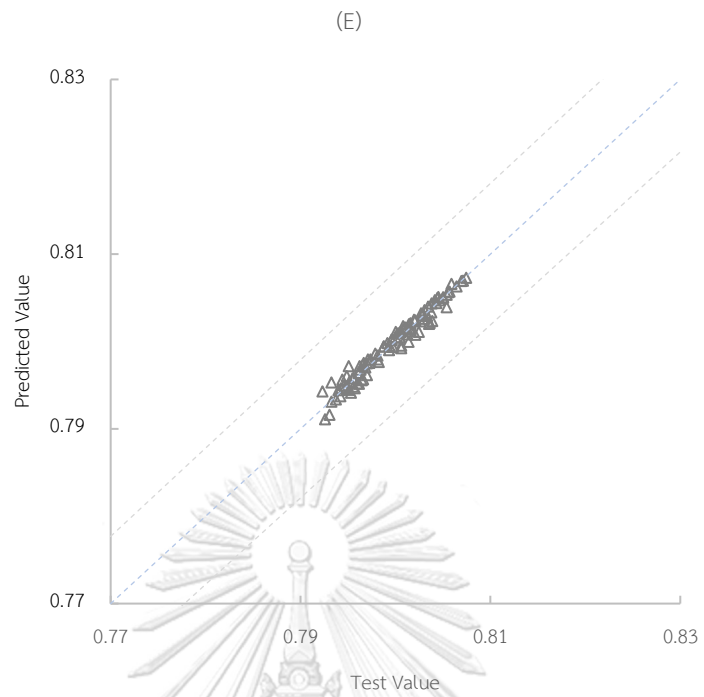
จากรูปที่ 21 และ 22 ที่แสดงถึงค่าในการทำนายความเข้มข้นของสารขาออกยอดหอและก้นหอของระบบการคำนวณที่มีจำนวนหน่วยคำนวณที่แตกต่างกันด้วยฟังก์ชันปรับแก้แบบที่ 1 ($G_{Xd,1}, G_{Xb,1}$) โดยเป็นการเปรียบเทียบค่าทำนายกับข้อมูลจริงชุดทดสอบจำนวน 100 ข้อมูลพบว่าสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพในการทำนายความเข้มข้นเอทานอลขาออกยอดหอ โดยไม่มีค่าทำนายใดที่อยู่นอกขอบเขตความคลาดเคลื่อนร้อยละ 1 ในทุกโครงสร้างประสาทเทียมทั้งการทำนายค่าที่ยอดหอและก้นหอ จากรูปกราฟทั้งสองรูปสังเกตเห็นได้ว่าค่าที่ถูกทำนายนั้นอยู่ในขอบเขตที่กำหนด แต่จำนวนหน่วยการคำนวณที่เพิ่มมากขึ้นนั้นส่งผลต่อรูปแบบของความแม่นยำ (Precision) ซึ่งเห็นได้ชัดทั้งรูปที่ 21(G) และ 22(G) โดยมีการกระจุกตัวเป็นเส้นตรงแนบกับเส้นปกติที่เฉียงทำมุมกับแกนนอน(แกน x) 45 องศา มากที่สุด

ต่อมาในเรื่องของความเที่ยงตรง (Accuracy) จากภาพที่ 23 ที่แสดงผลของค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง(Root Mean Square Error, RMSE) ของระบบคำนวณที่ใช้ฟังก์ชันปรับแก้แบบที่ 1 ที่จำหน่วยการคำนวณที่แตกต่างกันในชั้นซ่อนที่ 1 พบว่าการเพิ่มหน่วยการคำนวณในโครงสร้างประสาทเทียมภายในระบบการคำนวณนั้น ทำให้มีความเที่ยงตรงที่มากขึ้นในการทำนาย แท่งของ RSME AVG. ซึ่งเป็นค่าที่นำค่าของ RSME X_D และ RSME X_B มาเฉลี่ย มีค่าน้อยที่สุดที่ 0.285×10^{-3} ที่หน่วยการคำนวณที่ 50-10 และมากที่สุดที่ 0.953×10^{-3} ที่หน่วยการคำนวณที่ 10-10 เมื่อเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของความเข้มข้นเอทานอลยอดหอ(RSME X_D) และ ก้นหอ (RSME X_B) พบว่าไม่เป็นในแนวทางเดียวกัน โดยที่ค่าของ RSME X_D มีแนวโน้มลดลงตามค่าของ RSME AVG. แต่ค่าของ RSME X_B มีค่าที่แกว่งไปมาโดยที่มีค่ามากที่สุดที่ 0.488×10^{-3} ที่หน่วยการคำนวณที่ 25-10 และน้อยที่สุด 0.129×10^{-3} ที่หน่วยการคำนวณ 50-10 ซึ่งอาจมาจากการสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลชุดพื้นฐานโดยมีเป้าหมาย(Loss Function) ที่น้อยที่สุดซึ่งถูกสะท้อนออกมาในค่าของ RSME AVG. ที่มีค่าลดลงเมื่อหน่วยการเพิ่มขึ้น

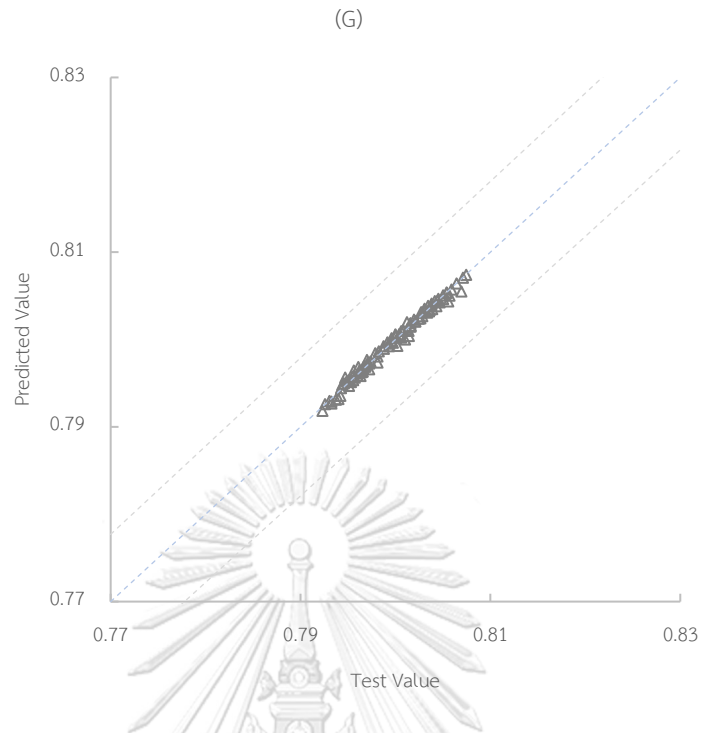




จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



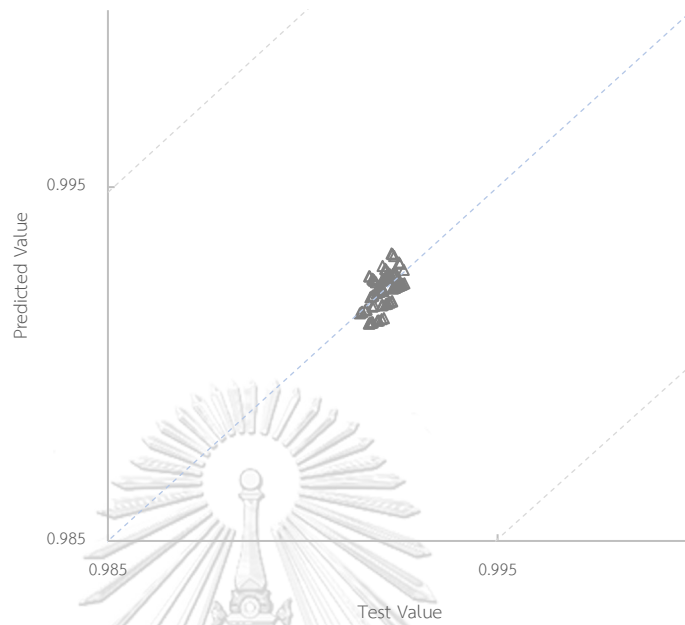
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



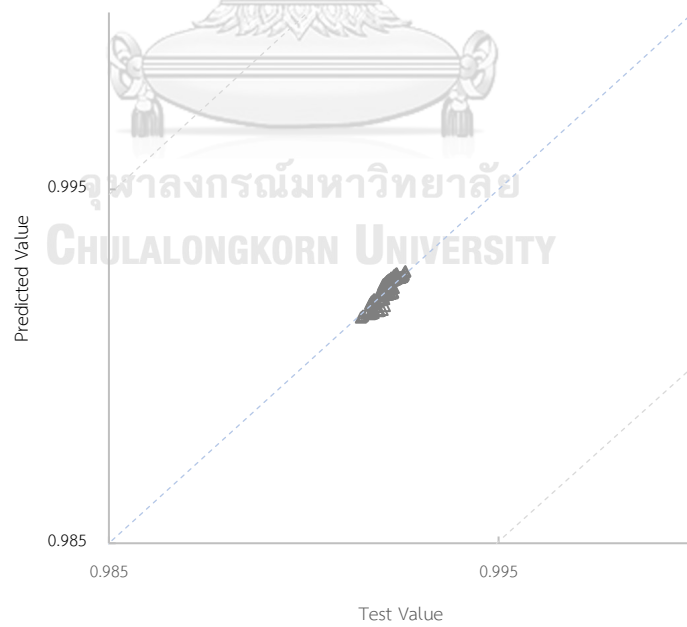
รูปภาพที่ 21 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมเลทานอลขาออกยอดหอของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบและค่าทำนายจากระบบการคำนวณด้วยฟังก์ชันปรับแก้แบบที่ 1 ที่หน่วยการคำนวณ 10 15 20 25 30 40 และ 50 ตามลำดับกราฟ A ถึง G



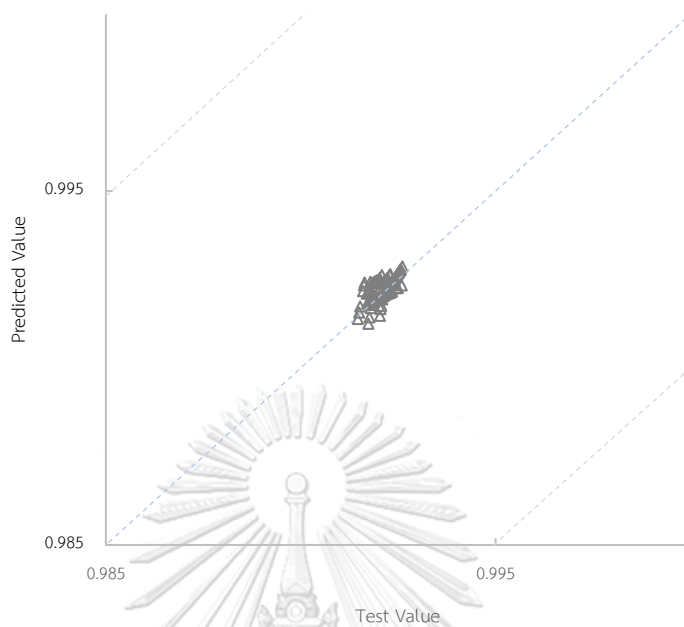
(A)



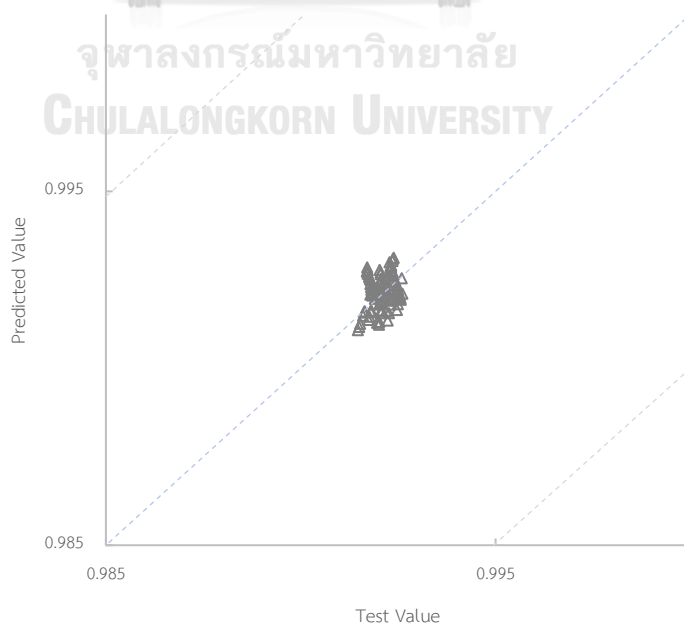
(B)



(C)

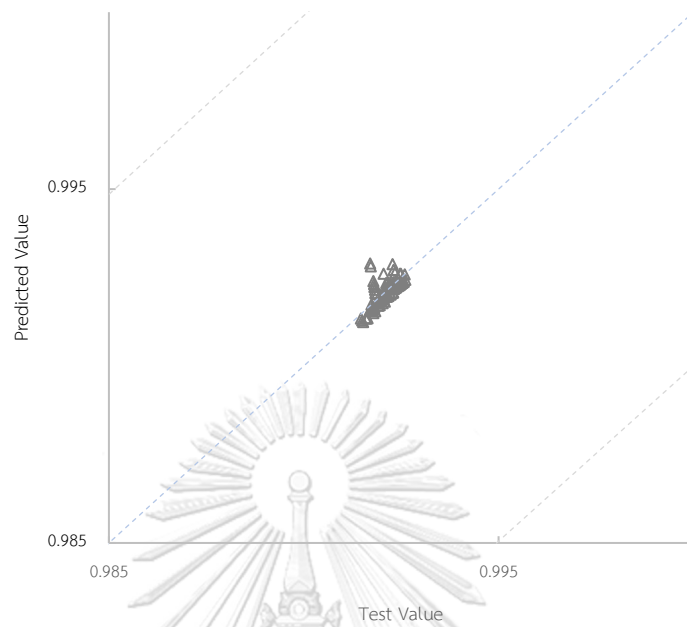


(D)

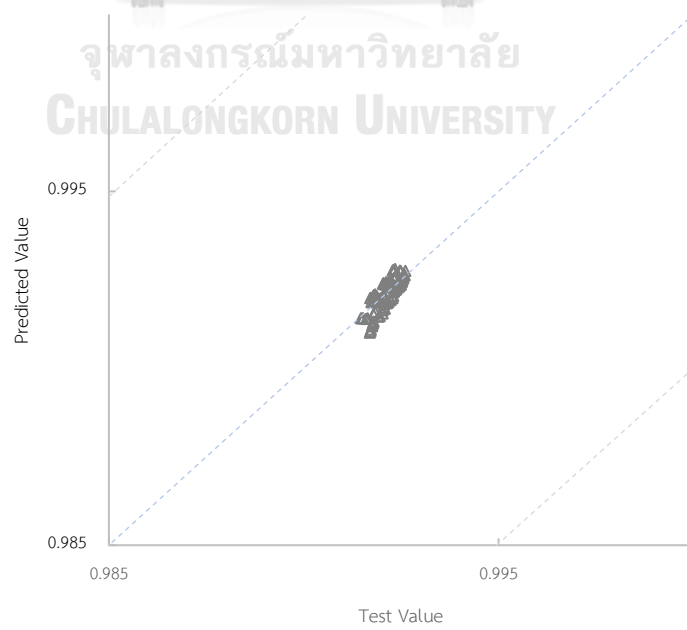


จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

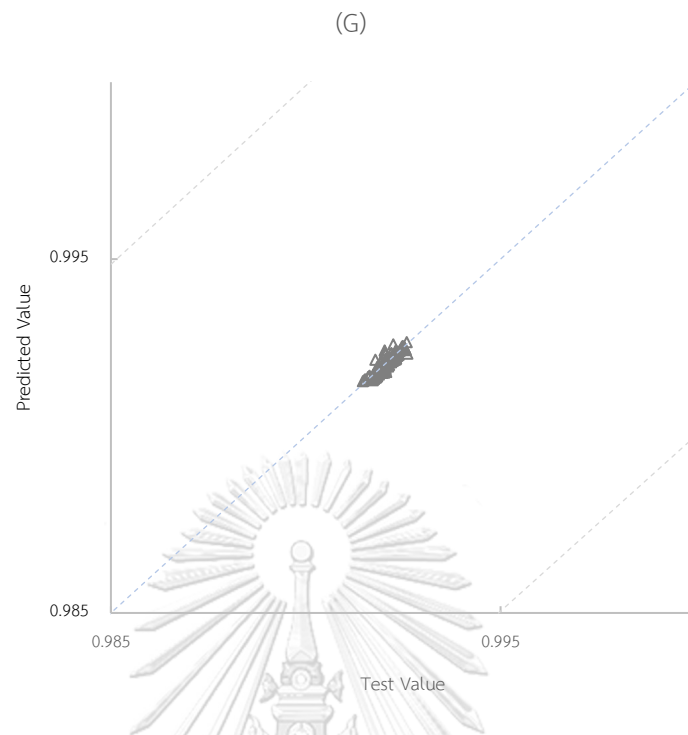
(E)



(F)

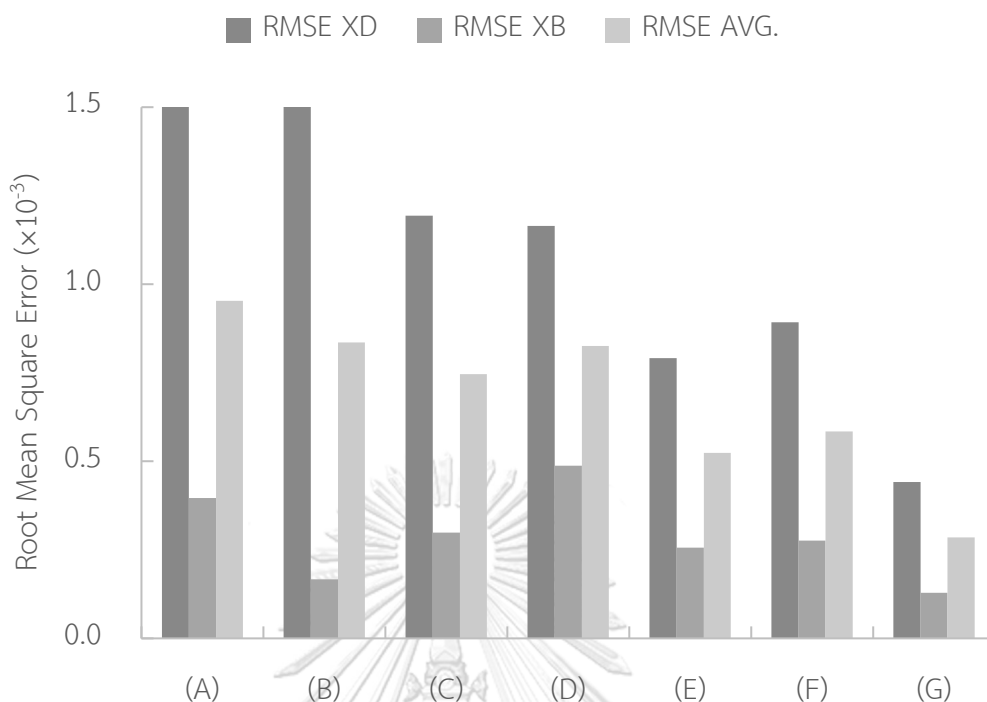


จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



รูปภาพที่ 22 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลน้ำขาออกกันหของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบ และค่าทำนายจากระบบการคำนวณด้วยฟังก์ชันปรับแก้แบบที่ 1 ที่หน่วยการคำนวณ 10 15 20 25 30 40 และ 50 ตามลำดับกราฟ A ถึง G

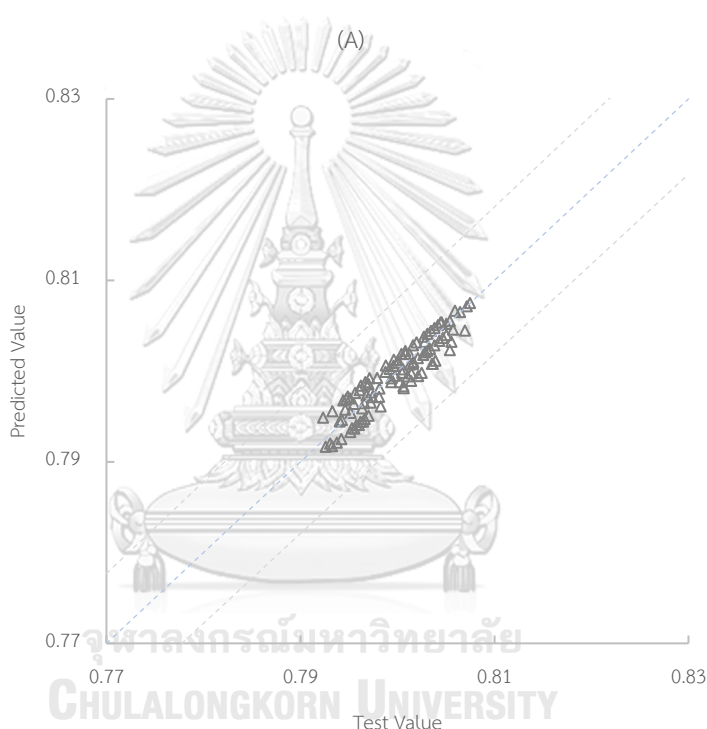


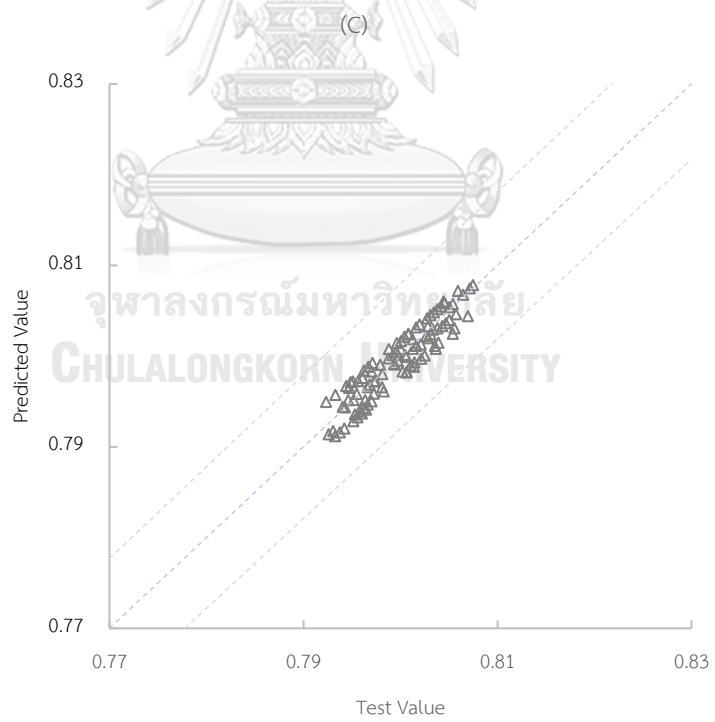
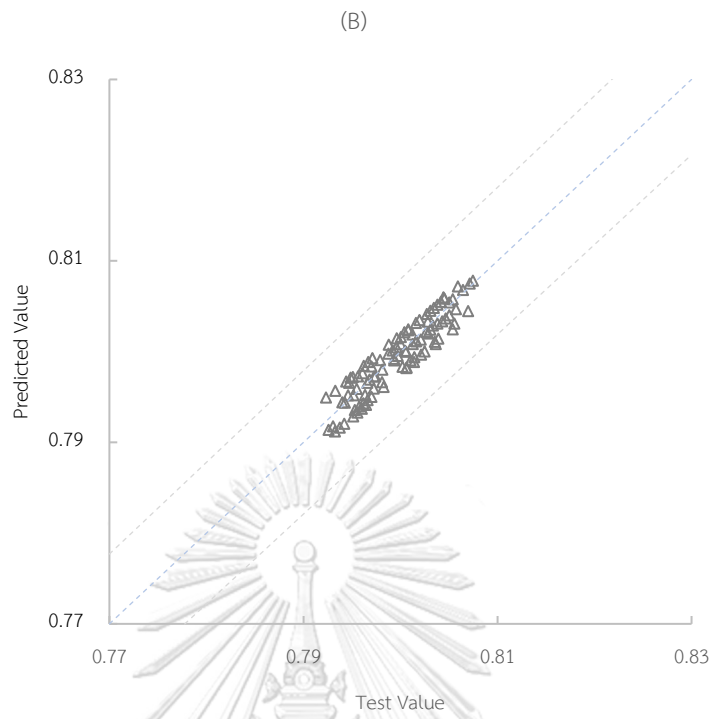


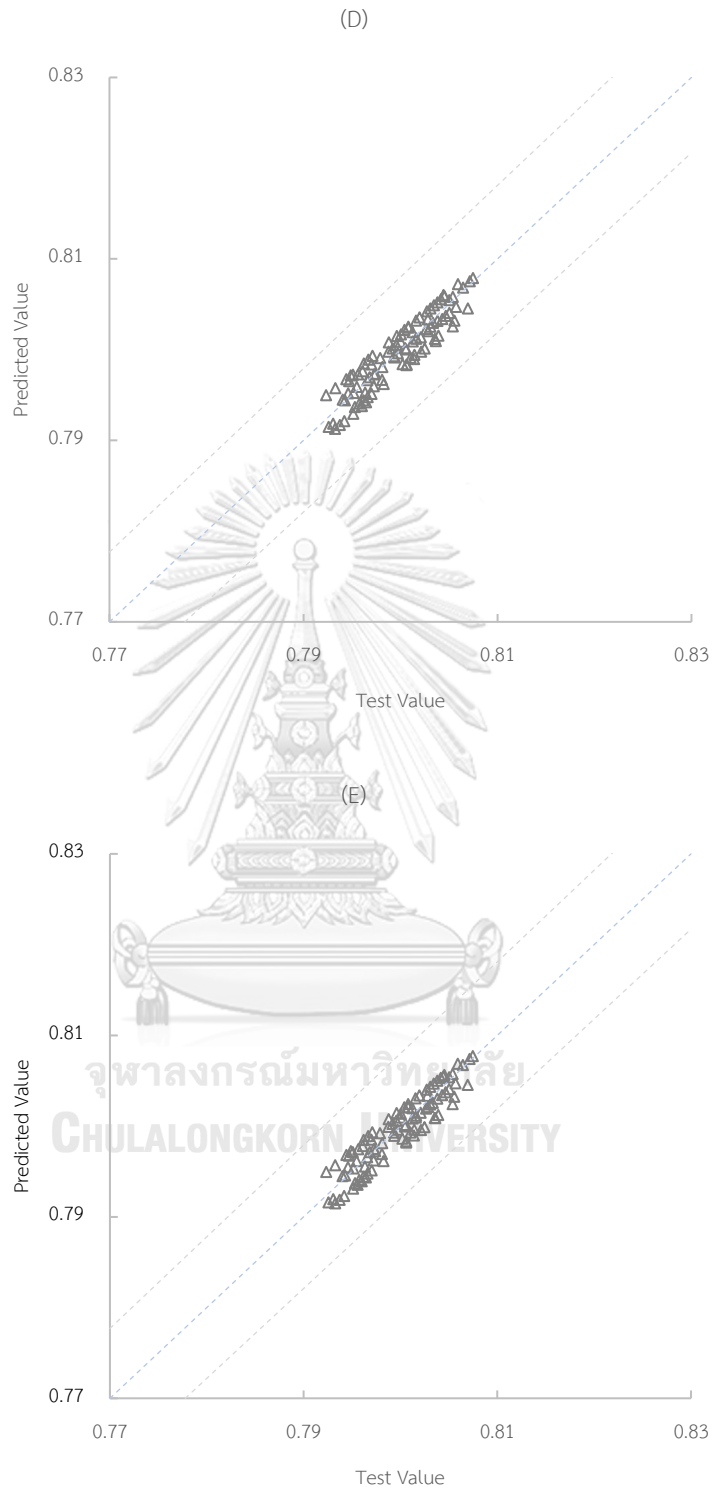
รูปภาพที่ 23 กราฟค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของข้อมูลจริงชุดทดสอบและระบบการคำนวณด้วยฟังก์ชันปรับแก้แบบที่ 1 ที่หน่วยการคำนวณ 10 15 20 25 30 40 และ 50 ตามลำดับกราฟ A ถึง G

จากรูปที่ 24 และ 25 ที่แสดงถึงค่าในการทำนายความเข้มข้นของสารออกยอดหอและกันหอของระบบการคำนวณที่มีฟังก์ชันปรับแก้ทั้ง 5 รูปแบบ โดยมีจำนวนหน่วยคำนวณ 10-10 ซึ่งเป็นการเทียบการทำนายกับข้อมูลจริงชุดทดสอบจำนวน 100 ข้อมูลพบว่าสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพในการทำนายความเข้มข้นเอทานอลออกยอดหอและกันหอ โดยไม่มีค่าทำนายใดเลยที่อยู่นอกขอบเขตความคลาดเคลื่อนร้อยละ 1 ในทุกฟังก์ชันปรับแก้ จากรูปกราฟทั้งสองรูปสังเกตได้ว่ารูปแบบฟังก์ชันปรับแก้ (Correction Function) ไม่ส่งผลต่อรูปแบบการกระจายตัวของค่าทำนายเอทานอลออกยอดหอ และส่งผลต่อการทำนายเอทานอลออกกันหอเพียงเล็กน้อยที่ฟังก์ชันปรับแก้ที่ 2(B) และ 3(G) ในรูปภาพที่ 25 มีการเรียงตัวเป็นระเบียบกว่าฟังก์ชันปรับแก้อื่นๆเล็กน้อย ดังนั้นอาจสรุปได้ว่า รูปแบบของฟังก์ชันปรับแก้ นั้นไม่ส่งผลต่อความแม่นยำ (Precision) ในการทำนาย

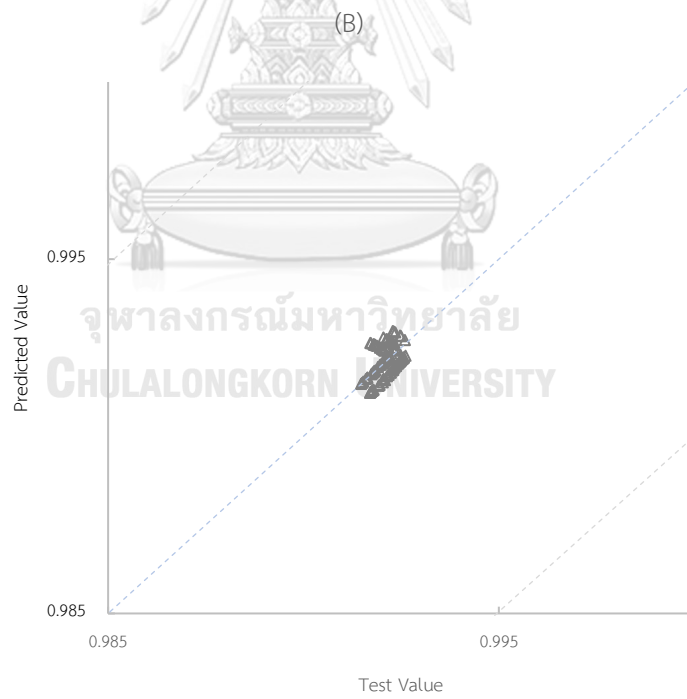
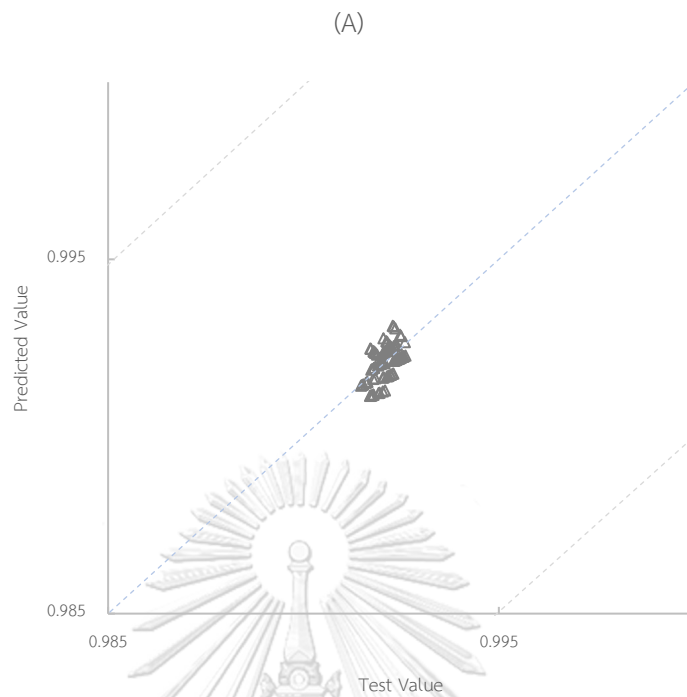
ความเที่ยงตรง (Accuracy) จากภาพที่ 26 ที่แสดงผลของค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองที่ใช้ฟังก์ชันปรับแก้รูปแบบที่ 1 ถึง 5 (Correction Function 1 - 5) ที่หน่วยการคำนวณ 10-10 พบว่ามีค่า RMSE AVG. ของฟังก์ชันปรับแก้ที่ 1 มีค่าน้อยที่สุดที่ 0.953×10^{-3} และมากที่สุดที่ 1.000×10^{-3} ของฟังก์ชันปรับแก้ที่ 3 ซึ่งแตกต่างกันเพียงร้อยละ 5 ดังนั้นจึงขอทำการสรุปว่ารูปแบบฟังก์ชันปรับแก้มีผลน้อยถึงไม่มีผลต่อความเที่ยงตรงในการทำนาย ซึ่งแตกต่างจากการเปลี่ยนแปลงจำนวนหน่วยการคำนวณที่มีผลมากกว่าอย่างสังเกตเห็นได้ชัด



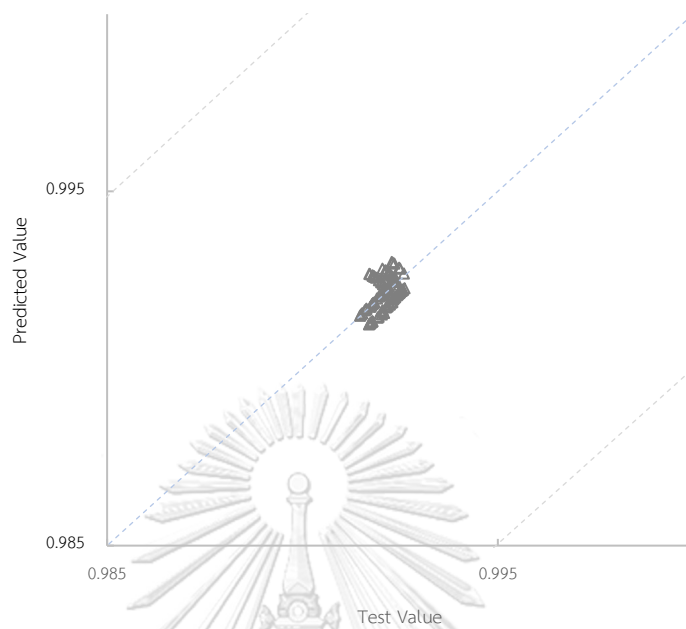




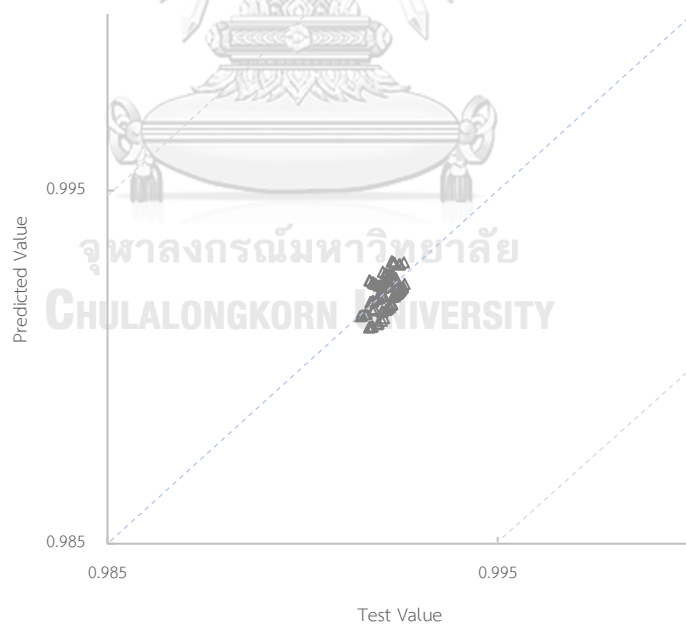
รูปภาพที่ 24 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบและค่าทำนายจากระบบการคำนวณหน่วยการคำนวณ 10 โดยมีรูปแบบฟังก์ชันปรับแก้ที่ 1 ถึง 5 ตามลำดับกราฟ A ถึง E

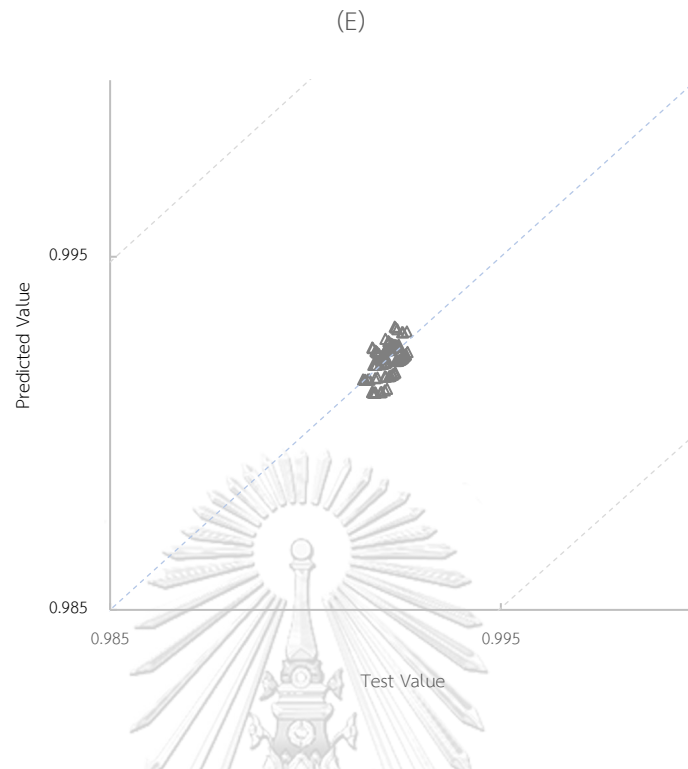


(C)

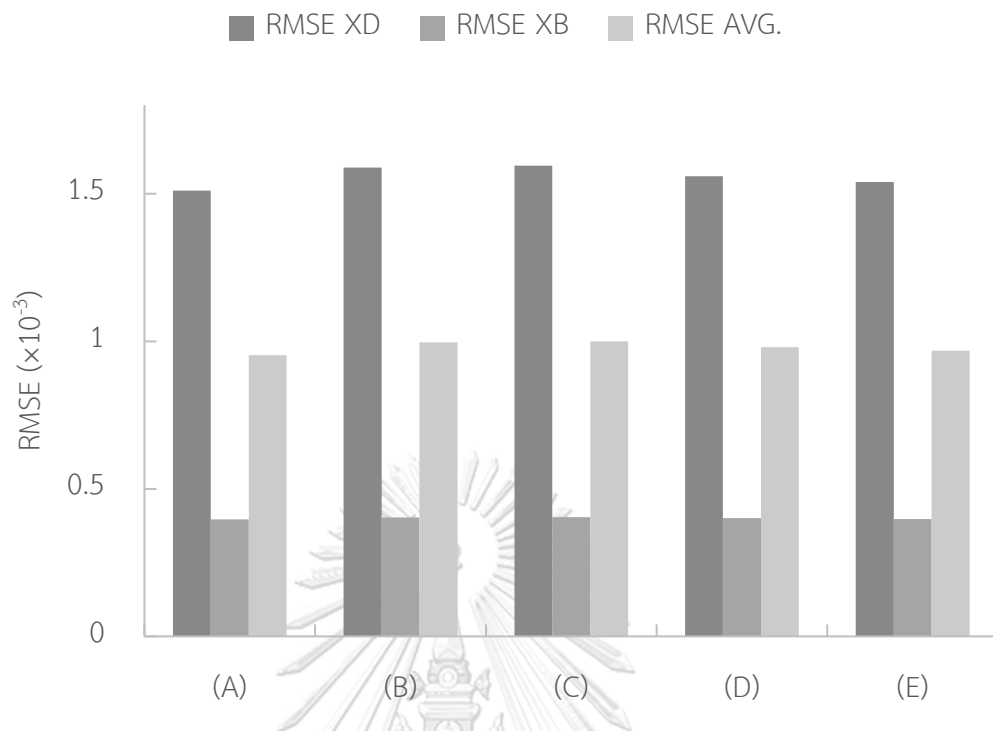


(D)





รูปภาพที่ 25 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลน้ำขาออกกันหของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบและค่าทำนายจากระบบการคำนวณหน่วยการคำนวณ 10 โดยมีรูปแบบฟังก์ชันปรับแก้ที่ 1 ถึง 5 ตามลำดับกราฟ A ถึง E



รูปภาพที่ 26 กราฟค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของข้อมูลจริงชุดทดสอบและระบบการคำนวณ 10 หน่วยการคำนวณที่ฟังก์ชันปรับแก้ที่ 1 ถึง 5 ตามลำดับกราฟ A ถึง E

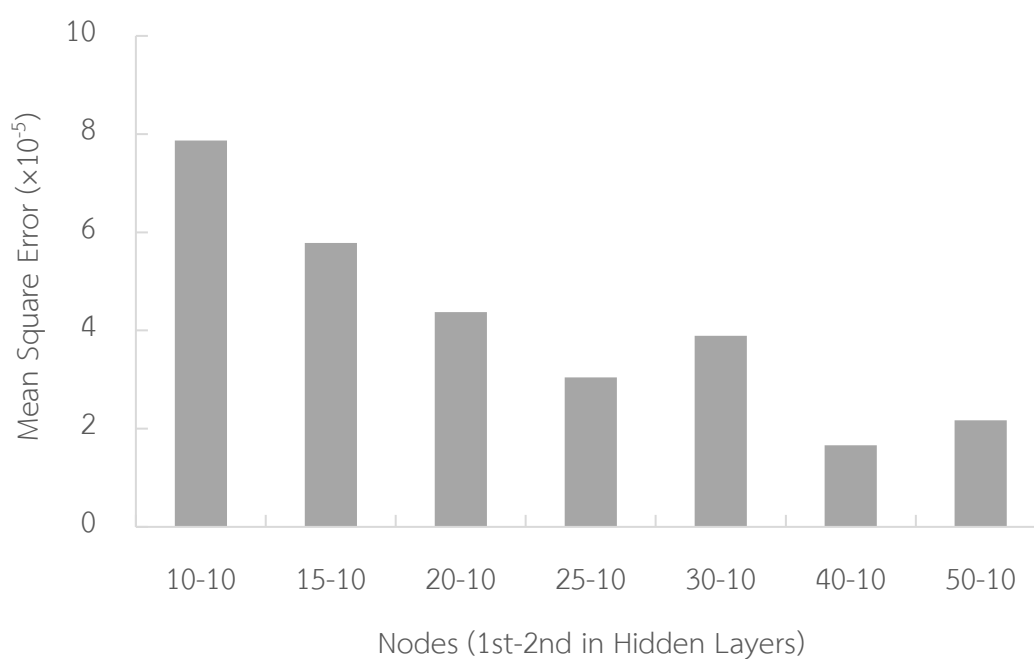
4.3 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม (Result of Training and Testing Artificial Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมที่จะถูกวิเคราะห์และเปรียบเทียบกับระบบการคำนวณที่ถูกสร้างขึ้น จะถูกสอน(Training) และตรวจสอบ(Validation) ด้วยข้อมูลจริงจำนวน 15 และ 1 ข้อมูลตามลำดับ โดยการศึกษาจะมีการเปลี่ยนแปลงหน่วยการคำนวณในชั้นซ่อนที่ 1 ตั้งแต่ 10 ถึง 50 หน่วยการคำนวณ และจะถูกทดสอบ(Testing) ด้วยข้อมูลจริงจำนวน 100 ข้อมูลซึ่งมีผลค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของความเข้มข้นขาออกตามตารางที่ 18 และรูปที่ 27 การเพิ่มหน่วยการคำนวณส่งผลทำให้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของการทดสอบ (Mean Square Error of Testing, Testing Loss) มีค่าที่ลดลงซึ่งมีค่าต่ำที่สุดที่ 1.662×10^{-5} ณ หน่วยการคำนวณที่ 40-10 เมื่อเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกสอนด้วยจำนวนข้อมูลที่เพียงพอ มีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยอยู่ที่ 1.19×10^{-8} ที่หน่วยการคำนวณ 15 หน่วย [13] และ ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย 3.924×10^{-8} ที่หน่วยการคำนวณ 13 หน่วย [24] ทำให้สังเกตได้ว่าถึงแม้จำนวนหน่วยการคำนวณที่สูงกว่าก็ไม่อาจมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าหากมีจำนวนข้อมูลที่จำกัด

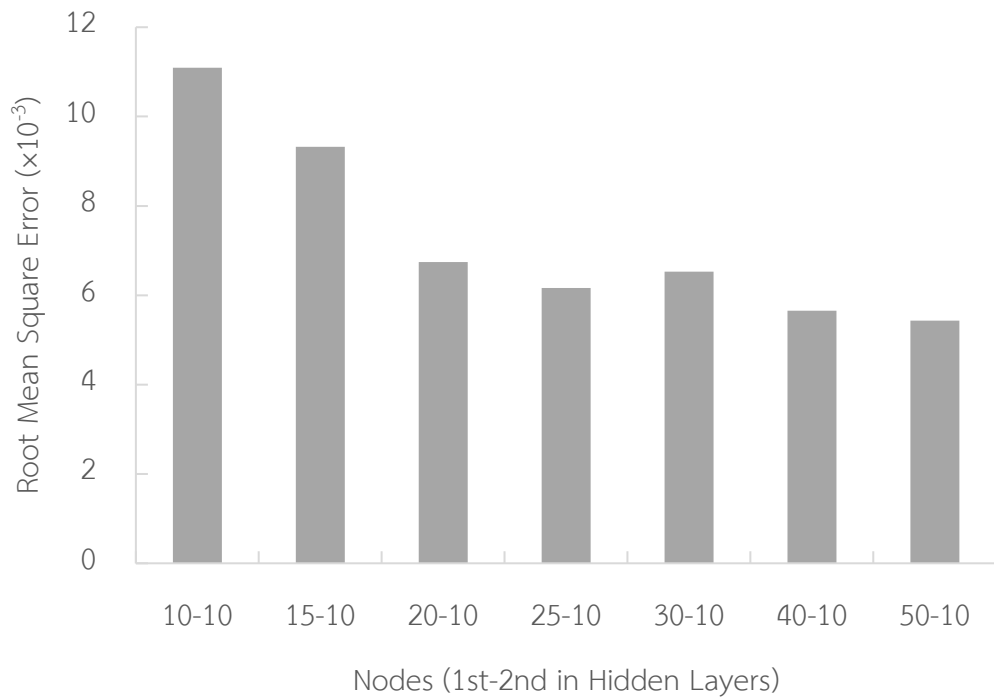
การเพิ่มหน่วยการคำนวณของโครงข่ายประสาทเทียมในข้อมูลจำกัดนั้นที่มีแนวโน้มการทำงานได้มีประสิทธิภาพมากขึ้นจากราคที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของการทำนายความเข้มข้นเอทานอลที่ยอดหอและก้นหอที่ได้ถูกแสดงในรูปที่ 28 และ 29 ตามลำดับ จากรูปภาพที่ 30 จุดภายในรูปแสดงถึงความเข้มข้นขาออกยอดหอของข้อมูลจริงชุดข้อมูลทดสอบในแกนแนวนอนและค่าที่ถูกทำนายจากโครงข่ายประสาทเทียมในแกนแนวตั้ง สังเกตได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมนั้นไม่สามารถทำนายค่าให้อยู่ในขอบเขตความคลาดเคลื่อนร้อยละ 1 ได้ถึงแม้มีหน่วยการคำนวณที่เพิ่มขึ้น แต่ถึงกระนั้นในรูปภาพที่ 31 ในการทำนายค่าความเข้มข้นเอทานอลขาออกก้นหอพบว่ามีเพียงหน่วยการคำนวณที่ 10-10 เพียงระบบเดียวที่มีค่าทำนายอยู่นอกขอบเขตความคลาดเคลื่อนร้อยละ 1 แต่ถึงแม้ว่าค่าที่ถูกทำนายนั้นจะอยู่ในขอบเขตดังกล่าวแต่ค่าที่ทำนายนั้นการกระจายออกแนวตั้งอย่างสังเกตเห็นชัด ซึ่งอาจเกิดจากข้อมูลจำกัดในการสอนทำให้โครงข่ายประสาทเทียม มีเพียงโครงข่ายประสาทเทียมที่มีหน่วยคำนวณที่ 40-10 และ 50-10 ที่พอจะสามารถค้นหาความสัมพันธ์ของตัวแปรขาเข้าที่ส่งผลต่อความเข้มข้นเอทานอลขาออกก้นหอที่เปลี่ยนแปลงเพียงเล็กน้อย

ตารางที่ 18 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งถูกสอนด้วยข้อมูลจริง

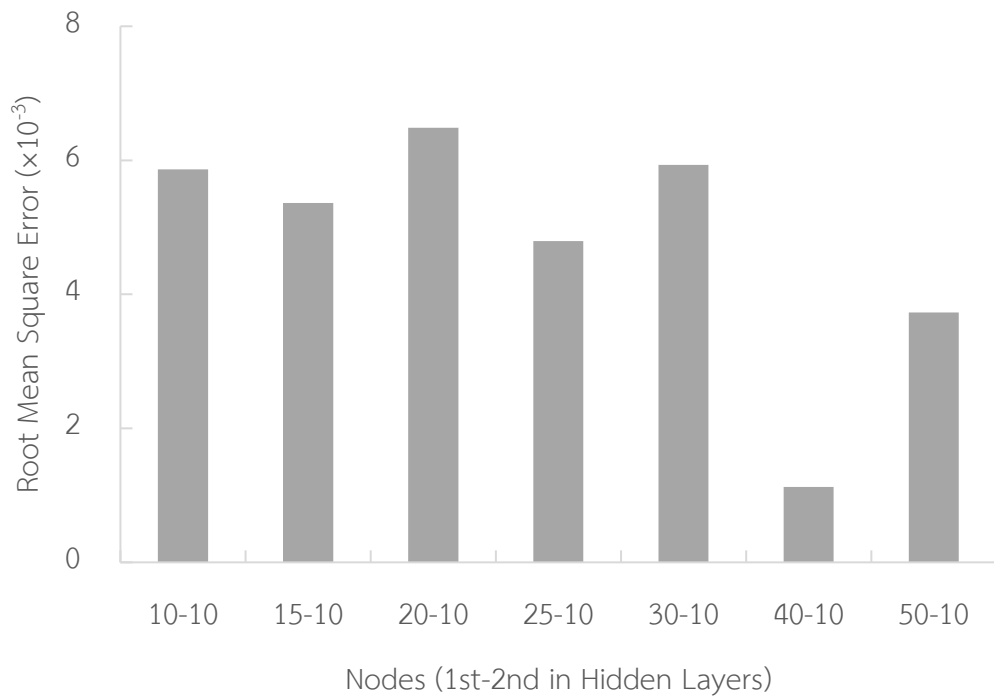
หน่วยการคำนวณ (ชั้นที่ 1 – ชั้นที่ 2)	10-10	15-10	20-10	25-10	30-10	40-10	50-10
Training loss ($\times 10^{-5}$)	9.444	6.765	6.754	2.165	3.799	2.642	2.452
Validation loss ($\times 10^{-5}$)	2.894	2.471	9.190	5.336	5.765	0.511	0.633
Testing loss ($\times 10^{-5}$)	7.872	5.782	4.377	3.045	3.892	1.662	2.170



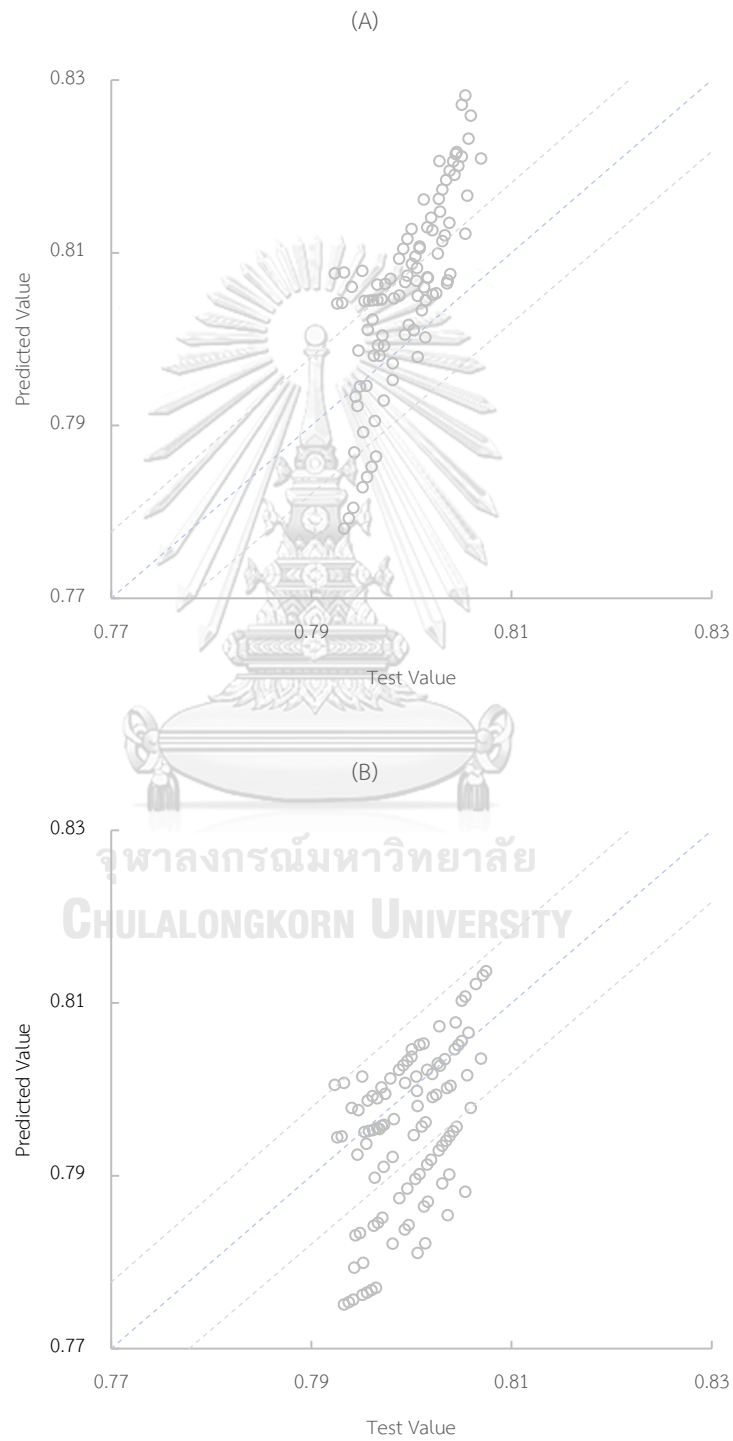
รูปภาพที่ 27 ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของโครงข่ายประสาทเทียมในชุดข้อมูลจริงทดสอบ



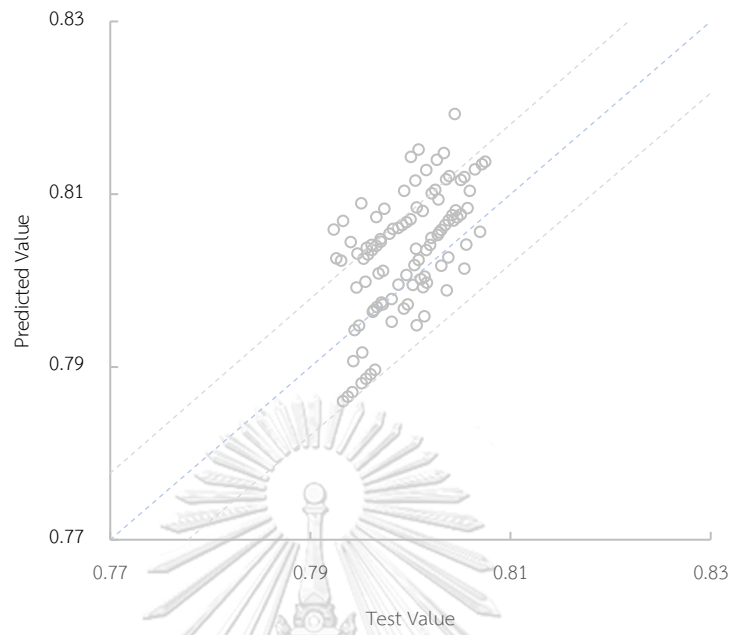
รูปภาพที่ 28 กราฟเปรียบเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของการทำนายเศษส่วน โดยโมเดลของเอทานอลขาออกยกยอดหอจากการทดสอบกับชุดข้อมูลจริงของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนหน่วยการคำนวณในชั้นซ่อนที่ 1 แตกต่างกัน



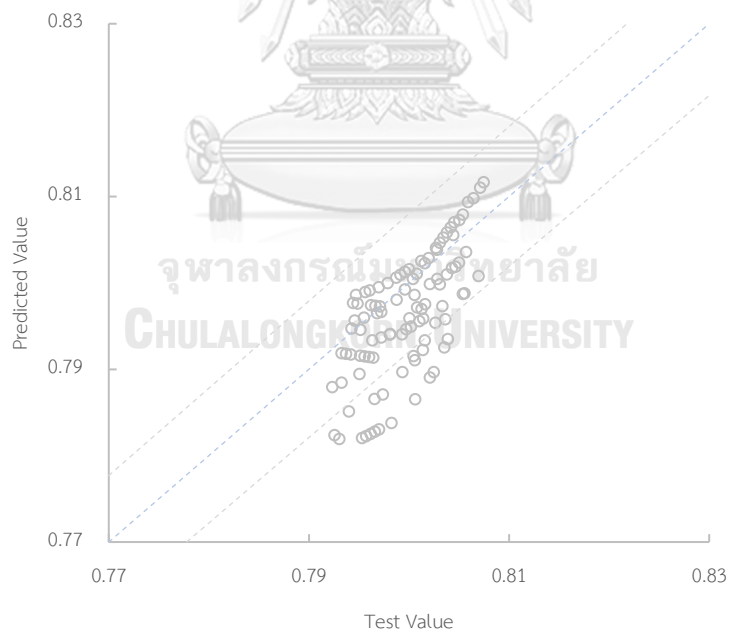
รูปภาพที่ 29 กราฟเปรียบเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของการทำนายเศษส่วน โดยโมเดลของเอทานอลชาวอกันหอจากการทดสอบกับชุดข้อมูลจริงของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนหน่วยการคำนวณในชั้นซ่อนที่ 1 แตกต่างกัน

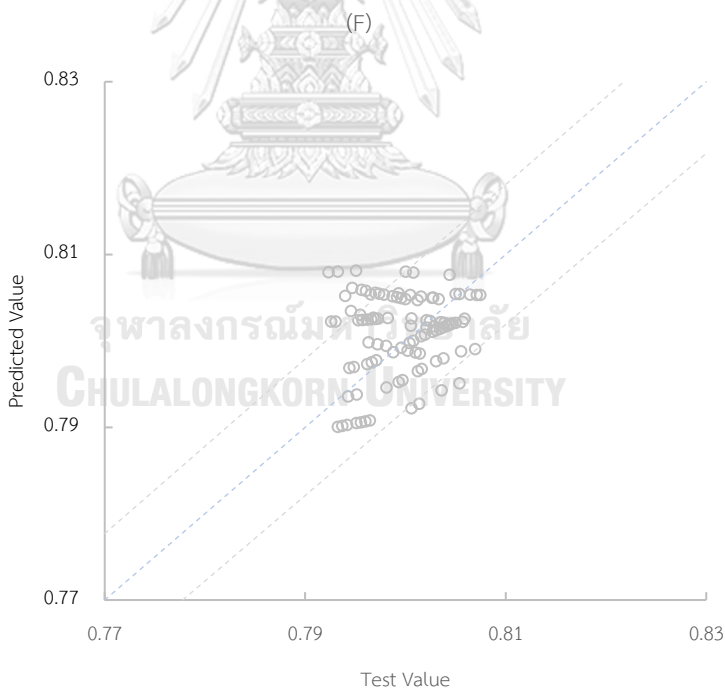
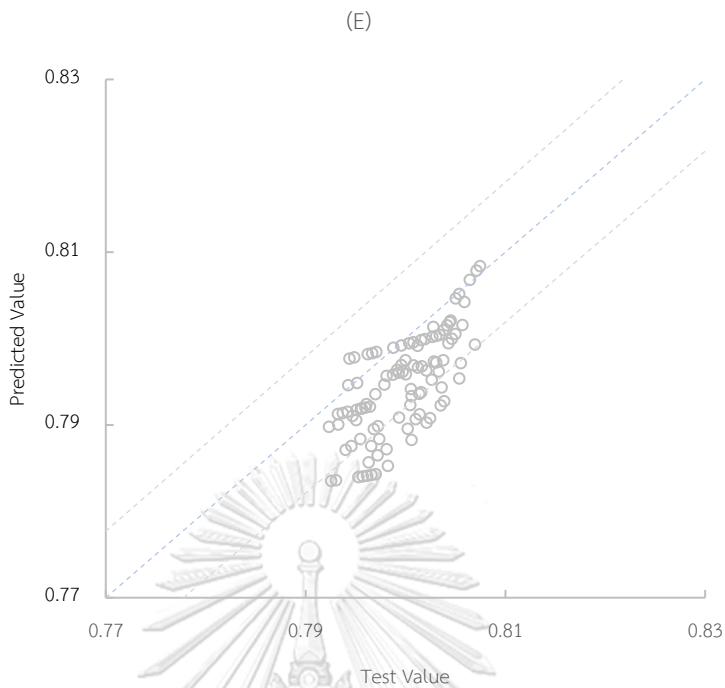


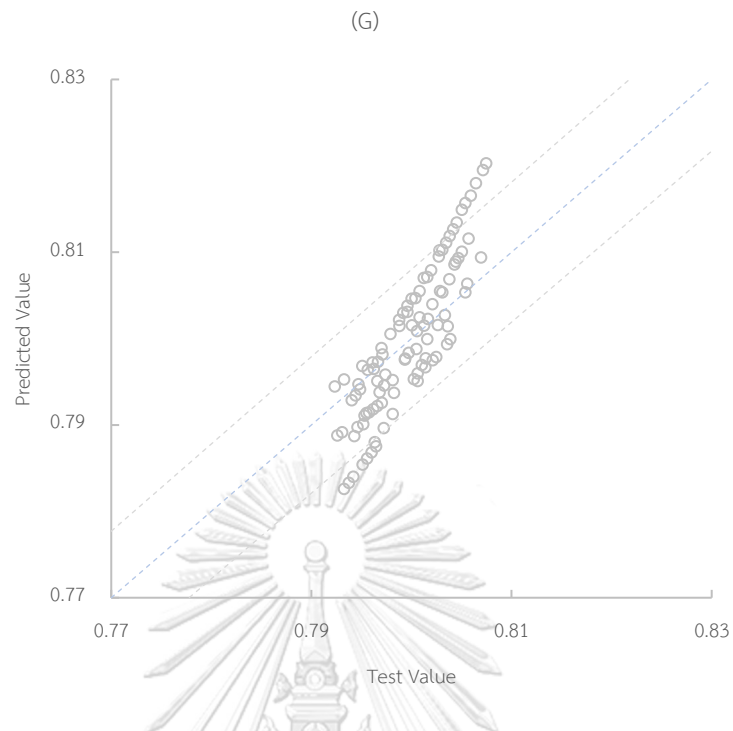
(C)



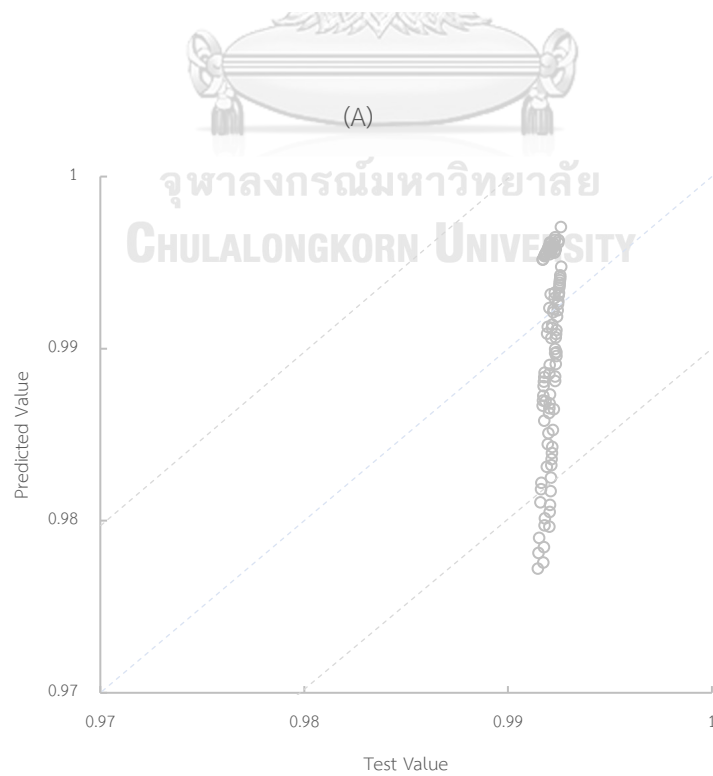
(D)

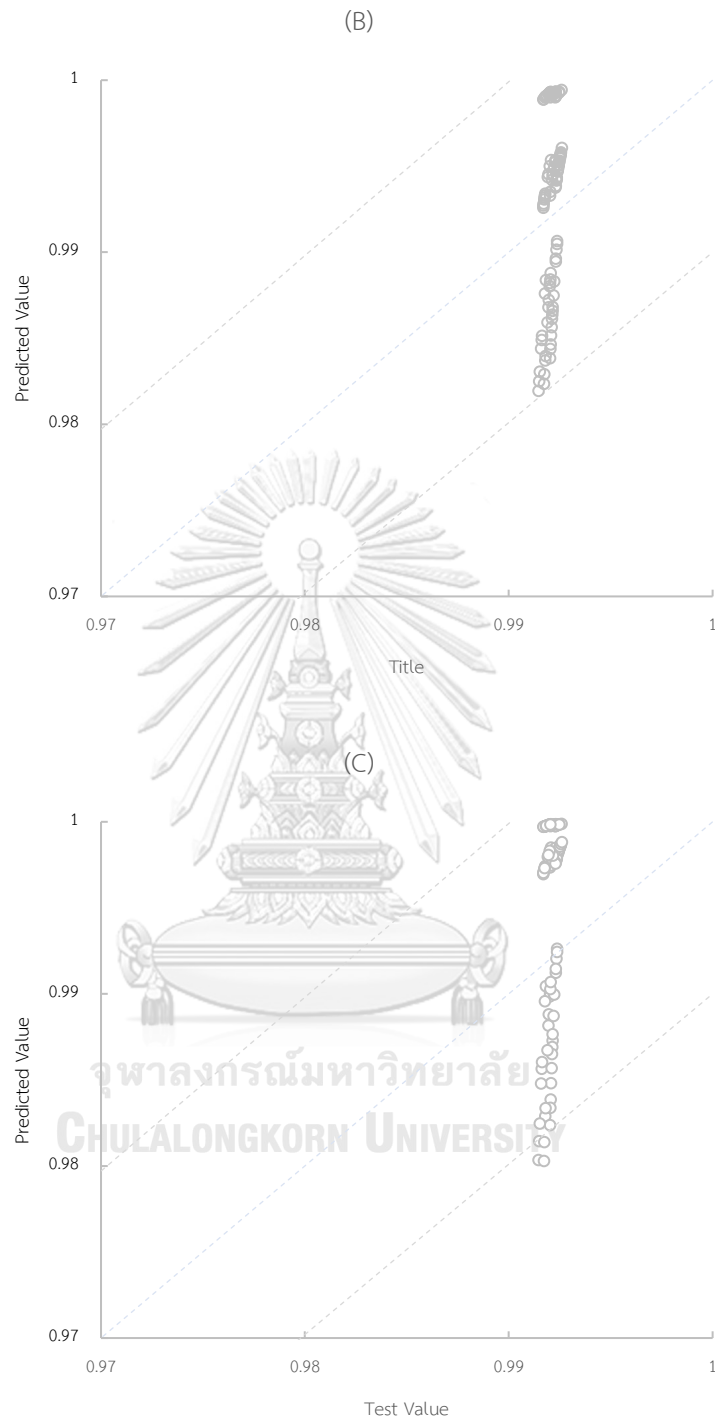




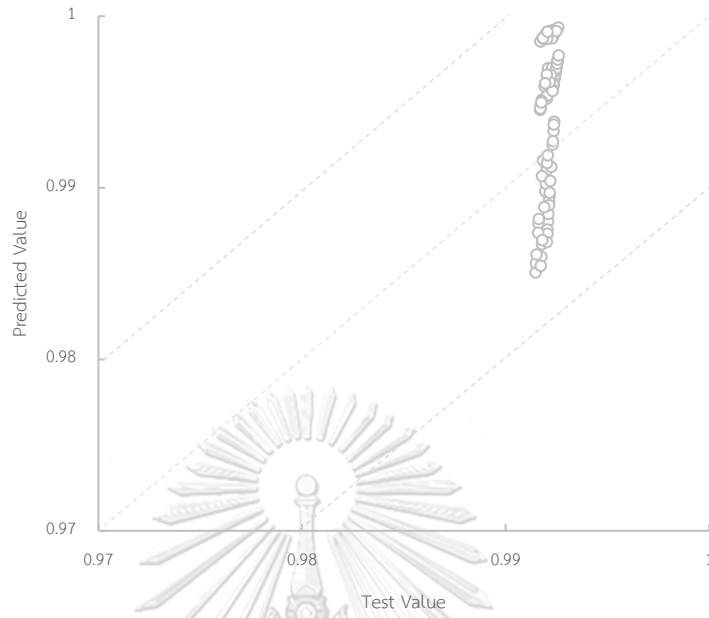


รูปภาพที่ 30 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลน้ำขาออกยอดหอของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบและค่าทำนายจากโครงข่ายประสาทเทียมโดยมีหน่วยการคำนวณ 10 15 20 25 30 40 และ 50 ตามลำดับ กราฟ A ถึง G

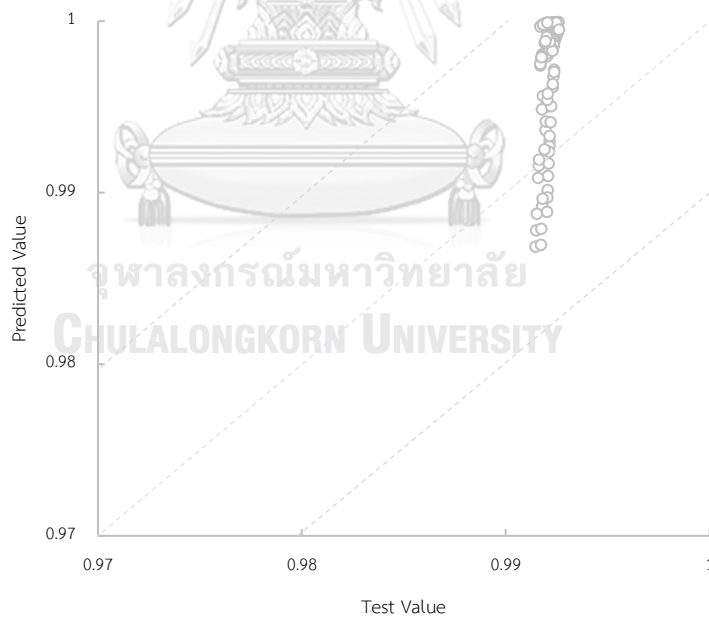


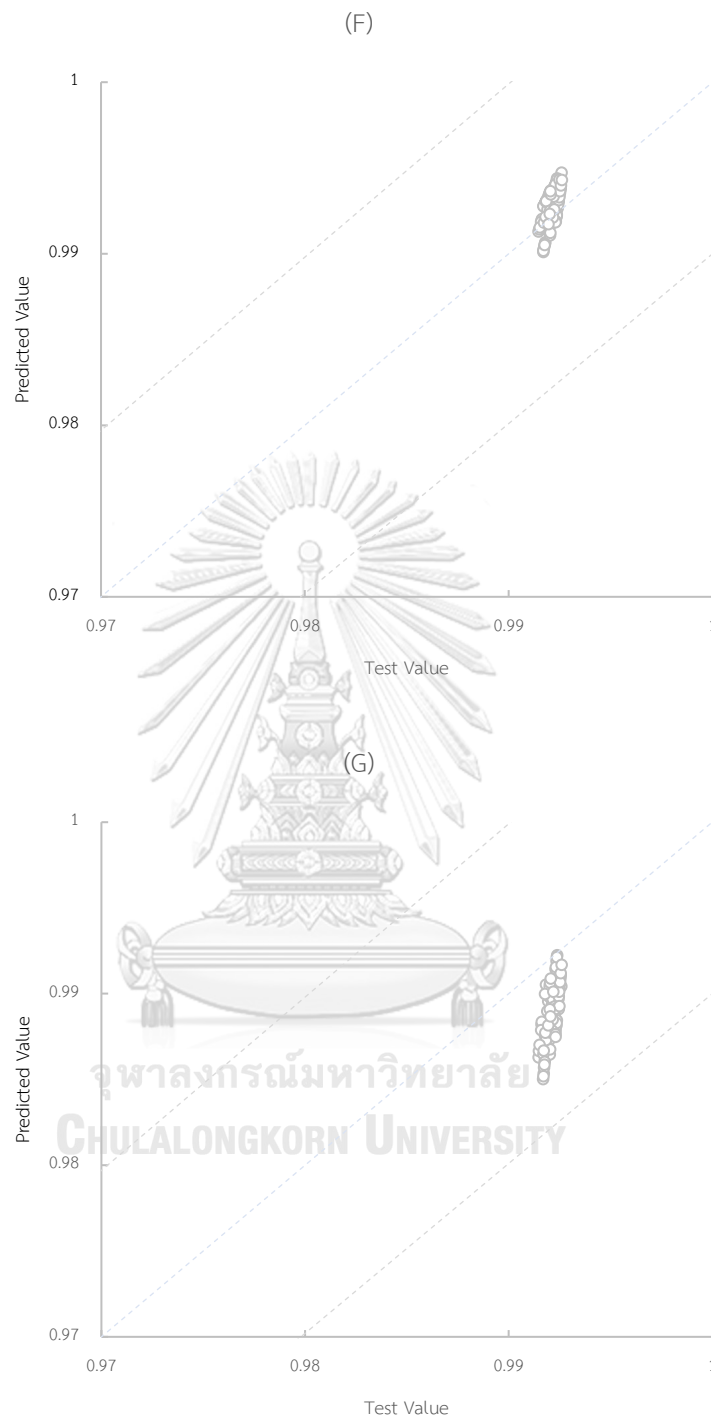


(D)



(E)





รูปภาพที่ 31 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลน้ำขาออกกันหอยของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบและค่าทำนายจากโครงข่ายประสาทเทียมโดยมีหน่วยการคำนวณ 10 15 20 25 30 40 และ 50 ตามลำดับ กราฟ A ถึง G

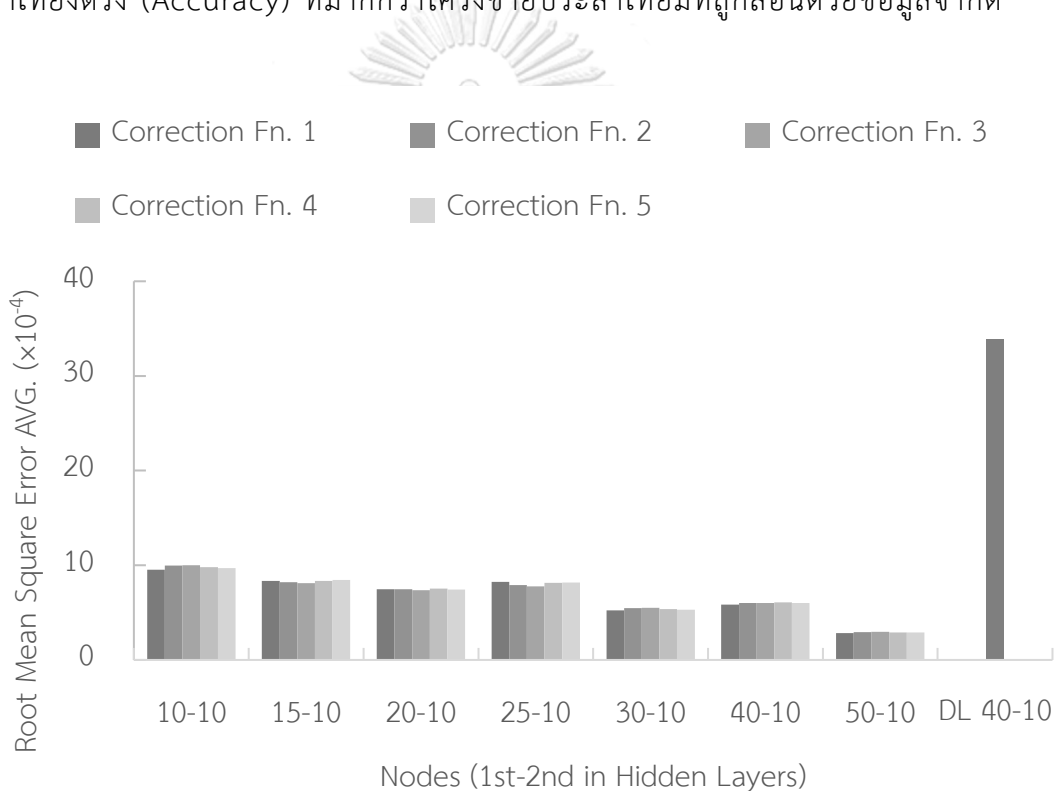
4.4 วิเคราะห์ผลการทำนายระหว่างระบบการคำนวณและโครงข่ายประสาทเทียม (Analysis of Calculation System and Artificial Neural Network)

จากตารางที่ 19 ผลของค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของระบบการคำนวณในรูปแบบตัวแปรที่ 1 ที่หน่วยการคำนวณที่แตกต่างกัน และโครงข่ายประสาทเทียมที่หน่วยการคำนวณ 40-10 (DL 40-10) เมื่อทดสอบกับข้อมูลจริงชุดทดสอบ พบว่าการทำนายจากระบบการคำนวณตัวแปรรวมแบบที่ 1 มีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error, RSME) น้อยกว่าการทำนายด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกสอนด้วยข้อมูลจำกัดโดยตรงในทุกกรณี และเมื่อเทียบกับวิธีการถ่ายโอนการเรียนรู้ (Transfer Learning) [14] ที่มีรากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของความเข้มข้นขาออกยอดหอและกันหอเท่ากับ 1.2×10^{-4} และ 3.1×10^{-2} ตามลำดับ โดยที่ใช้ข้อมูลในการสอน 45 ข้อมูลและใช้โครงข่ายประสาทเทียมแยกกันในการทำนายความเข้มข้นขาออกยอดหอและกันหอ พบว่าระบบการคำนวณที่สร้างขึ้นนั้นมีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองเฉลี่ยของความเข้มข้นที่กันหอ (RMSE X_B) และ ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองเฉลี่ยโดยรวม (RMSE AVG.) ที่น้อยกว่าถึงแม้จะใช้เพียงหนึ่งโครงข่ายประสาทเทียมและใช้ข้อมูลในการสอนน้อยกว่า 30 ข้อมูลคิดเป็นร้อยละ 67 เมื่อเทียบกับ 45 ข้อมูล

ตารางที่ 19 ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองเฉลี่ยจากการทดสอบกับชุดข้อมูลจริงของโครงข่ายประสาทเทียมและระบบการคำนวณด้วยตัวแปรรวมแบบที่ 1

Cor. Fn. 1	DL 40-10 ($\times 10^{-3}$)	จำนวนหน่วยการคำนวณของโครงข่ายประสาทเทียมในระบบการคำนวณ ($\times 10^{-4}$)						
		10-10	15-10	20-10	25-10	30-10	40-10	50-10
RMSE X_D	5.65	15.11	15.04	11.94	11.65	7.91	8.93	4.41
RMSE X_B	1.13	3.96	1.67	2.99	4.88	2.56	2.76	1.29
RMSE AVG.	3.39	9.53	8.36	7.46	8.26	5.23	5.84	2.85

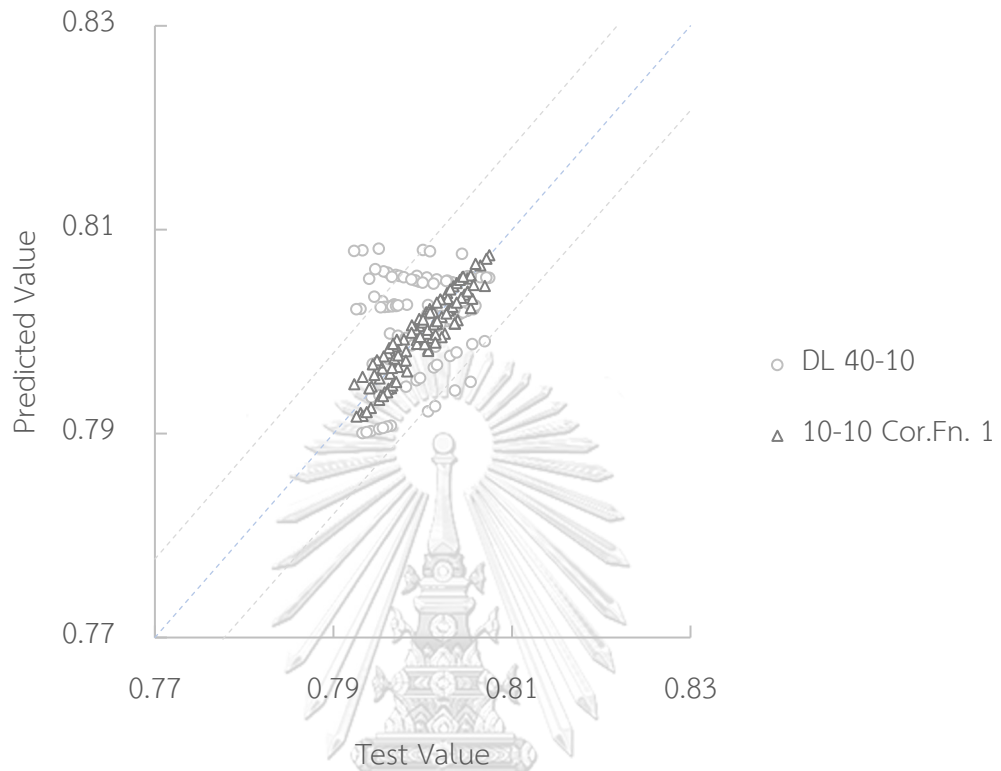
จากรูปภาพที่ 32 เป็นกราฟในการเปรียบเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของแต่ละรูปแบบตัวแปรรวมและโครงข่ายประสาทเทียม 40-10 พบว่าในการใช้ตัวแปรรวมที่ต่างกันภายในระบบการคำนวณที่มีจำนวนหน่วยการคำนวณเดียวกัน มีความแตกต่างของค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยไม่มากดังที่แสดงในหัวข้อ 4.2.4 รูปภาพที่ 26 เมื่อเทียบค่าของ RSME AVG. ระหว่างระบบการคำนวณฟังก์ชันปรับแก้รูปแบบที่ 1 ที่หน่วยการคำนวณ 10-10 (10-10 Cor. Fn. 1) และโครงข่ายประสาทเทียมที่มีหน่วยการคำนวณ 40-10 (DL 40-10) พบว่า มีค่าน้อยกว่าถึงร้อยละ 72 ของค่าจากโครงข่ายประสาทเทียมแสดงให้เห็นว่าระบบการคำนวณนั้นมีค่าเที่ยงตรง (Accuracy) ที่มากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกสอนด้วยข้อมูลจำกัด



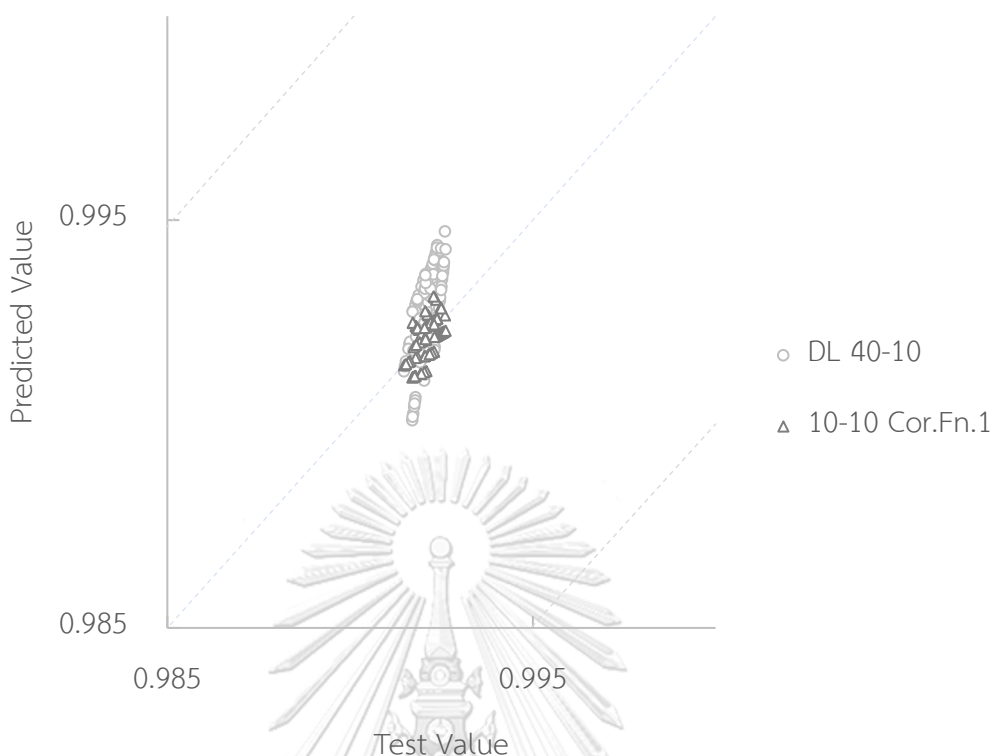
รูปภาพที่ 32 กราฟเปรียบเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการทดสอบกับชุดข้อมูลจริงระหว่างระบบการคำนวณและโครงข่ายประสาทเทียม

จากภาพที่ 33 ที่เป็นกราฟแสดงถึงค่าเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอที่ทำนายได้จาก DL 40-10 และ 10-10 Cor. Fn. 1 เมื่อเทียบกับข้อมูลจริงชุดทดสอบซึ่งพบว่าค่าที่ได้จากระบบการคำนวณนั้น มีความเกาะกลุ่มอยู่ในแนวเส้นตรงแนบกับเส้นปกติที่เฉียงทำมุมกับแกนนอน (แกน x) 45 องศา มากกว่าค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมโดยตรง โดยมีร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์สูงสุดของค่าทำนายความเข้มข้นเอทานอลขาออกยอดหอจากระบบการคำนวณเท่ากับ 0.383 ซึ่งน้อยกว่าค่าของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าเท่ากับ 1.964 ประมาณ 5 เท่า และรูปภาพที่ 34 ที่เป็นการทำนายค่าเศษส่วนโดยโมลน้ำขาออกกันหอ ซึ่งมีร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์สูงสุดของค่าทำนายความเข้มข้นน้ำขากันหอจากระบบการคำนวณเท่ากับ 0.085 ซึ่งน้อยกว่าค่าของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าเท่ากับ 0.214 ประมาณ 2.5 เท่า ทำให้เห็นว่าระบบการคำนวณนั้นมีความแม่นยำ (Precision) ที่มากกว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกสอนด้วยข้อมูลจำกัดอย่างชัดเจน





รูปภาพที่ 33 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมเลทานอลขาออกยอดหอยของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบกับค่าทำนายจากโครงข่ายประสาทเทียม 40-10 (DL 40-10) และ ระบบการคำนวณฟังก์ชันปรับแก้รูปแบบที่ 1 ที่มีหน่วยการคำนวณ 10-10 (10-10 Cor. Fn. 1)



รูปภาพที่ 34 กราฟระหว่างค่าเศษส่วนโดยโมลน้ำขาออกกันหอของข้อมูลจริงที่ใช้ทดสอบกับค่าทำนายจากโครงข่ายประสาทเทียม 40-10 (DL 40-10) และ ระบบการคำนวณฟังก์ชันปรับแก้รูปแบบที่ 1 ที่มีหน่วยการคำนวณ 10-10 (10-10 Cor. Fn. 1)

4.5 กรณีศึกษาการใช้ระบบการคำนวณเพื่อช่วยทำนายค่าความเข้มข้นขาออกจากหอกลั่น (Case Study of The Calculation System For Predicted Distillation Concentration Output)

กรณีศึกษานี้มีเป้าหมายในการปรับใช้ระบบการคำนวณเพื่อทำนายความเข้มข้นหอกลั่นเมื่อมีการลดความดันภายในหอกลั่นระหว่างการทำงาน (Operating) ซึ่งมีแนวคิดและรายละเอียดดังต่อไปนี้ ระบบหอกลั่นในกรณีศึกษานี้ถูกออกแบบจากหอกลั่นแยกเอทานอลและน้ำตามในหัวข้อที่ 4.1 ซึ่งพบว่าเครื่องควบแน่น (Condenser) มีพื้นที่ในการแลกเปลี่ยนความร้อน (A) เท่ากับ 0.439 ตารางเมตรโดยคิดจากสมการที่ 43 และ 44 โดยมีค่าของตัวแปรอื่นๆ ดังตารางที่ 20 โดยมีค่าสัมประสิทธิ์การถ่ายเทความร้อนโดยรวม (Overall heat transfer coefficient) มีค่าเท่ากับ 700 วัตต์ต่อตารางเมตรต่อเคลวิน [25] และให้อุณหภูมิน้ำหล่อเย็นขาเข้าและขาออกเท่ากับ 308.15 และ 318.15 เคลวินตามลำดับ

$$Q_{cond.} = UA(LMTD) \quad \text{สมการที่ 43}$$

$$LMTD = \frac{(T_{h,i} - T_{c,o}) - (T_{h,o} - T_{c,i})}{\ln((T_{h,i} - T_{c,o}) / (T_{h,o} - T_{c,i}))} \quad \text{สมการที่ 44}$$

ตารางที่ 20 ตารางตัวแปรคำนวณในกรณีศึกษาการปรับใช้ระบบการคำนวณ

Variable	Value	Unit
$Q_{cond.}$ (Heat Duty of Condenser)	17,339	W
U (Overall heat transfer coefficient)	700	W·m ⁻² ·K ⁻¹
$T_{c,i}$ (Temperature of cooling water inlet)	308.15	K
$T_{c,o}$ (Temperature of cooling water outlet)	318.15	K
$T_{h,i}$ (Temperature of hot vapor inlet)	369.69	K
$T_{h,o}$ (Temperature of hot liquid outlet)	369.64	K
$LMTD$ (Logarithmic mean temperature difference)	56.37	K
A (Total contact area)	0.439	m ²

จากตารางที่ 20 สามารถหาปริมาณของน้ำหล่อเย็น (m_{cw}) ที่ใช้เพื่อควบแน่นไอร้อนจาก หอกลั่นได้เท่ากับ 0.41 กิโลกรัมต่อวินาที ซึ่งคิดจากสมการที่ 45 โดยมีสมมุติฐานที่ว่าค่า ความจุความร้อน ($C_{p,cw}$) ของน้ำหล่อเย็นมีค่าคงที่ที่ 4.18 จูลต่อกิโลกรัมต่อเคลวิน [26]

$$Q_{cond.} = m_{cw} C_{p,cw} (T_{c,o} - T_{c,i}) \quad \text{สมการที่ 45}$$

ในเวลากลางคืนซึ่งมีอุณหภูมิที่ต่ำกว่าตอนกลางวันจึงขอสมมุติว่าอุณหภูมิของน้ำหล่อเย็นขาเข้าลดลงเหลือ 307.15 เคลวิน ซึ่งเป็นค่าที่ต่ำกว่าค่าที่ออกแบบส่งผลให้ค่าของพื้นที่ในการแลกเปลี่ยนความร้อนจากการคำนวณมีเท่ากับ 0.432 ตารางเมตร จากการคำนวณด้วยสมการที่ 45 44 และ 43 โดยสมมุติว่าค่าของตัวแปรอื่นๆ มีค่าคงที่ จาก

พื้นที่ที่คำนวณได้พบว่าใช้พื้นที่เป็นร้อยละ 98.4 จากพื้นที่ที่ออกแบบไว้หรือหมายความว่า การที่อุณหภูมิของน้ำหล่อเย็นขาเข้าลดลงทำให้เสียพื้นที่ในการแลกเปลี่ยนความร้อนลงไปที่ ร้อยละ 1.6 ดังนั้นเพื่อใช้พื้นที่ในการแลกเปลี่ยนความร้อนที่ออกแบบให้ได้ใกล้เคียงกับที่ ออกแบบไว้ จึงต้องมีการลดอุณหภูมิของไอร้อนลง ซึ่งสามารถทำได้โดยการลดความดัน ของระบบหอกลิ้นลง จากตารางที่ 21 เป็นตารางแสดงค่าของภาระทางความร้อนของ เครื่องควบแน่น(Heat Duty of Condenser, $Q_{cond.}$) และ อุณหภูมิสายขาร้อนขาเข้า และออก($T_{h,i}$, $T_{h,o}$) ที่ความดัน (P) โดยกำหนดให้เศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออก ยอดหอและก้นหอนี้ค่าเท่ากับ 0.8 และ 0.01 ตามลำดับ

ตารางที่ 21 ตารางแสดงค่าภาระความร้อนของเครื่องควบแน่นที่ความดัน 1.6 ถึง 2.1 บาร์

P (bar)	$Q_{cond.}$ (W)	$T_{h,i}$ (K)	$T_{h,o}$ (K)	$T_{c,i}$ (K)	$T_{c,o}$ (K)	A (m ²)
2.1	17,487	371.08	371.04	307.15	317.24	0.425
2	17,339	369.69	369.64	307.15	317.15	0.432
1.9	17,189	368.24	368.19	307.15	317.06	0.439
1.6	16,730	363.48	368.34	303.15	312.80	0.432

จากตารางที่ 21 เมื่อลดความดันของหอกลิ้นลงถึง 1.9 บาร์ พบว่ามีค่าพื้นที่ แลกเปลี่ยนความร้อน 0.439 ตารางเมตรซึ่งคิดเป็นร้อยละ 100 จากพื้นที่ที่ออกแบบซึ่งเป็นข้อพิสูจน์ว่าเมื่ออุณหภูมิของน้ำหล่อเย็นลดลงการลดความดันของหอกลิ้นช่วยให้ใช้พื้นที่ของเครื่องควบแน่นได้มีประสิทธิภาพมากกว่าการควบคุมให้ความดันคงที่ที่ออกแบบไว้ และการลดความดันในการกลั่นนั้นยังสามารถลดพลังงานของเครื่องควบแน่นได้ประมาณร้อยละ 1 จากเดิมซึ่งเป็นค่าที่น้อยเมื่อเทียบภาระในการควบคุมเนื่องจากการ เปลี่ยนความดันของหอกลิ้นนั้น ส่งผลให้คุณสมบัติของสารเชิงอุณหพลศาสตร์เปลี่ยนแปลงไปทำให้ยากต่อการควบคุมความเข้มข้นขาออกของเอทานอล ดังนั้นการใช้ระบบการ คำนวณที่มีโครงข่ายประสาทเทียมที่เรียนรู้ทฤษฎีของหอกลิ้นและเพิ่มเติมด้วย ความสัมพันธ์ปรับแก้ จะสามารถแก้ไขปัญหานี้ได้ โดยระบบการคำนวณ 50-10 และ ความสัมพันธ์ของตัวแปรรวมรูปแบบที่ 1 สามารถทำนายเศษส่วนโดยโมลเอทานอลยอด หอได้ค่าเท่ากับ 0.799 และเศษส่วนโดยโมลน้ำก้นหอได้ค่าเท่ากับ 99.05×10^{-2} ซึ่งมีค่า สัมบูรณ์ร้อยละความคลาดเคลื่อนเพียง 0.125 และ 0.051 ตามลำดับ จากตารางที่ 21

แถวสุดท้ายคือการทำงานของระบบหอกลับที่ความดัน 1.6 บาร์ เมื่ออุณหภูมิน้ำหล่อเย็น
ขาเข้าลดลงเหลือ 303.15 เคลวินหรือ 30 องศาเซลเซียส พบว่าสามารถลดพลังงานของ
เครื่องควบแน่นได้ถึงร้อยละ 3.5 จากการออกแบบเดิมซึ่งแสดงถึงความสามารถในเพิ่ม
ประสิทธิภาพการประหยัดพลังงานระหว่างการทำงานของหอกลับ แต่ค่าของความดัน
ดังกล่าวอยู่นอกเหนือขอบเขตของระบบการคำนวณในรายงานฉบับนี้ทำให้ไม่สามารถใช้
งานระบบการคำนวณ ณ เงื่อนไขนี้ได้ แต่สามารถแก้ไขปัญหานี้ได้ด้วยการเพิ่มขอบเขตใน
การเสนอโครงข่ายประสาทเทียมภายในระบบการคำนวณให้ครอบคลุมค่าที่ต้องการศึกษา



บทที่ 5

สรุปผลการดำเนินงาน และข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการดำเนินงาน

งานวิจัยนี้เป็นการหาวิธีในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมให้ได้มีประสิทธิภาพ ในกรณีที่มีข้อมูลจำกัด โดยอาศัยหลักการที่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้รูปแบบ และแนวโน้มของความสัมพันธ์ของข้อมูลได้เป็นอย่างดี ซึ่งยากและซับซ้อนต่อการสังเกต จากมนุษย์หรือเทคนิคทางคอมพิวเตอร์อื่นๆ [27] โดยใช้สมการทางคณิตศาสตร์อย่างง่าย เพื่อใช้ในการเรียนรู้ทฤษฎีพื้นฐานของหอกลับที่ประกอบไปด้วยทฤษฎีของอุณหพลศาสตร์ (Thermodynamics) และสมดุลมวล (Mass Balance) เบื้องต้นก่อนที่ค่านั้นจะถูก ปรับแก้ด้วยสมการความสัมพันธ์ระหว่างค่าที่ทำนายและข้อมูลจำกัดที่สนใจ โดยวัดผล และเปรียบเทียบกับการใช้โครงข่ายประสาทเทียมโดยมีข้อมูลจริงที่มีจำนวนจำกัดโดยตรง

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมกับข้อมูลชุดพื้นฐานจำนวนมากพบว่า การเพิ่มของหน่วยการคำนวณนั้นสามารถลดความคลาดเคลื่อนของการทำนายความเข้มข้นขา ออกหอกลับ ซึ่งสอดคล้องกับผลการรายงานของ [28] โดยที่หน่วยการคำนวณในชั้นซ่อน ที่ 1 และ 2 ที่มีจำนวนเท่ากับ 50 และ 10 ตามลำดับมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง เฉลี่ยเท่ากับ 2.29×10^{-7} เมื่อเทียบกับข้อมูลพื้นฐานชุดทดสอบ (Principal Test Data) และความสัมพันธ์ของจำนวนหน่วยการคำนวณเพิ่มขึ้นที่มีต่อค่าความคลาดเคลื่อนที่ลดลง นั้น ได้ถูกส่งต่อไปยังผลของความคลาดเคลื่อนของค่าของความเข้มข้นขาออกของระบบ การคำนวณ (โครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกสอนด้วยข้อมูลชุดพื้นฐาน+ความสัมพันธ์ของตัว แปรรวมระหว่างข้อมูลจริงละค่าจากโครงข่ายประสาทเทียม) โดยที่ระบบการคำนวณที่มี จำนวนหน่วยการคำนวณที่ 10-10 และความสัมพันธ์ของตัวแปรรวมรูปแบบที่ 1 มีค่า ความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 9.09×10^{-8} เมื่อเทียบกับข้อมูลจริงชุดทดสอบ (Actual Test Data) ซึ่งมากกว่าค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากระบบการคำนวณที่มี จำนวนหน่วยการคำนวณที่ 50-10 และความสัมพันธ์ของตัวแปรรวมรูปแบบที่ 1 อยู่ ประมาณ 11.2 เท่า ซึ่งทำให้เห็นว่าถึงแม้จะมีการเพิ่มความสัมพันธ์ปรับแก้แต่ โครงข่าย ประสาทเทียมที่สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลชุดพื้นฐานหรือทฤษฎีเบื้องต้นที่เก่ง กว่าสามารถทำงานได้มีประสิทธิภาพที่มากกว่า จากการศึกษาตัวแปรรวมที่ถูกสร้างขึ้น พบว่าสามารถส่งผลต่อค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยมากที่สุดได้ไม่ เกินร้อยละ 7

การทำนายค่าความเข้มข้นขาออกหอกลิ้นของโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกลองด้วยข้อมูลจริงจำนวนจำกัดนั้นมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำที่สุดเท่ากับ 1.66×10^{-5} ซึ่งถือว่าเป็นค่าที่ต่ำแต่ถึงกระนั้นยังมีค่าทำนายจำนวนมากที่คลาดเคลื่อนเกินร้อยละ 1 ของข้อมูลทดสอบและการกระจุกตัวที่ต่ำเมื่อเทียบกับระบบการคำนวณที่ถูกลองคิดค้นขึ้นที่ความแม่นยำ (Precision) และความเที่ยงตรง (Accuracy) ที่สูงกว่า โดยที่ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของการทำนายความเข้มข้นเอทานอลขาออกยอดหอกที่ต่ำที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเท่ากับ 5.43×10^{-3} ซึ่งมากกว่าค่าที่สูงที่สุดของระบบการคำนวณอยู่ 3.4 เท่า และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของการทำนายความเข้มข้นเอทานอลขาออกก้นหอกที่ต่ำที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเท่ากับ 1.13×10^{-3} ซึ่งมากกว่าค่าที่สูงที่สุดของระบบการคำนวณอยู่ 2.2 เท่า เป็นข้อพิสูจน์ว่าระบบการคำนวณที่สร้างขึ้นนั้นมีประสิทธิภาพที่มากกว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมโดยตรงที่ข้อมูลจำกัด ดังนั้นระบบการคำนวณนี้อาจเหมาะสมสำหรับการใช้ในระบบหอกลิ้นจริงที่มีการเสื่อมของเครื่องมือตามเวลาเนื่องจากสามารถใช้ข้อมูลจำนวนน้อยเพื่อทำนายค่าความเข้มข้นขาออก ณ ช่วงเวลานั้นและสามารถปรับปรุงแก้ไขฟังก์ชันปรับแก้ได้ตลอดช่วงเวลา หรือใช้ค่าทำนายจากฟังก์ชันปรับแก้ในสร้างชุดข้อมูลสำหรับการสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทดแทนข้อมูลที่จำกัด

5.2 ข้อเสนอแนะ

แนวคิดของการแก้ปัญหาข้อมูลจำกัดในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้นั้นมีจุดประสงค์เพื่อใช้กับข้อมูลจริงที่มาจากการทดลองที่มีค่าความคลาดเคลื่อนจากการวัดโดยจะมีการเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนนั้นในส่วนของความสัมพันธ์ของตัวแปรรวม ในเรื่องของการสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยชุดพื้นฐานนั้นควรครอบคลุมขอบเขตในทดลองและมีจำนวนมากพอที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมนั้นสามารถเรียนรู้ทฤษฎีของหอกลิ้น และต้องมีการทำค่าข้อมูลให้เป็นมาตรฐาน (Normalize Data) ก่อนทำการสอนโครงข่ายประสาทเทียมเสมอ และเนื่องจากการสุ่มค่าเริ่มต้นของน้ำหนักภายในโครงข่ายประสาทเทียมทำให้แต่ละการสอนนั้น ได้ค่าของความคลาดเคลื่อนที่แตกต่างกันดังนั้นควรสอนโครงข่ายประสาทเทียมหลายครั้งเพื่อให้เกิดความมั่นใจว่าค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้นั้นมีโอกาสเป็นจุดต่ำสุดสัมบูรณ์มากที่สุด

ภาคผนวก

ตารางที่ 22 ข้อมูลจริงเพื่อใช้ในการศึกษาและตรวจสอบ

P	Z _F	RR	T _s	R _F	X _D	X _B
1.9	0.49	1.353	98.1	0.829	0.794	0.009
1.9	0.49	1.433	98.1	0.874	0.798	0.008
1.9	0.49	1.513	98.1	0.919	0.801	0.008
1.9	0.49	1.593	98.1	0.964	0.805	0.008
1.9	0.49	1.673	98.1	1.009	0.807	0.008
1.9	0.5	1.353	98.1	0.846	0.795	0.008
1.9	0.5	1.433	98.1	0.892	0.798	0.008
1.9	0.5	1.513	98.1	0.938	0.802	0.008
1.9	0.5	1.593	98.1	0.984	0.805	0.008
1.9	0.5	1.673	98.1	1.030	0.807	0.008
1.9	0.51	1.353	98.1	0.864	0.795	0.008
1.9	0.51	1.433	98.1	0.910	0.798	0.008
1.9	0.51	1.513	98.1	0.957	0.802	0.008
1.9	0.51	1.593	98.1	1.004	0.805	0.008
1.9	0.51	1.673	98.1	1.051	0.808	0.008
2	0.49	1.353	99.6	0.831	0.793	0.008
2	0.49	1.433	99.6	0.876	0.797	0.008
2	0.49	1.513	99.6	0.921	0.800	0.008
2	0.49	1.593	99.6	0.966	0.803	0.008
2	0.49	1.673	99.6	1.011	0.806	0.008
2	0.5	1.353	99.6	0.848	0.793	0.008
2	0.5	1.433	99.6	0.894	0.797	0.008
2	0.5	1.513	99.6	0.940	0.800	0.008
2	0.5	1.593	99.6	0.986	0.803	0.008
2	0.5	1.673	99.6	1.032	0.806	0.008
2	0.51	1.353	99.6	0.865	0.793	0.008

2	0.51	1.433	99.6	0.912	0.797	0.008
2	0.51	1.513	99.6	0.959	0.800	0.008
2	0.51	1.593	99.6	1.006	0.804	0.007
2	0.51	1.673	99.6	1.053	0.806	0.007
2.1	0.49	1.353	101.0	0.832	0.792	0.008
2.1	0.49	1.433	101.0	0.877	0.796	0.008
2.1	0.49	1.513	101.0	0.922	0.799	0.008
2.1	0.49	1.593	101.0	0.967	0.802	0.008
2.1	0.49	1.673	101.0	1.012	0.805	0.008
2.1	0.5	1.353	101.0	0.849	0.792	0.008
2.1	0.5	1.433	101.0	0.895	0.796	0.008
2.1	0.5	1.513	101.0	0.941	0.799	0.008
2.1	0.5	1.593	101.0	0.987	0.802	0.008
2.1	0.5	1.673	101.0	1.033	0.805	0.008
2.1	0.51	1.353	101.0	0.866	0.792	0.008
2.1	0.51	1.433	101.0	0.913	0.796	0.008
2.1	0.51	1.513	101.0	0.960	0.799	0.008
2.1	0.51	1.593	101.0	1.007	0.802	0.007

ตารางที่ 23 ข้อมูลจริงเพื่อใช้ในการทดสอบ

P	Z _F	RR	T _s	R _F	X _D	X _B
1.9	0.49	1.354	98.1	0.8294	0.7945	0.0086
1.9	0.49	1.384	98.1	0.8461	0.7959	0.0085
1.9	0.49	1.403	98.1	0.8572	0.7968	0.0085
1.9	0.49	1.423	98.1	0.8683	0.7977	0.0085
1.9	0.49	1.433	98.1	0.8739	0.7981	0.0085
1.9	0.49	1.453	98.1	0.8850	0.7990	0.0084
1.9	0.49	1.463	98.1	0.8905	0.7994	0.0084
1.9	0.49	1.601	98.1	0.9682	0.8048	0.0082
1.9	0.5	1.354	98.1	0.8467	0.7946	0.0083
1.9	0.5	1.392	98.1	0.8687	0.7964	0.0082
1.9	0.5	1.402	98.1	0.8742	0.7968	0.0082
1.9	0.5	1.459	98.1	0.9072	0.7994	0.0081
1.9	0.5	1.507	98.1	0.9347	0.8013	0.0081
1.9	0.5	1.517	98.1	0.9402	0.8017	0.0081
1.9	0.5	1.536	98.1	0.9511	0.8025	0.0080
1.9	0.5	1.555	98.1	0.9621	0.8032	0.0080
1.9	0.5	1.584	98.1	0.9786	0.8043	0.0080
1.9	0.5	1.603	98.1	0.9896	0.8050	0.0080
1.9	0.5	1.622	98.1	1.0005	0.8057	0.0079
1.9	0.5	1.641	98.1	1.0115	0.8064	0.0079
1.9	0.51	1.374	98.1	0.8756	0.7956	0.0079
1.9	0.51	1.384	98.1	0.8814	0.7961	0.0079
1.9	0.51	1.433	98.1	0.9103	0.7983	0.0079
1.9	0.51	1.492	98.1	0.9450	0.8008	0.0078
1.9	0.51	1.502	98.1	0.9508	0.8012	0.0078
1.9	0.51	1.532	98.1	0.9681	0.8024	0.0078
1.9	0.51	1.552	98.1	0.9796	0.8032	0.0077
1.9	0.51	1.581	98.1	0.9970	0.8043	0.0077

1.9	0.51	1.621	98.1	1.0201	0.8058	0.0077
1.9	0.51	1.631	98.1	1.0258	0.8061	0.0077
1.9	0.51	1.640	98.1	1.0316	0.8065	0.0076
1.9	0.51	1.660	98.1	1.0431	0.8071	0.0076
2	0.49	1.364	99.6	0.8365	0.7937	0.0083
2	0.49	1.413	99.6	0.8643	0.7960	0.0082
2	0.49	1.423	99.6	0.8698	0.7965	0.0082
2	0.49	1.433	99.6	0.8754	0.7969	0.0082
2	0.49	1.453	99.6	0.8865	0.7977	0.0082
2	0.49	1.492	99.6	0.9088	0.7994	0.0081
2	0.49	1.532	99.6	0.9310	0.8010	0.0081
2	0.49	1.571	99.6	0.9532	0.8025	0.0080
2	0.49	1.601	99.6	0.9698	0.8036	0.0080
2	0.49	1.611	99.6	0.9754	0.8040	0.0080
2	0.49	1.650	99.6	0.9976	0.8054	0.0079
2	0.49	1.670	99.6	1.0087	0.8061	0.0079
2	0.5	1.383	99.6	0.8648	0.7947	0.0080
2	0.5	1.402	99.6	0.8758	0.7956	0.0079
2	0.5	1.411	99.6	0.8813	0.7960	0.0079
2	0.5	1.421	99.6	0.8868	0.7965	0.0079
2	0.5	1.431	99.6	0.8923	0.7969	0.0079
2	0.5	1.450	99.6	0.9033	0.7977	0.0079
2	0.5	1.459	99.6	0.9088	0.7981	0.0079
2	0.5	1.478	99.6	0.9198	0.7989	0.0078
2	0.5	1.488	99.6	0.9253	0.7993	0.0078
2	0.5	1.536	99.6	0.9528	0.8013	0.0078
2	0.5	1.584	99.6	0.9803	0.8031	0.0077
2	0.5	1.593	99.6	0.9858	0.8034	0.0077
2	0.5	1.641	99.6	1.0132	0.8052	0.0077
2	0.51	1.354	99.6	0.8655	0.7935	0.0077
2	0.51	1.364	99.6	0.8713	0.7940	0.0077

2	0.51	1.374	99.6	0.8771	0.7944	0.0077
2	0.51	1.403	99.6	0.8945	0.7958	0.0077
2	0.51	1.423	99.6	0.9061	0.7967	0.0076
2	0.51	1.502	99.6	0.9524	0.8000	0.0076
2	0.51	1.512	99.6	0.9582	0.8004	0.0075
2	0.51	1.552	99.6	0.9813	0.8020	0.0075
2	0.51	1.581	99.6	0.9987	0.8031	0.0075
2	0.51	1.650	99.6	1.0391	0.8056	0.0074
2	0.51	1.660	99.6	1.0449	0.8059	0.0074
2.1	0.49	1.443	101	0.8822	0.7962	0.0082
2.1	0.49	1.482	101	0.9045	0.7979	0.0081
2.1	0.49	1.492	101	0.9101	0.7983	0.0081
2.1	0.49	1.512	101	0.9212	0.7991	0.0081
2.1	0.49	1.522	101	0.9268	0.7995	0.0081
2.1	0.49	1.532	101	0.9323	0.7999	0.0081
2.1	0.49	1.552	101	0.9434	0.8006	0.0080
2.1	0.49	1.611	101	0.9768	0.8028	0.0080
2.1	0.49	1.631	101	0.9879	0.8035	0.0079
2.1	0.49	1.650	101	0.9990	0.8042	0.0079
2.1	0.49	1.660	101	1.0046	0.8046	0.0079
2.1	0.5	1.402	101	0.8770	0.7945	0.0079
2.1	0.5	1.421	101	0.8881	0.7953	0.0079
2.1	0.5	1.431	101	0.8936	0.7957	0.0079
2.1	0.5	1.450	101	0.9046	0.7966	0.0079
2.1	0.5	1.478	101	0.9211	0.7978	0.0078
2.1	0.5	1.536	101	0.9542	0.8001	0.0078
2.1	0.5	1.546	101	0.9597	0.8005	0.0078
2.1	0.5	1.555	101	0.9652	0.8009	0.0078
2.1	0.5	1.574	101	0.9762	0.8016	0.0077
2.1	0.5	1.632	101	1.0092	0.8037	0.0077
2.1	0.51	1.354	101	0.8668	0.7923	0.0077

2.1	0.51	1.364	101	0.8726	0.7928	0.0077
2.1	0.51	1.374	101	0.8784	0.7933	0.0077
2.1	0.51	1.394	101	0.8900	0.7942	0.0077
2.1	0.51	1.403	101	0.8958	0.7946	0.0077
2.1	0.51	1.443	101	0.9190	0.7964	0.0076
2.1	0.51	1.482	101	0.9422	0.7981	0.0076
2.1	0.51	1.552	101	0.9827	0.8008	0.0075
2.1	0.51	1.571	101	0.9943	0.8016	0.0075
2.1	0.51	1.640	101	1.0349	0.8041	0.0074
2.1	0.51	1.650	101	1.0406	0.8044	0.0074
2.1	0.51	1.673	101	1.054	0.805	0.007

ตารางที่ 24 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมเลททานอลขาออกยอดดหของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 2

$G(X_D,2)$	ความชัน (m)	จุดตัดแกน y (c)	ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2)	ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE)
หน่วยการคำนวณ (ชั้นที่ 1 – ชั้นที่ 2)	$(\times 10^{-1})$	$(\times 10^{-3})$	$(\times 10^{-1})$	$(\times 10^{-3})$
10-10	10.015	-1.148	9.997	1.030
15-10	9.993	0.097	9.997	1.302
20-10	9.993	0.012	9.997	0.532
25-10	9.956	2.221	9.998	0.711
30-10	10.018	-1.313	9.999	0.027
40-10	10.006	-0.755	9.998	0.706
50-10	10.000	-0.463	10.000	0.510

ตารางที่ 25 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยกยอดหอของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 3

$G(X_D,3)$	ความชัน (m)	จุดตัดแกน y (c)	ค่าสัมประสิทธิ์ การตัดสินใจ (R^2)	ค่ารากที่สองของ ความคลาดเคลื่อน กำลังสองเฉลี่ย (RMSE)
หน่วยการคำนวณ (ชั้นที่1 – ชั้นที่ 2)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-3}$)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-3}$)
10-10	9.966	3.809	9.989	2.507
15-10	10.014	-2.535	9.991	3.090
20-10	10.014	-2.722	9.992	1.243
25-10	10.077	-10.878	9.995	1.573
30-10	9.956	5.075	9.997	0.009
40-10	9.988	0.561	9.994	1.698
50-10	9.979	1.692	9.999	1.240

ตารางที่ 26 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยกยอดหอของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 4

$G(X_D,4)$	ความชัน (m)	จุดตัดแกน y (c)	ค่าสัมประสิทธิ์ การตัดสินใจ (R^2)	ค่ารากที่สองของ ความคลาดเคลื่อน กำลังสองเฉลี่ย (RMSE)
หน่วยการคำนวณ (ชั้นที่1 – ชั้นที่ 2)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-3}$)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-3}$)
10-10	9.997	0.385	9.999	0.460
15-10	9.991	0.850	9.999	0.595
20-10	9.991	0.927	10.000	0.239

25-10	9.978	1.905	10.000	0.342
30-10	9.996	0.495	10.000	0.023
40-10	9.997	0.387	10.000	0.313
50-10	9.988	1.187	10.000	0.232

ตารางที่ 27 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกยอดหอของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 5

$G(X_D,5)$	ความชัน (m)	จุดตัดแกน y (c)	ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2)	ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE)
หน่วยการคำนวณ (ชั้นที่ 1 – ชั้นที่ 2)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-3}$)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-3}$)
10-10	10.013	-0.349	10.000	0.993
15-10	10.006	-0.004	10.000	1.309
20-10	10.004	0.171	10.000	0.510
25-10	9.991	0.675	10.000	0.757
30-10	10.005	0.055	10.000	0.075
40-10	10.008	0.033	10.000	0.678
50-10	9.998	0.530	10.000	0.508

ตารางที่ 28 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกก้นหอของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 2

$G(X_B,2)$	ความชัน (m)	จุดตัดแกน y (c)	ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2)	ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE)
------------	-------------	-----------------	--------------------------------------	---

หน่วยการคำนวณ (ชั้นที่ 1 – ชั้นที่ 2)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-2}$)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-3}$)
10-10	9.944	4.370	10.000	0.008
15-10	9.950	3.977	10.000	0.008
20-10	9.998	0.926	10.000	0.291
25-10	9.978	2.446	10.000	0.115
30-10	10.000	0.925	10.000	0.119
40-10	9.983	1.967	10.000	0.085
50-10	9.994	1.217	10.000	0.149

ตารางที่ 29 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกก้นหอของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 3

$G(X_B,3)$	ความชัน (m)	จุดตัดแกน y (c)	ค่าสัมประสิทธิ์ การตัดสินใจ (R^2)	ค่ารากที่สองของ ความคลาดเคลื่อน กำลังสองเฉลี่ย (RMSE)
หน่วยการคำนวณ (ชั้นที่ 1 – ชั้นที่ 2)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-2}$)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-3}$)
10-10	10.081	-10.510	10.000	0.039
15-10	10.076	-9.704	10.000	0.038
20-10	10.032	-2.885	10.000	0.706
25-10	10.058	-6.566	10.000	0.293
30-10	10.029	-2.251	10.000	0.280
40-10	10.043	-4.597	10.000	0.196
50-10	10.032	-2.951	10.000	0.364

ตารางที่ 30 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกก้นหอของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 4

$G(X_B,4)$	ความชัน (m)	จุดตัดแกน y (c)	ค่าสัมประสิทธิ์ การตัดสินใจ (R^2)	ค่ารากที่สองของ ความคลาดเคลื่อน กำลังสองเฉลี่ย (RMSE)
หน่วยการคำนวณ (ชั้นที่ 1 – ชั้นที่ 2)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-2}$)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-3}$)
10-10	10.003	-0.541	10.000	0.032
15-10	10.005	-0.758	10.000	0.029
20-10	10.022	-2.161	10.000	0.135
25-10	10.022	-2.161	10.000	0.039
30-10	10.025	-2.382	10.000	0.060
40-10	10.017	-1.760	10.000	0.053
50-10	10.020	-1.965	10.000	0.065

ตารางที่ 31 ตารางสมการฟังก์ชันปรับแก้ตัวแปรรวมเศษส่วนโดยโมลเอทานอลขาออกก้นหอของระบบคำนวณและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจากการตรวจสอบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 10 – 50 หน่วยการคำนวณชั้นซ่อนหนึ่ง รูปแบบที่ 5

$G(X_B,5)$	ความชัน (m)	จุดตัดแกน y (c)	ค่าสัมประสิทธิ์ การตัดสินใจ (R^2)	ค่ารากที่สองของ ความคลาดเคลื่อน กำลังสองเฉลี่ย (RMSE)
หน่วยการคำนวณ (ชั้นที่ 1 – ชั้นที่ 2)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-2}$)	($\times 10^{-1}$)	($\times 10^{-3}$)
10-10	9.993	-0.400	10.000	0.076
15-10	9.995	-0.473	10.000	0.070
20-10	10.006	-0.957	10.000	0.248

25-10	10.003	-1.015	10.000	0.060
30-10	10.009	-1.195	10.000	0.124
40-10	10.005	-0.956	10.000	0.110
50-10	9.993	-0.400	10.000	0.076

ตารางที่ 32 ตารางสรุปค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของการทดสอบกับชุดข้อมูลจริงของระบบการคำนวณแต่ละตัวแปรรวม

Cor. Fn. 1	จำนวนหน่วยการคำนวณของโครงข่ายประสาทเทียมในระบบการคำนวณ ($\times 10^{-3}$)						
	10-10	15-10	20-10	25-10	30-10	40-10	50-10
RMSE X_D	1.511	1.504	1.194	1.165	0.791	0.893	0.441
RMSE X_B	0.396	0.167	0.299	0.488	0.256	0.276	0.129
RMSE AVG.	0.953	0.836	0.746	0.826	0.523	0.584	0.285
Cor. Fn. 2							
RMSE X_D	1.589	1.535	1.186	1.092	0.834	0.936	0.461
RMSE X_B	0.403	0.105	0.310	0.490	0.258	0.269	0.126
RMSE AVG.	0.996	0.820	0.748	0.791	0.546	0.602	0.293
Cor. Fn. 3							
RMSE X_D	1.595	1.520	1.160	1.060	0.844	0.935	0.466
RMSE X_B	0.404	0.105	0.313	0.494	0.259	0.268	0.127
RMSE AVG.	1.000	0.812	0.736	0.777	0.551	0.602	0.297
Cor. Fn. 4							
RMSE X_D	1.560	1.528	1.191	1.127	0.813	0.930	0.450
RMSE X_B	0.401	0.142	0.315	0.504	0.260	0.289	0.133
RMSE AVG.	0.980	0.835	0.753	0.816	0.536	0.609	0.291
Cor. Fn. 5							
RMSE X_D	1.540	1.522	1.205	1.159	0.805	0.918	0.445

RMSE X_B	0.398	0.166	0.284	0.478	0.255	0.283	0.135
RMSE AVG.	0.969	0.844	0.744	0.818	0.530	0.600	0.290



บรรณานุกรม

- [1] T. Hovsepyan, "PlatAI." [Online]. Available: <https://plat.ai/blog/how-artificial-intelligence-is-transforming-music-streaming-services>
- [2] S. Dong, P. Wang, and K. Abbas, "A survey on deep learning and its applications," *Computer Science Review*, vol. 40, p. 100379, 2021.
- [3] M. R. Dobbelaere, P. P. Plehiers, R. Van de Vijver, C. V. Stevens, and K. M. Van Geem, "Machine learning in chemical engineering: strengths, weaknesses, opportunities, and threats," *Engineering*, vol. 7, no. 9, pp. 1201-1211, 2021.
- [4] A. Gholami, M. Shahbazian, and G. Safian, "Soft sensor development for distillation columns using fuzzy C-means and the recursive finite newton algorithm with support vector regression (RFN-SVR)," *Industrial & Engineering Chemistry Research*, vol. 54, no. 48, pp. 12031-12039, 2015.
- [5] J. Heaton, "AIFH, volume 3: deep learning and neural networks," *J. Chem. Inf. Model*, vol. 3, 2015.
- [6] O. Mohanad, "Neural Network Based Soft Sensor for Inferential Control of a Binary Distillation Column," 2009.
- [7] J. Brownlee, "How to avoid overfitting in deep learning neural networks," *Machine Learning Mastery*, vol. 17, p. 12, 2018.
- [8] M. Haldar, "How much training data do you need," ed, 2017.
- [9] H. Kwon, K. C. Oh, Y. Choi, Y. G. Chung, and J. Kim, "Development and application of machine learning-based prediction model for distillation column," *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 36, no. 5, pp. 1970-1997, 2021.
- [10] V. Jain, "Everything you need to know about “Activation Functions” in Deep learning models," ed, 2019.
- [11] J. C.-H. Lin. "Can a neural network be too deep?" <https://medium.com/@jacklindsai/can-a-neural-network-be-too-deep-7347fe461172> (accessed).
- [12] V. Singh, I. Gupta, and H. Gupta, "ANN based estimator for distillation— inferential control," *Chemical Engineering and Processing: Process*

- Intensification*, vol. 44, no. 7, pp. 785-795, 2005.
- [13] Y. Shin, R. Smith, and S. Hwang, "Development of model predictive control system using an artificial neural network: A case study with a distillation column," *Journal of Cleaner Production*, vol. 277, p. 124124, 2020.
- [14] Y.-D. Hsiao, J.-L. Kang, and D. S.-H. Wong, "Development of robust and physically interpretable soft sensor for industrial distillation column using transfer learning with small datasets," *Processes*, vol. 9, no. 4, p. 667, 2021.
- [15] S. Skogestad, "The dos and don'ts of distillation column control," *Chemical Engineering Research and Design*, vol. 85, no. 1, 2007.
- [16] T. L. a. M. Tolliver, L. C. , "Finding the Optimum Temperature Control Trays for Distillation Columns," *Instrumentation Science & Technology*, 1980.
- [17] H. Eduardo Shigueo, "Maximum Gain Rules for Selecting Controlled Variables," *IFAC Proceeding Volumes*, 2007.
- [18] J. Brownlee, "A gentle introduction to the rectified linear unit (ReLU)," *Machine learning mastery*, vol. 6, 2019.
- [19] J. Brownlee, "Gentle introduction to the adam optimization algorithm for deep learning," *Machine Learning Mastery*, vol. 3, 2017.
- [20] J. S. a. J. Sevilla, "Importance of input data normalization for the application of neural networks to complex industrial problems," *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol. 44, 1997.
- [21] *Structured Packings for Distillation, Absorption and Reactive Distillation*.
- [22] C. L. G. Steve Lawrence, Ah Chung Tsoi, "What Size Neural Network Gives Optimal Generalization Convergence Properties of Backpropagation," 1996.
- [23] P. K. Ozili, "The Acceptable R-Square in Empirical Modelling for Social Science Research," *SSRN Electronic Journal*, 2022.
- [24] T. S. a. B. L. W. Totok R. Biyanto, "Predicting Liquid-Vapor (LV) composition at distillation column," *Songklanakarin J. Sci. Technol.*, 2006.
- [25] "Appendix B: Heat-Exchanger Design," in *Chemical Process Design*, 2008, pp. 474-482.
- [26] E. ToolBox. "Water - Specific Heat vs. Temperature."
https://www.engineeringtoolbox.com/specific-heat-capacity-water-d_660.html

(accessed.

- [27] O. A. a. O. Jegede, "Neural Networks and Its Application in Engineering," presented at the Proceedings of Informing Science & IT Education Conference (InSITE) 2009, 2009.
- [28] D. H. J. MacMurray, "Modeling and control of a packed distillation column using artificial neural networks," *Pergamon Press*, 1994.





จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล

พันธกานต์ ชุนหะวัฒนกิจ

วัน เดือน ปี เกิด

15 พฤษภาคม 2541

ที่อยู่ปัจจุบัน

215/208 หมู่บ้านทองสถิตวิลล่า ซ.ประเสริฐมนูกิจ 29 แยก 4 ถ.ประเสริฐ
มนูกิจ แขวงจรเข้บัว เขตลาดพร้าว กรุงเทพมหานคร 10230



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY