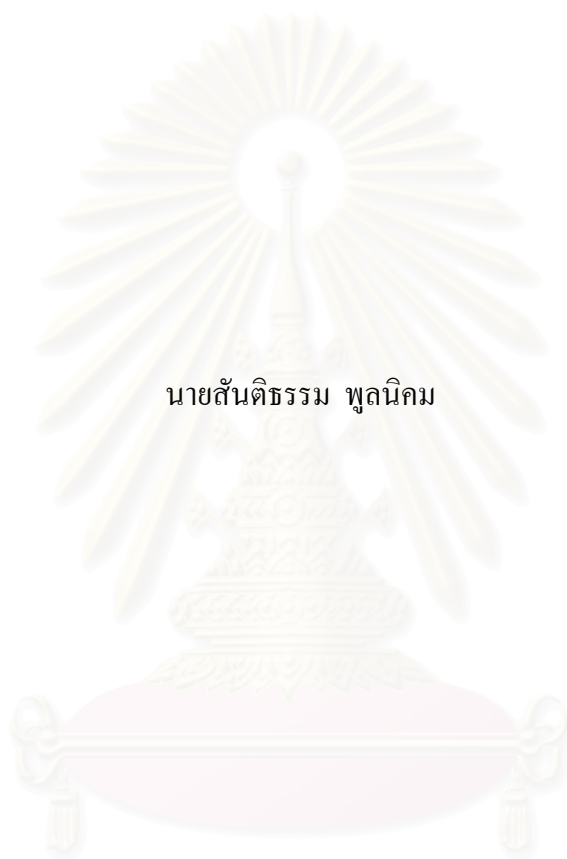


ระบบวัดก๊าซสำหรับจำแนกชนิดและวัดปริมาณของแอลกอฮอล์โดยใช้โครงข่ายประสาทจำลอง



นายสันติธรรม พูลนิคม

สถาบันวิทยบริการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

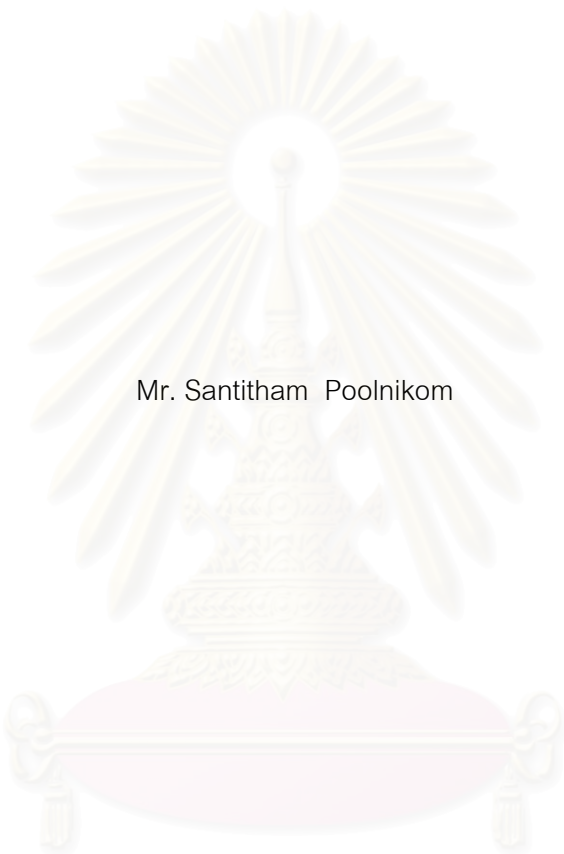
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2547

ISBN 974-53-1187-1

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

GAS MEASURING SYSTEM FOR DISCRIMINATION AND CONCENTRATION MEASUREMENT
OF ALCOHOL USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS



Mr. Santitham Poolnikom

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

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

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2004

ISBN 974-53-1187-1

หัวข้อวิทยานิพนธ์	ระบบวัดก๊าซสำหรับจำแนกชนิดและวัดปริมาณของแอลกอฮอล์โดยใช้ โครงข่ายประสาทจำลอง
โดย	นายสันติธรรม พูลนิคม
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาภรณ์ ชีรมงคลศรีมี

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วน
หนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาโท

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.ดิเรก ลาวัณย์ศิริ)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.ชุมพล อันตรเสน)

..... อาจารย์ที่ปรึกษา
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาภรณ์ ชีรมงคลศรีมี)

..... กรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.มานะ ศรียุทธศักดิ์)

..... กรรมการ
(อาจารย์ ดร.สมบุญ จงชัยกิจ)

สันติธรรม พุฒนิคม : ระบบวัดก๊าซสำหรับจำแนกชนิดและวัดปริมาณของแอลกอฮอล์โดยใช้
โครงข่ายประสาทจำลอง. (GAS MEASURING SYSTEM FOR DISCRIMINATION AND
CONCENTRATION MEASUREMENT OF ALCOHOL USING ARTIFICIAL NEURAL
NETWORKS) อ. ที่ปรึกษา : ผศ.ดร.อาภรณ์ ชีรมงคลศรีมี, 92 หน้า. ISBN 974-53-1187-1.

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาและพัฒนาระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซเพื่อนำไปใช้จำแนกชนิดและหา
ปริมาณความเข้มข้นของสารละลายแอลกอฮอล์ 4 ชนิด ได้แก่ เมทานอล เอทานอล โพรพานอล และบิวทา
นอล แอลกอฮอล์แต่ละชนิดจะถูกเจือจางด้วยน้ำ DI ให้มีปริมาณความเข้มข้นอยู่ในช่วงร้อยละ 0.001 – 0.1
โดยปริมาตร ในการวัดจะใช้วิธีวัดแบบ Headspace คือ การใช้ก๊าซพาห้พาเอาไอระเหยของสารตัวอย่างไป
ยังหัววัดก๊าซทั้ง 4 ตัว ซึ่งหัววัดก๊าซแต่ละตัวนั้นเป็นหัววัดก๊าซชนิดสารกึ่งตัวนำ การใช้ตัวแทนของสัญญาณ
จากหัววัดก๊าซแต่ละตัวจะใช้ค่าความไว (Sensitivity) โดยค่าความไวที่รวบรวมได้จากหัววัดก๊าซในแต่ละตัว
จะถูกนำไปประมวลผลด้วยระบบโครงข่ายประสาทจำลองซึ่งแบ่งเป็น 2 ส่วนคือ โครงข่ายสำหรับการ
จำแนกชนิด และ โครงข่ายสำหรับการหาปริมาณความเข้มข้น โดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบ Backpropagation
จากการทดลองพบว่าการใช้วิธีการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น (Data Pre-processing) นั้นมีความสำคัญ
มากซึ่งจะช่วยให้ระบบโครงข่ายประสาทจำลองสามารถจำแนกชนิดและหาปริมาณความเข้มข้นได้เป็น
อย่างดี จากการทดสอบการจำแนกชนิดและหาปริมาณความเข้มข้นของข้อมูลแอลกอฮอล์ที่มีความเข้มข้น
ร้อยละ 0.005 – 0.1 โดยปริมาตรที่อยู่ในกลุ่มเดียวกัน ระบบโครงข่ายประสาทจำลองสามารถจำแนกชนิดได้
ถูกต้องร้อยละ 98 และสามารถหาปริมาณความเข้มข้นได้ถูกต้องร้อยละ 95 และเมื่อคิดเป็นประสิทธิภาพ
รวมได้ร้อยละ 93 สำหรับการทดสอบกับข้อมูลต่างกลุ่มประสิทธิภาพการจำแนกชนิดจะมีความถูกต้อง
ลดลงอย่างมาก คือ ร้อยละ 42 แต่สามารถปรับปรุงได้โดยการใช้ค่าความไวมากที่สุดและน้อยสุดของข้อมูล
กลุ่มทดสอบมาใช้ในการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น ซึ่งทำให้ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการจำแนกได้
เป็นร้อยละ 60 ส่วนการหาปริมาณความเข้มข้นของข้อมูลต่างกลุ่มยังคงมีความถูกต้องร้อยละ 90 ดังนั้นจึง
สามารถสรุปถึงความเป็นไปได้ในการใช้ระบบวัดก๊าซที่มีหัววัดก๊าซหลายตัวมาวิเคราะห์เพื่อจำแนกชนิด
และวัดปริมาณความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ และมีแนวโน้มที่จะพัฒนาเพื่อให้สามารถนำไปวิเคราะห์
แอลกอฮอล์ที่มีอยู่ในผลิตภัณฑ์อาหารได้

ภาควิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า.....ลายมือชื่อนิสิต.....
สาขาวิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า.....ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา.....
ปีการศึกษา.....2547.....

4470721821 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEY WORD: ALCOHOL / METAL-OXIDE GAS SENSOR / SENSITIVITY / ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

SANTITHAM POOLNIKOM : GAS MEASURING SYSTEM FOR DISCRIMINATION AND CONCENTRATION MEASUREMENT OF ALCOHOL USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS. THESIS ADVISOR : ASST.PROF.ARPORN TEERAMONGKONRASMEE, 92 pp. ISBN 974-53-1187-1.

This thesis presents an attempt to develop a gas measuring system for discrimination and concentration of alcohols. Four kinds of alcohol, i.e., methanol, ethanol, propanol and buthanol were used in the experiments. Alcohol solutions with different concentrations from 0.001 - 0.1 percent by volume, were prepared by dilution with DI water. The headspace method was used in the experiment to carry gas vapor above alcohol sample to the sensor chamber. The gas sensitivity from four kinds of semiconductor gas sensors had been used as inputs for artificial neural networks (ANNs) with backpropagation algorithm. The ANNs in the experiments had two main parts: one was the networks for alcohol discrimination and another one was the networks for concentration estimation. The experimental results showed that the network performances of alcohol discrimination and concentration estimation were strongly affected by the data pre-processing method. The networks showed the promising results when test and training data were from the same group. For the concentration of 0.005 - 0.1 percent by volume, the networks gave the efficiency of 98 percent for alcohol discrimination, 95 percent for concentration estimation and thus the overall efficiency was 93 percent. Testing the designed network with the data that gathered from the different group to the trained data. The networks gave low efficiency of 42 percent for alcohol discrimination. However, the network performance can be improved by using the maximum and minimum gas sensitivities of the test data in the data pre-processing method. The improved performance was 60 percent. The network performance for concentration estimation with the test data from the different group gave the efficiency of 90 percent. Therefore, there is a possibility to use the gas system in the alcohol analysis of food products.

Department.....Electrical Engineering.....Student's signature.....

Field of study.....Electrical Engineering.....Advisor's signature.....

Academic year.....2004.....

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ ผศ.ดร.อาภรณ์ ชีรมงคลศรีศรี สำหรับความช่วยเหลือและคำปรึกษาแนะนำที่มีประโยชน์ตลอดระยะเวลาการทำวิทยานิพนธ์นี้

ขอขอบคุณ รศ.ดร.มานะ ศรียุทธศักดิ์ สำหรับความช่วยเหลือและคำแนะนำที่เป็นประโยชน์ในการทำวิทยานิพนธ์นี้ และ ขอขอบคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ซึ่งได้แก่ รศ.ดร. ชุมพล อันตรเสน รศ.ดร.มานะ ศรียุทธศักดิ์ ผศ.ดร.อาภรณ์ ชีรมงคลศรีศรี อาจารย์ ดร.สมบูรณ์ จงชัยกิจ ที่กรุณาใช้เวลาอันมีค่าในการเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ รวมทั้งคำวิจารณ์และคำแนะนำในวิทยานิพนธ์ของข้าพเจ้าอันมีค่ายิ่ง และขอขอบคุณ คณาจารย์ นิสิต และบุคลากรของห้องปฏิบัติการวิจัยไบโออิเล็กทรอนิกส์ทุกท่านที่ช่วยสนับสนุน และให้ความช่วยเหลือเป็นอย่างดี และสุดท้ายข้าพเจ้าขอขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ น้องสาว ญาติพี่น้อง และเพื่อนบ้านทุกคนที่คอยเป็นกำลังใจให้ข้าพเจ้า รวมทั้งทุนสนับสนุนของคุณพ่อ คุณแม่ ทุนจากห้องปฏิบัติการวิจัยไบโออิเล็กทรอนิกส์ และ ทุนจากบัณฑิตวิทยาลัยในการศึกษาและการทำวิจัยนี้

วิทยานิพนธ์นี้ เกิดขึ้นได้จากความช่วยเหลือและสนับสนุนจากบุคคลต่าง ๆ ที่ได้กล่าวมาข้างต้น หากมีบุคคลอื่นที่ข้าพเจ้าไม่ได้กล่าวขอบคุณไว้ ณ กิตติกรรมประกาศนี้ ข้าพเจ้าต้องขออภัยและขอบพระคุณ ณ โอกาสนี้ด้วย

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

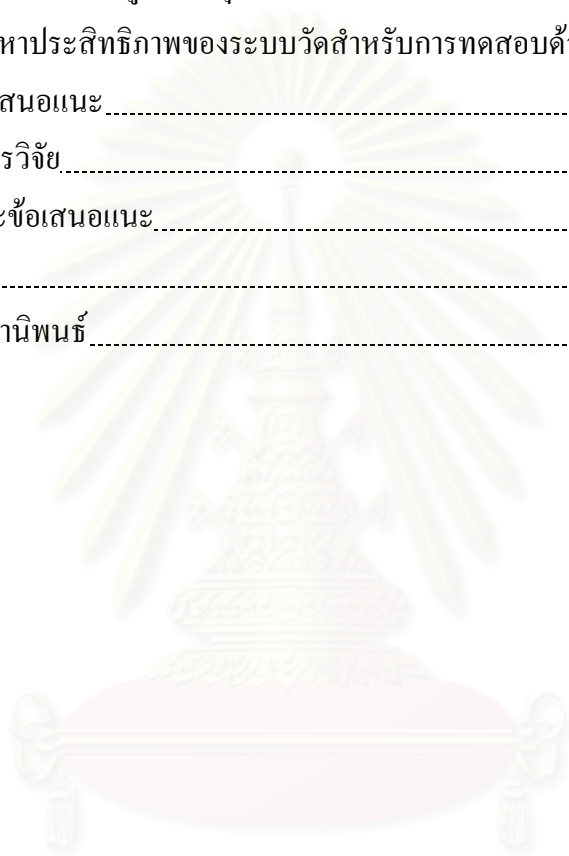
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญภาพ.....	ฎ

บทที่

1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์.....	2
1.3 ขอบเขตการวิจัย.....	2
1.4 การดำเนินการวิจัยโดยย่อ.....	3
1.5 ประโยชน์ที่ได้รับจากการวิจัย.....	3
2 หลักการและทฤษฎีพื้นฐาน.....	4
2.1 การรับรู้กลิ่นของมนุษย์.....	4
2.2 การทำงานของหัววัดก๊าซ.....	5
2.3 ส่วนประกอบที่สำคัญของระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซโดยทั่วไป.....	6
2.4 ระบบโครงข่ายประสาทจำลองแบบ Feed-forward.....	11
2.5 ขั้นตอนวิธีของ Backpropagation.....	15
2.5.1 การคำนวณหาค่าเอาต์พุตของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง.....	15
2.5.2 ค่าความผิดพลาดของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง.....	16
2.5.3 Steepest Descent Method.....	17
2.5.4 การเพิ่มประสิทธิภาพของ Backpropagation.....	23
3 ระบบวัดก๊าซที่ใช้ในงานวิจัย.....	26
3.1 ส่วนประกอบของระบบวัดก๊าซที่ใช้ในงานวิจัย.....	27
3.1.1 ระบบก๊าซพาห้.....	28
3.1.2 ระบบวาล์วและการควบคุมสารตัวอย่าง.....	28
3.1.3 หัววัดก๊าซ.....	30

บทที่	หน้า
3.1.4 วงจรวัด.....	31
3.2 การจัดเก็บข้อมูลที่ได้จากการวัด.....	34
3.2.1 สัญญาณที่ได้จากหัววัดก๊าซ.....	34
3.2.2 ค่าความไว (Sensitivity).....	35
3.2.3 ซอฟต์แวร์สำหรับควบคุมระบบวัดและจัดเก็บข้อมูล.....	36
3.3 การทดสอบระบบวัดก๊าซ.....	42
3.3.1 ความสมมาตรของระบบวัดก๊าซ.....	43
3.3.2 อัตราการไหลของก๊าซพาห้.....	44
3.3.3 ปริมาตรสารตัวอย่างที่เหมาะสม.....	44
3.3.4 การทดสอบระยะเวลาเปิด-ปิดวาล์ว.....	45
4 ซอฟต์แวร์ระบบโครงข่ายประสาทจำลอง.....	46
4.1 ระบบโครงข่ายประสาทจำลอง.....	46
4.1.1 การประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้น.....	46
4.1.2 ระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการจำแนกชนิด.....	47
4.1.3 ระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการตอบปริมาณความเข้มข้น.....	52
4.2 ซอฟต์แวร์สำหรับการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง.....	53
4.3 ซอฟต์แวร์ส่วนประมวลผล Backpropagation.....	57
5 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผล.....	57
5.1 การทดลองวัดและจัดเก็บข้อมูลแอลกอฮอล์.....	57
5.2 การทดสอบหาวิธีการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นที่เหมาะสม.....	60
5.2.1 การประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นสำหรับการจำแนกชนิด.....	61
5.2.2 การประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นสำหรับการตอบค่าความเข้มข้น.....	68
5.3 การหาโครงสร้างระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่เหมาะสม.....	69
5.3.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทจำลองที่เหมาะสมกับการจำแนกชนิด.....	70
5.3.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทจำลองที่เหมาะสมกับการตอบปริมาณความเข้มข้น.....	72
5.4 ประสิทธิภาพของระบบวัดในการจำแนกชนิดและตอบปริมาณความเข้มข้น.....	74
5.4.1 ประสิทธิภาพของการจำแนกชนิดของข้อมูลในกลุ่มเดียวกัน.....	74
5.4.2 ประสิทธิภาพของการหาปริมาณความเข้มข้นของข้อมูลในกลุ่มเดียวกัน.....	77

บทที่	หน้า
5.4.3 ประสิทธิภาพโดยรวมของระบบวัดจากการใช้ข้อมูลทดสอบในกลุ่มเดียวกัน	80
5.5 การนำระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซไปใช้ในการวัดจริง	81
5.5.1 การทดสอบข้อมูลต่างกลุ่มกับการจำแนกชนิด	82
5.5.2 การทดสอบข้อมูลต่างกลุ่มกับการตอบปริมาณความเข้มข้น	86
5.5.3 การหาประสิทธิภาพของระบบวัดสำหรับการทดสอบด้วยข้อมูลต่างกลุ่ม	88
6 สรุปผลและข้อเสนอแนะ	89
6.1 สรุปผลการวิจัย	89
6.2 ปัญหาและข้อเสนอแนะ	90
รายการอ้างอิง	91
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์	92



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญญัตราง

ญ

ตาราง	หน้า
ตารางที่ 1.1 มาตรฐานของปริมาณแอลกอฮอล์ชนิดต่าง ๆ ในเครื่องดื่มประเภทไวน์.....	2
ตารางที่ 3.1 รูปแบบสัญญาณดิจิทัล และสถานการณ์ทำงานของวาล์วทั้ง 7 ตัว.....	29
ตารางที่ 3.2 หัววัดก๊าซที่ใช้ในการทดลอง.....	30
ตารางที่ 3.3 สมการเส้นแนวโน้มที่คำนวณได้จากวงจรวัดที่ 1 ถึง 4.....	34
ตารางที่ 3.4 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ก่อนเริ่มทำการวัดแอลกอฮอล์.....	39
ตารางที่ 3.5 เวกเตอร์เป้าหมายของสารตัวอย่างทั้ง 5 ชนิด.....	41
ตารางที่ 3.6 ค่าเฉลี่ยของความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซทั้ง 4 ชนิดเมื่อทำการวัดน้ำ DI ทั้ง 5 ช่องวัด.....	43
ตารางที่ 3.7 ค่าความไวของ TGS800 จากเวลาเปิดวาล์วที่ค่าต่าง ๆ โดยใช้เวลาเปิดวาล์ว 600 วินาที.....	45
ตารางที่ 3.8 ค่าความไวของ TGS800 จากเวลาเปิดวาล์วที่ค่าต่าง ๆ โดยใช้เวลาเปิดวาล์ว 10 วินาที.....	45
ตารางที่ 4.1 เวกเตอร์เป้าหมายของสารตัวอย่างทั้ง 5 ชนิด.....	48
ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างข้อมูลการสอนที่ใช้ป้อนให้กับระบบโครงข่ายประสาทจำลอง.....	49
ตารางที่ 4.3 ตัวอย่างข้อมูลที่ได้จากระบบโครงข่ายประสาทจำลอง.....	51
ตารางที่ 4.4 ตัวอย่างของเอาต์พุตที่ได้จากระบบโครงข่ายประสาทจำลองเพื่อการหาปริมาณความเข้มข้นของเมทานอล.....	53
ตารางที่ 4.5 ค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง (1 โครงข่าย).....	53
ตารางที่ 5.1 ค่าความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ที่ใช้ในการทดลอง.....	58
ตารางที่ 5.2 เปรียบเทียบเอาต์พุตที่ได้จากระบบโครงข่ายประสาทจำลอง (เมทานอล).....	70
ตารางที่ 5.3 ค่าประสิทธิภาพของโครงสร้างแบบต่าง ๆ ที่มีโครงสร้าง 2 ชั้น.....	71
ตารางที่ 5.4 ประสิทธิภาพโดยเฉลี่ยของระบบโครงข่ายที่มีโครงสร้างต่าง ๆ.....	72
ตารางที่ 5.5 ร้อยละความถูกต้องของการจำแนกชนิดของโครงข่ายที่มีโครงสร้างต่าง ๆ.....	72
ตารางที่ 5.6 ผลของร้อยละความผิดพลาดที่ได้จากโครงข่ายสำหรับเมทานอล เอทานอล โพรพานอล และ บิวทานอล ตามลำดับ.....	73
ตารางที่ 5.7 การแบ่งชุดข้อมูลตามปริมาณความเข้มข้น.....	75
ตารางที่ 5.8 ร้อยละของความถูกต้องของการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์ในกลุ่มเดียวกัน.....	75
ตารางที่ 5.9 ผลการทดสอบสำหรับการหาปริมาณความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด.....	77

ตาราง	หน้า
ตารางที่ 5.10 ผลการคำนวณหาค่าประสิทธิภาพรวมของข้อมูลสอน และข้อมูลทดสอบที่มีความ เข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร	81
ตารางที่ 5.11 ผลการคำนวณหาค่าประสิทธิภาพรวมของข้อมูลสอน และข้อมูลทดสอบที่มีความ เข้มข้นร้อยละ 0.005-0.1 โดยปริมาตร	81
ตารางที่ 5.12 ค่าทางสถิติของชุดข้อมูลการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง.....	82
ตารางที่ 5.13 ค่าทางสถิติของข้อมูลทดสอบชุดที่ 1.....	82
ตารางที่ 5.14 ค่าทางสถิติของข้อมูลทดสอบชุดที่ 2.....	82
ตารางที่ 5.15 ร้อยละของความถูกต้องของข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และ 2 จากการใช้ค่ามากที่สุดและ น้อยสุดของข้อมูลสอนในการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้น.....	83
ตารางที่ 5.16 ร้อยละของความถูกต้องของข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และ 2 จากการใช้ค่ามากที่สุดและ น้อยสุดของตัวเองในการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้น.....	84
ตารางที่ 5.17 สรุปค่าประสิทธิภาพรวมของข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และ 2.....	88

ภาพประกอบ	หน้า
รูปที่ 2.1 โครงสร้างของจมูก [3].....	5
รูปที่ 2.2 โครงสร้างของหัววัดก๊าซ.....	6
รูปที่ 2.3 รูปแบบทั่วไปของการประมวลผลข้อมูลของระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซ.....	7
รูปที่ 2.4 นิเวรอลที่มี 1 อินพุต.....	9
รูปที่ 2.5 Log-Sigmoid Activation Function.....	9
รูปที่ 2.6 ข้อมูลค่าความไวจากการวัดไอระเหยของสารละลายเอทานอลที่ปริมาณความเข้มข้น ต่าง ๆ.....	10
รูปที่ 2.7 ข้อมูลค่าความไวหลังการทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1.....	11
รูปที่ 2.8 ข้อมูลค่าความไวหลังการทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 และ Pre-processing Array.....	11
รูปที่ 2.9 นิเวรอลที่มีหลายอินพุต.....	12
รูปที่ 2.10 ชั้นของระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่มีหลายนิเวรอล.....	13
รูปที่ 2.11 ระบบโครงข่ายประสาทจำลองแบบ 3 ชั้น.....	13
รูปที่ 2.12 เส้นทางของค่า x ในกรณีที่มี α มีขนาดเหมาะสม.....	18
รูปที่ 2.13 เส้นทางของค่า x ในกรณีที่มี α มีขนาดใหญ่เกินไป.....	18
รูปที่ 3.1 แผนภาพของระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซ.....	26
รูปที่ 3.2 ระบบวัดก๊าซ.....	27
รูปที่ 3.3 วิธีการวัดแบบ Headspace.....	28
รูปที่ 3.4 วงจรควบคุมวาล์ว (1 ช่องสัญญาณ).....	30
รูปที่ 3.5 ค่าความไวของ TGS813 จากการวัดสารละลายเอทานอลที่ปริมาณความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร เมื่อเทียบกับหัววัดก๊าซ TGS800, TGS822 และ TGS824.....	31
รูปที่ 3.6 ประสิทธิภาพการจำแนกชนิดของโครงข่ายประสาทจำลองระหว่างการใช้อใช้ AF63 กับ TGS813.....	31
รูปที่ 3.7 วงจรวัด.....	32
รูปที่ 3.8 ตัวอย่างความสัมพันธ์ระหว่างค่า R_s และ V_{out} ของวงจรวัดที่ 1.....	34
รูปที่ 3.9 ตัวอย่างสัญญาณที่ได้จากหัววัดก๊าซทั้ง 4 ตัวจากการวัดสารละลายเมทานอล ความเข้มข้นร้อยละ 0.075 โดยปริมาตร.....	35
รูปที่ 3.10 ตัวอย่างของสัญญาณจากหัววัดก๊าซ TGS824 กับตำแหน่งของ R_{air} และ R_{gas} จากการ วัดไอระเหยของสารละลายเมทานอลความเข้มข้นร้อยละ 0.075 โดยปริมาตร.....	36
รูปที่ 3.11 ซอฟต์แวร์สำหรับควบคุมระบบวัดและจัดเก็บข้อมูล.....	37

ภาพประกอบ	หน้า
รูปที่ 3.12 แผนภาพแสดงการทำงานของซอฟต์แวร์สำหรับควบคุมระบบวัดและจัดเก็บข้อมูล	38
รูปที่ 3.13 แผนภาพการจัดเก็บข้อมูลทั้งหมดของซอฟต์แวร์	40
รูปที่ 3.14 ตัวอย่างฐานข้อมูลของค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซเทียบกับเวลา	40
รูปที่ 3.15 ตัวอย่างการจัดเก็บข้อมูลค่าความไวในรูปของเมตริกซ์	40
รูปที่ 3.16 ตัวอย่างการจัดเก็บข้อมูลความเข้มข้น	41
รูปที่ 3.17 ตัวอย่างการจัดเก็บข้อมูลชนิดของสารตัวอย่าง	41
รูปที่ 3.18 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความไวของหัววัดก๊าซ และค่าอัตราการไหลต่าง ๆ	44
รูปที่ 3.19 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความไว และปริมาตรของสารตัวอย่าง	44
รูปที่ 3.20 ตัวอย่างสัญญาณที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS800 ในการทดสอบเวลาเปิดวาล์วที่ (ก) 300, (ข) 600 และ (ค) 900 วินาที โดยใช้เวลาเปิดวาล์วเท่ากับ 10 วินาที	46
รูปที่ 4.1 แผนภาพการประมวลผลที่ใช้ในงานวิจัย	46
รูปที่ 4.2 ระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการจำแนกชนิด	48
รูปที่ 4.3 แผนภาพการประมวลผลในส่วนของการหาปริมาณความเข้มข้น	52
รูปที่ 4.4 ตัวอย่างของระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการหาปริมาณความเข้มข้น	52
รูปที่ 4.5 ซอฟต์แวร์สำหรับการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง	54
รูปที่ 4.6 การทำงานของซอฟต์แวร์สำหรับการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง	55
รูปที่ 4.7 ส่วนของซอฟต์แวร์สำหรับการประมวลผล Backpropagation	57
รูปที่ 5.1 ลำดับการวัดสารตัวอย่างทั้ง 5 ชนิด	59
รูปที่ 5.2 รูปแบบของความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS800, AF63, TGS822 และ TGS824 สำหรับแอลกอฮอล์ 4 ชนิดที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร	60
รูปที่ 5.3 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความไวและความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด สำหรับหัววัดก๊าซ TGS800, AF63, TGS822 และ TGS824	61
รูปที่ 5.4 รูปแบบของความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS800, AF63, TGS822 และ TGS824 สำหรับแอลกอฮอล์ 4 ชนิดที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร หลังการทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1	63
รูปที่ 5.5 รูปแบบของความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS800, AF63, TGS822 และ TGS824 สำหรับแอลกอฮอล์ 4 ชนิดที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร หลังการทำนอร์มาไลซ์ -1 ถึง 1	64

ภาพประกอบ	หน้า
รูปที่ 5.6 รูปแบบของความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS800, AF63, TGS822 และ TGS824 สำหรับแอลกอฮอล์ 4 ชนิดที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร หลังการคำนวณค่า Z.....	65
รูปที่ 5.7 รูปแบบของความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS800, AF63, TGS822 และ TGS824 สำหรับแอลกอฮอล์ 4 ชนิดที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร หลังการทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 ร่วมกับการคำนวณ Pre-processing Array.....	66
รูปที่ 5.8 เปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทจำลองเพื่อการจำแนกชนิด แอลกอฮอล์ที่ได้จากการใช้ข้อมูลสอนที่ผ่านการประมวลผลเบื้องต้นในรูปแบบต่าง ๆ.....	68
รูปที่ 5.9 เปรียบเทียบค่าร้อยละความถูกต้องของการจำแนกชนิดแอลกอฮอล์ของข้อมูลสอนและ ข้อมูลทดสอบ ด้วยการ ใช้ข้อมูลสอนที่ผ่านการประมวลผลเบื้องต้นในรูปแบบต่าง ๆ.....	68
รูปที่ 5.10 ร้อยละการตอบถูกของการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์ในกลุ่มเดียวกัน.....	76
รูปที่ 5.11 การประมวลผลด้วยวิธี PCA ของข้อมูลสอน.....	77
รูปที่ 5.12 ผลการทดสอบสำหรับการหาปริมาณความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด.....	80
รูปที่ 5.13 การประมวลผลด้วยวิธี PCA เฉพาะข้อมูลเอทานอลทุกปริมาณความเข้มข้นจากข้อมูล ทั้ง 3 ชุด.....	85
รูปที่ 5.14 เปรียบเทียบรูปแบบจากการประมวลผลในเบื้องต้นของข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 ระหว่าง การใช้ค่ามากที่สุดและน้อยสุดจากข้อมูลสอน และการใช้ค่ามากที่สุดและน้อยสุดของตัวเอง.....	86
รูปที่ 5.15 ตัวอย่างคำตอบที่ได้จากการทดสอบสารตัวอย่างเมทานอล โดยใช้ข้อมูลสอน ข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และข้อมูลทดสอบชุดที่ 2.....	88

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การรับรู้กลิ่น เป็นหนึ่งในประสาทสัมผัสทั้งห้าของมนุษย์ ซึ่งทุกวันนี้ยังคงใช้เป็นเครื่องมือเบื้องต้นส่วนหนึ่งเพื่อใช้ในการวิเคราะห์คุณภาพสิ่งของต่าง ๆ โดยเฉพาะผลิตภัณฑ์ทางด้านอุตสาหกรรมซึ่งต้องการการรับรองคุณภาพและมาตรฐานสูง เช่น อาหาร เครื่องดื่ม น้ำหอม เป็นต้น [1] แต่มนุษย์ก็มีขีดจำกัดทางการวัดในระดับหนึ่งทั้งในด้านการทำซ้ำและความแม่นยำ อีกทั้งการที่จะฝึกคนเพื่อให้มีความเชี่ยวชาญในงานวิเคราะห์กลิ่นจะเสียเวลามากในการฝึกฝนและมีต้นทุนสูง ในปัจจุบันมีระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซที่ใช้เป็นวิธีมาตรฐาน คือ ก๊าซโครมาโทกราฟี-แมสสเปกโตรเมตรี (Gas Chromatography-Mass Spectrometry: GC-MS) ซึ่งมีความสามารถในการจำแนกชนิดและปริมาณของสารประกอบที่ผสมกันอยู่ในอัตราส่วนต่างๆกันได้อย่างละเอียดแม่นยำ อย่างไรก็ตาม GC-MS เองก็มีส่วนประกอบที่ซับซ้อน ราคาแพง และสิ้นเปลืองเวลาในการวัดแต่ละครั้ง อีกทั้งยังต้องมีผู้เชี่ยวชาญคอยดูแล [2] ด้วยเหตุนี้จึงได้มีการคิดค้นและพัฒนาระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซซึ่งเลียนแบบการทำงานของจมูกมนุษย์ขึ้น [3] โดยมีส่วนประกอบที่สำคัญคือ หัววัดก๊าซ และส่วนของการประมวลผลข้อมูลซึ่งมีอยู่ด้วยกันหลายวิธี ตัวอย่างเช่นการประมวลผลด้วยระบบโครงข่ายประสาทจำลอง (Artificial Neural Networks: ANNs) ระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซนี้มีข้อดีตรงที่ต้นทุนต่ำและมีวิธีการพัฒนาได้หลายรูปแบบ โดยการพัฒนาในส่วนของหัววัดก๊าซจะแบ่งเป็นการใช้หัววัดก๊าซตัวเดียวและหัววัดก๊าซหลายตัว (Sensor Array) การใช้หัววัดก๊าซตัวเดียวนั้น หัววัดก๊าซจะต้องมีความจำเพาะเจาะจงสูงกับก๊าซที่ต้องการวัด [4] ทำให้ชนิดของก๊าซที่จะนำมาวัดอยู่ในวงจำกัด เมื่อเทียบกับระบบที่ใช้หัววัดก๊าซหลายตัว ซึ่งถึงแม้ว่าหัววัดก๊าซแต่ละตัวจะมีค่าความจำเพาะเจาะจงต่อก๊าซเป้าหมายไม่มากนัก แต่ระบบวัดก๊าซที่ใช้หัววัดก๊าซหลายตัวจะให้ข้อมูลที่มากเพียงพอทำให้สามารถใช้วิเคราะห์ก๊าซได้หลายชนิด

ระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซนี้ ส่วนใหญ่จะนำไปใช้ประโยชน์ในงานวิเคราะห์อาหารและเครื่องดื่ม เช่น การจำแนกชนิด การวิเคราะห์คุณภาพโดยการหาปริมาณความเข้มข้นของสารชนิดต่างๆ ที่ประกอบอยู่ในอาหารและเครื่องดื่ม โดยเฉพาะในอุตสาหกรรมการผลิตเบียร์ สุรา และไวน์ ซึ่งการควบคุมคุณภาพจะกระทำโดยการควบคุมปริมาณของแอลกอฮอล์ชนิดต่างๆที่ผสมอยู่ในเครื่องดื่ม [5] ยกตัวอย่างเช่นในการผลิตไวน์ นอกจากจะมีเอทานอลซึ่งเป็นส่วนประกอบที่สำคัญแล้ว ยังมีแอลกอฮอล์ชนิดอื่นที่เกิดขึ้นในระหว่างกระบวนการหมัก เช่น เมทานอล โพรพานอล บิวทานอล ฯลฯ ประกอบอยู่ด้วย ซึ่งแอลกอฮอล์ที่เกิดขึ้นเหล่านี้ส่งผลกระทบที่สำคัญใน

เรื่องของกลิ่นและรสชาติของไวน์ และบางชนิดยังเป็นพิษต่อร่างกายถ้าได้รับในปริมาณที่มากเกินไป กำหนด ซึ่งในการผลิตไวน์นั้นมีการกำหนดปริมาณของแอลกอฮอล์ชนิดต่างๆ ไม่ให้เกินค่ามาตรฐาน ดังตารางที่ 1.1

ตารางที่ 1.1 มาตรฐานของปริมาณแอลกอฮอล์ชนิดต่างๆ ในเครื่องดื่มประเภทไวน์ [4]

แอลกอฮอล์	ค่าสูงสุด (มิลลิกรัมต่อลิตร)	ค่าสูงสุด(ร้อยละโดยปริมาตร)
เมทานอล	500	0.063
โพรพานอล	400 – 500	0.050 - 0.062
บิวทานอล	400 – 500	0.049 - 0.062

ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงให้ความสนใจในการศึกษาและพัฒนากระบวนการวัดและวิเคราะห์ก๊าซที่ประกอบไปด้วยหัววัดก๊าซจำนวนหลายตัว และ ใช้ระบบโครงข่ายประสาทจำลองในการวิเคราะห์ โดยการจำแนกชนิด และวัดปริมาณความเข้มข้นของสารละลายแอลกอฮอล์ชนิดต่างๆ แอลกอฮอล์ที่เลือกมี 4 ชนิด คือ เมทานอล เอทานอล โพรพานอล และ บิวทานอล โดยสารละลายของแอลกอฮอล์ที่ใช้ในการทดลองทั้งหมดในที่นี้จะหมายถึง สารละลายเดี่ยวของแอลกอฮอล์ ซึ่งเตรียมจากการนำเอาแอลกอฮอล์เพียงชนิดเดียวมาเจือจางด้วยน้ำ (สารละลายแอลกอฮอล์ที่ใช้จะไม่นับรวมถึงสารละลายที่มีแอลกอฮอล์ตั้งแต่ 2 ชนิดขึ้นไปละลายอยู่) โดยระบบวัดแอลกอฮอล์นี้มีแนวโน้มที่จะพัฒนาให้มีความสามารถในการวัดและวิเคราะห์แอลกอฮอล์ที่มีอยู่ในผลิตภัณฑ์อาหารได้

1.2 วัตถุประสงค์

ศึกษาและพัฒนากระบวนการวัดและวิเคราะห์ก๊าซ ให้สามารถจำแนกชนิดและปริมาณของแอลกอฮอล์ได้โดยใช้ระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

1.3 ขอบเขตการวิจัย

- พัฒนาซอฟต์แวร์วิเคราะห์ผลด้วยระบบโครงข่ายประสาทจำลอง ให้มีความสามารถในการจำแนกชนิดและปริมาณของสารละลายเดี่ยวของแอลกอฮอล์ 4 ชนิด คือ เมทานอล เอทานอล โพรพานอล และบิวทานอล
- ทดสอบระบบวัดในการจำแนกชนิดและปริมาณสารละลายเดี่ยวของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด คือ เมทานอล เอทานอล โพรพานอล และบิวทานอล เพื่อหาประสิทธิภาพของระบบวัด

1.4 การดำเนินการวิจัยโดยย่อ

1. ศึกษาหลักการการทำงานของระบบวัดก๊าซ
2. จัดเตรียมและติดตั้งระบบวัดก๊าซ
3. สร้างซอฟต์แวร์รับค่าจากการวัด A/D มาบันทึกลงฐานข้อมูลและแสดงในรูปแบบกราฟโดยใช้โปรแกรมเคลฟไฟล์
4. วัดและเก็บข้อมูลเพื่อทดสอบค่าพารามิเตอร์ต่างๆของระบบวัด เช่น ค่าเวลาเปิด-ปิดวาล์ว อัตราการไหลของก๊าซพาทน์ เป็นต้น เพื่อหาเงื่อนไขที่เหมาะสมต่อการวัดไอระเหยของสารละลายเดี่ยวของแอลกอฮอล์
5. วัดและเก็บข้อมูลสารละลายเดี่ยวของแอลกอฮอล์ 4 ชนิด คือ เมทานอล เอทานอล โพรพานอล และบิวทานอล ที่ค่าความเข้มข้นต่างๆเพื่อเก็บไว้ใช้เป็นข้อมูลสำหรับสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง
6. สร้างซอฟต์แวร์วิเคราะห์ผลด้วยระบบโครงข่ายประสาทจำลอง โดยใช้โปรแกรมเคลฟไฟล์
7. ทดสอบระบบโดยการวัดสารละลายเดี่ยวของแอลกอฮอล์ที่ชนิดและความเข้มข้นต่างๆ และทำการจำแนกชนิด และตอบปริมาณความเข้มข้นด้วยระบบโครงข่ายประสาทจำลอง
8. สรุปผลและทำการทดสอบระบบเพื่อการจำแนกชนิดและปริมาณความเข้มข้นของสารละลายเดี่ยวของแอลกอฮอล์ ด้วยระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

1.5 ประโยชน์ที่ได้รับจากการวิจัย

1. มีความรู้ความเข้าใจในการพัฒนาระบบวัดก๊าซให้สามารถจำแนกชนิดและวัดปริมาณความเข้มข้นของก๊าซได้
2. สร้างแนวโน้มในการพัฒนาระบบวัดก๊าซที่สามารถวิเคราะห์แอลกอฮอล์ที่มีอยู่ในผลิตภัณฑ์อาหารได้

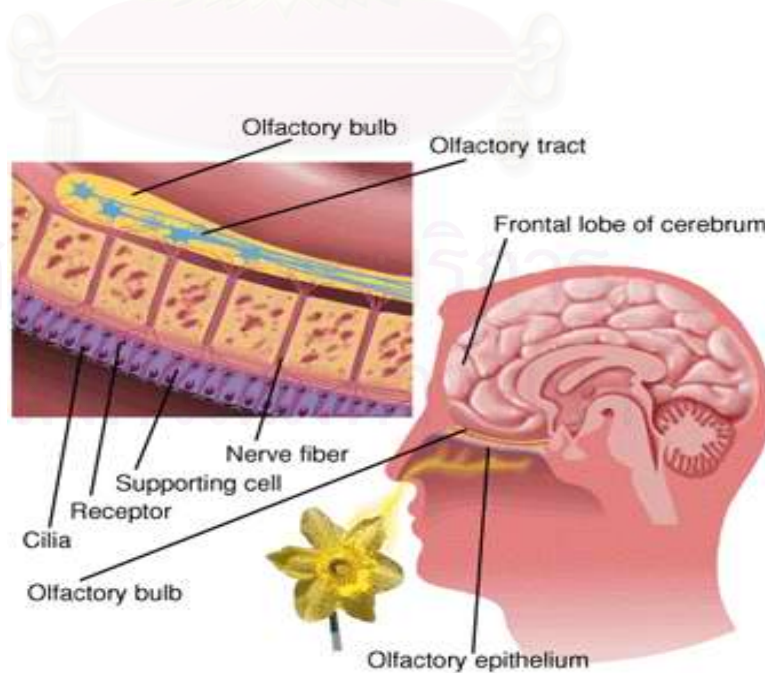
บทที่ 2

หลักการและทฤษฎีพื้นฐาน

ในบทนี้จะกล่าวถึงการรับรู้กลิ่นของมนุษย์ซึ่งจะนำไปสู่การเปรียบเทียบกับส่วนประกอบของระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซ หลังจากนั้นก็จะกล่าวถึงหลักการทำงานของหัววัดก๊าซ หลักการประมวลผลข้อมูลของระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซโดยทั่วไป และการประมวลผลข้อมูลด้วยระบบโครงข่ายประสาทจำลองแบบ Feed-forward Backpropagation

2.1 การรับรู้กลิ่นของมนุษย์

การออกแบบเครื่องมือวัดและวิเคราะห์ก๊าซให้มีการทำงานคล้ายกับการทำงานของจมูกมนุษย์นั้น ก่อนอื่นจะต้องศึกษาถึงลักษณะโครงสร้างและการทำงานของจมูก ดังรูปที่ 2.1 ซึ่งสามารถอธิบายได้ดังนี้ คือ ภายในโพรงจมูกของเราจะมีบริเวณรับกลิ่น เรียกว่า อีพิทีเรียม (Epithelium) ซึ่งเป็นบริเวณที่มีเซลล์ประมาณ 50 ล้านเซลล์ [1] เซลล์เหล่านี้มีการตอบสนองต่อสารเคมีหรือกลิ่นที่ผ่านเข้ามา โดยในแต่ละเซลล์นั้นจะมีการตอบสนองต่อสารเคมีชนิดต่างๆไม่เท่ากัน [3] เมื่อมีสารเคมีหรือกลิ่นเข้ามากระทบ เซลล์ต่างๆเหล่านี้ก็จะตอบสนองโดยการส่งสัญญาณไฟฟ้าในรูปของไอออน (Ion) ผ่านระบบประสาทไปสู่สมอง ซึ่งการที่เซลล์ต่าง ๆ มีการตอบสนองต่อสารเคมีแต่ละชนิดไม่เท่ากันนี้เองที่ทำให้สมองสามารถจำแนกชนิดของสารเคมีหรือกลิ่นได้



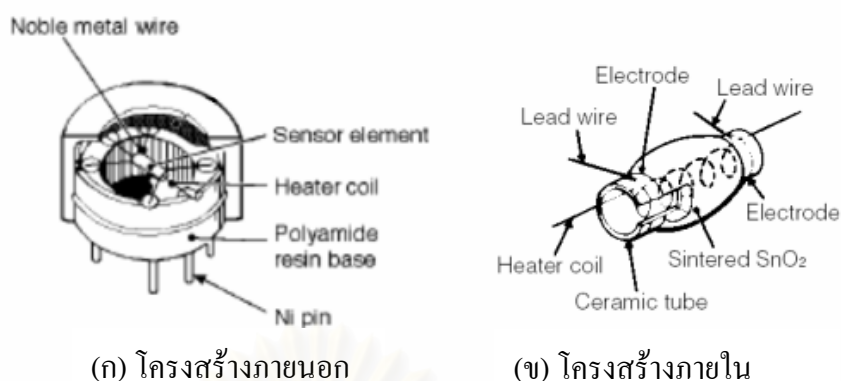
รูปที่ 2.1 โครงสร้างของจมูก [3]

เนื่องจากการจำแนกกลิ่นของมนุษย์กระทำได้โดยใช้เซลล์รับกลิ่นจำนวนมาก ดังนั้นในการออกแบบระบบวัดก๊าซให้มีความสามารถในการจำแนกชนิดก๊าซได้นั้น จึงเลือกใช้แบบหัววัดก๊าซหลายตัว ซึ่งหัววัดก๊าซแต่ละตัวจะมีคุณสมบัติต่างกัน ทำให้มีการตอบสนองที่ไม่เท่ากันต่อก๊าซชนิดต่างๆ จากรูปแบบการตอบสนองของหัววัดก๊าซที่มีต่อก๊าซชนิดต่างๆ ส่งผลให้ส่วนของการประมวลผลสามารถจำแนกชนิดและวิเคราะห์คุณสมบัติของก๊าซได้ ซึ่งวิธีการประมวลผลมีอยู่ด้วยกันหลายวิธี โดยในงานวิจัยนี้ใช้วิธีประมวลผลด้วยระบบโครงข่ายประสาทจำลองซึ่งเป็นการประมวลผลที่เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ โดยจะกล่าวถึงในหัวข้อสุดท้ายของบทนี้

2.2 การทำงานของหัววัดก๊าซ

หัววัดก๊าซมีอยู่ด้วยกันหลายชนิด แต่ในที่นี้จะกล่าวถึงเฉพาะหัววัดก๊าซที่ใช้ในงานวิจัย คือ หัววัดก๊าซชนิดสารกึ่งตัวนำ (Semiconductor Gas Sensor) ที่ทำจากวัสดุจำพวกโลหะออกไซด์ซึ่งมีโครงสร้างดังรูปที่ 2.2 (ก) คือ โครงสร้างภายนอกของหัววัดก๊าซ รูป 2.2 (ข) คือ โครงสร้างภายในของหัววัดก๊าซ ประกอบด้วยท่อเซรามิก (Ceramic Tube) ซึ่งฉนวนกฉนวนด้วยออกไซด์ของโลหะโลหะออกไซด์ที่นิยมใช้ คือ ดีบุกออกไซด์ (SnO_2) ภายในท่อเซรามิกจะมีขดลวดความร้อน (Heater Coil) ซึ่งทำหน้าที่ในการควบคุมอุณหภูมิทำงานของหัววัดก๊าซ การวัดสัญญาณจะวัดจากขั้วอิเล็กโทรดซึ่งอยู่ที่ปลายทั้งสองด้านของท่อเซรามิก เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงของบรรยากาศ ก๊าซรอบหัววัดก๊าซ จะทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงค่าความนำไฟฟ้าของหัววัดก๊าซ

การทำงานของหัววัดก๊าซ เริ่มต้นจะทำการให้ความร้อนแก่หัววัดก๊าซโดยการจ่ายไฟเข้าที่ขดลวดความร้อน เมื่อโลหะออกไซด์ที่เคลือบอยู่บนท่อเซรามิกมีอุณหภูมิสูงขึ้น ออกซิเจนที่อยู่ในอากาศบริเวณรอบๆ จะถูกดูดซับลงบนผิวของวัสดุโลหะออกไซด์และเกิดปฏิกิริยาออกซิเดชัน เนื่องจากออกซิเจนมีความสามารถดึงคู่อิเล็กตรอนได้ดี อิเล็กตรอนในเนื้อสารจึงถูกดึงไปอยู่กับออกซิเจนที่มาดูดซับ ซึ่งทำให้จำนวนอิเล็กตรอนที่นำไฟฟ้าได้ในเนื้อสารมีค่าน้อยลง ค่าความนำไฟฟ้าของหัววัดก๊าซจึงมีค่าต่ำลง แต่เมื่อมีก๊าซที่จะวัดเข้ามาที่หัววัดก๊าซ ปฏิกิริยารีดักชันที่เกิดขึ้นระหว่างออกซิเจนที่ดูดซับกับก๊าซที่เข้ามาจะทำให้ปริมาณการดูดซับออกซิเจนของวัสดุมีค่าลดลง จำนวนอิเล็กตรอนอิสระจึงมีค่าเพิ่มขึ้น หัววัดก๊าซมีค่าความนำไฟฟ้าสูงขึ้น ซึ่งค่าความนำไฟฟ้าจะมีค่ามากหรือน้อยขึ้นอยู่กับชนิดและปริมาณความเข้มข้นของก๊าซที่เข้ามา



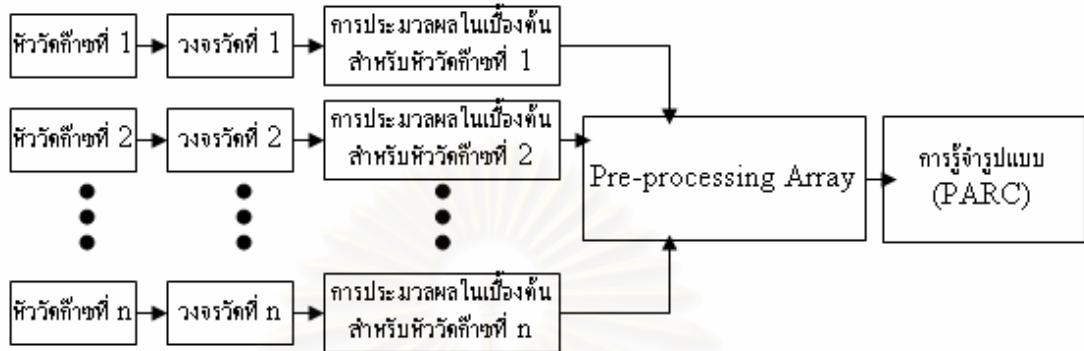
รูปที่ 2.2 โครงสร้างของหัววัดก๊าซ

หัววัดก๊าซชนิดนี้ยังแบ่งออกได้หลายประเภทตามการตอบสนองต่อของก๊าซเป้าหมายชนิดต่างๆ เช่น ก๊าซไฮโดรคาร์บอน ไอระเหยของสารละลายแอลกอฮอล์ เป็นต้น ซึ่งในการเลือกหัววัดก๊าซเพื่อนำมารวมเป็นกลุ่มหัววัดก๊าซนั้น มีหลักในการเลือก คือ หัววัดก๊าซอย่างน้อยหนึ่งตัวในกลุ่มควรจะต้องตอบสนองโดยเฉพาะกับก๊าซที่เราต้องการวัด [6] จึงจะทำให้เกิดความแตกต่างระหว่างข้อมูลการตอบสนองจากการวัดก๊าซต่างชนิด และทำให้ระบบวิเคราะห์ผลสามารถจำแนกชนิดของก๊าซได้ แต่ถ้ากลุ่มของหัววัดก๊าซที่เลือกมานั้น ยังให้ผลตอบสนองที่ใกล้เคียงกันต่อการวัดก๊าซต่างชนิด วิธีการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้น (Data Pre-processing) จะมีส่วนช่วยให้ข้อมูลที่ได้ภายหลังจากการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นสามารถจำแนกผลการตอบสนองต่อก๊าซต่างชนิดได้ชัดเจนขึ้น ซึ่งทำให้เป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในส่วนของงานวิเคราะห์ผล โดยการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นจะกล่าวในหัวข้อถัดไป

2.3 ส่วนประกอบที่สำคัญของระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซโดยทั่วไป

ระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซโดยทั่วไปนั้นมีส่วนประกอบที่สำคัญแสดงในรูปที่ 2.3 จากรูปประกอบไปด้วย หัววัดก๊าซ วงจรวัด การประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้น (Data Pre-processing) การทำ Pre-processing Array และ การรู้จำรูปแบบ (Pattern Recognition : PARC) เพื่อให้ได้คำตอบชนิด ปริมาณความเข้มข้น ฯลฯ การทำงานของระบบเริ่มต้นจากสัญญาณที่ได้จากหัววัดก๊าซส่งผ่านวงจรวัด เพื่อปรับปรุงขนาดของสัญญาณและกรองเอาความถี่ของสัญญาณรบกวนออก หลังจากนั้นจะทำการหาตัวแทนของสัญญาณ (Data Extraction) เพื่อลดความซับซ้อนของข้อมูลทำให้ง่ายต่อการนำไปวิเคราะห์ โดยในงานวิจัยนี้ใช้ตัวแทนของสัญญาณ คือ ค่าความไว (Sensitivity) หลังจากนั้นก็จะนำตัวแทนของสัญญาณไปทำการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นสำหรับแต่ละหัววัดก๊าซ ในส่วนนี้ออกจากจะทำให้ข้อมูลการตอบสนอง (หรือ ตัวแทนของสัญญาณ) ระหว่างกลุ่มหัววัดก๊าซ

ต่อลักษณะที่แตกต่างกันมีความชัดเจนขึ้นแล้ว ยังเป็นการจัดเรียงข้อมูลให้มีความเหมาะสมกับการนำไปใช้กับส่วนของการรู้จำรูปแบบอีกด้วย



รูปที่ 2.3 รูปแบบทั่วไปของการประมวลผลข้อมูลของระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซ

ในส่วนของการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นในรูปที่ 2.3 นั้นมีอยู่ด้วยกันหลายวิธี [8] เช่น การนอร์มาไลซ์ (Normalize) ข้อมูลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ดังสมการที่ (2.1)

$$y_{ij} = \frac{x_{ij} - \min\{x_{ij}\}}{\max\{x_{ij}\} - \min\{x_{ij}\}} \quad (2.1)$$

และ กรณีนอร์มาไลซ์ข้อมูลให้อยู่ในช่วง -1 ถึง 1 ดังสมการที่ (2.2)

$$y_{ij} = 2 \left[\frac{x_{ij} - \min\{x_{ij}\}}{\max\{x_{ij}\} - \min\{x_{ij}\}} \right] - 1 \quad (2.2)$$

อีกวิธีหนึ่งของการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้น คือ การทำให้ข้อมูลมีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ และ มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับหนึ่ง ดังสมการที่ (2.3)

$$y_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{\sigma_{x_i}} \quad (2.3)$$

ในกรณีที่ต้องการลดผลกระทบของข้อมูลจากปริมาณความเข้มข้น เนื่องจากหัววัดก๊าซจะมีการตอบสนองที่สูงขึ้นตามปริมาณความเข้มข้นของก๊าซที่เพิ่มขึ้น เราสามารถนำข้อมูลที่ได้หลังจากการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นมาคำนวณต่อตามสมการที่ (2.4) ซึ่งวิธีการคำนวณนี้

เรียกว่า Pre-processing Array การคำนวณเพื่อลดผลกระทบของข้อมูลต่อปริมาณความเข้มข้นนั้น จะใช้ก็ต่อเมื่อต้องการที่จะนำไปใช้ในการรู้จำรูปแบบเพื่อการจำแนกชนิดของก๊าซ ส่วนการรู้จำรูปแบบเพื่อหาปริมาณความเข้มข้นนั้นจะไม่ใช้การคำนวณนี้

$$z_{ij} = \frac{y_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n y_{ij}^2}} \quad (2.4)$$

โดยจากสมการที่ (2.1) ถึง (2.4)

n คือ จำนวนหัววัดก๊าซ

i คือ ลำดับของหัววัดก๊าซ

j คือ ลำดับของข้อมูลแต่ละหัววัดก๊าซ

$\min\{x_{ij}\}$ คือ ค่าต่ำสุดของข้อมูลจากหัววัดก๊าซที่ i

$\max\{x_{ij}\}$ คือ ค่าสูงสุดของข้อมูลจากหัววัดก๊าซที่ i

\bar{x}_i คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูลที่ได้จากหัววัดก๊าซที่ i

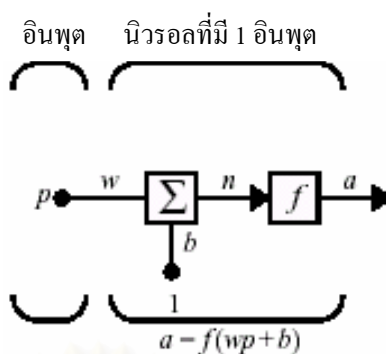
σ_{x_i} คือ ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลที่ได้จากหัววัดก๊าซที่ i

x_{ij} คือ ข้อมูลก่อนการประมวลผลในเบื้องต้นของหัววัดก๊าซที่ i

y_{ij} คือ ข้อมูลหลังการประมวลผลในเบื้องต้นของหัววัดก๊าซที่ i

z_{ij} คือ ข้อมูลหลังการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นของกลุ่มหัววัดก๊าซ

ในส่วนนี้จะอธิบายให้เห็นถึงความสำคัญของวิธีการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้น ซึ่งจะยกตัวอย่างการรู้จำแบบด้วยระบบโครงข่ายประสาทจำลองพื้นฐานซึ่งเป็นนิวรอนที่มี 1 อินพุต (Single-input Neuron) ดังรูปที่ 2.4 เนื่องจากในระบบการทำงานของโครงข่ายประสาทจำลองขั้นพื้นฐานนั้น มีส่วนประกอบที่สำคัญคือ Activation Function หรือ f ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่ถูกเลือกขึ้นมาเพื่อใช้ประมวลผลเพื่อให้ได้ค่าเอาต์พุตในช่วงที่ต้องการ จากรูปที่ 2.4 สามารถอธิบายได้โดยสมการที่ (2.5) และ (2.6)



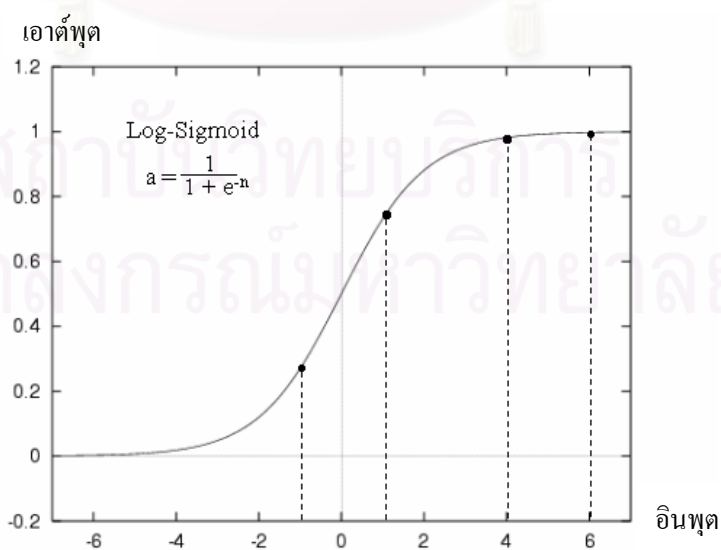
รูปที่ 2.4 นิวรอนที่มี 1 อินพุต

$$n = wp + b \quad (2.5)$$

$$a = f(n) = f(wp + b) \quad (2.6)$$

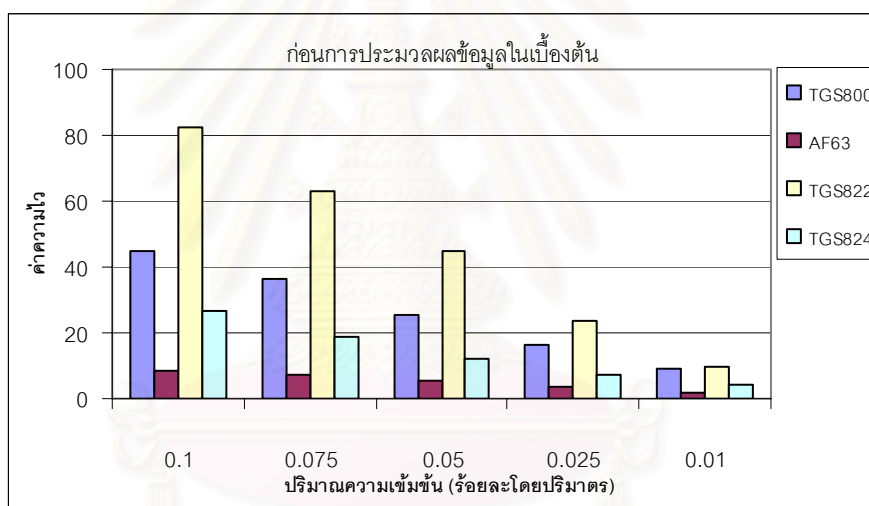
โดยที่ p, w, b, n และ a คือ อินพุต น้ำหนัก ไปแอส ผลรวมอินพุต และเอาต์พุต ตามลำดับ

การประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นนั้น มีความสำคัญต่อข้อมูลที่จะนำมาใช้กับ Activation Function โดยจะยกตัวอย่าง Log-Sigmoid Activation Function ดังรูปที่ 2.5 จะเห็นว่า ถ้าค่าของอินพุตอยู่ในช่วงที่มีค่ามากหรือน้อยเกินไป เช่น ถ้าเดิมเรามีข้อมูลที่มีค่าอยู่ในช่วง 4 ถึง 6 เมื่อผ่านฟังก์ชัน Log-Sigmoid จะทำให้ได้เอาต์พุตที่มีค่าใกล้เคียงกันมาก (ค่าใกล้เคียง 1) ซึ่งทำให้ยากต่อการจำแนกค่าของเอาต์พุตที่ได้ ดังนั้นควรทำการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นให้ข้อมูลมีอินพุตอยู่ในช่วงที่เหมาะสม เช่น การใช้วิธีนอร์มาไลซ์ข้อมูลให้มีค่าอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 ซึ่งทำให้เอาต์พุตที่ได้มีความแตกต่างกันอย่างชัดเจนกว่าเดิมและง่ายต่อการจำแนกมากขึ้น



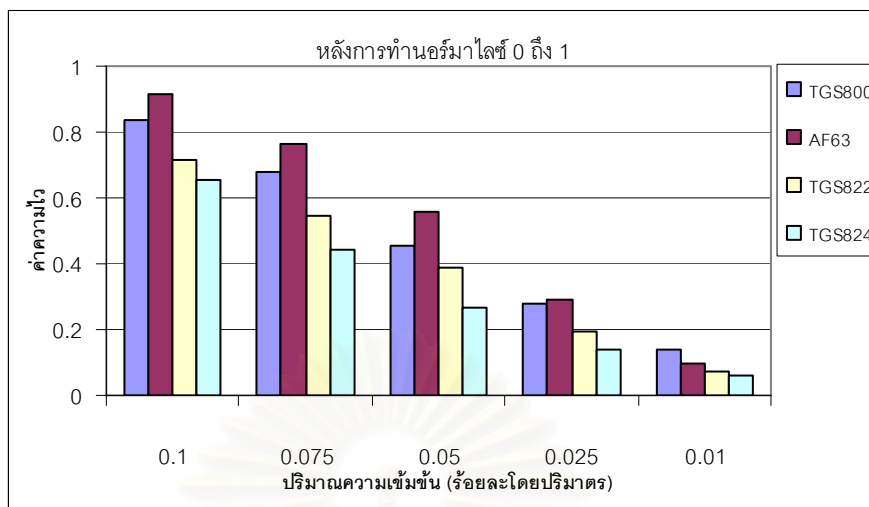
รูปที่ 2.5 Log-Sigmoid Activation Function

สำหรับการลดผลกระทบของข้อมูลจากปริมาณความเข้มข้นนั้น ยกตัวอย่างข้อมูลค่าความไวที่ได้จากการวัดไอระเหยของสารละลายเอทานอล ที่ปริมาณความเข้มข้นต่างๆ แสดงดังรูปที่ 2.6 ซึ่งจะเห็นได้ว่า รูปแบบของค่าความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซมีค่าเพิ่มขึ้นหรือลดลงตามค่าความเข้มข้นของเอทานอล ในที่นี้จะทำการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นด้วยการทำการนอร์มาไลซ์ข้อมูลค่าความไวในแต่ละหัววัดก๊าซให้มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 แล้วจึงทำการประมวลผลด้วยวิธี Pre-processing Array เพื่อลดผลของค่าความเข้มข้น รูปที่ 2.7 แสดงรูปแบบของข้อมูลหลังจากที่ผ่านการทำนอร์มาไลซ์ให้มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 จากรูปจะเห็นได้ว่ารูปแบบของข้อมูลที่ได้ยังมีการเปลี่ยนแปลงตามปริมาณความเข้มข้นอย่างเห็นได้ชัด และเมื่อทำการประมวลผลด้วยวิธี Pre-processing Array รูปแบบของข้อมูลที่ได้จะขึ้นกับค่าความเข้มข้นน้อยลง โดยเฉพาะในช่วงที่ความเข้มข้นค่าสูง ดังแสดงในรูปที่ 2.8

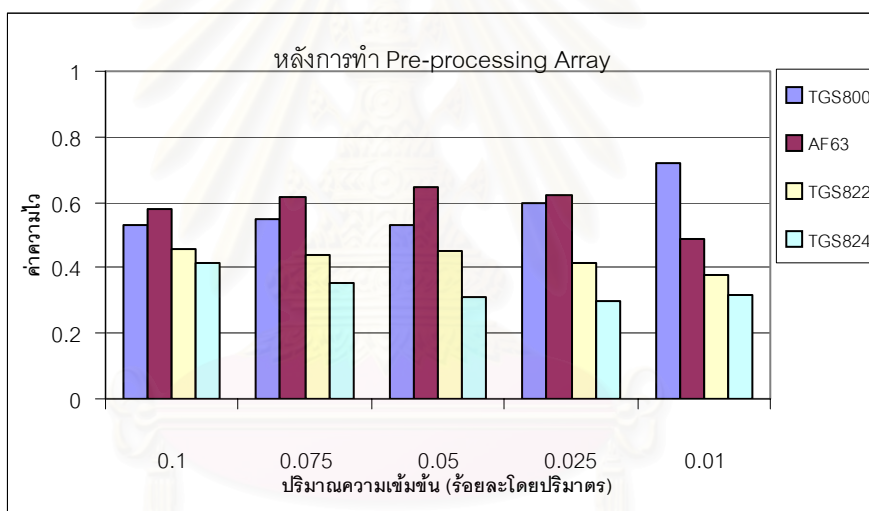


รูปที่ 2.6 ข้อมูลค่าความไวจากการวัดไอระเหยของสารละลายเอทานอลที่ปริมาณความเข้มข้นต่างๆ

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 2.7 ข้อมูลค่าความไวหลังการทำงานอาร์มาไลซ์ 0 ถึง 1



รูปที่ 2.8 ข้อมูลค่าความไวหลังทำงานอาร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 และ Pre-processing Array

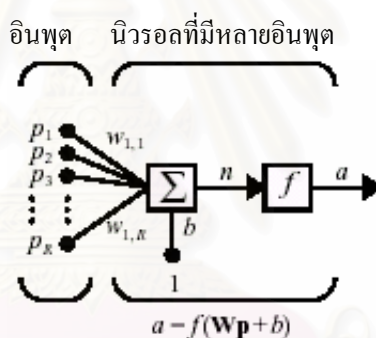
ในส่วนของการรู้จำรูปแบบมีอยู่ด้วยกันหลายวิธี เช่น การทำ Principal Component Analysis หรือ PCA การใช้ระบบโครงข่ายประสาทจำลอง เป็นต้น ในงานวิจัยนี้จะใช้ระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่มีโครงสร้างเป็นแบบ Feed-forward Backpropagation ซึ่งจะอธิบายรายละเอียดในหัวข้อถัดไป

2.4 ระบบโครงข่ายประสาทจำลองแบบ Feed-forward

ระบบโครงข่ายประสาทจำลองเป็นการประมวลผลที่พยายามเลียนแบบการทำงานของสมองของมนุษย์ โดยอาศัยโครงสร้างที่ประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลจำนวนมาก จุดเด่นของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง คือ ความสามารถในการเรียนรู้จากการสอนโดยตัวอย่างและ

สามารถทำงานได้หลังจากเรียนรู้แล้ว โดยที่ตัวอย่างนั้นอาจจะเป็นของปัญหาที่มีความซับซ้อนยุ่งยากมาก หรือบางครั้งเป็นปัญหาที่ไม่สามารถหรือไม่เหมาะสมที่จะใช้การคำนวณธรรมดาตามประยุกต์ใช้ได้ ส่วนในตัวของระบบโครงข่ายประสาทจำลองเองก็ประกอบไปด้วยสมการและการคำนวณทางคณิตศาสตร์ง่ายๆไม่ซับซ้อน เพียงแต่อาศัยการทำงานแบบการประมวลผลพร้อมกันจำนวนมาก (Massively Parallel Processing) จึงทำให้ระบบโครงข่ายประสาทจำลองสามารถทำงานได้ด้วยความรวดเร็วหลังจากที่เรียนรู้แล้ว

หลักการการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง เริ่มต้นศึกษาจากองค์ประกอบพื้นฐานของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง 1 นิวรอน 1 อินพุต ซึ่งได้กล่าวไว้แล้วในหัวข้อที่ 2.3 แต่ในความเป็นจริงแล้วหน่วยเซลล์ประสาทของมนุษย์จะมีจำนวนอินพุตมากกว่าหนึ่งอินพุตซึ่งในกรณีของระบบโครงข่ายประสาทจำลองจะแสดงดังรูปที่ 2.9 อินพุต p_1, p_2, \dots, p_R แต่ละตัวจะถูกคูณด้วยน้ำหนัก $w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,R}$ ตามลำดับ ซึ่งจากรูปที่ 2.9 สามารถเขียนแสดงได้ดังสมการ (2.7) และ (2.8)



รูปที่ 2.9 นิวรอนที่มีหลายอินพุต

$$n = \mathbf{Wp} + b \quad (2.7)$$

$$a = f(\mathbf{Wp} + b) \quad (2.8)$$

โดยที่ p_j คือ อินพุตลำดับที่ j

w_{ij} คือ น้ำหนักสำหรับอินพุตตัวที่ j ของนิวรอนตัวที่ i

\mathbf{p} คือ อินพุตซึ่งอยู่ในรูปของเวกเตอร์

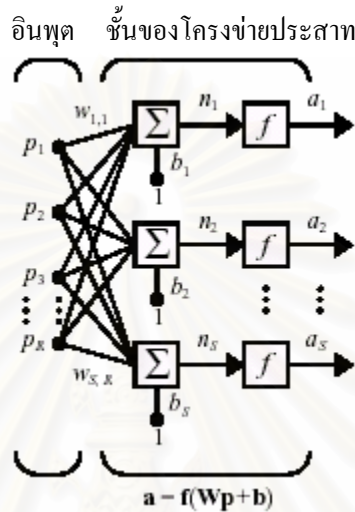
$$\begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_R \end{bmatrix}$$

\mathbf{W} คือ น้ำหนักซึ่งอยู่ในรูปของเมตริกซ์ $[w_{1,1} \ w_{1,2} \ \dots \ w_{1,R}]$

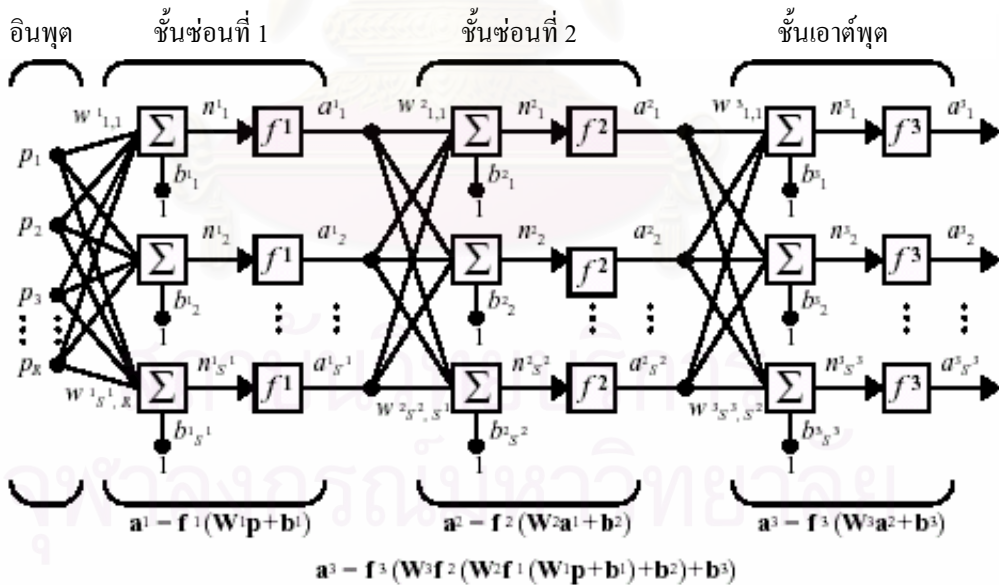
b , n และ a คือ ไบแอส ผลรวมอินพุต และเอาต์พุต ตามลำดับ

R คือ จำนวนอินพุตทั้งหมดของนิวรอนที่สนใจ

จากระบบโครงข่ายประสาทจำลองแบบ 1 นิวรอลหลายอินพุตนั้น เราสามารถนำมาประกอบชั้น (Layer) ที่มีการประมวลผลแบบขนานดังแสดงในรูปที่ 2.10 และ โครงสร้างแบบชั้นมาประกอบกันเป็นโครงข่ายประสาทจำลองแบบหลายชั้น (Multi-layer) ดังแสดงในรูปที่ 2.11 ซึ่งมีความสามารถในการแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนขึ้น



รูปที่ 2.10 ชั้นของระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่มีหลายนิวรอล



รูปที่ 2.11 ระบบโครงข่ายประสาทจำลองแบบ 3 ชั้น

จากรูปที่ 2.11 เป็นระบบโครงข่ายประสาทจำลองซึ่งมี 3 ชั้น โดยในแต่ละชั้นจะมีนิวรอลหลายตัวซึ่งจำนวนนิวรอลไม่จำเป็นต้องเท่ากันในแต่ละชั้นขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของปัญหาที่

ต้องการประมวลผล ค่าอินพุต \mathbf{p} จะถูกประมวลผลในชั้นที่ 1 ก่อน หลังจากนั้นค่าเอาต์พุตของชั้นที่ 1 จะส่งผ่านไปเป็นค่าอินพุตของชั้นที่ 2 และส่งต่อกันไปเรื่อยๆในแต่ละชั้น โดยชั้นสุดท้ายเรียกว่าชั้นเอาต์พุต (Output Layer) และชั้นอื่นๆที่เหลือจะเรียกว่าชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งในแต่ละชั้นจะมีการประมวลผลดังสมการที่ (2.9) และ (2.10)

$$\mathbf{n}^m = \mathbf{W}^m \mathbf{a}^{m-1} + \mathbf{b}^m \quad (2.9)$$

$$\mathbf{a}^m = \mathbf{f}^m (\mathbf{W}^m \mathbf{a}^{m-1} + \mathbf{b}^m) \quad (2.10)$$

โดยที่ \mathbf{a}^{m-1} คือ อินพุตซึ่งอยู่ในรูปของเวกเตอร์

$$\begin{bmatrix} a_1^{m-1} \\ a_2^{m-1} \\ \vdots \\ a_R^{m-1} \end{bmatrix}$$

ของชั้นที่ m ซึ่งเป็นเอาต์พุต

ที่ได้จากชั้นที่ $m-1$

\mathbf{W}^m คือ น้ำหนักซึ่งอยู่ในรูปของเมตริกซ์

$$\begin{bmatrix} w_{1,1}^m & w_{1,2}^m & \dots & w_{1,R}^m \\ w_{2,1}^m & w_{2,2}^m & \dots & w_{2,R}^m \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S^m,1}^m & w_{S^m,2}^m & \dots & w_{S^m,R}^m \end{bmatrix}$$

ของชั้นที่ m

\mathbf{b}^m คือ ไบแอสซึ่งอยู่ในรูปของเมตริกซ์

$$\begin{bmatrix} b_1^m \\ b_2^m \\ \vdots \\ b_{S^m}^m \end{bmatrix}$$

ของชั้นที่ m

\mathbf{a}^m คือ เอาต์พุตซึ่งอยู่ในรูปของเมตริกซ์

$$\begin{bmatrix} a_1^m \\ a_2^m \\ \vdots \\ a_{S^m}^m \end{bmatrix}$$

ของชั้นที่ m

\mathbf{f}^m คือ Activation Function ซึ่งอยู่ในรูปของเมตริกซ์

$$\begin{bmatrix} f_1(n_1) \\ f_2(n_2) \\ \vdots \\ f_{S^m}(n_{S^m}) \end{bmatrix}$$

ของชั้นที่ m

S^m คือ จำนวนนิวรอนของชั้นที่ m

R^m คือ จำนวนอินพุตของนิวรอนในชั้นที่ m

m คือ ลำดับชั้นของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

การนำระบบโครงข่ายประสาทจำลองไปใช้ในงานประมวลผลต่างๆ นั้น จะต้องปรับปรุงค่าพารามิเตอร์ภายใน คือ การปรับปรุงค่าน้ำหนักและไบแอสให้เหมาะสมเสียก่อน จึงจะทำให้ระบบโครงข่ายประสาทจำลองนั้นมีความสามารถในการแก้ปัญหาที่เราต้องการได้ ด้วยเหตุนี้กระบวนการของระบบโครงข่ายประสาทจำลองจึงประกอบด้วย 2 ส่วน คือ ส่วนของการเรียนรู้ (Training) และส่วนของการใช้งาน (Application)

2.5 ขั้นตอนวิธีของ Backpropagation

สำหรับในกรณีของกระบวนการเรียนรู้วิธี Backpropagation ประกอบด้วยการคำนวณหาค่าเอาต์พุตจากระบบโครงข่ายประสาทจำลอง การคำนวณค่าความผิดพลาด (Error) การคำนวณ Backpropagation ของค่าความผิดพลาด และการปรับค่าน้ำหนักและไบแอสหลังการเรียนรู้ กระบวนการนี้จะถูกทำการวนซ้ำจนกระทั่งค่าความผิดพลาดที่ได้จากระบบโครงข่ายประสาทมีค่าต่ำกว่าค่าที่ตั้งไว้หรือครบจำนวนรอบ (Epoch) ที่ได้ตั้งไว้

2.5.1 การคำนวณหาเอาต์พุตของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

กระบวนการเรียนรู้วิธี Backpropagation เริ่มต้นจากการพิจารณาระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่มีหลายชั้น โดยใช้ตัวอย่างระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่มี 3 ชั้นจากรูปที่ 2.11 ค่าเอาต์พุตของชั้นที่ m จะเป็นอินพุตของชั้นถัดมา คือ ชั้นที่ $m+1$ การคำนวณหาเอาต์พุตแสดงดังสมการที่ (2.11)

$$\mathbf{a}^{m+1} = \mathbf{f}^{m+1}(\mathbf{W}^{m+1} \mathbf{a}^m + \mathbf{b}^{m+1}) \quad (2.11)$$

โดยที่ $m = 0, 1, 2, \dots, M-1$

M คือ จำนวนชั้นของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

ดังนั้น $m=0$ คือ ชั้นของอินพุต และชั้น M คือ ชั้นของเอาต์พุต นิวรอนในชั้นแรกจะรับอินพุตที่มาจากภายนอกดังสมการที่ (2.12)

$$\mathbf{a}^0 = \mathbf{p} \quad (2.12)$$

ซึ่งใช้เริ่มต้นในการคำนวณหาเอาต์พุตจากระบบโครงข่ายประสาทจำลอง เอาต์พุตนี้ได้จากชั้นสุดท้าย จะเป็นเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทจำลองดังสมการที่ (2.13)

$$\mathbf{a} = \mathbf{a}^M \quad (2.13)$$

เมื่อคำนวณค่าเอาต์พุตได้แล้วก็จะนำค่าเอาต์พุตนั้นไปเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมาย (Target) เพื่อหาค่าความผิดพลาดของระบบโครงข่ายประสาทจำลองซึ่งจะอธิบายในหัวข้อถัดไป

2.5.2 ค่าความผิดพลาดของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

การหาค่าความผิดพลาดในระบบโครงข่ายประสาทจำลอง เนื่องจากในการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลองนั้นจะต้องมีข้อมูลการสอน (Training Set) ซึ่งประกอบไปด้วยอินพุตและเป้าหมาย (Target) มีรูปแบบดังนี้

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\} \quad (2.14)$$

โดยที่ p_Q คือ เวกเตอร์อินพุต $\begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_{R^0} \end{bmatrix}$ ของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

t_Q คือ เวกเตอร์เป้าหมาย $\begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ \vdots \\ t_{S^M} \end{bmatrix}$ ของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

Q คือ จำนวนชุดข้อมูลการสอนซึ่งในแต่ละชุดจะประกอบไปด้วยอินพุตและเป้าหมายอย่างละ 1 เวกเตอร์ คือ $\{p_Q, t_Q\}$

เมื่อเราป้อนค่าอินพุต p_Q ให้กับระบบโครงข่ายประสาทจำลอง ค่าเอาต์พุตที่ได้นั้นจะทำการเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมาย t_Q ซึ่งค่าความผิดพลาดก็คือ ผลต่างระหว่างเป้าหมายและเอาต์พุต การสอนโดยใช้วิธี Backpropagation จะใช้ค่าประสิทธิภาพเป็นค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) ซึ่งมีรูปแบบดังนี้

$$F(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{S^M} (t_i - a_i)^2 \quad (2.15)$$

โดยที่ $F(\mathbf{x})$ คือ ฟังก์ชันซึ่งขึ้นกับค่าน้ำหนักและไบแอส

\mathbf{x} คือ เวกเตอร์ของน้ำหนักและไบแอส

t คือ เวกเตอร์เป้าหมาย $\begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ \vdots \\ t_{S^M} \end{bmatrix}$ ของข้อมูลสอนชุดที่ i

\mathbf{a} คือ เวกเตอร์ $\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_{S^M} \end{bmatrix}$ ที่คำนวณได้จากอินพุตของข้อมูลสอนชุดที่ i
 S^M คือ จำนวนนิวรอนในชั้นเอาต์พุต

สาเหตุที่ $F(\mathbf{x})$ เป็นฟังก์ชันที่ขึ้นกับน้ำหนักและไบแอสเนื่องจากค่าเอาต์พุต a ในสมการที่ (2.15) นั้นมาจากการคำนวณโดยใช้ค่าน้ำหนักและไบแอสในระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

ในกระบวนการเรียนรู้ของระบบโครงข่ายประสาทจำลองจะมีการเปลี่ยนค่าน้ำหนักและไบแอสเพื่อให้ค่าประสิทธิภาพมีค่าต่ำที่สุด โดยในการปรับค่าน้ำหนักและไบแอสของ Backpropagation จะใช้วิธีของ Steepest Descent ซึ่งจะกล่าวถึงในหัวข้อถัดไป

2.5.3 Steepest Descent Method

Steepest Descent Method เป็นขั้นตอนวิธีหนึ่งซึ่งเรานำมาใช้ปรับค่าน้ำหนักและไบแอสของระบบโครงข่ายประสาทจำลองเพื่อให้ค่าความผิดพลาดมีค่าต่ำที่สุด การปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักและไบแอสในทิศทางที่มีความชันสูงสุด (ฟังก์ชันมีการเปลี่ยนแปลงมากที่สุด คือ มีค่าลดลงมากที่สุด) พิจารณาฟังก์ชัน $F(\mathbf{x})$ ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่เราต้องการหา \mathbf{x} ที่ทำให้ $F(\mathbf{x})$ มีค่าต่ำสุดในที่นี้คือฟังก์ชันของความผิดพลาดที่มีค่าน้ำหนักและไบแอสเป็นตัวแปร เราเริ่มจากค่าเริ่มต้น \mathbf{x}_0 และเป็นค่า \mathbf{x} ตามสมการ

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{d}_k \quad (2.16)$$

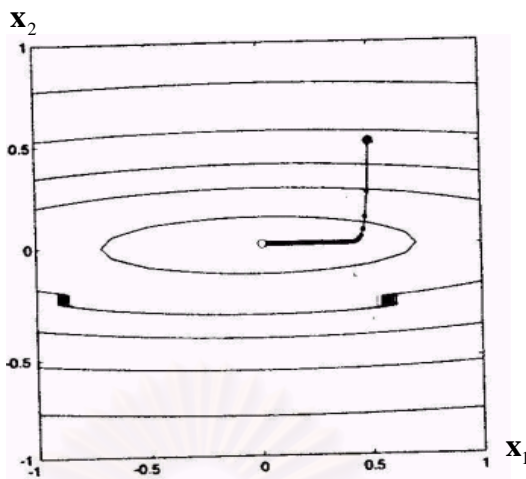
ในที่นี้ \mathbf{d}_k เป็นเวกเตอร์ที่มีทิศทางที่ทำให้ค่า $F(\mathbf{x})$ มีค่าลดลง

α_k เป็นค่าคงที่ เรียกว่า อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

ในกรณีขั้นตอนวิธีของ Steepest Descent \mathbf{d}_k จะแสดงถึงทิศทางที่ $F(\mathbf{x})$ มีการลดลงเร็วที่สุดซึ่งหาได้จาก

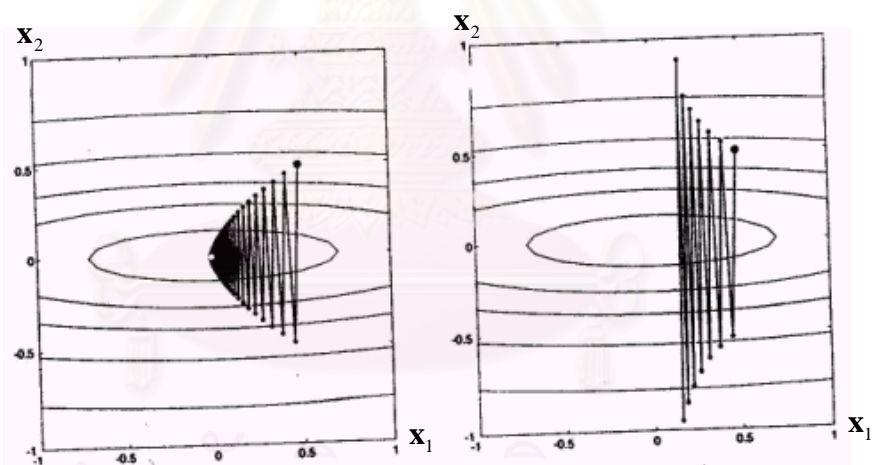
$$\mathbf{d}_k = -\nabla F(\mathbf{x}) \quad (2.17)$$

มีข้อสังเกตว่า ค่า α เราไม่สามารถเลือกให้มีค่ามากเกินไป [9] ในกรณีที่ α มีขนาดเหมาะสม ค่า $F(\mathbf{x}_{k+1})$ จะเข้าสู่ค่าต่ำสุดโดยไม่มีการแกว่งดังแสดงในรูปที่ 2.12 แสดงเส้นทางของค่า \mathbf{x} (ที่แสดงเป็นกรณี $\mathbf{x} = [x_1, x_2]^T$) จะตั้งฉากกับ Contour Line ของ $F(\mathbf{x})$ ที่เป็นเช่นนั้นเพราะว่าค่าเกรเดียนของ $F(\mathbf{x})$ จะตั้งฉากกับเส้น Contour



รูปที่ 2.12 เส้นทางของค่า \mathbf{x} ในกรณีที่มีขนาดเหมาะสม [9]

ในกรณีที่ α มีค่าใหญ่เกินไปดังรูปที่ 2.13 จะเกิดการแกว่งของเส้นทางของ \mathbf{x} ทำให้การหาจุดต่ำสุดของ $F(\mathbf{x})$ ไม่มีเสถียรภาพ กล่าวโดยสรุป เราต้องการใช้ α มีค่าใหญ่เพื่อให้คำตอบที่เร็วแต่ค่า α ที่มีขนาดใหญ่เกินไปก็จะไม่เหมาะสม ซึ่งจะทำให้เกิดการแกว่งของค่า \mathbf{x}



รูปที่ 2.13 เส้นทางของค่า \mathbf{x} ในกรณีที่มีขนาดใหญ่มากเกินไป [9]

การนำขั้นตอนวิธีของ Steepest Descent มาใช้ในวิธีการ Backpropagation เพื่อปรับหาน้ำหนักและไบแอสให้ค่าความผิดพลาดมีค่าต่ำสุด แสดงไว้ในสมการที่ (2.18) และ (2.19)

$$w_{i,j}^m(k+1) = w_{i,j}^m(k) - \alpha \frac{\partial F}{\partial w_{i,j}^m} \quad (2.18)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \frac{\partial F}{\partial b_i^m} \quad (2.19)$$

โดยที่ m คือ ชั้นที่ m ของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง
 i คือ นิวรอนตัวที่ i
 j คือ อินพุตตัวที่ j

ในที่นี้เราจะพิจารณาค่า $\frac{\partial F}{\partial w_{i,j}^m}$ และ $\frac{\partial F}{\partial b_i^m}$ ออกเป็น 2 กรณี คือ กรณีชั้นของเอาต์พุต และ
 กรณีของชั้นซ่อน

กรณีของชั้นเอาต์พุต เนื่องจากการหาค่า $\frac{\partial F}{\partial w_{i,j}^m}$ และ $\frac{\partial F}{\partial b_i^m}$ ของชั้นเอาต์พุต เราสามารถ
 คำนวณหาได้โดยตรงจากการใช้กฎลูกโซ่ (Chain Rule) ดังนี้

$$\text{จากค่าประสิทธิภาพของโครงข่าย} \quad F = \sum_{i=1}^{S^M} (t_i - a_i)^2 \quad (2.20)$$

$$\frac{\partial F}{\partial w_{ij}} = -2(t_i - a_i) \times \frac{\partial a_i}{\partial w_{ij}} = -2(t_i - a_i) \frac{\partial a_i}{\partial n_i} \times \frac{\partial n_i}{\partial w_{ij}^M} \quad (2.21)$$

$$\text{ในที่นี้} \quad \frac{\partial a_i^M}{\partial n_i^M} = \frac{df^M}{dn_i^M} = f^{\bullet M}(n_i^M) \text{ ซึ่งก็คืออนุพันธ์ของ Activation Function} \quad (2.22)$$

$$\text{และ} \quad \frac{\partial n_i^M}{\partial w_{ij}^M} = a_j^{M-1} \text{ ซึ่งก็คือค่าเอาต์พุตของชั้น } m-1 \quad (2.23)$$

$$\frac{\partial F}{\partial b_i^M} = -2(t_i - a_i) \times \frac{\partial a_i}{\partial b_i^M} = -2(t_i - a_i) \frac{\partial a_i}{\partial n_i} \times \frac{\partial n_i^M}{\partial b_i^M} \quad (2.24)$$

$$\text{ซึ่ง} \quad \frac{\partial n_i^M}{\partial b_i^M} = 1 \quad (2.25)$$

สรุปการปรับค่าน้ำหนักและไบแอสของชั้นเอาต์พุตสามารถกระทำได้ดังนี้

$$w_{ij}^M(k+1) = w_{ij}^M(k) + 2\alpha(t_i - a_i) f^{\bullet M}(n_i^M) a_j^{M-1} \quad (2.26)$$

$$b_i^M(k+1) = b_i^M(k) + 2\alpha(t_i - a_i) f^{\bullet M}(n_i^M) \quad (2.27)$$

และเมื่อเขียนอยู่ในรูปของเมตริกซ์ จะได้

$$\mathbf{W}^M(k+1) = \mathbf{W}^M(k) + 2\alpha(\mathbf{t} - \mathbf{a})\mathbf{f}^{\cdot M}(\mathbf{n}^M)\mathbf{a}^{M-1} \quad (2.28)$$

$$\mathbf{b}^M(k+1) = \mathbf{b}^M(k) + 2\alpha(\mathbf{t} - \mathbf{a})\mathbf{f}^{\cdot M}(\mathbf{n}^M) \quad (2.29)$$

กรณีของชั้นซ่อน เนื่องจากเราไม่สามารถแสดงค่าความผิดพลาดอยู่ในรูปของน้ำหนักและไบแอสของชั้นที่ m (m ไม่ใช่ชั้นเอาต์พุต) ได้โดยตรง การคำนวณค่า $\frac{\partial F}{\partial w_{i,j}^m}$ และ $\frac{\partial F}{\partial b_i^m}$ จะมีความซับซ้อนมากขึ้น แต่ยังคงสามารถใช้กฎลูกโซ่ช่วยในการคำนวณได้ พิจารณาสามการของการปรับน้ำหนักและไบแอสของชั้นที่ m

$$w_{i,j}^m(k+1) = w_{i,j}^m(k) - \alpha \frac{\partial F}{\partial w_{i,j}^m} \quad (2.30)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \frac{\partial F}{\partial b_i^m} \quad (2.31)$$

สามารถเขียนได้ว่า
$$\frac{\partial F}{\partial w_{i,j}^m} = \frac{\partial F}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial w_{i,j}^m} \quad (2.32)$$

และ
$$\frac{\partial F}{\partial b_{i,j}^m} = \frac{\partial F}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial b_{i,j}^m} \quad (2.33)$$

ในระบบโครงข่ายประสาทจำลองสามารถคำนวณหาค่า n_i^m ได้ดังนี้

$$n_i^m = \sum_{j=1}^{s^{m-1}} w_{i,j}^m a_j^{m-1} + b_i^m \quad (2.34)$$

ดังนั้นจะได้ว่า
$$\frac{\partial n_i^m}{\partial w_{i,j}^m} = a_j^{m-1} \quad \text{และ} \quad \frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m} = 1$$

ในที่นี้เราจะนิยาม $k^m \equiv \frac{\partial F}{\partial n_i^m}$ โดยเราจะเรียก k^m ว่าค่าความไวของฟังก์ชัน F ซึ่งเป็นค่าที่ต้อง

คำนวณหาต่อไป

การหาค่าความไว

เราจะเขียนความสัมพันธ์ของ k^m ให้อยู่ในรูป

$$k^m = \frac{\partial F}{\partial n_i^m} = \frac{\partial F}{\partial n_j^{m+1}} \cdot \frac{\partial n_j^{m+1}}{\partial n_i^m} = k^{m+1} \cdot \frac{\partial n_j^{m+1}}{\partial n_i^m} \quad (2.35)$$

ในที่นี้ $\frac{\partial F}{\partial n_j^{m+1}}$ ก็คือ ค่าความไวของชั้นที่ $m+1$

ในที่นี้เราทราบค่า $\frac{\partial F}{\partial n_j^M}$ ของชั้นเอาต์พุตได้โดยตรงจากสมการที่ (2.36)

$$k_j^M = -2(t_i - a_i) \dot{f}^M(n_j^M) \quad (2.36)$$

ดังนั้นการคำนวณค่าความไวจากชั้นเอาต์พุตไปสู่ชั้นที่ 1

$$k^M \rightarrow k^{M-1} \rightarrow \dots \rightarrow k^2 \rightarrow k^1$$

จึงเป็นที่มาของชื่อ Backpropagation

สำหรับค่า $\frac{\partial n_j^{m+1}}{\partial n_i^m}$ สามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\text{จาก} \quad n_i^{m+1} = \sum_{l=1}^{S^m} w_{i,l}^{m+1} a_l^m + b_i^{m+1} \quad (2.37)$$

$$\text{ดังนั้นค่า} \quad \frac{\partial n_i^{m+1}}{\partial n_j^m} = \frac{\partial n_i^{m+1}}{\partial a_j^m} \cdot \frac{\partial a_j^m}{\partial n_j^m} = w_{ij}^{m+1} \cdot \frac{\partial a_j^m}{\partial n_j^m} \quad (2.38)$$

ค่า $\frac{\partial a_j^m}{\partial n_j^m}$ คือ ค่าอนุพันธ์ของ Activation Function ของนิวรอนตัวที่ j ของชั้นที่ m

เมื่อเขียนอยู่ในรูปของเมตริกซ์

$$\frac{\partial \mathbf{n}^{m+1}}{\partial \mathbf{n}^m} = \mathbf{W}^{m+1} \dot{\mathbf{F}}^m(\mathbf{n}^m) \quad (2.39)$$

ดังนั้นค่า \mathbf{k}^m เมื่อเขียนอยู่ในรูปเมตริกซ์

$$\mathbf{k}^m = \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{n}^m} = \left(\frac{\partial \mathbf{n}^{m+1}}{\partial \mathbf{n}^m} \right)^T \mathbf{k}^{m+1} = \dot{\mathbf{F}}^m(\mathbf{n}^m) (\mathbf{W}^{m+1})^T \mathbf{k}^{m+1} \quad (2.40)$$

สรุป สำหรับชั้นที่ m เราสามารถคำนวณหาการปรับน้ำหนักและไบแอสได้ดังนี้

$$\mathbf{W}^m(k+1) = \mathbf{W}^m(k) - \alpha \mathbf{k}^m (\mathbf{a}^{m-1})^T \quad (2.41)$$

$$\mathbf{b}^m(k+1) = \mathbf{b}^m(k) - \alpha \mathbf{k}^m \quad (2.42)$$

สรุปการคำนวณหาค่าน้ำหนักและไบแอสด้วยวิธี Backpropagation มีลำดับดังนี้

1. คำนวณหาเอาต์พุตจากเวกเตอร์การสอนชุดแรก โดยใช้สมการดังต่อไปนี้

$$\mathbf{a}^{m+1} = \mathbf{f}^{m+1}(\mathbf{W}^{m+1} \mathbf{a}^m + \mathbf{b}^{m+1}) \quad (2.43)$$

โดยที่ $m = 0, 1, 2, \dots, M-1$ ซึ่ง $\mathbf{a}^0 = \mathbf{p}$ และ $\mathbf{a} = \mathbf{a}^M$

2. คำนวณค่าความไวเริ่มจากชั้นเอาต์พุตตามสมการ (2.44) ไปยังชั้นซ่อนตามสมการ (2.45)

$$\mathbf{k}^M = -2 \dot{\mathbf{F}}^M(\mathbf{n}^M)(\mathbf{t} - \mathbf{a}) \quad (2.44)$$

$$\mathbf{k}^m = \dot{\mathbf{F}}^m(\mathbf{n}^m)(\mathbf{W}^{m+1})^T \mathbf{k}^{m+1} \quad (2.45)$$

โดยที่ $m = M-1, \dots, 2, 1$

3. หลังจากนั้นก็คำนวณเพื่อการปรับปรุ้ค่าน้ำหนักและไบแอสในแต่ละชั้นดังนี้

$$\mathbf{W}^m(k+1) = \mathbf{W}^m(k) - \alpha \mathbf{k}^m (\mathbf{a}^{m-1})^T \quad (2.46)$$

$$\mathbf{b}^m(k+1) = \mathbf{b}^m(k) - \alpha \mathbf{k}^m \quad (2.47)$$

4. เมื่อปรับปรุ้ค่าน้ำหนักและไบแอสจนครบทุกชั้นแล้ว หลังจากนั้นก็จะคำนวณเอาต์พุตจากเวกเตอร์การสอนชุดที่สองโดยกลับไปคำนวณชั้นตอนที่ 1 อีกครั้งซึ่งในการคำนวณจะใช้ค่าน้ำหนักและไบแอสค่าใหม่ และจะกระทำไปเรื่อยๆ (เมื่อครบจำนวนชุดการสอนทั้งหมดก็จะกลับไปเริ่มใช้ชุดการสอนที่ 1 อีกครั้ง) กระทำจนกระทั่งได้ค่าประสิทธิภาพที่ต้องการโดยสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$MSE(k) = \frac{\sum_{i=1}^S e_i^2}{S} \quad (2.48)$$

โดยที่ e_i คือ ค่าความผิดพลาดซึ่งมีจำนวนเท่ากับจำนวนเอาต์พุต

S^M คือ จำนวนนิวรอนของชั้นเอาต์พุต หรือ จำนวนเอาต์พุต

2.5.4 การเพิ่มประสิทธิภาพของ Backpropagation

ในหัวข้อที่ 2.4.3 นั้นเป็นพื้นฐานการประมวลผลแบบ Backpropagation ซึ่งยังไม่มีประสิทธิภาพที่ดีพอในการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลองเพื่อใช้ในการแก้ปัญหาที่ซับซ้อน ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงวิธีการเพิ่มประสิทธิภาพการประมวลผล [9] ซึ่งแบ่งออกเป็น 3 หัวข้อ คือ การประมวลผลแบบ Batching การใช้โมเมนตัม (Momentum) และ การปรับปรุงค่าอัตราการเรียนรู้

1. การประมวลผลแบบ Batching

การประมวลผลด้วยวิธี Batching คือ การปรับปรุงค่าน้ำหนักและไบแอสหลังจากการประมวลผลครบทุกชุดเวกเตอร์การสอน ซึ่งจะทำให้ทิศทางของการปรับปรุงน้ำหนักและไบแอสมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น ในการคำนวณนั้นจะทำการเก็บเทอมที่สองขวามือของสมการที่ (2.49) และ (2.50) เพื่อนำไปหาค่าเฉลี่ยหลังการคำนวณครบทุกชุดเวกเตอร์การสอน ซึ่งมีการคำนวณดังนี้ จากสมการที่ (2.49) และ (2.50) นั้นเรากำหนดให้

$$\Delta \mathbf{W}_i^m(k) = \alpha \mathbf{k}^m (\mathbf{a}^{m-1})^T \quad (2.49)$$

$$\Delta \mathbf{b}_i^m(k) = \alpha \mathbf{k}^m \quad (2.50)$$

และเมื่อเก็บบันทึกค่า $\Delta \mathbf{W}_i^m$ และ $\Delta \mathbf{b}_i^m$ ครบจากการคำนวณทุกชุดเวกเตอร์การสอนแล้ว หลังจากนั้นก็จะนำมาคำนวณเพื่อปรับปรุงค่าน้ำหนักและ ไบแอสดังสมการที่ (2.51) และ (2.52)

$$\mathbf{W}_{new}^m = \mathbf{W}_{old}^m - \frac{\sum_{i=1}^Q \Delta \mathbf{W}_i^m}{Q} \quad (2.51)$$

$$\mathbf{b}_{new}^m = \mathbf{b}_{old}^m - \frac{\sum_{i=1}^Q \Delta \mathbf{b}_i^m}{Q} \quad (2.52)$$

โดยที่ Q คือจำนวนชุดการสอนทั้งหมด

2. การใช้โมเมนตัม

การเพิ่มโมเมนตัม (γ) เข้าไปในการคำนวณนั้นมีจุดประสงค์ คือ เป็นการเพิ่มความเร็วของการเข้าสู่ของค่าประสิทธิภาพโดยการปรับรูปร่างน้ำหนักและไบแอสด้วยการเพิ่มเทอมของการปรับรูปร่างน้ำหนักและไบแอสครั้งที่แล้วมาใช้ดังสมการ

$$\Delta \mathbf{W}^m(k) = \gamma \Delta \mathbf{W}^m(k-1) - (1-\gamma) \alpha \mathbf{k}^m (\mathbf{a}^{m-1})^T \quad (2.53)$$

$$\Delta \mathbf{b}^m(k) = \gamma \Delta \mathbf{b}^m(k-1) - (1-\gamma) \alpha \mathbf{k}^m \quad (2.54)$$

เมื่อ $0 \leq \gamma < 1$ ซึ่งโดยทั่วไปแล้วค่า γ อยู่ระหว่าง 0.1 – 0.8

3. การปรับค่าอัตราการเรียนรู้

สำหรับค่าอัตราการเรียนรู้ (α) มีความสำคัญในการประมวลผล คือ มีผลต่อความเร็วของการเข้าสู่ของค่าประสิทธิภาพ ถ้าเรากำหนดค่าอัตราการเรียนรู้มากเกินไปจะมีผลทำให้เกิดการแกว่งของการเข้าสู่ค่าต่ำสุดของค่าประสิทธิภาพ หรือ ถ้าเรากำหนดค่าอัตราการเรียนรู้น้อยเกินไปจะทำให้เข้าสู่จุดหมายช้า ดังนั้นจึงได้มีการคำนวณเพื่อปรับรูปร่างค่าอัตราการเรียนรู้ในระหว่างการประมวลผลขึ้น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการคำนวณโดยทำให้ค่าประสิทธิภาพมีแนวโน้มที่จะเข้าสู่จุดหมายเร็วที่สุด โดยการปรับค่าอัตราการเรียนรู้จะมีพารามิเตอร์ดังนี้

MSE	คือ ค่าประสิทธิภาพ
η	คือ ตัวคูณสำหรับเพิ่มค่า α ซึ่ง $\eta > 1$
ρ	คือ ตัวคูณสำหรับลดค่า α ซึ่ง $0 < \rho < 1$
ζ	คือ ค่าสูงสุดของ $MSE_{\text{ใหม่}}/MSE_{\text{เก่า}}$ ที่ยอมให้มีได้

โดยการปรับค่าอัตราการเรียนรู้จะมีกฎอยู่ 3 ข้อดังนี้

1. ถ้า $MSE_{\text{ใหม่}}$ มีค่าเพิ่มขึ้น และ $MSE_{\text{ใหม่}}/MSE_{\text{เก่า}}$ มีค่ามากกว่าค่า ζ
 - ยกเลิกการปรับรูปร่างน้ำหนักและไบแอส
 - ลดค่าอัตราการเรียนรู้โดย $\alpha \times \rho$
 - โมเมนตัม = 0
2. ถ้า $MSE_{\text{ใหม่}}$ มีค่าลดลง
 - เพิ่มค่าอัตราการเรียนรู้โดย $\alpha \times \eta$
 - ถ้าโมเมนตัม = 0 ให้เปลี่ยนกลับเป็นค่าเริ่มต้น
3. ถ้า $MSE_{\text{ใหม่}}$ มีค่าเพิ่มขึ้น และ $MSE_{\text{ใหม่}}/MSE_{\text{เก่า}}$ มีค่าน้อยกว่าค่า ζ
 - ถ้าโมเมนตัม = 0 ให้เปลี่ยนกลับเป็นค่าเริ่มต้น

สำหรับวิธีการคำนวณ Backpropagation ในงานวิจัยนี้ จะใช้การคำนวณแบบ Batching โดยใช้โมเมนต์ และ การปรับค่าอัตราการเรียนรู้เข้ามาช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการสอนซึ่งจะเป็นการสอนที่ดีที่สุดหรือไม่ นั่นขึ้นอยู่กับค่าพารามิเตอร์หลายอย่างโดยจะยกตัวอย่างดังนี้

1. การออกแบบโครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง
2. การเลือกใช้ Activation Function
3. การกำหนดค่าน้ำหนักและไบแอสเริ่มต้น
4. การกำหนดค่า α , γ , ρ , η และ ζ
5. จำนวนรอบการสอน k
6. ฯลฯ

ความสำคัญในการกำหนดค่าน้ำหนักและไบแอสเริ่มต้นนั้น มีผลต่อความเร็วในการลู่เข้าของค่าประสิทธิภาพ โดยค่าเริ่มต้นของน้ำหนักและไบแอสที่ดีจะต้องไม่ใหญ่จนเกินไปจนทำให้ผลของการคำนวณหาค่าอนุพันธ์ของ Activation Function มีค่าเข้าใกล้ศูนย์ การกำหนดค่าเริ่มต้นของน้ำหนักและไบแอสโดยทั่วไปจึงสุ่มค่าให้อยู่ในช่วง -0.5 ถึง 0.5 (หรือในช่วง -1 ถึง 1 ซึ่งใช้ใน งานวิจัยนี้)

การที่เราจะสรุปให้ได้ว่าการกำหนดค่าพารามิเตอร์ในแบบไหนจะทำให้การสอนมีประสิทธิภาพมากที่สุดนั้นเป็นเรื่องที่ยาก ซึ่งส่วนใหญ่ผลสรุปที่ได้จะเกิดจากการทดลองเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์หลายๆแบบ จนกระทั่งได้ระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่สามารถวิเคราะห์ปัญหาได้ดีที่สุด

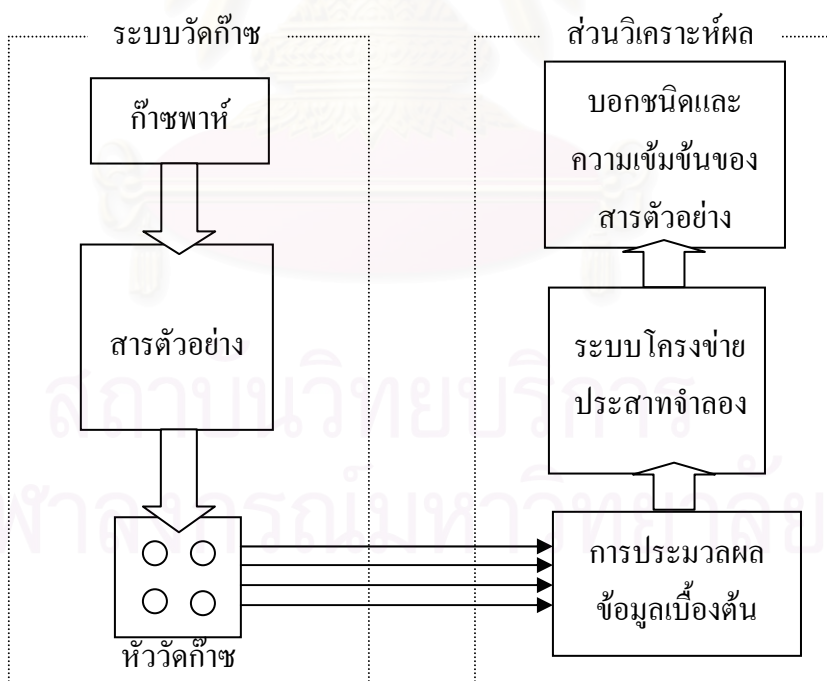
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 3

ระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซที่ใช้ในงานวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงส่วนประกอบของระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซที่ใช้ในงานวิจัย จะเริ่มต้นจากการอธิบายส่วนของระบบวัดก๊าซซึ่งจะประกอบไปด้วยระบบก๊าซพาห้ ระบบวาล์วและการควบคุมสารตัวอย่าง หัววัดก๊าซ วงจรวัดและลักษณะสัญญาณที่ได้จากการวัดก๊าซ ในตอนสุดท้ายจะกล่าวถึงการจัดเก็บข้อมูลที่ได้จากการวัดเพื่อนำไปใช้วิเคราะห์ผลต่อไป

ระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซที่ใช้ในงานวิจัยนี้แบ่งเป็น 2 ส่วนหลัก คือ ส่วนระบบวัดก๊าซ และ ส่วนวิเคราะห์ผล ซึ่งแสดงในรูปที่ 3.1 การทำงานเริ่มต้นที่ระบบวัดก๊าซ โดยเริ่มจากก๊าซพาห้ จะพาเอาไอระเหยของสารตัวอย่างไปที่หัววัดก๊าซ เมื่อหัววัดก๊าซเกิดการตอบสนองก็จะส่งข้อมูลต่อไปยังส่วนวิเคราะห์ผล ซึ่งข้อมูลจะถูกประมวลผลในเบื้องต้นก่อน หลังจากนั้นก็จะส่งไปประมวลผลต่อด้วยระบบโครงข่ายประสาทจำลองเพื่อจำแนกชนิดและหาปริมาณความเข้มข้นต่อไป

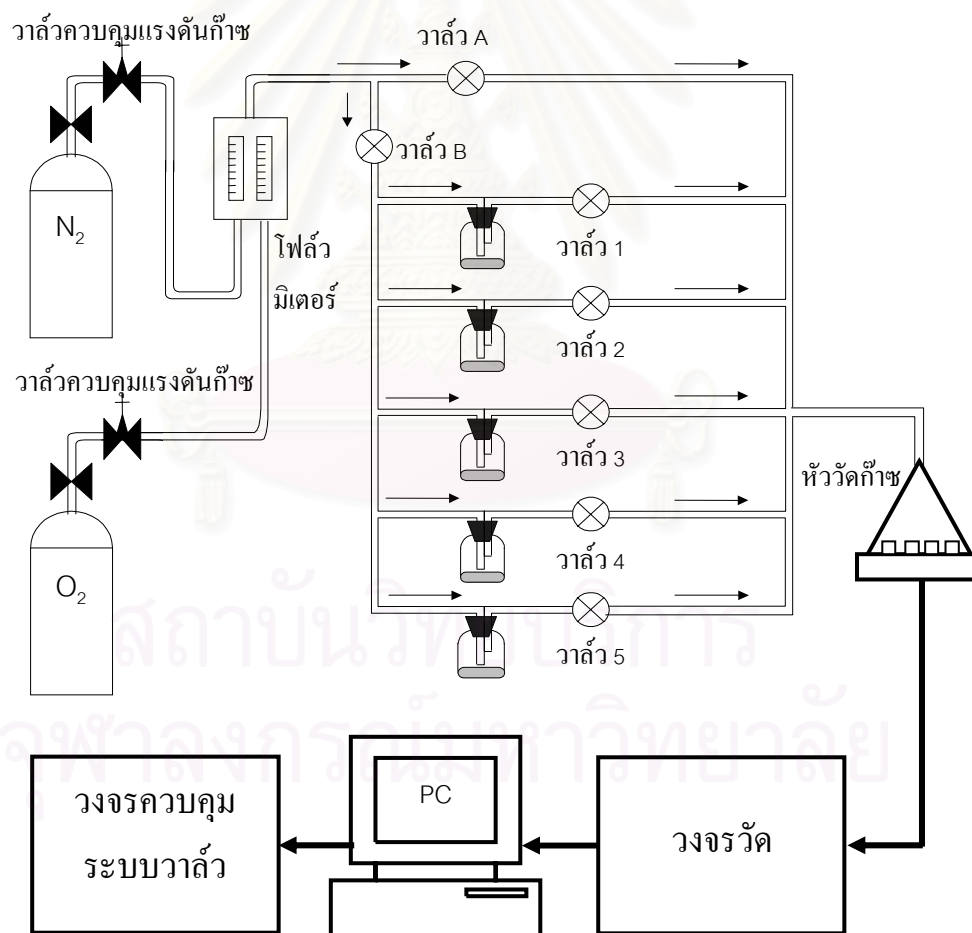


รูปที่ 3.1 แผนภาพของระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซ

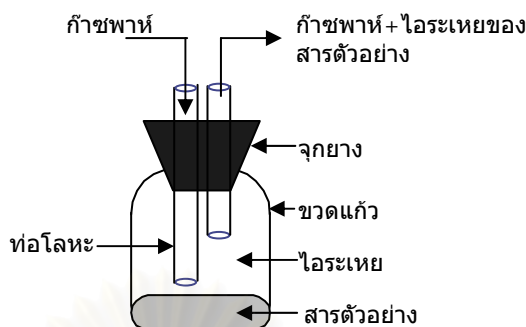
3.1 ส่วนประกอบของระบบวัดก๊าซที่ใช้ในการวิจัย

ระบบวัดก๊าซที่ใช้ [10] แสดงในรูปที่ 3.2 เป็นระบบที่ออกแบบให้สามารถควบคุมการวัดสารตัวอย่างได้ 5 สารตัวอย่าง และใช้วิธีการวัดแบบ Headspace คือ การใช้ก๊าซพาห้พาเอาไอระเหยที่อยู่เหนือสารตัวอย่างไปยังหัววัดก๊าซซึ่งแสดงดังรูปที่ 3.3 โดยระบบวัดก๊าซแบ่งเป็นหัวข้อย่อยดังต่อไปนี้

- ระบบก๊าซพาห้
- ระบบวาล์วและการควบคุมสารตัวอย่าง
- หัววัดก๊าซ
- วงจรวัด



รูปที่ 3.2 ระบบวัดก๊าซ



รูปที่ 3.3 วิธีการวัดแบบ Headspace

3.1.1 ระบบก๊าซพาหนะ

ในระบบวัดนี้จะใช้ก๊าซพาหนะเป็นก๊าซผสมระหว่างไนโตรเจนและออกซิเจน โดยสัดส่วนของก๊าซทั้งสองชนิดนี้พยายามปรับให้ใกล้เคียงกับอากาศ คือ มีไนโตรเจนร้อยละ 80 ต่อออกซิเจนร้อยละ 20 ก๊าซพาหนะทำหน้าที่พาไอของสารตัวอย่างมายังหัววัดก๊าซ ซึ่งอัตราการไหลของก๊าซทั้งสองชนิดควบคุมโดยฟลิวมิเตอร์ โดยจะกำหนดให้อัตราการไหลของก๊าซไนโตรเจนมีค่าเท่ากับ 400 มิลลิลิตรต่ออนาที และอัตราการไหลของก๊าซออกซิเจนมีค่าเท่ากับ 100 มิลลิลิตรต่ออนาที

3.1.2 ระบบวาล์วและการควบคุมสารตัวอย่าง

ระบบวาล์วมีหน้าที่ควบคุมการไหลของก๊าซพาหนะ และควบคุมไอร์เรเหยยของสารตัวอย่างในขวดใส่สารตัวอย่างซึ่งมีจำนวน 5 ขวด และมีโซลินอยด์วาล์วจำนวน 7 ตัว ได้แก่ วาล์วA, วาล์วB, วาล์ว1, วาล์ว2, วาล์ว3, วาล์ว4 และ วาล์ว5 โดยที่วาล์วA จะเป็นวาล์วแบบปกติเปิด (Normally Open) ส่วนวาล์วที่เหลือจะเป็นแบบปกติปิด (Normally Closed) ทั้งหมด ซึ่งการทำงานของระบบวาล์วเป็นดังนี้

ในสถานะปกติ (สถานะที่ไม่มีการทดสอบสารตัวอย่าง) จะมีวาล์วA เท่านั้นที่เปิด ส่วนวาล์วที่เหลือในระบบจะปิดหมด ทำให้ก๊าซพาหนะไหลผ่านไปยังหัววัดก๊าซโดยตรง ซึ่งเปรียบเสมือนกับสถานะที่ยังไม่มีก๊าซหรือสารตัวอย่างเข้าไปในระบบวัด

ในสถานะทำงาน (สถานะที่ทำการทดสอบสารตัวอย่าง) วาล์วA จะปิด จะมีวาล์วB และวาล์วของขวดสารตัวอย่างที่ต้องการทดสอบเท่านั้นที่เปิด ก๊าซพาหนะจะไหลผ่านไปยังขวดสารตัวอย่างทุกขวด แต่เนื่องจากวาล์วที่ตำแหน่งของแต่ละขวดจะเปิดเพียงตัวเดียวเท่านั้น ดังนั้นก๊าซพาหนะจะพาเอาไอของสารตัวอย่างในขวดที่ต้องการทดสอบมายังหัววัดก๊าซ

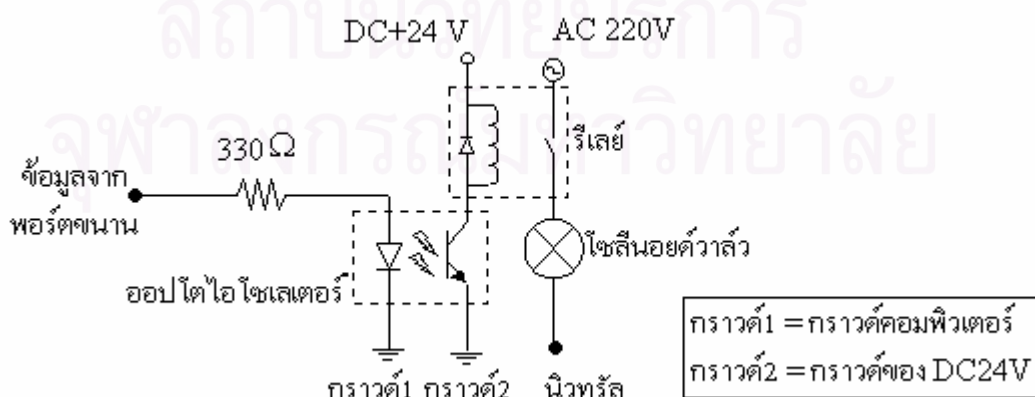
การควบคุมระบบวาล์วจะควบคุมโดยใช้ซอฟต์แวร์ที่พัฒนาขึ้น โดยการสั่งการออกที่พอร์ตขนาน ซึ่งจะใช้นับจำนวนสัญญาณดิจิทัลทั้งหมด 6 บิตจากพอร์ตขนานคือ Data1-Data6 โดยจะแสดง

การทำงานดังตารางที่ 3.1 สัญญาณดิจิทัลจะไปเข้าวงจรควบคุมวาล์วดังรูปที่ 3.4 ซึ่งสัญญาณ 1 ถึง 5 จะควบคุมการปิด-เปิด วาล์ว 1 ถึงวาล์ว 5 โดยตรง ส่วนสัญญาณ 6 จะควบคุมทั้งวาล์ว A และวาล์ว B ดังนั้นการทำงานของวาล์ว A และวาล์ว B จะปิด-เปิดสลับกันทุกครั้ง

ตารางที่ 3.1 รูปแบบสัญญาณดิจิทัล และสถานะการทำงานของวาล์วทั้ง 7 ตัว

สัญญาณดิจิทัลจากพอร์ตขนาน						วาล์ว (√ = เปิด , × = ปิด)						
บิตที่ 6	บิตที่ 5	บิตที่ 4	บิตที่ 3	บิตที่ 2	บิตที่ 1	A	B	1	2	3	4	5
0	0	0	0	0	0	√	×	×	×	×	×	×
1	0	0	0	0	1	×	√	√	×	×	×	×
1	0	0	0	1	0	×	√	×	√	×	×	×
1	0	0	1	0	0	×	√	×	×	√	×	×
1	0	1	0	0	0	×	√	×	×	×	√	×
1	1	0	0	0	0	×	√	×	×	×	×	√

การทำงานของวงจรควบคุมวาล์ว เริ่มจากการส่งสัญญาณดิจิทัลจากพอร์ตขนานไปขับไดโอดเปล่งแสงที่อยู่ในออปโตไอโซเลเตอร์ สัญญาณแสงที่ได้จะส่งไปที่โฟโตทรานซิสเตอร์ทำให้เกิดการนำกระแสทำให้รีเลย์ทำงาน โดยรีเลย์นั้นจะควบคุมการปิด-เปิดของโซลินอยด์วาล์วอีกทีหนึ่ง ซึ่งออปโตไอโซเลเตอร์นี้จะเป็นอุปกรณ์ที่แยกส่วนระหว่างระบบดิจิทัลกับส่วนของวงจรรีเลย์ด้วยสัญญาณแสงจากไดโอดเปล่งแสงโดยที่ไม่ใช้กราวด์ร่วมกัน จึงมีข้อดีคือถ้าวงจรรีเลย์มีปัญหาการลัดวงจรเกิดขึ้น จะไม่ส่งผลกระทบต่อกับส่วนของระบบดิจิทัล หรือพอร์ตขนานของคอมพิวเตอร์



รูปที่ 3.4 วงจรควบคุมวาล์ว (1 ช่องสัญญาณ)

3.1.3 หัววัดก๊าซ

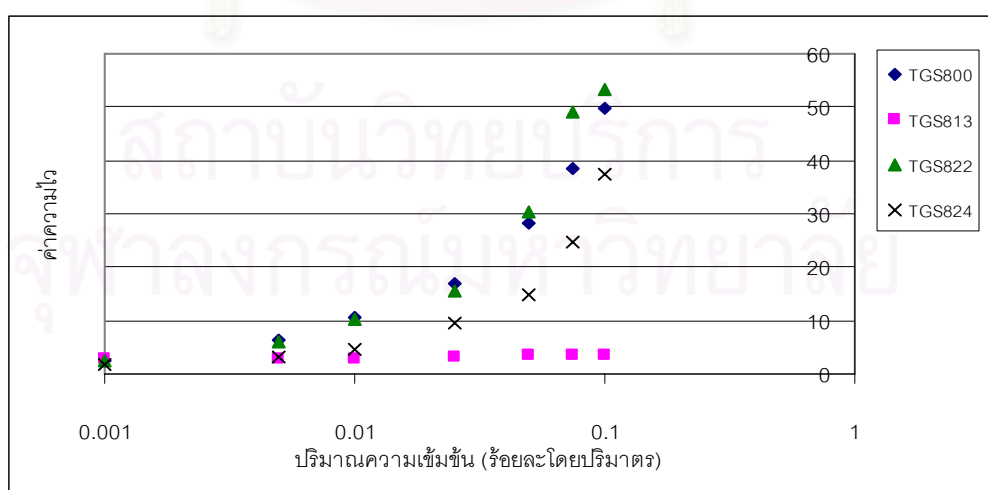
หัววัดก๊าซที่ใช้ในงานวิจัยเป็นหัววัดก๊าซชนิดสารกึ่งตัวนำ หัววัดก๊าซชนิดนี้นิยมใช้กันอย่างกว้างขวาง [2] เพื่อใช้งานในระบบวัดกลิ่นหรืองานวัดก๊าซต่างๆ โดยหัววัดก๊าซที่เลือกใช้แสดงดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 หัววัดก๊าซที่ใช้ในการทดลอง

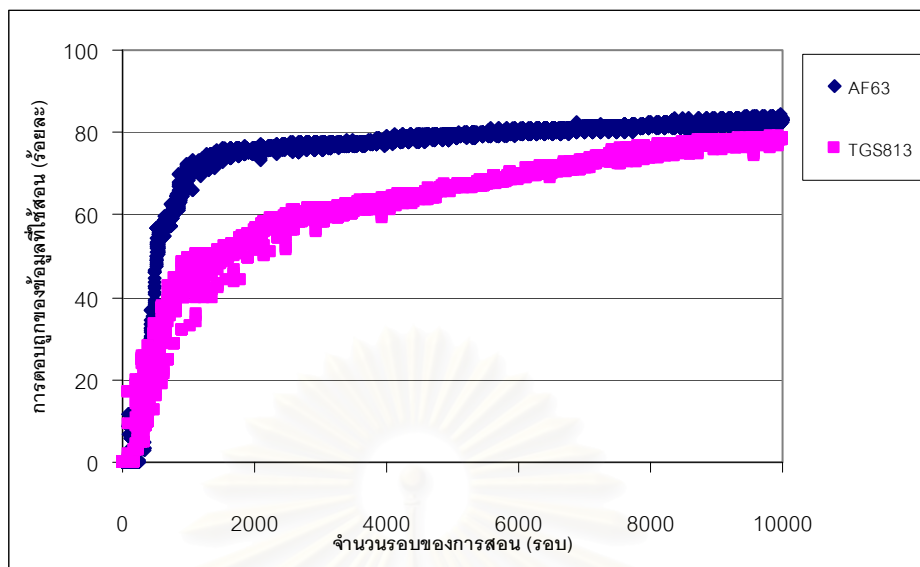
หัววัดก๊าซ	ก๊าซเป้าหมาย
TGS800	ก๊าซเจือปนในอากาศทั่วไป
AF63	ไอระเหยของเอทานอล
TGS822	ไอระเหยของแอลกอฮอล์ทั่วไป
TGS824	ก๊าซพิษ

หมายเหตุ : TGS813 มีก๊าซเป้าหมาย คือ กลุ่มของก๊าซไฮโดรคาร์บอน

ในช่วงแรกของการทดลอง ได้มีการใช้งานหัววัดก๊าซ TGS813 ซึ่งในภายหลังหัววัดก๊าซ TGS813 ได้ถูกเปลี่ยนมาเป็นหัววัดก๊าซ AF63 เนื่องจากหัววัดก๊าซ TGS813 ให้ค่าการตอบสนองหรือ ค่าความไว ที่ไม่เปลี่ยนแปลงตามความเข้มข้นของแอลกอฮอล์แต่ละชนิด เมื่อเทียบกับหัววัดก๊าซชนิดอื่นดังแสดงดังรูปที่ 3.5 ค่าความไวที่ไม่เปลี่ยนแปลงตามความเข้มข้นของ TGS813 ส่งผลถึงประสิทธิภาพการจำแนกชนิดของโครงข่ายประสาทจำลองดังแสดงในรูปที่ 3.6 โครงข่ายที่ใช้หัววัดก๊าซ AF63 จะสามารถเรียนรู้ได้เร็วกว่าและถูกต้องกว่าโครงข่ายที่ใช้หัววัดก๊าซ TGS813



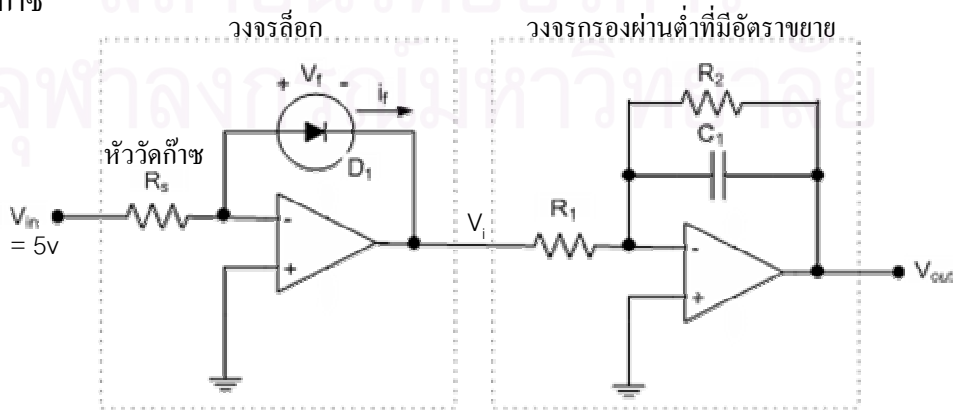
รูปที่ 3.5 ค่าความไวของ TGS813 จากการวัดสารละลายเอทานอลที่ปริมาณความเข้มข้นร้อยละ 0.001 – 0.1 โดยปริมาตร เมื่อเทียบกับหัววัดก๊าซ TGS800, TGS822 และ TGS824



รูปที่ 3.6 ประสิทธิภาพการจำแนกชนิดของโครงข่ายประสาทจำลองระหว่างการใช้ AF63 กับ TGS813

3.1.4 วงจรวัด

ในส่วนของวงจรวัดแสดงดังรูปที่ 3.7 วงจรวัดจะแบ่งออกเป็นสองส่วน คือ วงจรล็อก และ วงจรกรองผ่านต่ำที่มีอัตราขยาย การทำงานเริ่มจากค่าความนำไฟฟ้าของหัววัดก๊าซซึ่งเรามองในรูปของค่าความต้านทาน R_s ได้เชื่อมต่อเป็นส่วนหนึ่งของวงจรล็อก โดยหัววัดก๊าซจะถูกไบแอสด้วยแรงดันคงที่ ในที่นี้มีค่าเท่ากับ 5 โวลต์ ค่ากระแสที่ไหลผ่านหัววัดก๊าซจะถูกบีบอัดด้วยฟังก์ชันล็อกให้เปลี่ยนเป็นแรงดันโดยไดโอด D_1 ค่าแรงดันที่ได้จากวงจรล็อกจะถูกขยายด้วยวงจรกรองผ่านต่ำที่มีอัตราขยายเท่ากับ 10 ซึ่งวงจรล็อกมีข้อดีเมื่อเปรียบเทียบกับวงจรที่ใช้ตัวต้านทานในส่วนป้อนกลับ [7] คือ ไม่ต้องปรับค่าความต้านทานป้อนกลับเพื่อให้เหมาะสมกับค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซ



รูปที่ 3.7 วงจรวัด

ในส่วนของวงจรลื่อนั้นมีรูปแบบแตกต่างกับวงจรขยายกลับเฟสตรงที่การเปลี่ยนจากตัวต้านทาน R_f เป็นไดโอด (1N4148) โดยที่ R_s คือ ค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซ จากวงจรลื่อนี้ได้ค่าความสัมพันธ์ระหว่าง i_f และ V_f ของไดโอดดังสมการ (3.1)

$$i_f = I_s \left(e^{V_f/\eta V_T} - 1 \right) \approx I_s e^{V_f/\eta V_T}$$

หรือ
$$V_f = \eta V_T (\ln i_f - \ln I_s) \quad (3.1)$$

โดยที่ I_s คือ กระแสอิ่มตัวย้อนกลับ

η คือ ค่าแสดงการรวมตัวของพาหะ

เนื่องจาก $i_f = \frac{V_{in}}{R_s}$ และ $V_i = -V_f$ ดังนั้นแทนค่าลงในสมการที่ (3.1) จะได้ตามสมการที่ (3.2)

$$V_i = -\eta V_T \left(\ln \frac{V_{in}}{R_s} - \ln I_s \right) \quad (3.2)$$

จากสมการที่ (3.2) V_{in} ถูกกำหนดให้มีค่าคงที่เท่ากับ 5 volt และค่า η, V_T, I_s เป็นค่าคงที่ประจำตัวของไดโอด ดังนั้นค่า V_i จึงมีค่าขึ้นกับ R_s เท่านั้น

ในส่วนของวงจรกรองผ่านต่ำที่มีอัตราขยายนั้น มีความสัมพันธ์ของอัตราขยายดังสมการที่ (3.3)

$$\frac{V_{out}}{V_i} = H(s) = -\frac{R_2}{R_1} \times \frac{1}{R_2 C s + 1} \quad (3.3)$$

โดยที่ $s = -1/R_2 C$ และ เมื่อแทน s ด้วย $j\omega$ ดังนั้นจากสมการที่ (3.3) จะได้ว่า

$$H(j\omega) = H_0 \frac{1}{1 + j\omega/\omega_0} \quad (3.4)$$

ซึ่งเมื่อเทียบสมการ (3.3) และ (3.4) จะได้ว่า

อัตราขยาย
$$H_0 = -\frac{R_2}{R_1} \quad (3.5)$$

และความถี่ตัดออก
$$\omega_0 = \frac{1}{R_2 C_1} \quad (3.6)$$

ในวงจรได้เลือก $R_1 = 1\text{k}\Omega$, $R_2 = 10\text{k}\Omega$ และ $C_1 = 10\mu\text{F}$

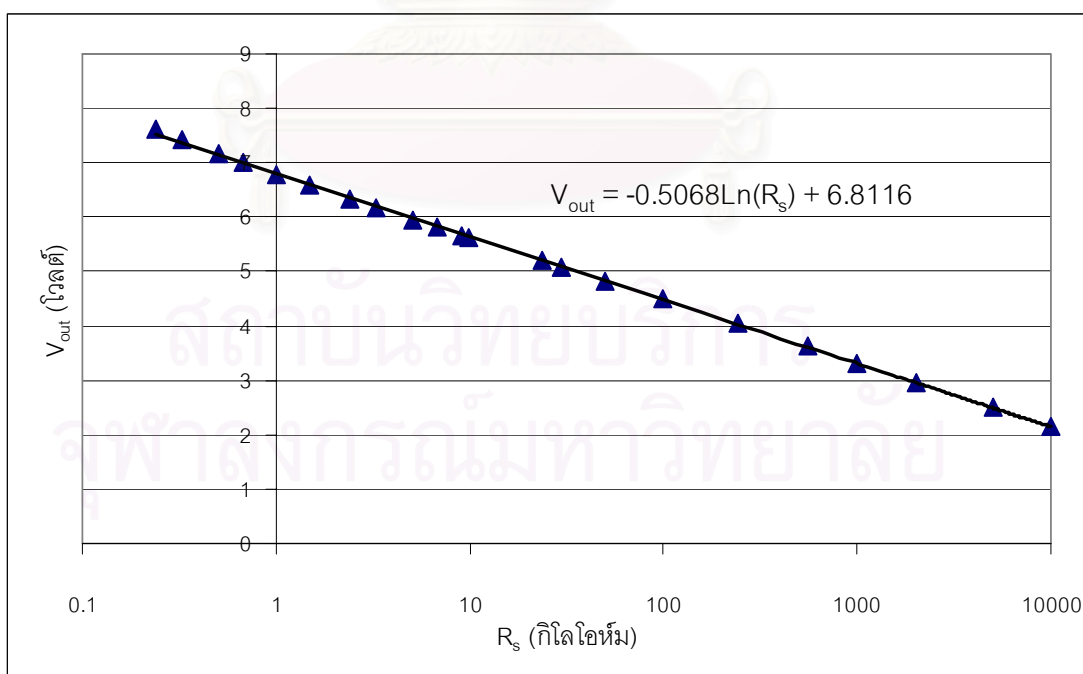
ดังนั้นจากสมการ (3.5) จะได้ค่าอัตราขยาย $H_0 = -10$ เท่า

และจากสมการ (3.6) จะได้ค่าความถี่ตัดออก $f = \frac{\omega_0}{2\pi} = 1.59\text{Hz}$

ในการหาความสัมพันธ์ระหว่าง V_{out} และ R_s นั้น เนื่องจากในส่วนของวงจรก็อค์ยังมีค่าพารามิเตอร์ที่เราไม่สามารถหาค่าได้โดยตรง เช่น η และ I_s ในสมการที่ (3.2) ดังนั้นเราจึงใช้วิธีการใส่ตัวต้านทานมาตรฐานที่ทราบค่าแทนหัววัดก๊าซ ซึ่งค่าความต้านทานที่ใช้มีค่าต่างๆ ตั้งแต่ 0.2 - 1000 $\text{k}\Omega$ ให้กับวงจรวัดและบันทึกค่า V_{out} ซึ่งจะได้ความสัมพันธ์ตามรูปที่ 3.8 ซึ่งจากรูปเป็นตัวอย่างความสัมพันธ์ระหว่าง R_s และ V_{out} ของวงจรวัดที่ 1 และหาเส้นแนวโน้มแบบลอการิทึมซึ่งเป็นตัวแทนความสัมพันธ์ของข้อมูลทั้งหมด ได้ดังสมการที่ (3.7)

$$V_{out} = -0.5068 \ln R_s + 6.8116 \quad (3.7)$$

ในเวลาทำการวัดจริงนั้น สมการที่ (3.5) จะถูกนำไปแทนค่ากลับเพื่อหาค่า R_s สำหรับวงจรวัดที่ 1 ในซอฟต์แวร์ต่อไป และจะกระทำการเปรียบเทียบเช่นเดียวกันนี้กับทุกวงจรวัดดังตารางที่ 3.3



รูปที่ 3.8 ตัวอย่างความสัมพันธ์ระหว่างค่า R_s และ V_{out} ของวงจรวัดที่ 1

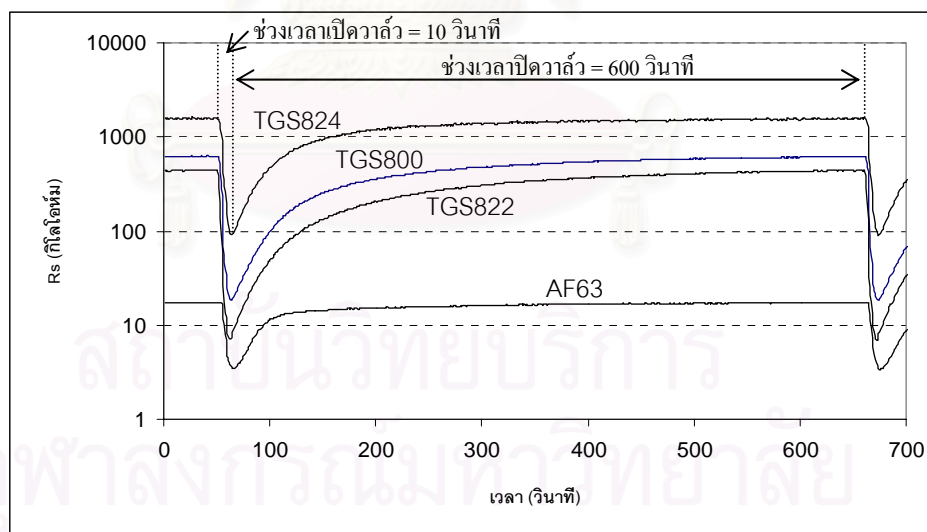
ตารางที่ 3.3 สมการเส้นแนวโน้มที่คำนวณได้จากวงจรวัดที่ 1 ถึง 4

วงจรวัดที่	หัววัดก๊าซ	สมการเส้นแนวโน้มที่คำนวณได้
1	TGS800	$V_{out}^1 = -0.5068 \ln R_s^1 + 6.8116$
2	AF63	$V_{out}^2 = -0.5063 \ln R_s^2 + 6.8499$
3	TGS822	$V_{out}^3 = -0.5157 \ln R_s^3 + 6.9157$
4	TGS824	$V_{out}^4 = -0.5036 \ln R_s^4 + 6.7846$

3.2 การจัดเก็บข้อมูลที่ี้จากการวัด

3.2.1 สัญญาณที่ได้จากหัววัดก๊าซ

สัญญาณ V_{out} ที่ได้จากวงจรวัดที่มีค่าอยู่ในช่วง 0-9 โวลต์จะถูกเปลี่ยนเป็นสัญญาณดิจิทัลโดยการ์ด A/D ขนาด 12 บิต หลังจากนั้นจะถูกคำนวณกลับเป็นค่า R_s สัญญาณที่ได้แสดงในรูปที่ 3.9 เป็นตัวอย่างสัญญาณที่ได้จากการวัดไอระเหยของสารละลายเมทานอลความเข้มข้นร้อยละ 0.075 โดยปริมาตร เวลาเปิดวาล์ว 10 วินาที และเวลาปิดวาล์ว 600 วินาที



รูปที่ 3.9 ตัวอย่างสัญญาณที่ได้จากหัววัดก๊าซทั้ง 4 ตัวจากการวัดสารละลายเมทานอลความเข้มข้นร้อยละ 0.075 โดยปริมาตร

3.2.2 ค่าความไว (Sensitivity)

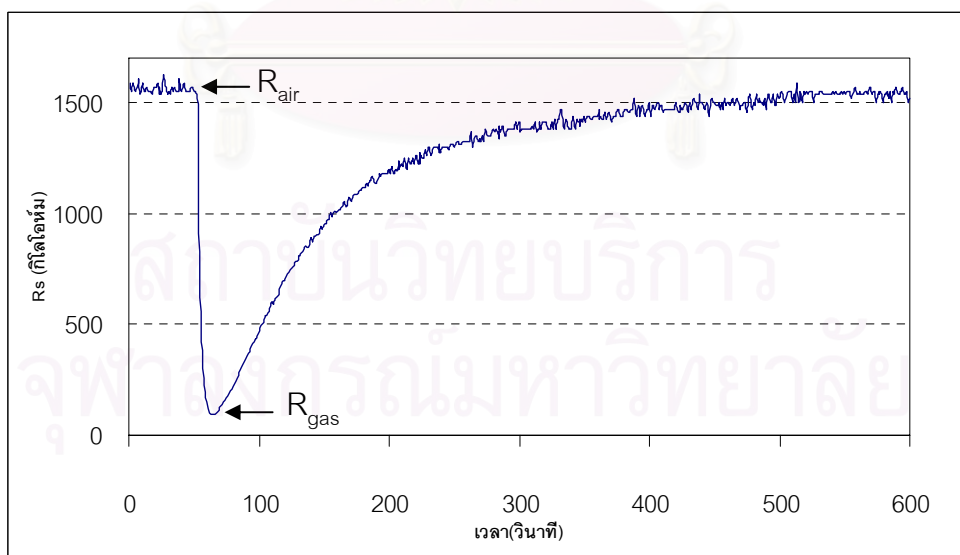
หลังจากได้สัญญาณจากหัววัดก๊าซมาแล้วนั้น เราจะต้องหาตัวแทนของสัญญาณเพื่อนำไปใช้ประมวลผลในระบบโครงข่ายประสาทจำลอง ซึ่งงานวิจัยนี้ได้เลือกค่าความไวเป็นตัวแทนของข้อมูลที่จะป้อนให้กับระบบโครงข่ายประสาทจำลอง ในที่นี้กำหนดค่าความไวมีนิยามเป็นค่าอัตราส่วนระหว่างความต้านทานของหัววัดก๊าซในอากาศ (R_{air}) และความต้านทานของหัววัดก๊าซในก๊าซตัวอย่าง (R_{gas}) ดังสมการที่ (3.8)

$$\text{ความไว} = \frac{R_{air}}{R_{gas}} \quad (3.8)$$

เมื่อ R_{air} คือ ค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซในก๊าซพาห้

R_{gas} คือ ค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซที่ต่ำที่สุดในขณะกำลังวัดสารตัวอย่าง

ซึ่งตำแหน่งของค่า R_{air} และ R_{gas} แสดงดังรูปที่ 3.10 จากรูปเป็นตัวอย่างสัญญาณที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS824 ในการวัดไอระเหยของสารละลายเมทานอลความเข้มข้นร้อยละ 0.075 โดยปริมาตร เวลาเปิดวาล์ว 10 วินาที และเวลาปิดวาล์ว 600 วินาที

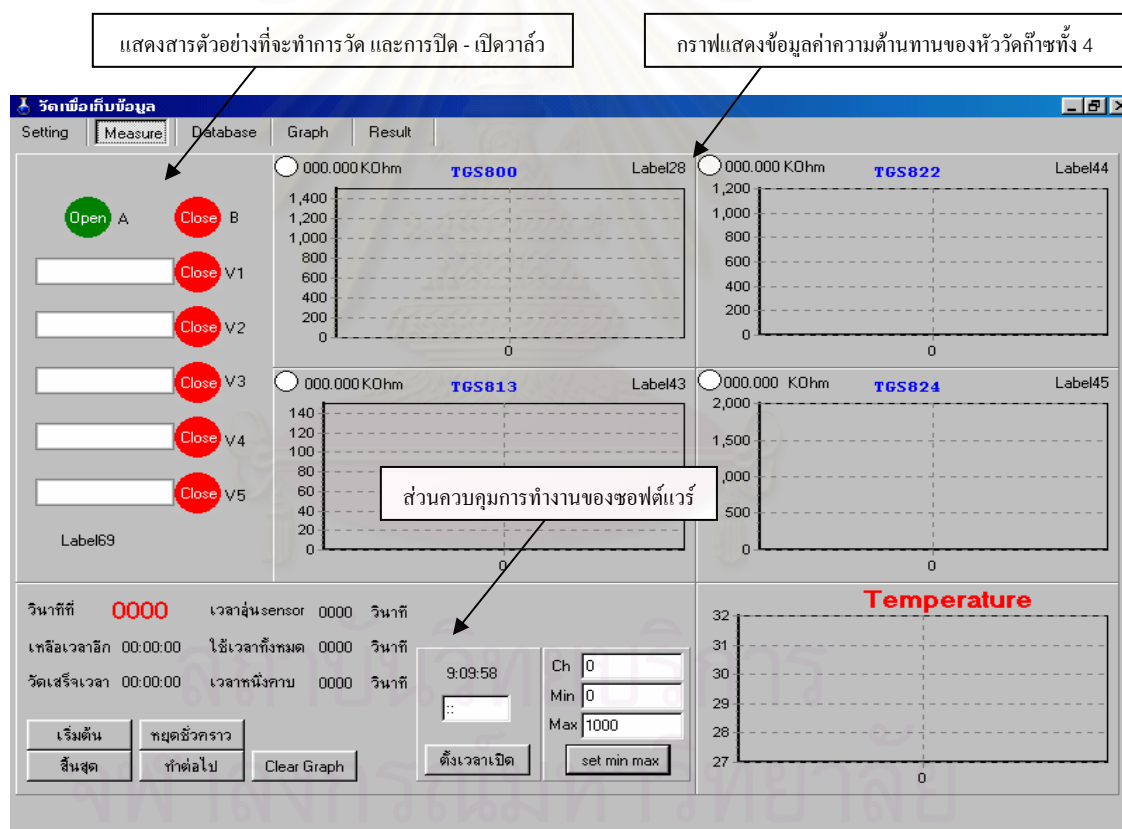


รูปที่ 3.10 ตัวอย่างของสัญญาณจากหัววัดก๊าซ TGS824 กับตำแหน่งของ R_{air} และ R_{gas} จากการวัดไอระเหยของสารละลายเมทานอลความเข้มข้นร้อยละ 0.075 โดยปริมาตร

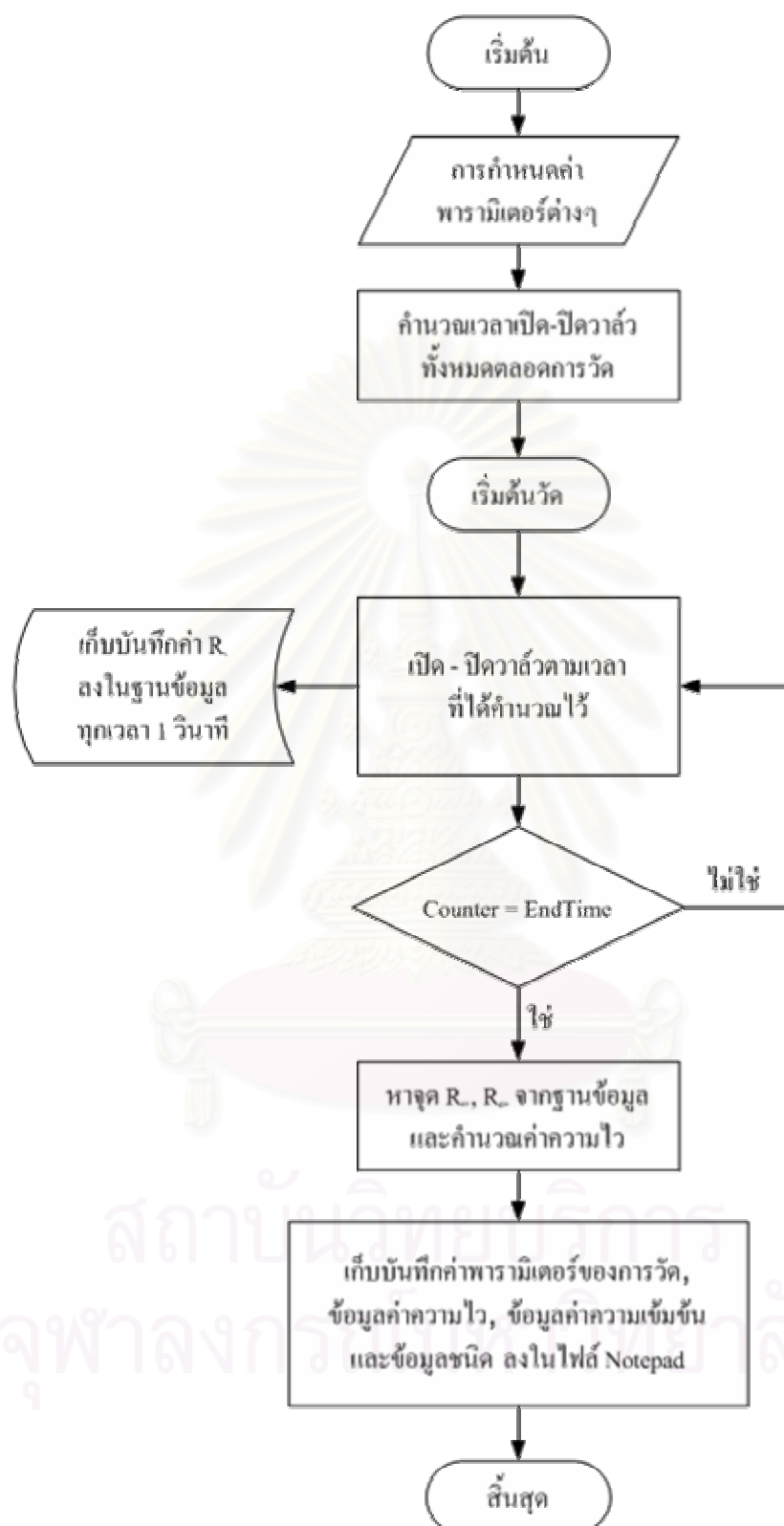
3.2.3 ซอฟต์แวร์สำหรับควบคุมระบบวัดและจัดเก็บข้อมูล

ซอฟต์แวร์สำหรับควบคุมระบบวัดและจัดเก็บข้อมูลแสดงในรูปที่ 3.11 และมีแผนภาพการทำงานในรูปที่ 3.12 การทำงานเริ่มต้นจากการกำหนดค่าพารามิเตอร์ มีรูปแบบในตารางที่ 3.4 ซอฟต์แวร์จะคำนวณหาตำแหน่งเวลาเปิด-ปิดวาล์วตลอดการวัด หลังจากนั้นก็จะเริ่มทำการวัดโดยขณะที่กำลังวัดซอฟต์แวร์จะทำหน้าที่ดังต่อไปนี้

- ควบคุมการปิด-เปิดวาล์วผ่านทางพอร์ตขนาน
- บันทึกค่า R_s ของทุกหัววัดก๊าซ และค่าอุณหภูมิลงในฐานข้อมูล
- แสดงถึงสารที่จะทำการวัด และเวลาที่เหลือในการวัด



รูปที่ 3.11 ซอฟต์แวร์สำหรับควบคุมระบบวัดและจัดเก็บข้อมูล



รูปที่ 3.12 แผนภาพแสดงการทำงานของซอฟต์แวร์สำหรับควบคุมระบบวัดและจัดเก็บข้อมูล

ตารางที่ 3.4 การกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ก่อนเริ่มทำการวัดแอลกอฮอล์

ลำดับที่	ชื่อพารามิเตอร์	ตัวอย่างค่าของพารามิเตอร์
1	ชื่อการทดลอง	วัดแอลกอฮอล์ร้อยละ 0.1
2	อัตราการไหล N_2	400 มิลลิลิตรต่อนาที
3	อัตราการไหล O_2	100 มิลลิลิตรต่อนาที
4	แรงดันขดลวดความร้อน	5.03 โวลต์
5	แรงดันวงจรวัด	5.02 โวลต์
6	สารตัวอย่างที่ 1 : ปริมาณความเข้มข้น(ร้อยละ) : ปริมาตร(มิลลิลิตร)	เมทานอล : 0.1 : 20
7	สารตัวอย่างที่ 2 : ปริมาณความเข้มข้น(ร้อยละ) : ปริมาตร(มิลลิลิตร)	เอทานอล : 0.1 : 20
8	สารตัวอย่างที่ 3 : ปริมาณความเข้มข้น(ร้อยละ) : ปริมาตร(มิลลิลิตร)	โพรพานอล : 0.1 : 20
9	สารตัวอย่างที่ 4 : ปริมาณความเข้มข้น(ร้อยละ) : ปริมาตร(มิลลิลิตร)	บิวทานอล : 0.1 : 20
10	สารตัวอย่างที่ 5 : ปริมาณความเข้มข้น(ร้อยละ) : ปริมาตร(มิลลิลิตร)	น้ำ DI : - : 20
11	เวลาเปิดวาล์ว	10 วินาที
12	เวลาปิดวาล์ว	600 วินาที
13	จำนวนคาบในการวัด 1 สารตัวอย่าง	10 รอบ
14	ลำดับการวัด(กำหนดหมายเลขช่องวัดเรียงกันไป)	12345

หมายเหตุ : ตัวอย่างการกำหนดค่าลำดับการวัด 12345 หมายถึง การวัดสารตัวอย่างในช่องวัดที่ 1, 2, 3, 4 และ 5 อย่างละ 10 คาบ ตามลำดับ ซึ่งสามารถเปลี่ยนแปลงได้ตามต้องการ

หลังจากวัดเสร็จก็จะทำการคำนวณหาค่า R_{air} และ R_{gas} จากฐานข้อมูล พร้อมทั้งคำนวณค่าความไว หลังจากนั้นก็จะทำการจัดเก็บข้อมูลโดยแผนภาพการจัดเก็บข้อมูลทั้งหมดแสดงในรูปที่ 3.13 การจัดเก็บข้อมูลเริ่มจากการจัดเก็บฐานข้อมูลซึ่งเป็นค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซเทียบกับเวลาแสดงในรูปที่ 3.14 ค่าความไวของหัววัดก๊าซทั้งหมดจะถูกจัดเรียงในรูปของเมตริกซ์ซึ่งในแต่ละแถวจะบันทึกข้อมูลของแต่ละหัววัดก๊าซและมีจำนวนหลักเท่ากับจำนวนคาบทั้งหมดตลอดการวัดแสดงดังรูปที่ 3.15 หลังจากนั้นก็จะจัดเก็บค่าพารามิเตอร์ต่างๆตามที่ได้แสดงไปแล้วในตารางที่ 3.4 การจัดเก็บข้อมูลค่าความเข้มข้นแสดงในรูป 3.16 และข้อมูลชนิดแสดงในรูปที่ 3.17 ข้อมูลเมตริกซ์ทั้งหมดนี้จะมีจำนวนหลักเท่ากัน ถูกจัดเก็บลงในไฟล์ Notepad เป็นอันสิ้นสุดการทำงานของซอฟต์แวร์ ซึ่งไฟล์ต่างๆเหล่านี้จัดเก็บไว้เพื่อนำไปเป็นข้อมูลสำหรับสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง



รูปที่ 3.13 แผนภาพการจัดเก็บข้อมูลทั้งหมดของซอฟต์แวร์

TGS800 AF63 TGS822 TGS824 อุณหภูมิห้อง

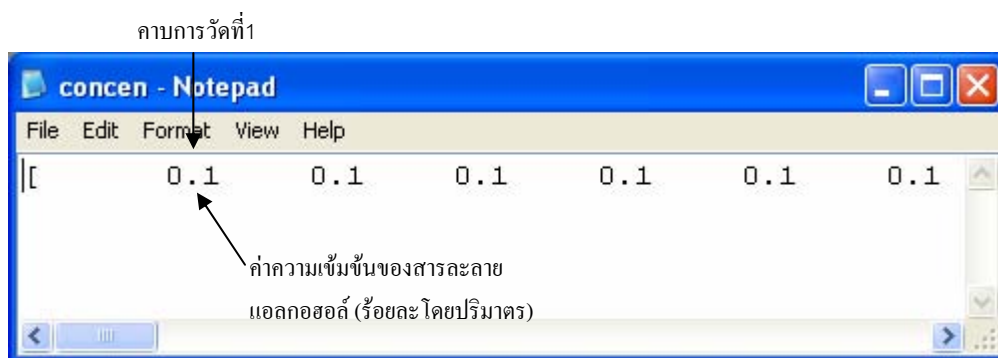
data	Date	Time	Ch0	Ch1	Ch2	Ch3	Ch4
1	17/2/05	10:38:13	799.468	12.492	591.483	1569.587	26.264
2	17/2/05	10:38:14	792.564	12.331	596.547	1569.587	26.33
3	17/2/05	10:38:15	792.564	12.331	591.483	1552.226	26.308
4	17/2/05	10:38:16	792.564	12.224	594.01	1552.226	26.33
5	17/2/05	10:38:17	792.564	12.277	596.547	1552.226	26.33
6	17/2/05	10:38:18	792.564	12.277	588.968	1552.226	26.308
7	17/2/05	10:38:19	796.009	12.224	594.01	1569.587	26.308
8	17/2/05	10:38:20	792.564	12.331	594.01	1535.167	26.286
9	17/2/05	10:38:21	799.468	12.331	588.968	1569.587	26.286

รูปที่ 3.14 ตัวอย่างฐานข้อมูลของค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซเทียบกับเวลา

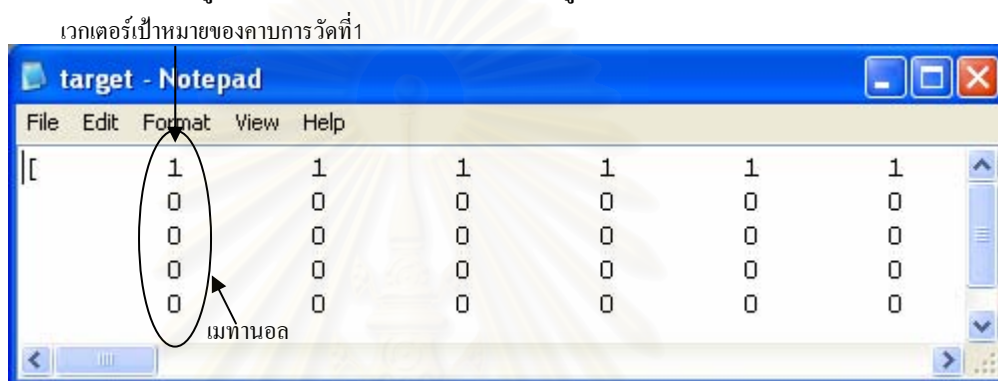
คาบการวัดที่1 คาบการวัดที่2

	คาบการวัดที่1	คาบการวัดที่2					
TGS800	42.914	40.499	40.979	40.797	41.52	42.0	
AF63	3.039	4.288	4.412	4.414	4.418	4.50	
TGS822	84.889	78.771	78.1	78.047	78.434	79.6	
TGS824	20.078	21.912	22.525	22.614	22.952	23.1	

รูปที่ 3.15 ตัวอย่างการจัดเก็บข้อมูลค่าความไวในรูปแบบของเมตริกซ์



รูปที่ 3.16 ตัวอย่างการจัดเก็บข้อมูลความเข้มข้น



รูปที่ 3.17 ตัวอย่างการจัดเก็บข้อมูลชนิดของสารตัวอย่าง

การจัดเก็บข้อมูลชนิดของสารตัวอย่างในรูปที่ 3.17 มีการจัดเก็บชนิดของสารตัวอย่างทั้งหมด 5 ชนิด โดยสารตัวอย่างแต่ละชนิดจะแทนด้วยเวกเตอร์ที่แตกต่างกันแสดงในตารางที่ 3.5 ตารางที่ 3.5 เวกเตอร์เป้าหมายของสารตัวอย่างทั้ง 5 ชนิด

ชนิดของสารตัวอย่าง	เวกเตอร์เป้าหมาย
เมทานอล	$[1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$
เอทานอล	$[0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$
โพรพานอล	$[0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0]^T$
บิวทานอล	$[0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0]^T$
น้ำ DI	$[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$
ตัวไม่รู้ค่า	เวกเตอร์ที่แตกต่างจากเวกเตอร์เป้าหมายข้างบน

3.3 การทดสอบระบบวัดก๊าซ

ก่อนที่จะใช้ระบบวัดก๊าซทำการวัดและเก็บข้อมูลของแอลกอฮอล์ ได้มีการทดสอบระบบวัดก๊าซ โดยจะแบ่งออกเป็น 4 การทดสอบ ดังนี้

1. ทดสอบความสมมาตรของระบบวัด
2. ทดสอบหาอัตราการไหลที่เหมาะสม
3. ทดสอบหาปริมาตรของสารตัวอย่างที่เหมาะสม
4. ทดสอบหาระยะเวลา เปิด-ปิดวาล์วที่เหมาะสม

ในการทดสอบที่ 1-3 จะใช้น้ำ DI เป็นสารทดสอบ และในการทดสอบที่ 4 จะใช้สารละลายเอทานอลความเข้มข้นร้อยละ 0.1 โดยปริมาตรเป็นสารทดสอบ โดยการทดสอบในแต่ละครั้งจะใช้ค่าพารามิเตอร์ดังนี้

1. อัตราการไหลของก๊าซพาห้ $N_2 : O_2$ เท่ากับ 400:100 มิลลิลิตรต่อนาที
2. แรงดันขดลวดความร้อนของหัววัดก๊าซ เท่ากับ 5 โวลต์
3. เวลาเปิด/ปิดวาล์ว เท่ากับ 30/600 วินาที
4. จำนวนคาบในการวัด 5 คาบ (ต่อหนึ่งสารตัวอย่าง)
5. ปริมาตรของสารตัวอย่าง 20 มิลลิลิตร

ซึ่งค่าพารามิเตอร์ต่างๆ เหล่านี้ได้กำหนดเป็นค่าทั่วไปในการทดลอง ซึ่งจะกล่าวถึงอีกครั้งถ้าเกิดการเปลี่ยนแปลง

3.3.1 ความสมมาตรของระบบวัดก๊าซ

เนื่องจากระบบวัดก๊าซนั้นได้ถูกออกแบบให้มีช่องวัด 5 ช่อง จึงจำเป็นต้องมีการทดสอบความสมมาตรของระบบวัดก๊าซ โดยผลการทดลองแสดงในตารางที่ 3.6 จะเห็นได้ว่าค่าความไวเฉลี่ยที่เกิดขึ้นในแต่ละช่องวัดนั้นมีค่าที่ตรงกันในระดับตำแหน่งทศนิยมอันดับที่หนึ่ง ในส่วนของการพิจารณาเปรียบเทียบร้อยละความแตกต่างระหว่างค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดของค่าความไวในแต่ละหัววัดก๊าซนั้น ค่าเปอร์เซ็นต์ความแตกต่างสูงสุดที่เกิดขึ้น คือ ร้อยละ 2.93 (ระหว่างช่องวัดที่ 1 กับ 4) ซึ่งเป็นค่าที่ยอมรับได้ ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าระบบวัดก๊าซนี้มีความสมมาตรเพียงพอและสามารถนำไปใช้ในงานวัดและจัดเก็บข้อมูลแอลกอฮอล์ได้

ตารางที่ 3.6 ค่าเฉลี่ยของความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซทั้ง 4 ชนิดเมื่อทำการวัดน้ำ DI ทั้ง 5 ช่องวัด

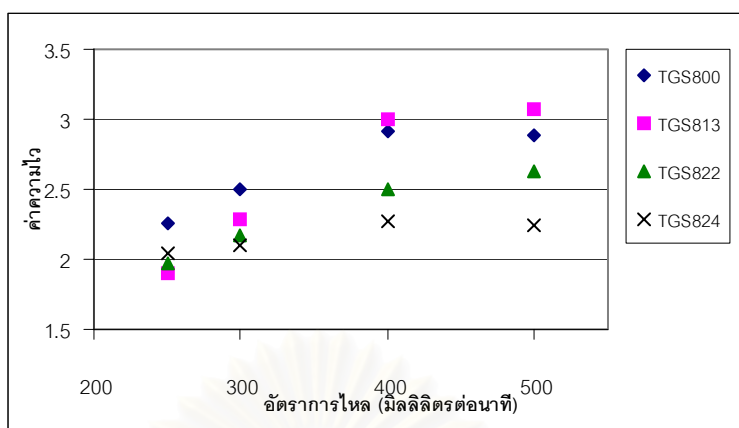
หัววัดก๊าซ ช่องวัด	TGS800		TGS813		TGS822		TGS824	
	Mean.	S.D.	Mean.	S.D.	Mean.	S.D.	Mean.	S.D.
1	<u>1.541</u>	0.022	<u>1.5</u>	0.021	<u>1.427</u>	0.010	<u>1.342</u>	0.011
2	<u>1.586</u>	0.034	1.529	0.006	1.463	0.027	1.373	0.015
3	1.564	0.016	1.514	0.028	1.450	0.020	1.367	0.017
4	1.585	0.004	<u>1.532</u>	0.036	<u>1.470</u>	0.007	<u>1.375</u>	0.012
5	1.565	0.006	1.532	0.017	1.452	0.007	1.363	0.004
ความแตกต่าง ระหว่างช่องวัดมากที่สุด (ร้อยละ)	2.84		2.09		2.93		2.40	

หมายเหตุ : 1. จากตาราง ค่าที่ขีดเส้นใต้ คือ ค่าต่ำสุดและค่าสูงสุดที่เกิดขึ้นของแต่ละหัววัดก๊าซ

2. ความแตกต่างระหว่างช่องวัดมากที่สุด คำนวณดังนี้ $\frac{\max - \min}{\max} \times 100$

3.3.2 อัตราการไหลของก๊าซพาห้

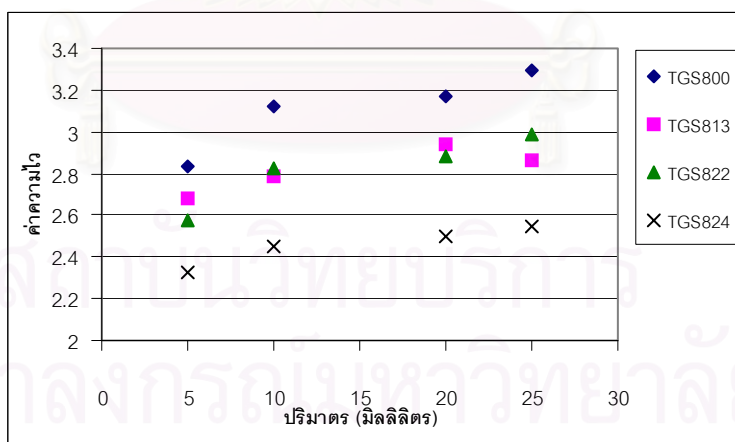
ในการทดสอบอัตราการไหลของก๊าซพาห้ที่เหมาะสม เพื่อต้องการทราบผลของอัตราการไหลของก๊าซพาห้ที่มีต่อค่าความไวของหัววัดก๊าซ ค่าอัตราการไหลที่เลือกทดสอบ คือ 250, 300, 400 และ 500 มิลลิลิตรต่อนาที ผลการทดลองแสดงในรูปที่ 3.18 จากกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการไหลกับค่าความไวของแต่ละหัววัดก๊าซ จะเห็นได้ว่าค่าความไวของหัววัดก๊าซแต่ละตัว เพิ่มขึ้นตามค่าอัตราการไหลที่มากขึ้น สาเหตุเนื่องจากก๊าซพาห้ที่มีอัตราการไหลมาก จะสามารถพาสารตัวอย่างมายังหัววัดได้มากกว่า ทำให้หัววัดก๊าซมีการตอบสนองที่มากขึ้น จากรูปจะเลือกอัตราการไหล 500 มิลลิลิตรต่อนาที คือ มีอัตราส่วนของ $N_2 : O_2$ เท่ากับ 400:100 มิลลิลิตรต่อนาที เป็นค่าที่เหมาะสม



รูปที่ 3.18 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความไวกของหัววัดก๊าซ และค่าอัตราการใช้ต่าง ๆ

3.3.3 ปริมาณสารตัวอย่างที่เหมาะสม

ในการทดสอบนี้กระทำเพื่อดูผลของปริมาณสารตัวอย่างที่เพิ่มขึ้นกับค่าความไวกของหัววัดก๊าซ โดยเลือกวัดน้ำ DI ที่ปริมาตรต่างๆ คือ 5, 10, 20 และ 25 มิลลิกรัม ผลการทดลองแสดงในรูปที่ 3.19 จะเห็นได้ว่าค่าความไวกมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเมื่อปริมาณสารตัวอย่างเพิ่มขึ้น การพิจารณาจะเลือกปริมาณสารตัวอย่างที่ทำให้หัววัดก๊าซมีค่าความไวกที่สูง แต่เนื่องจากที่ 25 มิลลิกรัมนั้นระดับของสารตัวอย่างใกล้เคียงกับค่าความไวกมากเกินไป จึงเลือกที่ปริมาตร 20 มิลลิกรัมเป็นค่าที่เหมาะสม



รูปที่ 3.19 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความไวก และปริมาณของสารตัวอย่าง

3.3.4 การทดสอบระยะเวลาเปิด-ปิดวาล์ว

ในการทดสอบหาระยะเวลาเปิด-ปิดวาล์ว เนื่องจากเวลาเปิด-ปิดวาล์วมีผลต่อเวลาการวัดโดยรวมซึ่งต้องไม่ใช้เวลานานจนเกินไป และเวลาปิดวาล์วที่ดีต้องนานพอที่จะทำให้ค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซกลับคืนได้ใกล้เคียงค่าฐาน การทดสอบจะใช้สารละลายเอทานอลความเข้มข้นร้อยละ 0.1 โดยปริมาตร เลือกเวลาเปิดวาล์วที่ 5, 10 และ 15 วินาที โดยใช้เวลาปิดวาล์วที่ 600 วินาที ส่วนการทดสอบเวลาปิดวาล์วจะเลือกที่ 300, 600 และ 900 วินาที โดยจะใช้เวลาเปิดวาล์วที่ 10 วินาที

จากผลการทดสอบในตารางที่ 3.7 แสดงค่าความไวเฉพาะหัววัดก๊าซ TGS800 ที่เวลาเปิดวาล์ว 5, 10 และ 15 วินาทีโดยใช้เวลาปิดวาล์ว 600 วินาที จะสังเกตว่าค่าความไวของหัววัดก๊าซจะมีค่าสูงขึ้นเมื่อใช้เวลาเปิดวาล์วนานขึ้น เนื่องจากเวลาเปิดวาล์วที่นานจะทำให้ก๊าซพาห้พาเอาไอระเหยของสารตัวอย่างไปยังหัววัดก๊าซได้มากขึ้น โดยที่เวลาเปิดวาล์ว 10 และ 15 วินาทีจะให้ค่าความไวที่สูง แต่เนื่องจากการเปิดวาล์วนานจะมีผลทำให้ค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซคืนกลับสู่ค่าฐานช้า ดังนั้นจึงเลือกเวลาเปิดวาล์วที่ 10 วินาที เป็นค่าที่นำไปใช้งาน

ในส่วนของผลการทดสอบเวลาปิดวาล์วแสดงดังตารางที่ 3.8 จากตารางแสดงเฉพาะค่าความไวของหัววัดก๊าซ TGS800 ที่เวลาปิดวาล์ว 300, 600 และ 900 วินาทีโดยใช้เวลาเปิดวาล์ว 10 วินาที และแสดงตัวอย่างของสัญญาณที่ได้ดังรูปที่ 3.20 จากตารางที่ 3.8 สังเกตว่าค่าความไวระหว่างเวลาปิดวาล์ว 600 และ 900 วินาทีนั้น มีค่าที่ไม่แตกต่างกันมากนัก และสำหรับที่เวลาปิดวาล์ว 300 วินาทีเมื่อพิจารณาจากรูปที่ 3.20 พบว่าการกลับคืนของความต้านทานหัววัดก๊าซยังไม่มีดีพอ ดังนั้นจึงเลือกเวลาปิดวาล์วที่ 600 วินาที เป็นค่าที่นำไปใช้งาน เนื่องจากที่เวลาปิดวาล์ว 600 วินาทีจะทำให้การกลับคืนสู่ค่าฐานได้ประมาณร้อยละ 80 ซึ่งสามารถยอมรับได้ สำหรับที่เวลาปิดวาล์ว 900 วินาทีนั้นถึงแม้ว่าค่าความต้านทานจะกลับคืนได้ใกล้เคียงค่าฐาน แต่ใช้เวลานานเกินไป

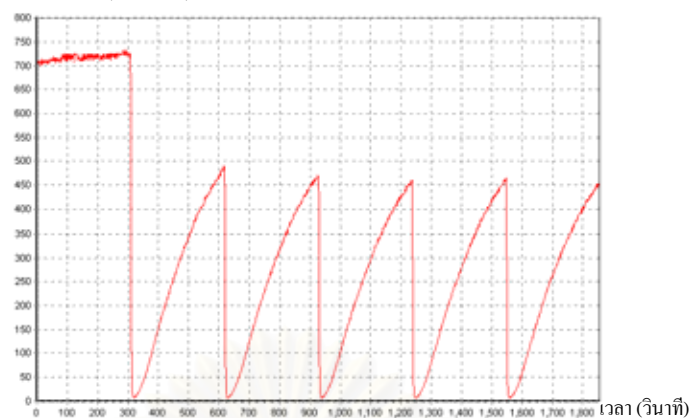
ตารางที่ 3.7 ค่าความไวของ TGS800 จากเวลาเปิดวาล์วที่ค่าต่าง ๆ โดยใช้เวลาปิดวาล์วที่ 600 วินาที

เวลาเปิดวาล์ว (วินาที)	5	10	15
ค่าความไว TGS800	28.21	49.56	61.55

ตารางที่ 3.8 ค่าความไวของ TGS800 จากเวลาปิดวาล์วที่ค่าต่าง ๆ โดยใช้เวลาเปิดวาล์วที่ 10 วินาที

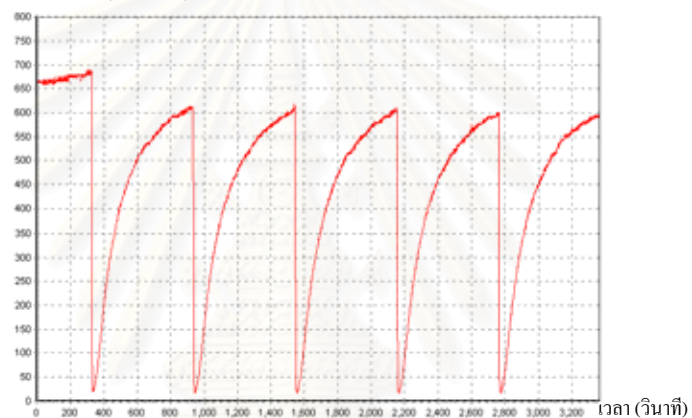
เวลาปิดวาล์ว (วินาที)	300	600	900
ค่าความไว TGS800	39.51	49.56	48.97

ความต้านทาน (กิโลโอห์ม)



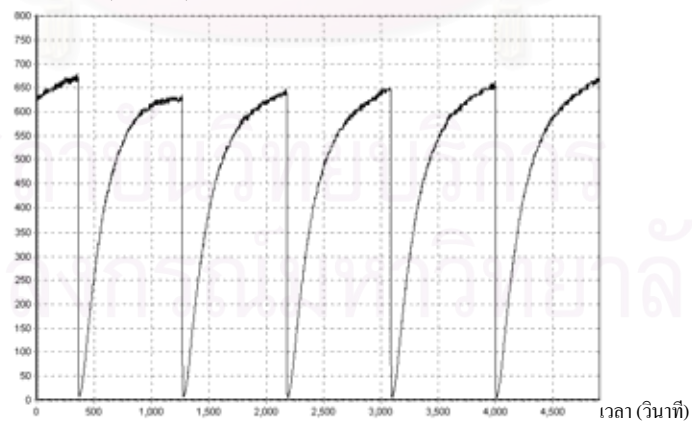
(ก) ปิดวาล์ว 300 วินาที

ความต้านทาน (กิโลโอห์ม)



(ข) ปิดวาล์ว 600 วินาที

ความต้านทาน (กิโลโอห์ม)



(ค) ปิดวาล์ว 900 วินาที

รูปที่ 3.20 ตัวอย่างสัญญาณที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS800 ในการทดสอบเวลาปิดวาล์วที่ (ก) 300, (ข) 600 และ (ค) 900 วินาที โดยใช้เวลาเปิดวาล์วเท่ากับ 10 วินาที

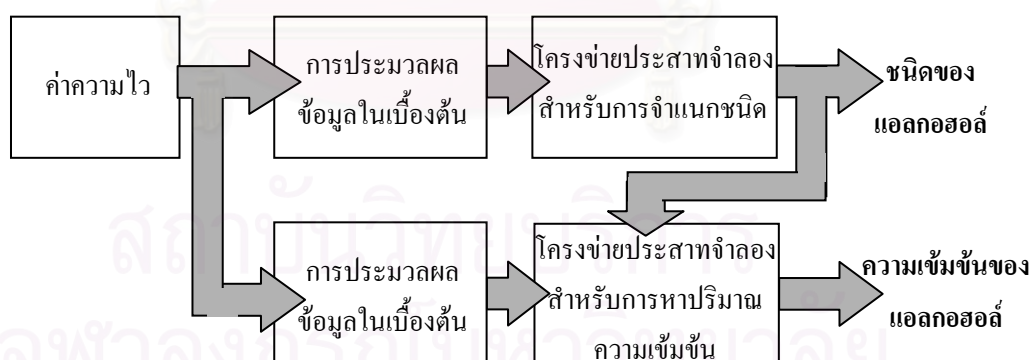
บทที่ 4

ซอฟต์แวร์ระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

เนื้อหาในบทนี้กล่าวถึงการนำข้อมูลที่จัดเก็บไว้มาทำการวิเคราะห์ผลด้วยระบบโครงข่ายประสาทจำลอง โดยก่อนอื่นจะกล่าวถึงระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่ใช้ในงานวิจัย และวิธีการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นที่ใช้ในงานวิจัย หลังจากนั้นก็จะกล่าวถึงการทำงานของซอฟต์แวร์ซึ่งแบ่งเป็น 2 หัวข้อคือ ซอฟต์แวร์สำหรับการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง ซอฟต์แวร์ในส่วนการประมวลผล Backpropagation

4.1 ระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

จากรูปที่ 4.1 แสดงแผนภาพการประมวลผลที่ใช้ในงานวิจัย โดยจะสามารถแบ่งออกเป็น 2 ส่วนใหญ่ๆ คือ ส่วนของการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์ และส่วนสำหรับหาปริมาณความเข้มข้น ซึ่งแต่ละส่วนจะประกอบไปด้วยส่วนที่เป็นการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น และส่วนของโครงข่ายประสาทจำลอง โดยในการทำงานจะเริ่มจากการนำค่าความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซมาประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นเพื่อเป็นอินพุตให้กับระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับจำแนกชนิด หลังจากที่ได้คำตอบของชนิดแอลกอฮอล์ ก็จะเริ่มการคำนวณในระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับหาปริมาณความเข้มข้น โดยจะใช้คำตอบชนิดมาช่วยในการคำนวณด้วย



รูปที่ 4.1 แผนภาพการประมวลผลที่ใช้ในงานวิจัย

4.1.1 การประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น

ในรูปที่ 4.1 อินพุตที่จะป้อนให้ระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับจำแนกชนิด และระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับหาปริมาณความเข้มข้นจำเป็นที่จะต้องมีการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นก่อน โดยในงานวิจัยนี้จะมีการพิจารณาถึงการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้นที่

เหมาะสมกับโครงข่ายระบบประสาททั้งสองชนิด โดยในส่วนของโครงข่ายประสาทจำลอง สำหรับการจำแนกชนิดจะมีการศึกษาการเลือกการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น ได้แก่

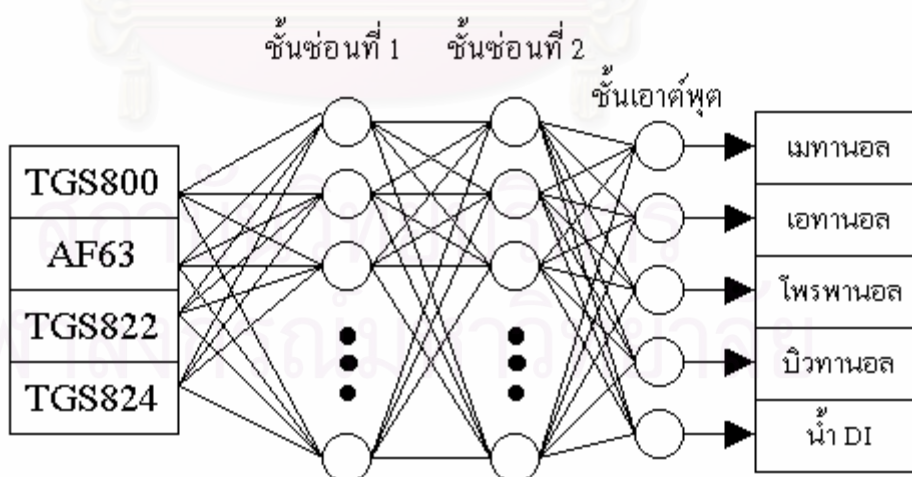
- 1) การทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1
- 2) การทำนอร์มาไลซ์ -1 ถึง 1
- 3) การคำนวณค่า Z (ทำให้มีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 1)
- 4) การทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 ร่วมกับการทำ Pre-processing Array

ส่วนในการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นสำหรับการหาปริมาณความเข้มข้นจะพิจารณาถึงการประมวลผลเบื้องต้น ได้แก่

- 1) การทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1
- 2) การคำนวณค่า Z

4.1.2 ระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการจำแนกชนิด

ระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการจำแนกชนิดที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะมีโครงสร้างแสดงดังรูปที่ 4.2 จากรูปเป็นระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่มี 3 ชั้น มีจำนวนอินพุต 4 อินพุต ได้แก่ ข้อมูลจากหัววัดก๊าซทั้ง 4 ตัว (ซึ่งได้ผ่านการประมวลผลในเบื้องต้นแล้ว) และชั้นเอาต์พุตมีจำนวน 5 นิวรอน สำหรับตอบชนิดของสารตัวอย่างทั้ง 5 คือ เมทานอล เอทานอล โพรพานอล บิวทานอล และน้ำ DI ตามลำดับ



รูปที่ 4.2 ระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการจำแนกชนิด

ในการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการจำแนกชนิดนั้น จะใช้ข้อมูลการสอบประกอบไปด้วย ค่าความไว (ที่ได้ผ่านการประมวลผลในเบื้องต้นแล้ว) เป็นอินพุต และข้อมูลชนิดเป็นเวกเตอร์เป้าหมาย (Target Vector) ของโครงข่ายประสาท โดยในที่นี้ได้กำหนดให้เวกเตอร์เป้าหมายให้มีรูปแบบดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 เวกเตอร์เป้าหมายของสารตัวอย่างทั้ง 5 ชนิด

ชนิดของสารตัวอย่าง	เวกเตอร์เป้าหมาย
เมทานอล	$[1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$
เอทานอล	$[0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$
โพรพานอล	$[0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0]^T$
บิวทานอล	$[0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0]^T$
น้ำ DI	$[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$
ตัวไม่รู้ค่า	เวกเตอร์ที่แตกต่างจากเวกเตอร์เป้าหมายข้างบน

แต่เนื่องจากค่าเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทจำลองเป็นค่าต่อเนื่อง (ตัวอย่างเช่น อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ในกรณีกำหนดให้ Activation Function เป็นแบบ Log-Sigmoid) จึงได้กำหนดเกณฑ์การพิจารณาเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการแยกชนิดดังนี้

1. ถ้า เอาต์พุต ≥ 0.7 กำหนดให้เป็น 1
2. ถ้า $0.7 < \text{เอาต์พุต} < 0.3$ กำหนดให้เป็น 8 หรือ ตัวไม่รู้ค่า
3. ถ้า เอาต์พุต ≤ 0.3 กำหนดให้เป็น 0

ตารางที่ 4.2 เป็นการแสดงตัวอย่างของข้อมูลและเวกเตอร์เป้าหมายที่ใช้เป็นข้อมูลในการสอนให้กับโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการแยกชนิด ตารางที่ 4.3 แสดงตัวอย่างของเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทจำลองและเอาต์พุตที่ได้มีการปรับตามเกณฑ์ที่ได้กำหนดไว้

จากการใช้เกณฑ์ในการพิจารณาค่าเอาต์พุตในตารางที่ 4.3 พบว่าข้อมูลเอาต์พุตลำดับที่ 4 – 7 และ 11 – 13 เป็นตัวไม่รู้ค่า ส่วนข้อมูลเอาต์พุตอื่นนั้นตรงกับข้อมูลเป้าหมาย ดังนั้น จึงสรุปได้ว่าการสอนครั้งนี้ทำให้ระบบโครงข่ายประสาทจำลองสามารถจำแนกสารตัวอย่างได้ถูกต้อง 11 ตัวอย่างจากทั้งหมด 18 ตัวอย่าง หลังจากนั้นก็จะนำตัวอย่างที่ตอบถูกนั้นไปคำนวณในส่วนโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับหาปริมาณความเข้มข้นต่อไป

ตารางที่ 4.2 ตัวอย่างข้อมูลการสอนที่ใช้ป้อนให้กับระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

ลำดับที่	ข้อมูลอินพุต				เวกเตอร์เป้าหมาย				
1	0.6584	0.1982	0.4652	0.0013	1	0	0	0	0
2	0.6302	0.2181	0.4465	-0.0249	1	0	0	0	0
3	0.6692	0.286	0.4779	0.0339	1	0	0	0	0
4	0.7905	0.777	0.545	0.3029	0	1	0	0	0
5	0.6881	0.8224	0.4261	0.2932	0	1	0	0	0
6	0.6692	0.8061	0.4226	0.2822	0	1	0	0	0
7	0.7283	0.7741	0.4477	0.3696	0	1	0	0	0
8	0.9338	1	0.9568	0.9527	0	0	1	0	0
9	0.9038	0.9905	0.9333	0.9279	0	0	1	0	0
10	1	0.9966	1	1	0	0	1	0	0
11	0.8229	0.7144	0.4228	0.6174	0	0	0	1	0
12	0.7856	0.678	0.3748	0.6377	0	0	0	1	0
13	0.5665	0.6362	0.214	0.5885	0	0	0	1	0
14	-0.9929	-0.9983	-0.9965	-1	0	0	0	0	1
15	-0.9986	-0.9879	-0.9995	-1	0	0	0	0	1
16	-0.9994	-0.982	-0.9997	-0.999	0	0	0	0	1
17	-1	-0.9816	-1	-0.9996	0	0	0	0	1
18	-0.9928	-1	-0.996	-0.9957	0	0	0	0	1

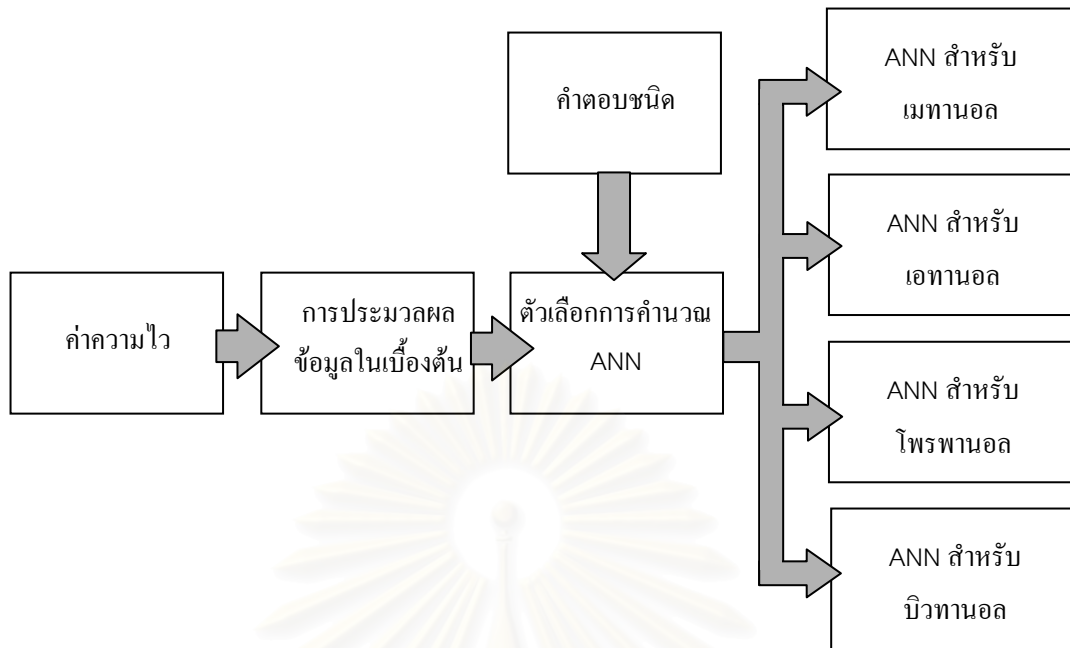
ตารางที่ 4.3 ตัวอย่างข้อมูลที่ได้จากระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

ลำดับที่	เอาต์พุตจากระบบโครงข่ายประสาทจำลอง					ข้อมูลเอาต์พุตที่ได้มีการปรับแล้ว				
	1	<u>0.8229</u>	0.1358	0.0010	0.1798	0.0951	1	0	0	0
2	<u>0.8078</u>	0.1465	0.0010	0.1728	0.0978	1	0	0	0	0
3	<u>0.7740</u>	0.1703	0.0015	0.1897	0.0723	1	0	0	0	0
4	0.0819	<u>0.6496</u>	0.0963	0.2261	0.0055	0	8	0	0	0
5	0.0616	<u>0.6902</u>	0.0968	0.2265	0.0056	0	8	0	0	0
6	0.0700	<u>0.6854</u>	0.0845	0.2273	0.0061	0	8	0	0	0
7	0.0800	<u>0.5973</u>	0.0982	0.2670	0.0055	0	8	0	0	0
8	0.0064	0.1661	<u>0.8459</u>	0.2583	0.0012	0	0	1	0	0
9	0.0067	0.1720	<u>0.8360</u>	0.2611	0.0012	0	0	1	0	0
10	0.0066	0.1488	<u>0.8552</u>	0.2592	0.0012	0	0	1	0	0
11	0.0899	0.3172	0.1559	<u>0.3903</u>	0.0048	0	0	0	8	0
12	0.1228	0.2799	0.1163	<u>0.4244</u>	0.0058	0	0	0	8	0
13	0.2073	0.2862	0.0456	<u>0.4569</u>	0.0097	0	0	0	8	0
14	0.0846	0.0364	0.0001	0.0310	<u>0.9565</u>	0	0	0	0	1
15	0.0832	0.0371	0.0001	0.0311	<u>0.9562</u>	0	0	0	0	1
16	0.0826	0.0374	0.0001	0.0311	<u>0.9560</u>	0	0	0	0	1
17	0.0825	0.0374	0.0001	0.0311	<u>0.9560</u>	0	0	0	0	1
18	0.0851	0.0362	0.0001	0.0310	<u>0.9565</u>	0	0	0	0	1

หมายเหตุ : ค่าที่ขีดเส้นใต้ คือ ค่าเอาต์พุตที่มีตำแหน่งตรงกับเป้าหมายที่มีค่าเท่ากับ 1

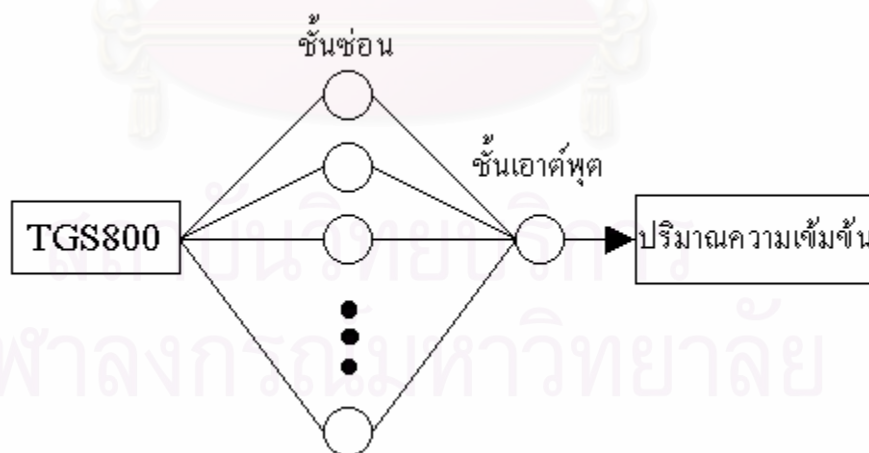
4.1.3 ระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการตอบปริมาณความเข้มข้น

ในการนำคำตอบชนิดมาช่วยในการคำนวณนั้น ทำให้เราสามารถแบ่งระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการหาปริมาณความเข้มข้นออกได้เป็น 4 โครงข่ายแสดงในรูปที่ 4.3 โดยแต่ละโครงข่ายจะทำการคำนวณหาปริมาณความเข้มข้นสำหรับเมทานอล เอทานอล โพรพานอล และบิวทานอล ตามลำดับ การกระจายงานเช่นนี้จะทำให้ระบบโครงข่ายประสาทจำลองแต่ละโครงข่ายนั้นมีประสิทธิภาพในการเรียนรู้และสามารถตอบปริมาณความเข้มข้นได้ดีกว่าการใช้ระบบโครงข่ายประสาทจำลองเพียงโครงข่ายเดียวมาคำนวณหาปริมาณความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิดรวมกัน



รูปที่ 4.3 แผนภาพการประมวลผลในส่วนของการหาปริมาณความเข้มข้น

ระบบโครงข่ายประสาทจำลองทั้ง 4 โครงข่ายนั้น จะใช้โครงข่ายที่เหมือนกัน ตัวอย่างของโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการหาปริมาณความเข้มข้นแสดงในรูปที่ 4.4 จากรูปเป็นโครงข่ายที่มีจำนวนชั้นเท่ากับ 2 ชั้น มีค่าอินพุต 1 ค่าโดยเลือกใช้ข้อมูลจากหัววัดก๊าซเพียงตัวเดียว และมีค่าเอาต์พุต 1 ค่าสำหรับการตอบปริมาณความเข้มข้น



รูปที่ 4.4 ตัวอย่างของระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการหาปริมาณความเข้มข้น

ตารางที่ 4.4 ตัวอย่างของเอาต์พุตที่ได้จากระบบโครงข่ายประสาทจำลองเพื่อการหาปริมาณความเข้มข้นของเมทานอล

เป้าหมาย (ร้อยละโดยปริมาตร)	0.1	0.075	0.05	0.025	0.01	0.005	0.001
เอาต์พุต (ร้อยละโดยปริมาตร)	0.0998	0.0754	0.0493	0.0261	0.0086	0.0044	0.0031
ความผิดพลาด (ร้อยละ)	-0.22	0.54	-1.4	4.22	-13.71	-11.3	210.68

จากตารางที่ 4.4 ค่าเอาต์พุตที่ได้จะทำการเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมายในรูปของร้อยละความผิดพลาด ซึ่งการทดลองนี้เป็นเพียงการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลองเฉพาะเมทานอลเท่านั้น โดยต้องทำการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลองให้ครบทั้ง 4 โครงข่าย จึงจะสามารถนำผลการสอนจากระบบโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการจำแนกชนิดมาทำการคำนวณเพื่อตอบปริมาณความเข้มข้นได้

4.2 ซอฟต์แวร์สำหรับการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

ซอฟต์แวร์สำหรับการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลองแสดงในรูปที่ 4.5 และมีการทำงานดังรูปที่ 4.6 การทำงานเริ่มต้นจากการเลือกข้อมูลสำหรับสอนจากไฟล์ที่จัดเก็บไว้ ขั้นตอนต่อไปคือการกำหนดพารามิเตอร์ต่าง ๆ ให้กับระบบโครงข่ายประสาทจำลอง ดังตารางที่ 4.5

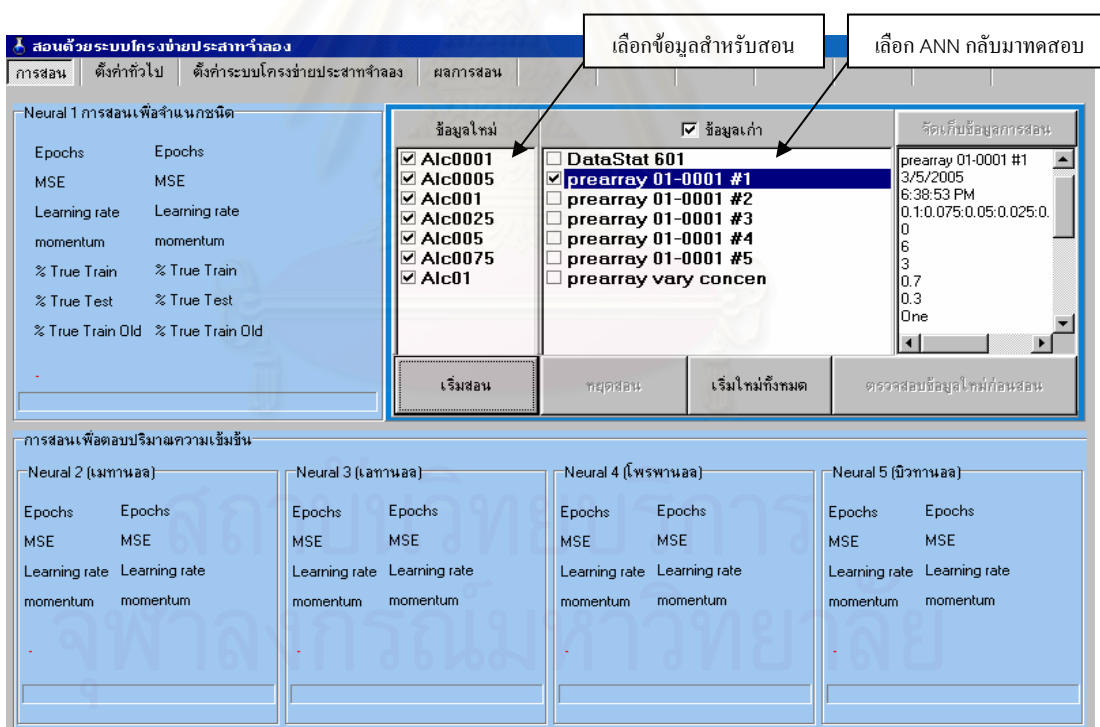
ตารางที่ 4.5 ค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง (1 โครงข่าย)

ลำดับที่	ชื่อพารามิเตอร์	ตัวอย่างค่าของพารามิเตอร์
1	α : อัตราการเรียนรู้	0.01
2	m : โมเมนตัม	0.9
3	η : ตัวคูณสำหรับเพิ่มค่า α	1.05
4	ρ : ตัวคูณสำหรับลดค่า α	0.7
5	ζ : ค่า $MSE_{\text{train}}/MSE_{\text{test}}$	1.04
6	Epochs : จำนวนรอบของการสอน	10,000
7	Goal : เป้าหมายของค่าประสิทธิภาพ	1E-5
8	จำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทจำลอง	3
9	จำนวนนิวรอนในแต่ละชั้น	10-15-5
10	Activation Function ในแต่ละชั้น	Log-Sigmoid

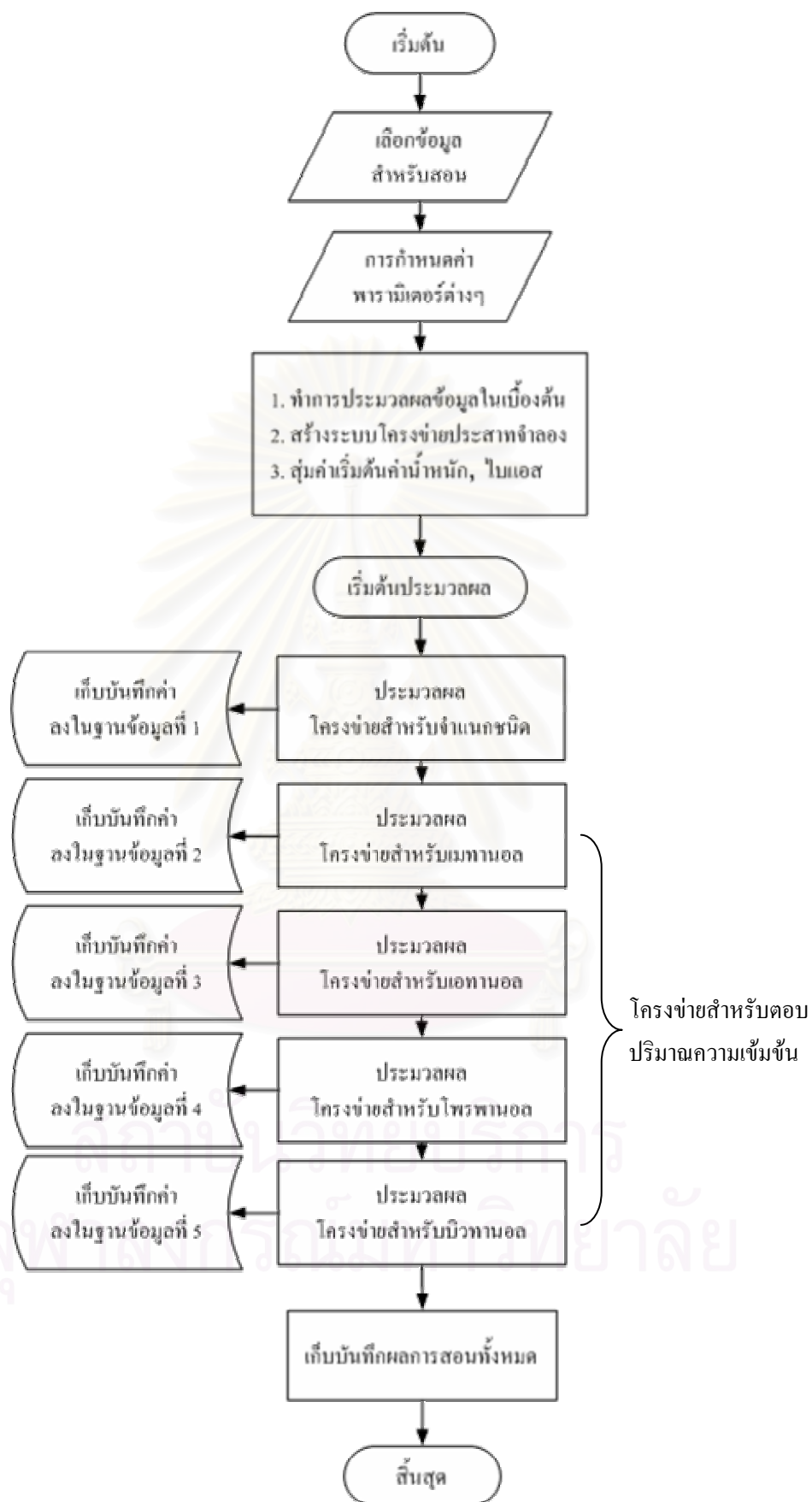
เมื่อกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ แล้ว ซอฟต์แวร์ก็จะทำการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้น สร้างระบบโครงข่ายประสาทจำลองพร้อมทั้งสุ่มค่าเริ่มต้นของน้ำหนักและไบแอส และเริ่มต้นการ สอนระบบโครงข่ายประสาทจำลองทั้ง 5 โครงข่ายตามลำดับ ดังนี้

1. ระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่ 1 สำหรับจำแนกชนิด
2. ระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่ 2 สำหรับตอบปริมาณความเข้มข้นเมทานอล
3. ระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่ 3 สำหรับตอบปริมาณความเข้มข้นเอทานอล
4. ระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่ 4 สำหรับตอบปริมาณความเข้มข้นโพรพานอล
5. ระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่ 5 สำหรับตอบปริมาณความเข้มข้นบิวทานอล

ในระหว่างการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลองทั้ง 5 โครงข่าย จะมีการเก็บบันทึก ข้อมูลทุกรอบการคำนวณ โดยค่าที่บันทึก คือ ค่าประสิทธิภาพ ร้อยละการตอบถูกข้อมูลสอน ร้อย ละการตอบถูกข้อมูลทดสอบ และ ร้อยละความคลาดเคลื่อนของการตอบปริมาณความเข้มข้น หลังจากสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่ 5 เสร็จแล้วก็จะเก็บบันทึกค่าพารามิเตอร์ทั้งหมด และผลการสอน เป็นอันสิ้นสุดการทำงานของซอฟต์แวร์



รูปที่ 4.5 ซอฟต์แวร์สำหรับการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง



รูปที่ 4.6 การทำงานของซอฟต์แวร์สำหรับการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

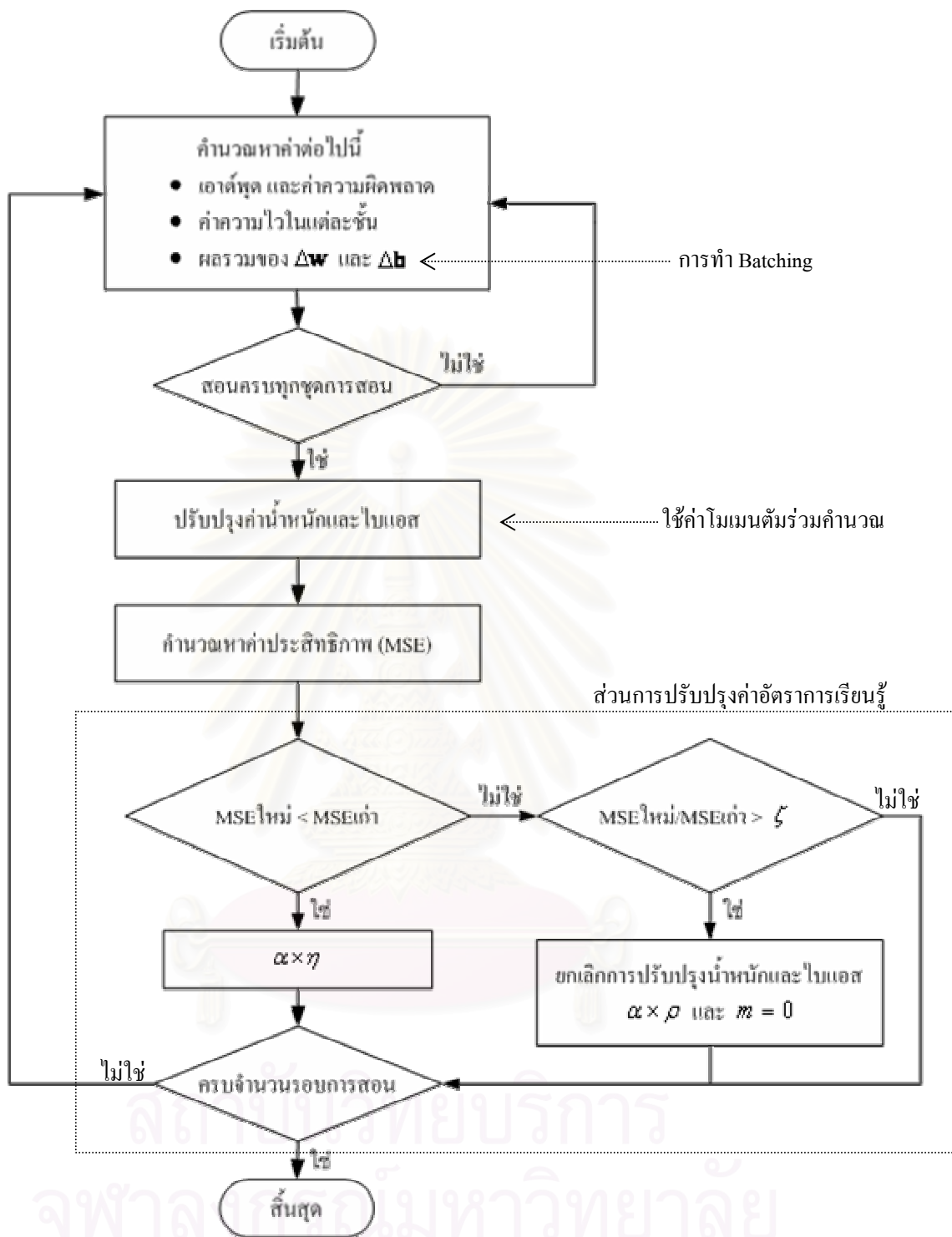
4.3 ซอฟต์แวร์ส่วนประมวลผล Backpropagation

ซอฟต์แวร์ในส่วนนี้เป็นส่วนย่อยของซอฟต์แวร์ในรูปที่ 4.6 เป็นส่วนของการประมวลผล Backpropagation มีการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการคำนวณแบบ Batching โดยใช้โมเมนตัม และ การปรับค่าอัตราการเรียนรู้ ซึ่งมีผังการทำงานแสดงในรูปที่ 4.7 การประมวลผลเริ่มจากการหาค่า เอ็นต์พุด, ค่าความผิดพลาด, ค่าความไว, ΔW และ Δb (ดูสมการคำนวณในบทที่ 2) หลังจากนั้น จะตรวจสอบว่าได้คำนวณครบทุกเวกเตอร์การสอนหรือไม่ ถ้าไม่ก็จะกลับไปประมวลผลด้วย เวกเตอร์การสอนชุดต่อไป ซึ่งค่า ΔW และ Δb จะถูกสะสมไปเรื่อยๆ จนกระทั่งทำการ ประมวลผลครบทุกชุดเวกเตอร์การสอน ก็จะนำค่า $\Delta W_{รวม}$ และ $\Delta b_{รวม}$ ไปคำนวณเพื่อปรับปรุงค่า น้ำหนักและไบแอสซึ่งเราจะเรียกส่วนการคำนวณนี้ว่าการทำ Batching โดยที่ค่าโมเมนตัมจะใช้ คำนวณในส่วนการทำ Batching นี้ด้วย หลังจากปรับปรุงค่าน้ำหนักและไบแอสแล้วก็จะคำนวณหา ค่า ประสิทธิภาพ ซึ่งค่าประสิทธิภาพจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าประสิทธิภาพจากการสอน ในรอบ ที่แล้ว ซึ่งหลังจากนี้จะเข้าสู่การปรับปรุงค่าอัตราการเรียนรู้ ดังนี้

1. ถ้า $MSE_{ใหม่} < MSE_{เก่า}$ ก็จะทำการเพิ่มค่าอัตราการเรียนรู้ ($\alpha \times \eta$)
2. ถ้า $MSE_{ใหม่} > MSE_{เก่า}$ ก็จะตรวจดูอัตราส่วนระหว่าง $MSE_{ใหม่}$ ต่อ $MSE_{เก่า}$ ว่ามีค่า มากกว่า ζ หรือไม่ ถ้าใช่ให้ยกเลิกการปรับปรุงค่าน้ำหนักและไบแอส และทำการ ลดค่าอัตราการเรียนรู้ ($\alpha \times \rho$) ถ้าไม่ใช่ก็จะยอมรับการปรับปรุงค่าน้ำหนักและ ไบแอส แต่จะไม่เปลี่ยนค่า α และ m แต่อย่างใด

หลังจากผ่านส่วนของการปรับค่าอัตราการเรียนรู้แล้ว ก็จะตรวจสอบว่าประมวลผลครบ จำนวนรอบการสอนที่ตั้งไว้หรือไม่ ถ้าไม่ใช่ก็กลับไปประมวลผลในส่วนต้นต่อไป ถ้าใช่ก็สิ้นสุด การทำงานของซอฟต์แวร์

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 4.7 ส่วนของซอฟต์แวร์สำหรับการประมวลผล Backpropagation

บทที่ 5

ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผล

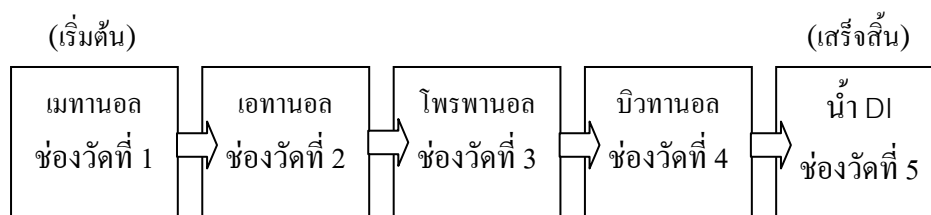
ในบทนี้จะกล่าวถึงผลการทดลองรวมทั้งการวิเคราะห์ผลต่างๆ โดยเริ่มจากการทดลองวัดและเก็บข้อมูลแอลกอฮอล์ การทดสอบวิธีการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น การหาระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่เหมาะสมในการจำแนกชนิดและการตอบปริมาณความเข้มข้น และสรุปผลประสิทธิภาพของระบบวัดจากข้อมูลในชุดเดียวกัน สุดท้ายจะทำการทดสอบระบบโครงข่ายประสาทจำลองกับข้อมูลต่างกลุ่มเพื่อสรุปประสิทธิภาพของระบบวัดในการจำแนกชนิดและวัดปริมาณความเข้มข้น ของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด

5.1 การทดลองวัดและจัดเก็บข้อมูลแอลกอฮอล์

การวัดและจัดเก็บข้อมูลแอลกอฮอล์ในงานวิจัยนี้ ได้เลือกปริมาณความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ที่ต้องการวัดจำนวน 7 ค่าปริมาณความเข้มข้น และเนื่องจากระบบวัดก๊าซสามารถวัดสารตัวอย่างได้ครั้งละ 5 สารตัวอย่าง ในการวัดแต่ละครั้งจะมีสารตัวอย่างจำนวน 5 ชนิด คือ เมทานอล เอทานอล โพรพานอล บิวทานอล และ น้ำ DI โดยทุกครั้งที่ทำการวัดนั้น ตำแหน่งสารตัวอย่างแต่ละชนิดจะอยู่ประจำช่องวัดที่ 1 ถึง 5 ตามลำดับ โดยความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ที่ใช้ในการทดลองแสดงไว้ในตารางที่ 5.1 ลำดับขั้นตอนการวัดสารตัวอย่างทั้ง 5 แสดงในรูปที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 ค่าความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ที่ใช้ในการทดลอง

ปริมาณความเข้มข้น (ร้อยละโดยปริมาตร)	ปริมาณความเข้มข้น (ppm)
0.100	1000
0.075	750
0.050	500
0.025	250
0.010	100
0.005	50
0.001	10



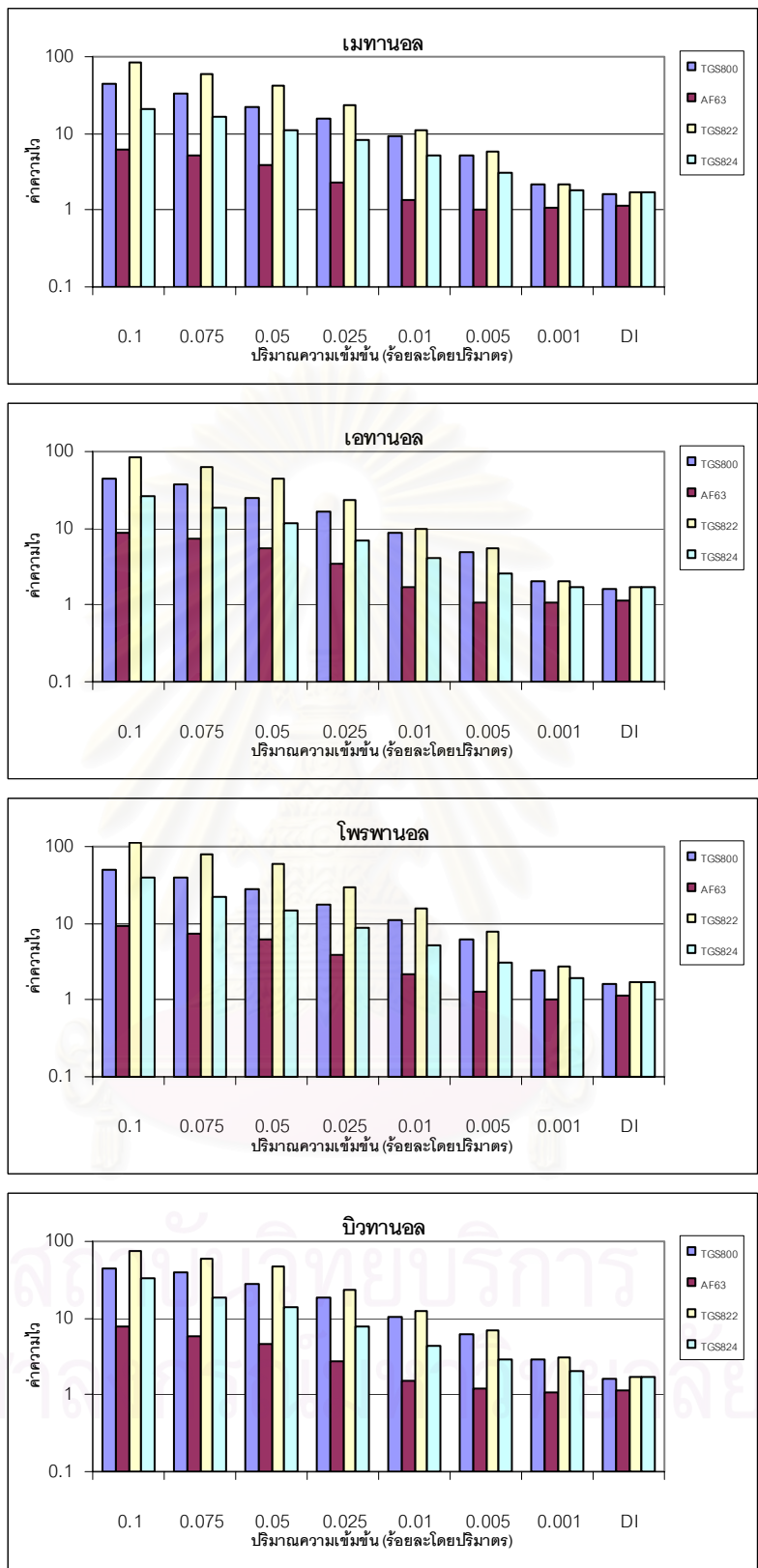
รูปที่ 5.1 ลำดับการวัดสารตัวอย่างทั้ง 5 ชนิด

ในการทดลองนี้ การวัดสารตัวอย่างแต่ละชนิดจะใช้เวลา 10 คาบ โดยเวลา 1 คาบได้กำหนดไว้เท่ากับ 610 วินาที(เปิดวาล์ว 10 วินาที และปิดวาล์ว 600 วินาที) และในระหว่างการเปลี่ยนการวัดสารตัวอย่างทุกครั้งจะทำการวัดคั้นด้วยน้ำ DI จากช่องวัดที่ 5 จำนวน 1 คาบ (610 วินาที) ดังนั้นในการวัด 1 รอบจะใช้เวลาทั้งหมดเท่ากับ 54 คาบ หรือ $(610 \times 54) = 32,940$ วินาที หรือ 9 ชั่วโมง 9 นาที

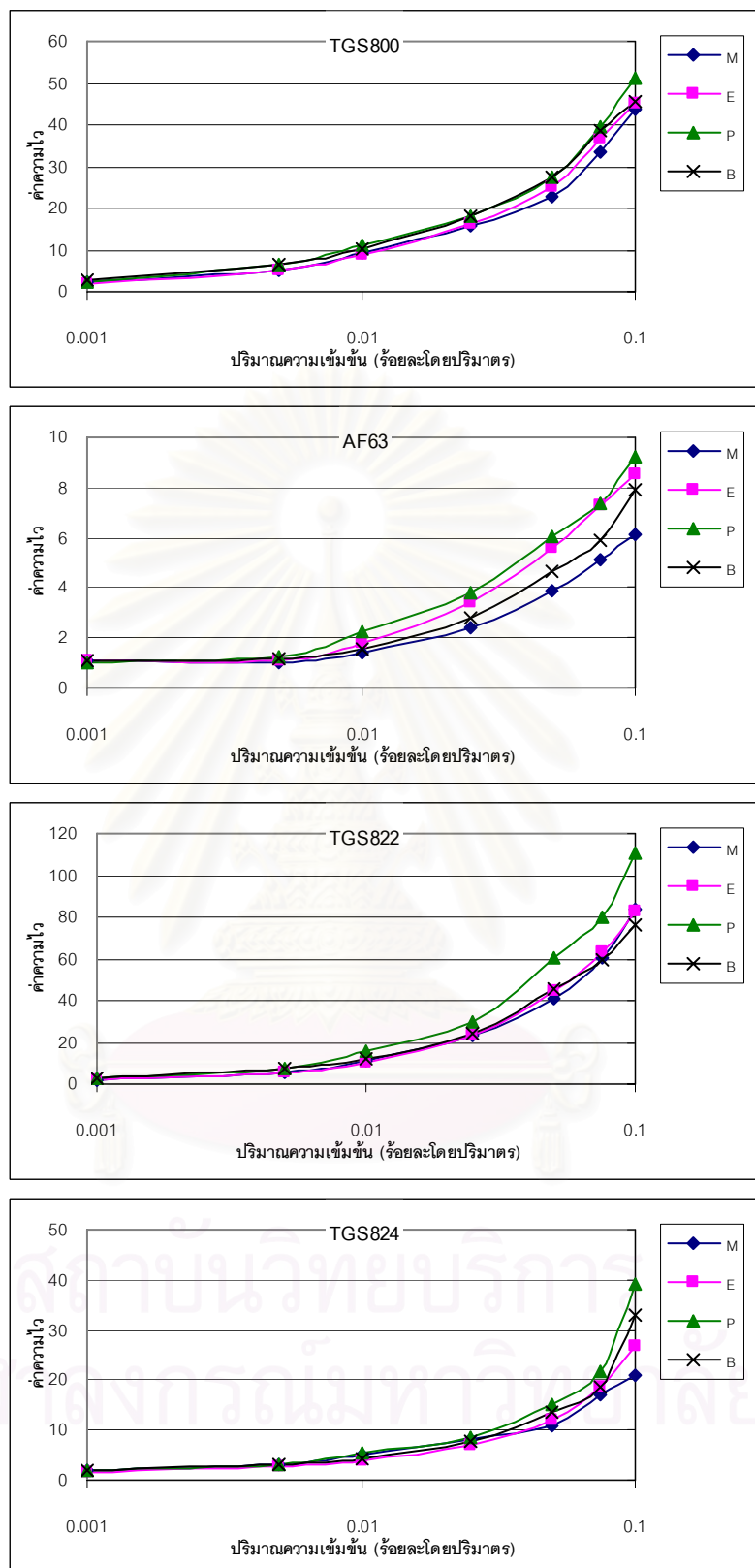
เนื่องจากการวัด 1 รอบนั้นจะวัดแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิดที่ปริมาณความเข้มข้นเพียงค่าเดียวซึ่งจะใช้เวลาประมาณ 9 ชั่วโมง ดังนั้นในการวัดแอลกอฮอล์ให้ครบ 1 ชุด หรือครบทุกปริมาณความเข้มข้นจะใช้เวลาอย่างน้อย 3-4 วัน ซึ่งผลการวัดของข้อมูล 1 ชุดแสดงในรูปที่ 5.2

จากรูปที่ 5.2 แสดงรูปแบบของค่าความไวของหัววัดก๊าซที่ค่าความเข้มข้นร้อยละ 0.001 – 0.1 โดยปริมาตร สำหรับแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิดและน้ำ DI จะสังเกตเห็นได้ว่า ที่ค่าความเข้มข้นเดียวกัน รูปแบบของค่าความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซทั้ง 4 ตัวจะมีรูปแบบที่คล้ายกันในแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด นอกจากนี้รูปแบบของค่าความไวยังมีการเปลี่ยนแปลงตามค่าความเข้มข้นอีกด้วย ซึ่งถ้า นำ ข้อมูลที่ได้ไปใช้โดยตรง น่าจะทำให้ประสิทธิภาพการจำแนกชนิดของโครงข่ายประสาทจำลองมีค่าต่ำ ดังนั้นจะใช้วิธีการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้น เพื่อให้ข้อมูลมีรูปแบบที่สามารถจำแนกได้ชัดเจนขึ้น ซึ่งการทดลองจะอยู่ในหัวข้อถัดไป (หัวข้อที่ 5.2) ในส่วนของปริมาณความเข้มข้นนั้น สังเกตที่ค่าร้อยละ 0.001 โดยปริมาตร มีค่าความไวที่ต่ำ และมีค่าใกล้เคียงกับน้ำ DI ดังนั้นการนำข้อมูลที่ค่าปริมาณความเข้มข้นร้อยละ 0.001 โดยปริมาตร ไปใช้ร่วมกับข้อมูลอื่นในสอนกับระบบโครงข่ายประสาทจำลองนั้น จะเกิดผลกระทบทั้งในเรื่องของการจำแนกชนิดและการหาปริมาณความเข้มข้น โดยการทดลองในหัวข้อที่ 5.4 และ 5.5 จะสรุปถึงผลกระทบของข้อมูลในส่วนนี้

ในรูปที่ 5.3 แสดงกราฟเปรียบเทียบของค่าความไวกับความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิดที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS800, AF63, TGS822 และ TGS824 ซึ่งจะนำไปใช้เป็นข้อมูลสำหรับโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับหาปริมาณความเข้มข้น



รูปที่ 5.2 รูปแบบของความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS800, AF63, TGS822 และ TGS824 สำหรับแอลกอฮอล์ 4 ชนิดที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร



รูปที่ 5.3 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความไวกและความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด สำหรับหัววัดก๊าซ TGS800, AF63, TGS822 และ TGS824

5.2 การทดสอบหาวิธีการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นที่เหมาะสม

วัตถุประสงค์ของการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้น เพื่อจัดการกับข้อมูลดิบในรูปแบบต่างๆ เช่น การเลื่อน (Shifting) การบีบอัด (Compression) หรือ การทำนอร์มาไลซ์ เป็นต้น เพื่อให้ประสิทธิภาพของระบบโครงข่ายประสาทมีค่าดีขึ้น โดยในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงการหารูปแบบของการประมวลผลในเบื้องต้นที่เหมาะสมกับการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์ และการหาปริมาณความเข้มข้น

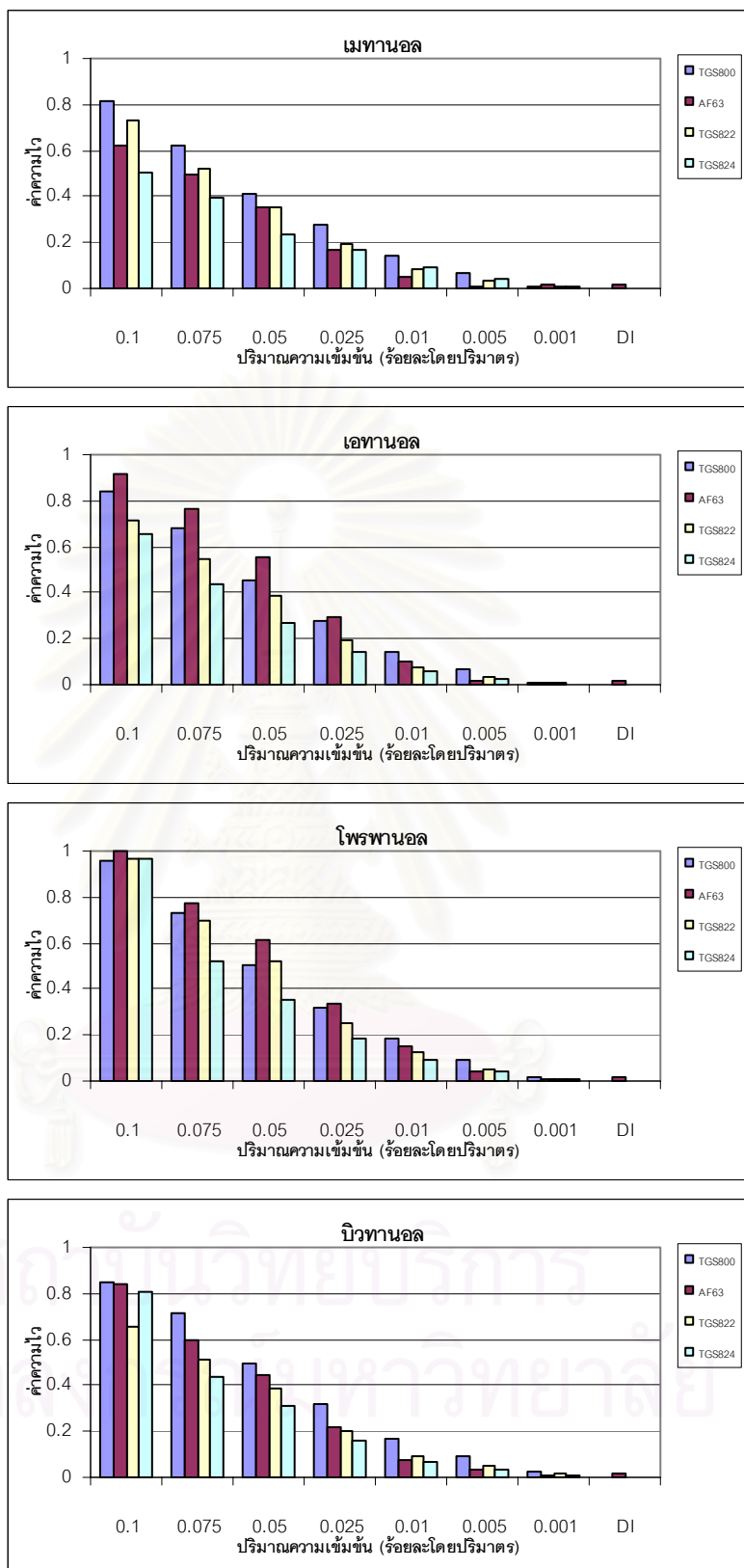
5.2.1 การประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นสำหรับการจำแนกชนิด

ดังที่ได้สรุปไว้แล้วว่า ที่ค่าความเข้มข้นเดียวกัน รูปแบบของค่าความไวซึ่งเป็นข้อมูลดิบจะมีรูปแบบที่คล้ายคลึงกันสำหรับการวัดแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิดที่ใช้ในการทดลอง นอกจากนี้รูปแบบของค่าความไวยังมีการเปลี่ยนแปลงตามค่าความเข้มข้นอีกด้วย เพื่อให้ประสิทธิภาพในการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์มีค่าสูง ข้อมูลที่ป้อนให้กับโครงข่ายประสาทจำลองควรมีรูปแบบที่แตกต่างกันสำหรับแอลกอฮอล์ในแต่ละชนิด แต่รูปแบบที่ได้ควรที่จะไม่มีการเปลี่ยนแปลงตามความเข้มข้นในการทดลองนี้จะเป็นการทดสอบการหารูปแบบของการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้นที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกชนิดแอลกอฮอล์โดยจะมีการพิจารณาการประมวลผลดังต่อไปนี้

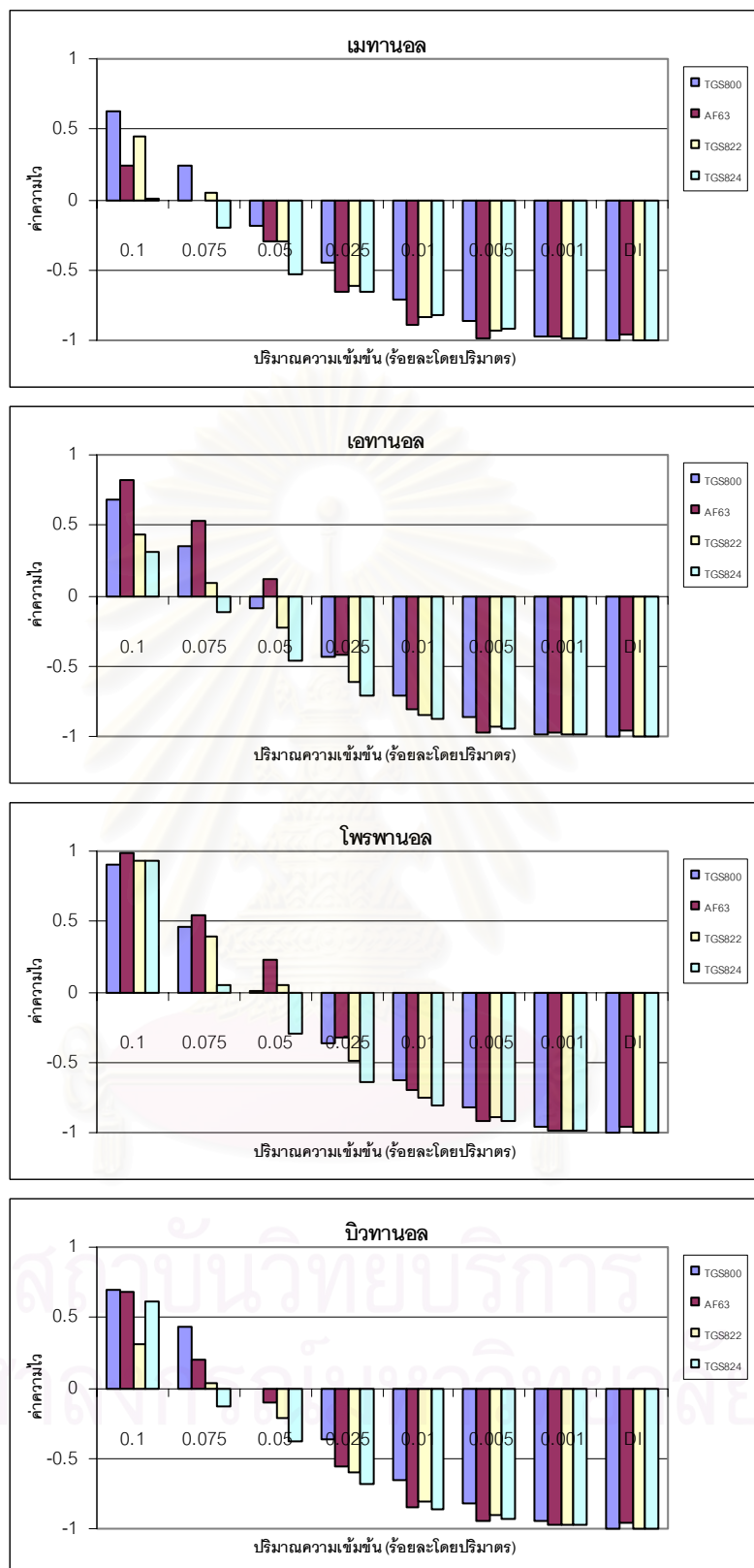
- 1) ค่าความไวที่ไม่มีการประมวลผล (ข้อมูลดิบ)
- 2) การทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1
- 3) การทำนอร์มาไลซ์ -1 ถึง 1
- 4) การคำนวณค่า Z (ทำให้ข้อมูลมีค่าเฉลี่ย = 0 และ มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน = 1)
- 5) การทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 และ การคำนวณ Pre-processing Array ตามสมการที่ 2.4

รูปแบบของข้อมูลที่ผ่านการประมวลผลเบื้องต้นสำหรับแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิดที่ค่าความเข้มข้นต่างๆ ในกรณีของค่าความไวที่เป็นข้อมูลดิบ การทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 การทำนอร์มาไลซ์ -1 ถึง 1 การคำนวณค่า z และ การทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 ร่วมกับการคำนวณ Pre-processing Array แสดงไว้ในรูปที่ 5.2, 5.4, 5.5, 5.6 และ 5.7 ตามลำดับ

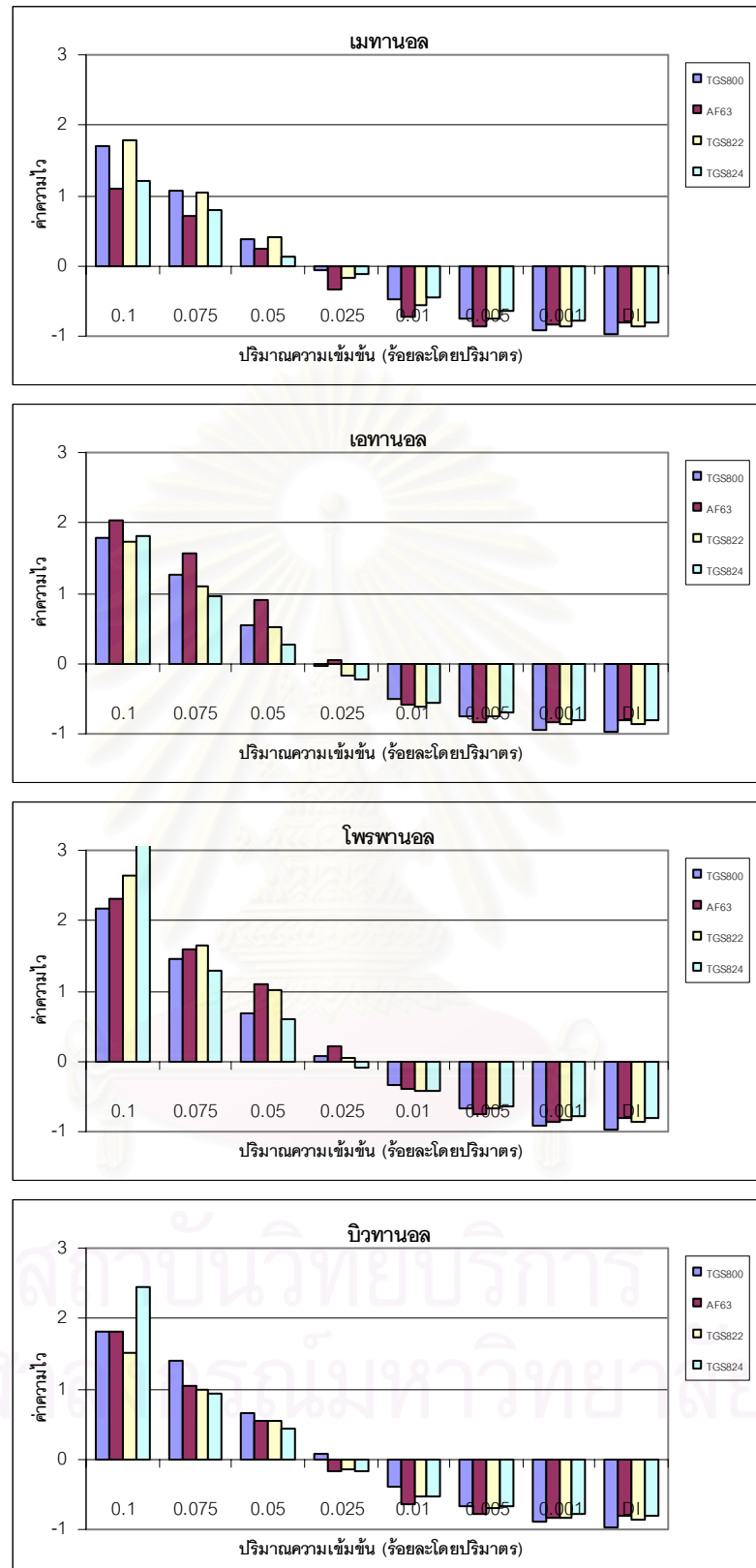
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



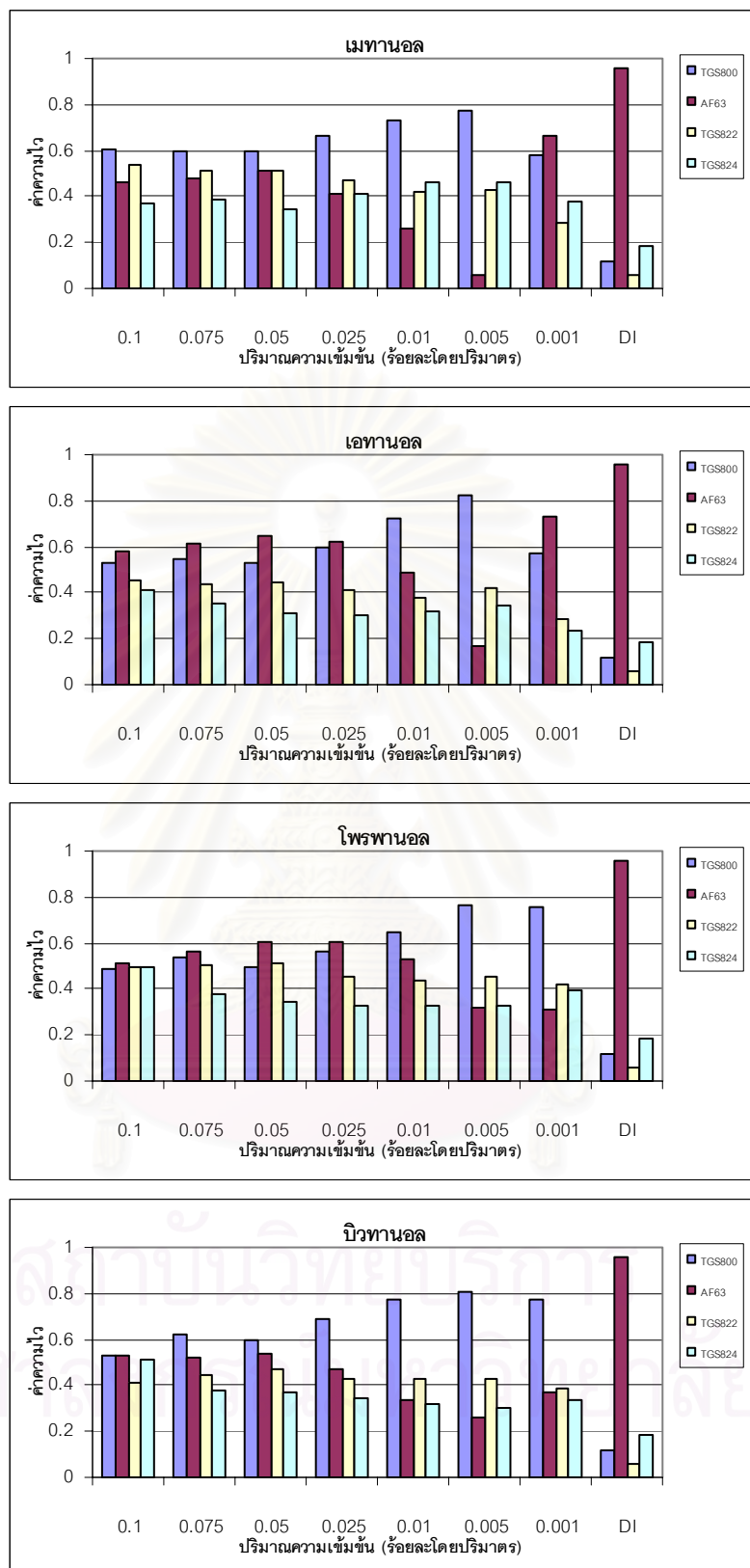
รูปที่ 5.4 รูปแบบของความชื้นที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS800, AF63, TGS822 และ TGS824 สำหรับ แอลกอฮอล์ 4 ชนิดที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร หลังการทำอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1



รูปที่ 5.5 รูปแบบของความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS800, AF63, TGS822 และ TGS824 สำหรับแอลกอฮอล์ 4 ชนิดที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร หลังการทำนอร์มาไลซ์ -1 ถึง 1



รูปที่ 5.6 รูปแบบของความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS800, AF63, TGS822 และ TGS824 สำหรับแอลกอฮอล์ 4 ชนิดที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร หลังการคำนวณค่า Z



รูปที่ 5.7 รูปแบบของความไวที่ได้จากหัววัดก๊าซ TGS800, AF63, TGS822 และ TGS824 สำหรับ แอลกอฮอล์ 4 ชนิดที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร หลังการทำอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 ร่วมกับกรคำนวณ Pre-processing Array

จากผลการทดลองพบว่า การทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 การทำนอร์มาไลซ์ -1 ถึง 1 และการคำนวณค่า Z จะทำให้ได้รูปแบบของค่าความไวที่แตกต่างกันสำหรับแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด ที่ค่าความเข้มข้นที่มีค่าสูง (ร้อยละ 0.01 – 0.1 โดยปริมาตร) แต่รูปแบบของค่าความไวยังคงมีการเปลี่ยนแปลงตามความเข้มข้นอยู่ และที่ค่าความเข้มข้นต่ำ รูปแบบของค่าความไวสำหรับแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิดจะมีรูปแบบคล้ายคลึงกันอีกครั้ง

สำหรับในกรณีของการทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 และการคำนวณ Pre-processing Array รูปแบบของค่าความไวที่ผ่านมาประมวลผลแล้วจะมีลักษณะที่แตกต่างกันสำหรับแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด และรูปแบบมีการเปลี่ยนแปลงตามความเข้มข้นน้อยกว่าในกรณีอื่นๆ ซึ่งการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้นในลักษณะนี้น่าจะทำให้ประสิทธิภาพการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์ด้วยโครงข่ายระบบประสาทดีกว่าการประมวลผลข้อมูลด้วยวิธีอื่นๆ

เพื่อเป็นการทดสอบผลของการประมวลผลเบื้องต้นที่มีต่อการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์ด้วยระบบโครงข่ายประสาทจำลอง จึงได้นำค่าความไวที่ผ่านการประมวลผลเบื้องต้นในรูปแบบต่างๆ มาเป็นอินพุตให้กับระบบโครงข่ายประสาทจำลอง โดยมีข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้จำนวน 210 ข้อมูล และ ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบจำนวน 105 ข้อมูล โดยมีเงื่อนไขของการทดสอบดังนี้

เงื่อนไขที่ใช้ในการทดลอง

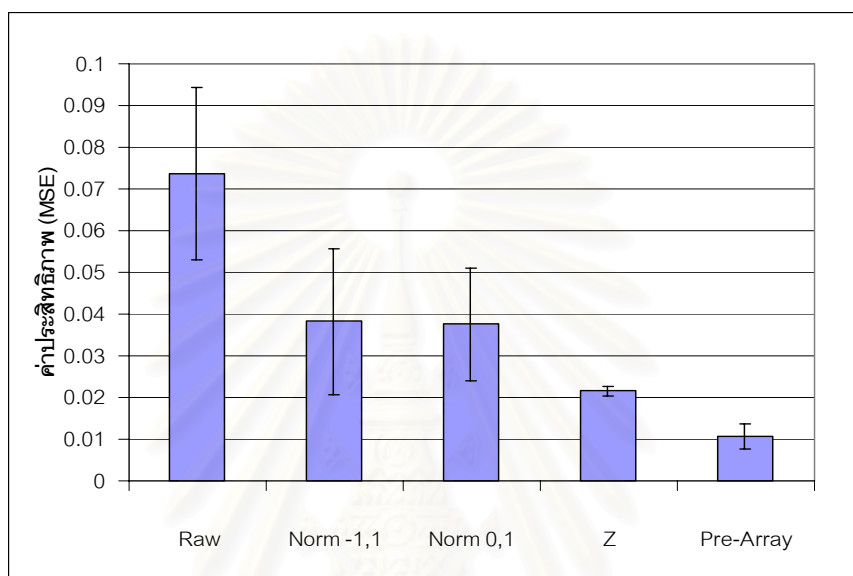
1. โครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง : 4-10-15-5
2. ฟังก์ชันที่ใช้ : Log-Sigmoid
3. วิธีที่ใช้ในการสอน : Backpropagation ใช้โมเมนตัม และการปรับปรุงอัตราการเรียนรู้ α
4. จำนวนรอบการสอน : 10,000
5. อัตราการเรียนรู้เริ่มต้น : $\alpha = 0.01$ ($\rho = 0.7$, $\eta = 1.05$)
6. ค่าโมเมนตัม : $\gamma = 0.9$

หมายเหตุ: เงื่อนไขการทดลองในข้อที่ 3, 5 และ 6 นั้นจะใช้เหมือนกันทุกการทดสอบ ดังนั้นในการทดสอบครั้งต่อไปจะไม่กล่าวถึง

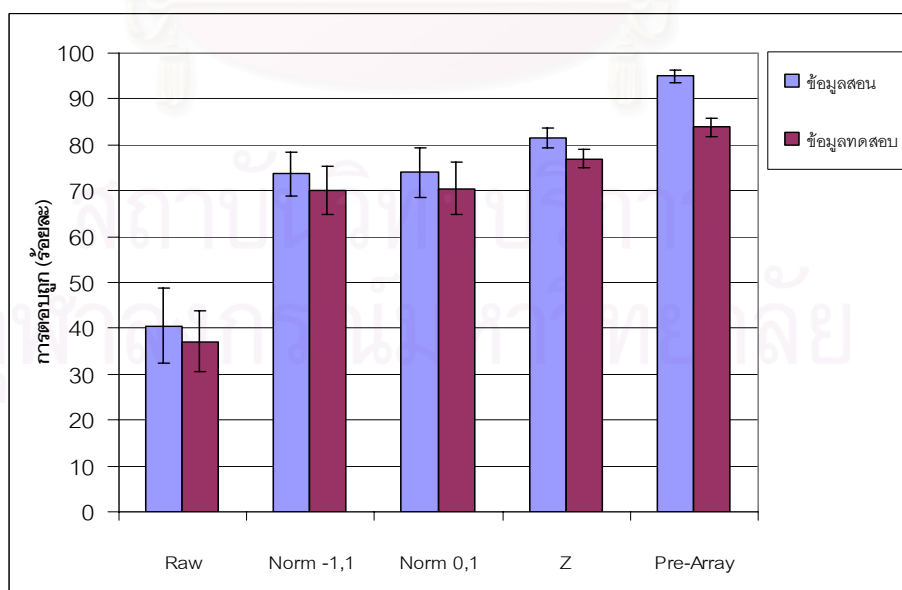
ผลการทดสอบแสดงอยู่ในรูปที่ 5.8 และ 5.9 โดยมีการทดสอบซ้ำ 5 ครั้งต่อ 1 ชุดข้อมูล โดยในแต่ละครั้งจะมีการสุ่มค่าน้ำหนักและไบแอสที่ใช้ในโครงข่ายประสาทจำลองขึ้นมาใหม่ ผลการทดลองแสดงอยู่ในรูปของค่าประสิทธิภาพ (MSE) ของการเรียนรู้ของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง และ ร้อยละความถูกต้องของการจำแนกชนิดของชุดข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้และชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่า ข้อมูลค่าความไวที่เป็นข้อมูลดิบจะให้ร้อยละความถูกต้องของการจำแนกชนิดต่ำที่สุด โดยที่ค่าความไวที่ผ่านการทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 ร่วมกับการคำนวณ Pre-processing Array ให้ค่าความถูกต้องของการจำแนกสูงที่สุด จึงสรุปได้ว่าการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นที่เป็นการทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 ร่วมกับการคำนวณค่า

Pre-processing Array ซึ่งช่วยลดผลของค่าความเข้มข้น มีความเหมาะสมที่สุดที่จะนำไปใช้ในการประมวลผลเบื้องต้นเพื่อจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์

มีข้อน่าสังเกตว่า ผลของการทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 และการทำนอร์มาไลซ์ -1 ถึง 1 มีผลต่อประสิทธิภาพของการจำแนกชนิดของโครงข่ายประสาทจำลองที่ใกล้เคียงกันดังแสดงในรูปที่ 5.8 และ 5.9 ทั้งนี้เนื่องจากการประมวลผลในทั้งสองวิธีจะแตกต่างกันในแง่ของการเลื่อนและการสเกลในทางคณิตศาสตร์เท่านั้น



รูปที่ 5.8 เปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทจำลองเพื่อการจำแนกชนิดแอลกอฮอล์ที่ได้จากการใช้ข้อมูลสอนที่ผ่านการประมวลผลเบื้องต้นในรูปแบบต่าง ๆ



รูปที่ 5.9 เปรียบเทียบค่าร้อยละความถูกต้องของการจำแนกชนิดแอลกอฮอล์ของข้อมูลสอนและข้อมูลทดสอบ ด้วยการใช้ข้อมูลสอนที่ผ่านการประมวลผลเบื้องต้นในรูปแบบต่าง ๆ

5.2.2 การประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นสำหรับตอบค่าความเข้มข้น

ในการทดลองนี้เป็นการเปรียบเทียบเพื่อหาการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้นที่เหมาะสมกับการหาปริมาณความเข้มข้นโดยโครงข่ายประสาทจำลอง โดยในที่นี้จะพิจารณาการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้นใน 3 ลักษณะดังนี้

- 1) ข้อมูลดิบ
- 2) การทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1
- 3) การคำนวณค่า Z

โดยในการทดสอบจะนำข้อมูลที่ผ่านการประมวลผลแบบต่างๆ ไปใช้เป็นอินพุตในเรียนรู้ให้กับระบบโครงข่ายประสาทจำลอง แล้วจึงเปรียบเทียบค่าเอาต์พุตที่ได้จากระบบโครงข่ายประสาทจำลองกับค่าความเข้มข้นจริง โดยข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลที่ได้จากการวัดแอลกอฮอล์ชนิดเอทานอลที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001- 0.1 โดยปริมาตร โดยมีข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้จำนวน 42 ข้อมูล ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบจำนวน 21 ข้อมูล โดยมีเงื่อนไขของการทดสอบดังนี้

เงื่อนไขที่ใช้ในการทดลอง

1. โครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง : 1-5-1
2. ฟังก์ชันที่ใช้ : Log-Sigmoid
3. จำนวนรอบการสอน : 5,000

ตารางที่ 5.2 แสดงค่าเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเปรียบเทียบกับค่าความเข้มข้นจริง และแสดงค่าความผิดพลาดที่ได้จากการใช้ข้อมูลที่มีการประมวลผลเบื้องต้นต่างกัน 3 รูปแบบ สำหรับการหาค่าความเข้มข้นของเอทานอล จะเห็นได้ว่าเอาต์พุตจากการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลองด้วยข้อมูลที่ผ่านการประมวลผลในเบื้องต้นนั้นสามารถตอบปริมาณความเข้มข้นได้ใกล้เคียงกว่าการนำข้อมูลดิบมาใช้สอนโดยตรง ซึ่งการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นด้วยการคำนวณค่า Z เอาต์พุตที่ได้มีร้อยละความผิดพลาดในช่วงความเข้มข้นร้อยละ 0.05 - 0.1 โดยปริมาตรต่ำกว่าในกรณีของวิธีนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 มีข้อน่าสังเกตว่า ค่าความผิดพลาดของการหาค่าความเข้มข้นมีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นเมื่อค่าความเข้มข้นมีค่าลดลง โดยเฉพาะอย่างยิ่งที่ความเข้มข้นร้อยละ 0.001 โดยปริมาตร ซึ่งถ้าพิจารณาตัดข้อมูลการสอนที่ปริมาณความเข้มข้นต่ำก็จะทำให้ผลการสอนหรือเอาต์พุตที่ได้มีค่าความผิดพลาดน้อยลง การทดลองจะอยู่ในหัวข้อที่ 5.5 ดังนั้นจากการทดลองนี้จึงได้เลือกใช้วิธีการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นด้วยวิธีการคำนวณค่า Z เป็นการประมวลผลเบื้องต้นสำหรับโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับปริมาณความเข้มข้น

ตารางที่ 5.2 เปรียบเทียบเอาต์พุตที่ได้จากระบบโครงข่ายประสาทจำลอง (เมทานอล)

เป้าหมาย (ร้อยละโดย ปริมาตร)	ข้อมูลดิบ		นอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1		การคำนวณค่า Z	
	เอาต์พุต	ความ ผิดพลาด (ร้อยละ)	เอาต์พุต	ความ ผิดพลาด (ร้อยละ)	เอาต์พุต	ความ ผิดพลาด (ร้อยละ)
0.1	0.0961	-3.87	0.0988	-1.24	0.0998	-0.22
0.075	0.0802	6.91	0.0779	3.89	0.0754	0.54
0.05	0.0457	-8.53	0.0471	-5.74	0.0493	-1.40
0.025	0.0230	-7.91	0.0257	2.60	0.0261	4.22
0.01	0.0110	9.69	0.0105	4.90	0.0086	-13.71
0.005	0.0074	47.72	0.0052	4.37	0.0044	-11.30
0.001	0.0055	445.40	0.0030	200.30	0.0031	210.68

5.3 การหาโครงสร้างระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่เหมาะสม

การทดลองในหัวข้อนี้จะทำการศึกษาเพื่อหาโครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่เหมาะสมกับการจำแนกชนิดและการตอบปริมาณความเข้มข้น เนื่องจากจำนวนอินพุตและจำนวนเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทจำลองได้ถูกกำหนดจากชนิดของข้อมูลที่ป้อนให้กับโครงข่ายและรูปแบบของข้อมูลเป้าหมายที่กำหนดให้กับโครงข่ายตามลำดับ ดังนั้นในที่นี้ ในการทดลองหาโครงสร้างของข่ายประสาทจำลองที่เหมาะสมจึงเป็นการเป็นการทดลองเพื่อหาจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนหรือจำนวนชั้นของชั้นซ่อน

5.3.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทจำลองที่เหมาะสมกับการจำแนกชนิด

ในกรณีของโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการจำแนกชนิดมีจำนวนอินพุต เท่ากับ 4 อินพุต ซึ่งกำหนดจำนวนหัววัดก๊าซที่ใช้ในระบบวัด และจำนวนเอาต์พุต เท่ากับ 5 เอาต์พุตซึ่งได้ถูกกำหนดจากรูปแบบของเวกเตอร์เป้าหมายดังที่กล่าวไว้ในบทที่ 4 ในกรณีที่มีชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้น โครงสร้างของระบบประสาทจำลองจึงมีโครงสร้าง 4-X-5 เมื่อ X เป็นจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ซึ่งในการทดลองขั้นต้นนี้เป็นการแปรค่าจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ให้มีค่าเท่ากับ 15, 20, และ 30 นิวรอน ในการทดสอบได้นำข้อมูลค่าความไวของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด ที่มีค่าความเข้มข้นร้อยละ 0.01 – 0.1 โดยปริมาตร และนำ DI มาใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทจำลอง โดยแบ่งเป็นข้อมูลสำหรับการสอนจำนวน 150 ข้อมูล และข้อมูลสำหรับทดสอบจำนวน 75 ข้อมูล โดยได้ทำการทดสอบซ้ำจำนวน 5 ครั้ง และนำผลที่ได้มาหาค่าเฉลี่ย โดยค่าพารามิเตอร์ต่างๆ มีดังนี้

เงื่อนไขที่ใช้ในการทดลอง

1. โครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง : 4-X-5
2. ฟังก์ชันที่ใช้ Layer1 : Log-Sigmoid , Layer2 : Linear
3. จำนวนรอบ (Epochs) : 10,000

ตารางที่ 5.3 ค่าประสิทธิภาพของโครงสร้างแบบต่าง ๆ ที่มีโครงสร้าง 2 ชั้น

ครั้งที่	ค่าประสิทธิภาพ (MSE)		
	4-15-5	4-20-5	4-30-5
1	0.0673	0.0526	0.0497
2	0.0752	0.0496	0.0549
3	0.0458	0.0515	0.0670
4	0.0566	0.0790	0.0483
5	0.0632	0.0800	0.0486
ค่าเฉลี่ย	0.0616	0.0625	0.0537

การหาโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกได้พิจารณาจากค่าประสิทธิภาพที่ได้จากโครงสร้างต่างๆ ผลที่ได้แสดงไว้ในตารางที่ 5.3 จากตารางจะเห็นได้ว่า การเพิ่มจำนวนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนยังไม่เห็นแนวโน้มถึงการเปลี่ยนแปลงของค่า MSE หรือประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่ายอย่างเด่นชัด จึงได้ทำการพิจารณาโครงข่ายประสาทจำลองที่มีจำนวนชั้นซ่อนจำนวน 2 ชั้น ซึ่งมีโครงสร้างเป็นแบบ 4-X-Y-5 เมื่อ X และ Y เป็นจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 ตามลำดับ โดยจะมีการทดสอบกับโครงข่ายประสาทจำลอง 3 โครงสร้าง คือ 4-10-15-5 4-10-20-5 และ 4-15-20-5 ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายมาจากการวัดแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด ที่มีค่าความเข้มข้นร้อยละ 0.001 - 0.1 โดยปริมาตร โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม คือ

- 1) กลุ่มที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.01 - 0.1 โดยปริมาตร แบ่งเป็นข้อมูลสำหรับการสอนจำนวน 150 ตัวอย่าง ข้อมูลสำหรับการทดสอบ จำนวน 75 ตัวอย่าง
- 2) กลุ่มที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.005 - 0.1 โดยปริมาตร แบ่งเป็นข้อมูลสำหรับการสอนจำนวน 180 ตัวอย่าง ข้อมูลสำหรับการทดสอบจำนวน 90 ตัวอย่าง
- 3) กลุ่มที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001 - 0.1 โดยปริมาตร แบ่งเป็นข้อมูลสำหรับการสอนจำนวน 210 ตัวอย่าง ข้อมูลสำหรับการทดสอบจำนวน 105 ตัวอย่าง

ข้อมูลในกลุ่มแรกมีไว้เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายที่มีโครงสร้าง 4-X-Y-5 กับโครงข่ายที่มีโครงสร้าง 4-X-5 ในการทดลองที่ผ่านมา ส่วนข้อมูลในกลุ่มที่ 2 และ 3 ได้เพิ่มเข้าไปในการทดสอบเพื่อให้ครอบคลุมค่าความเข้มข้นทุกค่าที่ใช้ในการทดลอง

เงื่อนไขที่ใช้ในการทดลอง

- โครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง : 4-10-15-5 , 4-10-20-5 , 4-15-20-5
- ฟังก์ชันที่ใช้ : Log-Sigmoid
- จำนวนรอบ : 10,000

ตารางที่ 5.4 ประสิทธิภาพโดยเฉลี่ยของระบบโครงข่ายที่มีโครงสร้างต่างๆ

ช่วงความเข้มข้นของข้อมูลอินพุต (ร้อยละโดยปริมาตร)	ประสิทธิภาพเฉลี่ย (MSE)		
	4-10-15-5	4-10-20-5	4-15-20-5
0.01-0.1	2.3e-6	0.0016	2.2E-06
0.005-0.1	0.0046	0.0075	0.0034
0.001-0.1	0.0155	0.0187	0.0137

ตารางที่ 5.5 ร้อยละความถูกต้องของการจำแนกชนิดของโครงข่ายที่มีโครงสร้างต่างๆ

ช่วงความเข้มข้นของ ข้อมูลอินพุต (ร้อยละโดยปริมาตร)	ร้อยละความถูกต้อง ของข้อมูลสอน			ร้อยละความถูกต้อง ของข้อมูลทดสอบ		
	4-10-15-5	4-10-20-5	4-15-20-5	4-10-15-5	4-10-20-5	4-15-20-5
	0.01-0.1	100.00	100.00	100.00	86.13	86.94
0.005-0.1	97.44	91.78	98.33	84.00	84.66	85.11
0.001-0.1	89.81	84.10	86.86	77.72	74.86	74.67

ผลการทดสอบแสดงไว้ในตารางที่ 5.4 และ 5.5 ค่าที่แสดงในตารางเป็นค่าเฉลี่ยที่ได้จากการทดสอบจำนวน 5 ครั้ง ตารางที่ 5.4 เป็นการแสดงค่าประสิทธิภาพที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทที่มีโครงสร้างต่างๆ และ ตารางที่ 5.5 แสดงค่าร้อยละความถูกต้องของข้อมูลที่ใส่สอนและข้อมูลที่ใส่ทดสอบ เมื่อพิจารณาจากค่าประสิทธิภาพจากการใช้โครงข่าย 4-X-5 และ 4-X-Y-5 จะพบว่า ประสิทธิภาพการเรียนรู้โครงข่ายประสาทจำลองที่มีโครงสร้างแบบ 4-X-Y-5 จะดีกว่าในกรณีที่มีโครงข่ายแบบ 4-X-5 สำหรับในการเปรียบเทียบกันระหว่างโครงข่ายประสาท

จำลองที่มีโครงสร้างแบบ 4-X-Y-5 ด้วยกันจะพบว่า โครงสร้างต่างที่ใช้ในการทดสอบให้ร้อยละ ความถูกต้องของข้อมูลที่ใช้สอนและที่ใช้ทดสอบที่ค่อนข้างใกล้เคียงไม่แตกต่างกันมากนัก ใน งานวิจัยนี้จึงได้เลือกโครงข่ายประสาทจำลองที่มีความซับซ้อนน้อยที่สุด คือ โครงสร้าง 4-10-15-5 เป็นโครงสร้างที่เหมาะสมในการจำแนกของชนิดแอลกอฮอล์

5.3.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทจำลองที่เหมาะสมกับการตอบปริมาณความเข้มข้น

ในกรณีของโครงข่ายประสาทจำลองสำหรับการหาปริมาณความเข้มข้น จะมีจำนวนอินพุต เท่ากับ 1 อินพุต และจำนวนเอาต์พุต เท่ากับ 1 เอาต์พุต ซึ่งให้คำตอบเป็นค่าความเข้มข้นของ แอลกอฮอล์ โครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทจำลองจึงมีโครงสร้างเป็น 1-X-1 ซึ่งในที่นี้จะมี โครงข่ายประสาทจำลอง 4 โครงข่ายสำหรับหาความเข้มข้นของสารละลาย เมทานอล เอทานอล โพรพานอล และ บิวทานอล แยกกัน ในการทดลองจะมีการเปลี่ยนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนให้ มีค่าเท่ากับ 5, 10 และ 15 นิวรอน โดยทดสอบกับข้อมูลของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด ที่มีความเข้มข้น ร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร ซึ่งมีข้อมูลสำหรับการสอนจำนวน 42 ข้อมูล และ ข้อมูลสำหรับการ ทดสอบจำนวน 21 ข้อมูล

เงื่อนไขที่ใช้ในการทดลอง

- โครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง : 1-5-1 , 1-10-1 , 1-15-1
- ฟังก์ชันที่ใช้ : Log-Sigmoid
- จำนวนรอบ : 10,000

ตารางที่ 5.6 ผลของร้อยละความผิดพลาดที่ได้จากโครงข่ายสำหรับเมทานอล เอทานอล โพรพา นอล และ บิวทานอล ตามลำดับ

โครงข่าย เมทานอล	เป้าหมายความเข้มข้น (ร้อยละโดยปริมาตร)	0.1	0.075	0.05	0.025	0.01	0.005	0.001
1-5-1	ความผิดพลาด (ร้อยละ)	0.21	0.27	1.13	4.49	23.25	1.09	241.89
1-10-1		0.26	0.10	0.64	3.25	22.96	2.16	254.72
1-15-1		0.14	0.23	0.51	3.19	21.92	2.70	251.72
โครงข่าย เอทานอล	เป้าหมายความเข้มข้น (ร้อยละโดยปริมาตร)	0.1	0.075	0.05	0.025	0.01	0.005	0.001
1-5-1	ความผิดพลาด (ร้อยละ)	0.17	0.27	0.39	1.56	3.45	9.33	112.56
1-10-1		0.12	0.10	0.21	0.71	3.87	5.73	126.61
1-15-1		0.16	0.07	0.11	0.38	3.88	5.47	129.50

โครงข่าย โทรพานอด	เป้าหมายความเข้มข้น (ร้อยละ โดยปริมาตร)	0.1	0.075	0.05	0.025	0.01	0.005	0.001
1-5-1	ความผิดพลาด (ร้อยละ)	0.25	0.17	0.38	1.67	14.20	1.32	205.24
1-10-1		0.14	0.21	0.28	1.69	14.46	1.02	219.04
1-15-1		0.09	0.17	0.54	1.90	14.02	5.47	250.01
โครงข่าย บิวทานอด	เป้าหมายความเข้มข้น (ร้อยละ โดยปริมาตร)	0.1	0.075	0.05	0.025	0.01	0.005	0.001
1-5-1	ความผิดพลาด (ร้อยละ)	0.14	0.22	0.19	0.77	3.47	1.48	81.61
1-10-1		0.22	0.23	0.40	0.40	4.31	2.06	103.10
1-15-1		0.08	0.09	0.35	0.50	4.49	2.54	103.28

ผลการทดลองแสดงในตารางที่ 5.6 ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยจากการทดลอง 3 ครั้ง ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าโครงสร้างทั้งสามที่ใช้ในการทดสอบ ไม่ได้แสดงค่าความผิดพลาดต่างกันมากนัก จึงได้เลือกใช้โครงสร้าง 1-5-1 ซึ่งมีความซับซ้อนน้อยที่สุดสำหรับการวิเคราะห์ปริมาณความเข้มข้น

5.4 ประสิทธิภาพของระบบวัดในการจำแนกชนิดและตอบปริมาณความเข้มข้น

หลังจากที่ได้ทราบถึงรูปแบบของการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นและโครงสร้างของโครงข่ายประสาทจำลองที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์ และหาปริมาณความเข้มข้นแล้ว ในหัวข้อนี้จะเป็นการกล่าวถึงการหาประสิทธิภาพของระบบโครงข่ายประสาทจำลองเพื่อที่จะทำการทดสอบดังกล่าว ได้มีการเก็บข้อมูลการวัดแอลกอฮอล์ขึ้นมา 3 ชุด ซึ่งในแต่ละชุดจะมีลักษณะของข้อมูลที่ได้จากการวัดแอลกอฮอล์ 4 ชนิดได้แก่ เมทานอล เอทานอล โพรพานอล บิวทานอล และน้ำ DI ความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ มี 7 ค่า คือ ร้อยละ 0.1, 0.075, 0.05, 0.025, 0.01, 0.005 และ 0.001 โดยปริมาตร โดยจำนวนข้อมูลทั้งหมดใน 1 ชุด จะมีข้อมูลทั้งหมด 315 ข้อมูล ที่แต่ละความเข้มข้นจะมีข้อมูลจำนวน 45 ข้อมูล แบ่งข้อมูลของแอลกอฮอล์แต่ละชนิด ชนิดละ 9 ข้อมูล และรวมข้อมูลจากการวัดน้ำ DI 9 ข้อมูล

ข้อมูลทั้ง 3 ชุด จะมีการแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม กลุ่มแรกเป็นข้อมูลการวัดชุดที่ 1 จะนำมาทดสอบประสิทธิภาพของการเรียนรู้ของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง ซึ่งแบ่งเป็นประสิทธิภาพของการจำแนกชนิด และประสิทธิภาพของการหาปริมาณความเข้มข้นในกลุ่มข้อมูลเดียวกัน

ข้อมูลในชุดที่ 2 และ 3 จะเป็นการทดสอบประสิทธิภาพการจำแนกชนิดและการหาปริมาณ ความเข้มข้นต่างกลุ่ม ข้อมูลของโครงข่ายประสาทจำลองที่ได้ถูกทำการสอนด้วยข้อมูลชุดที่ 1 การทดสอบนี้เป็นการจำลองสถานการณ์การใช้งานจริงของระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

5.4.1 ประสิทธิภาพของการจำแนกชนิดของข้อมูลในกลุ่มเดียวกัน

ในการทดสอบนี้เราจะนำข้อมูลในชุดที่ 1 มาทำการทดสอบ ที่ความเข้มข้นค่าหนึ่ง สำหรับการวัดแอลกอฮอล์แต่ละชนิดจะมีข้อมูลของการวัดชนิดละ 9 ข้อมูล ที่มีจะมีการแบ่งข้อมูลการสอน จำนวน 6 ข้อมูล และข้อมูลการทดสอบจำนวน 3 ข้อมูล ดังนั้นจะมีข้อมูลของการสอนทั้งหมด 210 ข้อมูล และ ข้อมูลของการทดสอบจำนวน 105 ข้อมูล

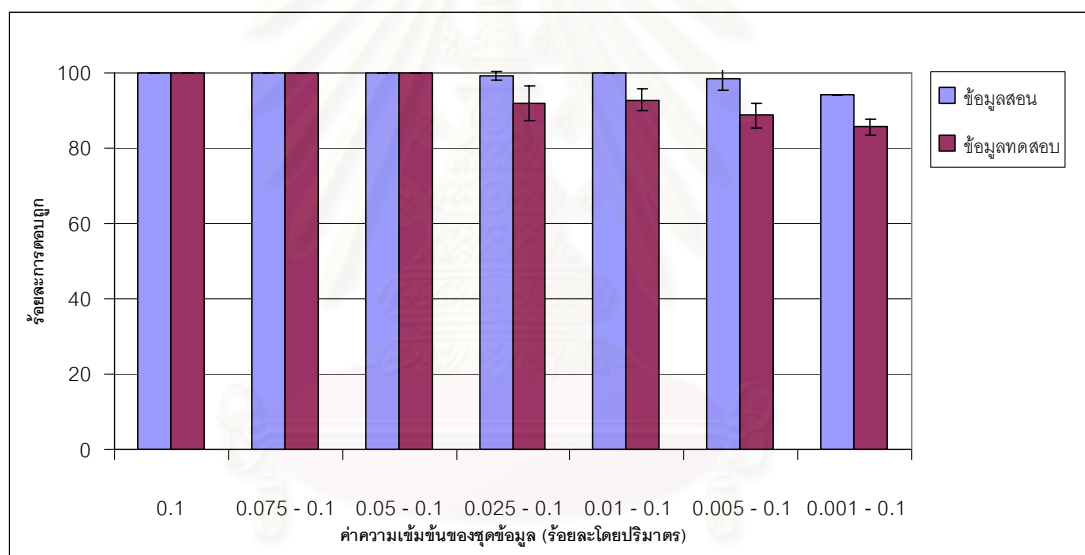
ในการทดสอบประสิทธิภาพของการจำแนกชนิด เพื่อแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของ การทำงานของโครงข่ายประสาทจำลองอย่างแท้จริง จึงได้แบ่งชุดข้อมูลตามความเข้มข้น ดังตาราง ที่ 5.7 ซึ่งข้อมูลแต่ละชุดของความเข้มข้นจะถูกแบ่งเป็นข้อมูลการสอนและข้อมูลทดสอบ ร้อยละ การตอบถูกของการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์ในกลุ่มเดียวกัน แสดงดังตารางที่ 5.8 และรูปที่ 5.10

ตารางที่ 5.7 การแบ่งชุดข้อมูลตามปริมาณความเข้มข้น

ค่าความเข้มข้นของชุดข้อมูล (ร้อยละ)	จำนวนข้อมูลที่ใช้สอน	จำนวนข้อมูลทดสอบ
0.1	30	15
0.075 – 0.1	60	30
0.05 – 0.1	90	45
0.025 – 0.1	120	60
0.01 – 0.1	150	75
0.005 – 0.1	180	90
0.001 – 0.1	210	105

ตารางที่ 5.8 ร้อยละของความถูกต้องของการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์ในกลุ่มเดียวกัน

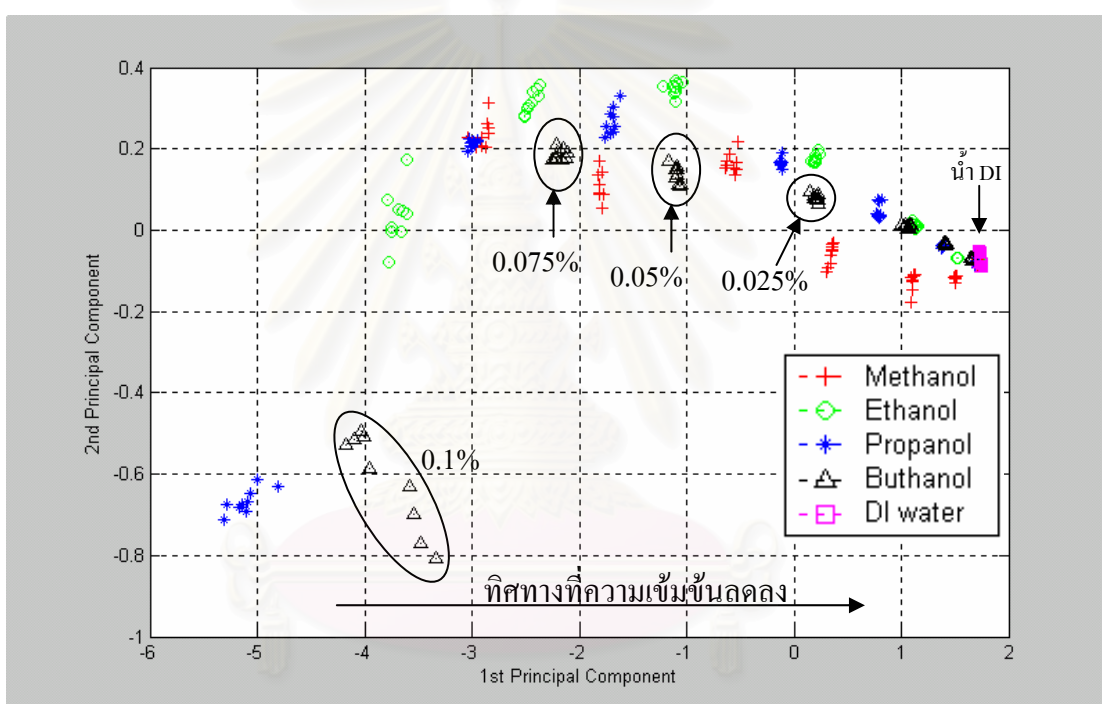
ค่าความเข้มข้นของชุดข้อมูล (ร้อยละโดยปริมาตร)	ข้อมูลสอน (ร้อยละการตอบถูก)	ข้อมูลทดสอบ (ร้อยละการตอบถูก)
0.1	100	100
0.075 – 0.1	100	100
0.05 – 0.1	100	100
0.025 – 0.1	99.33	92
0.01 – 0.1	100	92.80
0.005 – 0.1	98.33	88.67
0.001 – 0.1	94.29	85.67



รูปที่ 5.10 ร้อยละการตอบถูกของการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์ในกลุ่มเดียวกัน

จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า ความถูกต้องของการจำแนกทั้งชุดข้อมูลสำหรับการสอน และ ชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ มีแนวโน้มลดลงเมื่อความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ที่นำมาทดสอบมีค่าลดลง โดยที่เมื่อพิจารณาช่วงความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร จะมีความถูกต้องของข้อมูลการสอนร้อยละ 94.29 และความถูกต้องของข้อมูลทดสอบร้อยละ 85.67 ซึ่งอาจจะอธิบายได้โดยใช้การวิเคราะห์ PCA (Principal Component Analysis) PCA เป็นวิธีการทางสถิติ เพื่อที่จะใช้อธิบายข้อมูลที่มีหลายตัวแปรด้วยการลดจำนวนตัวแปรให้เหลือเท่าที่จำเป็น ซึ่งเพียงพอต่อการตีความข้อมูลได้ง่าย ในกรณีของการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์ เราใช้ข้อมูลความไวจากหัววัดก๊าซ 4 ชนิด จึงมีจำนวนตัวแปรเท่ากับ 4 ในที่นี้จะทำการวิเคราะห์ PCA กับข้อมูล

ความไว แล้วนำค่าของ PCA ลำดับที่ 1 และ PCA ลำดับที่ 2 มาพล็อตกราฟดังแสดงในรูปที่ 5.11 จากกราฟจะเห็นได้ว่า กลุ่มของข้อมูลที่มีความเข้มข้นสูง จะมีการกระจายอยู่ห่างกัน (ระยะห่างระหว่างกลุ่มมีค่ามาก) มากกว่ากลุ่มข้อมูลที่มีความเข้มข้นต่ำ (ระยะห่างระหว่างกลุ่มมีค่าน้อย) และในที่สุด ระยะห่างระหว่างกลุ่มข้อมูลจะลดลงเรื่อยๆ และซ้อนทับกับกลุ่มข้อมูลของน้ำในที่สุด ซึ่งแสดงให้เห็นว่า รูปแบบค่าความไวจะมีความแตกต่างกันน้อยลง เมื่อความเข้มข้นของแอลกอฮอล์มีค่าลดลง หรือผลของน้ำที่มีต่อหัววัดก๊าซมีความเด่นชัดมากขึ้น ซึ่งจะทำให้ประสิทธิภาพของการจำแนกมีความถูกต้องน้อยลง เมื่อความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ลดลง มีข้อน่าสังเกตว่า กลุ่มของข้อมูลที่มีความเข้มข้นสูง จะอยู่ทางด้านซ้าย และจะเลื่อนมาทางด้านขวามือ เมื่อความเข้มข้นมีค่าลดลง



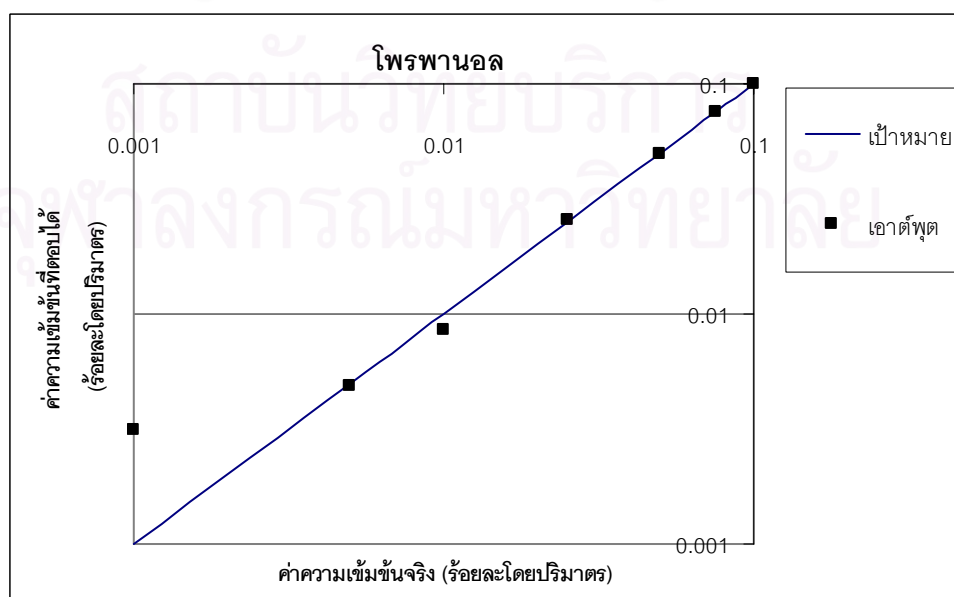
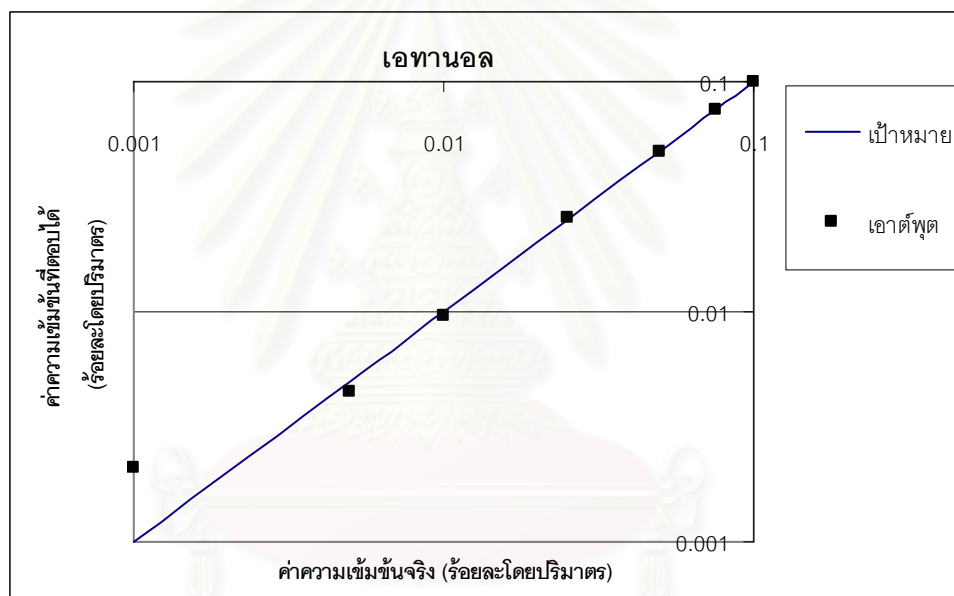
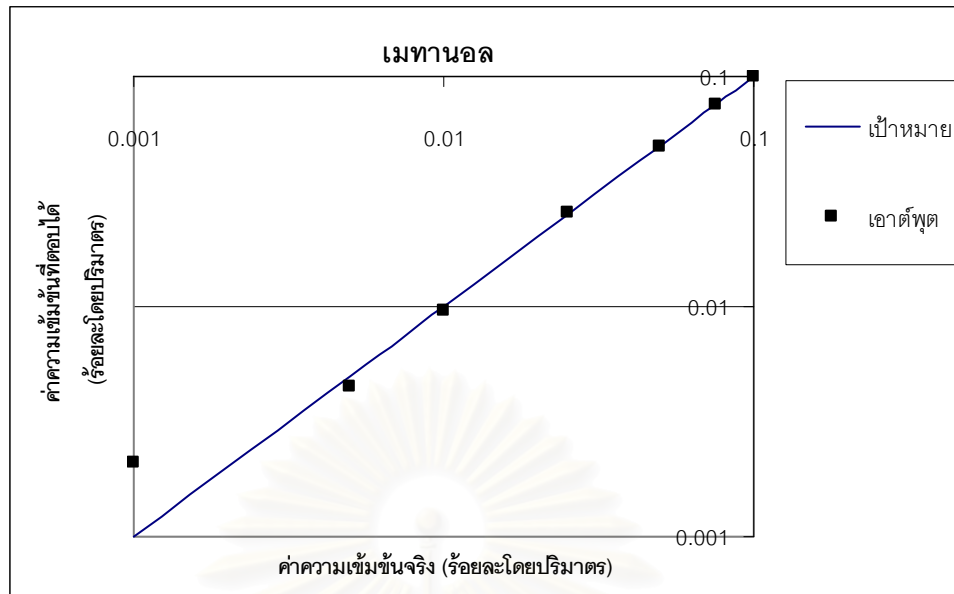
รูปที่ 5.11 การประมวลผลด้วยวิธี PCA ของข้อมูลสอน

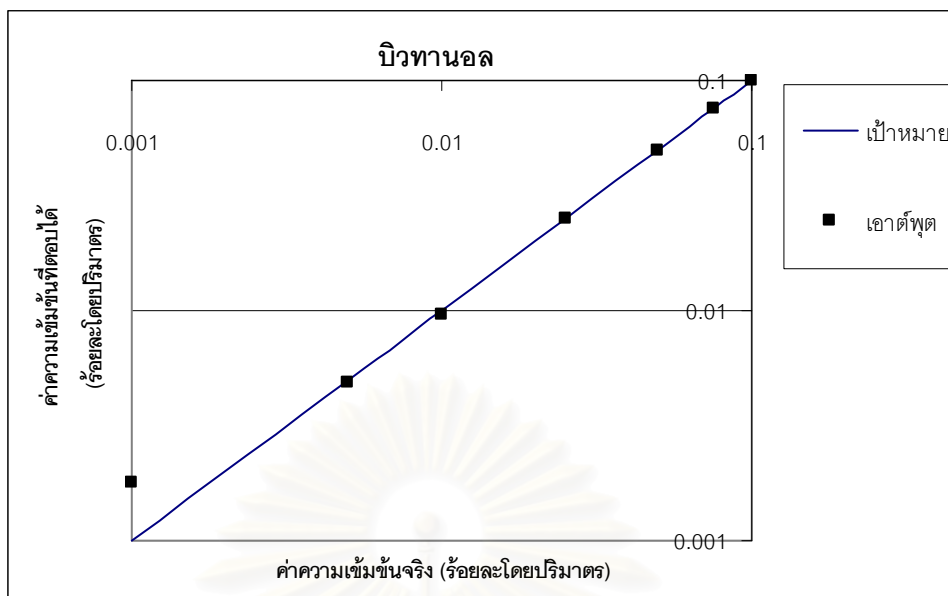
5.4.2 ประสิทธิภาพของการหาปริมาณความเข้มข้นของข้อมูลในกลุ่มเดียวกัน

ในการทดสอบหาประสิทธิภาพของการหาปริมาณความเข้มข้น จะแบ่งข้อมูลตามค่าความเข้มข้นซึ่งมีการแบ่งข้อมูลเป็นข้อมูลสำหรับการสอน และข้อมูลสำหรับการทดสอบเหมือนเช่นเดิม ผลการทดสอบสำหรับการหาปริมาณความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด และค่าร้อยละความผิดพลาดที่ได้ โดยหากจากค่าเฉลี่ยจากการทดลอง 3 ครั้ง แสดงในตารางที่ 5.9 และรูปที่ 5.12

ตารางที่ 5.9 ผลการทดสอบสำหรับการหาปริมาณความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด

เมทานอล	ค่าความเข้มข้นที่ตอบได้ (ร้อยละโดยปริมาตร)	0.0998	0.0752	0.0494	0.0261	0.0077	0.0050	0.0034
	ค่าความผิดพลาด (ร้อยละ)	0.23	0.27	1.13	4.53	23.33	0.00	243.33
เอทานอล	ค่าความเข้มข้นที่ตอบได้ (ร้อยละโดยปริมาตร)	0.0999	0.0752	0.0498	0.0254	0.0096	0.0045	0.0021
	ค่าความผิดพลาด (ร้อยละ)	0.10	0.27	0.40	1.47	3.67	10.00	113.33
โพรพานอล	ค่าความเข้มข้นที่ตอบได้ (ร้อยละโดยปริมาตร)	0.0998	0.0750	0.0498	0.0254	0.0086	0.0049	0.0031
	ค่าความผิดพลาด (ร้อยละ)	0.23	0.04	0.33	1.73	14.33	1.33	206.67
บิวทานอล	ค่าความเข้มข้นที่ตอบได้ (ร้อยละโดยปริมาตร)	0.0999	0.0752	0.0499	0.0252	0.0096	0.0049	0.0018
	ค่าความผิดพลาด (ร้อยละ)	0.10	0.22	0.13	0.93	3.67	2.00	83.33





รูปที่ 5.12 ผลการทดสอบสำหรับการหาปริมาณความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด

ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่า ความถูกต้องของการหาปริมาณความเข้มข้นแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิดมีความถูกต้องลดลงตามค่าความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ที่มีค่าลดลง ซึ่งที่ค่าความเข้มข้นร้อยละ 0.001 โดยปริมาตร มีความผิดพลาดมากถึงร้อยละ 200 ทั้งนี้จะมาจาก เมื่อพิจารณากราฟเปรียบเทียบของค่าความไวและค่าความเข้มข้นในรูปที่ 5.3 ในช่วงที่ค่าความเข้มข้นต่ำ การเปลี่ยนแปลงของค่าความไวกับค่าความเข้มข้นมีค่าลดลงอย่างเห็นได้ชัด

จากตารางที่ 5.9 เมื่อคิดเป็นร้อยละความถูกต้องเฉลี่ย จะมีค่าเท่ากับร้อยละ 61.1 สำหรับความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร ซึ่งถ้าตัดไม่คิดข้อมูลที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001 โดยปริมาตร จะได้ความถูกต้องเฉลี่ยเท่ากับร้อยละ 94.93 จึงสรุปได้ว่าระบบโครงข่ายประสาทจำลองจะเหมาะสมกับการหาความเข้มข้นของแอลกอฮอล์ที่มีความเข้มข้นมากกว่าร้อยละ 0.005 โดยปริมาตร

5.4.3 ประสิทธิภาพโดยรวมของระบบวัดจากการใช้ข้อมูลทดสอบในกลุ่มเดียวกัน

หลังจากที่ทำการหาประสิทธิภาพของการจำแนกชนิดและปริมาณความเข้มข้นในแต่ละส่วนแล้ว ในหัวข้อนี้จะทำการหาค่าประสิทธิภาพโดยรวมของระบบวัดในการจำแนกชนิดและการตอบปริมาณความเข้มข้น โดยจะเริ่มจากการคำนวณหาร้อยละการตอบถูกของการจำแนกชนิด หลังจากนั้นนำข้อมูลที่จำแนกชนิดได้ถูกต้องไปคำนวณหาร้อยละความถูกต้องของการตอบปริมาณความเข้มข้น โดยคำนวณค่าเฉลี่ยจากคำตอบปริมาณความเข้มข้นทุกค่าของแอลกอฮอล์ทั้ง 4 ชนิด ในการคำนวณหาประสิทธิภาพของระบบวัดจะกระทำตามสมการที่ (5.1)

$$\text{ประสิทธิภาพรวม} = \frac{A \times B}{100} \quad (5.1)$$

โดยที่ A คือ ร้อยละการตอบถูกของการจำแนกชนิด

B คือ ร้อยละความถูกต้องของการตอบปริมาณความเข้มข้น

ผลการคำนวณหาค่าประสิทธิภาพรวมของระบบวัดแสดงในตารางที่ 5.10 และ 5.11 โดยในตารางที่ 5.10 จะใช้ข้อมูลที่มีอยู่ทุกความเข้มข้น คือ ร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร ส่วนในตารางที่ 5.11 จะตัดข้อมูลที่มีค่าความเข้มข้นร้อยละ 0.001 โดยปริมาตรออกไป เนื่องจากที่ความเข้มข้นนี้มีความผิดพลาดของการหาปริมาณความเข้มข้นสูงมาก จากตารางที่ 5.10 และ 5.11 ประสิทธิภาพโดยรวมของข้อมูลทดสอบมีค่าเท่ากับร้อยละ 62.10 ในกรณีที่ใช้ข้อมูลที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร และมีค่าเท่ากับร้อยละ 83.88 ในกรณีที่ตัดข้อมูลที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001 โดยปริมาตรออก

ตารางที่ 5.10 ผลการคำนวณหาค่าประสิทธิภาพรวมของข้อมูลสอน และข้อมูลทดสอบที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร

ข้อมูล	ร้อยละการตอบถูก การจำแนกชนิด (A)	ร้อยละความถูกต้องการตอบ ปริมาณความเข้มข้น (B)	ประสิทธิภาพรวม (ร้อยละ)
ข้อมูลสอน	94.29	77.29	72.87
ข้อมูลทดสอบ	85.67	72.49	62.10

ตารางที่ 5.11 ผลการคำนวณหาค่าประสิทธิภาพรวมของข้อมูลสอน และข้อมูลทดสอบที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.005 - 0.1 โดยปริมาตร

ข้อมูล	ร้อยละการตอบถูก การจำแนกชนิด (A)	ร้อยละความถูกต้องการตอบ ปริมาณความเข้มข้น (B)	ประสิทธิภาพรวม (ร้อยละ)
ข้อมูลสอน	98.33	95.19	93.60
ข้อมูลทดสอบ	88.67	94.60	83.88

5.5 การนำระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซไปใช้ในการวัดจริง

ในการนำระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซไปใช้ในการวัดจริงนั้น ในที่นี้จะพิจารณาโดยการใช้ข้อมูลต่างกลุ่มมาทำการทดสอบกับระบบโครงข่ายประสาทจำลอง โดยการทดสอบจะแบ่งเป็น 2 ส่วน คือ การทดสอบข้อมูลต่างกลุ่มกับการจำแนกชนิด และการทดสอบข้อมูลต่างกลุ่มกับการตอบปริมาณความเข้มข้น ความหมายของข้อมูลต่างกลุ่มในที่นี้ คือ ข้อมูลที่ได้จากการวัดแอลกอฮอล์ทุกปริมาณความเข้มข้น (ร้อยละ 0.001 - 0.1 โดยปริมาตร) ซึ่งข้อมูลนี้ยังไม่เคยนำไปใช้สอนกับระบบโครงข่ายประสาทจำลอง ดังที่ได้กล่าวมาแล้วว่า ข้อมูลการวัดค่าแอลกอฮอล์ มี 3 ชุด ข้อมูลชุดที่ 1 ได้ถูกนำไปใช้ในการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง ซึ่งในที่นี้เรียกว่า ข้อมูลการสอน ข้อมูลชุดที่ 2 และชุดที่ 3 นำมาใช้ทดสอบประสิทธิภาพของการใช้ข้อมูลต่างกลุ่ม ซึ่งในที่นี้จะเรียกว่า ข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และ ข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 ตามลำดับ โดยจะแสดงภาพรวมของข้อมูลค่าความไวในแต่ละชุดด้วยค่าทางสถิติซึ่งประกอบด้วยค่าเฉลี่ยในแต่ละหัววัดก๊าซ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าสูงสุดและค่าต่ำสุด เพื่อเปรียบเทียบกับค่าทางสถิติของข้อมูลที่ใช้สอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง แสดงในตารางที่ 5.12 ข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และ ข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 แสดงในตารางที่ 5.13 และ ตารางที่ 5.14 ตามลำดับ

ตารางที่ 5.12 ค่าทางสถิติของชุดข้อมูลการสอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง

หัววัดก๊าซ	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	ค่ามากที่สุด	ค่าน้อยสุด
TGS800	16.81	15.78	53.41	1.54
AF63	3.25	2.59	9.29	0.95
TGS822	28.77	30.99	114.64	1.55
TGS824	9.40	9.62	40.42	1.57

ตารางที่ 5.13 ค่าทางสถิติของข้อมูลทดสอบชุดที่ 1

หัววัดก๊าซ	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	ค่ามากที่สุด	ค่าน้อยสุด
TGS800	14.20	12.70	39.80	1.48
AF63	3.14	2.52	8.92	1.00
TGS822	22.31	22.88	80.27	1.50
TGS824	8.75	8.61	34.17	1.63

ตารางที่ 5.14 ค่าทางสถิติของข้อมูลทดสอบชุดที่ 2

หัววัดก๊าซ	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน	ค่ามากที่สุด	ค่าน้อยสุด
TGS800	17.34	16.15	53.25	1.58
AF63	2.53	1.87	6.64	0.92
TGS822	26.53	28.25	101.85	1.59
TGS824	12.21	12.91	47.98	1.72

5.5.1 การทดสอบข้อมูลต่างกลุ่มกับการจำแนกชนิด

การนำข้อมูลต่างกลุ่มมาทดสอบกับระบบโครงข่ายประสาทจำลอง จำเป็นต้องมีการประมวลผลเบื้องต้นด้วยวิธีการทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 และการคำนวณ Pre-processing Array ซึ่งการทดสอบแรกเราจะใช้ค่ามากที่สุด และ ค่าน้อยสุด ของข้อมูลการสอนในการทำการประมวลผลในเบื้องต้นกับข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และ 2 ซึ่งผลการทดสอบแสดงในตารางที่ 5.15 จะเห็นได้ว่าร้อยละการตอบถูกข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และ 2 จะมีค่าต่ำมาก ถ้าพิจารณาจากข้อมูลทางสถิติที่เป็นตัวแทนกลุ่มของข้อมูลการสอน ข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และ 2 ดังตารางที่ 5.12, 5.13 และ 5.14 นั้นมีความแตกต่างกัน หรือ นำข้อมูลการวัดทั้ง 3 ชุด มาวิเคราะห์ด้วย PCA ดังแสดงในรูป 5.13 ข้อมูลในรูปแบบแสดงเฉพาะกรณีของเอทานอล จากรูปจะเห็นได้ว่า การกระจายของกลุ่มข้อมูลที่ใช้ทดสอบมีการเปลี่ยนแปลงไป หรือแตกต่างกันจากชุดข้อมูลการสอน และข้อมูลที่ทดสอบ ซึ่งหมายถึงว่ามีการเปลี่ยนแปลงของรูปแบบของค่าความไวเกิดขึ้น อาจจะมาจากการเลื่อน (Drift) ในตัวหัววัด หรือ สภาพแวดล้อมของการวัดที่แตกต่างกัน เช่น การเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ สารที่ใช้ทดสอบ เป็นต้น

เพื่อที่จะเพิ่มประสิทธิภาพของการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์ ของชุดข้อมูลทดสอบในการทำการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้น จะใช้ค่ามากที่สุด และค่าต่ำสุด ของชุดข้อมูลตัวเองในการคำนวณ ผลการทดสอบแสดงในตารางที่ 5.16

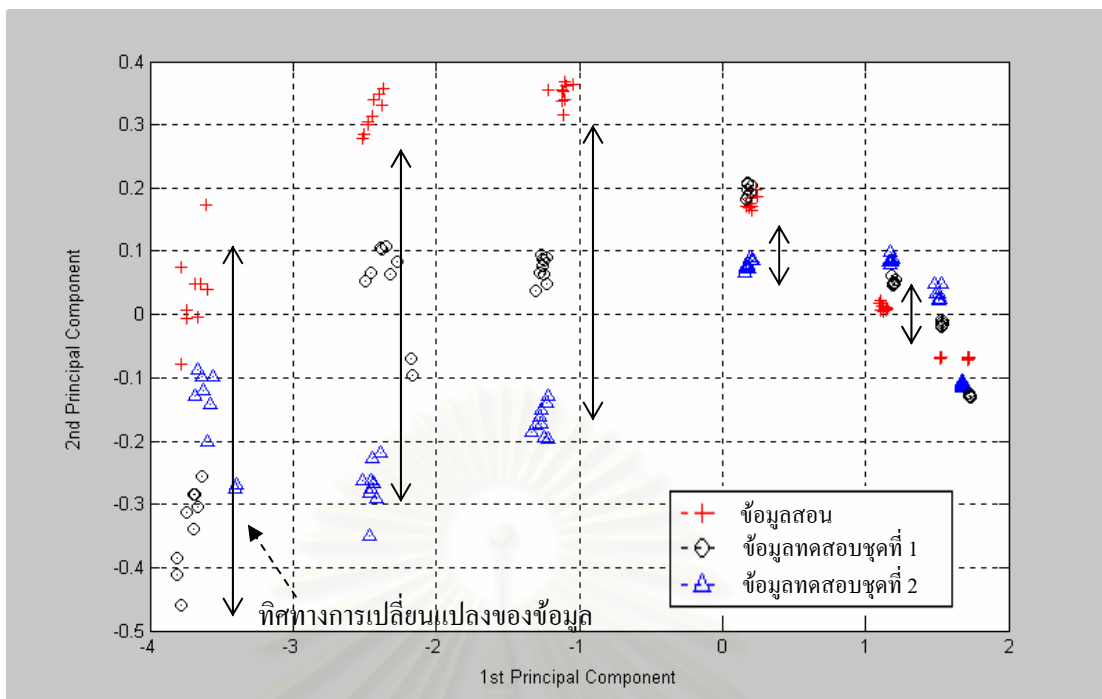
จากผลการทดสอบในตารางที่ 5.16 แสดงให้เห็นว่า ประสิทธิภาพของการจำแนกชนิดของแอลกอฮอล์ มีค่าสูงขึ้นในข้อมูลทดสอบทั้ง 2 ชุด โดยเฉพาะข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 ซึ่งมีค่าตัวแทนทางสถิติใกล้เคียงกับข้อมูลการสอนมากกว่า นอกจากนี้ร้อยละความถูกต้องของการจำแนกมีค่าลดลงเมื่อความเข้มข้นของข้อมูลมีค่าลดลง ถ้าพิจารณาความถูกต้องของการจำแนกมากกว่าร้อยละ 70 จะเหมาะสมกับข้อมูลที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.025 - 0.1 โดยปริมาตร

ตารางที่ 5.15 ร้อยละของความถูกต้องของ ข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และ 2 จากการใช้ค่ามากที่สุดและ น้อยสุดของข้อมูลสอนในการประมวลผลในเบื้องต้น

ค่าความเข้มข้นของชุดข้อมูล (ร้อยละ โดยปริมาตร)	ร้อยละความถูกต้อง		
	ข้อมูลสอน	ข้อมูลทดสอบ 1	ข้อมูลทดสอบ 2
0.1	100	36.00	36.67
0.075 – 0.1	100	56.67	38.22
0.05 – 0.1	100	55.11	45.63
0.025 – 0.1	99.33	43.56	49.44
0.01 – 0.1	100	42.31	45.16
0005 – 0.1	98.33	45.56	42.22
0.001 – 0.1	94.29	42.03	42.29

ตารางที่ 5.16 ร้อยละของความถูกต้องของ ข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และ 2 จากการใช้ค่ามากที่สุดและ น้อยสุดของตัวเองในการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้น

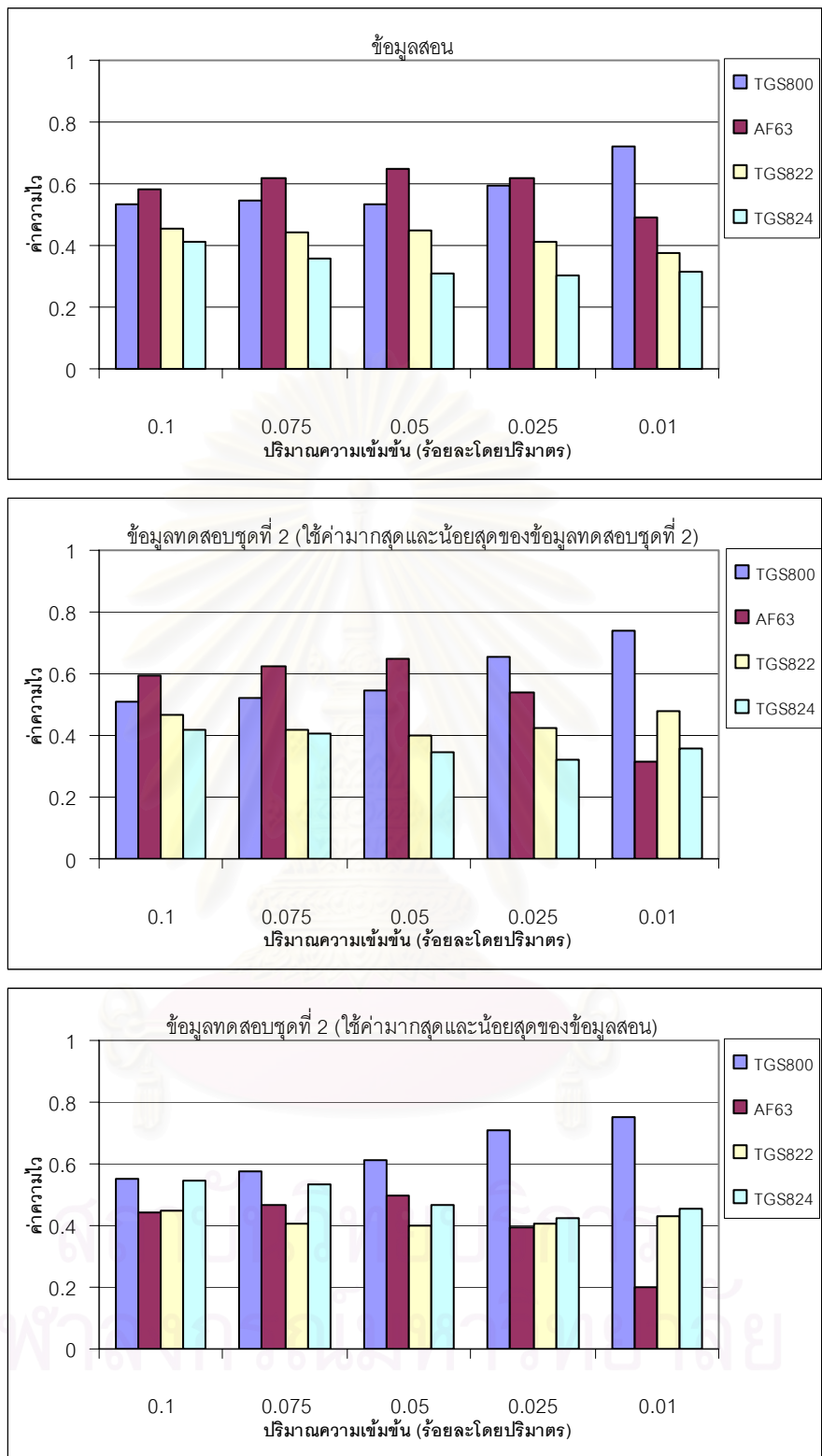
ค่าความเข้มข้นของชุดข้อมูล (ร้อยละ โดยปริมาตร)	ร้อยละความถูกต้อง		
	ข้อมูลสอน	ข้อมูลทดสอบ 1	ข้อมูลทดสอบ 2
0.1	100	78.67	98.22
0.075 – 0.1	100	96.89	84.22
0.05 – 0.1	100	84.30	82.81
0.025 – 0.1	99.33	59.89	72.11
0.01 – 0.1	100	63.64	60.53
0005 – 0.1	98.33	59.11	58.70
0.001 – 0.1	94.29	57.34	53.14



รูปที่ 5.13 การประมวลผลด้วยวิธี PCA เฉพาะข้อมูลเอทานอลทุกปริมาณความเข้มข้นจากข้อมูลทั้ง 3 ชุด

ดังนั้นจึงมีข้อสังเกตว่า ถึงแม้ว่าข้อมูลในแต่ละชุดจะมีค่าทางสถิติที่ไม่ตรงกันมากนัก แต่เมื่อทำการประมวลผลในเบื้องต้นโดยใช้ข้อมูลทางสถิติของตัวเอง (ค่ามากที่สุดและค่าน้อยสุด) ก็สามารถทำให้ข้อมูลภายหลังการประมวลผลในเบื้องต้นมีรูปแบบที่คล้ายกันในแต่ละชุดได้

พิจารณาจากรูปที่ 5.14 เป็นการเปรียบเทียบผลการประมวลผลในเบื้องต้นของข้อมูลสอน และข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 โดยข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 จะแบ่งเป็นการประมวลผลในเบื้องต้นโดยใช้ค่ามากที่สุดและค่าน้อยสุดของตัวเอง และ ค่ามากที่สุดและค่าน้อยสุดของข้อมูลสอน จากรูปที่ 5.14 แสดงให้เห็นว่าการใช้ค่ามากที่สุดและค่าน้อยสุดของตัวเองมาทำการประมวลผลในเบื้องต้นจะทำให้รูปแบบของค่าความไวที่ได้มีความคล้ายกับรูปแบบค่าความไวของข้อมูลสอน ซึ่งโครงข่ายประสาทจะสามารถจำแนกชนิดได้ดีกว่าการใช้การประมวลผลในเบื้องต้นโดยใช้ค่ามากที่สุดค่าน้อยสุดจากข้อมูลสอนในการประมวลผลในเบื้องต้น ซึ่งรูปแบบที่ได้จะแตกต่างกับรูปแบบของค่าความไวข้อมูลสอน

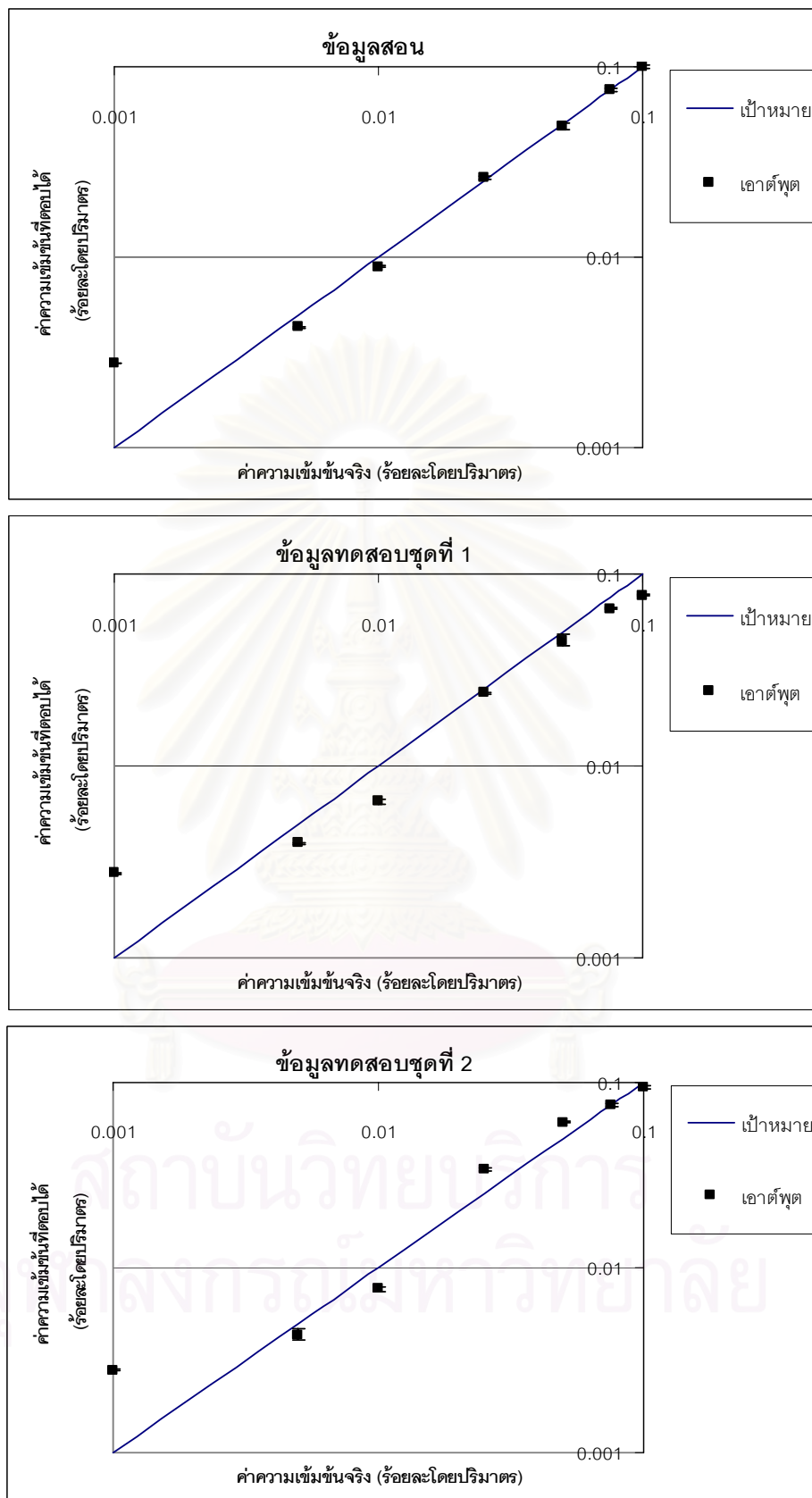


รูปที่ 5.14 เปรียบเทียบรูปแบบจากการประมวลผลในเบื้องต้นของข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 ระหว่างการใช้ค่ามากที่สุดและน้อยสุดจากข้อมูลสอน และการใช้ค่ามากที่สุดและน้อยสุดของตัวเอง

5.5.2 การทดสอบข้อมูลต่างกลุ่มกับการตอบปริมาณความเข้มข้น

ในการทดสอบข้อมูลต่างกลุ่มเพื่อตอบปริมาณความเข้มข้นจะใช้กลุ่มของข้อมูลสอนและข้อมูลทดสอบเช่นเดียวกันกับการจำแนกชนิดในหัวข้อที่แล้ว สำหรับการประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นของข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 จะใช้ค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลสอนมาคำนวณหาค่า Z แล้วจึงป้อนให้กับระบบโครงข่ายประสาทจำลองรูปที่ 5.15 เป็นการเปรียบเทียบผลการตอบค่าความเข้มข้นของเมทานอล เปรียบเทียบข้อมูลสอนข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 จะเห็นได้ว่าข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 จะให้ผลการตอบค่าความเข้มข้นที่ดีกว่าข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 คือ มีค่าความเข้มข้นที่ตอบได้ใกล้เคียงค่าความเข้มข้นเป้าหมายมากกว่าข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 สาเหตุเนื่องมาจากข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 มีค่าทางสถิติที่ใกล้เคียงกับข้อมูลสอน

เนื่องจากข้อมูลปริมาณความเข้มข้นที่ร้อยละ 0.001 โดยปริมาตรนั้น มีค่าความผิดพลาดที่สูง ดังนั้นจึงตัดค่าความเข้มข้นร้อยละ 0.001 โดยปริมาตร พบว่าหลังตัดค่าความเข้มข้นร้อยละ 0.001 โดยปริมาตรทำให้ร้อยละความถูกต้องของข้อมูลทดสอบ 1 และ ข้อมูลทดสอบ 2 จากเดิมอยู่ที่ประมาณร้อยละ 60 เพิ่มขึ้นเป็นร้อยละ 80 ซึ่งจะทำให้ประสิทธิภาพรวมของระบบวัดสูงขึ้น



รูปที่ 5.15 ตัวอย่างคำตอบที่ได้จากการทดสอบสารตัวอย่างเมทานอล โดยใช้ข้อมูลสอน ข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และข้อมูลทดสอบชุดที่ 2

5.5.3 การหาประสิทธิภาพของระบบวัดสำหรับการทดสอบด้วยข้อมูลต่างกลุ่ม

หลังจากทำการทดสอบหาประสิทธิภาพของการจำแนกชนิด และ หาปริมาณความเข้มข้นของข้อมูลต่างกลุ่มแล้ว ในหัวข้อนี้จะทำการหาประสิทธิภาพโดยรวมของระบบวัดจากการทดสอบด้วยข้อมูลต่างกลุ่มซึ่งเหมือนเป็นการใช้งานจริง ผลของค่าประสิทธิภาพสรุปในตารางที่ 5.17 จะเห็นว่าค่าประสิทธิภาพโดยรวมมีค่าที่ต่ำ เนื่องจากผลจากค่าประสิทธิภาพของการจำแนกชนิดซึ่งมีค่าต่ำ ในขณะที่ประสิทธิภาพของการหาปริมาณความเข้มข้นยังคงมีค่าสูงถึงร้อยละ 90 จากการทดสอบด้วยข้อมูลทดสอบชุดที่ 2 ถ้าพิจารณาความถูกต้องของการจำแนกมากกว่าร้อยละ 80 ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีความเข้มข้นร้อยละ 0.05 - 0.1 โดยปริมาตร จะทำให้ประสิทธิภาพโดยรวมมีค่าเพิ่มขึ้นถึงร้อยละ 77.14

ตารางที่ 5.17 สรุปค่าประสิทธิภาพรวมของข้อมูลทดสอบชุดที่ 1 และ 2

ข้อมูลทดสอบ	ค่าความเข้มข้นของชุดข้อมูล (ร้อยละ โดยปริมาตร)	การตอบถูกการจำแนกชนิด (ร้อยละ)	ความถูกต้องการตอบปริมาณความเข้มข้น (ร้อยละ)	ประสิทธิภาพรวม (ร้อยละ)
ข้อมูลทดสอบชุดที่ 1	0.05 – 0.1	84.3	79.3	66.82
	0.01 – 0.1	63.64	79.83	50.81
	0.005 – 0.1	59.11	79.96	47.26
ข้อมูลทดสอบชุดที่ 2	0.05 – 0.1	82.81	93.15	77.14
	0.01 – 0.1	60.53	90.50	54.78
	0.005 – 0.1	58.70	90.99	53.41

ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าการเพิ่มประสิทธิภาพการจำแนกชนิดด้วยการนำค่ามากที่สุดและน้อยสุดของตัวเองมาทำการประมวลผลในเบื้องต้นนั้น สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการจำแนกได้ดีในช่วงปริมาณความเข้มข้นสูง และเวลาใช้ในงานวัดจริงนั้นก่อนจะทำการวัดสารตัวอย่างที่ต้องการทราบชนิด ต้องทำการปรับเทียบโดยการวัดค่ามากที่สุดและค่าน้อยสุดของค่าความไวของแต่ละหัววัดก๊าซ โดยค่ามากที่สุดจะได้จากการวัดสารละลายโพรพานอลร้อยละ 0.1 โดยปริมาตร (เนื่องจากทุกหัววัดก๊าซจะมีการตอบสนองมากที่สุดกับไอระเหยของโพรพานอล) และค่าน้อยสุดจะได้จากการวัดน้ำ DI โดยค่ามากที่สุดและน้อยสุดที่ได้มานี้จะนำไปทำการประมวลผลในเบื้องต้นกับข้อมูลที่ได้จากการวัดสารตัวอย่างที่ต้องการทราบชนิดนั่นเอง

บทที่ 6

สรุปผลและข้อเสนอแนะ

6.1 สรุปผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซสำหรับจำแนกชนิดและหาปริมาณความเข้มข้นของสารละลายแอลกอฮอล์ ซึ่งแอลกอฮอล์ที่ใช้ได้แก่ เมทานอล เอทานอล โพรพานอล และ บิวทานอล โดยจะทดสอบที่ความเข้มข้นในช่วงร้อยละ 0.001 – 0.1 โดยปริมาตร ในส่วนของระบบวัดใช้การวัดแบบ Headspace คือ การใช้ก๊าซพาห้พาเอาไอระเหยที่อยู่เหนือสารละลายไปยังหัววัดก๊าซ ซึ่งหัววัดก๊าซเป็นชนิดสารกึ่งตัวนำมีจำนวน 4 ตัว ระบบวัดนั้นสามารถวัดสารตัวอย่างได้คราวละ 5 ชนิด โดยเลือกชนิดของสารตัวอย่างที่จะวัดได้โดยควบคุมการปิดเปิดของชุดโซลินอยด์วาล์ว

ซอฟต์แวร์ที่ใช้ในงานวิจัยแบ่งออกได้เป็น 2 ส่วนคือ ซอฟต์แวร์ส่วนวัดและจัดเก็บข้อมูล และซอฟต์แวร์ระบบโครงข่ายประสาทจำลอง ส่วนการวัดและจัดเก็บข้อมูลนั้น มีหน้าที่ควบคุมระบบวัด จัดเก็บข้อมูลจากหัววัดก๊าซทุก 1 วินาที และจัดเรียงข้อมูลและเก็บบันทึกไว้เพื่อนำไปใช้สอนระบบโครงข่ายประสาทจำลอง ในส่วนซอฟต์แวร์ระบบโครงข่ายประสาทจำลอง มีหน้าที่สอนและทดสอบระบบโครงข่ายประสาทจำลอง ซอฟต์แวร์สองได้พัฒนาขึ้นโดยใช้โปรแกรมเดสก์ท็อป

ในส่วนของผลการวิเคราะห์ผลได้นำระบบโครงข่ายประสาทจำลองชนิด Backpropagation มาใช้เพื่อจำแนกชนิดและหาปริมาณความเข้มข้น โดยแบ่งการทำงานออกเป็น 2 ส่วน คือ โครงข่ายสำหรับจำแนกชนิด และ โครงข่ายสำหรับหาปริมาณความเข้มข้น จากการทดสอบพบว่าในการจำแนกชนิด การประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกชนิด คือ การทำนอร์มาไลซ์ 0 ถึง 1 ร่วมกับการคำนวณ Pre-processing Array และ โครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทจำลองที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกชนิด คือ 4-10-15-5 ในกรณีการหาความเข้มข้นนั้น การประมวลผลข้อมูลในเบื้องต้นคือ การคำนวณค่า Z และ โครงข่ายประสาทจำลองที่เหมาะสม คือ 1-5-1 สำหรับการทดสอบประสิทธิภาพของการจำแนกชนิดและปริมาณความเข้มข้นของข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มเดียวกัน มีความถูกต้องของการจำแนกชนิดมีค่าเท่ากับร้อยละ 94.29 ความถูกต้องของการหาปริมาณความเข้มข้นมีค่าเท่ากับร้อยละ 77.29 ในช่วงความเข้มข้นร้อยละ 0.001-0.1 โดยปริมาตร และคิดเป็นประสิทธิภาพรวมของการจำแนกชนิดและการหาปริมาณความเข้มข้นเท่ากับร้อยละ

ส่วนการทดสอบกับข้อมูลนอกกลุ่มหรือการใช้งานจริง พบว่าประสิทธิภาพการจำแนกชนิดมีค่าลดลงอย่างมาก ในขณะที่ประสิทธิภาพของการหาปริมาณความเข้มข้นมีค่าเท่ากับร้อยละ 90 ซึ่งเราสามารถเพิ่มประสิทธิภาพของการจำแนกชนิดได้โดยการใช้ค่ามากที่สุดและค่าต่ำสุดของข้อมูลทดสอบมาใช้ในการประมวลผลในเบื้องต้น

6.2 ปัญหาและข้อเสนอแนะ

ปัญหาที่เกิดขึ้นในงานวิจัยแบ่งเป็นหัวข้อต่างๆ ดังนี้

1. เวลาในการวัดและเก็บข้อมูล 1 ตัวอย่างใช้เวลานานเกินไป โดยเฉพาะในช่วงเวลาคืนกลับของหัววัดก๊าซ (Recovery Time) ทำให้เวลาที่ใช้ในการวัดข้อมูล 1 ชุด ใช้เวลานานมากประมาณ 3-4 วัน ซึ่งควรจะมีการปรับปรุงให้มีการออกแบบในส่วนของ Chamber หรือ ระบบป้อนสารตัวอย่างเสียใหม่เพื่อให้มีการใช้เวลาในการวัดสารตัวอย่างต่อ 1 ตัวอย่างสั้นลง

2. อุณหภูมิห้องจะมีผลอย่างมากต่อค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซ ซึ่งในการทดลองถ้ามีการเปลี่ยนแปลงค่าอุณหภูมิห้อง จะมีผลต่อการหาค่าความไว ของหัววัดก๊าซ ซึ่งเป็นข้อมูลที่ป้อนให้กับระบบโครงข่ายประสาท ดังนั้น ถ้ามีการออกแบบระบบที่มีการควบคุมอุณหภูมิ น่าจะเป็นการเพิ่มเสถียรภาพของระบบวัดและวิเคราะห์ก๊าซ

3. จากการวัดและทดสอบระบบ แสดงให้เห็นว่า ชุดข้อมูลที่ได้มีการเปลี่ยนแปลง หรือเลื่อนตามเวลา เนื่องจากผลของอุณหภูมิ หรือการเปลี่ยนแปลงภายในตัวหัววัด ถ้าสามารถจัดเก็บและใช้ข้อมูลจำนวนมากพอ ที่รวมผลของการเปลี่ยนแปลงตามเวลา มาสอนให้กับระบบโครงข่ายประสาทจำลอง น่าจะเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพของการจำแนกชนิดและการหาปริมาณความเข้มข้นของข้อมูลนอกกลุ่มให้สูงขึ้น

4. ในการสุ่มค่าเริ่มต้นน้ำหนักและไบแอสในงานวิจัยนั้น ใช้การสุ่มค่าเริ่มต้นให้อยู่ในช่วง -1 ถึง 1 ซึ่งการสุ่มค่าน้ำหนักและไบแอสเริ่มต้นนั้นมีผลอย่างมากต่อการเข้าสู่ค่าต่ำสุดของความผิดพลาด ดังนั้นถ้ามีการเพิ่มอัลกอริทึมสำหรับการกำหนดค่าน้ำหนักและไบแอสเริ่มต้น จะช่วยลดโอกาสการเข้าสู่ Local Minimum ของฟังก์ชันความผิดพลาด

รายการอ้างอิง

1. E L Hines, J W Gardner, and R N Stansfield. A Standalone Neural Network Based Electronic Nose. DSP (Digital Signal Processing) in Instrumentation, IEE Colloquium (DigestNo.009), 14 Jan 1992: 10/1 -10/4.
2. Ranjit Singh. An Intelligent System for Odour Discrimination. Proceedings of the First IEEE International Workshop on Electronic Design, Test and Applications, 29-31 Jan. 2002: 489 – 491.
3. Julian W. Gardner, and Philip N. Bartlett. A Brief History of Electronic Noses. Sensors and Actuators B, 18-19 (1994): 211-220.
4. A. Guzman-Vazquez de Prada, N. Pena, M.L. Mena, A.J. Reviejo, and J.M. Pingarron. Graphite-Teflon Composite Binezyme Amperometric Biosensors for Monitoring of Alcohols. Biosensors and Bioelectronics, Volume 18, Issue 10, September 2003: 1279-1288.
5. Juan J. Rodriguez-Bencomo, Jose E. Conde, Francisco Garcia-Montelongo, and Juan P. Perez-Trujillo. Determination of Major Compounds in Sweet Wines by Headspace Solid-Phase Microextraction and Gas Chromatography. Journal of Chromatography A, Volume 991, Issue 1, 28 March 2003: 13-22.
6. David Harwood. Something in the Air. IEE Review, Volume 47, Issue 1, Jan 2001: 10 –14.
7. Arporn Teeramongkonrasmee, and Mana Sriyudthasak. Problems in Gas Sensor Measuring Circuit and Proposal of New Circuit. Sensor and Materials, Volume.11, No.3 (1999): 149-162.
8. Julian W. Gardner, and Philip N. Bartlett. Electronic nose: Principles and applications. Great Britain : Bookcraft (Bath) Ltd, 1999.
9. Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, and Mark Beale. Neural network design. Boston, America : PWS publishing company, 1995.
10. ประทุมพร หินเชาว์ และ มานะ ศรียุทธศักดิ์. ระบบวัดน้ำยาทางพาราแบบอัตโนมัติโดยใช้หัวตรวจวัดก๊าซและระบบโครงข่ายประสาทจำลอง. วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2543.

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายสันติธรรม พูลนิคม เกิดเมื่อวันที่ 8 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2522 ที่จังหวัด กรุงเทพมหานคร สำเร็จการศึกษาปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ในปีการศึกษา 2543 และเข้าศึกษาต่อในระดับ ปริญญาโท สาขา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อปีการศึกษา 2544



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย