



# ระบบฝ้าตรวจมลภาวะอากาศแบบระยะไกล

โดย

ดร.มานะ ศรียุทธศักดิ์ และคณะฯ

โครงการวิจัยเลขที่ 44G-EE-2538

ทุนงบประมาณแผ่นดิน

ปี 2538

สถาบันวิจัยและบริการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

621.3678

ร 229

จ.1


สถาบันวิจัยและพัฒนาของคณะวิศวกรรมศาสตร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

กรุงเทพฯ

ธันวาคม 2540



สถาบันวิจัยและพัฒนาของ คณะวิศวกรรมศาสตร์ไม่รับผิดชอบ  
ต่อผลเสียใด ๆ อันอาจเกิดจากการนำความคิดเห็นในเอกสาร  
ฉบับนี้ไปใช้ ความคิดเห็นที่ปรากฏในเอกสารเป็นความคิดเห็น  
ของผู้เขียนซึ่งไม่จำเป็นต้องเป็นความคิดเห็นของสถาบันฯ

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

# ระบบเฝ้าตรวจมลภาวะอากาศแบบระยะไกล

โดย

ดร.มานะ ศรียุทธศักดิ์ และคณะ ฯ

โครงการวิจัยเลขที่ 44G-EE-2538

ทุนงบประมาณแผ่นดิน

ปี 2538

สถาบันวิจัยและพัฒนาของคณะวิศวกรรมศาสตร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

กรุงเทพฯ

ธันวาคม 2540



# รายงานฉบับสมบูรณ์

## โครงการ

ระบบเฝ้าตรวจมลภาวะอากาศแบบระยะไกล

Remote Air Pollution Monitoring System



คณะผู้วิจัย

นายมานะ

ศรียุทธศักดิ์

นายสุวิทย์

นาคพิระยุทธ

นายวัชรพงษ์

โจวิฑูรกิจ

นางสาวทับทิม

อ่างแก้ว

นายมนตรี

สวัสดิ์ศฤงฆาร

นายสมศักดิ์

ปัญญาแก้ว

สถาบันวิทยบริการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



## บทคัดย่อ

โครงการวิจัยนี้ได้ทำการพัฒนาเฟิร์มแวร์รวมสถานะแบบระยะไกลขึ้น โดยมีส่วนประกอบที่สำคัญ 3 ส่วนดังนี้คือ ระบบวัดก๊าซ ระบบรับและส่งข้อมูล และระบบประมวลผล ระบบสามารถทำงานได้ 2 ลักษณะคือ แบบที่ทำการวัดในระยะที่ไม่ไกลมากนัก กล่าวคือเชื่อมระบบวัดและระบบประมวลผลด้วยสายไฟ และแบบที่เชื่อมระบบวัดและระบบประมวลผลด้วยโมเด็มซึ่งทำให้สามารถทำการวัดในระยะไกลเท่าที่มีสายโทรศัพท์ไปถึงได้

ระบบวัดก๊าซสามารถติดตั้งหัววัดก๊าซได้สูงสุด 5 ตัวสำหรับเก็บข้อมูล เพื่อทำการวิเคราะห์สารตัวอย่างได้ทั้งในเชิงคุณภาพและเชิงปริมาณ หัววัดก๊าซที่ใช้เป็นหัววัดก๊าซที่ทำจากสารกึ่งตัวนำ ระบบวัดเป็นระบบไหลผ่านโดยสามารถวัดสารตัวอย่างทั้งที่อยู่ในสถานะก๊าซ และสารตัวอย่างที่เป็นของเหลวได้

ระบบรับและส่งข้อมูลที่พัฒนาขึ้นนั้นมี 2 แบบคือ แบบที่ไม่ใช้โมเด็มสำหรับการวัดในระยะไม่ไกลมากนัก และแบบที่ใช้โมเด็มสำหรับการวัดระยะไกลความเร็วที่ใช้ในการส่งข้อมูลนั้นจะใช้ความเร็ว 9600 bps โดยสามารถควบคุมความเร็วในการสุ่มตัวอย่างได้เร็วสุด 52  $\mu$ sec ต่อ 1 ข้อมูล อย่างไรก็ตามในโครงการวิจัยนี้ทำการสุ่มตัวอย่างด้วยความเร็ว 0.6 วินาที ต่อ 1 ข้อมูลก็เพียงพอ

ส่วนของระบบประมวลผลนั้นทำหน้าที่ในการควบคุมการวัดและรับส่งข้อมูลทั้งระบบ และทำการวิเคราะห์สารตัวอย่าง การวิเคราะห์สารตัวอย่างนั้นได้ทำทั้งหมด 3 วิธีคือ การวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบเคลื่อนกลับ ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis และเคโมเมทริกซ์ ในการวิเคราะห์ได้นำเสนอให้ใช้ลักษณะสมบัติการตอบสนองของหัววัดก๊าซต่อสารตัวอย่าง( ความเร็วในการตอบสนองขาขึ้น ค่าการตอบสนองสูงสุด และความเร็วในการตอบสนองขาลง ) เป็นข้อมูลในการวิเคราะห์

การทดสอบระบบได้ทำการทดสอบ 2 ลักษณะคือ การวิเคราะห์สารตัวอย่างเชิงคุณภาพ และการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยได้ทำการทดสอบการวิเคราะห์สารตัวอย่าง 5 ชนิดคือ น้ำบริสุทธิ์ แอลกอฮอล์ แอมโมเนีย อาซิโตน และอะเซตัลดีไฮด์ ซึ่งมีความเข้มข้นในช่วง 0.01% ถึง 0.1% โดยปริมาตร

ผลการทดสอบพบว่าโดยการใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis จะทำให้สามารถวิเคราะห์เชิงปริมาณได้แม่นยำถึง 100% ส่วนการวิเคราะห์เชิงคุณภาพนั้นสามารถทำได้โดยการใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบเคลื่อนกลับ ซึ่งจะได้ความแม่นยำในการวิเคราะห์สูงถึง 100%

## Abstract

A remote air pollution monitoring system is developed in this project. The system consists of 3 main parts; measuring unit, data transfer unit and data processing unit. The system can work in 2 modes. One is for a not too long distance which connect the measuring unit and the data processing unit with an electrical wire. And the other connects the measuring system and the data processing via modem which can be worked as far as the telephone line can be reached.

Up to 5 gas sensors could be installed in the gas measuring unit to collect data for both qualitative and quantitative analysis of the samples. The gas sensors are made from semiconductor material. The system is a flow system which could be measured samples in both gas and liquid phase.

2 types of data transfer unit were developed. The first one is for the case which is applied for not too long distance and the modem was not used. The latter is for the long distance measurement which modem is used to transfer data at a speed of 9600 bps. The unit could be sampled as fast as 52  $\mu$ sec per 1 data. However in this project, the sampling speed of 0.6 second/data is sufficient for data collection.

The data processing unit will control the data transferring in the system and also analysis the samples. There are 3 types of analytical methods which could be applied; a analysis using back-propagation neural networks, a analysis using radial basis neural networks and chemometrics. In the analysis procedure, the effective using of response characteristics of sensors( rise-time, peak and fall-time of the response curve) is proposed.

The system was tested in 2 modes; qualitative and quantitative analysis of the samples. 5 types of samples, namely de-ionized water, alcohol, amonia, acetone and acetaldehyde, with the concentration in the range of 0.01% - 0.1% by volume, are used.

The analysis results shows that the using of radial basis neural networks provided 100% accuracy in quantitative analysis. The qualitative analysis with accuracy upto 100% could be obtained from the back-propagation neural networks.

## กิตติกรรมประกาศ

โครงการวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนจากงบประมาณแผ่นดินประจำปี 2538 คณะผู้วิจัยขอขอบคุณผู้ที่เกี่ยวข้องทุกท่าน และขอขอบคุณ คุณโอภาส ศิริกรรชิตถาวร ที่ให้ความช่วยเหลือในการพัฒนาโปรแกรมส่วนหนึ่งในการรับและส่งข้อมูล และคุณสมศรี เกียรติวิณิชพันธุ์ ที่ให้ความช่วยเหลือในการจัดการงานด้านธุรการของโครงการวิจัยนี้



สถาบันวิทยบริการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ	ก
Abstract	ข
กิตติกรรมประกาศ	ค
รายชื่อตาราง	ณ
รายชื่อรูป	ช
บทที่ 1	บทนำ
1.1	ความสำคัญและที่มาของปัญหาที่ทำการวิจัย 1
1.2	ระบบตรวจวัดก๊าซที่มีอยู่ในปัจจุบัน 2
1.3	แนวความคิดของโครงการวิจัย 4
1.4	วัตถุประสงค์ของโครงการ 5
1.5	ขอบเขตของการวิจัย 6
1.4	ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 6
บทที่ 2	ระบบเฝ้าตรวจมลภาวะแบบระยะไกล
2.1	โครงสร้างของระบบวัด 7
2.2	ระบบวัดก๊าซ 8
2.2.1	หัววัดก๊าซ 8
2.2.2	วงจรวัด 9
2.2.3	เซลล์ไหลผ่าน 11
2.3	ระบบวัดและควบคุมสัญญาณ 11
2.4	ระบบรับและส่งข้อมูล 15
2.5	ระบบประมวลผล 18
2.6	ซอฟต์แวร์ 19
2.6.1	ซอฟต์แวร์ควบคุมการวัดสัญญาณ 19
2.6.2	ซอฟต์แวร์ควบคุมการรับและส่งสัญญาณ 19
2.6.3	ซอฟต์แวร์สำหรับการประมวลผล 19

## สารบัญ ( ต่อ )

	หน้า
<b>บทที่ 3</b>	<b>การพัฒนาซอฟต์แวร์สำหรับระบบวัด</b>
3.1	ซอฟต์แวร์ของระบบ 20
3.2	การพัฒนาซอฟต์แวร์สำหรับการวัดและควบคุมสัญญาณ 20
3.3	การพัฒนาซอฟต์แวร์สำหรับการรับและส่งข้อมูล 28
3.4	การพัฒนาซอฟต์แวร์สำหรับการประมวลผล 29
3.4.1	ระบบเครือข่ายประสาทหรือนิวรอลเน็ตเวิร์ก( Neural network ) 29
3.4.2	วิธีการเรียนรู้แบบเคลื่อนกลับ 30
3.4.3	วิธีการเรียนรู้แบบ Radial Basis 34
3.4.4	การวิเคราะห์โดยใช้เคโมเมตริกซ์( Chemometrics ) 35
<b>บทที่ 4</b>	<b>การทดสอบระบบเชิงคุณภาพ</b>
4.1	การวัดก๊าซจาก ไอระเหยของสารละลาย 37
4.2	หลักการดึงข้อมูล 39
4.3	วิธีการวิเคราะห์ข้อมูล 40
4.4	การทดสอบระบบเชิงคุณภาพในการจำแนกชนิดของสารตัวอย่าง 44
4.4.1	การทดสอบโดยใช้สารตัวอย่างที่มีค่าความเข้มข้นเท่ากับสารตัวอย่างที่ใช้สอน 43
4.4.2	การทดสอบโดยใช้สารตัวอย่างที่มีค่าความเข้มข้นต่างไปจากที่ใช้สอน 45
<b>บทที่ 5</b>	<b>การทดสอบการวิเคราะห์เชิงปริมาณ</b>
5.1	การวิเคราะห์หาชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่าง โดยใช้ อัลกอริทึมการเคลื่อนกลับ 52
5.2	การวิเคราะห์หาชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่าง โดยแปรจำนวนครั้งในการสอน 60
5.3	การวิเคราะห์โดยวิธีเคโมเมตริกซ์ ( Chemometric ) 67
5.4	การวิเคราะห์โดยใช้เครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis 74
<b>บทที่ 6</b>	<b>บทสรุป</b> 77
	เอกสารอ้างอิง 80
	เอกสารเผยแพร่ที่เกี่ยวข้องกับโครงการวิจัยนี้ 80

รายชื่อตาราง

ตารางที่	ชื่อตาราง	หน้า
4.1	เงื่อนไขในการวัดก๊าซจากไอระเหยของสารละลาย	37
4.2	ค่าไบนารีในชั้นขาออกที่ใช้แทนสารตัวอย่าง	41
4.3	เวลาที่ใช้ในการสอนแต่ละครั้งกับจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของระบบเครือข่ายประสาท	42
4.4	ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่ทดสอบ	43
4.5	ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของการวัดเอทิลแอลกอฮอล์ 0.03%, 0.07%	45
4.6	ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของการวัดอะซิโตน 0.03%, 0.07%	46
4.7	ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของการวัดแอมโมเนีย 0.03%, 0.07%	46
4.8	ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของการวัดอะเซตอัลดีไฮด์ 0.03%, 0.07%	51
5.1	ค่าไบนารีในชั้นขาออกที่ใช้แทนชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่าง	53
5.2	ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่ทดสอบ S1=12, me=20,000	53
5.3	ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่ทดสอบ S1=24, me=20,000	54
5.4	ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่ทดสอบ S1=36, me=20,000	54
5.5	ผลการวิเคราะห์ชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่างเมื่อใช้เครือข่ายประสาทที่มีโหนดในชั้นซ่อนแตกต่างกัน โดยใช้จำนวนครั้งในการสอนเท่ากับ 20,000 ครั้ง	59
5.6	ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่ทดสอบ S1=12, me=50,000	60
5.7	ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่ทดสอบ S1=12, me=100,000	61
5.8	ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่ทดสอบ S1=12, me=125,000	61
5.9	ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่ทดสอบ S1=12, me=150,000	62
5.10	ผลการวิเคราะห์ชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่างเมื่อใช้เครือข่ายประสาทที่มีโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนดและแปรจำนวนครั้งในการสอน	62
5.11	ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้ K-matrix	68
5.12	ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้ P-matrix	68
5.13	ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้ Q-matrix	69
5.14	ผลการวิเคราะห์ชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่างเมื่อใช้เคโมเมตริกซ์ชนิดต่างๆ	69
5.15	ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้ Radial Basis Neural network	75

## รายชื่อรูป

รูปที่	ชื่อรูป	หน้า
1.1	ตัวอย่างของระบบวัดก๊าซแบบพกพา	3
1.2	ตัวอย่างของระบบวัดก๊าซแบบตั้งโต๊ะ	4
2.1	ไดอะแกรมของระบบเฝ้าตรวจมลภาวะอากาศแบบระยะไกล	7
2.2	ลักษณะไดอะแกรมของชั้นพลังงาน	9
2.3	หัววัดก๊าซที่ใช้ในโครงการ	10
2.4	ไดอะแกรมของวงจรวัดก๊าซ	10
2.5	ลักษณะของเซลล์ไหลผ่านที่ใช้ประกอบหัววัด	11
2.6	ไดอะแกรมของระบบวัดและควบคุมสัญญาณ	12
2.7	ลักษณะภายในของระบบวัดและควบคุมสัญญาณที่พัฒนาขึ้น	13
2.8	ลักษณะภายนอกเมื่อประกอบเสร็จแล้วของระบบวัดและควบคุมสัญญาณที่พัฒนาขึ้น	14
2.9	ภาพรวมของระบบวัดก๊าซ	14
2.10	วงจรแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิทัลและแปลงสัญญาณดิจิทัลเป็นแอนะล็อก รุ่น PA-CP12	15
2.11	ชุด TMS320C50 DSP Starter Kit ที่ใช้ในการแปลงและรับส่งสัญญาณ	17
2.12	ภาพของระบบรับและส่งข้อมูล	17
2.13	ภาพรวมของระบบวัดที่มีระบบรับและส่งข้อมูลแบบระยะไกล	18
3.1	ไดอะแกรมของระบบวัดก๊าซ	21
3.2	เมนูบนหน้าจอมอนิเตอร์ของระบบวัดแบบไม่ใช้โมเด็ม	22
3.3	หน้าจอมอนิเตอร์ในส่วนเมนูของระบบวัดแบบใช้โมเด็ม	25
3.4	หน้าจอมอนิเตอร์ในการตั้งค่าการสื่อสารผ่านโมเด็ม	25
3.5	หน้าจอมอนิเตอร์ในการตั้งค่าตัวแปรที่ควบคุมการวัด	26
3.6	หน้าจอในระหว่างที่ทำการโหลดคำสั่งและโปรแกรมไปยังระบบรับและส่งข้อมูล	26
3.7	หน้าจอมอนิเตอร์ในการตั้งค่าแวกเตอร์สำหรับการวัดความเข้มข้นของสารตัวอย่างในเวลาจริง	27
3.8	ตัวอย่างหน้าจอมอนิเตอร์ในระหว่างที่ทำการวัดสัญญาณ	27

## รายชื่อรูป ( ต่อ )

รูปที่	ชื่อรูป	หน้า
3.9	หน้าจอคอมพิวเตอร์ในการส่งข้อมูลความเข้มข้นของสารตัวอย่างมายังคอมพิวเตอร์ แม่ในการวัดแบบเวลาจริง	28
3.10	ระบบเครือข่ายประสาทหรือนิวรอลเน็ตเวิร์ก	31
3.11	เมนูของโปรแกรมในส่วนประมวลผลแบบแผ่กระจายกลับของระบบเครือข่ายประสาท	34
4.1	ลักษณะสัญญาณการตอบสนองของหัววัดก๊าซ TGS-800, TGS-813, TGS-822 ต่อน้ำบริสุทธิ์	38
4.2	ไดอะแกรมการเปิดปิดวาล์วในการวัดก๊าซและจุดข้อมูลที่แทนลักษณะ การตอบสนองของสัญญาณ	40
4.3	ผลของจำนวน โหนดในชั้นซ่อนและจำนวนครั้งในการสอนที่มีต่อความผิดพลาด	41
4.4	รูปแบบผลลัพธ์การกระจายของโหนดต่อสารตัวอย่างชนิดต่างๆ	44
4.5	รูปแบบผลลัพธ์การกระจายของโหนดต่อ Alcohol	47
4.6	รูปแบบผลลัพธ์การกระจายของโหนดต่อ Acetone	48
4.7	รูปแบบผลลัพธ์การกระจายของโหนดต่อ Ammonia	49
4.8	รูปแบบผลลัพธ์การกระจายของโหนดต่อ Acetaldehyde	50
5.1	รูปแบบการกระจายของโหนดต่างๆ ของสารตัวอย่างสำหรับการวิเคราะห์โดยใช้ อัลกอริทึมการเคลื่อนกลับ	55
5.2	ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยใช้อัลกอริทึมการเคลื่อนกลับที่มีโหนดในชั้นซ่อน 12 โหนด และสอนจำนวน 20,000 ครั้ง	56
5.3	ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยใช้อัลกอริทึมการเคลื่อนกลับที่มีโหนดในชั้นซ่อน 24 โหนด และสอนจำนวน 20,000 ครั้ง	57
5.4	ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยใช้อัลกอริทึมการเคลื่อนกลับที่มีโหนดในชั้นซ่อน 36 โหนด และสอนจำนวน 20,000 ครั้ง	58
5.5	ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยใช้อัลกอริทึมการเคลื่อนกลับที่มีโหนดในชั้นซ่อน 12 โหนด และสอนจำนวน 50,000 ครั้ง	63
5.6	ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยใช้อัลกอริทึมการเคลื่อนกลับที่มีโหนดในชั้นซ่อน 12 โหนด และสอนจำนวน 100,000 ครั้ง	64



รายชื่อรูป ( ต่อ )

รูปที่	ชื่อรูป	หน้า
5.7	ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยใช้อัลกอริธึมการเคลื่อนกลับที่มีโหนดในชั้นซ่อน 12 โหนด และสอนจำนวน 125,000 ครั้ง	65
5.8	ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยใช้อัลกอริธึมการเคลื่อนกลับที่มีโหนดในชั้นซ่อน 12 โหนด และสอนจำนวน 150,000 ครั้ง	66
5.9	ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยใช้ K-matrix	70
5.10	ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยใช้ P-matrix	71
5.11	ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยใช้ Q-matrix	72
5.12	ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยใช้ เครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis	74

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## บทที่ 1

## บทนำ



## 1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาที่ทำการวิจัย

การพัฒนาประเทศให้บรรลุและเป็นไปตามเป้าหมายของแผนพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ ไม่ว่าจะฉบับที่ 6 หรือฉบับที่ 7 ก็ตาม นอกเหนือจากแนวทางการพัฒนาทางด้านการเกษตรให้มีประสิทธิภาพการผลิตและคุณภาพที่สูงขึ้นกว่าเดิมแล้ว รัฐยังมีนโยบายที่จะพัฒนาประเทศไปสู่ประเทศอุตสาหกรรมอีกด้วย รูปแบบการพัฒนาอุตสาหกรรมภายในประเทศที่เป็นอยู่ในปัจจุบันมักจะเน้นถึงการให้สิทธิประโยชน์ในแง่ต่าง ๆ แก่ผู้ลงทุน เพื่อจูงใจให้มีการลงทุนในภาคอุตสาหกรรมมากขึ้น เพื่อให้ผู้ลงทุนมีความสามารถในการผลิตที่มีต้นทุนต่ำ มีปริมาณการผลิตสูง เพื่อสามารถแข่งขันกับต่างประเทศได้ การพัฒนาอุตสาหกรรมในแง่ของการผลิตนั้น จำเป็นจะต้องใช้วัตถุดิบต่าง ๆ รวมถึงการใช้พลังงานที่เพิ่มสูงขึ้นเรื่อย ๆ ผลพวงที่ได้ นอกจากจะเป็นผลิตภัณฑ์แล้ว ก็ทำให้เกิดของเสียต่าง ๆ ไม่ว่าจะเป็น น้ำเสียจากของเสีย โลหะหนัก ไอสารเคมี หรือ ฝุ่นละออง จากการผลิตนั้น ๆ ตามออกมาด้วย ของเสียเหล่านี้จะถูกปล่อยออกมาสู่ภายนอกโรงงาน อันจะมีผลกระทบต่อระบบนิเวศน์และสิ่งแวดล้อมของเรา ดังจะเห็นได้จากว่าในปัจจุบันปัญหาของสภาวะแวดล้อมเสียมีเพิ่มมากขึ้นตลอดเวลา ไม่ว่าจะเป็นปัญหาของมลภาวะทางน้ำ หรือมลภาวะทางอากาศ มลภาวะทางน้ำที่เกิดจากโรงงานนั้นสามารถ มองเห็นได้ง่ายจากสีและกลิ่นของน้ำในแม่น้ำหรือลำคลองที่อยู่ใกล้กับโรงงานนั้น ๆ ดังเช่น ปัญหาของกากน้ำตาลที่รั่วลงสู่ลำน้ำพอง ซึ่งนอกจากจะมีผลทำให้เกิดความเสียหายทางเศรษฐกิจอย่างมากมายมหาศาลแล้ว ยังมีผลกระทบต่อระบบนิเวศน์ของสัตว์ในทะเลแหวกแม่น้ำอย่างรุนแรง จนมีการกล่าวว่าเป็นการยากที่จะทำให้ระบบนิเวศน์ของแม่น้ำกลับเข้าสู่ระบบเดิม หรือแม้ว่าจะทำให้กลับสู่สภาพเดิมได้ก็จะต้องใช้เวลากว่าสิบปี อย่างไรก็ตาม ก็ยังนับว่าเป็นการโชคดีที่ลักษณะภายนอกของปัญหามลภาวะทางน้ำนี้สามารถมองเห็นและสัมผัสได้ ทำให้เราตื่นตัว และสามารถระมัดระวังในความปลอดภัยได้ง่าย และมีการติดตามศึกษาป้องกันกันอย่างกว้างขวาง

ในขณะที่มลภาวะทางอากาศที่เกิดจากของเสียจากโรงงานนั้น ไม่สามารถมองเห็นได้ง่าย ทำให้เราไม่ค่อยรู้สึกถึงอันตรายของมันที่มีต่อตัวเรา จึงค่อนข้างที่จะละเลย และไม่ค่อยให้ความสำคัญมากนัก จึงยากที่จะป้องกัน มลสารที่ทำให้เกิดมลภาวะทางอากาศสามารถแบ่งออกเป็นกลุ่มใหญ่ได้เป็น 2 กลุ่ม กลุ่มแรกได้แก่ ก๊าซพิษต่าง ๆ เช่น ก๊าซคาร์บอนมอนนอกไซด์ (CO) คาร์บอนไดออกไซด์ (CO<sub>2</sub>) ไนโตรเจนออกไซด์ (NO<sub>x</sub>) ซัลเฟอร์ไดออกไซด์ (SO<sub>x</sub>) ไอของสารละลาย เช่น แอมโมเนีย แอลกอฮอล์ และก๊าซมีพิษอื่น ๆ รวม

ถึง ไอของโลหะหนักเช่น ไอตะกั่ว ไอปรอท เป็นต้น มลสารกลุ่มที่ 2 ได้แก่ ฝุ่นละออง เหมม่า ที่มีปะปนอยู่ทั่วไปในอากาศ ตัวมลสารทั้ง 2 กลุ่มนี้ มีอันตรายต่อระบบทางเดินหายใจและสุขภาพของมนุษย์และสัตว์โดยตรงทั้งทางตรงและทางอ้อม ตัวมลสารในกลุ่มแรกอันได้แก่ ก๊าซพิษ ที่กล่าวมาแล้วข้างต้นไม่สามารถมองเห็นได้ด้วยตาเปล่า หรือรับรู้โดยจมูกได้ง่าย ซึ่งเมื่อเทียบกับกลุ่มที่ 2 ซึ่งอาจจะเป็น คาร์บอน เหมม่าจากท่อไอเสีย หรือ ฝุ่นละอองในอากาศเราสามารถมองเห็นได้ง่าย และสามารถระมัดระวังป้องกันได้ในระดับหนึ่งเท่านั้น ก๊าซพิษที่กล่าวมาแล้วข้างต้น อาจจะได้รับรู้ได้บ้างจากกลิ่น หรืออาการผิดปกติของทางเดินหายใจ แต่ก็ไม่สามารถที่จะบอกได้ว่าระดับความเข้มข้นของก๊าซพิษเหล่านี้อยู่ในระดับใด หรืออยู่ในระดับที่จะเป็นอันตรายต่อมนุษย์แล้วหรือไม่ ในบางครั้งกว่าจะรู้ตัวก็ทำให้เกิดความเสียหายที่ร้ายแรงไปแล้ว ดังจะเห็นได้จากกรณีของก๊าซซัลเฟอร์ไดออกไซด์ที่ออกมาจาก โรงงานผลิตไฟฟ้า ที่อำเภอแม่เมาะ จังหวัดลำปาง ตัวอย่างของก๊าซซัลเฟอร์ไดออกไซด์นี้มีโทษจะเป็นมลสารจากเฉพาะในโรงงานผลิตไฟฟ้าเท่านั้น ยังมีอยู่ในขบวนการฟอกสีของโรงงานกระดาษ และโรงงานอื่น ๆ อีกมากมาย ดังนั้นจะเห็นว่า การตรวจวัดมลภาวะอากาศเป็นสิ่งที่จำเป็น เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการควบคุมและป้องกันภัยอันตรายที่อาจเกิดขึ้นตามการเพิ่มขึ้นของโรงงานได้

คณะผู้วิจัยที่รับผิดชอบในโครงการนี้จึงมีความคิดว่า ควรจะมีการพัฒนาระบบวัดและแสดงสภาพมลภาวะทางอากาศขึ้นเอง เพื่อที่จะเป็นตัวบอกถึงสภาวะแวดล้อมทางอากาศของบ้านเราว่าอยู่ในสภาพเช่นใด เพื่อที่พวกเราจะได้ตื่นตัวและตระหนักถึงสภาวะแวดล้อมทางอากาศมากยิ่งขึ้น และรีบเร่งทำการป้องกันอันตรายที่จะเกิดแก่ชีวิตก่อนที่จะสายเกินไป อันจะมีผลนำไปสู่การพัฒนาสังคมและคุณภาพชีวิตของประชาชนให้ยิ่งขึ้น ควบคู่ไปกับการพัฒนาเศรษฐกิจของชาติ โดยในงานวิจัยนี้จะเน้นในการพัฒนาระบบวัดและการประมวลผลโดยใช้ห้วัดก๊าซหลายตัวทำการเก็บข้อมูล และใช้ข้อมูลที่ได้ใน การประมวลผล เพื่อทำการจำแนกชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่าง

## 1.2 ระบบตรวจวัดก๊าซที่มีอยู่ในปัจจุบัน

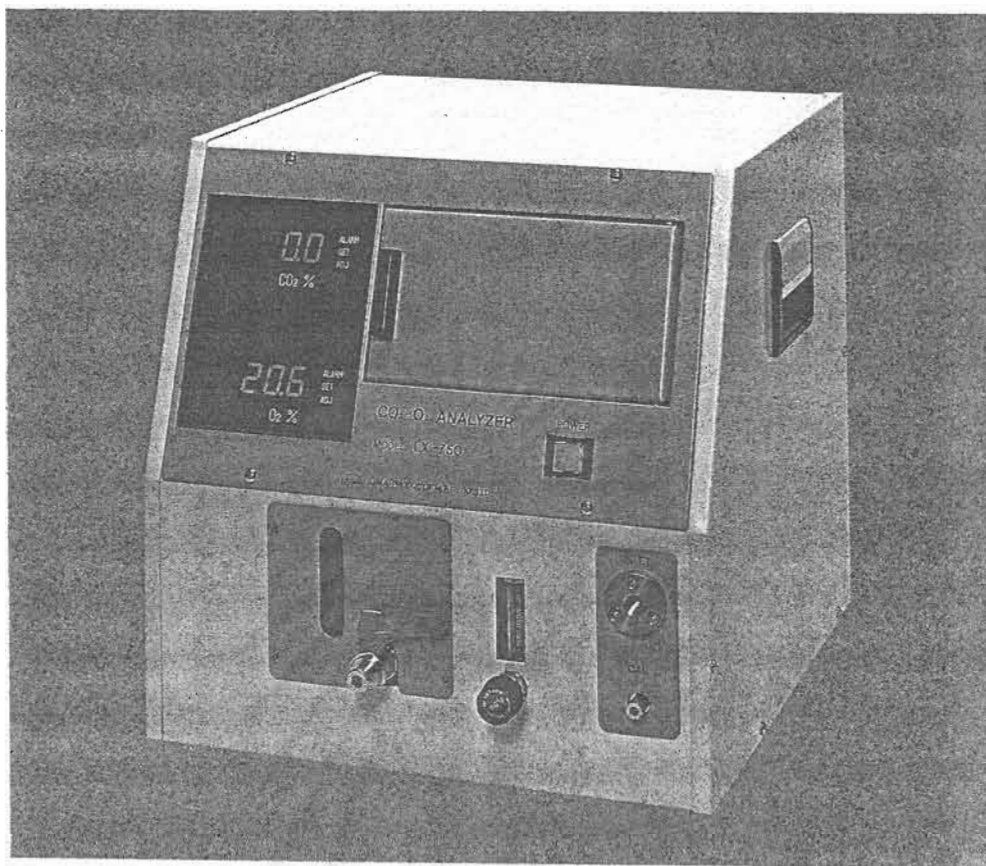
ระบบตรวจวัดก๊าซที่มีพิษโดยทั่วไปมี 2 ลักษณะ คือ ระบบวัดแบบพกพา( portable type )ที่มีขนาดเล็กซึ่งสามารถถือและเคลื่อนย้ายได้ง่าย และระบบวัดแบบตั้งโต๊ะ( desk-top type )ที่มีขนาดใหญ่ ซึ่งใช้ในการวิเคราะห์ที่ต้องการความแม่นยำสูง แบบแรกนั้นเหมาะสำหรับนำพาคิดตัวไปใช้ในการสำรวจในบริเวณต่าง ๆ ได้ง่าย และจะให้ผลได้ทันที แต่มีข้อเสียที่เครื่องวัดและผู้ใช้จะต้องอยู่ใกล้กันตลอดเพื่อทำการวัดในขณะนั้นๆ จึงไม่สามารถนำไปใช้ในบริเวณอันตราย ที่ไม่ทราบค่าความเข้มข้นของก๊าซพิษได้ เนื่องจากผู้วัดอาจจะได้รับอันตรายจากก๊าซพิษนั้น ๆ ได้ จึงเป็นการเสี่ยงเกินไปสำหรับผู้ใช้งาน นอกจากนี้ระบบแบบพกพานี้

สามารถดูแลได้เฉพาะเพียงคนไม่กี่คนเท่านั้น ส่วนระบบวัดแบบตั้งโต๊ะนั้น ตัวเครื่องมักจะมีขนาดใหญ่ ไม่สะดวกต่อการเคลื่อนย้าย จึงจำเป็นจะต้องทำการเก็บตัวอย่างของอากาศมา จากนั้นจึงทำการวิเคราะห์ในห้องปฏิบัติการ แบบนี้จะให้ผลที่มีความละเอียดและแม่นยำสูงกว่า แต่มีข้อเสียที่ไม่สามารถให้ผลได้ทันที จึงอาจจะทำให้มีความล่าช้าเกินไปในการควบคุมและป้องกัน นอกจากนี้หากขั้นตอนการเก็บตัวอย่างทำอย่างไม่เหมาะสมแล้ว ก็อาจจะทำให้สารตัวอย่างเปลี่ยนแปลงสภาพ ข้อมูลที่ได้จึงผิดพลาดได้ รูปที่ 1.1 และ 1.2 แสดงตัวอย่างของระบบวัดก๊าซแบบพกพา และระบบวัดก๊าซแบบตั้งโต๊ะ

อย่างไรก็ตามทั้ง 2 ระบบนี้ มีจุดอ่อนร่วมกันอยู่อีก 1 อย่างคือ หากตัวอย่างของอากาศที่ทำการวิเคราะห์นั้น มีองค์ประกอบของก๊าซอยู่หลายชนิดผลที่วัดได้นั้นจะมีการรบกวน (interfere) จากก๊าซชนิดอื่น ๆ เสมอ ผลการตอบสนองในลักษณะเช่นนี้เรียกว่าเกิดการตอบสนองข้าม (cross-talk) เช่น ในการวัดก๊าซคาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) จะมีการรบกวนจากก๊าซไนโตรเจนออกไซด์ (NO<sub>x</sub>) หรือในการวัดก๊าซไฮโดรเจนซัลไฟด์ (H<sub>2</sub>S) จะมีการรบกวนจากก๊าซคาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) เป็นต้น ดังนั้นแม้ว่าจะมีเครื่องวัดวิเคราะห์ก๊าซจำหน่ายอยู่บ้างก็ตาม การปรับปรุงและพัฒนาการวัดให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งการเพิ่มความจำเพาะในการวัดให้แก่หัววัดก๊าซเพื่อให้ได้ผลที่แม่นยำมากยิ่งขึ้น ก็ยังเป็นสิ่งที่จำเป็นและสำคัญมาก และอยู่ในระหว่างการวิจัยและพัฒนากันในต่างประเทศ การพัฒนาประสิทธิภาพของการวัดให้สูงขึ้นนั้น ในต่างประเทศมักจะเน้นในการปรับปรุงที่ตัวหัววัดก๊าซโดยตรงเป็นส่วนใหญ่ ซึ่งหากมองในทางทฤษฎีแล้วจะเป็นไปได้ค่อนข้างยากเพราะมีตัวแปรมาก จึงทำให้ในปัจจุบันก็ยังคงไม่สามารถหาหัววัดที่มีความจำเพาะสูงๆ ได้



รูปที่ 1.1 ตัวอย่างของระบบวัดก๊าซแบบพกพา



รูปที่ 1.2 ตัวอย่างของระบบวัดก๊าซแบบตั้งโต๊ะ

### 1.3 แนวความคิดของโครงการวิจัย

เนื่องจากระบบวัดก๊าซที่มีอยู่ทั่วไปนั้นยังมีปัญหาในแง่การใช้งานดังที่ได้กล่าวมาแล้วในหัวข้อ 1.2 คือระบบวัดก๊าซแบบพกพาไม่เหมาะสมที่จะนำไปใช้ในบริเวณที่มีก๊าซพิษที่มีความเข้มข้นสูงได้ เพราะผู้วัดอาจจะได้รับอันตรายจากก๊าซพิษ ส่วนระบบวัดแบบตั้งโต๊ะนั้นต้องเก็บตัวอย่างมาทำการวิเคราะห์ ทำให้ไม่สามารถได้ข้อมูลในเวลาจริงได้ ดังนั้นในโครงการวิจัยนี้จึงมีแนวความคิดที่จะพัฒนาระบบวัดก๊าซที่สามารถวัดก๊าซที่จุดๆ หนึ่ง และการส่งข้อมูลมายังผู้วัดที่อยู่ห่างออกไปอีกจุดหนึ่งได้ ซึ่งจะทำได้ข้อมูลในเวลาจริง อีกทั้งไม่ทำให้ผู้วัดได้รับผลกระทบจากก๊าซพิษอีกด้วย

ในระยะเริ่มต้นของโครงการได้วางแผนว่าจะทำการพัฒนาระบบวัดก๊าซพิษ โดยเริ่มที่การวัดก๊าซคาร์บอนมอนนอกไซด์ (CO) คาร์บอนไดออกไซด์ (CO<sub>2</sub>) ไนโตรเจนออกไซด์ (NO<sub>x</sub>) และ ซัลเฟอร์ได

บทที่ 1 บทนำ

ออกไซด์ (SO<sub>x</sub>) เป็นหลัก แต่เนื่องจากก๊าซเหล่านี้เป็นก๊าซที่มีอันตรายสูง หากสูดดมเข้าไปเพียงเล็กน้อยก็อาจจะทำให้มีอันตรายต่อสุขภาพและชีวิตได้ อนึ่ง โครงสร้างของห้องปฏิบัติการวิจัยที่ดำเนินงานอยู่ในปัจจุบันนี้ยังไม่มียุทธศาสตร์ความปลอดภัยในการควบคุมก๊าซพิษ จึงอาจจะได้รับอันตรายในระหว่างการทำการทดลองได้ นอกจากนี้ยังมีปัญหาในการกำจัดก๊าซพิษเหล่านี้ จึงได้ทำการเปลี่ยนเป้าหมายมาเป็นการวัดไอระเหยของสารละลายที่มีพิษแทน เช่น ไอระเหยของแอมโมเนีย อาซิโตน แอลกอฮอล์ ซึ่งสารเหล่านี้แม้เป็นของเหลว แต่มีจุดเดือดต่ำจึงกลายเป็นไอหรือก๊าซได้ง่าย สารเหล่านี้หากเกิดการรั่วไหลขึ้นในโรงงานผลิตก็จะเป็นอันตรายอย่างสูงได้ การตรวจวัดการรั่วไหลของสารเหล่านี้จึงมีความสำคัญเช่นกัน อย่างไรก็ตามสารเหล่านี้สามารถที่จะทำการควบคุมและจัดการได้สะดวก อีกทั้งมีความปลอดภัยในการทำการทดลองสูงกว่าการใช้ก๊าซพิษ ระบบที่พัฒนาขึ้นนี้จึงสามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้ในโรงงานผลิตสารระเหยเหล่านี้ได้ อย่างไรก็ตามโดยหลักการแล้ว ระบบที่พัฒนาขึ้นนี้สามารถที่จะทำการวัดก๊าซ จึงสามารถที่จะนำไปประยุกต์ใช้กับการตรวจวัดก๊าซพิษชนิดอื่นได้เมื่อมีสภาวะแวดล้อมในการทดลองที่พร้อม

ในการวิจัยนี้จะนำความรู้ในสาขาต่าง ๆ ของคณะผู้วิจัยเข้ามาใช้ในการแก้ปัญหาต่าง ๆ ของระบบที่มีอยู่ กล่าวคือ จะทำการพัฒนาระบบวัดก๊าซพิษแบบระยะไกล ที่สามารถวัดก๊าซตัวอย่างจากบริเวณที่อยู่ห่างออกไปไกลจากตัวผู้วัดได้เพื่อไม่ให้เกิดอันตรายต่อตัวผู้วัดได้ โดยนำความรู้ในด้านการวัด (sensing) เข้ามาประยุกต์ร่วมกับกรรมวิธีสัญญาณเชิงเลข (digital signal processing) และการสื่อสารข้อมูล (data communication) กล่าวคือจะทำการส่งข้อมูลวัดที่ได้จากหัววัดที่อยู่ห่างออกไป เข้ามายังระบบแม่ (host) ที่อยู่ที่ส่วนกลาง เพื่อทำการประมวลผลและรายงานผลออกมา นอกจากนี้เพื่อที่จะปรับปรุงประสิทธิภาพของการวัดให้สูงขึ้น จะทำการจัดการข้อมูลโดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทประดิษฐ์ (Artificial neural networks) ชนิดต่างๆ และการประมวลผลข้อมูลแบบอื่นๆ เช่น การวิเคราะห์โดยใช้เคโมเมตริก ฯ เข้ามาใช้ในการวิเคราะห์และประมวลผลข้อมูลที่วัดได้ เพื่อทำการเปรียบเทียบหาวิธีที่เหมาะสมกับระบบวัดนี้

1.4 วัตถุประสงค์ของโครงการ

โครงการวิจัยนี้มีเป้าหมายหลักดังต่อไปนี้

1. เพื่อพัฒนาระบบเฝ้าตรวจมลภาวะอากาศแบบระยะไกล
2. เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพในการวัดของหัววัดโดยใช้การประมวลผลวิธีใหม่
3. เพื่อทดสอบระบบที่พัฒนาขึ้นในการนำไปใช้งาน

### 1.5 ขอบเขตของการวิจัย

ขอบข่ายของโครงการวิจัยนี้สามารถแบ่งเป็นส่วนๆ ในขั้นตอนการประดิษฐ์ได้ดังต่อไปนี้

1. พัฒนาระบบวัดก๊าซชนิดต่าง ๆ
2. พัฒนาซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการประมวลข้อมูลในลักษณะต่าง ๆ
3. พัฒนาซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการส่งข้อมูลระยะไกลแบบเวลาจริง( real-time )

### 1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับเมื่อเสร็จสิ้นโครงการเป็นดังต่อไปนี้

- เป็นพื้นฐานในการพัฒนาระบบเฝ้าตรวจมลภาวะอากาศแบบระยะไกล
- เป็นพื้นฐานในการพัฒนาระบบเฝ้าตรวจมลภาวะชนิดอื่น ๆ ต่อไป
- เป็นก้าวหนึ่งสำหรับการเริ่มต้นการทำงานวิจัยในสหวิทยาการ
- เป็นการกระตุ้นให้ตระหนักถึงปัญหาสิ่งแวดล้อมทางอากาศ
- เป็นพื้นฐานการพัฒนาสังคมและคุณภาพชีวิตไปพร้อมกับการพัฒนาเศรษฐกิจ

บทที่ 2

ระบบเฝ้าตรวจมลภาวะแบบระยะไกล

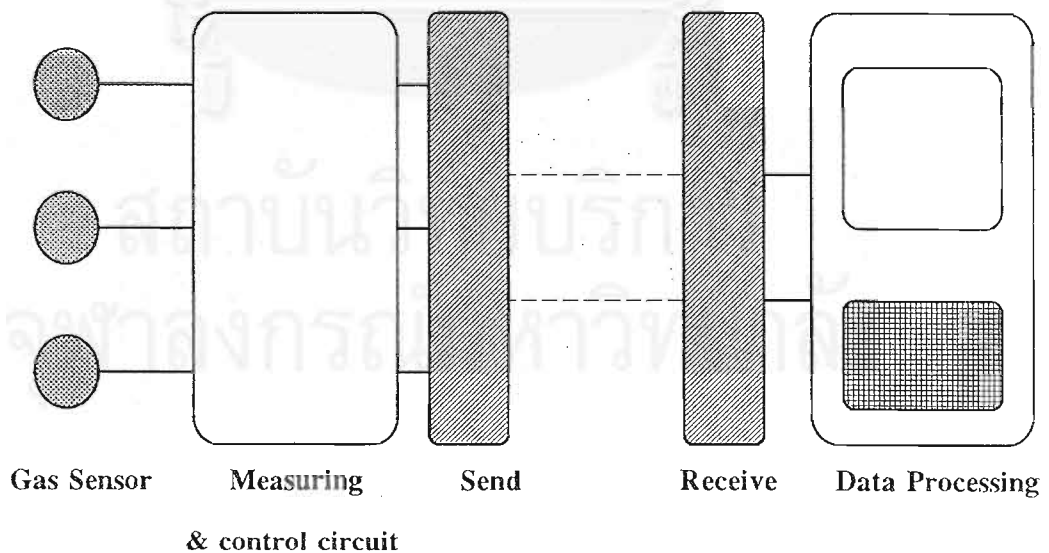
ในบทนี้จะกล่าวถึงรายละเอียดของการประดิษฐ์และพัฒนาระบบเฝ้าตรวจมลภาวะแบบระยะไกล โดยระบบที่พัฒนาขึ้นนี้จะทำหน้าที่ในการวัดก๊าซ ณ ตำแหน่งหนึ่งซึ่งอยู่ห่างไกลออกไปจากผู้วัด จากนั้นจะทำการส่งข้อมูลที่วัดได้ไปยังศูนย์กลางที่ทำการประมวลผล ลักษณะการวัดสัญญาณนั้นจะถูกส่งและโปรแกรมจากศูนย์กลาง การวัดจะทำโดยอัตโนมัติด้วยตัวของระบบวัดเอง และส่งข้อมูลกลับมายังศูนย์กลาง รายละเอียดของการพัฒนาระบบวัดก๊าซมีดังต่อไปนี้

2.1 โครงสร้างของระบบวัด

ระบบเฝ้าตรวจมลภาวะอากาศแบบระยะไกลที่พัฒนาขึ้นจะประกอบด้วยส่วนประกอบดังต่อไปนี้

1. ระบบวัดก๊าซ
2. ระบบส่งและรับข้อมูล
3. ระบบประมวลผล

รูปที่ 2.1 แสดงไดอะแกรมของระบบที่พัฒนาขึ้น



รูปที่ 2.1 ไดอะแกรมของระบบเฝ้าตรวจมลภาวะอากาศแบบระยะไกล

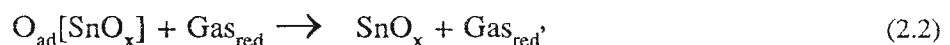
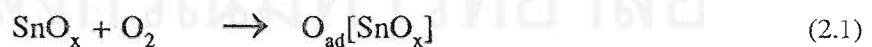


## 2.2 ระบบวัดก๊าซ

ระบบวัดก๊าซจะประกอบด้วยหัววัดก๊าซและวงจรวัดและควบคุมสัญญาณซึ่งจะทำหน้าที่ในการวัดสัญญาณของก๊าซที่มีอยู่ในระบบวัด สัญญาณที่ได้จะเป็นสัญญาณไฟฟ้าที่จะส่งเข้าสู่ระบบส่งสัญญาณเพื่อทำหน้าที่ส่งสัญญาณไปตามสายเพื่อเข้าสู่ระบบรับสัญญาณที่ปลายทาง จากนั้นสัญญาณจะถูกส่งเข้าสู่ระบบประมวลผลเพื่อหาชนิดและความเข้มข้นของก๊าซต่อไป ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงรายละเอียดของระบบวัดก๊าซ

### 2.2.1 หัววัดก๊าซ

หัววัดก๊าซที่ใช้ในโครงการนี้เป็นหัววัดก๊าซที่ทำขึ้นจากสารกึ่งตัวนำประเภทดีบุกออกไซด์ สารกึ่งตัวนำชนิดนี้เมื่อสัมผัสกับก๊าซแล้วจะทำให้เกิดการถ่ายเทอิเล็กตรอนระหว่างกันขึ้น ผลคือทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของค่าความต้านทานของสารกึ่งตัวนำ ค่าการเปลี่ยนแปลงของความต้านทานนี้จะแปรผันกับความเข้มข้นของก๊าซ จึงทำให้สามารถนำมาใช้ในการวัดความเข้มข้นของก๊าซได้ รูปที่ 2.2 แสดงลักษณะไดอะแกรมของชั้นพลังงาน (Energy band diagram) และกำแพงศักย์ไฟฟ้า (Potential barrier) ของสารกึ่งตัวนำประเภทดีบุกออกไซด์ในกรณีที่ไม่มีและมีก๊าซรีดิวซ์ ในสภาพปกติที่ผิวของสารกึ่งตัวนำจะมีออกซิเจนมาดูดซับอยู่ที่ผิวและดึงอิเล็กตรอนจากสารกึ่งตัวนำ ทำให้เกิดกำแพงศักย์ไฟฟ้าขึ้น ผลคือสภาพความนำไฟฟ้าของสารกึ่งตัวนำจะมีค่าต่ำ (ความต้านทานสูง) และเมื่อมีก๊าซรีดิวซ์ผ่านเข้ามาดูดซับที่ผิวของสารกึ่งตัวนำ ก๊าซรีดิวซ์จะเข้าไปแทนที่ออกซิเจนที่ผิวของสารกึ่งตัวนำ ผลคือจะเกิดการถ่ายเทอิเล็กตรอนจากก๊าซสู่สารกึ่งตัวนำ ทำให้กำแพงศักย์ไฟฟ้ามีค่าลดต่ำลงและมีความนำไฟฟ้าสูงขึ้น (ความต้านทานต่ำ) การเปลี่ยนแปลงสภาพความนำไฟฟ้านี้จะขึ้นกับความเข้มข้นของก๊าซที่เข้ามาดูดซับที่ผิว ขั้นตอนการเกิดปฏิกิริยาที่กล่าวมาข้างต้นนี้สามารถเขียนในรูปของสมการได้ดังสมการที่ (2.1) และ (2.2) จากลักษณะที่กล่าวมาข้างต้นนี้จะเห็นได้ว่าการตอบสนองของหัววัดจะขึ้นกับความเข้มข้นของออกซิเจนและก๊าซรีดิวซ์ที่มีอยู่ในระบบ หัววัดก๊าซจะมีหลายชนิดขึ้นกับชนิดของก๊าซที่จะทำการวัด หัววัดเหล่านี้ส่วนใหญ่จะทำขึ้นจากดีบุกออกไซด์ โดยมีสารเจือปนที่มีอยู่ในดีบุกออกไซด์ต่างชนิดกันออกไป



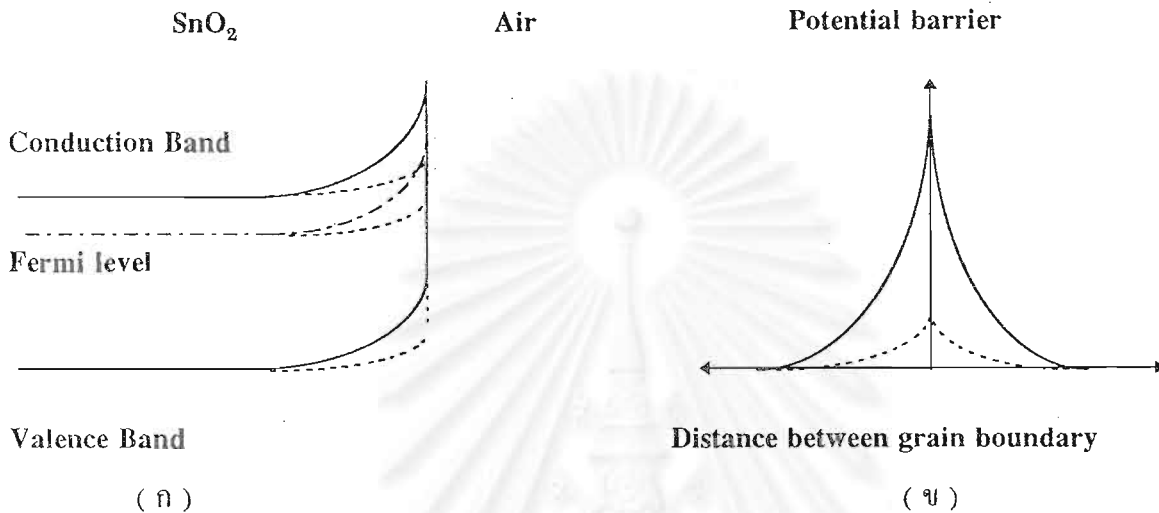
โดย  $\text{SnO}_x$  คือ สารกึ่งตัวนำที่ทำหน้าที่เป็นหัววัดก๊าซ

$\text{O}_2$  คือ ออกซิเจนในบรรยากาศ

$O_{ad}[SnO_x]$  คือ ผิวของสารกึ่งตัวนำที่มีออกซิเจนดูดซับ

$Gas_{red}$  คือ ก๊าซรีดิวซ์ที่จะถูกวัด

$Gas_{red}'$  คือ ผลที่เกิดขึ้นในกระบวนการวัด



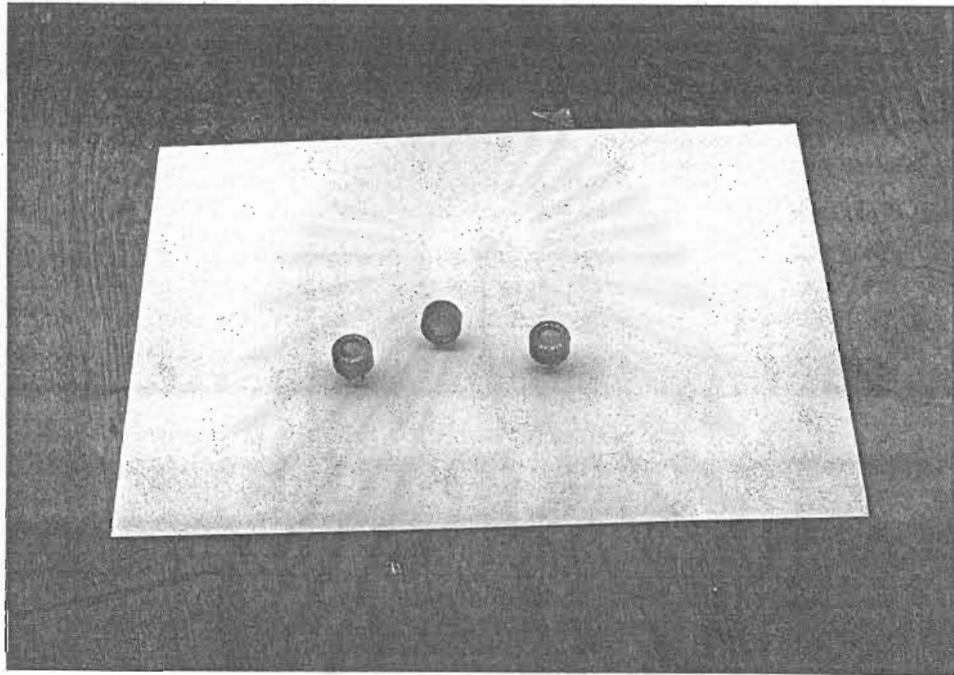
รูปที่ 2.2 ลักษณะ โดอะแกรมของชั้นพลังงาน (( ก ) และกำแพงศักย์ไฟฟ้า ( ข ) ของดีบุกออกไซด์  
ในกรณีที่ไม่มี ( ————— ) และมี ( ..... ) ก๊าซรีดิวซ์

ในโครงการวิจัยนี้จะใช้หัววัดก๊าซ 3 ตัวคือ TGS-800, TGS-813 และ TGS-822 หัววัดก๊าซทั้งสามเป็นหัววัดก๊าซแบบสารกึ่งตัวนำของบริษัท Figaro Engineering แม้ว่าหัววัดก๊าซเหล่านี้จะถูกออกแบบให้มีลักษณะสมบัติที่แตกต่างกันก็ตาม การตอบสนองของหัววัดก๊าซเหล่านี้ก็ยังมี การตอบสนองที่ซ้ำซ้อนกัน ขาดความจำเพาะในการวัด จึงไม่สามารถที่จะใช้งานเดี่ยวในการวัดสารตัวอย่างได้ ในโครงการนี้จึงจะใช้ผลการตอบสนองของหัววัดก๊าซทั้งสามในการวิเคราะห์ชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่าง รูปที่ 2.3 แสดงหัววัดก๊าซที่ใช้ในโครงการวิจัยนี้

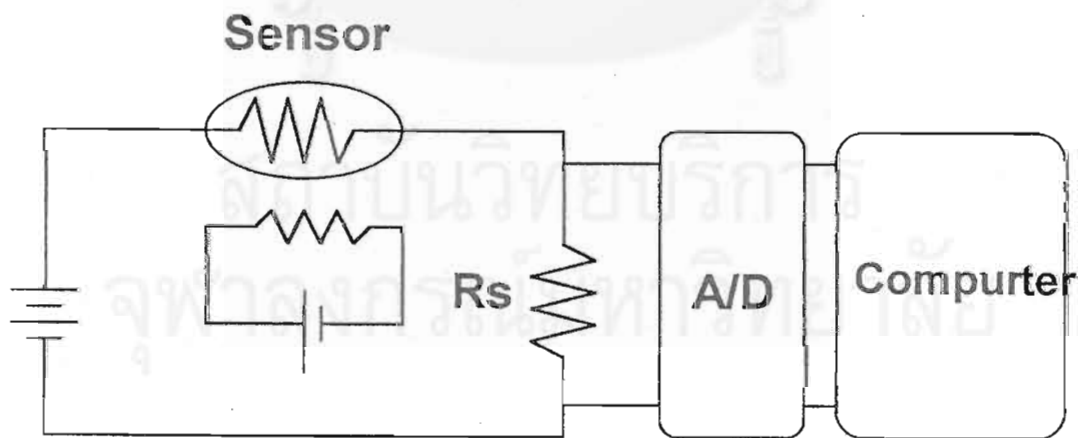
### 2.2.2 วงจรวัด

เนื่องจากการค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซเปลี่ยนแปลงตามค่าความเข้มข้นของก๊าซ ดังนั้นจึงสามารถทำการวัดค่าความเข้มข้นของก๊าซโดยการวัดค่าความต้านทานของหัววัด การวัดค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซสามารถทำได้โดยการใช้วงจรวัดที่ประกอบด้วยแหล่งจ่ายไฟที่จ่ายแรงดันไฟฟ้าให้กับหัววัดก๊าซ

และมีตัวต้านทานอีกหนึ่งตัวต่ออนุกรมอยู่เพื่อทำการวัดค่าการเปลี่ยนแปลง นอกจากนี้เนื่องจากหัววัดก๊าซจะทำงานได้ดีที่อุณหภูมิสูง ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีแหล่งจ่ายไฟอีกชุดหนึ่งเพื่อจ่ายไฟให้กับฮีตเตอร์ของหัววัด แรงดันของแหล่งจ่ายที่ให้กับหัววัดก๊าซและฮีตเตอร์ในงานนี้มีค่า 12 โวลต์ และ 5 โวลต์ ตามลำดับ รูปที่ 2.4 แสดงไดอะแกรมของวงจรวัด



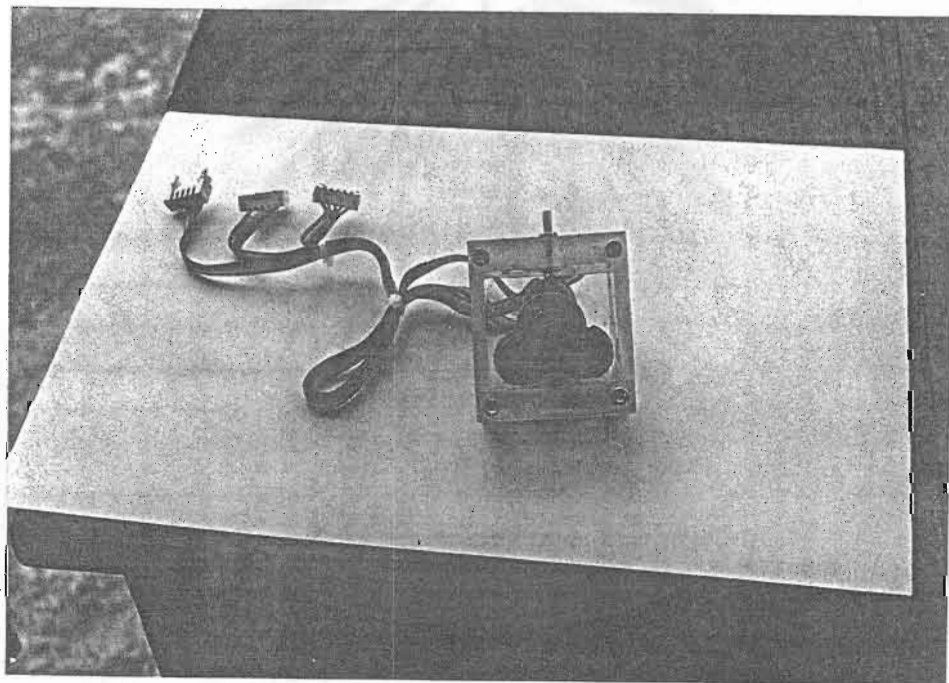
รูปที่ 2.3 หัววัดก๊าซที่ใช้ในโครงการ



รูปที่ 2.4 ไดอะแกรมของวงจรวัดก๊าซ

2.2.3 เซลไหลผ่าน (Flow cell)

การวัดที่จะทำในโครงการวิจัยนี้จะทำในลักษณะของการตอบสนองชั่วคราว กล่าวคือจะให้ก๊าซของสารตัวอย่างไหลผ่านหัววัดก๊าซในช่วงเวลา 90 วินาที แล้วทำการวัดการตอบสนองของหัววัด เพื่อที่จะสามารถควบคุมปริมาตรของก๊าซในระหว่างการวัดให้มีค่าคงที่เพื่อให้ได้ผลการวัดที่คงที่ จึงได้ทำการประดิษฐ์เซลล์ไหลผ่านเพื่อติดตั้งหัววัดก๊าซทั้งสามตัว เซลล์ไหลผ่านนี้จะมีท่อเข้าสำหรับที่จะนำเอาก๊าซพาร์หรือก๊าซของสารตัวอย่างเข้ามาสู่หัววัดก๊าซ และมีท่อออกเพื่อที่จะปล่อยก๊าซของสารตัวอย่างทิ้งออกไป รูปที่ 2.5 แสดงลักษณะของเซลล์ไหลผ่านที่ใช้ประกอบหัววัด



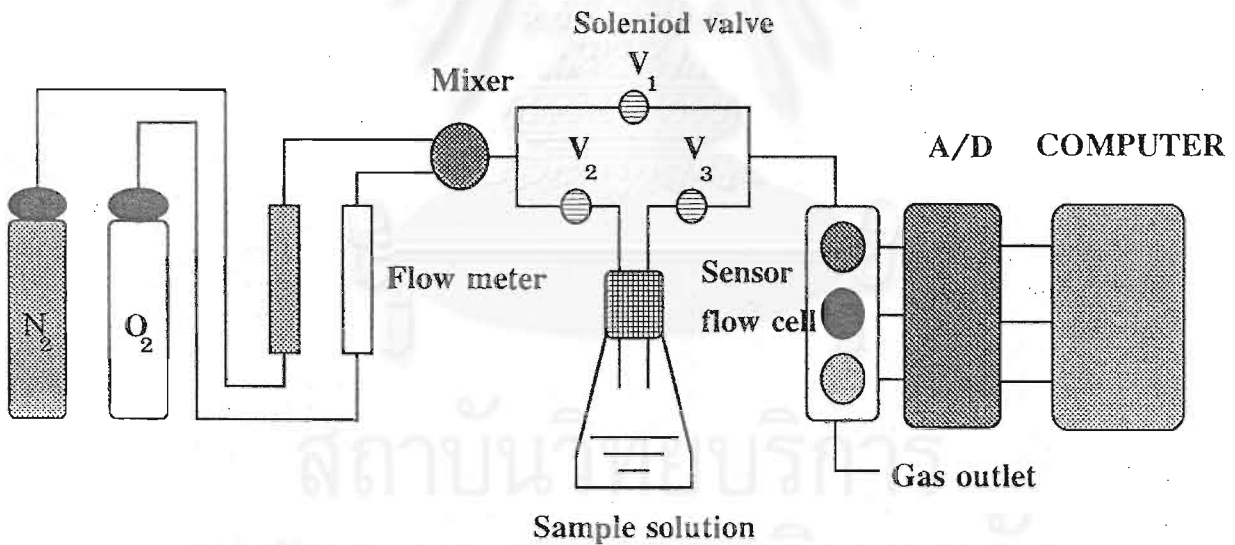
รูปที่ 2.5 ลักษณะของเซลล์ไหลผ่านที่ใช้ประกอบหัววัด

2.3 ระบบวัดและควบคุมสัญญาณ

ในขั้นตอนการวัดก๊าซนั้น หลังจากที่หัววัดก๊าซดูดซับก๊าซและมีการเปลี่ยนแปลงค่าความต้านทานแล้ว หากไม่มีออกซิเจนเข้ามาในระบบวัด ค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซก็จะอยู่ในสภาพความนำไฟฟ้าที่ต่ำ และไม่

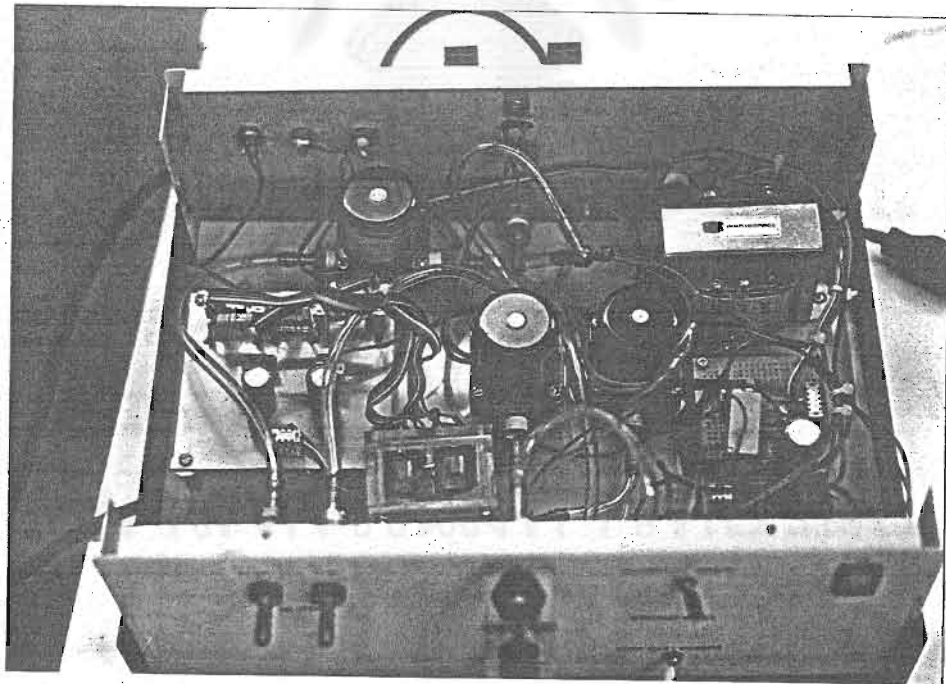
สามารถทำการวัดก๊าซต่อไปได้ ดังนั้นหลังจากที่ก๊าซเข้ามาดูดซับที่ผิวของหัววัดและทำการวัดการเปลี่ยนแปลงความต้านทานไปแล้ว จำเป็นจะต้องทำการให้ออกซิเจนแก่หัววัดอีกครั้งหนึ่งเพื่อให้หัววัดก๊าซกลับเข้ามาอยู่ในสภาพที่พร้อมจะทำการวัดต่อไปได้ ด้วยเหตุนี้ในระบบวัดและควบคุมสัญญาณจึงจำเป็นต้องมีระบบจ่ายก๊าซออกซิเจน และเพื่อทำการควบคุมความเข้มข้นของออกซิเจนในระบบให้มีค่าที่ไม่สูงเกินไป จึงทำการเจือจางด้วยก๊าซไนโตรเจนซึ่งเป็นก๊าซเฉื่อย ระบบวัดและควบคุมสัญญาณที่ได้พัฒนาขึ้นแสดงในรูปที่ 2.6

หลักการการทำงานของระบบวัดและควบคุมเป็นดังต่อไปนี้ ในการวัดจะมีก๊าซผสมของออกซิเจนและไนโตรเจนเป็นก๊าซพาห้ โดยก๊าซออกซิเจน ( 99.5% ) และก๊าซไนโตรเจน ( 99.5% ) จากถังจะถูกปรับความดันและส่งเข้าสู่ฟลูว์มิเตอร์เพื่อปรับอัตราการไหล ในการทดสอบนี้ได้กำหนดให้อัตราการไหลของก๊าซไนโตรเจนและออกซิเจนเป็น 200 และ 50 มิลลิลิตรต่อนาที ก๊าซทั้งสองชนิดจะถูกผสมเข้าด้วยกันเพื่อส่งเข้าสู่ระบบควบคุมการวัด ซึ่งจะทำให้ความเข้มข้นของออกซิเจนในก๊าซพาห้เป็น 20% โดยปริมาตร

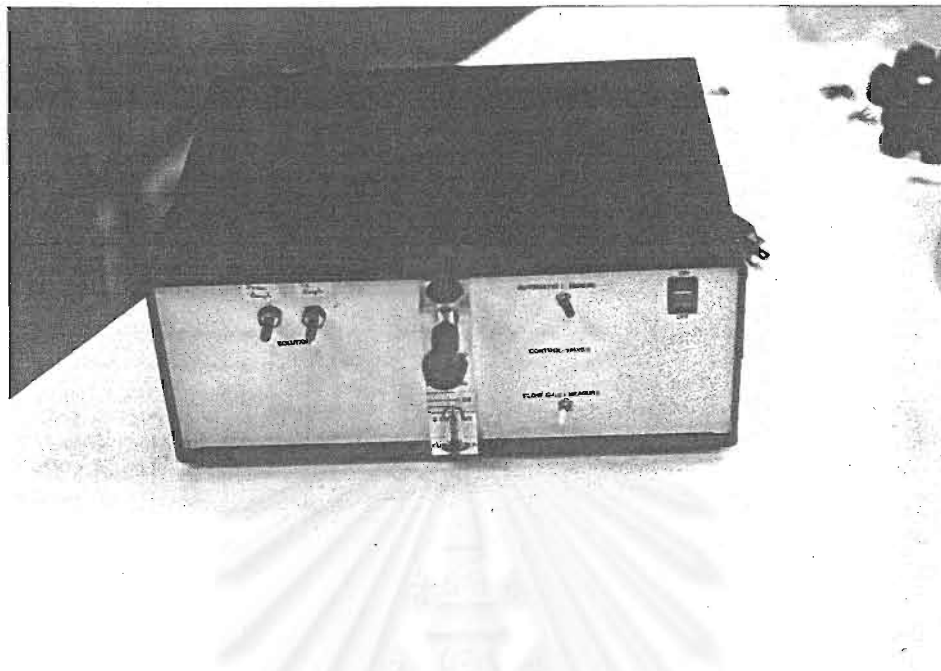


รูปที่ 2.6 โค้ดแกรมของระบบวัดและควบคุมสัญญาณ

การวัดก๊าซได้ออกแบบระบบให้ทำการวัดเป็นแบบ Head space โดยจะทำการวัดไอระเหยของสารตัวอย่างที่เป็นสารละลายหรือก๊าซในระบบควบคุมการวัดจะมีโซลินอยด์วาล์วอยู่ 2 ชุด เพื่อควบคุมการวัดสารตัวอย่าง โดยก่อนที่จะทำการวัดจะทำการเปิดวาล์ว  $V_1$  และปิดวาล์ว  $V_2, V_3$  ซึ่งจะมีผลทำให้ก๊าซพาห้เท่านั้นที่ไหลเข้าสู่หัววัดก๊าซ สัญญาณที่ได้ในตอนนี้จะเป็นสัญญาณอ้างอิงก่อนทำการวัด เมื่อต้องการทำการวัดก็จะปิดวาล์ว  $V_1$  และเปิดวาล์ว  $V_2, V_3$  ผลคือจะทำให้ก๊าซพาห้ไหลเข้าสู่ส่วนเก็บสารตัวอย่าง และนำพาเอาก๊าซของสารตัวอย่างเข้าสู่หัววัดก๊าซ ดังนั้นสัญญาณที่ได้ในช่วงเวลาตอนนี้จะกลายเป็นผลตอบสนองต่อก๊าซในสารตัวอย่าง โดยการทำให้เช่นนี้จึงสามารถที่จะทำการวัดสารตัวอย่างที่อยู่ในรูปของก๊าซหรือไอระเหยของสารตัวอย่างที่เป็นสารละลายได้ ส่วนของวงจรวัดและควบคุมนั้นได้พัฒนาขึ้นเอง การควบคุมโซลินอยด์วาล์วทั้ง 3 ตัวที่กล่าวมาแล้วข้างต้นนั้น ได้ออกแบบให้สามารถทำงานได้โดยอัตโนมัติโดยการสั่งการจากคอมพิวเตอร์ รูปที่ 2.7 และ 2.8 แสดงลักษณะภายใน และภายนอกเมื่อประกอบเสร็จแล้วของระบบวัดและควบคุมสัญญาณที่ได้พัฒนาขึ้น และรูปที่ 2.9 แสดงภาพรวมของระบบทั้งหมด



รูปที่ 2.7 ลักษณะภายในของระบบวัดและควบคุมสัญญาณที่ได้พัฒนาขึ้น



รูปที่ 2.8 ลักษณะภายนอกเมื่อประกอบเสร็จแล้วของระบบวัดและควบคุมสัญญาณที่พัฒนาขึ้น

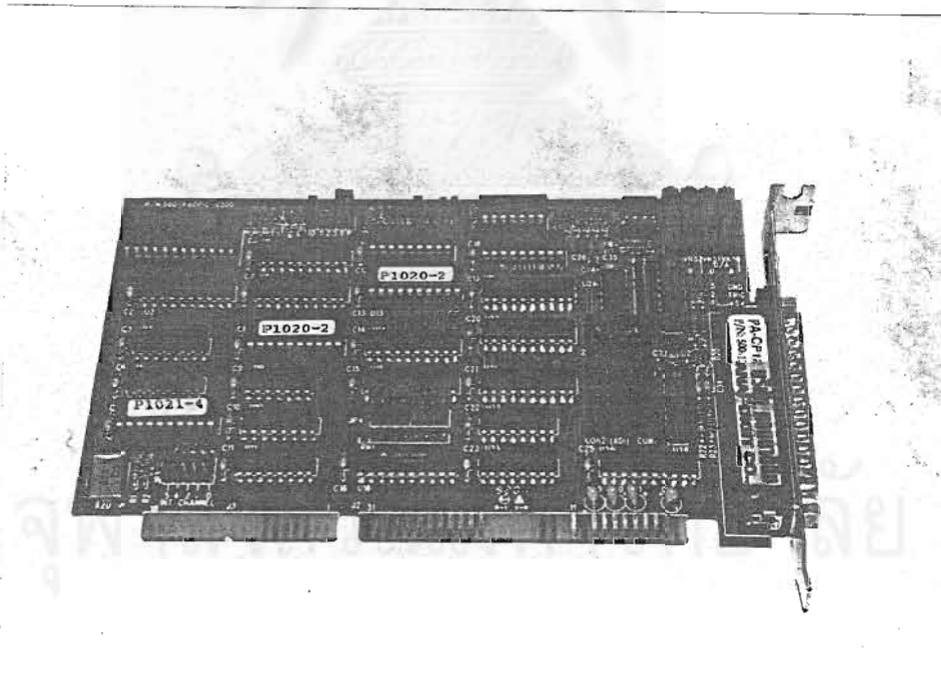


รูปที่ 2.9 ภาพรวมของระบบวัดก๊าซ

## 2.4 ระบบรับและส่งข้อมูล

การควบคุมระบบวัดสัญญาณนั้นจะทำโดยอัตโนมัติโดยใช้โปรแกรมจากระบบประมวลผลหรือคอมพิวเตอร์แม่ ส่งการไปยังระบบวัด เนื่องจากสัญญาณที่วัดได้จากระบบวัดเป็นสัญญาณแอนะล็อก ในขณะที่การจัดการสัญญาณที่คอมพิวเตอร์เป็นดิจิทัล ดังนั้นการเชื่อมต่อบนทั้งสองเข้าด้วยกันนั้นจำเป็นต้องใช้วงจรแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิทัล ( A/D ) และวงจรแปลงสัญญาณดิจิทัลเป็นแอนะล็อก ( D/A ) ในโครงการวิจัยนี้จึงได้ทำการพัฒนาระบบรับและส่งข้อมูลขึ้น 2 ระบบ ระบบแรกเป็นแบบที่ใช้สำหรับการวัดที่ระบบวัดกับระบบประมวลผลอยู่ไม่ห่างจากกันมากนัก ( ราว 10 เมตร ) และทำการเชื่อมระบบทั้งสองด้วยสายไฟสัญญาณธรรมดา ระบบนี้จะใช้วงจรแปลงสัญญาณของ Acqutek รุ่น PA-CP12 ซึ่งเป็นวงจร A/D แบบ 12 บิตที่สามารถรับสัญญาณเข้าได้ 16 ช่อง และมีวงจร D/A และ Digital output สำหรับส่งงานได้ ระบบนี้เป็นระบบที่ง่าย แต่จะมีปัญหาเมื่อความยาวของสายไฟสัญญาณที่ใช้ยาวเกินไปจะทำให้เกิดสัญญาณรบกวนมาก

รูปที่ 2.10 แสดงวงจรแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิทัล ( A/D ) และวงจรแปลงสัญญาณดิจิทัลเป็นแอนะล็อก ( D/A ) ที่ใช้

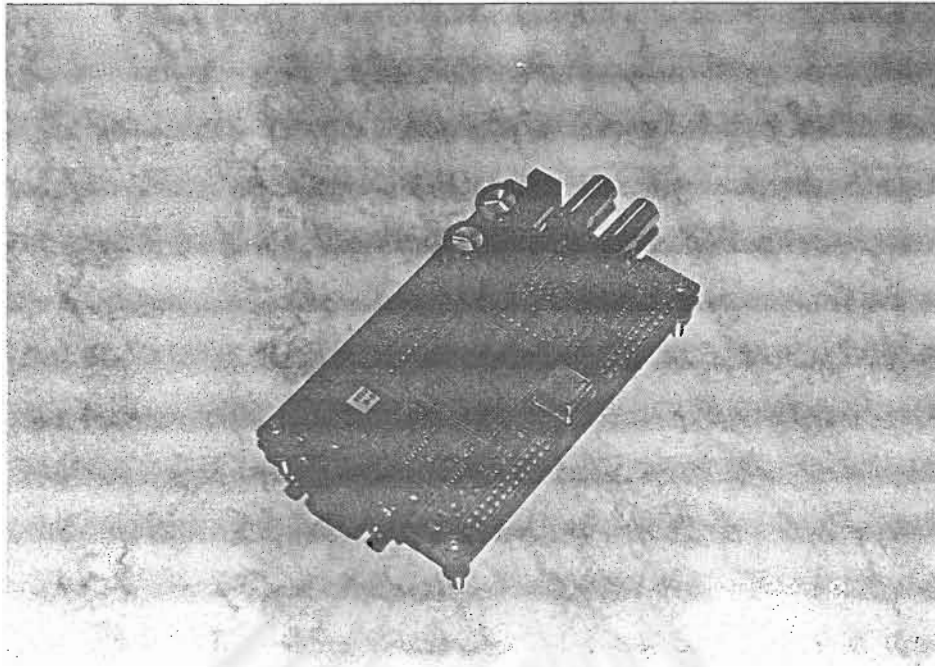


รูปที่ 2.10 วงจรแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิทัลและวงจรแปลงสัญญาณดิจิทัลเป็นแอนะล็อก รุ่น PA-CP12

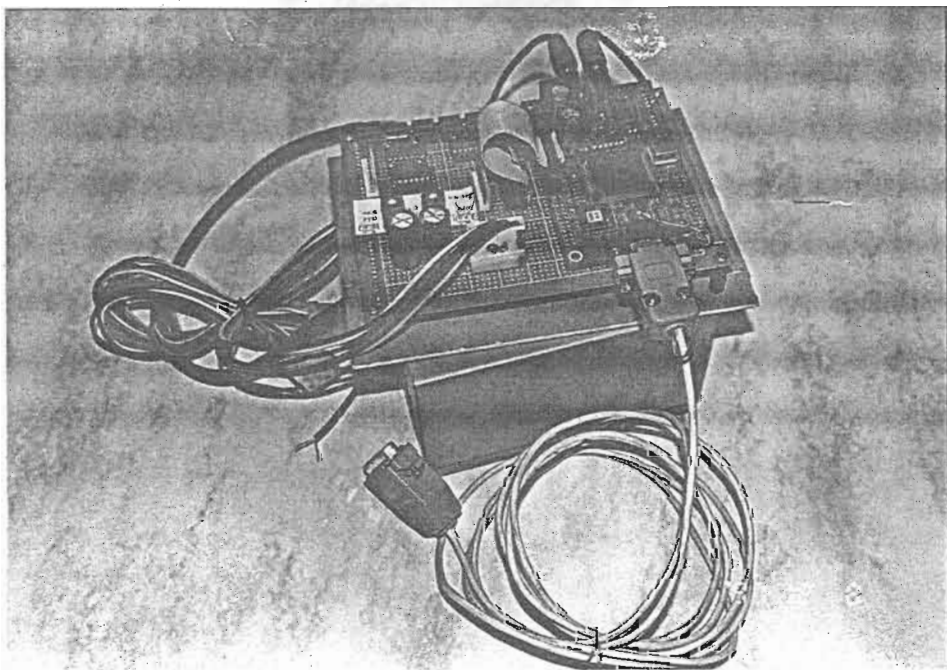


ระบบที่สองเป็นระบบที่ใช้ในกรณีที่ระบบวัดและระบบประมวลผลอยู่ห่างกันมากๆ ในกรณีนี้จะทำการเชื่อมระบบทั้งสองเข้าด้วยกันโดยใช้โมเด็ม โปรแกรมการควบคุมการทำงานจะถูกโปรแกรมขึ้นที่ระบบประมวลผล จากนั้นจึงทำการโหลดจากระบบประมวลผลไปที่ระบบรับและส่งข้อมูล โดยผ่านโมเด็มไปทางสายโทรศัพท์ ดังนั้นระบบรับและส่งข้อมูลนั้นจะอยู่ติดกับระบบวัดก๊าซโดยติดตั้งอยู่ที่ตำแหน่งที่จะทำการวัดข้อมูลซึ่งอยู่ห่างออกไปจากระบบประมวลผล ระบบนี้จะข้อมจำกัดจะอยู่ที่สายโทรศัพท์และระบบโทรศัพท์ซึ่งอาจจะมีสัญญาณรบกวนได้ หากระบบโทรศัพท์และสายมีคุณภาพดีแล้ว ระบบนี้จะไม่มีการข้อมจำกัดในแง่ของระยะทาง ระบบรับและส่งข้อมูลนี้ทำโดยใช้ชุด TMS320C50 DSP Starter Kit ของบริษัท Texas Instrument ชุด TMS320C50 นี้จะมีไอซี TLC32040 ซึ่งทำหน้าที่ในการแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นสัญญาณดิจิทัลที่มีความละเอียด 14 บิตอยู่ 2 ช่อง จึงสามารถนำมาใช้ในการแปลงสัญญาณที่ได้จากระบบวัดสัญญาณแล้วส่งต่อไปยังระบบประมวลผลได้ อย่างไรก็ตามในระบบวัดที่พัฒนาขึ้นสามารถต่อกับหัววัดก๊าซได้ถึง 5 ตัว จึงจำเป็นต้องสร้างวงจรมัลติเพล็กซ์เพื่อใช้ในการสลับช่องรับสัญญาณจากหัววัดก๊าซ นอกจากนี้ยังได้ทำการพัฒนาวงจรที่ใช้ในการควบคุมโซลีนอยด์แล้วเพื่อทำการควบคุมการไหลของก๊าซพาห้ในระหว่างที่ทำการวัด การติดต่อสื่อสารและส่งข้อมูลรวมถึงการ โหลดโปรแกรมระหว่างระบบรับและส่งสัญญาณกับระบบประมวลผลนั้นจะทำการผ่านโมเด็มโดยใช้สายโทรศัพท์ ดังนั้นการวัดสัญญาณจึงสามารถทำได้ในระยะไกลเท่าที่สายโทรศัพท์จะไปถึง

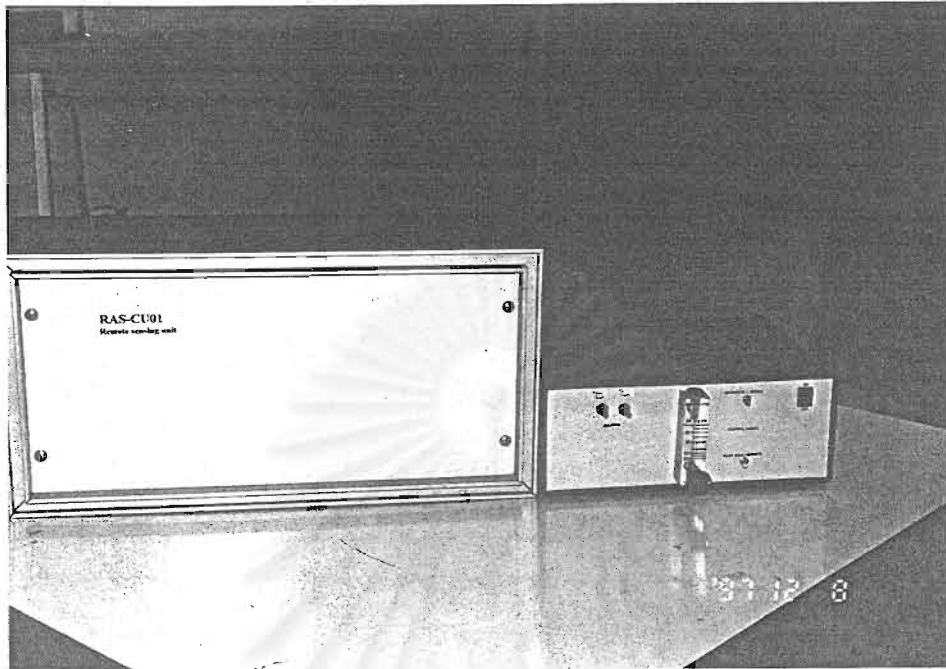
นอกจากนี้ระบบรับและส่งสัญญาณยังมีไอซี TMS320C50 ซึ่งเป็นไอซีที่มีความสามารถในการประมวลสัญญาณได้ ดังนั้นในโครงการวิจัยนี้จึงได้ใช้ประโยชน์จากไอซีนี้โดยทำการพัฒนาระบบการส่งข้อมูลเป็น 2 ลักษณะ คือทำการส่งข้อมูลของสัญญาณก๊าซที่วัดได้ไปยังระบบประมวลผลโดยไม่มีจัดการใดๆ และการส่งข้อมูลที่ผ่านการประมวลผลเบื้องต้นที่ระบบรับและส่งข้อมูลก่อนโดยใช้ไอซีตัวนี้ การประมวลผลเบื้องต้นที่จะทำที่ระบบรับและส่งข้อมูลนี้จะเป็นการคำนวณหาชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่างจากสัญญาณที่วัดได้โดยใช้โปรแกรมการคำนวณที่โหลดมาจากระบบประมวลผล รายละเอียดของการประมวลผลเบื้องต้นที่ระบบรับและส่งข้อมูลจะกล่าวในหัวข้อการประมวลผล รูปที่ 2.11 แสดงชุด TMS320C50 DSP Starter Kit ที่ใช้ในการแปลงและรับส่งสัญญาณ รูปที่ 2.12 แสดงภาพของระบบรับและส่งข้อมูล และรูปที่ 2.13 แสดงภาพรวมของระบบวัดที่มีระบบรับและส่งข้อมูลแบบระยะไกล



รูปที่ 2.11 ชุด TMS320C50 DSP Starter Kit ที่ใช้ในการแปลงและรับส่งสัญญาณ



รูปที่ 2.12 ภาพของระบบรับและส่งข้อมูล



รูปที่ 2.13 ภาพรวมของระบบวัดที่มีระบบรับและส่งข้อมูลแบบระยะไกล

## 2.5 ระบบประมวลผล

ระบบประมวลผลจะทำหน้าที่เป็นศูนย์กลางในการควบคุมการทำงานของระบบทั้งหมดและทำการประมวลผลการวัดที่ได้จากระบบวัดเพื่อแสดงชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่าง ส่วนประกอบหลักของระบบประมวลผลคือ คอมพิวเตอร์แม่ที่มีหน่วยประมวลผลที่มีความเร็วสูง โดยในโครงการนี้จะใช้คอมพิวเตอร์ Pentium ที่มีความเร็ว 66 MHz มีหน่วยความจำแบบ RAM ตั้งแต่ 8MB ขึ้นไป และต้องมีโมเดมติดตั้งอยู่ โดยโมเดมจะเป็นตัวกลางในการส่งชุดคำสั่งหรือโพลดโปรแกรมไปยังระบบรับและส่งข้อมูล และทำการรับข้อมูลกลับมาที่คอมพิวเตอร์แม่เพื่อทำการประมวลผลต่อไป ในกรณีที่ได้มีการประมวลผลเบื้องต้นที่ระบบรับและส่งสัญญาณแล้ว ระบบประมวลผลที่ส่วนกลางนี้จะทำหน้าที่ในการแสดงผลการวัดที่ได้ออกทางจอมอนิเตอร์ ระบบประมวลผลที่พัฒนาขึ้นนี้สามารถทำการติดต่อสื่อสารกับระบบรับและส่งข้อมูลได้หลายชุดขึ้นกับขนาดหน่วยความจำของคอมพิวเตอร์ที่ใช้ หากแต่จะต้องทำการติดตั้งโมเดมให้มีจำนวนเท่ากับจำนวนของระบบรับและส่งข้อมูล ซึ่งในที่นี้จะทำการติดตั้งผ่านโมเดมเพียง 1 ตัวเท่านั้น

## 2.6 ซอฟต์แวร์

ในการควบคุมระบบวัดมลภาวะแบบระยะไกลในการทำงานได้ตามเป้าหมายนั้นจำเป็นต้องพัฒนาซอฟต์แวร์ขึ้นเพื่อใช้ในงานนี้ ส่วนของซอฟต์แวร์ที่พัฒนาขึ้นสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ส่วนคือ

1. ซอฟต์แวร์ควบคุมการวัดสัญญาณ
2. ซอฟต์แวร์ควบคุมการรับและส่งข้อมูล
3. ซอฟต์แวร์สำหรับการประมวลผล

หน้าที่ของซอฟต์แวร์ในส่วนต่างๆ เป็นดังต่อไปนี้ โดยรายละเอียดจะกล่าวในบทที่ 3

### 2.6.1 ซอฟต์แวร์ควบคุมการวัดสัญญาณ

ซอฟต์แวร์ในส่วนนี้จะทำหน้าที่ในการควบคุมอัตราการสุ่มข้อมูล จำนวนข้อมูล จำนวนหัววัดก๊าซที่จะใช้ในการวัด รวมถึงการควบคุมการเปิดปิดวาล์วที่ใช้ในการควบคุมการไหลของก๊าซพาห้ โปรแกรมส่วนนี้จะถูกพัฒนาขึ้นที่คอมพิวเตอร์แม่ที่ระบบประมวลผล จากนั้นจะถูกโหลดไปยังชุด TMS320C50 ซึ่งทำหน้าที่ในการควบคุมการวัดโดยตรง

### 2.6.2 ซอฟต์แวร์ควบคุมการรับและส่งข้อมูล

ซอฟต์แวร์ในส่วนนี้จะทำการกำหนดพอร์ตอนุกรมที่ใช้ในการติดต่อกับโมเด็มของเครื่องคอมพิวเตอร์แม่ เพื่อใช้ในการติดต่อหรือโหลดโปรแกรมไปยังระบบวัด รวมถึงการกำหนดการรับข้อมูลจากระบบรับและส่งข้อมูลที่ได้รับสัญญาณจากระบบวัดสัญญาณ

### 2.6.3 ซอฟต์แวร์สำหรับการประมวลผล

ซอฟต์แวร์สำหรับการประมวลผลนั้นจะทำบนโปรแกรม Windows โดยจะใช้ร่วมกับซอฟต์แวร์ของ MATLAB ซึ่งในที่นี้จะใช้ 2 โปรแกรมหลักคือ โปรแกรม Neural network และโปรแกรม Chemometric โปรแกรมสำหรับการควบคุมการประมวลผลนี้จะเขียนโดยใช้โปรแกรม Visual Basic เพื่อให้สะดวกต่อการใช้งาน

## บทที่ 3

## การพัฒนาซอฟต์แวร์สำหรับระบบวัด

## 3.1 ซอฟต์แวร์ของระบบ

ในบทที่ 2 ได้กล่าวถึงรายละเอียดของการพัฒนาระบบวัดก๊าซ ซึ่งในการวัดจะให้เป็นแบบอัตโนมัติโดยอยู่ภายใต้การควบคุมของระบบประมวลผลหรือคอมพิวเตอร์แม่ ดังนั้นในระบบวัดจึงจำเป็นต้องมีการพัฒนาซอฟต์แวร์สำหรับใช้งานในส่วนต่างๆ ขึ้น ซอฟต์แวร์ที่จำเป็นในระบบวัดก๊าซนี้สามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ส่วนใหญ่ ๆ คือ

1. ซอฟต์แวร์สำหรับการควบคุมการวัดสัญญาณ
2. ซอฟต์แวร์สำหรับการรับและส่งข้อมูลระหว่างระบบวัดกับส่วนประมวลผล
3. ซอฟต์แวร์สำหรับการประมวลผล เพื่อทำการวิเคราะห์ผลที่ได้จากการวัด

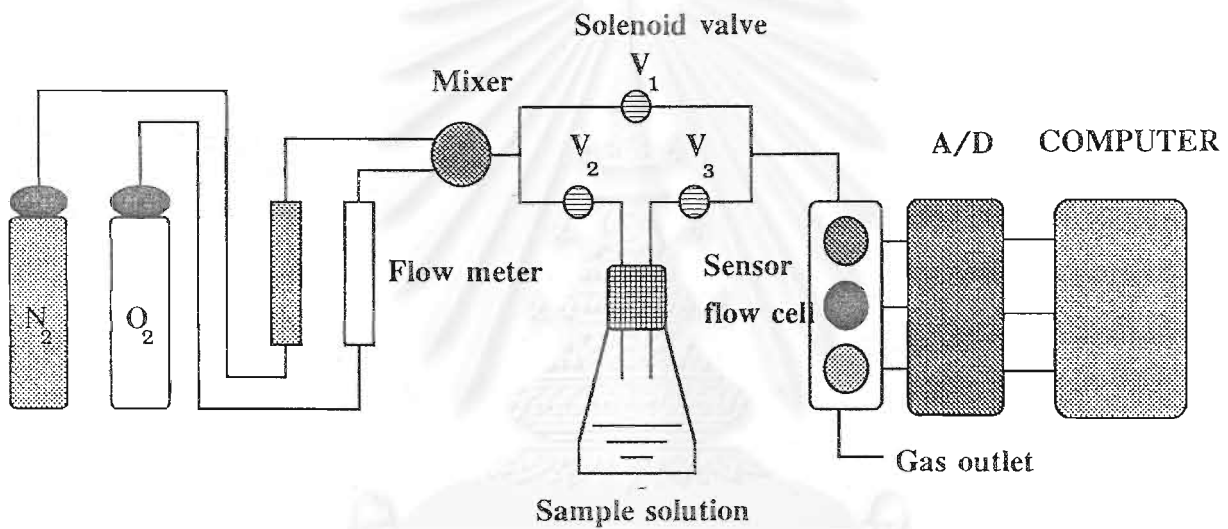
ในบทที่ 3 นี้จะกล่าวถึงรายละเอียดของการพัฒนาซอฟต์แวร์ทั้ง 3 ส่วน โดยซอฟต์แวร์ที่พัฒนาขึ้นนี้จะใช้ภาษาซีในการพัฒนา และเพื่อให้การติดต่อกับผู้ใช้งานทำได้ง่าย อีกทั้งให้มีการแสดงผลในรูปแบบกราฟที่ดูได้ง่าย จึงออกแบบให้การทำงานอยู่บนวินโดวส์ ดังมีรายละเอียดต่อไปนี้

## 3.2 การพัฒนาซอฟต์แวร์สำหรับการวัดและควบคุมสัญญาณ

ดังได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 2 ว่าระบบวัดที่ได้พัฒนาขึ้นเป็นระบบวัดแบบไหลผ่าน (Flow through system) โดยมีก๊าซพาห้เป็นตัวนำไอระเหยจากสารตัวอย่างที่ต้องการวัดไปยังหัววัดก๊าซ โดยจะมีโซลินอยด์วาล์ว ( $V_1$ ,  $V_2$ ,  $V_3$ ) เป็นตัวควบคุมทิศทางการไหลก๊าซพาห้ ดังแสดงในรูปที่ 3.1 การควบคุมการเปิดปิดของวาล์วนี้ได้ ออกแบบให้สามารถทำได้ทั้งแบบควบคุมมือ และแบบอัตโนมัติโดยคอมพิวเตอร์ ซอฟต์แวร์ในส่วนนี้จะเป็นส่วนที่ทำหน้าที่ในการควบคุมการเปิดปิดของวาล์ว  $V_1$ ,  $V_2$  และ  $V_3$  การควบคุมนั้นจะทำโดยการส่งผ่านพอร์ตดิจิตอลเอาต์พุตของระบบรับและส่งข้อมูล ในระยะแรกเมื่อเริ่มเปิดระบบวัดจะสั่งให้วาล์ว  $V_1$  เปิด และวาล์ว  $V_2$ ,  $V_3$  ปิด ซึ่งจะมีผลทำให้ก๊าซพาห้ไหลตรงเข้าสู่หัววัดก๊าซ ในช่วงแรกเริ่มที่ทำการวัดหัววัดก๊าซจะยังไม่เสถียร จึงจำเป็นต้องอุ่นเครื่องและให้ก๊าซพาห้ไหลผ่านเป็นเวลาประมาณ 30-60 นาที จนกว่าหัววัดก๊าซจะเข้าสู่จุดเสถียร เมื่อระบบเข้าสู่จุดเสถียรภาพและต้องการจะทำการวัดก็จะสั่งให้วาล์ว  $V_1$  ปิดและวาล์ว  $V_2$ ,  $V_3$  เปิด

บทที่ 3 การพัฒนาซอฟต์แวร์สำหรับระบบวัด

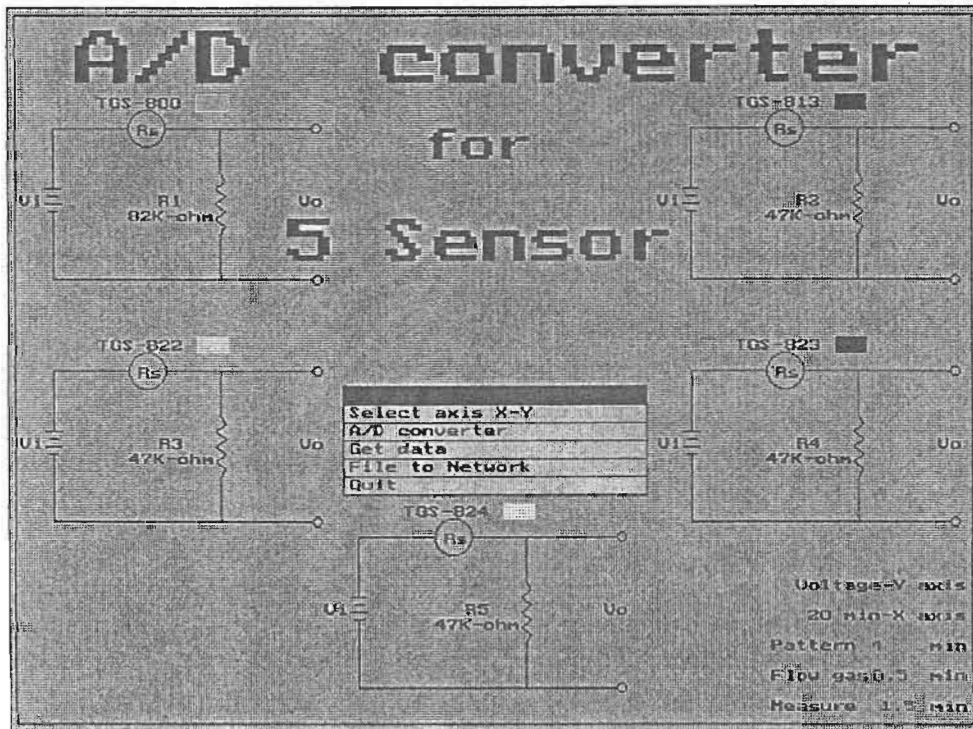
ผลจะทำให้ก๊าซพาหุไหลเข้าสู่ส่วนของสารตัวอย่าง และนำพาเอาก๊าซของสารตัวอย่างไหลเข้าสู่หัววัดก๊าซ ลักษณะการเปลี่ยนแปลงของหัววัดก๊าซจะถูกวัดผ่านตัวต้านทานที่ต่ออนุกรมอยู่กับหัววัดก๊าซ โดยวัดออกมาเป็นค่าแรงดันไฟฟ้า ซึ่งค่าแรงดันไฟฟ้านี้จะถูกแปลงเป็นสัญญาณดิจิตอลผ่านวงจรแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิตอลของระบบรับและส่งข้อมูลแล้วส่งตรงไปยังระบบประมวลผล หรืออาจจะให้ทำการประมวลผลที่ระบบรับและส่งข้อมูลก่อนที่จะส่งไปยังระบบประมวลผล และแสดงผลออกมาในลักษณะเวลาจริง( real time )ให้เห็นบนหน้าจอคอมพิวเตอร์ของระบบประมวลผล นอกจากนี้ข้อมูลที่วัดได้นั้นสามารถที่จะเก็บลงให้ติดสื่อกเพื่อเรียกกลับมาวิเคราะห์ผลใหม่ได้



รูปที่ 3.1 โค้ดแกรมของระบบวัดก๊าซ

ได้กล่าวโดยย่อมาแล้วในบทที่ 2 ว่า ในงานวิจัยนี้ได้ทำการพัฒนาระบบวัดและเก็บข้อมูลขึ้น 2 ระบบ คือ ระบบที่ใช้ในการวัดระยะไมโครเมตร โดยทำการต่อระบบวัดกับระบบประมวลผลด้วยสายสัญญาณธรรมดาไม่ต้องใช้โมเด็ม และระบบที่ใช้ในการวัดระยะไกลมาก โดยจะทำการเชื่อมต่อกับระบบประมวลผลโดยผ่านทางโมเด็ม ระบบที่ไม่ใช้โมเด็มจะใช้วงจรแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิตอลของ Acutek model PA-CP12 ที่มีความละเอียดในการแปลงเป็น 12 บิต และสามารถวัดสัญญาณในช่วง -10 ถึง 10 โวลต์ได้ อย่างไรก็ตามสัญญาณที่ทำการวัดจะมีแค่ค่าบวกเท่านั้น จึงทำการวัดเฉพาะในช่วง 0-10 โวลต์ ทำให้ได้ความละเอียดในการวัดเป็น 2.44 มิลลิโวลต์ โปรแกรมการวัดจะถูกส่งผ่านวงจรแปลงสัญญาณให้ทำการ

วัดสารตัวอย่าง รูปที่ 3.2 แสดงหน้าจอคอมพิวเตอร์ของระบบที่พัฒนาขึ้น ในส่วนของซอฟต์แวร์สามารถกำหนดพารามิเตอร์ของหัววัดก๊าซได้สูงสุด 5 ตัว และสามารถกำหนดความเร็วในการวัดสัญญาณได้ 3 ระดับ คือ 400, 200 หรือ 100 จุดต่อนาที กล่าวคือ สามารถวัดได้ในช่วงเวลา 5, 10 และ 20 นาที ตามลำดับ



รูปที่ 3.2 เมฆุบบนหน้าจอคอมพิวเตอร์ของระบบวัดแบบไม่ใช้โมเด็ม

ในกรณีของระบบสำหรับการวัดในระยะไกลโดยผ่านโมเด็มนั้น ใช้วงจรแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิทัลของชุด TMS320C50 DSP Starter Kit ที่มีความละเอียดเท่ากับ 14 บิต สัญญาณแรงดันที่สามารถวัดได้จะมีค่าอยู่ในช่วง 0 - 3 โวลต์ ดังนั้นจึงสามารถที่จะได้ความละเอียดในการวัดเป็น 0.18 มิลลิโวลต์ ซึ่งเป็นค่าที่เพียงพอที่ยอมรับได้โดยไม่จำเป็นต้องมีวงจรขยาย ในด้านความเร็วของการสุ่มตัวอย่างนั้น เนื่องจากกระบวนนี้จะต้องมีการอินเตอร์พเพื่อทำการส่งข้อมูลด้วย ดังนั้นจึงจำเป็นที่จะต้องคำนึงความเร็วในการส่งข้อมูลประกอบด้วย และเนื่องจากความเร็วในการส่งข้อมูลผ่านโมเด็มจะเป็น 9600 bps จึงกำหนดความเร็วในการสุ่มตัวอย่างเป็น 2 เท่า หรือ กล่าวคือช่วงเวลาต่ำสุดที่สามารถเก็บตัวอย่างได้คือ 52  $\mu$ sec การสุ่มตัวอย่าง



จึงเป็น จำนวนเท่าของ 52  $\mu\text{sec}$  เนื่องจากการตอบสนองของหัววัดก็จะมีความเร็วในช่วงหลายวินาที ดังนั้นในโครงการวิจัยนี้จึงกำหนดช่วงเวลาในการวัดแต่ละครั้งเป็น 0.6 วินาที (หรือกล่าวคือ 11538 เท่าของ 52  $\mu\text{sec}$ ) ระยะเวลาการแสดงผลการวัดบนจอคอมพิวเตอร์สามารถกำหนดค่าได้เอง โดยสามารถทำได้เป็นเวลานานเท่าที่หน่วยความจำของเครื่องประมวลผลมีเพียงพอ โดยทั่วไปจะกำหนดเวลาที่แสดงบนจอคอมพิวเตอร์เป็น 20 นาที โดยเก็บข้อมูลทั้งสิ้น 2000 ข้อมูล ชุดคำสั่งที่ใช้ในการควบคุมการวัดสัญญาณแสดงในตารางที่ 3.1

การทำงานของระบบนี้จะซับซ้อนกว่าระบบแรกเนื่องจากมีขั้นตอนการสื่อสารระหว่างระบบวัดและระบบประมวลผล การทำงานจะเริ่มจากการโหลดโปรแกรมให้แก่คอมพิวเตอร์แม่เพื่อเริ่มทำงาน โปรแกรมนี้เป็นโปรแกรมหลักที่จะควบคุมการทำงานทั้งหมด ขั้นตอนการทำงานหลักเป็นดังต่อไปนี้

1. เชื่อมคอมพิวเตอร์แม่กับระบบรับและส่งข้อมูลโดยการตั้งพอร์ตติดต่อ
2. ตั้งค่าตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับการวัด โดยใช้คำสั่งในตารางที่ 3.1
3. โหลดคำสั่งและโปรแกรมที่ใช้ในการควบคุมไปยังระบบรับและส่งข้อมูล
4. สั่งให้ระบบรับและส่งข้อมูลทำงาน ข้อมูลที่วัดได้จะถูกส่งมายังคอมพิวเตอร์แม่

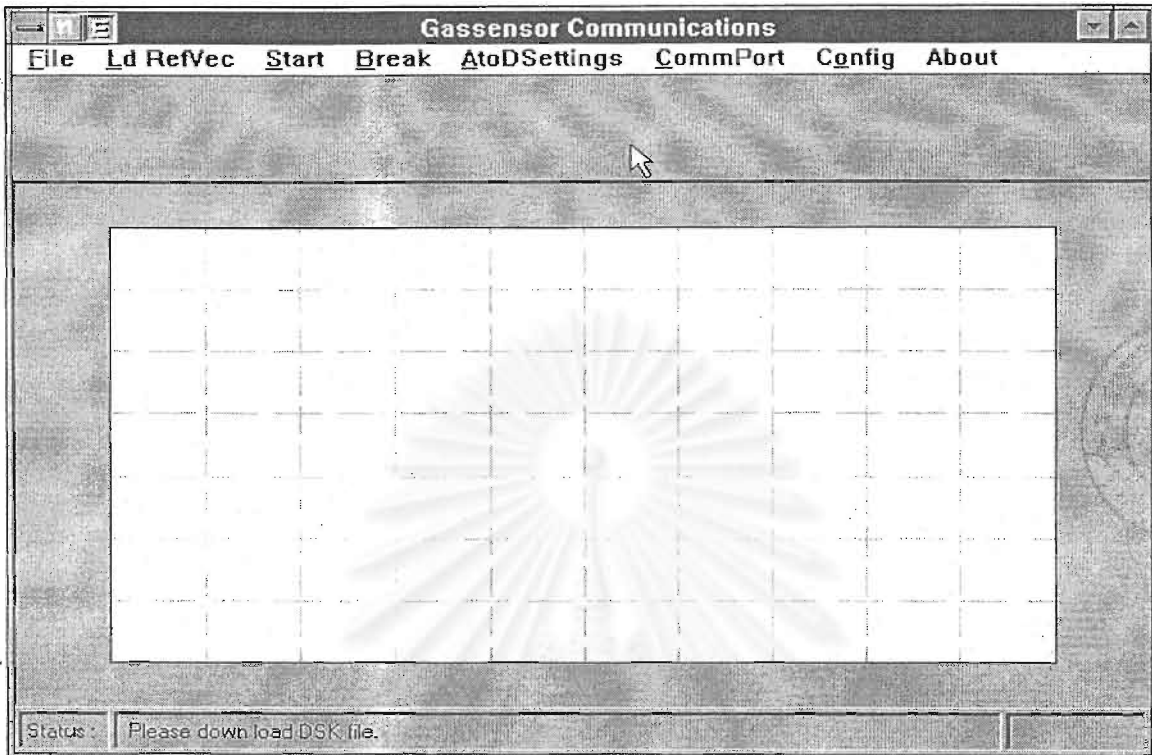
ตัวอย่างของหน้าจอคอมพิวเตอร์ในขั้นตอนการวัดแสดงตามลำดับได้ดังรูปที่ 3.3-3.6 โดยรูปที่ 3.3 แสดงหน้าจอคอมพิวเตอร์ในส่วนของเมนู รูปที่ 3.4 แสดงหน้าจอคอมพิวเตอร์ในการตั้งค่าการสื่อสารผ่านโมเดม รูปที่ 3.5 แสดงหน้าจอคอมพิวเตอร์ในการตั้งค่าตัวแปรที่ควบคุมการวัด รูปที่ 3.6 แสดงหน้าจอคอมพิวเตอร์ในระหว่างที่ทำการโหลดคำสั่งและโปรแกรมจากคอมพิวเตอร์แม่ไปยังระบบรับและส่งข้อมูล รูปที่ 3.7 แสดงหน้าจอคอมพิวเตอร์ในการตั้งค่าเวกเตอร์สำหรับการวัดความเข้มข้นของสารตัวอย่างในเวลาจริง รูปที่ 3.8 แสดงตัวอย่างหน้าจอคอมพิวเตอร์ในระหว่างที่ทำการวัดสัญญาณ และรูปที่ 3.9 แสดงตัวอย่างหน้าจอคอมพิวเตอร์ในการส่งข้อมูลความเข้มข้นของสารตัวอย่างมายังคอมพิวเตอร์แม่ในการวัดแบบเวลาจริง



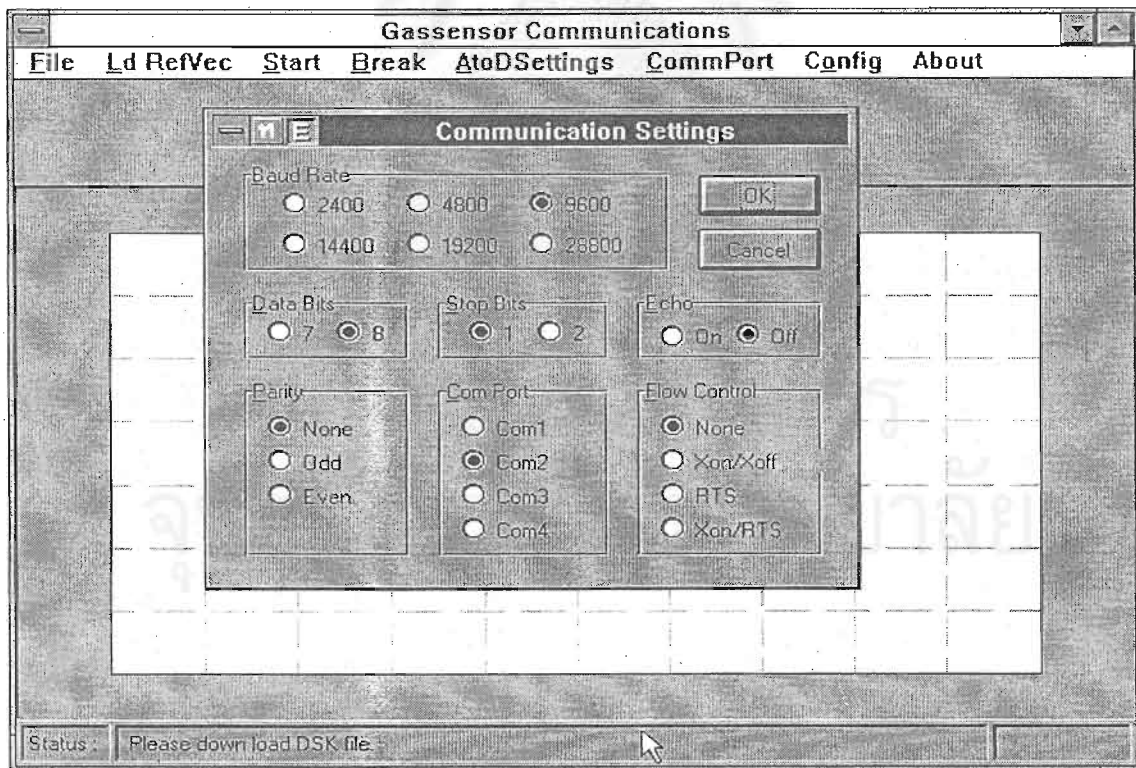
ตารางที่ 3.1 ชุดคำสั่งที่ใช้ในการควบคุมการวัดในระบบแบบที่ใช้โมเด็ม

คำสั่ง	ความหมาย
SA <CR>	Start sAmpling : เริ่มเก็บข้อมูล
TS <CR>	Test Status : ทดสอบการทำงาน ถ้าทำงานจะได้ค่า 4f4bh(="OK")
AV xx <CR>	AdVance data : ชนิดของการส่งข้อมูล xx=0 : การส่งข้อมูลตามปกติ
CP xx <CR>	Change sample Period : กำหนดคาบเวลาในการเก็บข้อมูลเป็น xx
CT xx <CR>	Change paTern : กำหนดจำนวนรอบของการเก็บข้อมูลเป็น xx
PL xx<CR>	Patern Length : กำหนดจำนวนข้อมูลในการเก็บแต่ละรอบเป็น xx
SL xx <CR>	Sampling Length : กำหนดจำนวนข้อมูลที่จะเก็บเป็น xx
SS xx <CR>	Start Sampling at : กำหนดให้เริ่มเก็บข้อมูลที่ข้อมูล xx
Tk xx <CR>	Time k xx : กำหนดให้ทำปฏิบัติการที่ k ที่เวลา xx โดย k=0,1,2,...7
Ak xx <CR>	Action k xx : กำหนดให้ทำปฏิบัติการที่ k โดยให้คิจดอลไอโอพอร์ดมีค่า xx โดย xx=0,1,2,...,255
Sij xx <CR>	Set ij : โหลด reference vector j สำหรับเซนเซอร์ตัวที่ i โดยที่ i=1,2,3,4,5 และ j=1,2,3,4

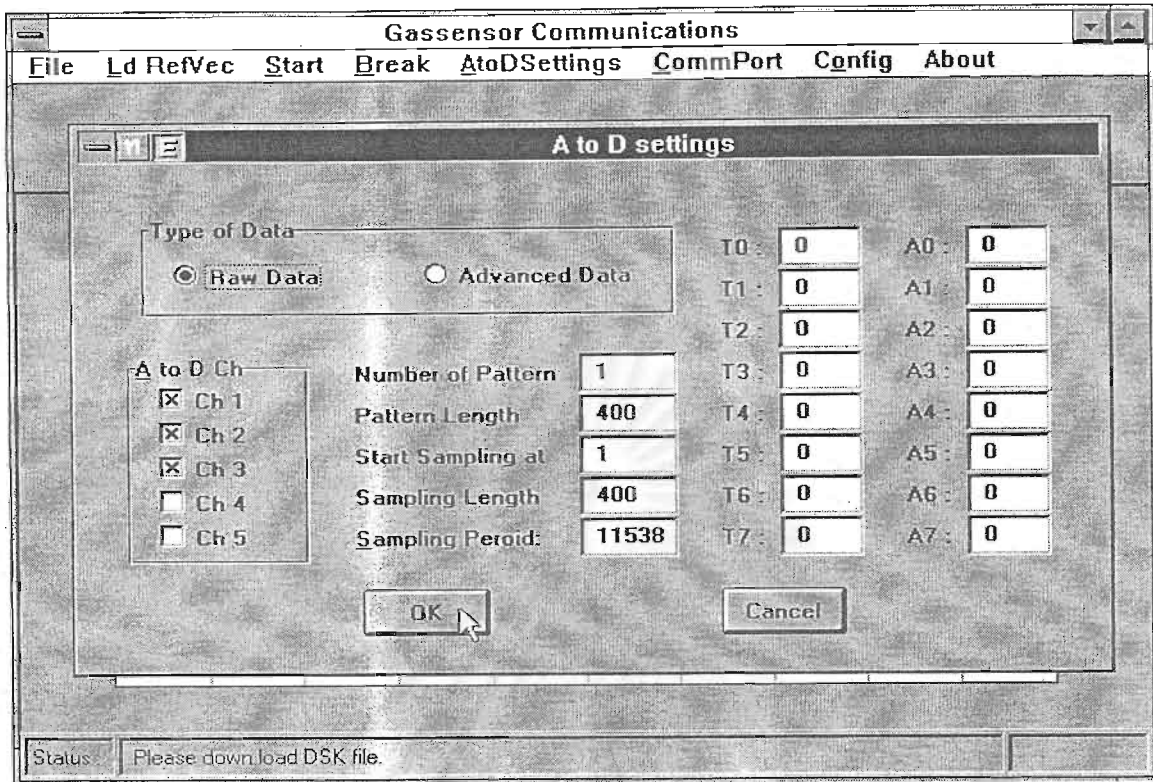
xx : ค่าตัวเลขเป็น ASCII, <CR> : Carriage Return



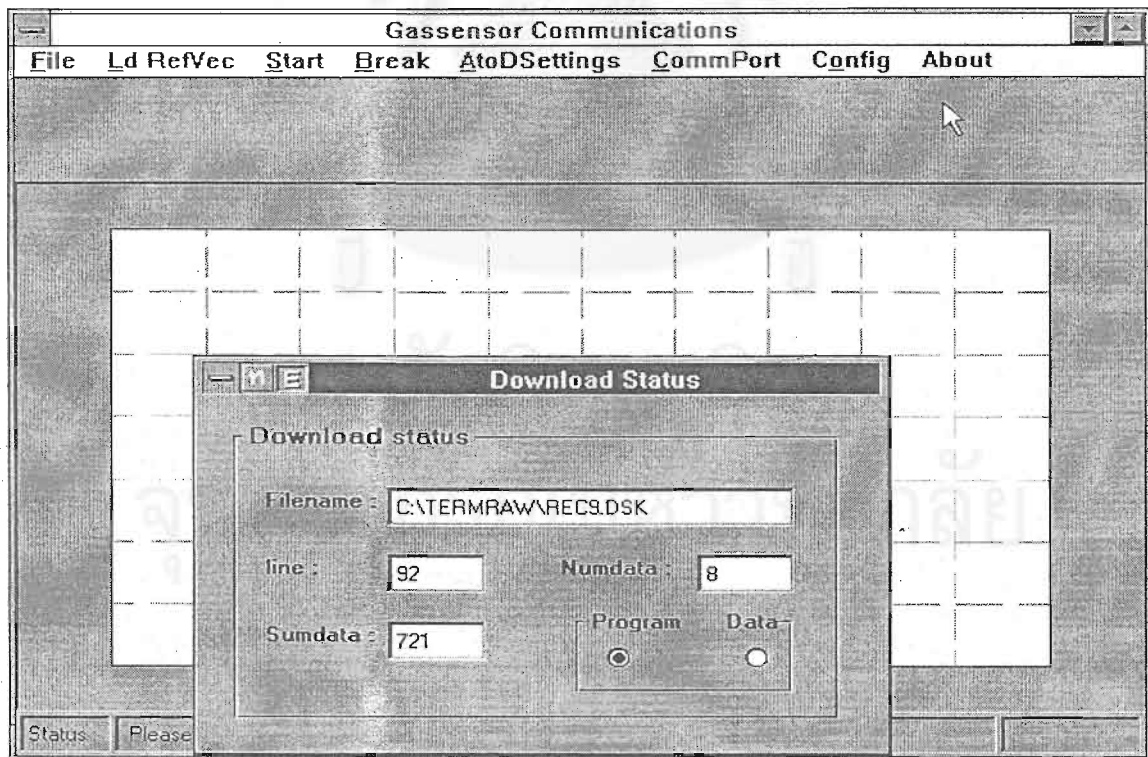
รูปที่ 3.3 หน้าจอโมนิเตอร์ในส่วนของเมนูของระบบวัดแบบใช้โมเด็ม



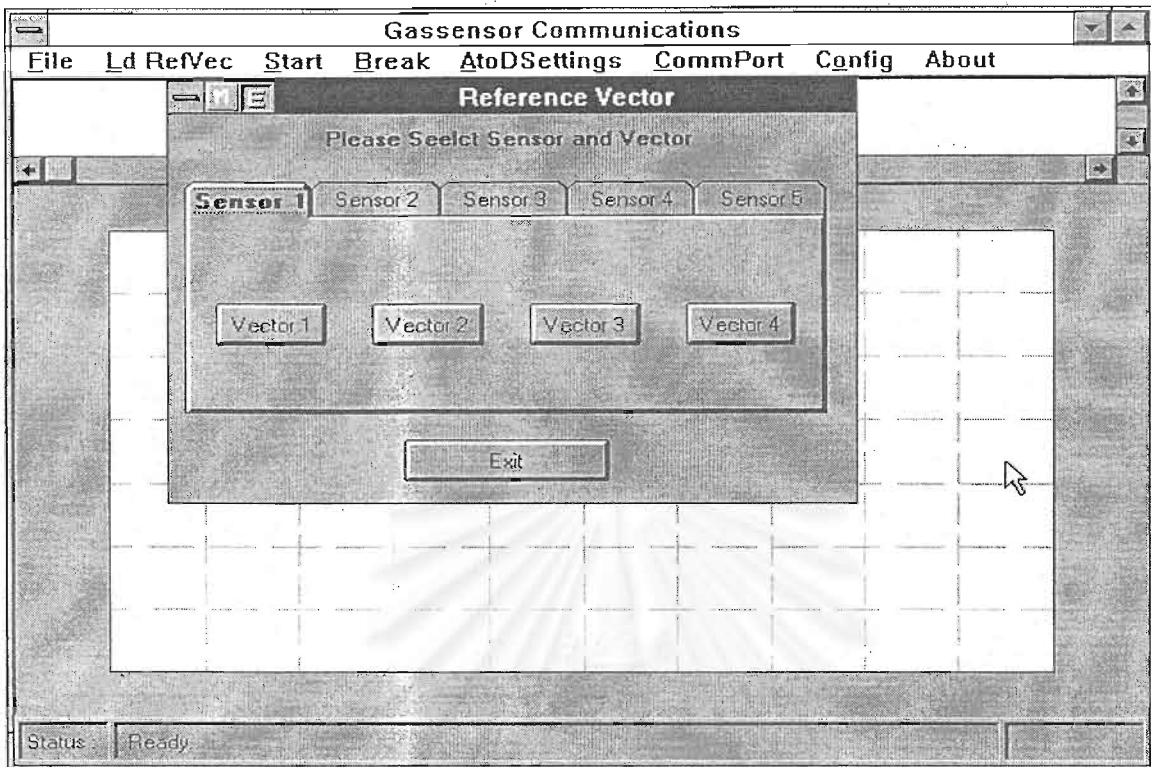
รูปที่ 3.4 หน้าจอโมนิเตอร์ในการตั้งค่าการสื่อสารผ่านโมเด็ม



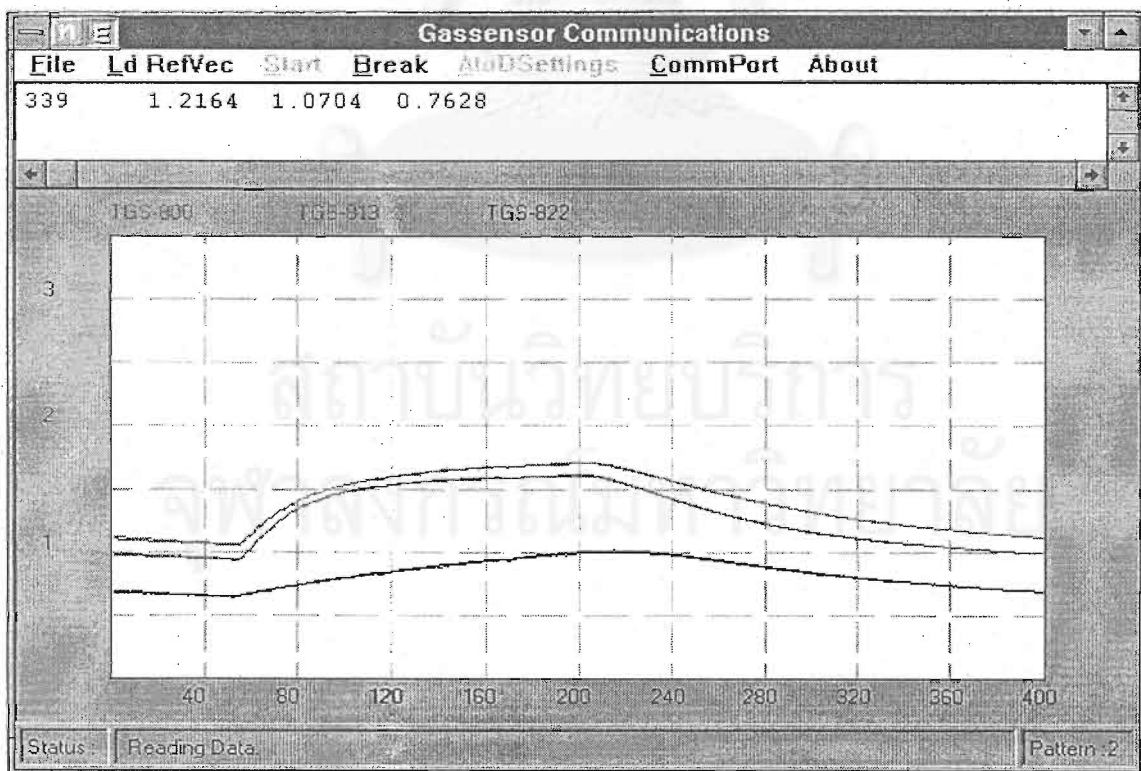
รูปที่ 3.5 หน้าจอโมนิเตอร์ในการตั้งค่าตัวแปรที่ควบคุมการวัด



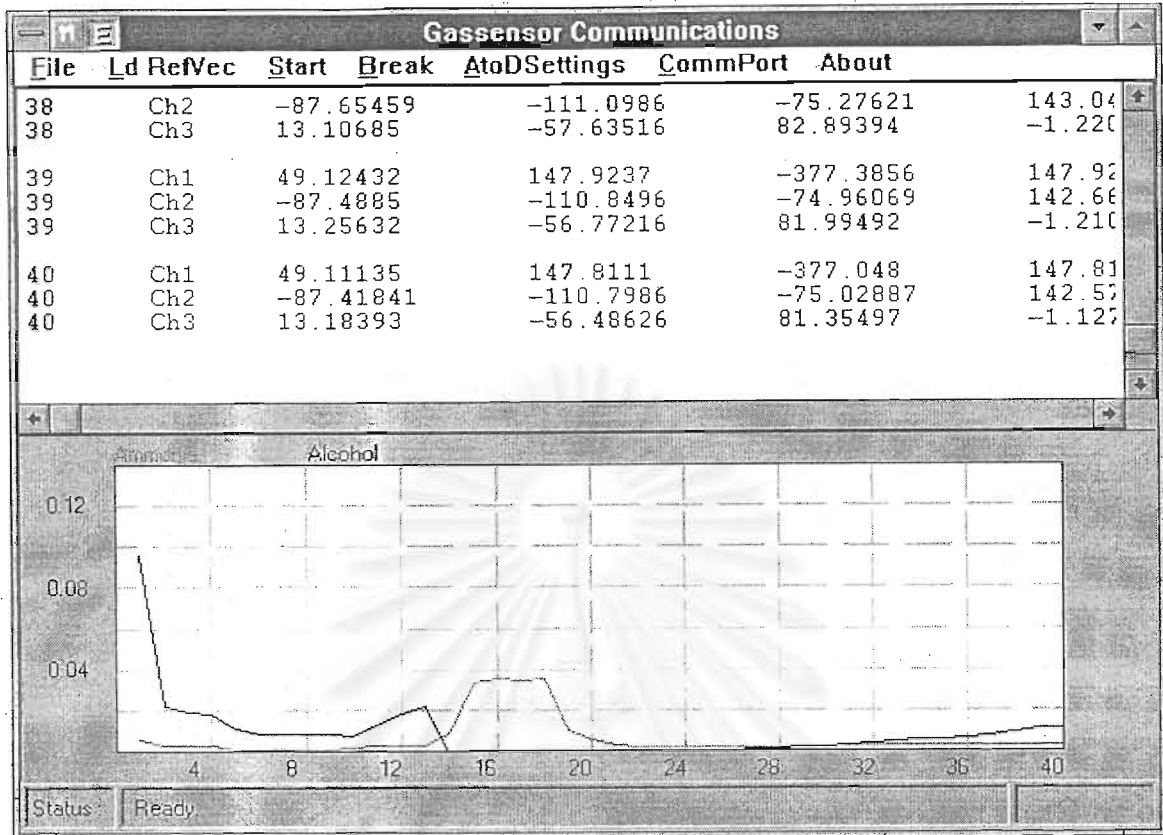
รูปที่ 3.6 หน้าจอในระหว่างที่ทำการโหลดคำสั่งและโปรแกรมไปยังระบบรับและส่งข้อมูล



รูปที่ 3.7 หน้าจอโมนิเตอร์ในการตั้งค่าเวกเตอร์สำหรับการวัดความเข้มข้นของสารตัวอย่างในเวลาจริง



รูปที่ 3.8 ตัวอย่างหน้าจอโมนิเตอร์ในระหว่างที่ทำการวัดสัญญาณ



รูปที่ 3.9 หน้าจอ 모니터ในการส่งข้อมูลความเข้มข้นของสารตัวอย่างมายังคอมพิวเตอร์แม่ในการวัดแบบเวลาจริง

### 3.3 การพัฒนาซอฟต์แวร์สำหรับการรับและส่งข้อมูล

ระบบรับและส่งข้อมูลจะเริ่มทำงานหลังจากที่ได้รับกรโหดโปรแกรมจากคอมพิวเตอร์แม่แล้ว คำสั่งที่ใช้ในการควบคุมการรับและส่งข้อมูลไปยังคอมพิวเตอร์แม่ แสดงในตารางที่ 3.1 ชุดคำสั่งที่ส่งจากคอมพิวเตอร์แม่ไปยังระบบรับและส่งข้อมูลนั้นจะเป็นคำสั่งที่อยู่ในรูปของ ASCII และในกรณีของชุดคำสั่งที่มีค่าตัวแปรอยู่ด้วย ค่าของตัวแปรจะถูกส่งในรูปของเลขฐานสอง ส่วนข้อมูลของแรงดันที่วัดได้จากหัววัดก๊าซที่ถูกส่งจากระบบรับและส่งข้อมูลนั้นจะเป็นแต่ค่าตัวเลขเท่านั้น(ไม่มีชุดคำสั่งส่งกลับ) ดังนั้นเพื่อเป็นการลดจำนวนไบต์ในการส่ง จึงส่งเป็นเลขฐานสองทั้งหมด ในการส่งข้อมูลทั่วไปจะส่งข้อมูลแบบ 16 บิตชนิดมีเครื่องหมาย โดยจะส่งข้อมูลไบต์บนแล้วตามด้วยข้อมูลไบต์ล่าง เนื่องจากข้อมูลที่วัดได้จากหัววัดก๊าซจะมีค่าต่ำกว่า 3 โวลต์( อันเนื่องมาจากข้อจำกัดของสัญญาณขาเข้าของวงจรแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิตอลที่



รับสัญญาณได้สูงสุดเพียง 3.0 โวลต์ ) ดังนั้นเพื่อให้สะดวกต่อการจัดการข้อมูล จึงทำการแปลงข้อมูลโดยการคูณด้วย 10000 ก่อนที่จะทำการส่ง หรือกล่าวคือค่าที่ได้จากส่งนี้จะมีหน่วยเป็น 0.1 mV ในกรณีของการส่งข้อมูลที่ผ่านการประมวลแล้วนั้นจะส่งเป็นแบบ 32 บิตชนิดที่มีเครื่องหมาย

การส่งข้อมูลจากระบบรับและส่งข้อมูลจะทำผ่านโมเด็มโดยใช้ความเร็วในการส่งเท่ากับ 9600 bps ในขณะที่การรับข้อมูลที่คอมพิวเตอร์แม่จะต้องกำหนดให้มีอัตราเร็วเป็น 2 เท่าของข้อมูลที่ส่งมา ดังนั้นความเร็วในการรับข้อมูลจึงเป็น 19200 bps หรือกล่าวคือความเร็วสูงสุดที่ใช้ในการรับข้อมูลจึงเป็น 52  $\mu$ sec ต่อหนึ่งข้อมูล ซึ่งคาบเวลานี้จะใช้เป็นคาบเวลาสำหรับการอินเทอร์รัพต์ของระบบรับและส่งข้อมูลด้วย

### 3.4 การพัฒนาซอฟต์แวร์สำหรับการประมวลผล

ในกรณีที่หัววัดก๊าซมีความจำเพาะต่อก๊าซชนิดใดชนิดหนึ่งสูง การวัดก๊าซตัวอย่างที่เป็นก๊าซผสมของก๊าซหลายชนิดปนกันอยู่ ก็จะสามารถบอกชนิดและค่าความเข้มข้นของก๊าซที่ต้องการได้ อย่างไรก็ตามเป็นที่ทราบกันดีว่าหัววัดก๊าซที่มีอยู่ทั่วไปนั้นมิได้มีความจำเพาะต่อก๊าซชนิดใดชนิดหนึ่งเพียงชนิดเดียว หัววัดก๊าซแต่ละชนิดสามารถที่จะตอบสนองต่อก๊าซชนิดอื่นที่มีลักษณะใกล้เคียงกันได้ จึงทำให้ความเชื่อถือในข้อมูลที่ได้จากการวัดก๊าซตัวอย่างที่มีก๊าซหลายชนิดปะปนกันอยู่มีค่าต่ำ และทำได้ยาก ดังนั้นระบบวัดก๊าซที่พัฒนาขึ้นจึงได้ออกแบบให้ใช้หัววัดก๊าซ 3 หัว ในการเก็บข้อมูล เพื่อสามารถที่จะได้ข้อมูลจากการวัดที่เดียว 3 ข้อมูลพร้อมๆ กัน และเนื่องจากการเก็บข้อมูลจากหัววัดแต่ละหัวจะทำการเก็บแบบต่อเนื่อง จึงทำให้ได้ข้อมูลในโดเมนของเวลาเพิ่มขึ้นมาอีกด้วย ที่ผ่านมานักวิจัยส่วนใหญ่จะใช้ข้อมูลของขนาดการตอบสนองเพียงอย่างเดียว ซึ่งเป็นเพียงส่วนของข้อมูลเล็กน้อยจากข้อมูลที่วัดได้ ดังนั้นหากนำเอาข้อมูลเหล่านี้มาประมวลผล ก็จะทำให้สามารถหาชนิดของก๊าซได้ถูกต้องยิ่งขึ้น ในโครงการวิจัยนี้มีแนวความคิดที่จะนำเอาการประมวลผลแบบเครือข่ายประสาทหรือนิวรอลเน็ตเวิร์ก( Neural Network ) เข้ามาใช้ โดยได้ทำการพัฒนาซอฟต์แวร์สำหรับการประมวลผลแบบนี้ขึ้น ดังมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

#### 3.4.1 ระบบเครือข่ายประสาทหรือนิวรอลเน็ตเวิร์ก( Neural network system )

ระบบนิวรอลเน็ตเวิร์กเป็นระบบที่จำลองการทำงานของระบบประสาทของมนุษย์ โดยทำการจำลองในระดับของเซลล์ประสาทแต่ละอัน การทำงานของระบบประสาทมนุษย์นั้นเป็นที่ทราบกันแล้วว่า มีขั้นตอนการทำงานเป็นลำดับคือ เริ่มจากการเรียนรู้ข้อมูล ทำการสะสมข้อมูลและมีการปรับตัวอยู่อย่างเสมอ เพื่อที่จะสามารถจำหรือวิเคราะห์ข้อมูลได้เมื่อมีข้อมูลที่แปลกใหม่เข้ามา ระบบนิวรอลเน็ตเวิร์กจึงจะเป็น

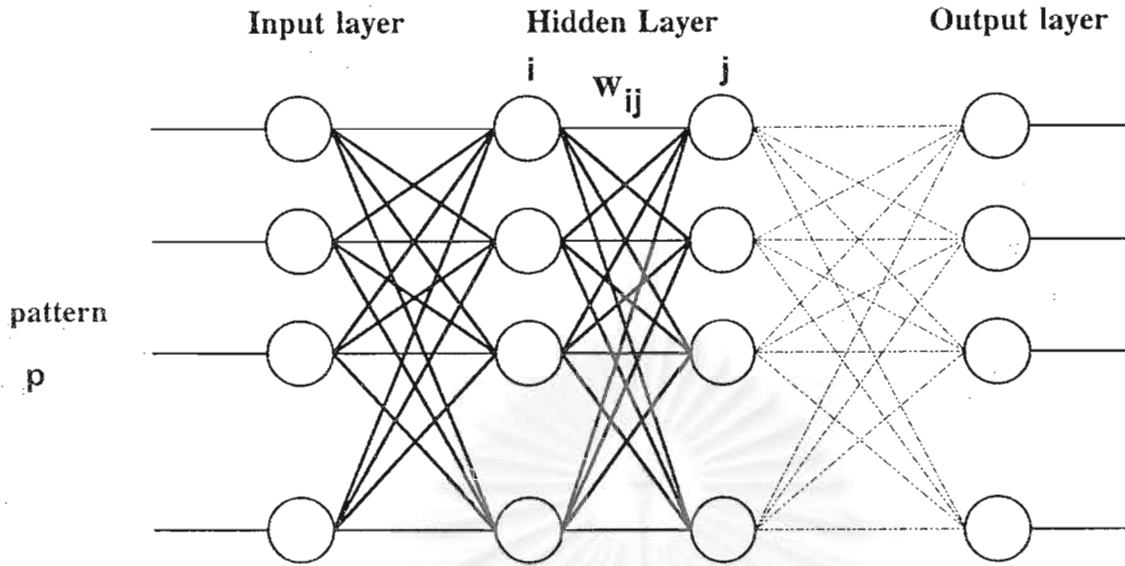
ระบบที่ทำการเรียนรู้ข้อมูล สะสมข้อมูลและปรับตัวอยู่เสมอ คล้ายกับระบบประสาทของมนุษย์ โครงสร้างของนิวรอลเน็ตเวอร์กสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3.10

วงกลมแต่ละวงแสดงแทนเซลล์ประสาท(นิวรอน) 1 เซลล์ เส้นตรงที่เชื่อมระหว่างนิวรอนแสดงความสัมพันธ์ระหว่างเซลล์ทั้งสองว่ามีความสัมพันธ์กันมากน้อยเพียงใด ในทางคณิตศาสตร์ค่าความสัมพันธ์นี้จะแสดงด้วยค่าน้ำหนัก ( weight ) เซลล์ในระบบของนิวรอลเน็ตเวอร์กสามารถแบ่งออกเป็น 3 ส่วนใหญ่ ๆ คือ 1. ชั้นขาเข้า( Input layer ) 2. ชั้นซ่อน( Hidden layer ) และ 3. ชั้นขาออก ( Output layer ) ข้อมูลที่จะทำการเรียนรู้จะถูกส่งเข้ามาทางชั้นขาเข้า จากนั้นเซลล์ในชั้นขาเข้าจะส่งข้อมูลต่อไปยังชั้นซ่อน โดยผ่านค่าน้ำหนักซึ่งจะแตกต่างกันไปในแต่ละเซลล์ ซึ่งจะขึ้นกับความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลขาเข้าและขาออกว่ามีความสัมพันธ์กันมากน้อยเพียงใด เซลล์ในชั้นซ่อนแต่ละเซลล์จะทำการรับข้อมูลจากเซลล์ในชั้นขาเข้าทุกเซลล์ ในชั้นซ่อนนี้อาจจะมีชั้นย่อยลงไปได้อีกหลายชั้นแล้วแต่ระบบ ข้อมูลที่ออกมาจากเซลล์ในชั้นซ่อนจะถูกส่งไปยังชั้นขาออก ซึ่งเซลล์ในชั้นขาออกจะรับข้อมูลเข้ามาและประมวลผลออกเป็นผลลัพธ์ ระบบนิวรอลเน็ตเวอร์กนี้จะทำการเรียนรู้ข้อมูลก่อนในระยะแรก โดยเราจำเป็นจะต้องให้ข้อมูลหลายๆ ชนิดเพื่อให้ระบบนิวรอลเน็ตเวอร์กได้สะสมข้อมูลจนเพียงพอที่จะวิเคราะห์ข้อมูลในการตัดสินใจต่อไปได้อย่างถูกต้อง ในการเรียนรู้จำเป็นจะต้องมีการสอนให้แก่ระบบ โดยเราจะต้องกำหนดค่าเอาต์พุตให้แก่ระบบสำหรับทุกๆ ข้อมูลที่ต้องการให้ระบบได้เรียนรู้ ในระยะแรกที่เริ่มให้ข้อมูลแก่ระบบ เอาต์พุตของระบบจะยังไม่ถูกต้องนัก (ไม่ตรงกับเอาต์พุตที่เรากำหนดให้) ซึ่งเราจะสอนให้ระบบได้ทำการปรับตัว โดยการปรับค่าน้ำหนักของเซลล์นิวรอนทุกตัวในระบบ ขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการเรียนรู้ในที่นี้จะใช้ขั้นตอนวิธีแบบเคลื่อนกลับ( Back propagation ) เมื่อระบบได้เรียนรู้จนถูกต้องดีแล้ว จึงจะใส่ข้อมูลของตัวอย่างเข้าไปเพื่อให้ระบบได้วิเคราะห์ผลต่อไป

ในระบบวัดก๊าซที่พัฒนาขึ้นนี้ ข้อมูลขาเข้าคือชนิดและความเข้มข้นของก๊าซที่จะทำการวัด โดยจะทำการใส่ค่าการเปลี่ยนแปลงที่วัดได้จากหัววัดก๊าซแต่ละตัว ที่เวลาต่าง ๆ กันให้แก่เซลล์นิวรอนในชั้นขาเข้า ส่วนเซลล์ในชั้นซ่อนและชั้นขาออกนั้นจะถูกจำลองในคอมพิวเตอร์

### 3.4.2 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบเคลื่อนกลับ

ในโครงการวิจัยนี้จะใช้วิธีการเรียนรู้แบบเคลื่อนกลับในการสอนให้กับระบบนิวรอลเน็ตเวอร์ก หลักการเรียนรู้แบบเคลื่อนกลับสามารถอธิบายโดยย่อได้ดังต่อไปนี้



รูปที่ 3.10 ระบบเครือข่ายประสาท

สมมติว่าให้ข้อมูลของก๊าชชนิดหนึ่งในการตอบสนองต่อก๊าชชนิดหนึ่งที่ค่าความเข้มข้นหนึ่งเป็น  $p$  ข้อมูลนี้จะถูกวัดโดยหัววัดก๊าชและได้ค่าออกมาในการวัดแต่ละครั้ง และจะถูกส่งไปยังนิวรอนขาเข้าแต่ละอัน ในกรณีที่ทำกรส่งข้อมูล (ชุดที่  $c$ ) โดยส่งจากชั้น  $i$  ไปยังชั้น  $j$  ค่าอินพุตของนิวรอนในชั้น  $j$  ( $x_{cj}$ ) จะเป็นผลจากเซลล์  $y$  ทุกเซลล์ที่มีอยู่ในชั้น  $i$  โดยผ่านค่าน้ำหนัก ( $w_{ij}$ ) ดังแสดงในสมการที่ (3.1) และค่าเอาต์พุตของนิวรอนแต่ละอันในชั้น  $j$  ( $y_{cj}$ ) จะกำหนดให้อยู่ในรูปของฟังก์ชันซิกมอยด์ของอินพุต ดังสมการที่ (3.2)

$$X_{cj} = \sum_i w_{ij} y_{ci} \tag{3.1}$$

$$y_{cj} = \frac{1}{(1 + \exp(-x_{cj}))} \tag{3.2}$$

การคำนวณหาค่าอินพุตและเอาต์พุตของแต่ละนิวรอนจะทำโดยใช้สมการที่ (3.1) และ (3.2) ไปจนกระทั่งได้ค่าเอาต์พุตที่นิวรอนในชั้นขาออก



การเรียนรู้ของนิวรอลเน็ตเวิร์กจะทำโดยทำการเปรียบเทียบค่าเอาต์พุตสุดท้ายที่ได้จากนิวรอนขาออกที่ได้จากการคำนวณข้างต้นเทียบกับค่าเอาต์พุตที่เรากำหนดให้ หากค่าทั้งสองแตกต่างกันอยู่ก็จะทำการแก้ค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างนิวรอนทุกตัว จนกว่าจะได้ค่าที่ถูกต้องหรือใกล้เคียงที่ยอมรับได้จึงจะหยุดการแก้ไข การแก้ไขค่าน้ำหนัก ( $w_{ij}$ ) จะทำโดยการแก้ตามค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้น โดยจะกำหนดค่าผลรวมของความผิดพลาดยกกำลังสอง (sum square error) หากให้ค่าเอาต์พุตที่ได้จากนิวรอนชั้นขาออกเป็น  $y_{cj}$  และให้ค่าเอาต์พุตที่กำหนดให้เป็น  $d_{cj}$  (ค่าที่เราใช้ในการสอนระบบ) จะได้ค่าความผิดพลาดในกรณีของข้อมูลชุด  $c$  เป็น  $E_c$  ดังสมการที่ ( 3.3 )

$$E_c = \frac{\sum_j (y_{cj} - d_{cj})^2}{2} \tag{ 3.3 }$$

การคำนวณค่าความผิดพลาดนี้จะคิดรวมทั้งหมดจากทุกชุดของข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ ดังนั้นค่าความผิดพลาดทั้งหมด ( $E$ ) จะเป็น

$$E = \frac{\sum_c \sum_j (y_{cj} - d_{cj})^2}{2} \tag{ 3.4 }$$

การแก้ไขปรับค่าน้ำหนัก ( $w_{ij}$ ) จะพยายามทำจนกระทั่งค่าความผิดพลาด ( $E$ ) มีค่าต่ำที่สุด ดังนั้นหากทำการคำนวณพันธ์ของค่าความผิดพลาดอันเนื่องมาจากค่าน้ำหนักของแต่ละนิวรอนจะได้ค่าเป็นดังสมการที่ ( 3.5 ) ซึ่งเป็นตัวบอกว่าค่าน้ำหนักแต่ละอันนั้นจะส่งผลให้เกิดค่าความผิดพลาดมากน้อยเท่าใด ดังนั้นการแก้ไขปรับค่าน้ำหนักนั้นจึงจะเอาค่าที่ได้จากสมการที่ ( 3.5 ) นี้มาใช้ในการปรับค่าของระบบนิวรอลเน็ตเวิร์ก โดยจะเอาค่าคงที่ค่าหนึ่งคูณก่อน ค่าคงที่ ( $\epsilon$ ) นี้จะเป็นตัวปรับความเร็วในการปรับแก้ไขความผิดพลาด เพราะฉะนั้นค่าการเปลี่ยนแปลงของค่าน้ำหนักที่จะทำการปรับ ( $\Delta w$ ) จึงเขียนได้ดังสมการที่ ( 3.6 )

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_{ci}} \frac{\partial y_{ci}}{\partial x_j} \frac{\partial x_j}{\partial w_{ij}}$$

<sup>1</sup> ค่าคำตอบหรือผลลัพธ์ที่เราต้องการให้เน็ตเวิร์กเรียนรู้ ในนี้ก็คือชนิดและ/หรือ ความเข้มข้นของก๊าซที่เรา กำลังวัดอยู่เพื่อใช้ในการเรียนรู้

$$= (y_j - d_j) \left( \frac{\exp(-x_j)}{(1 + \exp(-x_j))} \right) y_i \tag{3.5}$$

$$= (y_j - d_j) y_j (1 - y_j) y_i$$

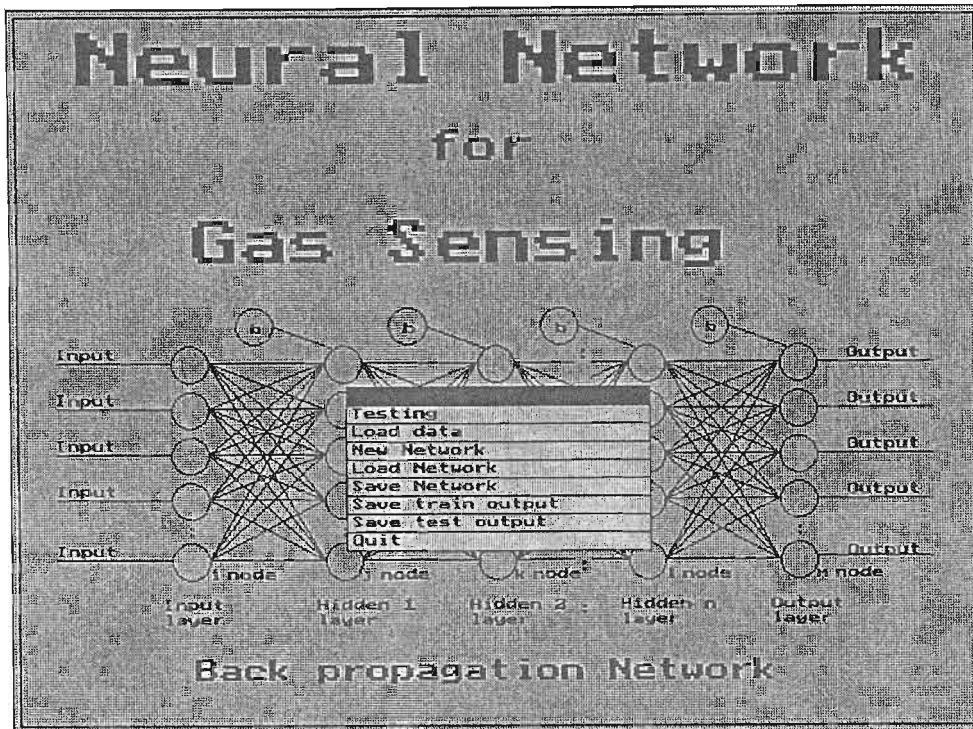
$$\Delta w = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \tag{3.6}$$

ลำดับการแก้ไขนั้นจะทำจากชั้นขาออกไปยังชั้นซ่อน และจากชั้นซ่อนไปยังชั้นขาเข้าตามลำดับ ในทางปฏิบัติเพื่อที่จะทำให้การแก้ไขทำได้รวดเร็วยิ่งขึ้น แทนที่จะใช้สมการที่ ( 3.6 ) โดยตรง ก็จะนำเอาข้อมูลการแก้ไขก่อนหน้านั้นเข้ามามีส่วนร่วมในการปรับค่าน้ำหนัก ดังนั้นการแก้ไขค่าน้ำหนักในครั้งที่  $t$  จึงสามารถเขียนเป็นรูปสมการทั่วไปได้ดังสมการที่ ( 3.7 )

$$\Delta w(t) = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha \Delta w(t - 1) \tag{3.7}$$

ซอฟต์แวร์ที่พัฒนาขึ้นได้เขียนโดยอ้างอิงตามขั้นตอนวิธีที่กล่าวมาข้างต้น โดยในซอฟต์แวร์นี้สามารถที่จะกำหนดจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้น และสามารถกำหนดจำนวนชั้นที่ซ่อนอยู่ในชั้นซ่อนได้ตามต้องการ โดยจะขึ้นกับขนาดของหน่วยความจำที่จะสามารถรองรับได้ รูปที่ 3.11 แสดงเมนูของโปรแกรมในส่วนนี้

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 3.11 เมนูของโปรแกรมในส่วนประมวลผลแบบเคลื่อนกลับของระบบเครือข่ายประสาท

### 3.4.3 การประมวลผลโดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis

ในหัวข้อ 3.4.2 ได้กล่าวถึงระบบเครือข่ายประสาทที่ใช้การเรียนรู้แบบเคลื่อนกลับ ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้กัน ในหลายๆ สาขา อย่างไรก็ตามระบบเครือข่ายแบบนี้มักจะมีข้อเสียคือ เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้นั้นจะค่อนข้าง ใช้เวลานาน ในงานวิจัยนี้จึงนำเสนอระบบเครือข่ายประสาทอีกชนิดหนึ่ง คือ ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis ซึ่งมีโครงสร้างคล้ายแบบแรก แต่จะมีข้อแตกต่างหลัก ดังต่อไปนี้

1. ในการเรียนรู้ระบบจะทำการปรับจำนวนโหนดในชั้นซ่อน เพิ่มมากขึ้นเรื่อยๆ จนกว่าระบบจะมีค่า ความผิดพลาดต่ำ
2. ฟังก์ชันอินพุตจากโหนดในชั้นขาเข้าไปสู่โหนดในชั้นซ่อนจะเป็นฟังก์ชันแบบ Radial Basis คือ เป็นฟังก์ชันในรูประฆังคว่ำที่มีรัศมีและขนาดยอดสูงสุดแตกต่างกัน
3. ฟังก์ชันอินพุตจากโหนดในชั้นซ่อนไปสู่โหนดในชั้นขาออก โดยทั่วไปนิยมใช้ในรูปแบบการเชิง เส้น

ในกรณีของการเรียนรู้แบบเคลื่อนกลับนั้นในตอนเริ่มต้น เราจะกำหนดจำนวนโหนดในชั้นต่างๆเอาไว้ จากนั้นจะทำการปรับค่าน้ำหนักที่เชื่อมโยงโหนดในแต่ละชั้นจนกว่าการเรียนรู้จะมีค่าความผิดพลาดต่ำ ความแม่นยำในการเรียนรู้จึงขึ้นกับจำนวนครั้งที่ทำการแก้ไข ในกรณีที่การเพิ่มจำนวนครั้งในการแก้ไขหรือจำนวนครั้งในการเรียนรู้แล้วยังไม่ได้คำตอบที่ถูกต้องนัก ก็จำเป็นที่จะต้องเพิ่มจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของเครือข่าย ส่วนในกรณีของระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial basis นั้นจะเริ่มต้นด้วยการกำหนดให้จำนวนในชั้นซ่อนเป็น 1 เท่านั้น โดยกำหนดค่ารัศมีของฟังก์ชันแบบ Radial basis ให้มีค่าๆ หนึ่ง จากนั้นระบบเครือข่ายก็จะทำการเปลี่ยนค่ารัศมีและความสูงของฟังก์ชันให้ได้ผลลัพธ์ที่มีค่าใกล้เคียงกับค่าที่เราต้องการหากยังมีค่าความผิดพลาดสูงอยู่ ระบบเครือข่ายก็จะเพิ่มจำนวนโหนดในชั้นซ่อนแล้วทำการประมวลผลข้างต้นต่อไปเรื่อยๆ จนกว่าจะมีค่าความผิดพลาดที่ต่ำเท่าที่เราต้องการ โดยใช้วิธี least square

#### 3.4.4 การประมวลผลโดยใช้เคโมเมตริก ( Chemometrics )

นอกจากการประมวลผลโดยใช้ระบบเครือข่ายประสาททั้งแบบเคลื่อนกลับ และแบบ Radial basis แล้ว การหาชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่างอาจจะสามารถทำได้โดยการใช้เทคนิคที่เรียกว่า “เคโมเมตริก ( Chemometrics )” เทคนิคเคโมเมตริกเป็นเทคนิคที่ใช้หลักการของการวิเคราะห์ตัวแปรพหุแบบทอดยเชิงเส้น ( multiple linear regression ) ซึ่งมีหลายวิธีด้วยกัน โดยในงานวิจัยนี้จะใช้การวิเคราะห์ 3 วิธีด้วยกัน แนวความคิดของการวิเคราะห์เป็นดังต่อไปนี้

หากให้  $c$  ( concentration vector ) เป็นเวกเตอร์แทนชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่างที่ต้องการวิเคราะห์,  $y$  แทนสเปกตรัมของสารตัวอย่างหรือผลการตอบสนองที่วัดได้จากหัววัดก๊าซ และ  $A$  ( absorbance matrices ) เป็นเมทริกแทนค่าการดูดกลืนหรือลักษณะสมบัติเฉพาะตัวของ 1 หน่วยของสารตัวอย่าง ซึ่งสามารถเขียนแสดงความสัมพันธ์ได้ดังสมการที่ (3.8)

$$y = A * c \tag{3.8}$$

ดังนั้นในการหาลักษณะสมบัติของระบบหรือเมทริกซ์  $A$  นั้นจะทำให้ได้หากเราใช้สารตัวอย่างที่ทราบค่าความเข้มข้นให้แก่หัววัดก๊าซ (เวกเตอร์  $c$ ) แล้วทำการวัด การทราบค่าเวกเตอร์ความเข้มข้น  $c$  และทำการวัดการตอบสนองของหัววัดก๊าซ (เวกเตอร์  $y$ ) แล้วแก้สมการที่ ( 3.8 ) ในกรณีที่เมทริกซ์  $A$  เป็นเมทริกซ์ที่มีขนาด  $n * n$  การหาเมทริกซ์ผกผันจะสามารถทำได้ ทำให้สามารถบอกความเข้มข้นของสารตัวอย่างได้ง่าย โดยใช้สมการที่ ( 3.9 )

$$c = A^{-1} * y \quad (3.9)$$

หากเมทริกซ์ A มีขนาด  $m \times n$  การหาเมทริกซ์ผกผันจะไม่สามารถทำได้ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องหาเมทริกซ์ผกผันเสมือนมาแทน การหาเมทริกซ์ผกผันเสมือนนี้มี 2 วิธีขึ้นกับว่า  $m > n$  หรือ  $m < n$  กรณีที่  $m < n$  จะสามารถหาเมทริกซ์ผกผันเสมือน ( $A^*$ ) ได้ดังนี้

$$A^* = A^T (AA^T)^{-1} \quad (3.10)$$

ในกรณีที่  $m > n$  จะสามารถหาเมทริกซ์ผกผันเสมือน ( $A^*$ ) ได้ดังสมการที่ (3.11)

$$A^* = (A^T A)^{-1} A^T \quad (3.11)$$

จากสมการที่ (3.9) จะสามารถหาเมทริกซ์ผกผันสำหรับการหาค่าความเข้มข้นของสารตัวอย่างได้ดังสมการที่ (3.12)

$$A^* = c * y^T (yy^T)^{-1} \quad (3.12)$$

ในการทดสอบระบบเราจะต้องทำการวัดสารตัวอย่างมาตรฐานหลายตัว ดังนั้นเราจะได้ผลตอบจากหัววัดก๊าซหลายข้อมูล ดังนั้น  $c$  และ  $y$  จึงไม่ได้อยู่ในรูปของเวกเตอร์ แต่จะอยู่ในรูปของเมทริกซ์ เมทริกซ์ A จึงไม่ใช่เมทริกซ์เฉพาะสำหรับความเข้มข้นใดความเข้มข้นหนึ่งเท่านั้น จะต้องเป็นเมทริกซ์ที่ใช้ได้กับทุกสารตัวอย่าง หากเราใช้วิธี Classical Least Square ในการหาเมทริกซ์ผกผันในสมการที่ (3.12) เราเรียกเมทริกซ์ที่ได้ชื่อว่า “K-matrix” และในกรณีที่ใช้วิธี Inverse Least Square ในการหาเมทริกซ์ผกผัน เราเรียกเมทริกซ์ที่ได้ว่า “P-matrix”

ในงานวิจัยนี้จะใช้ระบบเครือข่ายประสาททั้งแบบเคลื่อนกลับ, แบบ Radial Basis, เคโมเมทริกซ์ แบบ K-matrix และ P-matrix ในการประมวลผลเพื่อหาชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่าง โดยจะทำการเปรียบเทียบเพื่อหาวิธีที่เหมาะสมในการวิเคราะห์ชนิดและความเข้มข้นของก๊าซ

บทที่ 4

การทดสอบระบบเชิงคุณภาพ

4.1 การวัดก๊าซจากไอระเหยของสารละลาย

ในบทที่ 2 และ 3 ได้กล่าวถึงรายละเอียดของการประดิษฐ์และพัฒนากระบวนการวัดก๊าซทั้งในส่วนของฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์มาแล้ว ในบทนี้จะได้กล่าวถึงการทดสอบระบบวัดที่พัฒนาขึ้นในส่วนของการวัดและประมวลผลสัญญาณที่ได้จากหัววัดก๊าซ

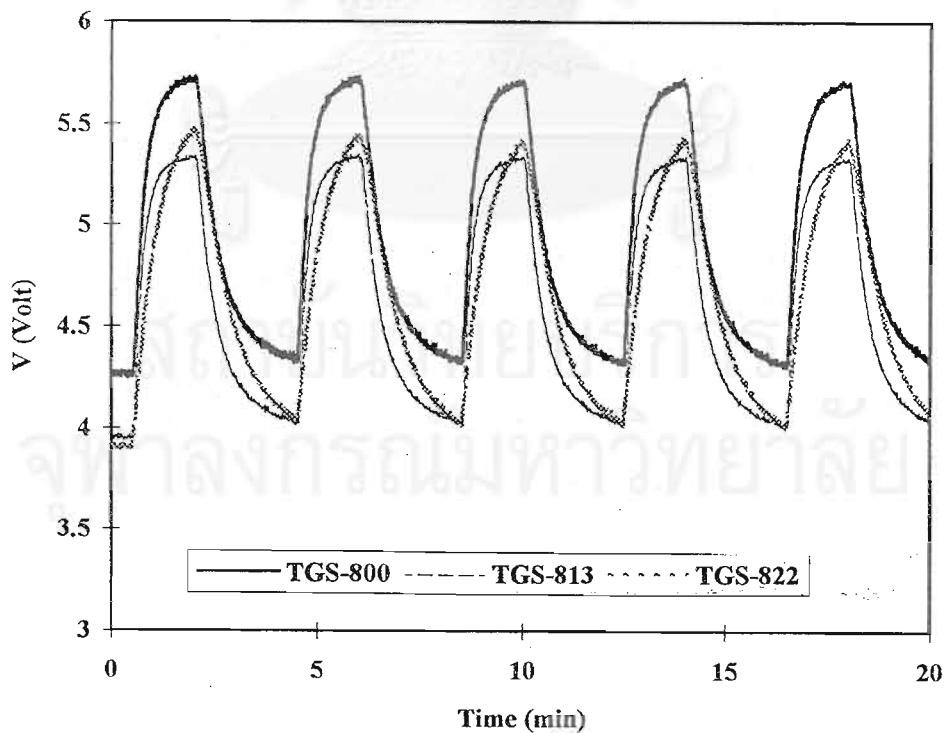
การทดสอบระบบวัดก๊าซทำโดยวัดก๊าซจากไอระเหยของสารละลายตัวอย่างอันได้แก่ เอทิลแอลกอฮอล์ อาซิโตน แอมโมเนีย อะเซตอัลดีไฮด์ ที่ความเข้มข้น 0.01% ถึง 0.1% โดยปริมาตร พร้อมทั้งทำการวัดไอระเหยจากน้ำด้วย โดยใช้ระบบดังที่กล่าวมาแล้วในบทที่ 2 เงื่อนไขในการวัดแสดงในตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 เงื่อนไขในการวัดก๊าซจากไอระเหยของสารละลาย

ตัวแปร	เงื่อนไขในการทดสอบ		
ชนิดของเซนเซอร์	TGS-800	TGS-813	TGS-822
แรงดันไบแอสเซนเซอร์	9 V		
แรงดันให้ฮีตเตอร์	5 V		
สารตัวอย่างที่วัด	1. เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01, 0.03, 0.05, 0.07, 0.1% ในน้ำบริสุทธิ์ 2. อาซิโตน 0.01, 0.03, 0.05, 0.07, 0.1% ในน้ำบริสุทธิ์ 3. แอมโมเนีย 0.01, 0.03, 0.05, 0.07, 0.1% ในน้ำบริสุทธิ์ 4. อะเซตอัลดีไฮด์ 0.01, 0.03, 0.05, 0.07, 0.1% ในน้ำบริสุทธิ์ 5. น้ำบริสุทธิ์ ( ความเข้มข้นเป็นค่าความเข้มข้นโดยปริมาตร )		
ปริมาตรของสารตัวอย่าง	25 ml ในขวดขนาด 50 ml		
ก๊าซพาห้	ออกซิเจน 20% ในไนโตรเจน		
อัตราการไหลของก๊าซพาห้	200 ml/min		

การวัดก๊าซตัวอย่างจะทำการวัดตัวอย่างละ 5 ครั้ง โดยในการวัดแต่ละครั้งจะใช้เวลา 4 นาที การวัดจะเริ่มหลังจากที่หัววัดก๊าซเข้าสู่เสถียรภาพแล้ว โดยจะให้ก๊าซพาหุไหลเข้าสู่หัววัดก๊าซโดยตรงก่อนเป็นเวลา 30 วินาที จากนั้นจึงจะทำการเปิดวาล์วให้ก๊าซพาหุไหลผ่านสารตัวอย่างเพื่อนำเอาไอของสารตัวอย่างผ่านเข้าสู่หัววัดก๊าซเป็นเวลา 90 วินาที จึงจะปิดวาล์วให้ก๊าซพาหุเพียงอย่างเดียวเท่านั้นไหลเข้าสู่หัววัดเพื่อไล่ก๊าซของสารตัวอย่างออกจากหัววัดก๊าซและพร้อมที่จะทำการวัดครั้งต่อไป ขั้นตอนหลังสุดนี้จะใช้เวลา 120 วินาที หลังจากนั้นจึงทำการวัดสารตัวอย่างถัดไปในทำนองเดียวกัน รูปที่ 4.1 แสดงตัวอย่างของลักษณะสัญญาณการตอบสนองของหัววัดก๊าซทั้ง 3 ชนิดต่อไอของน้ำบริสุทธิ์ จะเห็นได้ว่าหัววัดก๊าซทั้ง 3 ชนิดจะให้การตอบสนองอย่างทันทีที่มีสารตัวอย่างผ่านเข้ามา กล่าวคือค่าแรงดันขาออกที่วัดได้จะมีค่าสูงขึ้น ซึ่งหมายความว่าค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซจะมีค่าต่ำลง หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งก็คือมีการส่งอิเล็กตรอนจากก๊าซตัวอย่างให้กับหัววัดก๊าซ โดยที่ก๊าซตัวอย่างจะเข้าไปแทนที่โมเลกุลของออกซิเจนที่อยู่ผิวของหัววัดก๊าซ

จากรูปจะเห็นได้ว่าความเร็วในการตอบสนองหรือความเร็วในการส่งอิเล็กตรอนนี้จะแตกต่างกันขึ้นกับชนิดของหัววัดก๊าซและก๊าซตัวอย่าง การตอบสนองนี้มีแนวโน้มที่จะเข้าสู่ค่าคงที่ค่าหนึ่งเมื่อเวลาผ่านไป ค่าสูงสุดของการเปลี่ยนแปลงนี้จะแตกต่างกันขึ้นกับชนิดของหัววัดก๊าซเช่นกัน หลังจากที่ทำการปรับวาล์วให้เฉพาะก๊าซพาหุไหลเข้าสู่หัววัดก๊าซ จะเห็นได้ว่าสัญญาณการตอบสนองมีค่าลดต่ำลงหรือกล่าวคือค่าความต้านทานของหัววัดก๊าซจะมีค่าสูงขึ้น ซึ่งหมายความว่าออกซิเจนในก๊าซพาหุได้กลับเข้าไปแทนที่โมเลกุลของก๊าซสารตัวอย่างอีกครั้งหนึ่งดังที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 2



รูปที่ 4.1 ลักษณะสัญญาณการตอบสนองของหัววัดก๊าซ TGS-800, TGS-813, TGS-822 ต่อน้ำบริสุทธิ์

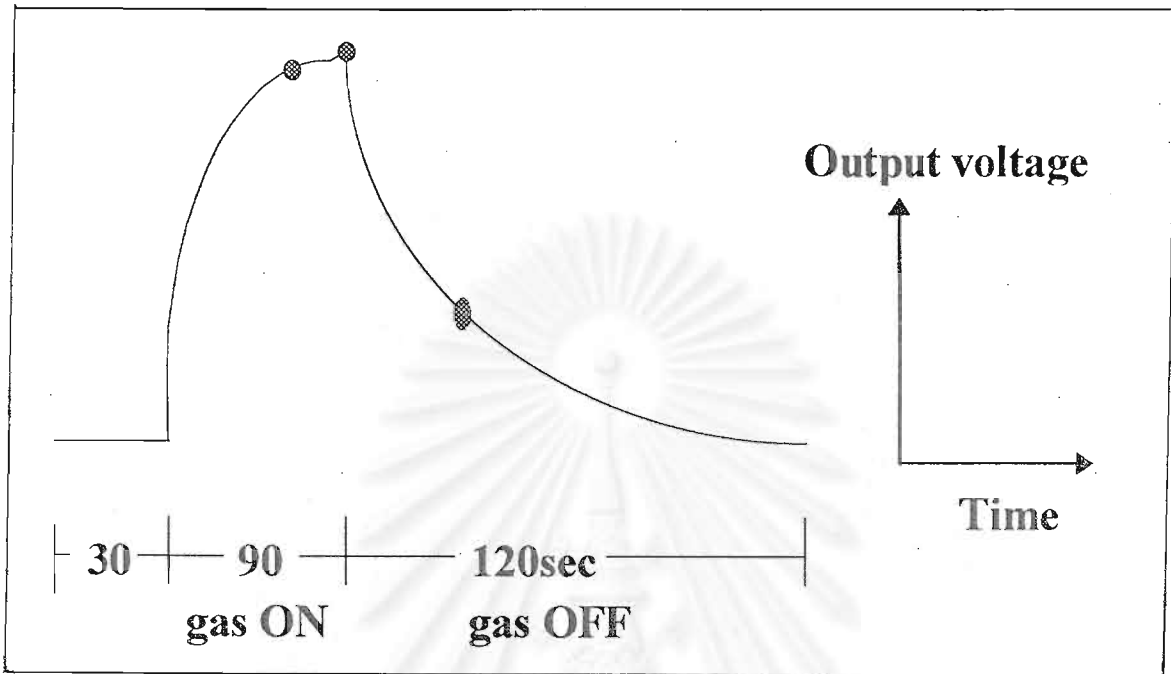
## 4.2 หลักการดึงข้อมูล

โดยทั่วไปในการวัดและวิเคราะห์การตอบสนองของหัววัดก๊าซจะใช้ค่าสูงสุดของสัญญาณตอบสนองมาใช้ในการวิเคราะห์ แต่จากรูปที่ 4.1 จะเห็นได้ว่าความจำเพาะในการวัดของหัววัดก๊าซทั้ง 3 ชนิดมีค่าไม่แตกต่างกันมากนัก ทำให้เป็นการยากมากหากจะทำการวิเคราะห์หาชนิดของสาร โดยการพิจารณาเฉพาะจากค่าสูงสุดของสัญญาณการตอบสนองของหัววัดก๊าซทั้ง 3 ชนิดเท่านั้น ในงานวิจัยนี้จึงเสนอแนวความคิดที่จะนำเอาลักษณะสมบัติของสัญญาณการตอบสนองของหัววัดก๊าซเข้ามาใช้เป็นข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ โดยพิจารณาจากกระบวนการเกิดสัญญาณการตอบสนองของหัววัดก๊าซที่มีต่อก๊าซ เนื่องจากการเกิดปฏิกิริยาระหว่างหัววัดก๊าซกับก๊าซตัวอย่างจะส่งผลกระทบต่อลักษณะการตอบสนองของหัววัดก๊าซ กระบวนการจะเริ่มจาก โมเลกุลของก๊าซจะเข้ามาดูดซับที่ผิวของหัววัดก๊าซ และจะเกิดการถ่ายเทอิเล็กตรอนระหว่างโมเลกุลของก๊าซกับเซนเซอร์ จากนั้น โมเลกุลของก๊าซจึงจะหลุดออกไปจากหัววัดก๊าซ

ขั้นตอนการดูดซับและเกิดการถ่ายเทอิเล็กตรอนของ โมเลกุลของก๊าซจะมีความสัมพันธ์โดยตรงกับความเร็วในการตอบสนองขาขึ้นของสัญญาณที่วัดได้ หากการดูดซับและถ่ายเทอิเล็กตรอนเกิดขึ้นอย่างรวดเร็ว ก็จะทำให้การตอบสนองขาขึ้นของสัญญาณที่วัดได้มีค่าสูงชัน ค่าสูงสุดของสัญญาณการตอบสนองจะขึ้นกับความสามารถในการดูดซับของก๊าซตัวอย่างกับหัววัดก๊าซ หากความเข้มข้นของก๊าซตัวอย่างมีค่าสูงและ/หรือหัววัดก๊าซมีบริเวณที่ใช้ทำปฏิกิริยากับก๊าซมาก ก็จะทำให้มีการตอบสนองสูง ค่าสูงสุดของสัญญาณก็จะสูงตามไปด้วย ในส่วนของสัญญาณตอบสนองขาลงนั้นจะเป็นตัวบอกว่าก๊าซตัวอย่างนั้นจะหลุดจากผิวหัววัดก๊าซได้รวดเร็วเพียงใด หากหัววัดก๊าซและก๊าซตัวอย่างดึงดูดกันได้ดีก็จะทำให้การคืนตัวของสัญญาณเป็นไปอย่างช้าๆ และหากออกซิเจนในก๊าซพาห้สามารถเข้าไปแทนที่โมเลกุลของก๊าซตัวอย่างได้รวดเร็ว การตอบสนองขาลงของสัญญาณก็จะเร็วตามไปด้วย

ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงจะดึงเอาข้อมูลที่สำคัญเหล่านี้มาใช้ในการวิเคราะห์หาชนิดของก๊าซ โดยจะดึงเอาข้อมูลความเร็วในการตอบสนองขาขึ้นของสัญญาณจากค่าการตอบสนองที่เวลา 117 วินาทีหลังจากเริ่มวัดสัญญาณ โดยหากการตอบสนองของหัววัดก๊าซเร็วก็จะทำให้ค่าที่ได้นี้มีค่าสูงใกล้เคียงกับค่าสูงสุดของสัญญาณ ค่าสูงสุดของสัญญาณจะดึงจากค่าที่เวลา 120 วินาที ซึ่งเป็นจุดก่อนที่จะทำการปิดก๊าซตัวอย่างไม่ให้ไหลเข้าสู่หัววัดก๊าซ ส่วนข้อมูลความเร็วในการคืนตัวของสัญญาณการตอบสนองจะดึงจากค่าข้อมูลที่ 180 วินาทีหลังจากเริ่มทำการวัด หรือ 60 วินาที หลังจากทำการปิดก๊าซ โดยจะใช้ค่าทั้ง 3 ค่านี้เป็นตัวแทนลักษณะการตอบสนองของหัววัดก๊าซต่อก๊าซตัวอย่าง รูปที่ 4.2 แสดงไดอะแกรมการเปิดปิดวาล์วในการให้ก๊าซ และจุดข้อมูลที่เป็นตัวแทน ลักษณะการตอบสนองของสัญญาณ





รูปที่ 4.2 โค้ดแกรมการเปิดปิดวาล์วในการวัดก๊าซ และจุดข้อมูลที่แทนลักษณะการตอบสนองของสัญญาณ

#### 4.3 วิธีการวิเคราะห์ข้อมูล

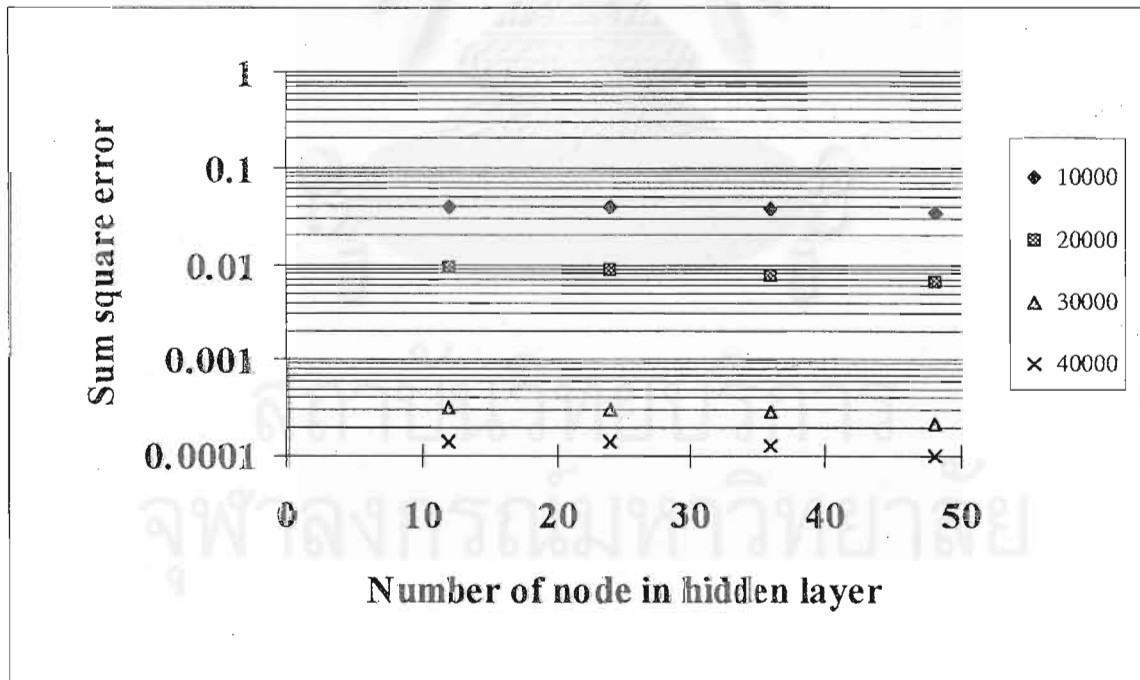
ในงานวิจัยนี้จะนำเอาข้อมูลของลักษณะการตอบสนองทั้ง 3 ข้อมูลที่ได้กล่าวมาแล้วในหัวข้อ 4.2 มาใช้ในการวิเคราะห์โดยใช้ร่วมกับระบบเครือข่ายประสาท (Neural network) แบบเคลื่อนกลับ ระบบเครือข่ายประสาทที่ใช้จะมีโครงสร้างดังที่ได้อธิบายมาแล้วในบทที่ 3 โดยกำหนดให้ชั้นขาเข้ามีจำนวนโหนดเท่ากับ 9 โหนด ซึ่งได้มาจากหัววัดก๊าซ 3 ตัว เนื่องจากหัววัดแต่ละหัววัดจะได้ค่าแสดงลักษณะสมบัติของสัญญาณอีก 3 ข้อมูล รวมข้อมูลที่จะให้ทั้งสิ้นเป็น 9 ข้อมูล และในชั้นขาออกกำหนดให้มี 5 โหนด โดยกำหนดรูปแสดงชนิดของสารด้วยตัวเลขไบนารีดังแสดงในตารางที่ 4.2 ส่วนชั้นซ่อนได้ทดสอบหาจำนวนโหนดที่เหมาะสมโดยได้แปรจำนวนโหนดครั้งนี้คือ 12, 24, 36 และ 48 โหนด การทดสอบทำโดยการป้อนข้อมูล 4 ชุดแรกของการวัดให้แก่ระบบเครือข่ายประสาทที่สร้างขึ้น ข้อมูลชุดนี้จะใช้ในการสอนให้แก่ระบบ เพื่อให้ระบบทำการปรับค่าตัวเองจนกว่าจะได้ค่าในแต่ละโหนดของชั้นขาออกใกล้เคียงกับค่าที่กำหนดไว้ในตารางที่

4.2 เนื่องจากข้อมูลดิบที่ได้จากห้วัดก๊าซจะเป็นค่าแรงดันที่ค่าต่ำกว่า 10 โวลต์ จึงทำการนอร์มัลไลซ์ (normalization) ค่าโดยการหารข้อมูลดิบด้วย 10 ค่าข้อมูลที่ป้อนให้แก่ระบบจึงเป็นค่าที่ต่ำกว่า 1.0

การทดสอบความสำเร็จในการสอนระบบจะดูจากผลรวมของกำลังสองของค่าความผิดพลาดในแต่ละโหนดที่ต่างไปจากค่าที่กำหนดให้ รูปที่ 4.3 แสดงค่าความผิดพลาดเมื่อทำการสอนระบบด้วยจำนวนครั้งที่แตกต่างกันจาก 10000, 20000, 30000 และ 40000 ครั้ง ตามลำดับ

ตารางที่ 4.2 ค่าไบนารีในชั้นขาออกที่ใช้แทนสารตัวอย่าง

สารตัวอย่าง	ค่าไบนารีในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	โหนดที่ 5
น้ำบริสุทธิ์	0	0	0	0	1
เอทิลแอลกอฮอล์	0	0	0	1	0
อาซิโตน	0	0	0	1	1
แอมโมเนีย	0	0	1	0	0
อะเซตัลดีไฮด์	0	0	1	0	1



รูปที่ 4.3 ผลของจำนวนโหนดในชั้นซ่อนและจำนวนครั้งในการสอนที่มีต่อความผิดพลาด

จากรูปที่ 4.3 จะเห็นได้ว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เพิ่มมากขึ้นและจำนวนครั้งในการสอนที่เพิ่มมากขึ้นจะให้ผลรวมของกำลังสองของค่าความผิดพลาดมีค่าต่ำลง อย่างไรก็ตามการเพิ่มจำนวนโหนดในชั้นซ่อนจะทำให้เสียเวลาในการประมวลผลในแต่ละครั้งของการสอนมากยิ่งขึ้นดังแสดงในตารางที่ 4.3 ดังนั้นในการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนและจำนวนครั้งในการสอนนั้น จำเป็นจะต้องหาจุดเหมาะสมที่ใช้เวลาในการสอนไม่มากนักและได้ค่าความผิดพลาดที่ไม่สูงมากนัก ในกรณีของสารตัวอย่างในงานวิจัยนี้พบว่าการใช้จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 12 โหนดและการสอน 30000 ครั้ง จะทำให้ได้ผลรวมของกำลังสองของค่าความผิดพลาดต่ำกว่า  $5 \times 10^{-4}$

ตารางที่ 4.3 เวลาที่ใช้ในการสอนแต่ละครั้งกับจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของระบบเครือข่ายประสาท

จำนวนโหนดในชั้นซ่อนของระบบ	เวลาที่ใช้สอนต่อ 1 ครั้ง ( วินาที/ครั้ง )
12	0.66
24	1.16
36	1.66
48	2.18

#### 4.4 การทดสอบระบบเชิงคุณภาพในการจำแนกชนิดของสารตัวอย่าง

การวิเคราะห์ผลโดยทั่วไปสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 กลุ่มใหญ่คือ การวิเคราะห์ผลเชิงคุณภาพและการวิเคราะห์ผลเชิงปริมาณ ดังนั้นการทดสอบระบบวัดจึงจำเป็นต้องทำทั้ง 2 แบบ โดยในหัวข้อนี้จะกล่าวถึง การทดสอบระบบวัดและระบบเครือข่ายประสาทที่พัฒนาขึ้นในการวิเคราะห์เชิงคุณภาพโดยดูความสามารถของระบบในการจำแนกชนิดของสารตัวอย่างที่มีค่าความเข้มข้นต่างๆ โดยจะไม่สนใจว่าสารนั้นจะมีความเข้มข้นเท่าใด กล่าวคือจะให้ระบบทำการเรียนรู้สารตัวอย่าง 5 ชนิดๆ ละ 3 ความเข้มข้น หากเป็นสารชนิดเดียวกันแต่มีความเข้มข้นต่างกันก็จะถือว่าเป็นสารชนิดเดียวกัน

จากผลการทดสอบโครงสร้างของระบบเครือข่ายประสาทในหัวข้อ 4.3 ได้เลือกใช้ระบบที่มีจำนวนโหนดในชั้นขาเข้า ชั้นซ่อนและชั้นขาออก เท่ากับ 9, 12 และ 5 ตามลำดับ โดยใช้ค่าอัตราโมเมนตัม ( momentum rate ) ค่าอัตราการเรียนรู้ ( learning rate ) และ ค่าอัตราไบแอส ( bias rate ) เท่ากับ 0.15 และใช้ค่าน้ำหนักในการคำนวณตามที่ได้จากการทดสอบในหัวข้อที่ 4.3 การทดสอบได้ทำ 2 แบบ คือแบบแรกจะทำการทดสอบโดยใช้สารตัวอย่างที่มีค่าความเข้มข้นเท่ากับสารตัวอย่างที่ใช้ในการสอนระบบคือมี

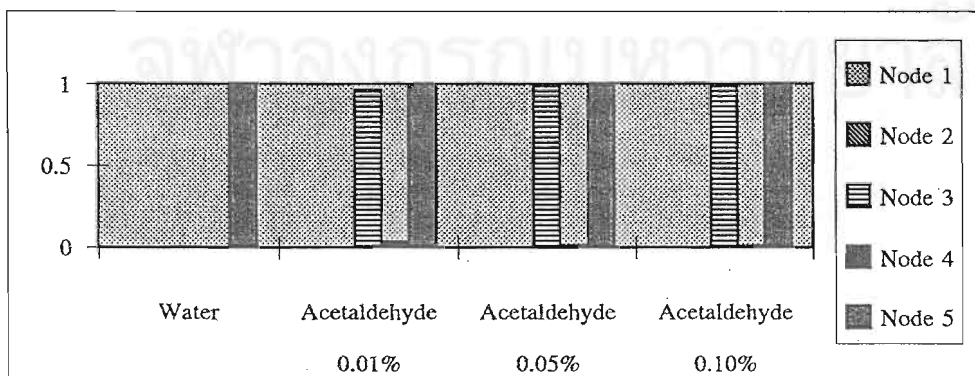
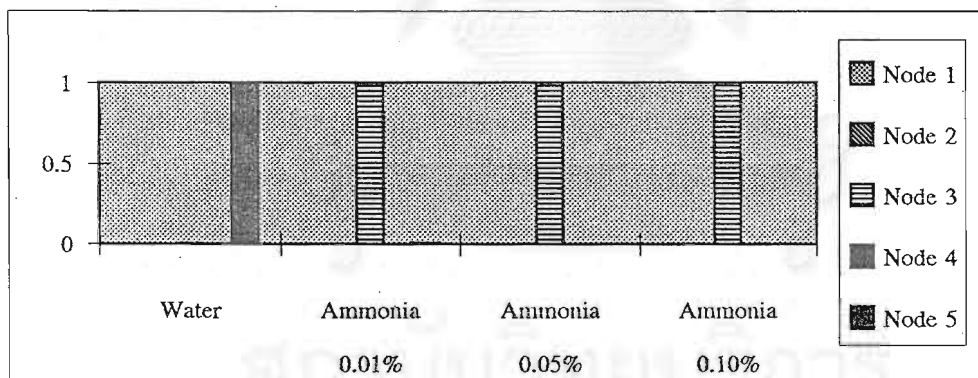
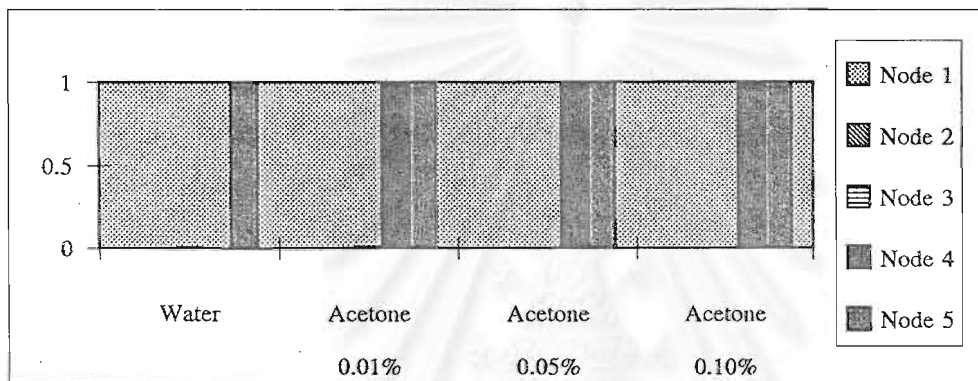
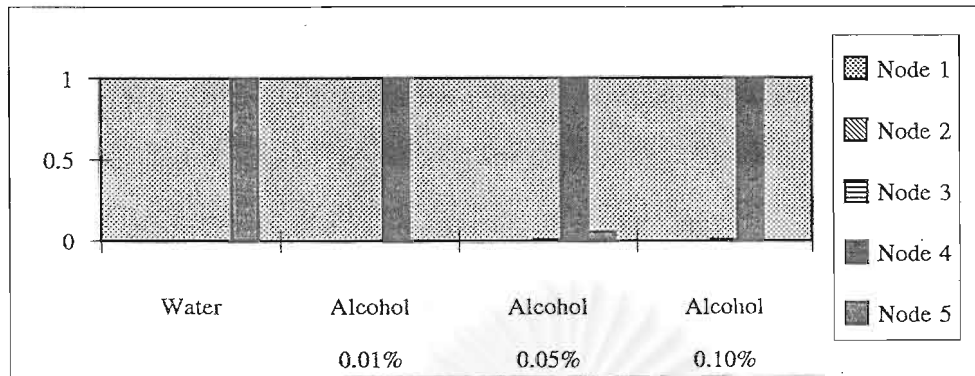
ค่าความเข้มข้นเท่ากับ 0.01%, 0.05% และ 0.1% โดยปริมาตร ตามลำดับ และแบบที่ 2 จะทำการทดสอบโดยใช้สารตัวอย่างที่มีค่าความเข้มข้นต่างไปจากที่เคยใช้ในการสอน กล่าวคือใช้สารตัวอย่างที่มีค่าความเข้มข้นเท่ากับ 0.03% และ 0.07% โดยปริมาตร ซึ่งเป็นค่าความเข้มข้นของสารตัวอย่างที่ระบบไม่เคยเรียนรู้มาก่อน โดยสารตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบจะใช้ทั้งสิ้น 5 ชนิดดังแสดงในตารางที่ 4.2

4.4.1 การทดสอบโดยใช้สารตัวอย่างที่มีค่าความเข้มข้นเท่ากับสารตัวอย่างที่ใช้สอน

การทดสอบให้ระบบทำการวิเคราะห์หาชนิดของสารตัวอย่างว่าเป็นสารชนิดใด โดยใช้สารตัวอย่างที่มีความเข้มข้นเท่ากับสารตัวอย่างที่ใช้ในการสอนคือ 0.01%, 0.05% และ 0.1% โดยปริมาตร ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 4.4 โดยแสดงค่าผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ของโหนดทั้ง 5 ของชั้นขาออกของระบบเครือข่ายประสาทเพื่อให้เห็นความแตกต่างของสารตัวอย่างชัดเจนยิ่งขึ้นจึงแสดงแบบฟอร์มการกระจายค่าของโหนดทั้ง 5 เป็นกราฟดังแสดงในรูปที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่ทดสอบ

สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	โหนดที่ 5
น้ำบริสุทธิ์	0.0000	0.0000	0.0038	0.0000	0.9987
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	0.0000	0.0000	0.0056	0.9938	0.0032
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	0.0001	0.0001	0.0064	0.9938	0.0582
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	0.0002	0.0002	0.0064	0.9935	0.0009
อาซิโตน 0.01%	0.0000	0.0000	0.0062	0.9945	1.0000
อาซิโตน 0.05%	0.0003	0.0002	0.0001	0.9999	1.0000
อาซิโตน 0.10%	0.0005	0.0002	0.0001	0.9999	1.0000
แอมโมเนีย 0.01%	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0062
แอมโมเนีย 0.05%	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0018
แอมโมเนีย 0.10%	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000
อะเซตัลดีไฮด์ 0.01%	0.0000	0.0000	0.9648	0.0360	0.9948
อะเซตัลดีไฮด์ 0.05%	0.0002	0.0002	0.9898	0.0121	0.9875
อะเซตัลดีไฮด์ 0.10%	0.0003	0.0001	0.9921	0.0063	1.0000



รูปที่ 4.4 รูปแบบผลลัพธ์การกระจายของโหนดต่อสารตัวอย่างชนิดต่างๆ

เมื่อเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดของชั้นขาออกของระบบเครือข่ายประสาทในตารางที่ 4.4 กับค่าที่ถูกต้องที่กำหนดไว้ในตารางที่ 4.2 หรือดูจากรูปที่ 4.4 จะเห็นได้ว่าระบบเครือข่ายประสาทที่ผ่านการสอนแล้วสามารถที่จะจำและจำแนกชนิดของสารได้อย่างถูกต้อง โดยมีค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในแต่ละโหนดต่ำกว่า 0.05 ซึ่งถือได้ว่ามีความแม่นยำที่ดีมาก อย่างไรก็ตามการทดสอบนี้เป็นการทดสอบระบบโดยใช้สารตัวอย่างที่มีค่าความเข้มข้นเท่ากับค่าความเข้มข้นของสารตัวอย่างที่ใช้ในการสอนระบบ จึงอาจจะกล่าวได้ว่าระบบมีความสามารถในการเรียนรู้และจำในสิ่งที่เรียนรู้ได้เป็นอย่างดี

4.4.2 การทดสอบโดยใช้สารตัวอย่างที่มีค่าความเข้มข้นต่างไปจากที่ใช้สอน

ในหัวข้อนี้จะทำการทดสอบระบบในสถานะที่ซับซ้อนกว่าเดิม กล่าวคือจะทำการวิเคราะห์หาชนิดของสารตัวอย่าง โดยใช้สารตัวอย่างที่มีความเข้มข้น 0.03% และ 0.07% ซึ่งเป็นค่าความเข้มข้นของสารตัวอย่างที่ต่างไปจากค่าที่ใช้ในการสอนคือ 0.01%, 0.05% และ 0.10% โดยปริมาตร การทดสอบทำโดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทที่ผ่านการสอนเช่นเดียวกับที่กล่าวมาแล้วในหัวข้อ 4.4.1 ผลการทดสอบแสดงได้ดังตารางที่ 4.5 - 4.8 และรูปที่ 4.5 - 4.8 โดยแยกตามชนิดของสารตัวอย่าง

ตารางที่ 4.5 ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของการวัดเอทิลแอลกอฮอล์ 0.03%, 0.07%

สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	โหนดที่ 5
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.03%	0.0000	0.0001	0.0054	0.9944	0.0026
“ “	0.0001	0.0001	0.0108	0.9891	0.0488
“ “	0.0001	0.0001	0.0375	0.9621	0.0711
“ “	0.0001	0.0001	0.0642	0.9357	0.1954
“ “	0.0001	0.0001	0.0998	0.9009	0.2140
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.07%	0.0001	0.0001	0.0174	0.9832	0.0258
“ “	0.0001	0.0001	0.0179	0.9828	0.0620
“ “	0.0001	0.0001	0.0221	0.9791	0.0692
“ “	0.0001	0.0001	0.0352	0.9664	0.1254
“ “	0.0001	0.0001	0.0337	0.9684	0.0813

ค่าผลลัพธ์จากโหนดขาออกที่แสดงว่าเป็นเอทิลแอลกอฮอล์คือ ( 0, 0, 0, 1, 0 )

ตารางที่ 4.6 ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของการวัดอาชิตอน 0.03%, 0.07%

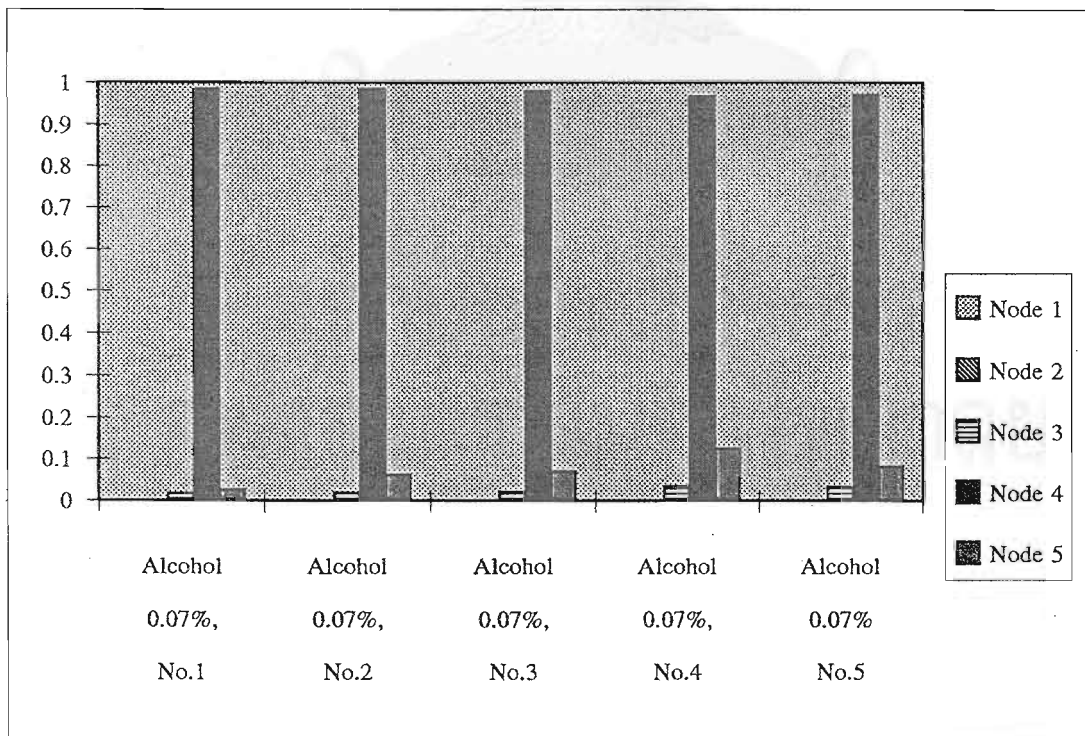
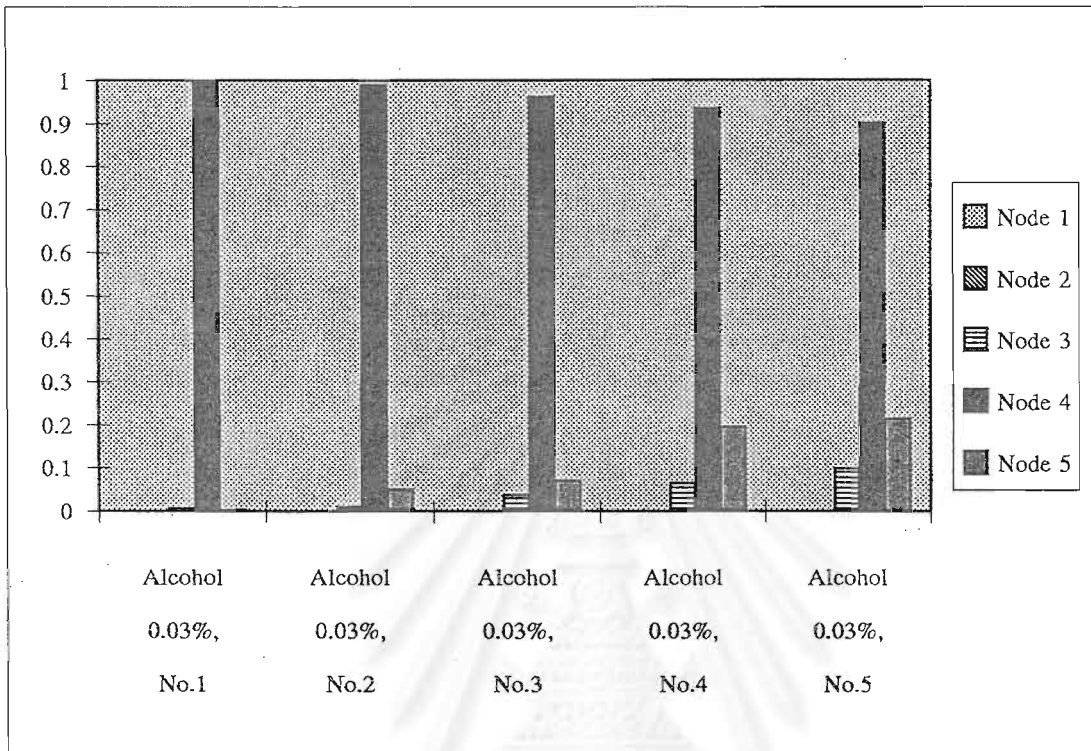
สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	โหนดที่ 5
อาชิตอน 0.03%	0.0003	0.0001	0.0001	1.0000	1.0000
“ “	0.0003	0.0002	0.0000	1.0000	1.0000
“ “	0.0003	0.0002	0.0000	1.0000	1.0000
“ “	0.0003	0.0002	0.0001	1.0000	1.0000
“ “	0.0003	0.0002	0.0000	1.0000	1.0000
อาชิตอน 0.07%	0.0003	0.0001	0.0293	0.9715	1.0000
“ “	0.0003	0.0001	0.0024	0.9976	1.0000
“ “	0.0003	0.0001	0.0025	0.9976	1.0000
“ “	0.0003	0.0001	0.0041	0.9961	1.0000
“ “	0.0003	0.0001	0.0012	0.9989	1.0000

ค่าผลลัพธ์จากโหนดขาออกที่แสดงว่าเป็นอาชิตอนคือ ( 0, 0, 0, 1, 1 )

ตารางที่ 4.7 ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของการวัดแอมโมเนีย 0.03%, 0.07%

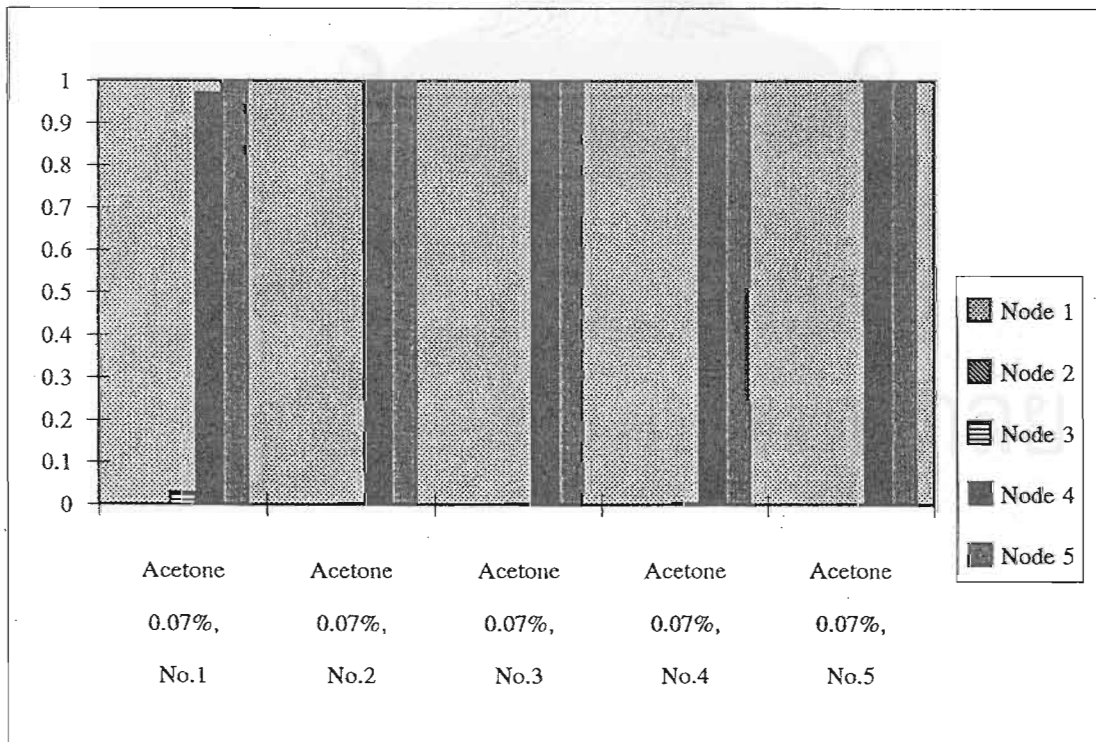
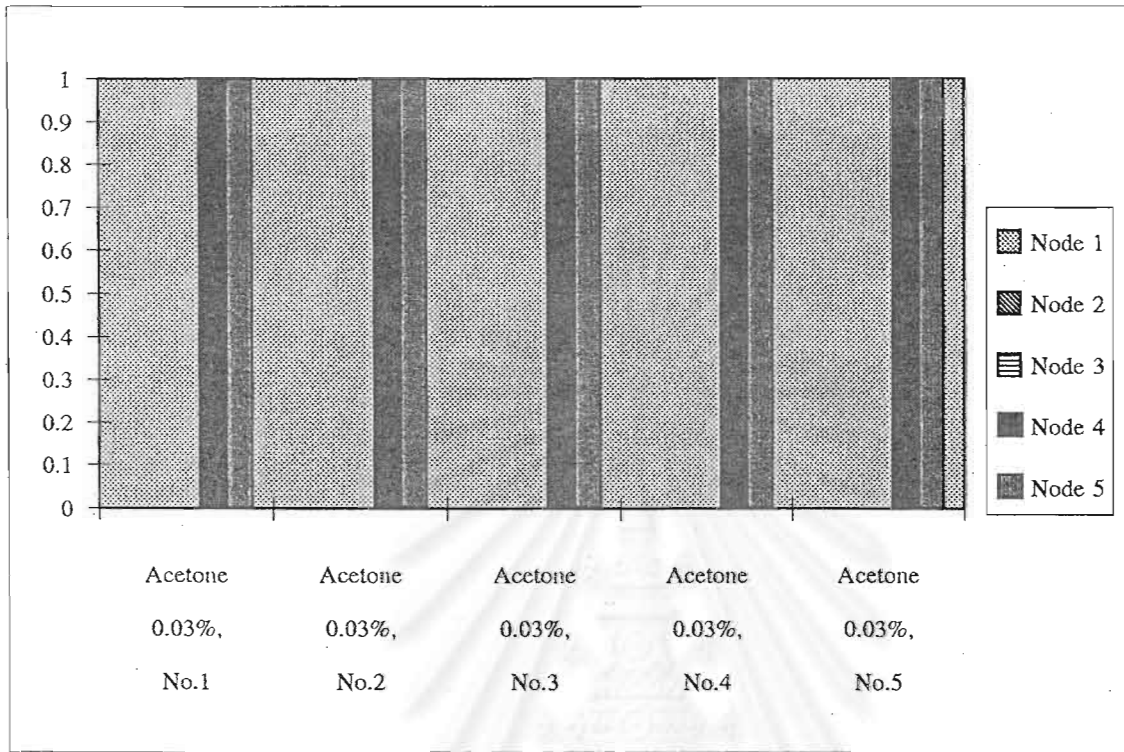
สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	โหนดที่ 5
แอมโมเนีย 0.03%	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0001
“ “	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000
“ “	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000
“ “	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000
“ “	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000
แอมโมเนีย 0.07%	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0096
“ “	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0085
“ “	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0073
“ “	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0090
“ “	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0047

ค่าผลลัพธ์จากโหนดขาออกที่แสดงว่าเป็นแอมโมเนียคือ ( 0, 0, 1, 0, 0 )

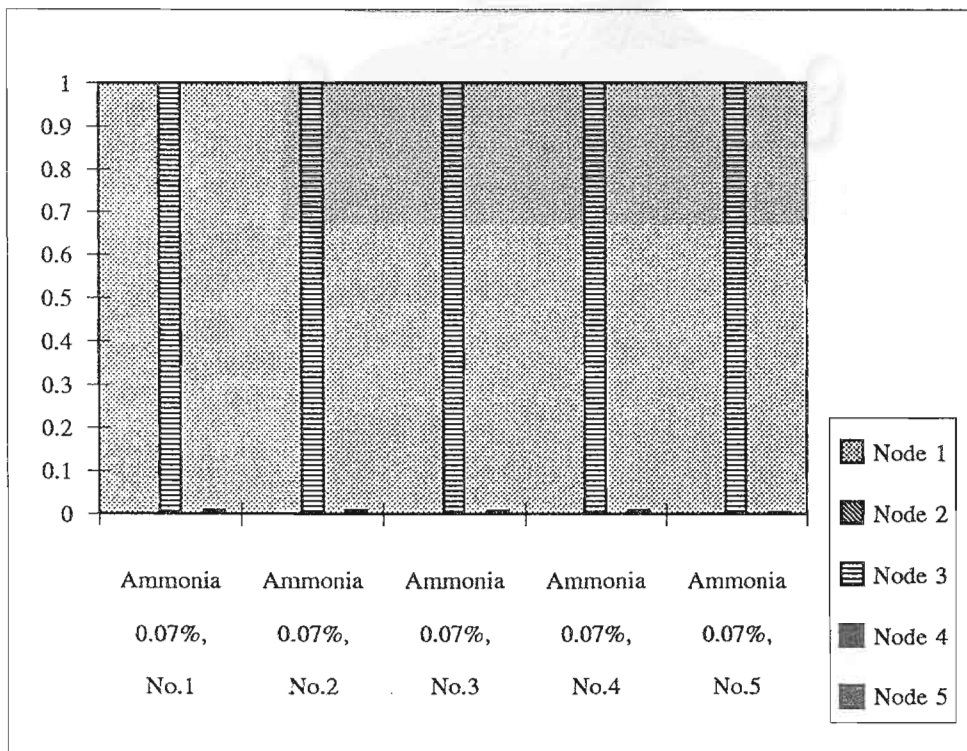
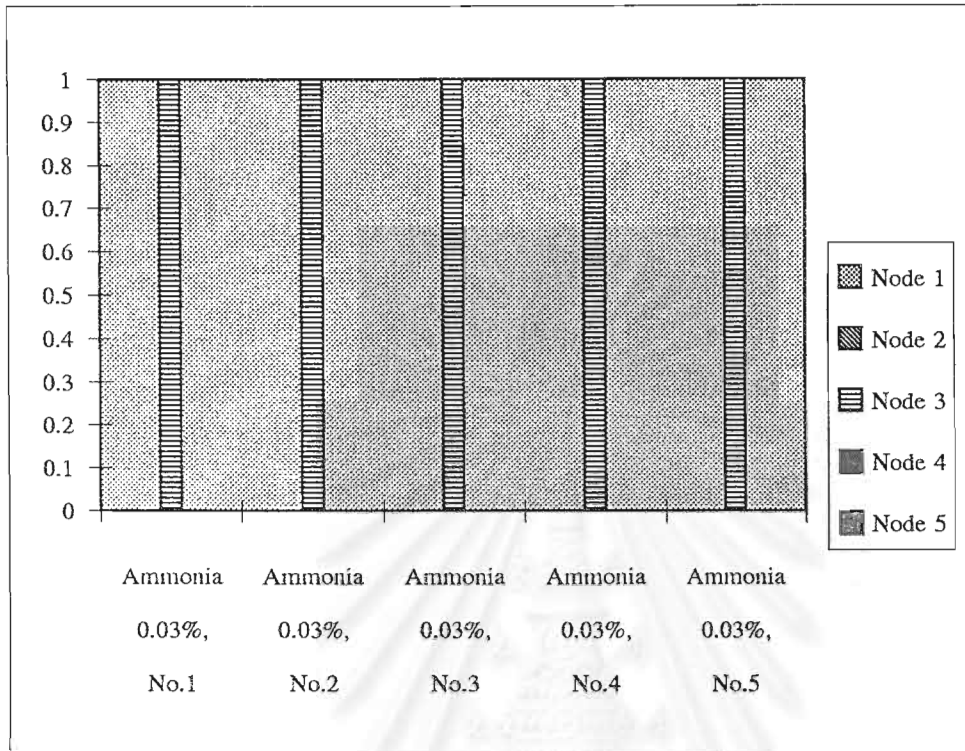


รูปที่ 4.5 รูปแบบผลลัพธ์การกระจายของโหนดต่อ Alcohol

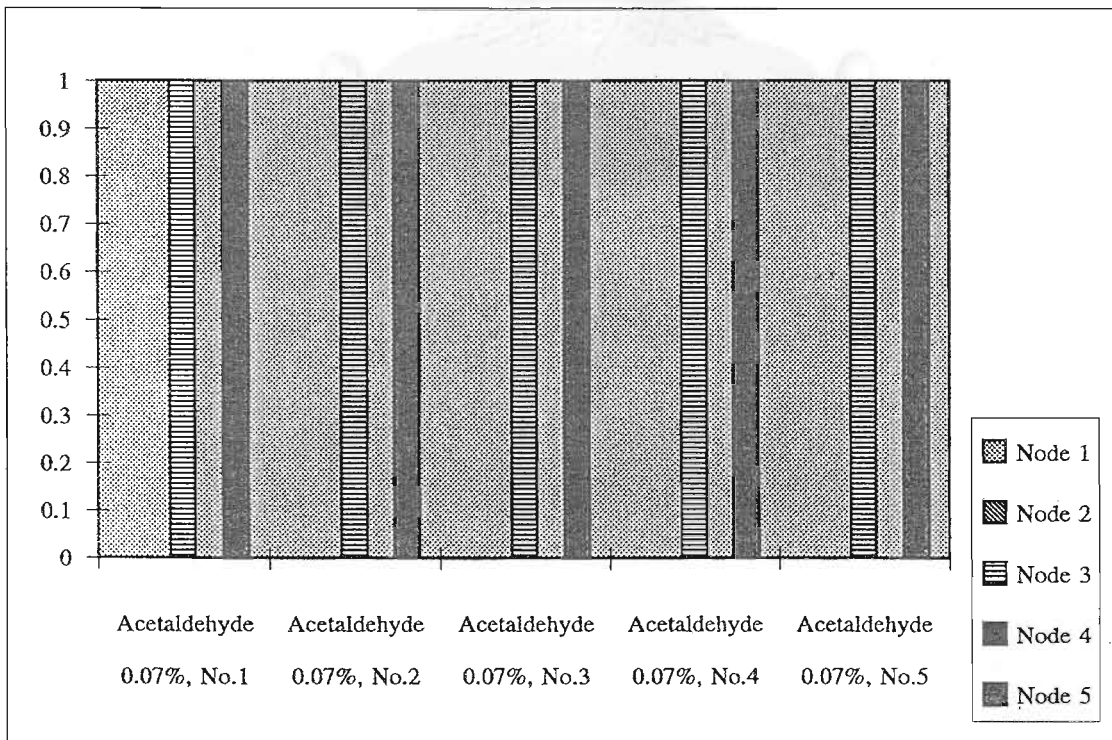
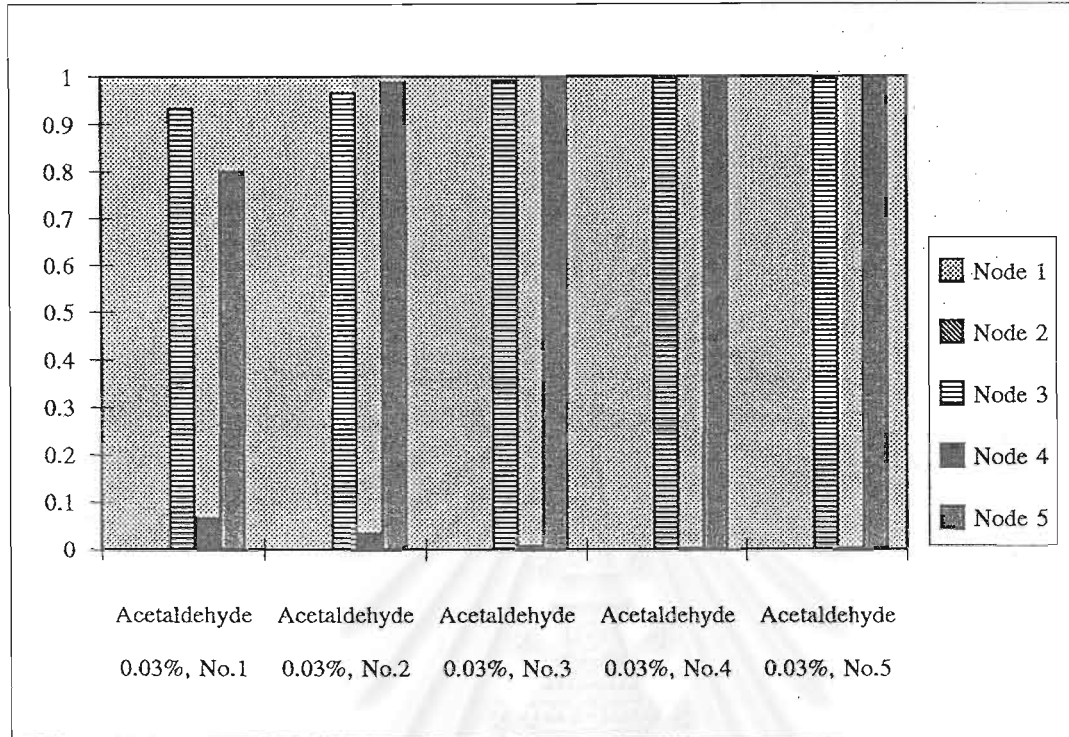




รูปที่ 4.6 รูปแบบผลลัพธ์การกระจายของโหนดต่อ Acetone



รูปที่ 4.7 รูปแบบผลลัพธ์การกระจายของโหนดต่อ Ammonia



รูปที่ 4.8 รูปแบบผลลัพธ์การกระจายของโหนดต่อ acetaldehyde

ตารางที่ 4.8 ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของการวัดอะเซทัลดีไฮด์ 0.03%, 0.07%

สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	โหนดที่ 5
อะเซทัลดีไฮด์ 0.03%	0.0000	0.0001	0.9326	0.0669	0.8000
“ “	0.0000	0.0001	0.9652	0.0362	0.9882
“ “	0.0000	0.0001	0.9917	0.0089	0.9959
“ “	0.0000	0.0001	0.9963	0.0040	0.9985
“ “	0.0000	0.0001	0.9952	0.0054	0.9986
อะเซทัลดีไฮด์ 0.07%	0.0003	0.0001	1.0000	0.0000	1.0000
“ “	0.0003	0.0002	1.0000	0.0001	1.0000
“ “	0.0003	0.0002	1.0000	0.0000	1.0000
“ “	0.0003	0.0002	1.0000	0.0000	1.0000
“ “	0.0003	0.0002	1.0000	0.0000	1.0000

ค่าผลลัพธ์จากโหนดขาออกที่แสดงว่าเป็นอะเซทัลดีไฮด์คือ ( 0, 0, 1, 0, 1 )

จากผลการทดสอบการวิเคราะห์เชิงคุณภาพข้างต้นจะเห็นได้ว่าระบบมีความสามารถในการจำแนกชนิดของสารตัวอย่างได้อย่างดีมาก โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกรณีของแอมโมเนียและอาซิโตนนั้นการจำแนกสามารถทำได้อย่างดีเยี่ยมโดยมีค่าผลรวมของกำลังสองของความผิดพลาดอยู่ในช่วง 0.00000 ถึง 0.00167 และแม้ว่าการจำแนกแอลกอฮอล์และอะเซทัลดีไฮด์นั้นจะมีประสิทธิภาพที่ต่ำกว่า แต่ก็ยังมีค่าผลรวมของกำลังสองของความผิดพลาดอยู่ในช่วง 0.0000 ถึง 0.06558 ซึ่งสามารถกล่าวได้ว่าระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถจำแนกชนิดของสารตัวอย่างได้ดี โดยไม่ขึ้นกับค่าความเข้มข้นของสารตัวอย่าง

## บทที่ 5

## การทดสอบการวิเคราะห์เชิงปริมาณ

ในบทที่ 4 ได้กล่าวถึงการทดสอบความสามารถของระบบที่พัฒนาขึ้นในเชิงคุณภาพโดยการทดสอบความสามารถในการวิเคราะห์และจำแนกชนิดของสารตัวอย่าง 5 ชนิด โดยแต่ละชนิดมีความเข้มข้นที่แตกต่างกัน จากการทดสอบพบว่าระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถจำแนกชนิดของสารตัวอย่างได้เป็นอย่างดี ไม่ว่าจะสารนั้นจะมีความเข้มข้นที่แตกต่างกัน นอกจากนี้ระบบยังมีความสามารถในการจำแนกชนิดของสารตัวอย่างที่ระบบไม่เคยเรียนรู้มาก่อนได้ด้วย ในบทนี้จะทำการทดสอบระบบในเชิงปริมาณ โดยจะให้ระบบทำการวิเคราะห์หาชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่าง

### 5.1 การทดสอบการวิเคราะห์หาชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่าง โดยใช้อัลกอริทึมการเคลื่อนกลับ

เพื่อที่จะทำการทดสอบความสามารถของระบบที่พัฒนาขึ้นว่าสามารถที่จะทำการจำแนกชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่างที่ได้อ่านรู้แล้วหรือไม่ จึงได้ทำการออกแบบระบบเครือข่ายประสาทขึ้นอีกแบบหนึ่ง โดยได้ใช้อัลกอริทึมการเคลื่อนกลับ ( Back propagation ) และยังคงมีจำนวนโหนดในชั้นขาเข้าเท่ากับ 9 โหนดเท่าเดิม หากแต่ได้กำหนดจำนวนในชั้นขาออกและความหมายของค่าโหนดเหล่านี้ใหม่ โดยให้ความหมายทั้งในเชิงชนิดและในเชิงปริมาณของสารตัวอย่าง ดังแสดงในตารางที่ 5.1 การทดสอบได้ทำในทำนองเดียวกับที่กล่าวในหัวข้อ 4.4.1 โดยทำการแปรจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็น 12, 24 และ 36 โดยที่กำหนดจำนวนครั้งในการเรียนรู้เท่ากับ 20,000 ครั้ง

ผลการทดสอบแสดงได้ดังตารางที่ 5.2 - 5.4 รูปที่ 5.1 แสดงรูปแบบของโหนดแต่ละโหนดในชั้นขาออกของระบบเครือข่ายประสาทที่กำหนดให้ระบบเรียนรู้สารตัวอย่าง 4 ชนิดที่มีความเข้มข้นต่างกันตามตารางที่ 5.1 รูปที่ 5.2 - 5.4 แสดงผลการวิเคราะห์สารตัวอย่างที่มีความเข้มข้นต่างๆ โดยใช้จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 12, 24 และ 36 โหนดตามลำดับ การวิเคราะห์ผลทำโดยการพิจารณาค่าผลลัพธ์ที่ได้เทียบกับค่าที่กำหนดในตารางที่ 5.1 หรือพิจารณาจากแบบฟอร์มการกระจายของโหนดในรูปที่ 5.2-5.4 เทียบกับรูปที่ 5.1 ว่าได้ค่าหรือรูปแบบที่เท่ากับหรือใกล้เคียงกับค่าที่กำหนดหรือไม่ ยิ่งได้ค่าใกล้เคียงมากเท่าใดก็แสดงว่าการวิเคราะห์ผลนั้นได้ผลดี

ตารางที่ 5.1 ค่าของโหนดในชั้นขาออกที่ใช้แทนชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่าง

สารตัวอย่าง	ค่าโบนารีในชั้นขาออก			
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4
น้ำบริสุทธิ์	0	0	0	0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	0	0	0	1
“ “ 0.05%	0	0	1	0
“ “ 0.10%	0	0	1	1
อะซิโตน 0.01%	0	1	0	1
“ “ 0.05%	0	1	1	0
“ “ 0.10%	0	1	1	1
แอมโมเนีย 0.01%	1	0	0	1
“ “ 0.05%	1	0	1	0
“ “ 0.10%	1	0	1	1
อะเซทัลดีไฮด์ 0.01%	1	1	0	1
“ “ 0.05%	1	1	1	0
“ “ 0.10%	1	1	1	1

ตารางที่ 5.2 ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่ทดสอบ S1=12,me20,000

สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	ค่าที่ควรเป็น
น้ำบริสุทธิ์	0.2094	-0.0530	0.0719	-0.1989	0,0,0,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	0.4586	0.0028	-0.1712	0.9117	0,0,0,1
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	0.4305	0.6198	0.7228	0.5015	0,0,1,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	0.5473	0.4669	0.8908	0.7152	0,0,1,1
อะซิโตน 0.01%	0.0657	0.6840	-0.2023	0.8311	0,1,0,1
อะซิโตน 0.05%	0.3058	0.9031	0.8473	-0.0447	0,1,1,0
อะซิโตน 0.10%	0.4050	0.8449	0.9673	0.4652	0,1,1,1
แอมโมเนีย 0.01%	0.9130	-0.0376	-0.0511	0.3902	1,0,0,1
แอมโมเนีย 0.05%	0.9801	0.1050	0.9831	0.1708	1,0,1,0
แอมโมเนีย 0.10%	0.9544	-0.1720	0.9978	0.9056	1,0,1,1
อะเซทัลดีไฮด์ 0.01%	0.5226	0.4777	0.1259	0.7521	1,1,0,1
อะเซทัลดีไฮด์ 0.05%	0.6786	0.7087	0.8794	-0.0564	1,1,1,0
อะเซทัลดีไฮด์ 0.10%	0.7533	0.6871	0.9974	0.5275	1,1,1,1

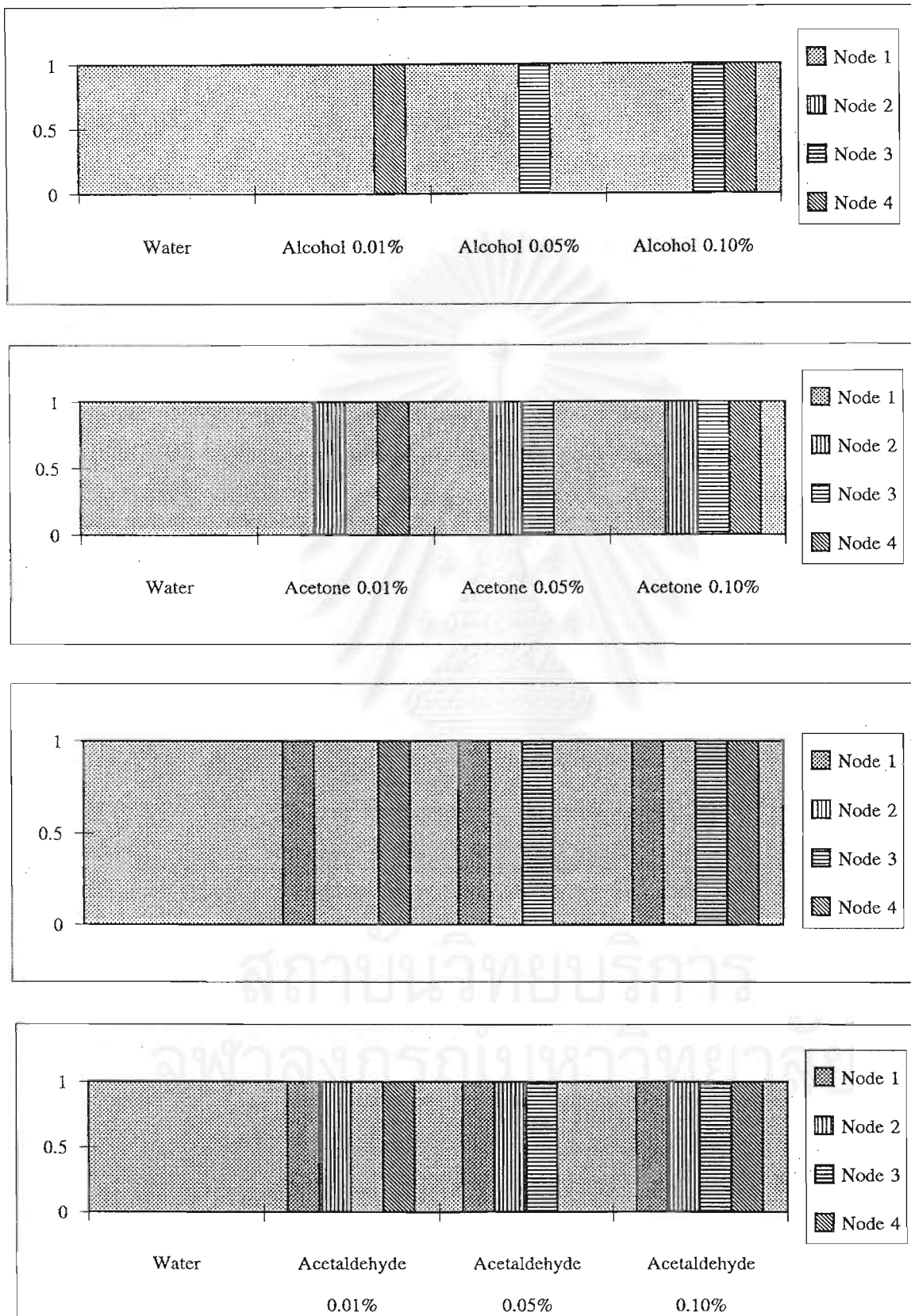
ตารางที่ 5.3 ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่ทดสอบ S1=24,me20,000

สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	ค่าที่ควรเป็น
น้ำบริสุทธิ์	0.0822	-0.0775	0.0833	0.1769	0,0,0,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	0.1395	0.0961	-0.1872	0.9171	0,0,0,1
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	0.2003	0.6080	0.7468	0.5892	0,0,1,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	0.2223	0.5272	0.8895	0.7991	0,0,1,1
อะซิโตน 0.01%	-0.0044	0.6711	-0.1324	0.9010	0,1,0,1
อะซิโตน 0.05%	0.2133	0.8778	0.8810	0.2931	0,1,1,0
อะซิโตน 0.10%	0.2097	0.8317	0.9681	0.7154	0,1,1,1
แอมโมเนีย 0.01%	0.7976	0.0326	-0.0118	0.5673	1,0,0,1
แอมโมเนีย 0.05%	0.9350	0.1591	0.9777	0.4200	1,0,1,0,
แอมโมเนีย 0.10%	0.8819	-0.1119	0.9960	0.9193	1,0,1,1
อะเซตัลดีไฮด์ 0.01%	0.3016	0.5210	0.1306	0.8458	1,1,0,1
อะเซตัลดีไฮด์ 0.05%	0.4343	0.7384	0.8716	0.1915	1,1,1,0
อะเซตัลดีไฮด์ 0.10%	0.5988	0.7141	0.9950	0.7102	1,1,1,1

ตารางที่ 5.4 ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่ทดสอบ S1=36,me20000

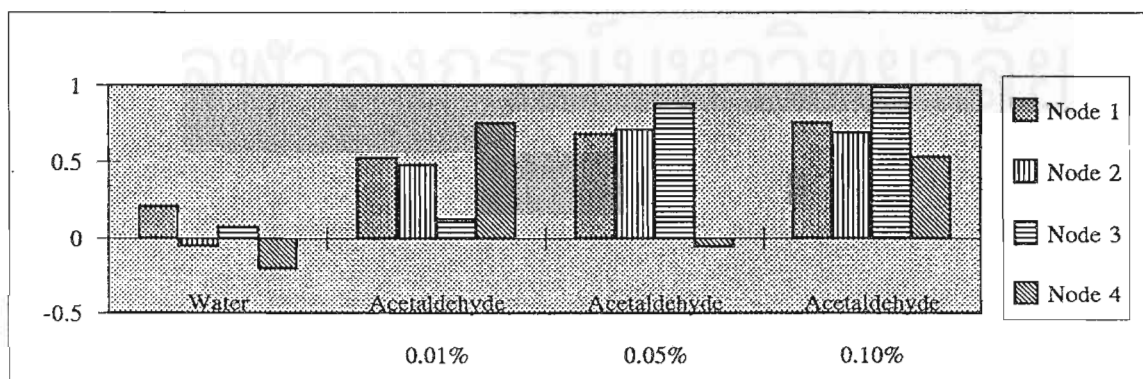
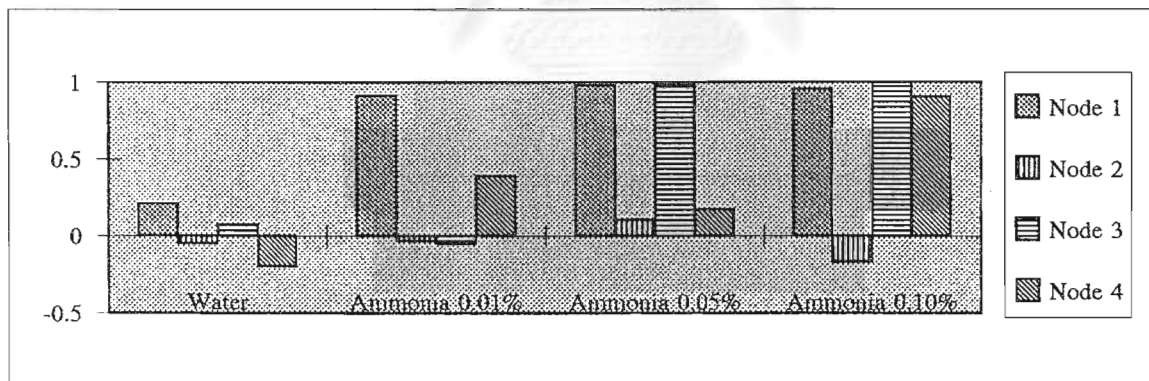
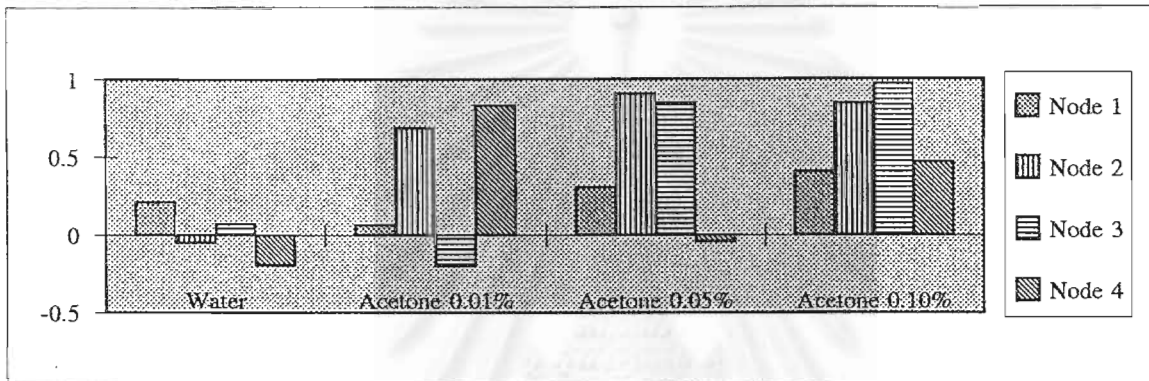
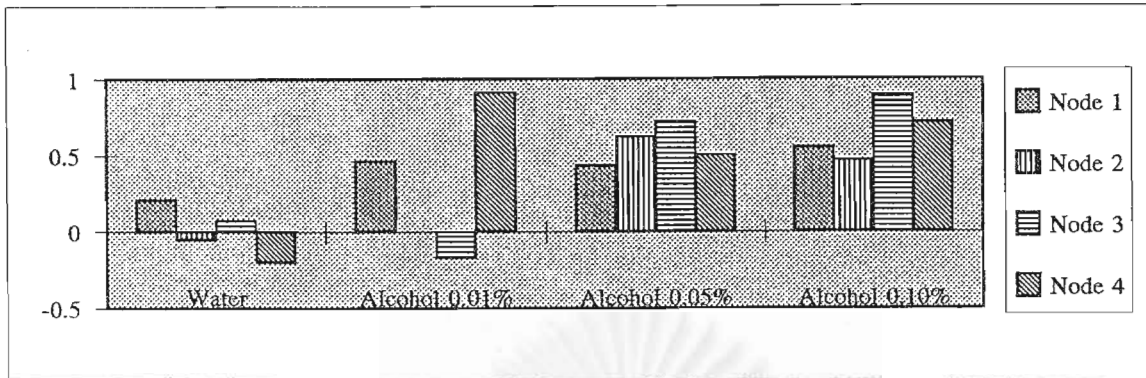
สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	ค่าที่ควรเป็น
น้ำบริสุทธิ์	0.1213	-0.0554	0.0958	-0.0708	0,0,0,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	0.2433	0.0758	-0.184	0.8919	0,0,0,1
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	0.3466	0.5967	0.7423	0.4423	0,0,1,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	0.3934	0.5183	0.8700	0.7341	0,0,1,1
อะซิโตน 0.01%	-0.0443	0.6818	-0.1432	0.8617	0,1,0,1
อะซิโตน 0.05%	0.2549	0.8823	0.8571	0.1161	0,1,1,0
อะซิโตน 0.10%	0.2874	0.8409	0.9549	0.6282	0,1,1,1
แอมโมเนีย 0.01%	0.8638	-0.0277	-0.0324	0.4379	1,0,0,1
แอมโมเนีย 0.05%	0.9610	0.1367	0.9751	0.2103	1,0,1,0,
แอมโมเนีย 0.10%	0.9334	-0.1192	0.9953	0.8739	1,0,1,1
อะเซตัลดีไฮด์ 0.01%	0.3510	0.5035	0.1870	0.7631	1,1,0,1
อะเซตัลดีไฮด์ 0.05%	0.5307	0.7116	0.8966	-0.0872	1,1,1,0
อะเซตัลดีไฮด์ 0.10%	0.6241	0.7138	0.9953	0.5533	1,1,1,1



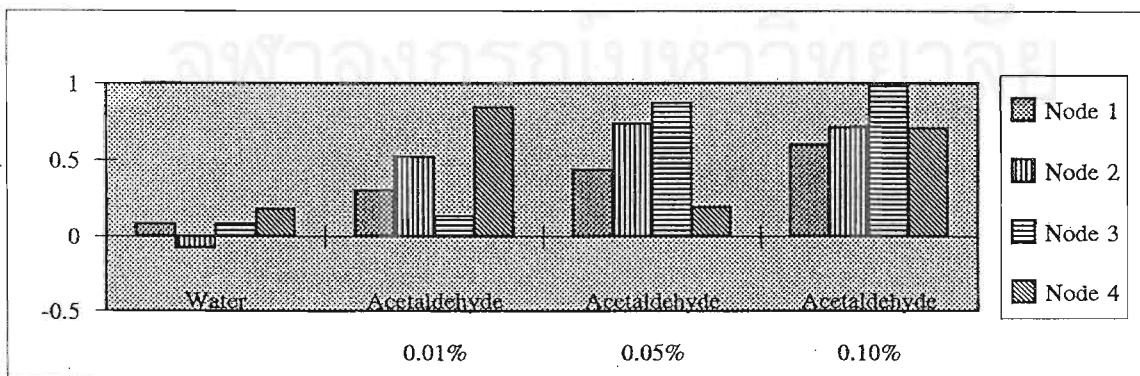
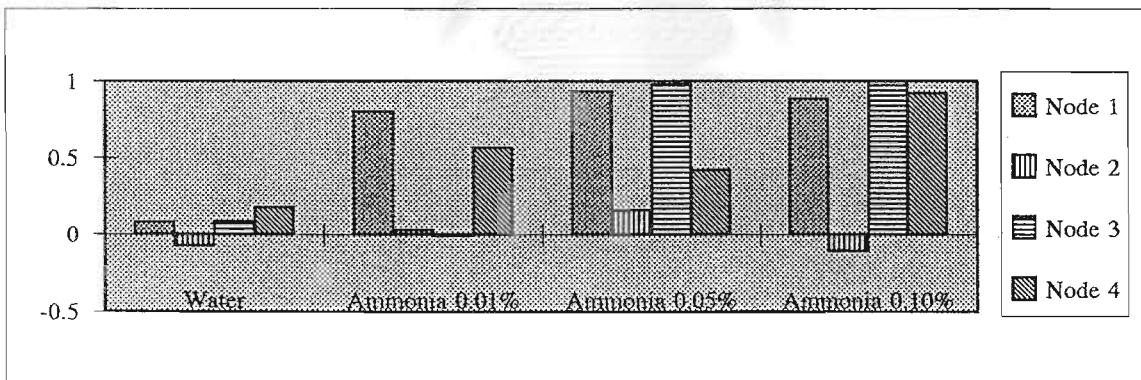
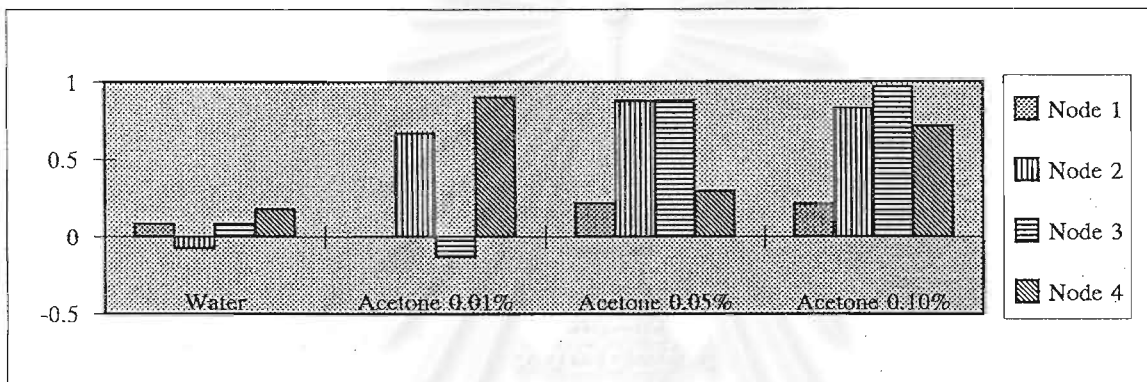
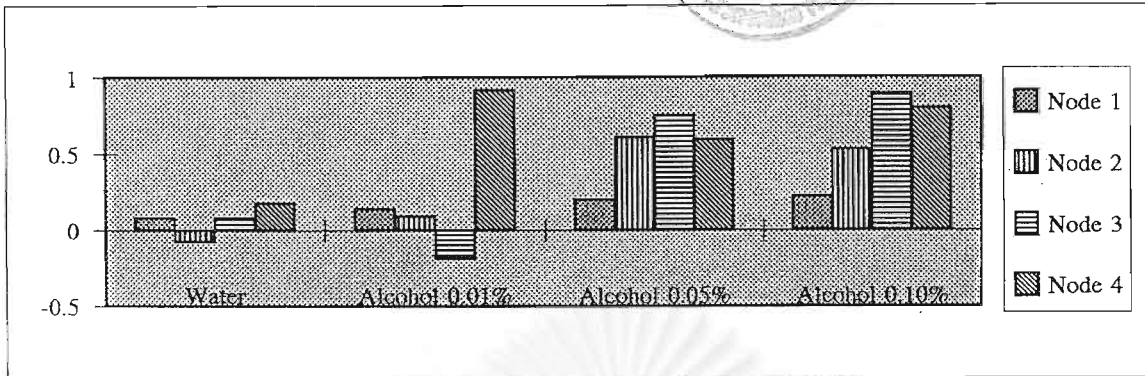
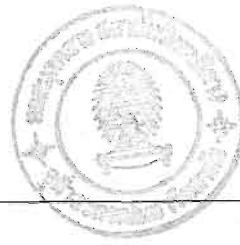


รูปที่ 5.1 รูปแบบการกระจายของโหนดต่างๆ ของสารตัวอย่างสำหรับการวิเคราะห์เชิงปริมาณโดยใช้อัลกอริธึมการเคลื่อนกลับ

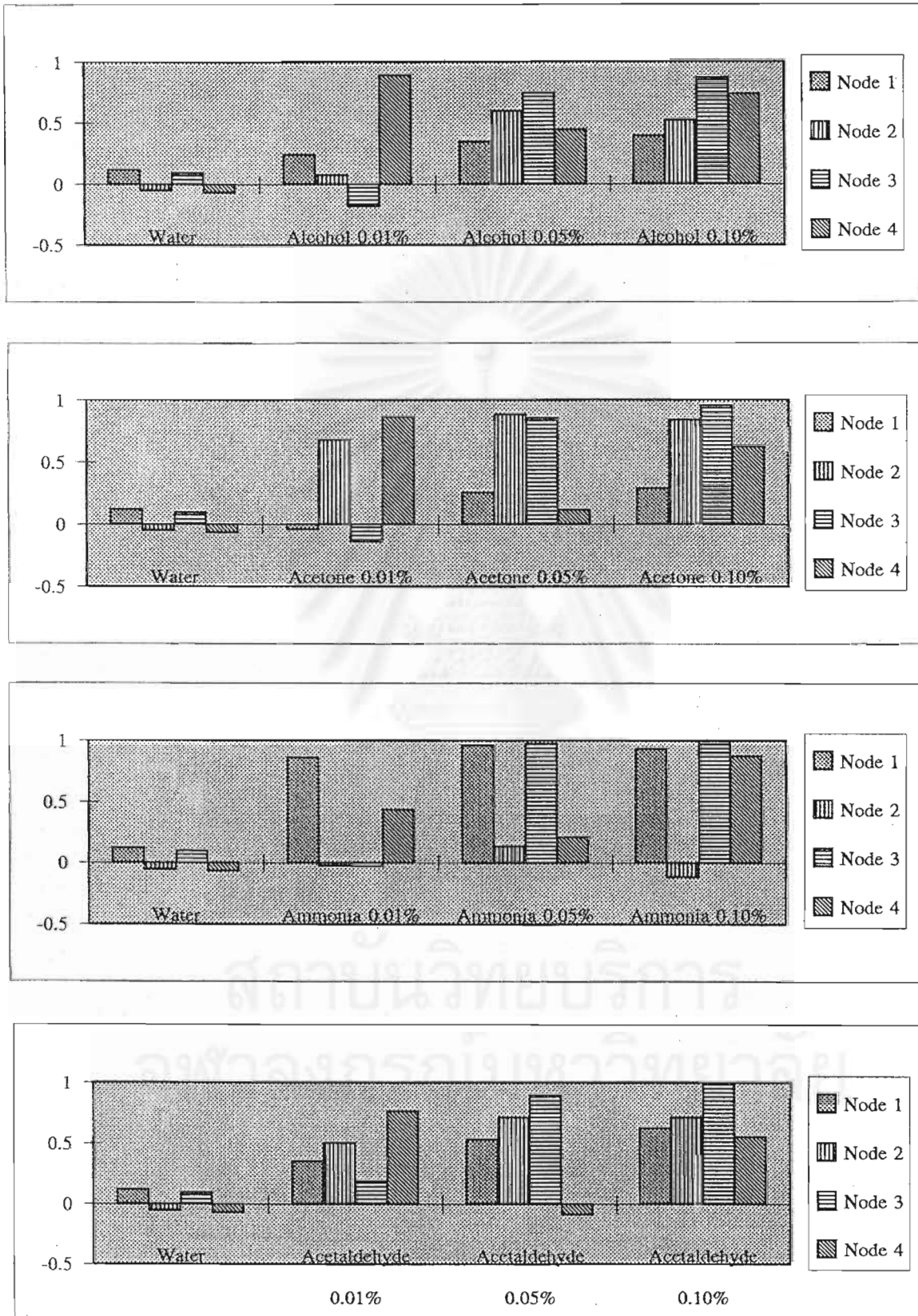




รูปที่ 5.2 ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณโดยใช้อัลกอริธึมการเคลื่อนกลับ ที่มีโหนดในชั้นซ่อน 12 โหนด และสอนจำนวน 20,000 ครั้ง



รูปที่ 5.3 ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณโดยใช้อัลกอริธึมการเคลื่อนกลับ ที่มีโหนดในชั้นซ่อน 24 โหนด และสอนจำนวน 20,000 ครั้ง



รูปที่ 5.4 ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณโดยใช้อัลกอริทึมการเคลื่อนกลับ ที่มีโหนดในชั้นซ่อน 36 โหนด และสอนจำนวน 20,000 ครั้ง

จากผลการทดสอบในตารางที่ 5.2 - 5.4 และรูปที่ 5.2 - 5.4 ตัวเลขที่แสดงเป็นค่าที่ได้จากแต่ละโหนดของชั้นขาออกซึ่งเป็นค่าที่ต่ำกว่า 1.000 และเนื่องจากค่าตัวเลขที่ได้เป็นค่าที่กระจายต่างจาก 0 และ 1 อยู่พอควร ทำให้การตัดสินใจว่าค่าที่ได้ใกล้เคียงกับ 0 หรือ 1 เท่าใดนั้นทำได้ยาก ผลคือทำให้เป็นการยากที่จะสรุปว่าผลการวิเคราะห์ที่ได้นั้นถูกต้องเพียงใด อย่างไรก็ตามหากกำหนดว่า ถ้าค่าที่ได้จากแต่ละโหนดนั้นถ้ามากกว่า 0.6 ให้ถือว่าโหนดนั้นทำงาน( มีค่าเป็น 1.0 ) หากค่าที่ได้จากแต่ละโหนดต่ำกว่า 0.4 ให้ถือว่าโหนดนั้นไม่ทำงาน( มีค่าเป็น 0 ) และหากมีค่าอยู่ระหว่าง 0.4 ถึง 0.6 ก็จะถือว่าโหนดนั้นไม่สามารถที่จะตัดสินใจในการจำแนกได้ ก็จะสามารที่จะแสดงผลการจำแนกสารตัวอย่างที่ได้จากตารางที่ 5.2-5.4 ได้ดังตารางที่ 5.5 จากผลการวิเคราะห์จะเห็นได้ว่าการเพิ่มจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของระบบเครือข่ายประสาทที่พัฒนาขึ้นนั้นไม่ได้ทำให้ความแม่นยำในการวิเคราะห์ผลดีขึ้นมากนัก หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งคือ การเพิ่มความซับซ้อนของระบบเครือข่ายประสาทไม่ได้ทำให้ประสิทธิภาพของการจำแนกชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่างดีขึ้น

ตารางที่ 5.5 ผลการวิเคราะห์ชนิดและสารตัวอย่างเมื่อใช้เครือข่ายประสาทที่มีโหนดในชั้นซ่อนแตกต่างกัน โดยใช้จำนวนครั้งในการสอนเท่ากับ 20,000 ครั้ง

สารตัวอย่าง	ผลการวิเคราะห์สารตัวอย่าง เมื่อแปรจำนวนชั้นซ่อน		
	12 โหนด	24 โหนด	36 โหนด
น้ำบริสุทธิ์	ok	ok	ok
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	unknown	ok	ok
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	unknown	unknown	unknown
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	unknown	unknown	unknown
อาซิโตน 0.01%	ok	ok	ok
อาซิโตน 0.05%	ok	ok	ok
อาซิโตน 0.10%	unknown	ok	ok
แอมโมเนีย 0.01%	unknown	unknown	unknown
แอมโมเนีย 0.05%	ok	unknown	ok
แอมโมเนีย 0.10%	ok	ok	ok
อะเซตัลดีไฮด์ 0.01%	unknown	unknown	unknown
อะเซตัลดีไฮด์ 0.05%	ok	unknown	unknown
อะเซตัลดีไฮด์ 0.10%	unknown	unknown	unknown
ความแม่นยำ	46%	46%	57%

5.2 การวิเคราะห์หาชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่างโดยแปรจำนวนครั้งในการสอน

เพื่อที่จะหาสถานะที่ดียิ่งขึ้นในการวิเคราะห์สารตัวอย่าง จึงได้ทำการแปรจำนวนครั้งในการสอน โดยเพิ่มจาก 20,000 ครั้งเป็น 50,000 100,000, 125,000 และ 150,000 ครั้ง โดยที่ให้จำนวนโหนดในชั้นช้อนเป็น 12 โหนด และใช้โครงสร้างเหมือนเดิม ผลการทดสอบแสดงในตารางที่ 5.6 - 5.9 และรูปที่ 5.5 - 5.8 โดยตารางที่ 5.6 - 5.9 แสดงค่าตัวเลขของผลลัพธ์ที่ได้จากโหนดในชั้นช้อน และรูปที่ 5.5 - 5.8 แสดงแบบฟอร์มการกระจายค่าของโหนดต่างๆ ตารางที่ 5.10 แสดงผลการจำแนกชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่างโดยกำหนดเช่นเดียวกับที่กำหนดในหัวข้อ 5.1 กล่าวคือหากผลลัพธ์ที่ได้มีค่ามากกว่า 0.6 จะถือว่าโหนดนั้นทำงาน ( มีค่าเป็น 1 ) หากมีค่าต่ำกว่า 0.4 ถือว่าโหนดนั้นไม่ทำงาน ( มีค่าเป็น 0 ) และหากมีค่าอยู่ในระหว่าง 0.4 ถึง 0.6 จะถือว่าไม่สามารถที่จะการวิเคราะห์ได้ จากตารางที่ 5.10 จะเห็นได้ว่าระบบมีความสามารถในการวิเคราะห์ได้แม่นยำมากขึ้นเมื่อเพิ่มจำนวนครั้งในการสอนให้มากขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อทำการสอนมากกว่า 100,000 ครั้ง ก็จะให้ระบบสามารถจำแนกสารตัวอย่างได้แม่นยำสูงกว่า 85%

ตารางที่ 5.6 ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่สอบ S1=12, me=50,000

สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	ค่าที่ควรเป็น
น้ำบริสุทธิ์	-0.0003	-0.1214	0.1299	-0.0626	0,0,0,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	0.2486	0.0100	-0.1636	0.9360	0,0,0,1
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	0.3340	0.5787	0.7370	0.4587	0,0,1,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	0.3077	0.3222	0.8926	0.8255	0,0,1,1
อาซิโตน 0.01%	-0.0580	0.7825	-0.1551	0.9526	0,1,0,1
อาซิโตน 0.05%	0.0589	0.9669	0.8734	0.1231	0,1,1,0
อาซิโตน 0.10%	-0.0024	0.9308	0.9692	0.7734	0,1,1,1
แอมโมเนีย 0.01%	0.9225	0.0673	-0.0445	0.5279	1,0,0,1
แอมโมเนีย 0.05%	0.9921	0.1275	0.9790	0.1509	1,0,1,0
แอมโมเนีย 0.10%	0.9784	-0.1691	0.9959	0.9264	1,0,1,1
อะเซทัลดีไฮด์ 0.01%	0.4159	0.4511	0.1993	0.8795	1,1,0,1
อะเซทัลดีไฮด์ 0.05%	0.5957	0.6597	0.9123	-0.1953	1,1,1,0
อะเซทัลดีไฮด์ 0.10%	0.7003	0.7671	0.9971	0.6945	1,1,1,1

S1 คือจำนวนโหนดในชั้นช้อน และ me คือจำนวนครั้งในการสอนระบบ

ตารางที่ 5.7 ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละ โหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่สอบ S1=12, me=100,000

สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	ค่าที่ควรเป็น
น้ำบริสุทธิ์	-0.1161	-0.0875	0.0724	-0.0394	0,0,0,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	0.2323	0.0661	-0.2063	0.9319	0,0,0,1
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	0.1669	0.5059	0.7831	0.2955	0,0,1,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	0.3106	0.2341	0.9146	0.8827	0,0,1,1
อาซิโตน 0.01%	0.1545	0.8824	-0.3210	0.9410	0,1,0,1
อาซิโตน 0.05%	0.0748	0.9829	0.8451	0.1150	0,1,1,0
อาซิโตน 0.10%	0.0297	0.9686	0.9695	0.9053	0,1,1,1
แอมโมเนีย 0.01%	0.9818	0.1686	-0.0786	0.7976	1,0,0,1
แอมโมเนีย 0.05%	0.9980	0.1540	0.9925	0.1197	1,0,1,0
แอมโมเนีย 0.10%	0.9918	-0.1971	0.9993	0.9293	1,0,1,1
อะเซทัลดีไฮด์ 0.01%	0.6410	0.5412	0.0286	0.9044	1,1,0,1
อะเซทัลดีไฮด์ 0.05%	0.6879	0.6763	0.8784	-0.0526	1,1,1,0
อะเซทัลดีไฮด์ 0.10%	0.7468	0.9008	0.9980	0.9114	1,1,1,1

ตารางที่ 5.8 ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละ โหนดในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่สอบ S1=12,me=125,000

สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	ค่าที่ควรเป็น
น้ำบริสุทธิ์	0.0491	-0.1355	0.0980	-0.1079	0,0,0,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	0.1187	0.0179	-0.1543	0.9124	0,0,0,1
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	-0.0070	0.3936	0.8173	0.0995	0,0,1,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	-0.1675	0.1691	0.9272	0.8583	0,0,1,1
อาซิโตน 0.01%	0.0964	0.8828	-0.2978	0.9321	0,1,0,1
อาซิโตน 0.05%	-0.0804	0.9829	0.8662	-0.0388	0,1,1,0
อาซิโตน 0.10%	-0.1183	0.9730	0.9745	0.8976	0,1,1,1
แอมโมเนีย 0.01%	0.9835	0.1074	-0.0295	0.7818	1,0,0,1
แอมโมเนีย 0.05%	0.9984	0.0967	0.9941	-0.0373	1,0,1,0
แอมโมเนีย 0.10%	0.9928	-0.2452	0.9995	0.8993	1,0,1,1
อะเซทัลดีไฮด์ 0.01%	0.6157	0.5320	0.0465	0.8924	1,1,0,1
อะเซทัลดีไฮด์ 0.05%	0.6395	0.6535	0.8881	-0.1785	1,1,1,0
อะเซทัลดีไฮด์ 0.10%	0.7159	0.9178	0.9984	0.9021	1,1,1,1

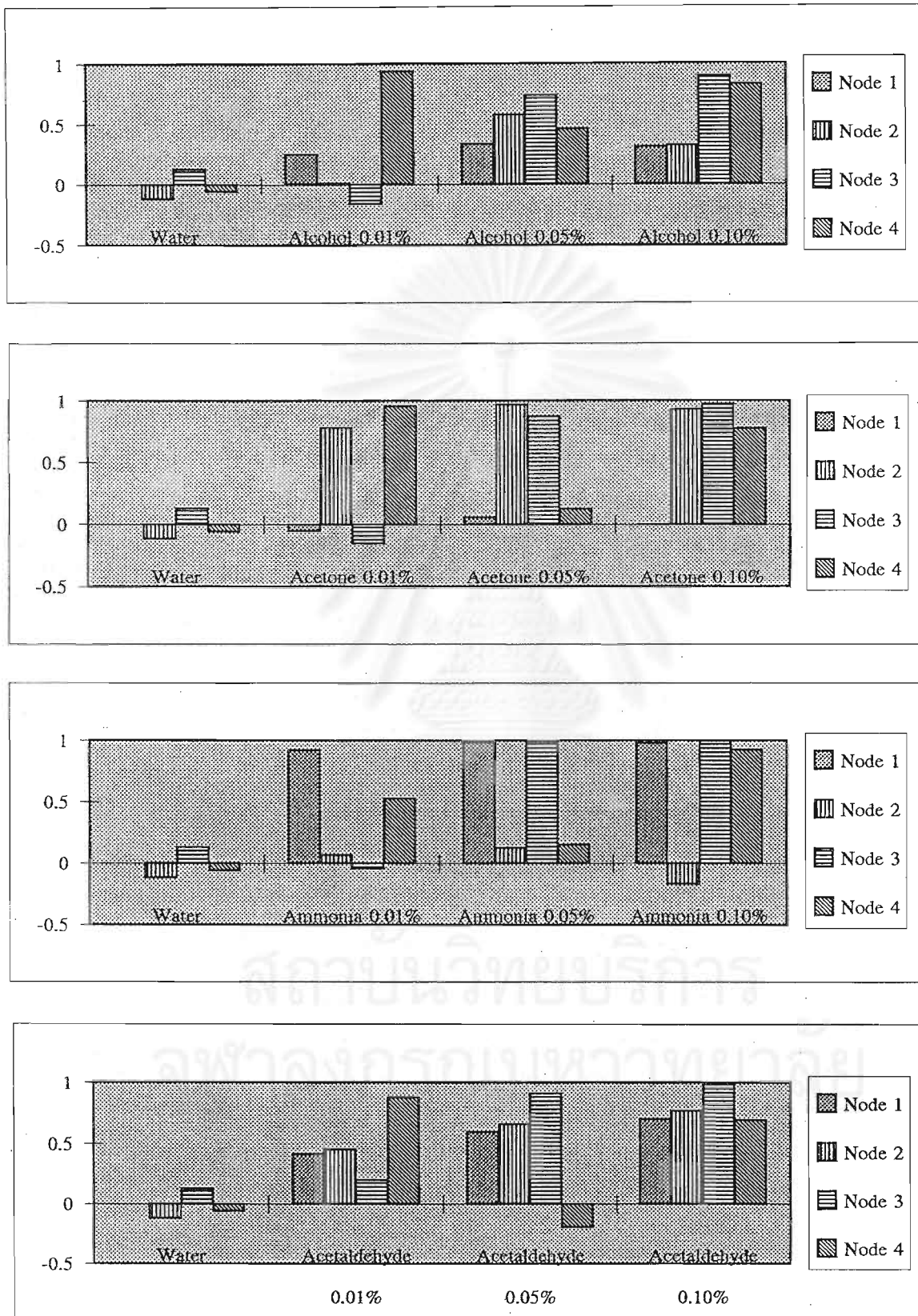


ตารางที่ 5.9 ผลลัพธ์ที่ได้จากแต่ละโทนครในชั้นขาออกของสารตัวอย่างที่สอบ  $S1=12, me=150,000$

สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โทนครที่ 1	โทนครที่ 2	โทนครที่ 3	โทนครที่ 4	ค่าที่ควรเป็น
น้ำบริสุทธิ์	0.0915	-0.0991	0.0701	-0.0687	0,0,0,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	0.1453	0.0622	-0.1693	0.9189	0,0,0,1
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	0.0058	0.3500	0.8227	0.1098	0,0,1,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	0.1987	0.1863	0.9277	0.8817	0,0,1,1
อาซิโตน 0.01%	0.1909	0.8994	-0.3357	0.9459	0,1,0,1
อาซิโตน 0.05%	-0.0569	0.9850	0.8673	0.0113	0,1,1,0
อาซิโตน 0.10%	-0.0841	0.9791	0.9748	-0.9225	0,1,1,1
แอมโมเนีย 0.01%	0.9879	0.1277	-0.0481	0.8156	1,0,0,1
แอมโมเนีย 0.05%	0.9989	0.1124	0.9944	0.0079	1,0,1,0
แอมโมเนีย 0.10%	0.9953	-0.2226	0.9996	0.9081	1,0,1,1
อะเซทัลดีไฮด์ 0.01%	0.6790	0.5833	-0.0032	0.9140	1,1,0,1
อะเซทัลดีไฮด์ 0.05%	0.6888	0.6781	0.8819	-0.1104	1,1,1,0
อะเซทัลดีไฮด์ 0.10%	0.7636	0.9388	0.9985	0.9244	1,1,1,1

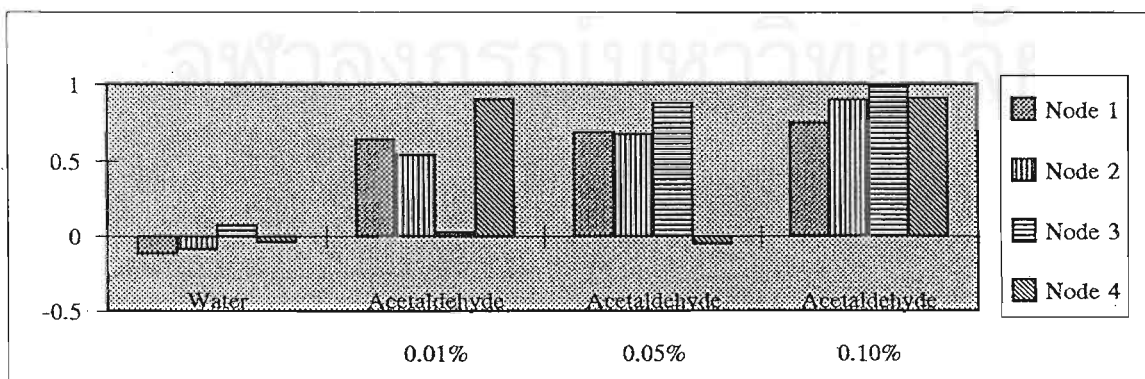
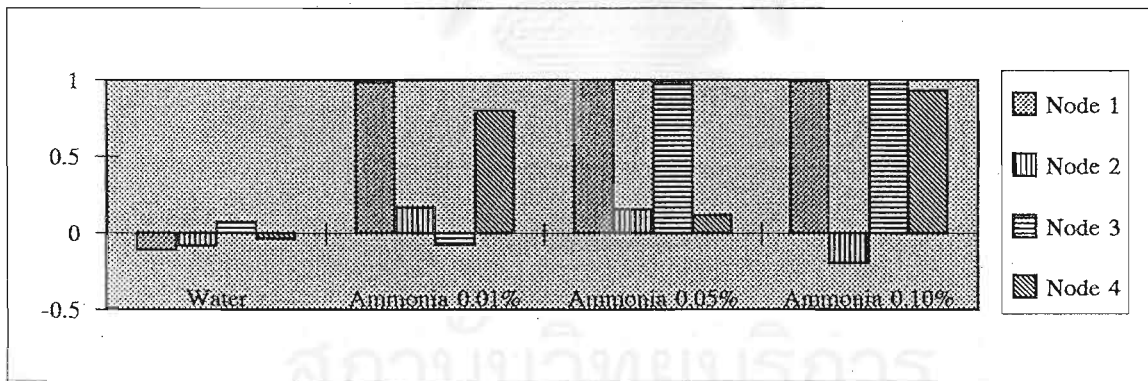
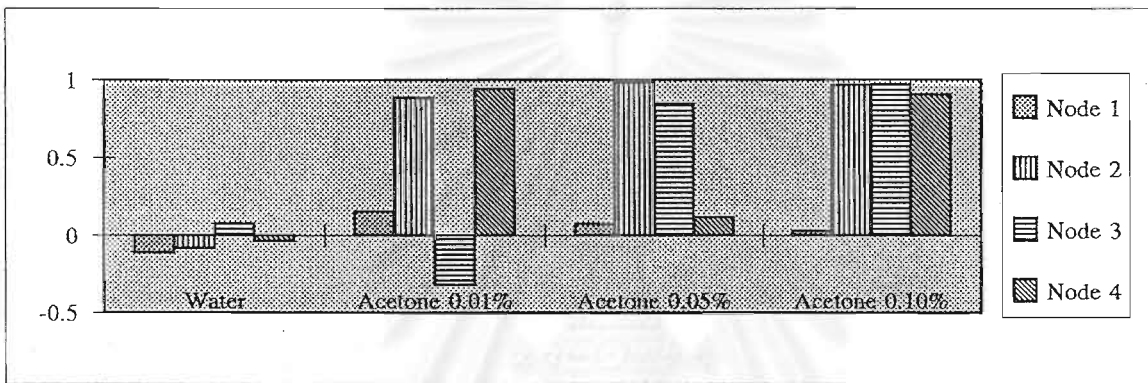
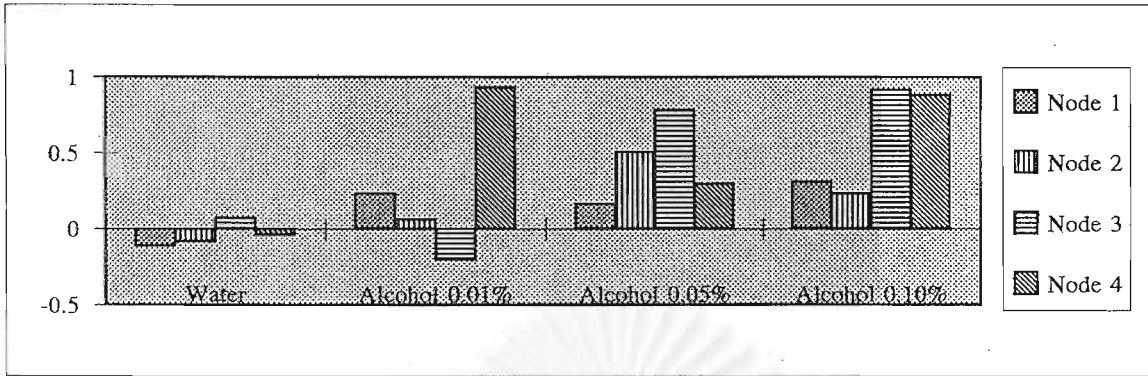
ตารางที่ 5.10 ผลการวิเคราะห์สารตัวอย่างเมื่อแปรจำนวนครั้งในการสอน

สารตัวอย่าง	ผลการวิเคราะห์สารตัวอย่าง เมื่อแปรจำนวนครั้งในการสอน				
	20,000	50,000	100,000	125,000	150,000
น้ำบริสุทธิ์	ok	ok	ok	ok	ok
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	unknown	ok	ok	ok	ok
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	unknown	unknown	unknown	ok	ok
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	unknown	ok	ok	ok	ok
อาซิโตน 0.01%	ok	ok	ok	ok	ok
อาซิโตน 0.05%	ok	ok	ok	ok	ok
อาซิโตน 0.10%	unknown	ok	ok	ok	ok
แอมโมเนีย 0.01%	unknown	unknown	ok	ok	ok
แอมโมเนีย 0.05%	ok	ok	ok	ok	ok
แอมโมเนีย 0.10%	ok	ok	ok	ok	ok
อะเซทัลดีไฮด์ 0.01%	unknown	unknown	unknown	unknown	unknown
อะเซทัลดีไฮด์ 0.05%	ok	unknown	ok	ok	ok
อะเซทัลดีไฮด์ 0.10%	unknown	ok	ok	ok	ok
ความแม่นยำ	46%	70%	85%	92%	92%

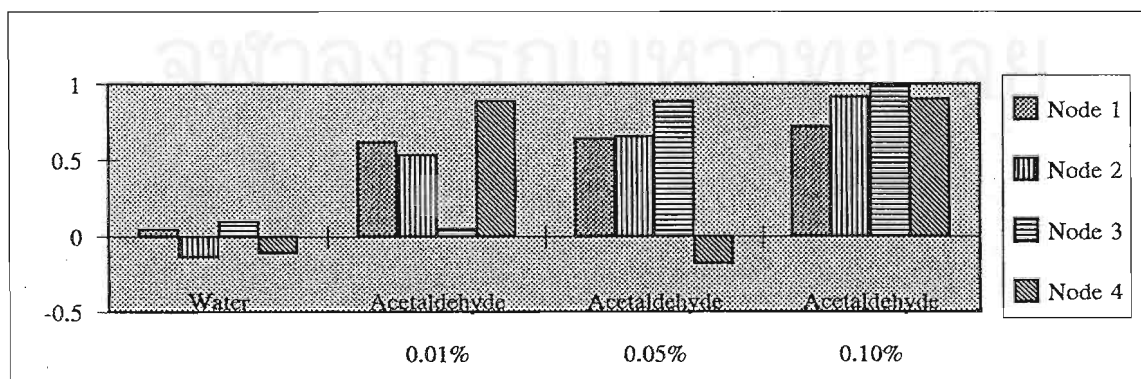
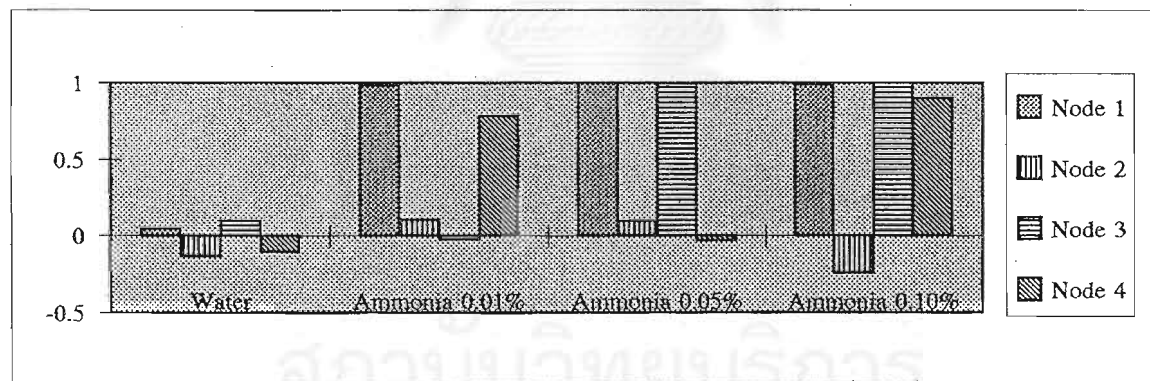
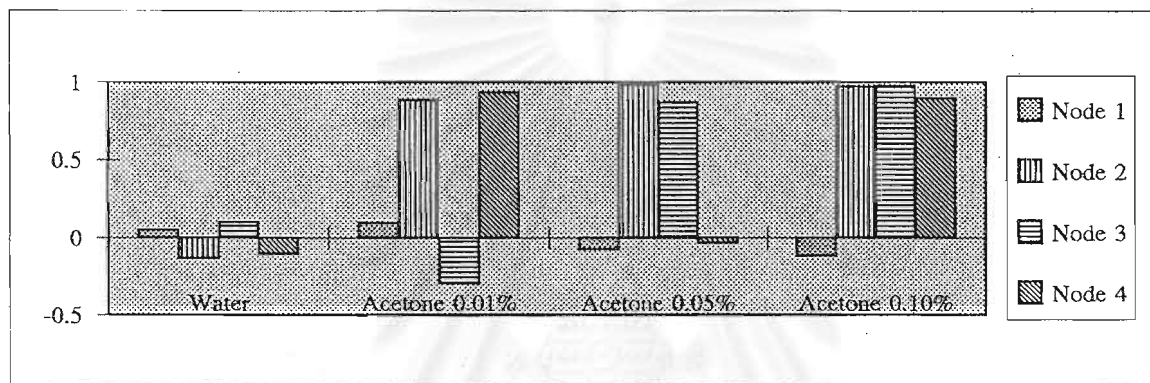
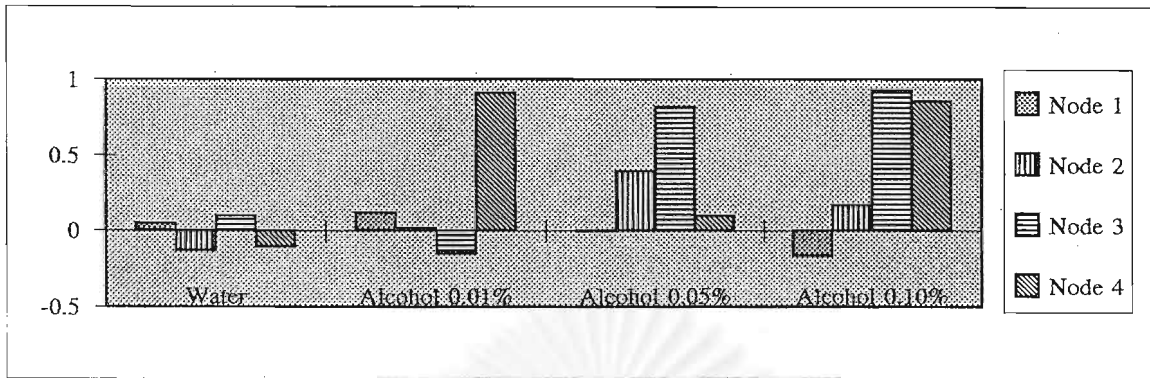


รูปที่ 5.5 ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณโดยใช้อัลกอริธึมการเคลื่อนกลับ  
ที่มีโหนดในชั้นซ่อน 12 โหนด สอนจำนวน 50,000 ครั้ง

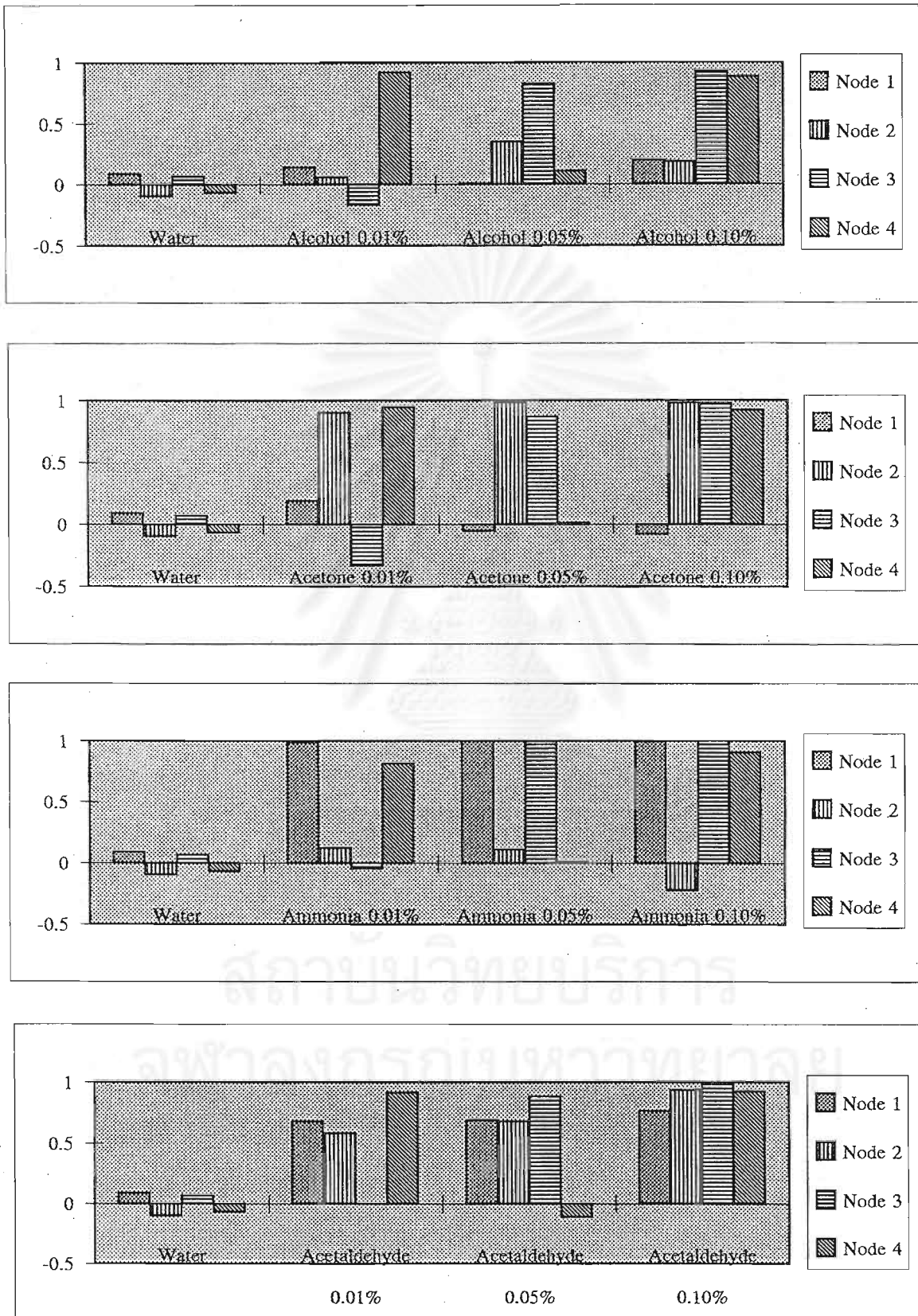




รูปที่ 5.6 ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณโดยใช้อัลกอริทึมการเคลื่อนกลับ ที่มีโหนดในชั้นซ่อน 12 โหนด และสอนจำนวน 100,000 ครั้ง



รูปที่ 5.7 ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณโดยใช้อัลกอริธึมการเคลื่อนกลับ  
ที่มีโหนดในชั้นซ่อน 12 โหนด และสอนจำนวน 125,000 ครั้ง



รูปที่ 5.8 ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณโดยใช้อัลกอริธึมการเคลื่อนกลับ  
ที่มีโหนดในชั้นซ่อน 12 โหนด และสอนจำนวน 150,000 ครั้ง

### 5.3 การวิเคราะห์โดยวิธีเคโมเมตริก ( Chemometric )

เพื่อเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบใช้อัลกอริธึมเคลื่อนกลับกับการวิเคราะห์โดยวิธีอื่น จึงได้ทำการวิเคราะห์โดยใช้เคโมเมตริกแบบต่างๆ 3 แบบคือใช้ K-matrix, P-matrix และ Q-matrix ผลการทดสอบแสดงดังตารางที่ 5.11 - 5.13 และรูปที่ 5.9 - 5.11 โดยตัวเลขในตารางที่ 5.11 - 5.13 แสดงค่าผลการวิเคราะห์ และรูปที่ 5.9 - 5.11 แสดงรูปแบบการกระจายของผลลัพธ์ โดยยังคงกำหนดให้ผลลัพธ์จากการวิเคราะห์แสดงออกมาเป็น 4 โหนดดังที่กล่าวในหัวข้อ 5.2 เพื่อที่จะสามารถเปรียบเทียบกันได้กับการวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทที่ใช้อัลกอริธึมการเคลื่อนกลับ

ผลที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้ K-matrix ( ตารางที่ 5.11, 5.14 และรูปที่ 5.9 ) จะเห็นได้ว่าค่าที่ได้มีค่ากระจายสูงกว่าที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทที่ใช้อัลกอริธึมการเคลื่อนกลับ ผลลัพธ์ที่ได้จึงผิดพลาดไปจากที่ควรเป็น และมีหลายกรณีที่ไม่สามารถจะจำแนกชนิดและความเข้มข้นได้ ซึ่งกรณีเช่นนี้ไม่พบในกรณีวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาท จึงอาจจะกล่าวได้ว่าการใช้ K-matrix ไม่เหมาะสมที่จะนำมาใช้ในการวิเคราะห์ในงานเช่นนี้

การวิเคราะห์ผลโดยใช้ Q-matrix ( ตารางที่ 5.13, 5.14 และรูปที่ 5.11 ) นั้น ค่าได้จากแต่ละโหนดของสัญญาณขาออกจะมีค่าที่ผิดพลาดไปจากคำตอบที่แท้จริงอย่างมาก นอกจากนี้จะเห็นได้อย่างชัดเจนว่าผลที่ไม่ดีที่สุด โดยทั้งให้ผลการวิเคราะห์ที่ผิดพลาดและไม่สามารถที่จะวิเคราะห์ผลได้

ส่วนผลจากการวิเคราะห์โดยใช้ P-matrix ( ตารางที่ 5.12, 14 และรูปที่ 5.10 ) มีแนวโน้มที่ดีที่สุดเมื่อเทียบกับการใช้ K-matrix หรือ Q-matrix กล่าวคือผลที่ได้ให้ผลใกล้เคียงการใช้ระบบเครือข่ายประสาทที่ผ่านการสอน 100,000 ครั้ง โดยมีความแม่นยำในการวิเคราะห์ราว 60% นอกจากนี้พบว่าผลการวิเคราะห์ที่ผิดพลาดนั้นเกิดขึ้นเฉพาะกรณีที่สารตัวอย่างเป็นน้ำเท่านั้น

จากผลการวิเคราะห์โดยใช้เคโมเมตริก 3 แบบ พบว่าทั้ง 3 แบบจะให้ผลที่แตกต่างกัน การใช้ P-matrix ในการวิเคราะห์จะให้ผลที่ดีที่สุด แม้ว่าการวิเคราะห์โดยใช้เคโมเมตริกจะสามารถทำได้อย่างรวดเร็วมากกว่าการวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทที่ใช้อัลกอริธึมการเคลื่อนกลับ อย่างไรก็ตามจากการวิเคราะห์พบว่าในบางกรณีการวิเคราะห์โดยใช้เคโมเมตริกจะให้ผลการวิเคราะห์ที่ผิดพลาด ซึ่งไม่พบในการวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทที่ใช้อัลกอริธึมการเคลื่อนกลับ

ตารางที่ 5.11 ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้ K-matrix

สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	ค่าที่ควรเป็น
น้ำบริสุทธิ์	0.8573	-0.8638	-0.8035	2.5594	0,0,0,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	0.2559	0.5224	-0.3846	1.9390	0,0,0,1
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	0.4011	1.1061	0.3430	0.9786	0,0,1,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	-1.1200	-0.1944	1.3244	0.8643	0,0,1,1
อาซิโตน 0.01%	0.9837	1.7412	-0.5193	1.4720	0,1,0,1
อาซิโตน 0.05%	1.6226	2.0418	0.2508	0.3917	0,1,1,0
อาซิโตน 0.10%	-0.0928	0.4673	1.3610	0.3201	0,1,1,1
แอมโมเนีย 0.01%	2.7115	1.4292	-0.8749	1.3022	1,0,0,1
แอมโมเนีย 0.05%	2.2144	0.6861	0.7199	0.1432	1,0,1,0
แอมโมเนีย 0.10%	1.1172	-0.6374	1.1130	0.6615	1,0,1,1
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.01%	0.5001	1.1730	-0.0489	1.2960	1,1,0,1
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.05%	0.2517	1.0881	0.8112	0.5236	1,1,1,0
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.10%	-0.4405	-0.3269	1.8958	0.1933	1,1,1,1

ตารางที่ 5.12 ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้ P-matrix

สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	ค่าที่ควรเป็น
น้ำบริสุทธิ์	0.6128	-0.2872	-0.0011	0.4349	0,0,0,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	-0.0903	0.2352	0.0495	0.8926	0,0,0,1
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	-0.1143	-0.0265	0.9052	0.1285	0,0,1,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	-0.1370	0.1237	1.0777	0.6473	0,0,1,1
อาซิโตน 0.01%	0.1737	1.0138	-0.1873	1.2506	0,1,0,1
อาซิโตน 0.05%	0.0930	0.7260	0.9011	0.3069	0,1,1,0
อาซิโตน 0.10%	0.0665	0.8372	1.1578	0.9278	0,1,1,1
แอมโมเนีย 0.01%	0.8684	0.1290	0.0550	0.4386	1,0,0,1
แอมโมเนีย 0.05%	1.0678	0.0032	0.9765	0.1566	1,0,1,0
แอมโมเนีย 0.10%	0.9889	0.0470	0.8735	1.0233	1,0,1,1
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.01%	0.6754	0.8774	0.0983	1.0304	1,1,0,1
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.05%	0.7517	0.7674	1.0155	0.0145	1,1,1,0
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.10%	0.9781	0.8391	1.0274	0.9537	1,1,1,1

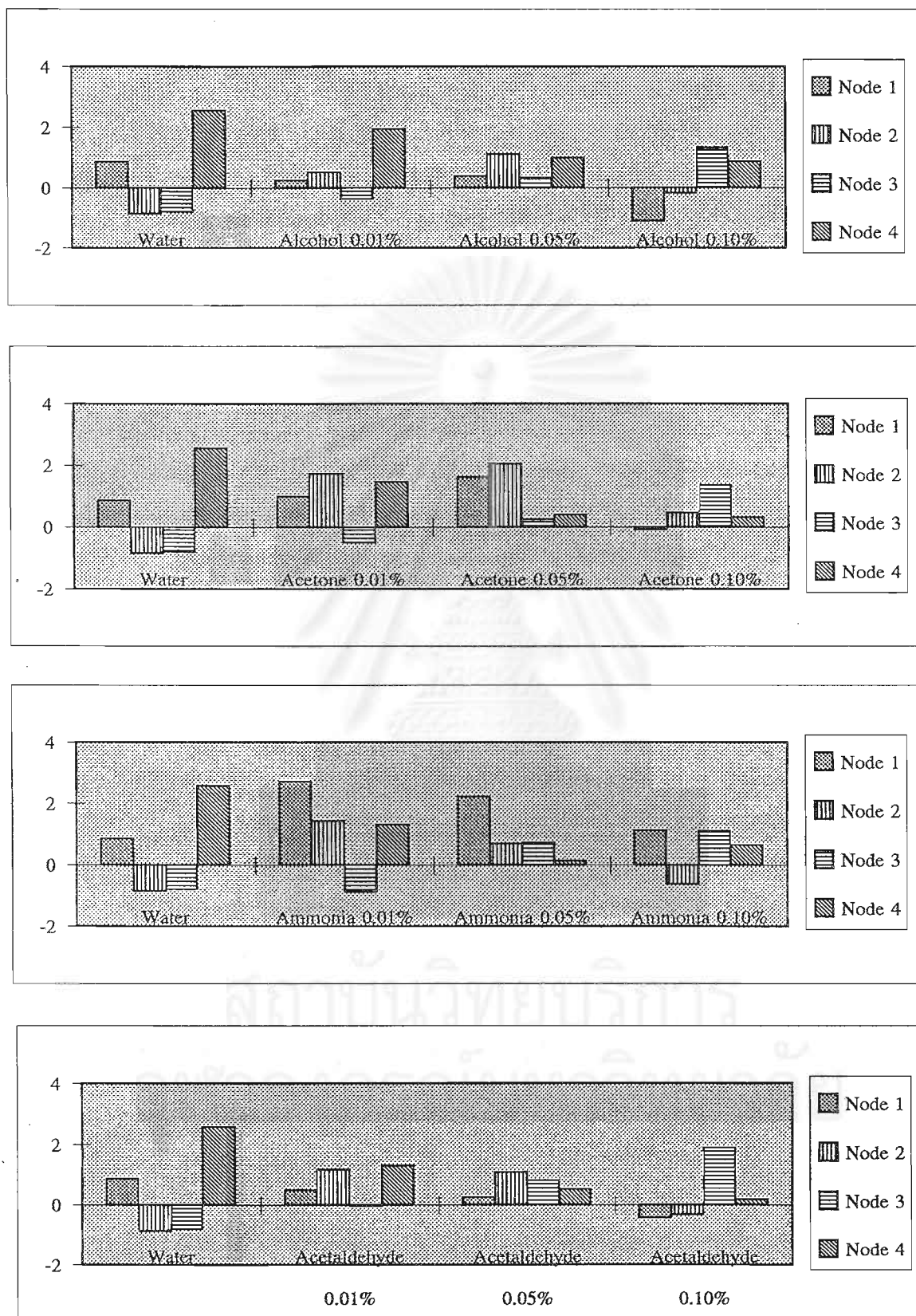
ตารางที่ 5.13 ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้ Q-matrix

สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	ค่าที่ควรเป็น
น้ำบริสุทธิ์	2.6794	4.4190	14.1445	2.5746	0,0,0,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	0.4085	5.4426	17.3138	3.5990	0,0,0,1
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	0.4013	5.6835	19.8531	3.4832	0,0,1,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	0.5716	6.0438	20.3182	3.7686	0,0,1,1
อาซิโตน 0.01%	0.9874	6.5253	17.9993	4.1305	0,1,0,1
อาซิโตน 0.05%	1.1446	7.0756	20.6665	3.6386	0,1,1,0
อาซิโตน 0.10%	2.1631	7.4523	20.9103	3.9845	0,1,1,1
แอมโมเนีย 0.01%	2.6284	4.8780	16.3932	3.7180	1,0,0,1
แอมโมเนีย 0.05%	2.3937	5.3834	20.4635	4.2816	1,0,1,0
แอมโมเนีย 0.10%	3.7391	5.7984	20.6008	4.9243	1,0,1,1
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.01%	2.8307	6.3497	17.3417	3.8517	1,1,0,1
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.05%	2.5669	6.9531	19.6279	3.0057	1,1,1,0
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.10%	2.5803	7.0807	21.8443	4.5293	1,1,1,1

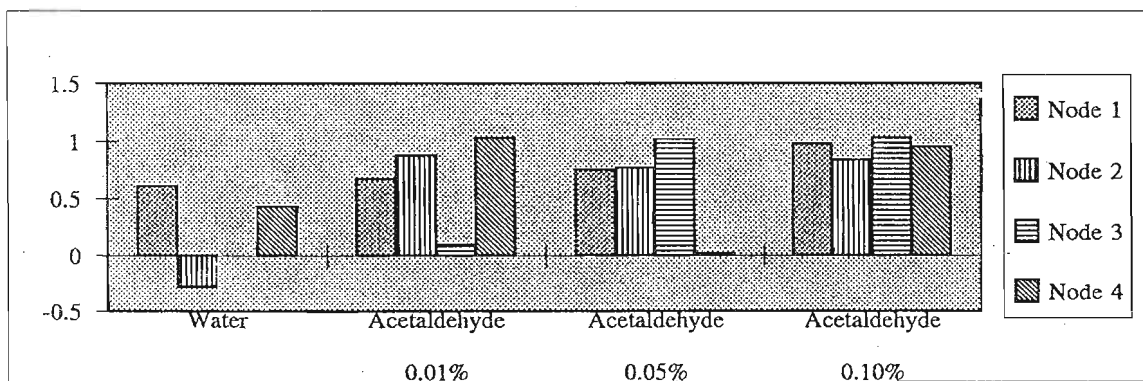
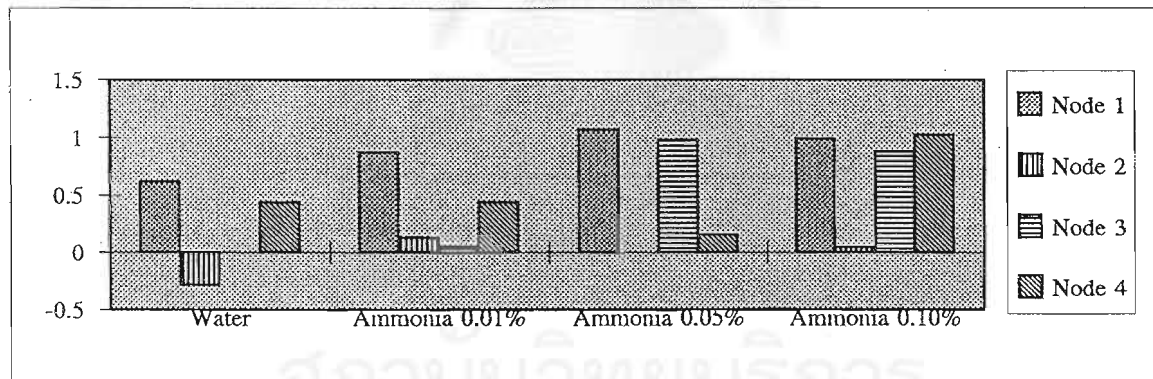
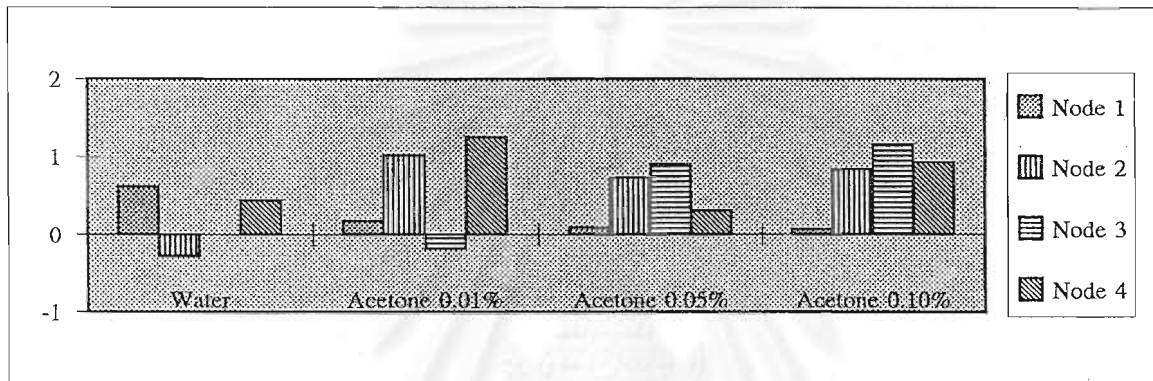
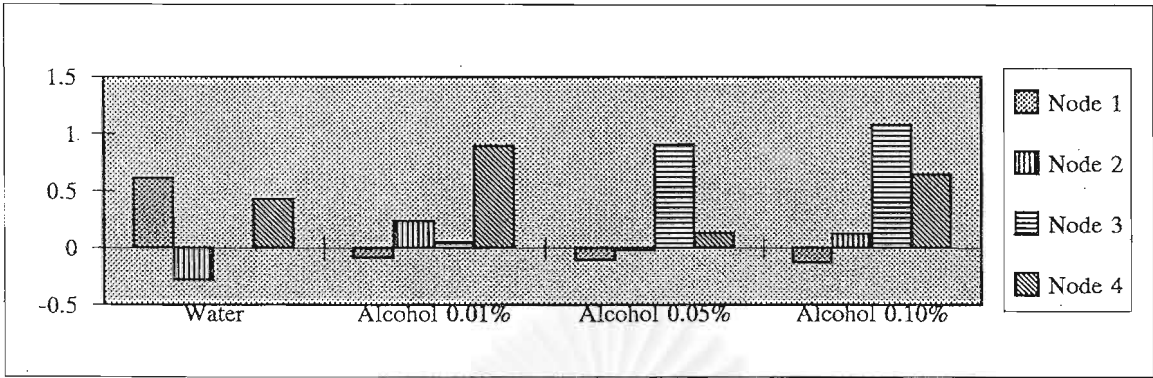
ตารางที่ 5.14 ผลการวิเคราะห์ชนิดและสารตัวอย่างเมื่อใช้เคโมเมตริกชนิดต่างๆ

สารตัวอย่าง	วิธีการวิเคราะห์		
	K-matrix	P-matrix	Q-matrix
น้ำบริสุทธิ์	fault	fault	fault
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	unknown	unknown	unknown
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	unknown	unknown	unknown
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	ok	unknown	unknown
อาซิโตน 0.01%	fault	ok	fault
อาซิโตน 0.05%	fault	ok	fault
อาซิโตน 0.10%	unknown	ok	fault
แอมโมเนีย 0.01%	fault	unknown	fault
แอมโมเนีย 0.05%	fault	ok	fault
แอมโมเนีย 0.10%	ok	ok	fault
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.01%	unknown	ok	fault
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.05%	unknown	ok	fault
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.10%	unknown	ok	fault
ความแม่นยำ	15%	63%	0%



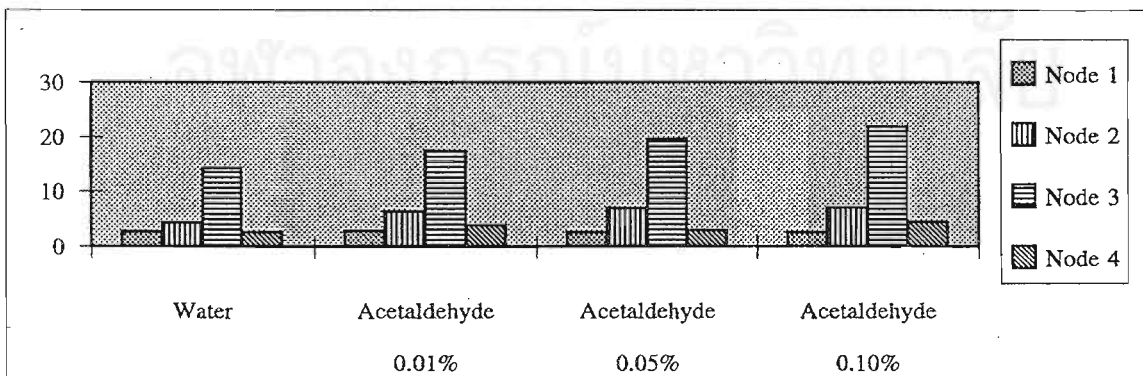
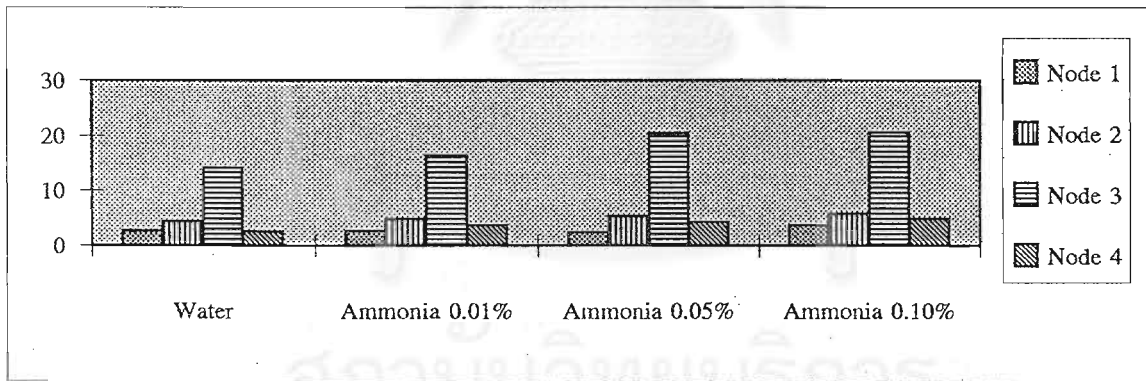
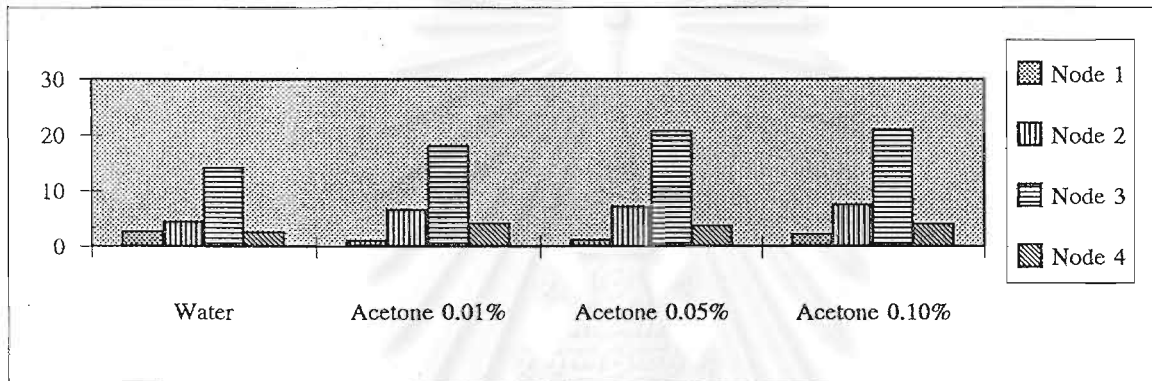
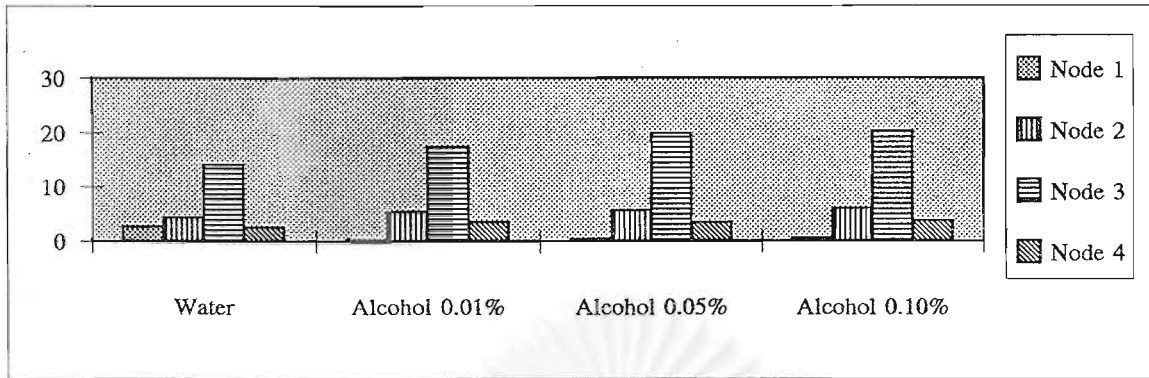


รูปที่ 5.9 ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณโดยใช้ K-matrix



รูปที่ 5.10 ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยใช้ P-matrix





รูปที่ 5.11 ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยใช้ Q-matrix

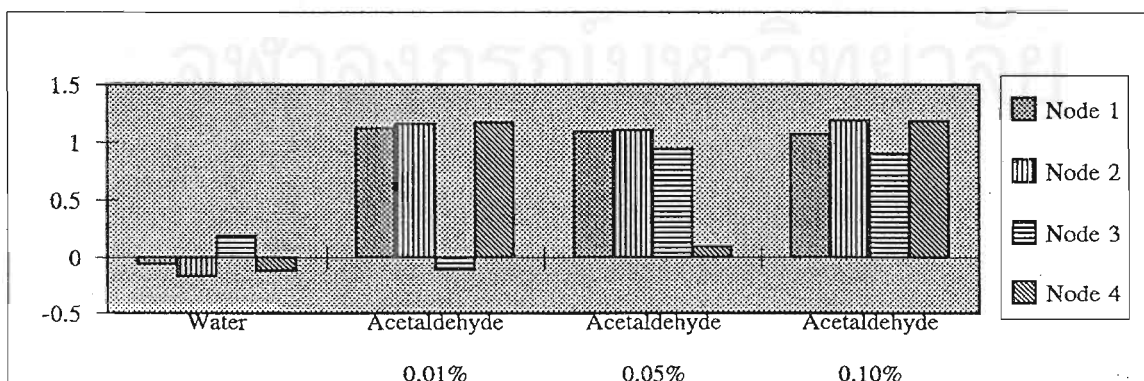
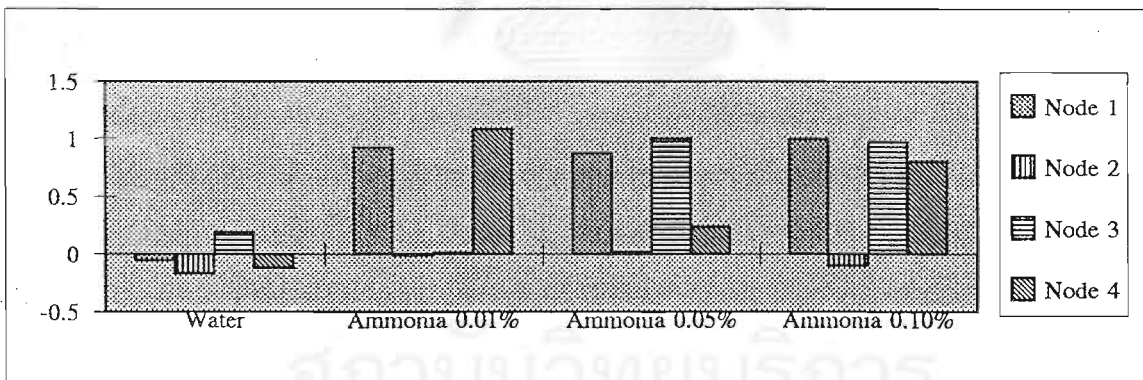
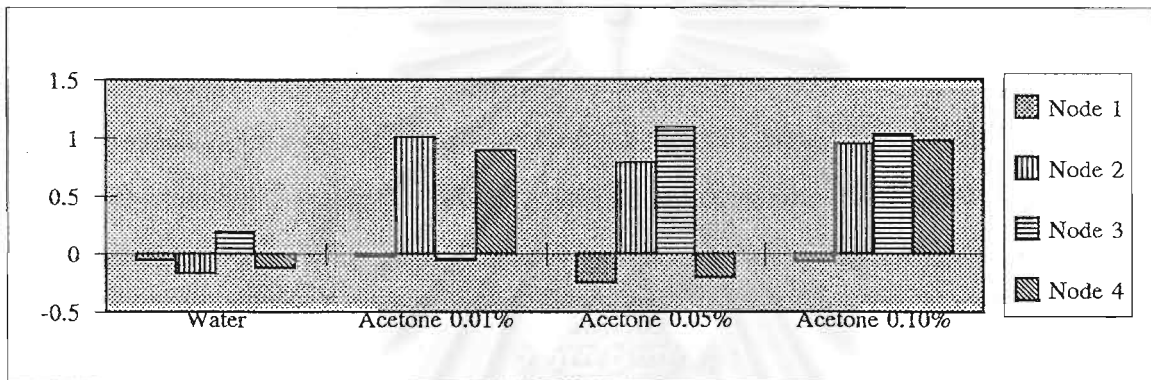
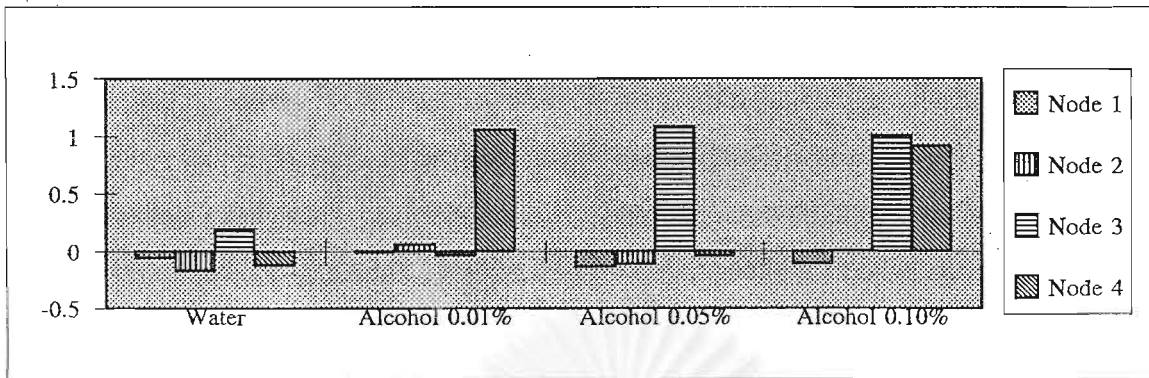
#### 5.4 การวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis

ในหัวข้อนี้จะทำการวิเคราะห์หาชนิดและความเข้มข้นของสารตัวอย่างโดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทอีกชนิดหนึ่งคือ แบบ Radial Basis ดังได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 3 ว่า ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis นั้นจะเริ่มต้นจากการใช้โหนดในชั้นซ่อนเพียง 1 โหนดแล้วเพิ่มจำนวนขึ้นในระหว่างที่ทำการสอนจนกว่าค่าความผิดพลาดจะลดต่ำลง อย่างไรก็ตามในการวิเคราะห์จำเป็นจะต้องเลือกหารัศมีของฟังก์ชัน Radial basis ที่เหมาะสมเพื่อที่จะได้ผลลัพธ์ในการวิเคราะห์ที่ดีที่สุด ในโครงการนี้จึงทำการแปรค่ารัศมีของฟังก์ชัน Radial Basis จาก 1 ถึง 200 เพื่อหารัศมีที่เหมาะสมสำหรับระบบ

รูปที่ 5.12 แสดงผลการวิเคราะห์ค่าความผิดพลาดในการเรียนรู้ของระบบเครือข่ายประสาทเมื่อทำการแปรค่ารัศมีของฟังก์ชัน Radial Basis ในการสอนให้แก่ระบบ จากรูปจะเห็นได้ว่ารัศมีที่เหมาะสมในการเรียนรู้จะอยู่ในช่วง 20 -30 โดยจะให้ผลรวมของกำลังของค่าความผิดพลาดในการสอนมีค่าราว  $10^{-2}$  ตารางที่ 5.15 แสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์สารตัวอย่างที่ความเข้มข้นต่างๆ เมื่อใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis ที่มีรัศมีเท่ากับ 20 และรูปที่ 5.13 แสดงแบบฟอร์มการกระจายของค่าโหนดในชั้นขาออกของระบบเครือข่าย ซึ่งจะเห็นได้ว่าผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis นั้นให้ผลใกล้เคียงกับค่าที่กำหนดมาก ซึ่งหากใช้เกณฑ์ในการตัดสินใจผลการวิเคราะห์เช่นเดียวกับในกรณีที่ใช้ระบบเครือข่ายประสาทที่ใช้อัลกอริธึมเคลื่อนกลับหรือการใช้เคโมเมทริกซ์แล้วจะพบว่าระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis นั้นให้ผลการวิเคราะห์ที่ถูกต้องถึง 100% ซึ่งนับว่าให้ผลที่ดีมาก

นอกจากนี้หากพิจารณาค่าตัวเลขผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ในตารางที่ 5.15 จะเห็นได้ว่าผลลัพธ์ที่ได้นั้นมีค่าเข้าใกล้ 0 หรือ 1 มาก ซึ่งหมายความว่า การวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis นี้มีความแม่นยำในการวิเคราะห์ที่สูง และสามารถใช้ค่า 0.25 และ 0.75 เป็นเกณฑ์ในการพิจารณาว่าโหนดใดทำงานหรือไม่ ซึ่งการใช้ค่านี้จะให้ค่าความเชื่อมั่นในผลลัพธ์ที่สูงกว่าการใช้ค่า 0.4 และ 0.6 ดังที่ใช้ในการวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทที่ใช้อัลกอริธึมเคลื่อนกลับหรือการใช้เคโมเมทริกซ์

การวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis นี้ยังมีข้อดีอีกคือใช้เวลาในการเรียนรู้ที่สั้นมากเมื่อเทียบกับการใช้อัลกอริธึมแบบเคลื่อนกลับ โดยทั่วไปในการเรียนรู้เพื่อที่จะได้ผลรวมของกำลังสองของความผิดพลาดอยู่ในช่วง  $10^{-2}$  จะใช้เวลาราว 10-20 วินาที ซึ่งการใช้อัลกอริธึมแบบเคลื่อนกลับจะใช้เวลามากกว่า 30 นาที



รูปที่ 5.12 ผลการวิเคราะห์เชิงปริมาณ  
โดยใช้เครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis

ตารางที่ 5.15 ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้ Radial Basis Neural network

สารตัวอย่าง	ผลลัพธ์ที่ได้ในชั้นขาออก				
	โหนดที่ 1	โหนดที่ 2	โหนดที่ 3	โหนดที่ 4	ค่าที่ควรเป็น
น้ำบริสุทธิ์	-0.0617	-0.1740	0.1890	-0.1237	0,0,0,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.01%	-0.0087	0.0636	-0.0381	1.0576	0,0,0,1
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.05%	-0.1394	-0.1155	1.0856	-0.0430	0,0,1,0
เอทิลแอลกอฮอล์ 0.10%	-0.1137	0.0050	1.0041	0.9184	0,0,1,1
อาซิโตน 0.01%	-0.0285	1.0090	-0.0590	0.8916	0,1,0,1
อาซิโตน 0.05%	-0.2527	0.7908	1.0922	-0.2059	0,1,1,0
อาซิโตน 0.10%	-0.0676	0.9484	1.0304	0.9740	0,1,1,1
แอมโมเนีย 0.01%	0.9201	-0.0177	0.0128	1.0829	1,0,0,1
แอมโมเนีย 0.05%	0.8689	0.0196	0.9997	0.2368	1,0,1,0
แอมโมเนีย 0.10%	0.9918	-0.1017	0.9637	0.7993	1,0,1,1
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.01%	1.1157	1.1586	-0.1142	1.1658	1,1,0,1
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.05%	1.0913	1.1029	0.9401	0.0968	1,1,1,0
อาเซตอัลดีไฮด์ 0.10%	1.0670	1.1863	0.8972	1.1772	1,1,1,1

ในบทนี้ได้กล่าวถึงการสอบระบบที่พัฒนาขึ้นในการวิเคราะห์สารตัวอย่างในเชิงปริมาณโดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทที่ใช้อัลกอริทึมแบบเคลื่อนกลับ, เคโมเมทริกซ์ และระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis ซึ่งสามารถสรุปผลการทดสอบได้ดังต่อไปนี้

1. การวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทที่ใช้อัลกอริทึมแบบเคลื่อนกลับ

1.1 การเพิ่มจำนวนโหนดในชั้นซ่อนไม่ช่วยให้การวิเคราะห์มีความแม่นยำเพิ่มขึ้นมากนัก ในการแปรจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็น 12, 24 และ 36 โหนด พบว่าความแม่นยำในการวิเคราะห์เชิงปริมาณจะอยู่ในช่วง 50%

1.2 การเพิ่มจำนวนครั้งในการสอนระบบให้สูงขึ้นจะช่วยให้ผลการวิเคราะห์มีความแม่นยำขึ้น โดยการสอนระบบ 100,000 ครั้งจะให้ความแม่นยำถึง 85% และการสอนถึง 120,000 ครั้งจะให้ความแม่นยำสูงมากกว่า 90%

2. การวิเคราะห์โดยใช้เคโมเมทริกซ์

2.1 การใช้ K-matrix และ Q-matrix ให้ผลที่ไม่ดีในการวิเคราะห์ เนื่องจากให้ความแม่นยำในการวิเคราะห์ต่ำกว่า 20% และยังมีปัญหาในการวิเคราะห์ผิดพลาดอีกด้วย

2.2 การใช้ P-matrix จะให้ผลในการวิเคราะห์ที่ดีกว่า โดยมีความแม่นยำในการวิเคราะห์มากกว่า 60% แต่จะยังคงมีปัญหาในการวิเคราะห์ผิดพลาด โดยเฉพาะสารตัวอย่างที่เป็นน้ำ

3. การวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis

3.1 รัศมีของฟังก์ชัน Radial Basis ที่ใช้จะมีผลต่อความแม่นยำในการวิเคราะห์ โดยรัศมีที่เหมาะสมในการวิเคราะห์จะอยู่ในช่วง 20-30

3.2 ความแม่นยำในการวิเคราะห์แบบนี้จะถูกต้องถึง 100% เมื่อใช้เกณฑ์ในการตัดสินใจ เช่นเดียวกับการวิเคราะห์ 2 แบบข้างต้น



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## บทที่ 6

## บทสรุป

ในโครงการวิจัยนี้ได้ทำการพัฒนาเฟิร์มแวร์ตรวจสอบสถานะแบบระยะไกลขึ้น โดยได้ทำการพัฒนาทั้งส่วนที่เป็นฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ ซึ่งมีส่วนประกอบที่สำคัญ 3 ส่วนดังนี้คือ

1. ระบบวัดก๊าซ
2. ระบบรับและส่งข้อมูล
3. ระบบประมวลผล

การออกแบบระบบได้ทำการออกแบบให้ระบบสามารถทำงานได้ 2 ลักษณะคือ แบบที่ทำการวัดในระยะที่ไม่ไกลมากนัก กล่าวคือเชื่อมระบบวัดและระบบประมวลผลด้วยสายไฟ และแบบที่เชื่อมระบบวัดและระบบประมวลผลด้วยโมเด็มซึ่งทำให้สามารถทำการวัดในระยะไกลเท่าที่มีสายโทรศัพท์ไปถึงได้

ในส่วนของระบบวัดก๊าซออกแบบให้ใช้หัววัดก๊าซได้สูงสุด 5 ตัวในการเก็บข้อมูล อย่างไรก็ตามในโครงการวิจัยนี้ได้ใช้หัววัดก๊าซเพียง 3 ตัวก็เพียงพอที่จะทำการวิเคราะห์สารตัวอย่างได้ทั้งในเชิงคุณภาพและเชิงปริมาณ หัววัดก๊าซที่ใช้เป็นหัววัดก๊าซที่ทำจากสารกึ่งตัวนำ จึงได้ทำการออกแบบวงจรวัดเพื่อทำการวัดการเปลี่ยนแปลงความต้านทานของหัววัดก๊าซในขณะที่ทำการวัด ระบบวัดเป็นระบบไหลผ่านโดยสามารถวัดสารตัวอย่างทั้งที่อยู่ในสถานะก๊าซ หรือทำการวัดไอระเหยจากสารตัวอย่างที่เป็นของเหลวได้ ในการวัดสามารถทำการควบคุมการวัดด้วยการเปิดปิดโซลินอยด์แล้วโดยโปรแกรมจากระบบประมวลผล

ระบบรับและส่งข้อมูลที่พัฒนาขึ้นนั้นมี 2 แบบคือ แบบสำหรับการวัดในระยะไม่ไกลมากนัก ซึ่งทำโดยการเชื่อมระบบวัดก๊าซและระบบประมวลผลด้วยสายไฟ ผ่านทางวงจรแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิทัลเพื่อแสดงผลการวัดในเวลาจริง และแบบที่สองสำหรับการวัดระยะไกลโดยทำการเชื่อมระบบวัดก๊าซและระบบประมวลผล ผ่านทางโมเด็ม ความเร็วที่ใช้ในการส่งข้อมูลนั้นจะใช้ความเร็ว 9600 bps โดยสามารถควบคุมความเร็วในการสุ่มตัวอย่างได้เร็วสุด 52  $\mu$ sec ต่อ 1 ข้อมูล อย่างไรก็ตามเนื่องจากหัววัดก๊าซมีความเร็วในการตอบสนองในระดับหลายวินาที ในโครงการวิจัยนี้จึงทำการสุ่มตัวอย่างด้วยความเร็ว 0.6 วินาที ต่อ 1 ข้อมูล

ส่วนของระบบประมวลผลนั้นทำหน้าที่ในการควบคุมการวัดและรับส่งข้อมูลทั้งระบบ และทำการวิเคราะห์สารตัวอย่าง การวิเคราะห์สารตัวอย่างนั้นได้ทำทั้งหมด 3 วิธีคือ การวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบเคลื่อนกลับ ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis และเคโมเมตริกซ์

โดยได้ทำการปรับตัวแปรที่สำคัญเพื่อหาสภาวะที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการวิเคราะห์ โดยได้นำเสนอแนวทางวิเคราะห์โดยให้ใช้ลักษณะสมบัติการตอบสนองของหัววัดก๊าซต่อสารตัวอย่างเข้ามาเป็นข้อมูลในการวิเคราะห์ด้วย กล่าวคือให้นำเอาข้อมูลความเร็วในการตอบสนองขาขึ้น ค่าการตอบสนองสูงสุด และความเร็วในการตอบสนองขาลง มาใช้แทนที่จะใช้ค่าการตอบสนองสูงสุดเพียงค่าเดียว ด้วยวิธีเช่นนี้จึงทำให้ได้ข้อมูลเพิ่มขึ้นเป็น 3 เท่าเมื่อเทียบกับวิธีเดิมที่ทำกัน

การทดสอบระบบได้ทำการทดสอบ 2 ลักษณะคือ การวิเคราะห์สารตัวอย่างเชิงคุณภาพ หรือกล่าวคือทำการวิเคราะห์หาชนิดของสารตัวอย่างโดยไม่คำนึงถึงความเข้มข้นของสารตัวอย่าง และการวิเคราะห์เชิงปริมาณ กล่าวคือทำการวิเคราะห์หาทั้งชนิดและปริมาณของสารตัวอย่าง โดยได้ทำการทดสอบการวิเคราะห์สารตัวอย่าง 5 ชนิดคือ น้ำบริสุทธิ์ แอลกอฮอล์ แอมโมเนีย อาซิโตน และอะเซตอัลดีไฮด์ ที่มีความเข้มข้นในช่วง 0.01% ถึง 0.1% โดยปริมาตร

ผลการทดสอบพบว่า การวิเคราะห์เชิงคุณภาพนั้นสามารถทำได้ไม่ยากนัก โดยการใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบเคลื่อนกลับ ซึ่งจะได้ความแม่นยำในการวิเคราะห์สูงถึง 100%

การทดสอบการวิเคราะห์เชิงปริมาณนั้นจะทำได้ยากกว่าการวิเคราะห์เชิงคุณภาพมาก จากการใช้วิธีวิเคราะห์ 3 วิธีที่กล่าวมาแล้วข้างต้น สามารถสรุปผลได้ดังนี้

### 1. การวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทที่ใช้อัลกอริทึมแบบเคลื่อนกลับ

1.1 การเพิ่มจำนวนโหนดในชั้นซ่อนไม่ช่วยให้การวิเคราะห์มีความแม่นยำเพิ่มขึ้นมากนัก ในการแปรจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเป็น 12, 24 และ 36 โหนด พบว่าความแม่นยำในการวิเคราะห์เชิงปริมาณจะอยู่ในช่วง 50%

1.2 การเพิ่มจำนวนครั้งในการสอนระบบให้สูงขึ้นจะช่วยให้ผลการวิเคราะห์มีความแม่นยำสูงขึ้น โดยการสอนระบบ 100,000 ครั้งจะให้ความแม่นยำถึง 85% และการสอนถึง 120,000 ครั้งจะให้ความแม่นยำสูงมากกว่า 90%

### 2. การวิเคราะห์โดยใช้เคโมเมตริกซ์

2.1 การใช้ K-matrix และ Q-matrix ให้ผลที่ไม่ดีในการวิเคราะห์เชิงปริมาณ เนื่องจากให้ความแม่นยำในการวิเคราะห์ต่ำกว่า 20% และยังมีปัญหาในการวิเคราะห์ผิดพลาดอีกด้วย

2.2 การใช้ P-matrix จะให้ผลในการวิเคราะห์ที่ดีกว่า โดยมีความแม่นยำในการวิเคราะห์มากกว่า 60% แต่จะยังคงมีปัญหในการวิเคราะห์ผิดพลาด โดยเฉพาะสารตัวอย่างที่เป็นน้ำ

จึงอาจจะกล่าวได้ว่าการวิเคราะห์โดยใช้เคโมเมตริกซ์ ซึ่งเป็นวิธีที่ใช้กันอยู่ทั่วไปนั้นไม่สามารถที่จะนำมาใช้ในการวิเคราะห์การวัดในลักษณะเช่นนี้ได้

### 3. การวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis

3.1 รัศมีของฟังก์ชัน Radial Basis ที่ใช้จะมีผลต่อความแม่นยำในการวิเคราะห์เชิงปริมาณ โดยรัศมีที่เหมาะสมในการวิเคราะห์จะอยู่ในช่วง 20-30

3.2 ความแม่นยำในการวิเคราะห์เชิงปริมาณแบบนี้จะถูกต้องถึง 100% เมื่อใช้เกณฑ์ในการตัดสินใจเช่นเดียวกับการวิเคราะห์ 2 แบบข้างต้น

จากผลการทดสอบข้างต้นจึงสามารถกล่าวได้ว่าการวิเคราะห์โดยใช้ระบบเครือข่ายประสาทแบบ Radial Basis จะให้ผลที่ดีที่สุด ซึ่งการวิเคราะห์โดยใช้เคโมเมตริกซ์ไม่สามารถที่จะวิเคราะห์ได้

แม้ว่าในโครงการวิจัยนี้จะทำการทดสอบระบบวัดที่พัฒนาขึ้นโดยทำการวิเคราะห์สารตัวอย่างที่เป็นของเหลว โดยทำการวัดไอระเหยของสารตัวอย่าง ระบบวัดที่พัฒนาขึ้นนี้สามารถที่จะนำไปประยุกต์ใช้ในการวัดสารตัวอย่างที่เป็นก๊าซได้เช่นกัน ระบบวัดเช่นนี้จึงสามารถที่จะนำไปใช้เป็นต้นแบบในการพัฒนาจมูกอิเล็กทรอนิกส์ (electronic noses) ได้ต่อไปในอนาคต

นอกจากนี้ระบบที่พัฒนาขึ้นนี้สามารถใช้วัดสารตัวอย่างที่อยู่ห่างออกไปจากผู้วัด (ระบบประมวลผล) ได้ จึงสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการวัดสารตัวอย่างที่เป็นอันตราย ในบริเวณที่ผู้วัดไม่สามารถเข้าไปใกล้ได้ โดยทำการติดตั้งระบบวัดก๊าซและระบบรับ-ส่งข้อมูลไว้ในบริเวณที่ต้องการทราบข้อมูล และเชื่อมระบบผ่านโมเด็มมายังระบบประมวลผลที่มีผู้วัดคอยควบคุมอยู่

คณะผู้วิจัยจึงคาดว่าระบบที่พัฒนาขึ้นนี้จะเป็นประโยชน์ต่อไปในการศึกษาสภาวะแวดล้อม และงานในอุตสาหกรรมต่างๆ ได้ต่อไปในอนาคต

สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



### เอกสารอ้างอิง

1. TMS320C5x. *User's Guide* (1993) Texas Instruments.
2. TMS320C5x DSP Starter Kit *User's Guide* (1994) Texas Instruments.

### เอกสารเผยแพร่ที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้

1. Mana Sriyudthsak, Nirand Lertnimitthum, Suvit Nakpeerayuth, "Novel Technique Using Response Characteristics to Identify Volatile Organic Compounds" 1997 International Conference on Solid-State Sensors and Actuators, Transducers '97, June 16-19, 1997, Chicago, Illinois USA., pp.967-970.
2. Mana Sriyudthsak, Toyosaka Moriizumi, "Identification of Organic Compounds Using QCMs and Radial Basis Neural Networks" 20th Electrical Engineering Conference, November 13-14, 1997, Bangkok, pp.169-175.



สถาบันวิทยบริการ  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## Novel Technique Using Response Characteristics to Identify Volatile Organic Compounds

Mana SRIYUDTHSAK\*, Nirand LERTNIMITTHUM and Suvit NAKPEERAYUTH  
Department of Electrical Engineering, Chulalongkorn University,  
Bangkok 10330, THAILAND, smana@netserv.chula.ac.th

### SUMMARY

A novel technique using response characteristic curves from sensors to identify volatile organic compounds is proposed. The data obtained from rise-time, peak-time and recovery-time are used as representatives for the characteristics of the response curves. The measuring system consists of 3 semiconductor gas sensors. Then, 9 data points are obtained for each measurement. Volatile organic compounds (VOCs), such as ethyl alcohol, acetone, ammonia, acetaldehyde are used as samples to be identified. It is found that the VOCs are effectively identified with this technique.

**Key words:** response characteristics, gas sensors, volatile organic compounds (VOCs)

### INTRODUCTION

It is known that the kinetic interactions between sensors and samples are specific and play key roles on the response characteristics. The rise-time from the response curve usually represents the speed of adsorption of the gas molecule on the sensor surface. The peak value of the curve represents maximum interaction or reactivity of the sensor to the gas. And the fall-times of the response curve represents the desorption process of the gas from sensor surface. We believe that these three information are valuable representatives for the overall response characteristics. Among these three information, only peak value of the response curve is commonly used as an information for data processing. The information of rise-time and fall-time are not effectively used in the conventional measurement.

Here, we propose to use the three response characteristics information, the rise-time and fall-time

together with the peak value, for the identification of samples. The measuring system consists of 3 types of semiconductor gas sensor. The three characteristics from response curve, obtained from the measuring of the VOCs, are input to the artificial neural network (ANNs).

### EXPERIMENTAL SETUP

The measuring system consists of 3 semiconductor gas sensors ( Figaro TGS800, TGS813 and TGS822 ), head space type flow through cell and personal computer as shown in figure 1. 20% oxygen, obtained from mixing of oxygen gas to nitrogen gas, is used as a carrier and flushing gas. The vapor of each VOCs sample is flown to the sensors for 90 seconds, then is flushed out for 120 seconds using the carrier gas. All the process is computer controlled. Conductivity change of the gas sensors is measured from the voltage drop across series resistors. The signals are then forward to personal computer for further data processing.

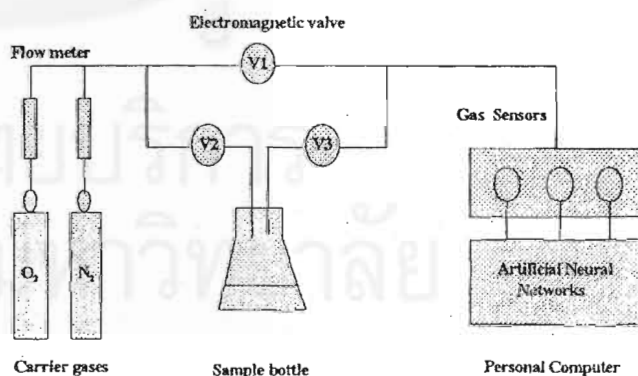


Figure 1: Measuring system for volatile organic compounds identification.

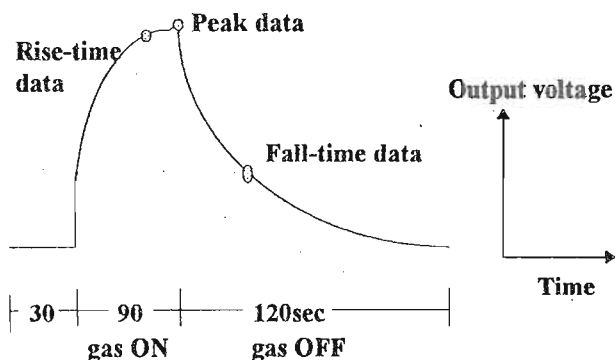


Figure 2: 3 data points from response characteristic curve which are extracted for processing. (rising, peak and recovery data are extracted at 117, 120 and 180 second from starting).

Since the three gas sensors have different response to each samples, three response characteristics curves for each sample are obtained simultaneously. Then the three information from the response characteristic curve, namely rise-time, peak-value and fall-time, are extracted from each response curve. The times which are used to extract the response characteristics from the response curve is indicated in figure 2.

With this method we gain more 2 information relate to the adsorption and desorption process. Since 3 sensors are used, then 9 extracted data can be obtained from each measurement. The data are normalized before input to the neural network for further processing. The network has 9, 36 and 5 nodes in input, hidden and output layer, respectively. 0.01%, 0.05% and 0.1% of each sample (volume by volume in water) are measured 5 times and used for training the network by the conventional back propagation technique. The learning rate, momentum weight and bias rate are set to be 0.15. The target outputs for each sample are designed as shown in Table 1.

### Results and Discussions

Figure 3 shows the typical response curves of the three sensors. It can be seen that the rise-time data, peak data and fall-time data are different for each sensors. Thus these different response

characteristics are effectively used to identify the kind of samples.

Table 1: Training samples and designed output

Sample	Designed output node				
Water	0	0	0	0	1
Ethyl alcohol	0	0	0	1	0
Acetone	0	0	0	1	1
Ammonium	0	0	1	0	0
Acetaldehyde	0	0	1	0	1

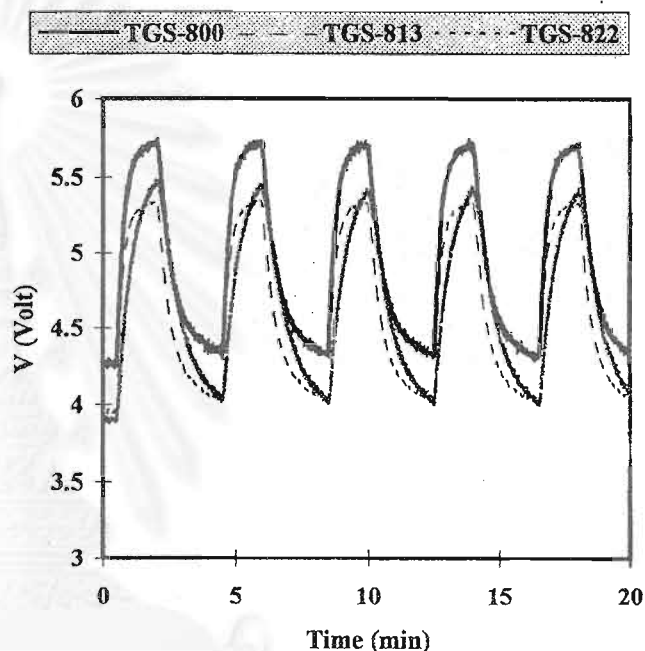


Figure 3: The typical response curves of the three sensors.

To test the performance of the trained network, untrained samples with concentration of 0.03% and 0.07% of each VOCs are measured. Each sample is measured for 5 times as shown in figure 3. The first 4-data are use for training the ANNs. The last data is used to evaluate the self-test performance of the system. Figure 4 shows the result of self-test. It is found that the network can recognize each sample with the error at each output node less than 2% from the teaching data.

These data are input to the network for identification test. The results are shown in figure 5 and 6. It is obvious that the system able to recognize acetone,

ammonium and acetaldehyde quite well. For ethyl alcohol, there were some error appear at node 3 and

5. However, the error at each output node are less than 8% for each kind of sample.

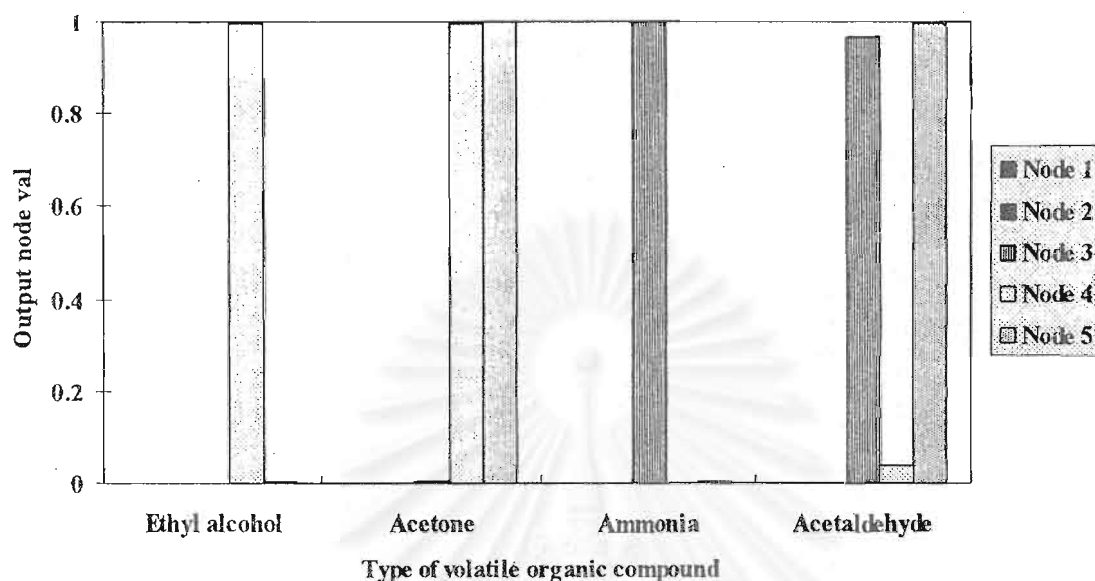


Figure 4: Self-test results of each sample with concentration of 0.01%.

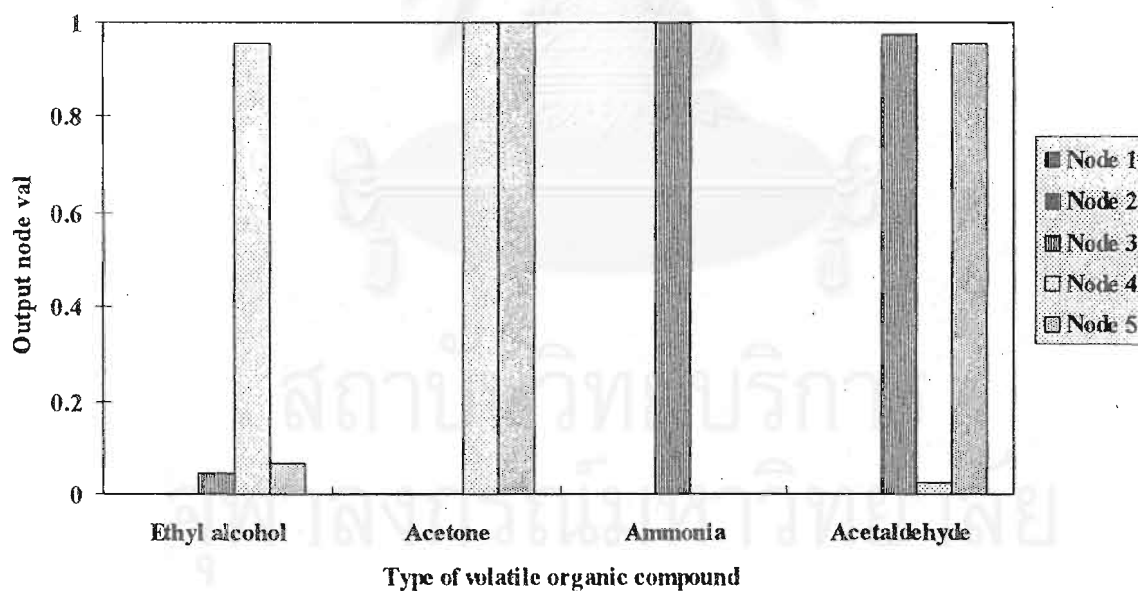


Figure 5: Recognition pattern from output nodes of networks for sample concentration of 0.03%. Training sets for ethyl alcohol, acetone, ammonia and acetaldehyde are  $(0,0,0,1,0)$ ,  $(0,0,0,1,1)$ ,  $(0,0,1,0,0)$ ,  $(0,0,1,0,1)$ , respectively.

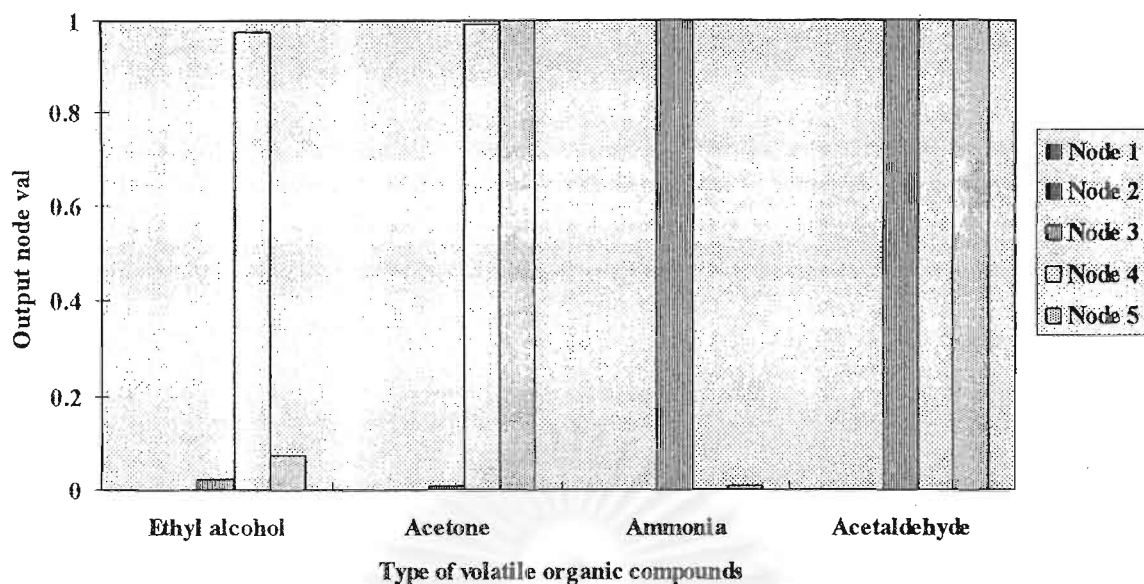


Figure 6: Recognition pattern from output nodes of networks for sample concentration of 0.07%. Training sets for ethyl alcohol, acetone, ammonia and acetaldehyde are (0,0,0,1,0), (0,0,0,1,1), (0,0,1,0,0), (0,0,1,0,1), respectively.

This paper proposes a novel effective method using characteristics of the response curve for the identification of VOCs. Here, only three information of the rise-time, peak value and fall-time are used as representatives of the response characteristics. The results imply that these data are sufficient and effectively useful for identification of our samples. It is believed that the networks which is trained with these three information will remember the interaction characteristics between the sensors and the sample gas. Then when the sensors are exposed to the sample gas again, they will easily recognize the kind of gas which they have been trained. We suggest that in some cases, more information from the response curves may be necessary for the identification.

### References

- [1] R. Lalauze and C. Pijolat, "A New Approach to Selective Detection of Gas by An SnO<sub>2</sub> Solid-State Sensor" *Sensors & Actuators*, 5 (1984) 55.
- [2] M. Peschke, W. Hansch, J. Lechner, H. Lorenz and I. Eisele, "Optimization of sputtered SnO<sub>2</sub> Film

as Gas-Sensitive Layers for Suspended-gate FETs" *Sensors & Actuators B*, 4(1991) 157.

[3] L. Promsong and M. Sriyudthsak, "Thin Tin-Oxide Film Alcohol Gas Sensors" *Sensors & Actuators B* 24-25 (1995) 504.

[4] T. Nakamoto, K. Fukunishi and T. Moriizumi, "Identification Capability of Odor Sensor Using Quartz-resonator Sensor Array and Neural -Network Pattern Recognition" *Sensors & Actuators B1* (1990) 473.

[5] T. Kohonen, G. Barna and R. Chrisley, "Statistical Pattern Recognition with Neural Networks: Benchmarking Studies" *Proc. IEEE International Conference on Neural Networks* (1987) I-641.

[6] M. Sriyudthsak, L. Promsong and S. Panyakeow, "Effect of Carrier Gas on Response of Oxide Semiconductor Gas Sensor " *Sensors & Actuators B* 13-14 (1993) 139.

## Identification of Organic Compounds Using QCMs and Radial Basis Neural Networks

Mana SRIYUDTHSAK and \*Toyosaka MORIIZUMI

Department of Electrical Engineering, Chulalongkorn University, Bangkok 10330

\*Department of Electrical Engineering, Tokyo Institute of Technology, Meguro-ku, Tokyo 152

Phone (66-2) 218-6519, Fax (66-2) 251-8991, E-Mail: smana@netserv.chula.ac.th

### Abstract

Identification of organic compounds using quartz crystal microbalances (QCMs) together with radial basis neural networks is presented. 4 QCMs with different sensing surface were used as sensors. Ethyl alcohol, chloroform, acetone and de-ionized water were used as test samples. Response characteristics from the response curves; namely rise-time data, peak data and fall-time data, were effectively used in the identification procedure. These data were fed to the networks for identification. It is found that with this technique, the test samples are effectively identified.

### 1. Introduction

It is known that most of sensors are lack of selectivity in measurement. This is one of the reason why sensors array together with data processing technique are introduced to solve many problems[1-2]. In the conventional method, the peak of response curve is used as a data. Hence, if N sensors are used in the measurement, one can obtain N data simultaneously. These N data are used as input information for the data processing. Recently, the technique using response characteristic to identified volatile organic compounds [VOCs] was proposed[3]. This technique uses rise-time

data, peak data and fall-time data to represent the data characteristics. With this technique, 3 data are obtained from one sensor, then  $3*N$  data are obtained from N sensors. It means that this technique can obtain 3 times information more than the conventional technique. With more information, the identification of sample becomes easily. However, the back propagation algorithm was used in this report. This consumed processing time very much.

In this paper, we propose to use the response characteristics, from QCMs, together with radial basis neural network for the identification of VOCs. With this technique, the identification of sample can be done in a short time.

### 2. Materials and method

20MHz QCM with silver electrodes (Meiden Co.,Ltd.) were used as sensors to detect the VOCs. Their surfaces were modified with sensing materials as shown in table 1. The materials were coated on the sensors electrodes by dipping technique.

Flow through type measuring system is used in the measurements. Fig.1 shows the diagram of the measuring system. Ethyl alcohol 99.5% (Junsei Chemical Co.,Ltd. ), chloroform 99% (

Showa Chemical Inc., ), acetone 99.8% ( Kan-toh Chemical Co., Ltd.), de-ionized water( Organo, puric model R) were used as VOCs samples. 5 ml of all samples were filled into 20 ml bottle.

Table 1. Materials used for modifying QCM sensors and the frequency change.

Sensor No.	Modified material	Frequency change by modified material [Hz]
1	SnCl <sub>2</sub>	-13825
2	5% wt. PdCl <sub>2</sub> in SnCl <sub>2</sub>	-6640
3	PdCl <sub>2</sub>	-68535
4	None	0

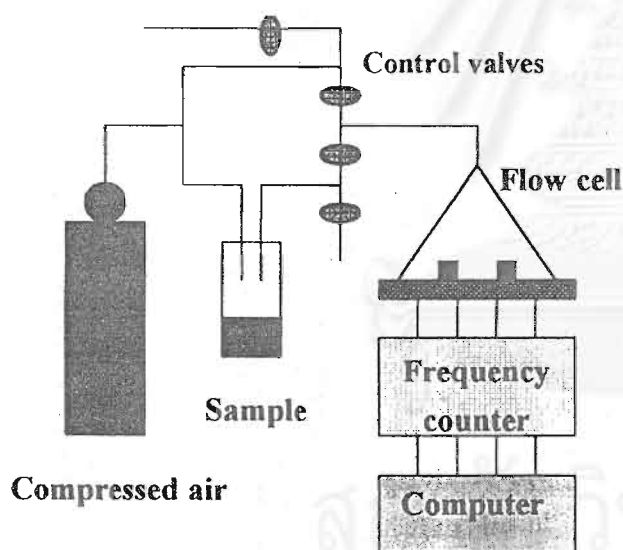


Figure 1 Diagram of measuring system

Head space measurement were performed using air flow rate of 60ml/min. The experiment was carried out at 25 °C.

Firstly, the compressed air was flown to the sensors till they reached steady state. The measurement was started by flowing air 30

second. Then the vapor from the sample bottle was flown for 30 second and following by flowing air for 120 second to clean the sensor surface. This procedure was repeated 4 times for each sample. Hence, 16 response curves were obtained for each sample. These are defined as day1 data. The same experiment was performed again on the next day. With this procedure, we obtained another 16 data for each sample. And we defined these last group of data as day2 data. Frequency shift of the QCMs were measured using frequency counter and then send to microcomputer for monitoring and recording.

### 3. Results and discussions

#### 3.1 Response curves

Figure 2 shows a typical response curves of each sensor to chloroform. It is obvious that each sensor has different response characteristics to sample. However, it was also observed that the sensors has some drift in their responses and do not completely return to their initial condition. These were observed in both day1 and day2 data. Moreover, the amplitude of response curve of day2 data also changed from day1 data.

#### 3.2 Recognition procedure.

From the response characteristic curves, the sensors start to response to the sample gas when the gas was flown to them. And then they will return to their initial condition when air was flown to clean the sensor surface.



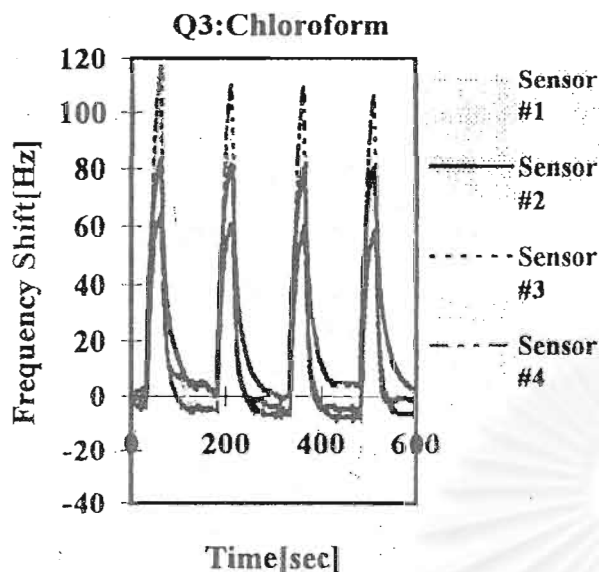


Figure 2 Typical response curve of the sensors to chloroform

It can be seen from figure 2 that the response speed, the maximum response and the recovery speed of each sensor are different for each gas. Then we extracted these information from the response curves and defined as rise-time, peak and fall-time data. The definition for each data are as follows.

The rise-time data is defined as the response value of the sensor at the mid-point of gas flowing. This data will represents the speed of interaction between sensor and sample. The peak data is defined as the value of the response before stop flowing gas to the sensors. These data will represent the sensitivity of the sensors to samples. We defined the fall-time data as the data at 60 second after stop flowing sample gas(60 second after flowing air to clean the sensor). This data will represent the desorption speed of the sample from the sensor.

Since we measured each sample for 4 times in

one cycle then we obtained 4 sets of data for each sample.

Figure 3 shows the frequency change pattern of the 4 sensors at rise-time, peak and fall time data for each sample for the day1 data. The different response patterns for each gas can be observed obviously except for the ethanol and acetone. This means that the samples could not be identified using simple pattern recognition technique.

Then the day1 data and day2 data were used to classify and recognize the kind of samples using radial basis neural network.

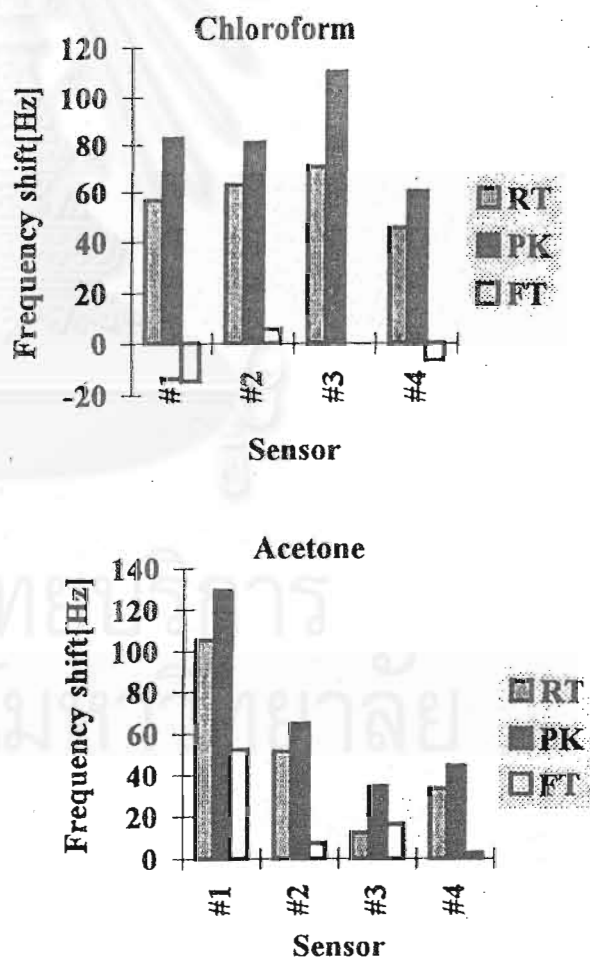


Figure 3 Response pattern of sensors to 4 kinds of samples (to be continued).



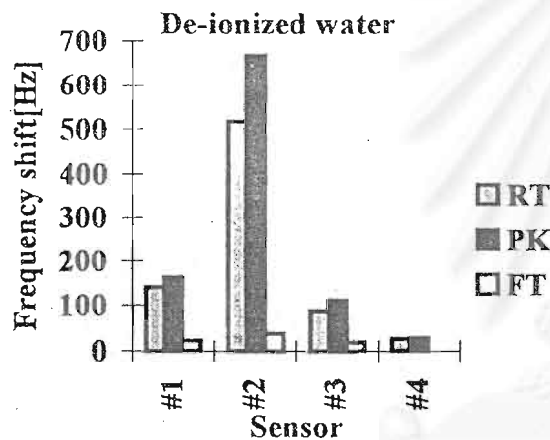
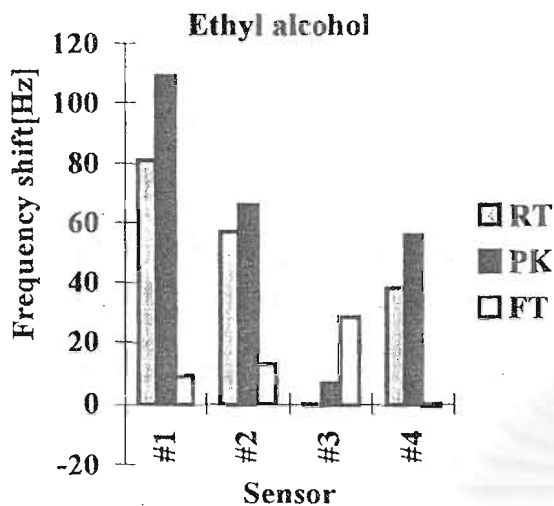


Figure 3 Response pattern of sensors to 4 kinds of samples (RT: rise-time data, PK: peak data, FT: fall-time)(continued)

### 3.3 Identification performance

The radial basis neural network ( RB-NN ) is known to have higher performance than back

propagation NN in both training time and recognition, though it needs more memory for computation. Then the RB-NN was applied for the recognition of the data. A 2 layers architecture of the RB-NN was designed as follows. 5 types of RB-NN is configured as shown in table 2. The first layer, with different number of input node, will receive the rise-time data, peak data and fall-time data from the 4 sensors. The output layer has 2 nodes which their combination correspond to the 4 samples as shown in table 3.

Table 3 Output nodes and correspondent gas vapor

Node 1	Node 2	Correspondent gas vapor
0	0	Ethanol
0	1	Chloroform
1	0	Acetone
1	1	De-ionized water

The first 3 data sets from day1 data were used to train the RB-NN. The training was terminated when the sum-square error ( SSE ) of the RB-NN was less than  $10^{-20}$ . A spread constant of 12 was used for the training procedure. It was found that the training took less than 10 seconds when Pentium-150 computer was used.

Table 2 5 types of RD-NN using in the recognition of sample

Type	Input information	Input nodes	Output nodes
RT	Rise time data	4	2
PK	Peak data	4	2
FT	Fall time data	4	2
RP	Rise time and Peak data	8	2
A	Rise time, peak and fall time data	12	2

Table 4 Recognition result for the 4<sup>th</sup> data set from day1 data and expected values when different RB-NN were used.

Sample	Ethanol	Chloroform	Acetone	De-ionized water
Expected value	(0,0)	(0,1)	(1,0)	(1,1)
RT	(0.33,0.17)	(-0.18,1.09)	(0.91,-0.01)	(1.00,1.00)
PK	(0.08,0.01)	(0.08,0.97))	(0.95,0.03))	(1.02,1.02)
FT	(-0.25,-9.46)	(-0.71,-3.94)	(2.32,-4.64)	(-0.32,-0.82)
RP	(-0.04,0.10)	(-0.10,1.00)	(0.96,-0.01)	(0.97,1.00)
A	(0.02,0.09)	(0.02,0.99)	(0.98,0.00))	(0.99,1.00)

The 4<sup>th</sup> data set from the day1 and 4 data sets of the day2 data were input to the trained RB-NN to evaluate the network performance. Table 4 shows the result of recognition for the 4<sup>th</sup> data set from the day1 data and their expected values. From table 4, it can be seen that the recognition were not good when only the rise-time data (RT type) or fall-time data (FT type) were used. However, the recognition results were better when the peak data(PK type) or the rise-time data together with peak data(RP type) were used. And the best recognition were obtained when all data were used as input information to the RB-NN (A type).

This trend was more obvious when the networks were used to recognize the four data sets from day2 data. Figure 4-7 shows the results of recognition of the 4 data sets from series 2 using different type network. It was found that the samples were clearly classified into 4 groups by almost types of RB-NN, except for the FT type. The results from output node 1 and 2 were still quite different from the expected values as shown in table 3. These error came from the drift and degradation of sensor which could be observed from the

response curve. However, it is obvious that the results obtained from the A type RB-NN is clearly separated with the maximum SSE less than 5%. The average and standard deviation of SSE in the recognition of 16 samples were  $1.92 \pm 1.66\%$ , which is acceptable for the recognition. This is much more better than the PK type RB-NN which has sum-square error of 80%.

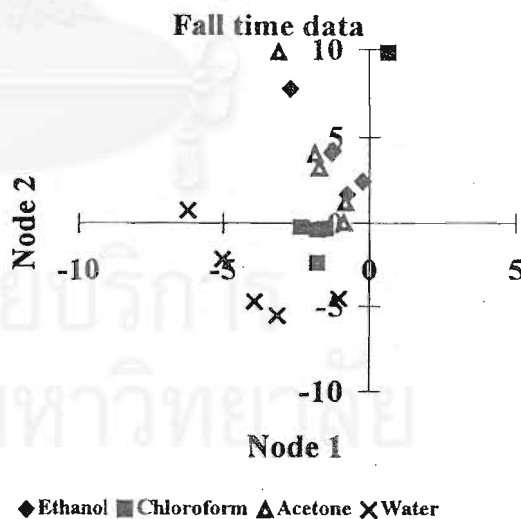


Figure 4 Identification of samples using fall-time data.

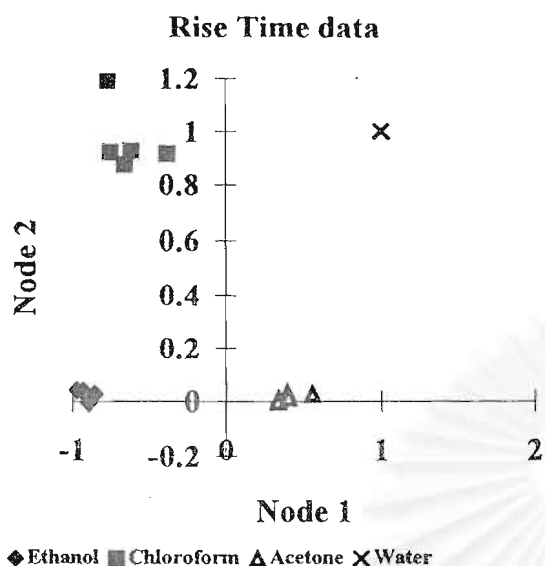


Figure 5 Identification of samples using rise-time data.

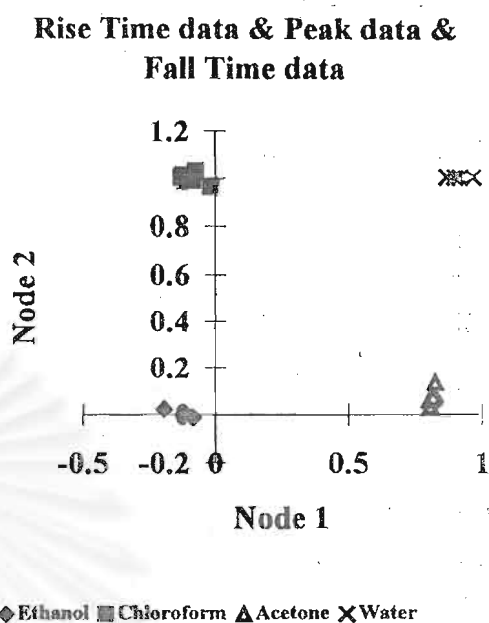


Figure 7 Identification of samples using rise-time, peak and fall-time data

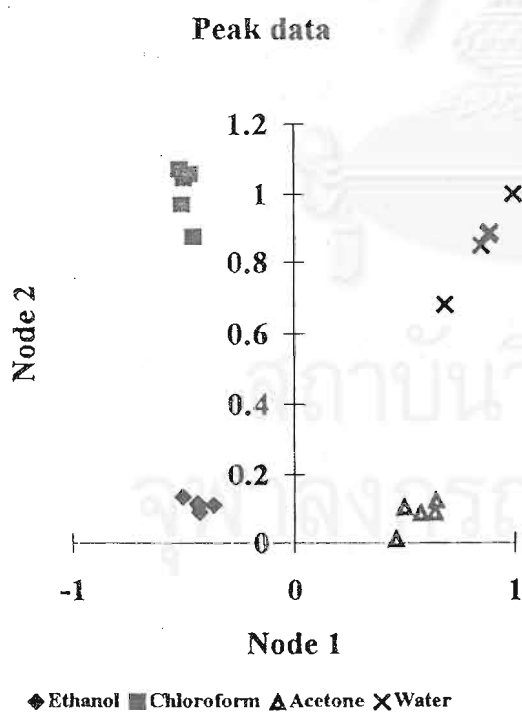


Figure 6 Identification of samples using peak data

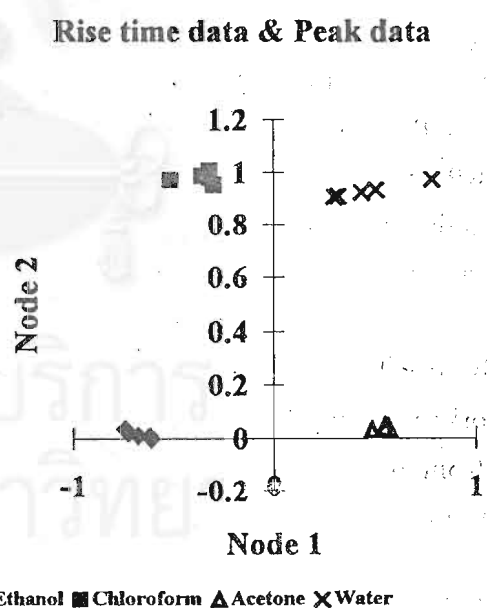


Figure 8 Identification of samples using rise-time, peak and fall-time data

This result demonstrates the effectively uses of the information from the response characteristic curves, not only the peak data, could drastically enhance the recognition performance. With this technique, it is obviously that the drift and degradation of sensor response could be solved.

#### 4. Summary

We propose here the effectively make use of rise-time, fall-time information and the peak value together with the radial basis neural network for the identification of unknown samples. The volatile organic compounds samples were use to evaluate the technique. With these three information and the radial basis neural network, we could classify and identify four types of samples with sum-square error less than 5%.

We believe that the recognition using these three information with neural network is similar to the way of human recognition. The networks were trained to remember the pattern of response for each sample from the rise-time, peak and fall-time data, which we used as training data. Then even the sensors have drift( equivalent to position change of the pattern ) or degradation ( equivalent to the zoom in or zoom out of the pattern ), the network still could recognize them easily. Comparing to the case of using only the peak value, it is difficult for the network to recognize the samples if there are drift and degradation.

#### References

- [1] T.Nakamoto, K, Fukunishi, T. Moriizumi,  
"Identifcation capability of odor sensor

using quartz-resonator sensor array and neural network pattern recognition",  
Sensors and Actuators B1, 1990, pp.473

- [2] J. Fang, X. Wang, W.P. Carey, S.S. Yee,  
"Quantitative analysis of organic vapor mixtures using non-selective and non-linear chemical sensors with artificial neural networks", The IEEE Int. Joint Conf. On Neural Networks, Beijing, China, Nov.3-7, 1992
- [3] M. Sriyudthsak, N. Lertnimitham, S. Nakpeerayuth, "Novel technique using response characteristics to identify volatile organic compounds", International Conference on Solid-state Sensors and Actuators, Digest of technical papers vol.2 , 1997 pp.3C3.09P