

# การเพิ่มประสิทธิภาพการจำแนกกลิ่นของจมูกอิเล็กทรอนิกส์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

## Efficiency Enhancement of Electronic Nose Classification Using Artificial Neural Network

ชนะ จันทร์ศรี และ จักรี ศรีรินทร์\*<sup>\*</sup>

ห้องปฏิบัติการและวิจัยทางด้านการประมวลผลสัญญาณ ภาควิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์และโทรคมนาคม

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

\*E-mail: jakkree.s@en.rmutt.ac.th

### บทคัดย่อ

ปัจจุบันจมูกอิเล็กทรอนิกส์ได้รับความนิยมและมีการพัฒนาไปใช้ในงานต่างๆ มากมาย เนื่องจากมีความสะดวก รวดเร็วในการทำงานและง่ายต่อการใช้งาน บทความนี้จะนำเสนอการใช้จมูกอิเล็กทรอนิกส์ในการจำแนกกลิ่นเสื้อบุคคล โดยใช้แก๊สเซ็นเซอร์ชนิดเมทัลออกไซด์ทำหน้าที่เป็นเซ็นเซอร์รับกลิ่น เนื่องด้วยมีความทนทาน เชื่อถือได้และสะดวกในการออกแบบวงจร ซึ่งการทำงานของระบบจะทำการตรวจวัดสารประกอบอินทรีย์ระเหยง่ายที่เกิดเหงื่อและติดบนเสื้อของอาสาสมัครหลังการสวมใส่ จากนั้นนำค่าการเปลี่ยนแปลงสัญญาณสูงสุดที่เอาต์พุตของแก๊สเซ็นเซอร์แต่ละตัวมาใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อจำแนกกลิ่นเสื้อตัวอย่างของอาสาสมัครแต่ละคน ผลการทดลองพบว่าจมูกอิเล็กทรอนิกส์ที่พัฒนาขึ้นสามารถจำแนกกลิ่นเสื้อตัวอย่างของอาสาสมัครจำนวน 7 คน ได้เป็นอย่างดีโดยการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ข้อมูลให้ความถูกต้องประมาณ 99 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งดีกว่าการใช้เทคนิค MDA และ PCA

**คำสำคัญ:** จมูกอิเล็กทรอนิกส์ แก๊สเซ็นเซอร์ โครงข่ายประสาทเทียม

### Abstract

Electronic nose is recently popular and has been used in various applications according to it is very facility and easy to use. This paper presents the classification method for personal shirt odor. The metal oxide gas sensors have been measured the shirt odor because it is stable, reliable and convenience to design the circuit to measure the VOCs from sample shirt. The evaluate highest signal changing value of gas sensor is then analyze using artificial neural network to classify the shirt odor of each person. The results show that electronic nose in this experiment can exactly classify the shirt odor of

7 volunteers. The relative absolute correctly is 99% that result is better than MDA and PCA technique.

**Keywords:** Electronic nose, Gas sensor, Artificial neural network

### บทนำ

การรับรู้กลิ่นของมนุษย์เป็นความรู้สึกเมื่อมีโมเลกุลของสารส่งกลิ่นหรือไอระเหยจากสารชนิดต่างๆ มาสัมผัสส่ววัยรับรู้กลิ่นซึ่งก็คือจมูก แต่อย่างไรก็ตามว่าจมูกมนุษย์มีขีดจำกัดในการใช้งาน เช่น จมูกสามารถดมกลิ่นได้บางกลิ่น ไม่เหมาะการดมกลิ่นสารพิษต่างๆ เป็นต้น เมื่อจมูกมนุษย์มีข้อจำกัดในการใช้งาน จึงต้องอาศัยเครื่องมือที่สามารถระบุกลิ่นหรือก๊าซที่เรียกว่าจมูกอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic nose) ซึ่งถูกออกแบบและสร้างเพื่อตรวจสอบและจำแนกกลิ่นหรือก๊าซต่างๆ ได้คล้ายการทำงานของจมูกมนุษย์ ทั้งนี้จุดเด่นของการใช้จมูกอิเล็กทรอนิกส์คือเป็นอุปกรณ์ใช้ง่าย รู้ผลการตรวจเร็ว และบอกข้อมูลเชิงคุณภาพของกลิ่นที่สนใจได้ถูกต้อง เป็นต้น โดยจมูกอิเล็กทรอนิกส์จะทำการดมกลิ่นและจำแนกแบบแผน(Pattern) [1] ของสารประกอบอินทรีย์ระเหยง่ายที่เกิดจากตัวอย่าง ซึ่งจมูกอิเล็กทรอนิกส์มีการนำไปใช้งานอย่างหลากหลาย เช่น การตรวจสอบคุณภาพอาหาร [2] การเฝ้าระวังมลพิษทางอากาศ[3] ผู้ป่วยโรคมะเร็งปอดจากลมหายใจ [4] เป็นต้น เนื่องจากกลิ่นตัวของมนุษย์มีความจำเพาะเจาะจงในแต่ละบุคคล [5] ผู้วิจัยจึงใช้จมูกอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้แก๊สเซ็นเซอร์หลายตัวต่อร่วมกันจำแนกกลิ่นเสื้อบุคคลหลังจากการสวมใส่ [6] ซึ่งได้ตีพิมพ์เผยแพร่ในการประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 33 ซึ่งงานวิจัยดังกล่าวปัจจุบันได้มีการพัฒนาให้มีความสามารถและประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้น โดยการปรับเปลี่ยนตัวแก๊สเซ็นเซอร์ที่มีความไว(Sensitivity) เพิ่มขึ้นและใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ซึ่งให้ผลการวิเคราะห์ที่ดีกว่าเทคนิคการวิเคราะห์หลัก (PCA) ที่ใช้อยู่เดิมประมวลผลข้อมูลที่ได้หลังการทดสอบ

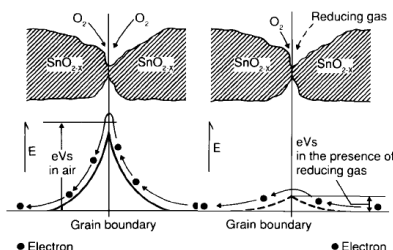
### วิธีการทดลอง

หลักการของแก๊สเซ็นเซอร์แบบอาร์เรย์

แก๊สเซ็นเซอร์ (Gas Sensor) เป็นอุปกรณ์ตรวจวัดที่มีความต้านทานไฟฟ้าเปลี่ยนแปลงไปตามแก๊สต่างๆ ที่มันอยู่ ซึ่งตัวที่นิยมใช้งานอย่างแพร่หลายทำจากออกไซด์ของโลหะ เช่น ดีบุกออกไซด์ ( $\text{SnO}_2$ ), ทังสเตนออกไซด์ ( $\text{WO}_3$ ) เป็นต้น ซึ่งการทำงานในสภาวะปกติผลึกออกไซด์จะถูกให้ความร้อนที่อุณหภูมิสูง โมเลกุลของออกซิเจนที่อยู่รอบๆ จะไปเกาะตัวที่ผิวของผลึกโลหะออกไซด์ด้วยประจุที่เป็นลบทำให้เกิดศักย์ไฟฟ้าขึ้นที่ผิวเกิดการไหลของอิเล็กตรอนทำให้ความต้านทานของเซ็นเซอร์เพิ่มสูงขึ้นและเกิดแรงดันตกคร่อมเพิ่มมากขึ้น จากนั้นเมื่อมีตัวอย่างที่ต้องการวัดผ่านเข้ามาทำให้ปริมาณออกซิเจนลดลง หรือทำให้เกิดการ Deoxidizing ขึ้น ทำให้ความหนาแน่นประจุลบที่ผิวผลึกออกไซด์โลหะลดลงและศักย์ไฟฟ้าซึ่งกีดขวางการไหลของอิเล็กตรอนลดลงด้วยเป็นผลให้ความต้านทานของเซ็นเซอร์ลดลง และแรงดันตกคร่อมก็ลดลงไปด้วยความสัมพันธ์ระหว่างความต้านทานของเซ็นเซอร์ และความเข้มข้นของ Deoxidizing gas สามารถอธิบายได้ตามสมการ

$$R_s = A[C]^{-\alpha} \quad (1)$$

โดยที่  $R_s$  คือค่าความต้านทานของเซ็นเซอร์  $A$  คือค่าคงที่,  $C$  คือค่าความเข้มข้นของแก๊ส และ  $\alpha$  คือความชันของกราฟ

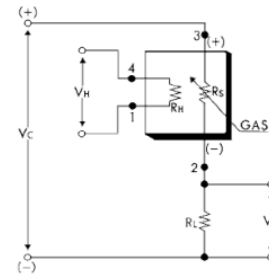


ความต้านทาน

$R_s$

รูปที่ 1 แบบจำลองศักย์ไฟฟ้าที่เกิดขึ้นที่ผิวของออกไซด์โลหะขณะอยู่ในสภาวะปกติและทำการวัดตัวอย่าง

วงจรของเซ็นเซอร์ดังแสดงในรูปที่ 2 จากวงจร  $V_H$  เป็นแรงดันไฟฟ้าที่จ่ายให้กับตัวทำความร้อน (Heater) เพื่อควบคุมอุณหภูมิให้กับเซ็นเซอร์ให้คงที่เพื่อควบคุมความไวของเซ็นเซอร์ให้คงที่อีกทีหนึ่ง เนื่องจากอุณหภูมิที่เปลี่ยนแปลงมีผลต่อความไวของเซ็นเซอร์



รูปที่ 2 วงจรพื้นฐานสำหรับแก๊สเซ็นเซอร์โลหะออกไซด์ [8]

เราสามารถจะคำนวณความต้านทาน ( $R_s$ ) ได้จากสมการ

$$R_s = \left( \frac{V_c}{V_{RL}} - 1 \right) \times R_L \quad (2)$$

โดยเซ็นเซอร์แก๊สแต่ละชนิดจะมีการตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงสภาพแวดล้อมรอบตัวมันต่างกันส่วนความไว (Sensitivity) จะขึ้นอยู่กับคุณสมบัติของแก๊สเซ็นเซอร์ที่ออกแบบมาใช้งานกับสารเคมีที่ต้องการตรวจวัด ซึ่งความไวมีผลต่อการจำแนกกลิ่น เราจึงนำแก๊สเซ็นเซอร์หลายชนิดมาต่อรวมกันหลายตัวเพื่อตรวจวัดสารประกอบอินทรีย์ระเหยง่ายที่ติดบนเสื้อ

ตารางที่ 1 เบอร์และสารเคมีที่ตอบสนองของแก๊สเซ็นเซอร์ชนิดเมเทลออกไซด์ที่ใช้

| ลำดับ | เบอร์    | สารเคมีที่ตอบสนอง       |
|-------|----------|-------------------------|
| 1     | TGS 2602 | สารปนเปื้อนในอากาศ      |
| 2     | TGS 2600 | สารปนเปื้อนในอากาศ      |
| 3     | TGS 822  | ไอระเหยสารละลายอินทรีย์ |
| 4     | TGS 813  | กลุ่มแก๊สที่เผาไหม้ได้  |
| 5     | TGS 832  | เอทานอล                 |
| 6     | TGS 826  | สารประกอบเอมีน          |
| 7     | TGS 825  | แก๊สไฮโดรเจนซัลไฟด์     |
| 8     | SMTHS07  | ความชื้น                |



รูปที่ 3 แก๊สเซ็นเซอร์ต่อรวมกันเป็นจุ่มกิโลอิเล็กทรอนิกส์

### การวิเคราะห์หลักมิติเปิดดิสคริมิแนนต์

เทคนิคการวิเคราะห์หลักมิติเปิดดิสคริมิแนนต์(MDA) เป็นเทคนิคการวิเคราะห์ที่มีการเรียนรู้แบบมีการสอนเหมาะสำหรับการนำตัวแปรอิสระหลายตัว ซึ่งวัดในมาตรอันตรภาคหรืออัตราส่วน ไปทำนายตัวแปรตาม ซึ่งเป็นตัวแปรกลุ่มหรือตัวแปรจัดประเภท ตัวแปรกลุ่มอาจเป็นตัวแปรจัดประเภทมากกว่า 2 กลุ่ม แนวคิดของการจำแนกทดสอบสมมติฐาน คือ การหาค่าเฉลี่ยของตัวแปรต้นแต่ละกลุ่มมีค่าเท่ากันหรือไม่ การทดสอบนัยสำคัญทางสถิติเป็นการทดสอบระยะห่างระหว่างค่าเฉลี่ยของคะแนนจำแนกของแต่ละกลุ่ม ทำให้ได้ฟังก์ชันการจำแนกไว้อธิบายว่าสามารถจำแนกกลุ่มใดด้วยตัวแปรใด การวิเคราะห์วิธีนี้นอกจากจะสามารถจำแนกระหว่างกลุ่มได้อย่างสูงสุดแล้ว ยังสามารถบอกธรรมชาติบางอย่างของการจำแนกนั้นด้วย เช่น บอกว่าตัวแปรใดจำแนกได้ดีมากน้อยกว่ากัน นั่นคือสามารถบอกประสิทธิภาพการจำแนกของกลุ่มตัวอย่างที่นำมาทดสอบ นอกจากนี้การวิเคราะห์หลักมิติเปิดดิสคริมิแนนต์ยังสามารถพยากรณ์การเข้าสู่กลุ่มของข้อมูลใหม่ด้วย ฟังก์ชันการจำแนกจะเป็นผลรวมเชิงเส้นของตัวแปรตามที่เกิดความแตกต่างระหว่างกลุ่มมากที่สุด ขั้นตอนการวิเคราะห์เริ่มต้นจะต้องหาค่า Eigenvalue หรือที่เรียกว่า Discriminant Criterion เขียนแทนด้วย สัญลักษณ์  $\lambda$  ซึ่งก็คือ ความแปรปรวนของคะแนนแปลงรูป  $Y$  ที่แปลงมาจาก  $X_1, X_2, \dots, X_p$  เขียนในรูปสมการได้เป็น

$$\lambda = \frac{SS_b(Y)}{SS_w(Y)} \quad (3)$$

โดยที่  $SS_b(Y)$  แทน Sum of Square of between group จากคะแนน  $Y$  และ  $SS_w(Y)$  แทน Sum of Square of within group จากคะแนน  $Y$  หลังจากหาคำนวนค่า  $\lambda$  แต่ละค่าแล้ว นำค่าเหล่านี้ไปคำนวณหาค่า  $b$  แต่ละชุด ค่า  $\lambda_1$  จะให้ค่า  $b_1$  ค่า  $\lambda_2$  จะให้ค่า  $b_2$  และค่า  $\lambda_3$  ก็ให้ค่า  $b_3$  ดำเนินการจนครบ  $\lambda$  ทุกค่า โดยใช้สมการ

$$(W^{-1}B - \lambda I)b = 0 \quad (4)$$

โดยที่  $W^{-1}$  แทน อินเวอร์สเมตริกซ์ของผลรวมของกำลังสองและของผลคูณ ภายในกลุ่ม,  $B$  แทน เมตริกซ์ของผลรวมกำลังสองและของผลคูณ ระหว่างกลุ่ม,  $\lambda$  แทน Eigenvalue และ  $I$  แทน ไอเด้นติตีเมตริกซ์ (Identity matrix) หลังจากได้ค่า  $b$

ของแต่ละค่า  $\lambda$  แล้วนำค่าแต่ละชุดเขียนเป็นสมการจำแนก (Discriminant Function) ดังนี้

$$\begin{aligned} z_1 &= b_{11}x_1 + b_{12}x_2 + b_{13}x_3 + \dots b_{1p}x_p \\ z_2 &= b_{21}x_1 + b_{22}x_2 + b_{23}x_3 + \dots b_{2p}x_p \\ &\dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \dots \\ z_i &= b_{i1}x_1 + b_{i2}x_2 + b_{i3}x_3 + \dots b_{ip}x_p \end{aligned} \quad (5)$$

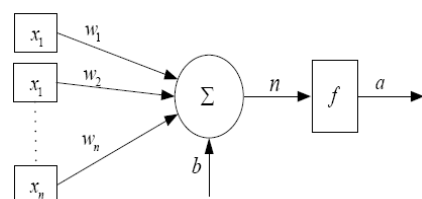
เมื่อได้สมการจำแนกกลุ่มก็จะทำการทดสอบนัยสำคัญของสมการที่ได้เพื่อทราบว่าสมการเหล่านั้นสมการใดมีอำนาจจำแนกกลุ่มได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยใช้วิธี Barlett test

$$V_m = [N - 1 - 0.5(p + k)] \ln(1 + \lambda_m) \quad (6)$$

โดยที่  $V_m$  แทน ค่าที่จะใช้เปรียบเทียบกับค่าวิกฤติเพื่อทราบนัยสำคัญของสมการที่  $m$  ส่วน  $N$  แทน จำนวนสมาชิกในกลุ่มทั้งหมด  $p$  แทน จำนวนตัวแปร  $k$  แทนจำนวนกลุ่มและ  $\lambda$  แทน Eigen value ของสมการที่ทดสอบ สมการจำแนกจะมีนัยสำคัญ เมื่อค่า  $V_m$  ที่คำนวณได้มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับวิกฤติ (Critical Value)

### โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

มีพื้นฐานมาจากการจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ ด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์จุดมุ่งหมายของโครงข่ายประสาทเทียมคือต้องการให้คอมพิวเตอร์มีความชาญฉลาดในการเรียนรู้เหมือนที่มนุษย์มีการเรียนรู้สามารถฝึกฝนได้และสามารถนำความรู้และทักษะ รวมทั้งสามารถนำไปประยุกต์ใช้ได้กับปัญหา Classification, Regression และ Clustering เทคนิคนี้มักถูกเรียกว่า “black box” เนื่องจากการทำงานมีความซับซ้อนมากกว่าเทคนิคอื่นๆค่อนข้างมาก การเรียนรู้ของนิวรอลเน็ตเวิร์ก ทำได้โดยการส่งข้อมูลเข้ามายังส่วนที่เรียกว่าเพอร์เซ็ปตรอน (perceptron) สามารถเทียบได้กับเซลล์สมองของมนุษย์ โดยที่เพอร์เซ็ปตรอนทำการรับข้อมูลที่อยู่ในรูปของเมทริกซ์ซึ่งเป็นตัวเลขเข้ามาคำนวณ ซึ่งมีไดอะแกรมการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมดังรูปที่ 4



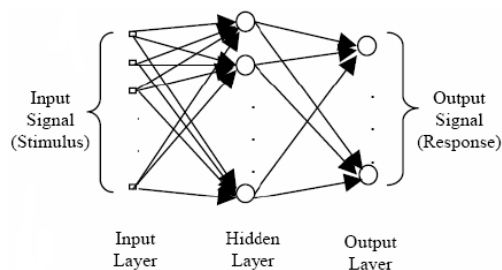
รูปที่ 4 หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม [7]

ฟังก์ชันผลรวม (Summation Function) โดย  $i$  มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง  $z$

$$n = \sum_{i=1}^z x_i w_i + b \quad (7)$$

โดยที่  $n$  คือ ผลรวมที่ได้จากฟังก์ชันผลรวม  
 $x_i$  คือ ค่าข้อมูลเข้าตัวที่  $i$   
 $w_i$  คือ ค่าน้ำหนักของนิวรอนตัวที่  $i$   
 $z$  คือ จำนวนนิวรอนชั้นข้อมูลเข้า  
 $b$  คือ ค่าความโน้มเอียง

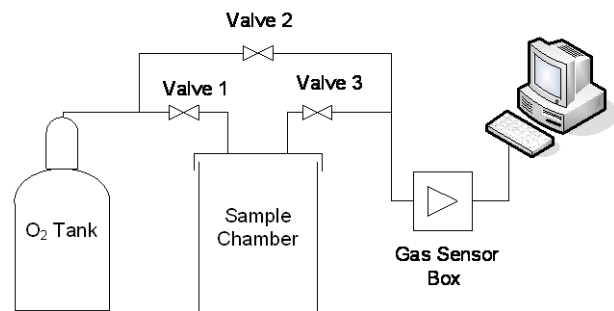
โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Multilayer Perceptron (MLP) [7] โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP เป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างเป็นแบบชั้นใช้สำหรับงานที่มีความซับซ้อนได้ผลเป็นอย่างดี โดยมีกระบวนการฝึกฝนเป็นแบบ Supervise และใช้ขั้นตอนการส่งค่าย้อนกลับ (Back propagation) สำหรับการฝึกฝน กระบวนการส่งค่าย้อนกลับประกอบด้วย 2 ส่วนย่อยคือ การส่งผ่านไปข้างหน้า (Forward Pass) การส่งผ่านย้อนกลับ (Backward Pass) สำหรับการส่งผ่านไปข้างหน้า ข้อมูลจะผ่านเข้าโครงข่ายประสาทเทียมที่ชั้นของข้อมูลเข้าและจะส่งผ่านจากอีกชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่งจนกระทั่งถึงชั้นข้อมูลออก ส่วนการส่งผ่านย้อนกลับค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับเปลี่ยนให้สอดคล้องกับกฎการแก้ข้อผิดพลาด (Error correction) คือ ผลต่างของผลตอบที่แท้จริง (Actual response) กับผลตอบเป้าหมาย (Target response) เกิดเป็นสัญญาณผิดพลาด (Error signal) ซึ่งสัญญาณผิดพลาดนี้จะถูกส่งย้อนกลับเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในทิศทางตรงกันข้ามกับการเชื่อมต่อ ค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับจนกระทั่งผลตอบที่แท้จริงเข้าใกล้ผลตอบเป้าหมาย ดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 โครงข่ายประสาทเทียม Multilayer Perceptron [7]

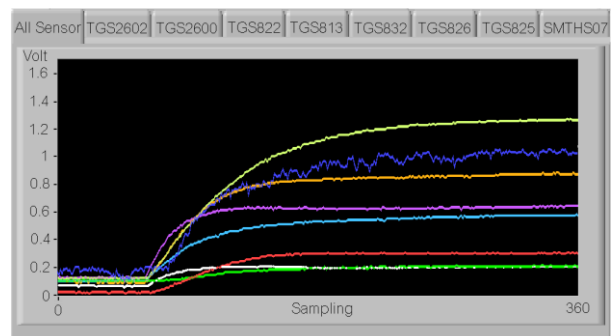
การจำแนกกลิ่นเสื้อบุคคลโดยใช้แก๊สเซ็นเซอร์มาเป็นจุมุกอิเล็กทรอนิกส์เพื่อตรวจวัดสารประกอบอินทรีย์ระเหยง่ายที่ติด

บนเสื้อนั้น เสื้อที่นำมาทดสอบดมกลิ่นด้วยจุมุกอิเล็กทรอนิกส์จะมีขั้นตอนการเตรียมตัวอย่างโดยจะให้อาสาสมัครสวมใส่เสื้อที่จะนำมาทดสอบออกกำลังกายให้เกิดเหงื่อและมีกลิ่นตัวติดบนเสื้อ โดยอาสาสมัครทุกคนมีการดำเนินชีวิตประจำวันในลักษณะคล้ายคลึงกัน ต่อจากนั้นนำมาทดสอบกับจุมุกอิเล็กทรอนิกส์ ซึ่งมีไดอะแกรมการทำงานดังรูปที่ 6 โดยประกอบด้วยส่วนประกอบสำคัญ 3 ส่วน คือ ระบบการควบคุมการไหลของแก๊สซึ่งมีออกซิเจนเป็นแก๊สพาหุ ชุดแก๊สเซ็นเซอร์ชนิดเมทอลออกไซด์ต่อร่วมกันแบบอาร์เรย์และระบบการบันทึกสัญญาณ ซึ่งใช้อุปกรณ์ DAQ NI-USB 6008 ร่วมกับโปรแกรม Labview 7.1



รูปที่ 6 ไดอะแกรมการทำงานของจุมุกอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้จำแนกกลิ่นเสื้อบุคคล

การทำงานของระบบดมกลิ่นตัวอย่างเสื้อจะเริ่มจากการปล่อยให้แก๊สออกซิเจนไหลผ่านแก๊สเซ็นเซอร์อาร์เรย์ในอัตรา 1 ลิตร/นาที่ เป็นเวลา 1 นาที ให้ระดับสัญญาณ Baseline เซ็นเซอร์ทั้ง 8 ตัวคงที่ โดยการปิดวาล์วตัวที่ 1, 3 และเปิดวาล์วตัวที่ 2 ในระหว่างนั้นนำตัวอย่างเสื้อใส่ในภาชนะขนาด 2000 ml ต่อจากนั้นระบบจะทำการปิดวาล์วตัวที่ 2 และเปิดวาล์วตัวที่ 1, 3 เพื่อให้แก๊สพาทนำสารประกอบอินทรีย์ระเหยง่ายที่ติดบนเสื้อตัวอย่างไหลสู่เซ็นเซอร์อาร์เรย์ทั้ง 8 ตัว เป็นเวลา 5 นาที ซึ่งจะได้สัญญาณการเปลี่ยนแปลงเอาท์พุทดังรูปที่ 7



รูปที่ 7 สัญญาณการเปลี่ยนแปลงเอาท์พุทของเซ็นเซอร์ที่ได้จากการทดสอบเสื้อตัวอย่าง

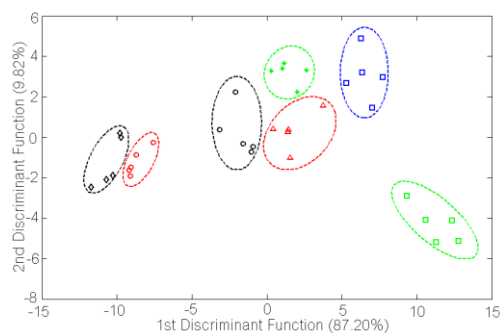
### ผลการทดลอง

การใช้หมึกอิเล็กทรอนิกส์มกลืนตัวอย่างเสื้อจะทำการเก็บตัวอย่างและทดลองเป็นเวลา 5 วัน แต่ละวันก็จะมีการตรวจวัดหลังจากการออกกำลังกายของอาสาสมัคร ซึ่งมีจำนวนอาสาสมัคร 7 คน หลังจากการตรวจวัดจะหาค่าการเปลี่ยนแปลงสัญญาณสูงสุดของแก๊สเซ็นเซอร์ที่มีกับสารประกอบอินทรีย์ระเหยง่ายบนเสื้อ จากนั้นนำข้อมูลที่ได้ทั้งหมดมาสร้างเมตริกข้อมูลขนาด 30x8 เพื่อนำไปวิเคราะห์การจำแนกด้วยเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) และการวิเคราะห์มิติเปิดดิสคริมีแนนต์ (MDA)

ตารางที่ 2 ค่าเฉลี่ยของการเปลี่ยนแปลงสัญญาณสูงสุดของแก๊สเซ็นเซอร์ของอาสาสมัครแต่ละคน

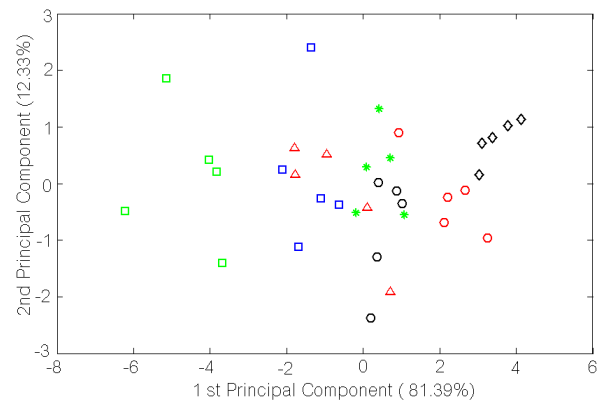
| คน<br>ที่ | TGS<br>2602<br>(V) | TGS<br>2600<br>(V) | TGS<br>822<br>(V) | TGS<br>813<br>(V) | TGS<br>832<br>(V) | TGS<br>826<br>(V) | TGS<br>825<br>(V) | SMT<br>HS07<br>(V) |
|-----------|--------------------|--------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|--------------------|
| 1         | 0.157              | 0.265              | 0.108             | 0.364             | 0.764             | 0.604             | 0.745             | 0.598              |
| 2         | 0.061              | 0.2                | 0.079             | 0.239             | 0.243             | 0.19              | 0.439             | 0.61               |
| 3         | 0.126              | 0.248              | 0.106             | 0.36              | 0.64              | 0.522             | 0.741             | 0.642              |
| 4         | 0.047              | 0.147              | 0.069             | 0.192             | 0.145             | 0.128             | 0.296             | 0.476              |
| 5         | 0.124              | 0.226              | 0.091             | 0.299             | 0.505             | 0.475             | 0.494             | 0.578              |
| 6         | 0.192              | 0.314              | 0.139             | 0.616             | 1.286             | 0.825             | 1.103             | 0.647              |
| 7         | 0.098              | 0.232              | 0.092             | 0.294             | 0.513             | 0.41              | 0.516             | 0.71               |

การวิเคราะห์เมตริกข้อมูลจากการใช้หมึกอิเล็กทรอนิกส์มกลืนเสื้อตัวอย่าง เราจะใช้การวิเคราะห์ด้วยเทคนิค PCA เพื่อดูผลการวิเคราะห์เบื้องต้นว่าข้อมูลมีโอกาสจำแนกได้หรือไม่ โดยดูจากผลจากการวิเคราะห์เราจะได้ตัวแปรใหม่  $PCA1$  และ  $PCA2$  ซึ่งทั้งสองตัวแปรจะเป็นตัวบ่งชี้ว่าข้อมูลสามารถจำแนกกันได้ดีเท่าใด โดยดูจากผลรวมเปอร์เซ็นต์การดึงความสัมพันธ์ของเมตริกข้อมูลของทั้งสองตัวแปร ถ้ายิ่งมากแสดงว่าการจำแนกยิ่งดี ซึ่งต้องได้ค่าอย่างน้อยร้อยละ 80



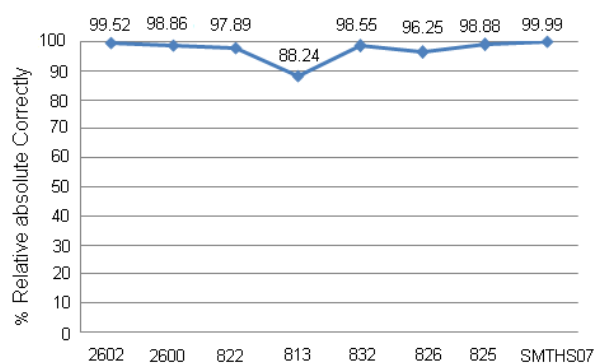
รูปที่ 8 ผลการวิเคราะห์การจำแนกเมตริกข้อมูลด้วยเทคนิค PCA

จากการใช้เทคนิค PCA วิเคราะห์เมตริกข้อมูล พบว่าได้ผลการดึงความสัมพันธ์ของตัวแปร  $PCA1$  และ  $PCA2$  ร้อยละ 81.39 และ 12.33 ตามลำดับ ซึ่งได้ผลรวมของทั้งสองตัวแปรร้อยละ 93.72 ซึ่งเกิน 80 เปอร์เซนต์ แต่จากการพล็อตกราฟจะเห็นว่าการจำแนกยังไม่ดีเท่าที่ควร เนื่องจากการซ้อนทับกันของข้อมูลในบางคน ซึ่งเราจะแก้ไขปัญหาดังกล่าว โดยการนำเมตริกข้อมูลไปวิเคราะห์ด้วยเทคนิค MDA ซึ่งได้ผลดังรูปที่ 9



รูปที่ 9 ผลการวิเคราะห์การจำแนกเมตริกข้อมูลด้วยเทคนิค MDA

หลังจากการใช้เทคนิค MDA จะสามารถจำแนกกลุ่มเสื้อของแต่ละคนออกได้อย่างชัดเจนดังรูปที่ 8 ซึ่งให้ผลการดึงความสัมพันธ์ของเมตริกข้อมูลทั้งตัวแปร  $DF1$  และ  $DF2$  ร้อยละ 87.2 และ 9.82 ได้ผลรวม 97.02 เปอร์เซนต์ จากนั้นนำข้อมูลมาจำแนกด้วยเทคนิค MLP เพื่อให้ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ข้อมูลที่ดีขึ้นโดยใช้ฟังก์ชัน Sigmoid มี Hidden Layer จำนวน 4 Node ได้ค่าเอาต์พุต Node คือ -0.868, -1.430, 0.681, 3.696 ตามลำดับ และ Threshold เท่ากับ -1.326 ซึ่งได้ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ดังรูปที่ 10



รูปที่ 10 ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ข้อมูลด้วยเทคนิค MLP

จะเห็นว่าการวิเคราะห์ข้อมูลความสัมพันธ์ของแก๊สเซ็นเซอร์ในแต่ละตัวให้ความถูกต้องประมาณ 99 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งให้ผลการทำงานที่ดีกว่า PCA และ MDA ซึ่งให้ความถูกต้องประมาณ 80 เปอร์เซ็นต์

### สรุปผล

จมูกอิเล็กทรอนิกส์ที่ได้ออกแบบและพัฒนาจากการใช้แก๊สเซ็นเซอร์ชนิดเมทอลออกไซด์มาต่อร่วมกันเพื่อตอบสนองของแก๊สเซ็นเซอร์แต่ละตัวต่อสารประกอบอินทรีย์ระเหยง่ายที่ติดบนเสื้อผ้าของอาสาสมัครหลังจากออกกำลังกาย พบว่าสัญญาณเอาต์พุตที่ได้มีค่าแตกต่างกันออกไปและเมื่อเราทำการเปลี่ยนแปลงสูงสุดจากการวัดในแต่ละครั้งมาทำการวิเคราะห์ขั้นต้นโดยใช้เทคนิค PCA พบว่าสามารถถึงความสัมพันธ์ของเมตริกข้อมูลของตัวแปร  $PCA1$  และ  $PCA2$  ร้อยละ 93.72 แต่จากการพลอตกราฟพบว่าการจำแนกไม่เด่นชัดโดยมีการซ้อนทับของข้อมูล เราจึงใช้เทคนิค MDA ซึ่งเป็นเทคนิคที่มีการเรียนรู้แบบมีการสอน มาวิเคราะห์พบว่าให้ค่าการถึงความสัมพันธ์ของเมตริกข้อมูลของตัวแปร  $DF1$  และ  $DF2$  ร้อยละ 97.02 และสามารถจำแนกข้อมูลจากการดมกลิ่นเสื้อของอาสาสมัครจำนวน 7 คน ออกเป็นกลุ่มอย่างชัดเจนและเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของแก๊สเซ็นเซอร์ในแต่ละตัวให้ดียิ่งขึ้น จึงนำเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP มาใช้โดยให้ความถูกต้องประมาณ 99 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งให้ผลการจำแนกดีกว่าเทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักและการวิเคราะห์หลักตีเปิดดิสคริมิแนนต์

### เอกสารอ้างอิง

- [1] Z. Tao, "Pattern Recognition of the Universal Electronic Nose", Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application, 2008.
- [2] C. Di Natale, "Advances in Food Analysis by Electronic Nose", IEEE Catalog Number: 97THS280, 1997, pp. SS122-SS127.
- [3] I. Morsi, "Electronic Noses for Monitoring Environmental Pollution and Building Regression Model", Arab Academy for Science and Technology, Egypt/ Alexandria, 2008.
- [4] R. Blatt, "Lung Cancer Identification by an Electronic Nose based on an Array of MOS Sensors", International Conference on Neural Networks, August 12-17, 2007.

[5] C. Wongchoosuk, M. Lutz and T. Kerdcharoen, "Correction of Humidity Effect for Detection of Human Body Odor", Proceedings of ECTI-CON, 2008.

[6] ชนะ จันทร์ศรี และ จักรี ศรีนนท์ฉัตร, "จมูกอิเล็กทรอนิกส์จำแนกกลิ่นเสื้อบุคคลโดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์หลักตีเปิดดิสคริมิแนนต์", การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 33, ธันวาคม 2553.

[7] ภรณ์ยา อัมฤครัตน์, การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการคัดเลือกและจำแนกข้อมูลด้วยวิธีการทางเครือข่ายประสาทเทียม, The 5<sup>th</sup> National Conference on Computing and Information Technology, 2009.

[8] Figaro company, Gas sensor datasheet, (Online) Available: [www.figaro.co.jp](http://www.figaro.co.jp) (10 March 2010).