

# 반도체식 가스센서와 패턴인식방법을 이용한 혼합가스의 정량적 분석

## Quantitative analysis of gas mixtures using a tin oxide gas sensor and fast pattern recognition methods

이정현\*, 조정환\*\*, 전기준\*\*\*

Jeong Hun Lee, Jung Hwan Cho, Gi Joon Jeon

**Abstract** - A fuzzy ARTMAP neural network and a fuzzy ART neural network are proposed to identify  $H_2S$ ,  $NH_3$ , and their mixtures and to estimate their concentrations, respectively. Features are extracted from a micro gas sensor array operated in a thermal modulation plan. After dimensions of the features are reduced by a preprocessing scheme, the features are fed into the proposed fuzzy neural networks. By computer simulations, the proposed methods are shown to be fast in learning and accurate in concentration estimating. The results are compared with other methods and discussed.

**Key Words** : tin oxide gas sensor, gas mixture, concentration estimation, fuzzy ARTMAP, fuzzy ART,

### 1. 서론

전자후각시스템을 이용해서 대기 중의 유해가스를 측정하는 휴대용 장치의 필요성이 증가하고 있다[1]. 전자후각시스템을 휴대용 가스측정 장치에 적용하면 이전의 화학적 가스 분석 장비에 비해서 휴대가 간편하고, 가격이 저렴해지는 장점이 있다. 이러한 휴대용 냄새측정 장치는 식품, 의약품, 환경감시 등의 여러 분야에서 유용하게 사용될 수 있다.

하지만, 전자후각시스템에서 널리 쓰이는  $SnO_2$  가스센서는 센서 자체의 비선형성, 습도, 온도에 따라 반응이 변화하고 [2], 선택성이 떨어지는 단점이 있다. 이러한 문제들을 해결하기 위해서, 여러 가지 방법들이 단일 혹은 혼합가스의 종류를 구별하고, 농도를 추정하는데 적용되었다. 혼합가스에 대한 선택성을 높이기 위해 몇 가지 센서구동방식들이 제안되어 비교되었고[3], 이산 웨이브렛 방법을 이용한 특징추출방법이 혼합가스분류에 응용되었다[4].

임베디드센서네트워크나 휴대용 가스측정 장치의 경우 시스템의 메모리와 연산시간의 제약을 받기 때문에, 퍼지 신경회로망이 가스분류 및 농도추정 알고리즘으로 사용될 경우 시스템의 복잡성과 계산시간을 중요하게 고려해야 한다. 지금까지는 다층퍼셉트론 신경회로망이 단일 또는 혼합가스를 분류하고 농도를 추정하는 방법으로 널리 쓰이고 있다[5]. 하지만, 이 방법은 오프라인으로 학습을 해야 하기 때문에 센서의 반응이 드리프트에 의해 변하게 되면 다시 학습해야 하는 단점이 있다. 또한 뉴로-퍼지 네트워크를 이용한 방법[6]은 농도를 추정하는데 있어 다층퍼셉트론 신경회로망 보다 더 나은 성능을 보이지만, 시스템이 더 복잡해지는 단점이 있었

다. 따라서 휴대용 전자후각시스템에 적용 가능한 적은 메모리 용량을 가지면서 실시간 프로그래밍이 가능한 알고리즘이 요구된다.

본 논문에서는 퍼지 ARTMAP 신경회로망과 퍼지ART 신경회로망을 이용한 패턴인식방법을 가스분류와 농도추정에 각각 사용하였다. 퍼지 ARTMAP 신경회로망을 이용해서 가스의 종류를 분류하는 방법은 이전의 방법들에 비해 분류성능에서는 큰 차이가 없으면서, 학습시간을 현저하게 줄일 수 있었다[7]. 농도를 추정하는 방법으로 기존의 퍼지 ART 신경회로망에 비퍼지화 방법을 결합하여 퍼지 규칙을 자동으로 생성함은 물론, 좀더 정확한 농도의 추정이 가능했다.

### 2. 데이터 측정 방법

본 논문에서는 산업현장이나 가정에서 쉽게 발생할 수 있는  $NH_3$ ,  $H_2S$ 와 그들의 혼합가스를 대상으로 단일 TGS2602 가스센서를 사용해서 측정했다. 가스를 측정하기 위한 실험장비들은 가스공급기, 온습도 조절기, 측정용 챔버 등의 세 부분으로 이루어진다. 그림 1에서와 같이  $NH_3$ ,  $H_2S$ , 그리고 질소와 산소의 혼합으로 만들어진 공기의 주입량은 MFC (mass flow controller)들에 의해서 조절된다.

상세한 실험순서는 다음과 같다. 먼저 건조한 공기는 온습도 조절기를 통과해서 대상가스에 혼합된다. 혼합된 가스는 측정용 챔버에 주입되고, 챔버안의 마이크로프로세서는 대상가스에 대한 센서의 반응을 시리얼 통신으로 컴퓨터에 기록한다.

다차원의 센서출력을 얻기 위해서 온도변환방식을 통해 온도에 따른 센서의 반응정도의 차이를 측정하였다. 이러한 반응정도의 차이는 센서와 연결된 마이크로프로세서에 전달되어 측정대상가스에 대한 센서의 저항변화로 나타난다.

$NH_3$ ,  $H_2S$ , 그들의 혼합 가스를 표 1에서와 같이 각각 10

저자 소개

\*慶北大學校 大學院 電子工學科 碩士課程

\*\*慶北大學校 大學院 電子工學科 博士課程

\*\*\*慶北大學校 電子工學科 教授

단계의 농도로 나누어 측정했다. 각각의 농도별로 20번씩 총 600번 측정하였고, 하나의 데이터는 센서가 가열된 뒤 식으면서 150ms마다 측정된 15차원의 데이터로 구성된다.

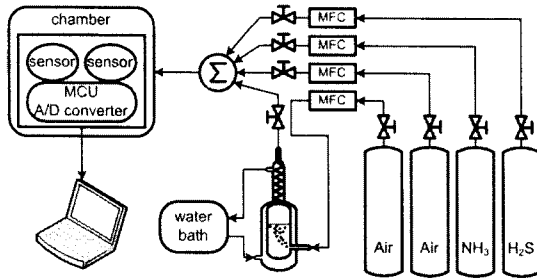


그림 1. 혼합 가스 측정 장비

		H <sub>2</sub> S (ppm)										
		0	0.3	0.6	0.9	1.2	1.5	1.8	2.1	2.4	2.7	3
NH <sub>3</sub> (ppm)	0	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v
	5	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v
	10	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v
	15	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v
	20	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v
	25	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v
	30	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v
	35	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v
	40	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v
	45	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v
50	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v	v	

표 1. 측정된 가스와 각각의 농도

### 3. 가스종류분류 및 농도추정방법

본 논문에서 제안한 패턴인식시스템은 그림 2와 같이 크게 두 부분으로 이루어져 있다. 반도체식 가스센서로부터 입력된 데이터는 간단한 전 처리과정을 거친 뒤, 먼저 퍼지 ARTMAP 신경회로망을 통해 분류된 후, 분류된 가스의 농도를 추정하기 위한 퍼지 ART 신경회로망의 입력으로 다시 사용된다.

#### 3.1 퍼지 ART 신경회로망

퍼지 ART 신경회로망의 학습방법은 다음과 같다. 먼저  $m$ -차원의 패턴  $a = (a_1, a_2, \dots, a_m)$ 을 보수 코딩한  $I = (a, a^c)$ 를 입력으로 사용한다. 여기서 각 패턴의 원소들은 0과 1사이의 값이다. 이 입력 패턴은 (1), (2)식을 이용해서 카테고리를 선택한다.

$$T_j = \frac{|I \wedge W_j|}{\alpha + |W_j|} \quad (1)$$

$$T_j = \max \{T_j : j = 1 \dots n\} \quad (2)$$

(2)식에서 가장 큰 값을 가지는 방향으로 (3)식으로 적합성을 평가한다.

$$\frac{|I \wedge W_j|}{|I|} \geq \rho \quad (3)$$

$$W_j^{new} = \beta(I \wedge W_j^{old}) + (1 - \beta)W_j^{new} \quad (4)$$

여기서  $\rho$ 는 임계변수이다. 만약 입력 패턴이 (3)식을 만족한다면, 입력은 (4)식에 의해서 선택된 카테고리에 포함된다. 만약 입력패턴이 (3)식을 만족하지 않는다면, 입력패턴은 새로운 카테고리를 만든다.

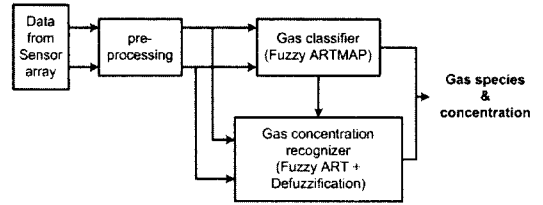


그림 2. 전체 시스템 구조

#### 3.2 퍼지 ARTMAP 신경회로망

퍼지 ARTMAP 신경회로망은 각각의 입력패턴에 연계된 카테고리 인식하는 지도학습 신경회로망이다. 퍼지 ARTMAP 신경회로망은 Map Field로 연결된 두개의 퍼지 ART<sub>a</sub>, ART<sub>b</sub> 신경회로망으로 구성된다.

입력패턴들과 출력패턴들을 학습할 때 퍼지 ARTMAP 신경회로망은 원하는 출력패턴으로의 분류를 위해서 ART<sub>a</sub> 신경회로망의 임계변수를 조절한다. 두개의 퍼지 ART 신경회로망은 사용자가 원하는 임계정도에 따라 입력패턴들과 출력패턴들을 나누어주며, Map Field는 입력패턴들과 출력패턴들 사이의 예측된 연관성을 제공한다.

#### 3.3 농도 추정 모델

##### 3.3.1 퍼지 규칙 생성

가스의 농도를 추정하는 방법은 기존의 퍼지 ART 신경회로망에 비퍼지화 방법을 결합하여 이용한다. 퍼지 ART 신경회로망을 통해 학습된 각각의 사다리꼴 모양들을 이용해서 다음과 같은 퍼지 규칙들을 생성할 수 있다.

$$R_j : \text{IF } x \text{ is } A_1, A_2, \dots, \text{ and } A_m \text{ then } C_n \text{ ppm} \quad (5)$$

사다리꼴 모양의 소속 함수는 데이터 차원의 수만큼 만들어진다. 각각의 소속정도는 사다리꼴 윗부분의 최소, 최대 값인  $u_k$ 와  $U_k$ 사이에서는 1이다.

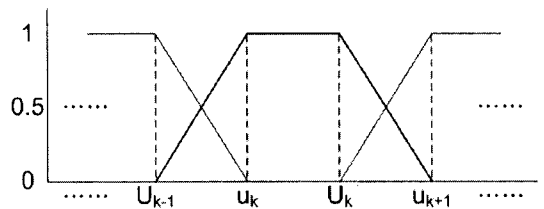


그림 3. 소속 함수

##### 3.3.2 비퍼지화 방법을 통한 농도 계산

가스의 농도를 분류하는 방법은 NH<sub>3</sub>, H<sub>2</sub>S 그리고 그들의 혼합가스 각각에 대한 독립된 3개의 퍼지 ART 신경회로망으로 이루어진 네트워크를 이용한다.

$$\hat{C} \text{ ppm} = \frac{\sum_{j=1}^n C_j \times \sigma_j}{\sum_{j=1}^n \sigma_j} \quad (6)$$

각 가스별로 다른 퍼지 규칙의 소속도와 비퍼지화 방법을 이용해서, 학습하지 않았던 농도의 테스트패턴까지도 농도를 추정할 수 있다. (6)번식에서  $\sigma_j$ 은 각 규칙의 모든 소속정도

중에서 가장 작은 값이며,  $C_j$ 는 각 규칙이 가리키는 농도 값이다.

#### 4. 모의실험 및 결과

본 논문에서 제안한 가스분석을 위한 패턴인식방법은 두 번의 학습과정을 거친다. 먼저 가스의 종류가  $NH_3$ ,  $H_2S$ , 또는 혼합된 가스인지를 분류한 다음, 각 해당되는 가스에 대한 농도를 추정하기 위해 다시 학습한다. 제안한 패턴인식방법의 성능을 비교하기 위해서, 컴퓨터 모의실험을 통해 다층퍼셉트론 신경회로망과 뉴로-퍼지 신경회로망의 분류결과와 비교했다.

##### 4.1 가스 종류 구분

$NH_3$ ,  $H_2S$ , 그리고 그들의 혼합가스를 농도별로 측정한 총 600개의 데이터 중 300개의 데이터를 이용해서 퍼지 ARTMAP 신경회로망을 학습시켰다. 세 종류의 가스패턴으로 구분한 다음, 나머지 300개의 데이터를 테스트입력으로 사용했다.

표 2에 나타난 결과로 퍼지 ARTMAP 신경회로망을 사용한 가스 분류방법이 다층퍼셉트론 신경회로망 방법에 비해 비슷한 성능으로 학습시간을 줄일 수 있음을 확인하였다.

##### 4.2 가스 농도 추정

일단 가스의 종류가 분류되면, 그 가스에 해당하는 데이터만을 퍼지 ART 신경회로망의 입력으로 사용했다. 각 농도별 총 200개의 데이터 중에서 6종류의 농도, 60개 데이터만을 가지고 학습시킨 뒤, 학습에 사용하지 않은 모든 데이터에 대해서 테스트했다. 표 3은 컴퓨터를 이용한 농도추정 모의실험 결과를 나타낸다.

다층퍼셉트론 신경회로망을 이용하여 농도를 추정했을 경우 학습하지 않은 농도에 대해서는 많은 오차를 가지는 것을 알 수 있었다.

분류방법 (Algorithm)	학습 횟수 (Training iterations)	성능 (Accuracy)
Fuzzy ARTMAP	3	100 %
MLP neural network	20000	100 %

표 2. 가스 종류 분류 성능 비교

농도 추정 방법 (Algorithm)	테스트 가스 (Test gas)	MSE	학습 횟수 (Training iterations)
MLP neural network	$NH_3$	38.72	50000
	$H_2S$	0.05	50000
	$NH_3 + H_2S$	0.56	30000
Neuro fuzzy network	$NH_3$	1.98	5000
	$H_2S$	0.01	5000
	$NH_3 + H_2S$	0.38	5000
Fuzzy ART + concentration estimation	$NH_3$	1.71	1
	$H_2S$	0.01	1
	$NH_3 + H_2S$	0.9	1

표 3. 가스 농도 추정 결과 비교

뉴로-퍼지 신경회로망을 이용하여 농도를 추정했을 경우

다층퍼셉트론 신경회로망을 이용했을 때 보다 성능이 우수하며, 시간을 줄일 수 있었지만, 네트워크가 조금 더 복잡하다는 단점이 있었다.

이와 비교해서 퍼지 ART 신경회로망을 이용해서 농도를 추정할 경우 학습시간을 현저하게 줄일 수 있을 뿐 아니라 비교적 안정된 성능을 보여주는 것을 확인할 수 있었다.

#### 5. 결론

본 논문에서는 온도변환방식의 단일 가스센서로부터 얻어진 데이터를 이용해서 퍼지 ARTMAP 신경회로망으로 가스의 종류를 분류하고, 퍼지 ART 신경회로망으로 가스의 농도를 추정하는 방법을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 방법을 이용하면 기존의 다층퍼셉트론 신경회로망이나 뉴로-퍼지 신경회로망에 비해 더 빠르면서도, 좀더 나은 성능을 얻을 수 있음을 알 수 있었다.

본 연구는 한국과학재단 특정기초연구  
(R01-2005-000-11047-0)지원으로 수행되었음.

#### 참 고 문 헌

- [1] C. Delhpa, M. Siadat, and M. Lumberras, "Identification of Forance R134a in an air-conditioned atmosphere with a TGS sensor array", IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 50, pp. 1370-1374, 2001.
- [2] C. Delhpa, M. Siadat, and M. Lumberras, "Humidity dependence of a TGS gas sensor array in a air-conditioned atmosphere", Sens. Actuator B, vol. 59, pp. 255-259, 1999.
- [3] A. Fort, N. Machetti, S. Rocchi, M. B. Serrano Santos, L. Tondi, N. Ulivieri, V. Vignoli, and G. Sberveglieri, "Tin Oxide Gas Sensing: Comparison Among Different Measurement Techniques for Gas Mixture Classification", IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 52, pp. 921-926, 2003.
- [4] R. Inoescu, and E. Llobet, "Wavelet transform fast feature extraction from temperature modulated semiconductor gas sensors", Sens. Actuators B, vol. 81, pp. 289-295, 2002.
- [5] E. Llobet, R. Ionescu, S. Al-Khalifa, J. Brezmes, X. Vilanova, X. Correig, N. Barsan, and J. W. Gardner, "Multicomponent gas mixture analysis using a single tin oxide sensor and dynamic pattern recognition", IEEE Sens. J. vol. 1, pp. 207-213, 2001.
- [6] D. S. Lee, D. D. Lee, S. W. Ban, M. H. Lee and Y. T. Kim, "SnO<sub>2</sub> gas sensor array for combustible and explosive gas leakage recognition", IEEE Sens. J., vol. 2, pp. 140-149, 2002
- [7] E. Llobet, E. L. Hines, J. W. Gardner, P. N. Bartlett, T. T. Mottram, "Fuzzy ARTMAP based electronic nose data analysis", Sens. Actuators B, vol. 61, pp. 183-190, 1999.