

논문 2006-43SC-4-3

# 반도체식 가스센서와 퍼지 ART를 이용한 혼합가스의 농도 추정

(Concentration estimation of gas mixtures using a tin oxide gas sensor and fuzzy ART)

이 정 현\*, 조 정 환\*, 전 기 준\*

(Jeong Hun Lee, Jung Hwan Cho, and Gi Joon Jeon)

## 요 약

본 논문에서는 혼합가스의 종류를 구분하고 농도를 추정하기 위하여 퍼지 ARTMAP 신경회로망과 퍼지 ART 신경회로망을 각각 사용하였다. 온도변환 구동방식의 반도체식 가스센서를 이용하여 NH<sub>3</sub>, H<sub>2</sub>S, 그리고 그들의 혼합가스에 대해서 데이터를 획득하였고, 데이터들을 제안한 패턴인식방법의 입력으로 사용하기위해서 전 처리 과정을 통해 데이터들의 차원을 줄여주었다. 실험을 통해서 본 논문에서 사용한 방법이 이전의 다른 방법들과 비교하여 학습시간을 줄이면서 좀더 안정된 농도 추정 성능을 보여줌을 확인하였다.

## Abstract

A fuzzy ARTMAP neural network and a fuzzy ART neural network are proposed to identify H<sub>2</sub>S, NH<sub>3</sub>, and their mixtures and to estimate their concentrations, respectively. Features are extracted from a tin oxide gas sensor 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 method is shown to be fast in learning and stable in concentration estimating compared with other methods.

**Keywords :** fuzzy ARTMAP, fuzzy ART, gas mixture, concentration estimation

## I. 서 론

전자후각시스템을 이용하여 대기 중의 유해가스를 측정하는 휴대용 장치의 필요성이 증가하고 있다<sup>[1]</sup>. 전자후각시스템을 휴대용 가스측정 장치에 적용하면 이전의 화학적 가스분석 장비에 비해 휴대가 간편하고, 가격이 저렴한 장점이 있다. 이러한 휴대용 가스측정 장치는 식품이나 의약품의 제조 공정뿐만 아니라 실내 유해가스 검출, 하수처리장이나 공장 내 환경감시 등의

여러 분야에서 유용하게 사용될 수 있다.

하지만, 전자후각시스템에서 널리 쓰이는 반도체식 가스센서는 센서 자체의 비선형성, 습도, 온도에 따라 센서의 반응에 드리프트가 발생하고<sup>[2]</sup>, 선택성이 떨어지는 단점들이 있다. 이러한 문제들을 해결하기 위해서, 여러 가지 패턴분류방법들이 단일 혹은 혼합가스의 종류를 구별하고, 농도를 추정하는데 적용되었다. 이전의 연구에서는 혼합가스를 분류하기위한 센서의 선택성을 높이기 위해 몇 가지 센서 구동방식들이 제시되고 비교되었다<sup>[3]</sup>. 온도변환(Thermal Modulation) 구동방식의 센서로부터 얻어진 주기적인 데이터의 특징을 FFT(Fast Fourier Transform)방법으로 추출하여 단일가스의 농도를 추정하였고<sup>[4]</sup>, DWT(Discrete Wavelet Transform)방법을 통해 혼합가스를 분류하였다<sup>[5]</sup>.

\* 정희원, 경북대학교 전자전기컴퓨터학부  
(School of Electrical Engineering and Computer Science, Kyungpook National University)

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

접수일자: 2006년1월4일, 수정완료일: 2006년7월4일

임베디드 센서네트워크나 휴대용 가스측정 장치의 경우 시스템의 저장용량과 연산시간의 제약을 받기 때문에, 퍼지 신경회로망이 가스분류 및 농도 추정 알고리즘으로 사용 될 경우 시스템의 복잡성과 계산시간을 중요하게 고려하여야 한다. 지금까지는 다층퍼셉트론 신경회로망이 단일 또는 혼합가스를 분류하고 농도를 추정하는 방법으로 널리 쓰이고 있다<sup>[6]</sup>. 그러나 이 방법은 오프라인으로 학습을 해야 하기 때문에 센서의 반응이 드리프트에 의해 변하게 되면 다시 학습을 해야 하는 단점이 있다. 뉴로-퍼지 네트워크를 이용한 방법<sup>[7]</sup>은 농도를 추정하는데 있어 다층퍼셉트론 신경회로망 보다 좀 더 나은 성능을 보이지만, 시스템에 농도를 추정하기 위한 출력의 소속 함수층이 많아지는 단점이 있다. 따라서 위의 방법들을 적은 저장용량, 빠른 계산시간, 실시간 프로그래밍이 요구되는 휴대용 전자후각시스템에 적용하기에는 어려운 점들이 있다.

퍼지 ARTMAP 신경회로망과 퍼지 ART 신경회로망은 학습결과로 각각의 가중치를 입력에 연관된 다차원의 구간들의 형태로 저장하며, 온라인 학습이 가능하다. 또한 학습과정에서 입력패턴들의 불확실성을 어느 정도 보완해준다는 장점이 있다<sup>[8-9]</sup>. 따라서 본 논문에서는 퍼지 ARTMAP 신경회로망을 이용하여 가스를 분류하고<sup>[10]</sup>, 퍼지 ART 신경회로망에 비퍼지화를 결합한 방법을 이용하여 농도를 추정하는 패턴인식방법을 사용하였다.

먼저 본 연구를 위한 실험으로 산업현장이나 가정에서 쉽게 발생할 수 있는 악취인 NH<sub>3</sub>, H<sub>2</sub>S와 그들의 혼합가스를 대상으로 데이터를 측정하였다. 가스측정에는 악취에 잘 반응하는 것으로 알려진 TGS2602 가스센서를 사용하였으며 다차원의 센서출력을 얻기 위한 센서 구동방식으로 온도변환방식을 이용하였다. 실험으로부터 얻어진 데이터는 간단한 전 처리과정을 거쳐 가스의 패턴을 분류하기 위한 네트워크의 입력으로 사용되었다.

컴퓨터 시뮬레이션으로 제안한 패턴인식방법과 이전의 다층퍼셉트론 신경회로망, 뉴로-퍼지 신경회로망의 성능을 각각 비교하였다. 퍼지 ARTMAP 신경회로망으로 가스의 종류를 분류하는 방법은 이전의 방법에 비해 분류성능에서는 큰 차이가 없으면서, 학습 시간을 현저하게 줄일 수 있었다. 농도를 추정하는 방법은 퍼지 ART 신경회로망에 비퍼지화를 결합하여 학습시간이 상대적으로 짧으면서도 안정적인 성능을 보여주었다.

## II. 데이터 획득방법

### 1. 측정 장비 설치

가스를 측정하기 위한 실험 장비들은 그림 1에서와 같이 가스공급기, MFC, 온습도 조절기, 측정용 챔버 등으로 이루어진다. 각각의 가스는 1000ppm 농도의 NH<sub>3</sub> 저장탱크와 500ppm 농도의 H<sub>2</sub>S 저장탱크로부터 공급된다. 그리고 질소와 산소가 각각 4:1의 비율로 혼합된 공기를 사용하여 대상가스를 희석하고 측정용 챔버내의 온습도를 조절하는데 사용하였다.

각각의 가스의 주입량은 MFC (Mass Flow Controller)들에 의해서 조절된다. MFC는 가스의 주입량을 분자 단위로 정량해서 농도별로 흘려주거나 차단시켜주는 장치이다. MFC제어기는 각 MFC에 전원을 공급하며, 실험자가 측정하고자하는 혼합가스의 농도와 주입량을 정확하게 조절해준다. 측정용 챔버는 외부공기와 완전히 차단된 밀실로 만들고 챔버 내에는 온도변환 구동방식의 반도체식 가스센서와 센서로부터의 측정치를 읽기위한 MCU (Micro Controller Unit), 그리고 온습도 센서로 구성된 측정보드가 들어간다. 측정용 반도체식 가스센서로는 TGS2602 가스센서를 사용하였다. MCU는 Texas Instrument社의 초절전 16-bit 마이크로컨트롤러인 MSP430을 사용하였다. MSP430내에 내장된 A/D변환기는 센서로부터 입력된 신호를 디지털 값으로 변환시키며, 데이터들은 시리얼 통신으로 연결된 챔버 외부의 컴퓨터에 저장된다.

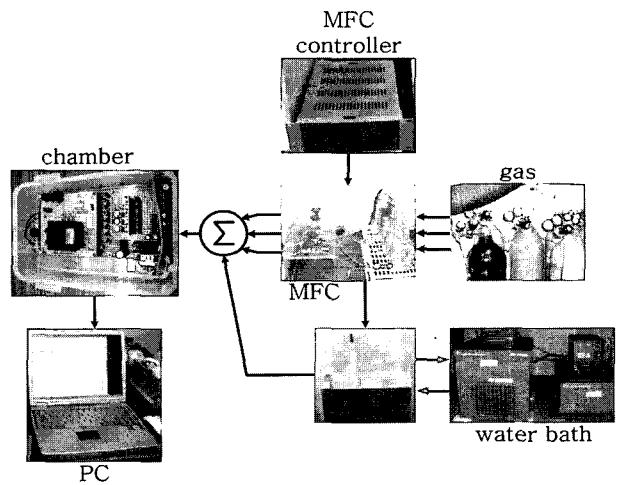


그림 1. 혼합가스 측정 실험장치  
Fig. 1. Experimental setup.

### 2. 측정 방법

먼저 온습도 조절기를 통해서 탱크로부터 공급되는

표 1. 측정된 가스의 종류와 각각의 농도  
Table 1. Measured gas mixture and their concentration.

		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									
	10	V		V								
	15	V			V							
	20	V				V						
	25	V					V					
	30	V						V				
	35	V							V			
	40	V								V		
	45	V									V	
	50	V										V

건조한 공기의 온도와 습도를 조절하였다. 본 실험에서는 공기의 온도는 27°C, 습도는 55%로 각각 조절하였다. 온도와 습도가 조절된 공기는 대상 가스에 혼합된다. NH<sub>3</sub>, H<sub>2</sub>S, 그리고 그들의 혼합된 가스의 순서로 측정을 하였으며, 표 1에서와 같은 조합으로 각각 MFC를 통해서 조절된 11단계의 농도별로 측정하였다. 같은 농도에 대해서 20번씩 총 660개의 데이터를 측정하였으며, 한 종류의 가스에 대한 측정이 끝나면 챔버를 열어 이전에 측정하였던 가스를 완전히 배출시킨 후 공기상태부터 다시 측정하는 방법으로 각각의 가스에 대해 측정하였다.

다차원의 출력을 얻기 위한 센서구동방식으로 온도 변환방식을 이용하였다. 반도체식 가스센서를 가열한 뒤 센서의 온도가 내려가면서 변화하는 센서의 저항 값을 약 2.5초 동안 150ms간격으로 측정해서 15차원의 데이터를 얻었다. 가스센서는 각 가스별로 온도에 따라 다른 반응정도를 보이므로, 온도변환방법을 이용하면 하나의 센서만으로도 여러 개의 센서를 사용한 것과 같은 어레이 효과를 얻을 수 있다. 본 논문에서는 각 농도별로 총 15차원의 데이터를 얻었다. 이러한 측정 대상 가스의 온도에 대한 반응정도의 차이는 센서와 연결된 마이크로프로세서의 A/D변환기를 이용하여 디지털 값으로 바뀐다. 마지막으로 이 값들은 시리얼 케이블로 연결된 챔버 외부의 컴퓨터로 전달되어 저장된다.

### III. 패턴인식방법

#### 1. 퍼지 ART 신경회로망

퍼지 ART 신경회로망은 ART 신경회로망 알고리즘에 퍼지 집합 이론의 연산을 적용시켜서 네트워크의 연

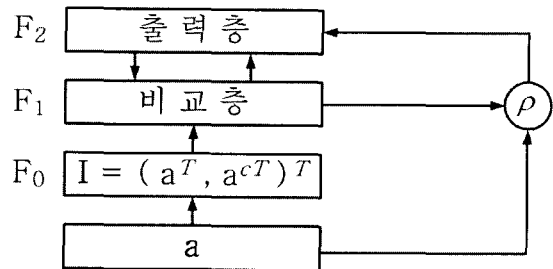


그림 2. 퍼지 ART 신경회로망  
Fig. 2. Fuzzy ART architecture.

산속도와 안정성을 높인 신경회로망이다. 퍼지 ART 신경회로망에서는 ART 신경회로망에서 사용하는 AND, OR 연산을 최소(min), 최대(max) 연산으로 대체한다. ART 신경회로망은 새로운 입력이 추가될 때마다 시스템 전체를 다시 학습해야하는 다중퍼셉트론 신경회로망의 단점을 극복하기위해 개발되었다. 이에 ART 신경회로망의 중요한 특징 중의 하나로 기존에 학습되었던 값들이 변화되지 않게 새로운 내용을 학습시킬 수 있다는 점을 들 수 있다. 즉, 이 점을 이용하면 센서네트워크와 같이 끊임없이 센서에 드리프트가 발생하는 환경에서 새로운 입력이 들어오더라도 입력에 연관된 일관성 있는 계산과정을 통해서 시스템을 빠른 시간 안에 안정화시킬 수 있는 것이다.

그림 2는 퍼지 ART 신경회로망의 구조를 나타낸 것이다. 퍼지 ART 네트워크는  $m$ 차원의 패턴  $\mathbf{a} = (a_1 a_2 \dots a_m)^T$ 를  $F_0$  층에서 보수 코딩한  $\mathbf{I} = (\mathbf{a}^T \mathbf{a}^c T)^T$ 를 입력으로 사용한다.

각 입력패턴의 원소들은 0과 1사이의 값이다.  $F_2$  층에서의 출력 가중치는  $\mathbf{w}_j = (w_{j1} w_{j2} \dots w_{jm})^T$ 이다. 여기서  $j$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ )는 출력 카테고리의 개수이며, 초기 가중치는 아래와 같이 정해진다.

$$w_{j1} = w_{j2} = \dots = w_{jm} = 1 \quad (3.1)$$

퍼지 ART 신경회로망에서는  $\alpha, \beta, \rho$ 의 3개의 매개변수를 사용한다.  $\alpha$ 는 선택 매개변수로서 0보다 큰 값을 취하게 되면 출력의 안정도가 좋아지며, 일반적으로 0.01 정도의 값으로 설정한다.  $\beta$ 는 학습률을 나타내는 매개변수로 0과 1 사이의 값을 가진다. 임계변수인  $\rho$ 는 가장 중요한 매개변수로서 학습이 이루어지는 과정에서 분류하고자하는 범위를 결정한다.  $\rho$ 역시 0과 1 사이의 값을 가지며, 1에 가까울수록 좀더 가까이 있는 패턴들까지 분류할 수 있게 해준다.

입력 패턴들은 아래의 카테고리선택 함수를 통해서 각 카테고리들의 가중치와 비교된다.

$$T_j = \frac{|I \wedge W_j|}{\alpha + |W_j|} \quad (3.2)$$

여기서  $\wedge$ 는 퍼지 AND 연산을 말하며, 다음과 같이 연산한다.

$$(p \wedge q)_i = \min(p_i, q_i) \quad (3.3)$$

식(3.2)에 의해서 계산된  $T_j$ 는 아래의 카테고리 선택 함수를 통해서 승자카테고리  $T_j$ 를 선택한다.

$$T_j = \max \{ T_j : j = 1, 2, \dots, n \} \quad (3.4)$$

만일 둘이상의  $T_j$ 가 선택되면, 승자카테고리는 가장 작은  $j$ 의 값이 된다. 선택된 승자카테고리는 다음 식을 통해서 적합성을 판별한다.

$$\frac{|I \wedge W_j|}{|I|} \geq \rho \quad (3.5)$$

$$W_j^{new} = \beta(I \wedge W_j^{old}) + (1 - \beta)W_j^{old} \quad (3.6)$$

현재 입력패턴에 대해서 식(3.5)을 만족한다면, 식(3.6)에 의해서 가중치를 학습한다. 만약 식(3.5)을 만족하지 않는다면, 입력은 새로운 카테고리를 만들게 되고, 다시 식(3.4)을 만족할 때까지 연산해서 가중치를 학습한다.

### 2. 퍼지 ARTMAP 신경회로망

퍼지 ARTMAP 신경회로망은 각각의 입력패턴에 연계된 카테고리를 인식하는 지도학습 신경회로망이다. 퍼지 ARTMAP 신경회로망은 두개의 퍼지 신경회로망 ART<sub>a</sub>와 ART<sub>b</sub>로 구성되며, 각각의 ART 신경회로망은 Map Field로 연결된다.

퍼지 ARTMAP 신경회로망은 입력패턴들과 출력패턴들을 학습할 때 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.

그림 3은 퍼지 ARTMAP 신경회로망의 구조를 그린 것이다. ART<sub>a</sub>와 ART<sub>b</sub>의 입력으로 각각  $a, b$ 를 보수

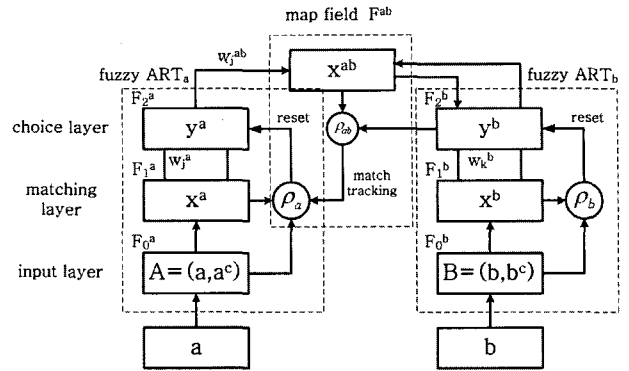


그림 3. 퍼지 ARTMAP 신경회로망  
Fig. 3. Fuzzy ARTMAP architecture.

코딩한  $A, B$ 를 사용한다. ART<sub>a</sub>의 입력으로 사용되는  $a$ 는 분류하고자 하는 입력패턴들이며, ART<sub>b</sub>의 입력으로 사용되는  $b$ 는 각각의 입력패턴들에 대한 목표치이다. 따라서 이 둘의 상관관계를 서로 비교해서 학습하는 지도학습이 가능하다. ART<sub>a</sub>와 ART<sub>b</sub>는 퍼지 ART 신경회로망과 같은 방법으로 각각 학습이 이루어진다.

Map Field인  $F^{ab}$ 는 ART<sub>a</sub>와 ART<sub>b</sub>의 카테고리의 학습정도에 따라 동작한다. 각각의 ART 네트워크에서 학습이 이루어져서 ART<sub>a</sub>의 현재 카테고리에 학습된 입력이  $J$ 이고, ART<sub>b</sub>의 현재 카테고리에 학습된 입력이  $K$ 라고 한다면, 다음 단계로 ART<sub>a</sub>의 현재 카테고리가 목표치로 주어진 ART<sub>b</sub>의 현재 카테고리에 적합한지를 아래 식으로 판별한다.

$$\frac{|y^b \wedge w_J^{ab}|}{|y^b|} \geq \rho_{ab} \quad (3.7)$$

식 (3.7)에서  $y^b$ 는 ART<sub>b</sub>의 현재 선택된 입력패턴이며,  $w_J^{ab}$ 는 ART<sub>a</sub>의 출력 가중치이다. 만약 식(3.7)을 만족하지 않으면 ART<sub>a</sub>에서는  $\rho_a$ 을 증가시키면서 새로운

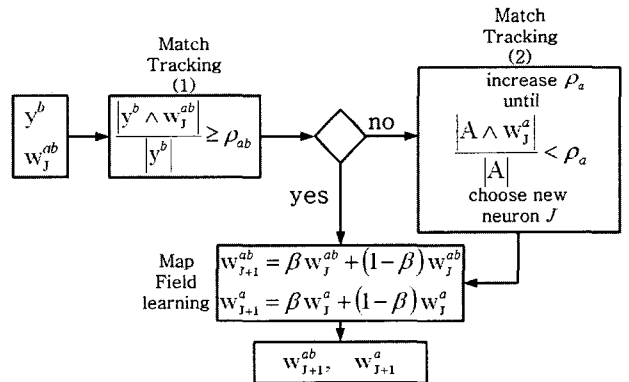


그림 4. 퍼지 ARTMAP 신경회로망 학습 시 적합성 판별  
Fig. 4. Match tracking of Fuzzy ARTMAP.



퍼지 규칙들이 각각의 구간 사이를 모두 포함하도록 만 들어지기 때문에 학습하지 않은 농도의 값은 인접하는 각 구간들의 사이 값으로 추정할 수 있게 되어 모든 농 도 값을 추정할 수 있는 모델로 만들 수 있다.

IV. 실험 및 결과

1. 실험 방법

본 논문에서 제안한 가스 분석을 위한 패턴인식방법 은 두 번의 학습과정을 거친다. 가스의 종류가 NH<sub>3</sub>, H<sub>2</sub>S, 또는 혼합된 가스인지를 먼저 분류한 다음, 각 해당되는 가스에 대한 농도를 추정하기 위해 해당하는 가 스의 데이터만으로 다시 학습한다. 그림 7은 제안한 가 스펙터 분류방법의 학습을 위한 컴퓨터 시뮬레이션 순 서도이다.

먼저 가스의 종류를 분류하는 방법으로 다층퍼셉트 론 신경회로망을 이용한 분류 알고리즘과 본 논문에서 사용한 퍼지 ARTMAP 신경회로망을 이용한 분류 알 고리즘의 분류성능을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 비교하 였다.

다음으로 가스의 농도를 추정하는데 있어서는 다층 퍼셉트론 신경회로망, 뉴로-퍼지 신경회로망, 그리고 본 논문에서 제안한 퍼지 ART 신경회로망과 비퍼지화 방 법을 사용한 농도 추정방법을 각각 사용하여 농도를 추 정하였고, 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 그들의 결과를 비 교하였다.

2. 가스 종류구분 결과 및 고찰

NH<sub>3</sub>, H<sub>2</sub>S, 그리고 그들의 혼합가스를 농도별로 측정 한 총 660개의 데이터 중 공기 상태를 제외한 세 종류 의 가스 데이터 중에서 300개의 데이터를 이용해서 먼 저 퍼지 ARTMAP 신경회로망을 학습시켰다. 실험에서 측정한 세 종류의 가스 패턴으로 구분한 다음, 나머지 300개의 데이터를 테스트 입력으로 사용하였다.

그런 다음 동일한 데이터로 다층퍼셉트론 신경회로 망도 학습시킨 후 퍼지 ARTMAP 신경회로망을 사용 한 분류결과와 비교하였다. 다층퍼셉트론 신경회로망의 경우 학습에 걸리는 시간이나 성능이 초기가중치의 선 택에 따라서 좌우될 수가 있으며 경우에 따라서 학습에 상당한 시간이 걸리는 경우도 있었다. 따라서 본 논문 에서는 다층퍼셉트론 신경회로망으로 학습시킬 때, 만 들어지는 가중치를 입력데이터와 비교해서 오차가 더 이상 급격하게 줄어들지 않을 때까지 학습을 시킨 후

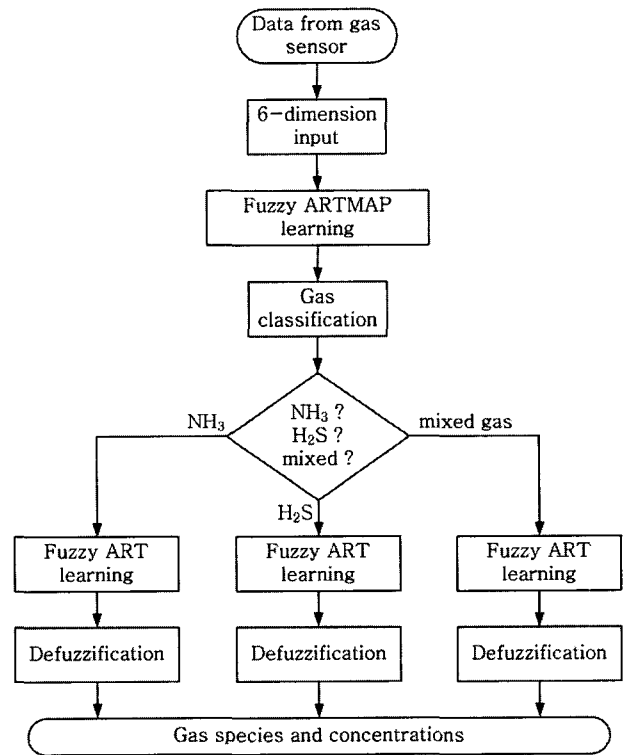


그림 7. 실험 순서도  
Fig. 7. Flowchart of computational experimentation.

학습 횟수를 기록하여 비교하였다.

표 2는 두 신경회로망의 가스 분류결과를 나타낸 것 으로 다층퍼셉트론 신경회로망의 학습 횟수는 총 다섯 번 학습한 결과의 평균이다. 이 결과를 바탕으로 퍼지 ARTMAP 신경회로망을 사용한 가스 분류 방법이 다 층퍼셉트론 신경회로망 방법에 비해 동일한 성능을 보 이면서 학습시간을 줄일 수 있음을 확인하였다.

퍼지 ARTMAP 신경회로망을 이용한 방법은 입력패 턴들을 각각의 소속정도에 따라서 카테고리들을 만들기 때문에 반복학습을 해야 하는 다층퍼셉트론 신경회로망 방법보다 더 빠른 시간 안에 학습할 수 있었다. 만일 휴 대용 장치에 가스분류알고리즘을 탑재해야한다면, 학습 시간이 짧은 퍼지 ARTMAP 신경회로망이 더 유리할 것이다.

표 2. 가스 종류 분류 성능 비교  
Table 2. Comparison of Gas classification performance of fuzzy ARTMAP and MLP neural network.

분류 방법	학습 횟수	성능
Fuzzy ARTMAP	3	100 %
MLP neural network	35187	100 %

3. 농도추정 결과 및 고찰

먼저 가스의 종류가 분류되면, 그 가스에 해당하는 데이터만을 입력으로 사용해서 퍼지 ART 신경회로망으로 학습한다. 각 농도별 총 220개의 데이터 중에서 공기상태를 포함한 6종류의 농도 120개 데이터만을 가지고 학습시킨 뒤, 학습에 사용하지 않은 데이터인 나머지 5종류의 농도 100개의 데이터에 대해서 테스트하였다. 표 3은 컴퓨터를 이용한 모의실험 결과를 보여준다. 다층퍼셉트론 신경회로망이나 뉴로-퍼지 신경회로망은 초기 가중치의 선택에 따라서 학습결과가 달라질 수 있다. 그래서 본 컴퓨터 시뮬레이션에서는 다층퍼셉트론 신경회로망과 뉴로-퍼지 신경회로망을 각각 5회씩 학습시켜 그들의 평균을 사용하였다.

다층퍼셉트론 신경회로망을 이용하여 농도를 추정했을 경우 6차원의 입력데이터를 이용하여 학습해야하기 때문에 원하는 성능의 출력을 얻기 위해서 오랜 시간동안 학습해야하는 단점이 있었다. 또한 초기 가중치의 선택이 학습결과에 많은 영향을 주는 것을 알 수 있었다. 농도추정 성능 면에서 보면 학습하지 않은 농도에 대해서는 많은 오차가 있음을 알 수 있었다. 따라서 다층퍼셉트론 신경회로망을 이용하여 농도를 추정하는 모델은 휴대용 전자후각 장치에 적합하지 않다는 것을 알 수 있었다.

한편 뉴로-퍼지 신경회로망을 이용하여 농도를 추정하였을 경우 다층퍼셉트론 신경회로망을 이용하였을 때보다 성능이 좋아진다는 것을 알 수 있었다. 하지만, 뉴로-퍼지 신경회로망은 기존의 다층퍼셉트론 신경회로망 네트워크에 가상 소속 함수층을 더해주는 구조이기 때문에 알고리즘이 조금 더 복잡해지는 단점이 있다.

이에 비해 퍼지 ART 신경회로망을 이용하여 농도를 추정하는 방법은 입력데이터들을 순차적으로 받아들여서 각각의 거리를 임계변수로 구분지어 카테고리들을 만들기 때문에 반복적인 학습을 하지 않아 학습시간을 현저하게 줄일 수 있었다.

그림 8은 혼합가스의 농도를 추정하는데 있어서 각 알고리즘별로 정확도를 비교한 그림이다. 이러한 결과를 토대로 다층퍼셉트론 신경회로망보다는 퍼지 ART 신경회로망 또는 뉴로-퍼지 신경회로망이 가스의 농도를 추정하는데 있어서 좀 더 정확하다는 것을 알 수 있다.

퍼지 ART 신경회로망은 먼저 학습한 입력패턴의 내용을 기억하면서, 새로운 내용을 학습할 수 있기 때문에 온라인학습이 가능하다. 또한 입력패턴들의 수치에

표 3. 퍼지 ART 신경회로망과 뉴로-퍼지 신경회로망, 다층퍼셉트론 신경회로망 각각의 농도 추정 결과 비교

Table 3. Comparison of concentration estimation performance of fuzzy ART, neuro-fuzzy network, and MLP neural network.

농도 추정 방법	테스트 가스	MSE	학습 횟수
MLP neural network	NH <sub>3</sub>	38.72	103140
	H <sub>2</sub> S	0.05	7313
	mixed NH <sub>3</sub>	6.32	12163
	mixed H <sub>2</sub> S	0.23	12163
Neuro-fuzzy network	NH <sub>3</sub>	1.98	9169
	H <sub>2</sub> S	0.01	7199
	mixed NH <sub>3</sub>	0.72	8009
	mixed H <sub>2</sub> S	0.026	8009
Fuzzy ART plus Defuzzification	NH <sub>3</sub>	1.71	1
	H <sub>2</sub> S	0.01	1
	mixed NH <sub>3</sub>	0.58	1
	mixed H <sub>2</sub> S	0.021	1

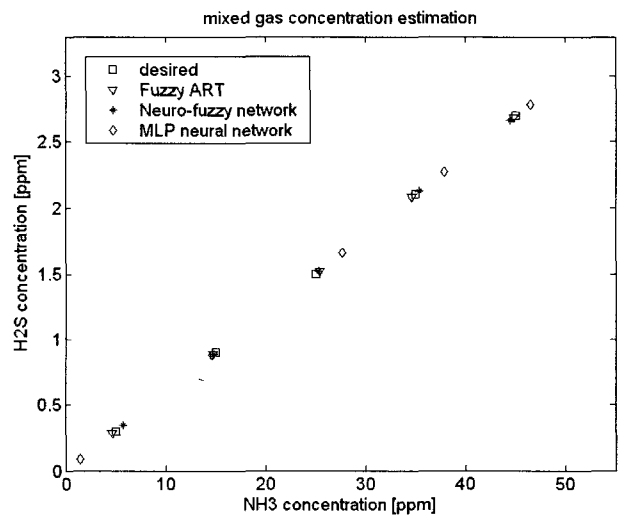


그림 8. 혼합가스에 대한 농도추정 정확도 비교  
Fig. 8. Comparison of accuracy of mixed gas concentration estimation.

상관된 가중치를 출력하기 때문에 센서에 드리프트가 발생하더라도 입력패턴들의 변화를 비교해서 새로운 가중치를 쉽게 계산할 수 있다. 따라서 본 논문에서 제시한 가스패턴 분류방법을 휴대용 가스측정 장치에 적용

한다면, 이전의 장치들보다 좀더 간단하면서 안정된 성능을 가지는 모델을 만들 수 있을 것이다.

## V. 결 론

본 논문에서는 퍼지 ARTMAP 신경회로망을 이용하여 가스의 종류를 분류하고, 퍼지 ART 신경회로망으로 가스의 농도를 추정하는 방법을 제안하였다. 온도변환 구동방식의 마이크로 가스센서 어레이를 사용하여 가스에 대한 데이터를 직접 측정하였으며, 측정 대상가스로는 가정이나 산업현장에서 쉽게 발생할 수 있는 악취인  $\text{NH}_3$ ,  $\text{H}_2\text{S}$ , 그리고 그들의 혼합가스를 사용하였다. 측정된 데이터들을 바탕으로 제안한 가스패턴 분류방법으로 가스의 종류를 구분하고, 그들의 농도를 추정하였다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 가스의 종류를 구분하는 모델은 다층퍼셉트론 신경회로망과 성능을 비교하였으며, 가스의 농도를 추정하는 방법으로는 뉴로-퍼지 신경회로망, 다층퍼셉트론 신경회로망과 각각 성능을 비교하였다. 컴퓨터 시뮬레이션 결과 제안한 가스패턴 분류방법을 이용하여 가스의 종류를 분류하고, 농도를 추정하였을 경우 학습 시간을 현저하게 줄일 수 있을 뿐 아니라 안정된 성능을 보여주었다.

## 참 고 문 헌

[1] C. Delhpa, M. Siadat, and M. Lumbreras, "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. Lumbreras, "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. Olivieri, 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] B. Yea, T. Osaki, K. Sgahara, and R. Konoshi, "The concentration-estimation of inflammable gases with a semiconductor gas sensor utilizing neural networks and fuzzy inference", *Sens. Actuators B*, vol. 41, pp. 121-129, 1997.

[5] 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.

[6] 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.

[7] D. S. Lee, D. D. Lee, S. W. Ban, M. 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.

[8] G. A. Carpenter, S. Grossberg, and D. B. Rosen, "Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system", *Neural Networks*, vol. 4, pp. 759-771, 1991.

[9] G. A. Carpenter, S. Grossberg, N. Markuzon, J. H. Reynolds, and D. B. Rosen, "Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps", *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 3, pp. 698-713, 1992.

[10] 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.



저 자 소 개



이 정 현(정회원)  
 2004년 울산대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 2006년 경북대학교 전자공학과  
 석사 졸업.  
 2006년~현재 LG전자 MC 사업부

<주관심분야 : 임베디드 시스템, 신경망, 센서신호처리>



전 기 준(정회원)  
 1969년 서울대학교 공과대학  
 공학사.  
 1978년 University of Houston  
 전기공학과 공학석사.  
 1983년 University of Houston  
 전기공학과 공학박사.

1996년~1997년 Purdue University 방문교수.  
 2002년~2004년 한국과학재단 전문위원.  
 1983년~현재 경북대학교 전자전기컴퓨터학부  
 교수.

<주관심분야 : 지능제어, 최적제어, 센서 신호처리>



조 정 환(정회원)  
 2001년 경상대학교 제어계측  
 공학과 학사 졸업.  
 2003년 경북대학교 전자공학과  
 석사 졸업.  
 2005년 경북대학교 전자공학과  
 박사 수료.

2003년~현재 동대학원 박사과정.  
 <주관심분야 : 지능형센서시스템, 패턴인식, 전자  
 후각시스템, 뉴로 퍼지>