

# Fuzzy ART를 이용한 실내 유해가스의 검출 및 분류

## Detection and Classification of Indoor Environmental gases using Fuzzy ART

이 재 섭, 조 경 환, 전 기 준  
Jae Seop Lee, Jung Hwan Cho, Gi Joon Jeon

경북대학교 대학원 전자공학과  
School of Electronics Kyungpook National University  
전화 : (053) 950-8624/8824  
Cell Phone : 016-9711-6987  
E-mail : leejs4444@korea.com

**Abstract** - In this paper, we proposed fuzzy adaptive resonance theory(ART) combined with principle component analysis(PCA) to recognize and classify indoor environmental gases. In experiment Taguchi gas sensors(TGS) are used to detect VOCs. Using thermal modulation of operating temperature of two sensors, we extract patterns of gases from the voltage across the load resistance. We use the PCA algorithm to reduce dimension so it needs less memory and shortens calculation time. Simulation is accomplished to two directions for fuzzy ART with and without PCA.

### I. 서 론

이제까지 많은 사람들이 청각, 시각, 후각 등의 감각 기관으로부터 이를 인지하는 뇌 사이의 신경계 전기신호를 연구해 왔다. 이 중에서 아직까지는 미진하나 현재 활발히 연구되고 있는 분야가 전자 후각 분야이다. 이 시스템은 인간의 후각 정보 전달 방식을 모방한 것으로 고성능 후각 센서와 신경회로망, 퍼지 등의 지능 신호 처리 방식을 적용한 시스템이며 사회 전반적으로 식품, 화장품, 의료, 환경 분야 등 응용 범위를 넓혀가고 있다. 이 논문에서는 여러 응용 분야들 중에서 환경의 분야를 다루고자 한다.

최근 가정뿐만 아니라 기업 내에서도 도시가스에 대한 수요는 꾸준히 증가하고 있는 추세이다. 반면에 생명에 대한 위협성은 더 증가하여 이전보다 더 신중하고 주의를 요하는 생활 자세가 필요하게 되었다. 실제 이제까지 가스폭발은 무수한 사람들에게 상해를 입히거나 사망에 이르기도 하였고 엄청난 재산의 손실을 야기시켜 왔다. 이 외에 우리의 생명과 재산을 위협하는 요인으로는 냉매제로 널리 알려진 프로판가스나 심한 악취로 인해 정상적인 생활에 위해를 줄 수 있는 황화수소, 그리고 특히 연탄가스 등에서 많은 부분을 차지하는 일산화탄소 등이 있다. 안전성의 확보를 위

해서는 위에서 열거된 휘발성의 유해 가스들(VOCs)을 올바르게 인식하고 이를 명확히 분류할 필요가 있으며 이를 위한 신뢰성을 확인할 수 있는 정보 시스템이 요구된다.

제한한 시스템에 사용된 센서들은 TGS 계열의 가스 센서이며 이런 센서들은 가스의 종류에 따라 회로 내의 센서 저항값이 가변하며 출력전압의 크기에도 변화를 주는 것들이다. 또한 유출되는 VOCs가 동일한 종류일 지라도 유출된 가스의 양이 다르다면 센서 저항값의 변화의 정도도 달라지게 된다. 게다가 이런 센서들은 농도뿐만 아니라 주위 환경 특히 온도와 습도에도 비교적 큰 영향을 받기 때문에 이에 대한 보상 문제가 시급히 요구된다. 이 논문에서는 가정이라는 국한된 장소를 대상 지역으로 하였고 이에 따라 온도와 습도도 실내에서 생활하기 적절한 범위로 제한을 두고 실험하였다. 실험에서 사용되는 센서는 TGS 2602와 TGS 2611 센서이다. 2602 센서는 악취 등에 잘 반응하는 센서로 위 실험에서는 황화수소를 분류하기 위해 고려되었고 2611 센서는 메탄가스에 잘 반응하는 센서로 메탄을 분류하는 데 사용된다. VOCs에 대한 데이터 패턴은 센서의 구동 방법 중에서 열적 변조 방법(Thermal Modulation Method)[1]으로 얻어낸다.

모의 실험에서는 분류 알고리즘으로 Fuzzy ART[2]

을 적용하였다. Fuzzy ART를 이용하여 중심값 (Center or Weight) 을 학습시키면 학습규칙에 따라 중심값이 작아지는 방향으로 이동하게 된다. 따라서 비교적 안정화된 중심값을 가지게 된다. 모의 실험에서는 Fuzzy ART의 입력으로서 10차원의 원래의 데이터 패턴을 사용하여 실험하였고 이것과 비교하여 주성분분석(PCA)을 이용하여 데이터 패턴의 차원을 줄여 동일한 조건으로 실험을 하였다. PCA를 이용하면 데이터의 차원을 축소할 수 있고 이에 따른 메모리와 계산 시간을 줄일 수 있기 때문에 처음의 방식보다는 많은 장점이 있다.

본 논문에서는 II장에서 전반적인 전자 후각 시스템을 설명하였고 III장에서는 분류 알고리즘으로 사용되는 Fuzzy ART에 대해서 알고리즘의 원리와 학습 규칙 등의 개략적인 내용을 다루었고 IV장에서는 실제 실험에 사용된 시스템을 제시하고 모의 실험에 대해 간단히 설명하였다. V장에서는 모의 실험을 통해서 PCA의 사용 유무에 따른 성능 분석을 비교하였고 마지막으로 결론을 논하였다.

## II. 전자 후각 시스템

전자 후각 시스템은 인간의 코의 기능과 구조의 이해를 기초로 하여 다양한 가스분자 감응소자로 구성된 어레이와 패턴 인식 기법 및 제어 시스템을 결합하여 인공 후각 기능을 가지도록 설계한 시스템을 말한다. 1982년 영국 Warwick대학 Persaud, Dodd가 소개한 가스 인식 시스템을 효시로 현재는 상용화하여 시판중에 있으며 소형이면서 경제적인 시스템의 개발에 초점을 두고 있다. 전자 후각 시스템은 식품 및 음료·주류산업, 화장품·향수산업, 환경산업, 반도체산업, 의학·의료산업, 안전 및 보안 분야, 자동차산업, 화학 및 고분자 분야, 계측 분야 등에 두루 응용되고 있다.

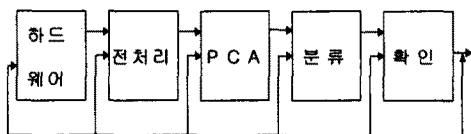


그림 1. 패턴 인식 시스템의 과정

그림 1은 가스센서를 이용한 패턴 인식 시스템을 나타내고 있다. 이 시스템은 다섯 단계로 나뉘어지는데 첫번째 단계는 하드웨어 단계로 센서 배열로부터 데이터 패턴을 획득하는 과정이고 다음은 전처리과정으로 획득된 데이터 패턴이 센서 자체의 불안정성으로 인해 발생하는 drift 현상을 보상에 주는 단계이다. 이 과정은 크게는 베이스라인처리(Baseline Manipulation), 압

축, 정규화 등 세 부분으로 나뉘어진다. 베이스라인처리는 기준 응답에 대해 센서 응답을 변형시키는 과정으로 실제 변화가 일어나는 부분이 센서저항이기 때문에 출력전압 형태의 초기 데이터 패턴을 센서저항의 형태로 바꾸어준다. 베이스라인처리는 크게 4가지로 drift 또는 센서의 에러( $\epsilon$ )의 형태로 나뉘게 되고 통상적으로 센서의 종류에 따라 결정된다.

$$x_{ij} = (R_s + \epsilon_i) - (R_o + \epsilon_i) = R_s - R_o \quad (1)$$

$$x_{ij} = \frac{R_s(1 + \epsilon_i)}{R_o(1 + \epsilon_i)} = \frac{R_s}{R_o} \quad (2)$$

$$x_{ij} = \frac{R_s \epsilon_i - R_o \epsilon_i}{R_o \epsilon_i} = \frac{R_s - R_o}{R_o} \quad (3)$$

$$x_{ij} = \log \frac{R_s}{R_o} = \log k - r \log c_j \quad (4)$$

식 (1)부터 (4)는 각각 difference method, relative method, fractional method, log parameter method을 나타내고 있는데 센서의 에러를 최대한 줄일 수 있는 방법을 선택하게 된다.  $R_o$ 와  $R_s$ 는 각각 기준이 되는, 즉 공기에서의 센서 저항과 모든 VOC에 대한 센서 저항을 의미한다. 압축 방법은 천이 응답(Transient Response)에서 정보를 추출하여 선택도(Selectivity)를 개선시키고 정보 획득 시간을 줄일 수 있으며 센서의 수명도 향상시킬 수 있다. 특징 벡터(Feature Vector) 들은 농도에 따라 심한 유동성을 띠는데 정규화 방법은 크기가 1인 벡터로 변환시키기 때문에 유동성 문제를 해결할 수 있지만 상대적으로 잡음의 영향이 커질 우려가 있다. 세번째 과정은 차원 축소 단계로 고차원의 경우 모델을 학습시키기 위해서는 많은 데이터가 필요하며 공분산행렬의 역행렬이 존재하지 않을 가능성도 커지기 때문에 PCA등을 이용해서 차원 축소 과정을 거치게 된다. 마지막으로 실질적인 분류과정과 모델 및 매개변수를 선택하고 모델의 성능을 평가하는 확인 및 비준의 단계(Validation)가 있다[3-4].

## III. Fuzzy ART

Fuzzy ART는 ART1에 fuzzy 개념을 도입한 형태로 ART1은 2진 입력만 가능한 데 비해 아날로그 입력까지 가능하게 하였다. Hard competitive implementation으로 국부 최소(Local Minima)에의 위험성이 잔존하고 있지만 반면에 on-line 학습으로 실시간 관측이 가능하고 계산 시간이나 메모리 저장 면에서 장점을 가진다. 또한 attentional subsystem과 orienting subsystem 사이의 상호작용에 의해 자기조절이 가능하다[5-7].

모든 입력 벡터는 각 원소가 0과 1 사이의 값을 가지

며 모든 비중 벡터의 성분은 1로 초기화한다. 학습은 공명(Resonance)과 복원(Reset) 조건으로 제어한다. 사용되는 매개변수들은  $\alpha, \beta, \rho$ 인데  $\alpha$ 는 보통 0.001로 선정되며 학습율  $\beta$ 는 학습 시간과 밀접하며 경계인수  $\rho$ 는 0과 1 사이의 값으로 학습의 범위를 제어하는 인자로서 패턴들의 특성에 따라 선정하게 된다.

$$AF_j = \frac{|\min(I, W_j)|}{\alpha + |W_j|} \quad (j = 1, 2, \dots, M) \quad (5)$$

$$|W| = \sum_{i=1}^N W_i \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (6)$$

$$MF_j = \frac{|\min(I, W_j)|}{|J|} \quad (7)$$

$$MF \geq \rho \quad (8)$$

$$MF < \rho \quad (9)$$

$$W_j^N = \beta * (\min(I, W_j^{Old})) + (1 - \beta) * W_j^{Old} \quad (10)$$

식 (5), (7)은 활성화함수(Activation Function)와 적합함수(Match Function)이며  $|\cdot|$ 는 식 (6)에서처럼 각 벡터 성분들을 합하는 연산자이다. 식 (8), (9)는 적합함수의 공명과 복원 조건을 나타낸다. 정수 M과 N은 각각 비중 벡터 수와 입력 벡터의 차원수를 나타내고 있으며  $W_i$ 와  $W_j$ 는 각각 비중 벡터의  $i$ 번째 성분과  $j$ 번째 비중 벡터를 나타낸다. 활성화함수가 최대가 될 때의 노드  $j$ 를 승리노드(Winner Node)라 하고 우선적으로 학습 여부가 결정되는데 공명 조건이면 학습이 이루어지고 복원 조건이면 활성화함수에서 다음의 승리노드를 선택하고 동일하게 경계조건을 조사하여 공명 조건이 만족될 때까지 반복 수행한다. 식 (10)은 학습 규칙이며  $W_j^{Old}$ 와  $W_j^N$ 는 승리노드  $J$ 에 대한 학습 전후의 비중 벡터를 나타내고 있다. 학습 규칙에서 알 수 있듯이 비중 벡터는 작아지는 방향으로 형성된다[2].

#### IV. 패턴 인식 시스템

통상적으로 데이터를 추출할 때 센서 배열을 이용하여 패턴을 형성시키는 데 반해서 이 논문에서는 센서 배열 대신 열적 변조 방법을 사용하였다. 각 VOC마다 가열 온도가 다르기 때문에 이를 적절히 이용하면 센서 배열을 사용하지 않고 하나의 센서만으로도 모든 VOC 출력전압을 측정할 수 있다. 열적 변조 방법의 장점으로서는 하나의 센서만을 사용하기 때문에 경제적이고 소형화를 이룰 수 있으며 센서 배열 구성시에 필요로 하는 기술이 필요가 없기 때문에 매우 간단하다. 또한 매질들이 불안정하기 때문에 센서 배열을 구성하면 훨씬 더 불안정한 시스템이 될 수 있다. 반면에 열적 변조 방법의 단점은 응답에 있어서 시간 지연이 발생한다는 점이며 이를 해

결하기 위해 마이크로센서의 개발에 역점을 두고 있다.

그림 2는 TGS 가스센서의 구동 회로이다. 회로 내에 구형과 전원  $V_C$ 를 인가시키면 히터전원  $V_H$ 가 유도되며 그에 따라 산화주석막이 열에 반응하게 되어 센서의 저항을 가변시키게 된다.

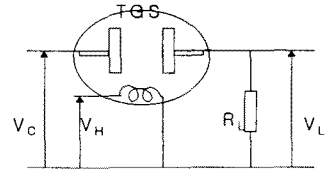


그림 2. TGS 센서의 구동 회로

실험 데이터는 8비트 A/D converter를 이용하여 디지털 값으로 획득했다. 사용된 센서는 TGS 2602와 2611이었고 각각 7개씩의 데이터를 얻었고 그 중 2602 센서는 황화수소에만 뚜렷하게 반응하였고 나머지 VOC에 대해서는 온도와 습도가 동일하면 거의 비슷한 값의 변화를 보였으며 7개 데이터 중 후반부 4개는 값이 거의 0이어서 유효한 3개의 데이터만 선택하여 총 10차원의 데이터를 하나의 패턴으로 하였다. 이 시스템은 가정용으로 구상했기 때문에 온도와 습도를 되도록 실제 실내와 흡사하도록 설정하였다. 이런 이유로 실험 환경을 온도는 20°C, 25°C, 습도는 40%, 50%, 60%로 설정하였다. 사용되는 데이터 패턴의 경우 포화된 상태의 패턴만을 고려하여 모의 실험에 임하게 되었다. 그리고 각 VOC의 종류나 농도뿐만 아니라 온도나 습도에 따라서도 출력전압의 유동성이 심하기 때문에 정규화된 데이터 패턴을 사용하였다. 실험에 포함된 VOC의 대상은 C<sub>3</sub>H<sub>8</sub> 250/1000ppm, CH<sub>4</sub> 1000/2500ppm, CO 10/100ppm, H<sub>2</sub>S 1/2ppm 마지막으로 정상 상태인 공기로 총 9가지이다. 각 VOC마다 정도의 차이는 있지만 온도가 낮을수록, 습도가 낮을수록, 농도가 낮을수록 출력전압이 낮다는 것을 알 수 있다. 이것은 상대적으로 센서저항은 커짐을 의미한다. 그림 3은 전처리과정 중 relative method 후의 PCA 결과이다. 황화수소와 공기는 뚜렷히 구별이 되고 있으며 메탄과 일산화탄소는 다소 엉켜 있어서 분류시에 에러가 많이 발생할 것임을 예상할 수 있다.

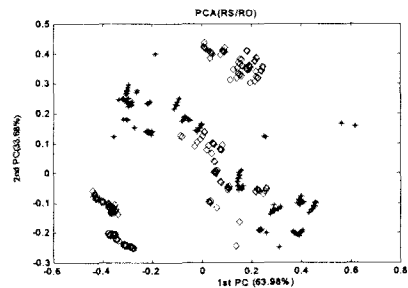


그림 3. 전처리과정을 거친 PCA

## V. 모의실험

실험에 사용된 두 센서는 프로판과 메탄 그리고 황화수소에는 잘 반응하는 센서였기 때문에 비록 환경 및 농도 등의 주변 여건의 변화에도 비교적 둔감하게 반응하였다. 하지만 여기에 일산화탄소가 추가되면 메탄과의 분류에 있어서 에러가 발생하는 정도가 심한 편이었다. 본 논문에서는 일산화탄소를 따로 분류하는 센서를 사용하지 않고 전체 480개 VOC 패턴에 대한 분류 정도를 실험하였다. 먼저 각 VOC에 대한 학습 패턴들을 이용하여 비중 벡터들을 학습시킨 후 학습된 비중 벡터를 고정시킨 상태에서 시험 패턴들의 클래스가 어떻게 분포하는지를 확인해 보았다. 이와 비교해서 두번째 실험은 동일한 데이터 패턴에 대해 PCA를 사용하여 차원을 축소시킨 후 이전과 동일한 방법으로 실험하였다.

표 1은 PCA 사용 유무에 따른 모의 실험 결과이다. PCA를 사용하지 않은 실험에서는 95.83%가 제대로 분류가 되었는데 그 중 메탄이 일산화탄소로 잘못 인식되는 경우가 발생하였다. PCA를 사용한 후의 실험결과는 94.79%가 인식되었는데 황화수소, 프로판, 공기는 이전 실험과 거의 비슷한 결과를 나타냈고 메탄의 인식률이 증가하는 대신 일산화탄소의 인식률이 많이 떨어졌음을 확인하였다.

표 1. PCA 사용 유무에 따른 결과 비교

	PCA 미사용	PCA 사용
Air (60)	60	60
C <sub>3</sub> H <sub>8</sub> 250ppm (60)	60	59
C <sub>3</sub> H <sub>8</sub> 1000ppm (50)	50	50
CH <sub>4</sub> 1000ppm (60)	51	58
CH <sub>4</sub> 2500ppm (40)	29	32
CO 10ppm (40)	40	33
CO 100ppm (60)	60	53
H <sub>2</sub> S 1ppm (60)	60	60
H <sub>2</sub> S 2ppm (50)	50	50
Total (480)	460(95.83%)	455(94.79%)

## VI. 결 론

이 논문에서는 Fuzzy ART를 이용한 실내 유해가스 검출 시스템을 제안하였다. 경제적 측면을 고려하여 하나의 프로세서로서 두 개의 센서를 제어하도록 하였고 열적 변조 방법을 사용하여 센서 배열보다 간단하고 안정적인 데이터를 획득하였다. 분류 알고리즘으로 Fuzzy ART를 사용하였고 분류 알고리즘의 입력 데이터로 PCA를 사용하여 10차원의 원래의 데이터를 2차원으로 줄였다. PCA 사용 전과 사용 후의 실험 결과

를 비교해본 결과 비슷한 성능을 나타내었다. 하지만 PCA를 사용하면 데이터의 차원을 낮출 수 있어 많은 장점들을 가지고 있다.

학습시킨 패턴이나 시험 패턴의 수가 비교적 적은 단점이 있고 패턴 자체가 포화된 상태만을 제한적으로 실험에 기용하였다는 약점이 있기 때문에 앞으로의 연구과제는 천이 영역에 대해서도 일반화하는 방안을 검토하는 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] Andrew P. Lee, Brian J. Reedy, "Temperature modulation in semiconductor gas sensing," *Sens. Actuators*, pp. 35-42, 1999.
- [2] Gail A. Carpenter, Stephen Grossberg, and David B. Rosen, "Fuzzy ART: An Adaptive Resonance Algorithm for Rapid, Stable Classification of Analog Patterns," *IEEE*, pp. 411-416, 1991.
- [3] Ricardo Gutierrez-Osuna, "Pattern Analysis for Machine Olfaction: A Review," *IEEE Sensors*, vol. 2, no. 3, pp. 189-202, 2002.
- [4] Cosimo Distanto, Marco Leo, Pietro Siciliano, Krishna C. Persaud, "On the study of feature extraction methods for an electronic nose," *Sens. Actuators*, pp. 274-288, 2002.
- [5] Andrea Baraldi and Ethem Alpaydm, "Constructive Feedforward ART Clustering Network-Part I," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 13, no. 3, pp. 645-661, 2002.
- [6] Andrea Baraldi and Palma Blonda, "A Survey of Fuzzy Clustering Algorithms for Pattern Recognition-Part I," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 29, no. 6, pp. 778-785, 1999.
- [7] Andrea Baraldi and Palma Blonda, "A Survey of Fuzzy Clustering Algorithms for Pattern Recognition-Part II," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 29, no. 6, pp. 786-801, 1999.