

혼합가스 식별을 위한 반도체식 가스센서의 온라인 드리프트 보상

On-line drift compensation of a tin oxide gas sensor for identification of gas mixtures

신중엽*, 조정환**, 전기준***

Jung Yeop Shin, Jeong Hwan Cho, Gi Joon Jeon

Abstract - This paper presents two ART-based neural networks for the identification of gas mixtures subject to the drift. A fuzzy ARTMAP neural network is used for classifying H₂S, NH₃ and their mixture gases including a reference gas. The other fuzzy ART neural network is utilized to detect the drift of a tin oxide gas sensor by tracking a cluster center of the reference gas. After detecting the drift, the previous cluster center of each gas is updated as much as the drift of the reference gas. By the simulations, the proposed method is shown to compensate the drift on-line without making many categories of target gases compared with the previous studies.

Key Words : neural network, drift, fuzzy ART, fuzzy ARTMAP, gas mixture

1. 서론

일상생활이나 산업현장 등에서 발생하는 유해가스나 악취를 측정하고 모니터링 하는 휴대용 계측장치의 수요가 날로 증가하고 있다. 이러한 휴대용 전자후각 시스템은 저렴한 비용으로 환경, 의료, 식품 등 다양한 분야에 적용될 수 있어 최근 많은 관심을 끌고 있다. 국내에서도 전자후각을 이용한 식품의 신선도 판별에 관한 연구가 발표되었다.[1] 하지만 전자후각시스템에 널리 사용되는 반도체식 가스센서는 낮은 가격, 작은 크기와 다루기 쉽다는 장점이 있지만 센서의 비선형성이나 온도, 습도와 같은 원인에 의해 발생하는 드리프트의 영향과 낮은 선택도는 단점이 된다. 특히 센서의 드리프트는 전자후각시스템의 안정성과 밀접한 관련이 있어 이를 해결하기 위한 많은 연구가 진행되어 왔다.

실제 측정할 대상가스와 상관관계가 높은 레퍼런스 가스를 이용하여 레퍼런스 샘플을 주기적으로 측정하고 시간에 따른 그 변화의 비를 대상 가스의 보정 인자로 사용하는 방법이 제안되었다.[2] 또한 주성분 분석을 이용하여 레퍼런스 가스의 드리프트 방향을 찾아 그 방향성분을 대상가스에서 제거하여 보상하는 방법도 연구되었다.[3]

위와 같은 방법은 주기적으로 레퍼런스 가스를 주입하고 측정하기 때문에 시간 소모적이고 실시간으로 가스나 냄새를 측정하기에는 적합하지 못하다. 퍼지 ARTMAP 신경회로망의 학습 능력에 기초한 새로운 온라인 드리프트 보상방법이 제안되었다[4]. 이 방법은 레퍼런스 가스를 사용하지 않고 대

상가스 데이터를 학습한 후 드리프트 된 측정 데이터를 포함하여 다시 학습함으로써 온라인으로 드리프트를 보상하는 방법이다. 하지만 퍼지 ARTMAP의 서브 카테고리의 수가 증가하여 뉴럴 네트워크의 복잡도가 증가하는 문제점이 있고 센서의 드리프트를 인위적으로 유도시켜 실험하기 때문에 드리프트가 검출되었다고 가정하는 제한이 있다.

본 논문에서는 혼합가스 식별에 있어서 카테고리 수를 증가시키지 않고 퍼지 ARTMAP의 온라인에서 드리프트를 보상하는 방법을 제시한다. 퍼지 ARTMAP을 이용하여 레퍼런스 가스, 단일가스와 혼합가스를 분류한 후 퍼지 ART 알고리즘을 이용하여 레퍼런스 가스의 클러스터 센터를 추적하여 센서의 드리프트를 검출하고, 드리프트 된 레퍼런스 가스는 이전 클러스터 센터와 비교하여 변화한 만큼 단일가스와 혼합가스의 클러스터 센터를 업데이트 시켜 드리프트를 보상하게 된다. 모의실험을 통해서 드리프트가 센서에 미치는 영향을 알아보고 제안된 방법이 실시간으로 드리프트를 검출함은 물론 이전 방법에 비해 적은 카테고리의 수로 드리프트를 보상하여 원하는 대상가스를 식별함을 보였다.

2. 실험

실험에서는 산업현장이나 하수처리시설에서 발생될 수 있는 암모니아(NH₃)와 황화수소(H₂S) 그리고 그들의 혼합가스가 사용 되었다. 실험 시스템은 가스라인, 온습도 조절기와 챔버의 세 부분으로 구성되어 있다. 가스라인은 질소와 산소의 혼합으로 구성된 공기와 대상가스와 MFC's(mass flow controllers)로 구성 되어 있다.(그림 1) 측정과정은 다음과 같다. 먼저 건조한 공기는 온습도 조절기를 통해 원하는 온습도로 조절되고 MFC's 통해 정량적으로 조절된 대상가스와 혼합된다. 혼합된 가스는 챔버로 들어가게 되고 마지막으로 센서와 인터페이스 된 마이크로 컨트롤러가 주기적으로 센서

저자 소개

*慶北大學校 大學院 電子學科 碩士課程

**慶北大學校 大學院 電子學科 博士課程

***慶北大學校 電子工學科 教授

의 출력 신호를 측정하게 된다.

실험에서는 센서 어레이 대신에 단일 TGS2602 가스 센서를 사용하였으며 센서의 동작온도에 따른 센서감도의 변화를 이용하였다. 이 방법은 적은 수의 센서를 사용하여 센서 어레이의 효과를 낼 수 있어 저 전력의 간단한 시스템을 구현할 수 있다는 장점이 있다. 센서의 동작온도는 마이크로 컨트롤러(Texas Instrument, MSP430)에 의해 조절되고 대상가스에 대한 센서 저항의 변화는 마이크로 컨트롤러에 내장된 12bit-ADC 모듈을 이용하여 센서의 출력전압을 측정하였다.

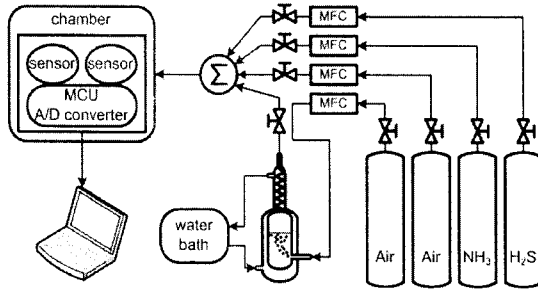


그림 1. 실험장비

NH3 (ppm)	H2S (ppm)					
	0	1	2	3	5	7
0		v	v	v	v	v
10	v	v				
20	v		v			
30	v			v		
40	v				v	
50	v					v

표 1: 측정된 혼합가스와 농도

측정은 암모니아(NH₃)와 황화수소(H₂S)의 단일가스와 그들의 혼합가스에 대해 각각 5가지 다른 농도를 측정하였다. (표 1) 드리프트를 관찰하고 보상하기 위해서 각각의 가스의 농도를 5번씩 측정하여 총 75개의 측정치를 얻었고, 같은 조건의 실험에서 아래와 같은 측정방법으로 3일 동안 데이터를 얻었다. 먼저 센서히터를 10초 동안 가열 시킨 후 히터전원을 차단한다. 센서의 출력 전압을 150ms마다 15번 읽어 15차원의 데이터를 얻었다.

3. 드리프트 검출과 보상 방법

NH₃, H₂S와 그들의 혼합가스 그리고 각 가스의 중간농도(NH₃:30ppm, H₂S:3ppm, 혼합가스:30ppm/3ppm)의 가스를 각각 레퍼런스 가스로 사용하고 이를 퍼지 ARTMAP을 이용하여 각각의 클러스터로 분류한다. 다른 날짜의 레퍼런스 가스 데이터를 퍼지 ART의 매칭함수를 이용하여 이전에 학습된 클러스터 센터와 비교하여 센서의 출력이 드리프트 되었는지 판단한다. 드리프트가 판단되면 새로운 클러스터를 생성하고 이를 이전의 레퍼런스 가스의 클러스터와 비교하여 그 차이만큼을 NH₃, H₂S와 그들의 혼합가스의 클러스터 센터를 업데이트 하였다. 실제 테스트 패턴을 이용하여 제안된

모델을 시뮬레이션 하였다.

3.1 퍼지 ART 신경회로망

퍼지 ART 신경회로망은 입력패턴 $a = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 을 보수 코딩하여 $I = (a, a^c)$ 을 입력패턴으로 사용하며 모든 입력패턴의 값은 0과 1사이의 값이다. 입력패턴은 카테고리 선택 함수(1)과 (2)식을 이용하여 카테고리를 선택한다.

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

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

매칭 함수 (3)식을 사용하여 매칭정도가 문턱 값 보다 크면 (4)식으로 학습하게 된다.

$$\frac{|I \wedge W_j|}{|I|} \geq \rho, \rho: \text{임계변수} \quad (3)$$

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

3.2 퍼지 ARTMAP 신경회로망

퍼지 ARTMAP 신경회로망은 각각의 입력패턴에 연계된 카테고리를 인식하는 지도학습 신경회로망으로서 두개의 퍼지 ART(ART_a와 ART_b)와 map field로 연결되어 있다.(그림 2) 퍼지 ARTMAP 신경회로망은 ART_a 신경회로망의 임계변수 값을 원하는 출력패턴을 얻기 위해서 조절한다. 두 개의 퍼지 ART 신경회로망은 원하는 임계정도에 따라 입력과 출력의 패턴을 나누어주고, map field 영역에서 입력과 출력사이의 예측된 연관성을 제공하게 된다.

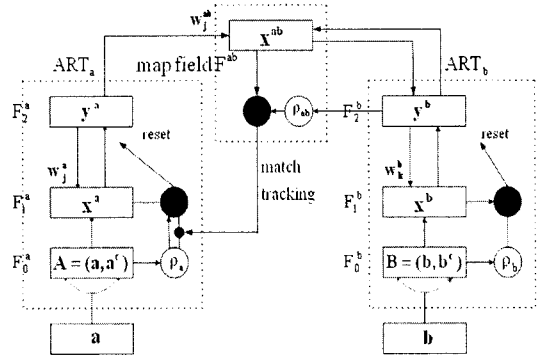


그림 2. 퍼지 ARTMAP 신경회로망 구조

3.3 드리프트 보상 방법

퍼지 ARTMAP 신경회로망을 사용하여 대상가스를 분류하면 각각의 서브카테고리들이 생성되고, 카테고리들은 각각의 가중치 값을 가지게 된다. 학습 후 다른 날짜의 레퍼런스 가스의 입력패턴과 각 카테고리의 가중치 값을 퍼지 ART 신경회로망의 매칭함수를 이용하여 드리프트 여부를 확인하고 센서신호가 드리프트 되었으면 그 날짜의 레퍼런스 가스의 가중치로 새로운 클러스터를 생성한다. 새롭게 생성된 클러스터의 가중치 값과 퍼지 ARTMAP의 분류에 의해 생성된 각각의 레퍼런스 가스 카테고리의 가중치 값을 비교하여 그 차이만큼 NH₃, H₂S와 그들의 혼합가스 카테고리의 가중치

값에 보정하여 준다. 이 과정을 통해서 원래의 퍼지 ARTMAP에 의해 생성된 클러스터들은 드리프트가 생기는 방향으로 이동하게 되며 계속 들어오는 입력패턴들을 식별할 수 있게 된다.

4. 모의실험 및 결과

본 논문에서는 첫 번째 날의 NH₃, H₂S와 그들의 혼합가스 데이터, 75개를 입력패턴으로 사용해서 위의 세 가지 가스종류를 분류하고 다른 날짜의 데이터를 테스트 패턴으로 사용하여 세 가지 방법의 모의실험을 수행하고 그들의 방법을 비교하였다.

첫 번째 방법은 퍼지 ARTMAP으로 첫 번째 날의 데이터 75개를 3개의 클러스터로 분류한 후 다른 날짜의 대상가스 데이터 75개를 테스트 패턴으로 사용했다.

두 번째 방법은 첫 번째 날의 세 종류 대상가스 데이터 75개를 퍼지 ARTMAP을 이용해서 학습한 후 다른 날짜의 대상가스 데이터에서 각각의 종류와 농도마다 패턴을 하나씩 임의로 선택한 후 첫 번째 대상가스 데이터에 포함 시킨 후 다시 학습을 하고 남은 60개의 데이터를 테스트 패턴으로 사용했다.

세 번째 방법은 본 논문에서 제안한 방법으로 첫째 날 데이터 75개에서 각 대상가스마다 중간 농도의 5개의 데이터를 레퍼런스 가스로 사용해서 퍼지 ARTMAP으로 6개의 클러스터를 분류하고 다른 날짜의 레퍼런스 가스의 입력패턴과 첫 번째 날짜의 레퍼런스 가스 클러스터의 가중치 값을 퍼지 ART의 매칭함수로 계산한 후 드리프트 된 레퍼런스 가스는 새로운 클러스터를 만들고 각 레퍼런스 가스의 가중치 값을 비교해서 변화된 만큼 각 대상가스의 클러스터를 업데이트 시켰다.

방법	학습 횟수	카테고리의 수	성능
방법 1	2	16	74.5 %
방법 2	2	31	100 %
방법 3	2	16	97.4%

표 2. 카테고리와의 성능 비교

표 2는 세 가지 방법의 모의실험 결과이다.

첫 번째 방법을 통해서 드리프트가 센서의 식별 능력에 얼마나 많은 영향을 주는지 알 수 있다

두 번째 방법은 다른 날짜의 각각의 종류와 농도에 따라 임의로 하나의 패턴씩을 포함해서 다시 학습을 하기 때문에 드리프트를 보상하여 식별능력은 우수하나 포함된 패턴만큼의 카테고리 수가 증가하기 때문에 시스템의 복잡성이 증가하게 된다. 제안한 방법은 두 번째 방법과 비교하여 절반의 카테고리 수만 가지고도 비슷한 성능을 보였다. 따라서 제안된 방법은 뉴럴 네트워크 사이즈를 줄일 수 있어 적은 메모리 용량이 요구되는 임베디드 시스템에 적용될 수 있는 장점이 있다.

5. 결론

본 논문에서는 반도체식 단일 센서로부터 온도변화에 따른 센서감도를 이용해서 얻은 데이터를 이용해서 퍼지 ART신경회로망과 퍼지 ARTMAP 신경회로망을 이용해서 센서의 드리프트를 검출하고 보상하는 방법을 제안하였다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 이전에 제안된 온라인 드리프트 보상방법과 비교해서 적은 카테고리의 수로서 비슷한 성능을 보여줄 수 있었다.

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

참 고 문 헌

- [1] Han, K.Y., Cho, Y.S., Park, E.Y. and Noh, B.S., "Application of Electric Nose to Quality Control of Food Industry," 서울여대 자연과학논문집, 14, pp. 61-70, 2002
- [2] Haugen, J, Tomic, O and Kvaal, K, "A calibration method for handling the temporal drift of solid state gas-sensors", Analytica Chimica Acta, vol.407, pp. 23-39, 2000,
- [3] Tom Artursson, Tomas Eklöv, Ingemar Lundström, Per Mårtensson, Michael Sjöström, and Martin Holmberg, "Drift correction for gas sensors using multivariate methods", J. Chemometrics ; 14: pp. 711-723, 2000
- [4] M. Paniagua, E. Lobet, J. Brezmes, X. Vilanova, and X. Correig, "On-line drift counteraction for metal oxide gas sensor arrays", IEE Elec. Lett., vol. 81, pp. 289-295, 2003.
- [5] Gail A. Carpenter, Stephen Grossberg, Natalya Markuzon, John H. Reynolds, and David B. Rosen, student member, "Fuzzy ARTMAP: A Neural Network Architecture for Incremental Supervised Learning of Analog Multidimensional Maps", IEEE Trans. on neural networks, vol. 3, no. 5 september 1992.