

필드 스크린을 위한 휴대용 전자코 시스템의 구현

변형기[†] · 이준섭* · 김정도**

Implementation of a Portable Electronic Nose System for Field Screening

Hyung-Gi Byun[†], Jun-Sub Lee*, and Jeong-Do Kim**

Abstract

There is currently much interest in the development of instruments that emulate the senses of humans. Increasingly, there is demand for mimicking the human sense of smell, which is a sophisticated chemosensory system. An electronic nose system is applicable to a large area of industries including environmental monitoring. We have designed a portable electronic nose system using an array of commercial chemical gas sensors for recognizing and analyzing the various odours. In this paper, we have implemented a portable electronic nose system using an array of gas sensors for recognizing and analyzing VOCs (Volatile Organic Compounds) in the field. The accuracy of a portable electronic nose system may be lower than an instrument such as GC/MS (Gas Chromatography/Mass Spectrometer). However, a portable electronic nose system could be used on the field and showed fast response to pollutants in the field. Several different algorithms for odours recognition were used such as BP (Back-Propagation) or LM-BP (Levenberg-Marquardt Back-Propagation). We applied RBF (Radial Basis Function) Network for recognition and quantifying of odours, which has simpler and faster compared to the previously used algorithms such as BP and LM-BP.

Key Words : portable electronic nose system, VOC, RBF, BP, LM-BP

1. 서 론

최근 전자재료와 컴퓨터의 발전으로 사람이 가지고 있는 감각을 모방한 여러 센서 시스템기술이 발전하고 있다. 이러한 센서들 중에서도 인간의 후각을 모방한 전자코 시스템의 개발이 활발히 이루어지고 있다. 이러한 전자코 시스템은 다양한 냄새를 분석하기 위한 센서 어레이와 센서 어레이로부터 데이터를 획득하기 위한 마이크로프로세서를 기반으로 하는 전자회로로 구성되어 실현 될 수 있다. 또한 전자코 시스템은 기존의 환경 분석 및 계측 시스템이 가지는 여러 가지 문제를 해결해 줄 수 있는 대안으로 제시되고 있다. 현재 환경 오염정도를 측정하는 방법들은 필드(Field)에서 샘플

(Sample)을 포집하여 실험실로 옮기고, 오염정도를 GC/MS(Gas Chromatography/Mass Spectrometer)와 같은 분석기기를 이용하여 분석 및 해석하고 있다. 이러한 방법들은 많은 시간과 비용을 소비할 뿐만 아니라 실시간 모니터링에 제약을 갖게 된다. 또한 샘플을 포집하여 실험실로 옮기는 과정에서 샘플들의 변질이 생길 수도 있기 때문에 많은 문제가 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로는 필드에서 직접 가스를 분석할 수 있는 휴대용 시스템이 필요하게 되는 것이다.

본 연구에서는 필드 스크린(field screen)이 가능한 장비를 제작하여, 필드에서 샘플을 채취하여 실험실로 옮기는 과정 없이 실시간 모니터링이 가능하게 되면서 필드에서 직접 화학물질의 종류를 알아내는 것이 가능하도록 하고, 또한 기존의 냄새 분석 메커니즘보다 비용 및 시간에서 많은 이득을 가져올 수 있도록 하고자 한다. 비록 휴대용 전자 코 시스템이 GC/MS같은 전체적인 스펙트럼을 통한 합성성분의 분류는 가능하지 못하지만, 질과 양을 통한 화학적 특성들을 현장에서 알아낼 수 있어, 자세한 실험실 분석을 위한 기본자료로 사용될 수도 있다. 논문에서는 센서 어레이를 사용한

삼척대학교 정보통신공학과(Dept. of Information & Communication Engineering, Samcheok National University)

*삼척대학교 전자공학과(Dept. of Electronic Engineering, Samcheok National University)

**삼척대학교 컴퓨터응용제어공학과(Dept. of Computer Control Engineering, Samcheok National University)

[†]Corresponding author: byun@samcheok.ac.kr

(Received : August 11, 2003, Accepted : December 30, 2003)

휴대용 전자 코 시스템으로 가스의 분류와 농도 추정을 위하여 휘발성 유기화합물(VOC: Volatile Organic Compound) 가스를 대상으로 하여 필드 스크린이 가능한 휴대용 전자 코 시스템을 고성능 프로세서로 설계하여, 가스가 흡입되었을 때 그 가스를 분류하고 그 가스의 농도를 추정하는데 목표를 두고 있다.

또한 본 연구에서는 가스를 분류하고 그 가스의 농도를 추정하기 위하여 RBF(Radial Basis Function) Network를 사용하고자 한다. 필드에서의 측정은 아주 정확한 농도 추정을 요구하지 않는 경우가 있을 수 있고, 어느 정도의 농도 이상이 되면 포집하여 기존의 정밀 분석기기를 이용해야 하기 때문에 포집 기준이 되는 정도의 농도 추정이면 된다는 가정하에서는 RBF신경회로망이 기존의 BP(Back-Propagation) network에 비해 짧은 학습 시간을 가지고 있으므로 더 유리하다. 또한 이것은 센서의 교환에 따른 시스템의 재학습에 빠르게 대처할 수 있고, 다양한 종류의 가스에 대한 빠른 학습이 가능하다.

2. 전자코 시스템

전자코 시스템이란 사람의 후각의 기능과 구조의 이해를 기초로 다양한 가스분자 감응소자로 구성된 센서들의 어레이와 패턴인식 기법 및 제어 시스템을 결합하여 미지의 냄새를 오차 없이 분석하는 시스템을 말한다^[1,2].

사람은 후각 세포들에서 미지의 냄새를 감지하여 각 세포마다의 반응을 전기적인 신호로 변환하여 뇌로 전송하게 되고 뇌에서는 냄새를 인식 및 분류하게 되는데 이 과정을 전자 코 시스템에 적용시키면 사람의 후각 세포들은 전자 코 시스템의 센서어레이를 포함한 하드웨어 시스템으로 구현하고, 냄새를 인식하고 분류를 결정하는 신경기관은 신호처리 및 가스 인식 알고리즘을 포함한 소프트웨어 시스템으로 구현된다^[3,4].

하드웨어 시스템의 일반적인 구조는 그림 1과 같이 이루어진 센서어레이와 각 센서들로부터 전기적인 신호를 만들기 위한 센서 드라이브 회로 및 A/D 변환기 등의 전자회로와 마이크로 프로세서를 기본으로 한 제어부분으로 이루어지고, 소프트웨어 시스템은 하드웨어를 구동시키고 제어하며 추출된 데이터를 처리하여 측정된 냄새들에 대한 센서들의 패턴들을 추출하여 가스 인식 알고리즘을 통한 냄새인식이 가능하게 한다^[5].

시스템에 사용되는 가스 센서는 공기중의 어떤 성분의 존재를 감지하여 입력된 화학적인 신호를 전기적인 신호로 변환하여 나타낸다. 이러한 가스 센서는 여러 분야에 적용될 수 있다. 이렇게 많은 분야에 적용될 수

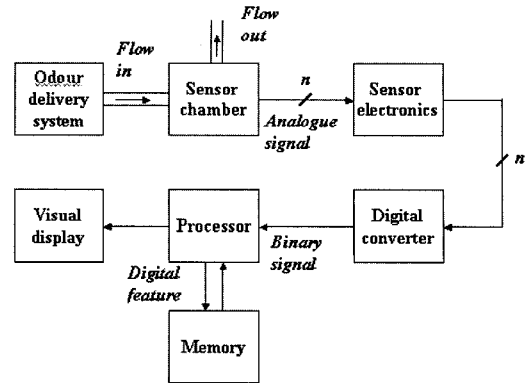


그림 1. 전자코 시스템의 구성^[5]

Fig. 1. Block diagram of the basic components of an electronic nose system.

있는 가스 센서의 종류는 기체의 빛 흡수율을 이용한 것과 기체 농도 변화에 따른 전기화학적 특성 변화를 이용한 것 그리고 기체가 센서표면에서 흡착 될 때 생기는 전기 전도도의 변화를 이용한 것 등 여러 가지가 있다. 본 연구에서는 기체가 센서표면에서 흡착하여 발생하는 전기 저항의 변화를 이용한 반도체식 가스센서를 이용하였다^[6]. 또한 센서어레이를 위해 사용된 센서는 국내에서 제조된 상용 가스 센서 4개, 일본 Figaro사의 MOS(Metal Oxide Semiconductor)형 상용 가스 센서 4개 그리고 유럽의 영국 City Technology사에서 개발된 MMOS(Mixed Metal Oxide Semiconductor)형 capteur센서 4개 등 총 12개의 센서를 사용하여 가스에 따른 각 센서들의 감도 및 선택성을 높였다. 또한 12개의 각 센서들을 어레이화하기 위한 센서 어레이부는 미국 환경청(U.S. Environmental Protection Agency)의 TO-14A에서 제시한 Canister의 제작방법을 참고하여 스테인레스 스틸(stainless steel) 316 L을 사용하여 24 × 84 × 22 mm의 크기로 센서 어레이부를 가공하였다. 센서 어레이부를 스테인레스 스틸로 제작한 것은 센서로 구성된 어레이부의 내부의 변질과 가스측정 후 내부 표면에 가스 흡착을 방지하기 위한 것이다.

본 연구를 통한 전자코 시스템의 하드웨어 구성도는 그림 2와 같다.

본 연구에서는 미지의 가스에 대한 각 센서들의 반응을 검출하기 위하여 각 센서와 그 센서에 적합한 구동 드라이브를 설계하고 센서들의 데이터를 획득한다. 각 센서들의 데이터는 PIC16F876에서 전처리 과정을 거쳐 디지털 신호로 변경되고 메인프로세서로 전송된다. 메인프로세서는 산업용 펜티엄 보드(Geode GXI 300 MHz)를 사용하고, 이를 이용하여 센서 구동 드라

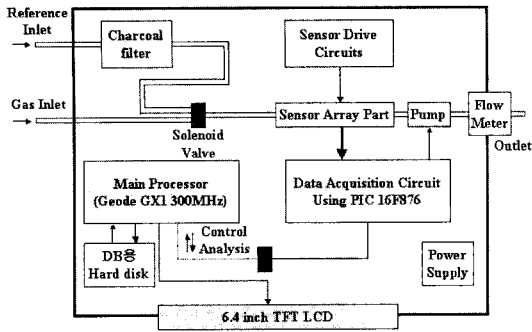


그림 2. 전자코 시스템의 하드웨어 구성도
Fig. 2. Block diagram of components of an electronic nose system.

이로부터 전송받은 데이터를 이용하여 신경회로망 등의 연산이 이루어지게 된다.

이러한 설계를 통하여 시스템을 소형화 하였으며, 특히 기존에 설계된 시스템들에 별도로 부착되었던 컴퓨터를 전체 시스템 내부에 함께 설계함으로써 사용이 편리하고 이동이 손쉽게 되어 필드 스크린을 위한 최적의 시스템을 구현하였다. 또한, 6.4인치 TFT-LCD 모니터를 설치하여 입력가스에 대한 실시간 Data Display와 분석과정의 전반적인 진행 사항을 나타내게 하였다. 그림 3은 실제 제작된 시스템의 구성을 시스템 전체 부분별 실물사진을 보여준다. 시스템의 전면부에는 가스데이터 취득 및 인식 과정을 보기 위한 display window와 가스 흡입을 위한 inlet과 flow 측정을 위한 flow meter를 두었고, 후면부에는 시스템의 전원공급부와 가스배출을 위한 outlet을 설치하였다. 시스템 내부

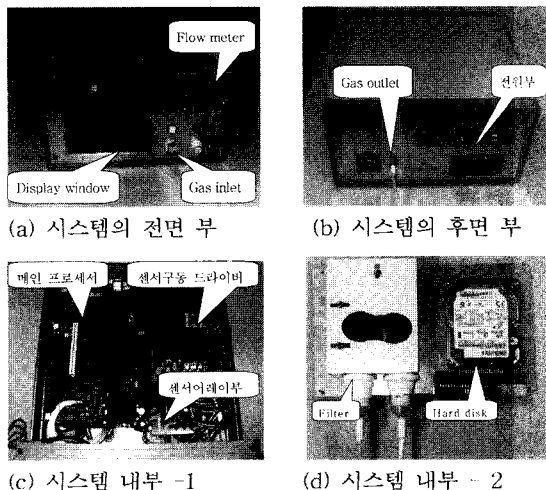


그림 3. 구현된 전자 코 시스템의 실물 사진들
Fig. 3. Real pictures of an electronic nose system.

에는 필터 및 12개의 센서를 어레이화한 센서어레이부, 센서 구동드라이브, 획득한 데이터를 분석하기 위한 메인 프로세서 그리고 분석된 결과를 저장하기 위한 하드디스크로 구성되어 있다.

3. 인식 알고리즘

필드에서 가스를 분류하고 농도를 추정하는데 필요한 가스 인식 알고리즘은 BP(Back-Propagation), LM-BP(Levenberg Marquardt BP) 또는 RBF(Radial Basis Function) Network 등 여러 종류의 신경회로망 알고리즘을 사용 할 수 있다. 연구에서는 다층 전방향 신경회로망의 형태를 가지는 신경회로망인 RBF Network를 사용하여 가스 분류와 농도 추정을 한다. 일반적으로 많이 사용하는 BP 신경회로망 보다 RBF 신경회로망의 경우 빠른 학습시간으로 가지고 있고 필드 스크린에 있어 아주 정확한 가스 분류와 농도 추정을 필요로 하지 않으므로 RBF 신경회로망이 BP 신경회로망보다 필드 스크린에 더 적용에 적합하다는 것을 알 수 있다. RBF 신경회로망은 입력층(input layer), 중간층(hidden layer) 그리고 출력층(output layer)의 총 3개의 층을 가진다. 중간층과 출력층의 뉴런들의 형태가 서로 다른 2층 네트워크이고 중간층 전달함수는 주로 가우스 분포를 사용한다. 중간층 가우스형의 전달함수의 일반적인 형태는 식(1)과 같이 정의된다

$$H_j(x) = \sum_{i=1}^{12} \exp\left(-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_j^2}\right) \quad (1)$$

여기서 x_i 는 각 센서들의 입력, c_{ij} 는 뉴런의 중점(center), σ_j 는 j번째 뉴런의 중점으로부터의 폭(width), $H_j(x)$ 는 j번째 뉴런의 출력을 나타낸다. 학습을 위해 c_{ij} 는 k-means clustering algorithm을 이용하여 결정되고 σ_j 는 반복적인 실험에 의해 결정되어지게 된다. 출력층에서는 중간층의 출력들의 단순 선형 합(linear sum)으로 이루어진다. 출력층의 전달함수는 식(2)에서 나타내고 있다.

$$F(x) = \sum_{i=1}^{13} w_i H_i(x) \quad (2)$$

보통 RBF 신경회로망은 BP 신경회로망보다 더 많은 중간층 뉴런을 사용하게 되는데 이는, 전역적인 매핑(Global Mapping)을 지역적인 매핑(Local Mapping)으로 변화시키기 위함이다. 지역적인 매핑이 가능하다는 것은 역시 더 많은 가스를 분류 시킬 수 있다는 것을 의미하기 때문에, 분류 특성에 있어서 RBF는 다

른 신경회로망보다 훨씬 유리하며 뿐만 아니라 학습과정에서 BP의 경우 각 층들을 연결하는 연결강도를 계속 갱신해야 하는 반면 RBF의 경우는 중간층 가우스 분포의 영역과 출력층과 중간층을 연결하는 연결강도만 갱신하면 되므로 보통 BP보다 RBF의 중간층 뉴런의 수가 많기는 하지만 학습시간은 짧다는 것을 어렵지 않게 예측할 수 있다. 또한 분류하고자 하는 데이터가 증가될 때의 학습과정을 반복해야 되는 면에서 학습시간의 차이는 더욱 커지게 된다.

4. 실험방법 및 결과

실험에 사용된 가스는 4종류의 휘발성 유기화합물 계열의 가스인 에탄올, 벤젠, 토루엔, MEK(Methyl Ethyl Ketone)를 사용 하였다. 이러한 가스들은 인체에 유해한 가스일 뿐만 아니라 오존층 파괴의 원인이므로 이들 가스를 모니터링하는 것은 중요한 일이다. 또한 이들은 서로 화학적 성분 면에서 비슷한 특성을 가지고 있어 이들을 분류하기위해 보통 GC/MS가 사용되어 왔으나. 이들 가스는 포집이 어려울 뿐만 아니라, 시간이 지나면 공기보다 무거워 측정 당시의 상태와 다른 농도를 보이는 가스라 할 수 있기 때문에 오염지역에서 실시간으로 측정하기 위한 필드 스크린이 반드시 필요하다. 본 연구에서는 필드 스크린이 가능한 휴대용 전자코 시스템을 제작하였고, 이 시스템에 적용할 수 있는 여러 가스 인식 알고리즘(BP, LM-BP 등)과 본 연구에서 제안한 RBF 신경회로망을 같은 가스에 대하여 실험하면서 오차와 학습 반복 시간을 비교하였다.

12개의 센서에 대한 4개의 가스의 농도에 따른 패턴은 그림 4와 같다. 가스마다 농도는 비슷하지만 서로 다른 패턴을 가지고 있음을 알 수 있다. 이렇게 가스에 따른 패턴들은 서로 다르므로 미지의 가스에 대해서도 미리 학습된 패턴이 인식되었을 때 미지의 가스에 대한 분류와 그 농도를 측정할 수 있게 되는 것이다. 이것은 가스 인식 알고리즘을 통해 가스를 분류하고 농도를 추정할 때 중요한 요소로 사용되게 된다.

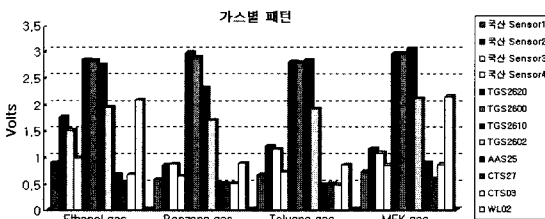


그림 4. 측정 가스들의 패턴
Fig. 4. Patterns of measured gases.

표 1. 측정에 사용된 가스의 종류 및 농도
Table 1. Measured gases and its concentrations

가스의 종류	측정에 사용된 농도(ppm)			
Ethanol	200	400	600	800
Benzene	100	200	300	400
Toluene	100	200	300	500
MEK	100	200	300	400

실험에 사용된 4개의 가스의 종류와 농도는 표 1과 같다.

샘플 가스 중에서 3종류의 농도를 학습을 위해 사용하였고 나머지 1종류의 농도는 미지의 가스로 사용하여 인식 알고리즘의 성능을 실험하였다. 학습에 사용된 가스는 농도별로 임의의 패턴에 대한 샘플을 추출하여 각 4번씩 총 48개의 패턴을 사용하였고, 가스 분류 및 농도 추정을 위한 미지의 가스 데이터는 4번씩 총 16개의 패턴을 사용하였다.

학습을 위한 데이터로 학습 후 미지의 가스에 대하여 가스 분류 및 농도 추정을 본 연구에서 제안한 가스 인식 알고리즘인 RBF와 기존의 가스 인식 알고리즘인 BP, LM-BP를 이용한 결과를 비교하였다. 여기서 학습 오차는 10⁻²일 때까지를 기준으로 학습을 시켰다. 학습 후 미지의 가스에 대한 분류 및 농도 추정에 사용되어진 패턴인식 소프트웨어의 순서도는 그림 5와 같다.

필드에서 On-line monitoring시 학습되어진 가스에 대한 특정 임계치가 넘었을 때 분류 신경회로망으로 그 가스를 분류하게 되고 그 결과 가스 분류에 성공하였을 때는 농도 추정 신경회로망으로 그 가스의 농도를 추정

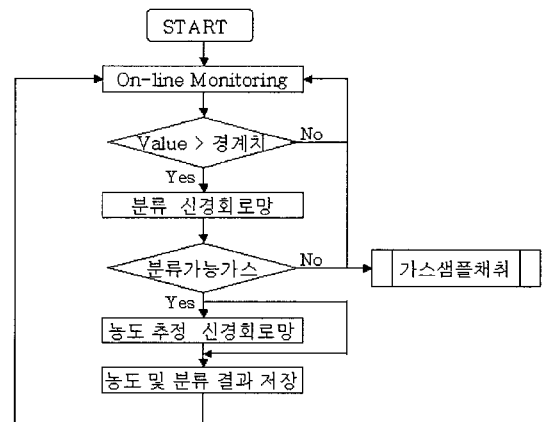


그림 5. 가스분류 및 농도 추정을 위한 패턴인식 소프트웨어의 순서도
Fig. 5. Flow chart of pattern recognition software for gas classification and concentration prediction.

하게 된다. 하지만 가스 분류에 실패하였을 경우 기존의 GC/MS와 같은 분석기기로 정밀하게 측정을 하기 위하여 실험실로 옮기기 위한 샘플을 채취하게 되는 것이다.

실험시 모든 알고리즘의 분류와 농도 추정에 사용된 신경회로망은 분류할 때와 농도 추정시 같은 구조를 가지도록 하였으며 입력층 뉴런의 수는 센서의 수와 같은 12개의 뉴런을 사용하였고 중간층 뉴런의 수는 총 13개, 출력층 뉴런의 수는 1개로 하였다. 학습을 위해 사용된 가스들의 패턴은 가스를 분류하기 위한 신경회로망과 농도를 추정하기 위한 신경회로망에 같은

패턴을 사용하여 학습을 하도록 하였다. 실험으로 각 신경회로망별로 학습을 시킬 때의 반복 횟수와 가스를 분류한 결과는 그림 6과 표 2에서 나타내고 있다.

각 신경회로망의 가스 분류를 위한 학습 반복 횟수와 오차율을 비교하면, RBF 신경회로망의 경우 다른 신경회로망과 비교하였을 때 LM-BP보다 학습 횟수는 길게 나타났지만 실질적인 학습 시간은 더 짧게 나타났다.

다음은 각 신경회로망별 농도를 추정하기 위한 학습시 반복 횟수와 농도 추정결과를 그림 7과 표 3에 나타내었다.

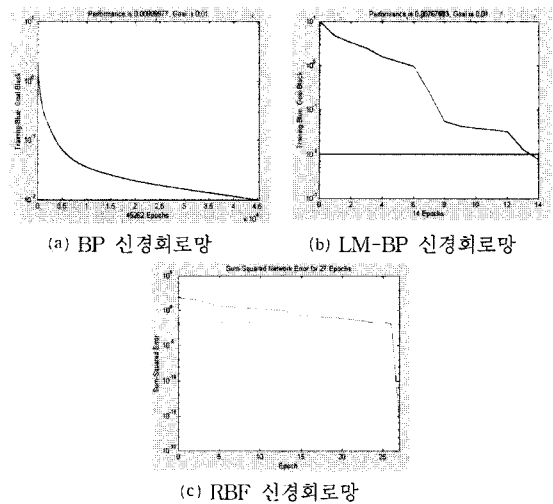
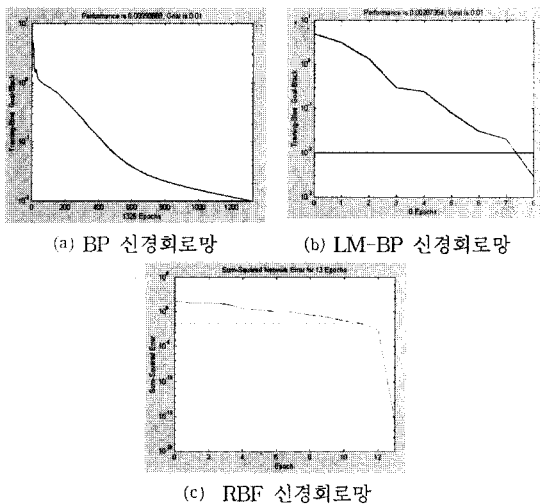


그림 6. 신경회로망의 가스 분류를 위한 학습 오차
Fig. 6. Learning error for gas classification of neural network.

그림 7. 신경회로망의 농도 추정을 위한 학습 오차
Fig. 7. Learning error for concentration prediction of neural network.

표 2. 신경회로망의 가스 분류 결과
Table 2. Gas classification results of neural networks

가스분류		Ethanol	Benzene	Toluene	MEK
		Tar=1	Tar=2	Tar=3	Tar=4
분류	1회	1.027	2.064	2.973	3.844
	B 2회	0.953	2.003	2.912	4.079
	P 3회	1.076	2.050	2.890	3.849
	4회	0.959	2.042	2.942	3.911
예측	L 1회	1.022	1.977	2.934	3.993
	M 2회	1.027	1.944	2.928	3.995
	B 3회	1.044	1.977	2.929	3.985
	P 4회	1.031	1.968	2.901	3.979
결과	R 1회	0.965	1.996	3.009	4.099
	B 2회	0.975	1.991	3.010	4.098
	F 3회	0.971	2.002	3.010	4.126
	4회	0.972	1.996	3.006	4.131

표 3. 신경회로망의 농도 추정 결과
Table 3. Concentration prediction results of neural networks

농도 추정		Ethanol	Benzene	Toluene	MEK
		600	300	300	300
농도	1회	640	302	274	390
	B 2회	580	332	302	380
	P 3회	620	315	301	390
	4회	590	305	291	390
추정	L 1회	675	303	280	350
	M 2회	625	323	293	320
	B 3회	656	307	292	340
	P 4회	627	312	280	330
결과	R 1회	605	312	296	298
	B 2회	608	315	308	294
	F 3회	598	310	303	300
	4회	608	308	295	300

실험 결과농도가 틀린 경우라 하더라도 비교적 정확한 결과를 얻을 수 있었다. 비록 10%정도의 오차를 보이고 GC/MS같은 정확한 계측기에 비하여 정확도는 떨어지지만 다른 신경회로망(BP, LM-BP)에 비하여 본 논문에서 제안한 RBF 신경회로망이 큰 차이가 없다는 것을 알 수 있다. 뿐만 아니라 BP 신경회로망과 LM-BP 신경회로망의 경우 학습 후 결과 데이터의 신뢰성이 떨어지는 단점을 가지고 있다.

5. 결 론

본 연구에서는 전자 코 시스템의 필드 스크린 측정을 실현하기 위한 휴대용 전자코 시스템의 설계방법을 제안하였다. 또한 하드 디스크를 장착하여 획득한 데이터에 대한 DB(Data Base)화가 가능하여 많은 양의 데이터 축적이 가능하도록 하였다. 가스를 분류하고 농도를 추정하기 위한 알고리즘으로 RBF 신경회로망을 이용한 가스 인식 알고리즘을 사용하여 기존의 BP나 LM-BP 신경회로망을 이용한 가스 인식 알고리즘보다 빠른 학습속도로 효율성을 높였고, 학습 후 미지의 가스에 대한 분석결과에 있어서도 신뢰성을 높였다. 따라서 BP나 LM-BP 신경회로망보다 본 논문에서 제안한 RBF 신경회로망의 이용이 필드 스크린에 있어 더 적용에 용이하다. 다만, GC/MS같은 분석기기보다는 가스 농도 추정 및 합성성분에 대한 분류는 떨어지지만 필드에서 바로 측정 할 수 있는 휴대용 시스템이므로 앞으로 계속적인 연구가 이어진다면 현재 전 세계적으로 심각한 환경 오염 문제에 대한 방지 대책에 있어 사용되어질 계속 장비를 비롯한 모든 시스템에 활용되어질 수 있을 것이다. 현재는 낮은 농도와 혼합가스에 대

한 결과를 해석하기 위한 정확한 방법과 결과가 제시되지 않는 못했지만 계속적인 연구에 의해 그 방법과 알고리즘이 제시 될 수 있을 것으로 여기며, 가스 센서의 개발로 온도와 습도에 영향을 받지 않는 정밀한 시스템으로 최적화하는 것이 필요할 것이다.

감사의 글

본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(R05-2000-000-00269-0) 지원으로 수행되었음.

참고 문헌

- [1] Lee D.-H., Payne J.S., Byun H.-G., and Persaud K.C., "Application of radial basis function neural networks to odour sensing using a broad specificity array of conducting polymers," *In : Lecture Notes in Computer Science*, vol. 1112, pp. 299~304, 1996.
- [2] H.-G. Byun, Persaud K.C., J.-D. Kim, and D.-D. Lee, "Improvement of RBF network's performance for application to odour sensing system," *Olfaction & electronic Nose Conference*, pp. 237~240, 1999.
- [3] Persaud K.C. and Travers P., "Multielement arrays for sensing volatile chemicals," *Intelligent Instruments and Computers*, vol. 147, 1991.
- [4] 최찬석, 김정도, 변형기, "MOS 센서어레이를 이용한 냄새 분류 및 농도 추정을 위한 LM-BP 알고리즘 응용," 한국자동제어학회학술회의논문집, 2000.
- [5] Julian W. Gardner, Philip N. Bartlett, "Electronic Noses Principles, and Applications," *Oxford Science Publications*, 1991.
- [6] 이덕동, "가스 센서(Gas Sensor) 기술," *대한전자 공학회* vol. 13 no. 1, pp. 56~66, 1986.

변 형 기

- 1990년 영국 UMIST (공학석사)
- 1995년 영국 UMIST Ph.D.
- 1996년 ~ 현재 삼척대학교 정보통신공학과 부교수
- 주관심분야 : 센서시스템, 패턴인식

김 정 도

- 1990년 성균관대학교 전자공학과 (공학석사)
- 1994년 성균관대학교 전자공학과 (공학박사)
- 1995년 ~ 현재 삼척대학교 컴퓨터응용제어공학과 부교수
- 주관심분야 : 센서시스템, 지능형 로봇

이 준 섭

- 2001년 삼척대학교 전자공학과 (공학사)
- 2003년 삼척대학교 전자공학과 (공학석사)
- 주관심분야 : 지능형 시스템