

## 신경회로망 알고리즘과 ATmega128칩을 활용한 자동차용 지능형 AQS 시스템

### Intelligent AQS System with Artificial Neural Network Algorithm and ATmega128 Chip in Automobile

정 완 영\*, 이 승 철  
(Wan-Young Chung and Seung-Chul Lee)

**Abstract :** The Air Quality Sensor(AQS), located near the fresh air inlet, serves to reduce the amount of pollution entering the vehicle cabin through the HVAC(heating, ventilating, and air conditioning) system by sending a signal to close the fresh air inlet door/ventilation flap when the vehicle enters a high pollution area. The sensor module which includes two independent sensing elements for responding to diesel and gasoline exhaust gases, and temperature sensor and humidity sensor was designed for intelligent AQS in automobile. With this sensor module, AVR microcontroller was designed with back propagation neural network to a powerful gas/vapor pattern recognition when the motor vehicles pass a pollution area. Momentum back propagation algorithm was used in this study instead of normal backpropagation to reduce the learning time of neural network. The signal from neural network was modified to control the inlet of automobile and display the result or alarm the situation in this study. One chip microcontroller, ATmega 128L(ATmega Ltd., USA) was used for the control and display. And our developed system can intelligently reduce the malfunction of AQS from the dampness of air or dense fog with the backpropagation neural network and the input sensor module with four sensing elements such as reducing gas sensing element, oxidizing gas sensing element, temperature sensing element and humidity sensing element.

**Keywords :** air quality sensor, automobile sensor, gas sensor, one chip sensor module

#### I. 서론

자동차내에서 장시간 생활하는 현대인에게는 운전을 하다 보면 자동차의 배출 매연가스에 상당히 노출되어 있다. 따라서 건강과 쾌적한 환경의 유지를 위해서 차량내에 밀폐된 공간의 실내 공기 환경을 개선할 필요성이 점차 증가하고 있다. AQS(Air Quality Sensor)는 터널 등과 같이 자동차의 매연 배출물에 의해 오염지역을 통과할 때 외부로부터 차량내로의 공기 유입을 차단하여 차량내부의 공기를 보호하게 하기 위한 센서를 말한다[1-4].

AQS 시스템은 가스센서를 사용하여 CO, CH<sub>4</sub> 등의 환원성가스와 NO<sub>x</sub>, SO<sub>x</sub> 등의 산화성가스의 존재유무를 판단하여 이러한 유독가스가 적적량 이상 검지되면 이러한 공기가 차량내부로 들어오는 것을 방지하기 위하여, 차량으로 공기가 들어오는 인입구를 자동 차단하게 한다. AQS 센서로는 주로 SnO<sub>2</sub>를 모물질로 하는 반도체식 가스센서가 사용되고 있다. 이러한 반도체식 가스센서는 CO, CH<sub>4</sub>와 같은 환원성가스가 존재하면 그 소자의 전기저항이 감소하게 되며, 산화성가스인 NO<sub>x</sub>, SO<sub>x</sub> 가 존재하면 소자의 저항이 증가하게 되어서 그 가스의 존재유무를 판별하게 한다. 그러나 반도체형 센서는 그 특성상 여러가스를 동시에 감지하기 때문에 특정한 가스에 대한 선택성을 가지기가 쉽

지 않은 문제를 가지고 있다. 또한 습도에 의한 가스감도에 미치는 영향이 커서 센서의 부정확한 동작의 원인이 되기도 한다.

본 연구에서는 이러한 반도체형가스센서의 특정가스에 대한 선택성의 부족 문제를 극복하고 특정한 가스에 선택성을 가지고 정확하게 반응하게 하기위해 신경회로망(Artificial Neural Network)[5-10]을 적용한 가스 인식 AQS 시스템을 제작하였다. 또한 입력단의 센서로서 환원성가스 센서, 산화성가스센서, 습도센서, 온도센서를 사용하여 기존의 환원성가스센서와 산화성가스센서로 구성되는 AQS 시스템에서의 습도 및 온도 등에 의한 오동작을 방지할 수 있도록 설계하였다. 또한 외부 오염가스의 주성분인 CO, CH<sub>4</sub>, NO<sub>x</sub>의 가스농도를 신경회로망을 사용하여 반정량적으로 측정하여서, 만약 CO나 CH<sub>4</sub>가 들어오면 LCD에 가스 분류 및 가스 유해 범위를 “주의”, “위험”, “아주위험” 3단계로 설정하여 차량외부의 유해 가스의 농도 정도를 표시하고 이를 음성으로 차량공기인입구의 개폐여부를 알려줌으로써 기존의 AQS 시스템의 잦은 오동작을 방지하고 농도의 상태도 알려주는 지능형 AQS 시스템을 제작하였다.

#### II. 지능형 AQS 시스템 설계

##### 1. AQS 시스템의 구조

그림 1은 전형적인 차량용 AQS 시스템의 개념도를 보여주고 있다. 차량 운전석 앞의 AQS 버튼에 의해 “자동모드”가 동작하게 되면, 가스감지 센서의 출력에 따라 외부공기가 오염되지 않은 경우는 외부공기가 유입되도록 하는

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2006. 1. 6., 채택확정 : 2006. 3. 10.

정완영 : 동서대학교 컴퓨터정보공학부(wychung@dongseo.ac.kr)

이승철 : 동서대학교 소프트웨어전문대학원(no510@hanmail.net)

※ 본 논문은 한국과학재단의 지역대학 우수연구자지원사업(R05-2004-000-12292-0)의 지원에 의해 연구되었음.

Fresh Mode(FRE 모드)로 동작을 하게 되고, 외부공기가 오염되었을 경우에는 외부공기유입을 막고 차 실내 공기가 순환되도록 하는 Recirculation Mode(REC 모드)로 동작하게 된다. 또한 매연이 심한 경우에는 외부공기를 차단할 뿐만 아니라 창문등과 같은 외부공기 유입구를 자동으로 차단하게 하기도 한다[1].

2. 뉴럴 네트워크 입력센서

본 논문에서는 차량 외부의 CO, CH<sub>4</sub> 등의 환원성 가스와 NO<sub>x</sub>, SO<sub>x</sub> 등의 산화성 가스를 동시에 감지하기 위해 원칩형 듀얼 가스센서인 일본의 Figaro사의 상용 센서인 TGS\_2201를 사용하였다. 반도체형 가스센서물질인 SnO<sub>2</sub>를 모물질로 적당한 첨가물질과 촉매 물질을 더하여서 특정가스에 선택성을 가지도록 제조한 두개의 감지막을 가진 단일 소자형 센서구조를 가지고 있다. 본 연구에서는 안개지역 등에서의 AQS센서의 오동작 방지를 위해 여기에 온도센서와 습도센서를 추가하였다.

지능형 AQS 시스템의 테스트를 위하여 환원성가스로서, CO와 CH<sub>4</sub> 가스에 대한 반응성을 조사하였고, 산화성가스로서는 환경오염의 주범인 NO<sub>x</sub>가스에 대한 반응성을 조사

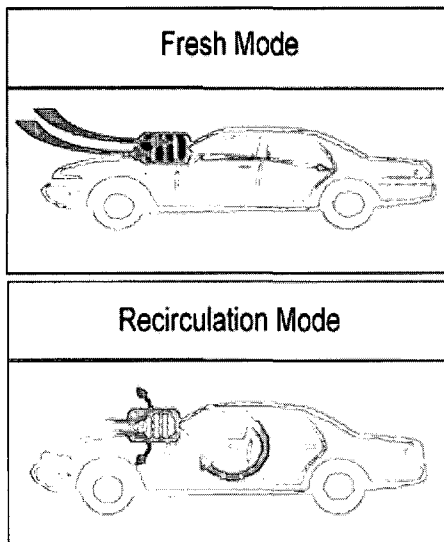


그림 1. AQS 시스템의 동작원리.  
Fig. 1. Operation principle of AQS system.

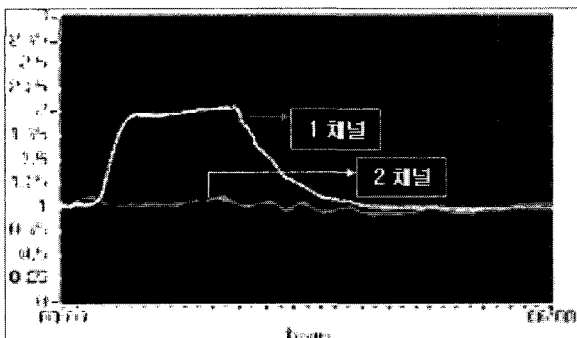


그림 2. CH<sub>4</sub> 500ppm에 대한 듀얼센서의 반응특성.  
Fig. 2. Responses curves of a dual sensor to CH<sub>4</sub> 500ppm.

하였다. CO 및 CH<sub>4</sub>의 가스는 0~3000ppm 농도와 NO의 가스는 0~1ppm 가스농도 영역에서 가스 감지특성을 측정하였다. 그림 2는 측정박스 (12,500cm<sup>3</sup>) 내에서 CH<sub>4</sub> 500ppm을 주입했을 때의 가스에 대한 환원성가스센서(1 채널)와 산화성가스센서(2 채널)의 시간 별 반응값의 그래프이다. CH<sub>4</sub>에 대해 채널 1인 환원성가스감지막만이 반응하는 모습을 확인할 수 있다. 가스센서의 반응특성을 측정하기 위해서 5V의 전원, 가스센서와 가변저항이 직렬로 연결되고 가변저항 양단의 전압이 가스센서의 출력 측정값으로 측정되었다.

III. BP 알고리즘을 이용한 신경회로망

기존의 AQS는 차량으로 들어오는 공기에서 가스의 존재 유무를 센서로서 감지하여, 미리 설정된 유해가스의 농도이상의 가스가 혼입되어 있으면 차량내부로 공기가 들어오는 공기인입구를 차단하도록 되어 있다. 이 경우에는 각종 환원성가스나 산화성가스중에 어떤 종류의 가스가 주요가스인지의 구분이 어렵다. 또한 차량의 공기인입구의 열림과 닫힘 만을 구분하도록 하고 있다. 본 논문에서는 신경회로망을 이용하여서 가스의 종류에 대한 인식이 가능하게 하고 그 가스에 따른 반정량적인 데이터를 추출하여 외부가스에 대한 정확한 정보를 운전자에게 줄 수 있도록 구성하였다.

그림 3은 전형적인 3층 구조의 오류 역전파(error back propagation) 신경회로망을 보여주고 있다. 단층 퍼셉트론의 단점을 극복한 역전파 알고리즘은 지도학습(supervised learning)을 통하여 스스로 문제의 해를 찾아가는 특징을 가지고 있다[5-7,9-11].

신경회로망은 입력패턴과 목표패턴의 학습을 통하여 다양한 식별결과값을 얻는다. 신경회로망을 학습시키기 위한 지도학습은 입력패턴과 각 학습 입력패턴에 대한 출력층 뉴런의 목표 출력값(또는 목표 패턴 값)을 가지고 학습을 시킨다. 학습 방법은 모든 학습 입력 패턴에 대한 출력층 뉴런의 실제 출력 값과 목표 출력 값 사이의 오차의 합이 줄어들도록 시냅스의 연결강도를 반복적으로 수정해서 오차가 최소가 될 경우나 더 이상 오차가 줄어들지 않을 경우 학습을 중단하는 오류 역전파 알고리즘을 이용을 한다.

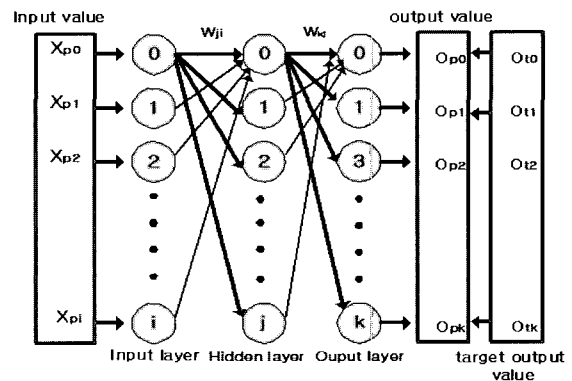


그림 3. 3층 구조의 신경회로망의 구조.  
Fig. 3. A schematic diagrams of 3 layer error back propagation neural network.

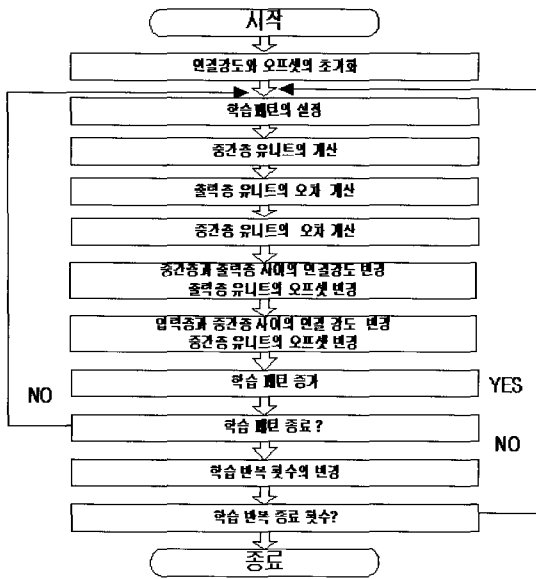


그림 4. 오류 역전파 학습 알고리즘.  
Fig. 4. Conventional error back propagation learning algorithm.

표 1. 입출력 데이터 학습횟수.

Table 1. Responses value with concentration of gas.

신경망 종류	학습 횟수	학습 성공횟수	학습에 소모된 반복횟수	학습 시간	학습 오차율
BP 알고리즘	5	5	3,232,001	8분15초	0.00001
모멘텀 BP 알고리즘	5	5	980,489 (3.296배 빠름)	55초	0.00001

오류 역전파 알고리즘을 이용한 다층 신경회로망의 대략적인 순서도는 그림 4와 같다. 본 연구에서 입력층과 은닉층사이의 연결강도와 바이어스를 초기화하는 1단계에서 두 수의 초기값으로 -0.5~0.5 사이의 값을 사용하였다.

단계별 오류역전파(error back propagation) 알고리즘은 일반화 델타 규칙을 사용하여 연결 가중치 및 바이어스 값을 조절한다. 하지만 신경망에서 소모된 반복횟수가 길어서 학습속도에 문제점을 안고 있다. 즉, 측정된 가스센서에서 많은 데이터를 학습을 시키는데 문제점을 안고 있으며 특히 지역 극소점에 빠져서 학습이 이루어지지 않거나 훈련 효과(training rate)가 낮아서 원하는 결과값을 얻을 수가 없다.

이러한 단순 오류역전파 알고리즘의 단점을 극복하기 위해 본 논문에서는 모멘텀 오류역전파 알고리즘(momentum back propagation)[5,12]을 사용하였다. 이 모멘텀은 신경회로망의 연결 가중치 조절식에 관성을 줌으로써 학습시간을 단축하고 학습성능의 향상을 위해 고안된 것이다. 모멘텀항은 입력층노드와 은닉층노드와 출력층노드 사이에 현재의 연결 가중치와 그 이전의 연결 가중치의 차이에 의해 계산된다.

따라서 모멘텀을 구하기 위해서는 이전의 연결 가중치 및 바이어스값을 저장하고 있어야 한다. 모멘텀은 신경회로망의 연결 가중치 및 바이어스를 조절하는 과정에서 추가

된다. 본 연구에서 연결강도와 바이어스의 학습률을 각각 0.01로 했으며, 연결강도의 모멘텀계수를 0.8이며, 바이어스의 모멘텀계수는 0.1로 하였다.

모멘텀을 줌으로써, 연결 가중치가 에러율이 아주 얇은 지역 극소에 빠지는 것을 어느 정도 해결해 줄 수 있으며 신경회로망의 학습 속도를 다소 향상시킬 수 있다. 표 1은 일반적인 BP알고리즘에 의한 학습 횟수에 따른 학습오차율을 본실험에서의 모멘텀 BP알고리즘에 의해 수행된 것과의 비교를 표시한 것이다. 4개의 입력노드와 11개의 은닉노드, 4개의 출력노드를 가지는 3층 퍼셉트론(4X11X4)에서 각각 8개의 입/출력 패턴데이터를 가지고 시뮬레이션해서 나타난 학습 횟수와 시간을 나타내었다. 모멘텀 BP알고리즘을 적용함으로써 학습 오차율 0.00001을 달성하기 위한 학습시간이 8분15초에서 55초로 약 89%를 줄일수 있었다. 이때 은닉층에서의 노드의 개수를 정하기 위해서 은닉노드를 5개에서부터 19개 까지 테스트를 수행하면서 목표 오차율에 따른 학습시간을 구려하여 최종적으로 11개의 은닉노드를 가지는 은닉층을 사용하게 되었다.

IV. 지능형 AQS 시스템 알고리즘 설계

1. 신경회로망을 이용한 AQS 센서 어레이 구성

본 논문에서는 4종류의 센서로 구성되는 센서어레이를 입력으로 하는 지능가스인식시스템을 위한 알고리즘의 개발을 위하여 다음과 같은 사항을 고려하였다. 가스센서는 검지가스 뿐만 아니라 다른 가스 성분에도 부분적으로 반응을 하며, 가스별로 다양한 감도 패턴을 나타낸다. 이러한 센서 어레이의 서로 상이한 감도 패턴을 신경회로망의 입력층에 사용하여 다양한 조건에서의 보다 정확한 냄새 인식을 위한 학습을 적용하였다. 모든 입출력 패턴에 대하여 출력노드에서 에러값 E가 최소가 되게 연결 가중치를 변화시켜 올바른 출력값을 제공해준다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (d_j - o_j)^2 + E \tag{1}$$

여기에서 d : 목표 출력값, o : 실제 출력값

학습 패턴이 복수일 때는 개개의 학습 패턴에 대한 (1)에 의해 지정한 에러율에 도달할때까지 결합 연결가중치(weight, 연결강도)의 값을 계속 수정을 행하는 경우(축차 수정법)와 각각의 학습 패턴에 대해 연결강도의 변화를 저장해 두고 최후에 일괄해서 결합 하중의 수정을 행하는 경우(일괄 수정법)의 2가지 방법이 있다. 축차 수정법은 학습 패턴 1개를 입력할 때마다 결합 하중을 수정하는 방법으로, 복잡한 패턴을 학습하기 쉬운 반면, 학습 속도가 느린 경향이 있다. 한편 일괄 수정법은 각각의 학습패턴에 대한 목표 에러율에 도달하기 까지 구한 연결강도의 수정량을 학습패턴 전체에 대하여 동시에 수정하는 방법이다. 이 방법으로는 수정 횟수가 줄어들기 때문에 학습 시간을 단축하는 것이 가능하지만, 학습 패턴 자체의 연결강도를 보관해야하므로 메모리의 사용량이 커지게 된다. 그림 5은 입출력 데이터 50개(표 5에서처럼 CO를 4개영역, CH4를 3개 영역, NO2를 3개 농도 영역으로 나누고 각각의 가스농도영역을 5개

의 세부 데이터로 분류했다, 20,15,15개 데이터로서 총 50개 데이터가 된다)에 대해 8개의 패턴(모든 가스에 대한 청정, CO 주의, CO 위험, CO 아주위험, CH<sub>4</sub> 주의, CH<sub>4</sub> 위험, NO<sub>2</sub> 주의, NO<sub>2</sub> 위험 등 8패턴, 이때 각 가스는 하나의 단일 가스만 존재하는 것으로 가정)으로 분류한 다음 이 패턴을 사용한 시뮬레이션 후 획득한 가중치와 바이어스의 데이터 값이다. 신경회로망의 구조는 입력층 4, 은닉층 11, 출력층4의 구조로 되어있다. 은닉층 개수에 따라서 학습속도에 영향을 받았다. 본 논문에서는 은닉층의 개수가 11개 일때 학습속도가 가장 높았으며, 그리고 하드웨어 성능을 향상시키기 위해 일괄 수정법을 사용하였다.

상기에서 기술한 신경회로망에 대한 기초연구와 신경회로망의 최적구조 설계에 기반한 지능형 AQS 시스템 구조를 그림 6에 나타내었다.

그림 5에서 보여지는 결과값은 학습에러율을 0.01%로 하기 위해 약 446만사이클의 학습 후의 결과로 부터 입력노드 4개에 대한 11개 히든노드에 대한 연결강도(4X11), 히든노드 11개에 대한 출력노드4개에 대한 연결강도(11X4) 각각에 대한 바이어스값을 보여주고 있다.

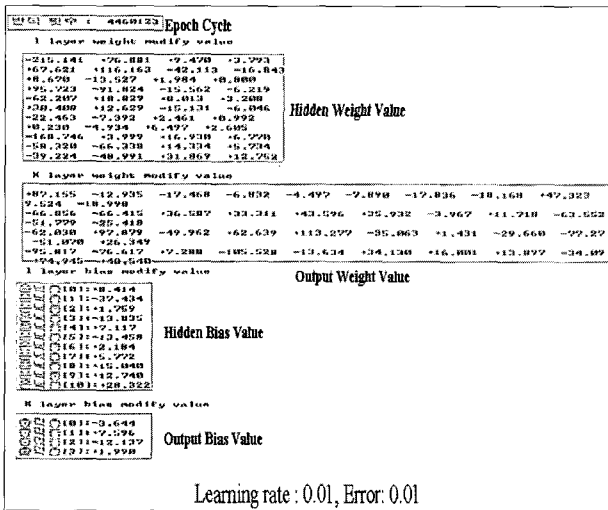


그림 5. 일괄 수정법적용을 위한 시뮬레이션된 가중치 및 바이어스 값.

Fig. 5. Simulated weight and bias values for the batch adjustment of neural network.

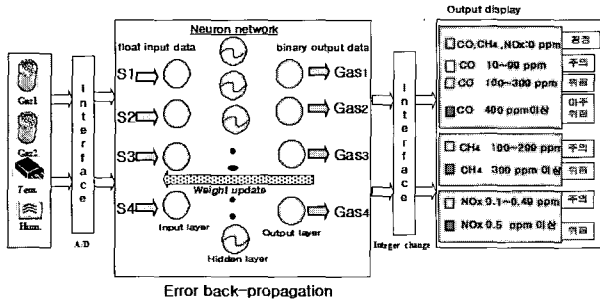


그림 6. 지능형 AQS system의 신경망 구조.

Fig. 6. Neural network architecture for intelligent AQS system.

2. 가스 패턴 분류 방법

본 연구에서는 각종 독성가스에 대한 환경기준치와 인간에 미치는 독성 정도를 기준으로 하여 본 실험에서 테스트할 CO, CH<sub>4</sub>, NO<sub>2</sub> 가스의 농도기준을 표 2와 같이 정하였다[8]. 신경회로망의 입력으로 사용하기 위해 CO가스인 경우는 0~9ppm, 10~99ppm, 100~399ppm, 400ppm 이상으로 구분하여서 각각 청정, 주의, 위험, 아주위험의 4단계로 분류하였고, CH<sub>4</sub>가스의 경우에는 0~99ppm, 100~299ppm, 300ppm 이상으로 3단계로, NO<sub>2</sub>가스의 경우에는 0~0.09ppm, 0.1~0.49ppm, 0.5ppm 이상으로 3단계로 각각 구분하여 청정, 주의, 위험 단계로 분류하였다. 따라서 가스농도에 대해 가스센서의 감도 데이터는 총 8개로 분류되었다. 가스입력 패턴인 아날로그 신호를 A/D변환을 거친 후 그림 6의 입력층에 정규화된 데이터가 전달된다.

신경회로망 학습을 위해서 측정된 가스 데이터를 실수 형태의 0~1 사이의 값으로 정규화해야 한다[12,13]. 센서로부터 측정된 데이터를 정규화하지 않고 그대로 사용하여 학습을 할 경우에는 지역 극소점(local minima)에 빠져 더 이상 추론이 불가능하거나 학습 속도가 느려질 수 있기 때문이다. 따라서 신경망회로에서 유사한 입력형태에서도 근사적인 결과 값을 얻게 하기 위해서 정규화 값을 설정하게 된다. 본 연구에서는 환원성가스감지막과 산화성가스감지막을 가지는 SnO<sub>2</sub> 듀얼 가스센서와 온도센서, 습도센서를 입력센서로 사용하였으며, 가스센서의 경우에는 가스가 없는 청정공기환경에서의 센서와 연결된 로드저항의 전압값이 1V가 되도록 미리 설정하였다. 따라서 CO가스가 존재하게 되면 환원성가스감지막(SI)은 로드저항의 전압값이 1V 이상으로 증가하게 되며 가스농도가 증가할수록 최대 5V까지(전압원)증가하게 되고, 산화성가스센서의 경우에는 NO<sub>2</sub> 가

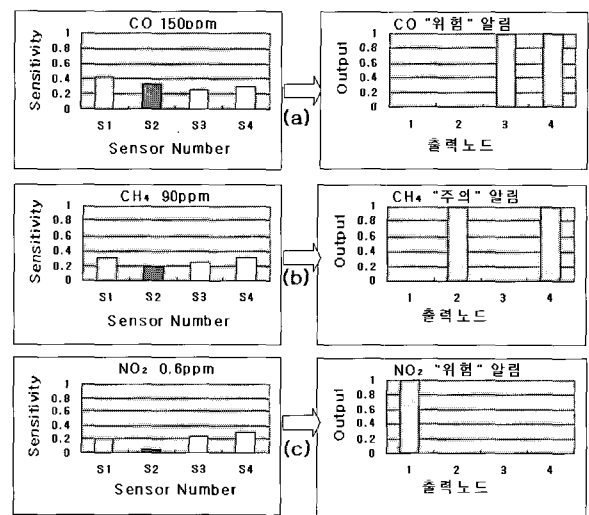


그림 7. 설계된 신경회로망에서의 정규화된 입력 패턴과 그에 따른 출력패턴: (a) 150 ppm CO, (b) 90ppm CH<sub>4</sub>, (c) 0.6 ppm NO.

Fig. 7. Simulaion result of the designed neural network for following gas concentrations: (a) 150ppm CO, (b) 90ppm CH<sub>4</sub> and (c) 0.6ppm NO.

표 2. 가스 농도에 따른 출력특성 표시.

Table2. Output responses with various gas concentrations.

가스종류	농도(ppm)	경고 신호 내용
CO	10 미만	청정
	10~100 미만	주의
	100~300 미만	위험
	300 이상	아주 위험
CH <sub>4</sub>	30 미만	청정
	30~130 미만	주의
	130 이상	위험
NO <sub>2</sub>	0.1 미만	청정
	0.1~0.5 미만	주의
	0.5 이상	위험

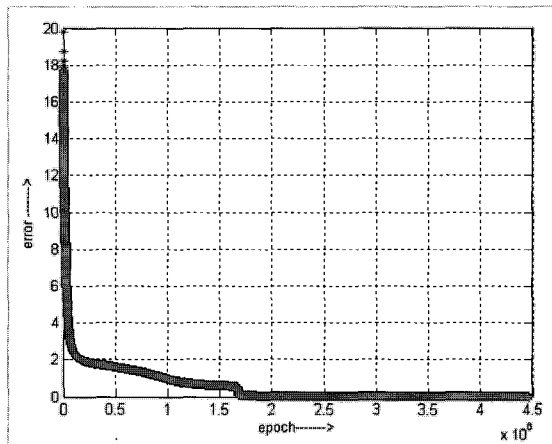


그림 8. 학습 반복에 의한 개선된 학습 곡선.

Fig. 8. Error decrease by increasing learning cycles in the neural network.

스가 주입되면 센서감지막의 저항값이 감소하여 로드저항에 걸리는 전압이 1V로 부터 그 이하의 값으로 감소하게 된다. 본 연구에서는 0V~5V까지의 이러한 로드저항에 걸리는 전압을 선형적으로 0에서 1사이의 값으로 매핑하였다. 온도센서는 정규화값을 임의로 0.25(25°C)로, 습도센서의 값은 0.3(상대습도 30%)으로 정하여 입력하였다. 그림 7은 CO 100ppm, CH<sub>4</sub> 90ppm와 NO 0.6 ppm에 대한 출력패턴을 보인 것이다.

3. 지능형 AQS 시스템의 시뮬레이션

입력노드 1, 2, 3, 4로 부터 은닉노드로의 연결강도가 합쳐지고 은닉층 노드의 바이어스 값을 더한 후에 은닉층 내에서 단방향 시그모이드 함수를 거쳐 은닉노드의 출력값으로 나오게 되며, 11개의 은닉노드로 부터의 두 번째 가중치 값과 오프셋 값도 시그모이드 함수를 거쳐 4개의 출력노드의 출력값이 되게된다.

본 연구의 신경회로망의 학습을 위한 센서의 값은 표 2에서의 각 가스의 경고 신호에 따른 농도범위를 5단계로 나누어서 입력하였다. 즉, CO가 입력가스인 경우에는 S1, S2센서에 대하여 0~9ppm을 5단계로 구분하고, 또 10~99 ppm 농도범위를 5단계로 나누어서 그에 따른 센서의 출력값을 정규화하여 학습입력으로 사용하였다. 신경회로망에서

표 3. 5개의 출력층의 바이너리 목표값 패턴 분류.

Table3. Responses value with concentration of gas.

가스 종류	가스 분류	농도(ppm)	출력층 노드의 바이너리 목표값
CO	1	10 미만	0001
	2	10~100 미만	0010
	3	100~300 미만	0011
	4	300 이상	0001
CH <sub>4</sub>	5	30 미만	0001
	6	30~130 미만	0101
	7	130 이상	0110
NO <sub>2</sub>	8	0.1 미만	0001
	9	0.1~0.5 미만	0111
	10	0.5 이상	1000

```

**임의의 가스자료를 입력하면 무슨가스인지 선택하시오(min:0.0, max:1.0)**
***x[0]: GAS1, x[1]: GAS2***
전처리된
데이터
입력값
x[0] : 0.470
x[1] : 0.355
x[2] : 0.25
x[3] : 0.100

CO0ppm: 오염없음, CO10~90ppm: "주의", CO100~300: "위험", CO300이상: "아주위험"
CH4 30~120ppm: "주의", CH4 130이상ppm: "위험"
NOx 0.1~0.4: "주의", NOx 0.5이상: "위험"
OUT[0] = 0.000
OUT[1] = 0.000
OUT[2] = 1.000
OUT[3] = 1.000
***CO를 분류했으며, CO "위험"을 알립니다***
***3시간 노출시 체내 기능 10%가 상실합니다***
    
```

(a)

```

**임의의 가스자료를 입력하면 무슨가스인지 선택하시오(min:0.0, max:1.0)**
***x[0]: GAS1, x[1]: GAS2***
전처리된
데이터
입력값
x[0] : 0.200
x[1] : 0.207
x[2] : 0.25
x[3] : 0.100

CO0ppm: 오염없음, CO10~90ppm: "주의", CO100~300: "위험", CO300이상: "아주위험"
CH4 30~120ppm: "주의", CH4 130이상ppm: "위험"
NOx 0.1~0.4: "주의", NOx 0.5이상: "위험"
OUT[0] = 0.000
OUT[1] = 1.000
OUT[2] = 1.000
OUT[3] = 1.000
***NOx를 분류했으며, NOx "주위"을 알립니다***
***매일 1시간 노출시 기관지 천식 환자 증가합니다***
    
```

(b)

그림 9. 테스트를 위한 정규화된 센서 입력값을 넣었을 때의 출력노드의 값 시뮬레이션 결과: (a) 100ppm CO, (b) 0.5ppm NO.

Fig. 9. Simulation result of output nodes when the normalized sensor output pair was given: (a) 100ppm CO, (b) 0.5ppm NO.

초기화된 목표출력값을 획득하기 위해서는 오차를 지정한 범위 이내로 줄이면서 가중치값이 계속 업데이트 하게 된다. 그림 8에 있는 모멘텀 BP 알고리즘을 시뮬레이션 통해 입력패턴에 대한 오차범위에 따라 가중치 업데이트가 된다. 학습은 4460123 번까지 동작 한 후 Error가 0.01까지 도달하면 최적의 출력값이 얻어질수 있게 학습이 되었다. 구해진 연결강도는 일괄 수정법을 적용하고, 이 값을 마이크로 프로세서에 이식함으로써 작은 프로그램 코드로서 알고리즘을 구현하고, 하드웨어 성능을 향상 시킬 수 있었다.

표 3은 출력층의 바이너리 목표값을 패턴 분류한 것을 보여주고 있으며, 오염된 가스 데이터를 입력했을 때 목표

층 Training Test 값의 결과가 그림 9와 같이 나타난다. 그림 9(a)에서 CO 100ppm에 대한 4개의 센서에 각각의 정규화된 입력값을 넣었을때, 4개의 출력노드에 순서대로 “0, 0, 1, 1”의 출력이 나오는 것을 알 수 있고 이 값은 CO 100~300ppm 사이의 “CO 위험” 경고를 표시하게 된다.

V. 지능형 AQS 시스템 제작과 가스인식 결과

1. 마이크로 프로세서(ATmega128)를 이용한 지능형 AQS 마이크로 보드 설계

가스센서로부터 획득된 정보를 마이크로프로세서 기반에서 제어 및 처리하기 위한 내세 인식용 메인 보드를 설계 및 제작하였다. 본 연구에서는 마이크로프로세서로서 원칩 소자이면서 고성능, 저가형, 저소비전력 특성을 갖는 AVR(ATmega128, Atmel Co., USA)을 이용하였으며, 보다 효율적인 정보의 표시를 위해 시스템보드상에 그래픽 LCD를 부착하도록 하였고 음성칩을 부착하여 음성 경고가 전달되도록 하였다. 또한 측정된 데이터 및 정보들을 PC로 전송할 수 있도록 RS-232 방식의 통신포트와 시스템 확장을 위한 다수의 입출력 포트를 확보하였다. 지능형 AQS 시스템 블록도는 그림 10에 나타나 있으며, AQS 시스템의 전체적인 동작형태를 나타내고 있다. 자동차용 12V 배터리는 음성보드에서 전압이 변환하여 지능형 메인 보드에 5V와 모터모듈 부분에는 12V를 전압안정화칩으로서 안정화하여 제공되도록 하였다. 그리고 센서보드에 5V와 7V로 전압을 변환시켜 전압원으로 공급하도록 했다. 여기에서 7V는 가스센서의 감지막 가열을 위한 전원회로로 사용된다. 오실레이터로는 16M Clock을 사용하였다.

사용자 인터페이스 컨트롤러 부분에서는 사용자의 편의를 위해 ‘자동’버튼과 ‘수동’버튼을 선택하도록 설계했으며, ‘수동’버튼을 누르는 경우에는 차량으로의 공기인입구를 수동으로 열거나 닫을지 여부를 묻는 음성 메시지가 나오고 그에 따라 수동으로 공기인입구를 열고 닫는 것을 선택하게 된다. ‘자동’버튼을 선택한 경우에는, 마이크로 프로세서가 실시간으로 가스센서 오염농도를 체크하고, 미리 학습된 유해 가스 농도를 “주의”, “위험” 레벨로 음성으로 알려주게 된다. 이와 동시에 오염가스의 농도에 따라서 공기인입구가 자동적으로 열리거나 닫히게 된다. 또한 오염 지역을 통과할 때는 오염 위험을 알리는 경고메시지와 오염의 농도를 수치로 모니터에 나타내도록 설계하였다.

시뮬레이션에 의해 구해진 연결 가중치 및 바이어스값을 마이크로 프로세서의 ROM에 look-up 테이블 방식으로 일괄처리법에 의하여 저장하는 신경회로망을 설계하였다. 설계 틀은 AVR-GCC 컴파일 툴(C언어, 공개교육용)을 이용했으며, 설계한 파일을 ATmega128 마이크로프로세서에 다운로드하기 위해 다운로드 프로그램인 Ponyprog2000 (오픈소스)을 사용하였다.

2. 지능형 AQS 시스템의 제작

AQS 프로토타입 시스템은 크게 네부분으로 구성되었다. 전원 및 센서를 포함하는 아날로그 신호처리부와 지능 알고리즘을 탑재한 메인보드를 포함하는 제어 및 연산부, 그리고 그래픽 LCD를 이용하여 처리 결과를 출력하는 표시

부로 구분할 수 있다. 제작된 프로토타입 시스템의 사진을 그림 11에 나타내었다.

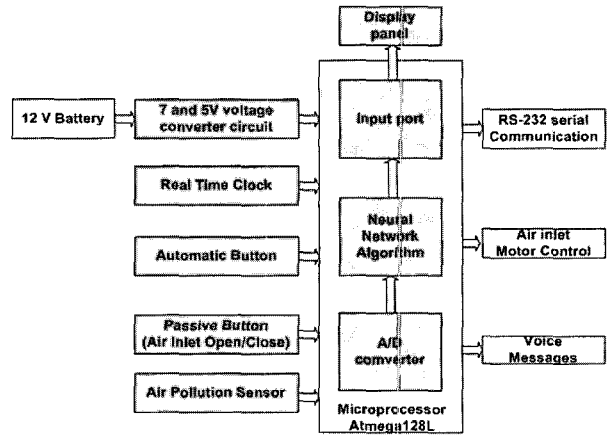


그림 10. AQS 시스템 보드 블록도.  
Fig. 10. Block diagram of AQS controller board.

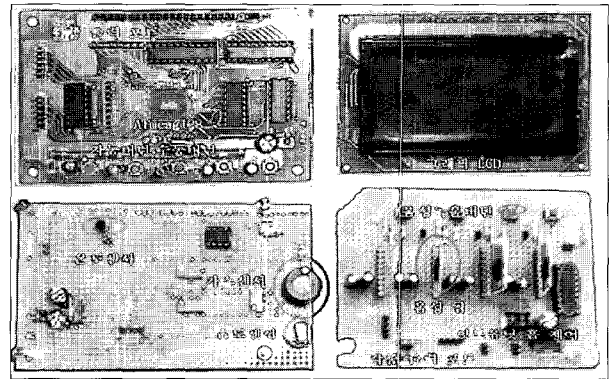


그림 11. 프로토타입 시스템 사진, (a) 메인보드, (b) 디스플레이, (c) 센서모듈, (d) 음성유닛.  
Fig. 11. Photograph of fabricated prototype system, (a) main controller board, (b) display, (c) sensor module and (d) voice chip unit.

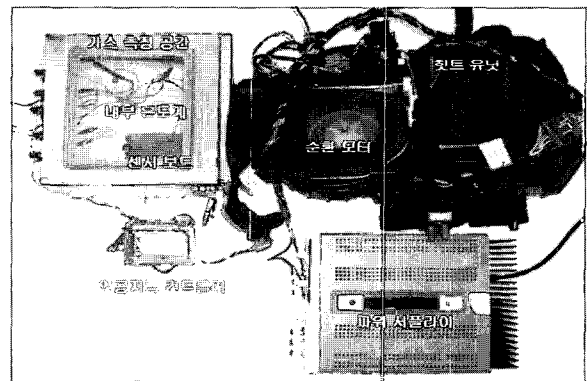


그림 12. 신경망을 탑재한 AQS 제어부와 히트유닛과의 실험장치 모습.  
Fig. 12. Experimental apparatus for the developed AQS system test.

3. AQS 시스템의 동작특성

그림 12는 AQS 제어부와 히트유닛부분을 이용한 AQS 시스템의 가스인식 실험을 위한 장치의 모습이다. 히트유닛은 인스투루먼트 판넬 안쪽의 차량 중앙에 정착되어 있고, 외관은 플라스틱 케이스로 되어 있으며, 케이스 내에 엔진 냉각수가 흐르는 히터 코어와 공기 방향 조절용 모드 도어, 온도 조절용 에어혼합 도어 등으로 구성되어 있다. 밑 그림에서 히트유닛에 큰 홀이 나 있으며, 이 부분이 외부의 공기를 유입시키는 부분이다.

CO, CH<sub>4</sub>, NO<sub>2</sub> 등의 정확한 농도계측을 위해 12,500cc의 가스특정박스를 설치하였으며 센서모듈을 이곳에 넣어서 가스에 대한 감도변화를 특정하였다. NO<sub>2</sub> 가스의 경우에는 1%의 N<sub>2</sub> 혼합가스를 가스원으로 사용하였다.

그림 12의 AQS 시스템에서의 각 가스영역에서의 가스주입 테스트 결과 95% 이상의 정확성을 가지는 것으로 조사되었다. 즉 각 가스의 농도영역, 예를들면 CO ‘위험’영역인 100~299ppm에서 5가지의 농도를 100ppm, 140ppm, 180ppm, 220ppm, 260ppm의 5단계로 나누어서 테스트 한 결과 95% 이상의 출력 정확성을 보이는 것이 확인되었다. 또한 유해 가스 3종류에 대한 구별이 가능했으며 학습결과와 매우 유사한 출력이 얻어졌다.

그림 13에서 컨트롤러와 함께 모니터링을 위한 사용자 인터페이스로서 그래픽 LCD가 사용되어서 오염가스가 없는 청정 지역을 지나가는 모습을 사용자 인터페이스에서 나타나게 하거나, 히트 유닛 개폐구가 자동으로 열려 있는

모습을 확인 할 수 있게 하였다. 그래픽 LCD창에 가스종류 및 유해 가스 위험 범위와 인체에 미치는 영향에 대한 정보를 보여주게 설계하였다. 그림 13(a)는 오염 지역을 통과로 외부공기가 들어오는 것을 차단하는 모습을 보여주고 있으며, 오염지역 통과중 외부 공기를 차단하면서 차량내에 내부 공기를 순환 시키는 순환 모드 동작중임을 보여주고 있다. (b)그림은 차량 외부의 200ppm의 CO 가스를 감지해서 그 농도의 가스가 인체에 미치는 영향을 보여 주므로서 운전자에게 외부환경에 대한 경고 메시지를 주는 것을 보여주고 있다.

VI. 결론

환원성 가스센서, 산화성 가스센서로 이루어진 듀얼형 가스센서와 신경회로망 패턴인식기법이 적용된 신호처리 칩을 설계하여 특정 가스인식과 농도 판별이 가능한 차량용 AQS 시스템을 제작하고 그 특성을 평가하였다.

모뎀 BP 알고리즘을 적용한 신경회로망의 패턴인식기법을 활용하여 노출된 가스의 종류를 인식한 다음 유해가스의 농도를 인체에 미치는 영향에 따라 분류 후, 그래픽 LCD를 통하여 나타내도록 차량용 AQS 시스템을 설계하였다. 신경회로망칩은 8bit RISC칩인 ATmega128칩을 사용하여 제작했다. 제작된 AQS 시스템은 평가결과 시험적으로 사용된 3가지 가스인 CO, CH<sub>4</sub>, NO 패턴에 대해 인식율이 95% 이상의 성능을 얻을 수 있었다. 이러한 결과는 기존의 AQS 시스템이 유해가스 존재 유무만을 출력신호로 나타내고 온도와 습도에 의한 오동작이 자주 일어나는 것에 비해, 본 연구에서 개발된 AQS 시스템이 가스의 종류 및 농도에 따른 가스가 인체에 미치는 영향 뿐만 아니라 음성으로 사용자에게 “주위”, “위험” 등을 알려줌으로써 보다 지능화된 AQS 시스템의 가능성을 보여주었다는 것을 나타낸다.

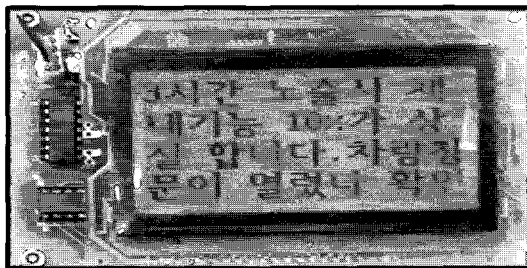
추후, 본 연구의 마이크로프로세서 대신에 차량 HVAC 시스템의 마이크로프로세서를 공유하는 통합시스템에 대한 연구와 실제 차량에 부착하여 실험하는 필드테스트가 필요하고 현장에서의 적용을 위한 알고리즘의 업데이트에 대한 연구를 진행해나갈 예정이다.

참고문헌

- [1] <http://www.sensormag.com/resources/businessdigest/sdb0201.shtml>, Sensor industry developments and trends, Sensors, February 2001.
- [2] <http://www.sensorsmag.com/articles/0500/92/main.shtml>, The sensor explosion and automotive control systems, Sensors, May 2005.
- [3] [http://www.auto-elec.com/products/product0.4\\_1.html](http://www.auto-elec.com/products/product0.4_1.html), (주) 오토전자 홈페이지.
- [4] <http://www.figarco.co.jp/en/pdf/TGS2201.pdf>, Figro Engineering Ltd. 홈페이지.
- [5] H. Schulz, M. Derrick, and D. Stulik, “Simple encoding of integrated spectra for pattern recognition Part2. neural network approach using back-propagation and associative Hopfield memory,” *Analytica Chimica Acta*, vol. 316,



(a)



(b)

그림 13. 사용자 인터페이스의 동작, (a) 차량외부가 CO 가스 오염지역임을 알려주고, 내부공기 순환모드로 전환되었음을 보여줌, (b) CO 200ppm이 인체에 미치는 영향에 관한 메시지.

Fig. 13. The operation of user interface, (a) message of the air polluting area passage, (b) dangrous warning of the polluting gas outside.

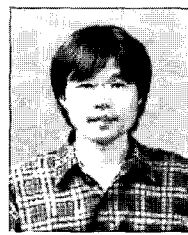
- pp. 145-159, 1995.
- [6] S. Somov, G. Reinhardt, and W. Gopel, "Gas analysis with arrays of solid state electrical sensors; applications to monitor HCs and NOx exhausts," *Sensors and Actuators B*, vol. 35-36, pp. 409-418, 1996.
- [7] C. N. Schizas and C. S. Pattichis, "Learning systems in biosignal analysis," *BioSystems*, vol. 41, pp. 105-125, 1997.
- [8] J. W. Gardner and P. N. Bartlett, *Electronic Noses; Principles and Applications*, Oxford University Press, New York, pp. 210-218, 1999.
- [9] D.-S. Lee, "SnO<sub>2</sub>-base sensor arrays for monitoring combustible gases and volatile organic compounds" Ph.D. thesis, Kyungpook National University, pp. 45-177, 2000.
- [10] U.-T. Jang and W.-Y. Chung, "CPLD chip design of neural network for primitive gas discrimination system," *Proc. of 5th EACCS*, pp. 4-28, 2001.
- [11] 홍형기 외 2명, "A portable electronic nose system using gas sensor array and artificial neural network," LG전자기술원 연구보고서, pp. 1-52, 2001.
- [12] 이상원 공저, "학습하는 기계 신경망," Ohm사 pp. 43-332, 1998.
- [13] 임영도 외 1명, "퍼지 · 신경망 · 유전진화," 영과일, pp. 107-144, 1997.



정완영

1987년 경북대 전자공학과 졸업. 1989년 동 대학원 석사. 1998년 일본 규슈대학 박사. 1993년~1999년 세명대학교 전자공학과 조교수. 1999년~현재 동서대학교 컴퓨터정보공학부 부교수. 관심분야는 가스센서, 실리콘센서, 유비

쿼터스 센서네트워크, 유비쿼터스 헬스케어.



이승철

2003년 2월 경운대컴퓨터공학과 졸업. 2005년 8월 동서대 컴퓨터 네트워크공학과 석사. 관심분야는 임베디드시스템, 센서응용 시스템, 차량용 제어시스템.