

## 가스 식별 시스템 설계를 위한 유전알고리즘과 퍼지시스템 적용에 관한 연구

### A Study on the Application of Genetic Algorithms and Fuzzy System to GAS Identification System

방 영 근\*      조 해 파\*\*      이 철 희\*\*\*  
Bang, Young-Keun      Zhao Haibo      Lee, Chul-Heui

#### Abstract

Recently, machine olfactory systems that have been proposed as an artificial substitute of the human olfactory system are being studied by many researchers because they can scent dangerous gases and identify the type of gases in contamination areas instead of the human.

In this paper, we present an effective design method for the gas identification system. The design method adopted the sequential combination between genetic algorithms and TSK fuzzy logic system. First, the proposed method allowed the designed gas identification system effectively performing the pattern analysis because it was able to avoid the curse of dimensionality caused by use of a large number of sensors. Secondly, the method led the gas identification system to good performance because it was able to deal with drift characteristics of the sensor data by using description ability of the fuzzy system for nonlinear data. In simulation, we demonstrated the effectiveness of the designed gas identification system by using the simulation results of five types of gases.

키워드 : 후각 시스템, 유전알고리즘, 유동성, 퍼지시스템

Keywords : *olfactory system, genetic algorithms, drift characteristic, fuzzy system*

#### 1. 서론

인간의 후각을 모사한 가스 식별 시스템은 현재 다양한 분야에서 그 연구가 활발히 진행 중이다. 예를 들면 쓰레기 매립지 및 폐수 처리 설비의 경우 발생된 악취와 메탄가스 등은 인체에 매우 해로우므로 인간을 대신해 가스의 종류를 식별하거나 유독 가스를 검출하는 시스템이 요구되기 때문이다. 또한 인간의 후각 시스템은 그 때의 환경이나 분위기 또는 인간의 건강 상태에 따라 같은 종의 가스에 대하여도 다른 판별을 내릴 수 있으며

로 매우 유동적이며, 따라서 정확한 식별을 요구하는 분야에서는 더욱 중요한 요소로 연구되어지고 있다[1][2]. 인간의 후각 시스템은 코의 점막 상피 세포에 단백질 등이 냄새 물질과 결합해 사구체와 신경계를 거쳐 뇌에 전달하여 가스를 식별하는 구조를 가지고 있으며, 이에 반응하여 가스 식별 시스템은 가스 센서 어레이를 통해 화학적 신호를 전기적 신호로 변환한 후 다양한 방법으로 가스를 식별하는 방법을 택하고 있다[3]. 이러한 식별 시스템의 구현에 가장 널리 쓰이는 방법들로 패턴 인식 기법과 신경망 기법을 들 수 있으며, 이들은 다양한 영역에서 좋은 성능들을 보여주고 있다[4][5]. 또한 각각의 센서들의 유동적 특성에 보다 잘 적용할 수 있는 퍼지 시스템의 적용에 관한 연구도 활발히 진행 중이다[6]~[8].

\* 강원대학교 신재생에너지 연구소

\*\* 강원대학교 전기전자공학과 석사과정

\*\*\* 강원대학교 전기전자공학과 교수, 교신저자

본 논문에서는 유전알고리즘과 퍼지시스템이 적용된 가스 식별 시스템의 설계 방법을 다룬다. 일반적인 가스 어레이의 경우 다양한 가스들을 검출하기 위해 많은 수의 센서들을 사용하게 되며, 따라서 감지된 신호들의 패턴은 차원의 저수(curse of dimensionality)를 발생시키므로 차원의 축소를 요구하게 된다. 이러한 차원의 축소를 위해 패턴 인식 분야에서는 일부의 특징들을 추출하여 사용하거나 특징들의 부분집합을 사용하여 차원을 축소하였지만, 이러한 방법들은 신호의 통계적 특성 분석을 위한 복잡한 수학적 절차를 요구하게 된다. 반면에 본 논문에서는 센서들의 부분집합을 구현하기 위해 유전알고리즘[9][10]을 적용함으로써 보다 효과적이면서도 최적의 부분집합이 구현될 수 있도록 하여 차원의 축소를 수행하였다. 또한 시간의 경과나 환경의 변화로 야기되는 센서들의 유동적 특성에 잘 대처할 수 있도록 하기 위해 퍼지시스템을 적용하여 보다 효과적인 식별 시스템이 설계될 수 있도록 하였다. 퍼지 시스템의 설계에는 퍼지논리의 강점과 선형 회귀 모델의 장점을 동시에 취할 수 있는 TSK 퍼지 논리 시스템[10][11]을 사용하였으며, 퍼지 분할에는 구조가 간단하면서도 효과적인 K-평균 군집화 기법을 적용하여 시스템이 보다 효과적으로 설계될 수 있도록 하였다. 마지막으로 센서 어레이로부터 검출된 5종류의 가스에 대해 시스템의 식별 성능을 분석하고 제안된 시스템의 효용성을 입증하였다.

## 2. 제안된 식별 시스템의 구조

그림 1은 제안된 가스 식별 시스템의 구조를 보여준다.

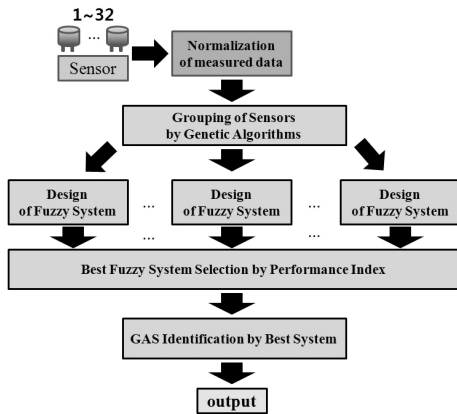


그림 1 제안된 가스 식별 시스템의 구조

제안된 가스 식별 시스템의 구조는 먼저 32개의 가스 센서로 구성된 센서 어레이와 이들로부터

검출된 전기신호를 정규화 하는 과정을 거쳐 각각의 가스들에 대한 데이터 기반을 구성하게 된다. 다음으로, 구성된 데이터 기반을 이용하여 유전알고리즘을 통해 8개의 그룹으로 센서들을 분할하는 과정을 거치게 된다. 이러한 그룹화의 과정이 끝나면 각각의 그룹에 대한 퍼지 식별 시스템을 설계하게 되며, 설계가 끝나게 되면 시스템의 전체 출력을 담당할 최종 식별 퍼지 시스템을 성능평가를 통해 결정한 후 검증 데이터에 대한 시스템의 식별 능력을 검증하는 구조로 이루어져 있다.

## 3. 식별 시스템의 설계

### 3.1 그룹화

유전알고리즘을 통한 센서들의 그룹화를 위해선 감지된 신호들에 대한 분석을 필요로 하게 된다. 일반적으로 센서에 의해 감지된 화학신호를 전기신호로 변환하는 경우에 수집되는 신호들은 매우 유동적 특성을 보이게 된다. 이는 센서들의 감도가 측정을 수행한 회수나 주위 환경에 민감하게 반응할 수 있기 때문이다. 따라서 같은 가스를 같은 센서로 여러 번 측정 할 경우, 그 값은 모두 미세하게나마 다르게 나타날 수 있으며, 수행과정이 반복될수록 신호의 크기가 작아 질 수 있다. 하지만, 비록 센서들이 발생시키는 전기신호의 크기는 다르게 나타나더라도, 각각의 센서들이 각각의 가스들을 측정하는 패턴은 유사한 형태로 주어지게 된다. 결국 식별 시스템의 설계를 위해선 32개의 센서들이 각각의 가스들을 측정하여 발생시키는 전기신호들의 패턴을 분석하는 것이 중요한 요소로 작용하게 된다. 이러한 패턴을 보다 잘 분석하기 위해 센서들에서 발생된 전기신호들은 아래와 같이 정규화 하는 과정을 거치게 된다.

$$Normalized\ value = \alpha(i) \sum_{j=1}^n electric\ signal(i,j) \quad (1)$$

여기서, *Normalized value*는 정규화의 최종 값을 의미하며,  $\alpha(i)$ 는 *i*번째 측정 신호 값들에 대한 가중치를 의미한다. 또한 *electric signal(i,j)*는 *i*번째 측정 신호들 중 *j*번째 센서가 발생시킨 전기신호를 의미한다. 결국, 식 (1)은 센서 어레이에서 측정된 값들의 합은, 측정 반복 회수나 가스들의 종류에 상관없이 그 합의 크기가 동일하도록 정규화됨을 의미한다. 이러한 신호들의 정규화 과정을 통해 변환된 데이터들은 이후 센서들의 그룹화와 퍼지시스템의 설계를 위해 사용되어 진다. 센서들의 그룹화를 위해서 본 논문에서는 최적화 기법으로 매우 유용하게 사용되는 유전알고리즘을 적용하여 수행하였다. 먼저 후에 설계될 퍼지시스템의 파라미터들을 고려하여 32개의 센서들을 4개씩 8

개의 그룹으로 그룹화를 수행하게 되며, 하나의 그룹 내에는 특성이 유사한 4개의 센서들을 조합함으로써 이 후 설계되는 퍼지시스템의 파라미터 추정 시 부정확성이 최소가 되도록 한다. 식 (2)는 그룹화를 위해 정의된 유전알고리즘의 목적함수이다.

$$\rho_{MN}^g = \frac{\text{std}(C_{MM}^g) C_{MN}^g}{\sqrt{C_{MM}^g} \sqrt{C_{NN}^g}} \quad (2)$$

여기서,  $\rho_{MN}^g$ 는  $g$ 번째 센서 그룹에 해당하는 목적함수의 계수를 의미하고,  $C_{MN}^g$ 는  $g$ 번째 가스 센서그룹에서 측정값들의 평균과 각각의 측정값들에 대한 교차 공분산을 의미한다. 또한,  $C_{MM}^g$ 와  $C_{NN}^g$ 는  $g$ 번째 가스 센서 그룹에서의 평균에 대한 공분산과 측정 데이터들의 각각의 공분산을 의미한다. 마지막으로  $\text{std}(C_{MM}^g)$ 는 평균들의 표준편차이다.

결국 이러한 목적함수는 각각의 센서들이 각 종류의 가스들을 측정한 데이터들에 대한 평균에 대하여 편차가 큰 특성을 보이는 센서들끼리 그룹을 결정함으로써 패턴 분석을 효과적으로 수행할 수 있도록 하고, 또한 편차 특성을 크게 나타내는 센서들로 그룹을 결정하게 됨으로써 퍼지시스템의 특성을 개선할 수 있도록 하는 것을 의미한다. 식 (2)의 목적함수를 기반으로 자손을 생성하기 위해 선 적합도 함수가 요구되며, 이를 위해 본 논문에서는 식 (3)과 같은 선형 스케일링 기법을 적용하였다.

$$\text{Fit}(\mathbf{s}) = OF(\mathbf{s}) + C_s \quad (3)$$

재생산 연산자에서는 식 (3)의 적합도를 기반으로 하여 다음 세대의 자손을 생성하게 되는데, 이때 자손을 생성하기 위한 탐색 점은 각 개체들의 적합도와 가장 우수한 개체의 적합도를 이용하여 다음과 같이 계산된다.

$$\bar{s}_{ic}(G+1) = \text{round}[s_{ic}(G) + \eta_i \frac{[\text{Fit}_{\text{best}}(G) - \text{Fit}_i(G)]}{\text{Fit}_{\text{best}}(G)} \times [s_{ic(c)}(G) - s_{ic}(G)]]$$

where,  $(1 \leq i \leq G_{\text{max}}, 1 \leq c \leq 32)$

(4)

여기서,  $s_{ic}(G)$ 는  $G$ 세대의  $i$ 번째 개체의  $c$ 번째 요소를 의미하며,  $\text{Fit}_{\text{best}}(G)$ 는  $G$ 세대의 가장 우수한 적합도이며,  $\text{Fit}_i(G)$ 는  $G$ 세대 개체들의 각각의 적합도를 의미한다. 또한, 본 논문에서 유전알고리즘의 교배 연산자로는 수정단순교배(modified simple)를 사용하였다. 수정 단순교배의 두 염색체에 대한 교배점은  $cp \in [1,3]$ 인 구간에서 무작위로 선택되며 선택된 교배점을 기준으로 유전 정보가 서로 교환

되어 자손을 생성하게 되는데, 이때 교배 이전의 유전 정보들은 식 (5)에 의해 먼저 결합되어진다.

$$\begin{aligned} \bar{v}_c^a &= \text{round}(\lambda \bar{v}_c^b + (1-\lambda) \bar{v}_c^a) \\ \bar{v}_c^b &= \text{round}(\lambda \bar{v}_c^a + (1-\lambda) \bar{v}_c^b) \quad (1 \leq cp \leq 3) \end{aligned} \quad (5)$$

여기서,  $\lambda \in [0,1]$ 로 제한되는 값을 가지게 되며, 이러한 형태의 교배는 항상 적합한 형태의 자손을 생성하기 위한 것이다. 마지막으로, 돌연변이 연산자로 동적 돌연변이와 부모 세대가 자손 생성에 효과적으로 기여할 수 있도록 엘리트 전략(elitist strategy)을 적용하여 유전알고리즘의 수렴성과 최적해의 탐색 성능을 개선할 수 있도록 하였다. 이러한 유전알고리즘을 통해 초기 32개의 센서들은 특성 패턴이 유사한 4개의 센서들로 구성된 8개의 그룹을 형성하게 되며, 이들 그룹 각각에 대하여 퍼지 식별 시스템이 설계되어 동작하게 된다.

### 3.2 퍼지 식별 시스템의 설계

유전알고리즘을 통해 8개로 그룹화 된 센서들은 그들의 특성에 맞는 각각의 퍼지 시스템의 설계를 위한 변수들로 사용된다. 따라서 본 논문에서 사용된 TSK 퍼지 논리 시스템의 변수는 4개로 정의되어진다. 먼저 일반적인 TSK 퍼지 논리 시스템의  $j$ 번째 퍼지 규칙은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} R^j: & \text{if } x_1 \text{ is } F_1^j \text{ and } x_2 \text{ is } F_2^j \text{ and } \dots \text{ and } x_p \text{ is } F_p^j \\ & \text{then } y^j(\mathbf{x}) = c_0^j + c_1^j x_1 + c_2^j x_2 + \dots + c_p^j x_p \end{aligned} \quad (6)$$

여기서,  $\mathbf{x}$ 는 센서 데이터로 정규화된 값들을 의미하며,  $p$ 는 입력의 개수로 본 논문에서는 하나의 그룹에 4개의 센서 입력이 있으므로 4로 정의된다. 또한,  $\mathbf{c}$ 는 TSK 퍼지논리 시스템의 파라미터로 규칙을 만족하는 입력데이터들에 의해 추정되는 값이며,  $y$ 는 출력을 의미한다. 식 (6)에 나타나듯이 TSK퍼지 논리 시스템은 전반부의 규칙기반의 형성과 후반부의 파라미터 식별을 요구하게 된다. 먼저 전반부의 퍼지 규칙 생성을 위한 입력공간의 퍼지 분할은 정규화된 데이터 값들 중 최대값과 최소값을 전체 입력 공간으로 정의하고, 이들 사이를 그림 2와 같이 사다리꼴과 삼각형 소속함수를 이용하여 5개의 퍼지 집합으로 분할하였다.

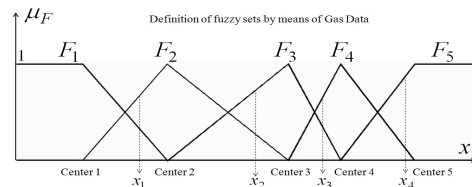


그림 2 입력공간의 퍼지 분할 예

이 때, 5개의 퍼지집합을 생성하기 위한 각각의 퍼지집합의 중심값들은 K-평균 군집화 기법을 사용하였으며, K-평균 군집화의 적용을 위한 초기 각 퍼지집합의 중심은 5종류의 가스들의 측정값의 평균값으로 정의하였다. 퍼지집합의 생성이 끝나면 분할된 퍼지집합들을 이용하여 TSK 퍼지 논리 시스템의 전반부 규칙기반을 생성하게 되며, 만약 그림 2와 같이 입력 데이터  $x$ 가 위치한다면, 식 (7)과 같이 퍼지규칙을 생성할 수 있게 된다.

$$\begin{aligned} R^1 &: x_1 \text{ is } F_1 \text{ and } x_2 \text{ is } F_2 \text{ and } x_3 \text{ is } F_3 \text{ and } x_4 \text{ is } F_4 \\ R^2 &: x_1 \text{ is } F_1 \text{ and } x_2 \text{ is } F_2 \text{ and } x_3 \text{ is } F_3 \text{ and } x_4 \text{ is } F_5 \\ &\vdots \\ &\vdots \\ R^j &: x_1 \text{ is } F_2 \text{ and } x_2 \text{ is } F_2 \text{ and } x_3 \text{ is } F_4 \text{ and } x_4 \text{ is } F_4 \\ &\vdots \\ &\vdots \\ R^M &: x_1 \text{ is } F_2 \text{ and } x_2 \text{ is } F_3 \text{ and } x_3 \text{ is } F_4 \text{ and } x_4 \text{ is } F_5 \end{aligned} \quad (7)$$

여기서,  $M$ 은 규칙의 개수를 의미하며,  $F$ 는 각 입력들이 만족하는 퍼지 집합을 의미한다. 결국 그림 2의 경우, 각 하나의 입력이 2개의 퍼지집합을 만족하므로 생성될 수 있는 퍼지 규칙의 수는 16개가 되며, 이러한 규칙의 생성과정은 전체 정규화된 데이터들을 이용하여 생성하게 된다. 따라서 4개의 입력 데이터와 5개의 퍼지집합을 이용할 경우 전체 생성 퍼지 규칙 수는 625개의 퍼지규칙이 생성 가능하지만, 본 논문에서는 수집된 데이터들에 한해서 규칙을 생성하며, 또한 규칙의 생성과정에서 중복되는 규칙은 삭제되므로 이보다는 작은 규칙기반을 구현하게 된다. 규칙기반의 생성이 끝나면 각각의 규칙에 대한 후반부 파라미터를 식별하는 과정을 거치게 된다. 식 (6)을 살펴보면, TSK 퍼지규칙의 후반부는 선형회귀방정식으로 주어지게 되며, 따라서 최소 자승법에 의해 효과적으로 파라미터를 추정할 수 있게 된다. 먼저,  $j$ 번째 퍼지 규칙  $R^j$ 를 만족한 입력 데이터들이  $n$ 개라면 규칙  $R^j$ 의 후반부는 다음과 같이  $n$ 개의 연립방정식으로 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} y_1^j &= c_0^j + c_1^j x_{11} + c_2^j x_{12} + c_3^j x_{13} + c_4^j x_{14} \\ y_2^j &= c_0^j + c_1^j x_{21} + c_2^j x_{22} + c_3^j x_{23} + c_4^j x_{24} \\ &\vdots \\ &\vdots \\ y_n^j &= c_0^j + c_1^j x_{n1} + c_2^j x_{n2} + c_3^j x_{n3} + c_4^j x_{n4} \end{aligned} \quad (8)$$

여기서,  $y_n^j$ 은 5개의 퍼지집합의 중심 값들로 정의된다. 이는 입력데이터들의 특성에 따라 추정되는 파라미터 값들이 각각의 퍼지집합의 중심 값으로 근접하게 추정됨으로써, 가스의 종류가 보다 효과적으로 식별될 수 있게 하기 위함이다. 식 (8)과 같이 표현된 연립방정식은 식 (9)와 같은 형태의 행렬식으로 표현될 수 있으며, 결국 식 (10)와 같이 최소 자승법에 의해 파라미터들이 추정될 수

있게 된다.

$$\begin{bmatrix} y_1^j \\ y_2^j \\ \vdots \\ y_n^j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & x_{13} & x_{14} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & x_{23} & x_{24} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & x_{n3} & x_{n4} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_0^j \\ c_1^j \\ c_2^j \\ c_3^j \\ c_4^j \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\hat{C}^j = ((X^j)^T X^j)^{-1} (X^j)^T Y^j \quad (10)$$

여기서,  $\hat{C}^j$ 는 추정되어야 할 파라미터 벡터,  $X$ 는 입력벡터 그리고  $Y$ 는 출력벡터를 각각 의미한다. 가스 식별을 위한 시스템의 출력 값은 입력 데이터들이 만족했던 퍼지 규칙의 소속함수로부터 얻어진 점화강도  $f^j$ 와 추정된 파라미터와 입력데이터에 의한 출력값  $y^j$ 의 가중합으로부터 유도될 수 있다. 만약 그림 2와 같은 입력들에 대한 시스템의 출력은 식 (7)과 식 (10)의 추정된 파라미터를 이용하여 식 (11)과 같이 얻을 수 있게 된다.

$$\begin{aligned} y_{TSK,1}(X) &= \frac{\sum_{j=1}^M f^j(X) \hat{y}^j}{\sum_{j=1}^M f^j(X)} \\ &= \frac{\sum_{j=1}^M f^j(X) (\hat{c}_0^j + \hat{c}_1^j x_1 + \hat{c}_2^j x_2 + \hat{c}_3^j x_3 + \hat{c}_4^j x_4)}{\sum_{j=1}^M f^j(X)} \end{aligned} \quad (11)$$

여기서,  $M$ 은 입력 데이터들이 만족하는 규칙의 수이며,  $\hat{y}$ 는 각 규칙들에 대하여 추정된 파라미터로부터 얻어지는 국부 출력을 의미한다. 이러한 형태로 얻어진 출력은 다음의 판별식을 통해 가스를 식별하게 된다.

$$\begin{aligned} \text{discrimination}(k) &= \min[(\text{center}(k) - y_{TSK,1}(X))^2] \\ \text{for } k &= 1, 2, \dots, 5 \end{aligned} \quad (12)$$

여기서,  $\text{center}(k)$ 는 그림 2의  $k$ 번째 퍼지집합의 중심을 의미하며, 결국 시스템의 출력이 가장 근접하게 위치한 퍼지집합의 중심값을 평균값으로 취하는 가스를 식별 하게 된다. 이러한 퍼지 시스템의 설계는 8개의 그룹들 각각에 대하여 독립적으로 수행된다.

### 3.3 제안된 식별 시스템의 출력

제안된 가스 식별 시스템은 8개의 부 퍼지 시스템으로 구성되어 있으며, 각각의 퍼지 시스템의 판별 값들은 같은 입력에 대하여 다른 판별 값을 내

릴 수 있다. 따라서 시스템의 전체 출력을 정의할 필요가 있게 된다. 이러한 문제에 가장 쉬운 방법으로는 8개의 부 퍼지 시스템들 중 훈련과정에서 가장 좋은 성능을 보인 시스템의 출력을 제안된 시스템의 전체 출력으로 정의하는 방법이다. 따라서 훈련 데이터를 이용하여 다음과 같은 식별 오차를 최소화한 부 퍼지시스템의 출력이 제안된 식별 시스템의 전체 출력이 된다.

$$\text{discriminative error} = \frac{1}{N} \left( \sqrt{\sum_{i=1}^N E^i} \right) \times 100\% \quad (13)$$

where

$$\text{if } GAS(k)^i = \text{discrimination}(k)^i \\ E^i = 0$$

$$\text{else} \\ E^i = 1$$

end

여기서,  $N$ 은 시스템 훈련에 사용된 전체 데이터의 길이를 의미하고,  $k$ 는 가스 종류에 따른 번호를 의미한다. 또한,  $GAS(k)^i$ 는  $i$ 번째 데이터들에 대한 가스의 종류를 의미하고  $discrimination(k)^i$ 는  $i$ 번째 데이터들에 대하여 퍼지시스템이 판별한 가스의 번호를 의미한다. 따라서 모든 가스에 대하여 시스템이 식별을 하였을 경우 식별오차는 0%가 될 것이며 반면에 모두 식별하지 못하게 되면 식별 오차는 100%가 된다.

#### 4. 시뮬레이션

제안된 시스템의 훈련과 성능 검증을 위해 5개의 가스 종류로부터 수집된 175×32개의 데이터를 이용하였다. 이 데이터들은 하나의 센서가 5개의 가스들에 대하여 종류별로 35회씩 측정된 값들로 구성되어 있다. 먼저 시스템 설계 및 훈련을 위해 각 종류별 가스에 대하여서 30개씩의 데이터를 이용하였으며 나머지 데이터들은 시스템의 성능 검증을 위해 사용하였다.

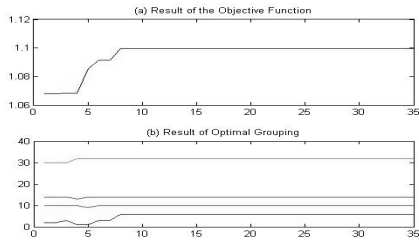


그림 3 가스센서들의 조합에 따른 목적함수의 변화

그림 3은 먼저 유전알고리즘에 의해 최적 그룹을 탐색하는 과정에서의 목적함수와 센서번호의 변동 특성을 보여주는 한 예이다. 그림 b)에서 세로축은 센서 번호이며, 가로축은 유전알고리즘의 진화세대를 나타낸다. 그림을 살펴보면 센서들의 조합에 따라 목적함수 값이 증가함을 알 수 있으며, 8세대 진화 후 1차 최적 그룹이 형성되었음을 알 수 있다. 1차 그룹이 형성되면, 1차 그룹에 포함된 센서들을 제외한 나머지 센서들에 대하여 같은 방법으로 그룹화를 진행하게 된다. 표 1은 유전알고리즘에 의한 그룹화의 과정 후 각각의 그룹에 대하여 퍼지식별 시스템을 설계하고 훈련과정에서 성능을 평가한 결과를 보여준다.

표 1 각 퍼지 시스템의 성능

식별 단계	가스 종류	퍼지 시스템(성능 : %)							
		FS1	FS2	FS3	FS4	FS5	FS6	FS7	FS8
퍼지 시스템 성능	아세톤	100	36.37	56.67	60	80	83.3	86.67	100
	부탄	100	100	100	96.67	100	100	100	100
	메탄	100	36.37	100	90	66.67	93.3	100	93.3
	프로판	96.67	96.67	96.67	86.67	96.67	73.3	93.3	96.67
	물	100	100	100	100	60	63.3	100	100
성능 평균		99.3	74	90.67	86.67	80.67	82.67	96	98
식별 오차		0.7	26	9.33	13.33	19.33	17.33	4	2
시스템의 최종 출력		아세톤	부탄	메탄	프로판	물			
		100	100	100	96.67	100			

표 1을 살펴보면 첫 번째 부 퍼지 시스템의 경우 아세톤, 부탄, 메탄, 물에 대한 각각 30회씩 측정된 데이터에 대하여 모두 정확히 가스의 종류를 식별하였으며, 프로판 가스의 경우 30회 측정된 데이터에 대하여 하나의 입력데이터에 대하여 식별하지 못하는 결과를 나타내었다. 따라서 첫 번째 퍼지 시스템의 식별 오차는 0.7%로 다른 7개의 시스템들에 비해 그 오차가 제일 작으므로 첫 번째 부 퍼지시스템의 출력이 제안된 식별 시스템의 최종 출력으로 정의된다. 아래의 표 2는 나머지 25개의 검증데이터를 이용하여 제안된 식별 시스템의 성능을 검증한 결과를 보여준다.

표 1 제안된 시스템의 식별 성능

가스	아세톤	부탄	메탄	프로판	물
종별 검출률(%)	100	100	80	100	100
종별 오차(%)	0	0	20	0	100
검출회수/개수	5/5	5/5	4/5	5/5	5/5
시스템성능(%)	96(오차 : 4%)				

표 1을 보면 제안된 식별 시스템이 매우 우수한 성능을 보임을 알 수 있다. 검증 데이터로 사용된 25개의 가스데이터에 대하여 24개의 데이터에 대한 가스를 정확히 식별하였으며, 메탄에 대한 5개

의 검증데이터 중 하나의 데이터에 대하여 식별하지 못하는 결과를 나타내었음을 알 수 있다. 결국 이러한 제안된 가스식별 시스템의 성능은 초기 데이터의 정규화 과정이나 유전알고리즘의 최적 그룹화 과정, 또한 유동적 특성을 보이는 센서 데이터들에 대하여 퍼지 시스템의 기술 능력을 조합한 결과로 분석될 수 있다.

## 5. 결론

본 논문은 유전알고리즘과 퍼지시스템을 조합한 가스 식별 시스템의 설계법을 다루었다. 이러한 조합은 먼저 유전알고리즘의 최적화 성능을 이용하여 보다 명확한 패턴을 드러낼 수 있는 센서 그룹을 형성하고 이들이 보여주는 데이터 특성을 기반으로 퍼지시스템을 설계함으로써 설계된 시스템의 데이터에 대한 기술 능력을 개선하기 위한 것으로, 이러한 시스템의 구조적 조합은 많은 입력으로 발생될 수 있는 차원의 저주에 의한 패턴분석의 어려움을 피하면서도 효과적으로 데이터들의 특성이 반영된 시스템을 설계하는 것에 효과적 이었으며, 시뮬레이션 결과에서는 제안된 기법에 따라 설계된 식별 시스템이 5종류의 가스 데이터들을 훈련 과정이나 검증과정에서 비교적 우수하게 식별할 수 있음을 보여주었다. 따라서 제안된 가스 식별 시스템의 설계 기법은 인간의 후각을 모사하는 다양한 분야에 효과적으로 적용될 수 있을 것으로 기대 된다.

## 참 고 문 헌

- [1] F. Marcelloni, "Recognition of olfactory signals based on supervised fuzzy C-means and k-NN algorithms", *Pattern Recognition Letters*, Vol.22, pp.1007-1019, 2001.
- [2] R. Gutierrez-Osuna, "Pattern Analysis for Machine Olfaction: A Review", *IEEE Sensors Journal*, Vol.2, No.3, pp.189-202, 2002.
- [3] R. Gutierrez-Osuna and H. T. Nagle, "A Method for Evaluating Data-Preprocessing Techniques for Odor Classification with an Array of Gas Sensors", *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-part B: Cybernetics*, Vol.29, No.5, pp.626-632, 1999.
- [4] A. Ortega, S. Marco, T. Sundic, J. Samitier, "New pattern recognition systems designed for electronic noses", *Sensors and Actuators B*, Vol.69, pp.302-307, 2000.
- [5] E. L. Hines, E. Llobet, J. W. Gardner, "Electronic noses: a review of signal

- processing techniques", *IEE Proc.-circuits Devices Syst*, Vol.146, No6, pp.297-310 1999.
- [6] E. Llobet, E. L. Hines, J. W. Gardner, P. N. Bartlett, T. T. Mottram, "Fuzzy ARTMAP based electronic nose data analysis", *Sensors and Actuators B*, Vol.61, pp.183-190, 1999.
- [7] P. Wide, F. Winquist, D. Driankov, "An air-quality sensor system with fuzzy classification", *Meas. Sci. Technol*, Vol.8, pp. 138-146, 1997.
- [8] D. Vlachos, J. Avaritsiotis, "Fuzzy neural networks for gas sensing", *Sensors and Actuators B*, Vol.3, pp.77-82, 1996.
- [9] K. F. Man. "Genetic Algorithms: Concepts and Applications", *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, Vol.43, No.5, pp.519-534, 1996.
- [10] Y. K. Bang, C. H. Lee, "Optimization of Multiple Model Fuzzy Systems using RCGKA and their Application", *2009 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE 2009)*, pp.325-331, 2009.
- [11] Y. K. Bang, C. H. Lee, "Fuzzy time series prediction using hierarchical clustering algorithms", *Expert Systems with Applications*, Vol.38, pp.4312-4325, 2011.