

개선된 퍼지 클러스터링

Improved Fuzzy Clustering

김승석, 김성수, 유정웅
Sung-Suk Kim, Sung-Soo Kim, Jeong-Woong Ryu

충북대학교 전기전자컴퓨터 공학부 전기공학과

요약

본 논문에서는 지능형 시스템의 초기 구조 및 파라미터 최적화에 필요한 개선된 성능의 퍼지 클러스터링 방법을 제안한다. 일반적인 클러스터링의 유용한 특성을 유지하면서 시스템의 구성을 적응적으로 변화시켜 전체 시스템의 학습과 성능을 개선할 수 있도록 하였다. 특히, 클러스터링 과정에서 발생하는 초기 파라미터 결정 문제와 최적화 문제를 동시에 만족하면서 일정한 구조로 수렴하는 제안된 방법의 특성을 이용하여 지능형 모델에서 필요로 하는 조건이나 패턴의 구조를 자율적으로 추정하였다. 실험에서는 제안된 클러스터링 방법을 기존의 연구된 알고리즘과 비교하여 제안된 방법의 우수성을 보였다.

Abstract

In this paper, we propose a new fuzzy clustering scheme that optimizes the initial structure and the parameters to improve the performance of a intelligent systems. The proposed method keeps the good properties of clustering, and improves the total systems' performance at the same time. Especially, the proposed algorithm not only keeps robust to change threshold value in the optimization process, but also improves the performance of a system through the process of the self-organizing and the converging intelligent systems in its structure of cluster. In experiments, the superiority of the proposed scheme is presented by comparing its performance with other methods.

Key words : Fuzzy clustering, Fuzzy C-means, Mountain Clustering, Chen algorithm, TSK Fuzzy model.

1. 서론

선형 시스템과는 달리 비선형 시스템을 설계하거나 제어하는 경우 대상 시스템에 대한 성능이나 구조의 개선을 위하여 다양한 직관적인 시도들이 연구되어 왔다[1-3]. 이는 선형 시스템을 기반으로 하는 수학적 방법들은 주어진 비선형 시스템을 직접적으로 적용하기 어렵거나 불가능하고 시스템을 표현하기 위하여 수학적 제약들을 해결해야 하는 과정들이 다양하게 존재하기 때문이다[1-4]. 지능형 시스템의 경우, 인간의 학습 능력이나 의사 판단 능력을 모사, 비선형 시스템을 분해하여 각 특성에 맞도록 각각을 선형 시스템으로 나누어 처리하는 성질을 가지고 있다[5][6]. 이 때, 해당 시스템의 특성을 여러 개의 부분 시스템으로 나누거나 표현하는 과정이 필요로 하며 시스템 모델링을 하는 필수 과정에 포함된다. 하나의 비선형 시스템 구조를 세부 모델로 분해하는 과정 중 시스템의 특성을 나누는 과정에 클러스터링 방법을 이용하며 클러스터링의 성능이 전체 시스템의 구조와 성능에 영향을 준다[7][8]. 즉, 해당 모델은 적절한 특성과 그 범위를 가질 때 주어진 시스템에서 더 우수한 성능을 나타낸다. 시스템의 적절한 조건이나 특성을 표현하는 것은 두 가지로 나누어질 수 있다. 먼저 적절한 특징의 수를 결정하는 것과 각 특징의 표현 영역을 결정하는 것이다[9-11]. 조건 또는 특징의 수를 결정하는 방법에는 경험적 지식이나 전문가 시스템을 이용하여 추정하는 방법 등과 더불어 해당 시스템에서 주어진 데이터를 기반으로 추론하는 방법이 있다. 전자의 경우

인간의 지식이 직접적으로 반영되는 장점을 가지지만 지정된 특징의 수가 시스템을 정확하게 표현한다고 하기 어려운 문제를 가진다[10]. 또한 주어진 데이터를 이용하는 경우 추정된 특징의 수가 조건에 의하여 변할 수 있고 이를 언어적으로 설명하기 어려운 경우가 발생한다. 그러나 인간의 주관이 포함되지 않으며 해당 시스템의 데이터를 이용하여 클러스터링을 실시하므로 객관적으로 알고리즘을 수행할 수 있다. 주어진 데이터를 이용하여 클러스터링을 실시하는 방법으로는 사전에 지정된 클러스터의 수를 이용하여 데이터 공간 상에서 클러스터 파라미터를 최적화하는 방법(Fuzzy C-means 클러스터링 등)과 사전에 정해진 임계값 등을 이용하여 클러스터의 수를 추정하는 방법(Mountain 클러스터링 등)이 있다[9][10]. 클러스터의 수가 사전에 지정되는 경우 적절한 클러스터의 수 선택 문제와 알고리즘의 초기 파라미터 결정 문제가 있으며, 임계값을 이용하여 클러스터의 수를 추정하는 경우 임계값에 의해 클러스터 수의 변동이 심할 수 있는 문제점을 가진다[9].

본 논문에서는 위의 두 가지 클러스터 알고리즘이 가지는 특성을 동시에 만족하는 알고리즘으로써 Chen 알고리즘을 기반으로 하는 개선된 클러스터링 알고리즘을 제안한다[12]. Chen 알고리즘에서 고정된 초기 파라미터를 알고리즘 진행 중에 자율적으로 최적의 파라미터로 수렴하도록 하였으며, 주어진 임계값과 함께 클러스터 추정에 제약을 두어 클러스터 구조가 크게 변화하는 것을 방지하였다. 또한 다차원의 입력에 대하여 공분산을 이용하여 클러스터의 기하학적 형태까지 고려하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 제안된 알고리즘을 설명하였으며, 3장에서 기존의 클러스터링 알고리즘의 특성과 비교 설명하였으며, 4장에서는 실

접수일자 : 2004년 6월 24일
완료일자 : 2004년 12월 30일

험을 통한 고찰을 하였고, 마지막으로 5장에서는 연구에 대한 결론과 향후 연구방향에 대하여 살펴보았다.

2. 제안된 클러스터링 알고리즘

퍼지 클러스터링의 기본 개념은 유사성을 가지는 데이터를 같은 클러스터에 속하게 하며, 그렇지 않은 데이터를 다른 클러스터에 속하도록 하는 것이다. 제안된 알고리즘에서는 유사성을 측정하는 방법으로 Gaussian 함수를 이용하였으며, 이를 클러스터 파라미터로 이용하였다.

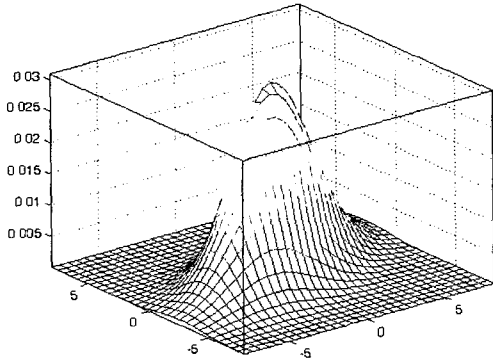


그림 1. Gaussian 함수의 범위
Fig. 1. Range of Gaussian function

그림 1에서 볼 수 있듯이 Gaussian 함수에 의한 유사도는 방사함수 형태로 클러스터의 파라미터(중심)에서 멀어질수록 지수함수 형태의 비선형적으로 감소한다. 이를 소속도로 표현할 경우, 데이터 $i=1, \dots, n$ 에 대하여 j 번째 유사도 r_{ij} 를 식 (1)과 표현할 수 있다[11][13].

$$r_{ij} = \exp((x_i - v_j)^T \Sigma_i^{-1} (x_i - v_j)) \quad (1)$$

이를 전체 데이터에 대하여 적용하면 모든 데이터는 각각의 클러스터를 가지며 다음과 같은 형태를 가진다.

$$r_{ij} = \exp((v_i - v_j)^T \Sigma_j^{-1} (v_i - v_j)) \quad (2)$$

여기서 식(2)의 공분산은 다음과 같이 구한다. 여기서 i, j 는 각각의 클러스터 중심을 의미한다.

$$\Sigma_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - v_j)(x_i - v_j)^T \quad (3)$$

여기서 $x_i, i=1, \dots, n$ 는 주어진 데이터를, $v_j, j=1, \dots, c$ 는 클러스터의 수를 말한다. 이를 알고리즘으로 표현하면 다음과 같다.

단계 1 : 클러스터의 파라미터를 초기화한다. 먼저 각 v_j 에 x_j 를 대입한다. 초기에 데이터 전체가 클러스터 중심 파라미터로 되며 각 공분산은 식(3)과 같다. 즉 클러스터의 수는 n 개다. 또한 임계값 ζ 를 정한다.

단계 2 : 클러스터 추정 파라미터 v_i 와 v_j 와의 유사도를 다음과 같이 계산한다.

$$r_{ij} = \exp((v_i - v_j)^T (\Sigma_j)^{-1} (v_i - v_j)) \quad (4)$$

공분산행렬 Σ_j 에 ζ 를 곱하여 이용하여 제한을 하는 것은 클러스터의 수가 1로 수렴하는 문제를 해결하는 동시에 임계값 ζ 의 변화에 의하여 클러스터의 수가 크게 변동하는 것을 막는다. 또한 $(v_i - v_j)$ 는 각 차원에서의 클러스터 파라미터의 대수적 거리이다.

단계 3 : 유사도 r_{ij} 를 다음과 같이 다시 추정한다[12].

$$r_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{if } r_{ij} < \zeta \\ r_{ij}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

유사도 r_{ij} 에서, 임계값 ζ 를 기준으로 클러스터 추정에 영향을 주는 유사도를 유지시키고, 그렇지 않은 유사도 제거하여 클러스터 추정에 영향을 주지 않도록 한다.

단계 4 : 새로운 클러스터 추정 파라미터 v_j' 와 분산을 다음과 같이 계산한다.

$$v_j' = \frac{\sum_{i=1}^n r_{ij} v_i}{\sum_{i=1}^n r_{ij}}, \quad i=1, 2, \dots, n \quad (6)$$

$$\Sigma_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - v_j)(x_i - v_j)^T \quad (7)$$

단계 5 : $v_j' = v_j$ 이면 알고리즘을 종료하고 그렇지 않으면 단계 6으로 간다.

단계 6 : v_j 에 v_j' 을 대입하고 수렴한 각 클러스터 파라미터(동일한 중심을 가지는 파라미터)를 하나로 한 후 단계 2로 돌아가 알고리즘을 계속 진행한다.

알고리즘에서 각 클러스터 중심들은 r_{ij} 가 변화하면서 특정한 지점으로 수렴을 한다. 이러한 특징은 Fuzzy C-means (FCM)와 유사하게 각 데이터와 그 데이터가 가지는 소속도를 이용하여 새로운 클러스터 중심을 추정하는 방법을 가진다.

제안된 방법의 특징

클러스터의 추정 방식은 Chen 알고리즘을 기반으로 한 FCM의 형태를 가진다. 또한 임계값 ζ 를 이용한 유사도 결정에서 다음과 같은 중요한 특징을 가진다. 먼저 유사도 r_{ij} 가 임계값 보다 작은 경우 유사도 추정에서 제외시킨다. 또한 유사도 추정에서 공분산 행렬의 크기를 $\zeta \cdot \Sigma_j$ 로 제한함으로써 ζ 의 값이 크면 전체적인 유사도가 크게 추정되며, ζ 의 값이 작으면 유사도의 값도 작게 된다. 유사도의 임계값과 공분산 행렬의 제한값을 ζ 로 하여 그림 2와 같은 Gaussian 함수에서 중심이 5이고 분산이 5로 결정한 후 ζ 를 0.01에서 0.19로 변화시키면서 유사도를 제한하였다. 그림 2에서 볼 수 있듯이 ζ 의 변화에도 유사도 임계치의 변화가 일정한 범위 안에서 이루어지는 것을 알 수 있다. 유사도와 공분산 행렬의 반비례적인 관계를 이용하여 임계치가 변화하더라도 클러스터링 결과가 크게 변화하지 않는 강인한 알고리즘으로 구성되는 것을 볼 수 있다.

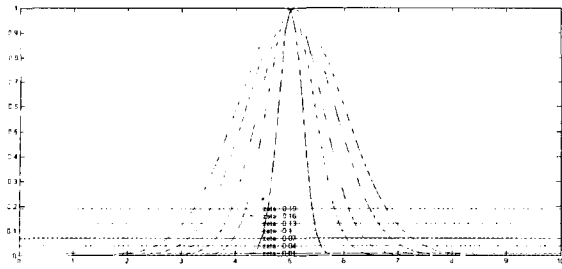


그림 2. 임계값의 영향
Fig. 2. Effect of threshold

3. 실험 및 고찰

3.1 Mountain 클러스터링 알고리즘과 비교

사전에 지정된 임계값을 이용하여 클러스터 중심을 추정하는 Mountain 클러스터링의 경우 데이터간의 밀도(밀집)을 기반으로 식 (8)과 (9)를 수행하며 클러스터 중심을 추정하는 방법으로 알고리즘을 수행한다[2][9].

$$m(v) = \sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{\|v-x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

$$m_{new} = m(v) - m(c_1) \exp\left(-\frac{\|v-c_1\|^2}{2\beta^2}\right) \quad (9)$$

알고리즘의 기본 개념은 각 데이터에 대하여 전체 데이터와의 유사도를 측정하여 그 값을 누적, 밀도에 의하여 클러스터를 추정하는 것이다. 중심 v 에 대한 밀도함수 $m(v)$ 는 데이터 $x_i, i=1, \dots, n$ 에 대한 유사도를 누적하여 최대치를 가지는 중심 v 를 추정한다. 여기서 c_1, β 는 최대 밀도를 제거하기 위하여 사전에 지정되는 파라미터이다. 알고리즘에 주어지는 파라미터에 의해 클러스터 수의 변동이 심해질 수 있는 문제점을 가지고 있다. 그림 2와 같은 데이터 분포에 대하여 Mountain 클러스터링은 각 파라미터에 따라 그림 3과 그림 4는 다음과 같은 결과를 추정한다.

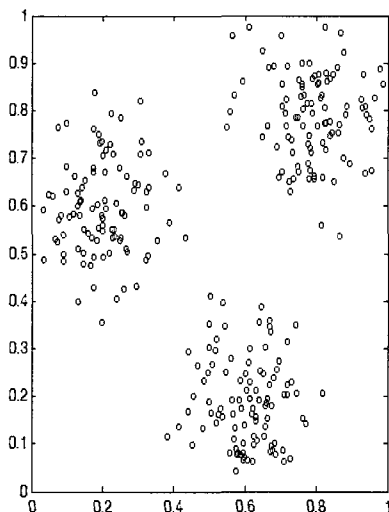


그림 3. 데이터의 분포
Fig. 3. Data distribution

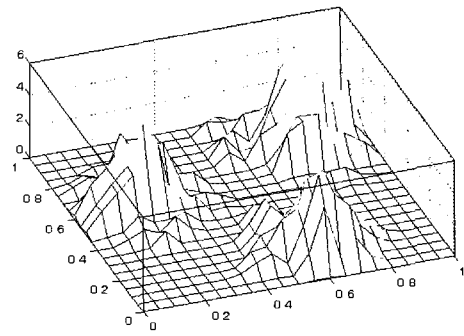


그림 4. Mountain 클러스터링 : 임계값 0.02
Fig. 4. Mountain Clustering : Critical Value 0.02

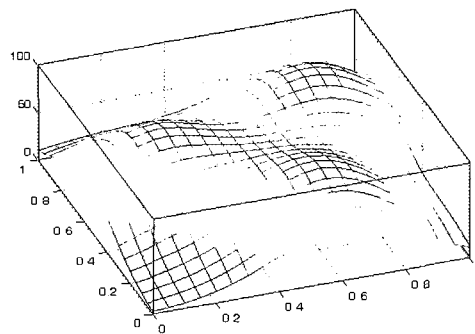


그림 5. Mountain 클러스터링 : 임계값 0.2
Fig. 5. Mountain Clustering : Critical Value 0.2

임계값이 0.02에서 0.2로 변화할 때 밀도의 변화에 의한 클러스터의 수가 크게 변화하는 것을 볼 수 있다. 이 경우 클러스터 수의 추정뿐만 아니라 적절한 임계값 결정 문제까지 추가되어진다. 데이터의 밀도에 의하여 클러스터를 추정하는 경우 임계값 범위에 대하여 고려해야 한다. 제안된 방법에서는 밀도가 아닌 중심 추정 방법으로 이러한 문제를 피할 수 있으며, ζ 에 의하여 공분산 행렬의 크기가 동시에 제약을 받음으로써 임계값의 변화에 대하여 반비례한다. 즉 ζ 가 커짐에 따라 공분산 행렬의 제약이 적어져 상대적으로 주위의 데이터를 수용할 수 있고, ζ 가 작아지더라도 유사도 r_{ij} 를 추정하는 공분산의 제약이 반비례하여 상대적으로 일정한 유사도를 가진다. 식 (4)에서, ζ 가 작을수록 추정된 유사도 r_{ij} 는 좁은 영역의 데이터를 현재의 클러스터에 수용하는 반면 식 (5)에 의하여 작은 값을 가지는 유사도까지 현재의 클러스터 추정에 반영하며, 반대의 경우 식 (4)에 의한 유사도는 넓은 범위를 포함하는 반면 식 (5)에 의하여 좁은 범위의 유사도만을 클러스터 추정에 이용한다.

3.2 Fuzzy C-means 클러스터링 알고리즘과 비교

클러스터의 수가 사전에 지정되는 경우 이를 이용하여 클러스터 파라미터를 최적화하는 일반적인 방법으로 클러스터 파라미터 v_i 는 다음과 같이 추정한다[2][10].

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij} x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}} \quad (10)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\left(\frac{\sum_{i=1}^n d_{ij}}{\sum_{k=1}^c d_{ik}} \right)^{2/(m-1)}} \quad (11)$$

여기서 d_{ij} 는 중심 $v_j, j=1, \dots, c$ 과 데이터 $x_i, i=1, \dots, n$ 과의 거리이다. FCM 알고리즘에서는 데이터가 클러스터 파라미터간의 유사도 또는 소속도를 u_{ij} 로 추정한 후 이를 이용하여 새로운 클러스터 파라미터를 추정한다. 이때 Fuzzy C-means는 데이터의 특성 또는 패턴이 명확히 구분되고 데이터의 특성과 일치하는 클러스터의 수를 사전에 지정하는 경우 그림 6와 같이 정확하게 클러스터 파라미터를 추정한다.

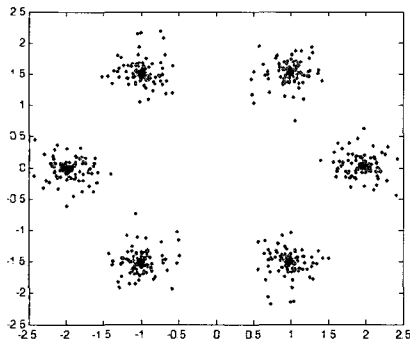


그림 6. Fuzzy C-means 클러스터링
Fig. 6. Fuzzy C-means clustering

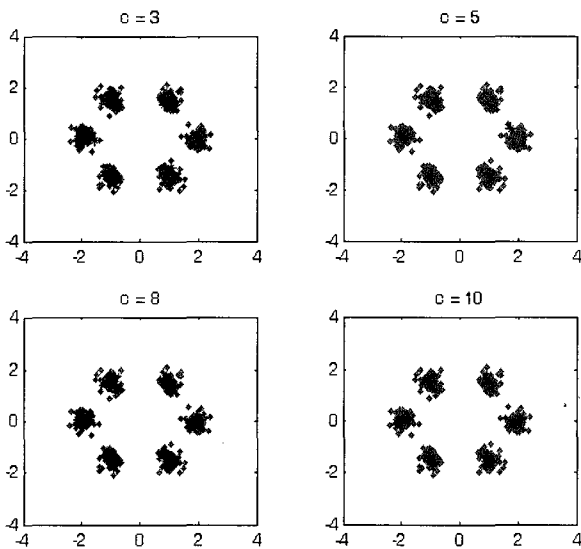


그림 7. Fuzzy C-means 추정 (1)
Fig. 7. Estimation of Fuzzy C-means (1)

클러스터의 수가 데이터의 특성과 달라지는 경우 그림 7과 같이 추정 결과가 실제 데이터를 정확하게 표현하지 못하

는 문제를 가진다.

또한 데이터의 분포에 따라 매 시도마다 다른 결과를 그림 8에서 볼 수 있다. 클러스터의 패턴이 명확히 구분되는 경우, 클러스터의 수가 일치하지 않은 경우, 부정확한 추정을 할 수 있으며, 패턴이 불분명하거나 넓은 공간에 분포되어 있는 경우 알고리즘의 초기 파라미터에 의해 동일한 데이터에 대하여 다른 결과를 추정하는 문제점이 발생한다[2]. 그림 7과 그림 8에서 볼 수 있듯이 데이터의 패턴과 클러스터의 수가 다른 경우 추정된 클러스터가 데이터를 정확하게 표현하지 못하는 결과가 발생하고 복잡한 데이터의 경우 클러스터의 추정이 매 시도마다 달라지는 경우가 발생한다.

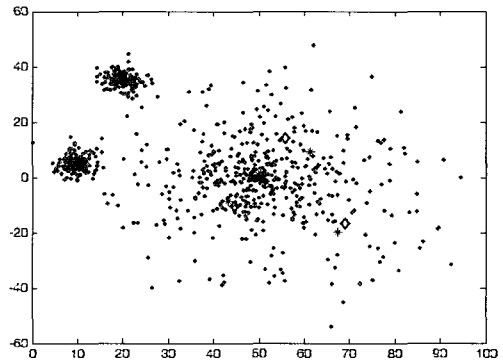


그림 8. Fuzzy C-mean의 추정 (2)
Fig. 8. Estimation of Fuzzy C-means (2)

3.3 Fuzzy model을 통한 클러스터링 알고리즘 성능 비교

클러스터링은 지능형 시스템을 구성하거나 또는 학습을 시키는데 이용되어 진다. 본 논문에서는 Takagi-Sugeno-Kang (TSK) 퍼지 모델을 이용하여 클러스터링을 이용한 시스템의 초기 결과를 기존 시스템과 비교하였다. 먼저 일반적인 모델의 경우 그림 9와 같이 나타낼 수 있다[2][3].

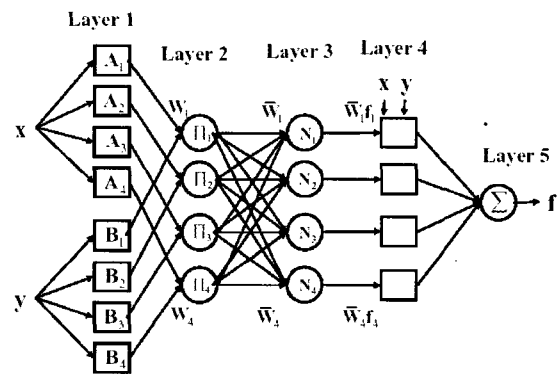


그림 9. TSK 퍼지 모델
Fig. 9. TSK fuzzy Model

제안된 방법의 클러스터링은 공분산을 이용하므로 이를 다시 구성하면 그림 10과 같다.

기존의 TSK 퍼지 모델의 경우 각 입력은 서로 독립적이고 가정을 하고 1층에서 각 입력의 차원 별로 소속함수를 생성한 후 2층에서 융합을 실시한 반면, 제안된 클러스터링에

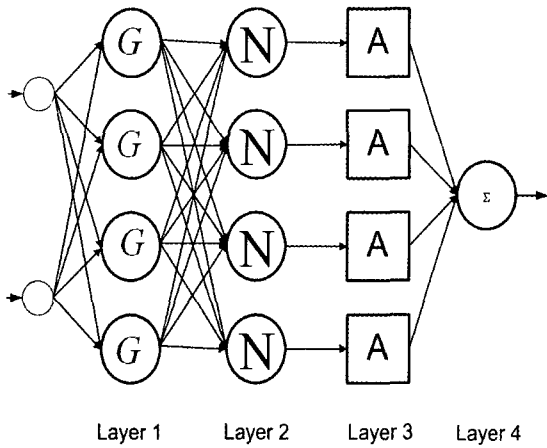


그림 10. 제안된 TSK 퍼지 모델
Fig. 10. Proposed TSK Fuzzy model

의한 TSK 퍼지 모델의 경우 각 입력 차원의 상관관계를 포함한 공분산 행렬을 이용하여 1층과 2층을 하나의 층으로 줄일 수 있었다. 해당 시스템에서 주어진 입력 데이터간 서로 상관관계가 존재할 경우 이를 고려한 모델을 생성할 수가 있다.

시뮬레이션으로는 전형적인 비선형 시계열 데이터인 Box-Jenkins의 가스로 데이터를 이용하였다[2]. 이 데이터는 가스 흐름 $u(t)$ 와 이산화 탄소 밀도 CO_2 를 가지는 시계열 데이터로 총 296개의 데이터 쌍(set)을 가지며 이중 유효한 290개를 선택하였고, Jang의 입력선택 방법을 이용하여 두 개의 입력 차원을 선택하였다[14]. 입력의 형태와 클러스터의 분포를 그림 11에 나타내었다.

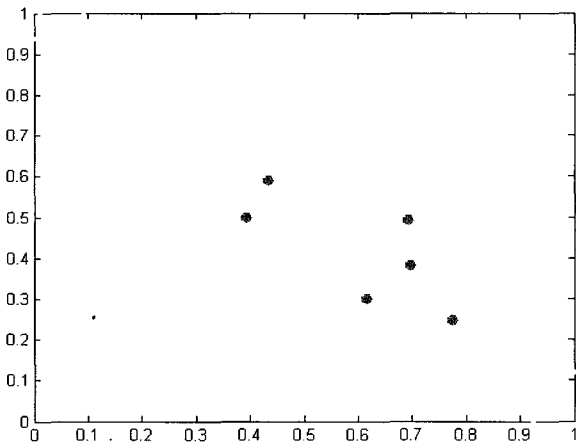


그림 11. 입력의 형태와 클러스터 분포
Fig. 11. Pattern of Input data and cluster distribution

클러스터의 분산만을 이용하여 퍼지 모델의 구성하였을 때 출력은 그림 12와 같이 나타낼 수 있다.

동일한 클러스터를 공분산을 고려한 퍼지 모델에 적용하면 그림 13과 같이 출력이 추정이 된다.

표 1을 통하여 볼 수 있듯이 학습 전의 퍼지 모델의 성능이 차이가 나는 것을 알 수 있다. 초기 개선된 성능을 가지고 학습을 진행함으로써 모델의 학습 속도 및 성능 개선을 시도할 수가 있다.

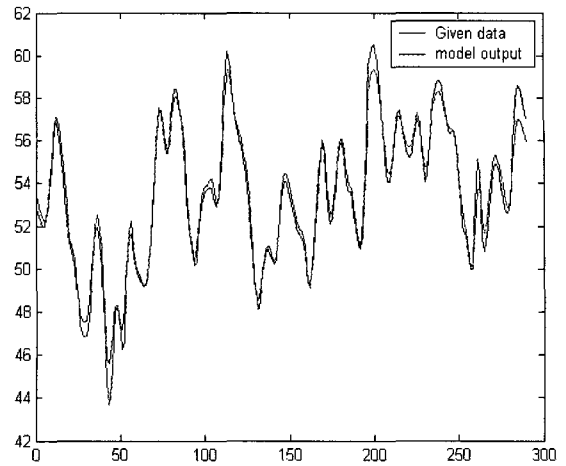


그림 12. TSK 퍼지 모델 출력
Fig. 12. Output of TSK Fuzzy Model

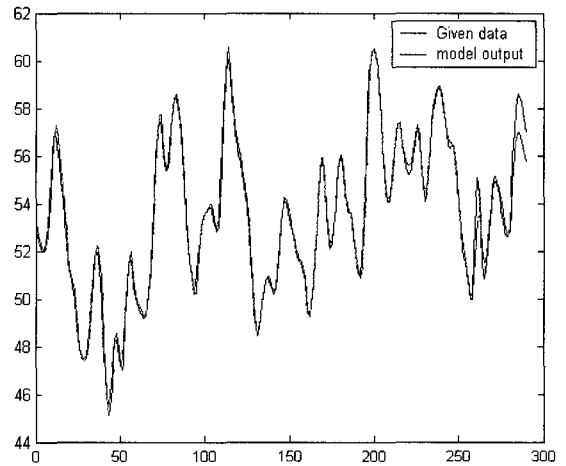


그림 13. 제안된 퍼지 시스템의 출력
Fig. 13. Output of Proposed Fuzzy Model

표 1. 성능지표
Table 1. Performance Index

	기존의 TSK 모델	제안된 모델
Cluster : 4	0.508	0.434
Cluster : 6	0.554	0.445

5. 결론 및 향후 연구 과제

본 논문에서는 클러스터의 수를 자율적으로 결정하며 동시에 파라미터를 최적화하는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘의 특징은 다음과 같다.

1. 사전에 클러스터의 수(구조)를 지정하는 알고리즘에서 보이는 최적화 과정을 가지고 있으며 클러스터 추정 결과가 매 시도 마다 동일하다.
2. 사전에 임계값을 가지고 클러스터의 수를 추정하는 알고리즘에서 보이는 임계값 변화에 따른 클러스터 수의

변화가 넓은 범위에서 일정한 수를 유지하는 적응성을 가진다. 즉 임계값의 변화에도 둔감하면서도 데이터의 특성(패턴)을 따라 추정하는 성능을 보인다.

- 클러스터 추정 파라미터에는 공분산이 포함되어 이를 시스템 구성에 사용할 수 있다. 이 경우 입력 데이터 간의 상관관계까지 고려한 시스템을 구성할 수 있다.

제안된 방법은 Fuzzy C-means와 같은 클러스터 파라미터 최적화 과정과 함께 사전에 지정된 임계값에 의하여 적절한 클러스터 구조로 수렴하면서도 임계값 변동에 강인한 알고리즘으로 구성되어 있다.

제안된 방법의 클러스터 추정 능력과 적응성에도 불구하고 클러스터 추정에 사용되는 데이터의 수가 증가함에 따라 연산량이 늘어나는 문제점을 가지고 있다. 향후 연구과제는 제안된 알고리즘의 간소화 및 데이터 증가에 따른 연산량 증가를 해소하는 것 등이다.

참 고 문 헌

- [1] Chin-Teng Lin, C. S. George. Lee, "Neural Fuzzy Systems : A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems", Prentice Hall, 1996.
- [2] J-S. R. Jang, C. T. Sun, E. Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing : A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence", Prentice Hall, 1997.
- [3] J. S. R. Jang, "ANFIS : Adaptive Network-based Fuzzy Inference System", IEEE Trans on System, Man, and Cybernetics, Vol.23, No. 3, pp. 665-685, 1993.
- [4] Timothy J. Ross, "Fuzzy Logic with Engineering Applications", McGraw-Hill, Inc, 1995.
- [5] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark Beale, Neural Network Design, Thomson, 1996
- [6] Simon Haykin, Neural Networks A Comprehensive Foundation, Macmillan Publishing Company, 1994.
- [7] 김승석, 광근창, 유정웅, 전명근, "GMM과 클러스터링 기법에 의한 뉴로-퍼지 시스템 모델링", 한국퍼지 및지능시스템학회 논문지, Vol. 12, No. 6, pp. 571-576, 2002.
- [8] J. Zhang, S. Koper, A. Knoll, "Extracting compact fuzzy rules based on adaptive data approximation using B-splines", Information Sciences, Volume 142, Issues 1-4, pp 227-248, 2002
- [9] R. R. Yager, D. P. Filev, Generation of Fuzzy Rules by Mountain Clustering, Journal of Intelligent and Fuzzy System, Vol.2, pp. 209-219, 1994.
- [10] Witold Pedrycz, "Conditional Fuzzy C-Means", Pattern Recognition Letters, Vol. 17, Issue. 6, pp. 625-631, 1996.
- [11] Guorong Xuan, Wei Zhang, Peiqi Chai, "EM algorithm of Gaussian Mixture Model and Hidden Markov Model", Image Processing Proceedings, International Conference on, Vol. 1, pp. 145-148. 2001.
- [12] Ching-Chang Wong, Chia-Chong Chen, Mu-Chun Su, "A novel algorithm for data clustering",

Pattern Recognition", Vol. 34, Issue. 2, pp. 425-442, 2001.

- [13] Roy L. Streit, Tod E. Luginbuhl, "Maximum Likelihood training of Probabilistic Neural Networks", IEEE Trans on Neural Networks, Vol. 5, No. 5, pp. 764-782, 1994.
- [14] J-S. R. Jang, Input Selection for ANFIS Learning, Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on, Fuzzy Systems, Vol. 2, pp. 1493-1499, 1996.

저 자 소 개



김승석(Sung-Suk Kim)

1998년 : 충주대학교 전기공학과(공학사).
 2000년~2002년 : 충북대학교 전기공학과 졸업(공학석사)
 2002년~현재 : 충북대학교 전기공학과 박사과정수료
 2005년~현재 : 충북대학교 컴퓨터정보통신연구소 전임연구원

관심분야 : 퍼지 이론 및 응용, 지능제어, 신경회로망, 유전알고리즘

Phone : 043-261-2422

Fax : 043-263-2419

E-mail : powerkimss@hotmail.com



김성수(Sung-Soo Kim)

1983년 : 충북대학교 전기공학과(공학사).
 1989년 : University of Arkansas - Fayetteville, M.S. in Electrical Engineering,
 1997년 : University of Central Florida, Ph.D. in Electrical Engineering,
 1998년 : 시스템공학센터/전자통신연구원

1999년~2001 : 우석대학교 전기공학과 조교수

2001년~현재 : 충북 대학교 전기공학과 부교수

관심분야 : 디지털 통신, 정보이론, 신호추정론, 퍼지 이론 및 응용, 영상처리, 신경회로망, 패턴인식

Phone : 043-261-2421

Fax : 043-263-2419, 272-2421

E-mail : sungkim@chungbuk.ac.kr



유정웅(Jeong-Woong Ryu)

1979년~현재 : 충북 대학교 전기공학과 교수

관심분야 : 가변구조제어, 지능제어, QFT

Phone : 043-261-2422

Fax : 043-263-2419

E-mail : jwryu@vod.chungbuk.ac.kr