

논문 2011-1-19

Fuzzy Clustering 기반의 화재 상황 인식 모델

Recognition of Fire Levels based on Fuzzy Inference System using by FCM

송재원^{*}, 안태기^{**}, 김문현^{***}, 홍유식^{****}

Jae-Won Song, Taeki An, Moon-Hyun Kim, You-Sik Hong

요약 기존의 화재 감시 시스템은 보통 연기, CO 혹은 온도나 온도의 변화량을 가지고 화재여부를 판단하였다. 대부분 각각의 센서에서 측정된 값을 미리 설정한 값과 비교하여 기준을 넘었을 경우에 화재라고 결정한다. 그러나 화재 가능성이 있는 상황도 정확히 예측하는 것이 화재를 예방하기 위해 요구된다. 본 연구에서는 여러 인자들 간의 조합에 의한 규칙을 생성하고, 불명확한 데이터 처리가 가능한 퍼지추론을 사용하여 화재상황을 인식하는 방식을 제안한다. 또한 퍼지추론 방식에서 지식의 일반화, 형식화의 문제점을 해결하기 위해, 화재의 특정 패턴들의 특징을 찾아서 분석하고 규칙베이스를 구축함으로써 시스템의 성능을 더욱 향상 시킨다. 화재의 레벨을 3단계(정상, 주의, 위험)로 나누고, 각 단계별로 훈련데이터를 FCM(fuzzy C-means clustering)에 의해 규칙화 하여 추론하는 시스템을 제안한다. 제안된 방식을 UCI의 삼림화재 데이터를 이용하여 성능을 평가한다.

Abstract Fire monitoring system detects a fire based on the values of various sensors, such as smoke, CO, temperature, or change of temperature. It detects a fire by comparing sensed values with predefined threshold values for each sensor. However, to prevent a fire it is required to predict a situation which has a possibility of fire occurrence. In this work, we propose a fire recognition system using a fuzzy inference method. The rule base is constructed as a combination of fuzzy variables derived from various sensed values. In addition, in order to solve generalization and formalization problems of rule base construction from expert knowledge, we analyze features of fire patterns. The constructed rule base results in an improvement of the recognition accuracy. A fire possibility is predicted as one of 3 levels(normal, caution, danger). The training data of each level is converted to fuzzy rules by FCM(fuzzy C-means clustering) and those rules are used in the inference engine. The performance of the proposed approach is evaluated by using forest fire data from the UCI repository.

Key Words : Fire Level, Fuzzy Logic, Context Aware, Fuzzy C-Means Clustering(FCM), Inference

1. 서론

현대사회에서 인구의 밀집화, 도시화가 되어가면서 도

심지에서는 많은 사람이 공동으로 이용하는 구역이 증가하고 있다. 특히 도시철도의 역사는 면적대비 이용객이 많다. 이러한 곳에서 발생하는 화재 사고는 막대한 인명 피해 및 재산손실이 발생시킬 수 있다. 2003년에 발생한 대구지하철 1호선 중앙로역 화재는 방화로 인하여 189명의 사상자가 발생하는 대형 인명피해라는 아주 심각한 결과를 초래하였다. 따라서 지능적인 화재감시시스템의 구축과 화재를 정확히 탐지 및 예측하기 위한 노력

^{*}정회원, (주) 비즈로시스

^{**}정회원, 한국철도기술연구원

^{***}정회원, 성균관대학교 정보통신공학부(교신저자)

^{****}중신회원, 상지대학교 정보통신공학부

접수일자: 2010.12.16 수정일자: 2011.1.26

게재확정일자: 2011.2.11

이 진행되고 있다. 하지만 대부분은 센서를 이용하여 화재와 관련 있는 요소(온도, 가스, 연기)정보를 취득하거나 CCTV와 같은 단순 영상을 통해서 사람이 직접 판단해야하는 경우가 많다. 이러한 방식은 센서에서 측정된 데이터(온도, 연기, 가스)를 각각의 센서에서 미리 지정한 임계치(threshold)와 비교하여 정해진 기준이 넘었을 경우 화재라고 판단한다. 이러한 경우 하나의 요소 데이터라도 임계치를 넘어도 화재로 판단하기 때문에 오작동되는 경우가 많다. 이런 오류를 줄이기 위해, 전문가의 지식을 언어적으로 표현된 규칙을 구축하고 추론에 이용하는 퍼지기법에 관한 연구가 많이 진행되었다^{[1][2]}. 그러나 이런 퍼지 추론방식은 소속 함수(Membership function)와 규칙(Fuzzy rule)의 설계에 의해 시스템 성능이 좌우된다. 전문가의 지식을 시스템 설계자가 모두 규칙화하기에는 어려운 문제점을 가지고 있다. 본 논문에서는 화재의 레벨을 3단계(정상, 주의, 위험)로 구분하고 각 특징의 조합으로 화재 레벨을 판단한다. 퍼지 규칙을 결정하기 위해서 훈련 데이터들을 위험 레벨에 따라 3그룹으로 분류한다. 각 그룹의 데이터들을 FCM(Fuzzy C-means) 클러스터링 방법을 사용한 클러스터링을 하고, 이 결과를 규칙화한다^[3-5]. 각 그룹의 규칙들은 각각 다른 화재 레벨을 출력한다. 결국 클러스터링을 통해서 각각의 위험 레벨을 표현하는 퍼지 규칙 및 소속 함수를 설계할 수 있다. 따라서 설계자가 데이터로부터 주관적으로 퍼지규칙을 설계하지 않고, 데이터의 분포특성에 따른 객관적 규칙을 자동적으로 발견할 수 있다. 또한 하나의 화재 특징에 대해서만 종속적이지 않고 여러 인자들 간의 관계성까지 고려한 화재 상황에 대한 판단 규칙을 얻을 수 있게 된다^[6-8]. 특히 사람이 눈으로 판별하기 어려운 패턴도 클러스터링을 통해 모델링이 가능하다^[5].

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 화재 감시시스템과 그에 관한 연구에 대한 내용이며, 3장은 제안하는 시스템의 구조와 이론에 대해 설명한다. 4장은 제안 시스템에 대한 실험 및 결과에 대해 말하며 5장은 결론에 대해 기술하고 있다

II. 관련연구

1. 화재감지 시스템

현재의 대부분의 공공장소 및 빌딩에 설치된 화재감

시 시스템은 그림 1과 같다. 크게 화재 감지기와 경보기로 구성되어 있다. 화재 감지기는 열과 연기센서를 통해서 정해진 임계치 값을 넘을 경우 화재 발생으로 신호를 화재 수신반으로 전송하게 된다. 그러나 설치된 장소에 따라 센서는 먼지 및 관리 부재로 오작동이 되는 경우가 발생한다. 또한 화재피해를 줄이기 위해서는 화재 가능성이 있는 상황도 인식하여 미리 예방할 수 있는 기능이 요구된다. 따라서 다양한 센서에서 측정된 데이터들로부터 화재 가능성의 정확한 예측과 화재 상황을 인식하기 위한 연구가 필요하다.

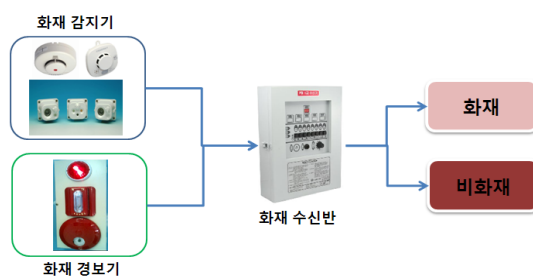


그림 1. 기존의 화재 감시 시스템
Fig 1. General Fire Monitoring System Architecture

2. 퍼지 추론 시스템(Fuzzy Inference Ssystem)

퍼지 추론 시스템은 기존의 수학적인 시스템 모델링에서는 잘 나타낼 수 없는 불확실한 정보와 복잡하고 잘 정의되지 않는 시스템을 if-then 형태의 규칙을 이용하는 형태를 보이는 추론 시스템을 말한다. 그렇기 때문에 부정확성과 비선형성을 보다 빠르고 효과적으로 처리할 수 있다. 퍼지 시스템은 입력변수의 소속 함수, 퍼지규칙, 출력변수의 소속 함수로 구성된다. 퍼지 시스템의 입력 변수들은 서로 상호작용을 하고 퍼지 논리연산과 퍼지 규칙을 통해 하나의 출력으로 사영하게 된다. 그림 2에서 일반적으로 퍼지추론 시스템은 추론과정을 보여주고 있다.

추론과정은 4단계를 거쳐 이루어지며 전체 퍼지 출력은 각 규칙의 적합도와 소속 함수에 얻어진 각 규칙의 퍼지 출력에 대해 큰 값을 취함으로써 얻어진다. 전체적인 퍼지 출력에 대해 최종적인 상수의 출력 값을 얻기 위해 다양한 방법들이 사용되게 되는데 무게 중심법, 최대치 평균법 그리고 최대치법 등이 있다^[3].

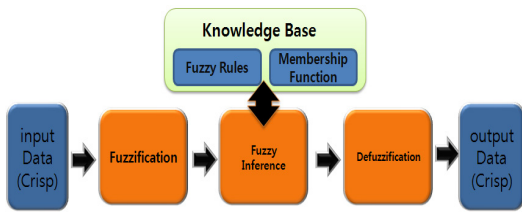


그림 2. 퍼지 추론 과정
Fig 2. The fuzzy reasoning process

사용되는 퍼지의 규칙의 형태는 다음과 같다.

IF x is A_i and y is B_i , THEN z is C_i
 A_i, B_i, C_i : 퍼지 집합
 x, y : 전반부 변수(퍼지변수)
 z: 후반부 변수(퍼지변수)

1단계 퍼지화: 크리스프 입력을 받아서 퍼지집합에 소속함수를 통해 소속도 구함(degree of membership)

2단계 규칙평가: 1단계에서 얻어진 소속도를 퍼지규칙의 전건부에 적용함. 전건이 여러 개 있다면 퍼지 연산자(fuzzy operator)를 사용하여 평가 결과를 하나의 숫자를 얻는다.

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (1)$$

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (2)$$

$$\mu_{A \circ B}(x) = prod[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_A(x) \times \mu_B(x) \quad (3)$$

3단계 출력으로 나온 규칙을 통합: 모든 규칙의 출력을 단일화하는 과정을 말한다.

4단계 역퍼지화: 퍼지개념은 규칙을 평가하는데 도움을 주지만 최종 출력 값은 하나의 숫자여야 한다. 역퍼지화 방식은 최대치법, 최대치 평균법, 무게 중심법을 이용할 수 있다.

화재감지시스템에서 센서로부터 획득된 데이터를 통해서 판단을 할 경우 일반적인 상황에서 발생한 것인지 화재로부터 발생한 것인지에 대한 기준이 애매하기 때문에 많이 사용된다^{[1][2]}.

III. 퍼지 클러스터링 기반 화재 인식 시스템

1. Fuzzy C-means Clustering(FCM)

일반적으로 클러스터링 알고리즘은 특정 공간 내에 존재하는 데이터들 사이의 유사도를 측정하고 이를 기반으로 어느 정도 동질성을 갖는 몇 개의 부분집합으로 분할하는 방법이다. 각각의 데이터는 오직 하나의 클러스터에만 할당되어야 한다는 가정 하에 클러스터링하고 클러스터에 속하면 1, 속하지 않으면 0으로 분류한다. 이러한 경우 각 클러스터간의 경계가 애매하고 어떤 특정 데이터가 오직 하나의 클러스터에 속한다고 명확하게 정의할 수 없을 때 이런 데이터의 특징을 반영할 수 없는 문제가 있다. Fuzzy clustering에 의한 데이터 분할은 그 소속도(membership)가 [0,1]의 membership 함수 값으로 주어지므로, 상황에 따라 애매한 데이터들을 분류하고자 할 때 퍼지집합에 의한 클러스터링이 보다 더 적절하다. FCM은 하나의 클러스터에 속해 있는 각각의 데이터들이 함수에 따른 소속정도에 따라서 분류하는 알고리즘을 말한다. FCM 클러스터링은 n개의 벡터 $x_i (i=1, \dots, n)$ 집합을 c개의 클러스터로 분할하고, 목적함수가 최소가 일 때 생성된 각 클러스터에서 중심 값을 찾는다. 중심 평균을 이용하기 때문에 명기된 정보에 따라 각 점을 클러스터로 구분하게 된다^[4]. FCM 클러스터링의 알고리즘은 다음과 같다.

[1단계] 클러스터의 개수 $c(2 \leq c \leq n)$ 를 정하고 퍼지화 계수(지수의 가중치) $m(1 < m < \infty)$ 을 결정한다.

[2단계] 초기 소속 함수 $U^{(0)}$ 를 초기화 한다. 알고리즘의 반복횟수는 $r(r=1, \dots, n)$ 으로 표시한다.

[3단계] 퍼지 클러스터의 중심($v_i, i = 1, \dots, c$)를 계산한다. FCM의 목적함수는 식(4)와 같다. 식(5)를 통해서 퍼지 클러스터의 중심을 구한다.

$$J(\mu_{ik}, v_i) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m (d_{ik})^2 \quad (4)$$

$$v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m x_{kj}}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m} \quad (5)$$

μ_{ik} 는 [0,1]사이의 값으로 x_k 의 k번째의 데이터가 i번째 클러스터에 속하게 되는 소속정도를 나타낸다. v_i 는 i번째의 클러스터의 중심 벡터이다. m은 소속 함수의 영향정도를 나타내는 퍼지화 계수이다. FCM 클러스터링 알고리즘은 주어진 위치로부터 시작해서 목적함수의 최

소로 접근하기 위해서 반복적으로 접근한다. 식(6)과 같다.

$$d_{ik} = d(x_k - v_i) = \left[\sum_{j=i}^s (x_{kj} - v_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad (6)$$

d_{ik} 는 클러스터의 중심점과 데이터간의 거리를 나타낸다.

[4단계] 다음과 같이 새로운 소속 함수 $U^{(r+1)}$ 를 식(7)를 이용하여 계산한다.

$$\mu_{ik}^{(r+1)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}^r}{d_{jk}^r} \right)^{2/m-1}} \quad \text{for } I_k = 0 \quad (7)$$

또는 $\mu_{ik}^{(r+1)} = 0$ for all classes i 여기서, $i \in \bar{I}_k, I_k = \{i | 2 \leq c \leq n, d_{ik}^r = 0\}$ 이고 $\bar{I}_k = 1, 2, \dots, c$ 이다.

[5단계] 식(8)을 계산하여 만일 $\Delta > \epsilon$ 이면 $r=r+1$ 로 정하고 [2단계]로 넘어가서 반복 수행하고, 아니면 종료하게 된다.

$$\Delta = \| U^{(r+1)} - U^{(r)} \| = \max_{ik} |\mu_{ik}^{(r+1)} - \mu_{ik}^{(r)}| \quad (8)$$

2. 시스템 구성

다음 그림 3은 본 논문에서 제안하는 화재 상황 인식 시스템의 구조이다. 화재 상황을 인식하기 위해서는 필요한 데이터는 크게 화재감지기(센서)를 통해 획득되는 센서데이터(Co, Co2, 습도, 온도)가 있고, 센서의 동작 및 화재에 영향을 줄 수 있는 환경변수(날씨정보:기온, 습도 등)정보를 이용하게 된다. 화재 상황 인식 시스템은 퍼지 추론 모델을 이용하게 되는데, 여기에 필요한 규칙 및 소속 함수의 초기 설계는 기존의 전문가(시스템 설계자)에 의해서 구현하는 것이 아니라 기존의 데이터를 FCM 알고리즘에 의해서 자동적으로 얻어지는 클러스터링의 결과를 이용하게 된다. FCM을 통해 입력 공간(linguistic level)을 분할하게 되는데 입력 공간은 클러스터의 수만큼 자동적으로 분할하게 된다. 또한 클러스터의 수는 퍼지 규칙을 수와 동일하게 된다.

클러스터링을 통해서 소속 함수와 규칙이 결정이 되면 센서와 환경변수에 대해서 실시간적으로 입력을 받아 화재상황 인식시스템으로 전달이 되고 추론엔진을 통해서 화재의 위험에 따른 레벨 값으로 출력하게 된다. 제안 시스템에서는 화재의 위험도에 따른 상황을 3단계로 나누어 놓았다. 정상은 화재의 위험이 지극히 낮은 경우이

고 주의는 화재 발생의 위험이 존재함으로 관리자의 확인이 필요한 경우이고 위험은 실질적인 화재가 발생하였음을 나타낸다.

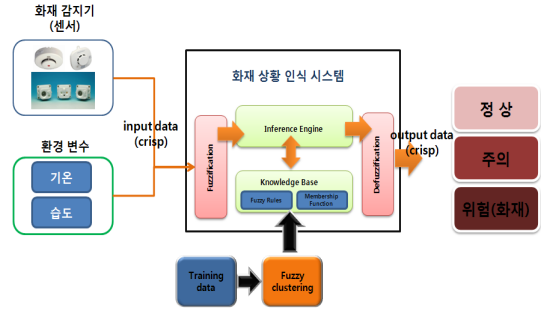


그림 3. 제안 시스템의 구조
Fig 3. Architecture of our proposed system

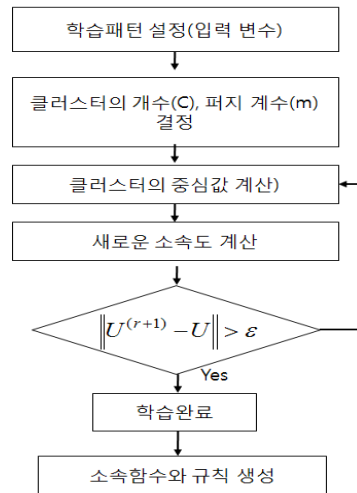


그림 4. FCM 알고리즘을 이용한 소속 함수와 규칙 생성과정
Fig 4. Flow of rules and membership functions extraction by FCM algorithm

그림 4는 화재 인식을 위한 퍼지 추론 모델을 설계에 필요한 소속 함수와 규칙을 얻어내는 과정을 도식화 한 것이다. 먼저 데이터에서 소속 함수를 필요로 하는 인자들을 선정하고 각각의 인자의 클러스터 수와 가중치를 결정한다. 입력 데이터의 자료에서 나눠진 클러스터의 중심점을 구하고 정해진 ϵ 값 이상이 될 때 까지 반복을 하게 된다. 결과적으로 클러스터링을 통해 학습 과정이 끝나면 필요한 소속 함수와 규칙을 얻게 되고 화재 상황 인식 시스템에 적용한다.

본 논문에서는 일반적인 퍼지추론 시스템의 문제점인

입력변수 개수와 소속 함수의 수에 따라서 규칙의 증가에 대해 보완하고자 FCM알고리즘을 이용한다. 초기에 입력변수별 소속 함수의 수를 정해 놓지 않고 설정된 클러스터 수로만 입력공간을 분할한다. 이는, 클러스터 수만으로 퍼지규칙 수를 결정함으로써 기존의 퍼지추론 시스템의 문제점인 퍼지규칙 수의 증가를 방지하면서 시스템의 구조를 간결하게 할 수 있도록 해준다.

IV. 실험 및 결과

FCM 클러스터링을 이용하여 화재상황을 판단하기 위한 시스템의 규칙과 소속 함수를 생성하기 위해서 본 논문에서는 화재와 관련이 있는 UCI repository에서 제공하는 forestfire data를 이용하며 산불과 관계있는 요인인자 3개(DMC(Duff Moisture Code), DC(Drought Code), Wind)로 이루어진 80개의 데이터 셋을 사용하였다. 이 데이터에서는 산불이 일어난 영역의 크기(ha)를 화재 단계를 나누는 기준과 유사하기 때문에 이를 기준으로 선별하였다. 다만 영역의 규모차가 너무나 크기 때문에 자연로그($\ln(x+1)$)를 취한 정규화 과정을 거쳐 변환시켰다. 이후 데이터 화재의 위험, 주의, 정상 단계별로 FCM을 적용하기 소속 함수와 규칙을 생성하기 위한 데이터로 사용된다.

1. 소속 함수와 퍼지규칙 생성

화재 상황별 패턴을 학습하기 위해서 산불 영역의 크기를 통해서 나뉜 3등급의 데이터를 각각 클러스터링 하였다. 그림 5는 산불 영역의 크기가 넓은 편으로 화재 상황에서는 위험 단계라고 볼 수 있는 데이터이다. 3개의 클러스터로 통해서 분류되어진다. 총 15개의 데이터 셋을 입력하였다. x축은 DMC 수치를 나타내고, y축은 DC 지수를 z축은 풍량을 나타낸다.

matrix U에 대한 지수는 2로, iteration count는 40, minimum amount of improvement는 $1e-5$ 로 설정하였다

그림 5는 위험단계에 속하는 데이터들 중에서도 3개의 클러스터로 분류가 되고 이는 곧 위험단계를 표현하기 위한 규칙의 수가 3개가 생성 되는 것을 말한다. 각각의 클러스터의 중심점은 $\circ, *, \times$ 로 표기를 하였다. 결국 클러스터1의 중심점은 (142.63, 683.62, 4.85)이고, 클러스터2의 중심점은 (155.45, 595.98, 5.74)이다. 클러스터3의 중

심점은 (42.63, 683.62, 4.85)이다.

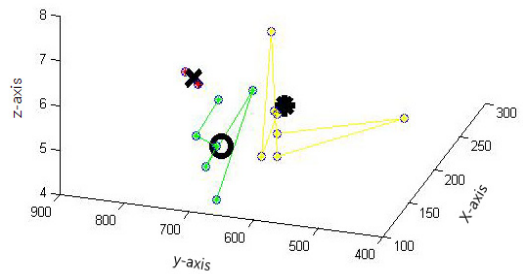


그림 5. 위험단계의 데이터에 대한 클러스터링 결과
Fig 5. Clustering results for data at "Danger"

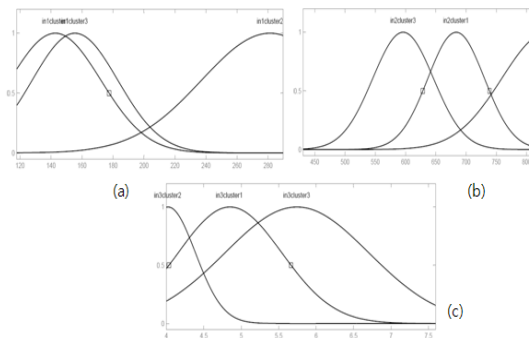


그림 6. 화재의 위험단계에서의 입력 변수의 소속 함수:
(a).DMC (b)DC (c)wind
Fig 6. Membership function of input variables at "Danger":(a).DMC (b)DC (c)wind

그림 6은 화재의 위험단계에서의 각 입력변수를 FCM을 통해서 클러스터링 한 결과를 기반으로 설계된 소속 함수이다. x축은 변수에 따른 입력된 데이터 범위를 나타내고 y축은 소속정도를 말한다. 그림 6.(a)는 DMC 지수로써 화재의 위험단계에서 입력된 데이터의 값의 범위는 [120:200]까지이고 (b)는 DC지수로[450:850], (c)는 wind이며 [4:7.5]에 분포하는 패턴을 보여주고 있다.

주의단계의 패턴을 학습하기 위한 훈련 데이터 셋은 39개를 입력하였다. 주의단계의 클러스터 역시 3개로 분류되며, 그림 7의 클러스터1의 중심점은 (42.63, 683.62, 4.85)이고, 클러스터2의 중심점은 (127.81, 585.94, 3.55)이다. 클러스터3의 중심점은(125.96 658.82, 3.37)이다.

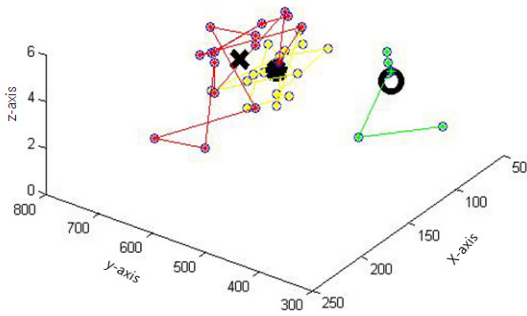


그림 7. 주의단계의 데이터에 대한 클러스터링 결과
Fig 7. Clustering results for data at "Caution"

그림 8은 주의단계에서의 소속 함수를 보여주고 있으며, 그림 8.(a)는 DMC 지수로써 화재의 주의단계에서 입력된 데이터의 값의 범위는[60:190]까지이고 (b)는 DC지수로[350:750], (c)는 wind이며 [0.5:4.5]에 패턴을 띄고 있다.

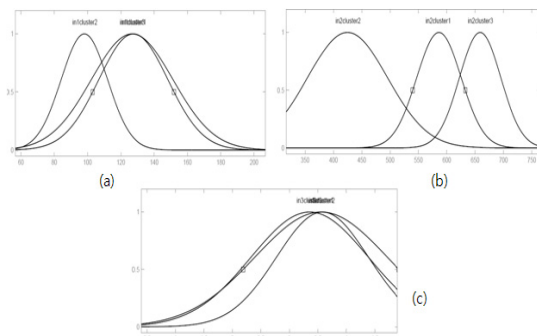


그림 8. 화재 주의단계에서 입력 변수의 소속 함수:(a).DMC (b)DC (c)wind
Fig 8. Membership function of input variables at "Caution":(a).DMC (b)DC (c)wind

그림 9와 10은 정상단계의 클러스터에 따른 패턴 분류 및 소속 함수 생성 결과를 보여준다. 훈련 데이터 셋은 26개를 사용하였다. 클러스터1의 중심점은 (22.36, 65.91, 2.17)이고, 클러스터2의 중심점은 (73.03, 299.56, 2.22)이다. 클러스터3의 중심점은(95.10, 468.96, 2.17)이다. 그림 10.(a)는 DMC 지수로써 범위는[0:100]까지이고 (b)는 DC지수로[0:500], (c)는 wind이며 [0:3]에 분포하는 형태를 보여준다. 이러한 화재 상황별에 따른 입력데이터를 클러스터링 한 결과로 얻어진 소속 함수는 하나의 화재 상황인식 시스템의 모델의 소속 함수와 규칙 생성의 기반 자료로 사용하게 된다.

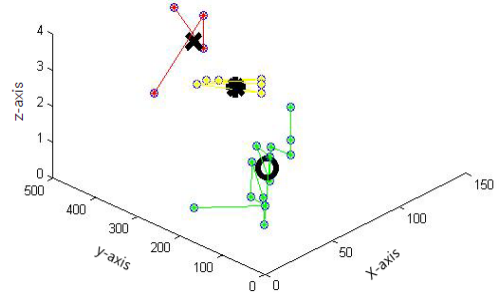


그림 9. 정상단계의 데이터에 대한 클러스터링 결과
Fig 9. Clustering results for data at "Normal"

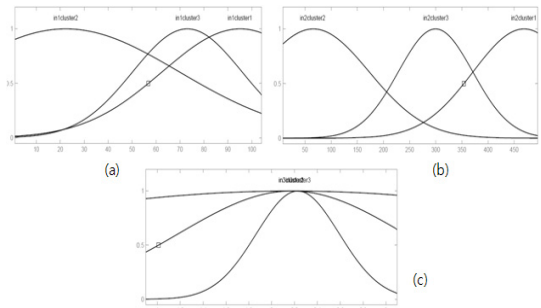


그림 10. 화재 정상단계에서의 입력변수의 소속함수:(a). DMC (b)DC (c)wind
Fig 10. Membership function of input variables at "Normal":(a).DMC (b)DC (c)wind

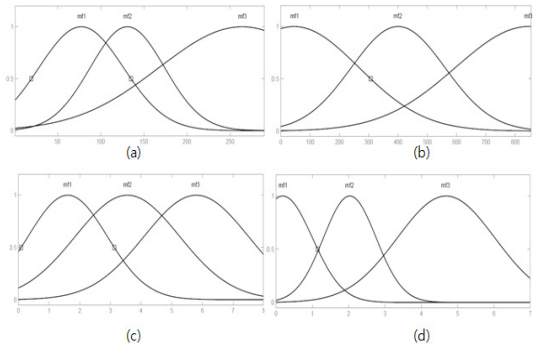


그림 11. 화재상황 인식 시스템의 최종 소속 함수
Fig 11. Final membership function of proposed system

그림 11은 최종적인 소속 함수의 모형이다. 규칙은 위험단계, 주의단계, 정상단계에서 클러스터의 개수만큼의 규칙이 생성되고 모두 합해진 3+3+3=9개의 최종 규칙이 사용된다. 그림 11.(a)-(c)는 입력되는 변수의 소속 함수

를 나타낸다. (a)의 입력범위는[0:290]이고 퍼지 수(fuzzy number)는 77.46, 131, 264이다. (b)의 범위는[0:855]이고 퍼지 수는 45.24, 400, 846이다. (c)는 [0:8]의 범위이며 1.6, 3.5, 5의 퍼지 수를 갖고 있다.(d)는 출력변수의 소속 함수를 나타내며 출력은 화재 영역의 크기를 정규화 (ln(x+1))한 값으로 화재의 레벨을 나누는 기준이 된다. [0:7]의 범위이며 퍼지 수는 0.18, 2.03, 4.68값을 갖는다.

2. 성능 비교

논문에서 제안된 FCM 알고리즘을 이용한 클러스터링을 이용하여 모델링된 화재상황 인식 시스템과 일반적인 방식으로 설계된 퍼지 추론 시스템과 비교를 통해 성능을 평가하였다. 일반적인 퍼지 추론 시스템에서 사용하는 소속함수는 일반적인 종형의 형태를 사용하였다. 입력변수 3개와 각각의 소속 함수의 3개를 갖기 때문에 3³개 총 27개의 규칙으로 구성된다. 실험은 Matlab 7.6판 경에서 진행하였다. 성능은 입력변수에 80개의 데이터 셋을 입력하고 최종적인 화재 레벨의 추론 값을 실제 값과 비교하는 형태를 통해서 평가 하였다. 평가지표로는 MAPE를 사용하였다. 계산은 식(9)와 같다.

$$MAPE = \frac{1}{N} \left| \frac{t_i - p_i}{t_i} \right| \times 100 \quad (9)$$

t_i 가 의미하는 바는 i번째 데이터의 실제 값을 말하며, p_i 는 i번째 평가대상 시스템의 측정값을 즉 화재레벨의 추론 값을 말한다. N은 데이터의 개수이다.

표 1. 비교 모델을 통한 성능평가
Table 1. Comparison of system performance

모델	규칙의 개수	MAPE
Fuzzy	27	1.3862
FCM Fuzzy	9	1.1615

표 1에서 보듯이 제안된 퍼지클러스터링을 통해 모델링 한 방식이 입력변수와 소속함수의 개수에 따라 증가된 일반적인 퍼지 추론 모델 보다 규칙의 수도 적으면서 평균 오차 또한 적은 것을 확인 할 수 있다.

V. 결론

대부분의 화재 감지 시스템은 센서로부터 측정된 값

이 정해진 임계치를 초과할 경우 화재로 보는 방식이 대부분이다. 이러한 경우 센서데이터가 정상적인 상황에서 발생한 것인 화재 상황에서 발생한 것인지에 대해 불명확한 경우 오작동을 하게 된다. 이러한 문제점을 해결하고자 퍼지 추론을 적용하게 되었다. 하지만 일반적인 퍼지 추론은 지식을 규칙화하는데 많은 소모를 하게되고 또한 입력변수와 소속함수에 따라서 규칙이 수가 많아지는 단점을 갖고 있다. 본 논문에서는 FCM알고리즘의 모델링을 통해 화재초기에 입력변수별 소속 함수의 수를 정해 놓지 않고 설정된 클러스터 수로만 입력공간을 분할하고, 클러스터 수만으로 퍼지규칙 수를 결정함으로써 퍼지규칙 수의 증가를 방지하면서 시스템의 구조를 간결하게 할 수 있도록 해준다. FCM클러스터링을 이용한 화재상황 인식 모델의 성능과 유효성을 보이기 위해서 UCI 제공하는 산림화재 데이터를 이용하였다. 결과적으로 클러스터의 패턴을 이용한 규칙의 생성하고 소속 함수의 설계하면 규칙의 수를 줄이면서도 추론 결과에 대한 성능향상을 확인 할 수 있었다.

참고 문헌

- [1] Gyu-Jin Jang, Jin-Pyung Kim, Moon-Hyun Kim, Jae-Yong Jung, Tae-Ki Ahn, "Recognition of fire levels using fuzzy reasoning", International Conference Industrial Mechatronics and Automation(ICIMA2010), pp.557-560, May 2010
- [2] 홍성호, 김두현, 김상철, "열과 연기농도를 입력변수로 갖는 퍼지로지을 이용한 화재감지시스템", 한국화재소방학회 논문지, 제18권, 제4호, 42-51쪽, 2004.
- [3] Zadeh, L.A., "The concept of a linguistic variable and its applications to approximate reasoning", part II, Information Sciences, vol.8, pp 301 - 357.,1975
- [4] Bezdec, J.C., Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, New York, 1981.
- [5] Chiu, S., "Fuzzy Model Identification Based on Cluster Estimation," Journal of Intelligent &

Fuzzy Systems, Vol. 2, No. 3, Spet. 1994.

[6] Soon H. Kwon, Haiyoung Lee, Ick Choy, "A Cluster Validity Index for Fuzzy Clustering", 한국퍼지 및 지능 시스템학회 논문지, 제9권, 제6호, pp. 621-626, 1999

[7] Rui Xu, Wunsch, D., "Survey of clustering algorithms", Neural Networks, IEEE Transactions on, vol. 16(3), 2005.

[8] Mathworks. MATLAB Fuzzy Logic Tool box 2.1 Manual, 2nd edition, 2000.

※ 본 연구는 국토해양부 도시철도표준화2단계연구개발사업의 연구비지원(07도시철도표준화A01)에 의해 수행되었습니다.

저자 소개

송 재 원(정회원)



- 1993년 영남대학교 전기공학과 (학사)
- 1995년 영남대학교 전기공학과 (석사)
- 1995년-현재: (주)비즈로시스 연구소장

<관심분야: 인공지능, 컴퓨터비전, 스마트그리드>

안 태 기(정회원)



- 1993년 경북대학교 전자공학과 (학사)
- 1996년 경북대학교 전자공학과 (석사)
- 2008년 성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과 (박사 수료)
- 1996년-현재: 한국철도기술연구원 책임 연구원

<관심분야: 멀티미디어 통신, 영상분석, 인공지능>

김 문 현(정회원)



- 1978년 서울대학교 전자공학과 (학사)
- 1980년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학 석사)
- 1988년 Univ. of Southern California (공학 박사)
- 1988년-현재: 성균관대학교 정보통신공학부 교수

<관심분야: 컴퓨터비전, 패턴인식, 인공지능>

홍 유 식(중신회원)



- 1984년 경희대학교 전자공학과 (학사)
- 1989년 뉴욕공과대학교 전산학과 (석사)
- 1997년 경희대학교 전자공학과 (박사)
- 1985년-1987년 대한항공(N.Y.지점 근무) 1989년-1990년 삼성전자 종합기술원 연구원
- 1991년-현재 상지대학교 컴퓨터공학부 교수

- 2000년-현재 한국 퍼지 및 지능시스템학회 이사
- 2004년-2008 대한 전자 공학회 ITS 분과위원장
- 2001년-2003 한국 정보과학회 편집위원
- 2001년-2003 한국 컴퓨터 교육산업학회 이사, 편집위원
- 2004-현재: 건설교통부 ITS 전문심사위원
- 2004-현재: 원주 시 인공지능신호등 심사위원
- 2005-현재: 정보처리학회 이사
- 2005-현재: 인터넷 정보학회 이사
- 2005-현재: 지능시스템학회 강원지부 회장
- 2006-현재: 인터넷 방송통신 TV학회 부회장
- 2006-현재: 대한전자공학회 컴퓨터소사이티 회장

<관심분야: 퍼지 시스템, 전문가시스템, 신경망, 교통제어>