

## 퍼지기법을 이용한 다중 센서 데이터 Fusion

김 완주\* 고 중협 정 명진  
한국과학기술원, 전기 및 전자공학과

### Multisensor Data Fusion Using Fuzzy Techniques

W. J. Kim, J. H. Ko, and M. J. Chung  
Dep. of EE, Korea Advanced Institute of Science and Technology

**Abstract** - This paper introduces a new methodology for multisensor data fusion. The method makes use of fuzzy techniques and possibility distribution as a fuzzy restriction which acts as an elastic constraint on the values that may be assigned to a variable. We propose a simple sensor fuzzy modeling method which can be used for cluster validity analysis. As a result, the feasibility of these multisensor data fusion modules is demonstrated by computer simulation applicable to the problem of object identification.

#### 1. 서론

최근들어 지능 시스템을 구현하기 위해 서로 특성이 다른 센서나 혹은 서로 동작 범위의 한계가 다른 센서들 두개 이상 사용하여 시스템의 주변환경이나 속성에 대해 단독 센서에서 얻는 것보다 좀 더 진실하고 믿을 만한 정보를 얻는 다중 센서 데이터 융합(multisensor data fusion)에 관한 연구가 전세계적으로 널리 연구되고 있다.

그런데 불확실한 주변환경에 대한 다중 센서 데이터 융합의 문제점들로는 서로 다른 센서로 부터 얻어지는 데이터들의 중복 경계치의 처리와 잡음 환경에서의 측정에 따른 데이터의 왜곡 및 측정 자체의 부정확성등이 있는데 이러한 문제점들을 해결하기 위해서 각각의 센서 데이터에 신뢰 정도 (degree of truth) 개념을 살린 퍼지 기법(fuzzy techniques)을 생각할 수 있다. 퍼지 기법에 의한 다중 센서 데이터 융합의 특징은 전통적인 'Ycs' 'No' 결정에 의한 경계치 데이터들의 오판을 막을 수 있으며 퍼지 환경 (fuzziness environment)에 대한 데이터 처리가 용이하다.[1]

퍼지 기법에 의한 다중 센서 데이터 융합의 구조는 그림 1과 같이 나타낼 수 있다. 그림 1에서 센서 모델링 부분은 전처리 과정을 포함하여 센서 데이터들에 포함되어있는 불확실성을 모델링한다. 퍼지 집단화(fuzzy clustering) 과정에서는 각각의 센서 데이터들에 대해, 어떤 집단에 대한 조화성(compatability)을 나타내는 소속도 (membership value)를 정하게 되며, 이렇게 하여 얻어진 집단들의 정당성을 따지고 (cluster validity analysis) 앞의 센서 모델링 과정에서 얻어진 센서의 퍼지 모델과 비교하여 융합되어질 집단을 선택한 후 (cluster selection), 그 집단에 대한 각각의 센서 데이터의 소속도를 고려하여 센서 데이터들의 대표값(a representative sensor data)을 얻게 된다. 결정과정에서는 여러 융합 과정을 통하여 얻어진 대표값들로부터 주변환경이나 목표물의 특성을 결정하게 되며 이때도 여러 퍼지 기법들을 이용할 수 있다.

#### 2. 센서 퍼지 모델

일반적으로 다중 센서 데이터 융합에 있어 센서 모델링이란, 각 센서 데이터에 실려있는 불확실성의 모델링을 포함한 센서 특성 모델링(sensor characterizing) 및 센서의 좌표계를 일치시키고 각 센서의 calibration 및 센서들간의 상호 통신을 위한 protocol 결정 및 센서들의 데이터 형태를 일치시키는 모든 행위를 일컫으며, 이러한 센서 모델링 단계의 정당성이 각 센서 데이터의 융합에 지대한 영향을 미친다. 이러한 센서 모델링은 확률 모델이나 통계적 방법등에 의한 이론적 접근 방법이나 논리적 센서나 규칙등에 따른 경험 법칙적 접근 방법등이 있는데 본 논문에서는 센서 퍼지 constraints 개념에 의한 퍼지 모델을 제안한다.[2, 3]

##### 2.1 센서 퍼지 constraints의 기원

###### 1) 퍼지 환경에서의 decision making으로부터

1970년 Bellman과 Zadeh에 의해 제안된 퍼지 환경에서의 decision making은 목적 함수(objective function)와 constraints가 각각의 소속 함수 (membership function)로서 특정지어지게 된다.[4] 예를 들어 목적 함수가 'x는 10보다 대체로 크다'라는 퍼지 서술 (fuzzy statement)이고 그것의 소속 함수는 아래의  $\mu_o(x)$ 로 특정지어지고

$$\mu_o(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 10 \\ (1+(x-10)^{-2})^{-1} & x > 10 \end{cases}$$

constraints는 'x는 11 근처이다'라는 퍼지 서술이고 그것의 소속 함수는 아래의  $\mu_c(x)$ 로 특정지어질 때

$$\mu_c(x) = (1+(x-11)^4)^{-1}$$

이러한 퍼지 환경에서의 decision making의 소속 함수를  $\mu_D(x)$ 라고 하면

$$\mu_D(x) = \min(\mu_o(x), \mu_c(x))$$

와 같이 표현될 수 있고 이것을 나타내면 그림 2와 같다.[5] 즉, 퍼지한 환경에서의 decision making을 행할 때 constraints도 퍼지한 특성을 갖게 되며 이러한 특성을 다중 센서 데이터 융합에 적용하면 퍼지한 센서 데이터들에 대해 센서가 가지는 constraints는 그 센서 데이터들에 대한 조화성(compatability)정도를 나타내는 멤버쉽 함수 즉 퍼지 constraints로 나타낼 수 있다.

###### 2) Sugeno의 $R_A$ - 퍼지 measure로부터

컴퓨터 비전 영역등에서 퍼지 적분 (fuzzy integral)에 의한 목표물 인식 등도 가능한데 이 퍼지 적분을 수행하기 위해 fuzzy measure를 사용하는데 대표적인 fuzzy measure로는

Sugeno가 제안한  $g_\lambda$  - fuzzy measure가 있다.[6, 7, 8]

지금  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 를 유한 집합 (finite set)이라 하고 퍼지 밀도 함수 (fuzzy density function)  $g$ 를 아래와 같이 생각할 때

$$g^i = g(\{x_i\}), \quad g : x_i - g^i$$

Sugeno의  $g_\lambda$  - fuzzy measure를 구성하기 위해서는 아래의 방정식을 풀어야 한다.[8]

$$\lambda + 1 = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g^i)$$

그런데 '윗식에서  $g^i$ 는 퍼지 밀도 값 (fuzzy density value)을 나타내며 이것은 어떤 데이터 원 (data source)에 대한 중요도 (degree of importance)를 나타내며 미리 알고 있거나 값을 할 수 있어야 된다. 바꾸어 말하면 다중 센서 데이터 융합시 최종목표치 (예, 거리, 폭발 ...)를 얻기 위한 각 센서의 중요도를 퍼지 밀도값으로 알고 있어야만 되므로 이것은 각 센서의 최종 목표치에 대한 퍼지 constraints로 생각할 수 있다.

3) 가중평균 기법 및 production rule 기법으로 부터

가중 평균 기법이란 좀 더 믿을 만한 센서 데이터들에 가중치를 더하여 평균하는 것이므로 이것은 각 센서에 어떤 constraints를 가하는 것으로 생각할 수 있고 Flynn등이 썼던 융합 rule중도 각 센서들의 신호 판제 및 센서 값들의 수용 여부를 결정하는 것으로 각 센서에 대한 상황에 따른 퍼지 constraints를 가하는 것으로 볼 수 있다.[9, 10]

2.2 센서 퍼지 constraints의 정의 및 예

위 2.1절의 여러 근거들로부터 센서 퍼지 constraint 개념을 도입할 수 있는데 이 '센서 퍼지 constraint란 센서 제한들의 집합 (a set of sensor restrictions)으로 멤버십 함수  $\mu_c(\cdot)$ 로 측정지어지는 것'이라고 정의할 수 있다. 예를 들어 초음파 센서는 반사되는 표면의 곡률에 따라 그 성능이 매우 다르며 이러한 퍼지 constraints를 그림으로 나타내면 그림 3과 같고 FLIR (Forward Looking Infrared) 센서는 3 ~ 6 m 거리에 대해 훌륭한 성능을 낸다라는 퍼지 constraints를 나타내면 그림 4와 같으며 또다른 예로서 LRF (Laser Range Finder)는 낮달같이 밝은 환경에서는 성능이 좋지 못하다는 퍼지 constraints를 나타내면 그림 5와 같다.

이러한 센서 퍼지 constraints들은 센서 모델링 과정 - 특히 센서 calibration이나 센서 coordination - 에서 얻을 수 있고 또한 다중 센서들이 로봇시스템에 설치된후 training phase를 통하여 얻을 수도 있고 원래 센서 제작회사에서 제공하는 각 특성에 대한 전달함수 (transfer function)와 같은 센서 사양 (sensor specification)으로 부터도 획득 가능하며 일반적인 상식이나 경험중 여러 방법으로 부터 각 센서의 어떤 환경 특성에 대한 constraints들을 얻을 수 있다.

3. 퍼지 집단화(Fuzzy Clustering)

3.1 개요 및 c-means 알고리즘

센서로부터의 데이터가 센서 모델링 과정을 통하여 일단 통일된 형태와 좌표계로 변환되면 우리는 이들 여러개의 센서 데이터를 한 공간상의 여러점으로 생각할 수 있다.

같은 성질을 관찰(측정)하는 센서라 하더라도 대개의 경우 정확하게 같은 값을 주지는 않으므로 센서 정보로 나타내는 점은 한 공간에서 여기저기에 퍼져 있게 된다. 이때 우리는 이들 점의 분포로부터 믿을 만한 점이, 즉 센서가, 어느 것인지를 판단해야 하는데, 이를 달리 표현하면 각 점을 어느 정도로 믿을 수 있는가를 판단하는 문제로 된다.

이러한 신뢰도 부여의 문제는 먼저 모든 점을 믿을 만한 정도에 따라 몇개의 덩어리로 구분짓고, 과연 각 점이 이

각각의 덩어리에 어느 정도의 연관성으로 속할 것인지를 판단하는 문제로 바꾸어 생각해 볼 수 있다. 즉, 한 공간상의 여러 점으로 나타나는 센서 데이터를 일단 그 공간상의 기하학적 분포를 기준으로 몇개의 덩어리로 만들고, 각 덩어리중 어느 것이 더 믿을 만한 것인가 판단하는 것이다.

이때 각 덩어리가 중첩되지 않는다면, 즉 어느 한 점이 어느 덩어리에 속할 것인가 예, 아니오로 판명된다면 중간 정도에 위치하는 점들은 어느 덩어리에도 명확하게 소속되지 않는다는 상황을 표현할 수가 없게 된다. 따라서 각 덩어리는 중첩되어야 하는데, 이를 달리 표현하면 각 점의 각 덩어리에 대한 소속도를 0과 1의 두개 값만이 아닌 그 사이의 모든 값으로 나타내어야 한다. 이러한 일을 하는 것이 바로 퍼지 집단화(fuzzy clustering)이다.

일반적으로 n개의 센서 데이터가 p개의 성질을 갖는다고 할 때, 이들 센서 데이터를 c개의 부분집합으로 나누되, 같은 집합에 속하는 두 데이터는 서로 다른 집합에 속하는 두 데이터에 비해 보다 더 비슷하도록 나눈다고 할 때, 이들 부분집합을 집단(cluster)라고 부르고 물체를 나누는 것을 집단화(clustering)한다고 한다. 이러한 집단화의 방법으로는 첫째, 크게 비슷한 것끼리 계속 모아 나가거나 전체로부터 서로 다른 것을 계속 나누어 나가는 계층적인 방법, 둘째 비슷한 것들의 연관성을 그래프로 표현하고 여러가지 그래프 이론을 적용하여 집단을 만들어 내는 방법, 셋째는 적당한 목적함수를 정하고 이를 최대화 또는 최소화하는 방법이 있다[1].

본 논문에서는 이중 세번째에 해당하며 일반적으로 많이 쓰이는 방법으로, i번째 센서 데이터가 k번째 부분 집합에 속하는 소속도를 각 센서 데이터에 부여하여 각 집단의 중심점에 대해 반복적으로 소속도를 갱신 시키는 퍼지 c-means 알고리즘을 사용한다.

퍼지 c-means 알고리즘에서 지수 가중치(exponential weight) m은 각 집단의 중심점을 구하는 데 있어 보다 큰 소속도를 갖는 점이 주는 영향이 보다 작은 소속도를 갖는 점이 주는 영향에 비해 크도록 해준다. 따라서 보다 의미 있는, 즉 가까운 점을 보다 많이 고려하고 별로 의미가 없거나, 즉 멀리 있는 점이 끼치는 잡음을 줄이는 효과를 갖는다.

3.2 퍼지 집단 정당성 판별 (fuzzy cluster validity analysis )

퍼지 집단화 과정을 통하여 다중 센서 데이터들은 각 집단의 중심점(cluster center)에 대한 소속도로 표현되는데 이때 어느 집단을 택하며 또 어떻게 그 데이터들을 융합하여 다중 센서들이 나타내는 대표값을 얻는가하는 것이 집단의 정당성 판별과정이다. 일반적으로 퍼지 기법을 이용한 다중센서 데이터 융합시 퍼지 집단의 정당성 판별은 크게 두가지로 나누어 생각할 수 있는데 첫째, 최적의 집단수(optimal number of clusters)를 어떻게 설정할 것인가하는 문제와 둘째, 주변환경의 속성을 얻기 위해 얻어진 집단을 중에서 어느 집단을 택하여 집단 내의 데이터를 융합할 것인가하는 집단 선택(cluster selection) 문제이다. 첫째 문제에 대해서 Gath등은 cluster hypervolume과 density criteria를 이용하여 unsupervised 퍼지 집단화를 행하였으며[11], Windham은 proportion exponent를 validity functional로 사용하였으며[12], Dimitrescu는 계층적 분류방법 (hierarchical classification method)을 이용하였다.[13] 두번째 문제에 대해서는 비퍼지(nonfuzzy)한 환경에서 Luo등은 관계 행렬 (relation matrix)과 direct graph를 이용하여 가장크게 연결된 그룹(일명 clique)을 택하였으며[14] 퍼지 집단의 선택에 대해서는 연구가 거의 없는 상태이다.

본 논문에서는 다중 센서 데이터로 부터의 융합시 데이터들은 목표물이나 주변환경의 한 특징(feature)에 대해서만 얻는다고 생각하여 집단을 두개로 가정하고 두개의

집단중 어느 집단을 선택하여 융합할 것인가하는 문제를 중점적으로 다루고자 한다.

앞의 제2장에서 이미 센서들의 퍼지 constraints에 의한 센서의 퍼지모델을 얻었고, 또 퍼지 c-means 집단화 과정에서 두집단의 중심과 그 중심에 대한 각 센서 데이터들의 소속도를 얻었으므로 (즉 소속함수(membership function)) 이 두정보를 이용하여 집단 선택을 할 수 있다. 지금 주변 환경이나 목표물의 한 특징(feature)에 대해 다중센서 데이터를 집단화하여 그림 6의  $\mu_{f1}$ ,  $\mu_{f2}$  두개의 소속함수를 얻고  $i$ 번째 센서 데이터의 두번째 집단 중심  $C_2$ 에 대한 소속도를  $Z_i$ 라고, 첫번째 집단 중심  $C_1$ 에 소속도를  $Z_i'$ 라고 할때 ( $Z_i + Z_i' = 1$ ) 이 특징에 대한 센서  $i$ 의 퍼지 constraint  $\mu_{fci}$ 가 그림 6과 같다면 센서  $i$ 의 데이터는 센서 퍼지 constraint  $\mu_{fci}$ 와 두번째 집단에 속할 조화성을 동시에 만족하므로 ( $Z_i$ ) - 이때 역으로 첫번째 집단에 대한  $Z_i'$ 와  $\mu_{fci}$ 는 서로 상충된다. 두번째 집단이 이 특징에 대해 좀더 믿음만한 데이터 집단이라고 생각할 수 있으며 이 집단을 선택하게된다.

한편 그림 7과 같이  $i$ 번째 센서의 데이터와 constraint가 두번째 집단에 대해 만족되고  $j$ 번째 센서의 데이터와 constraint가 첫번째 집단에 대해 동시에 만족될 때 - 이때는 원래 한 집단이어야 하나 c-means 알고리즘상 두집단으로 나누어진 것으로 생각 - 에는 두 집단 모두를 믿음만한 데이터 집단으로 생각하여 두 집단 모두를 선택한다.

또한 그림 8와 같이 센서  $i$ 의 데이터와 constraint가 서로 반대의 특성을 나타내면 이 센서  $i$ 는 고장이거나 심각한 오차를 발생시킬 소지가 있는 센서로 취급할 수 있다.

위의 집단 선택 과정에서 모든 센서에 대한 constraints를 고려할 수도 있지만 전형적인 그리고 constraint가 비교적 확실한 몇몇개의 센서들에 대해서만 위의 과정을 수행해도 원하는 집단 선택 및 의심가는 센서를 구별해 낼 수 있을 것이다. 이렇게하여 선택된 집단들로부터 의심이 가는 센서 데이터를 뺀후 새로이 집단 중심을 구해 이것을 다중센서 데이터의 대표값으로 융합해내고 만일 두개의 집단이 모두 선택되었다면 새로운 두 집단의 중심을 평균하여 다중센서 데이터의 대표값으로 얻게된다.

#### 4. 결정 (Decision Making)

앞에서 얻어진 주변 환경이나 목표물에 대한 여러 특징들의 대표값을 이용하여 우리는 영상 분할(scene segmentation), 로봇 항법(robot navigation), 목표물 인식(object recognition and identification), 지도 표현(map representation), 명령 및 제어 (command and control)등 여러 결정(decision)을 행할 수 있다. (본 논문에서 말하는 결정(decision)이란 용어는 일반적으로 decision theory에서 말하는 합리적인 선택행위(an act of rational choice) 혹은 한 사건(event)이 최고의 효용(the highest utility)을 갖도록 하는 행위의 선택 개념을 포괄적으로 적용한 것임) 이러한 결정의 방법으로는 여러가지가 있을 수 있으나 본 논문에서는 퍼지 이론과 밀접한 관계가 있는 possibility 개념과 퍼지 추론(fuzzy inference)을 이용하여 목표물을 판별해내는 (object identification) 기법을 소개한다.

##### 4.1. Possibility와 퍼지 제한(fuzzy restriction)

1978년 Zadeh가 퍼지 집합 이론(fuzzy set theory)과 연계하여 possibility 개념을 도입한 이래 [15] 이 개념을 퍼지 환경에서의 패턴 인식이나 음성 인식 등에 사용되었다. Granger는 목표물에 기인한 지식 표현 (object oriented knowledge representation) 및 퍼지 패턴 매칭에 possibility theory 를 이용하였으며 [16] Lamotte등은 음소 인식에 possibility measure등을 사용하였고 [17], Kandel등은 빠르게

이동하는 물체의 인식에 possibility를 이용하였다.[18]

일반적으로 probability와 비교하여 possibility란 획득하기 쉬운 정도(degree of ease of attainment) 혹은 실행가능성 정도(degree of feasibility)의 개념으로 파악할 수 있고 - 한편 probability는 발생 빈도(degree of frequency) 혹은 가능성 정도(degree of likelihood)의 개념으로 파악 - 이 possibility는 Zadeh에 의해 소개된 elastic constraint 개념의 퍼지 제한(fuzzy restriction)과 밀접한 관계가 있다. 즉, 어떤 명제가 linguistic variable에서 linguistic value로 주어졌을 때 그 variable의 "base variable"(numerical value)에 대한 elastic constraint로 작용하며 이것은 바로 그 명제의 "base variable"에 대한 possibility로 생각할 수 있는 것이다. 예를 들어 명제 (proposition)  $P = \text{"John is young"}$  이고 "young"은 base variable의 universe of discourse  $U = [0, 100]$ 의 퍼지 부분 집합(fuzzy subset) 이라고 하고 그것의 소속함수를  $\mu_{\text{young}}(u) = 1 - S(u; 20, 30, 40)$  ( $u$  : numerical age)이라할때, 명제  $P$ 는  $R(\text{Age}(\text{John})) = \text{young}$  과 같이 John의 age에 연계된 퍼지 제한  $R$ 의 relational assignment equation으로 나타낼 수 있다. 여기서  $S$  함수는

$$S(u; \alpha, \beta, \gamma) = \begin{cases} 0, & \text{for } u \leq \alpha \\ 2\left(\frac{u - \alpha}{\gamma - \alpha}\right)^2, & \text{for } \alpha \leq u \leq \beta \\ 1 - 2\left(\frac{u - \alpha}{\gamma - \alpha}\right)^2, & \text{for } \beta \leq u \leq \gamma \\ 1, & \text{for } u \geq \alpha \end{cases}$$

이며 linguistic variable은 Age, linguistic value는 "young"이고 Age에 대한 "base variable"은  $[0, 100]$ 이 된다. 이때 이 퍼지 제한 개념과 possibility 개념의 연관성을 보면 만일  $u = 28$  이면  $\mu_{\text{young}}(28) \approx 0.7$ 로서 "young"이라는 개념에 28살의 나이가 어울리는 조화성 정도 (degree of compatibility)를 0.7로 볼 수 있고, 이것은  $P = \text{John is young}$  명제가 주어졌을 때 John이 28살일 possibility가 0.7이다라는 개념이 된다. 따라서 possibility distribution( $\Pi$ )은 퍼지 제한  $R$ 로 표현할 수 있으며 (즉  $U$ 에 속하는 어떤 변수  $Y$ 를 생각할때  $\Pi_Y = R(Y)$ 로 표현 가능) 이때 possibility distribution 함수는 소속함수와 산술적으로 같게된다(numerically equal).[15, 19]

이상의 개념을 다중센서 데이터 융합에 적용하면 집단화 과정에서 얻어진 어떤 특징(feature)에 대한 대표값이 '원래 참값에 얼마나 잘 근접했다'를 나타내는 퍼지 제한(즉 possibility distribution 함수)을 생각할 수 있다. 따라서 다음과 같은 퍼지 제한을 생각할 수 있다.

정의 : (a fuzzy restriction)

$$f(x, \text{class } i) = 1 - K \frac{|x - \text{class } i|}{|\text{class } i|}$$

$$\text{if } f(x, \text{class } i) \leq 0 \text{ then } f(x, \text{class } i) = 0$$

where  $x$  : 센서들로부터 측정되어 집단화된대표값  
class  $i$  : 참값(actual value)

$K$  : 비례상수(적당할값)

따라서 위의 퍼지 제한으로부터 각 특징에 대한 possibility의 높고 낮음에 따라 목표물을 판별해 낼 수 있다.

##### 4.2 퍼지 추론을 이용한 방법

다중센서의 데이터를 이용하는 또 다른 방법은 얻어진 데이터로부터 미지의 대상물을 추측하는 것이 아니고, 이와는 반대로 측정하는 대상물이 가질 수 있는 모든 가능한 경우와 각 경우에서의 데이터를 알고 있을 때, 이들 각 대상물(tem-

plate)의 데이터를 센서 데이터와 비교하여 가장 유사한 것을 찾아 내는 것이다.

이때는 센서 데이터가 애매하고 미리 알고 있는 template의 데이터가 애매한 경우도 쉽게 판별할 수 있는 장점이 있다. 그 예로써 사과와 배를 template로 갖는 경우를 보면, 사과나 배의 색깔중 색의 세가지 요소 팔간 색, 녹색, 파란색과 크기만을 고려할 때, 각 색깔은 한가지 값을 갖는 것이 아니고 빈도수를 달리하는 어느 범위의 값이 된다. 즉, template의 데이터가 애매하다고 볼 수가 있다. 이중 색에 관한 데이터를 나타내면 그림 9와 같다.

여러개의 센서가 주는 값이 서로 다르다면 앞에서와 같이 퍼지집단화하여 소속함수로 만들 수가 있다. 특히 색의 측정에 있어서는 물체의 각 부분마다 색이 다르다면 측정된 색의 세가지 요소 각각은 하나의 값이 아닌, 빈도수를 달리하는 어느 범위의 값이 될 것이다.

이때 template의 데이터가 애매하므로 앞의 퍼지 제한과 같이 소속함수로 부터 바로 possibility의 값을 얻을 수 없다는 것이다. 따라서 우리는 여기서 센서 데이터들의 소속함수와 template의 소속함수 사이의 연관도를 정의해야 하는데 본 논문에서는 연관도를 다음과 같이 하였다. 즉, 두개의 소속함수들 사이의 연관도(similarity)는

$$\text{연관도} = \int_0^{\infty} \mu_{m1}(x) * \mu_{m2}(x) dx$$

로 하고, 여기서 \* 는 min이나 max 또는 다른 적당한 연산자를 정의할 수 있다.

5. 시물레이션

자동차장에 미지의 차가 들어왔을 때, 차의 세가지 성질, 길이, 폭, 높이를 측정하는 센서가 주는 데이터를 바탕으로 차의 종류를 판단하는 상황을 시물레이션 해보기로 한다. 여기서 센서의 정확도는 단독으로 각 차의 종류를 알아낼 수 없는 것으로 한다. 즉, 여러개의 센서가 주는 데이터는 여러 차의 길이, 폭, 높이의 값이 갖는 분포보다 더 넓은 분포를 갖기 때문에 어느 한 센서에 의존할 수가 없는 것으로 한다. template는 다음의 두가지로 한다.

	Car A	Car B
길이	3.5	3.4
높이	1.0	0.9
폭	1.5	1.4

또한 센서의 수는 20개로 하고 센서가 주는 데이터는 정상분포를 갖되 평균값과 표준편차는 다음과 같이 하며 여기에 랜덤수(random number)를 이용한 백색잡음(white noise)을 섞어 센서가 주는 데이터를 좀더 실제적으로 만들며 앞 2 장의 센서 퍼지 constraint는 flat하다고 가정한다.

Case A	평균	표준편차
길이	3.5	0.05
높이	1.0	0.05
폭	1.5	0.05

지수가중치 m을 1.6으로 하였을 때 얻어진 퍼지집단화 결과를 보면 아래 그림 10과 같다.

이때 각 집단의 중심점들의 평균을 구하여 이것을 센서 데이터들의 대표값으로 하면 아래와 같다. (센서 퍼지 constraint가 flat하여 두개의 집단 모두를 선택하는 경우임)

	중심 1	중심 2	대표값
길이	3.544	3.453	3.4985
높이	1.041	0.967	1.00419
폭	1.547	1.445	1.49618

위에서 구한 대표값으로 부터 퍼지 제한의 비례상수 K = 1로 했을 때 possibility distribution을 구한 결과는 다음과 같다.

Car A	Car B
0.999571	0.971029
0.995810	0.884233
0.997453	0.931300

따라서 우리는 지금 자동차장에 들어온 차는 CAR A라고 판별할 수 있는 것이다. (물론 이때 template에 없는 미지의 차 CAR C가 들어 오는 경우를 해결하기 위해서는 어떤 임계치 (threshold) 이상의 possibility를 고려해야만 하며 이것은 training phase등을 통하여 K 값을 조절함으로써 가능하다.)

6. 결론 및 검토

본 논문을 통하여 우리는 퍼지기법을 이용한 다중 센서 데이터 융합의 한 구조를 제안하였으며 제안된 융합 방법에 의해 시물레이션을 통하여 성공적인 결과를 얻었다. 또한 다중 센서 데이터 집단들의 정당성 여부를 판별하는 센서 퍼지 constraint 개념을 소개하였으며 possibility와 퍼지추론 기법에 의해 목표물을 판별 ( object identification ) 하는 방법도 제안하였다. 그러나 제안된 방법 및 개념들에 대해 앞으로 좀더 많은 연구가 요구되는데 특히

- 1) 센서 모델링과 연관된 센서 퍼지 constraint 개념
- 2) 센서 퍼지 constraint의 좌표계간, 특징간 변환 문제
- 3) 퍼지 집단화 과정에서 최적 집단수 ( optimal cluster number ) 를 결정하는 문제
- 4) 결정과정에서 퍼지추론 및 possibility와 연관된 퍼지 제한을 설정하는 문제
- 5) 퍼지기법이 아닌 다른 다중 센서 데이터 융합 기법과의 비교 검토  
등이 필요하다.

또한 서론에서 밝힌 바와 같이 센서들의 모델링 및 센서의 오동작과 고장판별 및 이것의 복원에 대한 연구가 퍼지 기법과는 상관없이 전체적인 다중 센서 데이터 융합 분야에 있어 앞으로 더욱 연구되어야 할 과제이다.

참고 문헌

- [1] H.J.Zimmermann, Fuzzy Set Theory-and Its Application, Kluwer-Nijhoff Publishing, 1985.
- [2] H.F.Durrant-Whyte, "Sensor Models and Multisensor Integration," Int'l J. of Robotics Research. Vol.7, No.6, Dec. 1988, PP. 97 - 113.
- [3] T.Henderson, E.Weitz, and C.Hansen, "Multisensor Knowledge System: Interpreting 3-D Structure," Int'l J. of Robotics Research, Vol.7, No.6, Dec. 1988, PP. 114 - 137.
- [4] R.R.Yager et al., Fuzzy Sets and Applications: Selected Papers by L.A. Zadeh, John Wiley & Sons, 1987, PP. 53 - 79.
- [5] H.-J.Zimmermann, Fuzzy Sets, Decision Making, and Expert Systems, Kluwer-Nijhoff Publishing, 1985.
- [6] H.Tahani and J.M.Keller, "Information Fusion in Computer Vision Using the Fuzzy Integral," IEEE Trans. on SMC, Vol.20, No.3, May/June. 1990, PP. 733 - 741.
- [7] K.Leszczynski, P.Penczek, and W.Grochulski, "Sugeno's Fuzzy Measure and Fuzzy Clustering," Fuzzy Sets and Systems 15, 1985, PP. 147 -158.
- [8] D.Dubois and H.Prade, Fuzzy Sets and Systems Theory and Application, Academic Press, 1980

[9] R.C.Lou and M.G.Kay, "Multisensor integration and Fusion in Intelligent Systems," IEEE Trans. on SMC, Vol.19, No.5, Sep/Oct. 1989, PP. 901 - 931.

[10] A.M.Flynn, "Combining Sonar and Infrared Sensor for Mobile Robot Navigation," Int'l J. of Robotics Research, Vol.7, No.6, Dec. 1988, PP. 5 - 14.

[11] I.Gath and A.B.Gevam "Unsupervised Optimal Fuzzy Clustering," IEEE Trans.on PAMI, Vol.11, No.7, July 1989, PP. 773 - 781.

[12] M.P.Windham, "Cluster Validity for Fuzzy Clustering Algorithms," Fuzzy Sets and Systems 5, 1981, PP. 177 - 185.

[13] D.Dimitrescu, "Hierarchical Pattern Classification," Fuzzy Sets and Systems 28, 1988, PP. 145 - 162.

[14] R.C.Luo, M.H.Lin, and R.S.Scherp, "Dynamic Multisensor Data Fusion System for Intelligent Robots," IEEE J. of Robotics and Automat., Vol.4, No.4, Aug. 1988, PP. 386 - 396.

[15] L.A.Zadeh, "Fuzzy Sets as a Basic for a Theory of Possibility," Fuzzy Sets and Systems 1, 1978, PP. 3 - 28.

[16] C.Granger, "An Application of Possibility Theory to Object Recognition," Fuzzy Sets and Systems 28, 1988, PP. 351 - 362.

[17] M.Lamotte, L.Bour, and G.Hirsch, "Fuzzy Phoneme Recognition," Fuzzy Sets and Systems 28, 1988, PP. 363 - 374.

[18] L.O.Hall and A.Kandel, "Studies in Possibilitic Recognition," Fuzzy Sets and Systems 17, 1985, PP. 167 - 179.

[19] L.A.Zadeh, "The Concept of a Linguistic Variable and It's Application to Approximate Reasoning - Part I," Information Sciences, 8(1975), pp. 199 - 249

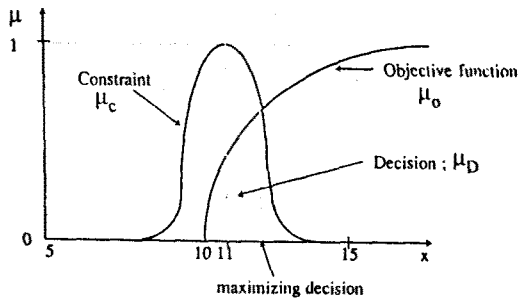


그림 2. 퍼지 환경에서의 decision making

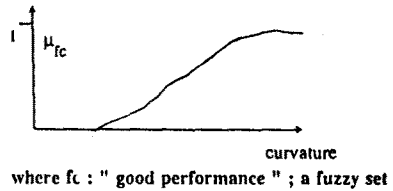


그림 3. 초음파 센서 퍼지 constraint

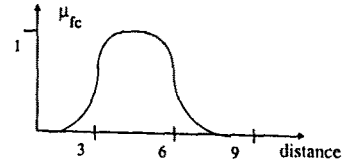


그림 4. FLIR 센서 퍼지 constraint

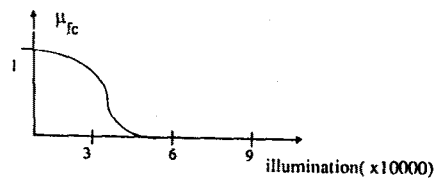


그림 5. LRF 센서 퍼지 constraint

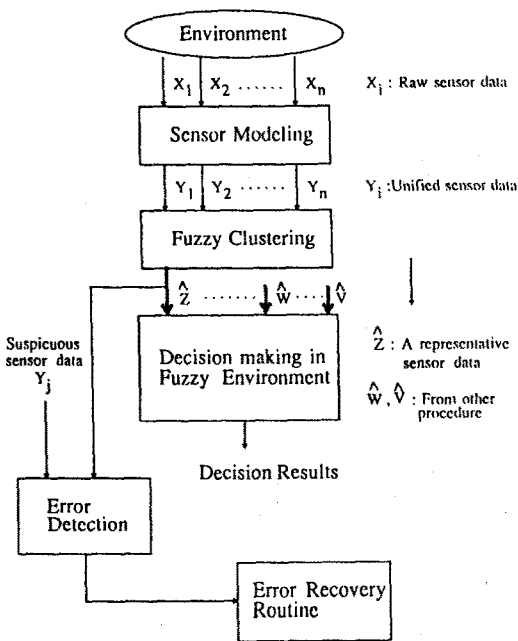


그림 1. 퍼지기법을 이용한 다중 센서 데이터 융합 구조

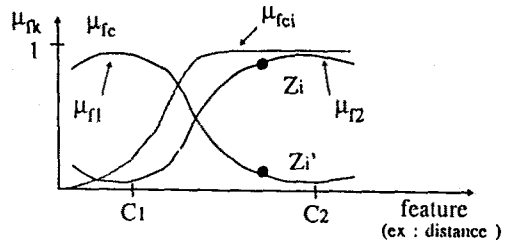


그림 6. 한 집단의 선택

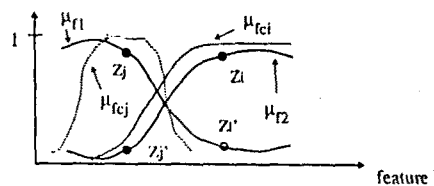


그림 7. 두 집단의 선택

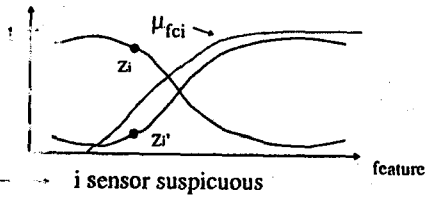


그림 8. 의심가는 센서의 구별

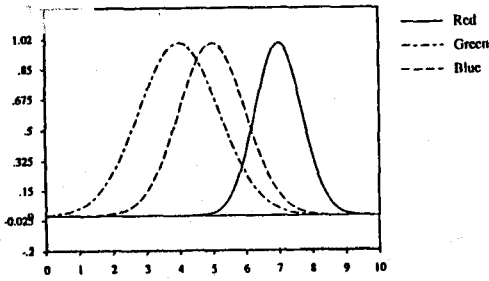


그림 9. 예매한 template 데이터 (색의 경우)

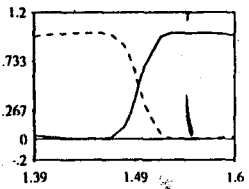
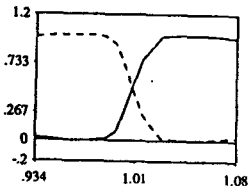
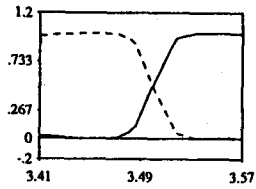


그림 10. Case A의 퍼지 집단화 결과