퍼지 가중 평균을 이용한 다중 센서 데이타 융합

김 완주[0], 고 중협, 정명진

한국과학기술원 전기 및 전자공학과

Multisensor Data Combination Using Fuzzy Weighted Average

Wan Joo Kim[0], Joong Hyup Ko, and Myung Jin Chung

Dept. of Electrical Engineering, KAIST

Abstract

In this paper, we propose a sensory data combination method by a fuzzy number approach for multisensor data fusion. Generally, the weighting of one sensory data with respect to another is derived from measures of the relative reliabilities of the two sensory modules. But the relative weight of two sensory data can be approximately determined through human experiences or insufficient experimental data without difficulty. We represent these relative weight using appropriate fuzzy numbers as well as sensory data itself. Using the relative weight, which is subjective valuation, and a fuzzy-numbered sensory data, the fuzzy weighted average method is used for a representative sensory data. The manipulation and calculation of fuzzy numbers can be carried out using the Zadeh's extension principle which can be approximately implemented by the α-cut representation of fuzzy numbers and interval analysis.

1. 서 론

로봇 시스템의 성능을 개선시키기 위해서는 주변환경이 변화하거나 부분적으로 밖에 알 수 없는 비구조화된 동적 환경에서도 각종 센서로부터의 정보를 바탕으로 주변환경을 파악하는 것이 필수적인데, 이때 단독 센서에 의한 정보는 그것의 정확도와 안정성 및 동작 범위의 한계, 또 여러가지 잡음의 영향등에따라 부정확성과 불확실성을 피할 수 없다. 따라서 서로 특성이 같은 센서로부터 중복하여 수집하거나 서로 특성이 다른 센서나 서로 동작 범위의 한계가 다른 센서를 두개 이상 사용하여 로봇 시스템의 주변환경이나 속성에 대해 좀 더 견실하고 믿을만한 정보를 얻는 다중 센서 융합에 관한 연구가 많이 이루어 지고 있다 [1-3].

센서에서 얻어지는 데이타를 융합한다는 것은, 센서 정보들의 일치성 분석을 포함한 데이타 연계(data association), 통계적 수치 처리등을 통해 대표적인 정보를 얻는 데이타 결합(data combination),그리고 적절한 추론 기능을 이용하여 주변환경의 속성을 찾아내거나 신뢰 정도가 향상된 결론을 얻어내는 데이타 추론(data reasoning) 기능을 포함하지만[4], 본 논문에서는 데이타 결합 부분 만을 언급하며, 또한 센서에서 얻는 로봇 시스템의 주변 환경에 대한 데이타는 정량화 되어있는 것(예, 거리, 속도, 온도, 습도 등...)과 정량화 되어있지 않고 어떤 특징으로 기술되어 지는것(예, edge, corner, 평면, 곡면 등...)으로 나눌 수 있는데 정량화 되어 있지 않은 데이타는 매개 변수화(parameterization)등을 통하여 정량화 될 수 있다.

일반적으로 여러개의 센서가 있을때 어떤 특징에 대해 어느 센서가 어느 센서보다 얼마 만큼 더 성능이 좋다라는 상대적 가중치는 정량적으로 정확히 기술하기 어려운 반면, 대부분 인간의 경험, 언어, 상식이나 불충분한 실험치 등을 통하여 대략적으로 기술될 수 있으며, 이때 각 각의 센서들은 서로 감도나 신뢰도, 정확도 등이 다를 수 있으므로 중요도가 서로 다를 수 있고 또 만일 한 센서로부터 얻은 데이타라 할지라도 좌표계가 변환된 후의 데이타는 좌표계 변환 자체의 불확실성이 첨가되므로 그 중요도를 낮출 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 기본적 개념에 따라 좀 더 중요하고 정확한 센서 데이타라고 생가되는 것에 가중치를 더 많이 주고 불확실하고 정확도가 떨어지는 데이타에 가중치를 낮게 주는 방법으로 센서 데이타를 융합하는데 이때 가중치에 설계자의 주관적인 중요도를 부여하는 퍼지 가중 평균 기법을 제안한다.

2. 퍼지 수를 이용한 센서 측정값 및 중요도 표현

2-1. 퍼지 수를 이용한 센서 측정값 표현

원래 퍼지 수는 랜덤 변수처럼 측정 이론에 근거를 둔 것이 아니라, convex이고 정규화된 퍼지 집합을 나타내는 하나의 함수 $\mu_A(x)$이다. 즉 다른 말로 표현하면 퍼지 수는 주관적 데이타인 평가치(valuation)이지 객관적 데이타인 측정치(measure)가 아니다[5]. 그러나 1978년에 Zadeh[6]에 의해 제안된 가능성 이론(possibility theory)을 적용하면, 어떤 universe of discourse에 대하여 부정확한 값(ill-known value)들을 가능성 분포 함수(possibility distribution function) π_h로 나타낼 수 있는데, 이 가능성 분포 함수 π_h는 어떤 퍼지 소속 함수 $\mu_A(x)$와 산술적으로 같으므로 하나의 퍼지 수로 생각할 수 있다. 즉 센서로 측정한 부정확한 데이타를 그 데이타를 얻기 쉬운 정도의

가능성으로 파악하여 그 데이타를 퍼지 수로 표현하는 것이다.

로봇 시스템에서의 부정확한 센서 데이타의 원인으로는 센서 자체의 오차나 데이타 획득 과정에서의 불확실성, 로봇 시스템의 양자화 오차, reading 오차, 감도의 한계, 기어의 backlash, 바퀴의 미끄러짐 등에 기인한다. 예를 들면, 초음파 센서는 온도나 습도, 기류, 넓은 빔폭에 의한 방위각의 부정확성, 반사점(reflection point)과 전 반사 문제, 다중 반사 문제, 되돌아온 펄스의 진폭 양자화, 최단거리 측정시 임계 값(threshold)에 따른 변화 등을 들 수 있으며[7], 시각 센서는 조명의 불균일성, 렌즈의 비선형성, 영상 연산자에따른 특징의 변화, 좌표 변환에 따른 오차 등을 들수있다.

본 논문에서는 센서로부터 얻은 값이 실수(real line)에서의 어떤 영역에 존재하는데 부정확하고 불확실하다고 생각하고 그 값을 퍼지 수로 나타내는데, 이때 사용하는 퍼지 수는 전통적으로 쓰이는 것으로서 퍼지 수를 $\tilde{A}$라고 하면, 그것은 실선상에서의 퍼지 변수로서 convex이고 정규화된 퍼지 집합 $\tilde{A}$이며 소속 함수 값이 1이 되는 것이 유일하게 하나 존재하며 소속 함수의 모양은 piecewise 연속인 것을 택하기로 한다. 이때 소속 함수의 모양은 센서의 특징에 따라 바뀔 수도 있고 또 소속 함수의 모양을 정하는 것 자체가 커다란 연구 영역이 되므로, 본 논문에서는 Civanlar[ ]의 방법에 따라 소속 함수의 모양을 정하기로 하며, 일단 그 모양을 삼각형꼴로 근사화하여 계산의 편의와 설명의 간단화를 꾀하기로 한다.

삼각형꼴(triangular) 퍼지 수를 $\tilde{m}$이라고 할때 그것을 (m, α, β)로 나타내고 아래와 같이 정의

$$\tilde{m}(t) = \begin{cases} 1-|m-t|/\alpha & \text{if } m-\alpha \le t \le m \\ 1-|m-t|/\beta & \text{if } m \le t \le m+\beta \\ 0 & \textit{otherwise} \end{cases} \qquad (1)$$

여기서 $m \in R$은 중심값(center), α는 좌측 퍼짐(left spread), β는 우측 퍼짐(right spread)이라 칭하며 α, β는 각각 양수이다.

삼각형꼴 퍼지 수를 이용하여 센서 측정치를 표현하는 간단한 예를 보이면, 그림 1과 같이 초음파 센서로 어느 목표물까지의 거리를 잴 때 그 값을 퍼지 수 3으로 나타내고 이때 그 의미는 '약 3m 정도'임을 나타낸다. 이때 어

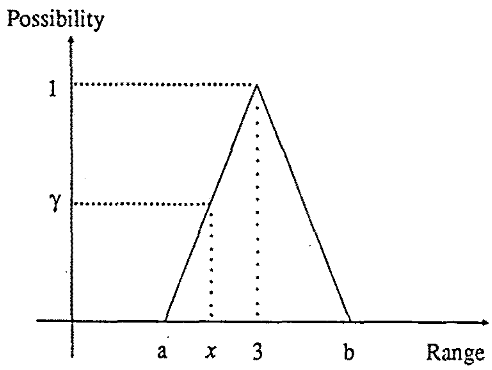

그림 1. 퍼지 수를 이용한 센서 측정값 표현

면 값 x에 대해서 이 퍼지 수가 나타내는 의미는, 실제 센서 측정치 자체에 부정확성이 있으므로 실제 거리가 x가 될 가능성도 γ 만큼 가진다는 뜻이다.

또한 정량화되어있지 않은 로봇 시스템의 주변 특징을 매개 변수화를 이용하여 나타낼때 매개변수화 함수에 의하여 얻어지는 매개 변수 공간에서의 점의 분포를 이용하여 이것을 퍼지 수로 근사화하여 나타내는 예를 보이면 2차원 영상에서의 선(edge 혹은 corner)은 Hough 변환을 통하여 매개 변수 공간에서 그림 2(a)와 같이 나타낼 수 있고 이것을 각 각 매개 변수 r, θ에 대해 삼각형꼴 퍼지 수로 표현하면 그림 2(b)와 같이 나타낼 수 있다[8].

센서 측정치를 퍼지 수를 이용해서 나타냄으로써 그 의미는 '대략(approximately)' 얼마, 혹은 '약(about)' 얼마로 나타낼 수 있으며, 이것은 불확실한 환경에서 로봇 시스템의 강인성(robustness)를 제공하는 토대가 될 수 있다.

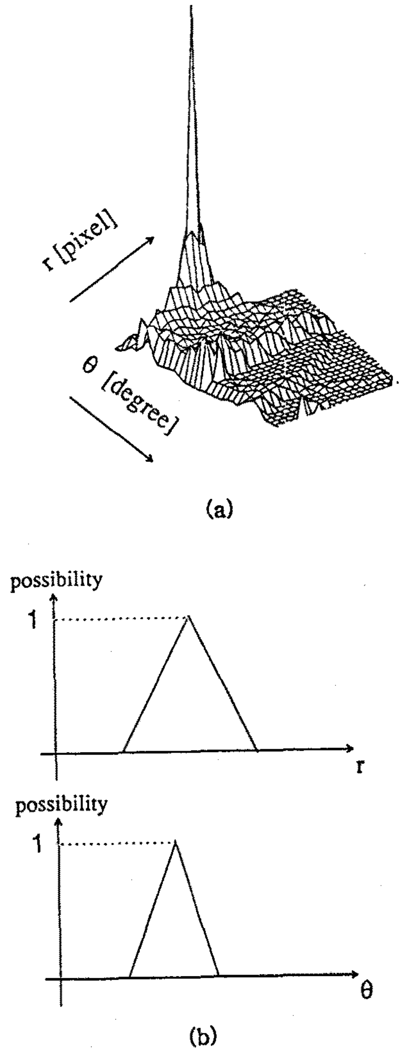

그림 2. 매개 변수의 퍼지 수 표현

2. 2 퍼지수를 이용한 중요도 표현

다중 센서를 사용해서 각 각의 센서에서 어떤 특징을 얻는다고 했을때 각 센서들 자체의 특성상 어떤 특징에 대해 좀 더 신뢰성이 높은 정보를 제공해 준다. 이때 어떤 결과치를 위한 각 센서의 역할은 정확하게 정량적으로 기술된다기 보다 어떤 주관적인 평가에 의해 이루어진다고 볼 수 있다. 따라서 우리는 각 센서 데이타가 나타내는 중요도를 퍼지수로 표현하는데 다섯 개의 퍼지 변수로서 각각 '매우 중요하다(VIM), 중요하다(IM), 보통이다(C), 중요하지 않다(NI), 전혀 중요하지 않다(VNI)' 라는 다섯 개의 퍼지 변수로서 나타낸다. 이것을 예로 보이면 그림 3과 같으며 이때 수평축의 Scale과 퍼지수의 모양은 경우에 따라, 혹은 설계자나 전문가의 의견에 따라 조절할 수 있다.

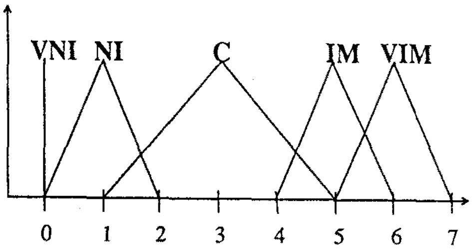

그림 3. 퍼지 수를 이용한 중요도 표현

3. 퍼지 가중 평균에 의한 데이타 융합

일치성이 있는 퍼지 수(퍼지 집합)를 모으는 방법(connectives)에는, t-norm과 t-conorm으로 크게 구별되는 것들과, 실험값이나 경험에 의해 적절히 가중치를 조절할 수 있는 averaging operators들이 있는데, t-norm과 t-conorm에 속하는 연산자들은 센서 융합시 그 의미를 부여하기가 매우 어려울 뿐 아니라 퍼지 수의 support가 같지 않을 때 융합하기가 쉽지 않다. 또한 Zimmermann 등이 경험과 실험에 의해서 algebraic product와 algebraic sum의 결합으로 구성한 'compensatory and'를 이용하여 융합할려면, 센서 training 단계에서의 실험치들(센서로 부터 읽은 값)과 참값(known)을 비교하여 그때 가장 잘 맞는 γ값을 찾은 후, 그 값을 사용하여 모든 센서값들을 'compensatory and'로 융합해야 되는데, 이때 각 possibility 값들에서 γ값이 서로 다르게 되므로 두 퍼지 수를 융합하여 하나의 대표적인 퍼지 수를 찾으려면 무한대 갯수의 γ값이 필요하게 되어 불가능하게 된다. 따라서 퍼지 연산자가 아닌 다른 방법으로 퍼지 수를 모으는 방법을 찾아야 한다.

원래 가중 평균 기법은 센서 융합에서 가장 직관적이고 가장 널리 쓰이는 방법중의 하나인데 다른 방법과도 많은 유사점이 있다. 에너지 함수 최소화 방법[9] 에 의해 센서 융합을 할때 에너지 함수를

$$E(f) = \int (\alpha_1(d_1-f)^2 + \alpha_2(d_2-f)^2)\, dx \tag{2}$$

라 하면 (여기서 α_1, α_2 는 각 센서의 중요도, d_1, d_2는 각 센서의 데이타, f 는 원하는 정보, 각각 스칼라라 가정), 이 에너지 함수 E를 최소화 하기 위한 f는

$$f_{optimal} = \left(\frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2}\right) d_1 + \left(\frac{\alpha_2}{\alpha_1 + \alpha_2}\right) d_2 \tag{3}$$

와 같이 가중 평균 형태로 나타내 진다. 또한 널리 쓰이는 MLE(maximum likelihood estimation)로 센서 융합을 할 때에도 각 센서 데이타의 확률 분포 함수를 Gaussian으로 가정하면 최적의 추정치는,

$$\hat{\theta} = \sum_{k=1}^{l} C_k^{-1} x_k \left[\sum_{k=1}^{l} C_k^{-1}\right]^{-1} \tag{4}$$

로 나타내어 지는데 (여기서 l은 센서 데이타 수, C_k는 분산, x_k는 센서 데이타), 센서를 2개 그리고 스칼라 형태에 대해서는

$$\hat{\theta} = \left(\frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}\right) x_1 + \left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}\right) x_2 \tag{5}$$

와 같이 가중 평균 형태로 나타내 진다.

따라서 본 논문에서도 가중 평균 기법을 사용하는데, 지금 두 센서 A와 B로 부터 얻은 데이타가 있다고 했을 때 만일 두 센서 A와 B가 서로 다른 센서라면 (물론 얻어지는 데이터는 같은 특징), 각 센서들은 서로 감도나 신뢰도, 정확도 등이 다를 수 있으므로 중요도가 서로 다를 수 있고, 또 만일 한 센서로 부터 얻은 데이타라 할 지라도 좌표계가 변환된 후의 데이타는 좌표계 변환 만큼 불확실성이 첨가되므로 그 중요도를 낮출 수가 있다. 이러한 기본적 개념에 따라 좀 더 중요하고 정확한 센서 데이타라고 생각되는 것에 가중치를 더 많이 주고, 좀 더 불확실하고 정확도가 떨어지는 센서 데이타에 가중치를 낮게 주는 방법으로 융합을 하는 것이다.

그런데 앞의 2장에서 언급한 바와 같이 각각의 가중치, 즉 각 센서들간의 상대적 중요도는 정확한 값으로 환산되지 않은 것이 대부분이다. 예를들면, A위치에서 초음파 센서로 p지점 까지의 거리를 잰것이 3m이고, B위치에서 초음파 센서로 동일한 p지점까지의 거리가 10m라면, 초음파 센서의 동작범위에 따라 정확도가 틀리므로 A위치(혹은 B위치)에서 잰것에 좀더 중요도를 부가할 수 있고 이 중요도는 센서의 특성이나 인간의 경험, 상식등에 의하여 퍼지 수로 지정하는 것이 타당하다. 따라서 가중치도 퍼지 수로 표현되는 퍼지 가중 평균을 쓴 센서 융합 기법을 제안한다.

두 센서에서 얻어진 각각의 데이타, 혹은 매개 변수화 된 각각의 매개 변수를 두 퍼지 수 $\tilde{D}_1$, $\tilde{D}_2$라 하고, 이 특징을 얻기위한 두 센서의 가중치를 각각 $\tilde{\omega}_1$, $\tilde{\omega}_2$라는 퍼지 수라 할때, 퍼지 가중 평균을 나타내면 아래와 같다.

$$\tilde{D}_{fusion} = \frac{\tilde{\omega}_1 \tilde{D}_1 + \tilde{\omega}_2 \tilde{D}_2}{\tilde{\omega}_1 + \tilde{\omega}_2} \tag{6}$$

위 (6)식과 같은 퍼지 수의 연산은 Zadeh의 확장 원리(extension principle)[10]를 이용하여 해결할 수 있는데, 이 원리는 crisp 집합에서의 수학적인 개념을 퍼지 집합으로 확장시킨 퍼지 집합 이론의 가장 기본적인 개념이다. 즉 X를 어떤 universe $X_1 \cdots X_r$의 Cartesian곱 이라 하고,

$\tilde{A}_1,\cdots,\tilde{A}_r$을 $X_1,\cdots,X_r$에서 각각 정의된 퍼지 수라 하고 f를 X에서 어떤 universe Y로의 함수 $y = f(x_1,\cdots,x_r)$ 이라 하면, 확장 원리에 따라 함수 f에 의한 퍼지 수 $\tilde{A}_1,\cdots,\tilde{A}_r$의 퍼지 상(fuzzy image) $\tilde{B}$의 소속 함수는

$$\mu_B(y)=\begin{cases} \sup\min(\mu_{\tilde{A}_1}(x_1),\cdots,\mu_{\tilde{A}_r}(x_r)) \ \text{if } f^{-1}(y)\neq\varnothing \\ (x_1,\cdots,x_r)\in f^{-1}(y) \\ 0 \qquad\qquad \text{otherwise} \end{cases} \tag{7}$$

로 나타내어지고, 이때 f^{-1} 는 f의 역함수이다.

그런데 각 센서에서 얻은 데이타나 매개 변수들은 로봇 시스템의 좌표계간 변환을 포함하므로 연산해야 할 것들은 퍼지 수의 덧셈, 곱셈, 뺄셈 그리고 퍼지 삼각 함수가 있으므로, 이런 것들은 위 (7) 식으로 해결할 수 있으나 비선형 계획(nonlinear programming) 문제를 풀어야 되는 등 쉽지 않다. 그러나 퍼지 수를 α-cuts으로 표현하고 각각의 α-cuts에 대해 구간 해석을 적용함으로써 그 계산을 아주 쉽게 그리고 이산적(discrete)이지만 충분히 정확하게 계산해 낼 수 있다. 물론 퍼지 산술식으로 표현된 식 (6)의 계산시, 산술식 내에 한 변수가 두번 이상 쓰이므로 보통의 구간해석으로는 퍼지 수의 폭이 넓어지므로 combinatorial 구간 해석을 해야하며 이러한 퍼지 수들 간의 계산하는 방법은 아래와 같다[11,12].

(1) α값을 선택한다 ($0 \le \alpha \le 1$)

(2) 선택된 α값에 대해 퍼지 수로 표현된 센서 데이타(혹은 매개 변수), 중요도의 α-cuts을 구한 후(α에 따른 구간) 이 구간들의 끝 점을 얻는다.

(3) 이 구간들의 끝점을 permutation 한다. 즉 2^4 개 만큼의 조합(combination)을 얻는다. 이 조합의 요소를 각각 $\omega_1,\omega_2,\ D_1,D_2$ 라 한다

(4) 2^4개의 조합들에 대해 일반 산술식인 $y_k = \dfrac{(\omega_1 D_1 + \omega_2 D_2)}{(\omega_1+\omega_2)}$ 에 대해 2^4 개의 해를 얻고 ($k = 1,\cdots,2^4$), 그 중 최소값과 최대값을 찾아 $\tilde{D}_{fusion}$의 α-cuts 으로 한다

(5) 다른 α값(유한 개)에 대해서 위 절차를 계속하여 $\tilde{D}_{fusion}$을 구한다

이렇게하여 결합된 센서 데이타 $\tilde{D}_{fusion}$은 각 센서에 대한 주관적 중요도가 고려된 것이며, 이것을 비퍼지화하여 직접 사용하거나, 센서 융합의 다음 단계인 데이타 추론 과정에서 센서 데이타의 여유폭이 제공되므로 보다 유용하게 이용될 수 있을 것이다.

4. 결론

본 논문에서는 센서 데이타나 센서로부터 얻어지는 주변환경의 특징에 대한 매개 변수를 퍼지 수를 이용하여 나타내었다. 또한 센서들 사이의 중요도를 주관적 가중치를 도입하여 퍼지 수로 표현하여 이 주관적 중요도를 고려한 퍼지 가중 평균 기법으로 센서 데이타를 결합하는 방법을 제시하였다. 즉 센서 데이타와 같은 보다 객관적인 사실에 가까운 것과 상대적 가중치와 같은 보다 주관적인 사실에 가까운 것들 사이의 결합을 퍼지 연산 기법으로 접근하였으며 이러한 방법은 애매성이 많이 포함되거나 동적인 환경에서 로봇 시스템이 운용 될때 매우 유용할 것으로 생각된다.

참고 문헌

[1] 김완주, 고중협, 정명진, "지능 로봇 시스템을 위한 다중 센서 데이타 Fusion," *'91 대한전기학회 하계학술대회 논문집*, pp. 787-794, 1991.

[2] R. C. Ruo and M. G. Kay, "A Tutorial on Multisensor Integration and Fusion," *Proc. IECON '90*, California, Nov. pp. 707-722, 1990.

[3] H. F. Durrant-Whyte, *Integration, Coordination and Control of Multisensor Robot System*, Boston, MA:Kluwer Academic Publ., 1987.

[4] 정명진 외, "지능 기법을 이용한 다중 센서 정보의 fusion에 대한 연구," *한국과학재단 1차 중간 보고서*, 한국과학기술원, 1991.

[5] A. Kaufmann and M. M. Gupta, *Introduction to Fuzzy Arithmetic*, Van Nostrand Reinhold Co., New York, 1985.

[6] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility," *Fuzzy Sets and Systems 1*, pp. 3-28, 1978.

[7] J. H. Ko, W. J. Kim, and M. J. Chung, "A Method of Ultrasonic Sensor Data Integration for Floorplan Recognition," *1993 International Symp. on Intelligent Control*, Chicago, U. S. A, to appear.

[8] W. J. Kim, J. H. Ko, and M. J. Chung, "Representation of Uncertain Geometric Robot Environment Using Fuzzy Numbers," *1993 IFSA World Congress '93 Seoul*, to appear.

[9] J. J. Clark and A. L. Yuille, *Data Fusion for Sensory Information Processing Systems*, Boston, Kluwer Academic Publ., 1990.

[10] L. A. Zadeh, "The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning-I," *Information Science 8*, pp. 199-249, 1975.

[11] W. M. Dong and F. S. Wong, "Fuzzy Weighted Averages and Implementation of the Extension Principle," *Fuzzy Sets and Systems 21*, pp. 183-199, 1987.

[12] T. S. Liou and M. J. J. Wang, "Fuzzy Weighted Average: An Improved Algorithm," *Fuzzy Sets and Systems 49*, pp. 307-315, 1992.