DOI: 10.3745/KIPSTB.2009.16-B.4.327

ε-AMDA 알고리즘과 의사 결정에의 응용

최 대 영†

요 약

퍼지 논리에서 불확실성의 병합은 일반적으로 t-norm 과 t-conorm 같은 연산자에 의해 수행된다. 그러나 기존의 병합 연산자는 다음과 같은 단점을 가지고 있다 : 첫째, 그들은 상황에 독립적이다. 결과적으로 동적 병합 과정에 적절히 적용하기 어렵다. 둘째, 의사결정 과정에의 직관적 연결성을 제공하지 못한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 의사결정 과정에서 옵션들의 강점 정도를 반영해 주는 퍼지 다차원 의사결정 분석에 기반을 둔 ε-AMDA 알고리즘을 제안한다. ε-AMDA 알고리즘은 옵션의 강점 정도를 나타내 주는 매개변수의 값에 따라 최소값(옵션의 최약점)과 최대값(옵션의 최강점) 사이에서 적응적인 병합 결과를 생성한다. 이러한 관점에서 이는 동적 병합에 적용될 수 있다. 또한, 의사결정을 위한 퍼지 다차원 의사결정 분석에 대한 메커니즘을 제공하고 의사결정 과정에의 직관적 연결성을 제공한다. 결과적으로 제안된 방법은 의사결정자가 옵션의 강점 정도에 따라 적절한 의사결정을 하도록 지원할 수 있다.

키워드 : 퍼지 논리, 의사결정, ε-AMDA 알고리즘, 동적 병합

ε-AMDA Algorithm and Its Application to Decision Making

Dae-Young Choi†

ABSTRACT

In fuzzy logic, aggregating uncertainties is generally achieved by means of operators such as t-norms and t-conorms. However, existing aggregation operators have some disadvantages as follows : First, they are situation-independent. Thus, they may not be properly applied to dynamic aggregation process. Second, they do not give an intuitional sense to decision making process. To solve these problems, we propose a new ε-AMDA (Aggregation based on the fuzzy Multidimensional Decision Analysis) algorithm to reflect degrees of strength for option i (i = 1, 2, ⋯, n) in the decision making process. The ε-AMDA algorithm makes adaptive aggregation results between min (the most weakness for an option) and max (the most strength for an option) according to the values of the parameter representing degrees of strength for an option. In this respect, it may be applied to dynamic aggregation process. In addition, it provides a mechanism of the fuzzy multidimensional decision analysis for decision making, and gives an intuitional sense to decision making process. Thus, the proposed method aids the decision maker to get a suitable decision according to the degrees of strength for options (or alternatives).

Keywords : Fuzzy Logic, Decision Making, ε-AMDA Algorithm, Dynamic Aggregation

1. 서 론

의사결정자는 많은 경우 패턴인식이나 감정적 꼬리표(Emotional tagging) 같은 무의식적 과정을 통해 의사결정을 한다. 이러한 과정은 보통 상당히 빠르고 효과적으로 수행되지만 이러한 의사결정은 사적 이익, 감정적 요인 등에 의해 잘못 될 수 있다. 최상의 정보를 갖고 있으며 지적이고 책임감 있는 사람들이 만든 상당히 중요한 의사결정이 때때로 잘못될 수 있다. 예를 들어 미국 국토 보안 센터의 책임자였던 브로데릭은 만약 허리케인 카트리나가 뉴올리언즈의 제방(둑)을 터지게 하면 부시 대통령이나 정부 고위관료에게 보고할 책임이 있었다. 제방 붕괴 전날 그는 다수의 제방 붕괴에 대한 보고에도 불구하고 아직은 괜찮을 것 같다는 보고 후에 퇴근을 했었다[1]. 새로운 상황에 직면했을 때 우리는 과거의 경험과 판단에 기반을 두고 의사결정을 한다. 예를 들어, 체스 선수는 과거 경험했었던 패턴에 의해 수 초내에 괜찮은 의사결정을 한다. 그러나 그러한 패턴인식은 우리를 오류에 빠지게도 할 수 있다. 우리의 두뇌는 의사결정의 여러 옵션들을 분류하고, 목표를 정의하고, 목표에 대해 각각의 옵션을 평가하는 교과서적인 모델을 따르지 않는다. 대신에 많은 경우 패턴인식을 사용해서 상황을 분석하고 감정적 꼬리표를 사용해서 의사결정을 실행해 옮길지 여부를 결정한다. 이러한 과정은 거의 동시에 일어

† 정 회 원 : 유한대학 경영정보과 교수
논문접수 : 2009년 5월 22일
심사완료 : 2009년 7월 6일

난다. 많은 경우 우리의 두뇌는 결론에 빠르게 도달하고 다른 대안을 검토하는데 소홀한 경향이 있다. 게다가 어떤 상황에 대한 초기 평가를 재검토하는데 특히 문제점을 가지고 있다[1]. 결과적으로 퍼지 다차원 의사결정 분석을 통해서 사적 이익, 감정적 요인 등과 같은 의사결정 오류의 근원을 인식할 수 있는 체계적인 방법이 의사결정자에게 도움이 될 수 있다. 이러한 관점에서 의사결정에 관련된 옵션들을 분석하고 병합하는 방법을 제안한다. 많은 경우 의사결정시 가용 정보는 불확실, 부정확한 특성이 있다. 이러한 불완전한 정보를 처리하는 방법론으로 확률 이론, 가능성 이론, 퍼지 이론 등이 사용되고 있다. 이 논문에서는 퍼지 이론에 초점을 두고 있는데 이는 퍼지 이론이 논리적 병합에 직접적으로 연결되어 있기 때문이다. 퍼지 논리는 논리적으로 불확실하고 불완전한 정보를 다루는데 있어 가장 적응적인 방법이다. 퍼지 논리에서 불확실성의 병합은 일반적으로 t-norm 과 t-conorm 같은 연산자에 의해 수행된다 [2, 12]. 병합 연산자는 다수개의 숫자로 구성된 집합 (예 : $\{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$)을 대표하는 값(y)을 만들어 낸다 : $y = Agg\ (x_1, x_2, \cdots, x_n)$. 병합은 지능 시스템 개발에 관련된 많은 응용에서 사용된다. 예를 들어, 퍼지 논리 제어기, 전문가 시스템, 의사결정지원 시스템 등이 있다. 퍼지 환경에서 기존의 병합 연산자는 t-norm, t-conorm, mean 연산자[4], Yager 연산자[11], γ-연산자[12] 등이 있다. 그러나 기존의 병합 연산자는 다음과 같은 단점을 가지고 있다 : 첫째, 그들은 상황에 독립적이다. 결과적으로 동적 병합[10] 과정에 적절히 적용하기 어렵다. 둘째, 의사결정 과정에의 직관적 연결성을 제공하지 못한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 퍼지 다차원 의사결정 분석(Fuzzy Multidimensional Decision Analysis : FMDA)에 기반을 둔 ε-AMDA 알고리즘을 제안한다. FMDA 모델은 의사 결정자에 의해 제어되는 매개변수를 생성한다. 이 매개변수 값은 의사결정 과정에서 옵션들의 강점 정도에 따라 결정된다. 제안된 방법은 [1]에서 제기된 사적 이익, 감정적 요인 등과 같은 의사결정 오류의 근원을 인식할 수 있는 체계적인 방법을 의사 결정자에게 제공한다. 결과적으로 필요할 경우 어떤 상황에 대한 평가를 재검토하여 다른 대안을 고려하도록 지원하며, 옵션들의 강점 정도에 따라 적절한 의사결정을 도출할 수 있게 한다.

2. 퍼지 다차원 의사결정 분석과 ε-AMDA 알고리즘

2.1 퍼지 다차원 의사결정 분석 (FMDA) 모델

퍼지 다차원 의사결정 분석(FMDA) 모델에서 의사결정 상황은 (그림 1)과 같이 n 차원 (옵션) 이라고 가정한다.

FMDA 모델에서 목표에 대해 각각의 옵션을 평가하기 위해 의사결정자는 각 옵션의 속성을 평가한다. 이 논문에서 각 차원(옵션)의 속성을 평가하여 대표 값을 계산하는데 퍼지 기대값(Fuzzy expected value : FEV) [2,3,5,6,8,9]을 사용한다.

2.1.1 퍼지 기대값 (FEV)

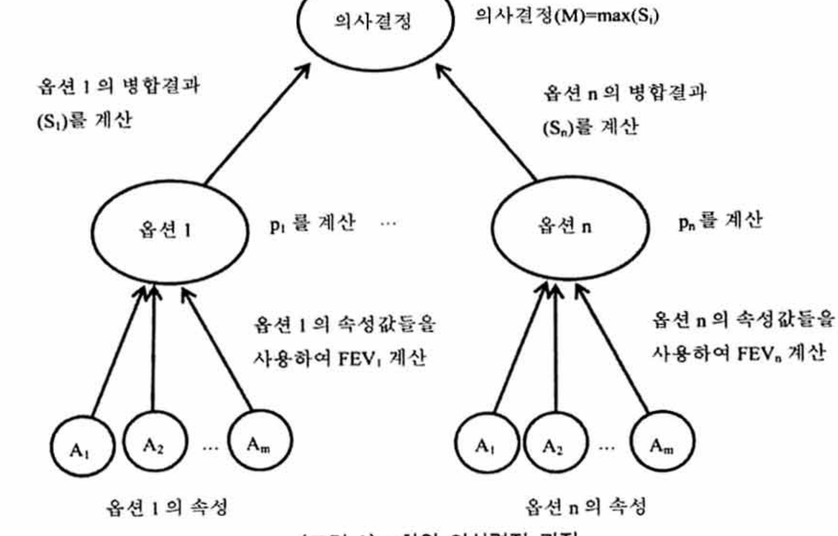
퍼지 기대값 (FEV)은 퍼지 집합의 대표 값을 평가하는데 주로 사용된다. 퍼지 측도 $\mu(\bullet)$에 대해 집합 A상의 χ_A (단, $\chi_A \in [0,1]$)의 FEV는 다음과 같이 정의된다 :

$$FEV(\chi_A) = \sup_{T\in[0,1]} \{\min[T, \mu(\xi_T)]\} \quad (1)$$

(단, $\xi_T = \{x \mid \chi_A(x) \geq T\}$, $\mu\ \{x \mid \chi_A(x) \geq T\} = f_A(T)$)

2.1.2 매개변수 값의 결정

만약 n 차원 의사결정 문제라면 각 차원의 대표 값으로 n개의 FEV가 만들어진다. FMDA 모델은 식 (2)를 사용하여 매개변수 p_i $(i = 1, 2, \cdots, n)$를 생성한다. ε-AMDA 알고



(그림 1) n차원 의사결정 과정

리즘에서 매개변수 p_i는 각 차원(옵션)의 강점 정도를 나타낸다. 매개변수 p_i는 다음과 같이 결정된다 :

$$p_i = 2\,(X_i - (1/2)) \times k,\ (i = 1, 2, \cdots, n) \qquad (2)$$

$X_i \in [0, 1]$ = [옵션 i 의 최약점, 옵션 i 의 최강점]이고, 각 차원을 대표하는 X_i $(i = 1, 2, \cdots, n)$는 식 (1)에 있는 FEV이다. k는 ε-AMDA 알고리즘의 ε에 의해 결정되고 $k = (1/\varepsilon)$가 된다.

[Remark 1] (그림 3)처럼 ε은 구간 [-1, 1] 을 [$-k\varepsilon$ (= -1), ⋯, -2ε, $-\varepsilon$, 0, ε, 2ε, ⋯, kε (=1)]로 분할한다 (단, $0 < \varepsilon \le 1$).

[정리 1] FMDA 모델의 식 (2)에 의하면, 모든 X_i 에 대해 $-k \le p_i \le k$가 된다.

[증명] $X_i \in [0, 1]$이므로 모든 X_i 에 대해 $-k \le p_i \le k$가 된다.

[예 1] 각 차원(옵션)의 의사결정 속성 값들이 구간 [0, 1] 사이에서 값을 갖고 0.5 보다 크면 어떤 옵션의 강점 요소이고 0.5 보다 작으면 어떤 옵션의 약점 요소라고 가정하자. FMDA 모델에서 n 개의 FEV (즉, $X_1, X_2, \cdots, X_n$)는 각 차원의 의사결정 속성 값들의 대표 값을 구하는데 이용된다.

Case 1 : 옵션 i 의 최약점이 발생했을 경우, $X_i = 0$ 이 되고 $p_i = -k$가 된다. 이는 옵션 i 의 약점 정도가 최대임을 나타낸다. 이 경우 옵션 i 의 병합 결과는 -1이 된다.

Case 2 : 옵션 i 의 최대 퍼지점이 발생했을 경우, $X_i = 0.5$ 가 되고 $p_i = 0$ 이 된다. 이는 옵션 i 의 강점 (또는 약점) 정도가 최대 퍼지점임을 나타낸다. 이 경우 옵션 i 의 병합 결과는 0 이 된다.

Case 3 : 옵션 i 의 최강점이 발생했을 경우, $X_i = 1$이 되고 $p_i = k$가 된다. 이는 옵션 i 의 강점 정도가 최대임을 나타낸다. 이 경우 옵션 i 의 병합 결과는 1이 된다.

다른 FEV 값들의 경우에도 FMDA 모델은 매개변수 $p_i \in [-k, k]$를 생성하고, 옵션 i 의 병합 결과는 구간 [-1, 1]에서 값을 갖는다.

[정의 1] 식 (2)와 Remark 1에 기반을 두고 옵션의 강점 정도는 (2k+1) 레벨로 분할될 수 있다.

[Remark 2] ε-AMDA 알고리즘에서 k 와 ε 의 관계는 $k = (1/\varepsilon)$ 이다. 예를 들어 만약 $\varepsilon = 10^{-n}$ (단, n 은 양의 정수) 이라면 $k = 10^n$ 이 된다.

2.2 ε-AMDA 알고리즘

의사결정은 제약 사항과 목표 함수의 병합으로 다음과 같이 해석될 수 있다 : μ_{Ci}, $(i = 1, 2, \cdots, m)$를 제약 사항의 소속함수라 하고 μ_{Gj}, $(j = 1, 2, \cdots, n)$를 목표 함수의 소속함수라 하면 의사결정은 다음과 같이 이들 소속함수들의 병합으로 정의될 수 있다 : $\mu_D = (\mu_{C1} * \mu_{C2} * \cdots * \mu_{Cm}) \odot (\mu_{G1} * \mu_{G2} * \cdots * \mu_{Gn})$ (단, *, ⊙는 병합 연산자) [13]. 의사결정 과정에서 병합은 (그림 1)처럼 각 목표에 대한 각 옵션들의 평가의 수단으로써 중요한 역할을 한다. 퍼지 집합을 병합하기 위해서 t-norm, t-conorm 같은 많은 병합 연산자들이 연구되었다. 많은 응용에서 합집합이나 교집합 형태의 연산자는 퍼지 집합들의 적절한 병합을 구하는데 문제점을 가지고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 의사결정 과정에서 옵션들의 강점 정도를 반영해 주는 퍼지 다차원 의사결정 분석에 기반을 둔 ε-AMDA 알고리즘을 제안한다. ε-AMDA 알고리즘에서 FMDA 모델은 매개변수 p_i를 생성하는데 이는 각 옵션의 강점 정도를 나타낸다. 매개변수 p_i의 값을 사용해서 옵션들의 병합 결과를 계산할 수 있다. 결과적으로 옵션들의 병합 결과는 옵션의 강점 정도에 따라 결정된다.

[알고리즘 1 : ε-AMDA]

/* 만약 n 차원 의사결정 문제라면 각 차원의 대표 값으로 n개의 FEV가 만들어진다. FMDA 모델은 식 (2)를 사용하여 매개변수 p_i $(i = 1, 2, \cdots, n)$를 생성한다. ε-AMDA 알고리즘에서 매개변수 p_i는 각 차원(옵션)의 강점 정도를 나타낸다. $k = (1/\varepsilon)$ (단, $0 < \varepsilon \le 1$)이고 $-k \le p_i \le k$. */

/* 여러 옵션들을 분류하고, 목표를 정의하고, 목표에 대해 각각의 옵션을 평가 */

Begin /* n 차원 퍼지 의사결정 분석을 실행하고 옵션 i $(i = 1, 2, \cdots, n)$를 위한 병합 결과를 만든다 */

For i = 1 to n do

Step 1 : 식 (1)를 사용해 옵션 i의 FEV를 계산한다 /* 목표에 대해 각각의 옵션을 평가 하기 위해 의사결정자는 각 옵션의 속성 값을 평가한다. 옵션 i의 FEV_i는 속성 값을 사용해서 계산된다*/

Step 2 : 식 (2)를 사용해 옵션 i의 매개변수 p_i를 계산한다.

Step 3 : 옵션 i의 병합 결과 (S_i)를 계산한다

Case 1 : $p_i = 1, 2, \cdots, k$일 경우 (p_i가 양의 정수일 때), $S_i = p_i / k$.

Case 2 : $(j-1) < p_i < j$ (즉, p_i가 구간 [j-1, j] 사이의 실수 값이 될 때, 단 $1 \le j \le k$)

/* 이때 p_i 에서 옵션 i의 강점 정도는 $(j-1)\varepsilon$ 과 $j\varepsilon$ 사이에 위치한다 (Remark 3 참조) */

$$[\varepsilon' = p_i - (j-1)\ ;$$
$$S_i = (j-1)/k + (\varepsilon'/\varepsilon)(1/k)]$$

/* 만약 p_i의 값이 음의 정수이거나 실수이면 S_i는 양수의

경우와 비슷한 방법으로 계산할 수 있다. */

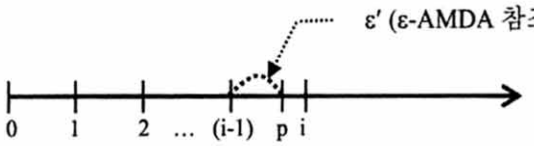
Next

Step 4 : 각 옵션들의 병합 결과를 비교하기 위해 병합 결과 S_i (i = 1, 2, ⋯, n)들을 그래프로 표현한다. 각 옵션들의 병합 결과를 비교·분석한다. 이 단계에서 [1]에서 제기된 한 사람의 의사결정자의 사적 이익, 감정적 요인 등에 의해 의사결정이 잘못 될 수 있는 문제를 보완하기 위해 다수의 의사결정 멤버가 참여하는 그룹 의사결정 [7] 방식이 도움이 될 수 있다. 만약 필요할 경우 상황에 대한 평가를 다시 수행 (즉, 각 옵션들의 속성 값을 재평가) 하고 Step 1로 간다.

Step 5 : 의사결정 (M) = max (S_i), (i = 1, 2, ⋯, n). 만약 M = 0이면 최대 퍼지점 상황이 발생한 경우이다. 이 경우 의사결정자가 의사결정을 일단 보류(Hold) 하거나 [1]에서 제기된 한 사람의 의사결정자의 사적 이익, 감정적 요인 등에 의해 의사결정이 잘못된 점이 없는지 확인이 필요하다. 이 경우 다수의 의사결정 멤버가 참여하는 그룹 의사결정 방식이 도움이 될 수 있다. 만약 필요할 경우 상황에 대한 평가를 다시 수행하고 Step 1로 간다.

End

[Remark 3] (그림 2)에서 매개변수(p) 값이 (i - 1) < p < i, (즉, p가 구간 [i-1, i] 사이의 실수 값이 될 때, 단 1 ≤ i ≤ k)에서 발생했을 때 p에서 옵션의 강점 정도는 (i-1)ε 과 iε 사이에 위치한다. (그림 3)의 병합결과에서는 Remark 3의 경우가 생략되어 있다.



(그림 2) (i-1) < p < i의 경우

[예 2] 3차원 의사결정 문제를 고려하자. FEV는 (그림 1)처럼 각 옵션의 속성 값들의 대표 값을 평가하는데 사용된다. $\varepsilon = 10^{-1}$이면 $k = 10^{1}$ (단, $0<\varepsilon\leq 1$) 이고 옵션 1, 2, 3의 강점 정도는 각각 21 레벨이 된다(정의1 참조).

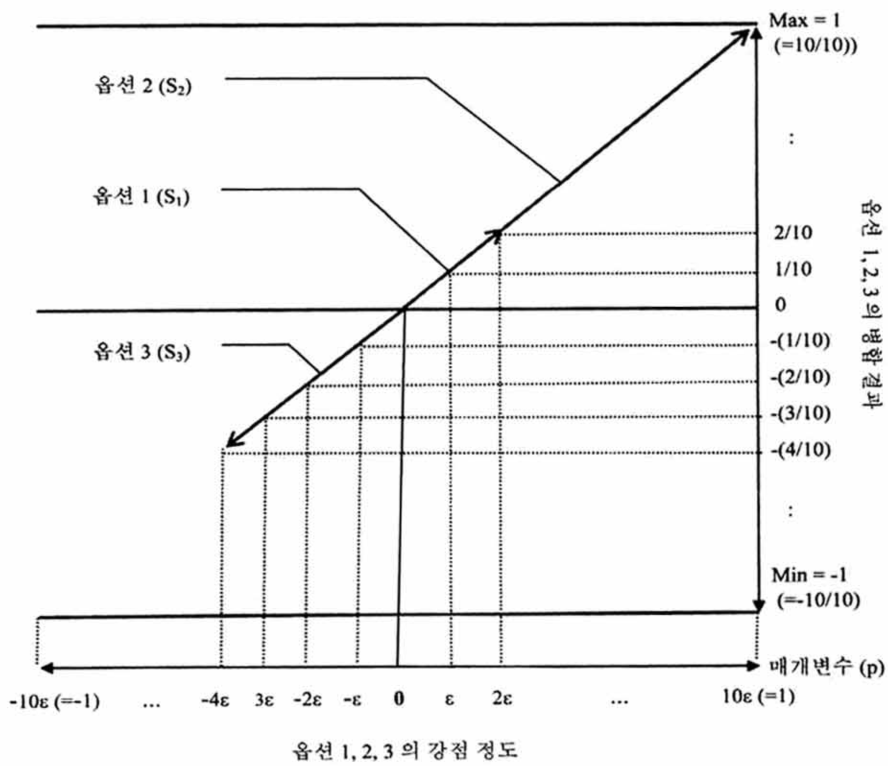
Step 1 : 식 (1)를 사용해 옵션 1, 2, 3 의 FEV를 계산한다. $FEV_1 = X_1 = 0.6$, $FEV_2 = X_2 = 1$, $FEV_3 = X_3 = 0.3$라 하자.

Step 2 : 식 (2)를 사용해 옵션 1, 2, 3의 강점 정도를 나타내는 매개변수 p_1, p_2 , p_3를 계산한다 : $p_1 = 2(0.1) \times 10 = 2$, $p_2 = 2(0.5) \times 10 = 10$, $p_3 = 2(-0.2) \times 10 = -4$.

Step 3 : 옵션 1, 2, 3 의 병합 결과를 계산한다 : $S_1 = 2/10$, $S_2 = 10/10 = 1$, $S_3 = -4/10$.

Step 4 : 각 옵션들의 병합 결과를 비교하기 위해 병합 결과 S_i들을 그래프로 표현한다. 각 옵션들의 병합 결과를 비교·분석한다. 이 단계에서 [1]에서 제기된 한 사람의 의사결정자의 사적 이익, 감정적 요인 등에 의해 의사결정이 잘못 될 수 있는 문제를 보완하기 위해 다수의 의사결정 멤버가 참여하는 그룹 의사결정 방식이 도움이 될 수 있다.

Step 5 : 의사결정 (M) = max (S_i), (i = 1, 2, 3) = 1. 결과적으로 옵션 2가 의사결정으로 선택된다.



(그림 3) 옵션 1, 2, 3 의 병합 결과 (S_1, S_2, S_3)

ε-AMDA 알고리즘은 (그림 3) 처럼 옵션의 강점 정도를 나타내 주는 매개변수의 값에 따라 최소값과 최대값 사이에서 적응적인 병합 결과를 생성한다. 결과적으로 어떤 옵션에 대해 최약점부터 최강점까지 병합 형태를 표현할 수 있다. 만약 n 차원 의사결정 문제라면 (그림 1) 처럼 옵션의 속성 값을 사용해서 각 옵션의 대표 값으로 n개의 FEV가 만들어진다. 옵션의 속성 값은 의사결정자에 의해 평가된다. FMDA 모델은 식 (2)를 사용하여 매개변수 p_i를 생성한다. ε-AMDA 알고리즘에서 매개변수 p_i는 각 차원의 강점 정도를 나타낸다. 각 옵션에 대한 병합결과 (S_i)는 옵션의 강점 정도를 나타내 주는 매개변수의 값에 따라 적응적으로 결정된다. 의사결정(M)을 선택하기 위해 병합 결과들이 max 연산자를 사용해서 병합된다. [예 2]에서 만약 보다 작은 ε 값이 사용되면 보다 세밀한 병합 결과를 생성할 수 있다. 또한, ε-AMDA 알고리즘에서 ε 값을 조정해서 최소값이나 최대값으로의 레벨 수를 조정할 수 있다. 최소값이나 최대값으로의 접근율은 (그림 3)과 같이 (1/k)이다. ε-AMDA 알고리즘은 [1]에서 제기된 한 사람의 의사결정자의 사적 이익, 감정적 요인 등에 의해 의사결정이 잘못될 수 있는 문제를 인식하는 체계적인 방법을 의사결정자한테 제공한다. 결과적으로 제안된 방법은 의사결정자가 필요할 경우 다른 대안을 검토하게 하고, 옵션의 강점 정도에 따라 적절한 의사결정 하도록 지원한다.

3. 기존의 병합 연산자와의 비교

ε-AMDA 알고리즘과 기존의 병합 연산자를 간략히 요약하면 <표 1>과 같다.

〈표 1〉 ε-AMDA 알고리즘과 기존의 병합 연산자의 비교

비교항목	기존의 병합 연산자	ε-AMDA 알고리즘
의사결정상황	독립적	의존적
동적 병합	어려움	쉬움
병합 방법	T-norm, t-conorm 등	FMDA + AMDA
병합 결과	임의적(Ad-hoc)	적응적

4. 결 론

ε-AMDA 알고리즘은 다음과 같은 특성을 갖는다 : 첫째, 옵션의 강점 정도를 나타내 주는 매개변수의 값에 따라 최소값과 최대값 사이에서 적응적인 병합 결과를 생성한다. 이러한 관점에서 이는 동적 병합에 적용될 수 있다. 둘째, Yager 연산자와 γ-연산자가 매개변수를 사용하는 병합 방법으로 제안되었지만 현재까지 그러한 매개변수의 정의가 부재한 상태이다 [12]. FMDA 모델에 의해 생성되는 매개변수 값은 명확한 의미적 해석을 가지고 있다. 셋째, 의사결정을 위한 퍼지 다차원 의사결정 분석에 대한 메커니즘을 제공하고 의사결정 과정에의 직관적 연결성을 제공한다. 결과적으로 제안된 방법은 의사결정자가 필요할 경우 대안을 검토하게 하고, 옵션의 강점 정도에 따라 적절한 의사결정을 하도록 지원할 수 있다.

참 고 문 헌

[1] A. Campbell, J. Whitehead, S. Finkelstein, "Why good leaders make bad decisions", *Harvard business review*, Feb. 2009.

[2] D. -Y. Choi, "A new aggregation method in a fuzzy environment", *Decision support systems*, Vol.25, pp.39-51, 1999.

[3] K. E. Crooks and A. Kandel, "Combat modeling using fuzzy expected values", *Fuzzy sets and systems*, Vol.47, pp.293-301, 1992.

[4] H. Dyckhoff and W. Pedrycz, "Generalized means as model of compensative connectives", *Fuzzy sets and systems*, Vol.14, pp.143-154, 1984.

[5] M. Friedman, M. Henne and A. Kandel, "Most typical values for fuzzy sets", *Fuzzy sets and systems*, Vol.87, pp.27-37, 1997.

[6] M. Friedman, M. Schneider and A. Kandel, "The use of weighted fuzzy expected value in fuzzy expert systems", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.31, pp.37-45, 1989.

[7] W. Huang, K. S. Raman and K. K. Wei, "Effects of group support systems and task type on social influences in small groups", *IEEE Trans. Syst., man, Cybern., A, Syst., Humans*, Vol.27, No.5, pp.578-587, sep., 1997.

[8] A. Kandel, "Fuzzy expectation and energy states in fuzzy media", *Fuzzy sets and systems*, Vol.6, pp.145-160, 1981.

[9] M. Schneider, M.Friedman and A.Kandel, "On fuzzy reasoning in expert systems", FSU-SCRI-87-09, March, 1987.

[10] V. Torra, "Aggregation operators and models", *Fuzzy sets and systems*, Vol.156, pp.407-410, 2005.

[11] R. R. Yager, "Connectives and quantifiers in fuzzy sets", *Fuzzy sets and systems*, Vol.40, pp.39-75, 1991.

[12] H. J. Zimmermann and P. Zysno, "Latent connectives in human decision making", *Fuzzy sets and systems*, Vol.4, pp.37-51, 1980.

[13] H. J. Zimmermann, Fuzzy sets, decision making and expert systems (Kluwer Academic Publishers, 1986)

최 대 영

e-mail : dychoi@yuhan.ac.kr

1985년 서강대학교 컴퓨터학과(공학사)
1992년 서강대학교 컴퓨터학과(공학석사)
1996년 서강대학교 컴퓨터학과(공학박사)
1985년~1990년 한국국방연구원(연구원)
1994년 정보처리기술사 전자계산조직응용
2000년~2001년 BISC Group, University of California, Berkeley (Visiting Scholar)
2004년~2006년 University of Colorado, Denver(Visiting Professor)
1997년~현 재 유한대학 경영정보과 교수
관심분야 : 비즈니스 인텔리전스, 의사결정, 웹 검색엔진, RFID 응용, 유비쿼터스 컴퓨팅