

상황 평가에 기반을 둔 병합

최 대 영†

요 약

기존의 퍼지 병합 방법에서 여러 개의 소속함수 값을 병합하는 방법으로 t-norm, t-conorm, mean 연산자, Yager 연산자 그리고 γ 연산자등과 같은 형태의 연산자가 사용되고 있다. 그러나, 이들 방법은 의사결정 과정에 의사결정시의 상황을 직접 반영할 수 없는 문제점이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 이 논문에서는 의사결정 과정에 의사결정시의 상황을 반영해 주기 위한 상황 평가 모델을 제안한다. 이를 이용해 퍼지 의사결정 환경에서 여러 개의 소속함수 값을 의사결정시의 상황에 따라 방향성을 가지고 단계별로 병합하는 상황 평가에 기반을 둔 병합 방법을 제안하고 기존의 병합 방법과 비교 분석한다.

Aggregation Based on Situation Assessment

Dae-Young Choi†

ABSTRACT

In the existing fuzzy aggregation method, the operators such as t-norm, t-conorm, mean operator, Yager's operator and γ operator are used to aggregate the values of membership functions. However, these methods have problems in that they do not reflect the decision situation properly in the decision process.

In order to solve these problems we suggest a situation assessment model(SAM) to reflect the decision situation in the decision process. In the fuzzy decision environment, we propose a new aggregation method to reflect the decision situation using the result of SAM. We call it the aggregation based on situation assessment(ASA) method. It makes the stepwise aggregation with direction according to the decision situation. Moreover, we compare ASA method with the existing aggregation methods.

1. 서 론

의사결정의 목적은 여러 기준들에 관해 가장 적합한 최적 대안을 결정하는 것이다. 의사결정 문제의 복잡성으로 인해 최적 의사결정을 도출하기 위한 여러 대안을 비교할 때 하나의 기준(criterion)이나 하나의 목적 함수(objective function)를 사용해서 비교할 수

없는 경우가 많이 발생한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 다기준 의사결정(multi-criteria decision making) 분야가 등장하게 되었다. 일반적으로 이러한 다기준 의사결정 문제는 매트릭스 형태로 표현되는데 이를 평가 매트릭스(rating matrix)라 한다. 이러한 평가 매트릭스의 각 행은 의사결정 문제에 관련된 기준들을 나타내고, 각 열은 대안(alternative)들을 나타낸다. 이 경우 이러한 매트릭스의 원소 값이 '좋다'나 '크다'와 같은 언어 값(linguistic value)으로 표현될 수 있는데 이러한 언어 값을 다루기 위해 퍼지 집합 이론

† 정 회 원 : 유한대학 경영정보과 교수
논문접수 : 1998년 6월 20일, 심사완료 : 1998년 7월 29일

이 이용된다. 의사결정 문제는 일반적으로 다음과 같은 두 단계로 되어 있다. 첫째, 각 대안에 대한 기준들의 평가 값을 병합(agggregation)한다. 둘째, 이들 병합된 결과들을 이용해 대안들 간의 등급 순서(rank ordering)를 만든다. 이 논문에서는 이러한 의사결정 단계중 병합의 문제를 다룬다. 이때 평가 매트릭스의 원소 값이 퍼지 집합으로 표현된 것으로 가정한다.

Bellman과 Zadeh[1]에 의해 퍼지 집합 이론이 의사결정 문제에 적용된 이래로 퍼지 환경에서의 의사결정 문제에 퍼지 집합 이론을 적용하는 많은 연구가 이루어졌다. 사람이 사용하는 언어 값을 해석하기 위한 방법으로 퍼지 집합 이론에서 사용되는 소속함수(membership function)는 일반적으로 유일 값(point value)으로 계산된다. 기존의 퍼지 병합 방법에서 이러한 여러 개의 소속함수 값을 병합하는 방법으로 t-norm, t-conorm, mean 연산자, Yager 연산자 그리고 γ 연산자와 같은 형태의 연산자가 사용되었다. 그러나, 이들 방법은 의사결정 과정에 의사결정시의 상황을 적절히 반영할 수 없는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 이 논문에서는 상황 평가에 기반을 둔 병합(agggregation based on situation assessment; ASA) 알고리즘을 제안하였다. 이는 여러 개의 소속함수 값을 의사결정시의 상황에 따라 방향성을 가지고 단계별로 병합하는 특성이 있다. 이러한 ASA 알고리즘을 이용한 병합 방법은 의사결정 과정에 의사결정시의 상황을 반영할 수 있어, 같은 평가 매트릭스가 주어지더라도 상황에 따라 서로 다른 병합 결과가 생성될 수 있다. 즉, ASA 알고리즘은 상황에 적응적인 병합을 하는 특성이 있다. 결과적으로 이러한 ASA 알고리즘은 의사결정자가 상황에 적합한 의사결정을 할 수 있도록 하는데 이용될 수 있다.

2. 관련 연구

일반적으로 퍼지 논리에서 사용하는 연산자로 퍼지 교집합(fuzzy intersection) 연산을 할 때는 t-norm(triangular norm) 형태의 연산자를 사용하는데 이 범주에 들어가는 연산자로는 최소값(min) 연산자, 교집합(product) 연산자등이 있고, 퍼지 합집합(fuzzy union) 연산을 할 때는 t-conorm(triangular conorm) 형태의 연산자를 사용하는데 이 범주에 들어가는 연산자로는 최

대값(max) 연산자, 대수합(algebraic sum)연산자와 같은 다양한 형태의 연산자가 제안되었다. 이러한 t-norm과 t-conorm은 이항 연산에 대해 정의되었지만 항간의 결합법칙이 성립되므로 다항 연산으로 확장될 수 있다[2]. 이와같은 관점에서 t-norm과 t-conorm은 논리 연산에 포함된 다수 개의 항을 병합하는데 이용될 수 있다. 한편, 퍼지 논리에서 사용하는 연산자들을 연산 결과값의 분포 범위에 따라 크게 세가지 형태로 구분할 수 있다. 즉, 어떤 두개의 퍼지 집합 A, B의 소속함수가 각각 μ_A, μ_B 로 표현될때 그 값이 각각 a, b라고 가정하자. 이때 모든 a, b \in [0,1]이다. 이 경우 퍼지 교집합에 t-norm 형태의 연산자를 적용하면 병합 결과값이 min[a,b] 보다 작거나 같고 퍼지 합집합에 t-conorm 형태의 연산자를 적용하면 병합 결과값이 max[a,b] 보다 크거나 같은 특성이 있다. 또한 산술 평균, 기하 평균, 조화 평균같은 평균값 연산자(averaging operator)를 사용하면 병합 결과값이 min[a,b]과 max[a,b] 사이에 놓이는 특성이 있다[3]. 퍼지 응용 분야에서 퍼지 교집합이나 퍼지 합집합을 구현하기 위해 일반적으로 최소값 연산자나 최대값 연산자가 사용되는데 이 경우 병합되는 퍼지 집합간의 상호 작용(interaction)을 반영할 수 없는 단점이 있다. 즉, 병합되는 항 사이의 상호작용은 반영되지 않고 병합되는 항 중에서 최소값 항이나 최대값 항에 의해 병합 결과가 결정된다. 이와같은 문제점을 해결하기 위해 개발된 연산자가 Yager[4]에 의해 제안된 γ 연산자이다. γ 연산자를 사용한 병합 결과값은 평균값 연산자와 같이 min[a,b]과 max[a,b] 사이에 놓이는 특성이 있어 병합되는 퍼지 집합간의 상호 작용을 반영할 수 있는 장점이 있지만 매개변수 γ 가 경험적으로 결정될 수 없는 단점이 있다[5]. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 상황 평가에 기반을 둔 병합 방법을 제안하였다. 이 병합 방법에서 사용하는 매개변수는 의사결정시의 상황에 따라 결정되는데 이 논문에서는 이러한 매개변수가 결정되는 방법으로 상황 평가 모델을 제안하였다. 또한, 이 병합 방법의 병합 결과값은 의사결정시의 상황을 반영하는 매개변수에 의해 결정되는데 [min, max] 사이에 놓인다는 관점에서 평균값 연산자나 γ -연산자와 유사하지만 매개변수에 의해 의사결정시의 상황을 반영할 수 있고, 상황에 따라 방향성을 가지고 단계별로 병합 결과값을 구한다는 점이 다르다.

3. 상황 평가 모델

일반적으로 실제계의 상황을 평가하는 것은 어려운 문제이다. 이 논문에서는 이러한 복잡한 문제를 단순화하기 위해 상황 평가 모델을 제안한다. 이는 의사결정 과정에 의사결정시의 상황을 반영 하는데 이용된다. 이 모델은 의사결정자가 의사결정을 하기 위해 n 차원의 의사결정 상황을 고려해야 한다고 가정한다. 이때 각 차원은 각각의 상황 변수(situation variables)들로 구성되어 있다. 이러한 각 차원의 대표값을 구하는데 Kandell[6]등이 제안한 퍼지 기대값(fuzzy expected value)을 사용하였다. 이 모델은 이러한 n 차원의 의사결정 상황을 입력으로 하여 만들어진 매개변수를 이용하여, 각 대안에 관련된 기준들에 대한 소속함수 값들을 상황에 따라 단계별로 병합할 수 있도록 한다.

(그림 1)에서 입력 값인 X_1, X_2, \dots, X_n 은 n 차원의 의사결정 상황에 관련된 각 차원에 대한 상황 변수값들의 대표값인데 이는 퍼지 기대값을 이용하여 구한다. 이때 상황 변수 값들은 [0, 1] 사이의 값으로 평가되는데 0.5 보다 크면 낙관적인 상황 요소이고, 0.5 보다 작으면 비관적인 상황 요소를 나타낸다고 가정한다. 이러한 상황 변수 값들은 의사결정자에 의해 평가된다. 결과적으로 의사결정자가 의사결정시의 상황을 반영할 수 있게 한다.

3.1 매개변수 결정 방법

n개의 퍼지 기대값은 0 에서 1사이의 값을 각각 가지므로 $(X_1 + X_2 + \dots + X_n)/n$ 의 값도 0 에서 1 사이의 값이 된다. 상황 평가 모델에서 n 차원의 상황에 관한 n개의 퍼지 기대값이 있을 경우 매개변수를 구하는 식은 다음과 같다.

$$Value = [(x_1 + x_2 + \dots + x_n)/n] \times 2 - 1 \times k \quad (1)$$

$$p = Value \text{의 최근접 정수값} \quad (2)$$

결과적으로 매개변수 p 값은 -k에서 k 사이에 놓이게 된다. 한편, 식 (1)의 k는 알고리즘 1에서 min 값이나 max 값으로 수렴 하는데 필요한 단계 수이다.

[정리 1] 알고리즘 1을 적용할 경우 $k = \lfloor \log_2 n \rfloor + 1$ 이다. (단, 평가 매트릭스의 원소 값이 [0, n] 사이의 값이라고 가정한다)

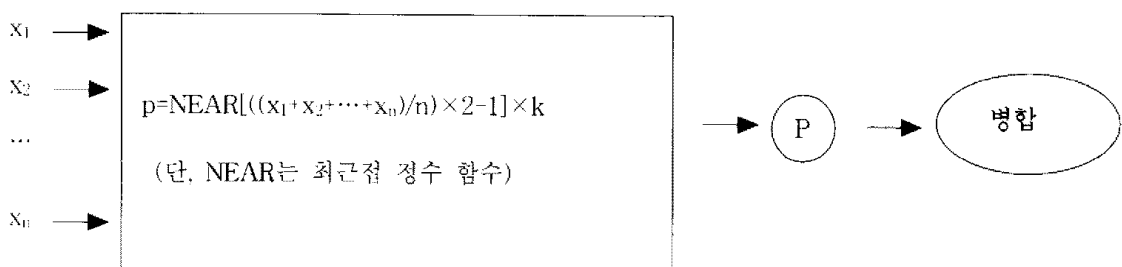
(증명) 일반적으로 퍼지 집합을 나타내기 위한 소속함수 값은 [0, 1] 사이의 유일 값(point value)으로 표현된다. 그러므로 언어 값으로 표현되는 평가 매트릭스의 원소 값은 [0, 1] 사이의 값으로 변환된다. 이때 만약 평가 매트릭스의 원소 값을 소숫점 아래 두자리까지 표현한다면 [0.00, 1.00] 사이의 값으로 표현된다. 즉, {0.00, 0.01, ..., 0.99, 1.00} 중에서 값을 갖게된다. 한편 log 함수를 적용하기 위해 {0.00, 0.01, ..., 0.99, 1.00}를 {0, 1, ..., 99, 100}으로 변환하여 해석하면 이 경우 n=100이 된다. 결과적으로 log 함수를 사용하여 k와 n의 관계를 나타내면 $k = \lfloor \log_2 n \rfloor + 1$ 이 된다. □

또한, 상황 평가 모델에 있는 식은 다음의 정리에 나타난 성질을 갖는다.

[정리 2] 매개변수를 구하는 식 $[(x_1 + x_2 + \dots + x_n)/n] \times 2 - 1 \times k$ 의 값은 x_i (단, $i=1, 2, \dots, n$)에 대해 단조 증가(monotonic increasing)이고, 또한 $-k \leq p \leq k$ 이다. (단, $x_i \in [0, 1]$)

(증명)

① 임의의 $a, b \in x_i$ (단, $i=1, 2, \dots, n$)에 대해 $a < b$ 이면



(그림 1) 상황 평가 모델
(Fig. 1) Situation assessment model

$[(x_1+x_2+\dots+a+\dots+x_n)/n] \times 2-1] \times k < [[(x_1+x_2+\dots+b+\dots+x_n)/n] \times 2-1] \times k$ 이므로 $[(x_1+x_2+\dots+x_n)/n] \times 2-1] \times k$ 는 단조 증가이다.

② $x_1, x_2, \dots, x_n \in [0, 1]$ 이므로 $(x_1+x_2+\dots+x_n)/n$ 의 값도 $[0, 1]$ 사이의 값이 된다.

Case 1 : $[(x_1+x_2+\dots+x_n)/n] = 0$ 일 경우

$$\therefore p = k$$

Case 2 : $0 < [(x_1+x_2+\dots+x_n)/n] < 0.5$ 일 경우

$$\therefore -k \leq p \leq 0$$

Case 3 : $[(x_1+x_2+\dots+x_n)/n] = 0.5$ 일 경우

$$\therefore p = 0$$

Case 4 : $0.5 < [(x_1+x_2+\dots+x_n)/n] < 1$ 일 경우

$$\therefore 0 \leq p \leq k$$

Case 5 : $[(x_1+x_2+\dots+x_n)/n] = 1$ 일 경우

$$\therefore p = k$$

그러므로 $-k \leq p \leq k$ □

이러한 매개변수 값을 이용해서 의사결정 상황의 정도를 다음과 같이 결정한다.

[정의 1] : 의사결정 상황의 단계별 분류

매개변수 값을 이용하여 의사결정 상황의 정도를 단계별로 분류한다.

Case 1 : 낙관적 상황의 정도를 k 단계로 분류

$1 \leq p \leq k$ 일 경우이다.

$op = p$ 로 저장한다.

Case 2 : 보통 상황

$p = 0$ 일 경우이다.

Case 3 : 비관적 상황의 정도를 k 단계로 분류

$-k \leq p \leq -1$ 일 경우이다.

$pp = |p|$ 로 저장한다.

4. 상황 평가에 기반을 둔 병합 방법

기존의 퍼지 병합 방법에서 여러 개의 소속함수 값을 병합하는 방법으로 t-norm, t-conorm, mean 연산자, Yager 연산자 또는 γ -연산자등과 같은 형태의 연산자가 사용되었다. 그러나, 이들 방법은 의사결정 과

정에 의사결정시의 상황을 적절히 반영할 수 없는 문제점이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 이 논문에서는 여러 개의 소속함수 값을 의사결정자가 상황에 따라 단계별로 병합할 수 있는 상황 평가에 기반을 둔 병합 방법을 제안한다. 이 ASA 방법은 상황 평가 모델을 이용하여 현재의 의사결정 상황을 의사결정자가 반영할 수 있는 특성이 있다. 결과적으로 의사결정 과정에 의사결정시의 상황을 반영해 줄 수 있어 상황에 적합한 병합이 되도록 한다.

4.1 평가 매트릭스

이 논문에서 사용되는 평가 매트릭스($[E]_{m \times n}$)는 m개의 기준과 n개의 대안을 나타낸다. 이들 평가 매트릭스는 주어진 의사결정 문제에 대한 스태프들의 의견을 나타낸다. 즉, " e_{ij} 라는 평가 매트릭스 원소가 좋다"는데 동의하는 정도를 소속함수를 사용하여 $[0, 1]$ 사이의 유일 값(point value)으로 나타낸다. 이때, 0.5 이상의 값이 주어지면 바람직한 경우이고, 0.5 보다 작은 값이 주어지면 바람직하지 못한 경우임을 나타낸다고 가정한다.

4.2 ASA 알고리즘

이 논문에서는 평가 매트릭스에 있는 각 대안에 관련된 기준들의 소속함수 값을 병합하는 방법으로 의사결정시의 상황에 따라 단계별로 병합하여 상황에 적합한 의사결정을 하도록 해주는 ASA 알고리즘을 제안한다. 이러한 평가 매트릭스의 각 대안에 관련된 기준들의 소속함수 값을 각각 v_1, v_2, \dots, v_m 이라고 하자. 그러면 ASA 알고리즘은 다음과 같이 수행된다. 즉, n차원의 상황에 대한 퍼지 기대값들을 입력으로 하여 얻어진 매개변수 값을 이용하여 상황에 따라 단계별로 병합한다.

알고리즘 1 : ASA 알고리즘

Case 1 : 낙관적 상황일 경우

Step 1 : $middle = (v_1+v_2+\dots+v_m)/m$

Step 2 : $hv = \max[v_1, v_2, \dots, v_m]$

Step 3 : FOR $i = 1$ to op DO

$middle = (middle + hv)/2$

END

/* op 는 [정의 1]에 의해 얻어진다 */

Step 4 : result = middle

Case 2 : 보통 상황일 경우

Step 1 : middle = $(v_1+v_2+\dots+v_m)/m$

Step 2 : result = middle

Case 3 : 비관적 상황일 경우

Step 1 : middle = $(v_1+v_2+\dots+v_m)/m$

Step 2 : $lv = \min\{v_1, v_2, \dots, v_m\}$

Step 3 : FOR i = 1 to pp DO

 middle = (middle - lv)/2

 END

/* pp는 1정의 1)에 의해 얻어진다 */

Step 4 : result = middle

이때 병합 결과는 변수 result에 저장된 값이고, 이는 각 대안에 관련된 기준들의 소속함수 값을 상황에 따라 단계별로 병합한 결과이다. 즉, 상황을 반영해주는 매개변수에 따라 result에 저장되는 값이 변하므로 같은 평가 매트릭스가 주어지더라도 상황에 따라 서로 다른 병합 결과들이 생성되는 특성이 있다. 결과적으로 같은 평가 매트릭스가 주어지더라도 의사결정시의 상황에 따라 최적 대안이 다르게 선정될 수 있는 특성이 있다.

4.2.1 ASA 알고리즘의 분석

ASA 알고리즘의 결과를 분석해보면 낙관적 상황일 경우 매개변수 값이 증가함에 따라 ASA 알고리즘을 적용한 병합 결과는 각 대안에 관련된 기준들의 소속함수 값 중 최대값(max) 쪽으로 방향성을 가지고 단계별로 수렴하면서 병합한다. 반면 비관적 상황일 때는 매개변수 값의 절대값이 증가함에 따라 ASA 알고리

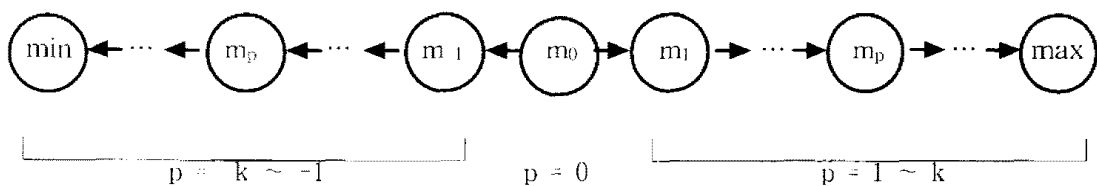
즘을 적용한 병합 결과는 각 대안에 관련된 기준들의 소속함수 값 중 최소값(min) 쪽으로 방향성을 가지고 단계별로 수렴하면서 병합한다. 그리고 보통 상황일 때의 ASA 알고리즘을 적용한 병합 결과는 각 대안에 관련된 기준들에 관한 소속함수 값들의 평균값(mean)을 갖는다. 결과적으로 ASA 알고리즘을 적용한 병합 방법은 상황을 반영해주는 매개변수에 의해 [min, max] 사이에서 상황에 따라 방향성을 가지고 단계별로 병합하는 특성이 있다.

이때 매개변수는 현재의 의사결정 상황을 나타내며 의사결정자에 의해 결정된다. 그러므로 ASA 알고리즘을 이용하는 퍼지 다기준 의사결정 지원 시스템은 상황을 나타내는 매개변수를 이용하여 상황에 적합한 의사결정을 하도록 의사결정자를 지원할 수 있다.

또한, ASA 알고리즘을 적용한 병합 방법은 기존의 병합 방법보다 체계적이고 자연스러운 의사결정자가 쉽게 이해할 수 있는 장점이 있고, 또한 의사결정 과정에 의사결정시의 상황을 반영했다는 관점에서 Sprague[8]가 제시한 이상적인 의사결정 지원 시스템의 특성 중 의사결정 과정 반영 및 적응성 측면 강조에 적합한 방법이라고 할 수 있다.

4.2.2 ASA 알고리즘을 이용한 보정

일반적으로 의사결정 문제에서 각 대안에 관련된 기준들은 상호 관련이 있기 때문에 병합시 어느 정도의 보정(compensation)이 필요하다[9]. 그러나 퍼지 병합시 여러 개의 소속함수 값을 병합하는 방법으로 t-norm, t-conorm 또는 mean 형태의 연산자가 사용될 경우 상황에 적합한 보정을 할 수 없는 문제점이 발생한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 이 논문에서는 ASA 알고리즘을 제안하였다. 이는 상황을 반영해주는 매개변수에 의해 [min, max] 사이에서 상황에 적합한 보정을 하는 특성이 있다.

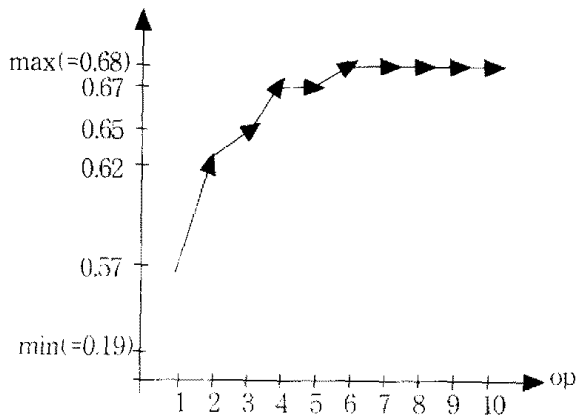


(그림 2) ASA 알고리즘의 방향성
(Fig. 2) Directionality of the ASA algorithm

4.2.3 ASA 알고리즘을 적용한 실험 결과

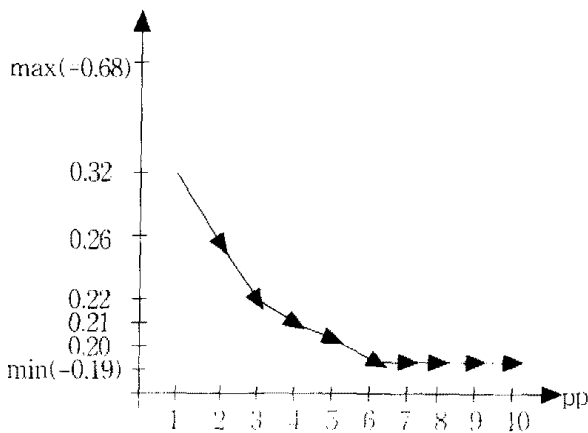
이런 대안에 관련된 기준들이 5 개이고, 이들의 소속함수 값이 {0.68, 0.41, 0.19, 0.57, 0.42}인 경우에 대해, 의사결정 상황을 나타내는 매개변수 변화에 따른 실험 결과는 다음과 같다.

(i) 낙관적 상황일때



(그림 3) 매개변수 값의 변화에 따른 병합 결과
(Fig. 3) Results of aggregation by changing the values of parameter

(ii) 비관적 상황일때



(그림 4) 매개변수 값의 변화에 따른 병합 결과
(Fig. 4) Results of aggregation by changing the values of parameter

(iii) 보통 상황일때

보통 상황일때는 각 대안에 관련된 기준들에 대한 소속함수 값들의 평균값이 병합 결과가 된다. 이 경우에는 0.45가 된다. 즉, $(0.68+0.41+0.19+0.57+0.42)/5 = 0.45$

이 실험 결과에 의하면 ASA 알고리즘을 적용한 병합 방법은 상황을 반영해주는 매개변수 값의 변화에 따라 [min, max] 사이에서 방향성을 가지고 단계별로 병합하는 특성이 있음을 알 수 있다. 또한, 비관적인 상황과 낙관적인 상황일 경우 min과 max로 수렴하는데 필요한 단계 수가 각각 6임을 알 수 있다. 그러므로 [정리 1]을 만족한다.

5. 기존의 병합 방법과의 비교

Bellman과 Zadeh[1]의 최적 대안 선정 방법은 무조건 가장 비관적인 경우로 가정하고 병합한 후 이를 이용하여 최적 대안을 선정한다. 즉, min 연산자를 사용한 병합 결과를 이용하여 최적 대안을 선정한다. 결과적으로 이들 방법은 의사결정 과정에 의사결정시의 상황을 적절히 반영할 수 없는 문제점이 있다. 또한 이러한 최적 대안 선정 방법은 의사결정에 관련된 기준간의 상호 작용을 반영할 수 없는 단점이 있다. 이러한 문제점을 ASA 방법에서는 의사결정시의 상황을 반영해 주는 매개변수를 사용하여 해결하였다.

한편, ASA 알고리즘을 적용한 병합 방법과 기존의 병합 방법의 차이점을 요약하면 다음과 같다.

<표 1> 기존의 병합 방법과의 비교
(Table 1) Comparisons between the existing aggregation methods and the ASA method

비교 항목	기존의 병합 방법	ASA 방법
의사결정시의 상황	반영할 수 없음	반영
병합의 방향성	없음	있음
연이변수 처리 방법	소속함수	소속함수
병합 방법	일반적으로 t norm, t-conorm등과 같은 연산자를 이용한 병합	매개변수를 이용해 상황에 따른 단계별 병합
보정 (compensation)	상황에 적합한 보정이 안됨	보정의 정도가 상황에 따라 감성 됨
병합 결과	연산자에 따라 임의적으로(ad hoc) 연산 됨	상황에 따라 [min, max] 사이에서 작용적으로 연산 됨

6. 결론 및 앞으로의 연구 방향

인간의 의사결정은 상황에 따라 결정되는 성향이 있다. 그러나, 의사결정 과정에 의사결정시의 상황을 반영해 주려는 연구에 대한 노력이 미미한 실정이다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 이 논문에서는 의사결정 과정에 의사결정시의 상황을 반영해 주기 위한 상황 평가 모델을 제안하였다. 일반적으로 기존의 퍼지 병합 방법이 t-norm, t-conorm 또는 mean 연산자등과 같은 연산자를 이용함으로써 의사결정시의 상황을 적절히 반영할 수 없고, 병합 결과가 연산자에 따라 임의적으로(ad hoc) 연산되는 단점이 있는데 비해, 이 논문에서 제안된 ASA 일고리즘은 의사결정시의 상황을 나타내 주는 매개변수를 이용해 상황에 따른 단계별 병합을 해주므로써 병합 결과가 자연스럽게 상황에 따라 [min, max] 사이에서 적응적으로 연산되는 장점이 있다. 즉, 의사결정자가 상황에 적합한 의사결정을 할 수 있도록 해주는 특성이 있다.

이 논문에서는 퍼지 병합의 새로운 형태로써 의사결정시의 상황을 반영해 주는 매개변수에 의해 방향성을 가지고 단계별로 병합하는 ASA 방법을 제안하고 이를 기존의 방법과 비교 분석하였다.

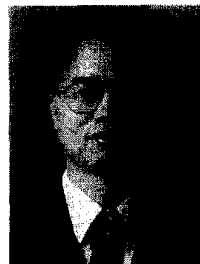
앞으로의 연구에서는 이 논문에서 제안된 상황 평가 모델을 보다 개선하기 위해 퍼지 기대값을 이용한 대표값 결정 방법 이외에도 가중치 퍼지 기대값(weighted fuzzy expected value)[7] 등의 적용 방법에 대한 연구가 필요하다. 또한 실제 응용 분야에서 이용되기 위해서는 상황 평가 모델에서 각 차원 간의 상대적 중요도와, 평가 매트릭스에 있는 기준 간의 상대적 중요도를 정확히 반영해 주는 연구도 진행되어야 하겠다.

참 고 문 헌

[1] R.E.Bellman & L.A.Zadeh, "Decision-Making in a Fuzzy Environment", *Management Science*, Vol.17, No.4, pp.B141-B164, Dec., 1970.
 [2] R.R.Yager, "Connectives and Quantifiers in Fuzzy Sets", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.40, pp.39-75, 1991.
 [3] G.J.Klir & T.A.Folger, *Fuzzy Sets, Uncertainty and Information*, Prentice Hall, 1988.
 [4] R.R.Yager, "On a General Class of Fuzzy Conn-

ectives", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.4, pp.235-242, 1980.

[5] H.J.Zimmermann, *Fuzzy Sets Theory and Its Applications*, Kluwer Nijhoff Publishing, 1986.
 [6] M.Schneider, M.Friedman and A.Kandel, "On Fuzzy Reasoning in Expert Systems", *FSU-SCRI-87-09*, March, 1987.
 [7] M.Friedman, M.Schneider & A.Kandel, "The Use of Weighted Fuzzy Expected Value(WFEV) in Fuzzy Expert Systems", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.32, pp.37-45, 1989.
 [8] R.H.Sprague, Jr., "A Framework for The Development of Decision Support Systems", *MIS Quarterly*, pp.1-26, Dec., 1980.
 [9] H.J.Zimmermann, *Fuzzy Sets, Decision Making, and Expert Systems*, Kluwer Academic Publishers, 1986



최 대 영

1985년 서강대학교 전자계산학과 졸업(학사)
 1985년~1990년 한국 국방 연구원 (KIDA) 진산센터(연구원)
 1992년 서강대학교 전자계산학과 대학원 졸업(석사)

1994년 정보처리기술사(전자계산 조직응용 분야)
 1996년 서강대학교 전자계산학과 대학원 졸업(박사)
 1992년~1997년 8월 경인여자전문대학 전산정보과(조교수)
 1997년 9월~현재 유한대학 경영정보과(교수)
 관심분야 : 퍼지 시스템, 경영 정보 시스템, 지식 표현