"상황 평가에 기반을 둔 병합"을 위한 개선 방법

최 대 영†

요 약

병합 과정에 병합 상황을 반영하기 위해 상황 평가에 기반을 둔 병합(ASA) 방법이 제안되었다[1]. 이는 상황 평가 모델과 ASA 알고리즘으로 구성 되어 있다. 상황 평가 모델에서 매개변수 값 p는 가장 근접한 정수 값으로 변환된다[1]. 상황 평가 모델의 정수화된 출력은 병합을 위한 입력으로 사용된다. 상황 평가 모델의 정수화된 출력은 현재의 병합 상황 정도를 나타낸다. ASA 알고리즘은 최소값과 최대값 사이에서 기껏해야 몇 개의 병합 결과를 만들어 낸다. 결과적으로 ASA 방법은 최소값과 최대값 사이에서 보다 더 정교한 병합 결과를 갖는 응용 분야를 적절히 다룰 수 없다. 이러한 문제를 해결하기 위해 두 가지의 개선된 ASA (I-ASA) 방법을 제안한다. 이들 I-ASA 방법에서는 상황 평가 모델의 매개변수의 값이 실수 값이 되는 것이 허용되고, 최소값과 최대값 사이에서 연속된 병합 결과들을 만들 수 있게 하기 위해 두 가지의 개선된 ASA 알고리즘을 제시한다. 이들 I-ASA 방법들은 정밀 병합과 근사 병합을 다룰 수 있다. 결과적으로, ASA 방법[1] 과 비교할 때 제안된 I-ASA 방법들이 보다 더 정교한 병합 결과를 갖는 응용 분야를 적절히 다룰 수 있고, 또한 보다 범용적인 병합 분야에 사용될 수 있다는 관점에서 장점이 있다.

Improved Method for "Aggregation Based on Situation Assessment"

Dae-Young Choi†

ABSTRACT

In order to reflect the aggregation situation in the aggregation process, aggregation based on situation assessment (ASA) method was proposed in [1]. It consists of the situation assessment model (SAM) and the ASA algorithm. In the SAM, the value of parameter, p, is transformed into the nearest integer value [1]. The integer-typed output of SAM is used as input for an aggregation. The integer-typed output of SAM indicates the current degree of aggregation situation. The ASA algorithm produces at most finite several aggregation results between min and max. In the sequel, the ASA method can not properly handle the applications with the more sophisticated aggregation results between min and max. In order to solve this problem, we propose two improved ASA (I-ASA) methods. In these I-ASA methods, we allow the value of parameter of SAM to be a real number, and suggest two improved ASA algorithms to make continuous aggregation results between min and max. These I-ASA methods can handle both a precise aggregation and an approximate aggregation. Therefore, when compared to the ASA method [1], the proposed I-ASA methods have advantages in that they can handle the applications with the more sophisticated aggregation results and can be used in the more general applications for aggregations.

키워드 : 상황 평가에 기반을 둔 병합(Aggregation based on situation assessment ; ASA), 개선된 상황 평가에 기반을 둔 병합(Improved-ASA)

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)을 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 이론이 이용된다[5, 7]. 의사결정 문제는 일반적으로 다음과 같은 두 단계로 되어 있다. 첫째, 각 대안에 대한 기준들의 평가 값을 병합(Aggregation)한다. 둘째, 이들 병합된 결과를 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.

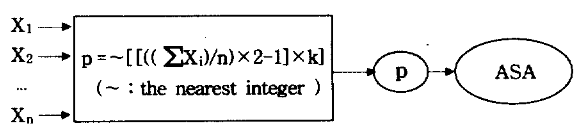
※ 이 논문은 한국과학재단의 해외 post-doc. 연수 지원비 및 2000년도 유한대학 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음.
† 정 회 원 : 유한대학 경영정보과 교수
논문접수 : 2000년 10월 6일, 심사완료 : 2001년 11월 29일

Bellman과 Zadeh[3]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 연산자등과 같은 형태의 연산자가 사용되었다. 그러나, 이들 방법은 의사결정 과정에 의사결정시의 상황을 적절히 반영할 수 없는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 [1]에서 상황 평가에 기반을 둔 병합(Aggregation based on Situation Assessment; ASA) 방법을 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.

일반적으로 퍼지 논리에서 사용하는 연산자로 퍼지 교집합(Fuzzy intersection) 연산을 할때는 t-norm (Triangular norm) 형태의 연산자를 사용하는데 이 범주에 들어가는 연산자로는 최소값(Min) 연산자, 교집합(Product) 연산자등이 있고, 퍼지 합집합(Fuzzy union) 연산을 할때는 t-conorm (Triangular conorm) 형태의 연산자를 사용하는데 이 범주에 들어가는 연산자로는 최대값(Max) 연산자, 대수합(Algebraic sum) 연산자등과 같은 다양한 형태의 연산자가 제안되었다[4]. 이러한 t-norm과 t-conorm은 이항 연산에 대해 정의 되었지만 항간의 결합법칙이 성립되므로 다항 연산으로 확장될 수 있다[5]. 이와 같은 관점에서 t-norm과 t-conorm은 논리 연산에 포함된 다수 개의 항을 병합 하는데 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_B로 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[5]. 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. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 개발된 연산자가 Yager[6]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 γ가 경험적으로 결정될 수 없는 단점이 있다[7]. 이러한 문제점을 해결하기 위해 [1]에서 상황 평가에 기반을 둔 병합 방법을 제안하였다. 이 병합 방법에서 사용하는 매개변수는 의사결정시의 상황에 따라 결정되는데 [1]에서 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 적응적으로 반영할 수 있고, 상황에 따라 방향성을 가지고 단계별로 병합 결과값을 구한다는 점이 다르다.

일반적으로 실세계의 상황을 평가하는 것은 어려운 문제이다. [1]에서는 이러한 복잡한 문제를 단순화하기 위해 상황 평가 모델을 제안하였다. 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 Kandel[8, 9]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.

[1]에서 제안된 ASA 방법은 다음과 같은 개념하에 설계되었다.



X_i (i=1,2,…,n) : FEVs, p : 매개변수 값

(그림 1) SAM과 ASA의 관련성

(그림 1)에서 입력 값인 $X_1, X_2, \cdots, X_n$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 0.5보다 크면 낙관적인 상황 요소이고, 0.5보다 작으면 비관적인 상황 요

소를 나타낸다고 가정한다. 이러한 상황 변수 값들은 의사결정자에 의해 평가된다. 결과적으로 의사결정자가 의사결정시의 상황을 적절하게 반영할 수 있게 한다.

비록 [1]은 병합 과정에 병합 상황을 반영할 수 있는 ASA 방법이라는 새로운 병합 방법을 제안하였지만 ASA 방법은 [1]의 4.2.3장에서와 같이 최소값과 최대값 사이에서 기껏해야 몇 개의 병합 결과를 만들어 낸다는 관점에서 단점을 가지고 있다. 이는 다음의 두 가지 사실로부터 기인된다. 첫째, [1]의 상황 평가 모델에서 매개변수 p는 식 (2)에 의해 가장 근접한 정수 값으로 정수화 된다. 둘째, [1]의 알고리즘 1 (ASA 알고리즘)의 Step 3 에서 *middle* 값을 만들어 내는 계산 방법(즉, *middle* = (*middle* + *hv*)/ 2 또는 *middle* = (*middle* + *lv*)/ 2)은 최소값과 최대값 사이에서 비규칙적인 단계별 병합 결과를 만들어 낸다. 결과적으로 [1]의 ASA 방법은 최소값과 최대값 사이에서 기껏해야 몇 개의 병합 결과 만을 만들어 낼 수 있으므로, 보다 더 정교한 병합 결과를 갖는 응용 분야를 적절히 다룰 수 없다. 이러한 문제를 해결하기 위해 두 가지의 개선된 상황 평가에 기반을 둔 병합 (I-ASA) 방법을 제안한다. I-ASA 방법은 상황 평가 모델과 정밀 병합 알고리즘 (알고리즘 1)으로 구현되거나, 또는 상황 평가 모델과 근사 병합 알고리즘 (알고리즘 2)으로 구현될 수 있다. 이들 I-ASA 방법에서는 상황 평가 모델의 매개 변수의 값이 실수 값으로 되는 것이 허용된다. 상황 평가 모델의 매개변수 값의 실수화를 허용하고 기존 ASA 알고리즘을 개선하기 위해 [1]의 병합 방법이 다음과 같이 수정되어야 한다. 첫째, [1]의 식 (1)에서 k 값은 [정리 1]에 의해 결정되는데 본 논문에서는 [1]의 [정리 1]를 사용하지 않고 또한 식 (2)도 사용 하지 않는다. 둘째, [1]의 [정의 1]도 수정되어야 한다. 셋째, [1]의 ASA 알고리즘의 Step 3 에서 *middle* 값을 만들어 내는 계산 방법의 단점을 개선하고, 상황 평가 모델의 매개변수 값의 실수화를 허용하기 위해 본 논문에서 제안된 I-ASA 방법으로 변화되어야 한다. 제안된 I-ASA 방법은 (그림 3) 에서와 같이 최소값과 최대값 사이에서 연속된 병합 결과들을 만들 수 있다. 결과적으로 [1]의 병합 방법과 비교해 볼 때 이들 I-ASA 방법들은 최소값과 최대값 사이에서 보다 더 정교한 병합 결과를 갖는 응용 분야에도 적용될 수 있다.

2장에서는 두 가지의 I-ASA 방법을 제안하고 그들의 응용 분야를 제시한다. 3장에서는 제안된 I-ASA 방법과 [1]의 ASA 방법을 간략히 비교한다. 4장에서 결론을 맺는다.

2. I-ASA 방법과 응용 분야

상황 평가 모델의 매개변수의 실수화를 허용하고 기존의 ASA 알고리즘을 개선하기 위해 [1]의 ASA 방법은 I-ASA 방법으로 다음과 같이 변화되어야 한다.

첫째, [1]의 식 (1)에서 k 값은 [정리 1]에 의해 결정되는데 본 논문에서는 [1]의 [정리 1]를 사용하지 않고 또한 식 (2)도 사용하지 않는다. 식 (1)과 식 (2)를 다음과 같이 조정하여 매개변수 p가 결정된다.

$$Value\,(p) = [((\sum_{i=1}^{n} X_i)/n) \times 2 - 1] \times k \tag{1}$$

(단, $k = (1/\varepsilon)$ 이다(단, $0 < \varepsilon \le 0.1$). 또한, 퍼지 기대값 $X_i \in [0, 1]$ 이다([1]의 [정리 2] 참조))

Remark 1. ε은 (그림 3)에서 처럼 구간 [-1, 1] 를 [$-k\varepsilon$ (=-1), ⋯, -2ε, $-\varepsilon$, **0**, ε, 2ε, ⋯, $k\varepsilon$ (=1)]로 분리한다.

둘째, [1]의 [정의 1]도 다음과 같이 수정되어야 한다.

[정의 1] 식 (1)과 Remark 1에 의해 병합 상황이 (2k + 1) 레벨로 다음과 같이 매개변수화 될 수 있다.
- Case 1 : $0 < p \le k$ 일때 낙관적 상황으로 분류되고 이때 op = p로 한다. (k 레벨이 발생 가능)
- Case 2 : $p = 0$ 일때 보통 상황으로 분류된다. (1 레벨이 발생 가능)
- Case 3 : $-k \le p < 0$ 일때 비관적 상황으로 분류되고 이때 $pp = |p|$ 로 한다. (k 레벨이 발생 가능)

[예 1] 만약 $\varepsilon = 0.1$이면 $k = (1/\varepsilon)$이므로 $k = 10^1$ 이다. 이 경우 병합 상황은 21레벨로 매개변수화 될 수 있다. 만약 $\varepsilon = 0.01$ 이면 $k = 10^2$ 이고 병합 상황은 201 레벨로 매개변수화 될 수 있다 (Remark 1 참조).

Remark 2. [1]에서 만약 소수점 아래 두 자리까지 표현한다면 $k = \lfloor \log_2 n \rfloor + 1$에 의해 k는 7이 된다 ([1]의 [정리 1] 참조). 이 경우 병합 상황은 15 레벨로 매개변수화 될 수 있다.

[정리 1] $0 < \varepsilon \le 0.1$를 갖는 개선된 병합 알고리즘 1과 2를 적용할 경우에 k와 ε 간의 관련성은 다음과 같이 결정된다 : 만약 $\varepsilon = 10^{-n}$ (단, n은 $n \ge 1$인 양의 정수) 이라면 $k = 10^n$이다.

(증명) 식 (1)에 있는 $k = (1/\varepsilon)$를 사용하여 증명된다.

Remark 3. 만약 $\varepsilon = 0.2$ 이면 k는 5가 된다. 이 경우 병합 상황은 [정의 1]에 의해 11 레벨로 매개변수화 될 수 있다. 이 경우 개선된 병합 알고리즘 1과 2는 [1]의 ASA 알고리즘과 비교해 볼 때, 최소값과 최대값 사이에서 보다 더 적은 개수의 병합 결과를 만들어 낸다 (Remark 2 참조). 그래서 개선된 병합 알고리즘 1과 2에서 $0 < \varepsilon \le 0.1$로 하였다.

[정의 2] 식 (1)에서 매개변수 p는 현재의 병합 상황 정도를 나타내고 -k 와 k 사이의 실수 값을 갖는다. 만약 [정의 1]과 개선된 병합 알고리즘 1과 2를 적용한다면 k는 병합되는 데이터의 최소값과 최대값에 이르는 레벨(단계) 수이다.

셋째, [1]의 ASA 알고리즘의 Step 3에서 *middle* 값을 만들어 내는 계산 방법의 단점을 개선하고, 상황 평가 모델의 매개변수의 실수화를 허용하기 위해 [1]의 ASA 알고리즘은 본 논문에서 제안한 두 가지의 개선된 병합 알고리즘 중의 하나로 변화되어야 한다. 식 (1), [정의 1], [정의 2]에 따라, 개선된 병합 알고리즘 1과 2를 다음과 같이 설계한다.

```
/* k = (1/ε) 이다 (단, 0 < ε ≤ 0.1). M은 병합되는 데이터들의 산
   술 평균이다. 즉, M = (υ1 + υ2 + … + υn) / n . */

Case 1 : 낙관적 상황일 경우
    aggregation_value = (υ1 + υ2 + … + υn) / n
    i = 1 /* 이 경우 병합 상황은 ε 이다 (그림 2 참조). */
     WHILE ( i < op ) DO /* op 는 [정의 1]에 의해 얻어진다. */
       aggregation_value = aggregation_value + [(max - M)k]
       i = i + 1
     END
   IF ( i = op ) THEN [ aggregation_result = aggregation_value
                  + [(max - M)/k] ]
   ELSE /* (i-1) < op < i 인 경우이다. 즉, op에서의 병합 상황이
         (i-1) 과 i 사이에 위치한 경우이다. */
         [ ε ' = op - (i-1) ;
         aggregation_result = aggregation_value + ( ε '/ ε )
         [ (max - M) / k] ]

 Case 2 : 보통 상황일 경우
    aggregation_result = M

 Case 3 : 비관적인 상황일 경우
    aggregation_value = (υ1 + υ2 + … + υn) / n
    i = 1 /* 이 경우 병합 상황은 - ε 이다 (그림 2 참조). */
     WHILE ( i < pp ) DO /* pp 는 [정의 1]에 의해 얻어진다. */
       aggregation_value = aggregation_value - [(M - min) / k]
       i = i + 1
     END
   IF(i = pp) THEN [ aggregation_result = aggregation_value
               - [(M - min) / k ]
    ELSE /* (i-1) <pp < i 인 경우이다. 즉, pp에서의 병합 상황
         이 -(i-1) ε 과 -i ε 사이에 위치한 경우이다. */
         [ ε ' = pp - (i-1) ;
         aggregation_result = aggregation_value - ( ε '/ ε )
         [(M - min) / k] ]
```

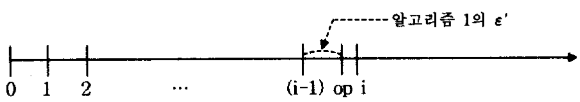
(알고리즘 1) 정밀 병합 알고리즘

Remark 4. 만약 [정의 1]를 적용한다면 (그림 3)에서와 같이 (2k + 1) 레벨에 의해 표현된 병합 상황의 정도에 따라 다음의 알고리즘 2를 사용하여 근사 병합 결과를 만들 수 있다. 이 경우 [정의 1]에 있는 op (혹은 pp)는 가장 근접한 레벨로 조정되어야 한다.

```
/* k = (1/ ε ) 이다 (단, 0 < ε ≤ 0.1). M은 병합되는 데이터들의 산
                  술 평균이다. 즉, M = (υ1 + υ2 + … + υn) / n . */

Case 1 : 낙관적 상황일 경우
    aggregation_value = (υ1 + υ2 + … + υn) / n
   FOR i = 1 TO op DO /* op 는 [정의 1]에 의해 얻어진다. */
     aggregation_value = aggregation_value + [(max - M) / k] ]
                        /* k = (1 / ε ) */
   END
     aggregation_result = aggregation_value

Case 2 : 보통 상황일 경우
    aggregation_result = M

Case 3 : 비관적인 상황일 경우
    aggregation_value = (υ1+υ2+…+υn) / n
    FOR i = 1 TO pp DO /* pp 는 [정의 1]에 의해 얻어진다. */
       aggregation_value = aggregation_value - [(M - min) / k]
                         /* k = (1/ ε ) */
    END
       aggregation_result = aggregation_value
```

(알고리즘 2) 근사 병합 알고리즘

Remark 5. (알고리즘 1)의 ELSE 의 경우에 만약 (알고리즘 2)를 사용한다면, op (혹은 pp)에 관한 정확한 병합 결과를 얻을 수 없다. 이유는 (알고리즘 2)에서는 op (혹은 pp)가 가장 근접한 레벨로 조정되어야만 하기 때문이다. (그림 2)에서 (알고리즘 1)의 ELSE 의 경우 중의 하나를 보여준다. 즉, $(i-1) < op < i$ (단, $1 \le i \le k$). 이때 op 에서의 병합 상황은 $(i-1)\varepsilon$ 과 $i\varepsilon$ 사이에 위치한 경우이다 ((그림 3) 참조). 이 경우 만약 (알고리즘 2)를 사용하려 한다면 op가 (i-1) 이나 i로 조정되어야만 한다. 결과적으로 근사적인(Approximate) 병합 결과가 만들어진다. 다른 경우(즉, $(i-1) < pp < i$)에 대해서도 비슷하게 설명될 수 있다.

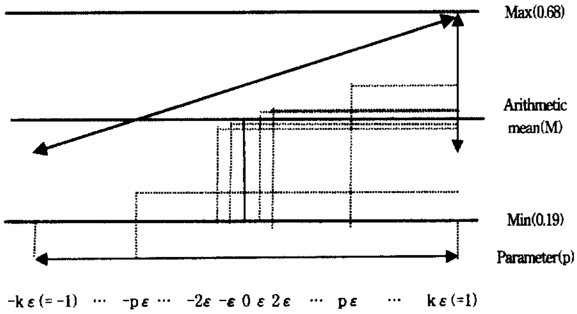


(그림 2) (i-1) < op < i 인 경우

(알고리즘 1)에서는 ε'를 사용하여 op(혹은 pp)에 관한 정확한 병합 결과를 얻을 수 있다.

[예 2] [1]의 ASA 방법과 제안된 I-ASA 방법을 비교하기 위해 [1]의 4.2.3 장에 있는 데이터 집합을 사용한다. 즉, 병합되는 데이터들을 {0.68, 0.41, 0.19, 0.57, 0.42}라 하자. 상황 평가 모델의 정수화된 매개변수와 ASA 알고리즘을 사용하여 [1]의 4.2.3 장에서와 같이 [1]의 ASA 방법은 매개변수 값에 따라 최소값과 최대값 사이에서 기껏해야 몇 개의 병합 결과를 만을 만들어 낼 수 있다. 한편, 상황

평가 모델의 매개변수의 실수화를 허용하고 개선된 병합 알고리즘 1 이나 2 중의 하나를 사용하여 제안된 I-ASA 방법은 매개변수 값에 따라 최소값과 최대값 사이에서 연속된 병합 결과를 만들어 낼 수 있다.



(그림 3) $0 < \varepsilon \le 0.1$를 갖는 I-ASA 방법의 병합 결과

[예 2]에서 만약 $\varepsilon = 10^{-2}$를 갖는 개선된 병합 알고리즘을 사용한다면 [정리 1]에 의해 $k = 10^2$이 된다. 이 경우 개선된 병합 알고리즘 1과 2에서의 *aggregation_result*는 매개변수 p의 값에 따라 다음과 같이 계산된다.

Case 1 : $p = -k$인 경우, $f_{-k\varepsilon}(v_1, v_2, \cdots, v_n)$
$= f_{-k\varepsilon}(0.68, 0.41, 0.19, 0.57, 0.42)$
$= M - k[(M - \min)/k] = 0.19(\min)$.

⋮

Case 2 : $p = -2$인 경우, $f_{-2\varepsilon}(v_1, v_2, \cdots, v_n)$
$= f_{-2\varepsilon}(0.68, 0.41, 0.19, 0.57, 0.42)$
$= M - 2[(M - \min)/k] = 0.4448$.

Case 3 : $p = -1$인 경우, $f_{-\varepsilon}(v_1, v_2, \cdots, v_n)$
$= f_{-\varepsilon}(0.68, 0.41, 0.19, 0.57, 0.42)$
$= M - [(M - \min)/k] = 0.4474$.

Case 4 : $p = 0$인 경우, $f_0(v_1, v_2, \cdots, v_n)$
$= f_0(0.68, 0.41, 0.19, 0.57, 0.42)$
$= 0.45$. 즉, 산술 평균(M).

Case 5 : $p = 1$인 경우, $f_\varepsilon(v_1, v_2, \cdots, v_n)$
$= f_\varepsilon(0.68, 0.41, 0.19, 0.57, 0.42)$
$= M + [(\max - M)/k] = 0.4523$.

Case 6 : $p = 2$인 경우, $f_{2\varepsilon}(v_1, v_2, \cdots, v_n)$
$= f_{2\varepsilon}(0.68, 0.41, 0.19, 0.57, 0.42)$
$= M + 2[(\max - M)/k] = 0.4546$.

⋮

Case 7 : $p = k$인 경우, $f_{k\varepsilon}(v_1, v_2, \cdots, v_n)$
$= f_{k\varepsilon}(0.68, 0.41, 0.19, 0.57, 0.42)$
$= M + k[(\max - M)/k] = 0.68(\max)$.

Remark 6. 위의 Case 1과 Case 7에서 $-k\varepsilon$과 $k\varepsilon$는 식 (1) 에서와 같이 $k = (1/\varepsilon)$이므로 각각 -1과 1이다 (Remark 1 참조).

Remark 7. 제안된 병합 알고리즘 1과 2에서는 ε(단, $0 < \varepsilon \le 0.1$)의 값을 조정해서 *aggregation_result*에 이르는 단계 수를 변화 시킬 수 있다.

Remark 8. (그림 3)에서 만약 보다 더 작은 ε값을 사용한다면 더욱 더 정교한 병합 결과를 만들 수 있다.

Remark 9. 제안된 병합 알고리즘 1과 2에서 ε값을 작게 하면 할수록 레벨(단계) 수가 증가하므로 최소값과 최대값에 이르는 접근 속도(Approaching speed)가 점점 느려지게 된다.

Remark 10. 제안된 병합 알고리즘 1과 2에서 최소값과 최대값에 이르는 접근 비율(Approaching ratio)은 각각 $[(M - \min)/k]$과 $[(\max - M)/k]$이다. 즉, 최소값과 최대값으로의 규칙적인 단계별 병합 결과를 만들어 낸다. 한편, [1]의 4.2.3장에서와 같이 [1]의 병합 알고리즘은 비규칙적인 단계별 병합 결과를 만들어 낸다.

병합(Aggregation)은 지능 시스템(Intelligent system)의 개발에 관련된 많은 응용 분야에서 중요한 역할을 한다. 왜냐 하면 많은 양의 데이터들로부터 산출된 병합 결과는 유용한 추론을 할 수 있는 근거를 제공해 주기 때문이다[2]. 제안된 I-ASA 방법은 상황 평가에 기반을 둔 병합 분야에 적용될 수 있다. 대표적인 응용 분야로 다기준 의사결정(Multi-criteria decision making)[2] 이나 근사적 추론(Approximate reasoning)[10]에서 언어 변수(Linguistic variable)의 값들을 병합하는데 이용될 수 있다.

3. 제안된 I-ASA 방법과 [1]의 ASA 방법의 비교

제안된 I-ASA 방법과 [1]의 ASA 방법을 간략히 비교한다.

〈표 1〉 제안된 I-ASA 방법과 [1]의 ASA 방법의 비교

비교 항목	ASA 방법	제안된 I-ASA 방법
매개변수 값	정수 값	실수 값
조정 가능한 매개변수	p (정수 값)	p (실수 값)과 ε
병합 결과	이산적(Discrete)	연속적(Continuous)
접근 비율	비규칙적	규칙적
응용 분야	제한적	범용적

4. 결 론

비록 [1]은 병합 과정에 병합 상황을 반영할 수 있는 ASA 방법이라는 새로운 병합 방법을 제안하였지만 ASA 방법은 [1]의 4.2.3장에서와 같이 최소값과 최대값 사이에서 기껏해야 몇 개의 병합 결과만을 만들어 낼 수 있다는 관

점에서 단점을 가지고 있다. 결과적으로 [1]의 ASA 방법은 최소값과 최대값 사이에서 보다 더 정교한 병합 결과를 갖는 응용 분야를 적절히 다룰 수 없다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 두 가지의 개선된 상황 평가에 기반을 둔 병합 (I-ASA) 방법을 제안하였다. 이들 I-ASA 방법들은 (그림 3) 에서와 같이 최소값과 최대값 사이에서 연속된 병합 결과들을 만들 수 있다. [1]의 ASA 방법과 비교해 볼 때 제안된 I-ASA 방법들은 최소값과 최대값 사이에서 보다 더 정교한 병합 결과를 갖는 응용 분야에도 적용될 수 있다는 관점에서 [1]의 ASA 방법 보다는 개선된 병합 방법이라고 할 수 있다. 또한, 제안된 I-ASA 방법들은 알고리즘 1과 2를 사용하여 각각 정밀 병합(Precise aggregation)과 근사 병합(Approximate aggregation)을 할 수 있다. 결과적으로, ASA 방법[1] 과 비교할 때 제안된 I-ASA 방법들이 보다 더 정교한 병합 결과를 갖는 응용 분야를 적절히 다룰 수 있고, 또한 보다 범용적인 병합 분야에 사용될 수 있다는 관점에서 장점이 있다.

참 고 문 헌

[1] 최대영, "상황 평가에 기반을 둔 병합", 정보처리논문지, Vol.5, No.10, pp.2584-2590, 1998.

[2] D. -Y. Choi and K. W. Oh, "ASA and its application to multi-criteria decision making," Fuzzy Sets and Systems, Vol.114, pp.89-102, 2000.

[3] R. E. Bellman & L. A. Zadeh, "Decision-Making in a Fuzzy Environment," *Management Science*, Vol.17, No.4, pp.B141-B164, Dec., 1970.

[4] R. R. Yager, "Connectives and Quantifiers in Fuzzy Sets," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.40, pp.39-75, 1991.

[5] G. J. Klir & T. A. Folger, *Fuzzy Sets,Uncertainty and Information*, Prentice Hall, 1988.

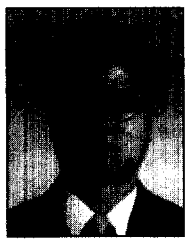
[6] R. R. Yager, "On a General Class of Fuzzy Connectives," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.4, pp.235-242, 1980.

[7] H. J. Zimmermann, *Fuzzy Sets Theory and Its Applications*, Kluwer Nijhoff Publishing, 1986.

[8] M. Schneider, M. Friedman and A. Kandel, "On Fuzzy Reasoning in Expert Systems," *FSU-SCRI-87-09*, March, 1987.

[9] M. Friedman, M. Schneider and A. Kandel, "The Use of Weighted Fuzzy Expected Value(WFEV) in Fuzzy Expert Systems," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.32, pp.37-45, 1989.

[10] L. A. Zadeh, "A theory of approximate reasoning," in J. E. Hayes et al (Eds.), Machine Intelligence, pp.149-194, 1979.



최 대 영

e-mail : dychoi@green.yuhan.ac.kr
1985년 서강대학교 컴퓨터학과 졸업(학사)
1985년~1990년 한국국방 연구원(KIDA) 전산센타 연구원
1992년 서강대학교 이공 대학원 컴퓨터학과 졸업(석사)
1994년 정보처리기술사(전자계산 조직응용 분야)
1996년 서강대학교 이공 대학원 컴퓨터학과 졸업(박사)
1997년~현재 유한대학 경영정보과 조교수
관심분야 : Business Intelligence(BI), Web Intelligence(WI), 지식 표현, 데이터 마이닝.