

# 신호대 잡음비를 이용한 MLDL 문제의 선호대안 선정 †

이 강 인

전주대학교 공학부 산업공학

## The Preferred Alternative for MLDL Problems using the Signal-to-Noise Ratios †

Kang-In Lee

Department of Industrial Engineering, Jeonju University

The purpose of this paper is to propose an interactive method, which is designed to select the optimal preferred alternative for the MLDL(Multiple-the Larger-the better type Decision-Making) problems with the-larger-the-better quality characteristics. The basic idea of the paper is essentially to eliminate inefficient alternative based on the concept of Taguchi Signal-to-Noise ratios and the cutting range instead of using UVF(Utility/Value Function) on the group of attributes that can be considered importantly by the decision makers. As a result, the method proposed in the paper for MLDL problems can be significant in that the change of characteristics is transformed into the size of Signal-to-Noise ratio, which can be relatively easy to understand by decision makers.

**Keywords :** Utility/Value Function(UVF), Multiple-Criteria Decision Making, Quality Control

### 1. 서 론

일반적으로 경영 및 공공의 의사결정문제에 있어서 의사결정자가 직면하는 다속성 의사결정(Multiple-Attribute Decision-Making : MADM) 문제는 자원의 제약으로 인하여 여러 가지의 속성간에 매우 많은 상충요인(conflict/trade-off factors)이 발생하기 때문에 주어진 대안들간의 선호순서를 결정하거나 최적 혹은 일부의 선호대안을 정확하게 선정한다는 것은 매우 어려운 실정이다.

이러한 해결상의 어려운 문제는 선호의 비추이성(intransitivity), 시간에 따른 가치/효용함수(value/utility function)의 변화, 선호독립(preference independence)과 미분 불가능한(indifferentiable) 가치/효용함수의 존재 가능성 때문에 발생하고 있다[23].

따라서, 일상적으로 직면하는 경영 및 공공의 시스템

은 점점 복잡해지기 때문에 이러한 시스템을 올바르게 평가하거나 선정을 해야하는 MADM 문제는 좀 더 체계적인 접근방법을 필요로 하며, 의사결정자의 다양한 판단기준을 고려한 효율적인 분석과정을 제시할 필요가 있다[8,23].

이러한 위의 MADM 문제에서의 속성(attributes)[1~6,13~15,20~23]은 주어진 대안들간의 선호비교에 있어서 절대적인 영향을 미치는 것으로 다구찌 방법(Taguchi's method)[1,11,16,17,19]에서의 특성(characteristics)에 해당된다.

이러한 측면에서 위의 MADM 문제에 대한 선호결과에 영향을 미칠 수 있는 다구찌 방법에 있어서의 품질 특성치는 ① 망목특성(normal-is-best characteristics : N type), ② 망소특성(smaller-is-better characteristics : S type), ③ 망대특성(larger-is-better characteristics : L type)의 세

† 이 연구는 2003년 한국산업경영시스템학회 추계학술발표대회의 연구결과를 확장한 내용임

가지로 구분한다.

우선 본 연구에서는 위와 같은 세 가지의 특성중 주어진 값이 크면 클수록 좋은 경우의 망대특성을 속성으로 가지는 MADM 문제를 다망대특성 의사결정(Multiple-type Decision-Making : MLDM)이라 하기로 한다. 이러한 측면에서 망목특성의 문제는 MNDM과 망소특성의 문제는 MSDM으로 분류할 수 있을 것이다.

일반적인 MADM 문제와 마찬가지로 위의 MLDM, MNDM, MSDM 문제에서도 상, 하한 및 상·하한 규격치(upper, lower, and upper · lower specifications)를 고려한 다수 속성간의 상충문제가 적절히 고려되지 않으면 안된다.

이러한 문제를 해결하기 위한 기존의 접근방법에는 여러 개의 속성이 가지는 상호작용(interaction)을 가치/효용함수를 이용하여 하나의 스칼라 값(a scalar index)으로 변환(transformation)한 후 주어진 대안간의 선호비교를 하고 있다. 그러나 이들의 함수가 가지는 형태가 매우 다양[21,23]하기 때문에 의사결정자의 선호구조(preference structure)를 정확히 반영하는 데는 여전히 한계[13,15,22]가 있을 뿐만 아니라 의사결정과정을 이해하기 어렵다.

더욱이 대부분의 MADM상황하에서 선택·평가하고자 하는 시스템이 점차 복잡·거대해진다는 점을 감안하면 주어진 대안과 속성들을 모두 고려하여 의사결정을 한다는 것은 그리 쉬운 일이 아니다. 최근 들어, 위와 같은 MADM분야의 응용연구는 주로 로봇(robot)의 선정[9]과 FMS (Flexible Manufacturing Systems)의 선정[12] 등 다양한 분야의 문제에 적용되고 있다.

지금까지 이러한 문제를 해결하고자 할 때 의사결정자 입장에서 우선 유연성(flexibility)을 고려할지라도 기계, 공정, 제품, 배치(batch)의 크기, 경로, 생산량, 확장, 작업, 이전(transfer)과 생산 등의 유연성[19] 즉, 매우 복잡하면서도 앞으로의 수요변화 대응을 위한 탄력/유연적인 측면의 종합적 문제를 해결해야함에도 불구하고 이를 단순화시켜서 문제해결을 시도하고 있다[15]. 위와 같은 유연성 등을 제고시키고자 하는 의사결정문제가 본 연구에서 다루고 있는 MLDM 문제이다.

만약, 이들이 망소특성을 가지는 경우의 문제해결을 위해서는 정규화(normalization)를 하면 간단히 해결할 수도 있을 것이다[22].

따라서 본 연구에서는 매우 많은 대안과 속성을 가지면서 이들의 속성이 위의 여러 가지 특성 중 망대특성으로 주어지는 MLDM 문제에 대하여 주어진 전체 속성을 의사결정자 입장에서 중요도(priority), 유사성/차별성(similarity/dissimilarity) 혹은 근접성(proximity)에 의해 소수개의 하위 그룹속성으로 분할한 후, 이를 단계적으로

고려하는 과정에서 다구찌 방법(Taguchi's method)의 신호대 잡음비(signal-to-noise ratios :  $S/N$ 비) [1,11,16,17,19]의 척도를 이용하여 대안의 수를 점차 감소시키는 해의 수렴(convergence)을 통해 최종의 최적 선호대안(final optimal preferred alternative)을 구할 수 있도록 하였다.

위의 속성의 그룹화(grouping)의 개념은 ① Minkowski, Hamming과 Mahalanobis가 제시한 차이, ② Jaccard와 Dice가 제시한 관련계수, ③ Pearson이 제시한 상관척도 등을 이용하여 트리(tree) 형상의 계층적 군집화방법(hierarchical clustering methods) 혹은 상호배타적 분할군집화(partitional clustering methods) 할 수 있다[20].

## 2. 기호정의 및 선호대안의 선정

### 2.1 기호정의

본 연구에서는 MLDM 문제의 상충문제를 보다 효율적으로 해결하기 위한 대화형 접근방법을 제시하기 위하여 다음과 같이 기호를 정의하기로 한다.

- $n_0$  : 원문제에서 고려할 전체 속성의 수
- $m_0$  : 원문제에서 고려할 전체 대안의 수
- $n$  : 반복 측정 데이터 수
- $y_d$  : 반복 측정 데이터로  $d = 1, 2, \dots, n$
- $a_i$  : 원문제의  $i$  대안으로  $i = 1, \dots, m_0$
- $z$  :  $n_0$ 개의 전체 속성을 상호 독립적인 소수의 그룹으로 분할했을 때의 그룹 수
- $p$  : 단계를 의미하며  $p = 1, 2, \dots, z \leq n_0$
- $n_p$  : 단계  $p$ 에서 추가적으로 고려하는 속성의 수,  

$$n_0 = n_1 + n_2 + \dots + n_z$$
- $m_p$  : 단계  $p$ 에서 실행가능한 대안의 수로 전단계  $p-1$ 에서 제거시키고 남은 대안의 수,  

$$m_0 \geq m_1 \geq \dots \geq m_z$$
- $c_j^p$  : 단계  $p$ 에서 고려하는  $j$ 번째 속성  $c_j$
- $G_p$  : 단계  $p$ 에서 고려하는 그룹속성으로  

$$G_p = \{c_1^p, c_2^p, \dots, c_{n_p}^p\}$$
, 단,  $c_j^p = G_p$ 의 속성  
 $c_j$  ( $j = 1, 2, \dots, n_p$ )
- $A_0$  : 원문제에서 주어진 전체 대안들의 집합으로  

$$A_0 = \{a_1, a_2, \dots, a_{m_0}\}$$
- $A_p$  : 단계  $p$ 에서 제거하고 남은 대안들의 집합으로  

$$A_0 \supseteq A_1 \supseteq \dots \supseteq A_z$$

- $\omega_p$  : 10점법에 의한 그룹속성  $G_p$ 의 가중치로 그룹의 순위는 중요도를 의미하기 때문에  
 $\omega_1 \geq \omega_2 \geq \dots \geq \omega_z \geq 0$
- $\lambda_p$  :  $\omega_p$ 를 벡터정규화(vector normalization)한 가중치로  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_z \geq 0$ 이고  $\sum_{p=1}^z \lambda_p = 1$
- $x_{i,j}$  : 대안  $a_i$ 의 속성  $c_j$ 에 대한 평가치  
 $(i = 1, 2, \dots, m_0, j = 1, 2, \dots, n_0)$
- $SN_p(x_{i,j})$  : 단계  $p$ 에서 대안  $a_i$ 의 속성  $c_j$ 에 대한 SN비
- $SN_p(a_i)$  : 단계  $p$ 까지의 대안  $a_i$ 의 누적 SN비로 이전의 단계  $p-1$ 에서 얻은  $SN_{p-1}(a_i)$ 에 위의  $SN_p(x_{i,j})$ 와 그룹속성별 가중치  $\lambda_p$ 를 곱하여 이를 합산한 SN비로  $SN_0(a_i) = 0$ 의 초기조건에 대해  
 $SN_p(a_i) = SN_{p-1}(a_i) + \lambda_p \cdot \sum_{j=1}^{n_p} SN_p(x_{i,j})$
- $SN(G_p)$  : 단계  $p$ 에 주어진 모든 속성을 고려한 SN비의 합
- $\overline{a_*^p}$  : 해당 단계  $p$ 의 그룹속성만을 고려한 최선의 대안
- $a_*^p$  : 단계  $p$ 까지의 최적 선호대안(current optimal preferred alternative)
- $C_p$  : 단계  $p$ 에서 최적대안을 가능한 보장하기 위한 절단범위(cutting range)
- $C'_p$  : 의사결정자가 조정한 절단범위이며  $C'_p \geq C_p$

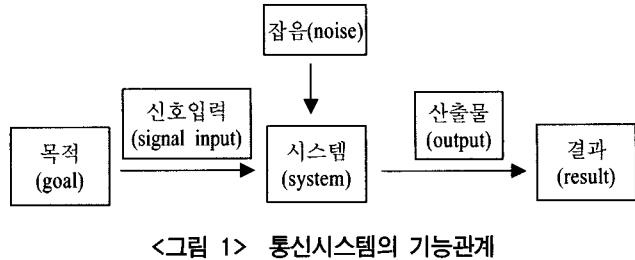
## 2.2 SN비에 의한 선호대안의 선정

일반적으로 다구찌 방법[1,11,16,17,19]을 MADM문제에 적용시키는 경우 제품의 성능특성치가 목표값에서 벗어난 정도의 크기에 따라 발생한 손실을 함수로 표현하는 손실함수(loss function)와 신호 대 잡음의 비율 SN비(Signal-to-Noise ratios)개념을 이용할 수 있다[2,3].

여기에서 잡음(noise)이란 제품의 성능에 영향을 미치는 성능특성치를 목표값으로부터 벗어나게 하는 변수를 나타내는 것으로

- (a) 외부잡음(external noises) : 온도나 습도와 같이 외부 환경조건의 변화에 의한 잡음
- (b) 내부잡음(internal noises) : 마찰에 의한 부품의 마모나 열화처럼 사용하면서 발생하는 잡음
- (c) 제품간의 잡음(between-products noises) : 제조과정이 불완전하여 제품을 생산할 때 발생되는 성능특성치의 산포로 인한 잡음

의 세 가지로 구분하였으며, 제품의 성능에 직접적으로 영향을 미치는 이러한 잡음들을 제거 혹은 최소화함으로써 제품의 품질향상을 꾀할 수 있는 것으로 판단하였다. 한편, 통신공학에서 기능적인 품질특성을 다룰 경우 다음의 <그림 1>과 같이 신호입력과 잡음이 시스템의 산출물에 어느 정도의 영향을 주는가를 조사하게 된다.



<그림 1> 통신시스템의 기능관계

이 때 목적을 수행하기 위하여 전달된 신호입력이 산출물의 품질수준에 영향을 주며 시스템에 가해지는 잡음이 산출물의 품질에 변동을 초래하게 되어 결과에 대한 신뢰성을 떨어뜨리게 된다. 이러한 측면에서의 SN비는 신호 대 잡음의 비율(Signal-to-Noise ratios)을 의미하는 것으로 다음과 같이 신호입력의 힘과 잡음이 주는 영향의 힘의 비율로서 나타낸다.

$$\begin{aligned} SN비 &= \frac{\text{목적이 산출물의 결과에 어느 정도 반영되었는가?}}{\text{잡음의 크기가 산출물의 결과에 어느 정도 나쁜 영향을 주는가?}} \\ &= \frac{\text{신호입력이 산출물에 전달된 힘}}{\text{잡음이 산출물에 전달된 힘}} \\ &= \frac{\text{신호의 힘}(\text{power of signal})}{\text{잡음의 힘}(\text{power of noise})} \quad \dots \dots \dots (1) \end{aligned}$$

위의 식(1)에서 SN비는 손실함수에서와 마찬가지로 망목특성, 망소특성과 망대특성에 대하여 각기 사용될 수 있다[1,11,16,17,19].

### ① 망목특성인 경우 SN비

- 평균이용 :

$$SN = 10 \log(n \bar{y}^2), \quad \bar{y} = \sum_{d=1}^n y_d / n \quad \dots \dots \dots (2)$$

- 산포이용 :

$$SN = 10 \log(\bar{y}^2 / V),$$

$$V = \sum_{d=1}^n (y_d - \bar{y})^2 / (n-1) \quad \dots \dots \dots (3)$$

### ② 망소특성인 경우 SN비

$$SN = -10 \log[1/n \sum_{d=1}^n y_d^2] \quad \dots \dots \dots (4)$$

### ③ 망대특성인 경우 SN비

$$SN = -10 \log[1/n \sum_{d=1}^n 1/y_d^2] \quad \dots \dots \dots (5)$$

으로 한다. 이때  $SN$ 의 값은 크면 클수록 좋은 것이다. 위의 망목, 망소, 망대특성 모두  $SN$ 비 값 단위는 데시벨이다. 위와 같이 각각의 특성별로  $SN$ 비가 다른 이유는 MADM 문제의 해결에 있어서 다차원 공간(multi-dimensional)상의 다양한 속성의 선호방향(preference direction)을 원점으로부터 동일한 방향으로 설정하기 위한 것이다.

본 연구에서는 우선 많은 대안과 속성을 가지는 MLDM 문제에 대하여 주어진 그룹간이나 특정의 그룹내의 속성간에 가법성(additivity)을 만족하면서 궁극적으로 효용/선호독립(utility/preferential independence)이라고 가정한다.

그러면 단계  $p$  ( $p=1, 2, \dots, \leq n_0$ )을 거치면서 주어진 그룹속성  $G_p$ 와 그룹내의 속성  $c_j^p$ 간에 있어서

$$SN_p(a_i) = SN_{p-1}(a_i) + \lambda_p \cdot \sum_{j=1}^{n_p} SN_p(x_{i,j}) \quad \dots \dots (6)$$

이 될 것이다. 그러나 주어진 그룹속성간에 선호독립을 만족하면서 그룹내의 속성간에 선호종속(preferential dependence)을 가정[6,7]하면

$$SN_p(a_i) = SN_{p-1}(a_i) + \lambda_p \cdot SN_p(x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n_p}) \quad \dots \dots (7)$$

이 될 것이다.

여기서 단계  $p$ 에서  $n_p$ 개의 속성으로부터 얻을 수 있는  $SN$ 비를 의미하는 식 (6)의  $\sum_{j=1}^{n_p} SN_p(x_{i,j})$ 과 식 (7)의  $SN_p(x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n_p})$ 을 다르게 표기한 것은 식 (6)은 가법성을 만족하지만 식 (7)은 가법성을 만족하지 않기 때문에 다양한 함수를 가질 수 있음을 구분하기 위한 것이다. 따라서 주어진 그룹내의 속성간에 가법성을 만족하면 식 (7)은 식 (6)으로 즉각 전환가능하다.

한편, 주어진 그룹속성간과 그룹내의 속성간에 모두 선호종속을 허용한다면 위의 식 (7)에서 등호의 오른편 2개항 모두 서로 다른 다양한 함수를 가질 수 있다. 즉, 이것은 단계  $p-1$ 까지의  $SN_{p-1}(a_i)$ 와 단계  $p$ 의  $SN_p(a_i)$ 가 모두 매우 복잡하면서도 다양하게 나타날 수 있는데, 이들이 다시 그룹간에 재결합이 되어야 한다는 점을 감안하면 속성의 수가 많아지면 많아질수록 계산에 필요한 경우의 수가 기하급수적으로 증가할 것이다. 이러한 문제의 해결을 위해서는 Zeleny[23]를 응용할 수 있을 것이다.

위의 선형성, 가법성과 선호독립성이 만족되는 경우에 기준의 접근방법인 효용/가치함수(utility/value function : UVF)모형을 간단히 이용하기 위해서는 선형가법모형을 이용할 수 있다. 그러나 이 접근방법은 위의 성질 외에

도 속성간 발생하는 상충문제에 따른 직접 선형보정성(the direct linear compensation)을 가정한다. 이러한 문제 해결을 위해서는 처음 주어진 문제에 대하여 각 속성별로 반드시 벡터정규화(vector normalization)를 해야 한다. 그 이유는 어느 주어진 속성이 소요시간 측면에서 초, 분, 시간, 일, 주, 월, 년 등으로 주어지는 경우 정규화를 하지 않으면 전혀 다른 대안이 선정될 수 있기 때문이다[2,10,23].

따라서, 본 연구에서는 매우 많은 대안과 속성을 가지는 MCDM 문제를 해결하기 위하여 점차적인 단계  $p$ 를 거치면서 우선적으로 의사결정자의 입장에서 중요하다고 생각되는 그룹속성을 고려하여  $SN$ 비 개념에 의해 이들의 값이 최대가 되는 최종의 최적 선호대안  $a_*^*$ 를 선정하기 위한 접근방법을 제시하고자 한다. 여기서, 단계  $p$ 가 증가함에 따라 대안의 차별화를 효율적으로 하기 위하여  $i \neq k$ 일 때  $a_i, a_k \in A_{p-1}$ 에 대해  $SN_p(a_i)$ 에 의한 대안  $a_i$ 와 대안  $a_k$ 간의 선호관계는

$$\begin{aligned} \sum_{p=1}^z SN_p(a_i) < \sum_{p=1}^z SN_p(a_k) &\Leftrightarrow a_i < a_k \\ \sum_{p=1}^z SN_p(a_i) = \sum_{p=1}^z SN_p(a_k) &\Leftrightarrow a_i \sim a_k \quad \dots \dots (8) \\ \sum_{p=1}^z SN_p(a_i) > \sum_{p=1}^z SN_p(a_k) &\Leftrightarrow a_i > a_k \end{aligned}$$

가 됨을 알 수 있다. 위의  $a_i > (<) a_k$ 는 대안  $a_i$ 를 대안  $a_k$ 보다 (덜)선호(prefer)함을 의미하고,  $a_i \sim a_k$ 는 무차별(indifference)함을 의미한다. 이러한 개념에 의해 구해지는 단계별 최적 선호대안과 해당 단계에서의 나머지 대안간의  $SN$ 비가 의사결정자 입장에서 볼 때 어느 정도 이하인 열등대안(inferior alternative)을 제거시킬 수 있을 것이다. 이것은 의사결정자가 시간적으로 축박한 의사결정을 해야하는 상황에서 막연히 열등대안일 것으로 생각하는 임의의 대안이 제거된다면 커다란 손실로 이어질 수 있을 때 의사결정자 입장에서는 가능한 방법을 최대한 모색할 것이다. 이를 위해 본 연구에서는 단계  $p$ 를 거치면서 구해지는 절단범위(cutting range)를 벡터정규화를 이용하는 접근방법[6,7]과는 달리 주어진 대안들로부터 얻은 평균  $SN$ 비값

$$C_p = \sum_{i=1}^{m_p} SN_p(a_i) / m_p \quad \dots \dots (9)$$

를 이용하기로 한다. 여기서 의사결정자가 단계  $p$ 이후의 추가적인 속성을 고려하여 조정가능한 절단범위  $C_p' = \rho C_p$ 를 통해 다시 열등대안을 제거할 수도 있다. 위의  $\rho$ 는  $C_p$ 를 조정하기 위한 상수(constant)가 되는데  $\rho = 1.0$ 이

면  $C'_p = C_p$ 이기 때문에 절단법위는 평균 SN비값과 동일한 값을 가진다.

### 3. MLDM 접근방법의 제시

#### 3.1 절 차

본 연구에서 제시하고 있는 접근방법의 절차는 다음과 같다.

절차 1 : 단계  $p=1$ 로 하고 주어진 모든 대안  $a_i$ 에 대하여  $SN_p(a_i)=0$ 을 초기화한다.

절차 2 : 모든  $i=1, 2, \dots, m_p$ 와  $j=1, 2, \dots, n_p$ 에 대하여  $m_p \times n_p$ 의  $x_{i,j}$ 를 입력한다.

절차 3 :  $G_p$ 의 가중치  $\lambda_p$ 를 결정한다.

절차 4 : 단계  $p$ 에서 주어진 대안  $a_i$ 에 대한 속성  $c_j$ 의 SN비를 계산한다.

$$SN_p(x_{i,j}) = -10 \log [1/n \sum_{d=1}^n 1/(y_d)^2]$$

절차 5 :  $SN_p(a_i) = SN_{p-1}(a_i) + \lambda_p \cdot \sum_{j=1}^{n_p} SN_p(x_{i,j})$  를 계산한다.

절차 6 : 모든 대안  $a_i$ 에 대하여  $Max SN_p(a_i)$ 를 가지는 대안을 선정한다.

절차 7 : 단계  $p$ 에서의 선호대안  $a_*^p$ 를 구한다. 즉,  $a_*^p$ 는  $Max SN_p(a_i)$ 를 가지는 대안이다.

절차 8 :  $C_p = \sum_{i=1}^{m_p} SN_p(a_i)/m_p$ 를 계산한다.

절차 9 :  $C_p$ 를 이용 열등대안을 제거한다.

절차 10 :  $C_p$ 를 만족하면  $C'_p = C_p$ 로 하고, 그렇지 않으면  $C'_p = \rho C_p$ 에 대해  $\rho$ 를 조정하여  $C'_p \geq C_p$ 가 되도록 한다.

절차 11 :  $C'_p$ 에 따른 대안을 제거한다.

절차 12 : 선정 대안의 집합이 하나의 원소이거나  $n_0$ 개 속성을 모두 고려했으면 절차 13으로 가고, 그렇지 않으면  $p=p+1$ 로 하고 절차 2로 간다.

절차 13 :  $a_*^p = Max SN_p(a_*^p)$ 로 하는 최종의 최적 선호대안을 선정한다.

절차 14 : 종료한다.

여기서는 일반적인 의사결정상황과 유사한 문제해결을 위해 위에서 제시한 절차를 가지고 간단한 수계산을 통해 확인 가능하도록 단계  $p=1$ , 대안이 2개이고 속성이 3개인 것으로 한정하여 다음의 <표 1>과 같은 망대특성의 예를 통해 설명하기로 한다.

<표 1> 2개 대안과 3개 속성을 가지는 의사결정상황

대안	속성		
	$c_1$	$c_2$	$c_3$
$a_1$	6	2	3
$a_2$	4	5	2

여기서는 단계  $p=1$ 로 한정하였고, 대부분의 의사결정 상황과 유사한 1회성의 의사결정표의 자료가 제시되었기 때문에 위에서 제시한 절차 1~3은 설명하지 않아도 될 것이다. 한편, 절차 4는 대안의 선정에 있어서 절대적으로 영향을 미칠 수 있는 데, 식 (5)의

$$SN = -10 \log [1/n \sum_{d=1}^n 1/(y_d)^2]$$

는 1회성의 자료이기 때문에

$$SN = -10 \log [1/1 \sum_{d=1}^1 1/(x_{i,j})^2] = 20 \log (x_{i,j})$$

가 된다. 따라서 대안  $a_1$ 으로부터 얻을 수 있는 절차 5의 SN비의 합은  $20\log 6 + 20\log 2 + 20\log 3 = 15.56302501 + 6.020599913 + 9.542425094 = 31.12605002$ 이고, 대안  $a_2$ 로부터 얻을 수 있는 SN비의 합은  $20\log 4 + 20\log 5 + 20\log 2 = 12.04119983 + 13.97940009 + 6.020599913 = 32.04119983$ 이 된다.

이러한 과정을 통해 절차 6과 7에서 최대의 SN비 값을 가지는 대안은  $a_2$ 가 된다. 만약, 위의 문제를 단일 차원의 문제로 인식하고 가법화시킨다면 대안  $a_1$ 과 대안  $a_2$  모두 11의 값을 갖기 때문에 의사결정을 할 수 없는 상황에 이르게 될 수도 있다.

그리고 절차 8~12는 <표 1>과 같은 의사결정문제가 실제의 의사결정상황에서 매우 많은 대안과 속성을 포함하고 의사결정의 시급성을 가지는 경우 이를 효율적으로 해결하기 위한 것으로 단계  $p=1$ 로 한정하였기 때문에 설명을 하지 않아도 될 것이다. 따라서 절차 13에서 선정된 최종의 선호대안은  $a_2$ 가 되면서 절차 14에서 종료한다.

#### 3.2 접근방법의 모형화

본 연구에서는 단계  $p$  ( $p=1, 2, \dots, z \leq n_0$ )를 거치면서  $m_p$ 개의 대안과  $n_p$ 개의 속성으로 구성된 그룹속성  $G_p$ 를 가지는 MLDM 문제의 해결을 위하여 다음과 같이 목적함수와 제약조건식을 제시하기로 한다.

$$\underset{a_i \in A_{p-1}}{\text{Maximize}} \quad SN_p(a_i) = SN_{p-1}(a_i) + \lambda_p \cdot \sum_{j=1}^{n_p} SN_p(x_{i,j}) \quad (10)$$

$$\text{s.t. } SN_p(x_{i,j}) \geq 0 \quad (11)$$

$$SN_p(a_i) \geq 0 \quad (12)$$

$$SN_0(a_i) = 0 \quad (13)$$

$$i = 1, 2, \dots, m_p, \quad j = 1, 2, \dots, n_p \quad (14)$$

$$\lambda_p \in [0, 1] \quad (15)$$

$$p = 1, 2, \dots, \leq n_0 \quad (16)$$

위의 식(10)은 단계  $p$ 까지의 SN비 최대화를 통한 최적 선호대안 선정을 의미하는 것으로 이것은 단계  $p-1$  까지의 대안  $a_i$ 의 SN비에 주어진 그룹속성의 중요도를 가지는 폐구간  $[0,1]$ 의 가중치  $\lambda_p$ 와 단계  $p$ 에서 구한  $SN_p(x_{i,j})$ 를 곱한 것을 더하여 이들의 합이 최대가 되는 최적 선호대안  $a_*^p$ 를 선정함을 의미한다. 여기서  $i = 1, 2, \dots, m_p$  와  $j = 1, 2, \dots, n_p$  일 때 식 (11)의  $SN_p(x_{i,j}) \geq 0$ 은 평가치  $x_{i,j}$ 로부터 얻은 SN비가 0보다 크거나 최소한 동일함을 의미하고, 식 (12)의  $SN_p(a_i) \geq 0$ 은 단계  $p$ 까지의 SN비값이 0보다 크거나 최소한 동일함을 의미한다. 그리고 식 (13)의  $SN_0(a_i) = 0$ 은 처음 주어진 단계  $p = 0$ 에서의

모든 대안의 SN비는 0임을 의미한다. 한편, 식 (16)의  $p(p=1, 2, \dots, \leq n_0)$ 는 원문제에서 주어진 속성의 수  $n_0$ 보다 최소한 적은 유한단계  $z$ 를 거치면서 최종의 최적 선호대안이 선정되어야 함을 의미한다.

### 3.3 수치 예

다음의 <표 2>는 15개의 대안과 9개의 속성을 갖는 MLDM 상황을 나타낸 것이다[4,5].

이러한 문제의 적용을 위해서는 주어진 대안에 대하여 망대특성(larger-is-better characteristics : L type)을 가지는 속성 즉, 제품의 순도, 경도, 강도(인장, 압축, 전단, 비틀림, 휨), 수량, 출력, 유효성, 호환성, 작업환경수준, 안전도, 양품율, 성장률, 시간(수명, MTBF, MTTF), 내구성 등으로 주어지는 경우에 적용가능할 것이다.

이러한 <표 2>에 대해 어느 의사결정자로부터 속성별 중요성과 유사성/차별성, 근접성[20]에 의해  $G_1 = \{c_1^1, c_2^1, c_3^1\}$ ,  $G_2 = \{c_1^2\}$ ,  $G_3 = \{c_1^3, c_2^3\}$ ,  $G_4 = \{c_1^4, c_2^4\}$ ,  $G_5 = \{c_1^5\}$ 이며, 이들 그룹속성의 가중치를 10점법에 의해  $\omega_p = [\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5]^T = [10, 5, 3, 2, 1]^T$ 를 얻었다면  $\lambda_p = \omega_p / \sum_{p=1}^z \omega_p$ 이기 때문에  $\lambda_p = [0.476190476, 0.238095238, 0.142857143, 0.095238095, 0.047619048]^T$

<표 2> MLDM 문제상황의 수치 예

대안	G1			G2		G3		G4		G5
	$c_1^1$	$c_2^1$	$c_3^1$	$c_1^2$	$c_1^3$	$c_2^3$	$c_1^4$	$c_2^4$	$c_1^5$	
$a_1$	113,270,000	60.4	8	7	28.5	1	24.98	251,000	1	
$a_2$	111,130,000	37.2	6	10	23.4	9	29.97	260,000	6	
$a_3$	117,050,000	60.8	8	6	24.8	3	19.70	283,000	5	
$a_4$	114,470,000	10.4	8	5	26.0	7	29.50	226,000	4	
$a_5$	111,350,000	40.6	1	3	26.1	9	24.98	274,000	10	
$a_6$	113,990,000	90.3	9	2	23.4	4	24.50	283,000	2	
$a_7$	112,310,000	52.3	5	7	30.1	2	24.50	253,000	2	
$a_8$	115,080,000	66.8	1	3	22.6	5	29.68	301,000	1	
$a_9$	110,990,000	10.4	10	5	29.9	6	24.93	281,000	4	
$a_{10}$	111,070,000	32.3	9	9	24.8	1	29.79	265,000	9	
$a_{11}$	111,190,000	10.8	7	6	27.4	8	23.96	225,000	1	
$a_{12}$	113,710,000	20.4	6	1	21.8	2	24.99	200,000	4	
$a_{13}$	119,990,000	51.4	4	4	27.0	9	24.91	224,000	4	
$a_{14}$	119,440,000	70.2	3	5	20.0	10	29.22	246,000	7	
$a_{15}$	116,230,000	43.8	8	8	23.7	1	24.39	238,000	4	

가 된다[10].

본 연구에서 제시한 절차를 통해 <표 2>의 수치 예에 대하여 각 그룹의 속성들에 대한 SN비의 합을 구한 결과는 다음의 <표 3>과 같다.

다음의 <표 3>에서 알 수 있는 것과 같이 각 그룹의 SN비값들 중에서 최대값을 가지는 단계  $p$ 만의 최선의 대안은  $\overline{a_*^1} = a_6$ ,  $\overline{a_*^2} = a_2$ ,  $\overline{a_*^3} = a_{13}$ ,  $\overline{a_*^4} = a_8$ ,  $\overline{a_*^5} = a_5$ 임을 알 수 있다.

<표 3> 각 그룹별 속성들에 대한 SN비의 합

그룹 SN비 대안	G1		G2		G3		G4		G5	
	SN( $G_1$ )	그룹별 최 선 대 안	SN( $G_2$ )	그룹별 최 선 대 안	SN( $G_3$ )	그룹별 최 선 대 안	SN( $G_4$ )	그룹별 최 선 대 안	SN( $G_5$ )	그룹별 최 선 대 안
$a_1$	214.7648365		16.9019618		29.0968972		135.9453231		0.0000000	
$a_2$	207.8905101		20.0000000	$\overline{a_*^2}$	46.4691673		137.8332018		15.5630250	
$a_3$	215.1072997		15.5630251		37.4314587		134.9250532		13.9794000	
$a_4$	199.5763002		13.9794000		45.2014277		136.4786091		12.0411998	
$a_5$	193.1043251		9.5424250		47.4176603		136.7068599		20.0000000	$\overline{a_*^5}$
$a_6$	219.3359403	$\overline{a_*^1}$	6.0205999		39.4255169		136.8190504		6.0205999	
$a_7$	209.3578024		16.9019608		35.5919298		135.8457321		6.0205999	
$a_8$	197.7155263		9.5424250		41.0615688		139.0206078	$\overline{a_*^4}$	0.0000000	
$a_9$	201.2463438		13.9794000		45.0764487		136.9085720		12.0411998	
$a_{10}$	210.1808361		19.0848501		27.8890336		137.9463275		19.0848501	
$a_{11}$	198.4917505		15.5630250		46.8168110		134.6333866		0.0000000	
$a_{12}$	202.8716015		0.0000000		32.7897297		133.9759250		12.0411998	
$a_{13}$	207.8433633		12.0411998		47.7121254	$\overline{a_*^3}$	134.9324349		12.0411998	
$a_{14}$	208.0121632		13.9794000		46.0205999		137.1323064		16.9019608	
$a_{15}$	212.1976467		18.0617997		27.4949669		135.2757751		12.0411998	

<표 4> 단계별로 구해진  $SN_p(a_i)$ 의 변화

구 분	$p=1$		$p=2$		$p=3$		$p=4$		$p=5$	
	$SN_1(a_i)$	단계별 최 적 대 안	$SN_2(a_i)$	단계별 최 적 대 안	$SN_3(a_i)$	단계별 최 적 대 안	$SN_4(a_i)$	단계별 최 적 대 안	$SN_5(a_i)$	단계별 최 적 대 안
$a_1$	102.2689697		106.2932461	$\overline{a_*^2}$	110.4499457		123.3971193		123.3971193	
$a_2$	98.9954809		103.7573857		110.3958382		123.5228098		124.2639062	
$a_3$	102.4320474		106.1375296		111.4848808		124.3348859		125.0005716	$\overline{a_*^5}$
$a_4$	95.0363333		98.3647619		104.8221088		117.8200715		118.3934620	
$a_5$	91.9544404		94.2264464		101.0003979		114.0200989		114.9724798	
$a_6$	104.4456858	$\overline{a_*^1}$	105.8791620		111.5113787	$\overline{a_*^3}$	124.5417644	$\overline{a_*^4}$	124.8284596	
$a_7$	99.6941915		103.7184680		108.8030294		121.7407181		122.0274133	
$a_8$	94.1502505		96.4222565		102.2881950		115.5282528		115.5282528	
$a_9$	95.8315922		99.1600208		105.5995135		118.6384251		119.2118156	
$a_{10}$	100.0861124		104.6301243		108.6142720		121.7520174		122.6608198	
$a_{11}$	94.5198811		98.2253633		104.9134792		117.7357064		117.7357064	
$a_{12}$	96.6055245		96.6055245		101.2897716		114.0493835		114.6227740	
$a_{13}$	98.9730300		101.8399824		108.6560004		121.5067084		122.0800989	
$a_{14}$	99.0534110		102.3818396		108.9562110		122.0164307		122.8212859	
$a_{15}$	101.0464984		105.3469269		109.2747793		122.1581864		122.7315769	

그리고 단계  $p$ 에 따른 속성  $j=1, 2, \dots, n_p$ 를 가지고 가중치를 고려하여 각 대안의  $SN_p(a_i)$ 를 계산한 결과는 다음의 <표 4>와 같다.

여기서 단계  $p=1$ 까지의 대안  $a_1$ 의 누적 SN비는 초기조건  $SN_{p-1}(a_i)=0$ 과  $\lambda_1 \cdot SN(G_1)=0.476190476 \times 214.7648365=102.2689697$ 을 더한 값이다.

위의 결과에 대해 단계  $p=1$ 일 때 대안  $a_i$ 의  $SN_1(a_i)$ 는  $\lambda_1$ 과 그룹속성  $c_1^1, c_2^1$ 과  $c_3^1$ 을 고려하여 얻은 SN비의 곱이다. 즉,  $p=1$ 일 때 주어진 모든 속성  $j=1, 2, \dots, n_1$ 를 고려한  $\lambda_p \cdot SN_1(x_{i,j})$ 를 구하여 주어진 대안에 대한  $SN_p(a_i)$ 를 구한 것이다.

지금까지의 <표 3>에서 그룹별 최선의 대안이 <표 4>와 같이 단계별 최적 선호대안으로 바뀐 이유는 최선의 대안으로 선택이 되었던 대안들이 단계  $p$ 를 거치면서 얻어진 SN비의 누적값이 다른 대안에 비해 적기 때문이다. 이러한 측면에서 현재 단계  $p=1$ 에서 얻을 수 있는 최소의  $SN_1(a_5)=91.9544404$ 이고 최대의  $SN_1(a_6)=104.4456858$ 이다.

따라서 단계  $p=1$ 까지의 최적 선호대안은  $a_6$ 임을 알 수 있다. 이때 의사결정자가 시간적으로 급박한 의사결정을 해야하는 상황에서 막연히 열등대안일 것으로 생각되는 대안을 제거시키지 않도록 하기 위해 단계  $p$ 에

대하여 주어진 대안  $a_i$ 로부터 얻을 수 있는 다양한 값들 중에 평균 SN비 값을 절단범위로 하고  $\rho=1.0$ 에 대해  $C_p = C_p'$ 로 가정하여 이에 따른 대안이 제거되는 과정을 고찰해 보면 다음의 <표 5>와 같다.

다음의 <표 5>에서 알 수 있는 것과 같이 단계  $p$ 를 거치면서 구해지는 절단범위  $C_p$ 는 단계  $p=1$ 에서는  $C_1=98.33956332$ ,  $p=2$ 에서는  $C_2=104.4427405$ ,  $p=3$ 에서는  $C_3=110.2670513$ ,  $p=4$ 에서는  $C_4=124.0912565$ ,  $p=5$ 에서는  $C_5=124.9145156$ 으로 점점 증가하는 것을 볼 수 있는데 이는 고려하고자 하는 속성이 증가하면서 SN비값이 누적되기 때문이다.

따라서 단계  $p$ 를 거치면서 제거되는 대안은  $p=1$ 에서  $a_4, a_5, a_8, a_9, a_{11}, a_{12}$ ,  $p=2$ 에서  $a_2, a_7, a_{13}, a_{14}$ ,  $p=3$ 에서  $a_{10}, a_{15}$ ,  $p=4$ 에서  $a_1$ ,  $p=5$ 에서  $a_6$ 임을 알 수 있다.

이러한 결과와 동일한 맥락에서 의사결정자가  $C_p' = \rho C_p$ 에 대해  $\rho$ 의 조정에 이한 절단범위  $C_p'$ 를  $C_p$ 보다 더욱 크게 설정함으로써 해에 더욱 빨리 수렴할 수 있을 것이다.

여기서  $\rho=1.0$ 이면  $C_p' = C_p$ 가 되고,  $\rho > 1.0$ 이면  $C_p' > C_p$ , 그리고  $\rho < 1.0$ 이면  $C_p' < C_p$ 가 될 것이다. 이러한 의미는 의사결정자가 위험중립(risk neutral)이면  $\rho=1.0$ , 위험지향(risk prone)이면  $\rho > 1.0$ , 위험회피(risk averse)이면  $\rho < 1.0$

<표 5> 평균 SN비값을 절단범위로 한 경우의 대안제거의 변화

구 분	$p=1$		$p=2$		$p=3$		$p=4$		$p=5$	
	$SN_1(a_i)$	대안 제거	$SN_2(a_i)$	대안 제거	$SN_3(a_i)$	대안 제거	$SN_4(a_i)$	대안 제거	$SN_5(a_i)$	대안 제거
$a_1$	102.2689697		106.2932461	$a_*^2$	110.4499457		123.3971193	제거	—	
$a_2$	98.9954809		103.7573857	제거	—		—		—	
$a_3$	102.4320474		106.1375296		111.4848808		124.3348859		125.0005716	$a_*^5$
$a_4$	95.0363333	제거	—		—		—		—	
$a_5$	91.9544404	제거	—		—		—		—	
$a_6$	104.4456858	$a_*^1$	105.8791620		111.5113787	$a_*^3$	124.5417644	$a_*^4$	124.8284596	제거
$a_7$	99.6941915		103.7184680	제거	—		—		—	
$a_8$	94.1502505	제거	—		—		—		—	
$a_9$	95.8315922	제거	—		—		—		—	
$a_{10}$	100.0861124		104.6301243		108.6142720	제거	—		—	
$a_{11}$	94.5198811	제거	—		—		—		—	
$a_{12}$	96.6055245	제거	—		—		—		—	
$a_{13}$	98.9730300		101.8399824	제거	—		—		—	
$a_{14}$	99.0534110		102.3818396	제거	—		—		—	
$a_{15}$	101.0464984		105.3469269		109.2747793	제거	—		—	
$C_p = \sum_{i=1}^{m_p} SN_p(a_i)/m_p$	98.33956332		104.4427405		110.2670513		124.0912565		124.9145156	

을 선택하는데 영향을 미칠 수도 있을 것이다[23]. 이러한 개념에 의해 단계  $p=1, 2, 3, 4, 5$ 를 거치면서 구해지는 대안집합의 선호순위는

$$\begin{aligned} A_1 &= \{a_6 > a_3 > a_1 > a_{15} > a_{10} > a_7 > a_{14} > \\ &\quad a_2 > a_{13} > a_{12} > a_9 > a_4 > a_{11} > a_8 > a_5\} \\ A_2 &= \{a_1 > a_3 > a_6 > a_{15} > a_{10} > a_2 > a_7 > \\ &\quad a_{14} > a_{13} > a_9 > a_4 > a_{11} > a_{12} > a_8 > a_5\} \\ A_3 &= \{a_6 > a_3 > a_1 > a_2 > a_{15} > a_{14} > a_7 > \\ &\quad a_{13} > a_{10} > a_9 > a_{11} > a_4 > a_8 > a_{12} > a_5\} \\ A_4 &= \{a_6 > a_3 > a_2 > a_1 > a_{15} > a_{14} > a_{10} > \\ &\quad a_7 > a_{13} > a_9 > a_4 > a_{11} > a_8 > a_{12} > a_5\} \\ A_5 &= \{a_3 > a_6 > a_2 > a_1 > a_{14} > a_{15} > a_{10} > \\ &\quad a_{13} > a_7 > a_9 > a_4 > a_{11} > a_8 > a_5 > a_{12}\} \end{aligned}$$

이다. 위의 결과에서 알 수 있는 바와 같이 단계  $p$ 를 거치면서 구해지는 단계별 선호대안은

$$a_*^1 = a_6, a_*^2 = a_1, a_*^3 = a_6, a_*^4 = a_6, a_*^5 = a_3$$

으로 단계  $p=2, p=3$ 과  $p=5$ 에서 최적 선호대안의 변화가 있었음을 알 수 있다. 이러한 선호결과가 단계  $p=2$ 일 때  $a_6$ 에서  $a_1$ 으로 바뀌게 된 이유는  $p=1$ 일 때의 대안  $a_6$ 의  $\{113,970,000, 90.3, 9\}$ 와 대안  $a_1$ 의  $\{113,270,000, 60.4, 8\}$ 의 차이에서 기인하는  $SN(G_1)$ 이  $p=2$ 일 때의 대안  $a_6$ 의  $\{2\}$ 와  $\{7\}$ 의 차이에서 기인하는  $SN(G_2)$ 를 선호비교측면에서 상쇄할 수 없기 때문에 발생한다. 즉, 대안  $a_1$ 의  $p=1$ 에서의 그룹속성을 고려한 대안  $a_6$ 과  $a_1$ 에 대한 각각의  $SN$ 비 즉,  $SN_1(a_6)=104.4456858$ 과  $SN_1(a_1)=102.2689697$ 에 대하여 단계  $p=2$ 에서 추가적으로 고려하는 대안  $a_6$ 의  $x_{6,1}^2=2$ 를 대안  $a_1$ 의  $x_{1,1}^2=7$ 에 비교하여 볼 때 이때 발생한  $SN$ 비는 각각  $SN_2(x_{6,1})=6.020599913$ 과  $SN_2(x_{1,1})=16.9019618$ 이므로 단계  $p=2$ 에서 고려하는 그룹속성의  $SN$ 비 측면에서 대안  $a_6$ 이 대안  $a_1$ 보다 큰 값을 가지고 있으므로  $SN_2(a_6)=105.879162$ 와  $SN_2(a_1)=106.2932461$ 이 되기 때문에 결국 선호대안이  $a_6$ 에서  $a_1$ 으로 바뀌게 되어 대안  $a_1$ 이 선호대안이 되는 것이다.

이러한 과정을 반복하여 단계  $p=5$ 까지 주어진 모든 속성을 고려한 최적 선호대안의 결정과 함께 선호순서를 결정할 수 있을 것이다. 위의 예제에서는 대안  $a_3$ 가 최종의 최적 선호대안(final optimal preferred alterna-

tives)이 된다.

만약, 의사결정자가 최종의 최적 선호대안을 얻는데 필요한 시간과 정신적 노력이 과다하다고 생각되어 최적 선호대안이 보장되지 않더라도 신속히 만족할 만한 해를 얻고자 하는 경우[1~3]에는 단계별 대안제거를 위하여 절단범위의 폭을 조정할 수 있도록 하여 빠른 시간 내에 해에 도달하게 함으로써 의사결정자의 입장을 좀 더 현실적으로 반영할 수 있도록 하였다. 위의 예제의 분석결과는 단계  $p=1, 2, 3, 4, 5$ 에 걸쳐서 절단범위를 평균  $SN$ 비의 크기까지 증가시켜도 최적의 선호대안을 보장하는데 큰 문제가 발생하지 않음을 알 수 있다.

따라서 본 연구에서 제시한 것과 유사한 MLDM문제가 주어지면 의사결정자가 어느 정도 합리적인 범위에서 절단범위를 상향조정하여 빨리 해에 도달하고자 하는 경우일지라도 최적 선호대안에는 큰 영향을 주지 않으면서 전체적인 계산량이나 요구정보량을 더욱 줄일 수 있음을 알 수 있다.

#### 4. 결 론

일반적으로 다속성 의사결정(Multiple-Attribute Decision-Making : MADM) 문제는 상충요인(conflict/ trade-off factors)을 가지는 속성(attributes)의 수가 매우 많은 경우가 대부분인데, 이를 고가의 장비나 대안의 구입에 적용할 경우 주어진 모든 속성을 고려하여 최적 선호대안(optimal preferred alternative)을 선정한다는 것은 많은 어려움이 따를 수 있다.

이러한 측면을 고려하여 우선 본 연구에서는 MADM 문제상의 상충요인의 속성들이 다구찌 방법에서 제시하고 있는 망대특성(larger-is-better characteristics : L type)에 해당되는 경우의 문제를 MLDM(Multiple-L type Decision-Making)이라고 하였다. 이러한 측면에서 도입한 다구찌 방법의  $SN$ 비(Signal-to-Noise ratios) 개념은 기존 MADM 문제해결을 위한 가치/효용함수(value/utility function) 개념보다 훨씬 이해하기 쉽다. 특히, 기존의 함수를 이용하기 위해서는 주어진 평가치의 수리적인 통합을 위한 방편으로 속성별 벡터정규화(vector normalization)를 반드시 해야하는데 이점이 의사결정자들의 실제 문제해결을 위한 과정과 동일하지 않다는 것이다[23].

또한, 기존에 연구: 개발된 기법들 중 대부분의 수리적 방법들을 적용하는 경우 주어진 문제에 대한 모형이나 선호구조에 제약을 가함으로써 최적 선호대안을 구하고 있지만 의사결정자의 입장을 반영하기가 매우 어렵다는 것이다. 이를 개선하기 위한 대화형 접근방법을 적용하는 경우 역시 전체적으로 주어진 대안과 속성의 수가 많으면 많을수록 주어진 대안간의 지배(dominan-

ce), 무차별(indifference)이나 비교불가능(incomparability)의 판정을 위한 쌍비교(pair-wise comparison) 등으로 발생하는 경우의 수가 많아져서 의사결정자가 제공해야 하는 정보의 양이 기하급수적으로 많아진다는 어려움을 내포하고 있다.

따라서 본 연구에서는 이러한 문제점을 좀 더 현실적인 입장에서 보완하기 위하여 대안과 속성의 수를 많이 포함하는 MLDM 문제를 속성별 그룹화를 통해 이해하기 쉬운 다구찌 방법에서의 SN비 개념에 의해 점차적인 단계를 거치면서 최적 선호대안일 가능성이 적은 대안을 제거시킴으로써 의사결정자에게 도움을 줄 수 있도록 하였다.

그러나 본 연구에서 대안제거를 위해 제시한 절단범위(cutting range) 개념은 속성별 정규화를 이용하는 기존의 MADM 문제에서는 비교적 쉽게 설정[6,7]되는 것과는 달리 해당 단계의 평균 SN비값으로 설정하는 문제는 의사결정자에게 막연하게 열등대안(inferior alternatives)일 것으로 생각되는 대안을 제거시키지 않기 위한 안내 역할을 하고 있는데 이에 대한 좀더 깊이 있는 연구가 필요할 것으로 보인다.

## 참고문현

- [1] 박성현, 박영현; 「통계적 품질관리」, 민영사, pp. 573 ~ 592, 1995.
- [2] 이강인; “다구찌의 손실함수를 이용한 다량목특성을 가지는 의사결정문제의 최적 선호대안 결정”, 「대한 산업공학회지」, 제24권, 제4호, pp.493 ~ 502, 1998.
- [3] 이강인, 서재훈; “다구찌의 SN비를 이용한 다량대 특성을 가지는 의사결정문제의 최적 선호대안 선정”, 「한국경영과학회/대한산업공학회, 1999총계학술 대회」, 서울대학교, pp.43 ~ 45, 1999.
- [4] 이강인, 서재훈; “신호대 잡음비를 이용한 MLDM문 제의 선호대안 선정”, 「한국산업경영시스템학회, 2003 추계학술대회」, 한양대학교, <http://www.ksie.or.kr/Conference/index1.html?order=search>, 2003.
- [5] 이강인, 이진식; “혼합 다속성 의사결정문제에서 선호설비의 선정”, 「대한설비관리학회지」, 제3권, 제1호, pp.243 ~ 255, 1998.
- [6] 이강인, 조성구; “선호종속을 허용하는 다속성 의사 결정문제의 대화형 접근방법”, 「한국경영과학회지」, 제20권, 제2호, pp.61 ~ 76, 1995.
- [7] 조성구, 이강인; “폐지 Choquet적분을 이용한 다속성 의사결정문제의 최적 선호대안 결정”, 「대한산업 공학회지」, 제23권, 제4호, pp.635 ~ 643, 1997.
- [8] Barron, H., and Schmidt, C. P.; “Sensitivity Analysis of Additive Multi-attribute Value Models”, *Operations Research*, Vol.36, pp.122 ~ 127, 1988.
- [9] Braglia, M., and Petroni, A.; “Evaluating and Selecting Investments in Industrial Robots”, *International Journal of Production Research*, Vol.37, pp.4157 ~ 4178, 1999.
- [10] Hwang, C. L., and Yoon, K. S.; Multiple Attribute Decision Making, *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, Springer-Verlag, New York, 1981.
- [11] Kackar, R. N.; “Off-Line Quality Control, Parameter Design, and the Taguchi Method”, *Journal of Quality Technology*, Vol.17, pp.21 ~ 29, 1985.
- [12] Karsak, E. E.; “Distance-based Fuzzy Approach for Evaluating Flexible Manufacturing System Alternatives”, *International Journal of Production Research*, Vol.40, pp.3167 ~ 4181, 2002.
- [13] Korhonen, P. J.; “A Hierarchical Interactive Method for Ranking Alternatives with Multiple Qualitative Criteria”, *European Journal of Operational Research*, Vol.24, pp.265 ~ 276, 1986.
- [14] Mareschal, B., and Brans, J. P.; “Geometrical Representations for MCDA”, *European Journal of Operational Research*, Vol.34, pp.69 ~ 77, 1988.
- [15] Olson, D. L.; *Decision Aids for Selection Problems*, Springer-Verlag, New York, 1996.
- [16] Peace, G. S.; *Taguchi Method*, Addison -Wesley, Inc., 1993.
- [17] Roy, R.; *A Primer on the Taguchi Method*, Van Nostrand Reinhold, Inc. New York, 1990.
- [18] Stam, A., and Kuula, M.; “Selecting a Flexible Manufacturing System using Multiple Criteria Analysis”, *Internal Journal of Production Research*, Vol.29, No.4, pp.803 ~ 820, 1991.
- [19] Taguchi, G.; *Introduction to Quality Engineering*, Asian Production Organization, Tokyo, 1986.
- [20] Valls, A., and Torra, V.; “Using Classification as an Aggregation Tool in MCDM”, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 115, pp.159 ~ 168, 2000.
- [21] Vansnick, J. C.; “On the Problem of Weights in Multiple Criteria Decision Making(The Non-compensatory Approach)”, *European Journal of Operational Research*, Vol.24, pp.288 ~ 294, 1986.
- [22] Yang, J. B., and Singh, M. G.; “An Evidential Reasoning Approach for Multiple-Attribute Decision Making with Uncertainty”, *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics*, Vol.24, No.1, pp.1 ~ 16, 1994.
- [23] Zeleny, M.; *Multiple Criteria Decision Making*, McGraw-Hill Book Company, New York, 1982.