

SN비를 이용한 다수의 망소/망대특성을 가지는 MADM 문제의 선호대안 선정*

이강인*

전주대학교 공학부 산업공학 부교수

Selecting on the Preferred Alternatives of MADM with the-smaller-the-better or the-larger-the-better Characteristics using SN Ratios*

Kang-In Lee*

Department of Industrial Engineering, Jeonju University, Chonju, 560-759

Key words : Taguchi Method, Multiple-Criteria Decision Making(MCDM), Utility/ Value Functions(UVF)

Abstract

The purpose of this paper is to propose an interactive method using the concept of Signal-to-Noise (SN) ratios and cutting ranges for selecting the most preferred alternatives of Multiple-attribute Decision-Making(MADM) with the-smaller-the-better or the-larger-the-better characteristics.

In this method the decision makers could make a grouping of attributes by their priorities. This research is based on the assumption of an equality between the attributes of MADM with the characteristics of Taguchi method.

As a result, this interactive method could transform the characteristic value of Taguchi method into the size of SN ratios which are relatively easy to understand by decision makers.

1. 서론

일반적으로 위험(risk)을 수반하지 않는 경영 및 공공상의 확정적 다속성 의사결정(deterministic Multiple-Attribute Decision-Making : MADM) 문제는 제한된 자원으로 인하여 여러 가지의 속성간에 다양한 상충

요인(conflict/trade-off factors)이 발생하기 때문에 주어진 대안들 간의 선호순서를 결정하거나 최선 혹은 일부의 선호대안을 선정하는데 많은 어려움을 겪고 있다[20,22].

이러한 MADM 문제에서의속성(attributes) [1,2,3,4,5,6,7,8,9,11,12,13,18,20,22]은 주어진 대안들간의 선호비교에 있어서 절대적인 영향

* 본 연구는 2001년 한국품질경영학회 춘계학술발표대회의 발표내용을 수정·보완한 것임.

을 미치는 것으로 다구찌 방법(Taguchi method)에서의 특성(characteristics)[1,10,14, 15,16,19]에 해당된다고 할 수 있다.

위의 다구찌 방법에 있어서의 품질특성은 기존의 품질공학에서 널리 이용하고 있는 것으로 보통 ① 망소특성(the-smaller-the-better characteristics), ② 망대특성(the-larger-the-better characteristics), ③ 망목 특성(the-nominal-the-best characteristics)으로 다음의 표 1과 같이 구분한다.

표 1. 다구찌 방법상의 품질특성 구분

구분	규격설정	세부품질특성	비고
1. 망소특성 the-smaller-the-better characteristics	상한규격 upper specification	불순물함량, 부식도, 관열, 소음, 진동, 회전체의 불균형량, 열, 불균등도, 전원도, 유해성분량, 광, 광량율, 편차, 감속율, 치명도, 고장율, 스트레스, 오용도, 비용(구입, 유지, 원가), 시간(신제품 개발, 납기, 준비, 위험, 노출, MTTR) 등	특성치가 작을수록 좋은 경우
2. 망대특성 the-larger-the-better characteristics	하한규격 lower specification	속도, 경도, 강도(인장, 압축, 전단, 비틀림, 휘), 수량, 출력, 내구성, 유연성, 유효성, 호환성, 작업환경수준, 안전도, 양품율, MTTF, 신뢰도 등	특성치가 클수록 좋은 경우
3. 망목특성 the-nominal-the-best characteristics	상·하한규격 lower and upper specification	길이, 무게, 부께, 직경, 부피, 치수, 속도, 습도, 전압, 전류, 가소성, 재고수준 등	특성치가 주어진 값에 가까울수록 좋은 경우

위와 같은 품질특성에 따른 구분을 지금까지의 MADM 연구결과[8,9,11,12,13,18,19, 20,21,22]와 연계시켜 볼 때, 기존의 연구결과는 주로 미리 설정된 규격(specification)에 대하여 주어진

- ① 모든 항목의 특성치가 작을수록 좋은 망소 특성,
- ② 모든 항목의 특성치가 클수록 좋은 망대 특성,
- ③ 일부 항목의 특성치가 작을수록 좋은 망소특성인 것과 나머지 일부 항목의 특성치가 클수록 좋은 망대특성을 동시에 포

합하는 망소/망대특성인 상황에 적용하여 문제해결을 시도하고 있다.

따라서 지금까지의 MADM과 다구찌 방법이 연관된 기존의 연구결과를 고찰해보면 망소, 망대 혹은 망소/망대특성을 망목특성과 동시에 고려한 것은 거의 찾아보기 어려운 실정이다.

이러한 연구배경의 주요한 이유로는 우선 MADM과 다구찌 방법이 모두 1980[9,15]년대에 시작한 비교적 신생 연구분야이기 때문에 상호연관된 연구가 아직은 활발하게 이루어지고 있지 않기 때문일 것으로 판단한다.

그리고 망목특성의 문제는 주로 주어진 모든 특성에 대해 목표치(target value), 기준치(reference value) 혹은 공칭치수(nominal dimension)의 값들이 허용오차 혹은 공차(tolerance)와 함께 주어져야 하기 때문이다. 그러나 이러한 혼합모형은 호환성을 필요로 하는 여러 개 부품 등의 조립을 통해 완제품을 제조하는 공정 등에 앞으로 다양하게 적용할 수 있을 것이다[2,3].

이러한 측면에서 본 연구에서는 망소/망대특성을 다수 개 포함하는 MADM 문제에 대해 다구찌 방법에서의 신호 대 잡음비(Signal-to-Noise : SN ratios) 척도[1,10,14, 15,16,19]를 이용하여 선호대안(preferred alternatives)을 구하고자 한다.

이러한 문제 역시 일반적인 MADM 문제와 마찬가지로 각각의 특성별로 발생가능한 상충문제가 주어진 상한 혹은 하한규격을 고려하여 적절히 해결되지 않으면 안 된다.

한편, 현실적인 이들의 문제에서 고려해야 할 대안과 속성의 수는 아주 많은 경우가 대부분이다. 이들과 관련된 주요한 연구

로는 Olson[13]과 Zanakis, Solomon, Wishart와 Dublisch[21]를 들 수 있는데, 이들은 의사결정자가 직면하는 속성의 수를 4~5개 이하로 제한하는 것은 이미 현실적인 측면을 반영하는데 있어서 한계점이 존재함을 제시하고 있다. 왜냐하면, 이러한 문제를 GAIA[12]와 같은 접근방법을 통해서 문제해결을 시도하는 경우 인간의 인지능력 상 큰 도움을 줄 수 없기 때문이다[12,13].

다른 한편으로 기존의 수리적 접근방법에서는 여러 개의 속성이 가지는 상호작용(interaction)을 효용/가치함수를 이용하여 하나의 스칼라 값(a scalar index)으로 변환(transformation)한 후 주어진 대안간의 선호비교를 하고 있다.

그러나 이들의 함수가 가지는 형태가 매우 다양[18,22]하기 때문에 의사결정자의 선호구조(preference structure)를 정확히 반영하는 데는 여전히 한계[11,13,20]가 있을 뿐만 아니라 의사결정과정을 이해하기 매우 어렵다.

따라서 본 연구에서는 위의 같은 제약상 혹은 접근방법상의 어려운 문제를 좀 더 효율적으로 해결하기 위하여, 우선 주어진 다수의 망소/망대특성을 의사결정자 입장에서 중요도(priority), 유사성/차별성(similarity/dissimilarity) 혹은 근접성(proximity)에 의해 소수개의 하위 그룹속성으로 분할한 후, 이들을 단계적으로 고려해 가는 과정에서 다구찌 방법의 신호 대 잡음비 척도를 이용하여 대안의 수를 점차 감소시키는 해의 수렴(convergence)을 통해 최종적으로 최선의 선호대안(finally most preferred alternative)을 구할 수 있도록 하였다.

위의 속성의 그룹화(grouping)는 ① Minkowski, Hamming과 Mahalanobis가 제

시한 차이, ② Jaccard와 Dice가 제시한 관련계수, ③ Peason이 제시한 상관척도 등을 이용한 트리(tree) 형상의 계층적 군집화방법(hierarchical clustering methods) 혹은 상호배타적 분할군집화(partitional clustering methods) 개념을 이용할 수도 있다[17].

한편, 주어진 전체 속성을 단계별로 고려해 가는 과정에서 해의 수렴을 좀 더 빠르게 할 수 있도록 절단범위(cutting range)의 개념[2,5,6,7]을 적용하였다. 그러나 이때의 절단범위는 벡터 정규화(vector normalization)를 하는 접근방법에서는 최적성(optimality)을 보장할 수 있지만, 본 연구에서는 완전한 최적성을 보장하지는 않기 때문에 매우 긴박한 의사결정상황 등에서 막연히 열등대안(inefficient alternative)일 것으로 판단되는 대안을 제거시키지 않도록 하는데 있어서 어느 정도의 안전역할만을 하는 것으로 도입되었다.

2. 기호정의 및 선호대안 선정

2.1 기호정의

본 연구에서는 다수의 망소/망대특성 문제를 보다 효율적으로 해결하기 위하여 SN비 척도(measure)를 이용한 접근방법을 제시하기 위하여 다음과 같이 기호를 정의하기로 한다.

- n_0 : 원문제에서 고려할 전체 속성의 수
- m_0 : 원문제에서 고려할 전체 대안의 수
- n : 반복적으로 얻어진 자료(data) 수

y_d : 반복적으로 얻어진 자료로 $d=1, 2, \dots, n$
 a_i : 원문제의 i 번째 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 추가로 고려하는 속성의 수, $n_0 = n_1 + n_2 + \dots + n_z$
 m_p : 단계 p 에서 실행가능한 대안의 수로 전 단계 $p-1$ 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 제거되고 남은 대안들의 집합으로 $A_0 \supseteq A_1 \supseteq \dots \supseteq A_z$
 ω_p : 10점법에 의한 그룹속성 G_p 의 가중치로 그룹의 순위는 중요도를 의미하는 경우 $\omega_1 \geq \omega_2 \geq \dots \geq \omega_z \geq 0$
 λ_p : ω_p 를 벡터 정규화한 가중치로 역시 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_z \geq 0$ 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 λ_p 를 곱하여 이를 합산한 SN비로 $SN_0(a_i)=0$ 의 초기조건에 대해 $SN_p(a_i) = SN_{p-1}(a_i) + \lambda_p \cdot \sum_{j=1}^{n_p} SN_p(x_{i,j})$
 \bar{a}_* : 해당 단계 p 의 그룹속성만을 고려한 최선의 대안
 a_*^p : 단계 p 까지의 최선의 선호대안
 C_p : 단계 p 에서 열등대안을 제거시키기 위한 절단범위
 C'_p : 의사결정자가 조정한 절단범위로 $C'_p \geq C_p$

2.2 SN비에 의한 선호대안의 선정

일반적으로 다구찌 방법[1,10,14,15,16,19]은 제품의 성능특성치가 목표값에서 벗어난 정도의 크기에 따라 발생한 손실을 함수로 표현한 손실함수(loss function)와 신호 대 잡음의 비율을 이용한 SN비(Signal-to-Noise ratios)로 구분할 수 있다.

위의 내용 중 후자인 SN비를 적용하는데 있어서 잡음(noise)은 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) : 제조과정에서 불완전하여 제품을 생산할 때 발생하는 성능특성치의 산포로 인한 잡음

의 세 가지로 구분하고 있는데, 제품의 성능에 직접적으로 영향을 미치는 이러한 잡음들을 제거 혹은 최소화함으로써 제품의 품질향상을 꾀할 수 있는 것으로 판단하였다.

여기서 사용하는 신호 대 잡음비율은 다음과 같이 표현하고 있다.

$$SN = \frac{\text{신호의 힘 (power of signal)}}{\text{잡음의 힘 (power of noise)}} \quad (1)$$

이때 망소특성인 경우의 SN비는

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

이고, 망대특성인 경우의 SN비는

$$SN = -10 \log [1/n \sum_{d=1}^n 1/y_d^2] \quad (3)$$

이며, 단위는 데시벨(db)을 이용한다.

위의 SN비는 단일 속성만의 문제에 적용시킨 것으로 단계 $p(p=1, 2, \dots, \leq n_0)$ 를 거치면서 각 단계별 n_p 개의 주어진 그룹속성 G_p 와 그룹내의 속성 c_j^p 간에 있어서

$$SN_p(a_i) = SN_{p-1}(a_i) + \lambda_p \cdot \sum_{j=1}^{n_p} SN_p(x_{i,j}) \quad (4)$$

이 될 것이다.

그러나 주어진 그룹속성간에 선호독립을 만족하면서 그룹내의 속성간에 선호종속(preferential dependence)이라면

$$SN_p(a_i) = SN_{p-1}(a_i) + \lambda_p \cdot SN_p(x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n_p}) \quad (5)$$

이 될 것이다. 위의 식 (5)에서 $SN_p(x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n_p})$ 는 매우 복잡·다양한 함수를 가질 수 있다[22].

본 연구에서는 우선 위의 다구찌 방법에서 언급하고 있는 SN비가 많은 대안과 속성을 가지는 다수의 망소/망대특성 문제에 대하여 주어진 그룹간이나 특성의 그룹내의 속성간 선형성(linearity)과 가법성(additivity)을 만족하면서 궁극적으로 효용/선호독립(utility/preferential independence)이라고 가정한다 [19].

만약, 이러한 가정을 하지 않는다면 식 (5)를 가지고 문제해결을 할 수 있을 것이다. 다른 측면에서의 이러한 문제의 해결은 기존 연구[6,7]를 참고할 수 있으며, 정성적 속성과 정량적 속성을 혼합속성으로 가지는 경우에는 기존 연구[5]를 참고할 수 있을 것이다.

위의 선형성, 가법성과 선호독립성이 만족되는 경우에 기존의 접근방법인 가치/효용함수(value/utility function)를 이용하기 위해서는 선형가법모형을 이용할 수 있다.

그러나 이 접근방법은 속성간 발생하는 상충문제에 따른 단일의 직접 선형보정성(the direct linear compensation)을 가정한다. 한편, 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].

이러한 측면에서 본 연구의 SN비 개념에 의한 접근방법은 기존의 연구 결과 보다 좀 더 유리한 방법일 것으로 보인다.

따라서, 본 연구에서는 매우 많은 대안과 속성을 가지는 다수의 망소/망대특성 문제를 해결하기 위하여 점차적인 단계 p 를 거치면서 우선적으로 의사결정자의 입장에서 중요하다고 생각되는 그룹속성을 고려하여 SN비 개념에 의해 이들의 값을 척도로 이용해 최종적으로 최선의 선호대안 a_k^* 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

$$\sum_{i=1}^z SN_p(a_i) \geq \sum_{i=1}^z SN_p(a_k) + \beta \Leftrightarrow a_i \succ a_k, \beta \geq 0 \tag{6}$$

가 됨을 알 수 있다. 위의 $a_i \succ a_k$ 는 대안 a_i 를 대안 a_k 보다 선호(prefer)하거나 무차별(indifference)함을 의미한다. 여기서 β 는 대안 a_i 와 대안 a_j 간 SN비의 미세한 차이값을 의미한다.

이러한 개념에 의해 구해지는 SN비는 효용이론(utility theory)에서와 유사하게 의사결정자 입장에서 어느 정도 비열등대안(efficient alternatives)과 열등대안(inefficient alternatives)을 구분하는 척도가 될 수 있을 것이다.

한편, 의사결정자가 시간적으로 촉박한 의사결정을 해야하는 상황에서 막연히 열등대안일 것으로 생각하는 대안을 임의로 제거시키다면 그 결과는 잘못 커다란 손실로 이어질 수도 있을 것이다.

이를 방지하기 위해 도입한 절단범위(cutting range)는 단계 p 를 거치면서 구해

지는 것으로 백터정규화를 이용하는 접근방법[6,7]에서는 최저 0부터 최고 1사이에서 물리적으로 결정될 수 있지만 본 연구에서는 평균 SN비값

$$C_p = \sum_{i=1}^{m_p} SN_p(a_i) / m_p \tag{7}$$

를 이용하기로 한다.

그러나 이것은 어느 정도 열등대안을 선별(screening)하기 위한 안내역할만을 하는 것으로 의사결정자가 $C'_p = \rho C_p$ 를 고려해 조정 가능하다.

위의 ρ 는 C_p 를 조정할 수 있는 상수(constants)이다. 즉, $\rho > 1.0$ 이면 $C'_p > C_p$ 이기 때문에 위의 식 (7)에서 계산된 절단범위보다 의사결정자가 조정한 절단범위가 크다. 이때 ρ 값을 너무 크게 설정하면 최선의 선호대안을 제거할 가능성 점점 커질 수 있다. 그리고 $\rho = 1.0$ 이면 $C'_p = C_p$ 이기 때문에 절단범위는 평균 SN비값과 동일한 값을 가질 수 있다. 한편, 위에서 제시한 절단범위를 고려해 의사결정자가 어느 정도의 최적성을 보장하기를 원한다면 $\rho < 1.0$ 로 설정할 수도 있다.

3. SN비에 의한 접근방법

3.1 절차

본 연구에서 제시하고 있는 접근방법의 절차는 다음과 같다.

단계 1 : 원문제의 m_0 개 대안과 n_0 개 속성에 대하여 $p=1$ 로 하고 주어진 대

- 안 a_i 에 대하여 $SN_p(x_{i,j})=0$,
 $SN_0(a_i)=0$ 과 $SN_p(a_i)=0$ 을 초기화
- 단계 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 입력한
- 단계 3 : G_p 의 가중치 λ_p 를 결정
- 단계 4 : 단계 p 에서 주어진 모든 대안 a_i 에
 대한 속성 c_j 의 SN비를 계산
- ① 망소특성인 경우
 $SN_p(x_{i,j}) = -10 \log [1/n \sum_{d=1}^n y_d^2]$
- ② 망대특성인 경우
 $SN_p(x_{i,j}) = -10 \log [1/n \sum_{d=1}^n 1/y_d^2]$
- 단계 5 :
 $SN_p(a_i) = SN_{p-1}(a_i) + \lambda_p \cdot \sum_{j=1}^{n_p} SN_p(x_{i,j})$
 를 계산
- 단계 6 : 단계 p 에서의 선호대안 a_*^p 를 설정,
 a_*^p 는 $Max SN_p(a_i)$ 를 가지는 대안
- 단계 7 : $C_p = \sum_{i=1}^{m_p} SN_p(a_i) / m_p$ 를 계산
- 단계 8 : C_p 를 이용 열등대안을 제거
- 단계 9 : C_p 를 만족하면 $C'_p = C_p$ 로 하고 그
 령지 않으면 $C'_p = \rho C_p$ 에 대해 ρ 를
 조정하여 $C'_p \geq C_p$ 가 되도록 조정
- 단계 10 : C'_p 에 따른 대안을 제거
- 단계 11 : 선정대안의 집합이 하나의 원소
 이거나 n_0 개 속성을 모두 고려했
 으면 단계 12, 아니면 $p=p+1$ 로
 하고 단계 2로 피드백(feedback)
- 단계 12 : $a_*^z = Max SN_p(a_*^p)$ 로 하는 최종
 적인 최선의 선호대안을 선정
- 단계 13 : 종료

위의 절차는 각각의 단계 $p(p=1, 2, \dots, z \leq n_0)$ 를 거치면서 매 단계마다 m_p 개의 대안과 n_p 개의 속성으로 구성된 그룹속성 G_p 를 고려해 가는 과정에서 유한단계 z 까지의 SN비 최대화를 통한 최선의 선호대안 선정을 의미하는 것이다.

위의 단계 5에서 p 까지의 SN비는 $p-1$ 까지의 대안 a_i 의 SN비에 주어진 그룹속성의 중요도를 의미하는 폐구간[0,1]상의 가중치 λ_p 와 p 에서 구한 $SN_p(x_{i,j})$ 를 곱한 것을 더하여 이들의 합이 최대가 되는 단계 p 의 선호대안 a_*^p 를 선정함을 의미한다.

이러한 단계적 과정을 반복하여 원문제에서 주어진 속성의 수 n_0 보다 최소한 적은 유한단계 z 를 거치면서 최종적으로 최선의 선호대안이 선정되어야 함을 의미한다.

3.2 수치 예

다음의 <표 2>는 15개의 대안과 9개의 속성을 갖는 다수의 망소/망대특성 상황을 나타낸 것이다[5].

이러한 문제의 실제적용을 위해서는 주어진 대안에 대하여 각각의 속성이 다구찌 방법의 망소/망대특성 형태로 주어지는 경우 적용가능 할 것이다.

이 문제의 대안 선별을 위한 척도(measure)로는 다구찌 방법의 SN 비를 이용한다.

위의 <표 2>에 대해 속성별 중요성과 유사성에 의해 어느 의사결정자로부터 $G_1 = \{c_1^1, c_2^1, c_3^1\}$, $G_2 = \{c_1^2\}$, $G_3 = \{c_1^3, c_2^3\}$, $G_4 = \{c_1^4, c_2^4\}$, $G_5 = \{c_1^5\}$ 이고, G_1, G_2, G_3, G_4, G_5 의 상대적 가

<표 2> 다수의 망소/망대특성 문제상황의 수치 예

그룹 특성 대안	G ₁			G ₂		G ₃		G ₄		G ₅
	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	3	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	29.70	283,000	5	
a ₄	114,470,000	10.4	8	5	26.0	7	29.50	226,000	4	
a ₅	117,350,000	50.6	2	3	20.1	9	29.98	294,000	2	
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	100,080,000	50.8	3	3	22.6	5	22.68	201,000	3	
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	4	29.79	265,000	9	
a ₁₁	111,190,000	10.8	7	6	27.4	8	23.96	225,000	3	
a ₁₂	113,710,000	20.4	6	2	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	5	24.22	200,000	9	
a ₁₅	116,230,000	43.8	8	8	23.7	2	24.39	238,000	4	
특성 형태	망대	망대	망소	망소	망대	망소	망대	망대	망소	

<표 3> 각 그룹별 속성들에 대한 SN비의 합

그룹 SN비 대안	G ₁		G ₂		G ₃		G ₄		G ₅	
	SN ₁ (x _{i,j})	그룹별 최대 선안	SN ₂ (x _{i,j})	그룹별 최대 선안	SN ₃ (x _{i,j})	그룹별 최대 선안	SN ₄ (x _{i,j})	그룹별 최대 선안	SN ₅ (x _{i,j})	그룹별 최대 선안
a ₁	178.6412		-29.0969		19.5545		135.9453		0	$\overline{a_5}$
a ₂	176.7645		-27.3843		8.2995		137.8322		-15.5630	
a ₃	178.9837		-27.8890		18.3466		138.4909		-13.9794	
a ₄	163.4527		-28.2995		11.3975		136.4786		-12.0412	
a ₅	189.4521	$\overline{a_1}$	-26.0639		6.9791		138.9036	$\overline{a_4}$	-6.0206	
a ₆	181.1662		-27.3843		15.3431		136.8191		-6.0206	
a ₇	181.3990		-29.5713		23.5507	$\overline{a_3}$	135.8457		-6.0206	
a ₈	184.5818		-27.0822		13.1028		133.1768		-9.5424	
a ₉	161.2463		-29.5134		13.9504		136.9086		-12.0412	
a ₁₀	172.0111		-27.8890		15.8478		137.9463		-19.0849	
a ₁₁	164.6878		-28.7550		10.6932		134.6334		-9.5424	
a ₁₂	171.7456		-26.7691		20.7485		133.9759		-12.0412	
a ₁₃	183.7610		-28.6273		9.5424		134.9324		-12.0412	
a ₁₄	188.9273		-26.0206	$\overline{a_2}$	12.0412		133.7041		-19.0849	
a ₁₅	176.0740		-27.4950		21.4744		135.2758		-12.0412	

<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 최대 대안	$SN_2(a_i)$	단계별 최대 대안	$SN_3(a_i)$	단계별 최대 대안	$SN_4(a_i)$	단계별 최대 대안	$SN_5(a_i)$	단계별 최대 대안
a ₁	85.0673		78.1394		80.9329		93.8801		93.8801	
a ₂	84.1736		77.6535		78.8391		91.9661		91.2250	
a ₃	85.2303		78.5901		81.2110		94.4006		93.7350	
a ₄	77.8346		71.0967		72.7249		85.7228		85.1494	
a ₅	90.2153	a ₅ ¹	84.0096	a ₅ ²	85.0066		98.2355	a ₅ ⁴	97.9488	a ₅ ⁵
a ₆	86.2696		79.7496		81.9414		94.9718		94.6851	
a ₇	86.3805		79.3397		82.7041		95.6418		95.3551	
a ₈	87.8961		81.4480		83.3198		96.0033		95.5489	
a ₉	76.7840		69.7570		71.7499		84.7888		84.2154	
a ₁₀	81.9101		75.2698		77.5338		90.6715		89.7627	
a ₁₁	78.4228		71.5763		73.1039		85.9262		85.4718	
a ₁₂	81.7836		75.4100		78.3741		91.1337		90.5603	
a ₁₃	87.5052		80.6892		82.0524		94.9031		94.3297	
a ₁₄	89.9654		83.7700		85.4902	a ₁₄ ³	98.2239		97.3151	
a ₁₅	83.8448		77.2984		80.3661		93.2495		92.6761	

중치 $\omega_p = [\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4, \omega_5]^T = [10, 5, 3, 2, 1]^T$ 를 얻었다면 $\lambda_p = \omega_p / \sum_{p=1}^5 \omega_p$ 에 의해 $\lambda_p = [0.476190476, 0.238095238, 0.142857143, 0.095238095, 0.047619048]^T$ 가 된다.

위의 <표 2>의 수치 예에 대하여 각 그룹별 속성들에 대한 SN비의 합을 구한 결과는 다음의 <표 3>과 같다.

위의 <표 3>에서 알 수 있는 것과 같이 각 그룹의 SN비 값들 중에서 최대값을 가지는 단계 p 만을 고려한 최선의 대안은 $\overline{a_1^*} = a_5, \overline{a_2^*} = a_{14}, \overline{a_3^*} = a_7, \overline{a_4^*} = a_5, \overline{a_5^*} = a_1$ 임을 알 수 있다.

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

일 때 대안 a_i 의 $SN_1(a_i)$ 는 λ_1 과 그룹속성 c_1^1, c_2^1 과 c_3^1 을 고려하여 얻은 SN비의 곱이다. 즉, 대안 a_i 의 속성 $j=1, 2, \dots, n_1=3$ 에 대한 $SN_1(a_i) = SN_0(a_i) + \lambda_1 \cdot \sum_{j=1}^{n_1} SN_1(x_{1,j}) = 0.0 + 0.476190476 \times 178.6412 = 85.0673$ 을 계산한 것이다.

위의 <표 4>의 단계 $p=1$ 에서 얻을 수 있는 최소의 $SN_1(a_9) = 76.7840$ 이고, 최대의 $SN_1(a_5) = 90.2153$ 이다. 따라서 단계 $p=1$ 의 선호대안은 a_5 임을 알 수 있다.

이때 의사결정자가 시간적으로 급박한 의사결정을 해야하는 상황에서 막연히 열등대안일 것으로 생각되는 대안을 제거시키거나 반대의 상황으로 임의의 최종 선호대안이라고 결정할 때 발생할 수 있는 문제점을 어느 정도 방지하기 위하여 본 연구에서는 단

<표 5> 평균 SN비값을 절단범위로 한 경우의 대안제거의 변화

구분	$p=1$		$p=2$		$p=3$		$p=4$		$p=5$	
	$SN_1(a_i)$	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	85.0673		78.1394	제거	—	—	—	—	—	—
a ₂	84.1736	제거	—	—	—	—	—	—	—	—
a ₃	85.2303		78.5901	제거	—	—	—	—	—	—
a ₄	77.8346	제거	—	—	—	—	—	—	—	—
a ₅	90.2153	a_5^1	84.0096	a_5^2	85.0066		98.2355	a_5^4	97.9488	a_5^5
a ₆	86.2696		79.7496	제거	—	—	—	—	—	—
a ₇	86.3805		79.3397	제거	—	—	—	—	—	—
a ₈	87.8961		81.4480	제거	—	—	—	—	—	—
a ₉	76.7840	제거	—	—	—	—	—	—	—	—
a ₁₀	81.9101	제거	—	—	—	—	—	—	—	—
a ₁₁	78.4228	제거	—	—	—	—	—	—	—	—
a ₁₂	81.7836	제거	—	—	—	—	—	—	—	—
a ₁₃	87.5052		80.6892		82.0524	제거	—	—	—	—
a ₁₄	89.9654		83.7700		85.4902	a_3^3	98.2239	제거	—	—
a ₁₅	83.8448	제거	—	—	—	—	—	—	—	—
$C_p = \sum_{i=1}^m SN_i(a_i)/m_p$	84.2189		80.7170		84.1831		98.2297		계산 불필요	

계 p 에 대하여 주어진 대안 a_i 로부터 얻을 수 있는 다양한 값들 중에 평균 SN비값을 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.

이를 통해, 단계 p 를 거치면서 제거되는 대안은 $p=1$ 에서 $a_2, a_4, a_9, a_{10}, a_{11}, a_{12}, a_{15}$, $p=2$ 에서 a_1, a_3, a_6, a_7, a_8 , $p=3$ 에서 a_{13} , $p=4$ 에서 a_{14} 임을 알 수 있다.

이러한 결과와 동일하게 의사결정자가 $C'_p = \rho C_p$ 에 대해 $\rho > 1.0$ 의 조정에 의해 절단 범위 C'_p 를 C_p 보다 더욱 크게 설정하는 경우 해에 더욱 빨리 수렴할 수도 있을 것이다.

이것은 의사결정시간이 촉박한 경우 등에 적용 가능한 것으로 ρ 를 너무 크게 설정하면 할수록 최종의 최선대안을 미리 제거시킬 수 있기 때문에 장·단점을 고려해야 할 것으로 판단된다.

이러한 개념에 의해 단계 $p=1, 2, 3, 4, 5$ 를 거치면서 구해지는 대안집합의 선호순위는 $A_1 = \{a_5 > a_{14} > a_8 > a_{13} > a_7 > a_6 > a_3 > a_1 > a_2 > a_{15} > a_{10} > a_{12} > a_{11} > a_4 > a_9\}$
 $A_2 = \{a_5 > a_{14} > a_8 > a_{13} > a_6 > a_7 > a_3 > a_1 > a_2 > a_{15} > a_{12} > a_{10} > a_{11} > a_4 > a_9\}$
 $A_3 = \{a_{14} > a_5 > a_8 > a_7 > a_{13} > a_6 > a_3 > a_1 > a_{15} > a_2 > a_{12} > a_{10} > a_{11} > a_4 > a_9\}$
 $A_4 = \{a_5 > a_{14} > a_8 > a_7 > a_6 > a_{13} > a_3 > a_1 > a_{15} > a_2 > a_{12} > a_{10} > a_{11} > a_4 > a_9\}$

$$A_5 = \{a_5 > a_{14} > a_8 > a_7 > a_6 > a_{13} > a_1 > a_3 > a_{15} > a_2 > a_{12} > a_{10} > a_{11} > a_4 > a_9\}$$

이다. 위의 결과를 통해서 알 수 있는 바와 같이 단계 p 를 거치면서 구해지는 단계별 선호대안은 $a_*^1 = a_5$, $a_*^2 = a_5$, $a_*^3 = a_{14}$, $a_*^4 = a_5$, $a_*^5 = a_5$ 로 단계 $p=3$ 와 $p=4$ 에서 a_5 에서 a_{14} 로 다시 a_{14} 에서 a_5 로 선호대안의 변화가 있었음을 알 수 있다.

이러한 결과는 다음과 같이 설명할 수 있을 것이다.

여기서 $p=2$ 까지의 그룹속성을 고려한 대안 a_5 와 대안 a_{14} 에 대한 $SN_2(a_5) = 84.0096$ 이고 $SN_2(a_{14}) = 83.7700$ 이다. 이때 단계 $p=3$ 에서 추가적으로 고려하는 대안 a_5 의 $x_{5,1}^3 = 20.1$ 과 $x_{5,2}^3 = 9$ 이고 대안 a_{14} 의 $x_{14,1}^3 = 20.0$ 과 $x_{14,2}^3 = 5$ 이다.

그리고 $SN_3(x_{5,j}) = 6.9791$ 과 $SN_3(x_{14,j}) = 12.0412$ 이므로 단계 $p=3$ 에서 고려하는 그룹속성의 SN비 측면에서 대안 a_{14} 가 대안 a_5 보다 큰 $SN_3(a_5) = 85.0066$ 과 $SN_3(a_{14}) = 85.4902$ 이 되기 때문에 결국 선호대안이 a_5 에서 a_{14} 로 바뀌었다.

즉, 단계 $p=2$ 까지 대안 a_5 가 대안 a_{14} 보다 SN비 측면에서 유리한 점을 단계 $p=3$ 에서 추가적으로 고려하는 그룹속성에 의해서 상쇄되어지기 때문에 선호순위가 바뀌게 된 것이다.

이러한 과정을 반복하여 단계 $p=5$ 까지 주어진 속성을 고려하여 최종적인 최선의 선호대안(finally most preferred alternatives)과

선호순서를 결정할 수 있다. 여기서 대안 a_5 가 최종적인 최선의 선호대안이 된다.

한편, 위의 수치예제의 분석결과에서는 단계 $p=1,2,3,4,5$ 에 걸쳐서 절단범위를 평균 SN비의 크기까지 설정해도 각 단계에서 열등대안을 제거시키지 않고 최선의 선호대안을 보장하는데 큰 문제가 발생하지 않음을 알 수 있다.

따라서 본 연구에서 제시한 것과 유사한 다수의 망소/망대특성 문제가 주어지면 의사결정자가 어느 정도 합리적인 범위에서 절단범위를 상향조정하여 빨리 해에 도달하고자 할지라도 최종적으로 최선의 선호대안 선정에는 큰 영향을 주지 않으면서 전체적인 계산량이나 요구정보량을 더욱 줄일 수 있음을 알 수 있다. 이 때의 절단범위에 대한 조정은 거의 전적으로 의사결정자의 몫이 될 수 있을 것이다.

한편, 기존의 연구결과와 비교하여 볼 때, 손실함수를 이용하는 접근방법[2,3]은 주어진 각각의 특성치가 미리 설정된 목표치, 기준치 혹은 공칭치수와 어느 정도의 차이가 발생하는지에 따른 2차함수 형태의 손실비용 최소화 문제로 선호대안을 선정하고 있다. 반면, 본 연구는 주어진 각각의 특성치가 식 (2)와 식 (3)과 같은 SN비의 최대화의 문제로 선호대안을 선정하고 있다.

따라서 이들의 접근방법상의 해의 동질성을 확인할 필요는 없는 것으로 판단된다. 왜냐하면, 동일하게 주어지는 MADM 문제에 대해서도 UVF(Utility/Value Functions) 접근방법과 대화형 접근방법을 적용할 때마다 선호대안은 달라질 수 있는데, 이점이 최적 대안(optimal alternatives)을 구하는 접근방법과 선호대안(preferred alternatives)을 구하는 접근방법과의 차이를 구분하는

주요한 이유이다. 즉, 이것은 의사결정자가 어느 척도(measure)를 이용하느냐에 따른 문제로 귀착될 수 있을 것이다.

4. 결론

본 연구에서는 공공 및 경영상의 일상적인 의사결정을 할 때 쉽게 직면할 수 있는 것으로 주어진 상충요인(conflict/trade-off factors)의 속성(attributes)이 다구찌 방법(Taguchi method)에서 언급하는 망소특성(the-smaller-the-better characteristics)과 망대특성(the-larger-the-better characteristics)을 포함하는 망소/망대특성 문제에 대한 최선의 선호대안을 효율적으로 선택할 수 있도록 하였다.

이러한 망소/망대특성 문제는 일반적인 MADM(Multiple-Attribute Decision-Making) 문제와 마찬가지로 다양한 상충요인을 내포하는 속성의 수가 매우 많기 때문에 이것들을 모두 고려하여 선호대안을 선정한다는 것은 시간적으로나 정신적으로 많은 어려움이 따를 수 있다[11,12,13,20,22].

이러한 문제해결을 위해 기존의 UVF (Utility/Value Functions)방법을 이용하기 위해서는 속성별 벡터 정규화(vector normalization)를 반드시 해야하는데 이점이 의사결정자들의 실제 문제해결을 위한 과정과 동일하지 않다는 것이다[22].

또한, 주어진 문제에 대한 모형이나 선호구조(preference structure)에 제약을 가하는 접근방법은 의사결정자의 입장을 정확히 반영하기가 매우 어렵다는 것이다[2].

이를 개선하기 위한 기존의 대화형 접근 방법 역시 전체적으로 주어진 대안과 속성의 수가 많아지면 많아질수록 쌍비교

(pair-wise comparison)를 해야하는 경우의 수의 증가문제나 비추이성(intransitivity)을 방지하기 위한 일관성 확인 등 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 망소/망대특성 문제를 속성의 단계별 그룹화를 통해 의사결정자가 비교적 이해하기 쉬운 다구찌 방법에서의 SN비(Signal-to-Noise ratio) 척도를 이용 최종적인 최선의 선호대안을 구할 수 있도록 하였다.

그러나 본 연구에서의 단계별 대안제거를 위한 절단범위(cutting range)의 개념은 속성별 벡터정규화(vector normalization)를 이용하는 기존의 MADM 문제[6,7]에서는 최소 0부터 최대 1까지 비교적 쉽게 물리적으로 설정되는 것과는 달리 본 연구에서의 평균 SN비값으로 설정하는 문제는 의사결정자에게 막연하게 열등대안일 것으로 생각되는 대안을 제거시키지 않기 위한 안내역할만을 하고 있는데, 빠른 해의 수렴(convergence)을 위해서 향후 이에 대한 좀 더 깊이 있는 연구가 필요할 것으로 보인다.

한편, 본 연구에서는 망소와 망대의 특성을 다수 개 포함하는 MADM 문제를 연구 대상으로 삼았으나 망목특성을 포함하는 연구로의 확장이 필요할 것으로 판단하여 현재 연구를 진행 중에 있다.

참고문헌

[1] 박성현, 박영현(1995), 「통계적 품질관리」, 민영사, pp.573~592.

- [2] 이강인(1998), “다구찌의 손실함수를 이용한 다망목특성을 가지는 의사결정문제의 최적 선호대안 결정”, 「대한산업공학회지」, 제24권, 제4호, pp.493~502.
- [3] 이강인, 강인순(1998), “다구찌 방법을 이용한 망목특성의 선호설비 선택”, 「대한설비관리학회지」, 제3권, 제2호, pp.19~27.
- [4] 이강인, 서재훈, 오기영(2001), “SN비를 이용한 다혼합특성문제의 최적 선호대안 선정”, 「한국품질경영학회 춘계학술대회」, pp.575~581.
- [5] 이강인, 이진식(1998), “혼합 다속성 의사결정문제에서 선호설비의 선정”, 「대한설비관리학회지」, 제3권, 제1호, pp.243~255.
- [6] 이강인, 조성구(1995), 선호종속을 허용하는 다속성 의사결정문제의 대화형 접근방법”, 「한국경영과학회지」, 제20권, 제2호, pp.61~76.
- [7] 조성구, 이강인(1997), “퍼지 Choquet적분을 이용한 다속성 의사결정문제의 최적 선호대안 결정”, 「대한산업공학회지」, 제23권, 제4호, pp.635~643.
- [8] Barron, H., and Schmidt, C. P.(1988), “Sensitivity Analysis of Additive Multi-attribute Value Models”, *Operations Research*, Vol.36, pp.122~127.
- [9] Hwang, C. L., and Yoon, K. S.(1981), “Multiple Attribute Decision Making”, *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, Springer-Verlag, New York.
- [10] Kacker, R. N.(1985), “Off-Line Quality Control, Parameter Design, and the Taguchi Method”, *Journal of Quality Technology*, Vol.17, pp.21~29.
- [11] Korhonen, P. J.(1986), “A Hierarchical Interactive Method for Ranking Alternatives with Multiple Qualitative Criteria”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 24, pp.265~276.
- [12] Mareschal, B., and Brans, J. P.(1988), “Geometrical Representations for MCDA”, *European Journal of Operational Research*, Vol.34, pp.69~77.
- [13] Olson, D. L.(1996), *Decision Aids for Selection Problems*, Springer-Verlag, New York.
- [14] Peace, G. S.,(1993), *Taguchi Method*, Addison-Wesley, Inc. Australia.
- [15] Taguchi, G.(1986), *Introduction to Quality Engineering*, Asian Production Organization, Tokyo.
- [16] Roy, R.(1990), *A Primer on the Taguchi Method*, Van Nostrand Reinhold, Inc. New York.
- [17] Valls, A., and Torra, V.(2000), “Using Classification as an Aggregation Tool in MCDM”, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 115, pp.159~168.
- [18] Vansnik, J. C.(1986), “On the Problem of Weights in Multiple Criteria Decision Making(The Noncompensatory Approach)”, *European Journal of Operational Research*, Vol.24, pp.288~294.
- [19] Wu, F.C.(2002), “Optimization of Multiple Quality Characteristics Based on Percentage Reduction of Taguchi’s Quality Loss”, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol.20, pp. 749~753.

-
- [20] Yang, J. B., and Singh, M. G.(1994), "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.
- [21] Zanakis, H. Z. Solomon, A., Wishart, N., Dublsh, S.(1998), "Multi-Attribute Decision Making:A Simulation Comparison of Select Methods", *European Journal of Operational Research*, Vol.107, pp.507~529.
- [22] Zeleny, M.(1982), *Multiple Criteria Decision Making*, Mcgraw-Hill Book Company, New York.
-