Journal of the Society of Korea Industrial and Systems Engineering
Vol, 26, No. 2, pp.55－61, March 2003.

엔트로피 척도를 이용한 MADM 문제의 선호대안 선정†

이 강 인

전주대학교 공학부 산업공학 부교수

Selecting on the Preferred Alternatives of the MADM Problems using the Entropy Measure†

Kang-In Lee

Department of Industrial Engineering, Jeonju University

The purpose of this paper is to propose a method for selecting the preferred alternatives of Multiple- Attribute Decision-Making(MADM) problem using the Entropy measure.

A decision-maker who wants to estimate exactly the weight to be applied to her/his MADM problem is usually confronted with the embarrassing situation where, although there exist a variety of weighting methods, it is hard to find a right procedure to choose a pertinent value.

To remedy this uncomfortable situation, the Entropy measure commonly used in information theory, is proposed as a tool that can be used by decision-makers to more efficiently select the preferred alternatives.

As a result, the method proposed in the paper can be significant in that relatively easy to understand by decision-makers.

Keywords : Weights, Entropy Measure, Multiple-Criteria Decision Making(MCDM)

1. 서 론

일반적으로 경영 및 공공의 의사결정문제에 있어서 의사결정자는 다양한 판단기준에 입각하여 주어진 대안들에 대한 선호순서(preference ordering)를 결정하거나 최선의 선호대안(best preferred alternatives)을 선택하게 된다[1～7,9,16].

이러한 다기준 의사결정(Multiple-Criteria Decision-Making : MCDM) 문제는 자원의 제약으로 인하여 발생하는 상충요인(conflicts/trade-off factors)을 효율적으로 해결하기 위한 것으로 보통 다속성 의사결정(Multiple-Attribute Decision-Making : MADM) 문제와 다목적 의사결정(Multiple-Objective Decision-Making : MODM) 문제로 구분할 수 있다[7,9].

위의 MCDM 문제 중 유한-이산(finite-discrete) 대안을 선택·평가하기 위한 MADM 문제는 주로 ① 순서우위 접근방법(outranking methods), ② 가치/효용이론 접근방법(value/utility theory approaches), ③ 대화형 다목적 계획 접근방법(interactive multiple objective prog- ramming approaches), ④ 집단의사결정/절충이론 접근방법(group decision/negotiation theory approaches) 등을 통해 선호순서를 결정하거나 최선의 선호대안을 선정한다[7,13].

이러한 접근방법은 모두 효율적인 해(solution)를 구하기 위해서는 주어진 속성들에 대한 가중치(weights) 문제가 적절히 해결되지 않으면 안 된다[8,16]. 한편, 현실적인 MADM 문제에서 고려해야 할 대안과 속성의 수는 아주 많은 경우가 대부분이다. 이들과 관련한 기존의 주요 연구로는 Olson[10]과 Zanakis, Solomon, Wishart와 Dublish[15]를 들 수 있다.

위에서 언급한 대안은 속성의 수를 가지는 차원공간(dimensional space)상에 표현 가능하다. 이러한 측면에서 고려해야 할 속성의 수가 3개 이상이 되면 기하학적 의

미에서 도식적으로 나타낼 수 없기 때문에 의미상의 표현만 가능하다[5]. 그러나 현실적인 MADM 문제에서 속성의 수는 보통 3개 이상인 경우가 대부분이다.

또한, 위와 같이 속성이 많은 MADM 문제에서 속성간의 중요도를 의미하는 가중치를 정확하게 결정하는 것은 일관성(coherence) 유지 문제 등 해결상 어려운 문제에 직면하게 된다[16].

이러한 현상은 의사결정과정에서 흔히 발생할 수 있는 속성간 선호의 비추이성(intransitivity) 문제와 직접적인 연관이 있다. 또한, 시간에 따른 가치/효용함수(value/utility function : UVF)의 변화, 선호독립(preference independence)과 미분 불가능한(indifferentiable) 가치/효용함수의 존재 등은 문제해결을 더욱 복잡하게 한다[16].

위의 문제에서 선호의 비추이성 문제를 보다 효율적으로 해결하기 위해서는 의사결정자가 좀 더 이해하기 쉬우면서 보다 정확한 가중치를 얻기 위한 노력이 다각도로 행해지고 있다[8].

이러한 분야의 주요 연구로는 LINMAP과 Eigenvector 등의 가중치결정 방법을 정리한 Hwang과 Yoon[9] 및 Valls와 Torra[13], 여러 가중치 방법들을 이용 발전소 위치선정(power plant siting) 문제의 대안을 비교한 Hobbs[8], 그리고 우선도 벡터(priority vector) 등을 이용 완전 계층적 구조(completely hierarchical structure)에 부합하는 경우의 대안 선정절차를 제시한 Satty[11]를 들 수 있다.

그러나 위의 연구에서 제시된 대부분의 방법들은 주어진 문제에 대한 의사결정자의 선호구조(preference structure)에 제약을 가하는 수리적 접근방법(mathema- tical approaches)과 의사결정자에게 반복적으로 대안이나 속성간 쌍대비교(pairwise comparison)의 선호정보를 요구하는 대화형 접근방법(Interactive approaches)으로 크게 구분할 수 있다.

이들의 접근방법 모두 일반적인 의사결정자가 의사결정과정 및 절차를 이해하는 데 많은 어려움이 따른다는 단점이 있다[13].

지금까지의 내용을 통해 일상적인 MADM 문제가 대부분 매우 많은 대안과 속성을 포함하고 있다는 현실적인 측면의 문제해결과 의사결정자가 좀 더 이해하기 쉬우면서 합리적인 과정을 통해 가중치를 결정할 수 있어야 한다는 측면의 문제해결은 동시에 필요할 것으로 판단된다.

따라서 본 연구에서는 대안과 속성을 많이 포함하는 현실적인 MADM 문제에 대해 의사결정자가 비교적 이해하기 쉽고 계산이 간편하면서 정보이론(Information Theory) 등 다양한 측면에서 유용하게 쓰이는 엔트로피 척도(Entropy measure)의 가중치 도출을 통해 최선의 선호대안을 좀 더 효율적으로 선정할 수 있는 접근방법을 제시하기로 한다.

2. 기호정의 및 선호대안의 선정

2.1 기호정의

본 연구에서는 대안과 속성을 많이 포함하는 MADM 상충문제를 보다 효율적으로 해결하기 위해 다음과 같이 기호를 정의하기로 한다.

n : 전체 속성의 수

m : 전체 대안의 수

A_i : i번째 대안, $i=1,2,\cdots,m$

C_j : j번째 속성, $j=1,2,\cdots,n$

k : 상수로서 $1/\log m$

x_{ij} : 대안 A_i의 속성 C_j에 대한 원문제의 평가치, $i=1,2,\cdots,m$, $j=1,2,\cdots,n$

$$D=\begin{array}{c} \\ A_1 \\ \vdots \\ A_i \\ \vdots \\ A_m \end{array}\begin{array}{c} \begin{array}{ccccc} C_1 & \cdots & C_j & \cdots & C_n \end{array} \\ \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{i1} & \cdots & x_{ij} & \cdots & x_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mj} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \end{array} = [x_{ij}]$$

P_{ij} : 평가치 x_{ij}를 폐구간[0,1]상에서 속성별로 표준 정규화한 값, $i=1,2,\cdots,m$, $j=1,2,\cdots,n$

E_j : 속성 C_j에 대한 정규화값 P_{ij}의 엔트로피(entropy) 값, $0\le E_j\le 1$, $j=1,2,\cdots,n$

d_j : 속성 C_j의 평가치에 의해 제공되는 정보에 대한 다양함의 정도, $d_j=1-E_j$, $j=1,2,\cdots,n$

s_j : 의사결정자가 속성을 고려하여 설정한 주관적 가중치, $0\le s_j\le 1$, $j=1,2,\cdots,n$,

w_j : 다양함의 정도 d_j에 의해 구해지는 정규화된 가중치, $0\le w_j\le 1$, $j=1,2,\cdots,n$

W_j^* : 엔트로피 척도에 의해 구해진 속성별 가중치, $0\le W_j\le 1$, $j=1,2,\cdots,n$

S_i : A_i에 대한 C_j의 P_{ij}와 엔트로피 척도에 의한 W_j^*를 곱한 값들의 합, $i=1,2,\cdots,m$, $j=1,2,\cdots,n$

a^* : 최선의 선호대안 $a^*=\max(S_1, S_2,\cdots,S_m)$

2.2 선호대안의 선정

현실적인 측면의 MADM 문제는 보통 대안과 속성을 많이 포함하고 있다. 이러한 문제는 주어진 대안간의 최종 선호순서를 결정하거나 최선의 선호대안을 선정해야 하는 목적을 가지고 있다.

이때 속성간의 중요도를 의미하는 가중치(weights)는 위와 같은 최종 결과에 절대적인 영향을 미칠 수 있기 때문에 가능하면 의사결정자가 이해하기 쉽고 계산과정이 간편한 방법을 최대한 모색해야 할 것이다.

이러한 측면에서 엔트로피 척도(Entropy measure)는 현재 다양한 분야에서 주어진 자료(data)간의 차이를 비교적 쉽고 간편하게 확인·조사할 수 있는 것으로 알려져 있기 때문에 MADM 문제해결을 위해 적용하는 데 큰 무리가 없을 것이다.

위와 같은 엔트로피 척도 개념은 정보이론 등에서 유용하게 사용한다. 여기서 중요한 물리학 측면의 응집력(cohesion)은 입자(particles)간 결합에 필요한 물체(substance) 내부의 분자력(molecular force)을 의미한다.

이때의 엔트로피 척도는 일반적으로 이산확률분포(discrete probability distribution) p_i로 나타내는 Shannon의 불확실성(uncertainty)에 대한 척도를 이용한다.

위와 같은 측면에서 사용하는 불확실성에 대한 척도는 $S(p_1, \cdots, p_n) = -k\sum_{j=1}^{n} p_j \log p_j$인데, 이때의 k는 양의 상수이다. 여기서 특정의 정보가 전혀 없다면 모든 p_j가 동일한 값을 갖기 때문에 $p_j = 1/n$이 되어 $S(p_1, \cdots, p_n)$은 최대가 된다.

이러한 측면에서 엔트로피 척도 개념은 MADM 문제의 주어진 평가치들 간의 차를 확인·검토·평가할 때 매우 유용할 것으로 판단된다. 따라서 주어진 모든 대안들의 어느 한 속성이 동일한 평가치를 가지는 경우 해당 속성은 대안의 선정에 있어서 특별한 작용을 하지 못하기 때문에 제거시킬 수 있을 것이다.

한편, 주어진 MADM 문제의 의사결정행렬에서 대안 A_i의 속성 C_j에 대한 평가치 x_{ij}는 제품의 불순물 함량, 균열, 소음, 진동, 회전체의 불균형량, 진원도, 유해 성분량, 순도, 경도, 강도(인장, 압축, 전단, 비틀림, 휨), 수량, 출력, 내구성, 길이, 무게, 두께, 직경, 부피, 치수, 속도, 전압, 전류, 가소성, 적정 재고수준, 시간(MDT, MTTR, MTBF, MTTF) 등의 다양한 정보를 포함할 수 있기 때문에 C_j에 대한 평가치의 정보량은 엔트로피 척도로 측정할 수 있을 것이다.

그러나 이들은 서로 다른 평가치의 구간을 가질 수 있기 때문에 일정구간을 가지는 정규화값 P_{ij}로 변화시켜야 할 것이다[8,9,14,16]. 그 이유는 어느 주어진 속성이 소요시간 측면에서 초, 분, 시간, 일, 주, 월, 년 등으로 주어지는 경우 정규화를 하지 않으면 전혀 다른 대안이 선정될 수도 있기 때문이다[1,9, 14,16].

여기서 m개의 대안과 n개의 속성 $i=1,2\cdots, m$, $j=1,2,\cdots, n$)을 갖는 의사결정행렬 $D=[x_{ij}]$가 주어졌을 때, A_i의 C_j에 대한 P_{ij}는 모든 i, j에 대해 다음과 같이 정의된다.

$$P_{ij} = x_{ij} / \sum_{i=1}^{m} x_{ij},\ i=1,2,\cdots,m,\ j=1,2,\cdots,n \quad (1)$$

그러면 특정의 C_j를 고려하여 구한 엔트로피는

$$E_j = -k\sum_{i=1}^{m} P_{ij} \log P_{ij},\ i=1,2,\cdots,m,\ j=1,2,\cdots,n \quad (2)$$

이다. 여기서 k는 상수로 $1/\log m$이며, 이때 $0 \le E_j \le 1$을 만족한다. 그리고 C_j에서 평가에 의해 제공되는 정보에 대한 다양함의 정도(degree of diversification) $d_j = 1 - E_j$, $j=1,2,\cdots,n$으로 정의된다. 이들 d_i로부터 w_j를 계산하면

$$w_j = d_j / \sum_{j=1}^{n} d_j,\ j=1,2,\cdots,n \quad (3)$$

이고, 어느 의사결정자로부터 주관적 가중치 s_j가 주어지는 경우

$$W_j^* = s_j w_j / \sum_{j=1}^{n} s_j w_j,\ j=1,2,\cdots,n \quad (4)$$

이 된다.

따라서 위에서 구한 P_{ij}와 W_j^*에 대한 곱의 합 S_i를 구하여 주어진 대안간의 선호순서(preference ordering)를 구할 수 있을 뿐만 아니라 그 중 가장 큰 값을 갖는 대안 A_i를 최선의 선호대안(best preferred alternative)으로 선정할 수 있을 것이다.

이것은 대안간의 차별화를 효율적으로 하기 위해 $i \ne k$일 때 $a_i, a_k \in A$에 대해 대안 a_i와 대안 a_k간의 선호관계는

$$\begin{aligned}
\sum_{j=1}^{n} (P_{ij} \times W_j^*) &< \sum_{j=1}^{n} (P_{kj} \times W_j^*) \Leftrightarrow a_i < a_k \\
\sum_{j=1}^{n} (P_{ij} \times W_j^*) &= \sum_{j=1}^{n} (P_{kj} \times W_j^*) \Leftrightarrow a_i \sim a_k \quad (5)\\
\sum_{j=1}^{n} (P_{ij} \times W_j^*) &> \sum_{j=1}^{n} (P_{kj} \times W_j^*) \Leftrightarrow a_i > a_k
\end{aligned}$$

가 됨을 알 수 있다. 위의 $a_i > (<) a_k$는 대안 a_i를 대안 a_k보다 (덜)선호(prefer)함을 의미하고 $a_i \sim a_k$는 무차별(indifference)함을 의미한다.

3. 수치 예

다음의 <표 1>은 15개의 대안과 9개의 속성을 가지는 MADM 문제상황을 나타낸 것이다[1~6].

<표 1> MADM 문제상황의 수치 예

속성 / 대안	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9
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

위의 문제에 대한 주어진 속성들을 고려하여 P_{ij}를 구한 결과는 다음의 <표 2>와 같다.

<표 2>를 이용해 각각의 주어진 속성 C_j에 대한 E_j, d_j, s_j, w_j, W_j^*를 구하면 다음의 <표 3>과 같다.

여기서 C_j에 대한 E_j는 식 (2)의 $E_j = -k\sum_{i=1}^{m} P_{ij}\log P_{ij}$ 에 의해 구할 수 있다. 이때 주어진 속성 C_1에 대한 $E_1 = -(1/\log 15)\sum_{i=1}^{15} P_{i1}\log P_{i1}$=-0.850274153×-1.175952708 =0.999882가 된다.

위와 동일한 과정을 통해 C_2, C_3, C_4, C_5, C_6, C_7, C_8, C_9에 대한 E_j를 구할 수 있을 것이다. 한편, $d_j = 1-E_j$이므로 d_1=1-0.999882=0.000118임을 알 수 있다.

그리고 $s_j = [s_1, s_2, s_3, s_4, s_5, s_6, s_7, s_8, s_9]^T$=[0.10, 0.06, 0.07, 0.12, 0.15, 0.09, 0.14, 0.17, 0.10$]^T$을 얻었다면 W_j^*는 식(3)의 $W_j^* = s_j w_j / \sum_{j=1}^{n} s_j w_j$에 의해 구할 수 있다.

여기서 주어진 속성 C_1에 대한 $w_1 = d_1 / \sum_{j=1}^{9} d_j$=0.000118/0.308155=0.000382임을 알 수 있다. 따라서 $W_1^* = s_1 w_1 / \sum_{j=1}^{9} s_j w_j$=0.000382/0.089319154=0.000428이 된다.

이와 동일한 방법으로 각각의 C_j대한 W_j^*를 구할 수 있다.

여기서 <표 2>의 P_{ij}와 <표 3>의 W_j^*를 이용하여 얻은 $P_{ij} \times W_j^*$값은 다음의 <표 4>가 됨을 알 수 있다.

<표 2> 각 속성을 고려하여 정규화한 P_{ij}의 값

속성 / 대안	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9
A_1	0.066191	0.091779	0.086022	0.086420	0.075099	0.012987	0.064051	0.065879	0.015625
A_2	0.064940	0.056526	0.064516	0.123457	0.061660	0.116883	0.076846	0.068241	0.093750
A_3	0.068399	0.092387	0.086022	0.074074	0.065349	0.038961	0.050513	0.074278	0.078125
A_4	0.066892	0.015803	0.086022	0.061728	0.068511	0.090909	0.075641	0.059318	0.062500
A_5	0.065069	0.061693	0.010753	0.037037	0.068775	0.116883	0.064051	0.071916	0.156250
A_6	0.066611	0.137213	0.096774	0.024691	0.061660	0.051948	0.062821	0.074278	0.031250
A_7	0.065630	0.079471	0.053763	0.086420	0.079315	0.025974	0.062821	0.066404	0.031250
A_8	0.067248	0.101504	0.010753	0.037037	0.059552	0.064935	0.076103	0.079003	0.015625
A_9	0.064858	0.015803	0.107527	0.061728	0.078788	0.077922	0.063923	0.073753	0.062500
A_{10}	0.064905	0.049081	0.096774	0.111111	0.065349	0.012987	0.076385	0.069554	0.140625
A_{11}	0.064975	0.016411	0.075269	0.074074	0.072200	0.103896	0.061436	0.059055	0.015625
A_{12}	0.066448	0.030998	0.064516	0.012346	0.057444	0.025974	0.064077	0.052493	0.062500
A_{13}	0.070118	0.078104	0.043011	0.049383	0.071146	0.116883	0.063872	0.058793	0.062500
A_{14}	0.069796	0.106671	0.032258	0.061728	0.052701	0.129870	0.074923	0.064567	0.109375
A_{15}	0.067920	0.066555	0.086022	0.099765	0.062451	0.012987	0.062538	0.062467	0.062500

<표 3> 속성 C_j에 대한 E_j, d_j, s_j, w_j, W_j^*

구분	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9
E_j	0.999882	0.942328	0.954554	0.957846	0.997673	0.918156	0.997747	0.997889	0.925770
d_j	0.000118	0.057672	0.045446	0.042154	0.002327	0.081844	0.002253	0.002111	0.074230
s_j	0.10	0.06	0.07	0.12	0.15	0.09	0.14	0.17	0.10
w_j	0.000382	0.187152	0.147479	0.136796	0.007551	0.265592	0.007312	0.006851	0.240884
W_j^*	0.000428	0.125719	0.115580	0.183785	0.012681	0.267616	0.011461	0.013040	0.269690

<표 4> 가중치 W_j^*와 평가치 P_{ij}의 곱에 의한 최선의 선호대안의 선택

속성 / 대안	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9	$\sum_{j=1}^{n}(P_{ij}\times W_j^*)$	최선대안
A_1	0.00002833	0.011538	0.009942	0.015883	0.000952	0.003476	0.000734	0.000859	0.004214	0.04762669	
A_2	0.00002779	0.007107	0.007457	0.022689	0.000782	0.031279	0.000881	0.000890	0.025283	0.09639626	a^*
A_3	0.00002928	0.011615	0.009942	0.013614	0.000829	0.010427	0.000579	0.000969	0.021070	0.06907251	
A_4	0.00002863	0.001987	0.009942	0.011345	0.000869	0.024329	0.000867	0.000774	0.016856	0.06699606	
A_5	0.00002785	0.007756	0.001243	0.006807	0.000872	0.031280	0.000734	0.000938	0.042139	0.09179628	
A_6	0.00002851	0.017250	0.011185	0.004538	0.000782	0.013902	0.000720	0.000969	0.008428	0.05780235	
A_7	0.00002809	0.009991	0.006214	0.015883	0.001006	0.006951	0.000720	0.000866	0.008428	0.05008632	
A_8	0.00002878	0.012761	0.001243	0.006807	0.000755	0.017378	0.000872	0.001030	0.004214	0.04508863	
A_9	0.00002776	0.001987	0.012428	0.011345	0.000999	0.020853	0.000733	0.000962	0.016856	0.06618951	
A_{10}	0.00002778	0.006170	0.011185	0.020421	0.000829	0.003476	0.000875	0.000907	0.037925	0.08181562	
A_{11}	0.00002781	0.002063	0.008699	0.013614	0.000916	0.027804	0.000704	0.000770	0.004214	0.05881220	
A_{12}	0.00002844	0.003897	0.007457	0.002269	0.000728	0.006951	0.000734	0.000685	0.016856	0.03960526	
A_{13}	0.00003001	0.009819	0.004971	0.009076	0.000902	0.031280	0.000732	0.000767	0.016856	0.07443244	
A_{14}	0.00002987	0.013411	0.003728	0.011345	0.000668	0.034755	0.000859	0.000842	0.029497	0.09513518	
A_{15}	0.00002907	0.008367	0.009942	0.018152	0.000792	0.003476	0.000717	0.000815	0.016856	0.05914470	

<표 4>에서 A_1의 C_1에 대한 $P_{11}\times W_1^*$는 <표 2>의 P_{11} =0.066191과 <표 3>의 W_1^*=0.000428의 곱을 이용하여 구한 것으로 0.00002833이 됨을 알 수 있다.

이와 같은 방법을 통해 주어진 대안 A_i와 속성 C_j를 고려한 A_1의 $S_1=\sum_{j=1}^{n}(P_{1j}\times W_j^*)$=0.04762669가 된다.

위의 <표 4>에서 알 수 있는 바와 같이 $P_{ij}\times W_j^*$의 합 S_2=0.09639626이므로 최선의 선호대안은 A_2임을 알 수 있다.

이러한 개념에 의해 구해진 대안의 최종 선호순위는

$$A_2>A_{14}>A_5>A_{10}>A_{13}>A_3>A_4>A_9>A_{15}>A_{11}>A_6>A_7>A_1>A_8>A_{12}$$

가 됨을 알 수 있다.

지금까지의 분석결과를 통하여 주어진 대안과 속성의 수가 매우 많은 현실적인 MADM 문제를 해결하고 자하는 경우 의사결정자가 매우 많은 시간과 정신적 노력이 필요하면서 의사결정자가 가지고 있는 주관적인 가중치에 대한 일관성(coherence) 등의 문제가 발생할 경우 엔트로피 척도에 의한 가중치를 이용하면 비교적 간편하

게 최선의 선호대안을 선정할 수 있다.

이는 기존의 가중치를 구하는 방법으로 널리 알려진 Satty의 완전 계층적 구조(hierarchical structure)상의 쌍대비교행렬[11]에 따른 각 계층의 우선도 벡터(priority vector)를 이용하는 것보다 의사결정자가 이해하기 쉽고 계산이 간편하다는 등의 측면에서 유리함을 알 수 있다.

따라서 본 연구에서 제시한 엔트로피 척도에 의한 가중치를 이용하는 경우 일상적으로 많은 대안과 속성을 가지는 경영 및 공공의 MADM 문제가 주어질 때, 의사결정자가 큰 무리 없이 간편하게 최선의 선호대안(best preferred alternatives)을 선정할 수 있다.

4. 결 론

일반적으로 선택·평가 등의 문제에서 직면하게 되는 다속성 의사결정(Multiple-Attibute Decision-Making : MADM) 문제는 상충(conflicts) 요인을 가지는 대안과 속성의 수가 매우 많기 때문에 이것들을 모두 고려하여 선호대안을 선정한다는 것은 매우 많은 어려움이 따를 수 있다 [1~6,16].

따라서 본 연구에서는 이러한 문제를 좀 더 현실적인 입장에서 해결하기 위하여 엔트로피 척도(Entropy measure)에 의한 가중치(weights)를 이용하여 문제해결을 시도하였다.

지금까지 연구·개발된 기법들 중 수리적 방법들은 주어진 문제에 대한 모형이나 선호구조에 제약을 가함으로써 최선의 선호대안(best preferred alternatives)을 구하고 있지만 의사결정자의 입장을 반영하는 데 많은 제약이 따르며, 이를 개선한 대화형 접근방법 역시 전체의 주어진 속성의 수가 많으면 많을수록 속성간의 쌍대비교(pairwise comparison) 등으로 발생하는 경우의 수가 기하급수적으로 많아져서 의사결정자가 제공해야 하는 정보의 양이 매우 많아진다는 어려움을 내포하고 있다.

따라서, 본 연구에서는 지금까지 나타나는 문제점을 좀 더 현실적인 입장에서 보완하기 위하여 대안과 속성의 수를 많이 포함하는 MADM 문제에 적용시켜 의사결정자가 비교적 이해하기 쉬운 엔트로피 척도에 의한 최선의 선호대안의 선정을 하였다는 점에 의의가 있다고 할 수 있을 것이다.

그러나 본 연구에서 제시한 엔트로피 척도에 의한 방법 역시 모든 의사결정자가 아주 쉽게 이해하고 적용할 수 있지 못하다는 점에서 앞으로 더욱 많은 노력을 해야 할 것으로 판단된다.

참고문헌

[1] 이강인; "다구찌의 손실함수를 이용한 다망목특성을 가지는 의사결정문제의 최적 선호대안 결정", *대한산업공학회지*, 24(4) : 493~502, 1998.

[2] 이강인, 서재훈; "다속성 의사결정문제의 효율적인 최적 선호대안의 선정", *대한산업공학회/한국산업경영시스템학회 1999년도 추계공동학술대회 발표문집*, 서울대학교 session DO1.4 경영전략II, pp. 970~974, 1999.

[3] 이강인, 서재훈; "다구찌의 SN비를 이용한 다망대특성 문제의 최적 선호대안 선정", *한국경영과학회/대한산업공학회 춘계학술대회 계명대학교 성서캠퍼스*, pp. 43~45, 1999.

[4] 이강인, 이진식; "혼합 다속성 의사결정문제에서 선호설비의 선정", *대한설비관리학회지*, 3(1) : 243~255, 1998.

[5] 이강인, 조성구; 선호종속을 허용하는 다속성 의사결정문제의 대화형 접근방법", *한국경영과학회지*, 20(2) : 61~76, 1995.

[6] 조성구, 이강인; "퍼지 Choquet적분을 이용한 다속성 의사결정문제의 최적 선호대안 결정", *대한산업공학회지*, 23(4) : 635~643, 1997.

[7] Fan, Z-P., Ma, J., and Zhang, Q.; "An Approach to Multiple Attribute Decision Making based on Fuzzy Preference Information on Alternatives", *Fuzzy Set and Systems*, 131 : 101~106, 2002.

[8] Hobbs, B. F.; "A Comparison of Weighting Methods in Power Plant Siting", *Decision Science*, 26(4) : 725~737, 1997.

[9] Hwang, C. L., and Yoon, K. S.; Multiple Attribu- te Decision Making, *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, Springer-Verlag, New York, 1981.

[10] Olson, D. L.; *Decision Aids for Selection Problems*, Splinger-Verlag, New York, 1996

[11] Saaty, T. L.; *The Analytic Hierarchy Process*, Mcgraw-Hill, New York, 1980.

[12] Soofi. E. S.; "Generalized Entropy Based Weights for Multi-attribute Value Models", *Operations Research*, 38 : 362~363, 1990.

[13] Valls, A., and Torra, V.; "Using Classification as an Aggregation Tool in MCDM", *Fuzzy Sets and Systems*, 115 : 159~168, 2000.

[14] Yoon, K., and Hwang, C. L.; "Manufacturing Plant Location Analysis by Multiple Attribute Decision

Making : Part Ⅰ-Single Plant Strategy", International Journal of Production Research, 23(2) : 345～359, 1985.
[15] Zanakis, H. Z. Solomon, A., Wishart, N., Dublish, S.; "Multi-Attribute Decision Making : A Simulation Comparison of Select Methods", *European Journal of Operational Research*, 107 : 507～529, 1998.
[16] Zeleny, M.; *Multiple Criteria Decision Making*, Mcgraw-Hill, New York, 1982.