

복합기준 평가방법 ELECTRE의 신뢰도 증진을 위한 방안 연구

이 인 성

상명여자대학교 환경녹지학과

Development of Methods to Improve the Reliability of ELECTRE

Lee, Insung

Department of Environmental Planning and Design, Sang-Myung Woman's University

ABSTRACT

ELECTRE is a less demanding and potentially effective multiattribute evaluation method for pre-editing procedure. The method, however, was developed based on probabilistic mathematics, and its reliability has never been empirically tested. This article examined the reliability of ELECTRE under various conditions of linear and non-linear utility functions using a Monte-Carlo simulation, and found the method causes a considerably high rate of error. To enhance the reliability of ELECTRE, two ways of modification — adjustment of threshold values of concordance and discordance matrices, and adjustment of the required number of probably-dominant alternatives to eliminate a probably-dominated alternative — were suggested, and their effectiveness was also tested by a Monte-Carlo simulation. The simulation result shows that these modifications considerably improve the reliability of ELECTRE, and yet maintain a reasonably high level of efficiency. Through these modifications, ELECTRE can be used as an efficient and reliable pre-editing method. Ways to implement ELECTRE in the construction of planning decision support systems were discussed. The implied combination of this method and other multiattribute evaluation methods will help to create more effective decision support systems.

1. 서론

계획 및 설계의 과정은 크고 작은 결정(decision)의 연속이며, 그중 가장 중요한 결정은 대안을 작성한 후 여러 대안 중 하나의 최종안을

선택하는 것이라고 할 수 있다. 그런데 대안의 수가 계획가 또는 의사결정자가 다루기 힘들 정도로 많을 경우 작성된 대안 중 우수한 소수의 대안을 일차적으로 선별하는 과정이 필요하다. 이러한 과정은 대안의 숫자를 줄여 대안선정과

정에 소요되는 시간과 노력을 절약해 줄 뿐 아니라, 의사결정자로 하여금 선정과정의 중점을 소수의 우수한 대안비교에 집중하게 하여 선정의 정확도를 높이는 이점을 가져다준다. 이 과정의 주된 역할은 대안선정에 직접적으로 연관되는 정보(소수의 우수한 대안)를 기타의 불필요한 정보(상대적으로 열등하여 고려가 불필요한 대안)로부터 분리하는 일인데, 이는 곧 대안의 예비선정 또는 의사결정 문제의 事前編輯(pre-editing, Montgomery, 1983, p. 351)이라고 생각할 수 있다. 이러한 예비선정과정은 대안의 숫자가 아주 많을 경우 필수적으로 요구된다. 최소기준을 만족시키는 많은 대안이 존재할 때 대안선정의 단계에서 그 많은 대안을 한꺼번에 다루는 일은 계획가 또는 의사결정자의 인식능력 한계를 벗어나는 일이다. 대안의 수를 줄이기 위해 최소기준을 상향조정할 수도 있겠지만 이 방법은 대부분의 기준에 있어서 아주 우수한 대안을 한가지 기준에 대한 약점으로 인해 탈락시킬 가능성이 있다. 그러므로 대안작성을 위한 기준은 최소의 요건을 적용하고 추출된 대안의 장단점을 면밀히 검토하여 최선의 대안을 찾아내는 과정이 보다 바람직하다고 말할 수 있으며, 이 경우 최종 대안선정과정의 효율성과 정확도를 높이기 위해서는 본격적인 선정에 앞서 많은 대안 중 적정 수의 우수한 대안을 일차적으로 선정하는 일이 필요하다.

가장 기본적인 예비선정의 방법은 '참우세(true dominance)' 관계에 놓인 대안들을 발견하고 상대적으로 열등한 대안을 제외시키는 것이다. 한 대안 A_i 가 다른 대안 A_k 에 비해 모든 평가기준에 있어서 동등하거나 우세하다면 대안 A_i 는 A_k 에 대해 참우세의 관계에 있으며, 의사결정자는 열등한 대안인 A_k 를 최종선정과정에서 고려할 필요가 없다. 이러한 참우세 관계의 파악은 예비선정의 기본적인 방법이 되지만 실제의 의사결정 문제에 있어서 참우세 관계가 나타날 가능성은 매우 제한되어있어 이것만으로는 효과적인 예비선정을 기대하기 어렵다.

Roy(1990) 등에 의해 체계화된 Outranking 이론은 효율적인 예비선정 방법으로서의 활용

잠재력이 크다. 이 이론은 대안들 사이의 확률적 우세가능성 판정을 근거로 상대적으로 열등한(열등할 가능성이 큰) 대안을 탈락시켜 최종 선정과정에서 고려될 대안 수를 줄여준다. 그러나 이 이론은 수학적 논리에 근거하여 체계화된 것으로 다양한 의사결정 환경에서의 경험적 신뢰도는 아직 검증된 바 없으며, 특히 비선형 효용함수(non-linear utility function)하에서는 허용범위가 넘는 오차를 발생시킬 가능성이 크다. 그러므로 이 이론을 실제의 의사결정 과정에 적용하기 위해서는 그 신뢰도가 검토되고 오차를 줄일 수 있는 방법이 모색되어야 할 것이다.

이 연구는 효율적인 예비선정 방법으로서 Outranking 이론의 가능성을 주목하고, 이 개념의 실무적용성을 높이기 위해 다양한 효용함수 선형조건하에서의 신뢰도를 검증하고 신뢰도를 높이기 위한 방법을 모색하였다. 신뢰도의 검증은 Outranking 이론이 수식화된 대표적인 방법인 ELECTRE(ELimination Et Choice Translating REality, Roy, 1990, pp.155-183; Hwang and Yoon, 1981, pp.115-127)를 기본으로 진행하였으며, 난수발생법에 기초한 몬테카를로 시뮬레이션(Monte-Carlo simulation)을 주된 연구방법으로 사용하였다.

II. 복합기준 평가이론에 관한 관련연구

계획 및 설계의 대안선정과정에서는 단일 기준으로 대안들이 평가되는 경우는 거의 없으며, 일반적으로 복수의 기준들이 고려되고 그 모든 기준에 대한 각 대안의 종합적인 우수성이 최종 평가의 잣대가 된다. 이러한 복수의 기준에 의한 대안선정의 과정은 비단 계획 및 설계분야에만 국한된 것이 아니라 모든 의사결정과정에서 공통적으로 직면되는 과정이며, 일반적으로 복합기준 평가(multiple criteria 또는 multiattribute decision making, Dyer et al., 1992, p.645; Massam, 1988, p.9)라고 불린다.

복합기준 평가에 있어서의 난점은 평가의 기준들이 서로 상충되는 관계를 가지는 경우가 많

으며 모든 기준에 있어서 절대적으로 우수한 대안을 얻기가 힘들다는 점이다. 조정설계 및 계획의 과정에서 비용과 쾌적성, 기능적인 측면과 미적인 측면은 종종 서로 상충되는 기준으로 작용하며, 모든 기준에 있어서 우수한 대안을 얻기는 매우 어렵다. 따라서 최종 대안선정 과정에서 의사결정자는 비용 면에서는 아주 우수하나 쾌적성 측면에서는 약간 뒤떨어지는 대안, 또는 그 반대로 쾌적성에 있어서는 매우 우수하나 비용 측면에서는 다소 뒤지는 대안을 선정하게 된다. 그러므로 복합기준 평가의 과정은 서로 상충되는 기준을 절충(tradeoff)하는 과정이라고 말할 수 있다. 복합기준 평가이론(multiattribute decision theory)은 이러한 경우에 효과적인 의사결정의 수단으로 쓰이는 이론 및 방법들을 지칭하는 용어이다. MAUT(Multiattribute Utility Theory, von Neumann and Morgenstern, 1946; Keeney and Raiffa, 1976)는 가장 고전적인 복합기준 평가방법으로, 이 방법은 먼저 각 기준의 효용함수(utility function)를 구하여 각 대안의 점수(score)를 효용도(utility)로 전환한다(식 1). 다음 단계로 각 평가기준 별로 가중치(weight)가 정해지고 이 가중치와 대안의 효용도를 곱한 것을 합산하여 대안의 총합효용도(aggregate utility)를 계산한다(식 2). 이 총합효용도가 가장 높은 대안이 최선의 대안으로 평가된다.

$$\langle \text{식 1} \rangle \quad U_{ij} = f_j(S_{ij})$$

U_{ij} : 대안 i 의 기준 j 에 대한 효용도
 $f_j(\cdot)$: 기준 j 의 효용함수
 S_{ij} : 대안 i 의 기준 j 에 대한 점수

$$\langle \text{식 2} \rangle \quad AU_i = \sum_{j=1}^n (w_j * U_{ij})$$

AU_i : 대안 i 의 총합효용도
 w_j : 기준 j 의 가중치
 n : 기준의 수

MAUT로 대표되는 고전적인 평가이론은 간결한 구조와 이해하기 쉬운 명확한 논리를 가지고 있으며, 복잡한 의사결정 문제를 여러 개의

작고 단순한 문제로 쪼개어 보다 용이하게 해결할 수 있는 논리적 기틀을 제공해 준다. 이러한 장점에도 불구하고 이 이론의 실무적용에는 여러 가지 문제가 노출되었는데 그 중 가장 심각한 문제는 이 이론이 요구하는 전제의 논리적 완벽성에 기인한 것이다. MAUT는 의사결정자가 의사결정에 필요한 모든 정보를 가지고 있으며 이 정보를 바탕으로 완전하고 정확한 정보처리(information processing)를 수행할 수 있다는, 즉 완벽한 합리성(rationality)에 근거하여 의사결정과정을 진행할 수 있다는 전제 위에 성립된 이론이다. 그러나 필요한 모든 정보를 수집하는 것은 거의 불가능하고, 가능하다 하더라도 과도한 시간과 비용을 소요한다. 의사결정자의 정보처리 능력 또한 제한되어있어 실제의 의사결정과정은 제한된 정보의 선택적인 인식 및 처리에 의존하게되며(Hogarth, 1987), 의사결정의 바탕이 되는 합리성 역시 제한된 합리성(Simon, 1976)에 그칠 수밖에 없게 된다. 그러므로 완벽한 합리성에 근거한 의사결정이란 도달하기 힘든 이상에 불과하며, MAUT는 이상적이기는 하나 실제 의사결정과정에서는 현실적인 제약으로 인해 적용하기 힘든 방법이다. 이러한 MAUT의 한계를 극복하기 위해 다양한 복합기준 평가이론들이 개발되었는데 그 대표적인 이론들로는 AHP(Analytic Hierarchy Process, Saaty, 1980), CEA(Computation of Equivalent Alternatives, Stokey and Zeckhauser, 1978, pp.127-130), Outranking 이론, 경험적 법칙에 의거한 의사결정방법(Heuristics, Svenson, 1979; Payne et al., 1988) 등이 있다. 이들 이론은 고전적인 복합기준 평가이론의 경직된 전제를 완화하고 실제의 의사결정과정에서의 정합성을 높이는데 그 주안점을 두었다.

많은 연구들이 이 다양한 이론들을 비교하고 우열을 가리코자 하였으나(Kamenetzky, 1982; Belton 1986; Volnonino and Kirs, 1988; Lai and Hopkins, 1990; Hobbs et al. 1992), 그 공통된 결론은 다양한 이론들이 각자의 장단점을 가지고 있어 어떤 한 이론이 모든 경우에 공통적으로 적용될 수 있는 가장 우수한 것이라고

말하기는 어렵다는 것이다.¹⁾ 그러므로 이들 다양한 이론들은 상호 배타적인 관계—한가지 초월적인 이론이 다른 이론의 적용을 배제하는 관계—에 있는 것이 아니라, 상호보완적 관계—주어진 상황과 목적에 맞는 몇몇의 이론이 상호보완하여 문제를 해결하는 관계—에 있다고 보아야 할 것이다. 따라서 범용적으로 적용될 수 있는 한 이론을 찾기보다는 주어진 의사결정문제 또는 의사결정 단계의 특성에 따라 이들 다양한 이론들을 어떻게 취사선택하고 조합하여 사용할 것인가 하는 문제가 근래의 중요한 연구과제로 부각되고 있다(Weber and Coskunoglu, 1990; Hopkins et. al, 1991; Lee, 1994).

본 연구의 대상인 Outranking 이론 및 ELECTRE 방법은 이러한 배경 하에서 발전된 복합기준 평가이론의 하나이다. 이 이론의 장점은 다른 방법에 비해 비교적 적은 정보를 필요로 한다는 점으로, ELECTRE는 기준들의 가중치만으로 대안 사이의 확률적인 우열을 판단할 수 있으며 이에 근거하여 상대적으로 열등한 대안을 탈락시킬 수 있다. MAUT의 과정에서 기준 가중치의 설정에 비해 기준별 효용곡선의 설정이 훨씬 복잡하고, 왜곡된 결과를 낳을 위험성도 크다는 점을 생각한다면(Hershey et al., 1982), 가중치만으로 의사결정과정을 진행할 수 있는 점은 ELECTRE의 큰 장점이다. 그러나 이 방법은 한 쌍씩의 대안을 연속적으로 비교하는 방법에 근거하고 있기 때문에 많은 대안 중 하나의 최종대안을 선정하는 방법으로 사용하기에는 한계가 있다. 이러한 특성으로 인하여 ELECTRE는 의사결정문제를 보다 단순화하는 예비선정의 단계에서 그 장점이 가장 잘 발휘될 수 있으며 다른 복합기준 평가이론과의 상호보완 효과를 극대화할 수 있을 것이다.

III. Outranking 이론 및 ELECTRE의 개요

- 1) MAUT는 논리적으로 명확하나 처리가능 자료의 제한과 처리과정상의 비현실성 및 모호성이 단점으로 지적되며, AHP는 처리과정은 매우 용이하나 순위역행(rank reversal)의 논리적 취약성을 가지고 있고 과도한 처리단계를 요구하며, CEA는 현실적 적용의 신속성이 강하나 과정상의 비체계성이 단점이며, 경험적 의사결정방법은 가장 단순한 방법이지만은 하나 정확성이 떨어지는 것이 한계로 지적되고 있다.

ELECTRE의 핵심적인 과정은 대안 사이의 확률적 우열판정이다. 두 대안 A_i 와 A_k 사이의 우열관계 $A_i \rightarrow A_k$ 가 의미하는 것은 대안 A_i 가 A_k 에 대해 참우세 하지는 못하지만 A_i 가 A_k 에 비해 우세할 가능성이 크며, 만약 의사결정자가 이 판정을 받아들여 열세대안 A_k 를 탈락시킨다면 이에 수반되는 위험부담을 감수한다는 것이다. 대부분의 독자들은 ELECTRE에 익숙하지 못하리라 예상되므로 간단한 소개가 필요하리라 생각된다. ELECTRE의 산술과정 이해를 위해 다음의 예를 보자. 어떤 의사결정에 있어서 $A_1 \sim A_4$ 의 4개 대안이 작성되었으며 $C_1 \sim C_5$ 의 다섯 가지 기준으로 최종안을 선정하고자 한다. 네 대안의 점수는 <표 1>에서 보는 바와 같으며 기준들의 가중치는 각각 0.30, 0.10, 0.20, 0.25, 0.15로 설정되었다. ELECTRE의 첫 단계는 가중표준화행렬(weighted normalized decision matrix)의 계산이다(식 3). 이 가중표준화행렬은 단위가 서로 다른 기준 사이의 동등한 비교를 위해 작성된다. 예시문제의 가중표준화값은 <표 1>에 나타나있다.

<표 1> 예시문제의 점수 및 가중표준화값

구 분	기 준					
	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	
대안	A_1	20 0.140	15 0.037	20 0.101	55 0.121	50 0.073
	A_2	25 0.175	27 0.066	18 0.091	45 0.099	30 0.044
	A_3	18 0.126	20 0.049	21 0.106	65 0.143	70 0.102
	A_4	22 0.154	18 0.044	20 0.101	60 0.132	48 0.070
기준가중치	0.30	0.10	0.20	0.25	0.15	

다음 단계로 한 대안 A_i 가 다른 대안 A_k 에 비해 우세 또는 동등한 기준들의 가중치를 합산하여 일치지수(concordance index, CI_{ik})를 계

<식 3> 가중표준화값

$$WR_{ij} = w_j * \frac{S_{ij}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n S_{kj}^2}}$$

S_{ij} : 대안 i 의 기준 j 에 대한 점수
 n : 대안의 수
 w_j : 기준 j 의 가중치

산하고 <식 4>, 반대로 A_i 가 A_k 에 비해 열세인 기준에서의 두 대안 사이 표준화값의 최대차이를 모든 기준에서의 두 대안 사이 표준화값의 최대차이로 나누어 불일치지수 (discordance index, DI_{ik})를 계산한다(<식 5>). 일치지수 CI_{ik} 는 대안 A_i 가 A_k 에 대해 우세할 상대적 확률로, 불일치지수 DI_{ik} 는 A_i 가 A_k 에 대해 열세일 상대적 확률로 생각할 수 있다.

<식 4> 일치지수

$$CI_{ik} = \sum_{j|S_{ij} \geq S_{kj}} w_j$$

<식 5> 불일치지수

$$DI_{ik} = \frac{\max_{j|S_{ij} < S_{kj}} |WR_{ij} - WR_{kj}|}{\max_{all j} |WR_{ij} - WR_{kj}|}$$

<표 2> 일치지수 행렬과 불일치지수 행렬

일치지수 행렬				불일치지수 행렬			
-	0.600	0.300	0.350	-	1.000	1.000	1.000
0.400	-	0.400	0.400	0.832	-	1.000	1.000
0.700	0.600	-	0.700	0.481	0.842	-	0.875
0.850	0.600	0.300	-	0.208	0.665	1.000	-

다음 단계로 일치지수 행렬과 불일치지수행렬의 평균치가 계산되고 이 평균값은 일치지수 경계값(concordance threshold value, p)과 불일치지수 경계값(discordance threshold value, q)이 된다(<식 6>). 이제 각각의 일치지수값과 불일치지수값을 경계값과 비교하여 우열판정이 내려진다. 만약 두 대안 사이의 일치지수 CI_{ik} 가 일치지수 경계값 p 이상이고 불일치지수 DI_{ik} 가 불일치지수 경계값 q 이하이면 — 즉 대안 A_i 가 A_k 보다 우세일 가능성이 평균 이상이고 A_i 가 A_k 보다 열세일 가능성이 평균 이하이면—

A_i 는 A_k 에 대해 우세관계에 있다($A_i \rightarrow A_k$)고 판정된다. 우열판정을 위해 총합우세행렬 (aggregate dominance matrix)이 작성되는데, 만약 $A_i \rightarrow A_k$ 의 관계가 성립하면 총합우세행렬의 값 ADI_{ik} 는 1이고, 그렇지 않을 경우 0이다.

<식 6> 일치지수경계값

$$p = \frac{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m CI_{jk}}{m * (m-1)} \quad m : \text{대안의 수}$$

불일치지수경계값

$$q = \frac{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m DI_{jk}}{m * (m-1)}$$

<식 7>

$$\begin{aligned} & \text{if}(CI_{ik} \geq p \text{ and } DI_{ik} \leq q) \\ & \text{총합우세행렬값 } ADI_{ik} = 1, \\ & \text{else } ADI_{ik} = 0 \end{aligned}$$

예시문제의 총합우세행렬은 <표 3>에 나타나 있다. 이 행렬에서 ADI_{31} , ADI_{41} , ADI_{42} 가 1의 값을 가지고 있는데 이는 곧 $A_3 \rightarrow A_1$, $A_4 \rightarrow A_1$, $A_4 \rightarrow A_2$ 의 우열관계가 성립함을 나타내고 있다. 이 행렬의 열의 합은 각 대안이 몇 개의 다른 대안에 대해 열세관계로 판정되었는지를 보여준다. ELECTRE의 최종과정은 이 총합우세행렬의 열의 합이 0보다 큰 대안, 즉 하나 이상의 다른 대안에 대해 열세인 대안(A_1 , A_2)을 탈락시키는 것이다.

<표 3> 예시문제의 총합우세행렬

-	0	0	0
0	-	0	0
1	0	-	0
1	1	0	-

ELECTRE는 확률적 우열판정에 기초하고 있기 때문에 대안들의 전체적인 순위를 계산할 수는 없다. 예시문제에서 우리는 A_1 과 A_2 두 대안을 탈락시키고 의사결정문제를 A_3 와 A_4 두 대안으로 압축할 수 있으나 A_3 와 A_4 사이의 우열관계는 아직 알 수 없다. 그러므로 ELECTRE는 최종 의사결정과정에서 고려될 정보의 양(대안의 수)을 줄여주는 기능을 하지만 최선의 대안을 선정해 주지는 못하며, 이러한 특성

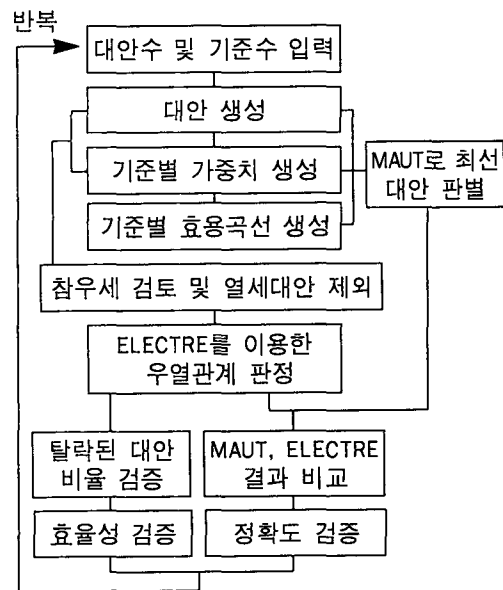
으로 인해 의사결정단계 중 예비선정 단계에 적합한 방법이다.

ELECTRE는 예비선정의 방법으로서의 잠재적인 효용성이 큰 반면, 문제점도 지니고 있다. 즉 이 방법의 우열관계의 검증은 효용이 아닌 표준화된 점수에 근거하기 때문에 오차를 초래할 수 있다. 여기서 오차란 잘못된 우열관계의 판정으로 실제로는 우수한 대안이 예비선정과정에서 탈락하는 경우를 말한다. 대안선정 문제의 기준들의 효용곡선이 비선형인 경우 이러한 오차는 더욱 늘어날 가능성이 크다. ELECTRE는 수학적 논리에 의해 체계화된 복합기준 평가 방법으로, 이 오차의 가능성은 아직 경험적으로 검증된 바 없다. 따라서 의사결정자가 ELECTRE의 우열관계 판정에 따라 열세 대안을 탈락시킬 때 어느 정도의 위험을 감수해야 할지를 알 수 없으며, 이 위험부담의 막연함이 이 방법의 실무적용을 가로막는 가장 큰 장애요인이다. 그러므로 ELECTRE를 실제의 의사결정 과정에 적용하기 위해서는 이 방법의 신뢰도가 우선 검증되어야 하며 오차를 줄일 수 있는 방법의 모색과 그 경우의 효용성 검증 또한 필요하다.

IV. 연구의 방법 및 과정

ELECTRE의 정확도와 효율성을 검증하기 위해 난수발생법에 기초한 몬테카를로 시뮬레이션(Monte-Carlo simulation)이 행해졌다. 선행연구(Thorngate, 1980; Johnson and Payne, 1985; Payne et al., 1988)들은 이 기법이 여러 의사결정방법들의 효율성과 정확도를 다양한 조건하에서 검증하기에 적합한 방법임을 보여주고 있다. 검증과정은 (그림 1)에 나타나 있다. 검증을 위한 대안선정의 문제는 컴퓨터에 의해 무작위로 작성되었다. 먼저 각 대안의 점수들이 컴퓨터가 생성한 난수로 구성되었고 각 기준의 가중치와 효용곡선도 무작위로 작성되었다. 기준의 가중치는 1에서 100 사이의 난수가 각 기준에 배분되고 이 값을 모든 기준에 배분된 숫자의 합으로 나눔으로써 설정되었다. 기준들의 효

용곡선은 동일효용구간 구분기법(midvalue splitting technique, Keeney and Raiffa, 1976, pp. 94-96)을 사용하여 설정되었는데 우선 효용도 1.0(완전히 만족스러운 수준)과 0(완전히 불만족스러운 수준) 사이의 중간점(효용도 0.5)에 해당되는 점수를 먼저 설정하고 다음 단계로 효용도 0과 0.5 사이의 중간값과 효용도 0.5와 1.0 사이의 중간값, 즉 효용도 0.25와 0.75에 해당되는 점수를 설정한다. 이 세 점을 연결하면 그 기준의 효용곡선을 구할 수 있고, 이 효용곡선에 근거하여 점수를 효용도로 전환할 수 있다(V절의 (그림 2) 참조). 실제의 의사결정과정에서는 이 중간값들이 의사결정자에 의해 결정되지만 본 연구에서는 컴퓨터가 이 값들을 무작위로 생성토록 하여 효용곡선이 무작위로 설정되도록 하였다.



(그림 1) 시뮬레이션 과정

이러한 과정을 거쳐 설정된 효용곡선과 가중치를 MAUT의 누적식(additive function, <식 2>)에 적용하면 가장 높은 총합효용도를 가진 최선의 대안을 찾을 수 있다. 그러나 ELECTRE는 복잡하고 왜곡의 가능성이 큰 효용곡선 산출과정을 필요로 하지 않으며 비교적

단순하고 의미상으로 보다 명료한 가중치만으로 예비선정 과정을 진행시켜주는 장점이 있다. 본 연구의 시뮬레이션과정에서는 가중치만을 이용하여 ELECTRE의 우열관계 판정을 통해 열등한 대안을 탈락시키고 그 결과의 효율성과 오차를 검토하였다.

우열판정의 첫 단계로 생성된 대안 사이의 참우세 관계가 검토되었으며 참우세 관계가 발견될 경우 열세의 대안을 탈락시켰다. 나머지 대안들은 ELECTRE에 의해 우열관계가 검토되었으며 만약 우열관계가 판정되면 열세의 대안을 탈락시켰다. ELECTRE의 효율성은 우열판정을 거쳐 탈락된 대안의 수를 참열세 대안을 제외한 초기의 대안 수로 나눈 지표로 검증되었다.

한편 ELECTRE의 신뢰도는 MAUT의 결과와 비교하여 검증되었다. MAUT에서는 대안평가에 위한 모든 정보, 즉 기준별 효용함수와 가중치를 사용하여 최선의 대안을 가려내므로 MAUT에 의해 선정된 대안은 사실상 최선의 대안으로 생각할 수 있다. 이에 비하여 ELECTRE는 가중치만을 이용하여 우열관계를 판정하는데, ELECTRE가 정확한 방법이라면 MAUT에 의해 선정된 최선의 대안이 열세로 판정되어 탈락하는 일이 없어야 한다. 그러므로 최선의 대안이 우열관계 판정과정을 통해 탈락하였는지 여부가 ELECTRE의 신뢰도를 나타내는 지표로 생각될 수 있다.

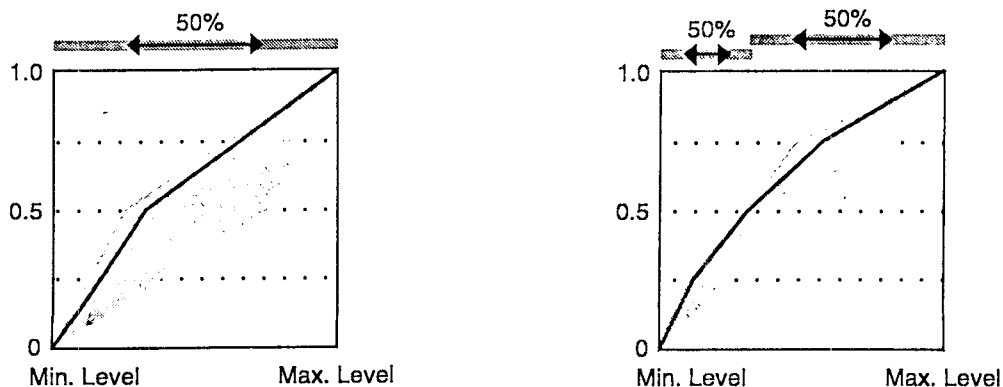
시뮬레이션은 두 단계로 나누어 진행되었는데 첫 단계에서는 효용곡선 선형조건에 따른

ELECTRE의 신뢰도가 검증되었고 두 번째 단계에서는 신뢰도 증진을 위한 방법들의 효과가 집중적으로 검토되었다. 시뮬레이션을 위한 프로그램은 C언어로 작성되었고 SUN SPARC station™에 의해 실행되었다.

V. ELECTRE의 신뢰도 검증을 위한 시뮬레이션

첫 번째의 시뮬레이션은 다양한 효용곡선 조건 하에서의 ELECTRE의 신뢰도를 검증하기 위한 것이다. 효용곡선의 선형조건(linearity) 변화를 위해 Lin이라는 매개변수가 사용되었는데, 이 매개변수는 컴퓨터에 의한 무작위 효용곡선 생성시의 변화범위를 조절하여 선형조건을 결정하게 된다. Lin이 1인 경우는 효용곡선이 최대한의 변화범위를 가지며 Lin이 0인 경우는 완전히 선형인 효용곡선만 생성된다. (그림 2)는 Lin이 0.5인 경우의 효용곡선 변화 범위를 보여주고 있다. 본 연구에서는 매개변수 Lin을 0에서 1사이의 범위에서 0.2 간격으로 변화시켜 선형조건이 서로 다른 6가지의 경우를 검토하였다.

ELECTRE의 신뢰도는 선형조건 뿐 아니라 대안 및 기준의 수에 따라라도 달라질 수 있으므로 기준수 10~20 사이, 대안수 5~15 사이의 각각 열한 경우가 시뮬레이션에 의해 검토되었다. 결과적으로 선형조건 여섯 경우, 기준수 열한 경우, 대안수 열한 경우 등 726 경우에 따른 ELECTRE의 신뢰도가 검증되었으며, 각



(그림 2) 매개변수 Lin에 따른 효용곡선의 변화범위 (Lin=0.5인 경우)

경우별로 2,000번의 반복실험이 행하여져 총 1,452,000번의 시뮬레이션이 실시되었다.

〈표 4〉는 매개변수 Lin이 1.0인 경우, 즉 효용곡선 변화범위를 최대로 한 경우 ELECTRE의 효율성과 오차율을 보여주고 있다. 실험결과는 ELECTRE가 효율성 측면에서 매우 우수한 방법임을 보여주고 있는데 이 방법은 초기 대안수의 약 81%를 우열판정을 통해 탈락시켜 최종단계에서 고려될 대안의 수를 1/5 이하로 크게 줄이고 있다. 대안의 수가 증가할수록 효율성은 더욱 높아지는 양상을 보였는데 대안의 수가 10인 경우 효율성은 평균 75%였으나 대안수 20인 경우 평균 85%로 증가하였다. 이에 비하여 기준수의 증감은 효율성에 별다른 영향을 미치지 못하였다.

이러한 ELECTRE의 효율성은 적정수준의 정확성이 동시에 유지되어야만 의미가 있는 것이다. 그러나 예상된 바와 같이 ELECTRE는 많은 오차를 유발하고 있는데, 반복실험중 약 14%의 경우에서 최선의 대안이 탈락되는 결과를 초래하였다. 대안 및 기준의 수가 늘어남에 따라 오차율 또한 증가하고 있는데 기준수 5,

대안수 10인 경우 오차율은 9.70%였으나 기준수 15, 대안수 20인 경우 오차율은 17.45%에 달하였다. 대체로 효율성이 증가함에 따라 오차도 증가하였으나 기준수의 증가는 효율성에 별다른 영향을 미치지 않는 반면 오차를 증가시키는 결과를 보이고 있다. ELECTRE는 전반적으로 10%~17%의 오차율을 기록하였는데 이러한 결과는 이 방법의 신뢰도가 높지 않은 수준임을 보여주고 있으며 이러한 신뢰도는 중요한 의사 결정과정에 이 방법을 채용하기에는 문제가 있다는 것을 시사하고 있다.

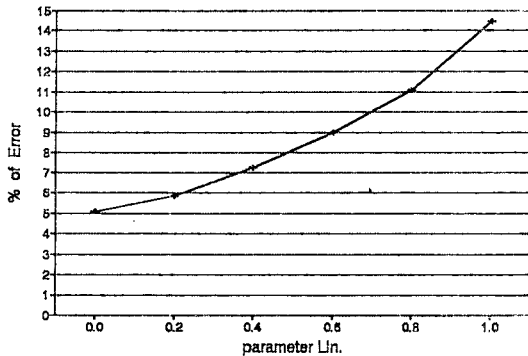
한편 효용곡선의 선형조건에 따른 오차의 변화를 살펴보면 예상한 바와 같이 비선형조건일 경우에 ELECTRE는 보다 높은 오차율을 보였다. (그림 3)은 기준수 10, 대안수 15의 경우에서 효용곡선의 선형조건을 결정하는 매개변수 Lin의 변화에 따른 ELECTRE의 오차율을 보여주고 있는데 효용곡선이 비선형화 될수록, 즉 Lin이 커질수록 오차율은 2차 곡선에 가까운 증가율로 높아짐을 나타내고 있다. 효용곡선이 완전히 선형인 경우, 즉 Lin이 0인 경우에도 ELECTRE는 5% 이상의 오차를 발생시키는데 이러한 결과를

〈표 4〉 선형 효용곡선(Lin=1.0) 하에서의 ELECTRE의 효율성 및 오차

구분		대안 의 수						평균
		10	12	14	16	18	20	
기준수의	5	73.19% (9.70%)	76.24% (11.03%)	78.28% (10.90%)	79.64% (11.45%)	81.41% (11.10%)	82.55% (11.70%)	78.68% (11.25%)
	7	75.15% (11.15%)	78.51% (11.10%)	80.75% (13.40%)	82.42% (12.40%)	83.90% (14.20%)	85.34% (13.20%)	81.05% (12.58%)
	9	74.99% (12.40%)	78.41% (13.05%)	80.78% (14.30%)	82.69% (14.85%)	84.39% (16.10%)	86.00% (15.10%)	81.34% (13.98%)
	11	74.82% (12.60%)	77.84% (12.60%)	80.64% (14.80%)	82.65% (13.90%)	84.27% (15.40%)	85.41% (16.85%)	81.08% (14.35%)
	13	74.26% (12.70%)	77.97% (14.65%)	80.33% (15.10%)	82.30% (15.05%)	83.94% (16.65%)	85.31% (16.10%)	80.89% (15.45%)
	15	74.48% (14.90%)	77.36% (15.60%)	80.19% (15.80%)	82.58% (17.10%)	83.81% (16.85%)	85.08% (17.45%)	80.64% (15.94%)
평균		74.70% (12.22%)	77.83% (13.02%)	80.30% (13.97%)	82.26% (14.40%)	83.77% (15.51%)	85.09% (15.29%)	80.76% (13.99%)

주 - 숫자는 각 경우별 ELECTRE의 효율성 및 오차율(괄호안)을 나타냄.
 - 효율성은 탈락된 대안의 수를 초기 대안의 수로 나눈 비율임.
 - 오차율은 최선의 대안이 ELECTRE에 의해 탈락된 경우의 비율임.

토대로 볼 때 효용곡선 조건을 완전한 선형으로 상정할 수 있는 경우에도 ELECTRE의 신뢰도는 만족스럽지 않음을 알 수 있다.



(그림 3) 효용곡선 선형조건에 따른 오차율의 변화 (기준수 10, 대안수 15의 경우)

VI. ELECTRE의 신뢰도 증진방안 모색

ELECTRE의 신뢰도를 높이는 방법으로 두 가지를 생각해 볼 수 있다. 한 가지 방법은 우열판정기준이 되는 일치지수행렬과 불일치지수행렬의 경계값인 p 와 q 를 조정하는 것이다(식 6 참조). 일치지수 경계값 p 가 높아질수록, 또한 불일치지수 경계값 q 가 낮아질수록 우열판정이 판정될 확률이 적어지며, 이에 따라 차이가 크지 않은 두 대안 사이의 우열판정이 보류되고 사실상 최선의 대안이 탈락되는 오차가 줄게 된다. 본 연구에서는 1.0에서 1.4 사이의 값을 가지는 Adj 란 매개변수를 사용하여 일치지수 경계값에는 이를 곱하고 불일치지수 경계값에는 이를 나누어 이들 경계값을 조정하였다. 원래의 ELECTRE에서 매개변수 Adj는 1.0으로 생각할 수 있다.

두 번째의 방법은 열세대안을 탈락시키기 위해 요구되는 우세대안의 수를 조정하는 것이다. ELECTRE에서는 한 대안이 하나 이상의 다른 대안에 대해 열세관계에 있을 경우, 즉 <표 3>의 총합우세행렬에서 해당열의 합이 1 이상인 경우 그 대안을 탈락시키는데, 만약 열세대안을 탈락시키기 위해 요구되는 우세대안의 수를 늘린다면 오차율은 줄어들 것이다. 본 연구에서는

열세대안을 제외시키는데 필요한 최소 우세대안의 수를 E 라는 매개변수로 표시하였다. 원래의 ELECTRE에서는 매개변수 E 는 1이다.

이러한 두 가지 매개변수의 적용은 우열판정 가능성의 가능성을 낮추어 ELECTRE의 오차를 줄여주지만 동시에 탈락되는 대안의 수를 줄여 효율성을 떨어지게 한다. 따라서 바람직한 수준까지 오차를 줄였을 때 어느 정도의 효율성을 얻을 수 있는가 하는 문제가 이 방법의 실무적용 가능성을 판단하는 중요한 잣대가 될 것이다. 매개변수들에 의한 신뢰도 증진효과와 효율성 변화 역시 몬테카를로 시뮬레이션으로 검증되었다. 두 번째 시뮬레이션에서는 매개변수 $Adj=1.0$ 에서 1.4 사이의 다섯 경우와 매개변수 $E=1$ 에서 5까지의 다섯 경우가 검토되었으며 기준수 10~20 사이, 대안수 5~15 사이의 각각 열한 경우에 다른 효율성과 오차율이 검토되었다. 결과적으로 매개변수 Adj 의 다섯 경우, 매개변수 E 의 다섯 경우, 기준수 열한 경우, 대안수 열한 경우 등 3,025 경우에 따른 신뢰도와 효율성이 검증되었으며 각 경우별로 2,000번의 반복실험이 행하여져 총 6,050,000 번의 시뮬레이션이 실시되었다. 실제의 의사결정과정에서 ELECTRE가 예비선정의 방법으로 이용될 경우 의사결정자는 효용곡선의 선형조건을 미리 알 수 없으므로 선형조건을 결정하는 매개변수 Lin 은 1.0(최대범위의 변화폭)이 적용되었다.

<표 5>는 두 번째 시뮬레이션의 결과를 보여주고 있다. 표의 왼쪽 상단의 수치, 즉 매개변수 $Adj=1.0$ 이고 $E=1$ 인 경우의 결과는 원래 ELECTRE의 효율성과 오차를 나타내며 <표 4>의 총평균치와 일치한다. 두 가지 매개변수의 조정은 모두 오차를 줄이는 효과를 보였으나 효율성 또한 저하되었다. 매개변수 $E:Adj$ 가 1:1.3, 2:1.1 또는 3:1.0 이상의 구간에서 오차율은 1% 미만으로 떨어졌으며(신뢰도 99% 이상), 이 때의 최대 효율성은 2:1.1의 경우 약 55%로 산출되었다. 신뢰도를 99.9%(오차율 0.1% 이하) 유지하기 위해서는 매개변수 $E:Adj$ 를 2:1.3, 3:1.2, 4:1.1 또는 5:1.0 이

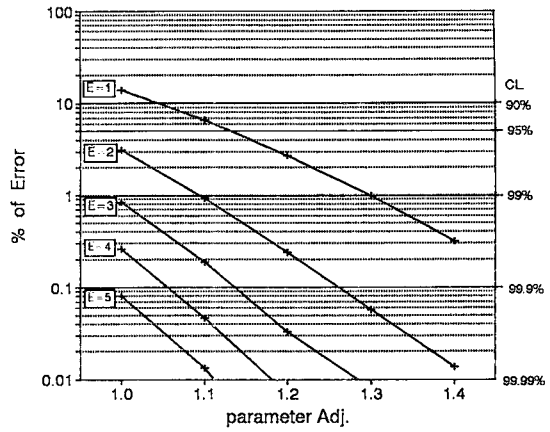
상으로 조정하여야 하며 이때의 최대 효율성은 34%를 기록하였다. 99.99%의 신뢰도(오차율 0.01% 이하)를 위해서 매개변수는 2:1.4, 3:1.3, 4:1.2 또는 5:1.1 이상이어야 하며 최대 효율성은 25%였다. E:Adj가 3:1.4, 4:1.3, 5:1.2 이상이 되면 99.995%의 신뢰도(오차율 0.005% 미만)를 보이며 이 경우에는 최대 16%의 효율성을 얻을 수 있다.

<표 5> 개선된 ELECTRE의 효율성 및 오차

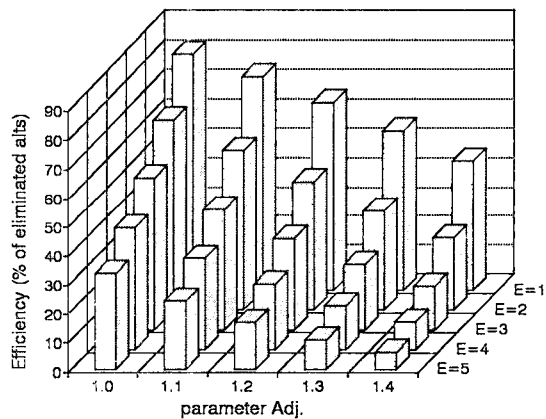
E	Adj	매개변수 Adj				
		1.0	1.1	1.2	1.3	1.4
매개 변수 E	1	80.76% (13.99%)	73.21% (6.55%)	64.39% (2.69%)	54.65% (0.97%)	44.52% (0.31%)
	2	65.25% (3.14%)	54.98% (0.91%)	44.40% (0.24%)	34.17% (0.06%)	24.91% (0.01%)
	3	52.47% (0.84%)	41.58% (0.19%)	31.40% (0.03%)	22.42% (0.01%)	15.04% (0.00%)
	4	41.82% (0.26%)	31.42% (0.05%)	22.38% (0.01%)	15.03% (0.00%)	9.39% (0.00%)
	5	32.95% (0.08%)	23.57% (0.01%)	15.94% (0.00%)	10.10% (0.00%)	5.92% (0.00%)

주 -기준수 5~15, 대안수 10~20의 평균효율성 및 오차율.
-Adj: 일치지수, 불일치지수경계값(p, q) 조정 매개변수.
-E: 열세대안 탈락을 위해 요구되는 최소 우세대안 수.

(그림 4)는 매개변수들의 변화에 따른 오차율 변화를 나타낸 것이다. 대체로 두 매개변수의 증가에 따라 오차율은 역로그곡선에 가까운 감소유형을 보이고 있다. 단일 매개변수의 변화보다는 두 매개변수의 동시적용이 보다 나은 오차 감소효과를 거두고 있는데, 이는 매개변수 E가 높을수록 Adj의 변화에 대한 기울기가 커지는 것으로 알 수 있다. 또한 대안 및 기준의 수가 증가할수록 매개변수의 조정으로 인한 오차감소의 효과는 보다 뚜렷해지며 이에 따른 효율성 저하는 상대적으로 적어지는 경향을 보였다. (그림 5)는 매개변수들의 변화에 따른 효율성의 변화를 나타내고 있다. 대체로 매개변수 E의 증가에 따라서 효율성은 급격히 감소하지만 매개변수 Adj의 증가는 보다 완만한 효율성의 감소를 초래한다.



(그림 4) 매개변수 변화에 따른 오차율의 변화 (기준수 5~15, 대안수 10~20의 평균)



(그림 5) 매개변수 변화에 따른 효율성의 변화 (기준수 5~15, 대안수 10~20의 평균)

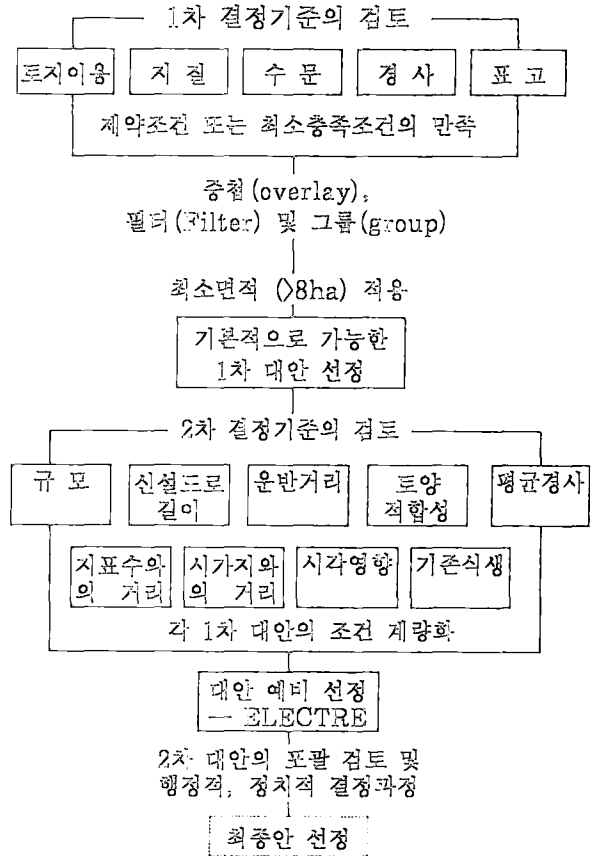
두 번째 시뮬레이션의 결과에 비추어 볼 때 매개변수 E 및 Adj의 적용은 ELECTRE의 신뢰도를 만족스러운 수준으로 향상시키고 있으며 동시에 실무적용의 가치가 있는 상당 수준의 효율성도 유지하고 있다고 평가된다. 즉 매개변수 E:Adj를 2:1.3으로 적용했을 경우 ELECTRE는 99.9% 이상의 신뢰도를 보였으며 이 경우에도 초기 대안 숫자의 1/3 이상을 줄여주는 효율성을 나타내었다. 만약 의사결정문제에서 보다 큰 오차가 허용된다면 보다 높은 효율성도 기대할 수 있는데 예를 들어 99%의 신뢰도가 요구되는 경우, ELECTRE는 초기대안 중 반 이상

(약 55%)의 열등한 대안을 가려냄으로써 매우 효율적인 예비선정을 가능하게 한다. 또한 대안 및 기준의 수가 증가할수록 매개변수 적용에 따른 오차감소의 효과가 뚜렷하게 나타나고 효율성의 저하는 상대적으로 적어지는 경향을 보여, 예비선정의 과정이 보다 절실하게 요구되는 많은 대안을 가진 의사결정 문제에 있어서 이 개선된 ELECTRE 방법은 더욱 큰 효과를 거둘 것으로 예상된다.

Ⅶ. 조경계획과정에서의 적용

개선된 ELECTRE 방법의 효과와 이 방법이 실제 조경계획과정에서 어떻게 적용될 수 있을지를 보여주기 위하여 GIS를 이용한 폐기물 매립지 선정문제에 이 방법을 적용해 보았다. 대상지는 충청남도 천안시이며 IBM PC-DX2 기종과 래스터(raster)방식의 GIS 시스템인 IDRISI™가 분석에 이용되었다. 분석의 기초자료는 기존의 연구(이행렬, 1995)에서 구축된 것으로 대상지의 표고, 경사, 토양, 지질, 수문, 식생, 토지이용, 도로망 등에 대한 전산화된 공간정보를 포함하고 있다. 분석과정은 (그림 6)에 나타난 바와 같이 먼저 폐기물 매립지로서의 기본적인 제약조건인 1차 결정기준을 만족시키는 예비대안을 찾아내고 이들의 적합성을 보다 상세히 검토하기 위한 2차 결정기준에 대한 조건을 계량화한 다음 ELECTRE를 이용하여 소수의 우수한 대안을 예비선정하는 과정을 거쳤다. 본 연구에서 수행된 분석과정은 여기까지이지만 이렇게 선정된 대안은 비계량적인 기준과 의사결정자의 직관적인 판단을 포함한 보다 포괄적인 검토와 행정적, 정치적 결정과정을 거쳐 최종 대안을 선정하는 단계로 발전될 수 있을 것이다.

1차 결정조건으로 토지이용(시가지가 아닌 곳), 지질(불침투성 지질), 수문(지표수와 200m 이상 격리), 경사(30% 이하), 표고



(그림 6) 폐기물 매립지 선정과정

(200m 이하) 등이 검토되었으며 IDRISI의 속성연계기능²⁾ 과 거리 연산기능을 이용하여 각 조건별 적합지역의 도면을 작성하고 이를 중첩하여 기본적인 조건들을 충족하는 지역을 찾아내었다. 이들 후보지의 불규칙한 경계부를 정리하고 내부의 미세한 공백을 없애기 위하여 최린 값 필터를 2회 실시하였으며 인접 후보지역을 각각의 대안으로 묶어서 68개소의 매립후보지를 추출하였다. 매립지의 최소규모를 8ha로 설정하고 구역연산기능을 이용하여 최소규모 이상을 골라낸 결과 15개소의 1차 대안이 선정되었다.

이 1차 대안의 수는 그리 많다고는 할 수 없으나 본격적인 행정적, 정치적 결정과정에 들어가 기 앞서서 이들 중 소수의 우수한 대안을 예비선

2). IDRISI 기능이 관한 설명은 J. R. Eastman(연상호, 이상석 역, 1994)를 참조할 것.

정하여 대안의 수를 줄여 나가는 것이 후속되는 의사결정과정의 효율성을 높이기 위해서 필수적 일 것이다. 대안의 예비선정을 위해 매립지 규모, 신설도로 길이, 운반거리, 토양적합성, 평균경사, 지표수와 의 거리, 시가지와의 거리, 시각영향, 기존식생 등 9개의 기준이 적용되었다. 매립지 조성을 위한 신설도로의 길이는 기존도로로부터 등거리지도를 작성하고 기존도로로부터 각 후보지까지의 최단거리를 찾음으로써 산정되었다. 폐기물의 평균 운반거리를 산정하기 위하여 먼저 토지이용별 폐기물 발생량 가중치(주거: 1, 상업 및 공업: 2)를 설정하고 이 가중치에 근거하여 시가지 구역의 가중중심을 찾아 이 중심으로부터 각 후보지까지의 거리가 계산되었다. 다섯 단계로 구분된 토양적합성을 기준으로 각 대안에 포함된 격자셀의 평균 토양적합성이 산정되었으며, 각 후보지의 평균경사가 계산되었다. 지표수와 의 거리 및 시가지와의 거리는 매립후보지의 환경영향을 측정하기 위한 것으로, 지표수 또는 시가지를 중심으로 한 등거리지도가 작성되고 각 격자셀에서 지표수 및 시가지까지의 거리가 계산된 다음, 각 후보지별로 평균거리가 산정되었다.

시각영향은 고속도로 및 폭 25m 이상의 주요도로에서 500m 간격으로 주 시각지점을 추출하여 이 시각지점으로부터 시각범위에 포함되는 지역을 찾고, 각 후보지에서 이 시각범위에 포함되는 면적을 추출하여 계량화하였다. 마지막으로 기존식생은 각 후보지에서 기존 수림대가 있는 부분의 면적을 의미한다.

〈표 6〉은 이러한 과정을 거쳐 분석된 각 대안의 조건을 보여주고 있다. 신설도로 길이, 운반거리, 평균경사, 시각영향 및 기존식생 등의 기준에 관한 점수는 음수로 표시되어 있는데 이는 이들 점수의 절대값이 클수록 매립지로의 적합성이 낮아진다는 것을 의미한다. 이 대안의 조건을 근거로 Adj값 1.0~1.2 범위에서 ELECTRE를 적용해 본 결과인 총합우세행렬이 〈표 7〉에 나타나 있다.

예비선정의 결과를 보면, 먼저 원래의 ELECTRE에 해당되는 E:Adj 1:1.0에서는 (〈표 7〉의 첫째칸 열의 합이 1 이상인 대안 탈락) A₁, A₃, A₁₅ 세 대안의 12개 대안이 탈락되어 매우 높은 예비선정의 효율을 보이지만 이 경우 우리가 기대할 수 있는 신뢰도는 V절에서

〈표 6〉 2차 결정기준에 대한 각 대안의 조건

기준 대안		2 차 결 정 기 준								
		C ₁ 규모 (ha)	C ₂ 신설도로 길이(m)	C ₃ 운반거리 (m)	C ₄ 토양 적합성	C ₅ 평균경사 (%)	C ₆ 지표수와 거리(m)	C ₇ 시가지와 거리(m)	C ₈ 시각영향 (cell)	C ₉ 기존식생 (cell)
대 안	A ₁	44.4	-209	-4641	3.58	-5.2	502	2564	-244	0
	A ₂	39.3	-33	-4914	1.92	-6.7	428	2115	-338	-39
	A ₃	10.8	0	-3966	4.39	-4.1	641	1812	-97	0
	A ₄	51.4	-133	-3654	3.18	-4.9	347	1422	-284	0
	A ₅	14.2	0	-4234	2.28	-4.9	357	563	-2	-50
	A ₆	11.1	0	-3384	2.38	-2.8	381	974	-48	-3
	A ₇	8.8	-727	-3759	4.01	-4.4	363	377	0	-26
	A ₈	38.0	0	-2494	3.25	-4.3	417	236	-331	-113
	A ₉	22.2	-146	-4700	4.71	-18.2	297	273	0	-195
	A ₁₀	29.8	0	-4740	4.92	-19.4	337	609	0	-237
	A ₁₁	27.2	-14	-2881	3.91	-5.1	436	1202	-213	0
	A ₁₂	9.3	-202	-3875	5.00	-11.2	352	173	0	-81
	A ₁₃	15.2	0	-3622	3.26	-6.0	682	329	-133	-60
	A ₁₄	14.2	-133	-5980	2.65	-11.6	451	1854	0	-50
	A ₁₅	8.3	-33	-6345	4.64	-6.5	472	1642	0	-40
가중치		0.10	0.11	0.08	0.12	0.10	0.18	0.16	0.10	0.05

<표 7> ELECTREDML 결과 (총합우세행렬)

Adj:1.0 p: 0.519 q: 0.788	Adj:1.1 p: 0.571 q: 0.717	Adj:1.2 p: 0.622 q: 0.657
-000111110011000	-000111111010000	-00000001110000000
00000010000000000	00000000000000000	0000000000010000000
00100111110000000	00000000000000100	0000000000000100000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
00000000000000000	00000000000000000	0000000000000000000
010001111111110-0	010001011111110-0	00000000000000000
020163969725220	010162749505120	000030529304110

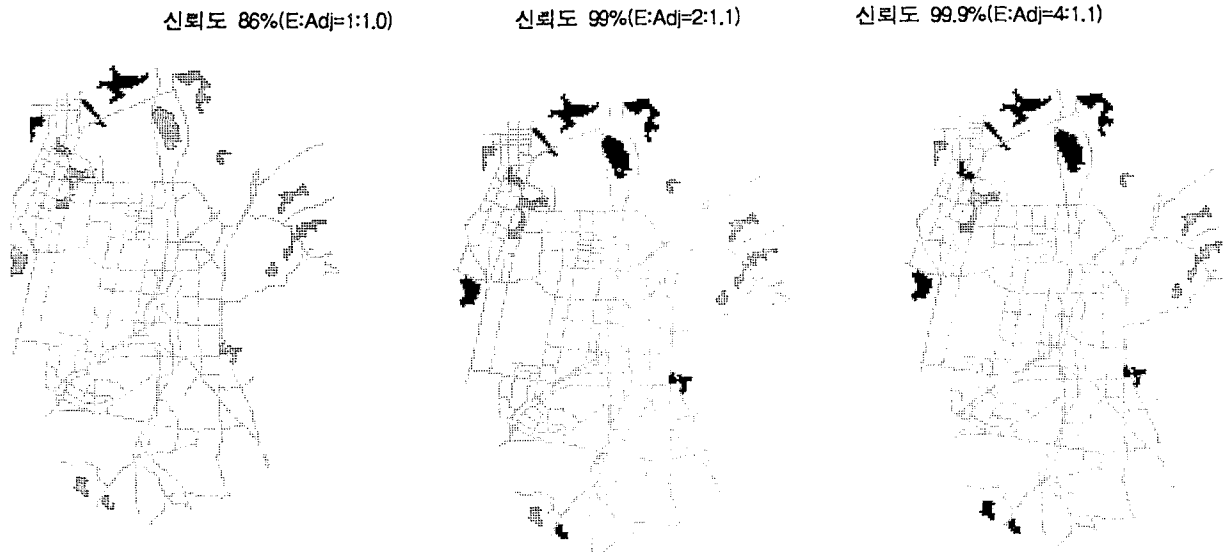
주 - Adj는 경계값 조정계수, p는 일치지수 경계값, q는 결일치지수 경계값임.
 - 각 행렬의 마지막 행은 각 열의 합, 즉 각 대안에 대한 우세 대안의 수를 나타냄.

검증한 바와 같이 약 86%에 불과하다. E:Adj를 2:1.1로 상향조정하면 <표 7> 둘째칸 열의 합이 2 이상인 대안 탈락) A₁, A₂, A₃, A₄, A₁₁, A₁₃, A₁₅ 등 7개의 대안을 예비선정할 수 있으며 이 경우 99%의 신뢰도를 기대할 수 있다. 신뢰도가 99%란 유사한 의사결정을 100회 반복하였을 경우 1회의 오차가 발생할 확율이 있다는 것으로, 이러한 상당히 높은 신뢰도 수준에서도 예비대안의 반 이상(8/15)을 탈락시킬 수 있다는 것은 이 개선된 ELECTRE의 효용성을 보여준다. 더욱 높은 신뢰도가 요구될 경우, 99.9%의 신뢰도를 얻을 수 있는 E:Adj 4:1.1을 적용하면 <표 7> 둘째칸 열의 합이 4 이상인 대안 탈락), A₆, A₁₄ 등 두개의 대안이 추가된 총 9개의 대안을 예비선정할 수 있으며 나머지 6개의 대안은 제외시킬 수 있다. 어떠한 수준에서 신뢰도를 설정하든지 의사결정자 또는 계획가는 <표 7>의 결과를 토대로 이 결정에 따른 위험부담을 알 수 있으며 결정의 근거로 이를 제시할 수 있다. 각 경우에 예비선정된 대안은 <그림 7>에 나타나 있다.

이러한 2차에 걸친 대안작성 및 선정의 단계를 거치는 대신, 1차 결정기준, 즉 최소 총족요건을 상향 조정하여 대안의 수를 제한할 수도 있었지만 이 경우 우수한 대안이 한 기준에 대한 약점으로 초기에 제외되는 문제가 발생한다.

예를 들어 매달지 대안작성에 있어서 도로시설이 불필요한 후보지만을 대상으로 한다면 다른 조건이 아주 우수한 대안인 A₁, A₂, A₄, A₁₁, A₁₅ 등이 아예 고려되지 않는 불합리한 결과를 낳을 것이다. 그러므로 1차 결정요건으로는 그야말로 최소의 기준만을 적용하고 추출된 대안을 면밀히 검토하여 예비선정의 단계를 거치는 것이 보다 합리적이고 바람직한 의사결정 과정이라고 말할 수 있으며, 이러한 과정은 일반 적 지분식과정의 결정론적 오류(Burrough, 1986, pp.100-101)를 보완할 수 있는 한가지 방편이 될 것이다.

원래의 ELECTRE는 이러한 예비선정의 방편으로 잠재적인 효용성은 있었으나 의사결정자에게 감수해야할 위험부담의 수준을 알려줄 수 없었고 의사결정자가 원하는 위험부담의 수준으로 탄력적으로 이 방편을 적용할 수 있는 길을 제공하지 못하는 약점이 있었다. 위의 예에서 의사결정자가 원래의 ELECTRE의 결과에 따라 세 대안만을 예비선정할 때 얼마만큼의 위험부담이 있는지 전혀 알 수 없었고, 또한 탈락된 대안 중 A₁₁, A₁₃ 등의 대안은 몇몇 기준에 대해서는 약점이 있으나 다른 면에서는 상당히 우수한 대안으로 보이는데, 의사결정자가 이들 대안을 포함하는 수준에서 ELECTRE를 적용하고 싶을 때 과잉한 방법이 없었던 것이다. 본 연구의 결과는



(그림 7) 신뢰도 수준에 따라 예비선정된 매립지 대안

ELECTRE의 이러한 단점들을 보완하고 이 방법이 효율적인 예비선정의 방법으로 쓰일 수 있는 방안을 제시하였다고 판단된다.

VIII. 결론

이 연구는 의사결정문제의 예비선정 방법으로 ELECTRE의 가능성을 주목하고, 이 방법의 실무적용성을 높이기 위해 신뢰도 증진을 위한 방법의 모색하였다. 신뢰도를 검증하기 위해 사용된 몬테카를로 시뮬레이션의 결과는 이 방법이 높은 효율성은 가지고 있으나 신뢰도는 만족스럽지 않은 수준임을 보여주었으며, 특히 비선형 효용곡선하에서 더욱 큰 오차가 발생할 수 있다는 가설을 확인해 주었다. ELECTRE의 신뢰도 증진을 위해서 우열관계 판정의 근거가 되는 경계값의 조정 및 열세대안의 제외를 위해 요구되는 우세대안의 수를 조정하는 두 가지 방법이 검토되었다. 검증 결과, 이러한 조정은 이 방법의 신뢰도를 만족스러운 수준으로 향상시키고 있으며 동시에 실무적용의 가치가 있는 상당 수준

의 효율성도 획득하고 있다고 평가된다. 또한 이 실험의 결과를 바탕으로 의사결정자는 ELECTRE의 사용에 따른 위험부담을 확률적으로 파악할 수 있을 뿐 아니라 매개변수의 조정으로 자신이 원하는 수준에서 이 방법을 단계적으로 적용할 수 있는 탄력적 사용이 가능해졌다.

계획 및 설계를 위한 의사결정 지원시스템(decision support systems)의 구축과정에서 개선된 ELECTRE의 장점을 활용하기 위해서는 두 가지의 방식이 가능한 것으로 보인다. 그 첫번째는 최소수준을 만족하는 여러 대안을 작성하고 ELECTRE를 이용하여 그 중 우수한 대안만을 걸러내는 방법이다. 앞서 예를 든 GIS를 이용한 적지분석과정이 이 방식의 한가지 예가 되겠다. 이 경우 시스템 사용자는 원하는 신뢰도를 입력하고 시스템은 그 신뢰수준에서 최대한의 효율을 얻을 수 있는 매개변수를 적용하여 상대적으로 열등한 대안을 제외시킬 수 있을 것이다. 두번째의 방식은 새로운 대안이 작성될 때마다 지금까지 누적된 대안들 사이의 우열관계를 ELECTRE를 이용하여 점검하고 열등한 대안이 발견될 때에는 사용자에게 그

결과를 알려주어 제외여부를 결정하게 할 수도 있을 것이다. 이 경우에는 ELECTRE의 우열 판정과정에서 여러 단계의 매개변수(E와 Ad)를 적용하여 발견된 우열판정의 신뢰도를 검증하고 이를 제외여부 판단에의 참고자료로 사용자에게 보고하는 방식이 바람직할 것이다.³⁾ 어떤 방식으로 개선된 ELECTRE를 이용하더라도 의사결정자는 이 방법의 장점을 충분히 활용할 수 있을 것이다.

본 연구 결과의 주된 가치는 ELECTRE를 이용하여 열등한 대안을 제외시킬 때 의사결정자가 감수해야할 위험부담(실제로 우수한 대안을 제외시킬 가능성)을 확률적으로 밝힌 점이라고 생각된다. 의사결정자는 이러한 확률적인 정보를 자신의 직관적인 판단에 더함으로써 보다 효율적이고 생산적인 의사결정과정을 진행시킬 수 있을 것이다. 이 연구는 ELECTRE의 사용자에게 필요불가결한, 결과의 신뢰도에 관한 정보를 제공하고 사용자가 요구하는 신뢰도 범위 내에서 최대한의 효율성을 확보할 수 있는 방안을 마련하여 실제 의사결정과정에서 ELECTRE의 적용 가능성을 확대하였다는 데 그 의의를 찾을 수 있다.

참고문헌

1. 이행렬 (1995) 중소도시의 녹지환경 특성분석에 관한 연구, 경희대학교 박사학위 논문.
2. Belton, Valerie (1986) "A Comparison of the Analytic Hierarchy Process and a Simple Multi-attribute Value Function", *European Journal of Operational Research* 26: 7-21.
3. Burrough, P. A. (1986) *Principles of Geographical Information Systems for Land Resources Assessment*. Oxford: Oxford University Press.
4. Dyer, James S., P. C. Fishburn, R. E. Steuer, J. Wallenius and S. Zions (1992) "Multiple Criteria Decision Making, Multiattribute Utility Theory: The Next Ten Years", *Management Science* 38: 645-654.
5. Eastman, J. R. (1994) IDRISI User's Guide. 연상호, 이상석 편역, GIS 개론 및 실습. 한울 아카데미.
6. Hershey, John C., Howard C. Kunreuther and Paul J. H. Schoemaker (1982) "Sources of Bias in Assessment Procedures for Utility Functions", *Management Science* 28: 936-954.
7. Hobbs, Benjamin. F., V. Changkong and W. Hamadeh (1992) "Does Choice of Multicriteria Method Matter? An Experiment in Water Resources Planning", *Water Resources Research* 28: 1767-1775.
8. Hogarth, Robin (1987) *Judgment and Choice*. New York: John Wiley & Sons.
9. Hopkins, L. D., Douglas Johnston and Insung Lee (1991) "Development of Algorithms for Classification, Spatial Allocation and Tradeoff Analysis for Training Landuse Management". Report for U.S Army Construction Engineering Research Laboratory.
10. Hwang, Ching-Lai and Kwang-Sun Yoon (1981) *Multiple Attribute Decision Making*. New York: Springer-Verlag.
11. Johnson, E. J. and J. W. Payne (1985) "Effort and Accuracy in Choice", *Management Science* 31: 395-414.
12. Karmontsky, R. D. (1982) "The Relationship between the Analytic Hierarchy Process and the Additive Value Function", *Decision Science* 13: 702-713.
13. Keeney, Ralph L. and Howard Raiffa (1976) *Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Tradeoffs*. New York: John Wiley & Sons.
14. Lai, S-K. and L. D. Hopkins (1989) "The

3). 예를 들어 열등대안의 우열판정이 매개변수 E:Ad가 2:1.0 수준에서 유효한 것이라면 그 우열판정의 신뢰도는 96.86%(오차가능성: 3.14%)로 생각할 수 있다. <표 5>의 결과를 참조할 것.

- Meaning of Tradeoffs in Multiattribute Evaluation Methods: A Comparison", *Environment and Planning B: Planning and Design* 16: 155-170.
15. Lee, Insung (1994) "Development of Procedural Expertise to Support Multiattribute Spatial Decision Making", Ph.D Dissertation. Dept. of Urban and Regional Planning, University of Illinois at Urbana-Champaign.
 16. Massam, Bryan H. (1988) "Multicriteria Decision Making (MCDM) Techniques in Planning", *Progress in Planning* 30: 1-84.
 17. Montgomery, Henry (1983) "Decision Rules and the Search for a Dominance Structure: Towards a Process Model of Decision Making", In P. C. Humphrey, O. Svenson and A. Vari (Ed.) *Analysis and Aiding Decision Processes*. Amsterdam: North Holland.
 18. Payne, J. W., J. R. Bettman and E. J. Johnson (1988) "Adaptive Strategy Selection in Decision Making", *Journal of Experimental Psychology* 14: 534-552.
 19. Roy, B. (1990) "The Outranking Approach and the Foundation of ELECTRE Methods", In A. Carlos and B. Costa (Ed.) *Readings in Multiple Criterial Aid*. New York: Springer-Verlag.
 20. Saaty, T. L. (1980) *The Analytic Hierarchy Process*. New York: McGraw-Hill.
 21. Simon, Herbert A. (1976) "From Substantive to Procedural Rationality", In Sapiro J. Latsis (Ed.) *Methodology Appraisal in Economics*. Cambridge: Cambridge University Press.
 22. Stokey, Edith and Richard Zeckhauser (1978) *A Primer for Policy Analysis*. New York: W. W. Norton.
 23. Svenson, O (1979) "Process Descriptions of Decision Making", *Organizational Behavior and Human Performance* 23: 86-112.
 24. Thorngate, W. (1980) "Efficient Decision Heuristics", *Behaviora Science* 25: 219-225.
 25. Volnonino, Linda and Peter Kirs (1988) "An Investigation of Performance, Productivity, and Rationality in Multi-criteria Decision Making", *Proceedings of the 21st Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, Vol. III. Decision Support and Knowledge Based Systems Track.
 26. von Neumann, John and Oscar Morgenstern (1946) *Theory of Games and Economic Behavior*. Princeton: Princeton University Press.
 27. Weber, Elke U. and Osman Coskunoglu (1990) "Descriptive and Prescriptive Models of Decision Making", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 20: 310-317.